

MANOEL RICARDO DOURADO CORREIA

**AVALIAÇÃO DE DIFERENTES TÉCNICAS DE MODELAGEM  
E DE DADOS ESPACIAIS APLICADAS À ANÁLISE DE RISCO  
A DESLIZAMENTOS NO BAIXO VALE DA BACIA DO RIO  
ITAJAÍ-AÇU SC**

Tese submetida ao Programa de Pós-Graduação em Geografia da Universidade Federal de Santa Catarina, como requisito parcial para a obtenção do título de Doutor em Geografia. Área de concentração: Utilização e Conservação de Recursos Naturais. Análise Ambiental.

Orientadora: Prof.<sup>a</sup> Dr.<sup>a</sup> Ruth Emilia Nogueira

Coorientador: Prof. Dr. Carlos Roberto de Souza Filho

FLORIANÓPOLIS

2015

Ficha de identificação da obra elaborada pelo autor,  
através do Programa de Geração Automática da Biblioteca Universitária da UFSC.

Correia, Manoel Ricardo Dourado  
AVALIAÇÃO DE DIFERENTES TÉCNICAS DE MODELAGEM E DE DADOS  
ESPACIAIS APLICADAS À ANÁLISE DE RISCO A DESLIZAMENTOS NO  
BAIXO VALE DA BACIA DO RIO ITAJAI-AÇU SC / Manoel Ricardo  
Dourado Correia ; orientadora, Ruth Emilia Nogueira ;  
coorientador, Carlos Roberto Souza Filho. - Florianópolis,  
SC, 2015.  
425 p.

Tese (doutorado) - Universidade Federal de Santa  
Catarina, Centro de Filosofia e Ciências Humanas. Programa  
de Pós-Graduação em Geografia.

Inclui referências

1. Geografia. 2. Modelagem espacial e estatística. 3.  
Deslizamentos. 4. SIG. 5. Risco. I. Nogueira, Ruth Emilia.  
II. Souza Filho, Carlos Roberto. III. Universidade Federal  
de Santa Catarina. Programa de Pós-Graduação em Geografia.  
IV. Título.

**Manoel Ricardo Dourado Correia**

**Avaliação de diferentes técnicas de modelagem e de dados espaciais aplicados à análise de risco a deslizamentos no baixo vale da bacia do rio Itajaí-Açu, SC**

Esta Tese foi julgada adequada para obtenção do Título de “Doutor em Geografia”, e aprovada em sua forma final pelo Programa de Pós-graduação em Geografia.

Florianópolis, 03 de setembro de 2015.

---

Prof. Dr. Aloysio Marthins de Araújo Junior  
Coordenador do PPGG/UFSC

**Banca Examinadora:**

---

Profa. Dra. Ruth Emilia Nogueira  
Universidade Federal de Santa Catarina

---

Profa. Dra. Carla Van Der Haagen Custodio Bonetti  
Universidade Federal de Santa Catarina

---

Prof. Dr. Carlos Antonio Oliveira Vieira  
Universidade Federal de Santa Catarina

---

Prof. Dr. Everton da Silva  
Universidade Federal de Santa Catarina

---

Prof. Dr. Francisco Henrique de Oliveira  
Universidade do Estado de Santa Catarina

---

Prof. Dr. Fabiano Antonio de Oliveira  
Universidade Federal do Paraná

Dedico à minha família:

Aos meus pais, Manoel e Joana, pela vida e constante incentivo.

Aos meus dois irmãos, Kleber (bodim) e Leonardo (brita), pelo inestimável incentivo, amizade e apoio nas horas certas.

Aos meus três belos sobrinhos, Luca, Leozinho e o neném que está por vir.



## AGRADECIMENTOS

À Universidade Federal de Santa Catarina por proporcionar o ambiente de formação.

À Fundação de Amparo a Pesquisa do Estado do Amazonas (FAPEAM) pela bolsa de doutoramento (Edital 020/2010).

Ao Prof. Dr. Carlos Roberto de Souza Filho pela coorientação e constante apoio.

Aos membros da banca de exame, por terem aceito avaliar esta pesquisa.

Ao Laboratório de Laminação (LabLam) do Departamento de Geociências da UFSC, na pessoa do Prof. Dr. Breno Leitão Waichel.

À Prof.<sup>a</sup> Dr.<sup>a</sup> Maristela Padoin pela amizade e auxílio nas idas a Florianópolis.

Aos colegas Ivo Bachmann e Gerson Muller pelo apoio externado.

A todos os integrantes da Secretaria de Defesa do Cidadão da Prefeitura de Blumenau, em especial ao Sr. Telmo Gonçalves Duarte (*in memoriam*).

Aos colegas da Diretoria de Geologia da Prefeitura de Blumenau pelo convívio que propiciou o amadurecimento nas atividades relacionadas ao mapeamento de risco a deslizamentos.

Aos amigos, Gerson, Paulo, Henrique e Marcio, pelas bagunças e ajudas nas horas certas.

Aos amigos geógrafos Paulo de Lyra e Gerson Lange pelo auxílio e sugestões adicionais prestadas ao trabalho.

À Sabrina Heck, de maneira muito especial, que sempre esteve ao meu lado, compreensiva e incentivando.

À família Heck (Lauro, Lourdes, Nino, Pretinha e Sabrina) pelo constante apoio e cuidado nos momentos difíceis.

À minha família, meus pais, meus sobrinhos e meus irmãos, pelo carinho e constante incentivo.

A todos que contribuíram desde o projeto até a impressão final dessa tese.

Registro, por fim, o meu apreço e admiração pela Prof.<sup>a</sup> Dr.<sup>a</sup> Ruth Emilia Nogueira, pela orientação, confiança, dedicação, seriedade, empenho na resolução dos problemas defrontados, durante todo o desenvolvimento do trabalho.

À Deus por tudo.

## RESUMO

Nos últimos 35 anos, o baixo vale do rio Itajaí-Açu registrou um aumento na frequência de eventos climáticos extremos. No evento meteorológico de 2008, a ocorrência generalizada de deslizamentos resultou no maior desastre sócioambiental da história do Estado de Santa Catarina. Na ocasião, ocorreram aproximadamente 4.000 deslizamentos que vitimaram 135 pessoas e danificaram áreas agrícolas, florestais e, sobretudo, sítios urbanos. Por essa razão, o objetivo desse trabalho é contribuir para o estudo dos deslizamentos no baixo vale da bacia do rio Itajaí-Açu. Tem como ponto fundamental a investigação e avaliação de métodos de análise e modelagem espacial guiada pelos dados (*data-driven*) e pelo conhecimento de dados do meio físico (*knowledge-driven*), visando o mapeamento de áreas com suscetibilidade e de risco aos movimentos de massa gravitacional. Na etapa de inventariação dos deslizamentos, os dados obtidos por Sensoriamento Remoto (informações satelitais, aerofotogramétricas) e pela Cartografia em Multimídia tiveram grande utilidade na detecção e mapeamento dos deslizamentos em três cenários distintos (2008, 2011 e 2015). Feições como superfícies de ruptura e cicatrizes de escorregamentos foram identificadas, quantificadas e mapeadas, baseadas em interpretações e processamento de imagens orbitais e aéreas. Os fatores do meio físico ou temas evidenciais que influenciaram a ocorrência de deslizamento foram calculadas a partir de dados globais (SRTM - 90x90m, ASTER - 30x30m) e locais de elevação (SDS - 3x3m). A associação espacial entre os temas do meio físico e os deslizamentos foi calculada pelos valores de *studentized contrast*, *memberships values*, relação de frequência e *weighted sum overlay*, usando respectivamente, a modelagem Pesos de Evidência, inferência *Fuzzy* e o Índice de Suscetibilidade a Deslizamento (ISD). No geral, os mapas finais de suscetibilidade relativa a deslizamentos honraram satisfatoriamente os pontos de treinamento (deslizamentos) não utilizados na modelagem, atestando os bons resultados da classificação, sendo que o método de mapeamento guiado pelo conhecimento dos dados - Índice de Suscetibilidade a Deslizamento (ISD) - foi o que apresentou melhor resultado, tanto nos dados orbitais quanto nos dados aéreos. Além disso, os temas evidenciais ou fatores preparatórios do meio físico indicam que o terço superior das vertentes são mais suscetíveis à ocorrência de deslizamentos. Para avaliação de mapas de suscetibilidade em termos ou quantificações de probabilidade absoluta

(*probabilidade a posteriori*), o método *binary WofE* (Pesos de Evidência) foi aplicado no mesmo conjunto de dados anterior (SRTM - 90x90m, ASTER - 30x30m, SDS - 3x3m). No geral, a maioria das cicatrizes mapeadas ocorre exatamente ou próxima das áreas de maior suscetibilidade, onde estão os maiores valores de probabilidade *a posteriori*  $P_k$  (*max*), mas também é possível observar a ocorrência de deslizamentos em áreas de média e baixa suscetibilidade ou *a posteriori* mínima  $P_k$  (*min*). Constatou-se que um mapa ideal de suscetibilidade absoluta seria aquele com altos valores de eficiência e predição, amplitudes elevadas de probabilidade *a posteriori* máxima e mínima e que atenda a condição de independência condicional dos dados. A adoção de inventários multitemporais e diferentes estratégias de validação permitiu constatar que a construção e aplicação de mapas de suscetibilidade estáticos ou construídos com um único inventário seriam insuficientes ou impraticáveis para gestão de áreas risco. Desta maneira, o ordenamento territorial deve ser conduzido com mapas de perigo ou mapas de suscetibilidade temporais.

Palavras-chave: Modelagem espacial e estatística, Suscetibilidade, Risco, Deslizamentos, SIG.

## ABSTRACT

Over the past 35 years, the lower valley of the Itajaí-Açu river recorded an increase in the frequency of extreme weather events. In meteorological event of 2008, the widespread occurrence of landslides resulted in the greatest socio-environmental disaster in the history of the State of Santa Catarina. At the time, there were about 4,000 landslides which killed 135 people and damaged agricultural areas, forest and above all urban sites. Therefore, our aim is to contribute to the study of landslides in this region, having as a fundamental point the research and evaluation of data-driven and knowledge-driven methods of analysis and spatial modeling for landslide susceptibility and risk mapping. During the preparation of the landslides inventory, the data obtained by remote sensing (orbital and aerophotogrametric) and Multimedia Cartography had great utility in detecting and mapping landslides in three different scenarios (2008, 2011 e 2015). Discernible signs of landslides were identified, quantified and mapped, based on interpretations and processing of satellite and aerial imagery. The Geo-environmental factors that influenced the occurrence of landslides were calculated from global (SRTM - 90x90m, ASTER - 30x30m) and local (SDS - 3x3m) elevation models. The spatial association of these factors with landslides was calculated by studentized contrast, memberships values, frequency ratio e weighted sum overlay, using weights of evidence, fuzzy logic and Landslide Susceptibility Index (LSI) models. Overall, the susceptibility relative maps satisfactorily matched the training points (landslides) not used in modeling, certifying the good results of the classification. The data driven method - Landslide Susceptibility Index (LSI) - showed the best result in both satellite and aerial data. Furthermore, the evidential themes or preparatory factors of the physical environment indicates that the upper third of slopes are more susceptible to the occurrence of landslides For evaluation of susceptibility maps in terms of absolute quantification (unconditional probability), the binary WOFE method was applied in the same datasets (SRTM - 90x90m, ASTER - 30x30m, SDS - 3x3m). In general, most landslides occurs at or close to high susceptibility areas, where are high conditional probability values  $P_k(max)$ , but it is also possible to observe the occurrence of landslides in low or average susceptibility áreas  $P_k(min)$ . I found that an optimal susceptibility map of absolute values would be one with high efficiency and prediction (SRC and PRC), high amplitude of maximum and minimum conditional

probability and one that satisfies the conditional independence of data. Using multi-temporal inventories and different validation methods helped me to figure that the construction and application of static susceptibility maps or created with a single inventory would be insufficient or impractical for landslide risk management. Therefore, urban and regional planning should be conducted with landslide hazard maps or temporal susceptibility maps.

**Key-Words:** Spatial Modeling, Statistical Modeling, Susceptibility, Risk, Landslides, GIS.

## SUMÁRIO

<b>1 INTRODUÇÃO</b> .....	32
1.1 APRESENTAÇÃO .....	32
1.2 PROBLEMA .....	35
1.3 JUSTIFICATIVA.....	37
1.4 HIPÓTESES.....	40
1.5 OBJETIVOS .....	41
1.5.1 OBJETIVO GERAL .....	41
1.5.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS.....	41
1.6 ESTRUTURAÇÃO DA TESE.....	42
<b>2 CARACTERIZAÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO</b> .....	45
2.1 SITUAÇÃO E LOCALIZAÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO .....	45
2.2 CARACTERÍSTICAS DA BACIA DO RIO ITAJAÍ-AÇU.....	47
2.3 CARACTERÍSTICAS TOPOGRÁFICAS E GEOMORFOLÓGICAS.....	49
2.4 ASPECTOS GEOLÓGICOS .....	53
2.5 CARACTERÍSTICAS CLIMÁTICAS .....	61
2.6 COBERTURA VEGETAL E OS IMPACTOS ANTRÓPICOS.....	69
<b>3. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA</b> .....	73
3.1 FATORES DE INSTABILIDADE DAS VERTENTES E OS CONDICIONANTES DOS MOVIMENTOS DE MASSA.....	73
3.2 MODELAGEM EM SIG E OS MÉTODOS - <i>KNOWLEDGE-DRIVEN E DATA DRIVEN</i> -.....	76
3.3 SUSCETIBILIDADE, PERIGO E RISCO A DESLIZAMENTO E SEUS MÉTODOS DE PREDIÇÃO.....	78
3.4 ANÁLISE POR PESOS DE EVIDÊNCIA ( <i>WOFE – WEIGHTS OF EVIDENCE</i> ).....	84
3.4.1 INFERÊNCIA BAYESIANA .....	84

3.4.2 O MÉTODO PESOS DE EVIDÊNCIA (WofE).....	88
3.4.3 CÁLCULO DAS INCERTEZAS DOS PESOS ( <i>STUDENTIZED CONTRAST</i> )93	
3.4.4 INDEPENDÊNCIA CONDICIONAL .....	95
3.5 LÓGICA FUZZY E ANÁLISE DE SOBREPOSIÇÃO (WEIGHTED INDEX OVERLAY).....	96
3.5.1 FUZZIFICAÇÃO DOS DADOS (FUZZY MEMBERSHIP) E OS SEUS OPERADORES.....	97
3.6 VALIDAÇÃO E EFICIÊNCIA DOS MODELOS .....	105
3.6.1 DEFINIÇÃO E IMPORTÂNCIA .....	105
3.6.2 A MATRIZ DE CONFUSÃO E AS ESTATÍSTICAS DERIVADAS .....	106
<b>4. CARTOGRAFIA EM MULTIMÍDIA E SENSORIAMENTO REMOTO PARA A INVENTARIAÇÃO DE MOVIMENTOS DE MASSA NO BAIXO VALE DO RIO ITAJAÍ-SC.....</b>	<b>115</b>
4.1 INTRODUÇÃO .....	115
4.2 MATERIAIS E MÉTODOS .....	117
4.2.1 AQUISIÇÃO DOS DADOS E AS ETAPAS DE PROCESSAMENTO DAS IMAGENS .....	117
4.2.2 ESTRATÉGIA DE AMOSTRAGEM E ANÁLISE ESPACIAL DOS EVENTOS .....	124
4.3 RESULTADOS E DISCUSSÃO .....	128
4.3.1 O PROCESSAMENTO DAS IMAGENS E A OBTENÇÃO DOS INVENTÁRIOS DE DESLIZAMENTOS DOS ANOS DE 2008, 2011 E 2015... 128	
4.3.2 A ANÁLISE ESPACIAL DOS DESLIZAMENTOS E OS EVENTOS PLUVIOMÉTRICOS ASSOCIADOS.....	144
4.4 CONCLUSÃO .....	158
<b>5. AVALIAÇÃO DE DIFERENTES TÉCNICAS DE MODELAGEM E DE DADOS ESPACIAIS APLICADAS À ANÁLISE DE SUSCETIBILIDADE RELATIVA A DESLIZAMENTOS NO BAIXO VALE DO RIO ITAJAÍ-SC.....</b>	<b>160</b>
5.1 INTRODUÇÃO .....	160
5.2 MATERIAL E MÉTODOS .....	162



5.2.1 PREPARAÇÃO DO INVENTÁRIO DE DESLIZAMENTOS E DO CONJUNTO DE DADOS ESPACIAIS .....	166
5.2.2 OS MÉTODOS APLICADOS À ANÁLISE DE SUSCETIBILIDADE .....	218
5.2.2.1 Análise por pesos de evidência .....	218
5.2.2.2 Inferência Fuzzy .....	219
5.2.2.3 Análise pelo Índice de Suscetibilidade a Deslizamento (ISD) .....	220
5.2.3 SELEÇÃO DOS MODELOS DE SUSCETIBILIDADE A DESLIZAMENTO E VALIDAÇÃO DOS DADOS .....	221
5.3 RESULTADO E DISCUSSÃO.....	221
5.3.1 CÁLCULOS DOS PONDERADORES E OBTENÇÃO DOS PRINCIPAIS FATORES PREPARATÓRIOS DOS DESLIZAMENTOS.....	221
5.3.2 SELEÇÃO DOS MODELOS DE SUSCETIBILIDADE A DESLIZAMENTO E VALIDAÇÃO DOS DADOS .....	248
5.4 CONCLUSÃO .....	267
<b>6. APLICAÇÃO DA TÉCNICA PESOS DE EVIDÊNCIA (BINARY WEIGHTS OF EVIDENCE) PARA O MAPEAMENTO DE SUSCETIBILIDADE A DESLIZAMENTOS EM TERMOS OU QUANTIFICAÇÕES ABSOLUTA .....</b>	<b>270</b>
6.1 INTRODUÇÃO .....	270
6.2 MATERIAIS E MÉTODOS .....	272
6.2.1 PREPARAÇÃO DO INVENTÁRIO DE DESLIZAMENTOS E DO CONJUNTO DE DADOS .....	274
6.2.2 DEFINIÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO, DA DIMENSÃO DO PIXEL, DA UNIDADE DE ÁREA (UNIT CELL AREA) E DA PROBABILIDADE A PRIORI .....	274
6.2.3 CÁLCULO DOS PESOS E DA VARIÂNCIA DELES.....	277
6.2.4 COMBINAÇÃO DOS TEMAS EVIDENCIAIS PARA CRIAR O MAPA FINAL DE PROBABILIDADE A POSTERIORI .....	278
6.2.5 TESTE DE INDEPENDÊNCIA CONDICIONAL.....	279
6.2.6 SELEÇÃO DOS MODELOS DE SUSCETIBILIDADE A DESLIZAMENTO E AVALIAÇÃO DA CAPACIDADE DE PREDIÇÃO.....	282
6.3 RESULTADOS.....	282

6.3.1 CÁLCULO DOS PESOS E DA VARIÂNCIA DELES.....	283
6.3.2 AVALIAÇÃO DA INDEPENDÊNCIA CONDICIONAL ENTRE PARES BINÁRIOS .....	306
6.3.3 AVALIAÇÃO DA INDEPENDÊNCIA GLOBAL .....	315
6.3.4 COMBINAÇÃO DOS TEMAS EVIDENCIAIS E VALIDAÇÃO DOS MODELOS .....	327
6.4 CONCLUSÃO .....	344
<b>7. SUSCETIBILIDADE DINÂMICA: UMA PROPOSTA METODOLÓGICA PARA IDENTIFICAÇÃO DE ÁREAS DE RISCO A DESLIZAMENTOS.....</b>	<b>347</b>
7.1 INTRODUÇÃO .....	347
7.2 MATERIAIS E MÉTODOS .....	351
7.2.1 ELABORAÇÃO DA BASE DE DADOS ESPACIAL.....	353
7.2.2 REGRESSÃO LOGÍSTICA.....	365
7.2.3 VALIDAÇÃO DOS MAPAS DE SUSCETIBILIDADE PARA CADA CENÁRIO .....	366
7.2.4 VALIDAÇÃO ENTRE OS CENÁRIOS E A SIMULAÇÃO DO PERIGO (SUSCETIBILIDADE A RUPTURA, TEMPO DE RETORNO E MAGNITUDE) E RISCO PARA CADA CENÁRIO.....	366
7.3 RESULTADOS E DISCUSSÃO .....	367
7.3.1 APLICAÇÃO DA REGRESSÃO LOGÍSTICA E ELABORAÇÃO DOS MODELOS DE SUSCETIBILIDADE.....	367
7.3.2 VALIDAÇÃO DOS MAPAS DE SUSCETIBILIDADE PARA CADA CENÁRIO .....	382
7.3.3 VALIDAÇÃO ENTRE OS CENÁRIOS E A HIPÓTESE DOS MAPAS DE SUSCETIBILIDADE TEMPORAIS .....	386
7.3.4 SIMULAÇÃO DO PERIGO (SUSCETIBILIDADE A RUPTURA, TEMPO DE RETORNO E MAGNITUDE) E RISCO PARA OS CENÁRIOS DE 2008 E 2011.....	394
7.4 CONCLUSÃO .....	398
<b>8. CONSIDERAÇÕES FINAIS.....</b>	<b>399</b>
<b>REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....</b>	<b>401</b>

## LISTA DE FIGURAS

Figura 1.1 - Fluxograma dos procedimentos metodológicos da tese.....	44
Figura 2.1 - Localização da área de estudo .....	46
Figura 2.2 - Relevo da bacia hidrográfica do rio Itajaí-Açu derivado do SRTM DEM.....	48
Figura 2.3 - Localização do baixo curso, objeto do trabalho .....	49
Figura 2.4 - Relevo da área de estudo derivado do ASTER GDEM .....	50
Figura 2.5 - Faixas altimétricas da área de estudo derivadas do ASTER GDEM.....	51
Figura 2.6 - Unidades geológicas da área de estudo .....	55
Figura 2.7 - As 14 litologias da área de estudo .....	58
Figura 2.8 - Numerosas zonas de cisalhamento ocorrem na área, seccionando segundo duas direções principais: N80E e N20E.....	59
Figura 2.9 - Numerosas zonas de cisalhamento ocorrem na área, seccionando segundo duas direções principais: N80E e N20E.....	60
Figura 2.10 - Umidade média anual da bacia do Itajaí e da área de estudo.....	63
Figura 2.11 - Precipitação média anual da bacia do Itajaí e da área de estudo.....	65
Figura 2.12 - Temperatura média anual da área de estudo, as baixas temperaturas são associadas ao fator topográfico.....	66
Figura 2.13 - Climograma do município de Blumenau-SC.....	68
Figura 2.14 - Climograma do município de Luiz Alves-SC.....	69
Figura 2.15 - Predomínio da Floresta Ombrófila Densa na Cobertura vegetal da área de estudo.....	71
Figura 3.1 - Classe de declividade (20-45°) contida na região de estudo “T”.....	85
Figura 3.2 - Diagrama de Venn ilustrando o cálculo dos pesos de evidência. $T_v$ = total de área ocupada por certa classe de uma evidência (ex. declividade 20-45°). $T_v$ = total de área ocupada na ausência da	

evidência. At = área total. Af = deslizamento presente Af = deslizamento ausente.....	86
Figura 3.3 - Função linear de pertinência <i>Fuzzy</i> das medições individuais de umidade no solo.....	98
Figura 3.4 - Função <i>Small</i> de pertinência <i>Fuzzy</i> , os menores valores de entrada estarão relacionados aos maiores valores de pertinência <i>Fuzzy</i> 99	
Figura 3.5 - Função <i>Large</i> de pertinência <i>Fuzzy</i> , os menores valores de entrada estarão relacionados aos menores valores de pertinência <i>Fuzzy</i> .....	99
Figura – 3.6 - Pertinência <i>Fuzzy</i> aplica a partir da função <i>small</i> , observa-se na janela de ampliação, o gradualismo na atribuição dos pesos. As menores distâncias dos lineamentos estão relacionadas aos maiores pesos da pertinência <i>Fuzzy</i> .....	101
Figura 3.7 - As distribuições de frequência para os grupos positivos e negativos e a função do limiar de predição (classif. threshold). a) O modelo A apresenta grupos iguais. b) O modelo B apresenta grupos desiguais. VP, verdadeiros positivos; FP, falsos positivos (erro do tipo I); FN, falsos negativos (erro do tipo II); VN, verdadeiros negativos.....	110
Figura 3.8 - a) O modelo A apresentou um bom desempenho ou valor de 0,80. b) O modelo B apresentou um desempenho insatisfatório, já que o valor foi inferior a 0,70. A linha diagonal de cor verde corresponde a um teste que é positivo ou negativo, aleatoriamente. ....	112
Figura 4.1 - Fluxograma e passos metodológicos utilizados para obtenção dos inventários. Os polígonos verde, amarelo e azul representam os eventos de 2008, 2011 e 2015, respectivamente.*i: inventário utilizado nas análises de suscetibilidade relativa e absoluta (capítulos 5 e 6). *ii: inventários utilizados na análise de suscetibilidade dinâmica e perigo (capítulo 7).....	119
Figura 4.2 - Orbitas-ponto dos sensores utilizados .....	121
Figura 4.3 - Estratégias de amostragem utilizadas nos modelos. ....	125
Figura 4.4 - Idéia do estimador de Kernel.....	127
Figura 4.5 - a) Curva com crescimento rápido para pequenas distâncias sugere interação entre os eventos caracterizando cluster nessa escala. b) Valores pequenos no início e crescimento rápido para distâncias maiores sugerem distribuição mais regular.....	128

Figura 4.6 - Deslizamentos deflagrados pela alta pluviosidade ocorrida no ano de 2008. a) Combinação colorida falsa-cor do sensor TM R4/G7/B3. b) Combinação colorida falsa-cor do sensor LIS-III R4/G3/B2. c) Índice de vegetação da diferença normalizada do sensor LIS-III. d) Combinação colorida falsa-cor do sensor LIS-III R1°TCP/GNDVI/B4. .... 131

Figura 4.7 - a) Imagens do sensor HRC, no retângulo escuro ampliado à direita, é possível visualizar as cicatrizes (triângulos azul) não identificadas pelos sensores de baixa resolução espacial. b) As duas primeiras imagens são do aplicativo *Google Earth*, sendo a da esquerda de 2008 e a central de 2009. A última imagem à direita, do ano de 2009, refere-se ao sensor HRC..... 132

Figura 4.8 – a) Presença de cobertura vegetal e ausência de deslizamentos na imagem do levantamento aerofotogramétrico do ano de 2003, elaborada na escala 1:2.000 (AEROIMAGEM, 2003). b) Presença significativa de deslizamentos de ordem natural representada na imagem do satélite Quickbird do ano de 2009. c) Observar a zona de depleção próximo do topo. d) A faixa de atingimento atingira a via local. .... 134

Figura 4.9 – a) Presença de cobertura vegetal e ausência de deslizamentos na imagem do levantamento aerofotogramétrico do ano de 2003, elaborada na escala 1:2.000 (AEROIMAGEM, 2003). b) Deslizamentos deflagrados pela alta pluviosidade ocorrida no ano de 2008, representada na imagem do satélite Quickbird do ano de 2009. c) O material deslizado alcançara a Rua José Reuter. .... 135

Figura 4.10 - Acervo de imagens disponível no *Google Earth*, da esquerda para direita, imagens do ano de 2005,2008 e 2009. A elipse vermelha à direita (2009), representa o deslizamento deflagrado no ano de 2008 que atingira parte da BR-470..... 136

Figura 4.11 - a) Presença de cobertura vegetal e ausência de deslizamentos na imagem do levantamento aerofotogramétrico do ano de 2003, elaborada na escala 1:2.000 (AEROIMAGEM, 2003). b) Deslizamento deflagrado pela alta pluviosidade ocorrida no ano de 2011, representada na imagem do *Google Earth* do ano de 2012. A área hachurada representa o provável local de ruptura ou zona de depleção. c) Registro fotográfico do local de ruptura. d) O deslizamento em talude de corte atingira a edificação. Observar a faixa de atingimento ou zona de

dejeção do material deslizado. A elipse escura representa o provável local de ruptura..... 137

Figura 4.12 - a) Presença de cobertura vegetal e ausência de deslizamentos na imagem do levantamento aerofotogramétrico do ano de 2003, elaborada na escala 1:2.000 (Aeroimagem, 2003). b) Deslizamento deflagrado em talude de corte (BR-470), desencadeado pela alta pluviosidade ocorrida no ano de 2011 e representada na imagem do *Google Earth* do ano de 2012. c) Registro fotográfico do local de ruptura. A elipse escura representa o provável local de ruptura. .... 138

Figura 4.13 – Vegetação em fase de regeneração e medidas de contenção realizadas após deslizamento de 2008, visualizada na imagem à esquerda (quadro vermelho) e corroborada pela imagem do *Google Street* à direita. .... 140

Figura 4.14 – a) Localização do deslizamento deflagrado nos elevados índices pluviométricos de janeiro de 2015, possivelmente associado ao talude de corte. b) Foto do talude anterior ao deslizamento. Ela foi obtida na porção inferior do talude, vista de baixo para cima (*Google Street View*). c) Registro fotográfico realizado no dia do evento (08 de janeiro). A Foto foi obtida na porção superior do talude, vista de cima para baixo. .... 141

Figura 4.15 – a) Localização do deslizamento deflagrado nos elevados índices pluviométricos de janeiro de 2015, possivelmente associado ao talude de corte. b) Foto obtida no aplicativo *Google Street View*, demonstrando a rua e o talude antes da ocorrência do deslizamento. c) Registro fotográfico realizado no dia do evento (08 de janeiro). .... 142

Figura 4.16 - a) Presença de cobertura vegetal e ausência de deslizamentos na imagem do levantamento aerofotogramétrico do ano de 2003, elaborada na escala 1:2.000 (Aeroimagem, 2003). b) Deslizamento em talude corte deflagrado pela alta pluviosidade ocorrida no ano de 2011, representada na imagem do aerolevante do SDS do ano de 2011. c) Registro fotográfico do local de ruptura. A elipse escura representa o provável local de ruptura. .... 143

Figura 4.17 – a) Densidade da localização de deslizamentos no evento meteorológico extremo de 2008. As altas densidades (cor vermelha) estão direcionadas predominantemente no sentido Sudoeste-Nordeste. b) A análise univariada de pontos pelo método do vizinho mais próximo

mostrou que ocorre concentração dos deslizamentos quando são consideradas raio de até 2.000 m. Parâmetros: Dmax – 5.000 m; Dmin = 0 m; Intervalos = 50. ....	145
Figura 4.18 - Totais mensais dos anos 2008 e 2011 e média mensal histórica.....	147
Figura 4.19 – a) Densidade da localização de deslizamentos no evento crítico de 2011. b) As ocorrências são predominantemente na área ocupada (polígono bege) c) A análise univariada de pontos pelo método do vizinho mais próximo mostrou que ocorre concentração dos deslizamentos quando são consideradas raio de até 2.300 m. Parâmetros: Dmax – 5.000 m; Dmin = 0 m; Intervalos = 50. ....	148
Figura 4.20 – Precipitação horária (mm) registrada na Glória.....	149
Figura 4.21 – Precipitação (mm) registrada a cada 15 minutos na estação Glória .....	150
Figura 4.22 – a) Deslizamentos deflagrados nos elevados índices pluviométricos de janeiro de 2015, possivelmente associado aos taludes de corte e aterro. Os deslizamentos (b, c, d) da imagem correspondem ao registro fotográfico.....	151
Figura 4.23- Localização e registro fotográfico dos deslizamentos induzidos deflagrados pela alta pluviosidade ocorrida em janeiro de 2015 no município de Blumenau. Os deslizamentos em talude de corte (I,II e III) da imagem correspondem ao registro fotográfico.....	152
Figura 4.24 – a) Elevada concentração de deslizamentos (polígono vermelho) no Bairro Da Glória, notadamente nas ruas Belo Horizonte e Grevsmuehl, no evento crítico de 2015. b) A localização das estações pluviométricas. c) A análise univariada de pontos pelo método do vizinho mais próximo mostrou que ocorreu concentração dos deslizamentos no raio de 1.000 metros. Parâmetros: Dmax – 5.000 m; Dmin = 0 m; Intervalos = 50. d) Precipitação máxima horária registrada nos dias 07 e 08/01/201 (ALERTABLU, 2015).....	154
Figura 4.25 – a) Menor interação entre os eventos considerando somente os deslizamentos em vertentes naturais. b) As ocorrências ocorrem predominantemente nas áreas não ocupada (fora do polígono bege). c) A curva do gráfico cresce no início e depois se estabiliza em 1.000 metros. Posteriormente após a distância de 1.400 m, a curva retorna o	

crescimento, estabilizando na distância de 2.400 m.. Parâmetros: Dmax – 5.000 m; Dmin = 0 m; Intervalos = 50. ....	156
Figura 4.26 – a) Maior interação entre os eventos considerando simultaneamente os deslizamentos ocorridos em vertentes naturais e em taludes artificiais. b) Similar ao evento de 2011 e 2015, as ocorrências ocorrem predominantemente no Sul de Blumenau, próximo das vias e das áreas ocupadas (polígono bege). c) A curva do gráfico tem um crescimento acentuado até 2.000 m para depois se estabilizar, significando uma maior interação e agregação entre os eventos. Parâmetros: Dmax – 5.000 m; Dmin = 0 m; Intervalos = 50. ....	157
Figura 5.1 – Áreas de estudo A e B. A primeira realizada com os dados orbitais (SRTM, ASTER) e a segunda com aerolevantamento do SDS. ....	163
Figura 5.2 – Fluxograma e passos metodológicos utilizados para obtenção dos resultados.....	164
Figura 5.3 – Evidência geologia derivada de Iglesias <i>et al.</i> (2011) e padronizada para a resolução espacial de 30 m.....	170
Figura 5.4 - Evidência geologia derivada de Iglesias <i>et al.</i> (2011) e padronizada para a resolução espacial de 90 m.....	171
Figura 5.5 – Evidência Distância dos Lineamentos derivada de Iglesias <i>et al.</i> (2011) e padronizada para a resolução espacial de 30 m. ....	172
Figura 5.6 – Evidência Distância dos Lineamentos derivada de Iglesias <i>et al.</i> (2011) e padronizada para a resolução espacial de 90 m. ....	173
Figura 5.7 – Evidência NDVI derivada do sensor <i>Thematic Mapper</i> (TM) do satélite Landsat 5 do ano de 2005 e padronizadas para a resolução espacial de 30 m.....	175
Figura 5.8 – Evidência NDVI derivada do sensor <i>Thematic Mapper</i> (TM) do satélite Landsat 5 do ano de 2005 e padronizadas para a resolução espacial de 90 m.....	176
Figura 5.9 – Evidência NDVI derivada do ortofotomosaico do SDS na região do visível (RGB) e infravermelho (IR) do ano de 2011 e padronizadas para a resolução espacial de 3 m. ....	177
Figura 5.10 – a) Curvatura em perfil ou vertical. b) Curvatura em planta ou tangencial .....	178



Figura 5.11 – Evidência Curvatura em Planta derivada do ASTER <i>DEM</i> e padronizada para a resolução espacial de 30 m. ....	179
Figura 5.12 – Evidência Curvatura em Planta derivada do SRTM <i>DEM</i> e padronizada para a resolução espacial de 90 m. ....	180
Figura 5.13 – Evidência Curvatura em Planta derivada do SDS <i>DEM</i> e padronizada para a resolução espacial de 3 m. ....	181
Figura 5.14 – Evidência Curvatura em Perfil derivada do ASTER <i>DEM</i> e padronizada para a resolução espacial de 30 m. ....	183
Figura 5.15 – Evidência Curvatura em Perfil derivada do SRTM <i>DEM</i> e padronizada para a resolução espacial de 90 m. ....	184
Figura 5.16 – Evidência Curvatura em Perfil derivada do SDS <i>DEM</i> e padronizada para a resolução espacial de 3 m. ....	185
Figura 5.17 – Evidência Índice de Convergência derivada do ASTER <i>DEM</i> e padronizada para a resolução espacial de 30 m. ....	187
Figura 5.18 – Evidência Índice de Convergência derivada do SRTM <i>DEM</i> e padronizada para a resolução espacial de 90 m. ....	188
Figura 5.19 – Evidência Índice de Convergência derivada do SDS <i>DEM</i> e padronizada para a resolução espacial de 3 m. ....	189
Figura 5.20 – A componente A é uma medida de direção dos fluxos conduzidos pela gravidade .....	190
Figura 5.21 – Orientação das vertentes e o predomínio de insolação para cada Hemisfério. ....	190
Figura 5.22 – Evidência Orientação da Vertente derivada do ASTER <i>DEM</i> e padronizada para a resolução espacial de 30 m. ....	191
Figura 5.23 – Evidência Orientação da Vertente derivada do SRTM <i>DEM</i> e padronizada para a resolução espacial de 90 m. ....	192
Figura 5.24 – Evidência Orientação da Vertente derivada do SDS <i>DEM</i> e padronizada para a resolução espacial de 3 m. ....	193
Figura 5.25 – Evidência Declividade derivada do ASTER <i>DEM</i> e padronizada para a resolução espacial de 30 m. ....	195
Figura 5.26 – Evidência Declividade derivada do SRTM <i>DEM</i> e padronizada para a resolução espacial de 90 m. ....	196

Figura 5.27 – Evidência Declividade derivada do SDS <i>DEM</i> e padronizada para a resolução espacial de 3 m.....	197
Figura 5.28 – O fundo de vale e as porções côncavas das vertentes apresentam maiores valores de TWI, quando comparado com os topos e as porções convexas. O mapa de sombreamento é utilizado para facilitar a interpretação dos resultados.....	198
Figura 5.29 – Relação entre a área de captação ( <i>catchment área</i> ) e a declividade. Os solos mais úmidos ( <i>wet</i> ) serão aqueles com baixa inclinação e altos valores de captação .....	199
Figura 5.30 – Evidência <i>Topographic Wetness Index</i> derivada do ASTER <i>DEM</i> e padronizada para a resolução espacial de 30 m.....	200
Figura 5.31 – Evidência <i>Topographic Wetness Index</i> derivada do SRTM <i>DEM</i> e padronizada para a resolução espacial de 90 m. ....	201
Figura 5.32 – Evidência <i>Topographic Wetness Index</i> derivada do SDS <i>DEM</i> e padronizada para a resolução espacial de 3 m. ....	202
Figura 5.33 – Os valores elevados de SPI, classe vermelha, representam os locais com maior poder de escoamento. ....	204
Figura 5.34 – Evidência <i>Stream Power Index</i> derivada do ASTER <i>DEM</i> e padronizada para a resolução espacial de 30 m.....	205
Figura 5.35 – Evidência <i>Stream Power Index</i> derivada do SRTM <i>DEM</i> e padronizada para a resolução espacial de 90 m.....	206
Figura 5.36 – Evidência <i>Stream Power Index</i> derivada do SDS <i>DEM</i> e padronizada para a resolução espacial de 3 m.....	207
Figura 5.37 – Evidência Distância das Drenagens derivada do ASTER <i>DEM</i> e padronizada para a resolução espacial de 30 m. ....	209
Figura 5.38 – Evidência Distância das Drenagens derivada do SRTM <i>DEM</i> e padronizada para a resolução espacial de 90 m. ....	210
Figura 5.39 – Evidência Distância das Drenagens derivada do SDS <i>DEM</i> e padronizada para a resolução espacial de 3 m. ....	211
Figura 5.40 – Evidência comprimento de rampa derivada do ASTER <i>DEM</i> e padronizada para a resolução espacial de 30 m. ....	212
Figura 5.41 – Evidência comprimento de rampa derivada do SRTM <i>DEM</i> e padronizada para a resolução espacial de 90 m. ....	213

Figura 5.42 – Evidência comprimento de rampa derivada do SDS <i>DEM</i> e padronizada para a resolução espacial de 3 m. ....	214
Figura 5.43 – A diferença entre o MDS (linha vermelha) e o MDT (linha preta) fornece informações do meio físico e antrópico para análise do risco. ....	215
Figura 5.44 – Evidência Simulação da Altura do Dossel derivada do SDS <i>DEM</i> e padronizada para a resolução espacial de 3 m. ....	216
Figura 5.45 – Evidência Distância dos Cumes derivada do SDS <i>DEM</i> e padronizada para a resolução espacial de 3 m. ....	217
Figura 5.46– Valores máximos e mínimos dos mapas de suscetibilidade derivadas do SRTM <i>DEM</i> e padronizadas para a resolução espacial de 90 m. a: <i>Fuzzy-SUM</i> , b: <i>Fuzzy-Product</i> , c: <i>Fuzzy-OR</i> , d: <i>Fuzzy-Gamma</i> ( $\gamma = 0,7$ ), e: <i>Fuzzy-Gamma</i> ( $\gamma = 0,5$ ), f: <i>Fuzzy-Gamma</i> ( $\gamma = 0,3$ ). ..	252
Figura 5.47 – Valores máximos e mínimos dos mapas de suscetibilidade derivadas do SRTM <i>DEM</i> e padronizadas para a resolução espacial de 90 m. a: <i>Fuzzy-AND</i> , b: <i>Extended WofE</i> , c: <i>ISD</i> . ....	253
Figura 5.48 – Valores máximos e mínimos dos mapas suscetibilidade derivadas do ASTER <i>DEM</i> e padronizadas para a resolução espacial de 30 m. a: <i>Fuzzy-SUM</i> , b: <i>Fuzzy-Product</i> , c: <i>Fuzzy-OR</i> , d: <i>Fuzzy-Gamma</i> ( $\gamma = 0,7$ ), e: <i>Fuzzy-Gamma</i> ( $\gamma = 0,5$ ), f: <i>Fuzzy-Gamma</i> ( $\gamma = 0,3$ ). ..	254
Figura 5.49 – Valores máximos e mínimos dos mapas de suscetibilidade derivadas do ASTER <i>DEM</i> e padronizadas para a resolução espacial de 30 m. a: <i>Fuzzy-AND</i> , b: <i>Extended WofE</i> , c: <i>ISD</i> . ....	255
Figura 5.50 – Mapas de suscetibilidade derivadas do SDS <i>DEM</i> e padronizadas para a resolução espacial de 3 m. a: <i>Fuzzy-SUM</i> , b: <i>Fuzzy-Product</i> , c: <i>ISD</i> , d: <i>Fuzzy-Gamma</i> ( $\gamma = 0,7$ ), e: <i>Fuzzy-Gamma</i> ( $\gamma = 0,5$ ), f: <i>Fuzzy-Gamma</i> ( $\gamma = 0,3$ ). ....	256
Figura 5.51 – Valores máximos e mínimos dos mapas de suscetibilidade derivadas do SDS <i>DEM</i> e padronizadas para a resolução espacial de 3 m. a: <i>Fuzzy-AND</i> , b: <i>Fuzzy-OR</i> , c: <i>Extended WofE</i> . ....	257
Figura 5.52 – Melhores modelos de suscetibilidade a deslizamento para cada conjunto de dado. a) método <i>ISD</i> aplicado no SRTM <i>DEM</i> (90 m). b) método <i>ISD</i> aplicado no ASTER <i>DEM</i> (30 m). c) método <i>Extended WofE</i> aplicado no SDS <i>DEM</i> (3 m). ....	259

Figura 5.53 – Curvas das taxas de predição ( <i>Prediction Rate Curve</i> ) com os dados SRTM, ilustrando a eficiência de classificação dos modelos de suscetibilidade com deslizamentos independentes.....	264
Figura 5.54 – Curvas das taxas de predição ( <i>Prediction Rate Curve</i> ) com os dados ASTER, ilustrando a eficiência de classificação dos modelos de suscetibilidade com deslizamentos independentes. ....	265
Figura 6.1 – Fluxograma e passos metodológicos utilizados para obtenção do mapa de suscetibilidade absoluta nos três conjuntos de dados. Os polígonos verde, azul e vermelho representam a natureza e resolução dos dados, o método de modelagem e os objetivos do trabalho, respectivamente.....	273
Figura 6.2 – Padrão binário das evidências derivadas do SRTM <i>DEM</i> , reclassificadas de acordo com o maior peso positivo $W +$ ou contraste máximo. Área em vermelho, <i>inside</i> , corresponde às regiões mais favoráveis à ocorrência de deslizamento e a área em cinza, <i>outside</i> , as regiões não suscetíveis. a: Comprimento de Rampa, b: <i>Stream Power Index</i> , c: Declividade, d: Curvatura em Planta, e: Curvatura em Perfil, f: Distância dos Lineamentos, g: Índice de Convergência, h: Distância das Drenagens, i: Geologia, j: NDVI, k: <i>Topographic Wetness Index</i> e l: Orientação das Vertentes.....	307
Figura 6.3 – Padrão binário das evidências derivadas do ASTER <i>DEM</i> , reclassificadas de acordo com o maior peso positivo ( $W+$ ) ou contraste máximo. Área em vermelho, <i>inside</i> , corresponde às regiões mais favoráveis à ocorrência de deslizamento e a área em cinza, <i>outside</i> , as regiões não suscetíveis. a: Comprimento de Rampa, b: <i>Stream Power Index</i> , c: Declividade, d: Curvatura em Planta, e: Curvatura em Perfil, f: Distância dos Lineamentos, g: Índice de Convergência, h: Distância das Drenagens, i: Geologia, j: NDVI, k: <i>Topographic Wetness Index</i> e l: Orientação das Vertentes.....	308
Figura 6.4 – Padrão binário das evidências derivadas do SDS <i>DEM</i> , reclassificadas de acordo com o maior peso positivo ( $W+$ ) ou contraste máximo. Área em vermelho, <i>inside</i> , corresponde às regiões mais favoráveis à ocorrência de deslizamento e a área em cinza, <i>outside</i> , as regiões não suscetíveis. a: Comprimento de Rampa, b: <i>Stream Power Index</i> , c: Declividade, d: Curvatura em Planta, e: Curvatura em Perfil, f: Distância dos Cumes, g: Índice de Convergência, h: Distância das Drenagens, i: Simulação da Altura do Dossel, j: NDVI, k: <i>Topographic Wetness Index</i> e l: Orientação das Vertentes.....	309

Figura 6.5 - Curvas das taxas de predição ( <i>Prediction Rate Curve</i> ou <i>Blind Test</i> ) com os dados ASTER, ilustrando a exatidão dos modelos de suscetibilidade com deslizamentos independentes.....	334
Figura 6.6 - Curvas das taxas de eficiência ( <i>Sucess Rate Curve</i> ) com os dados ASTER, ilustrando a exatidão dos modelos de suscetibilidade com deslizamentos utilizados na modelagem.....	335
Figura 6.7 - Curvas das taxas de predição ( <i>Prediction Rate Curve</i> ou <i>Blind Test</i> ) com os dados SRTM, ilustrando a exatidão dos modelos de suscetibilidade com deslizamentos independentes.....	337
Figura 6.8 - Curvas das taxas de eficiência ( <i>Sucess Rate Curve</i> ) com os dados SRTM, ilustrando a exatidão dos modelos de suscetibilidade com deslizamentos utilizados na modelagem. ....	338
Figura 6.9 - Curvas das taxas de predição ( <i>Prediction Rate Curve</i> ou <i>Blind Test</i> ) com os dados SDS, ilustrando a exatidão dos modelos de suscetibilidade com deslizamentos independentes. O aspecto serrilhado da curva deve-se ao número reduzido de pontos ( <i>training points</i> ) indepententes utilizado na validação.....	339
Figura 6.10 - Curvas das taxas de eficiência ( <i>Sucess Rate Curve</i> ) com os dados SDS, ilustrando a exatidão dos modelos de suscetibilidade com deslizamentos utilizados na modelagem. ....	340
Figura 6.11 – Melhores modelos de suscetibilidade a deslizamentos em termos ou ponderações absolutas (probabilidade <i>a posteriori</i> ). a) Modelo 4 (GEO, SP, TWI, DD) derivado dos dados SRTM <i>DEM</i> (90 m). b) Modelo 3 (GEO, SP, DD, SL) derivado dos dados ASTER <i>DEM</i> (30 m). c) Modelo 1 (SP, PLC, PRC, AS, IC, SL, OF, SPI, TWI, DD, DH, NDVI) derivado dos dados SDS <i>DEM</i> (3 m). ....	342
Figura 6.12 – Modelos de suscetibilidade a deslizamentos em termos ou ponderações absolutas (probabilidade <i>a posteriori</i> ) com todas as evidências integradas (GEO, DL, SP, PLC, PRC, AS, IC, SL, SPI, TWI, DD, NDVI) derivado dos dados SRTM (a) e ASTER (b).....	343
Figura 7.1 – a) Suscetibilidade a deslizamento derivada do ASTER (30x30 m) e recortada para o município de Blumenau. b) Suscetibilidade a deslizamento derivada do SRTM (90x90 m) e recortada para o município de Blumenau. ....	348
Figura 7.2 – A área de estudo C contempla 80% do município de Blumenau. ....	350

Figura 7.3 – Fluxograma e passos metodológicos utilizados na análise de suscetibilidade dinâmica e obtenção da perspectiva de risco para os cenários de 2008 e 2011. Os polígonos vermelhos representam os objetivos do trabalho. ....	352
Figura 7.4 – Distância das drenagens elaborada a partir do MDT com resolução espacial de 5 m, bem como a representação do inventário dos anos de 2008, 2011 e 2015 .....	355
Figura 7.5 – Comprimento de rampa elaborada a partir do MDT com resolução espacial de 5 m, bem como a representação do inventário dos anos de 2008, 2011 e 2015. ....	356
Figura 7.6 – Declividade em graus elaborada a partir do MDT com resolução espacial de 5 m, bem como a representação do inventário dos anos de 2008, 2011 e 2015. ....	357
Figura 7.7 – <i>Stream Power Index</i> elaborada a partir do MDT com resolução espacial de 5 m, bem como a representação do inventário dos anos de 2008, 2011 e 2015. ....	358
Figura 7.8 – <i>Topographic Wetness Index</i> elaborada a partir do MDT com resolução espacial de 5 m, bem como a representação do inventário dos anos de 2008, 2011 e 2015. ....	359
Figura 7.9 – Distância dos cumes elaborada a partir do MDT com resolução espacial de 5 m, bem como a representação do inventário dos anos de 2008, 2011 e 2015. ....	360
Figura 7.10 – Domínios geológicos agrupados a partir de Iglesias <i>et al.</i> (2011) e padronizada para a resolução espacial de 5 m, bem como a representação do inventário dos anos de 2008, 2011 e 2015. ....	362
Figura 7.11 – Distância das edificações (metros) e padronizada para a resolução espacial de 5 m, bem como a representação do inventário dos anos de 2008, 2011 e 2015. ....	363
Figura 7.12 – Distância das vias (metros) e padronizada para a resolução espacial de 5 m, bem como a representação do inventário dos anos de 2008, 2011 e 2015. ....	364
Figura 7.13 – A maioria das encostas apresenta média a alta suscetibilidade a deslizamentos no cenário de 2008. ....	379
Figura 7.14 – No cenário de 2011, as ocorrências dos deslizamentos estão vinculadas aos taludes artificiais. ....	381

Figura 7.15 – Curvas ROC no cenário de 2008 (a) e 2011 (b).....	383
Figura 7.16 – Classes previstas e verdadeiras do cenário de 2008. ....	384
Figura 7.17 – Classes previstas e verdadeiras do cenário de 2011. ....	385
Figura 7.18 – Validação cruzada para o cenário de 2008.....	388
Figura 7.19 – Curva ROC aplicada na validação cruzada do cenário de 2008. A linha diagonal verde corresponde a um teste que é positivo ou negativo, aleatoriamente.....	389
Figura 7.20 – Validação cruzada para o cenário de 2011.....	391
Figura 7.21 – Curva ROC aplicada na validação cruzada do cenário de 2011. A linha diagonal verde corresponde a um teste que é positivo ou negativo, aleatoriamente. A linha azul do gráfico demonstra o desempenho quase perfeito do teste de validação. ....	393
Figura 7.22 – Obtenção do perigo (susceptibilidade a queda, tempo de retorno e magnitude) e a perspectiva de risco para os cenários de 2008 (A) e 2011 (B) em uma vertente específica.....	397

## LISTA DE TABELAS

Tabela 3.1 - Características dos métodos de suscetibilidade a deslizamento propostos na literatura .....	81
Tabela 3.2 - Relação espacial entre a evidência (orientação de vertente) e os deslizamentos e os valores de pertinência <i>Fuzzy</i> . .....	103
Tabela 3.3 - Matriz de confusão. a, verdadeiros positivos; b, falsos positivos (erro tipo I); c, falsos negativos (erro do tipo II); d, verdadeiros negativos. ....	107
Tabela 3.4 Matriz de confusão para o exemplo A. Do total de 100 amostras, 50 são deslizamentos O_1 e 50 não deslizamentos O_0. ....	108
Tabela 3.5 Matriz de confusão para o exemplo B. Do total de 100 amostras, 5 são deslizamentos O_1 e 95 não deslizamentos O_0. ....	108
Tabela 3.6 - Simulação do teste Sucess Rate Curve ou Prediction Rate Curve para cada classe mapeada. ....	114
Tabela 5.1 - Fontes e significados dos fatores utilizados na análise. ...	167
Tabela 5.2 - Relação entre os valores valores da curvatura e sua forma. ....	182
Tabela 5.3 - Relação entre os valores de declividade e área de captação com os índices TWI e SPI. ....	203
Tabela 5.4 - Cálculos dos ponderadores para as diferentes abordagens utilizadas nos dados SRTM. ....	223
Tabela 5.5 - Cálculos dos ponderadores para as diferentes abordagens utilizadas nos dados ASTER. ....	230
Tabela 5.6 - Cálculos dos ponderadores para as diferentes abordagens utilizadas nos dados SDS. ....	236
Tabela 5.7 - Validação do operador <i>Fuzzy-SUM</i> nos dados ASTER..	250
Tabela 5.8 - Validação do operador <i>Fuzzy-OR</i> nos dados SRTM. ....	251
Tabela 5.9 - O método ISD nos dados ASTER apresentou alta concentração de deslizamentos nas classes de maior suscetibilidade.	260
Tabela 5.10 - A eficiência ( <i>Prediction Rate Curve</i> ) dos métodos obtida por 98 deslizamentos ( <i>training points</i> ) independentes, sendo 88 para os dados orbitais e 10 para os dados aéreos. ....	262



Tabela 6.1 - Parâmetros utilizados nas modelagens.....	277
Tabela 6.2 - Tabela de contingência para o teste de independência condicional pareado, com base em células que contém ocorrência <sup>a</sup> ...	280
Tabela 6.3 - Fatores, número de pixels por classe, número de deslizamentos por classe, pesos positivo e negativo e os seus contrastes para os dados SRTM. ....	284
Tabela 6.4 - Fatores, número de pixels por classe, número de deslizamentos por classe, pesos positivo e negativo e os seus contrastes para os dados ASTER. ....	292
Tabela 6.5 - Fatores, número de pixels por classe, número de deslizamentos por classe, pesos positivo e negativo e os seus contrastes para os dados SDS.....	300
Tabela 6.6 - Teste do qui-quadrado (pareado) aplicado sobre os dados SRTM. Os valores em negrito representam os pares dependentes, com 1 grau de liberdade e nível de confiança de 95%. ....	311
Tabela 6.7 - Teste do qui-quadrado (pareado) aplicado sobre os dados ASTER. Os valores em negrito representam os pares dependentes, com 1 grau de liberdade e nível de confiança de 95%. ....	312
Tabela 6.8 - Teste do qui-quadrado (pareado) aplicado sobre os dados SDS. Os valores em negrito representam os pares dependentes, com 1 grau de liberdade e nível de confiança de 95%. ....	313
Tabela 6.9 - Temas evidenciais que são independentes uns dos outros. ....	315
Tabela 6.10 - Valores dos testes de independência global para os dados ASTER.....	316
Tabela 6.11 - Valores dos testes de independência global para os dados SDS. ....	318
Tabela 6.12 - Valores dos testes de independência global para os dados SRTM.....	320
Tabela 6.13 – Cálculo da independência global para o modelo 4 (SRTM).....	321
Tabela 6.14 - Cálculo da independência global para o modelo 4 (ASTER). ....	325

Tabela 6.15 - Cálculo da independência global para o modelo 6 (ASTER). .....	325
Tabela 6.16 - Modelos de suscetibilidade a deslizamento para os dados SRTM, considerando a eficiência da classificação e os valores de probabilidade a priori e a posteriori. ....	330
Tabela 6.17 - Modelos de suscetibilidade a deslizamento para os dados ASTER, considerando a eficiência da classificação e os valores de probabilidade a priori e a posteriori. ....	331
Tabela 6.18 - Modelos de suscetibilidade a deslizamento para os dados SDS, considerando a eficiência da classificação e os valores de probabilidade a priori e a posteriori. ....	332
Tabela 7.1 - Variáveis <i>dummy</i> CGSC, BSI e ALU elaboradas e utilizadas para representar os domínios geológicos. ....	361
Tabela 7.2 - Teste de normalidade Kolmogorov-Smirnov demonstrando ausência de normalidade nos dados do modelo de 2008 (Tabela a) e 2011 (Tabela b). ....	368
Tabela 7.3 - Coeficiente de correlação de $\rho$ de Spearman para todas as combinações de variáveis possíveis foram geradas para o modelo de suscetibilidade de 2008. ....	370
Tabela 7.4 - Coeficiente de correlação de $\rho$ de Spearman para todas as combinações de variáveis possíveis foram geradas para o modelo de suscetibilidade de 2008. ....	371
Tabela 7.5 - Ausência de colinearidade entre as variáveis predictoras nos dados do modelo de 2008 (Tabela a) e 2011 (Tabela b). ....	372
Tabela 7.6 - Variáveis e coeficientes para o cenário de 2008. ....	373
Tabela 7.7 - Variáveis e coeficientes para o cenário de 2011. ....	374
Tabela 7.8 - Resumo do modelo para o cenário de 2008. ....	375
Tabela 7.9 - Resumo do modelo para o cenário de 2011. ....	375
Tabela 7.10 - Intervalo de confiança de AUC para os dois cenários... ..	382
Tabela 7.11 - Tabulação cruzada ou matriz de confusão para o cenário de 2008. a, verdadeiros positivos; b, falsos positivos (erro tipo I); c, falsos negativos (erro do tipo II); d, verdadeiros negativos. ....	387
Tabela 7.12 - Intervalo de confiança de AUC no cenário de 2008. ....	390

Tabela 7.13 - Tabulação cruzada ou matriz de confusão para o cenário de 2011. a, verdadeiros positivos; b, falsos positivos (erro tipo I); c, falsos negativos (erro do tipo II); d, verdadeiros negativos. .... 392

Tabela 7.14 – Intervalo de confiança de AUC no cenário de 2011..... 393

# 1 INTRODUÇÃO

## 1.1 APRESENTAÇÃO

Devido à sua importância como agente externo modelador do relevo, os movimentos gravitacionais de massa têm sido amplamente estudados em todo mundo. Fazem parte da própria dinâmica natural dos terrenos com forte declividade, mas também podem ser induzidos pela ação antrópica como tem acontecido em diversos locais, como é o caso da Bacia do rio Itajaí-Açu, onde o homem constitui-se em um importante agente modificador da dinâmica das vertentes por meio das mais variadas formas de uso e ocupação.

De acordo com a Organização das Nações Unidas (1993), um dos fenômenos naturais que mais causam prejuízos financeiros e mortes no mundo são os movimentos de massa. Esses fenômenos são importantes na evolução do relevo e têm sua ocorrência nas vertentes. Nas cidades, eles assumem, em geral, proporções catastróficas, uma vez que causam danos materiais e perdas de vidas humanas (FERNANDES & AMARAL, 1996).

Segundo Highland & Bobrowsky (2008), geólogos, geógrafos, engenheiros e outros profissionais sempre se apoiam em definições<sup>1</sup> de deslizamentos específicas e com ligeira diferença entre si. A diversidade de definições reflete a complexidade da natureza das muitas disciplinas associadas ao estudo desse fenômeno. Para o propósito desse trabalho, deslizamento será um termo genérico, usado para descrever o movimento de descida do solo, de rochas e material orgânico, sob o efeito da gravidade. Existem outros termos que são usados alternativamente ao termo “deslizamento”, que incluem movimento de massa, escorregamento, ruptura de talude, etc.

Os principais fenômenos relacionados aos desastres naturais no Brasil estão relacionados aos movimentos gravitacionais de massa as inundações, que estão associados a eventos intensos e prolongados, repetindo-se a cada precipitação mais severa. Apesar das inundações serem os processos que produzem as maiores perdas econômicas e os impactos mais significativos na saúde pública, são os movimentos gravitacionais de massa que geram o maior número de vítimas fatais.

---

<sup>1</sup> As classificações das diferentes tipologias (planar, circular, cunha e etc.) de deslizamentos são associadas a mecanismos específicos. Devido à extensão da área de estudo e à utilização de técnicas de sensoriamento remoto, não foram classificadas as tipologias no processo de inventariação dos deslizamentos.

Este fato justifica a concepção e implantação de políticas públicas<sup>2</sup>, específicas para a gestão de risco a deslizamentos, mas que seja aplicada em todas as esferas, tanto na federal quanto na regional e local.

No estado de Santa Catarina, os deslizamentos em encostas e as inundações ocorrem século após século (Herrmann, 2005; SDS, 2009; Marcelino, 2008; Marcelino *et al.*, 2006), de modo que nos dias 22 e 23 de novembro de 2008 um evento meteorológico extremo deflagrou uma situação de elevada vulnerabilidade geotécnica em diversos municípios, registrando para a história da região como data de maior catástrofe natural já conhecida. Dos diversos municípios atingidos, 14 decretaram estado de calamidade pública e 63 decretaram situação de emergência, o que demonstra a extensão do desastre que teve seus efeitos mais funestos concentrados no vale do Itajaí, notadamente nas regiões do baixo vale.

A combinação desastrosa de fenômenos meteorológicos de natureza extrema e a ocupação irregular de áreas suscetíveis a movimentos gravitacionais de massa (rastejos, deslizamentos planares, escorregamentos circulares, corridas de detritos e lama, enxurradas, etc.) teve como consequência a morte de 135 pessoas em todo o estado de Santa Catarina. Além disso, houve incontáveis danos materiais em equipamentos públicos e privados, culminando na decretação do estado de calamidade pública (SDS, 2009).

A ocorrência de movimentos de massa resulta da combinação favorável de condições, presumindo a existência de relações funcionais entre os fatores preparatórios e a distribuição deles, sendo possível calcular a probabilidade de sua ocorrência e gerar mapas de favorabilidade a deslizamentos a partir de um inventário existente (EINSTEIN, 1988; BONHAM-CARTER *et al.*, 1989; BONHAM-CARTER, 1994; GUZZETTI *et al.*, 1999; ALEOTTI & CHOWDHURY, 1999; ARAÚJO, 2004; SOARES *et al.*, 2002). A modelagem espacial permite, então, delimitar unidades do meio físico conforme o grau de suscetibilidade à ocorrência de movimentos de massa, utilizando métodos de análise espacial, guiada tanto pelos dados (*data-driven*) quanto pelo conhecimento de dados (*knowledge-driven*) do meio.

Na compreensão dos processos controladores dos movimentos de massa e no planejamento do uso da terra, torna-se necessário avaliar a

---

<sup>2</sup> É a soma das atividades dos governos que influenciam na vida dos cidadãos, ou seja, o que o governo escolhe fazer ou não fazer.

estabilidade das encostas. Dessa forma, o desenvolvimento de metodologias que utilizam técnicas de Sensoriamento Remoto (SR), Sistemas Especialistas<sup>3</sup> (SEs) e Sistema de Informação Geográfica (SIG) torna-se essencial, por permitir a obtenção e espacialização de informações e gerar modelos de previsão (CHRISTOFOLETTI, 1999). No Brasil e na comunidade internacional, as aplicações de SIG, SR e SEs na análise da distribuição dos movimentos de massa e de mapeamentos geológico-geotécnicos têm sido amplos e variados (BONHAM-CARTER, 1994; GUZZETTI *et al.*, 1999; ALEOTTI & CHOWDHURY, 1999; FERNANDES *et al.*, 2001; BOUGRAIN *et al.*, 2003; ERCANOGLU *et al.*, 2004; YILMAZ, 2009a; PRADHAN, 2011; ERCANOGLU & TEMIZ, 2011).

O uso das geotecnologias<sup>4</sup> na análise de risco geológico, particularmente dos SIG, SR e SEs, proporcionam a integração de dados de diversas fontes, visando à identificação de áreas suscetíveis aos deslizamentos e às vulneráveis à ocupação, facilitando assim, análises para a tomada de decisões no planejamento e gestão territorial das áreas de risco geológico. Os dados geomorfológicos e topográficos (curvatura em planta e perfil, declividade), pedológicos, climatológicos, de sensoriamento remoto, geológicos (litotipos, lineamentos, lineação positiva e negativa, falhas e etc.) e uso do solo são os mais comumente utilizados no processo de integração e análise espacial nas Geociências.

Essa pesquisa tem como área de estudo a região do baixo vale da bacia hidrográfica do rio Itajaí-Açu, em especial o complexo do Morro do Baú, situado no triângulo formado pelos municípios de Ilhota, Luiz Alves e Gaspar. A área foi escolhida para avaliação de diferentes técnicas de modelagem e de dados espacial, em virtude do elevado número de ocorrências de deslizamentos no evento meteorológico de 2008 e 2011. Destaca-se também, os prejuízos (obstrução) causados ao sistema viário da região (BR-470, SC-470 e SC-474), principais vias de acesso à região.

---

<sup>3</sup>Moura (2003) e Christofoletti (1999) observaram na década passada, que o futuro do geoprocessamento esteja, de forma madura, no investimento em conceitos de Sistemas Especialistas (SEs) (*Expert-Systems*), da Lógica Nebulosa (Lógica *Fuzzy*) e das Redes Neurais Artificiais.

<sup>4</sup>Geotecnologias como sinônimo de geoprocessamento é conhecido, segundo a maioria dos autores da área, como um processo que traga um progresso, um andar avante, na grafia ou representação da Terra. Não é somente representar, mas é associar a esse um novo olhar sobre o espaço, um ganho de conhecimento, que é a informação (MOURA, 2003).

Considerando que na área registra-se um número considerável de edificações atingidas por movimentos gravitacionais de massa, é importante que se desenvolvam pesquisas visando à obtenção de produtos aplicados à análise de risco a deslizamentos, isto é, pesquisas que contemplem a identificação de áreas suscetíveis aos deslizamentos e às vulneráveis à ocupação, contando com o apoio das geotecnologias que estão disponíveis. Nesse sentido, busca-se nesse trabalho a aplicação de modelos, especificamente, modelos espaciais e probabilísticos, que venham a privilegiar esse tipo de abordagem.

Modelos em bases estatísticas utilizam o princípio da existência de relações funcionais de correlação entre os fatores condicionantes e a distribuição dos movimentos de massa. Assim, os fatores que, no passado, causaram a ocorrência de um movimento de massa num certo local serão os mesmos que gerarão futuros movimentos de massa, conforme Carrara *et al.*, (1991); Varnes (1984); Guzzetti *et al.*, (1999).

A identificação de áreas suscetíveis aos deslizamentos permite estabelecer mecanismos de planejamento, monitoramento e controle, de forma a reduzir os efeitos indesejados na hipótese de recorrência de novos movimentos de massa e, por conseguinte, evitar ou minimizar os prejuízos financeiros e perdas de vidas humanas. Contudo, verificou-se neste trabalho que mapas de suscetibilidade estáticos ou construídos com um único inventário seriam insuficientes ou impraticáveis para gestão de áreas risco. Desta maneira, este trabalho apresenta uma proposta metodológica para a Identificação de Áreas de Risco a Deslizamento, e propõe que o ordenamento territorial deve ser conduzido, minimamente, com mapas de perigo ou mapas de suscetibilidade temporais.

## 1.2 PROBLEMA

Os desastres sócio-naturais<sup>5</sup> constituem hoje um dos grandes problemas socioeconômicos do mundo. Dentre os fenômenos que mais se destacam, podemos citar os terremotos, as inundações e os movimentos de massa. Esses fenômenos são objetos de interesse de pesquisadores, planejadores e administradores públicos, pois acabam afetando regiões onde estão localizadas cidades, redes de infraestrutura

---

<sup>5</sup> Desastres sócio-naturais podem ser definidos como resultado do impacto de fenômenos naturais extremos ou intensos sobre um sistema social, causando sérios danos e prejuízos que excede a capacidade da comunidade ou da sociedade atingida em conviver com o impacto (MARCELINO, 2008).

e complexos industriais (GUIMARÃES *et al.*, 2008).

Deslizamentos em áreas urbanas causaram grande número de vítimas e enormes perdas econômicas nas áreas montanhosas do mundo. Estima-se que cerca de 600 pessoas são mortas a cada ano no mundo, em consequência da ruptura de talude (MOWEN *et al.*, 2003). Em muitos países em desenvolvimento, despesas com catástrofes naturais consome cerca de 1 a 2% do produto interno bruto (HUTCHINSON, 1995). Segundo Carvalho & Galvão (2006), nas cidades brasileiras, marcadas pela exclusão sócioespacial que lhes é característica, há um outro fator que aumenta ainda mais a frequência dos deslizamentos: a ocupação das encostas por assentamentos precários, favelas, vilas e loteamentos irregulares. A remoção da vegetação, a execução de cortes e aterros instáveis para a construção de moradias e vias de acesso, a deposição de lixo nas encostas, a ausência de sistemas de drenagem de águas pluviais e coletas de esgotos, a elevada densidade populacional e a fragilidade das moradias aumentam tanto a frequência das ocorrências como a magnitude dos acidentes.

O problema dos desastres em Santa Catarina, notadamente os do vale do Itajaí, está associado de forma mais enigmática às particularidades geomorfológicas, geológicas e climáticas da região. A intensificação destes desastres, refletida, sobretudo, nas formas de ocupação do solo e na utilização dos recursos naturais, induziu profundas modificações nesta bacia. Os efeitos cumulativos deste processo somados aos efeitos naturais intensificam a favorabilidade a novos deslizamentos.

Inicialmente, os estudos de previsibilidade dos deslizamentos foram desenvolvidos para situações locais, na utilização de métodos determinísticos<sup>6</sup> de análise. Por conseguinte, percebeu-se que as diferenças regionais das variáveis geotécnicas (coesão, espessura de camada, ângulo de atrito, profundidade do nível d'água) eram incompatíveis com a homogeneidade exigida pelos modelos determinísticos, e assim várias outras técnicas foram desenvolvidas. Entre os diferentes métodos desenvolvidos, incluem-se aqueles que se utilizam das facilidades oferecidas pelas geotecnologias, em especial os Sistemas de Informação Geográficas (SIG) e aqueles baseados em tratamentos estatísticos.

---

<sup>6</sup> Nesta abordagem são utilizados modelos matemáticos que possuem, em maior ou menor grau, bases físicas, ou seja, que descrevem alguns dos processos e leis físicas que controlam a estabilidade das vertentes (GUZZETTI *et al.*, 1999).



Corroborado por Araújo (2004), na seguinte afirmação “dentre os muitos trabalhos desenvolvidos que enfocam os escorregamentos e sua natureza, a maioria, para não dizer a quase totalidade, o fazem de forma qualitativa como pode ser visto na bibliografia especializada, trabalhos esses que têm mostrado bons resultados. Contudo, verifica-se ser necessário oferecer uma nova alternativa no que diz respeito à caracterização e tratamento deste processo”.

### 1.3 JUSTIFICATIVA

Conforme Carrara *et al.* (1991, 1995), tecnologias SIG podem fornecer uma poderosa ferramenta na modelagem de riscos a deslizamentos, principalmente na sua análise espacial e previsão. Isto porque ele oferece alternativas mais eficientes e de baixos custos para a coleta, gerenciamento e análise dos dados do meio físico aplicado a soluções de perigo a deslizamentos (Guzetti *et al.*, 1999).

Um fenômeno geológico pode se tornar um acidente ao gerar consequências socioeconômicas. Situações como essa se tornam comuns devido ao processo de urbanização irregular, em especial nas áreas de encostas. Evitar que estes processos ocorram, conforme Kobiyama *et al.* (2006), foge da capacidade humana. No entanto, se forem adotadas medidas preventivas adequadas, seus danos podem ser evitados ou minimizados, a exemplo das medidas não estruturais, que diferentemente das obras de engenharia, são ações de políticas públicas voltadas ao planejamento de uso do solo.

Desta forma, mapear os locais suscetíveis aos deslizamentos antes da ocorrência indesejada dos deslizamentos, torna-se um importante instrumento nos gerenciamentos de desastres e, posteriormente, na mitigação dos riscos geológicos.

As experiências de prevenção e mitigação de desastres no Brasil ocorrem nas três esferas: no contexto federal podem ser citadas ações por meio da Política Nacional de Defesa Civil e do Programa de Urbanização, Regularização e Integração de Assentamentos Precários, ambas dos Ministérios da Integração Nacional e das Cidades, respectivamente. O Plano Municipal de Redução de Riscos (PMRR)<sup>7</sup> pertencente ao Programa de Urbanização, Regularização e Integração de Assentamentos Precários torna-se para grande parte dos municípios que

---

<sup>7</sup> A metodologia deste plano é apresentada em Cerri (2006).

não possuem mapeamento de risco, uma das primeiras alternativas de gestão de risco.

Mais recentemente, em 2012, criou-se a Lei 12.608, a qual institui o Sistema Nacional de Proteção e Defesa Civil (SINPDEC), que tem como finalidade contribuir no processo de planejamento, articulação e execução dos programas e projetos de defesa civil. De acordo com esta lei, cabe à União instituir o Plano Nacional de Defesa Civil, para, com o apoio dos centros de pesquisa do país, trabalhar para a identificação e mitigação dos riscos relacionado aos desastres naturais.

No estado de Santa Catarina, como consequência dos desastres ocorridos em novembro de 2008, ensejou-se a criação do Grupo de Reação, com a finalidade de atender as necessidades inerentes ao desastre e dar conta dos efeitos por eles ocasionados. Paralelo ao Grupo de Reação foi criado o Grupo Técnico-Científico (GTC), com o objetivo de prover assessoramento para avaliação e identificação das causas, efeitos e adoção de medidas preventivas às catástrofes naturais.

No âmbito municipal, as prefeituras estruturam a Defesa Civil majoritariamente nas atividades de resposta, ou seja, naquelas a serem desenvolvidas durante ou logo após o acontecimento de um desastre. O imediatismo dos resultados se opõe ao desenvolvimento de uma política preventiva, a exemplo da cidade do Rio de Janeiro que, já em 1966, instituiu um departamento específico para tratar da prevenção de deslizamentos. Outro exemplo, foi a criação da Diretoria de Geologia, no ano de 2008, com o intuito de recomendar o uso e ocupação segura do território Blumenauense.

Segundo Carvalho & Galvão (2006), a prevenção dos acidentes associados aos deslizamentos de encostas deve fazer parte da gestão do território e da política de desenvolvimento urbano, constituindo-se, portanto, em uma atribuição municipal.

A redução de desastres é baseada numa contínua estratégia de avaliação de perigo, vulnerabilidade e risco. Segundo UN-ISDR (2004), a integração dessas estratégias com o desenvolvimento de políticas deve acontecer antes de ocorrer um desastre, ou seja, deve-se conhecer qual o risco que pode ocorrer e onde.

Por meio da identificação dos locais críticos (maior risco) e suas características, poderá se estabelecer, por exemplo, não só o planejamento de uso e ocupação do solo na bacia, mas, sobretudo, os planos de contingência e critérios específicos para emissão dos alertas à Defesa Civil e os alarmes para as comunidades, representadas através dos Núcleos de Defesa Civil (NUDEC's).

O inventário de deslizamento e estudo de mapeamento de suscetibilidade são aceitos como a primeira fase de esforços de mitigação (perigo de deslizamentos), sendo também o primeiro passo efetivo para obter uma avaliação e gestão de risco. Conforme Ercanoglu *et al.* (2004), estes mapas fornecem informações importantes para tomada de decisões frente aos desastres e para um melhor planejamento territorial e urbano. Além disso, a utilização eficaz destes mapas pode reduzir consideravelmente os danos potenciais e outros custos causados pelos deslizamentos.

A necessidade de levantamentos, estudos e sistematização de informações sobre o meio físico, bem como a possibilidade de oferecer uma forma de abordagem que se junte às demais já existentes motivou a realização dessa pesquisa. Esta utilizou uma abordagem inovadora, quando enfoca o desenvolvimento e aplicação de metodologia baseada em modelos estocásticos ou estatísticos, recurso disponível nas Geotecnologias. Desta forma, torna-se possível, analisar, manipular e produzir dados e informações utilizados na avaliação e quantificação de evidências<sup>8</sup> consideradas importantes na análise de suscetibilidade, vulnerabilidade e risco a escorregamentos.

No intuito de aumentar o conhecimento acerca dos modelos espaciais existentes, este trabalho visa contribuir com avanços metodológicos e modelos exploratórios para risco de deslizamentos no baixo vale da bacia do rio Itajaí.

A previsão espacial de riscos a deslizamentos é um importante domínio de investigação geocientífica em que a classificação estatística é aplicada. O objetivo destes métodos é identificar áreas que são suscetíveis a deslizamentos futuros, com base no conhecimento dos eventos de deslizamento e parâmetros do terreno, atributos geológicos e possíveis intervenções antrópicas (BRENNING, 2005).

---

<sup>8</sup> As evidências ou entidades utilizadas no trabalho são os elementos do meio físico e antrópico, com seus atributos, selecionadas como condicionantes dos movimentos de massa.

## 1.4 HIPÓTESES

Este trabalho tem como premissa que a confiabilidade de mapas de risco depende majoritariamente da quantidade e qualidade dos dados disponíveis, da resolução espacial e da escala empregada, bem como das técnicas de modelagem apropriada.

A probabilidade espacial da ocorrência de movimentos gravitacionais de massa em uma dada área está vinculada, não somente aos fatores preparatórios (topografia, cobertura vegetal, geologia, geomorfologia), mas também aos fatores desencadeantes (precipitações concentradas e intensas ou prolongadas). Desta forma, as hipóteses desta pesquisa são as seguintes:

A partir de eventos conhecidos, representados por cicatrizes de deslizamentos, poder-se-á estimar a ocorrência de movimentos gravitacionais de massa, e gerar mapas quantitativos de suscetibilidade e cenários de perigo e risco, usando para tanto modelos espaciais e estatísticos;

A escolha das técnicas de modelagem e de dados espaciais é determinante para dar qualidade e confiabilidade aos mapas de risco a deslizamentos. Ou seja, os mapas de risco precisam ser elaborados a partir de procedimentos técnicos e dados padronizados, como fonte alternativa aos métodos qualitativos tradicionais, de forma a permitir comparações entre o risco a deslizamentos de diferentes regiões mapeadas;

Mapas de suscetibilidade em termos ou quantificações de probabilidade absoluta (*probabilidade a posteriori*) podem ser estimados em ambiente SIG;

Independentemente da escala e da resolução empregada, é inviável utilizar um único recorte temporal para a elaboração de mapas de suscetibilidade a deslizamentos. Os mapas de suscetibilidade devem ser associados aos mapas de perigo ou então devem ser elaborados mapas de suscetibilidade temporais. Portanto, os padrões espaciais de suscetibilidade a deslizamento e as magnitudes destas ocorrências devem estar associados com os eventos desencadeantes (tempo de retorno).

## 1.5 OBJETIVOS

### 1.5.1 OBJETIVO GERAL

O objetivo desse trabalho é contribuir para o estudo dos deslizamentos no baixo vale da bacia do rio Itajaí, tendo como ponto fundamental a investigação e avaliação de métodos de análise e modelagem espacial guiada pelos dados (*data-driven*) e pelo conhecimento de dados do meio físico (*knowledge-driven*), visando o mapeamento de áreas com suscetibilidade e de risco aos movimentos de massa gravitacional.

### 1.5.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- i. Identificar e catalogar movimentos de massa para diferentes eventos desencadeantes por meio da integração de métodos de Cartografia em Multimídia e de Sensoriamento Remoto. Adicionalmente, almeja-se avaliar as vantagens e desvantagens de cada método na detecção dos movimentos de massa;
- ii. Avaliar diferentes técnicas de modelagem (Pesos de Evidência - *Extended WofE*, Relação de Frequência, Índice de Suscetibilidade a Deslizamentos e Lógica *Fuzzy*) e de dados espaciais (orbitais e aéreos) aplicadas à análise de suscetibilidade relativa a deslizamentos;
- iii. Identificar quais dos condicionantes do meio físico relacionados no presente estudo estão associadas de forma mais significativa à ocorrência de movimentos de massa;
- iv. Produzir e comparar mapas de suscetibilidade em termos ou quantificações de probabilidade absoluta (*probabilidade a posteriori*). Complementarmente, avaliar uma possível relação entre os testes de independência condicional (*Conditional Independence Ratio* e o *Agterberg & Cheng Conditional Independence*) e os valores do peso positivo e negativo;
- v. Avaliar a aplicabilidade de mapas de suscetibilidade para diferentes recortes temporais ou eventos desencadeantes com o intuito de integrar as probabilidades temporais e espaciais de eventos de deslizamentos e converter em cenários de perigo e risco.

## 1.6 ESTRUTURAÇÃO DA TESE

A concepção geral do presente trabalho está estruturada em oito capítulos: No primeiro capítulo é apresentada a proposta do trabalho, identificando o problema a ser estudado, as justificativas, hipóteses e objetivos. O segundo capítulo traz a descrição da área de estudo, sua localização, caracterização dos aspectos do meio físico e antrópico. O terceiro capítulo é dedicado à fundamentação teórica. Nesta parte são apresentados os temas considerados fundamentais para o desenvolvimento do trabalho. Os capítulos 4, 5, 6 e 7 apresentam uma análise detalhada dos métodos, dos resultados obtidos e das conclusões. O último capítulo foi reservado para as considerações finais.

Para compreender os procedimentos metodológicos e facilitar o entendimento dos capítulos 4, 5, 6 e 7, elaborou-se um diagrama de fluxo que descreve os principais passos seguidos na pesquisa e destaca as ligações entre as etapas e os objetivos da tese (Figura 1.1). Ressalta-se que os procedimentos metodológicos deste diagrama de fluxo serão apresentados e detalhados nos capítulos 4, 5, 6 e 7.

a) Na etapa de inventariação dos deslizamentos (fluxos de coloração roxa), os dados obtidos por sensoriamento remoto (informações satelitais, aerofotogramétricas) e pela Cartografia em Multimídia tiveram grande utilidade na detecção e mapeamento dos deslizamentos em três cenários distintos (2008, 2011 e 2015). Feições como superfícies de ruptura e cicatrizes de escorregamentos foram identificadas, quantificadas e mapeadas, baseadas em interpretações e processamento de imagens orbitais e áreas. Adicionalmente, quando possível, utilizaram-se deslizamentos já cadastrados disponíveis em: bibliografias (dissertações e teses), banco de dados espaciais pré-existentes e de campo. Os passos do processo de inventariação dos deslizamentos serão descritos no capítulo 4.

b) Os fluxos com coloração amarelada representam as etapas vinculadas à avaliação de diferentes técnicas de modelagem - Pesos de Evidência (*Extended WofE*), Índice de Suscetibilidade a Deslizamentos (ISD) e Lógica *Fuzzy* e de dados espaciais (orbitais e aéreos) aplicadas à análise de suscetibilidade relativa a deslizamentos. Complementarmente, buscou-se identificar quais dos condicionantes do meio físico relacionados para o presente estudo estão associadas de forma mais significativa à ocorrência de movimentos de massa. Nesta etapa, elaboraram-se as evidências dos três conjuntos de dados (SRTM, ASTER e SDS), com seus respectivos atributos (classes), selecionadas

como potenciais condicionantes dos movimentos de massa. Excluindo os dados geológicos (litologia e lineamento) e o índice de vegetação da diferença normalizada (NDVI), o restante das evidências utilizadas na análise de suscetibilidade foi extraído dos modelos digitais de elevação.

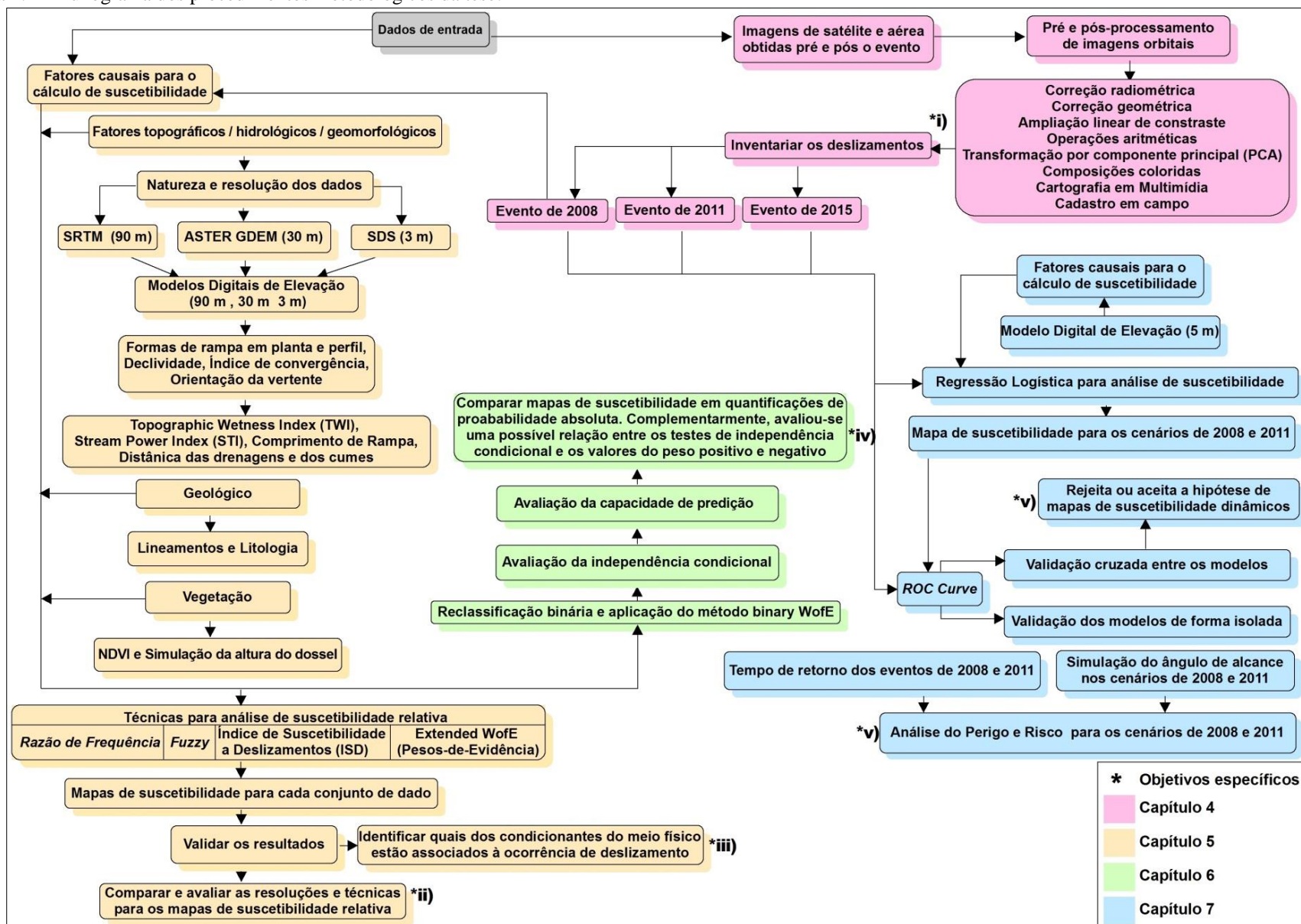
Durante essa fase, destaca-se o tempo despendido na modelagem dos dados e o aprendizado das técnicas de análise espacial por Pesos de Evidência, Relação de Frequência (*Frequency Ratio*), Lógica Nebulosa (*Fuzzy*) e *Weighted Index Overlay*. Os principais passos metodológicos vinculados à avaliação de diferentes técnicas de modelagem e de dados espaciais aplicados à análise de suscetibilidade relativa a deslizamentos serão descritos no capítulo 5.

c) Para análise de suscetibilidade absoluta (probabilidade *a posteriori*) representada pelos fluxos de coloração esverdeada, utilizou-se o método *binary WofE* no mesmo conjunto de dados anterior. Complementarmente, avaliou-se uma possível relação entre os testes de independência condicional (CIR e NOT) e os valores de peso positivo e negativo. Os passos do processo de obtenção dos mapas de suscetibilidade absoluta serão descritos no capítulo 6.

Tanto os mapas de suscetibilidade relativa quanto os mapas de suscetibilidade absoluta foram validados pelas curvas de sucesso (Sucess Rate Curve - SRC) e de predição (Prediction Rate Curve - PRC). Ou seja, verificou-se para todos os modelos (mapas), se o número de pontos de treinamento ("*training point*") utilizados posicionava-se nas áreas de maior suscetibilidade.

d) O procedimento metodológico para análise de suscetibilidade dinâmica e cenários de perigo e do risco (coloração azul) prevê a obtenção de mapas de suscetibilidade de diferentes cenários por meio da Regressão Logística. Além disso, estes mapas serão validados entre eles pelo método *Receiver Operator Characteristic* (ROC). Este cruzamento permitirá aceitar ou rejeitar a hipótese de mapas de suscetibilidade dinâmicos. Os detalhes acerca da análise de suscetibilidade dinâmica serão descritos no capítulo 7.

Figura 1.1 - Fluxograma dos procedimentos metodológicos da tese.





## 2 CARACTERIZAÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO

### 2.1 SITUAÇÃO E LOCALIZAÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO

A área de estudo situa-se na porção leste da bacia hidrográfica do rio Itajaí-Açu, delimitada pelas coordenadas geodésicas de 26°35'00" S e 27°00'00" S e 49°12'00" W a 48°44'00" W, e engloba a totalidade do município de Ilhota (253,5 km<sup>2</sup>) e parte dos municípios de Blumenau (406,5 km<sup>2</sup>), Gaspar (312 km<sup>2</sup>), Luis Alves (255,5 km<sup>2</sup>) e Massaranduba (186,5 km<sup>2</sup>), perfazendo uma área total de aproximadamente 1.414 km<sup>2</sup> (Figura 2.1).

Esta região foi escolhida para elaboração desse trabalho devido ao elevado número de ocorrências de deslizamentos no evento meteorológico extremo de 2008. Na ocasião, ocorreram aproximadamente 4.000 deslizamentos, sendo a maioria deles vinculados às ocupações irregulares. Eles danificaram e destruíram áreas agrícolas, florestais e, sobretudo, sítios urbanos.

Nos anos de 2011, 2013, 2014 e 2015, novamente a região do baixo vale padecem com novos eventos críticos de precipitação. Os volumes de chuva diários não foram tão elevados quanto os de 2008, mas suficientes para deflagrar novos deslizamentos, principalmente os de ocorrência em talude artificial ou de origem antrópica.

De uma forma geral, as considerações do meio físico foram descritas segundo o mapeamento realizado pelo IBGE<sup>9</sup> (2003) e Iglesias<sup>10</sup> *et al.*, (2011).

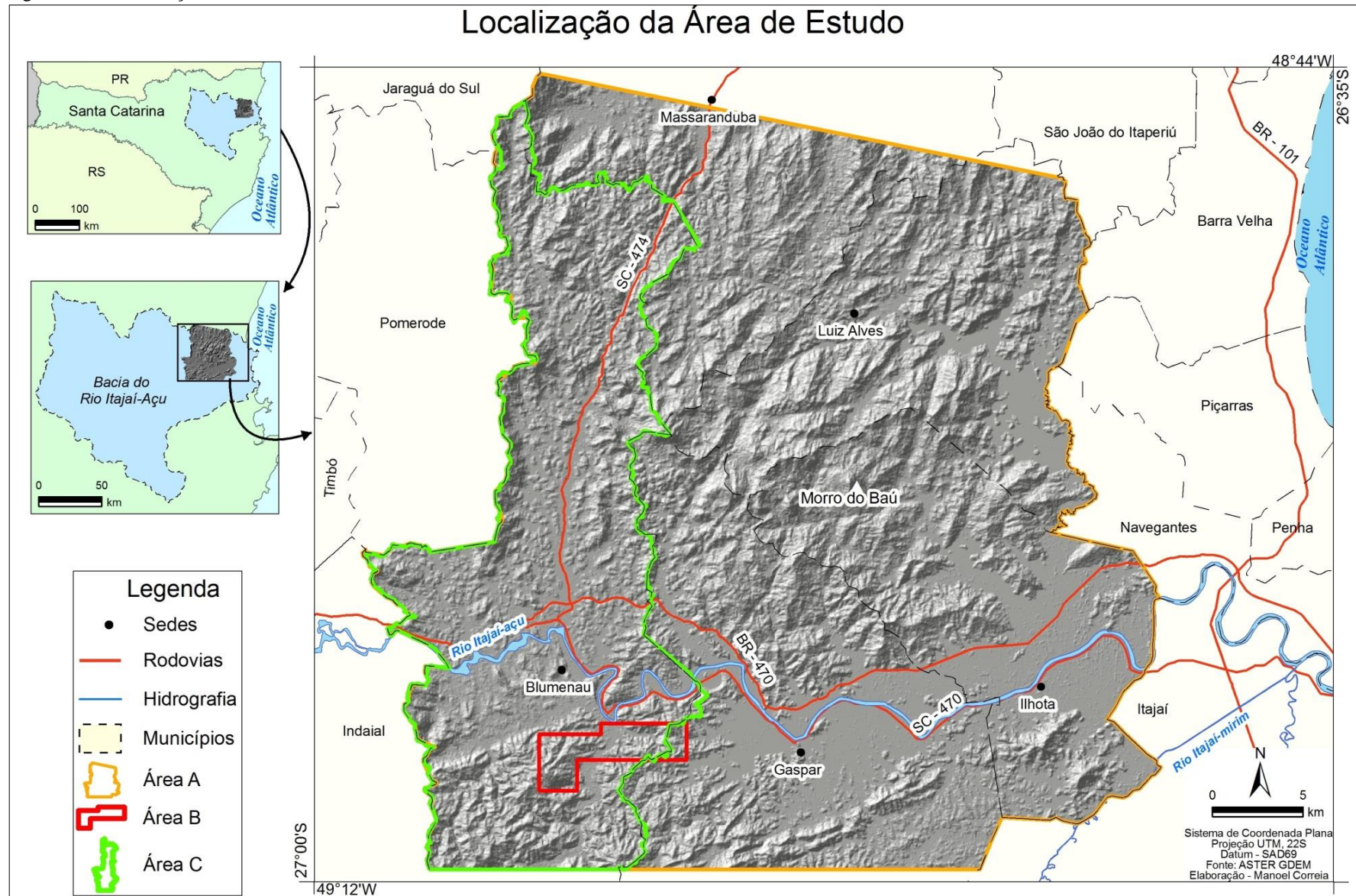
Em virtude do desempenho computacional, das diferentes resoluções espaciais empregadas no mapeamento e do inventário realizado, foram consideradas três áreas de estudo: A, B e C (Figura 2.1). A primeira corresponde à área total do trabalho, com 1.414 km<sup>2</sup>. A segunda é representada por uma área menor, aproximadamente 17,82 km<sup>2</sup>, localizada no perímetro urbano do município de Blumenau-SC. A última representa 80% ou 407 km<sup>2</sup> do município de Blumenau.

---

<sup>9</sup> Mapa geológico na escala 1.100.000, mapa geomorfológico na escala 1.100.000, mapa de solos na escala 1.100.000, mapa de vegetação na escala 1.100.000 e mapa de cobertura e uso do solo na escala de 1.50.000 obtidos em formato .dgn, do Projeto Gerenciamento Costeiro (IBGE, 2003).

<sup>10</sup> Mapa geológico digital, na escala 1:250.000, elaborado pelo Serviço Geológico do Brasil.

Figura 2.1 - Localização da área de estudo.

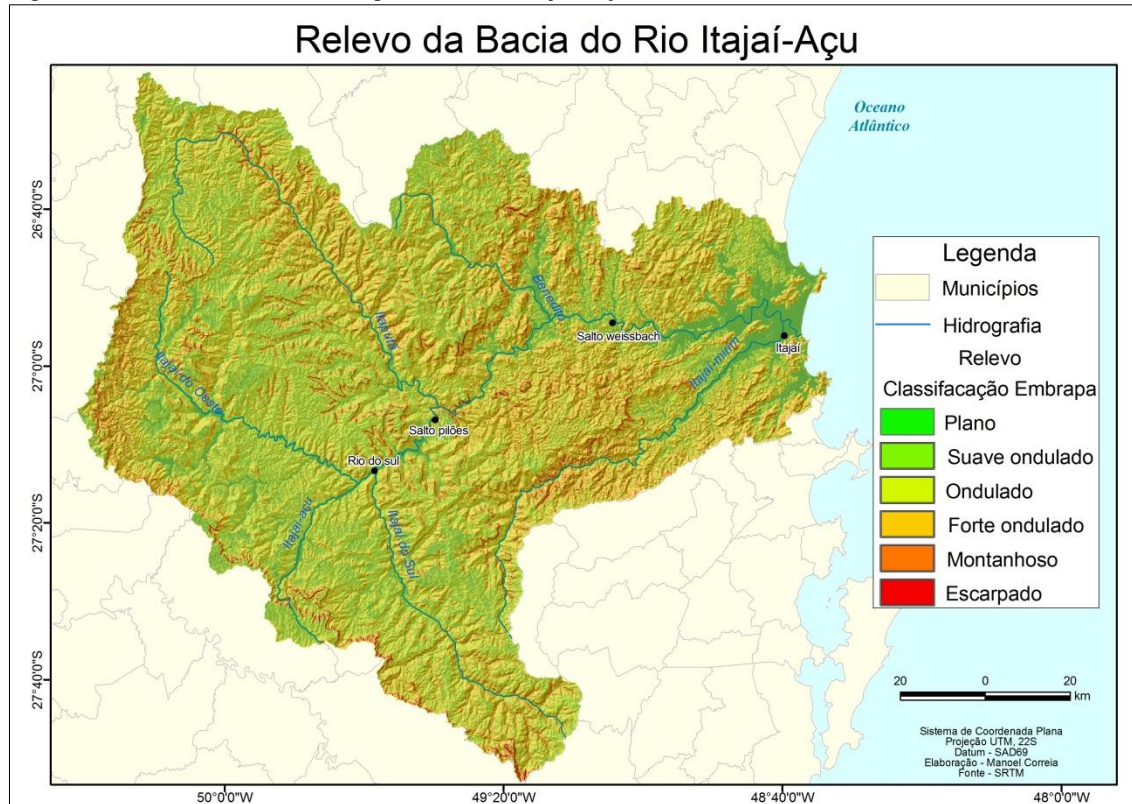


## 2.2 CARACTERÍSTICAS DA BACIA DO RIO ITAJAÍ-AÇU

A bacia do rio Itajaí-açu situa-se na porção leste do estado de Santa Catarina, integrando o sistema hidrográfico da vertente Atlântica. Sua área de drenagem é de aproximadamente 15.342 km<sup>2</sup> e representa cerca de 16,02% da área territorial do estado (95.718 km<sup>2</sup>). A forma da bacia é em leque, com o vértice para oceano Atlântico e o arco voltado para o oeste. Essa forma de composição da bacia pode ser visualizada na Figura 2.2.

Conforme classificação da Embrapa (1999), o seu relevo divide-se em 8,51% plano e 10,78% suave ondulado, junto à planície costeira e às margens dos rios; 29,98% ondulado, 37,98% forte ondulado, 11,01% montanhoso e 1,74% escarpado, evidenciando alta heterogeneidade geomorfológica da bacia (Figura 2.2).

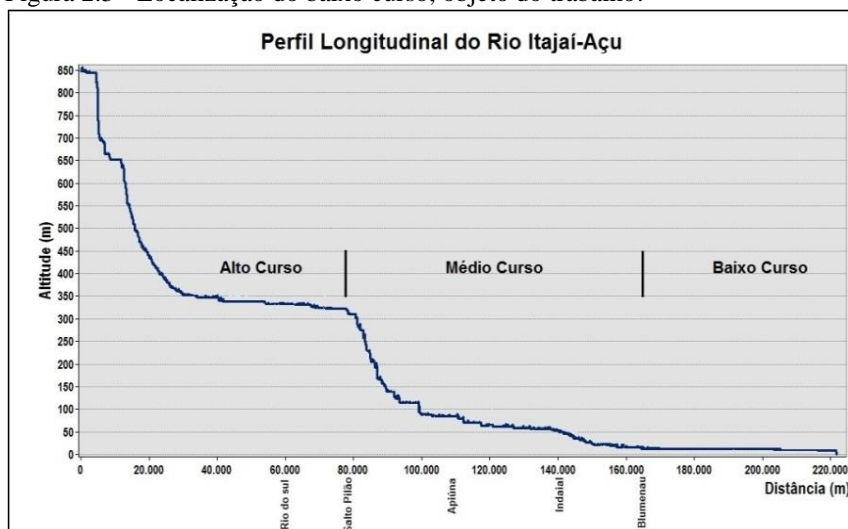
Figura 2.2 - Relevo da bacia hidrográfica do rio Itajaí-Açu derivado do SRTM DEM.



O principal rio da bacia é o Itajaí-Açu, formado pelos rios Itajaí do Oeste e Itajaí do Sul, próximo à cidade de Rio do Sul. O Itajaí-açu percorre cerca de 220 km, e tem como principais afluentes os rios Itajaí do Norte, Benedito e Itajaí-mirim. Pelas suas características físicas, o rio Itajaí-açu tem sido dividido em alto, médio e baixo, conforme corte longitudinal da bacia, na Figura 2.3.

O alto curso do Itajaí-açu vai desde a confluência dos rios Itajaí do Oeste e Itajaí do Sul, na cidade de Rio do Sul até a localidade de Salto Pilão, um pouco a montante da foz do rio Itajaí do Norte, perfazendo um total de 19 km de trecho. O médio curso do Itajaí-açu possui uma extensão aproximada de 83 km, desde Salto Pilões até da localidade de Salto Weissbach, próximo da cidade de Blumenau. O baixo curso do Itajaí-açu possui cerca de 80 km a partir de Salto Weissbach até a foz no oceano Atlântico, junto à cidade de Itajaí.

Figura 2.3 - Localização do baixo curso, objeto do trabalho.



## 2.3 CARACTERÍSTICAS TOPOGRÁFICAS E GEOMORFOLÓGICAS

À exceção da planície fluvial, quase toda área de estudo é marcada pelos altos acidentes topográficos, com predomínio de relevo forte ondulado a montanhoso (Figura 2.4). Sua variação altimétrica situa-se entre 10 e 813 metros de altitude (Figura 2.5).



Figura 2.4 - Relevo da área de estudo derivado do ASTER GDEM.

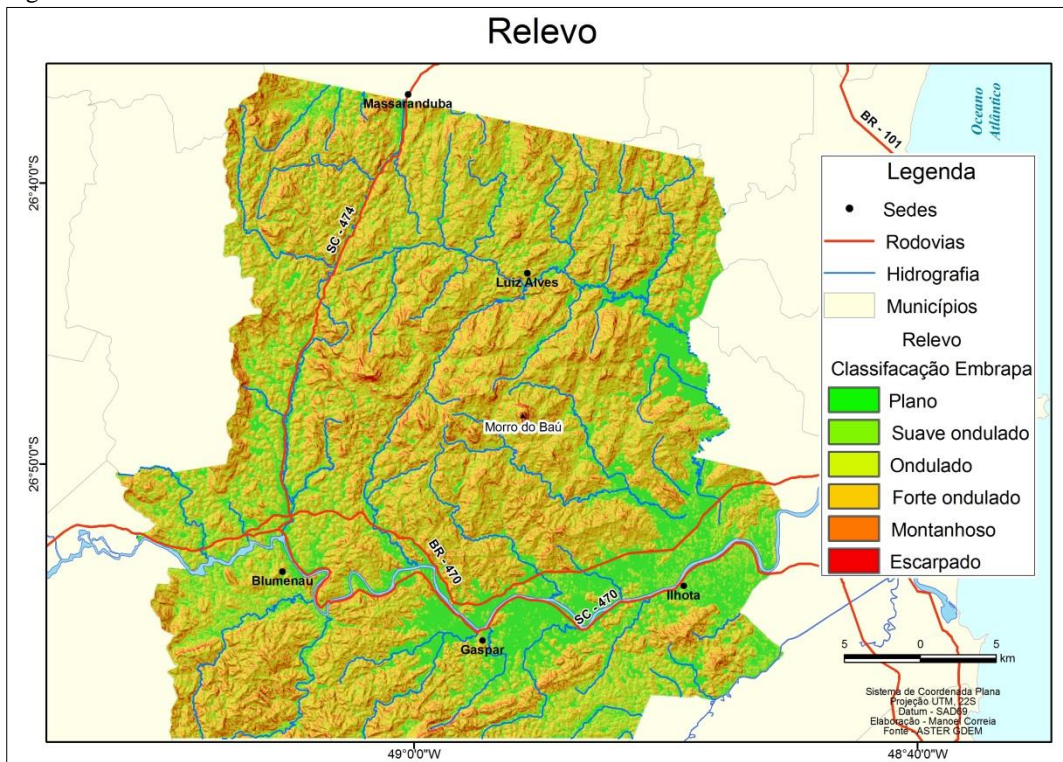
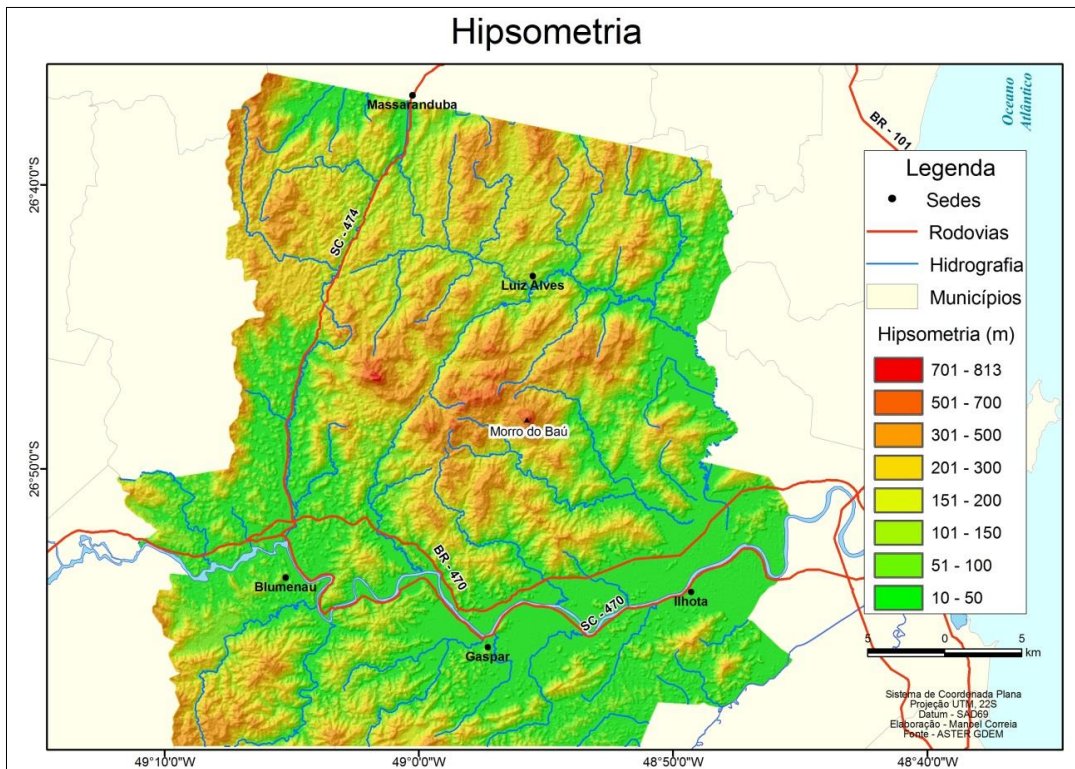


Figura 2.5 - Faixas altimétricas da área de estudo derivadas do ASTER GDEM.



A heterogeneidade litológica representada por rochas efusivas e sedimentares, bem como por complexos magmáticos e rochas metamórficas cristalinas, associadas lateral e verticalmente aos sedimentos quaternários depositados em diversos tipos de ambientes, se reflete na grande diversidade de aspectos geomorfológicos, distribuídos em cinco domínios morfoestruturais: Depósitos Sedimentares Quaternários, Coberturas Molassóides e Vulcanitos Associados, Rochas Granitóides, Rochas Metavulcanosedimentares e Embasamento em Estilos Complexos (IBGE, 2003a).

Os domínios morfoestruturais organizam a causa de fatos geomorfológicos derivados de aspectos amplos da geologia com os elementos geotectônicos. É evidente que os diferentes domínios morfoestruturais e o tempo transcorrido – responsável pela elaboração morfológica por meio dos diferentes mecanismos morfoclimáticos – implicaram na evolução do relevo, que se reflete no comportamento topográfico do modelado. Em síntese, as referidas unidades morfoestruturais proporcionam, de certa forma, uma correspondência na disposição geral da morfologia da área.

As considerações a seguir representam uma síntese dos trabalhos realizados pelo IBGE (2003a), IBGE (2003b) e IBGE (2004a). Segundo esses estudos, as características dos modelados da área de estudo foram ordenadas segundo uma taxonomia que permite a divisão e hierarquização em seis unidades geomorfológicas e constituem o segundo taxon na classificação do relevo adotado. Sendo composta pelas unidades geomorfológicas: Planícies Aluviais, Planos e Rampas Colúvio-Aluviais, Morros e Colinas do Baixo Itajaí-Açu, Serras do Leste Catarinense, Morraria Costeira e Colinas Costeiras.

As Planícies Aluviais ocorrem de forma descontínua interdigitando-se com os Planos e Rampas Colúvio-Aluviais. Os canais fluviais apresentam divagação lateral pouco acentuada, o que evidencia o equilíbrio entre agração e degradação vigente sob as atuais condições climáticas.

No caso dos Planos e Rampas Colúvio-Aluviais, as principais características deste geossistema são os modelados planos, localmente abaciados, rampas de declividades diversas e, mais restritamente, formas tabulares, baixos platôs e colinas. Os modelados ocorrem nucleados, isolados uns dos outros por amplos vales de fundo plano que correspondem a níveis de terracamento do rio Itajaí-Açu.

Os Morros e Colinas do Baixo Itajaí-Açu são constituídos litologicamente por conglomerados, arenitos e filitos pertencentes ao



Grupo Itajaí. As formas predominantes conhecidas na literatura geomorfológica como meias-laranjas, apresentam vertentes convexizadas em decorrência do intenso intemperismo químico ligado a atuação de um sistema morfogenético super-úmido sobre as litologias friáveis que constituem o arcabouço geológico desta unidade geomorfológica.

As Serras do Leste Catarinense são constituídas por um agrupamento de elevações paralelas e sub-paralelas orientadas preferencialmente para NE e separadas por vales muito profundos. Entre os relevos que configuram as serras desta unidade geomorfológica, ocorre um tipo de modelado de dissecação em áreas altimetricamente mais baixas, chegando a cotas inferiores a 200 m nos vales, enquanto nos interflúvios elas são superiores a 400m. Estas áreas apresentam relevos muito dissecados, com densidade de drenagem fina ou média e formas de topos convexizados com vertentes de alta declividade, apresentando ressaltos topográficos e nichos erosivos.

A última unidade geomorfológica, as Colinas Costeiras constituem um prolongamento para o norte da área de morros e colinas encontrados no baixo curso do rio Itajaí-Açu. Embora pertençam a domínios morfoestruturais diferentes, guardam muita semelhança nos tipos de modelados, padrões de drenagem, formações superficiais e nos tipos de uso da terra.

Trata-se de uma área, como o próprio nome sugere, caracterizada por apresentar uma sucessão de morros e colinas de pequena amplitude altimétrica, dificilmente ultrapassando 50 metros de desnível entre a base e o topo, geralmente separados por planos aluviais amplos e que em função de suas características morfopedológicas, não favorecem a ocorrência de deslizamentos.

## 2.4 ASPECTOS GEOLÓGICOS

De leste para oeste, afloram no território catarinense os sedimentos recentes do litoral, uma faixa de rochas magmáticas e metamórficas mais antigas, a sucessão das rochas sedimentares gondwânicas e os derrames de lavas básicas, intermediárias e ácidas da Serra Geral. Essa conformação geológica resulta da superposição de inúmeros eventos geotectônicos, dos quais os mais antigos remontam ao Arqueano (SCHEIBE, 1986). Especificamente, a área de estudo encontra-se no Escudo Catarinense e nos domínios tectônicos do

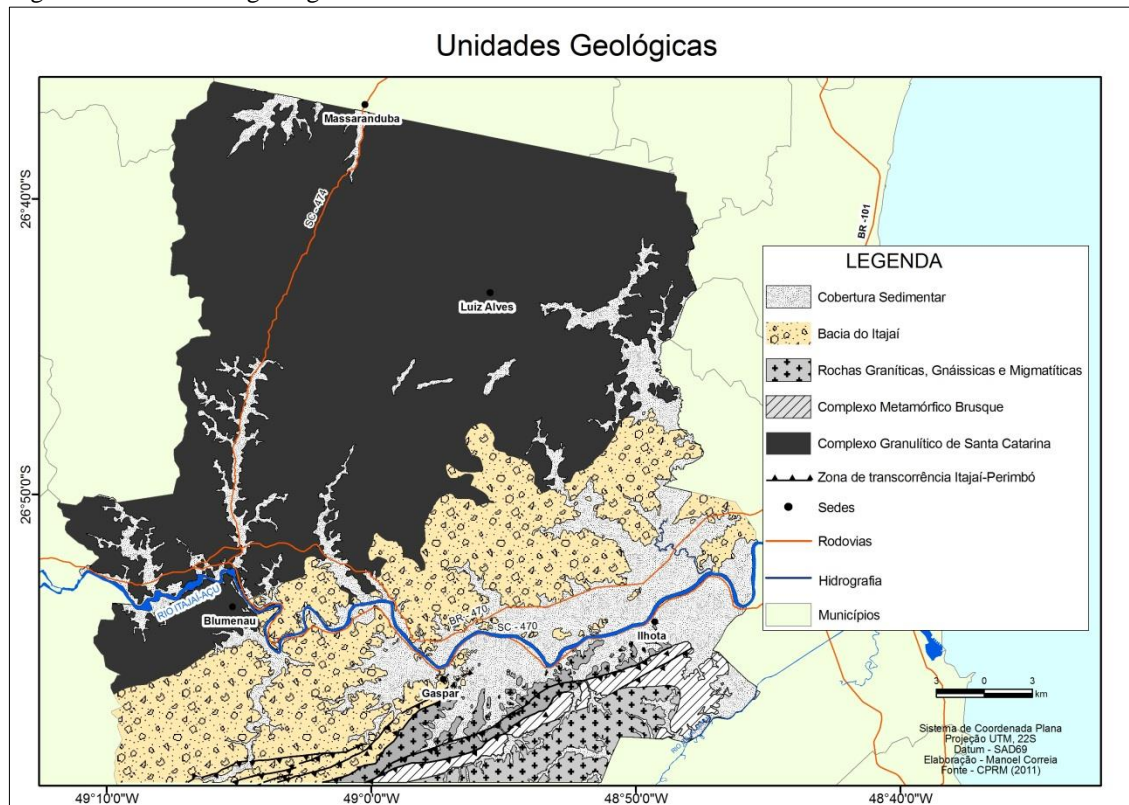
Cinturão Dom Feliciano e da Microplaca Luis Alves (BASEI *et al.*, 2011).

Das diversas bases geológicas existentes para área de estudo (Hartmann, *et al.*, 1979; Silva & Dias, 1981; IBGE, 2003b; Perrotta *et al.*, 2004; Basei *et al.*, 2011), utilizou como referência o mapeamento de Iglesias *et al.*, (2011)<sup>11</sup>, que se caracteriza pela ocorrência de 5 unidades geológicas (Figura 2.6), sendo elas, da base para o topo: o Complexo Granulítico de Santa Catarina (Arqueano), situada ao norte; localizada ao sul em menor expressão, as Rochas Graníticas, Gnaissicas e Migmatíticas (Paleoproterozoico) e do Complexo Metamórfico Brusque (Criogeniano); na parte central da área, a Bacia do Itajaí (Ediacariano); e, por fim, esparçados ao longo da área, as Coberturas Sedimentares (Quaternário).

---

<sup>11</sup> A utilização dessa base ocorreu devido ao detalhamento tanto da porção norte (Complexo Granulítico de Santa Catarina) quanto da porção sul (Complexo Metamórfico Brusque, Grupo Itajaí).

Figura 2.6 - Unidades geológicas da área de estudo.



Tanto as unidades, com suas respectivas litologias quanto às estruturas (falhas ou zonas de cisalhamento) são descritas e apresentadas na Figura 2.7.

O Complexo Granulítico de Santa Catarina é a unidade litoestratigráfica mais antiga da área de estudo, situa-se ao norte e estende-se por cerca de 762,5 km<sup>2</sup> (54% da área), representado pelas unidades Máfica-Ultramáfica Barra Velha, Gnaisses Granulíticos Luis Alves, Paragnaisse Luis Alves, Ortognaisse Pomerode (Figura 2.7).

Segundo Basei *et al.* (1998), o Complexo Granulítico de Santa Catarina é composto principalmente de ortognaisse félsicos de composições tonalito-trondhjemito-granodiorito (TTG)<sup>12</sup>, intrudidas por rochas ultrabásicas, e um pequeno componente metassedimentar. A evolução do Complexo começou com a instalação de um conjunto de TTG em 2.600 Ma, sendo mais tarde afetado pelo metamorfismo regional de fácies granulíticas no período Sideriano (2.350 Ma) e pelos eventos metamórficos de fácies granulíticas/amfibólio do período Orosiriano (2.000 Ma), ambos da Era Paleoproterozoica (BASEI *et al.*, 2009). Depois de 1.900 Ma, a região tornou-se tectonicamente estável e era o único bloco no sudeste brasileiro que permaneceu frio (<300°C) desde o final do Paleoproterozóico (BASEI *et al.*, 2011).

A constituição litológica desse complexo compreende, além de gnaisses (Paragnaisse, Ortognaisse) granulíticos, que são as litologias predominantes, e as rochas Máfica-Ultramáfica (piroxenito, gabro, magnetito) (Figura 2.7).

Numerosas zonas de cisalhamento ocorrem nesse complexo, seccionando-o segundo duas direções gerais: N80E e N20E. Tendo originado vales geralmente bastante alongados, rasos e estreitos, essas zonas de cisalhamento estão normalmente cobertas por aluviões holocênicos, podendo-se observar, em alguns momentos, afloramentos de cataclasitos ou de granulitos cataclásticos nas bordas dos referidos vales. Outras feições estruturais que se destacam, nesse complexo, são falhas de direções gerais N55E e N30W (zona de cisalhamento Perimbó), que coloca as rochas deste complexo em contato com as rochas dos grupos Brusque e Itajaí, respectivamente. (IBGE, 2003b; SILVA & DIAS, 1981) (Figuras 2.8 e 2.9).

---

<sup>12</sup> A série TTG é uma agregação de rochas que são formados pela fusão da crosta máfica hidratada à alta pressão.

O Complexo Granulítico de Santa Catarina está recoberto, ao Sul, pelos depósitos do Grupo Itajaí (bacia do Itajaí), representados pela Formação Garcia (Iglesias *et al.*, 2011), Unidade A (Rostirolla, 1991), ou Formação Baú (BASEI *et al.*, 2011). Na área de estudo é caracterizada por diferentes tipos de litologias: arenitos, siltitos, argilitos, arenitos com conglomerado intercalado, ritmitos, além de conglomerados com tufo vulcânico associado (Figura 2.7).

A Bacia do Itajaí foi gerada durante os estágios do Ciclo Brasileiro (Neoproterozóico Superior) e, atualmente, encontra-se de forma alongada segundo a principal direção presente no escudo catarinense, sudoeste-nordeste (SCHROEDER, 2006).

Possui contato tectônico a norte com o Complexo Granulítico de Santa Catarina que representa uma região pouco afetada pelo Ciclo Brasileiro. Já o contato sul da bacia, ocorre com duas unidades distintas: o Complexo Metamórfico Brusque e o Complexo Taboleiro (ou faixa Ribeirão da Prata (BASEI, 1985). Em ambos os casos o contato dá-se através de uma extensa zona de falha denominada Perimbó (SILVA & DIAS, 1981). No entanto, na área de estudo, estende-se na porção central por uma área de cerca de 285,5 km<sup>2</sup> (20,5%) entre o Complexo Granulítico de Santa Catarina e o Complexo Metamórfico Brusque.

O Complexo Metamórfico Brusque está limitado pela Zona de Cisalhamento Major Gercino e pela Zona de Transcorrência Itajaí Perimbó, desde o município de Itajaí até Vidal Ramos. Na área de estudo, encontra-se na porção sul, segundo uma faixa de direção geral NE-SW (Figuras 2.7 e 2.8). Tal faixa não é contínua e está interrompida por massas ígneas das suítes intrusivas Valsungana e o Granito Morro do Parapente. No total, essas intrusões cobrem uma superfície de aproximadamente 45,5 km<sup>2</sup> de área.

As litologias que compõem essa unidade litoestratigráfica, na presente área, são metassedimentos representados por metapelitos, metapsamitos e metacarbonáticas, com 32,5 km<sup>2</sup> na área de estudo. Originalmente depositadas em ambiente marinho, em bacia tipo retroarco, essas litologias foram, posteriormente, junto com as de origem ígnea, metamorfasadas regionalmente nas fácies xistos verdes (IBGE, 2003b).

O Complexo Metamórfico Brusque mantém contatos geralmente por falhas com as referidas suítes intrusivas e com o Complexo Granulítico de Santa Catarina. Contatos normais, por discordância, ocorrem com os Depósitos Quaternários continentais (256 km<sup>2</sup>), correspondentes aos aluviões do rio Itajaí-açu e de seus afluentes.

Figura 2.7 - As 14 litologias da área de estudo.

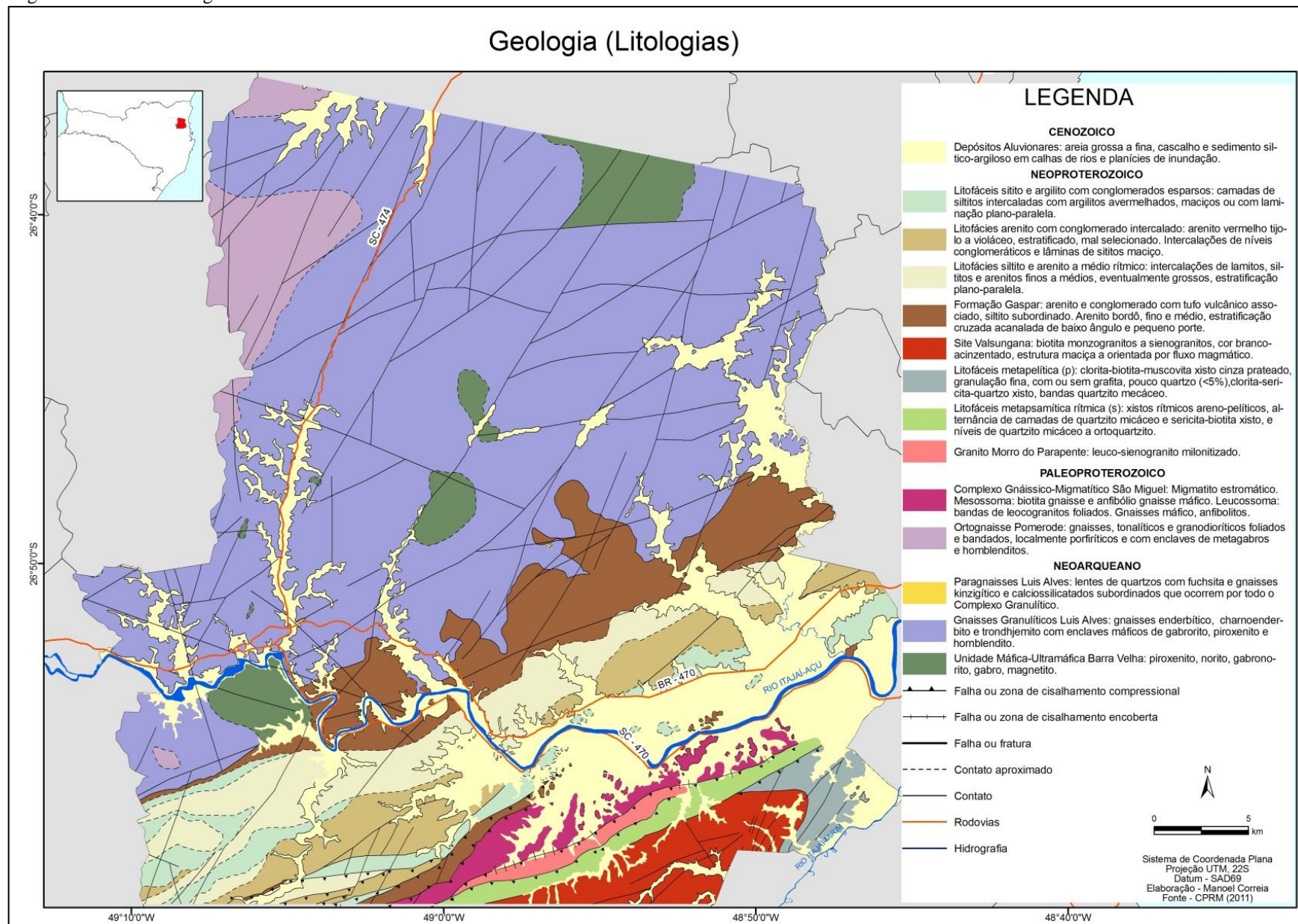
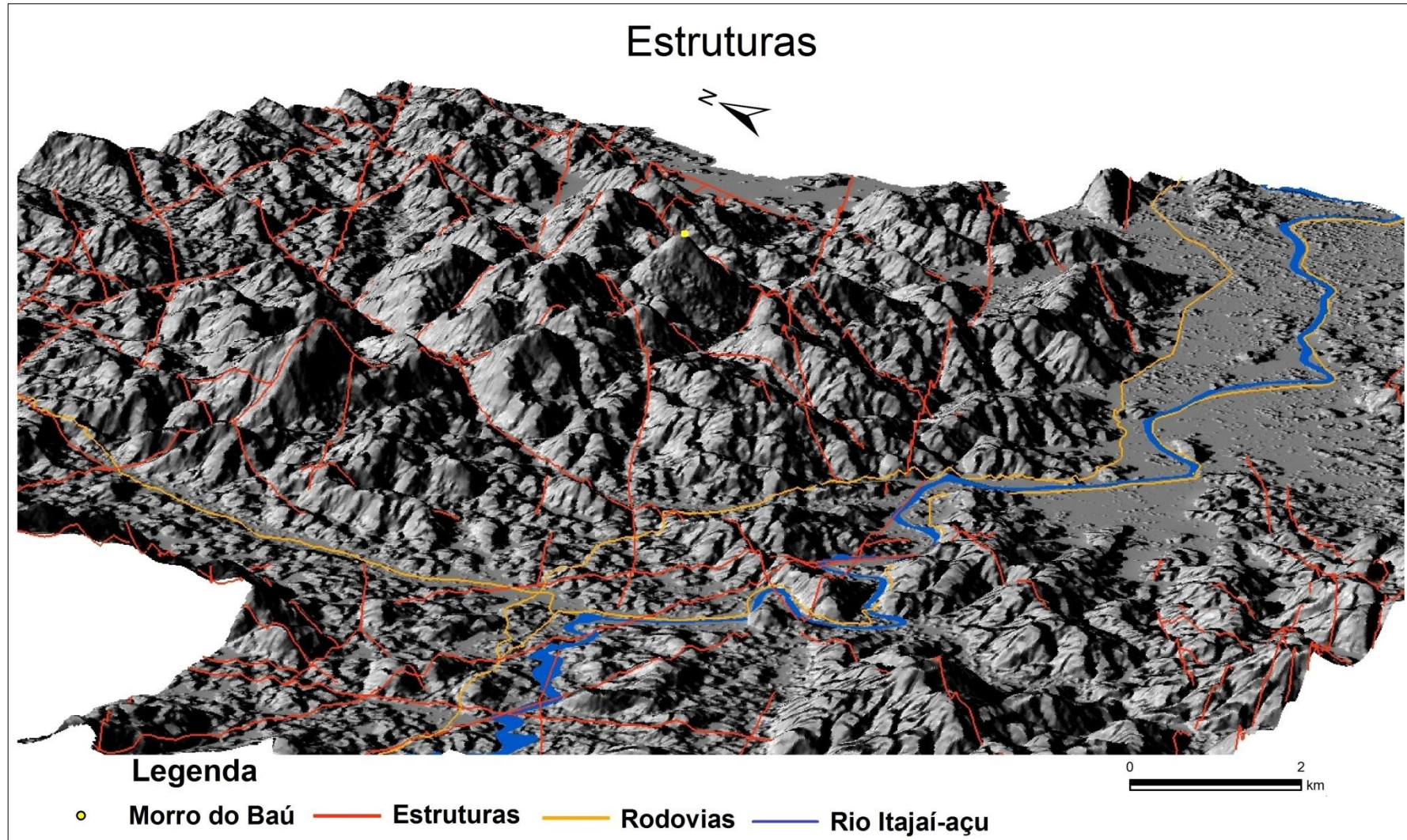


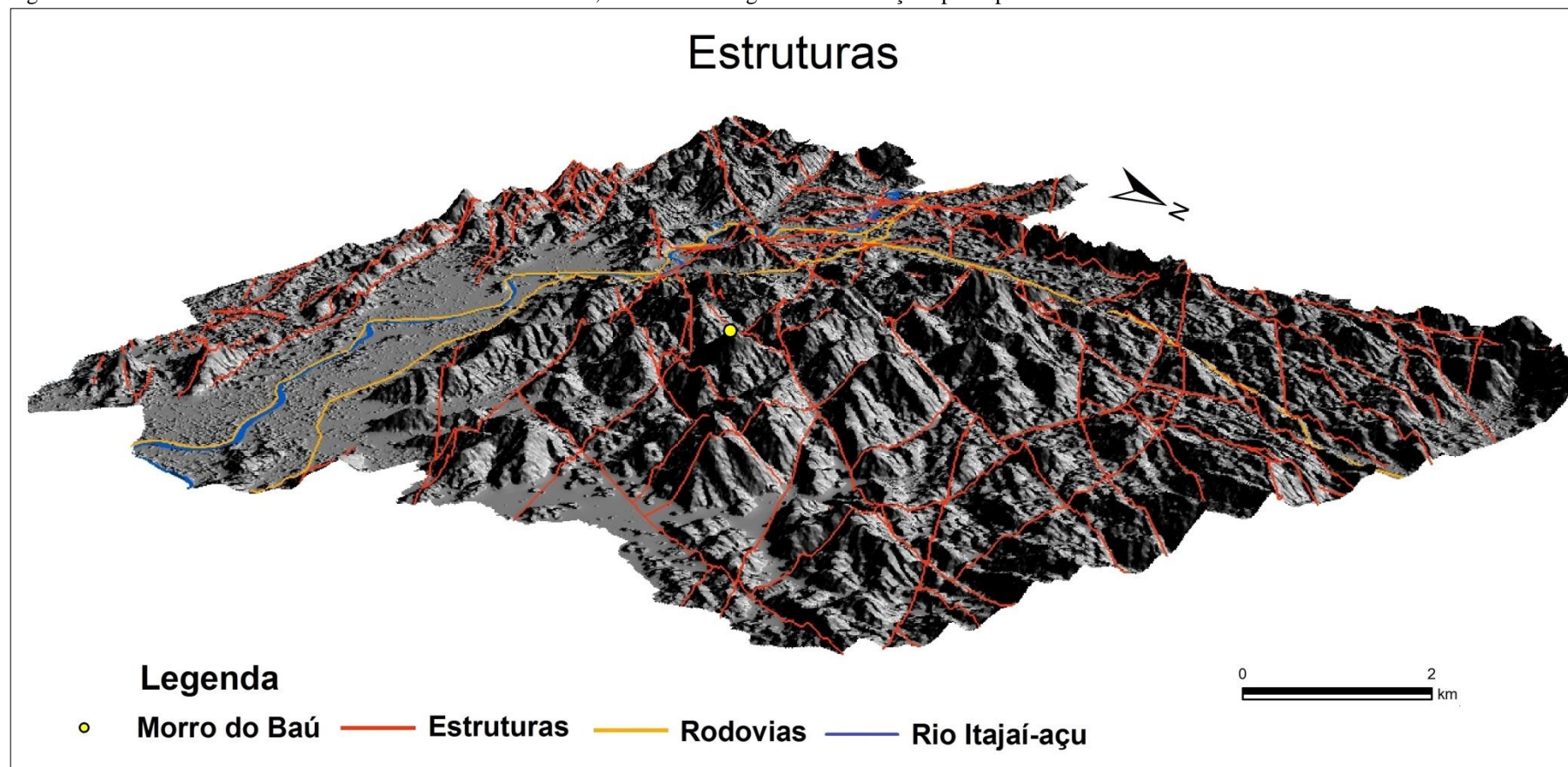


Figura 2.8 - Numerosas zonas de cisalhamento ocorrem na área, seccionando segundo duas direções principais: N80E e N20E.



Fonte: CPRM (2011).

Figura 2.9 - Numerosas zonas de cisalhamento ocorrem na área, seccionando segundo duas direções principais: N80E e N20E.



Fonte: CPRM (2011).



## 2.5 CARACTERÍSTICAS CLIMÁTICAS

No meio tropical brasileiro, é de conhecimento generalizado a vinculação dos escorregamentos à estação de chuvas e, dentro dela, à ocorrência de chuvas intensas (GUIDICINI & NIEBLE, 1984). Alguns autores tentaram estabelecer correlações entre chuvas e escorregamentos, a exemplo de Guidicini & Iwasa (1976), que buscaram estabelecer a correlação entre pluviosidade em meio tropical úmido e os escorregamentos.

Após várias tentativas e correlações entre chuvas e escorregamentos em diferentes áreas, Guidicini & Iwasa (1976) introduzem os conceitos de: coeficiente do ciclo e coeficiente de episódio, que representam, respectivamente, o registro pluviométrico acumulado até a data do episódio de chuva intensa e o registro pluviométrico do próprio episódio, com relação à média anual de pluviosidade da região. A soma dos dois coeficientes representa o coeficiente final.

Concluiu-se que o risco não é representado simplesmente pelo fato da curva acumulada (coeficiente do ciclo) penetrar em determinada faixa, mas sim pela possibilidade de ocorrer um episódio de chuva intensa (coeficiente de episódio) que venha a se somar a uma curva acumulada de posição já elevada.

Para agravar essa situação, Mendonça & Danni-Oliveira (2007) ressaltam que uma das principais características que distingue os climas da porção Sul do restante do País é a sua maior regularidade na distribuição anual da pluviometria (entre 1.250 e 2.300 mm), associada às baixas temperaturas do inverno. Essas características são resultantes da associação entre a posição geográfica da área, seu relevo e atuação dos sistemas atmosféricos intertropicais e polares. A variabilidade térmica da região, contrariamente à pluviometria, é bastante acentuada tanto espacial quanto temporalmente. As médias anuais situam-se entre 14°C e 22°C, mas podem cair para cerca de 10°C nas partes mais elevadas.

A situação geográfica do estado de Santa Catarina, localizado nos subtrópicos, garante a maior amplitude do ciclo anual de temperatura, com maior contraste entre o inverno e o verão. Além disso, as regiões do planalto e as áreas serranas do litoral, meio-oeste e oeste catarinense produzem contrastes ainda maiores na distribuição da temperatura, amenizando-a no verão e declinando-a acentuadamente no inverno.

Nessas regiões de maiores altitudes do estado, a temperatura pode superar os 30° C nos episódios de forte calor, no verão, e ficar negativa, favorecendo a formação de geada e neve, sob influência de massa de ar frio, especialmente no inverno (MONTEIRO & MENDONÇA, 2005).

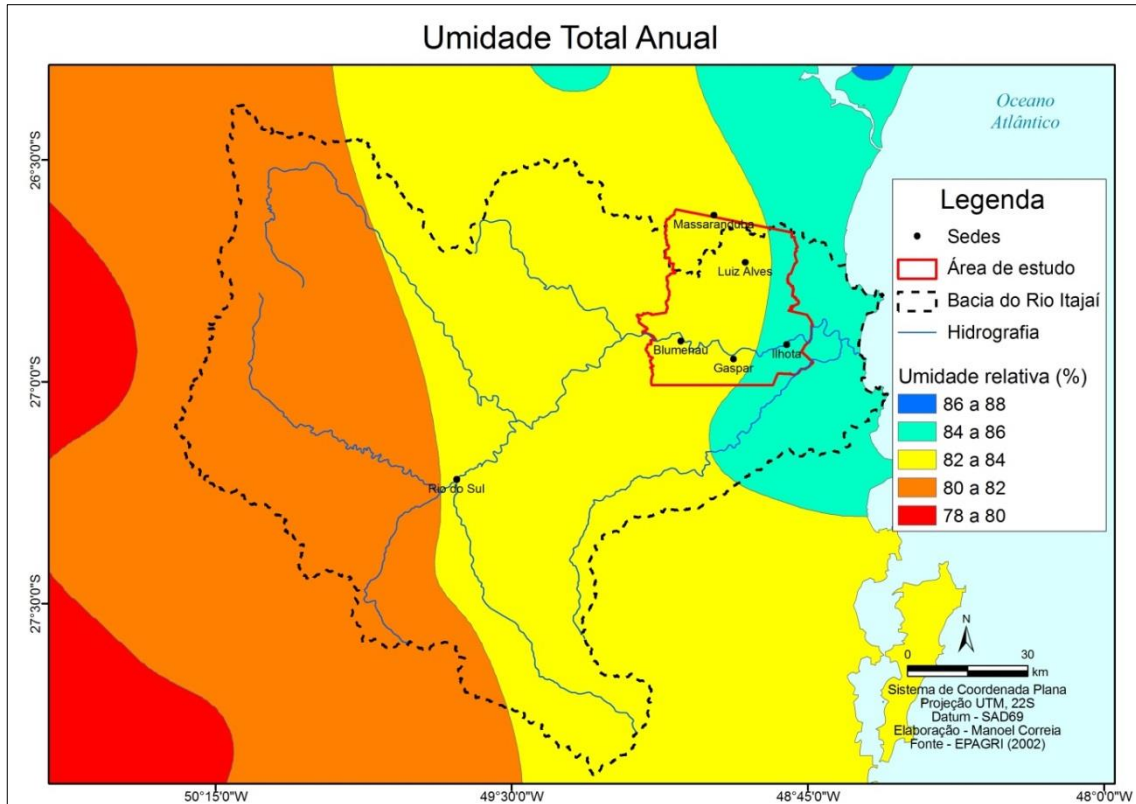
Além da influência desigual da radiação solar ao longo do ano e dos importantes aspectos do relevo, os tempos instáveis em Santa Catarina, ocorrem segundo Monteiro (2001), via de regra, associados às frentes frias, aos vórtices ciclônicos, aos cavados em baixos, médios e altos níveis atmosféricos, às baixas pressões em superfície, aos complexos convectivos de mesoescala, à convecção tropical, à Zona de Convergência do Atlântico Sul e aos jatos em médios e altos níveis.

Dos citados anteriormente, a alta subtropical do Atlântico Sul e o centro de baixa pressão intermitente no noroeste da Argentina, Paraguai e sul da Bolívia “Baixa do Chaco” contribuem significativamente para a variância da precipitação e umidade do estado.

A alta subtropical do Atlântico Sul é um sistema semipermanente de pressão e da circulação anticiclônica associada, ocorre em todas as estações do ano, porém é mais forte no inverno, quando está mais para o norte e para o oeste, penetrando sobre o continente (GRIMM, 2009).

O clima do estado é determinado basicamente pela intensidade e pelos movimentos sazonais deste sistema, determinando a maior ou menor penetração de ventos em baixos níveis na costa e, conseqüentemente, maior ou menor penetração de umidade do oceano para o litoral. Na Figura 2.10, observa-se um aumento gradual da umidade total anual do interior do estado para o litoral, tendo na área de estudo valores de 82 a 86 % (PANDOLFO *et al.*, 2002).

Figura 2.10 - Umidade média anual da bacia do Itajaí e da área de estudo.



Embora, a umidade seja mais elevada no litoral, a quantidade de precipitação não diminui em direção ao oeste do estado. Ao contrário, é justamente no extremo-oeste catarinense, divisa com o Paraná, onde ocorre o maior volume de chuva em Santa Catarina. Isso se deve, em parte, a influência da “Baixa do Chaco”, sistema de baixa pressão que se organiza, principalmente quando uma frente fria avança pelo Sul do Brasil (MONTEIRO & MENDONÇA, 2005).

A precipitação média anual da bacia do Itajaí e da área de estudo varia entre 1100 e 1900 mm (Figura 2.11), com uma estação chuvosa principal no verão (janeiro a março) e uma estação chuvosa secundária na primavera (setembro e outubro) (PANDOLFO *et al.*, 2002). Caracteriza-se pela precipitação de origem convectiva com predomínio no verão enquanto que a frontal no inverno e, principalmente, na primavera (SILVA & SEVERO, 2003). As chuvas de origem orográfica ocorrem a barlavento das maiores elevações topográficas (Figura 2.5), bem como o predomínio das menores temperaturas (Figura 2.12) na área de estudo ocorrem predominantemente na porção setentrional, próximo dos municípios de Luiz Alves e Massaranduba.

Salienta-se que as maiores ocorrências de escorregamentos foram verificadas durante a estação chuvosa de verão, e estiveram associadas aos eventos de inundações bruscas; enquanto que as menores ocorrências foram verificadas durante a estação de inverno (HERRMANN *et al.*, 2005).

Além da variabilidade espacial e sazonal do clima médio na área de estudo, há também variabilidade climática em torno desse estado médio, em várias escalas de tempo. Por exemplo, há significativas oscilações interanuais de chuva e temperatura nessa região, em razão dos episódios El Niño e La Niña.

Figura 2.11 - Precipitação média anual da bacia do Itajaí e da área de estudo.

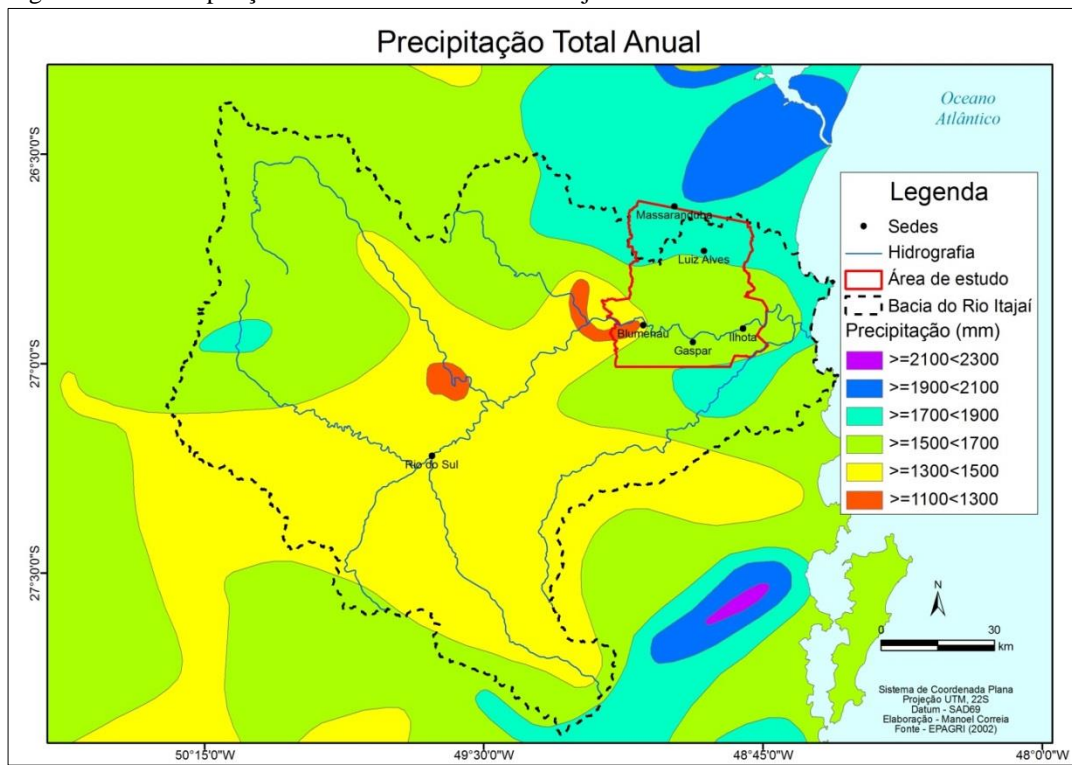
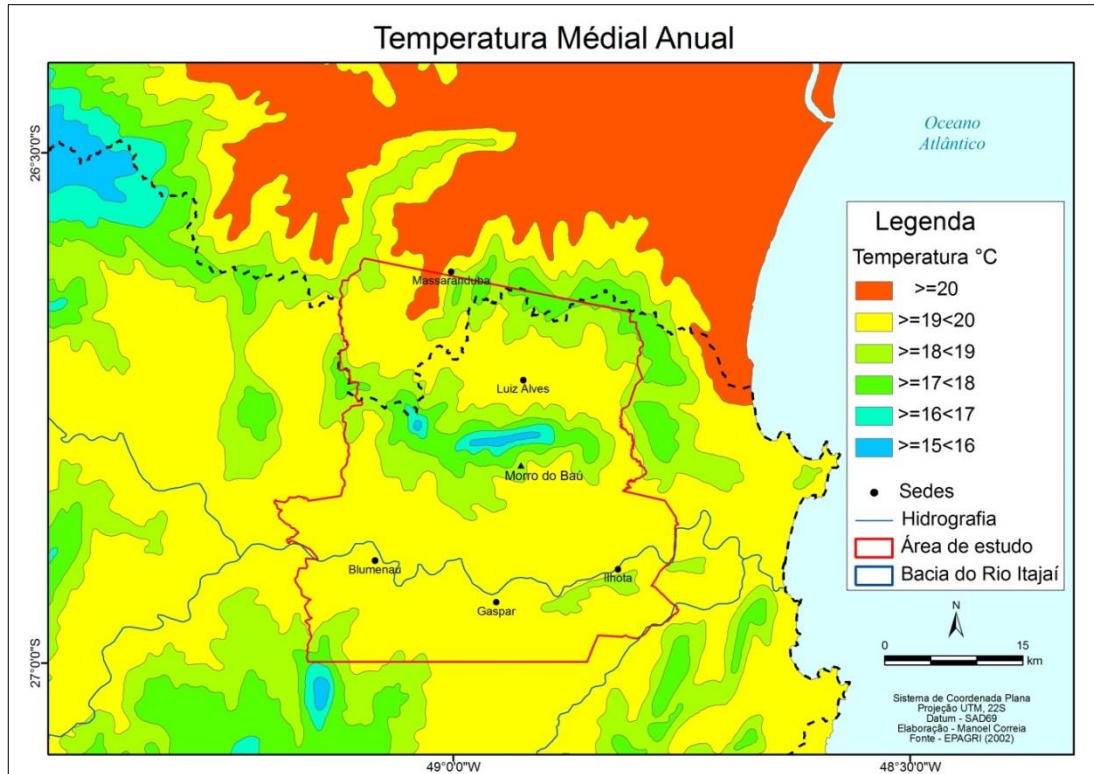


Figura 2.12 - Temperatura média anual da área de estudo, as baixas temperaturas são associadas ao fator topográfico.



Essa situação pôde ser verificada no evento extremo de Santa Catarina. As chuvas intensas que se abateram especialmente no vale do rio Itajaí-açu, no período de 20 a 24 de novembro de 2008, foram causadas pelo estabelecimento de um bloqueio atmosférico no oceano Atlântico, acompanhado por um vórtice ciclônico em altitude (entre 4000 m e 5000 m), localizado entre o leste de Santa Catarina e o leste do Paraná, que favoreceu a ascensão do ar úmido ao longo da Serra do Mar. Os modelos numéricos previram a situação meteorológica e indicavam acúmulos de precipitação acima do normal com alguns dias de antecedência. Porém falharam em prever os valores extremos observados (DIAS *et al.*, 2009).

Conforme os autores supracitados o evento extremo de Santa Catarina foi consequência de um padrão de longa duração que culminou com as precipitações intensas no final de novembro e que não pode ser facilmente enquadrado num modo de variabilidade climática conhecida. Especulam ainda que as anomalias positivas de TSM observadas sobre o Atlântico Sudoeste durante grande parte do ano de 2008 pudessem estar relacionadas com o comportamento anômalo da pluviometria sobre o litoral de Santa Catarina durante o ano.

Segundo Herrmann *et al.* (2005), os anos com maiores registros de escorregamentos coincidem com os mais chuvosos. As chuvas intensas estiveram relacionadas ora aos episódios do fenômeno El Niño (1982, 1983, 1994), ora aos episódios climáticos regionais, relacionados ao desempenho da Frente Polar Atlântica, especialmente, aos sistemas frontais estacionários. Deve-se destacar que os anos em que se verificaram poucas ocorrências de escorregamentos estiveram sob influência do fenômeno La Niña (1985, 1996, 1998, 1999, 2000 e 2001).

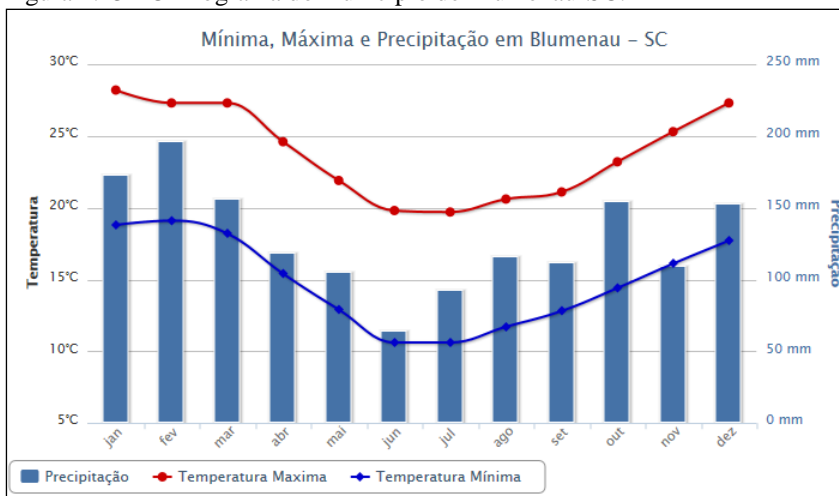
Com relação à temperatura, o clima na área de estudo é caracterizado por uma temperatura média anual entre 15 e 21° C, pelo seu verão quente e úmido e pelo inverno ameno. Na classificação de Köppen, o clima da área de estudo pertence ao clima temperado chuvoso e quente, dos tipos Cfa (úmido em todas as estações de verão quente) e Cfb (úmido em todas as estações de verão moderadamente quente).

Observa-se entre a sede do município de Luiz Alves e o morro do Baú, a ocorrência de menores temperaturas devido ao efeito atenuador do relevo sobre a temperatura, principalmente porque a temperatura do ar normalmente diminui com a altitude crescente a uma taxa média de 0,6 °C por 100 metros.

Nos climogramas (Figuras 2.13 e 2.14), obtidos a partir da série histórica dos dados da SOMAR meteorologia (1961 e 1990), encontra-se as médias máximas e mínimas mensais das temperaturas (°C) e da precipitação mensal (mm).

Analisando as médias, pode-se dizer que os meses mais secos são os meses de maio a julho, que também é o período mais frio. Ressalta-se a similaridade entre os dois climogramas, no entanto, o climograma do município de Luiz Alves apresenta valores de precipitação mais elevado, evidenciado pelo fator topográfico na região (Figura 2.5).

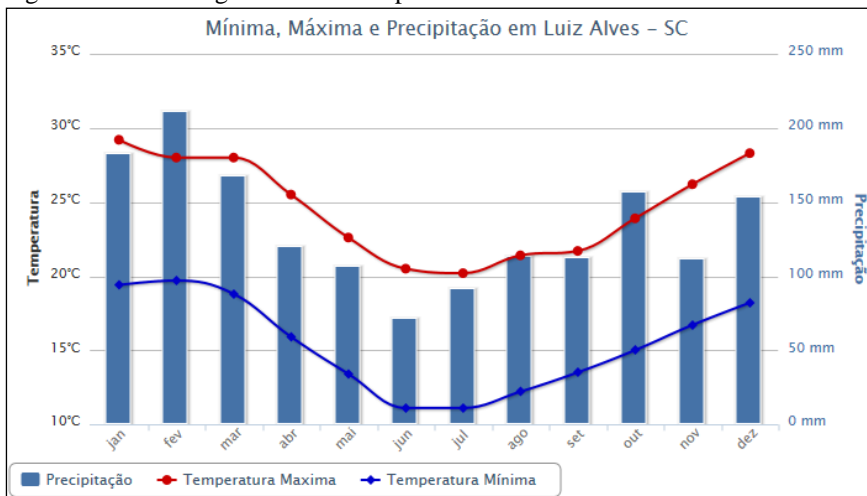
Figura 2.13 - Climograma do município de Blumenau-SC.



Fonte: SOMAR (2013).



Figura 2.14 - Climograma do município de Luiz Alves-SC.



Fonte: SOMAR (2013).

## 2.6 COBERTURA VEGETAL E OS IMPACTOS ANTRÓPICOS

De acordo com o mapa de vegetação e de biomas do Brasil, editados pelo IBGE (2004b), em escala 1:5.000.000, a vegetação original (primária) do estado de Santa Catarina é caracterizada predominantemente ao longo do território pela Floresta Ombrófila Mista (Floresta de Araucária), pela Floresta Ombrófila Densa (Floresta Tropical Pluvial) na parte leste, próximo ao litoral, e pela Floresta Estacional Decidual (Floresta Tropical Caducifólia) na porção oeste do estado. As referidas formações estão inseridas no Bioma Mata Atlântica, substituídas ao longo dos séculos pelas atividades agrárias (pastagens e áreas de cultivo) ou degenerando para vegetações secundárias<sup>13</sup>.

Embora localizada numa região subtropical, ocorre na maior parte da bacia do rio Itajaí, a densa floresta pluvial, representada por todas as suas classes de formação, motivada pelos elevados índices pluviométricos distribuídos ao longo do ano (SEVEGNANI, 2002).

Não é difícil perceber que a cobertura florestal da bacia do Itajaí não é homogênea nem contínua. Ela forma uma espécie de “colcha de retalhos”, composta por relictos de florestas pouco influenciadas pela

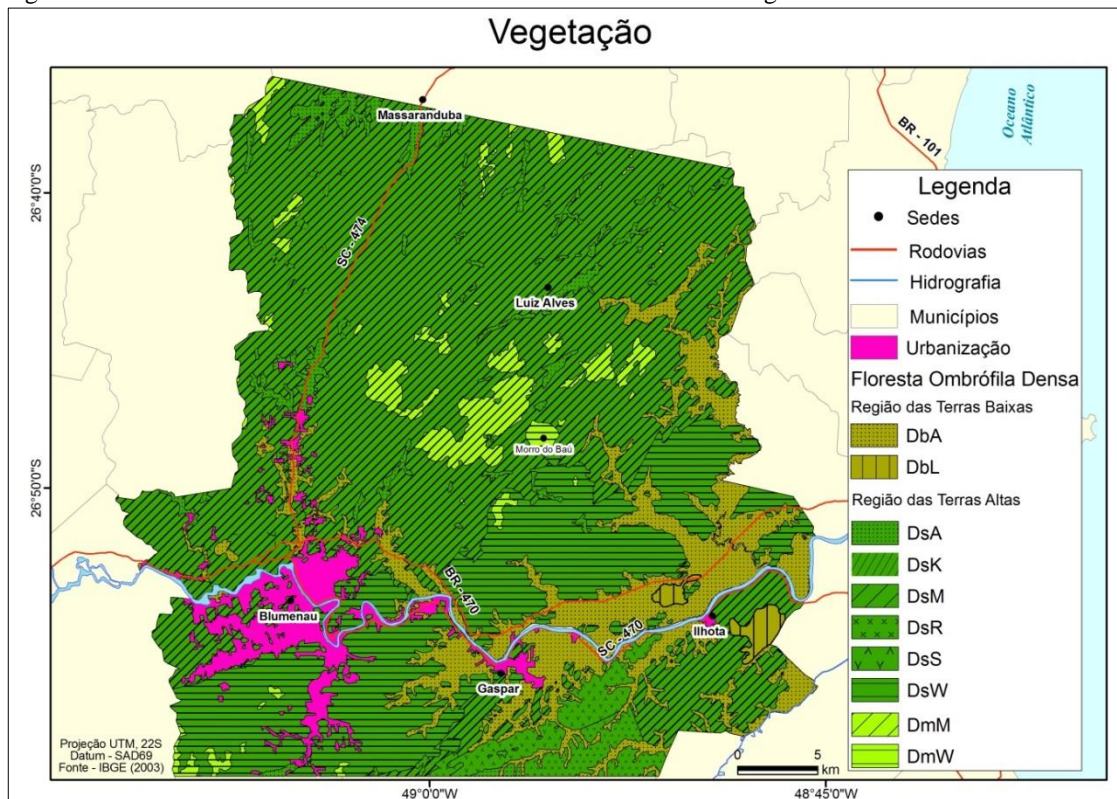
<sup>13</sup> A vegetação secundária é aquela que surge após o corte raso da floresta que antes ocorria no local (floresta primária).

atividade humana (florestas primárias intocadas) e por remanescentes explorados e alterados de forma mais ou menos intensiva (florestas primárias alteradas) (KLEIN, 1980; SEVEGNANI, 2002).

Atualmente, a floresta fluvial na Bacia do Itajaí encontra-se fragmentada em núcleos de pequena representatividade geográfica, pouco preservados, em meio a sistemas produtivos agrosilvipastoris. A redução dessa cobertura vegetal deve-se aos usos históricos e atuais destas planícies para fins agrícolas (cana-de-açúcar, arroz), pecuários (fazendas de gado bovino), reflorestamentos com espécies exóticas, projetos rodoviários e mais recentemente como área de expansão urbana das cidades (CURCIO *et al.*, 2006).

Para caracterização da cobertura vegetal na área de estudo, utilizou-se o trabalho do IBGE (2003c), em escala 1:100.000 (Figura 2.15), a qual considera três grandes conjuntos de fatores ou componentes ambientais: posicionamento geográfico ou fitoclimático, substrato lito-morfo-edafológico e estrutura da vegetação natural.

Figura 2.15 - Predomínio da Floresta Ombrófila Densa na Cobertura vegetal da área de estudo.



Na área de estudo, a subzona costeira é a única de caráter climático subtropical e coincide com a Região da Floresta Ombrófila Densa (D). Essa floresta, apesar de guardar, sob muitos aspectos, grande similaridade com outras áreas tropicais costeiras do Brasil, delas difere sensivelmente. Nota-se uma natural redução numérica das espécies características das formações, quando se alcançam latitudes mais meridionais. Espécies que na faixa tropical demonstram relativa indiferença às mudanças de altitude, aqui são limitadas ou mostram preferência por níveis mais baixos (IBGE, 2003c).

Criou-se a figura da Sub-região para indicar as faixas altitudinais, nas Regiões Fitoecológicas. Estas faixas são representadas pelas letras-símbolo b, s, m, adotadas no Sistema Brasileiro de Classificação Fitogeográfica. Divide-se, portanto, na Sub-Região das Terras Baixas ( $b < 30\text{m}$ ) e as Sub-Regiões das Terras Altas: submontana ( $s = 30\text{-}400\text{m}$ ), montana ( $m = 400\text{-}1.000\text{m}$ ).

No sistema de classificação adotado, os grupos e subgrupos de formações fitoecológicas correspondem às diferentes litologias e formas de relevo, correlacionáveis às classes de solo e representados, a seguir, por letras maiúsculas, apresentadas no mapa na forma de hachuras e descritas a seguir: (A) Sedimentos Fluviais ou Aluvionares; (L) Sedimentos Lacustres; (K) Sedimentos Colúvio-Aluvionares; (M) Metamórficas (Embasamento em Estilos Complexos); (W) Coberturas Molassóides e Vulcanitos Associados; (R) Rochas Granitóides; S - Rochas Metavulcanosedimentares. Por exemplo, a Floresta Arbórea Alta Terras Altas Submontanas em Rochas Metamórficas (DsM) ocorre em mais de 50% da área de estudo com quase 750 km<sup>2</sup>.

Uma descrição aprofundada das regiões e sub-regiões, das litologias e formas de relevo pode ser encontrada, no Projeto de Gerenciamento Costeiro do Estado de Santa Catarina (IBGEc, 2003).

### 3. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

#### 3.1 FATORES DE INSTABILIDADE DAS VERTENTES E OS CONDICIONANTES DOS MOVIMENTOS DE MASSA

Sabe-se que os deslizamentos são condicionados por múltiplos fatores do meio físico e antrópico, que, geralmente, ocorrem simultaneamente. Tentar definir “a causa” de um movimento de massa, além de se afigurar difícil, pode ser incorreto. Segundo Zêzere (2005), o fator final não é mais do que um mecanismo desencadeante (*triggering factor*) que coloca em movimento uma massa que já se encontrava no limiar de ruptura.

Crozier & Glade (2005) distinguiram a existência de três tipos de fatores de instabilidade das vertentes (de predisposição, preparatórios e desencadeantes). Segundo os autores, os fatores de predisposição são estáticos e inerentes ao terreno, condicionando o grau de instabilidade potencial da vertente, e determinam a variação espacial do grau de suscetibilidade do terreno à instabilidade. Os fatores preparatórios são dinâmicos e promovem o decréscimo da margem de estabilidade sem iniciar o movimento. Os fatores desencadeantes representam a causa imediata da instabilidade e determinam o ritmo temporal dos movimentos da massa.

As características do terreno como geologia, morfologia, morfometria funcionam como fatores de predisposição para a instabilidade. Os fatores meteorização física e química, precipitação, atividade sísmica, erupções vulcânicas, processos antrópicos e outros podem funcionar como mecanismo preparatório ou desencadeante, em função da sua intensidade e duração, bem como do grau de estabilidade prévia da vertente (POPESCU, 1994).

Os fatores de cunho geomorfológico, muitas vezes chamados de parâmetros topográficos, podem atuar como fatores condicionantes de escorregamentos, determinando a localização espacial e temporal dos movimentos de massa.

Os aspectos do modelado e a hidrologia da vertente são os principais agentes deflagradores dos movimentos, condicionados por: levantamento tectônico, encaixe da rede hidrográfica, erosão fluvial, deposição de sedimentos e aumento da carga nas vertentes, declividade, forma da encosta (tanto em perfil quanto em planta), área de contribuição, orientação das vertentes, espessura do solo, comprimento

da encosta, (as) simetria dos vales e elevação (FERNANDES & AMARAL, 1996; POPESCU, 1994; ZÊZERE, 2005).

Muitas destas feições possuem sua origem associada aos processos geológicos e geomorfológicos que atuaram no passado e que continuam atuando no presente. Em muitos casos, os eventos severos (precipitação) aceleram o processo e funcionam como mecanismo preparatório, em função da sua intensidade e duração.

Dos diversos parâmetros citados, Fernandes *et al.* (2001), ressaltam que a declividade vem sendo utilizada como o principal, ou mesmo o único parâmetro de caráter topográfico incorporado aos estudos de previsão e definição de áreas instáveis gerando, com frequência, distorções na análise dos deslizamentos. Como consequência dessa interpretação, áreas de menor declividade, inicialmente definidas como de baixa suscetibilidade mostram, com frequência, a presença de deslizamentos no campo, principalmente na forma de corridas de massa. Tal fato evidencia que outros fatores condicionantes devem ser também considerados.

A morfologia de uma vertente, em planta ou perfil, pode condicionar tanto de forma direta quanto indireta, a geração de deslizamentos. O processo de escoamento superficial e subsuperficial nas vertentes é o fator de predisposição inerente à morfologia do terreno que favorece a geração movimentos de massa de forma indireta, visto que o papel desempenhado pelas porções côncavas e convexas do relevo favorece a convergência ou divergência dos fluxos hídricos.

Guerra (2001) expõe outro agente acelerador dos fluxos hídricos. Durante um evento chuvoso, pode haver uma acentuada diminuição de permeabilidade na camada superficial ou em subsuperfície, que refletiria num escoamento superficial mais acelerado, ainda durante a chuva ou após o seu término. Dessa forma, as variáveis curvaturas e áreas de captação assumem grande importância, uma vez que se relacionam com a concentração dos fluxos de água e com a consequente saturação dos solos.

Os fatores geológicos, morfológicos e morfométricos determinam as características do terreno. Deste modo, como fatores geológicos favoráveis à ocorrência de movimentos de massa, destacam-se (Popescu, 1994; Zêzere, 2005): presença de rochas argilosas com comportamento mecânico plástico; presença de depósitos sedimentares não consolidados ou fracamente consolidados; presença de solos pouco espessos presente sobre rochas maciças e impermeáveis; presença de rochas alteradas ou fissuradas; existência de descontinuidades

estruturais (planos de estratificação, planos de xistosidade, falhas, diáclases) e sua concordância com o declive; e contrastes na permeabilidade e seus efeitos no regime hidrológico dos terrenos.

Por outro lado, como fatores morfológicos e morfométricos destacam-se, principalmente: a forma das vertentes e a sua influência na distribuição da água no solo; e o declive das vertentes pelo controle exercido sobre as tensões tangenciais em presença (POPESCU, 1994; ZÉZERE, 2005).

Em geral, maciços rochosos apresentam anisotropia, em suas características de resistência, permeabilidade e deformidade, em muito maior grau do que maciços terrosos. Dois grandes fatores geológicos diferenciam dos maciços terrosos, a inevitável presença de “defeitos” estruturais contidos nas massas rochosas, que resultam em problemas de resistência; outro grupo diz respeito às condições de percolação da água no interior de massas de rochas, muito mais irregulares que no interior de massas terrosas (GUIDICINI & NIEBLE, 1984).

Em geral, quanto mais homogênea for a rocha, mais paralelas à superfície e mais contínua serão as fraturas de alívio geradas. Sendo assim, rochas com textura granítica tendem a mostrar fraturas de alívio bem paralelas à superfície e de grande continuidade. Já nos gnaisses bandados, por exemplo, as fraturas de alívio são irregulares, descontínuas e de difícil caracterização (FERNANDES & AMARAL, 1996). A constituição litológica da área de estudo apresenta características homogêneas e heterogêneas, favorecendo a ocorrência de fraturas regulares e irregulares.

Outro aspecto importante, nesse caso tanto para as fraturas quanto para as falhas ou zonas de cisalhamento, é a ocorrência de água infiltrada nas porções mais elevadas ou nas interseções dos planos com outras descontinuidades, que resulta na individualização de blocos alterados no interior de um maciço ou numa aceleração do intemperismo nas camadas superiores.

A variedade de descontinuidades nos solos geradas pelo intemperismo diferencial pode atuar de modo decisivo no condicionamento (alteração) das propriedades (coesão e tensão normal) dos materiais no interior da vertente e, conseqüentemente, na sua estabilidade.

De um modo geral, a atuação da floresta se dá no sentido de reduzir a intensidade da ação dos agentes do clima no maciço natural, assim favorecendo a estabilidade das encostas (GUIDICINI & NIEBLE, 1984). Todavia, parece contraditório, mas a cobertura vegetal em

algumas situações pode desfavorecer ou favorecer a ocorrência dos deslizamentos. Gray & Leiser (1982) apud Cerri & Amaral (1998), atribuem os seguintes efeitos favoráveis e desfavoráveis da cobertura vegetal em relação à estabilidade das encostas: redistribuição da água proveniente das chuvas e acréscimo da resistência do solo devido às raízes da vegetação (reforço mecânico). Já os efeitos desfavoráveis seriam o efeito alavanca (efeito do vento), efeito cunha (pressão das raízes) e a sobrecarga vertical (peso das árvores).

O homem constitui o mais importante agente modificador da dinâmica das vertentes, pois o avanço das diversas formas de uso e ocupação acelera e amplia os processos de instabilização, que naturalmente já existem.

Como fatores preparatórios ou desencadeantes dos movimentos de massas, pode-se elencar os seguintes: cortes a meia ou na base da vertente; sobrecargas no topo da vertente (aterros); irrigação; manutenção deficiente dos sistemas de drenagem; remoção da vegetação; mineração; e vibrações artificiais (tráfego rodoviário e ferroviário, maquinaria pesada).

### 3.2 MODELAGEM EM SIG E OS MÉTODOS - *KNOWLEDGE-DRIVEN E DATA DRIVEN* -

Foi vencido o impulso de recontar nessa tese a história e as definições de SIG, a qual foi muito bem contada e definida por Burrough & McDonnell (1998) e recentemente por Nogueira (2009). Das diversas definições encontradas nesses autores, destaca-se que o Sistema de Informação Geográfica (SIG) é um conjunto eficaz de ferramentas para coleta, armazenamento, recuperação, transformação e apresentação de dados espaciais obtidos no mundo real para atender a finalidades específicas.

Uma definição simples é dada por Bonham-Carter (1994), que define SIG como um sistema computacional que gerencia dados espaciais. De acordo com este autor e Carrara *et al.* (1995), esses sistemas permitem a manipulação e análise de camadas espaciais individualizadas, que permitem realizar uma série de operações analíticas, com grandes conjuntos de dados e nível de complexidade, que até recentemente eram quase impossível de serem executadas.

As ferramentas de análise, denominadas de técnicas de inferência geográfica, permitem a combinação de dados multifontes com intuito de obter informações diferenciadas e reduzir a ambiguidade das



interpretações que normalmente são obtidas por meio da análise individual dos dados (BONHAM-CARTER, 1994). Ainda segundo esse autor, a análise espacial é definida como o processo de inferência de significados a partir dos dados, o que deve ser usado como fator para predição de áreas de favorabilidade ou suscetibilidade por meio de modelos espaciais.

No âmbito dessa pesquisa, mapas preditivos representam áreas classificadas (ou ordenadas) indicando o maior ou menor grau de risco a deslizamentos.

Do ponto de vista conceitual, os modelos podem ser expressos por um conjunto de dados de entrada que manipulados por funções distintas, produzem distintos resultados de saída. Na Equação 3.0, a função  $f$ , pode adotar muitas formas diferentes, mas os relacionamentos expressados por esta função são baseados no entendimento teórico de princípios físicos e químicos, ou são empíricos, baseados em dados observados ou ainda na combinação dos dois tipos anteriores.

$$\text{Saída} = f(\text{dados de entrada}) \quad (\text{Eq. 3.0})$$

Existem basicamente dois tipos de modelos empíricos utilizados num ambiente SIG para o mapeamento de áreas de risco a deslizamento: modelos guiados pelos dados (*data-driven*): Pesos de Evidência, Regressão Logística, e Relação de Frequência; e os modelos guiados pelo conhecimento dos dados (*knowledge-driven*): Logica Booleana, Logica Fuzzy e *Weighted Index Overlay* (BONHAM-CARTER, 1994).

A modelagem dirigida pelos dados oferece uma abordagem mais objetiva, e depende das relações matemáticas entre os deslizamentos e os mapas de favorabilidade. A associação espacial entre a ocorrência dos deslizamentos conhecidos (*training point*) e o conjunto de dados do meio físico (declividade, curvatura, geologia e etc.) é definida computacionalmente, sem a interferência subjetiva do técnico.

Essa modelagem pode ser mais apropriada para regiões que possuam um bom inventário de deslizamento e não pode ser vista como uma “caixa preta”, uma vez que existem muitas formas de influenciar e modelar os dados de entrada ou os parâmetros do modelo. Como exemplo, utiliza-se o tema declividade, com faixas classificadas de 5 em 5 graus (0-5°, 5-10°, 10-15°), ou faixas de 10 em 10 graus (0-10°, 10-20°, 20-30°). Os resultados obtidos revelarão quais classes (intervalo escolhido) favorecerão, ou não, a ocorrência a deslizamentos.

Os métodos guiados pelo conhecimento não requerem uma área teste (*training point*), mas necessitam da opinião de especialistas “*expert*”, ou seja, de um conhecimento prévio do local estudado. Essa análise subjetiva fornece os pesos das diferentes camadas preditivas e são apropriados para áreas inexploradas, onde existem poucos deslizamentos conhecidos.

A explicação para o uso dos modelos guiados pelo conhecimento dos dados (*knowledge-driven*) deve-se a não obrigatoriedade de levantar um grande número de ocorrências “*training point*” para estimar a importância relativa dos temas evidenciais. Áreas onde poucas ocorrências são conhecidas, ou para as quais a modelagem não permite o uso de “*training point*”, dificilmente podem ser investigadas por meio dos modelos guiados pelos dados (*data-driven*) ou por técnicas tradicionais de SIG.

Detalhes acerca dos modelos guiados pelos dados e pelo conhecimento dos dados podem ser consultados em Bonham-Carter (1994), Carranza (2009) e Burrough & McDonnell (1998).

Ressalta-se que a combinação dos modelos guiados pelos dados e pelo conhecimento favorece uma análise mais confiável e robusta, pois tipicamente o uso de um único modelo trata apenas de alguns aspectos do fenômeno estudado. Assim, o uso dos modelos em conjunto ou individualizados facilita a análise da suscetibilidade, da vulnerabilidade e do risco.

Outro aspecto importante desses modelos é o uso de relações espaciais indiretas ou diretas entre os escorregamentos e os relevantes fatores espaciais do meio físico.

### 3.3 SUSCETIBILIDADE, PERIGO E RISCO A DESLIZAMENTO E SEUS MÉTODOS DE PREDIÇÃO

De um modo geral, os principais métodos e grupos utilizados na previsão de áreas suscetíveis a deslizamentos podem ser analisados de forma qualitativa ou quantitativa e direta ou indireta. Estes grupos e métodos podem encontrados em trabalhos de Carrara *et al.* (1991); Van Westen (1993); Carrara *et al.* (1995); Leroi (1996); Soeters & Van Westen (1996); Van Westen *et al.* (1997); Aleotti & Chowdhury (1999); Guzzetti *et al.* (1999); Chung & Fabbri (1999); Dai *et al.* (2002); Van Westen (2004); Guzzetti (2005); Brenning (2005); Van Westen *et al.* (2006); Van Westen *et al.* (2008); Fell *et al.* (2008); Corominas *et al.* (2014).

Considerando que esta tese não se centra apenas na avaliação da suscetibilidade, é pertinente esclarecer alguns conceitos que se integram na análise do risco, a exemplo do conceito de perigo e de vulnerabilidade que podem de uma forma simplificada definir o risco.

De acordo com Varnes (1984), Einstein (1988) e UN-ISDR (2004), o conceito de perigo “*hazard*” refere-se à probabilidade de um fenômeno físico potencialmente danoso ocorrer num dado local, num determinado período de tempo. Ao passo que vulnerabilidade “*vulnerability*” significa o grau de perda para um dado elemento, grupo ou comunidade, ou seja, a suscetibilidade de uma comunidade ao impacto dos perigos, compreende tanto aspectos físicos quanto antrópicos. Por fim, o risco “*risk*” representa a possibilidade de se ter consequências prejudiciais ou danosas em função dos perigos naturais ou antrópicos. Assim, considera-se o risco (R) como função do perigo (P) e da vulnerabilidade (V), sendo expresso como:  $R = f(P, V)$

Entende-se por suscetibilidade à probabilidade espacial da ocorrência dum deslizamento numa dada área, com base nos fatores condicionantes da instabilidade, independentemente do seu período de recorrência (VARNES, 1984; CARRARA *et al.*, 1995; GUZZETTI *et al.*, 1999) . O perigo, por outro lado, tem em consideração, uma probabilidade espacial, temporal e de magnitude. Um mapa de suscetibilidade a deslizamento não provê informações sobre “quando” (probabilidade temporal) e quão grande (magnitude temporal) futuros deslizamentos ocorrerão. Assim, a probabilidade temporal e de magnitude de ocorrência do deslizamento são ainda necessárias para transformar um mapa de suscetibilidade a deslizamento em um mapa de risco a deslizamento.

Na literatura, existe uma confusão entre os termos “suscetibilidade” e “perigo” de deslizamento. Normalmente, os termos são usados como sinônimos, apesar das duas palavras expressarem conceitos diferentes (GUZZETTI *et al.*, 1999; GUZZETTI, 2005). Entretanto, devido às limitações conceituais e operacionais, a grande maioria dos mapas de perigo de deslizamento, inclusive o deste trabalho, poderia ser mais bem definida como mapas de suscetibilidade a deslizamentos (BRABB, 1984).

Augusto Filho (2001) argumenta que a grande maioria das cartas de risco geológico produzidas no mundo, em especial no Brasil, deveriam se chamar cartas de perigo ou ameaça, já que não estão embutidos nessas a quantificação do risco em termos potenciais por um período de tempo, mas apenas as probabilidades relacionadas a

determinados eventos e acidentes geológicos, através da utilização de métodos estatísticos. Esse autor destaca o emprego do termo vulnerabilidade, que, dentro da análise de risco, diz respeito ao elemento ou sistema sob perigo (população, estruturas), servindo como indicador de magnitude das possíveis conseqüências no caso da ocorrência do acidente.

Estimar e mapear variações na probabilidade de ocorrência ou suscetibilidade aos deslizamentos é um passo fundamental para previsão de perigo e risco de deslizamentos. Essa etapa deve ser feita com cuidado e prudência em vista da sua complexa interação com os fatores do meio físico (GUZZETTI *et al.*, 1999).

A Inferência ou previsão espacial de suscetibilidade a deslizamento tem como objetivo identificar onde deslizamentos futuros podem ocorrer, com base no pressuposto fundamental de que fatores espaciais que causaram deslizamentos no presente e no passado podem causar deslizamentos semelhantes no futuro (VARNES, 1984).

A modelagem de risco a deslizamentos empregada nesse trabalho busca delinear áreas que são propensas a este tipo de fenômeno (suscetibilidade) e quão grande pode ser o impacto desse evento numa comunidade (vulnerabilidade). Isto é realizado por meio do processo de definição de critérios a partir da modelagem dos dados e escolha de modelos específicos, que uma vez combinados possam produzir "mapas de previsão de risco".

Os métodos e grupos (Tabela 3.1) utilizados na previsão de áreas suscetíveis a deslizamentos são descritos a seguir com base em Brabb (1984); Varnes (1984); Carrara *et al.* (1995); Guzzetti *et al.* (1999); Aleotti & Chowdhury (1999); Guzzetti (2005); Brenning (2005).

Os métodos qualitativos são subjetivos e determinam a suscetibilidade de forma heurística e os retratam em termos descritivos, enquanto os métodos quantitativos produzem estimativas numéricas (probabilísticas) da ocorrência dos deslizamentos.

O método direto consiste no mapeamento geomorfológico propriamente dito, no campo, a partir do uso de fotografias aéreas ou de imagens orbitais. Geralmente, mas não necessariamente, está associado com a produção de mapa de inventário.

Os métodos indiretos de avaliação de suscetibilidade a deslizamento são, essencialmente, realizados em etapas (passo a passo). Eles necessitam de: (i) o reconhecimento e mapeamento dos deslizamentos sobre uma região, obtida por meio da inventariação dos deslizamentos (mapa de inventário), (ii) a identificação e mapeamento

dos fatores físicos que estão diretamente ou indiretamente relacionados com instabilidade das vertentes, ou seja, os fatores de instabilidade, (iii) uma relativa estimativa na contribuição dos fatores de instabilidade na geração dos deslizamentos, (iv) a classificação da área em diferentes níveis de suscetibilidade e, por último, (v) a avaliação do modelo.

Com relação aos grupos, eles podem ser englobados em cinco categorias: (i) análise baseada em mapeamentos geomorfológicos de suscetibilidade a deslizamentos, (ii) análises de inventários, (iii) abordagem heurística baseada num conhecimento *a priori*, (iv) aplicação de modelos com base em estatística, incluindo redes neurais (*neural networks*) e sistemas especialistas (*expert systems*); e (v) aplicação de modelos determinísticos (matemáticos).

Tabela 3.1 - Características dos métodos de suscetibilidade a deslizamento propostos na literatura.

	Direto	Indireto	Qualitativo	Quantitativo
Mapeamento geomorfológico	✓		✓	
Heurística		✓	✓	
Análise de inventários		✓		✓
Modelos estatísticos		✓		✓
Baseada em processos (conceitual)		✓		✓

FONTE (VAN WESTEN *et al.*, 1997).

Na abordagem heurística baseada num conhecimento *a priori*, a análise de inventários e aplicação de modelos com base em estatística serão os métodos/grupos utilizados nesse trabalho. Os detalhes das demais categorias podem ser encontrados em Brabb (1984), Varnes (1984), Carrara *et al.* (1995), Guzzetti *et al.* (1999), Aleotti & Chowdhury (1999), Guzzetti (2005).

Num ambiente SIG, esses métodos (heurístico, análise de inventários e aplicação de modelos com base em estatística) podem ser guiados tanto pelo conhecimento dos dados (*knowledge-driven*) quanto pelo dados (*data-driven*), e fazem uso de relações espaciais indiretas ou diretas entre os deslizamentos e os fatores espaciais do meio físico e antrópico.

Os métodos heurísticos para predição espacial de deslizamento podem ser também diretos e indiretos. Os métodos heurísticos diretos, que usam um mapa geomorfológico detalhado, por exemplo, podem favorecer alta exatidão nas predições espaciais (BRABB, 1984). De um modo geral, dependem diretamente do nível de conhecimento do problema pelo investigador e do tempo que o estudo foi realizado. Nos métodos heurísticos indiretos, fatores individuais são atribuídos a partir da combinação de valores e pesos específicos ou classificações que são exclusivamente atribuídas com base em critérios subjetivos (VARNES, 1984). A principal limitação do método heurístico está relacionada com a subjetividade envolvida na seleção, mapeamento e ponderação dos fatores espaciais de suscetibilidade. Embora a subjetividade possa estar presente também, na seleção e mapeamento dos fatores pelo método guiado pelo dado (*data-driven*), a importância relativa dos fatores é determinada por meio de técnicas mais objetivas, a exemplo dos inventários de deslizamentos que precisam alimentar esses modelos.

Embora a abordagem heurística com o uso de modelos guiados pelo conhecimento (*knowledge-driven*) tenha se tornado muito comum, principalmente com o desenvolvimento dos SIG's, há ainda importantes limitações para o seu uso generalizado (FERNANDES *et al.*, 2001). Dentre eles, destaca-se a subjetividade na atribuição de pesos e notas, que decorre diretamente da falta de um melhor entendimento dos fatores condicionantes no campo. Em geral, os pesos estabelecidos e as combinações das camadas são diferentes para cada especialista, dificultando a comparação e uma análise detalhada dos resultados obtidos.

Uma das possíveis soluções para diminuir a subjetividade na atribuição dos pesos, seria obter esses valores a partir da utilização dos modelos guiados pelos dados (*data-driven*), a exemplo dos modelos com base em estatística, uma vez que a associação espacial entre os deslizamentos conhecidos (análises de inventários) e o conjunto das camadas estudadas (declividade, geologia, curvatura, estruturas, etc) são definidas computacionalmente.

Nas últimas três décadas, têm sido propostos vários métodos estatísticos para avaliar a suscetibilidade a deslizamento (ALEOTTI & CHOWDHURY, 1999; GUZZETTI *et al.* (1999); DAI *et al.* (2002); GUZZETTI (2005); BRENNING (2005); FELL *et al.* (2008); COROMINAS *et al.* (2014). A abordagem estatística é indireta e fornece resultados quantitativos adequados para a avaliação quantitativa do perigo de deslizamento. Existem desde modelos probabilísticos mais

complexos (pesos de evidência, regressão logística) a modelos mais simples, que são baseados na determinação da frequência relativa (proporção, porcentagem, frequência, incidência) dos deslizamentos em relação às classes dos temas do meio físico.

Neste estudo, o modelo de Relação de Frequência (*Frequency Ratio*), que é um modelo probabilístico mais simples e compreensível, foi usado para diminuir a subjetividade na atribuição dos pesos nos modelos guiados pelo conhecimento (*knowledge-driven*), uma vez que a associação espacial entre os deslizamentos conhecidos (análises de inventários) e as classes dos temas envolvidos, pode ser obtida proporcionalmente, eliminando ou diminuindo a subjetividade na hierarquização dos pesos atribuídos.

Estes métodos são aplicados sobre unidades de análise definidas *a priori*, logo a avaliação quantitativa de um deslizamento ocorrido em uma área, depende basicamente, das condições locais do terreno e da seleção preliminar de uma unidade de mapeamento do terreno.

Segundo Guzzetti (2005) e Guzzetti *et al.* (1999), essa unidade de mapeamento do terreno refere-se a uma porção da superfície do terreno que contém um conjunto de condições do meio físico que diferem das unidades adjacentes. Esses autores enfatizam que todos os métodos descritos anteriormente (mapeamentos geomorfológicos, análises de inventários, abordagem heurística, modelos estatísticos e modelos determinísticos) se enquadram em um dos seguintes grupos: (i) unidades matriciais (*grid cells*), (ii) unidades do terreno (*terrain units*), (iii) unidades condição única (*unique condition units*), (iv) unidades morfo-hidrográficas (*slope units*), (v) unidades geo-hidrológicas (*geo-hydrological units*), (vi) unidades topográficas (*topographic units*), e (vii) unidades políticas ou administrativas (*political or administrative units*).

Como já foi referido nos objetivos específicos, no presente trabalho foram utilizadas unidades matriciais<sup>14</sup> “*pixel*” de diferentes valores, gerados a partir dos dados de sensoriamento remoto orbital e aéreo).

---

<sup>14</sup> Células de grade (*grid cells*) dividem o território em áreas regulares (“células”) de tamanho pré-definido, que se tornam a unidade de mapeamento de referência (por exemplo, Lee *et al.*, 2002; Oh & Lee, 2010; Oh & Lee, 2011; Carrara, 1983). No entanto, segundo Guzzetti (2005), a principal limitação conceitual das células de grade, refere-se à representação contínua das formas geológicas e morfológicas na forma discreta.

Antes de detalhar os métodos utilizados no trabalho, torna-se pertinente apresentar a afirmação dada por Guzzetti (2005):

*This classification of susceptibility methods is “fuzzy”. Approaches blend one in to the other, and authors are not always clear in describing the method they have used to ascertain landslide susceptibility, including the similarities or the differences with other published methods.*

### 3.4 ANÁLISE POR PESOS DE EVIDÊNCIA (WOFE – WEIGHTS OF EVIDENCE)

#### 3.4.1 INFERÊNCIA BAYESIANA

O método estocástico denominado “inferência bayesiana” está apoiado principalmente na ideia de *probabilidade a priori e a posteriori*. Tem como característica a transformação de uma série de dados determinísticos em probabilísticos, fazendo uso da teoria dos conjuntos para gerar funções de probabilidades condicionais.

Esta ponderação *bayesiana*, baseadas nos princípios introduzidos por Thomas Bayes, segue os princípios da análise probabilística condicional, qual consiste em determinar a probabilidade de ocorrer um evento, no caso, os deslizamentos, dado uma evidência ou condicionante (temas do meio físico).

Para elucidação dos métodos pesos de evidência e bayesiano, modelou-se o seguinte exemplo abaixo adaptado de Bonham-Carter (1994) e Barbieri & Cambuli (2009).

Considere-se o problema de se estimar suscetibilidade a deslizamentos em uma região que possui uma área de 100.000 m<sup>2</sup>, e que já tenham sido identificados nesta região 20 deslizamentos. Para efeito de análise num ambiente SIG, a região de estudo foi dividida em unidades geográficas (*pixels*) com área de 1 m<sup>2</sup>. O universo de estudo terá 100.000 unidades ou  $A_t = 100.000$  unidades de *pixels*; e 20 deslizamentos conhecidos com área individual de 100 m<sup>2</sup> e total de 2.000 m<sup>2</sup> ( $A_f = 2.000$ ), sendo que cada deslizamento ocupa cem unidades de *pixels* área. A densidade média dos deslizamentos conhecidos na região é  $A_f/A_t$ , ou  $2.000/100.000 = 0,02$ . O valor 0,02 pode ser interpretado como a probabilidade de encontrar aleatoriamente

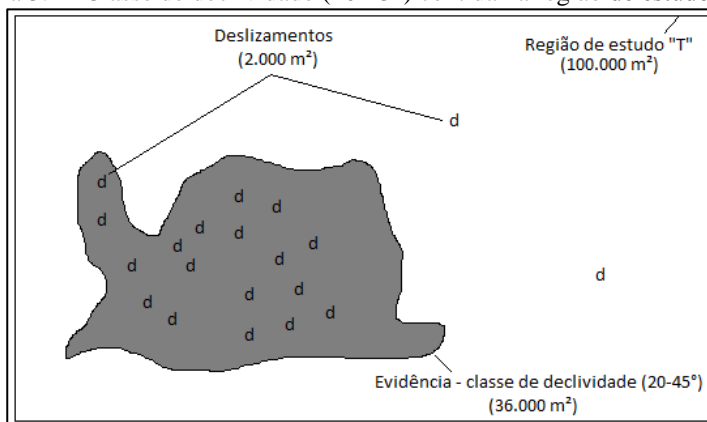


um *pixel* na região, e que esse pixel seja um deslizamento. Não existindo outras informações disponíveis sobre a área, a razão  $A_f/A_t$  pode ser usada como a *probabilidade a priori*  $P_f$  de se encontrar um deslizamento na região analisada, conforme a Equação 3.1 abaixo:

$$P_f = \frac{A_f}{A_t} \quad P_f = \frac{2.000}{100.000} \quad P_f = 0,02 \quad (\text{Eq. 3.1})$$

Suponha que surja um mapa de declividade posicionado somente na faixa de 20 a 45 graus para a mesma região, e que 18 dos 20 deslizamentos conhecidos ocorram dentro desta classe (Figura 3.1).

Figura 3.1 - Classe de declividade (20-45°) contida na região de estudo “T”.

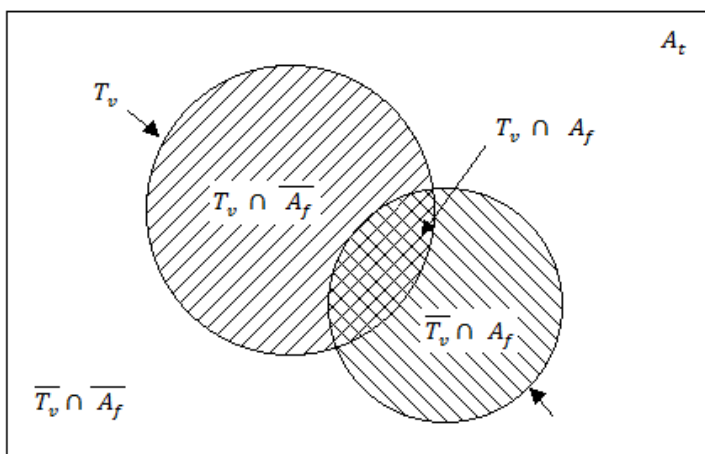


A partir da constatação de que 18 dos 20 deslizamentos estão dentro da classe de declividade (20-45°), pode-se afirmar que a probabilidade dos deslizamentos ocorrerem dentro desta classe de declividade é maior do que 0,02 e que esta probabilidade poderá ser menor do que 0,02 para um deslizamento fora da classe de declividade (20-45°).

Observando a situação no diagrama de Venn apresentado na Figura 3.2, observa-se que a probabilidade condicional é a proporção da área de declividade (20-45°) ocupada por deslizamentos conhecidos ( $T_v \cap A_f$ ). No exemplo, existem 18 deslizamentos dentro da área de declividade (20-45°) e a área da evidência ocupa 36.000 m². Assim sendo, a probabilidade condicional dos deslizamentos, dada à declividade (20-45°), é  $1.800/36.000=0.05$ , duas vezes e meia maior do que a *probabilidade a priori*.

As equações apresentadas até o momento não demonstram a possibilidade de representação da probabilidade condicional em termos da probabilidade *a priori*, acrescida de um fator multiplicativo. Estas equações são então obtidas e os desenvolvimentos delas são apresentados a seguir.

Figura 3.2 - Diagrama de Venn ilustrando o cálculo dos pesos de evidência.  $T_v$  = total de área ocupada por certa classe de uma evidência (ex. declividade 20-45°).  $\overline{T}_v$  = total de área ocupada na ausência da evidência.  $A_t$  = área total.  $A_f$  = deslizamento presente  $\overline{A}_f$  = deslizamento ausente.



Em primeiro lugar, a condição favorável para se encontrar um deslizamento, dada à presença da faixa de declividade (20-45°) ( $T_v \cap A_f$ ), é expressa na Equação 3.2 abaixo:

$$P\{A_f|T_v\} = \frac{P(T_v \cap A_f)}{P_v} = \frac{P\{T_v|A_f\}}{\frac{T_v}{A_t}} \times P_f \quad (\text{Eq. 3.2})$$

$$P\{A_f|T_v\} = \frac{P(T_v \cap A_f)}{P_v} = \frac{P\{1.800|2.000\}}{\frac{36.000}{100.000}} \times 0,02 \quad (\text{Eq. 3.2})$$

$$P\{A_f|T_v\} = \frac{P(T_v \cap A_f)}{P_v} = 2,5 \times 0,02 = 0,05 \quad (\text{Eq. 3.2})$$

Onde:

$T_v$  = Total de área ocupada por certa classe de uma evidência

$\overline{T_v}$  = Total de área ocupada na ausência da evidência

$A_t$  = Área total

$A_f$  = Deslizamento presente

$\overline{A_f}$  = Deslizamento ausente

$$P_f = \frac{A_f}{A_t}$$

A partir da aplicação da Equação 3.2, pode-se concluir que, dado à presença da faixa de declividade (20-45°), a probabilidade do deslizamento é 2,5 vezes maior do que a probabilidade *a priori*.

Uma equação similar a anterior (Equação 3.2) pode ser obtida para a probabilidade *a posteriori* da ocorrência de um deslizamento, dada à ausência da faixa de declividade (20-45°) ( $\overline{T_v} \cap A_f$ ). Sendo solucionada na Equação 3.3 abaixo:

$$P\{A_f|\overline{T_v}\} = \frac{P(\overline{T_v} \cap A_f)}{\overline{P_v}} = \frac{P\{\overline{T_v}|A_f\}}{\frac{\overline{T_v}}{A_t}} \times P_f \quad (\text{Eq. 3.3})$$

$$P\{A_f|\overline{T_v}\} = \frac{P(\overline{T_v} \cap A_f)}{\overline{P_v}} = \frac{P\{200|2.000\}}{\frac{(100.000 - 36.000)}{100.000}} \times 0,02 \quad (\text{Eq. 3.3})$$

$$P\{A_f|\overline{T_v}\} = \frac{P(\overline{T_v} \cap A_f)}{\overline{P_v}} = 0,15625 \times 0,02 = 0,003125 \quad (\text{Eq. 3.3})$$

Onde:

$T_v$  = Total de área ocupada por certa classe de uma evidência (ex. declividade 20-45°)

$\overline{T_v}$  = Total de área ocupada na ausência da evidência

$A_t$  = Área total

$A_f$  = Deslizamento presente

$\overline{A_f}$  = Deslizamento ausente

$$P_f = \frac{A_f}{A_t}$$

Portanto, a probabilidade *a posteriori* da ocorrência de deslizamentos em posições onde não exista a faixa de declividade (20-45°) é 2,5 vezes menor do que a probabilidade *a priori*. Então, baseado em uma única fonte de evidência, pode-se reduzir a área de pesquisa de

100.000 m<sup>2</sup> para 36.000 m<sup>2</sup>, porque a chance de se encontrar deslizamentos onde não exista a faixa de declividade (20-45°) é significativamente menor (16 vezes) do que onde ocorre a evidência.

### 3.4.2 O MÉTODO PESOS DE EVIDÊNCIA (WOFE)

O método pesos de evidência é baseado numa abordagem estatística bayesiana bivariada<sup>15</sup>, apoiada na ideia de probabilidade *a priori* e *a posteriori*. A diferença entre a inferência bayesiana é que o método quantitativo pesos de evidências (Weights-of-evidence) utiliza uma formulação logarítmica natural<sup>16</sup> do teorema de Bayes.

Originalmente, nas Geociências, este método foi desenvolvido para pesquisas de mineralização de ouro (BONHAM-CARTER *et al.*, 1989; AGTERBERG *et al.*, 1990; BONHAM-CARTER, 1994). Depois de vários anos, o interesse e aplicação foram estendidos para diversas áreas das Geociências, inclusive na avaliação de suscetibilidade a deslizamentos (HARRIS *et al.*, 2000; LEE *et al.*, 2002; OH & LEE, 2010; OH & LEE, 2011; NEUHÄUSER & TERHORST, 2007; SUH *et al.*, 2011; XU *et al.*, 2012; ARMAS, 2012; BARBIERI & CAMBULI, 2009; GUIMARÃES *et al.*, 2008; SOARES *et al.*, 2002; ZUQUETTE & NAKAZAWA, 1998; ARAÚJO, 2004; SASSA *et al.*, 2004; REMONDO *et al.*, 2005; REVELLINO *et al.*, 2008; STERLACCHINI *et al.*, 2011).

Ele permite avaliar as relações entre a distribuição espacial dos locais afetados por deslizamento (training point) e a distribuição espacial dos fatores causadores. Por conseguinte, é possível calcular o grau de influência que cada fator teve (mapas binários e/ou “multiclass”) e, possivelmente, terá no futuro, no caso de novas ocorrências de deslizamento.

O modelo Wofe foi implementado no aplicativo ArcGIS 9.3, utilizando a extensão *Arc Spatial Data Modeller (ArcSDM)* (KEMP *et al.*, 2001; SOUZA FILHO, 2005; SAWATZKY *et al.*, 2012). A

---

<sup>15</sup> A estatística bivariada inclui métodos de análise de duas variáveis, uma é independente (como causa ou explicação da outra) e a outra dependente (objeto do esforço de explicação), podendo ser ou não estabelecida uma relação de causa/efeito entre elas. São exemplos típicos de métodos de análise bivariada o teste para a independência de duas variáveis (vulgarmente conhecido por teste do  $\chi^2$ ). O qui-quadrado  $X^2$  é apropriado para testar a significância das diferenças entre distribuições de grupos independentes.

<sup>16</sup> O *logits* corresponde ao logaritmo natural da chance ou *log odds*.

extensão, a documentação e as referências estão disponíveis gratuitamente no sítio: <http://www.ige.unicamp.br/wofe/download.htm>.

Por razões matemáticas, Bonham-Carter (1994) propõe ainda outro tipo de formulação, expressa pelo cálculo de *Odds* (razão de chances), tanto na probabilidade à *priori*  $O_f = \frac{O=Probabilidade\ a\ priori}{(1-Probabilidade\ a\ priori)}$ , quanto na probabilidade à *posteriori*:

$$O \frac{P\{T_v|A_f\}}{P\{T_v|\bar{A}_f\}} \times O_f \text{ ou } (\text{Razão de suficiência} \times O_f) \text{ e}$$

$$O \frac{P\{\bar{T}_v|A_f\}}{P\{\bar{T}_v|\bar{A}_f\}} \times O_f \text{ ou } (\text{Razão de Necessidade} \times O_f), \text{ Equações 3.4 e 3.5, respectivamente.}$$

$$O \frac{P\{T_v|A_f\}}{P\{T_v|\bar{A}_f\}} \times O_f = \frac{T_v \cap A_f}{\frac{A_f}{\bar{A}_f}} \times O_f \quad (\text{Eq. 3.4})$$

$$O \frac{\frac{\text{Área dos deslizamentos na evidência considerada}}{\text{Área total dos deslizamento}}}{\frac{\text{Área estável na evidência considerada}}{\text{Total de área estável}}} \times O_f \quad (\text{Eq. 3.4})$$

$$O \frac{\frac{1.800}{2.000}}{\frac{(36.000 - 1.800)}{(100.000 - 2.000)}} \times O_f \quad (\text{Eq. 3.4})$$

$$O \frac{\frac{T_v \cap A_f}{A_f}}{\frac{T_v \cap \bar{A}_f}{\bar{A}_f}} = (2,5789 - \text{Razão de Suficiência} - \text{LS}) \times O_f \quad (\text{Eq. 3.4})$$

Onde:

$T_v$  = Total de área ocupada por certa classe de uma evidência.

$\bar{T}_v$  = Total de área estável ocupada na ausência da evidência.

$A_t$  = Área total.

$A_f$  = Total de área ocupada pelos deslizamentos.

$\bar{A}_f$  = Total de área estável.

$O_f$  = Probabilidade *a priori*.

$\frac{Tv \cap Af}{Af}$  = Probabilidade de encontrar deslizamento dada à presença de uma evidência.

$\frac{Tv \cap \bar{Af}}{\bar{Af}}$  = Probabilidade de encontrar deslizamento dada à ausência de uma evidência.

$$O \frac{P\{\bar{T}_v|A_f\}}{P\{\bar{T}_v|\bar{A}_f\}} \times O_f = \frac{\frac{\bar{T}_v \cap Af}{Af}}{\frac{\bar{T}_v \cap \bar{A}_f}{\bar{A}_f}} \times O_f \quad (\text{Eq. 3.5})$$

$$O \frac{\frac{\text{Área dos deslizamentos em outra classe}}{\text{Área total dos deslizamento}}}{\frac{\text{Área estável em outra classe}}{\text{Total de área estável}}} \times O_f \quad (\text{Eq. 3.5})$$

$$O \frac{\frac{200}{2.000}}{\frac{(100.000 - 36.000 - 200)}{(100.000 - 2.000)}} \times O_f \quad (\text{Eq. 3.5})$$

$$O \frac{\frac{\bar{T}_v \cap Af}{Af}}{\frac{\bar{T}_v \cap \bar{A}_f}{\bar{A}_f}} = (0,1536 - \text{Razão de Necessidade} - \text{LN}) \times O_f \quad (\text{Eq. 3.5})$$

Onde:

$\bar{T}_v$  = Total de área ocupada por certa classe de uma evidência.

$T_v$  = Total de área estável ocupada na ausência da evidência.

$A_t$  = Área total.

$A_f$  = Total de área ocupada pelos deslizamentos.

$\bar{A}_f$  = Total de área estável.

$O_f$  = Probabilidade *a priori*.

$\frac{\bar{T}_v \cap Af}{Af}$  = Probabilidade da ausência de um deslizamento dada à presença de uma evidência.

$\frac{T_v \cap \bar{A}_f}{\bar{A}_f}$  = Probabilidade da ausência de um deslizamento dada à ausência de uma evidência.

Conforme descrito anteriormente, no método pesos de evidência, o logaritmo natural é aplicado em ambas às Equações 3.4 e 3.5, para obter as Equações 3.6 e 3.7:

$$W^+ = \ln \frac{P\{T_v|A_f\}}{P\{T_v|\bar{A}_f\}} \quad (\text{Eq. 3.6})$$

$$W^+ = \ln \frac{\frac{\text{Área dos deslizamentos na evidência considerada}}{\text{Área total dos deslizamento}}}{\frac{\text{Área estável na evidência considerada}}{\text{Total de área estável}}} \quad (\text{Eq. 3.6})$$

$$W^+ = \ln \frac{P\{T_v|A_f\}}{P\{T_v|\bar{A}_f\}} = 0,9473 \quad (\text{Eq. 3.6})$$

$$W^- = \ln \frac{P\{\bar{T}_v|A_f\}}{P\{\bar{T}_v|\bar{A}_f\}} \quad (\text{Eq. 3.7})$$

$$W^- = \ln \frac{\frac{\text{Área dos deslizamentos em outra classe}}{\text{Área total dos deslizamento}}}{\frac{\text{Área estável em outra classe}}{\text{Total de área estável}}} \quad (\text{Eq. 3.7})$$

$$W^- = \ln \frac{P\{\bar{T}_v|A_f\}}{P\{\bar{T}_v|\bar{A}_f\}} = -1,8734 \quad (\text{Eq. 3.7})$$

Por fim, a probabilidade *a posteriori* do deslizamento, dada à presença da evidência (Equação 3.8); e a probabilidade *a posteriori* do deslizamento, dada à ausência da evidência (Equação 3.9).

$$P\{A_f|T_v\} = \frac{O(T_v \cap A_f)}{1 + O(T_v \cap A_f)} = \frac{(O_f \times \text{Razão de Suficiência} - \text{LS})}{1 + \text{Razão de Suficiência} - \text{LS}} \quad (\text{Eq. 3.8})$$

$$P\{A_f|T_v\} = \frac{0,020408 \times 2,5789}{1 + 0,05263} = \frac{0,05263}{1,005263} = 0,052 \quad (\text{Eq. 3.8})$$

$$P\{A_f|\bar{T}_v\} = \frac{O(\bar{T}_v \cap A_f)}{1 + O(\bar{T}_v \cap A_f)} = \frac{(O_f \times \text{Razão de Necessidade} - \text{LN})}{1 + \text{Razão de Necessidade} - \text{LN}} \quad (\text{Eq. 3.9})$$

$$P\{A_f|\bar{T}_v\} = \frac{0,020408 \times 0,1536}{1 + 0,05263} = \frac{0,0031348}{1,0031348} = 0,003125 \quad (\text{Eq. 3.9})$$

Portanto, uma das formas de avaliar a suscetibilidade consiste na análise das razões de suficiência ( $W^+$ ) e de necessidade ( $W^-$ ), elas são calculadas dependendo da presença ou ausência da evidência para um

determinado ponto (*pixel*). A condição de necessidade de uma evidência (ex.: declividade) é satisfeita quando a probabilidade de ocorrência do deslizamento é maximizada. A condição de suficiência da evidência, por sua vez, é satisfeita quando a probabilidade de não ocorrência do deslizamento é maximizada com a não existência da evidência.

Se uma determinada camada de dados binários, ex.: declividade entre 20 e 45°, não apresentar correlação espacial com os deslizamentos, então os valores de LN e LS serão iguais a 1 e os pesos de evidência terão valores nulos.

A evidência (“ex.: declividade 20-45°”) exibirá correlação espacial positiva com os deslizamentos quando: (a) LS for maior que 1, (b) LN possuir valores entre 0 e 1, (c) o peso de evidência positivo ( $W^+$ ) possuir valores positivos e, o (d) peso de evidência negativo ( $W^-$ ) possuir valores negativos.

A situação contrária (correlação espacial negativa) com os deslizamentos ocorrerá quando: (a) LN for maior que 1, (b) LS possuir valores entre 0 e 1, (c) o peso de evidência positivo ( $W^+$ ) possuir valores negativos e, o (d) peso de evidência negativo ( $W^-$ ) possuir valores positivos.

Para analisar a influência de diversas evidências (ex.: declividade, litologia, curvatura) sobre a distribuição de deslizamentos na área, os pesos positivos e negativos de cada evidência são sumarizados (Equação 3.10), ao passo que estas evidências sejam estatisticamente independentes<sup>17</sup>.

$$\ln O_T \{ A_f | T_{v1}^k \cap T_{v2}^k \cap T_{v3}^k \dots \dots \cap T_{vi}^k = \sum_{i=1}^n W_{vi}^k + \ln O_f \quad (\text{Eq. 3.10})$$

Onde:

$K$  = pose ser o sinal + ou negativo, dependendo da presença ou da ausência da evidência.

$vi$  = número de evidência utilizada.

A soma dos pesos ( $W^+$ ) ou ( $W^-$ ) será realizada para todos os *pixels* da área (*raster*), a partir de uma operação condicional, controlada espacialmente pela presença ou ausência da classe favorável de cada evidência. Assim, caso o primeiro *pixel* do mapa apresente a evidência " $vi$ ", o valor de ( $W^+$ ) é somado, e no caso da evidência não estar presente, então o valor de ( $W^-$ ) é somado. A mesma operação é repetida

---

<sup>17</sup> Será descrita nos tópicos da metodologia do trabalho.



para todas as evidências naquele *pixel* até que todas elas tenham sido calculadas.

O valor final naquele determinado *pixel* (probabilidade *a posteriori*) é então dado pela sumarização condicional dos valores de  $W^+$  e  $W^-$  adicionados à probabilidade *a priori*. O procedimento é repetido para todos os *pixels* até que a área (*raster*) inteira tenha sido completada. Como resultado final, cada *pixel* da área (*raster*) apresentará valores de probabilidade condicional ou *a posteriori* de ocorrer um determinado deslizamento.

O valor de contraste calculado pela diferença entre o peso positivo e negativo ( $C = W^+ - W^-$ ), avaliado para cada classe de todas as evidências analisadas, torna-se um bom indicador de sua relação com os deslizamentos.

O valor de  $C$  ocorre tipicamente entre 0 e 2. Quando o valor de  $C$  tende para zero, a presença do parâmetro considerado não afeta a distribuição dos deslizamentos na área. Inversamente, quando  $C$  está próximo de 2 ou mais, a correlação é muito significativa.

Ressalta-se que na etapa de modelagem existiram duas formas de se tratar os dados (evidências): o método categórico de calcular os pesos, usado quando os dados ocorrem em categorias não relacionadas e categorias mutuamente exclusivas, e o método cumulativo, quando as informações são relacionadas (dados ordinais, intervalos, razões, etc.) (BOLENEUS *et al.*, 2001).

### 3.4.3 CÁLCULO DAS INCERTEZAS DOS PESOS (*STUDENTIZED CONTRAST*)

A maior parte das amostras tende a estimar os parâmetros populacionais com boa aproximação. Isso justifica a relativa confiança nas inferências baseadas nos dados de observação obtidos de uma amostra. Esse raciocínio que se procura fazer vai do particular para o geral (inferência estatística).

Entretanto, as conclusões baseadas em amostras estão sempre acompanhadas de incerteza. Somente há certeza quanto à veracidade ou à falsidade de uma hipótese, examinando-se toda a população. Na impossibilidade prática de estudar toda a população, a metodologia estatística oferece a alternativa de medir o erro provável de uma decisão.

A especificação da probabilidade máxima de cometer erro de tipo (rejeitar a hipótese  $H_0$  sendo ela verdadeira) é denominada nível de significância que é designado por  $\alpha$ .

Na metodologia proposta por Bonham-Carter & Agterberg (1990) e utilizada neste trabalho, o nível de confiança é definido pelo valor do Studentized Contrast (Equação 3.11), na qual valores maiores que 2,0 representam nível de confiança maior que 98% ou seja, o dado é estatisticamente significativo.

Para rejeitar a hipótese de nula  $H_0$  sendo ela verdadeira, utilizou-se valores de *Studentized Contrast* ( $Stud\_Cnt$ )  $> 2$  para  $\alpha = 0,02$ .

$$Studentized\ Contrast = \frac{\text{Contraste } (C)}{\text{desvio padrão do contraste } (\sigma C)} \quad (\text{Eq. 3.11})$$

$$Studentized\ Contrast = \frac{2,8207}{0,094} \quad (\text{Eq. 3.11})$$

$$Studentized\ Contrast = 30,007 \quad (\text{Eq. 3.11})$$

Onde:

$$\sigma C = \left( S^2 w^+ = \frac{1}{T_{v \cap A_f}} + \frac{1}{T_{v \cap \bar{A}_f}} \right) + \left( S^2 w^- = \frac{1}{T_{v \cap A_f}} + \frac{1}{T_{v \cap \bar{A}_f}} \right)$$

$$\sigma C = \left( S^2 w^+ = \frac{1}{1800} + \frac{1}{34.200} \right) + \left( S^2 w^- = \frac{1}{200} + \frac{1}{63.800} \right)$$

$$\sigma C = (S^2 w^+ = 0,000555 + 0,0000292) + (S^2 w^- = 0,005 + 0,0000156)$$

$$\sigma C = (S^2 w^+ = 0,0005842) + (S^2 w^- = 0,0050156)$$

$$\sigma C = 0,094$$

Dos resultados encontrados após a simulação de se estimar suscetibilidade a deslizamentos numa região de 100.000 m<sup>2</sup>, pôde-se constatar: uma forte correlação positiva dos deslizamentos na presença da evidência declividade (20-35°), situação expressa no seu valor de contraste 2,8207, e principalmente no altíssimo valor de *Studentized Contrast* = 30,007.

O alto valor do *Studentized Contrast* ocorreu devido ao baixo valor do desvio padrão do contraste ( $\sigma C$ ). Deste modo, quanto menor o desvio padrão do contraste, as incertezas tendem a diminuir e maior será o *Studentized Contrast*.

Em suma, *Studentized Contrast* é a medida da correlação espacial entre o evento (deslizamento) e a classes da evidência, de forma que, quanto maior esse valor, maior será a associação espacial entre eles.

Conforme Bonham-Carter (1994), a variância dos pesos e dos contrastes são úteis para: a) determinar o nível de corte das evidências b) estabelecer as incertezas da probabilidade *a posteriori* devido às incertezas dos pesos.

Salienta-se que o *Studentized Contrast* (Bonham-Carter & Agterberg, 1990) é apenas uma aproximação do teste *t* de *Student*, pois todos os dados são usados em vez de uma amostra aleatória.

#### 3.4.4 INDEPENDÊNCIA CONDICIONAL

Segundo Araújo (2004), a independência condicional entre mapas é uma premissa assumida quando dois ou mais planos de informação são combinados através do modelo bayesiano. Isso significa que os planos de informação que representam as evidências utilizadas na análise sejam estatisticamente independentes, com relação aos eventos ou ocorrências, ou seja, o conhecimento prévio de um evento não deve afetar a probabilidade de outro evento.

Conforme o parágrafo acima, estas incertezas são modificadas periodicamente após novos resultados ou dados, devendo-se observar a condição de independência dos planos de informação relativos entre eles.

A modelagem WofE pressupõe que exista independência condicional entre os dados. Contudo, segundo Bonham-Carter (1994) é muito difícil na prática conseguir um ajuste que implique na independência total, de forma que é necessária a aplicação de testes estatísticos para verificar: a) em que grau ocorre a violação desse pressuposto. b) Se este fato pode acarretar distorção nos resultados. c) o que pode ser feito para mitigar os efeitos da violação da independência condicional.

Quando é aplicada nos dados, a independência condicional pode ser verificada por meio de testes estatísticos para mostrar a magnitude do problema entre os possíveis pares (classes binárias) por meio do teste qui-quadrado  $X^2$  ou por testes globais (quando todas as evidências são combinadas para medir a independência condicional entre elas)

Tradicionalmente, o teste de independência estatístico qui-quadrado  $X^2$  envolve duas variáveis, e o que se testa é a hipótese de que as duas variáveis (duas classes de evidência) são independentes, ou seja, se entre elas não se apresenta nenhum grau de associação. As frequências observadas e esperadas são colocadas numa tabela de contigência. A dificuldade de utilizar esta técnica deve-se a unicidade de

medir a independência condicional entre os possíveis pares (classes binárias) das evidências, e não a independência condicional entre todas elas.

Para verificação do teste global, foram utilizados os testes *Conditional Independence Ratio* (CIR) e o *Agterberg & Cheng Conditional Independence* (A&C CIT) ou *New omnibus Test* (NOT), permitindo desta forma, a geração de modelos confiáveis.

O teste da *Conditional Independence Ratio* (CIR) compreende a razão entre o número de pontos utilizados ( $n$ ) e a soma de todos os valores da probabilidade *à posteriori* ( $T$ ). Valores de  $CIR < 0,85$  podem indicar problemas de dependência condicional entre as evidências. Os valores ideais devem ficar entre 0,85 e 1 (Bonham-Carter 1994).

O teste *Agterberg & Cheng Conditional Independence* (A&C CIT) trabalha com a hipótese de que a diferença  $T - n$  é nula. A estatística do teste é calculada a partir da equação  $(T - n) / \text{desvio padrão de } T$ . Para aceitar a hipótese da independência condicional, a regra aritmética de  $2.33 * \sigma(T)$  com probabilidade de 99% foi aqui utilizada, conforme sugerido por Agterberg e Cheng (2002).

### 3.5 LÓGICA FUZZY E ANÁLISE DE SOBREPOSIÇÃO (WEIGHTED INDEX OVERLAY)

Outra possibilidade para a geração de mapas de suscetibilidade é por meio da utilização da teoria dos conjuntos (*Booleano* e *Fuzzy*) e suas funções matemáticas. A lógica *Fuzzy* tem como principal artifício de análise a sobreposição ou integração dos temas ou mapas para resolver aplicações de sobreposição tradicionais.

Esta modelagem utiliza o conhecimento de um especialista para definir as relações entre as evidências e as funções *Fuzzy*, expressando o grau de pertinência<sup>18</sup> (adesão) de uma classe de evidência sem a necessidade de pontos de treinamento (*training point*).

A lógica *Fuzzy* surgiu com base na teoria dos conjuntos, publicada no ano de 1965 por Lotfi A. Zadeh. A idéia da lógica *Fuzzy* é considerar os objetos espaciais de um mapa como membros de um

---

<sup>18</sup> Pertinência reflete o ‘grau de verdade’ de uma proposta ou hipótese. Em geral, o ‘grau de verdade’ é expresso na forma de uma ‘frase’ – maior potencial; menor potencial.

conjunto. Na teoria dos conjuntos booleanos (clássica), um objeto será um membro de um conjunto, se ele tiver um valor de adesão igual a 1, ou não será um membro, se ele tiver um valor de adesão igual a 0. Na teoria dos conjuntos *Fuzzy*, a adesão pode assumir qualquer valor entre 0 e 1, que refletirá o grau de certeza da adesão. A teoria dos conjuntos *Fuzzy* emprega a ideia de uma função de pertinência, isto é, quão grande será a adesão do atributo de interesse em relação ao conjunto.

A lógica *Fuzzy*, apesar de não ter limites precisos como a lógica booleana, reporta muito mais informações, pois não se restringe ao verdadeiro e falso “é ou não é”. Isso permite que a lógica *Fuzzy* atribua valores lógicos intermediários aos eventos do meio físico ou antrópico com muito mais detalhe e gradualidade, anteposto aos limites rígidos da lógica clássica. Burrough & McDonnell (1998) recomendaram a utilização da lógica *Fuzzy* nos dados que possuem ambiguidade, abstração e ambivalência.

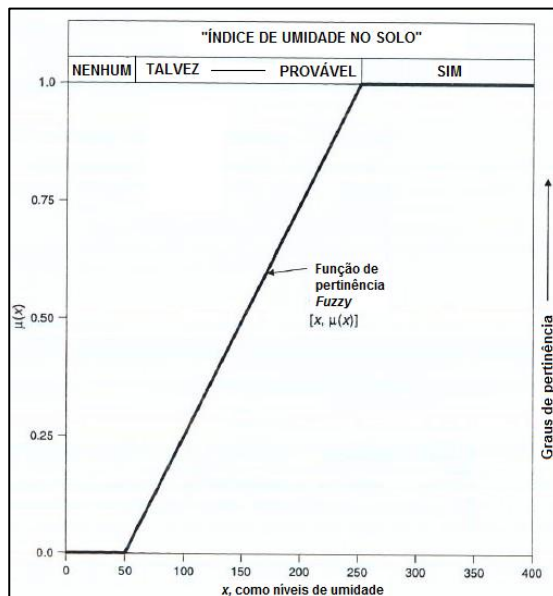
Além das inferências (pesos) serem definidas pelo especialista, o grande diferencial desta técnica está na combinação dos dados realizada em uma série de passos, como uma rede de inferência (fluxograma), ao invés da combinação em uma única operação, como é o caso do método por pesos de evidencia e redes neurais artificiais. (QUADROS *et al.*, 2006).

### 3.5.1 FUZZIFICAÇÃO DOS DADOS (*FUZZY MEMBERSHIP*) E OS SEUS OPERADORES

Conforme abordado anteriormente, na teoria dos conjuntos booleanos, a adesão de um conjunto é definido como verdadeiro ou falso, 1 ou 0. Entretanto, no conjunto *Fuzzy*, o grau de pertinência de um dado é definido em uma serie continua de valores entre 0 e 1, onde 0 e 1 são os valores mínimo e máximo da função e correspondem a não pertinência (*full non-membership*) e a pertinência total (*full membership*), respectivamente (BONHAM-CARTER, 1994).

No gráfico da Figura 3.3, os valores no mapa menores que 50 correspondem ao zero da função de pertinência, ou seja, não apresentam relação com o objeto de pesquisa (ausência de umidade). Em contraste, os valores acima de 250 apresentam pertinência total (pertinência *Fuzzy* = 1).

Figura 3.3 - Função linear de pertinência *Fuzzy* das medições individuais de umidade no solo.



FONTE: Adaptado de Bonham-Carter (1994).

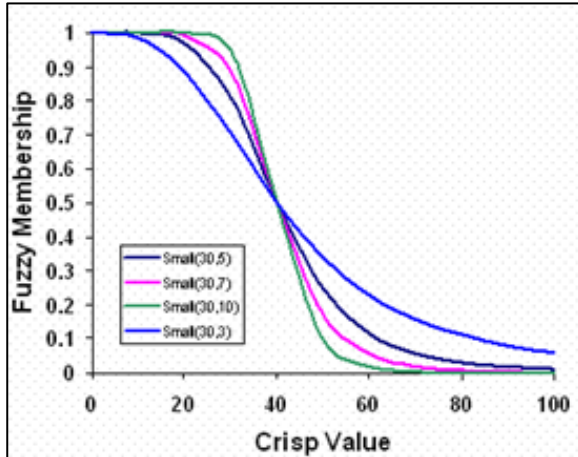
Outras funções podem ser empregadas na definição dos valores de pertinência *Fuzzy*, sendo sua escolha baseada no julgamento do especialista e aplicada a cada tema de evidência que, combinada com as demais irão constituir o mapa final. Esta etapa corresponde a fuzzificação dos dados, que consiste basicamente em uma simplificação de dados de natureza distintas, de forma que possam ser utilizados conjuntamente (QUADROS *et al.*, 2006).

Além da função *Linear* referida, outros processos de fuzzificação ou funções são utilizados no tratamento dos dados: *Small*, *Large*, *MS Small*, *MS Large*. Salienta-se que a escolha da função pelo especialista deve-se a necessidade de estabelecer uma melhor relação entre a evidência e os deslizamentos.

As funções *Small* e *Large* são utilizadas para dados ordenados, em que os menores valores de entrada estarão relacionados aos maiores ou menores valores de pertinência *Fuzzy*. Nesta função é necessário definir um ponto (o valor do FMSHIP) e a função cresce e decresce a partir deste ponto para o *Small* (Figura 3.4), ocorrendo o contrário na função *Large* (Figura 3.5). Existe a possibilidade de espalhamento da

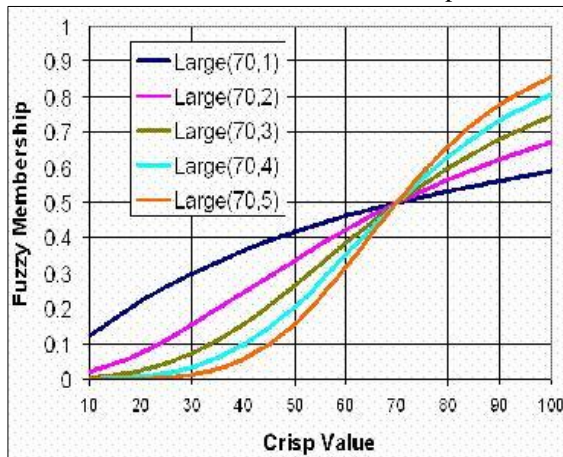
curva, os valores variam de 0 a 10, em que os menores valores correspondem aos gráficos com curvas mais suaves e os maiores valores, às curvas mais acentuadas.

Figura 3.4 - Função *Small* de pertinência *Fuzzy*, os menores valores de entrada estarão relacionados aos maiores valores de pertinência *Fuzzy*.



Fonte: Bonham-Carter (1994).

Figura 3.5 - Função *Large* de pertinência *Fuzzy*, os menores valores de entrada estarão relacionados aos menores valores de pertinência *Fuzzy*.



Fonte: Bonham-Carter (1994).

Nas funções *MS Small* e *MS Large*, os valores da função de pertinência *Fuzzy* são definidos a partir da média e do desvio padrão dos dados de entrada, na qual os menores valores de entrada terão maiores ou menores valores de pertinência *Fuzzy*. Os resultados podem ser semelhantes às funções *Small* e *Large*, dependendo da forma como o utilizador define multiplicadores da média e do desvio-padrão.

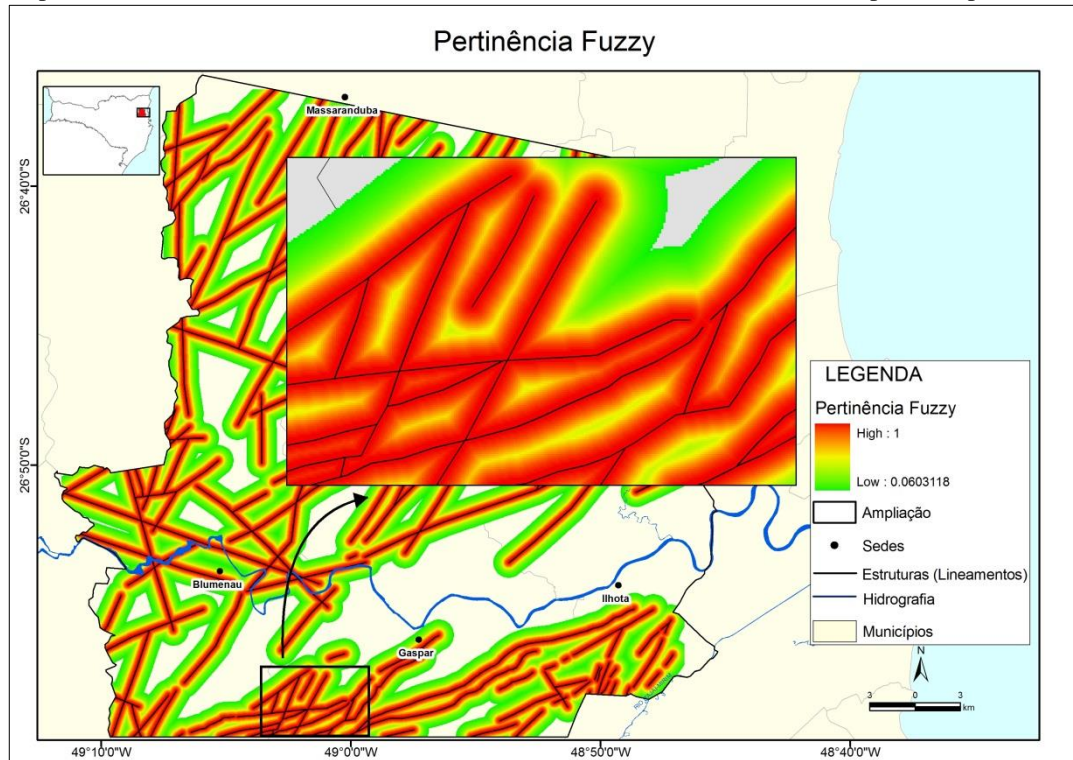
Para exemplificar uma das funções citadas, utilizou-se o tema de lineamento. Entretanto para empregar a função *small*, foi necessário torná-lo um dado cumulativo<sup>19</sup> com a elaboração de faixas de distância (*buffer*) de até 1000 m (Figura 3.6). As menores faixas de distância estão relacionadas aos maiores valores de pertinência *Fuzzy*. Os parâmetros da fuzzificação foram definidos com o valor de *MidPoint* de 400 , ou seja, a função cresce e decresce a partir deste ponto (400 metros). Para suavizar a curva, empregou-se o valor de 3 no *Spread*.

---

<sup>19</sup> Na modelagem *Fuzzy* existem duas formas de se tratar os dados: o método categórico e o método cumulativo.



Figura – 3.6 - Pertinência *Fuzzy* aplica a partir da função *small*, observa-se na janela de ampliação, o gradualismo na atribuição dos pesos. As menores distâncias dos lineamentos estão relacionadas aos maiores pesos da pertinência *Fuzzy*.



Nas evidências ou mapas, geralmente, o atributo de interesse também é medido em intervalos discretos (categóricos) e a função de pertinência *Fuzzy* pode ser construída pelas informações contidas na tabela de atributo ou pela experiência do especialista, caso existam. Entretanto, para diminuir as incertezas e diminuir uma possível subjetividade na utilização das funções e, conseqüentemente, da atribuição dos pesos, sugere-se obter esses valores a partir da utilização dos modelos guiados pelos dados (*data-driven*), a exemplo dos modelos com base em estatística, uma vez que a associação espacial entre os deslizamentos conhecidos (análises de inventários) e o conjunto das camadas estudadas (declividade, geologia, curvatura, estruturas, etc.) são definidas computacionalmente e estatisticamente.

Geralmente, os temas apresentados como objetos<sup>20</sup> discretos (geológico, orientação de vertente e etc.) são interpretados como dados categóricos e, portanto, não é possível estabelecer-se uma função matemática (*Large, Small, e etc*) para torná-lo um conjunto *Fuzzy*. Para solucionar essa problemática e diminuir o aspecto subjetivo nas atribuições dos *memberships* (pesos), utilizou-se o método estatístico Relação de Frequência (Equação 3.12).

$$\text{Relação de Frequência} = \frac{\text{Número de deslizamentos da classe (\%)}}{\text{Dominio da classe (\%)}} \quad (\text{Eq. 3.12})$$

Por exemplo, na Tabela 3.2 são calculados os *Fuzzy memberships* da evidência (orientação de vertentes) numa região que possui uma área de 371 km<sup>2</sup> (412.340 *pixels*), e que já tenham sido identificados nesta área 74 deslizamentos.

---

<sup>20</sup> A visão de objetos discretos representa o mundo geográfico como objetos com limites bem definidos sobre um espaço vazio. As informações são expressas em uma tabela, na qual cada linha representa um objeto discreto, e cada coluna, seu atributo (LONGLEY, 2013).

Tabela 3.2 - Relação espacial entre a evidência (orientação de vertente) e os deslizamentos e os valores de pertinência *Fuzzy*.

Classes	Nº de <i>pixels</i> na área	Domínio da Classe (%)	Fator (Evidência)		Relação de frequência	Fuzzy membership
			Número de deslizamentos	Número de deslizamentos (%)		
Plana	31995	7,76	0	0	0	0
Norte	85835	20,81	10	13,54	0,65	0,34
Leste	94903	23,00	14	18,91	0,82	0,44
Sul	107656	26,13	36	48,64	1,86	1
Oeste	91951	22,30	14	18,91	0,847	0,45

Para cada uma das classes, de cada uma das evidências discretas, atribuiu-se um valor numérico relativo aos *memberships*. Após à fuzzificação de todos os temas evidenciais discretos e cumulativos, eles foram combinados por meio dos operadores *Fuzzy*, a fim de se obter os mapas de suscetibilidade e risco. Os operadores empregados foram: *Fuzzy-And*, *Fuzzy-Or*, *Fuzzy-Product*, *Fuzzy-Sum* e *Fuzzy-Gamma* (BONHAM-CARTER, 1994; BURROUGH & MACDONELL, 1998; LEE & BUCHROITHNER, 2009).

O operador *Fuzzy-And* (Equação 3.13) equivalente ao operador “*And*” booleano (LEE & BUCHROITHNER, 2009). Os valores do mapa de saída são controlados pelos menores valores dos temas evidenciais de entrada, definidos pela seguinte expressão:

$$\mu \text{ saída} = \text{Mínimo} (\mu_A, \mu_B, \mu_C, \dots) \quad (\text{Eq. 3.13})$$

O operador *Fuzzy-Or* (Equação 3.14) é semelhante ao operador “*Or*” booleano (LEE & BUCHROITHNER, 2009). Oposto ao operador *And*, os valores do mapa de saída são controlados pelos maiores valores de entrada, expresso pela seguinte expressão:

$$\mu \text{ saída} = \text{Máximo} (\mu_A, \mu_B, \mu_C, \dots) \quad (\text{Eq. 3.14})$$

Nos locais onde ocorre comunidade, o operador OR pode ser útil no mapeamento de risco, uma vez que a presença de qualquer evidência positiva (edificações) pode ser suficiente para sugerir elevados valores de risco.

O operador *Fuzzy-Product* (Equação 3.15) corresponde ao produto algébrico dos valores das pertinências *Fuzzy* em cada pixel dos mapas de entrada (BONHAM-CARTER, 1994):

$$\text{Fuzzy} - \text{Product} = \prod_{i=1}^n \mu_i \quad (\text{Eq. 3.15})$$

Onde  $\mu_i$ , valor de pertinência *Fuzzy* pixel a pixel dos temas a serem combinados.

O produto final (mapa gerado) apresenta valores sempre menores ou iguais ao mapa de entrada, devido à multiplicação de vários números menores que 1.

O operador *Fuzzy-Sum* (Equação 3.16) consiste na soma dos diferentes temas ou mapas evidências e é complementar ao operador *Fuzzy-Product* (BONHAM-CARTER, 1994):

$$\text{Fuzzy} - \text{Sum} = 1 - \prod_{i=1}^n (1 - \mu_i) \quad (\text{Eq. 3.16})$$

Onde  $\mu_i$ , valor do pixel na posição  $n$ .

O resultado desta operação é sempre maior ou igual ao maior valor de pertinência de um dado de entrada, mas nunca excede 1.

O operador *Fuzzy-Gamma* é definido pelos operadores *Fuzzy-Product* e *Fuzzy-Sum* de acordo com a Equação 3.17 abaixo (BONHAM-CARTER, 1994; MAGALHÃES, 2008).

$$\text{Fuzzy} - \text{Gamma} = (\text{Fuzzy} - \text{sum})^\gamma \times (\text{Fuzzy} - \text{product})^{1-\gamma} \quad (\text{Eq. 3.17})$$

Onde  $\gamma$  = parâmetro que varia de 0 a 1. Quando o valor de  $\gamma$  é igual a 1, a combinação é igual a soma *Fuzzy* e, quando  $\gamma$  é igual a 0, a combinação é igual ao produto algébrico *Fuzzy*. Os valores intermediários de  $\gamma$  definem a importância de cada operador no resultado final. Este é o melhor operador para a geração dos mapas finais, pois tende a atenuar o efeito minimizante do produto *Fuzzy* e o efeito maximizante da soma *Fuzzy*.

Os trabalhos de referência voltados para aplicação da Lógica *Booleana*, Lógica *Fuzzy* e Relação de Frequência (*Frequency ratio*) podem ser encontrados em Bonham-Carter (1994), Burrough & MacDonell (1998), Ercanoglu *et al.* (2004), Lee & Pradhan (2006), Lee (2007), Pradhan *et al.* (2009), Poudyal *et al.* (2010); Pradhan (2010), Pradhan (2011), Ercanoglu & Temiz (2011), Pourghasemi *et al.* (2012), Bui *et al.* (2012), Blais-Stevens *et al.* (2012), Ozdemir & Altural (2013).

## 3.6 VALIDAÇÃO E EFICIÊNCIA DOS MODELOS

### 3.6.1 DEFINIÇÃO E IMPORTÂNCIA

A validação do modelo é um passo fundamental em qualquer estudo de desastres naturais. Ela compara as previsões do modelo com um conjunto de dados do mundo real, avaliando seu poder preditivo.

Conforme Beguería (2006), a validação permite estabelecer o grau de confiança do modelo ou quanto ele é acurado. Além disso, sem uma validação adequada, não é possível comparar com outros modelos existentes.

Na avaliação de suscetibilidade a deslizamentos, a acurácia é a capacidade de um determinado mapa diferenciar as áreas isentas de deslizamento das áreas propensas a deslizamentos. Eficiência e objetividade dependem da acurácia do modelo, dos dados de entrada, da experiência do cientista e do tamanho da área de estudo (SOETERS & VAN WESTEN, 1996).

Alguns autores como Brenning (2005), Hand (1997), Cressie (1993) Soeters & Van Westen (1996) utilizam o termo taxa de erro ou taxa de classificação incorreta para avaliar o desempenho dos modelos. Esta taxa é definida como a proporção total dos objetos em um conjunto de dados que foram erroneamente classificados. Por exemplo, os deslizamentos podem ocorrer em locais que estão previstos para ser estáveis e não podem ocorrer em áreas que são previstas para serem instáveis. O primeiro exemplo é um falso positivo (erro do tipo I) e o segundo exemplo é um falso negativo (erro do tipo II).

Na modelagem de suscetibilidade ou risco a deslizamentos, a validação é usada principalmente para definir as classes de perigo em aplicações práticas, tais como priorizar áreas com maior suscetibilidade em futuras investigações detalhadas. (BEGUERÍA, 2006).

### 3.6.2 A MATRIZ DE CONFUSÃO E AS ESTATÍSTICAS DERIVADAS

O avanço do conhecimento cartográfico impõe aos profissionais a necessidade de utilizarem técnicas para confirmar ou rejeitar uma hipótese diagnóstica. As feições mapeadas devem ser executadas com exatidão, ou seja, o mais próximo do valor verdadeiro.

Admitindo-se que um modelo ou mapa foi elaborado em condições satisfatórias, com base cartográfica de boa qualidade, instrumentos calibrados, métodos estatísticos adequados e controle de qualidade adequado, os desvios que ocorrem entre a indagação expressa pela hipótese ou classe diagnóstica, e a confirmação desta, expressa pela positividade no mapa elaborado, decorrerão de questões relativas ao próprio teste.

A validação de mapas de suscetibilidade ou favorabilidade é realizada segundo a lógica da tabulação cruzada, também conhecida como matriz de confusão ou tabela de contigência (BONHAM-

CARTER, 1994). A partir de um limite definido, os valores de suscetibilidade contínua são categorizados ou reclassificados em um mapa binário (classes suscetíveis e não suscetíveis). Posteriormente, estas classes são comparadas com o mapa binário de deslizamento (presença ou ausência de deslizamentos).

A tabulação cruzada consiste no cálculo de sobreposição entre os dois mapas binários citados anteriormente. As possíveis combinações entre eles são as seguintes: áreas de deslizamentos são classificadas como áreas suscetíveis (verdadeiros positivos); áreas livres de deslizamento são classificadas como não suscetíveis (verdadeiros negativos); áreas de deslizamentos são classificadas como não suscetíveis (falsos negativos); e áreas livres de deslizamento são classificadas como áreas suscetíveis (falsos positivos), como mostrado na Tabela 3.3.

Tabela 3.3 - Matriz de confusão. a, verdadeiros positivos; b, falsos positivos (erro tipo I); c, falsos negativos (erro do tipo II); d, verdadeiros negativos.

<i>Predito ou classe hipotética</i>	<i>Observado ou classe verdadeira</i>		
	$O_1$	$O_0$	<i>Total</i>
$P_1$	<i>a</i>	<i>b</i>	<i>a + b</i>
$P_0$	<i>c</i>	<i>d</i>	<i>c + d</i>
<i>Total</i>	<i>a + c</i>	<i>b + d</i>	<u><i>a + b + c + d</i></u>
			<i>N</i>

Fonte: Begueria (2006) e Fawcett (2006).

São seis principais características de desempenho ou testes diagnósticos derivados da matriz de confusão empregados neste trabalho: sensibilidade, especificidade, valor preditivo positivo, valor preditivo negativo, taxa de falso positivo e taxa de falso negativo. Para um melhor entendimento e apresentação destes conceitos, utilizou-se como referência dois exemplos distintos (A e B), demonstrados nas Tabelas 3.4 e 3.5.

Tabela 3.4 Matriz de confusão para o exemplo A. Do total de 100 amostras, 50 são deslizamentos O<sub>1</sub> e 50 não deslizamentos O<sub>0</sub>.

<i>Predito ou classe hipotética</i>	<i>Observado ou classe verdadeira</i>		
	<i>O<sub>1</sub></i>	<i>O<sub>0</sub></i>	<i>Total</i>
<i>P<sub>1</sub></i>	(40) <i>a</i>	(10) <i>b</i>	50 ( <i>a + b</i> )
<i>P<sub>0</sub></i>	(10) <i>c</i>	(40) <i>d</i>	50 ( <i>c + d</i> )
<i>Total</i>	(50) <i>a</i> + <i>c</i>	(50) <i>b</i> + <i>d</i>	(1) $\frac{a + b + c + d}{N}$

Tabela 3.5 Matriz de confusão para o exemplo B. Do total de 100 amostras, 5 são deslizamentos O<sub>1</sub> e 95 não deslizamentos O<sub>0</sub>.

<i>Predito ou classe hipotética</i>	<i>Observado ou classe verdadeira</i>		
	<i>O<sub>1</sub></i>	<i>O<sub>0</sub></i>	<i>Total</i>
<i>P<sub>1</sub></i>	(4) <i>a</i>	(46) <i>b</i>	50 ( <i>a + b</i> )
<i>P<sub>0</sub></i>	(1) <i>c</i>	(49) <i>d</i>	50 ( <i>c + d</i> )
<i>Total</i>	(5) <i>a</i> + <i>c</i>	(95) <i>b</i> + <i>d</i>	(1) $\frac{a + b + c + d}{N}$

- A sensibilidade é a probabilidade de resultado positivo nos deslizamentos ou a capacidade do teste em detectar os verdadeiros positivos. É calculado como:  $\frac{a}{a+c}$ . O modelo A =  $\frac{40}{50} = 0,8$  ou 80% e o modelo B =  $\frac{4}{5} = 0,8$  ou 80%.
- A especificidade é a probabilidade de resultado negativo nos não deslizamentos (verdadeiro negativo) e é calculado como:  $\frac{d}{b+d}$ . O modelo A =  $\frac{40}{50} = 0,8$  ou 80% e o modelo B =  $\frac{49}{95} = 0,515$  ou 51,5%.
- O valor preditivo positivo (VPP) é a probabilidade da presença do deslizamento quando o teste é positivo ou serve para dizer qual é a probabilidade que o resultado seja realmente positivo. É calculado como:  $\frac{a}{a+b}$ . O modelo A =  $\frac{40}{50} = 0,8$  ou 80% e o modelo B =  $\frac{4}{50} = 0,08$  ou 8%.
- O valor preditivo negativo (VPN) é a probabilidade da ausência do deslizamento quando o teste é negativo ou serve para dizer qual é a probabilidade que o resultado seja realmente negativo.



É calculado como:  $\frac{d}{c+d}$ . O modelo A =  $\frac{40}{50} = 0,8$  ou 80% e o modelo B =  $\frac{49}{50} = 0,98$  ou 98%.

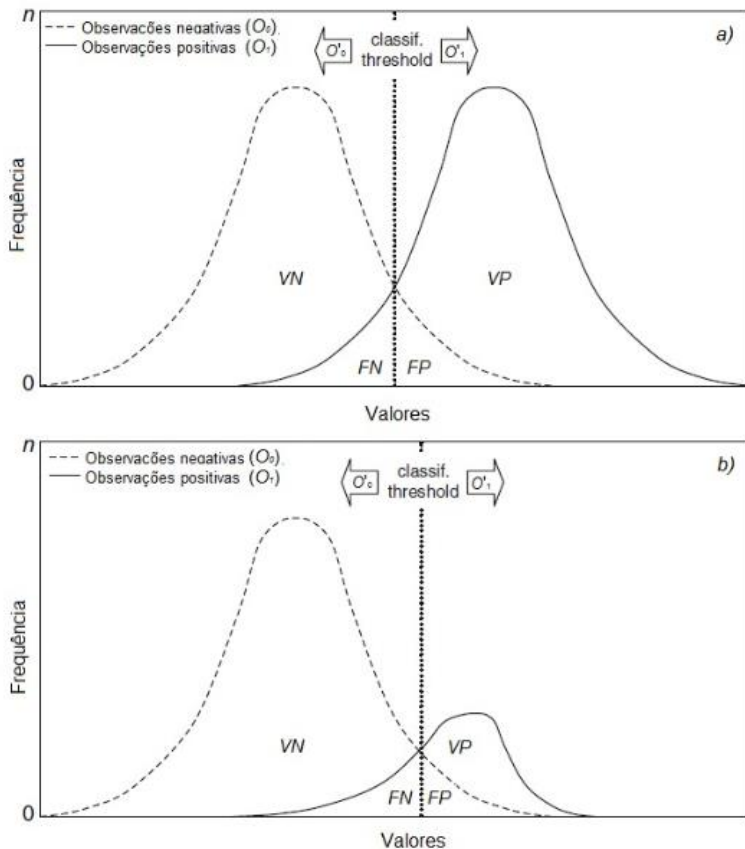
- A taxa de falso positivo é a proporção de falsos positivos no total de observações negativas e é calculado como:  $\frac{b}{b+d}$ . O modelo A =  $\frac{10}{50} = 0,2$  ou 20% e o modelo B =  $\frac{46}{95} = 0,485$  ou 48,5%.
- A taxa de falso negativo é a proporção de falsos negativos no total de observações positivas e é calculado como:  $\frac{c}{a+c}$ . O modelo A =  $\frac{10}{50} = 0,2$  ou 20% e o modelo B =  $\frac{1}{5} = 0,2$  ou 20%.

A partir dos dois exemplos, contendo 100 amostras cada um, das quais 50 apresentam deslizamentos ( $O_1$ ) na situação A, e apenas 5 na situação B, pode-se concluir que ambos os exemplos possuem a mesma taxa de sensibilidade, com 80% dos casos positivos previstos corretamente (Figura 3.7). No caso da especificidade, a situação A apresentou 80% dos casos negativos ou não deslizamentos previstos corretamente, e na situação B com 51 % dos casos previstos corretamente.

Ainda que os valores de sensibilidade sejam semelhantes, existe uma diferença significativa nos valores preditivos positivos, ou seja, a influência da prevalência no valor preditivo positivo é muito forte. Logo, quanto maior a prevalência das amostras de deslizamento ( $O_1$ ), maior a probabilidade de o resultado ser verdadeiro.

O raciocínio da prevalência também é válido para os valores preditivos negativos. Assim, quanto maior a prevalência das amostras de deslizamento ( $O_1$ ), maior será o valor preditivo positivo e menor será o valor preditivo negativo. Isto é, quanto mais frequente for um deslizamento ( $O_1$ ), mais provável será encontrar verdadeiros positivos (aumentando o valor preditivo positivo) e falsos negativos (diminuindo o valor preditivo negativo). Devido à elevada quantidade de amostras de não deslizamentos ( $O_0$ ), tanto o modelo A (Tabela 3.4) quanto o modelo B (Tabela 3.5) apresentaram elevados valores de preditivos negativos, com destaque ao modelo B.

Figura 3.7 - As distribuições de frequência para os grupos positivos e negativos e a função do limiar de predição (classif. threshold). a) O modelo A apresenta grupos iguais. b) O modelo B apresenta grupos desiguais. VP, verdadeiros positivos; FP, falsos positivos (erro do tipo I); FN, falsos negativos (erro do tipo II); VN, verdadeiros negativos.



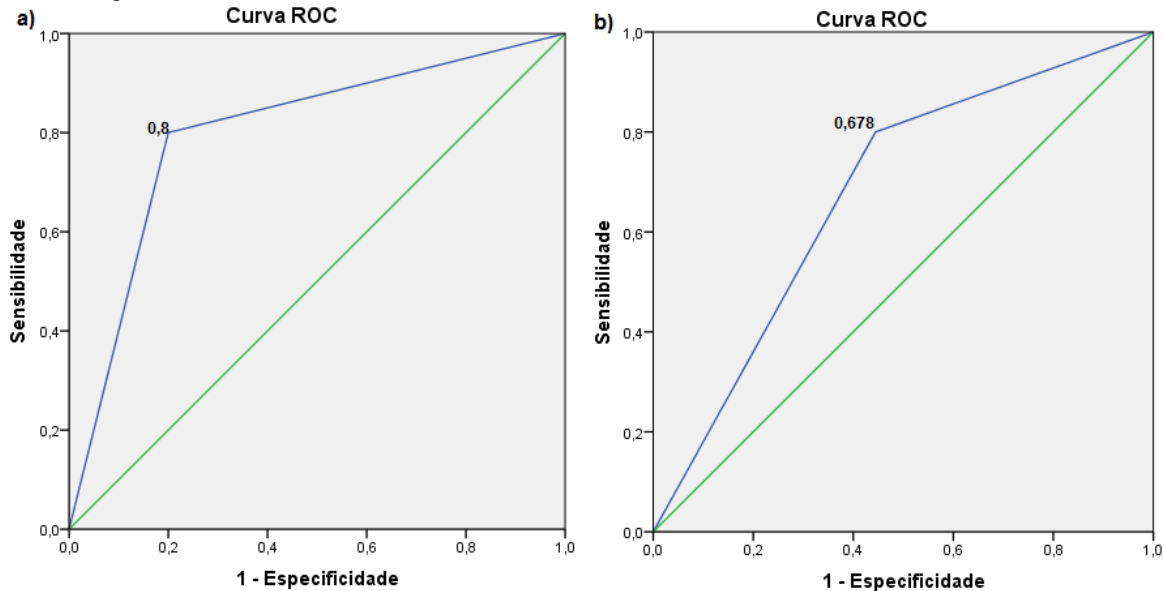
Adaptado de Beguería (2006).

Por fim, pode-se observar por meio destes dois exemplos que para validar um modelo de forma eficiente torna-se necessário utilizar quantidades similares de amostras de deslizamentos ( $O_1$ ) e não deslizamentos ( $O_0$ ).

Outra forma de validação de modelos pode ser feita por meio da análise da curva *Receiver Operator Characteristic* (ROC). Esta curva apresenta a relação entre a sensibilidade e a taxa de falso positivo ou (1-

especificidade), ou seja, a probabilidade de que amostras favoráveis (deslizamentos) e não favoráveis (não deslizamentos) estejam corretamente classificadas (Figura 3.8). A área sobre esta curva (AUC) mede a exatidão do mapa final, ou seja, é um método de eficiência do modelo em classificar corretamente os pontos de treinamento (deslizamento e não deslizamento).

Figura 3.8 - a) O modelo A apresentou um bom desempenho ou valor de 0,80. b) O modelo B apresentou um desempenho insatisfatório, já que o valor foi inferior a 0,70. A linha diagonal de cor verde corresponde a um teste que é positivo ou negativo, aleatoriamente.



Um teste totalmente incapaz de discriminar eventos de deslizamentos e eventos de não deslizamentos teria uma área sob a curva de 0,50 (seria a hipótese nula). Valores entre 0,70 e 0,80 teria desempenho razoável, valores entre 0,80 e 0,90 teria um bom desempenho e, finalmente, uma área sob a curva com valor de 1 é classificada como perfeita.

Conforme Chung & Fabbri (2003, 2008), dois tipos de gráficos que são semelhantes à curva ROC têm sido frequentemente utilizados nos modelos de suscetibilidade a deslizamentos: a curva da taxa de eficiência ou curva da taxa de sucesso (Sucess Rate Curve - SRC) e a curva da taxa de predição (Prediction Rate Curve - PRC).

A curva da taxa de sucesso é a representação da variação das respectivas sensibilidades contra as proporções totais do conjunto de dados classificados como deslizamentos. Pode ser feito com um conjunto de dados independentes não utilizados na modelagem ou com o próprio conjunto de dados utilizados na modelagem. No último caso, o teste é chamado de curva da taxa de sucesso aparente.

As curvas da taxa de predição são matematicamente semelhantes (Equações 3.18 e 3.19), exceto que elas são calculadas com amostras de deslizamentos obtidas em um domínio temporal diferente.

$$SRC \text{ ou } PRC_{\text{ demais linhas}} = 0,5 * (Eff_{CumArea}[i] - Eff_{CumArea}) * (Cumsites[i] + Cumsites) / 100 \text{ (Eq. 3.18)}$$

$$SRC \text{ ou } PRC_{\text{ última linha}} = 0,5 * (Eff_{CumArea}) * (Cumsites) / 100 \text{ (Eq. 3.19)}$$

Onde:

$Eff_{CumArea}$  = Área acumulada.

$Eff_{CumArea}[i]$  = Área acumulada da classe anterior.

Cumsites = Número de deslizamentos acumulados.

$Cumsites[i]$  = Número de deslizamentos acumulados da classe anterior.

Simulou-se um mapa final de suscetibilidade a deslizamento para demonstrar o cálculo da SRC ou PRC (Tabela 3.6). Para efeito de análise, o mapa possui 200 km<sup>2</sup> de área total, classificado em cinco classes desiguais e com 50 deslizamentos inventariados. A primeira linha ou classe pode ser calculada como:  $0,5 * (100 - 20) * (100 + 90) / 100 = 76\%$ . O somatório das classes ou valor de 86,25% pode ser interpretado como a eficiência final do mapa de suscetibilidade.

Após a simulação, observa-se que as altas taxas de SRC ou PRC são obtidas quando a minoria dos deslizamentos inventariados ocorre na

classe de baixa suscetibilidade, e que esta classe tenha elevados valores de área mapeada.

Tabela 3.6 - Simulação do teste Success Rate Curve ou Prediction Rate Curve para cada classe mapeada.

Nº deslizamentos	Suscetibilidade	Área (km <sup>2</sup> )	Eff <sub>CumArea</sub>	Cumsites	Eficiência %
5	Baixa	160	100	100	76
10	Baixa-Média	10	20	90	4
10	Média	10	15	70	3
5	Média-Alta	10	10	50	2,25
20	Alta	10	5	40	1
50		200 km <sup>2</sup>			86,25%

## 4. CARTOGRAFIA EM MULTIMÍDIA E SENSORIAMENTO REMOTO PARA A INVENTARIAÇÃO DE MOVIMENTOS DE MASSA NO BAIXO VALE DO RIO ITAJAÍ-SC

### 4.1 INTRODUÇÃO

Os inventários de deslizamentos são preparados para diversas finalidades (GUZZETTI *et al.*, 2012). Dentre elas, (i) documentar a extensão dos deslizamentos em áreas que vão desde pequenas a grandes bacias hidrográficas; (ii) como um passo preliminar em direção à suscetibilidade, ao perigo, e à avaliação de risco a deslizamento e; (iii) para investigar a distribuição, tipos e padrões de deslizamentos em relação às características geomorfológicas e geológicas de uma determinada área.

Apesar da evidente relevância dos inventários (GUZZETTI *et al.*, 2000; GUZZETTI, 2005), e o fato de que eles foram preparados por muitos anos em todos os continentes e até em outros planetas (QUANTIN *et al.*, 2004), os critérios para a produção dos mapas de inventário de deslizamentos e a avaliação da suas qualidades continuam mal definidas (SOETERS & VAN WESTEN, 1996; GUZZETTI *et al.*, 2000; GUZZETTI, 2005; FELL *et al.*, 2008; VAN WESTEN *et al.*, 2008; COROMINAS *et al.*, 2014).

A disponibilidade de novas tecnologias de sensoriamento remoto para a detecção e mapeamento de deslizamentos pode facilitar a produção dos inventários, bem como a definição de critérios para avaliar a sua qualidade (GUZZETTI *et al.*, 2012).

A geração de mapas compreendendo o inventário de deslizamentos e a suscetibilidade de terrenos a deslizamentos corresponde à primeira fase de esforços de mitigação, avaliação e gestão de risco. Conforme Ercanoglu *et al.* (2004), esses mapas fornecem informações importantes para tomada de decisão frente aos desastres, melhor planejamento territorial e urbano. Além disso, a utilização eficaz destes mapas pode reduzir consideravelmente os danos potenciais e outros custos causados pelos deslizamentos.

A fim de fazer um mapa confiável, que prevê o perigo e o risco a deslizamentos numa determinada área, é fundamental ter uma visão espacial e temporal dos deslizamentos e, portanto, cada mapa de perigo ou estudo de risco deve iniciar pela construção de um inventário de deslizamento mais completo possível, tanto no espaço quanto no tempo.

De um modo geral, os mapas de cicatrizes de deslizamentos armazenam informações sobre a distribuição espaço-temporal da ocorrência de movimentos de massa. A existência de um mapa de inventário é imprescindível nos modelos guiados pelo conhecimento dos dados (*data-driven*), e essencial para estudar a relação entre a distribuição dos deslizamentos e os fatores condicionantes do meio físico ou antrópico. Uma visão geral acerca deste tema pode ser encontrado em McKean *et al.* (1991), Mantovani *et al.* (1996), Soeters & Van Westen (1996), CEOS (2001), Dai *et al.* (2002), Guzzetti (2005), Fell *et al.* (2008), Van Westen *et al.* (2008), Highland & Bobrowsky (2008), Guzzetti *et al.* (2000; 2012), Corominas *et al.* (2014).

O nível de detalhe destes mapas varia entre inventários de reconhecimento simples e complexo. Os de reconhecimento simples compreendem somente a catalogação e delineamento de grandes áreas de ocorrência de deslizamentos. Os de reconhecimento complexo envolvem o registro e classificação de cada deslizamento segundo sua idade geológica, zonas de empobrecimento do solo, taxa de movimento, profundidade do perfil, natureza dos materiais envolvidos e etc (FELL *et al.*, 2008; HIGHLAND & BOBROWSKY, 2008).

A qualidade da avaliação de suscetibilidade encontradas nos mapas é fortemente dependente da consistência da base de dados cartográfica que a sustenta, sendo absolutamente decisiva à qualidade e à confiabilidade do inventário dos movimentos de massa. Por exemplo, a partir de eventos conhecidos, representados por cicatrizes de escorregamentos, pode-se estimar a ocorrência de movimentos de massa por meio de modelos espaciais probabilísticos.

A ampliação e o avanço das geotecnologias na análise de risco geológico, particularmente do Sistema de Informação Geográfica, do Sensoriamento Remoto e da Cartografia em Multimídia, têm beneficiado o incremento e o uso de novos instrumentos para mapeamento de áreas suscetíveis aos deslizamentos e vulneráveis à ocupação. Estas novas tecnologias têm favorecido melhorias significativas tanto para aquisição de imagens, quanto para a construção, o armazenamento, a publicação e acesso às representações do meio físico.

Observa-se atualmente, um avanço no uso público de mapas *on-line* como fonte de informações socioespaciais e do meio físico ou como ferramentas cartográficas para espacialização de determinado fenômeno. Essas novas formas de representação e comunicação da informação espacial vêm se tornando conhecidas como Cartografia em Multimídia.



Contudo, o que tem se verificado recentemente é que a Cartografia em Multimídia ou hipermapas não oferecem somente uma localização específica de cidades ou rodovias numa determinada localidade, e sim diversas aplicações e informações da paisagem.

Portais como o *Google Earth*<sup>21</sup>, *Google Street*, IBGE, dentre outros, são exemplos de mídias gratuitas, que permitem ao usuário não somente visualizar o espaço em diferentes escalas e perspectivas, como também, em alguns casos, acrescentar conteúdos que se somam à base de dados pré-existentes ou integrá-las em outros sistemas (SIG, CAD e etc).

Apesar do uso de informações remotas e geográficas tradicionais, este capítulo é voltado à Cartografia em Multimídia ou hipermapas, justamente porque não podem ser ignorados os avanços atuais desta ciência nos mapeamentos em geral, especificamente aqui, na inventariação de deslizamentos.

O objetivo desse capítulo é identificar e catalogar movimentos de massa para diferentes eventos desencadeantes por meio da integração de métodos de Cartografia em Multimídia e de Sensoriamento Remoto. Adicionalmente, almeja-se estudar a distribuição espacial desses eventos, testando hipóteses sobre o padrão observado: se é aleatório ou, ao contrário, se apresenta em aglomerados ou regularmente distribuído.

Devido à extensão da área de estudo e a utilização de técnicas de processamento digital de imagens (PDI) de Sensoriamento Remoto e Cartografia em Multimídia, não foram classificadas as tipologias no processo de inventariação dos deslizamentos.

## 4.2 MATERIAIS E MÉTODOS

### 4.2.1 AQUISIÇÃO DOS DADOS E AS ETAPAS DE PROCESSAMENTO DAS IMAGENS

Diferentes tipos de sensores remotos e procedimentos metodológicos foram utilizados para a obtenção dos inventários do ano

---

<sup>21</sup> O *Google Earth* é um aplicativo desenvolvido e distribuído pela empresa americana *Google*, nos dias atuais apresenta-se bastante difundido por grande parte dos usuários de informática. Ele é repleto de informações e imagens interessantes sobre lugares do mundo todo. Além das informações e do mosaico de imagens orbitais obtidas de fontes diversas, a maioria dos usuários desconhecem funções de extrema importância para estudos geográficos, notadamente aqueles voltados para aplicação de desastres.

de 2008, 2011 e 2015, conforme Figura 4.1.

Os inventários dos eventos de 2011 e 2015 foram restritos ao município de Blumenau e elaborados para análise de suscetibilidade dinâmica e perigo (Capítulo 7). Nestes dois eventos, a maioria<sup>22</sup> dos deslizamentos foram induzidos ou deflagrados próximo das vias ou das edificações. Por conseguinte, o inventário destes deslizamentos foi conduzido por meio de levantamentos de campo, com sua localização identificada com o uso de receptor GPS e, posteriormente, plotados e ajustados nas imagens de alta resolução espacial do levantamento aerofotogramétrico<sup>23</sup> da Prefeitura de Blumenau ou do SDS<sup>24</sup>.

Ressalta-se que a definição dos pontos de treinamento dos eventos de 2011 e 2015 contou com a triagem e complementação do banco de dados da Diretoria de Geologia da Prefeitura Municipal Blumenau (BLUMENAU, 2015).

No caso do evento extremo de 2008, o inventário foi realizado nos 1.414 km<sup>2</sup> da área de estudo. Além disso, a dimensão das cicatrizes e a quantidade de deslizamentos deflagrados em áreas vegetadas possibilitou o uso de plataformas orbitais.

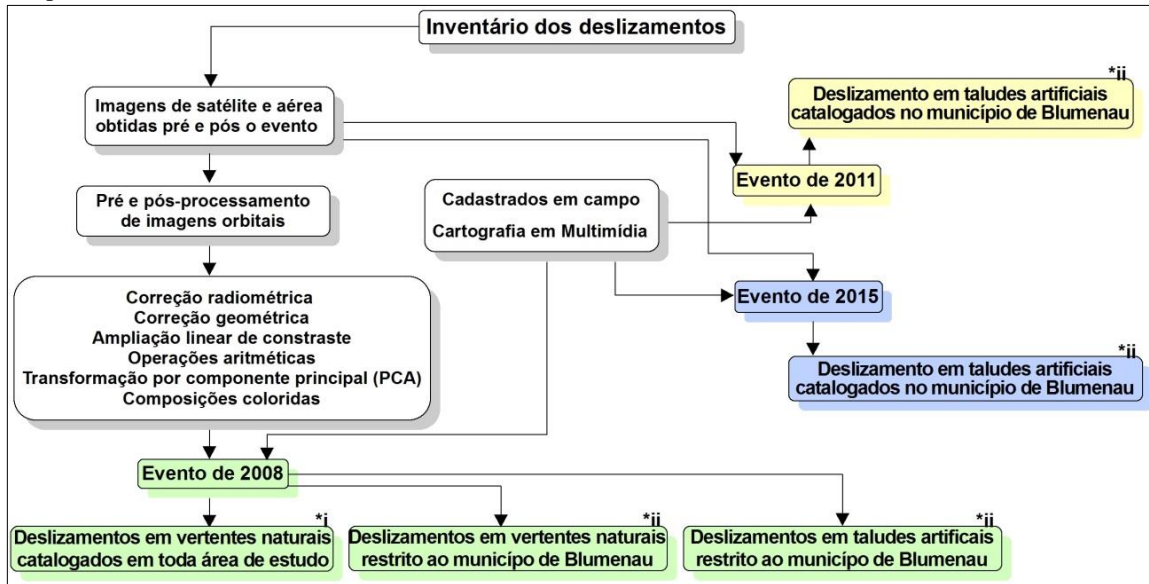
---

<sup>22</sup> Não houve registro de ocorrência em áreas naturais (sem influência antrópica).

<sup>23</sup> Elaborado nas escalas 1:2.000 e 1:10.000, com curvas de nível equidistantes em 1 e 5 m, respectivamente.

<sup>24</sup> Base topográfica digital do Aerolevantamento do estado de Santa Catarina, denominado de SDS neste trabalho, na escala de 1:5.000, constituída de: Ortofotomosaico na região do visível (RGB) e infravermelho (IR), Modelo Digital de Superfície (MDS), Modelo Digital de Terreno (MDT) e Sistema Hidrográfico (bacias hidrográficas e hidrografia) (SDS, 2011).

Figura 4.1 - Fluxograma e passos metodológicos utilizados para obtenção dos inventários. Os polígonos verde, amarelo e azul representam os eventos de 2008, 2011 e 2015, respectivamente. \*i: inventário utilizado nas análises de suscetibilidade relativa e absoluta (capítulos 5 e 6). \*ii: inventários utilizados na análise de suscetibilidade dinâmica e perigo (capítulo 7).



No banco de dados do INPE<sup>25</sup> (Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais), existem diversas imagens para o período analisado, neste caso, pré e pós-desastre de novembro de 2008. Mas, devido às condições meteorológicas adversas com o predomínio de nuvens durante grande parte do período analisado, bem como a passagem quinzenal dos sensores orbitais utilizados, procurou-se obter imagens antecedentes e subsequentes aos eventos.

Os sistemas sensores orbitais empregados foram o *Thematic Mapper* (TM)<sup>26</sup> e *Enhanced Thematic Mapper* (ETM), Câmera de Alta Resolução (CCD) e Câmera Pancromática de Alta Resolução (HRC), os dois primeiros a bordo dos satélites da série Landsat, e os dois últimos a bordo do CBERS-2B (*China-Brazil Earth Resources Satellite*, Satélite Sino-Brasileiro de Recursos Terrestres).

O sensor LIS-III<sup>27</sup> do satélite RESOURCESAT-1 foi outro sensor óptico utilizado na análise. O principal motivo da escolha deste sensor e dos demais citados, foi a facilidade de aquisição e disponibilidade gratuita. Sabe-se que existem outras imagens disponíveis para região, principalmente as que possuem alta resolução espacial (Quickbird, Ikonos, imagens áreas e etc), porém, de uso restrito ao poder público ou privado, bem como não contempla a área de estudo na sua totalidade.

Num total de 17 cenas obtidas e analisadas, quatro são do sensor TM; três do sensor HRC<sup>28</sup> e quatro para o CCD, e; por fim, quatro do sensor LIS-III (Figura 4.2).

---

<sup>25</sup> Disponível no portal: <http://www.dgi.inpe.br/CDSR/>.

<sup>26</sup> Resolução espacial de 305 m.

<sup>27</sup> Resolução espacial de 23,5 m.

<sup>28</sup> Resolução espacial de 2,7 m na banda pancromática.

Figura 4.2 - Orbitas-ponto dos sensores utilizados.



Antes da identificação dos deslizamentos nas imagens, tornou-se necessário realizar as etapas de pré-processamento, os quais são técnicas de tratamento preliminar dos dados brutos, com a finalidade de calibrar radiometricamente e geometricamente as imagens (LILLESAND *et al.*, 2008; JENSEN, 2004 e 2006; NOVO,1992). Por possuir uma ampla disponibilidade de ferramentas de análise espacial e espectral, o processamento das imagens foi realizado nos aplicativos ENVI 4.8 (Exelis Visual Information Solutions) e ArcGiS 9.3 (Environmental Systems Research Institute).

Utilizou-se outras imagens previamente corrigida, neste caso o mosaico de imagens Landsat/TM da Universidade de Maryland<sup>29</sup> serviu como base para o registro das demais imagens. Para um melhor ajuste dos pontos, aplicou-se um polinômio de 1º grau, buscando alcançar um erro médio quadrático ou *Root Mean Square Error* (RMS) menor que um *pixel*.

Do volume de imagens contidas nesse projeto, todas elas foram convertidas para os formatos *TIFF* e *KML*. Sendo o primeiro formato necessário para os aplicativos ENVI 4.8 e ArcGiS 9.3, e o último empregado no aplicativo *Google Earth*. Para utilizar as imagens de outros sensores no aplicativo *Google Earth*, torna-se necessário a conversão para o formato *KML* e a definição cartográfica para o *Datum* WGS-84, Projeção Universal Transversa de Mercator - UTM, zona 22-Sul.

Com a finalidade de melhorar a qualidade visual das imagens e facilitar o trabalho de interpretação visual e extração das informações, aplicou-se as seguintes etapas de processamento: ampliação linear de contraste, operações aritméticas, transformação por componentes principais (PCA) e composições coloridas.

Primeiramente, com o intuito de destacar as feições, aplicou-se a ampliação linear de contraste. Esta técnica consiste na expansão e distribuição dos níveis digitais originais<sup>30</sup>, inicialmente concentrados em um pequeno intervalo para, em seguida, distribuir em todo intervalo possível, aumentando o contraste da imagem.

Na aplicação do aumento linear de contraste, definiu-se, com base no histograma da imagem e por meio de um cursor, o intervalo de

---

<sup>29</sup> Disponível no portal: <http://glcf.umd.edu/data/landsat/>.

<sup>30</sup> Tanto as imagens do satélite Landsat quanto do CBERS-2B possuem oito bits de resolução radiométrica.

níveis digitais. A partir deste ajuste, definiu-se uma saturação mais acentuada, objetivando destacar as cicatrizes dos deslizamentos.

As operações aritméticas de adição, subtração, multiplicação, divisão também foram empregadas, com destaque ao índice de vegetação da diferença normalizada ou *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI). Apesar de receber esse nome, o NDVI é um índice de razão, sendo assim, seus resultados não dependem das condições de iluminação. Sendo definido pela seguinte fórmula:  $NDVI = (NIR - R) / (NIR + R)$ , onde R (Vermelho) corresponde a banda com comprimento de onda na região do visível (0,63 – 0,70  $\mu\text{m}$ ) e NIR corresponde a banda com comprimento de onda na faixa do Infravermelho Próximo (0,75 – 0,90  $\mu\text{m}$ ).

Buscando uma melhor separabilidade dos alvos, aplicou-se a transformação por componentes principais, o principal objetivo desta técnica foi reduzir a dimensionalidade dos dados, remover a redundância de informações e, principalmente, separar as cicatrizes dos demais alvos.

A composição colorida foi outro tipo de realce<sup>31</sup> aplicado, foram testadas diversas combinações: bandas 1 (B), banda 2 (G) e banda 3 (R); bandas 3 (B), banda 4 (G) e banda 5 (R); bandas 3 (B), banda 7 (G) e banda 4 (R); 1º componente (B), 2º componente (G) e 3º componente (R); bandas 4/1 (B), banda 5/7 (G) e banda 4/3 (R); 2º componente (B), NDVI (G) e 1º componente (R), dentre outras.

Por fim, na interpretação de imagens realçadas e integradas por técnicas de processamento digital, também foram utilizados os elementos<sup>32</sup> básicos de análise e interpretação de imagens, a partir dos quais se identificou as feições de deslizamentos.

Além das técnicas tradicionais de processamento de imagens de sensoriamento remoto, outra possibilidade de inventariação ocorreu por hipermapas. Para tanto, utilizou-se tanto o *Google Earth* quanto o *Street View*.

Ao acessar o *Google Earth*, é possível visualizar área de estudo e observar a hidrografia, rodovias e os limites municipais, tanto em duas dimensões (2-D) quanto em três dimensões (3-D). As ferramentas do aplicativo também são visíveis e interativas. O cursor, que simboliza a

---

<sup>31</sup> Para Jensen, (2004); Florenzano, (2008), a geração da composição colorida pode ser considerada uma técnica de realce.

<sup>32</sup> Os elementos básicos (tonalidade/cor, textura, tamanho, forma, sombra, padrão e localização) de análise e interpretação de imagens são pormenorizados nos trabalhos de Florenzano, (2002); Jensen, (2004); Lillesand et al., (2008).

rosa-dos-ventos, localizada acima e à direita da janela do programa é utilizado para deslocar ao longo da área e permitir a visualização em 2D ou 3D. Além disso, a escala posicionada na esquerda e abaixo da janela do programa é visível e dinâmica, permitindo assim, obter o tamanho (área) quase espontâneo dos deslizamentos.

O aplicativo Street View permite explorar lugares por meio de imagens panorâmicas em 360 graus, dispostas no nível da rua. Ou seja, um acervo de fotos de cada local, permite visualizar áreas remotas, uma vez que seria dispendioso e praticamente inviável percorrer os 1.414 km<sup>2</sup> de área analisada.

A ideia de utilizar o *Google Earth* e o Street View aplicado ao mapeamento de desastres naturais, especificamente na inventariação de movimentos de massa, foi a de identificar cicatrizes no ambiente multimídia e interativo, potencializando assim, o acréscimo de movimentos de massa no banco de dados.

Com o objetivo de produzir um mapa de inventário com o maior número de movimentos de massa possível e que abrangesse toda bacia, buscou-se fontes bibliográficas<sup>33</sup> e cartográficas (banco de dados espaciais) disponíveis, tais como: Vianna & Souza, 2009; Tomazzoli *et al.*, 2009; Flores *et al.*, 2009; Bauzys, 2010; Égas, 2010; Bini, 2012; Matos, 2012; Banco de dados da Diretoria de Geologia da Prefeitura Municipal Blumenau.

No desastre de novembro de 2008, especificamente no município de Blumenau, as fotos do levantamento aerofotogramétrico do ano de 2003 elaboradas na escala 1:2.000 e o mosaico de imagens do satélite Quickbird<sup>34</sup> do ano de 2008 e 2009 permitiram identificar mais de 80% dos deslizamentos ocorridos nesta porção da área de estudo.

Em apoio, procedeu-se quando possível, a fim de embasar o mapeamento, a catalogação de movimentos de massa no campo, em especial aqueles catalogados nos eventos de 2011 e 2015.

#### 4.2.2 ESTRATÉGIA DE AMOSTRAGEM E ANÁLISE ESPACIAL DOS EVENTOS

Na avaliação de suscetibilidade a deslizamento, a escolha de uma estratégia de amostragem adequada (ou seja, de onde se retira os valores

---

<sup>33</sup> Nos materiais consultados, além das cicatrizes mapeadas, utilizou-se também, quando disponível, acervos fotográficos e características descritivas (processos e geometria).

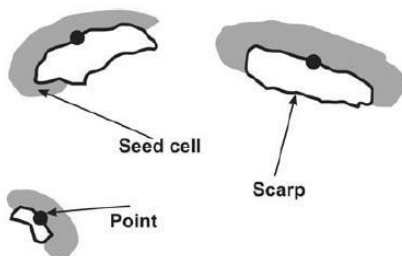
<sup>34</sup> Resolução espacial de 0,61 m na banda pancromática.



dos fatores preparatórios) é um passo fundamental. Distinguiu-se quando possível, as zonas de depleção e as zonas de dejeção. Conforme Highland & Bobrowsky (2008), a zona de dejeção é o local onde ocorre o desprendimento do material, estando possivelmente vinculado ao início do processo e ao local de ruptura inicial. A zona de dejeção é a porção do terreno onde se completa o deslocamento e o acúmulo do material mobilizado, ou seja, a faixa de atingimento.

O efeito das diferentes estratégias de amostragem (Figura 4.3) nos mapas de suscetibilidade pode ser encontrado em Süzen & Doyuran (2004), Poli & Sterlacchini (2007) e Yilmaz (2010).

Figura 4.3 - Estratégias de amostragem utilizadas nos modelos.



FONTE: (YILMAZ, 2010).

Yilmaz (2010) e Rotigliano *et al.* (2011) demonstraram que a utilização da zona de depleção nos processos de amostragem e treinamentos dos modelos de previsão tendem a reduzir falsos alarmes, já que a combinação real dos parâmetros que tem levado às condições de início do processo (*trigger*) é usado para identificar outras possíveis áreas de deslizamentos propensas. Neste trabalho, adotou-se uma abordagem semelhante, os deslizamentos identificados foram catalogados como feições pontuais, identificadas no local de ruptura (*upper part of the scar in trigger áreas*) ou na zona de depleção.

A escolha da feição pontual em detrimento da poligonal<sup>35</sup> ocorreu também em virtude da baixa resolução espacial dos modelos digitais de elevação<sup>36</sup> ASTER (30x30 m) e SRTM (90x90 m), já que cada célula

---

<sup>35</sup> Feições mapeadas como polígonos por vezes são genéricas, onde é feita qualquer distinção entre a área de escarpa, zona de acumulação ou de dejeção, zona de depleção ou de ruptura.

<sup>36</sup> Dados topográficos advindos de sensores podem expressar a presença de objetos não topográficos (prédios, casas, árvores) sobre a superfície do terreno,

pode ter somente um deslizamento conhecido (*training point*). Outro motivo para escolha da feição pontual está na necessidade de alimentar os modelos espaciais estatísticos empregados neste trabalho (pesos de evidência, Inferência *Fuzzy*, ISD e Regressão Logística), bem como estudar a distribuição espacial desses pontos, testando hipóteses sobre o padrão observado.

A análise exploratória do comportamento espacial dos eventos começa pela estimativa de intensidade de ocorrência do processo pontual em toda a região de estudo. A forma mais simples e usual é feita pelo ajuste de uma função bidimensional aos eventos considerados, compondo uma superfície cujo valor será proporcional à intensidade de eventos por unidade de área (CÂMARA & CARVALHO, 2004). Neste trabalho, utilizou-se o estimador de intensidade *Kernel*, para fornecer uma visão geral da distribuição espacial dos deslizamentos.

A nuvem de pontos obtido na etapa anterior foi utilizada como dados de entrada para o cálculo de intensidade *Kernel* (Equação 4.1). Estes mapas de densidade foram elaborados por meio do aplicativo TerraView 4.2.2 para cada um dos eventos severos e críticos de precipitação.

$$\hat{\lambda}_{\tau}(s) = \sum_{i=1}^n \frac{1}{\tau^2} I \left( \frac{(s - s_i)}{\tau} \right) \quad (\text{Eq. 4.1})$$

Onde:

$I$  = é uma função escolhida de forma adequada para construir uma superfície contínua sobre os eventos.

$\tau$  = é denominado “largura de faixa”. Controla o amaciamento da superfície gerada.

$S$  = representa uma localização qualquer na área de estudo a se estimada e  $S_i$  são as localizações dos eventos observados.

$n$  = representa o número de eventos ou deslizamentos.

Segundo Bailey & Gatrell (1995), o estimador de *Kernel* visa obter uma estimativa suavizada de uma densidade de probabilidade a partir de um conjunto de eventos observados, bem como se baseia na contagem de eventos dentro de um dado raio ( $\tau$ ). Além disso, essa

---

cabendo novas conceituações e decorrentes controvérsias sobre terminologia (VALERIANO, 2008b). Embora não se proponha entrar nesses questionamentos, cabe ressaltar que os dados SRTM e ASTER são sensíveis a estes efeitos que, por sua vez, podem afetar ocasionalmente o aproveitamento dos dados.

contagem é ponderada pela distância de cada evento ao ponto de referência através de uma função de suavização chamada função de *Kernel* (Figura 4.4). Das funções existentes, utilizou-se neste trabalho a função quártico pelo cálculo de densidade, conforme abaixo:

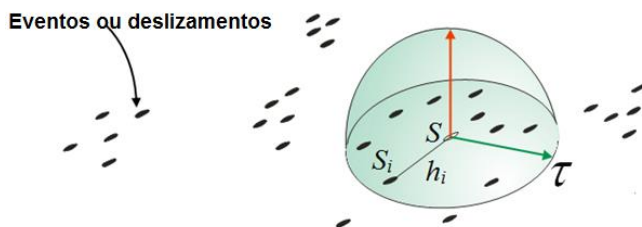
Substituindo  $I(h) = \frac{3}{\pi} (1 - h^2)^2$  na Equação 4.1 do estimador de Kernel, tem-se o estimador do Kernel Quártico:

$$\hat{\lambda}_\tau(s) = \sum_{i=1}^n \frac{3}{\pi\tau^2} \left(1 - \frac{h_1^2}{\tau^2}\right)^2$$

Onde:

$h_1$  = é a distância entre o ponto a calcular  $S$  e o valor observado  $S_i$ .

Figura 4.4 - Idéia do estimador de Kernel.



Fonte: (CÂMARA & CARVALHO, 2004).

Para definir o número de eventos dentro de um dado raio ( $\tau$ ), utilizou-se método do vizinho mais próximo no aplicativo Spring 5.2.7. Segundo CÂMARA & CARVALHO (2004), o método do vizinho mais próximo (Equação 4.2) estima uma função de distribuição cumulativa baseado nas distâncias entre eventos em uma região de estudo. É estimado empiricamente por:

$$\hat{G}(w) = \frac{\#(W_i \leq W)}{n} \quad (\text{Eq. 4.2})$$

Onde:

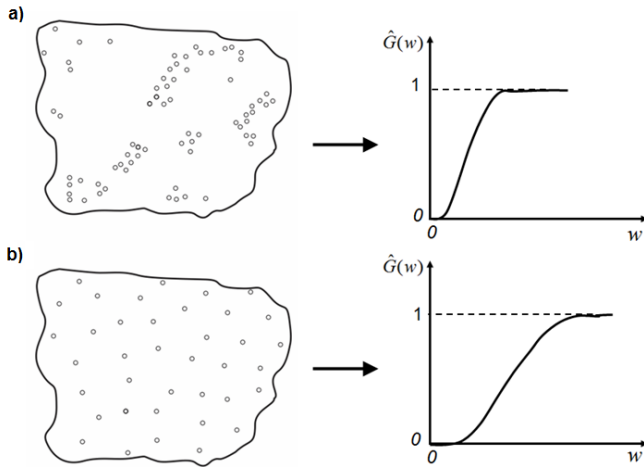
$w$  = distância de entrada.

$w_i$  = distância entre eventos

$n$  = número de eventos

Ressalta-se que a plotagem dos resultados de  $\hat{G}(w)$  em relação às distâncias, pode ser utilizado também como um método exploratório para verificar se existe evidência de interação entre os deslizamentos (Figura 4.5).

Figura 4.5 - a) Curva com crescimento rápido para pequenas distâncias sugere interação entre os eventos caracterizando cluster nessa escala. b) Valores pequenos no início e crescimento rápido para distâncias maiores sugerem distribuição mais regular.



Fonte: (CÂMARA & CARVALHO, 2004).

### 4.3 RESULTADOS E DISCUSSÃO

#### 4.3.1 O PROCESSAMENTO DAS IMAGENS E A OBTENÇÃO DOS INVENTÁRIOS DE DESLIZAMENTOS DOS ANOS DE 2008, 2011 E 2015

O *Root Mean Square Error* (RMS) médio obtido para todas as cenas foi de 5,4 metros, sendo 2,4 metros para as imagens do sensor HRC e 8,4 metros para os sensores CCD, TM e LIS-III, ou seja, erros inferiores a um *pixel*. A abundância de pontos notáveis ou pontos de controle, tais como, cruzamento de estradas, pontes e área urbana, facilitou o registro das imagens. O número de pontos total utilizado foi de 92 para todas as cenas georreferenciadas. Além disso, a área de

estudo é relativamente pequena (<1.500 km<sup>2</sup>), quando comparado com as dimensões das cenas (>25.000 km<sup>2</sup>).

A técnica de realce, aplicada nas bandas isoladas ou nas composições coloridas, realçando de maneira geral as feições de interesse (Figura 4.6). O aumento linear de contraste ocorreu de forma interativa e possibilitou um aumento na variância dos dados e, conseqüentemente, uma melhor distinção dos alvos. Os valores adotados oscilaram conforme a banda e o sensor. Crosta (1992) enfatiza que o aumento de contraste não irá nunca revelar informação nova, que não esteja já contida na imagem original. A função dele é apenas apresentar a mesma informação contida nos dados brutos, porém de uma forma mais nítida ao intérprete.

O NDVI distinguiu as áreas de regeneração dos demais portes (arbusto e arbóreo). Assim, as diferenças espectrais entre solo, cobertura vegetal e uso da terra puderam ser realçadas (Figura 4.6). A transformação por componentes principais (PCA) reduziu a dimensionalidade dos dados e a remoção da redundância de informações entre as bandas, favorecendo uma maior separabilidade dos alvos. As principais correlações ocorrem entre as bandas TM 2 e TM7, TM 3 e TM2, TM 3 e TM 7, TM 5 e TM 7; LIS-III 2 e LIS-III 1, LIS-III 3 e LIS-III 4. No geral, ocorreu mais de 76% de correlação entre as bandas do sensor LIS-III, enquanto no sensor TM, os valores ficaram próximos de 69%.

Diversas combinações coloridas TM R4/G7/B3, TM R7/GNDVI/B1°TCP, TM R5/G7/B2, CCD R4/G3/B2, CCD R4/GNDVI/3B, LIS-III R4/G3/B2, LIS-III R1°TCP/GNDVI/4B e LIS-III 4R/G3/1B foram as que mais contribuíram para o realce, tanto de feições de cicatrizes como antrópicas. Entretanto, as composições TM R4/G7/B3, TM R7/GNDVI/B1°TCP, LIS-III R4/G3/B2 e LIS-III R1°TCP/GNDVI/B4 mostraram-se melhor para o destaque e discriminação de cicatrizes com diferentes características (Figura 4.6).

Este possível resultado deve-se ao fato de que o solo apresenta curva de reflectância ascendente a partir da região do vermelho (0.62-0.68 μm), banda 3 do TM e da banda 2 do LIS-III; tendo seu pico na região do infravermelho médio (1.55-1.70 μm), banda 7 do TM e 4 do LIS-III, conforme já indicado por Sestini & Florenzano (2004).

Além das composições coloridas, a textura, o tamanho e a forma, contribuíram para distinguir áreas confusas, em especial aquelas recém-desmatadas das áreas deslizadas. Os deslizamentos registrados na área de estudo tem forma elíptica ou cônica com textura lisa, diferente das

áreas vegetadas que apresentam formas quadráticas ou retangulares com padrões de textura rugosa nas áreas desmatadas e textura lisa nas regiões cultivadas.

Nas imagens TM e LIS-III, às vezes, não é perceptível ou torna-se difícil identificar alguns deslizamentos (Figura 4.6, retângulo escuro). Esta variação apresenta textura rugosa com manchas de sombra, podendo ser atribuída à baixa resolução dos sensores TM e LIS-III

Assim, as variações de textura podem ser consequência das rupturas ou afastamento entre os dosséis das árvores, causadas pelos movimentos de massa.

Mudanças de densidade e de tipo de cobertura vegetal são perceptíveis nas imagens TM e LIS-III pela cor ou textura, como ocorre na Figura 4.6, círculo escuro. Nas áreas onde a vegetação foi removida a identificação das cicatrizes é dificultada, podendo ser solo exposto, rocha exposta ou colonização por samambaias e gramíneas em fase de regeneração.

As dificuldades encontradas nos sensores de baixa resolução espacial, notadamente, aquelas voltadas para a identificação de pequenos deslizamentos, puderam ser eliminadas por meio do sensor de alta resolução HRC e do acervo de imagens disponível no aplicativo *Google Earth*. Na Figura 4.7a, os triângulos de coloração avermelhada representam os deslizamentos identificados nas imagens de baixa resolução espacial (TM, CCD e LIS-III), enquanto os triângulos de coloração azul (Figura 4.7a ampliada) representam os deslizamentos somente identificados na imagem de alta resolução espacial (HRC). Entretanto, alguns deslizamentos de tamanho reduzido não são perceptíveis na imagem do sensor HRC. Outra dificuldade é a ausência de imagens anteriores ao desastre de novembro de 2008 (Figura 4.7b).

Figura 4.6 - Deslizamentos deflagrados pela alta pluviosidade ocorrida no ano de 2008. a) Combinação colorida falsa-cor do sensor TM R4/G7/B3. b) Combinação colorida falsa-cor do sensor LIS-III R4/G3/B2. c) Índice de vegetação da diferença normalizada do sensor LIS-III. d) Combinação colorida falsa-cor do sensor LIS-III R1°TCP/GNDVI/B4.

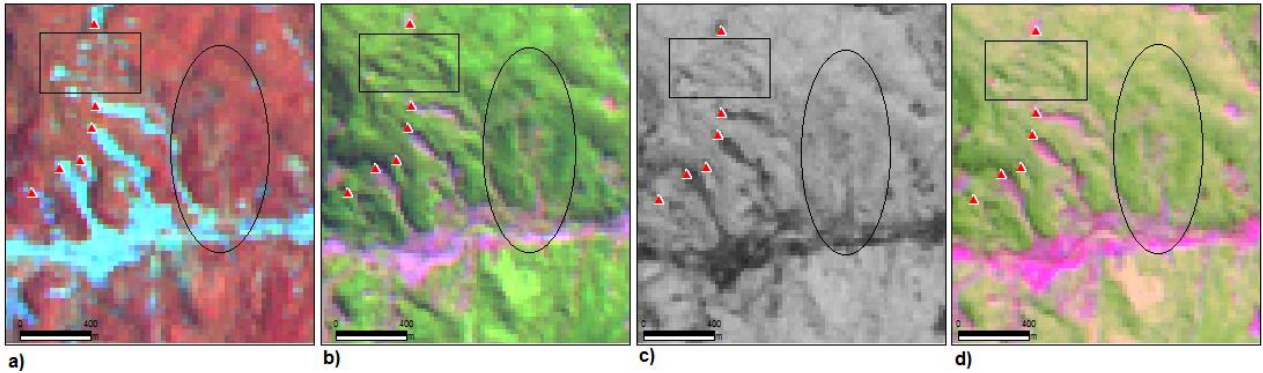
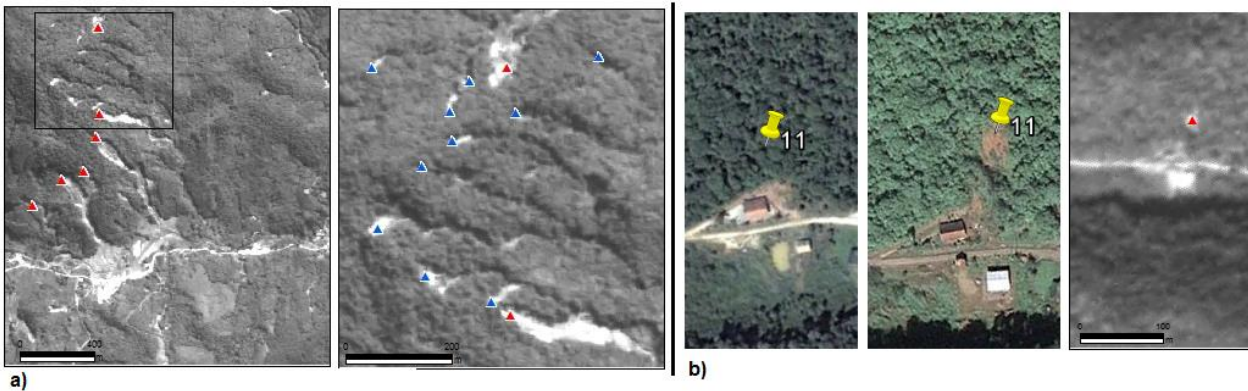


Figura 4.7 - a) Imagens do sensor HRC, no retângulo escuro ampliado à direita, é possível visualizar as cicatrizes (triângulos azul) não identificadas pelos sensores de baixa resolução espacial. b) As duas primeiras imagens são do aplicativo *Google Earth*, sendo a da esquerda de 2008 e a central de 2009. A última imagem à direita, do ano de 2009, refere-se ao sensor HRC.





A presença de uma densa cobertura florestal permitiu observar o contraste espectral e espacial entre área movimentada e não movimentada. Isto foi verificado nas fotos adquiridas em campo e pela comparação de imagens aéreas e orbitais de alta resolução, anterior e posterior ao evento de 2008, conforme exemplo apresentado nas Figuras 4.8 e 4.9.

Ressalta-se que o refinamento espacial e o acervo multitemporal das imagens aéreas e de satélite do município de Blumenau permitiram também confirmar a não existência de deslizamentos natural anterior ao ano de 2008.

Algumas cicatrizes apresentaram grandes dimensões quanto ao comprimento e altura. As maiores<sup>37</sup> cicatrizes de deslizamentos observadas ocorreram nas áreas florestadas, localizadas na porção Sul de Blumenau e na região do Morro do Baú.

Além da alta resolução espacial disponível nas imagens do aplicativo *Google Earth*, deve-se considerar também, a alta resolução temporal destas imagens (Figuras 4.10, 4.11 e 4.12). Por exemplo, na área de estudo, foi possível encontrar de forma gratuita, somente as imagens do sensor HRC para o ano de 2009, com recobrimento restrito de 60% da área de estudo. Diferentemente do aplicativo *Google Earth*, onde é possível visualizar imagens do ano de 2003, 2005, 2008, 2009, 2010, 2011, 2012, 2013 e até 2014 para toda área analisada.

---

<sup>37</sup> Algumas delas possuem mais de 10.000 m<sup>2</sup>.

Figura 4.8 – a) Presença de cobertura vegetal e ausência de deslizamentos na imagem do levantamento aerofotogramétrico do ano de 2003, elaborada na escala 1:2.000 (AEROIMAGEM, 2003). b) Presença significativa de deslizamentos de ordem natural representada na imagem do satélite Quickbird do ano de 2009. c) Observar a zona de depleção próximo do topo. d) A faixa de atingimento atingira a via local.

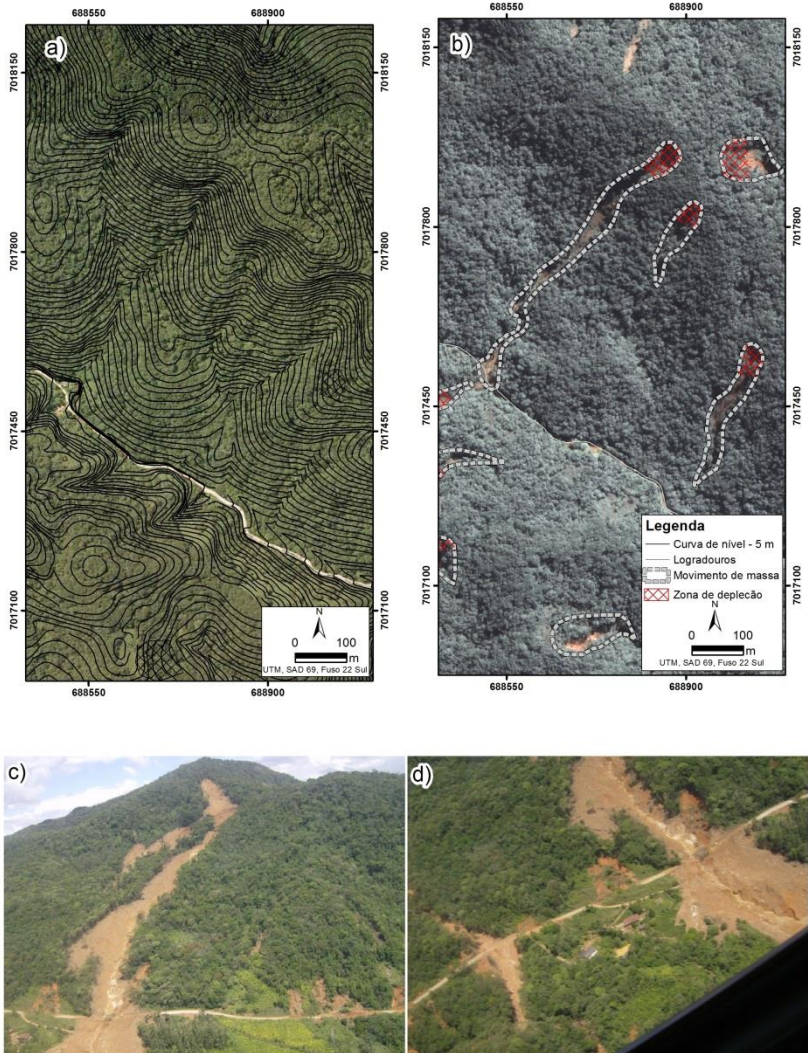


Figura 4.9 – a) Presença de cobertura vegetal e ausência de deslizamentos na imagem do levantamento aerofotogramétrico do ano de 2003, elaborada na escala 1:2.000 (AEROIMAGEM, 2003). b) Deslizamentos deflagrados pela alta pluviosidade ocorrida no ano de 2008, representada na imagem do satélite Quickbird do ano de 2009. c) O material deslizado alcançara a Rua José Reuter.

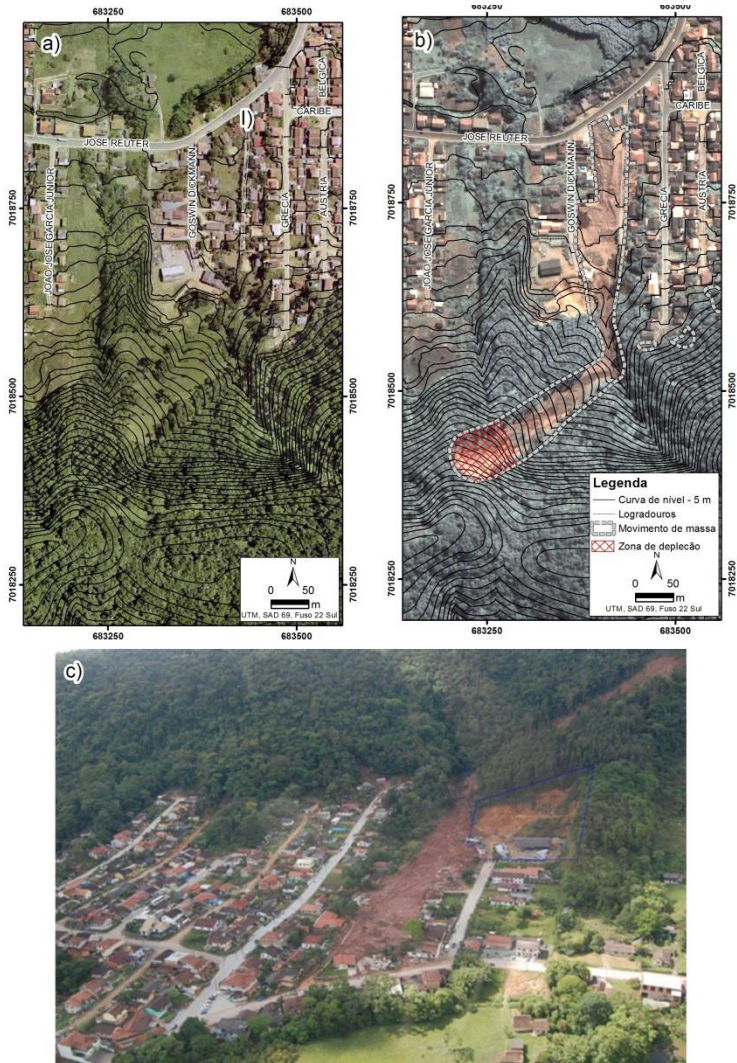


Figura 4.10 - Acervo de imagens disponível no *Google Earth*, da esquerda para direita, imagens do ano de 2005,2008 e 2009. A elipse vermelha à direita (2009), representa o deslizamento deflagrado no ano de 2008 que atingira parte da BR-470.





Figura 4.11 - a) Presença de cobertura vegetal e ausência de deslizamentos na imagem do levantamento aerofotogramétrico do ano de 2003, elaborada na escala 1:2.000 (AEROIMAGEM, 2003). b) Deslizamento deflagrado pela alta pluviosidade ocorrida no ano de 2011, representada na imagem do *Google Earth* do ano de 2012. A área hachurada representa o provável local de ruptura ou zona de depleção. c) Registro fotográfico do local de ruptura. d) O deslizamento em talude de corte atingira a edificação. Observar a faixa de atingimento ou zona de dejeção do material deslizado.

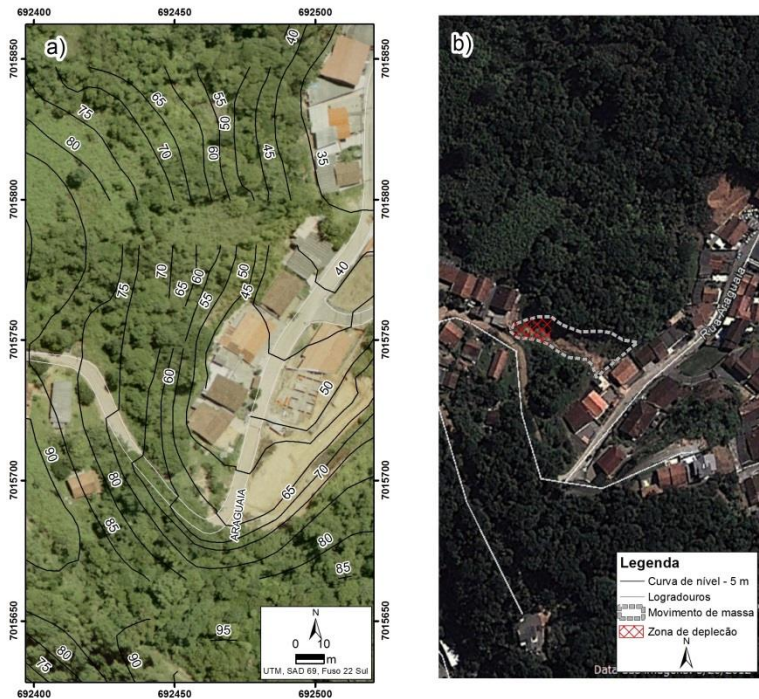
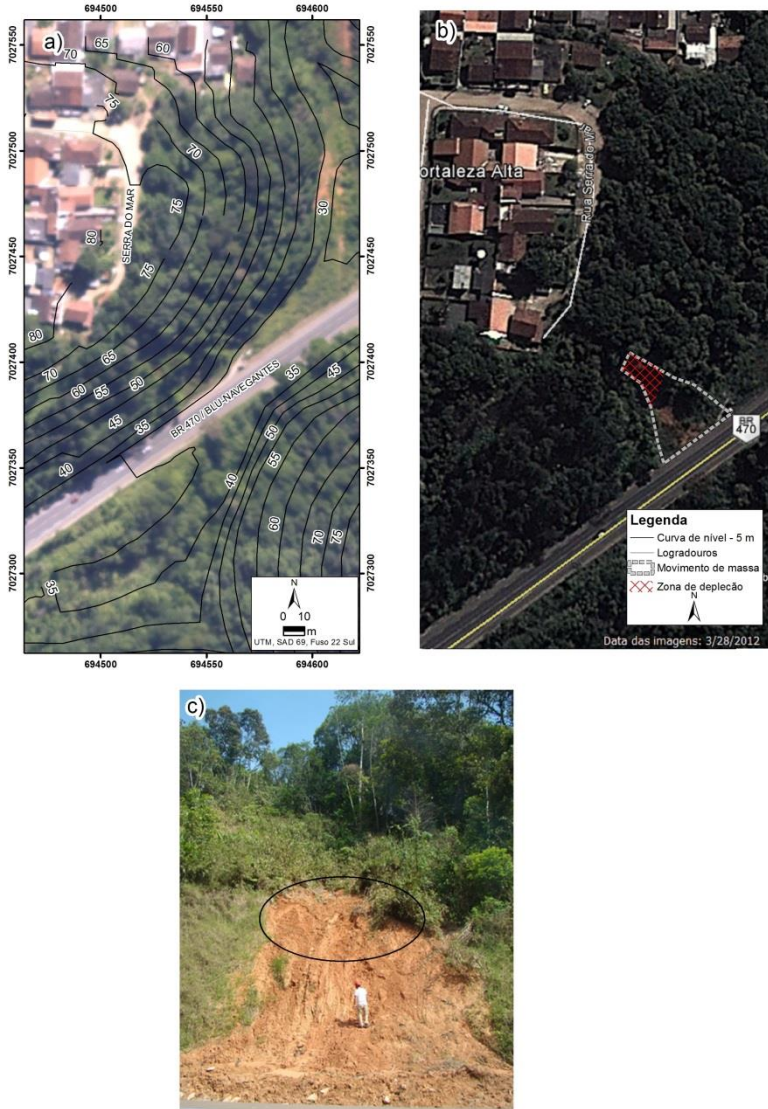


Figura 4.12 - a) Presença de cobertura vegetal e ausência de deslizamentos na imagem do levantamento aerofotogramétrico do ano de 2003, elaborada na escala 1:2.000 (Aeroimagem, 2003). b) Deslizamento deflagrado em talude de corte (BR-470), desencadeado pela alta pluviosidade ocorrida no ano de 2011 e representada na imagem do *Google Earth* do ano de 2012. c) Registro fotográfico do local de ruptura.



Além do mosaico de imagens de alta resolução espacial e temporal para toda área de estudo, destaca-se as facilidades e interatividades deste aplicativo. Apenas com o cursor do *mouse* ou com um *click*, é possível visualizar as regiões em 2-D ou 3-D, as imagens históricas ou quando possível ativar o *Google Street* (Figura 4.13).

Por meio do aplicativo *Google Street View* e das atividades de campo também foi possível verificar a extensão e o grau de destruição das áreas urbanas ou mensurar a faixa de deslocamento dos materiais deflagrados (Figuras 4.14, 4.15 e 4.16). Com base nessas informações, pode-se avaliar o limite provável (o maior) de distância de deslocamento para deslizamentos futuros.

Outro aspecto positivo do estudo temporal está na possibilidade de verificar os fatores preparatórios dos deslizamentos, principalmente aqueles que tiveram influência antrópica, tais como: cortes, aterros, drenagem a meia encosta, plantação de bananeiras, dentre outros. Esta análise também pode subsidiar políticas públicas aquelas voltadas para reconstrução de áreas atingidas. Ou seja, obter o panorâma inicial “T0”, de antes do desastre, e comparar com imagens após o desastre.

De acordo com Lazaro *et al.* (2015), as imagens anteriores aos desastres e os mapas preventivos são tão importantes quanto as imagens do momento do desastre. A verdadeira gestão de riscos é a prevenção, tomando-se ações para impedir ou mitigar possíveis danos.

Figura 4.13 – Vegetação em fase de regeneração e medidas de contenção realizadas após deslizamento de 2008, visualizada na imagem à esquerda (quadro vermelho) e corroborada pela imagem do Google Street à direita.





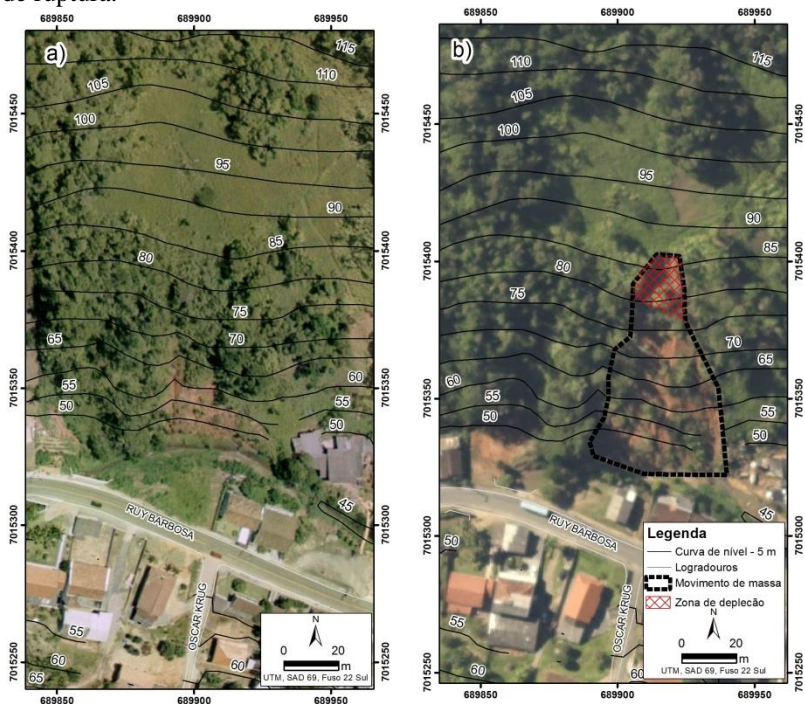
Figura 4.14 – a) Localização do deslizamento deflagrado nos elevados índices pluviométricos de janeiro de 2015, possivelmente associado ao talude de corte. b) Foto do talude anterior ao deslizamento. Ela foi obtida na porção inferior do talude, vista de baixo para cima (*Google Street View*). c) Registro fotográfico realizado no dia do evento (08 de janeiro). A Foto foi obtida na porção superior do talude, vista de cima para baixo.



Figura 4.15 – a) Localização do deslizamento deflagrado nos elevados índices pluviométricos de janeiro de 2015, possivelmente associado ao talude de corte. b) Foto obtida no aplicativo *Google Street View*, demonstrando a rua e o talude antes da ocorrência do deslizamento. c) Registro fotográfico realizado no dia do evento (08 de janeiro).



Figura 4.16 - a) Presença de cobertura vegetal e ausência de deslizamentos na imagem do levantamento aerofotogramétrico do ano de 2003, elaborada na escala 1:2.000 (Aeroimagem, 2003). b) Deslizamento em talude corte deflagrado pela alta pluviosidade ocorrida no ano de 2011, representada na imagem do aerolevantamento do SDS do ano de 2011. c) Registro fotográfico do local de ruptura. A elipse escura representa o provável local de ruptura.



#### 4.3.2 A ANÁLISE ESPACIAL DOS DESLIZAMENTOS E OS EVENTOS PLUVIOMÉTRICOS ASSOCIADOS.

No total, foram catalogados 934 movimentos de massa, considerando os deslizamentos deflagrados em taludes artificiais (corte e aterro) e em vertentes naturais (de origem natural).

Ainda que milhares de movimentos gravitacionais de massa de pequeno a grande porte possam ter ocorrido no baixo Vale do Itajaí no evento extremo de 2008. Deste montante, foram inventariados 428 deslizamentos que supostamente expressariam deslizamentos em vertentes naturais, distinguindo-se daqueles típicos de talude de corte ou aterro, e que, portanto, representariam as situações de suscetibilidade induzida. Em síntese, para análise de suscetibilidade relativa e absoluta que será discutida nos capítulos seguintes, os 428 deslizamentos que supostamente expressariam suscetibilidade natural foram considerados na análise.

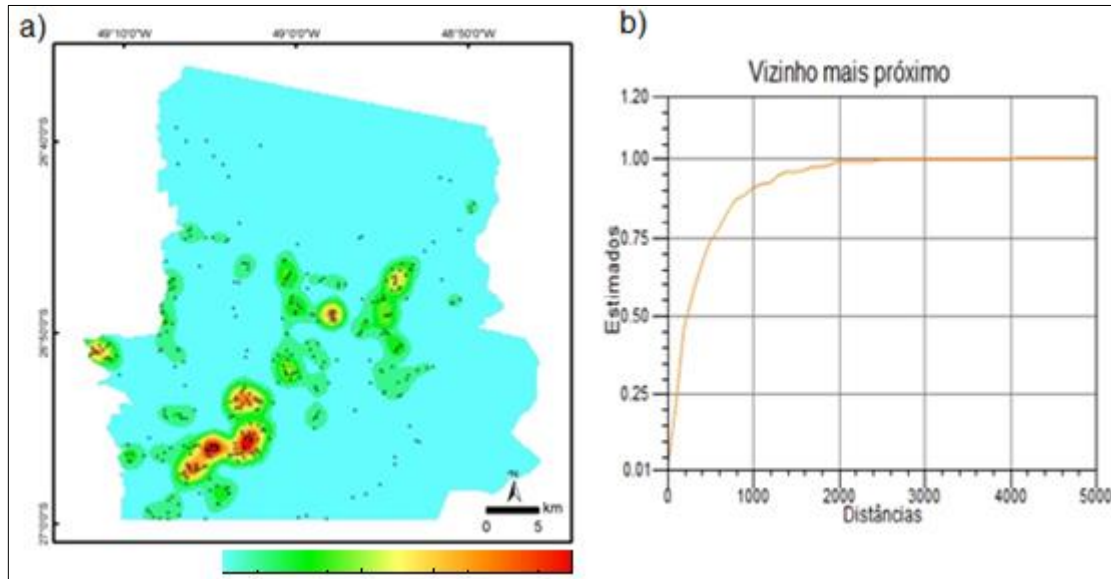
Entre os locais mais atingidos, destaca-se o entorno do Morro do Baú e a porção Sul do município de Blumenau. Além disso, verifica-se alto número de deslizamentos direcionados no sentido Sudoeste-Nordeste (Figura 4.17).

Destaca-se que não existe um limiar de separação tão claro entre deslizamentos de origem natural dos de origem antrópica. Considerou-se como deslizamentos de origem natural, aqueles com fatores de predisposição estáticos e inerentes ao terreno, deflagrados em áreas remotas e sem influência antrópica (estradas, edificações e taludes artificiais).

Ainda que o termo empregado neste trabalho seja deslizamento em vertente natural, o fator desencadeante (*triggering fator*) representado pelas chuvas intensas é a causa imediata da instabilidade das vertentes e determinam o ritmo temporal dos movimentos da massa.



Figura 4.17 – a) Densidade da localização de deslizamentos no evento meteorológico extremo de 2008. As altas densidades (cor vermelha) estão direcionadas predominantemente no sentido Sudoeste-Nordeste. b) A análise univariada de pontos pelo método do vizinho mais próximo mostrou que ocorre concentração dos deslizamentos quando são consideradas raios de até 2.000 m. Parâmetros: Dmax – 5.000 m; Dmin = 0 m; Intervalos = 50.



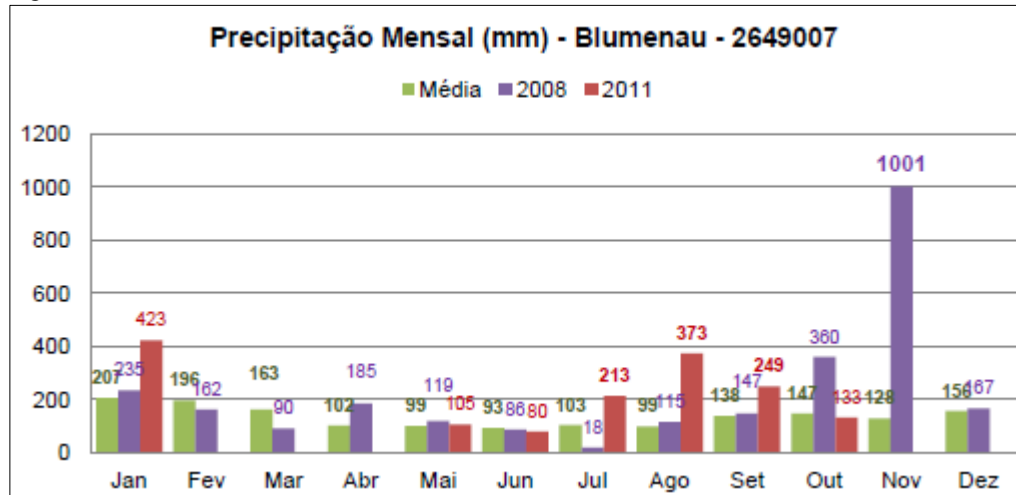
O evento meteorológico extremo de 2008 (Figura 4.17), ao qual se vincula a ocorrência dos deslizamentos utilizados como referência nos capítulos 4 e 5, pode ser entendido como a associação dos coeficientes de ciclo e coeficiente de episódio que representam, respectivamente, o registro pluviométrico acumulado até a data do episódio de chuva intensa e o registro pluviométrico do próprio episódio, com relação à média anual de pluviosidade da região. A soma dos dois coeficientes representa o coeficiente final. O coeficiente de ciclo do evento de 2008 resultou do acumulado de precipitações contínuas a partir do mês de julho e que se intensificaram a partir de outubro, quando foram registradas as primeiras anomalias, com valores acumulados (353,2 mm) que superaram as médias históricas em cerca de três vezes (GUIDICINI & IWASA, 1976; SILVA DIAS, 2009; SEVERO, 2009). O coeficiente de episódio passa a se configurar a partir do dia 18 de novembro, com o ápice nos dias 22 e 23, quando os totais diários registrados ficaram torno de 250 mm de chuva. O coeficiente final ou acumulado mensal resultou em mais de mil milímetros, superando em seis vezes a média histórica (SEVERO, 2009).

Medeiros (2013) analisou os totais mensais dos meses que antecedem os eventos críticos ocorridos em novembro de 2008 e setembro de 2011 nas estações pluviométricas do vale do Itajaí. Os resultados demonstram que o mês de outubro de 2008, que antecede os eventos extremos de novembro desse ano, foi bastante chuvoso, chovendo mais que o dobro da média mensal.

Novamente em 2011, os meses de julho e agosto, que antecedem os eventos críticos de setembro foram extremamente chuvosos, com destaque para os totais precipitados no mês de agosto. No mês de setembro desse ano, as chuvas mais elevadas ocorreram nos dias 8 e 9, com destaque para estação Arrozeira, onde foi observado 132,3 mm no dia 8. No dia 9 choveu 101,4 mm, 93,1 mm e 86,2 mm nas estações Blumenau (Figura 4.18), Indaial e Brusque (MEDEIROS, 2013).

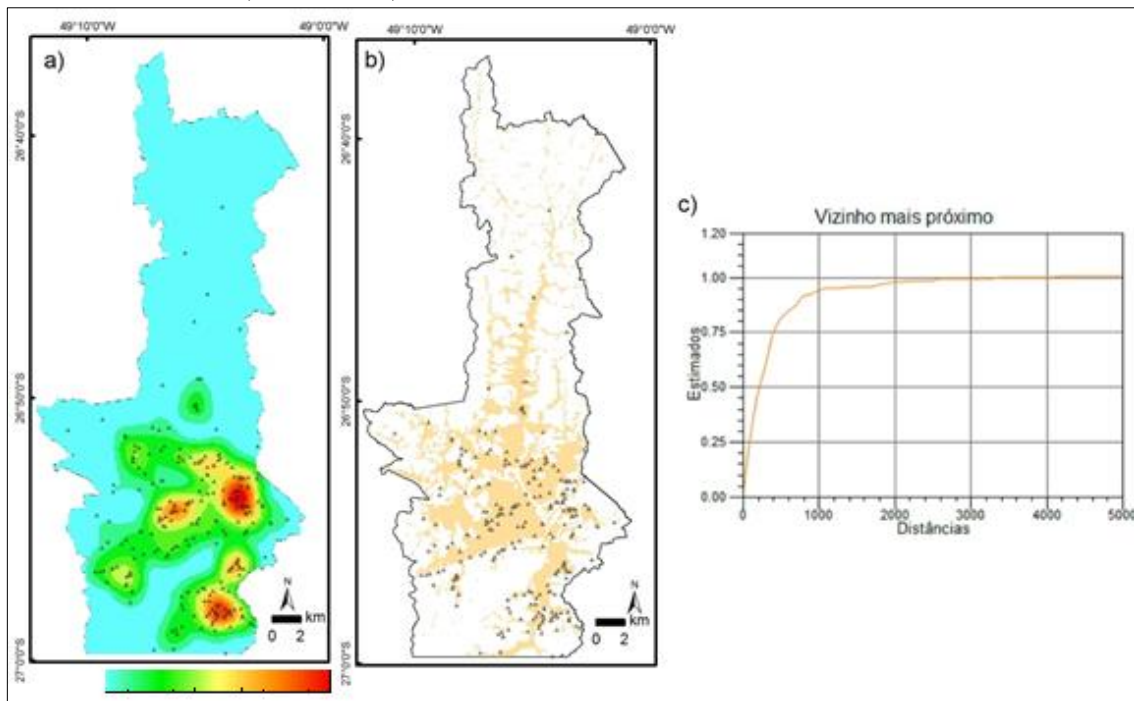
Similar ao evento de 2008, o evento de 2011 pode ser compreendido como a associação dos coeficientes de ciclo e coeficiente de episódio. Apesar de o volume precipitado não ser tão significativo quanto o observado em 2008 (Figura 4.18), foi suficiente para deflagrar 254 deslizamentos, ainda que em taludes artificiais, áreas onde o uso e a ocupação do solo foram realizados de forma desordenada e inadequada (Figura 4.19).

Figura 4.18 - Totais mensais dos anos 2008 e 2011 e média mensal histórica.



FONTE: (MEDEIROS, 2013).

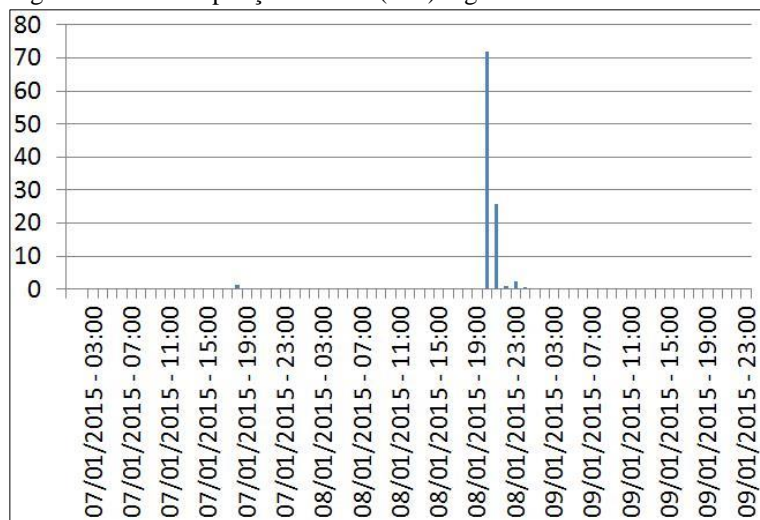
Figura 4.19 – a) Densidade da localização de deslizamentos no evento crítico de 2011. b) As ocorrências são predominantemente na área ocupada (polígono bege) c) A análise univariada de pontos pelo método do vizinho mais próximo mostrou que ocorre concentração dos deslizamentos quando são consideradas raios de até 2.300 m. Parâmetros: Dmax – 5.000 m; Dmin = 0 m; Intervalos = 50.





Diferentemente dos eventos de 2008 e 2011, o evento de 2015 foi marcado por chuvas torrenciais, concentradas num curto intervalo de tempo (Figura 4.20). Ou seja, não houve influência de chuvas acumuladas nos dias anteriores e nem saturação do solo (dias de chuvas antecedentes aos acidentes).

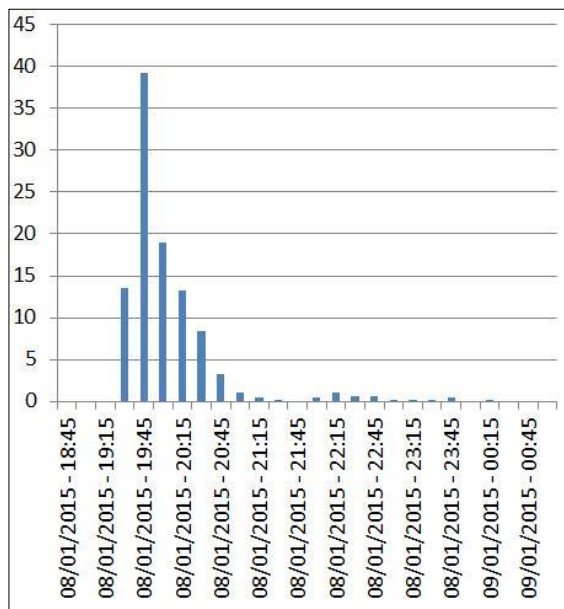
Figura 4.20 – Precipitação horária (mm) registrada na Glória.



FONTE: (ALERTABLU, 2015).

A deflagração dos deslizamentos foi causada por volume acumulados em duração de poucas horas. Por exemplo, na estação Glória foi registrado mais de 80 mm em 1 hora (Figura 4.21). Estas chuvas elevadas ocorridas em curto espaço de tempo ocasionaram os chamados “flash floods”, que são inundações rápidas, características de regiões de alta declividade e provocadas por chuvas de alta intensidade.

Figura 4.21 – Precipitação (mm) registrada a cada 15 minutos na estação Glória.



FONTE: (ALERTABLU, 2015).

Além da intensidade pluviométrica, as ruas estreitas e encaixadas nos vales também intensificaram o efeito do “flash flood” e, por conseguinte, a favorabilidade a deslizamentos induzidos.

Destaca-se que o padrão de ocupação é um dos importantes agentes efetivos dos movimentos de massa. Edificações de baixo padrão construtivo, cortes e aterros executados de maneira incorreta, lançamento inadequado de águas pluviais e servidas na encosta, foram alguns dos condicionantes antrópicos dos deslizamentos encontrados no Bairro Da Glória e entorno (Figuras 4.22 e 4.23). Estes deslizamentos concentraram-se num raio de 1.000 metros, deflagrando predominantemente nas ruas Belo Horizonte e Grevsmuehl.

Figura 4.22 – a) Deslizamentos deflagrados nos elevados índices pluviométricos de janeiro de 2015, possivelmente associado aos taludes de corte e aterro. Os deslizamentos (b, c, d) da imagem correspondem ao registro fotográfico.

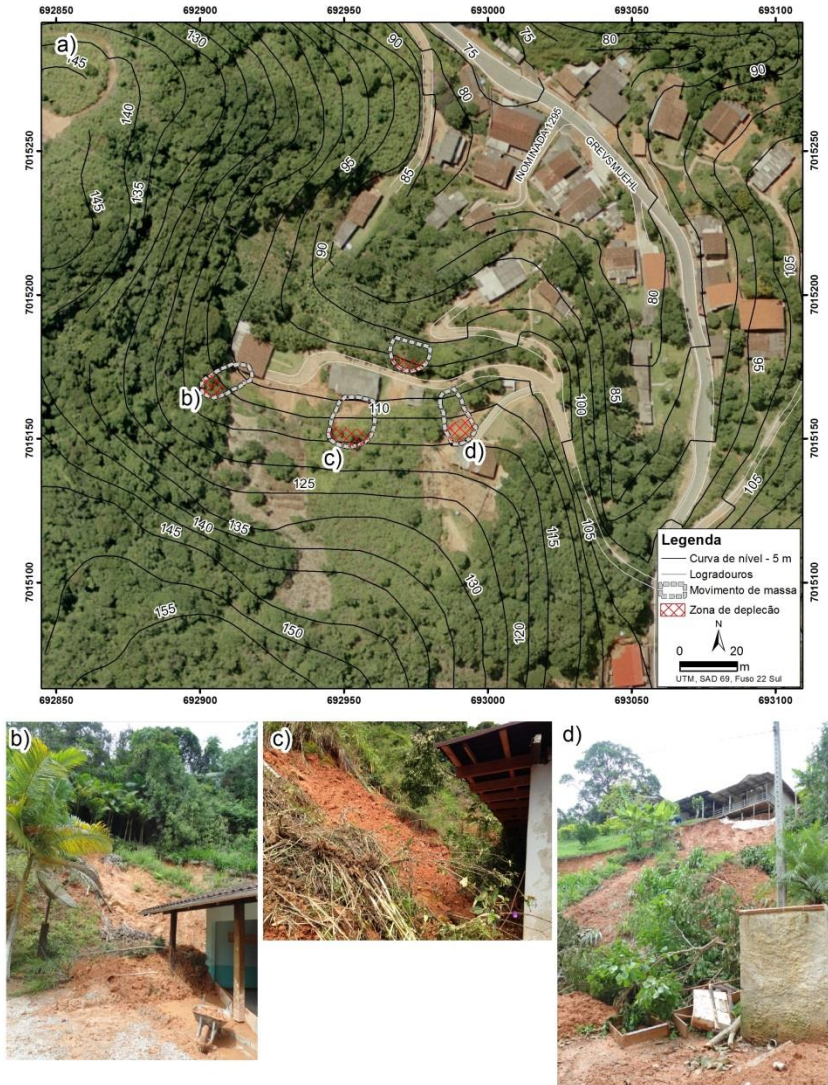
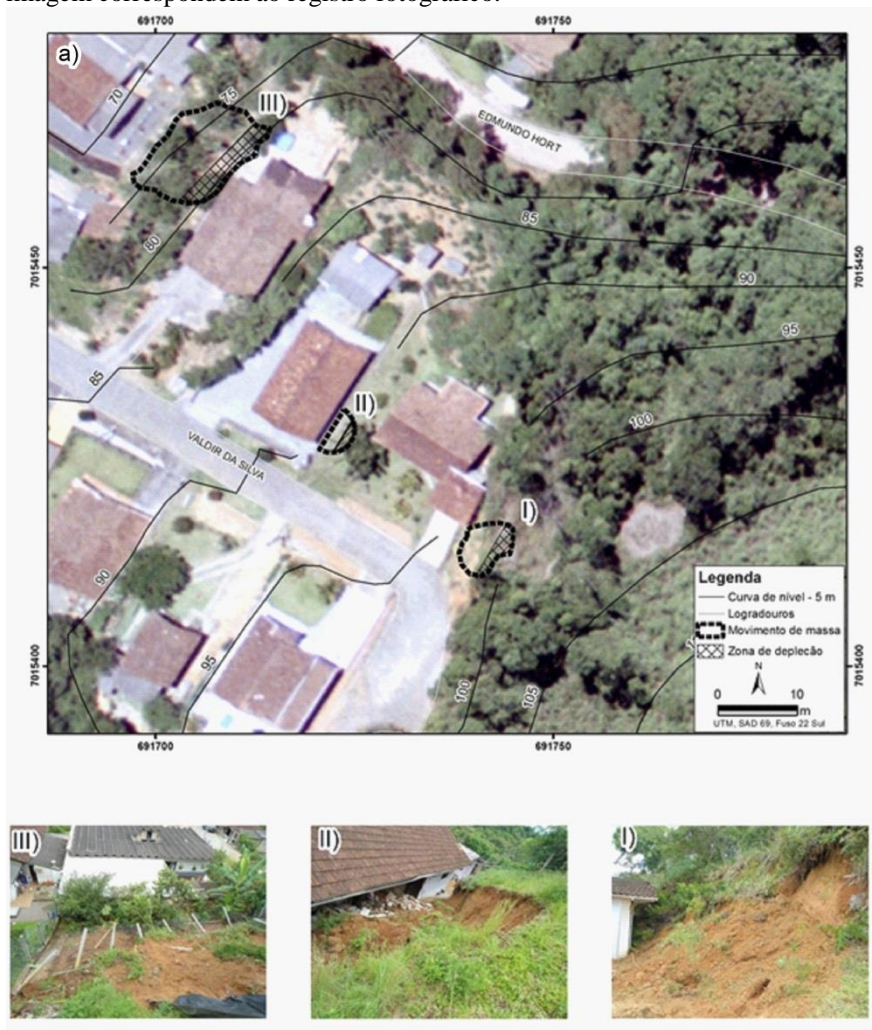


Figura 4.23- Localização e registro fotográfico dos deslizamentos induzidos deflagrados pela alta pluviosidade ocorrida em janeiro de 2015 no município de Blumenau. Os deslizamentos em talude de corte (I,II e III) da imagem correspondem ao registro fotográfico.



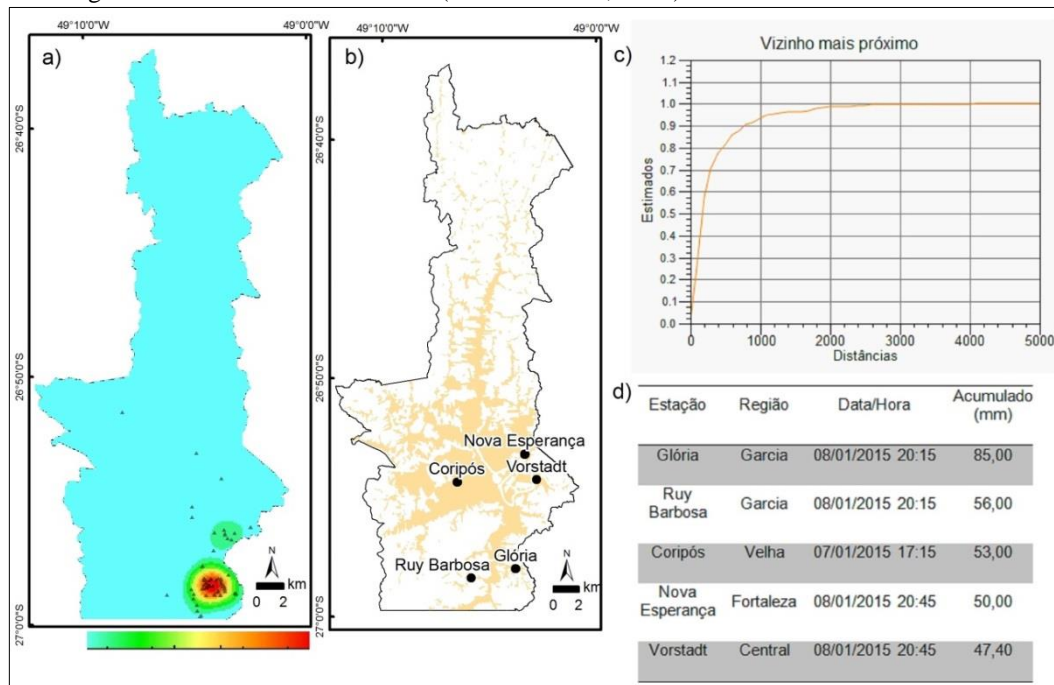
No evento de 2015 também foi verificado uma alta variabilidade espacial da precipitação. Por exemplo, na Figura 4.24b é possível observar que as estações Glória e Ruy Barbosa estão próximas, mas a estação Glória registrou 29 mm a mais de chuva (Figura 4.24d).

Inicialmente, pode-se concluir que todos os deslizamentos registrados próximo da estação Glória (Figura 4.24a) estão associados ao episódio de elevada pluviosidade, de duração compreendida entre algumas poucas horas. A recíproca, entretanto, não é necessariamente verdadeira, isto é, a ocorrência de um elevado índice de pluviosidade é condição necessária, mas nem sempre é condição suficiente para o desencadeamento de deslizamentos. Além do evento de 2015, outros episódios de chuvas intensas e prolongadas parecem não ter gerado fenômenos de instabilização de encostas no município de Blumenau, principalmente em vertentes naturais. Por conseguinte, os fatores socioeconômicos, como falta de planejamento urbano e de intervenções estruturais adequadas, foram os principais responsáveis pela deflagração destes deslizamentos.

Inclusive, alguns autores (Pérez, 2009; Freitas *et al.*, 2012) argumentam que os desastres comumente chamados de naturais não são apenas fenômenos da natureza, mas também resultado de processo sociais não sustentáveis.



Figura 4.24 – a) Elevada concentração de deslizamentos (polígono vermelho) no Bairro Da Glória, notadamente nas ruas Belo Horizonte e Grevsmuehl, no evento crítico de 2015. b) A localização das estações pluviométricas. c) A análise univariada de pontos pelo método do vizinho mais próximo mostrou que ocorreu concentração dos deslizamentos no raio de 1.000 metros. Parâmetros: Dmax – 5.000 m; Dmin = 0 m; Intervalos = 50. d) Precipitação máxima horária registrada nos dias 07 e 08/01/201 (ALERTABLU, 2015).



No geral, a análise univariada de pontos pelo método do vizinho mais próximo mostrou que ocorre agregação de pontos quando são consideradas distâncias de 1.000 e 2.200 m. Ou seja, verificou-se que as curvas dos gráficos têm um crescimento acentuado até distâncias de 1.000 e 2.200 m para depois se estabilizar, significando interação entre os eventos e agrupamento nessas faixas de distância. Desta forma, optou-se, então, por aplicar o estimador Kernel considerando valores de largura de banda igual a 1.000 e 2.200 m.

No evento de 2008, considerando somente os deslizamentos em vertente natural ocorridos no município de Blumenau (Figura 4.25), verificou-se que a curva do gráfico cresce no início e depois se estabiliza em 1.000 m. Posteriormente após a distância de 1.400 m, a curva retorna o crescimento, estabilizando na distância de 2.500 m. Esse comportamento demonstra uma menor interação entre os eventos e, dessa forma, uma menor agregação dos deslizamentos. A dispersão da vegetação na área de estudo e ausência de fatores antrópicos seria um dos possíveis motivos para não ocorrência de aglomerados espaciais.

No evento de 2008, considerando simultaneamente os deslizamentos em vertentes naturais e em taludes artificiais ocorridos no município de Blumenau (Figura 4.26), verificou-se que a curva do gráfico tem um crescimento acentuado até 2.000 m para depois se estabilizar, significando uma maior interação e agregação entre os eventos, quando comparado com os deslizamentos em vertentes naturais.

Por meio da análise da distribuição espacial dos eventos de 2008, 2011 e 2015, excluindo os deslizamentos em vertentes naturais, a grande maioria dos acidentes ocorridos é de caráter induzido ou antrópico, apresentando arranjo espacial com padrões de aglomerados espaciais. Estes padrões concentram-se em áreas de elevada vulnerabilidade socioeconômicas, desprovidas de planejamento urbano e de intervenções estruturais adequadas.

Figura 4.25 – a) Menor interação entre os eventos considerando somente os deslizamentos em vertentes naturais. b) As ocorrências ocorrem predominantemente nas áreas não ocupada (fora do polígono bege). c) A curva do gráfico cresce no início e depois se estabiliza em 1.000 metros. Posteriormente após a distância de 1.400 m, a curva retorna o crescimento, estabilizando na distância de 2.400 m.. Parâmetros:  $D_{max}$  – 5.000 m;  $D_{min}$  = 0 m; Intervalos = 50.

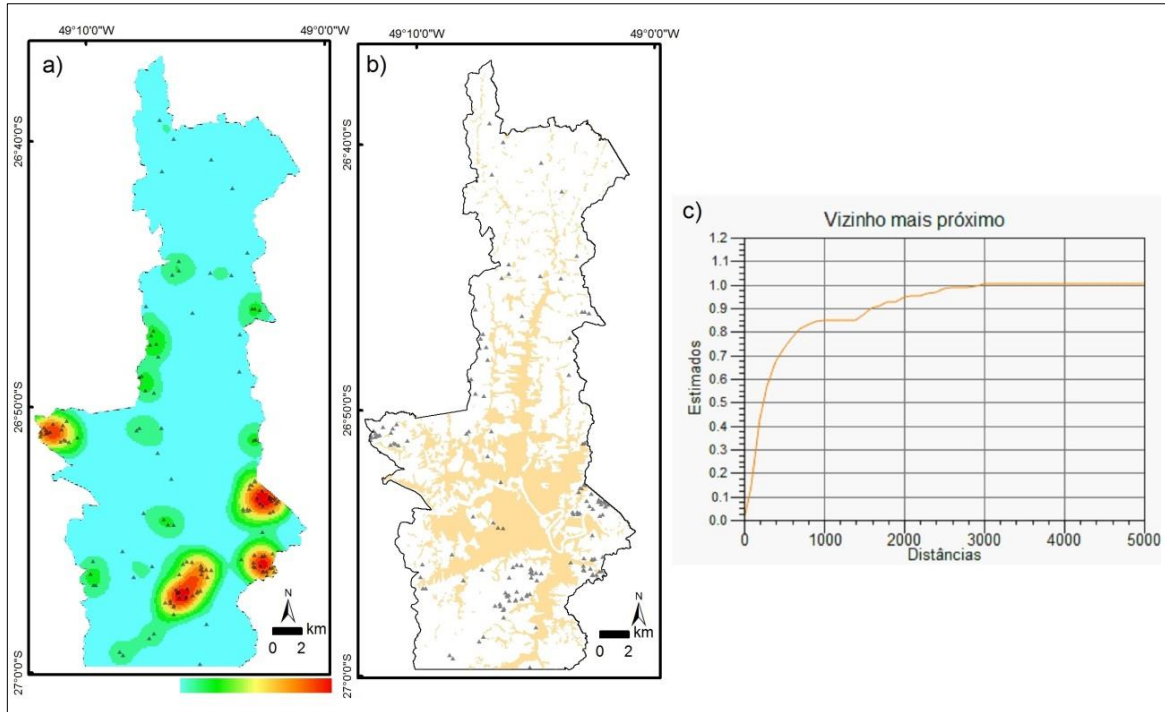
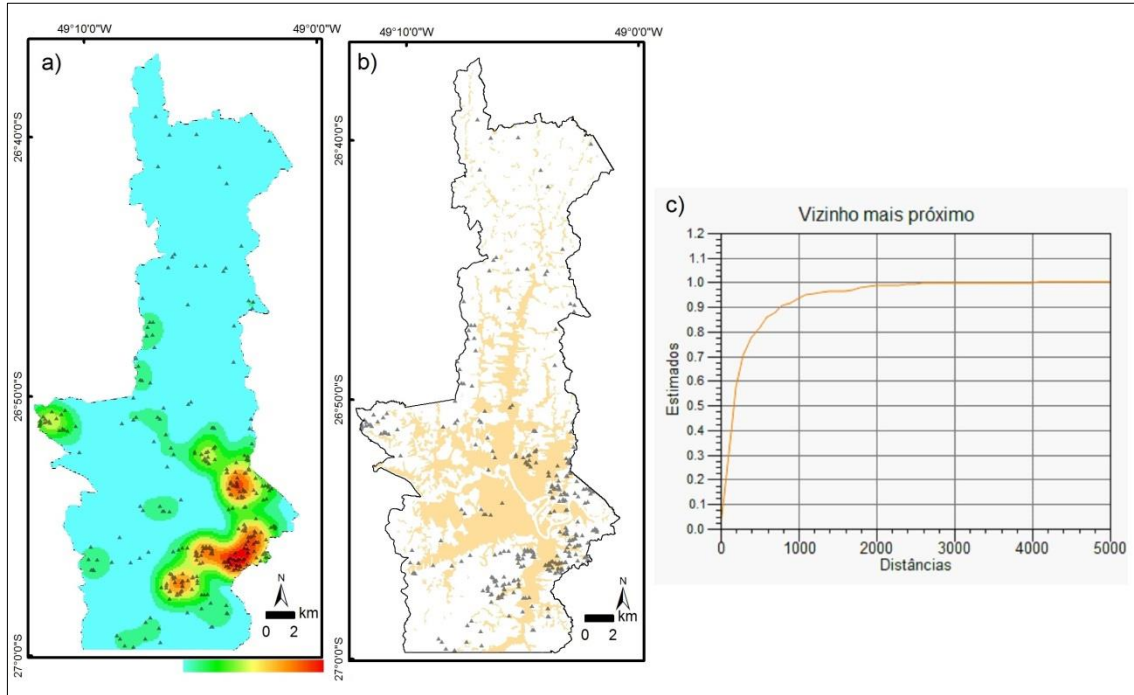




Figura 4.26 – a) Maior interação entre os eventos considerando simultaneamente os deslizamentos ocorridos em vertentes naturais e em taludes artificiais. b) Similar ao evento de 2011 e 2015, as ocorrências ocorrem predominantemente no Sul de Blumenau, próximo das vias e das áreas ocupadas (polígono bege). c) A curva do gráfico tem um crescimento acentuado até 2.000 m para depois se estabilizar, significando uma maior interação e agregação entre os eventos. Parâmetros:  $D_{max}$  – 5.000 m;  $D_{min}$  = 0 m; Intervalos = 50.



#### 4.4 CONCLUSÃO

Com base neste mapeamento foi possível visualizar a distribuição dos locais mais atingidos. Esta informação, por si só, é uma importante ferramenta de planejamento, prevenção e controle de deslizamentos, restringindo previamente setores com alto índice de deslizamentos. Outra aplicação deste dado está na utilização de modelos guiados pelo conhecimento de dados (*data-driven*).

Os resultados obtidos mostraram frutos positivos da sinergia entre a Cartografia em Multimídia e o Sensoriamento Remoto na detecção e mapeamento dos deslizamentos. Feições como superfície de ruptura e cicatrizes de escorregamentos foram identificadas, mapeadas e quantificadas.

Constatou-se, ainda, que um único tipo de processamento é insuficiente para o realce de todas as feições relacionadas aos deslizamentos, assim como a necessidade de se utilizar dados de sensores com resoluções espacial e temporal mais fina. Por outro lado, a Cartografia em Multimídia dotada de melhor resolução espacial e temporal identificou deslizamentos não mapeáveis pelas imagens disponíveis de Sensoriamento Remoto.

A interatividade e a abundância de imagens de alta resolução espacial e temporal presentes nos aplicativos *Google Earth* e *Street View* permitiram uma precisa identificação de cicatrizes de deslizamento na área de estudo, principalmente das de menor porte.

É recomendável o uso da Cartografia em Multimídia para a preparação de inventários que contemplem a descrição ou mensuração da distância de deslocamento. Estas informações permitem futuros zoneamentos de risco, principalmente aplicadas para o zoneamento das faixas de atingimento. A Cartografia em Multimídia permite analisar o passado da evolução do uso do solo, para saber se atividades antrópicas tiveram influência sobre a ocorrência de deslizamentos.

A pesquisa mostrou que o acervo de imagens orbitais e aéreas com diferentes características espaciais, espectrais e temporais é fundamental no mapeamento de áreas afetadas por deslizamentos, constituindo como importante fonte de dados para inventariar deslizamentos.

Foi verificado que a resolução espacial é um dos parâmetros com maior influência na capacidade de identificação e delimitação dos deslizamentos, embora não seja suficiente sem um amplo acervo temporal de imagens.

A estimativa de densidade por Kernel constitui método de simples aplicação para o planejamento do uso do solo no que se refere à priorização de áreas suscetíveis a deslizamento, considerando a distância entre as ocorrências. Entretanto, ressalta-se a importância de estudos posteriores que identifiquem as causas dos deslizamentos. Além disso, recomenda-se separar os eventos em dois grupos: vertentes naturais e taludes artificiais.

Os deslizamentos mapeados tiveram diferentes mecanismos de deflagração. Excluindo o evento de 2008, a grande maioria dos acidentes ocorridos em Blumenau é de caráter induzido ou antrópico. Desta forma, recomenda-se que o inventário destes deslizamentos deva ser conduzido por meio de levantamentos de campo, após o evento, com seu georreferenciamento, plotados e ajustados nas imagens de alta resolução espacial.

## 5. AVALIAÇÃO DE DIFERENTES TÉCNICAS DE MODELAGEM E DE DADOS ESPACIAIS APLICADAS À ANÁLISE DE SUSCETIBILIDADE RELATIVA A DESLIZAMENTOS NO BAIXO VALE DO RIO ITAJAÍ-SC

### 5.1 INTRODUÇÃO

Durante as últimas décadas, o advento e o uso das técnicas de Sensoriamento Remoto (SR), do Sistema de Navegação Global por Satélite (GNSS) e o do Sistema de Informação Geográfica (SIG) resultaram na proliferação de mapas e dados espaciais em nível global. Estes mapas podem apresentar uma variedade de temas (topográficos, geomorfométricos, geológico, climáticos e etc.) e de estruturas de dados diferentes (matriciais ou vetoriais).

Existem situações em que os dados de uma área de estudo podem gerar diferentes resultados nos mapas. Estas diferenças decorrem majoritariamente das diferentes abordagens de pré-processamento, algoritmos utilizados, modelos conceituais, fatores temporais, resoluções e formas de aquisição dos dados, ou simplesmente da classificação dos dados.

Um dos primeiros mapas elaborados para mostrar a suscetibilidade a deslizamentos, foco deste trabalho, foi apresentado em 1970 por Brabb *et al.* (1972). Esses mapas têm como finalidade mostrar áreas que são estáveis e áreas que podem ser afetadas por deslizamentos futuros. Na literatura, diversos *reviews* de avaliação e mapeamento de suscetibilidade a deslizamentos podem ser encontrados em Brabb (1984); Varnes (1984); Van Westen (1993); Aleotti & Chowdhury (1999); Guzetti *et al.* (1999); Dai *et al.* (2002); Guzetti (2005); Fell *et al.* (2008); Van Westen *et al.* (2008); Corominas *et al.* (2014). Segundo esses autores, não existe um procedimento padronizado para preparar mapas de suscetibilidade, tampouco em ambiente SIG. Eles podem ser realizados por meio de diferentes abordagens e metodologias, dependentes majoritariamente da escala empregada, da disponibilidade dos dados e da complexidade do modelo empregado e, principalmente, do objetivo da avaliação (planejamento regional, urbano, desenvolvimento local, etc.) e das necessidades dos usuários (políticas públicas aplicadas à gestão de risco, regras de uso e ocupação do solo, dentre outras).

Quanto à escala, Soeters & Van Westen (1996), definem as escalas empregadas na análise de suscetibilidade como: nacional

(<1:1.000.000); regional (1:100.000-1:500.000); média (1:25.000-1:50.000); e grande (1:5.000-1:10.000). Este trabalho centra-se na análise de suscetibilidade em escala regional e média, por meio de dados orbitais e aéreos, respectivamente. Por exemplo, na escala regional, um mapa de suscetibilidade a deslizamento constitui o primeiro passo efetivo para analisar, avaliar e gerir o risco a deslizamentos (GUZZETTI *et al.*, 1999).

As evidências ou os temas do meio físico, com seus respectivos atributos (classes), foram selecionados como potenciais condicionantes dos movimentos de massa. Desta forma, as relações espaciais entre os deslizamentos passados e múltiplos fatores preparatórios podem ser eficientemente investigados, fornecendo informações úteis para identificar os locais mais prováveis de futuras ocorrências.

As ocorrências não dependem somente das condições do terreno ou fatores preparatórios, tais como declividade, curvatura, distância das drenagens, etc.; adiciona-se também os fatores desencadeantes (*triggering events*), como terremotos ou chuvas intensas, que representam a causa imediata da instabilidade e determinam o ritmo temporal dos deslizamentos.

Os procedimentos de análise de dados baseado em SIG fornecem meios de integrar estas evidências ou dados espaciais, obtidas de diferentes fontes (BONHAM-CARTER, 1994). As ferramentas computacionais avançadas e os modelos estatísticos associados oferecem inúmeras vantagens aos mapeamentos indiretos ou probabilísticos. No entanto, esses estudos não apresentam o efeito dos diferentes métodos e produtos cartográficos (derivados de bases de dados global e local) na preparação de mapas de suscetibilidade. Logo, o objetivo deste trabalho é avaliar as diferentes técnicas de modelagem - pesos de evidência, inferência *fuzzy*, índice de suscetibilidade a deslizamento (ISD) - e de dados espaciais aplicados à análise de suscetibilidade a deslizamentos. Complementarmente, pretende-se identificar quais dos condicionantes do meio físico relacionados para o presente estudo estão associadas de forma mais significativa à ocorrência de movimentos de massa.

Em virtude do desempenho computacional e das diferentes resoluções espaciais empregadas no mapeamento, foram consideradas duas áreas de estudo: A e B (Figura 5.1). A primeira é representada por uma área menor, aproximadamente 17,82 km<sup>2</sup>, localizada no perímetro urbano do município de Blumenau-SC. A segunda corresponde à área total do trabalho, com 1.414 km<sup>2</sup>.

## 5.2 MATERIAL E MÉTODOS

A criação e a introdução da base de dados georreferenciada em um SIG deve seguir determinadas condições específicas, uma vez que os dados espaciais possuem características próprias, cuja percepção por parte do usuário definirá formas diferenciadas de interpretação. Desta forma, a passagem dos dados do mundo real para o mundo virtual deverá se dar a partir da utilização de modelos definidos pelo usuário.

Em termos gerais, há na comunidade científica e nos grandes institutos de pesquisa que trabalham com geotecnologias, uma coletânea de dados geoespaciais disponíveis para uso em geral, entretanto, devido ao problema básico de interoperabilidade dos dados geográficos, torna-se necessário integrar e modelar as diversas fontes de dados geográficos existentes.

Por esse motivo, o planejamento, a modelagem e a construção de um banco de dados georreferenciados constituem, sem nenhuma sombra de dúvida, a tarefa mais árdua e demorada de um trabalho dessa natureza, pois envolve, além da dificuldade de reunir esses dados, muitos esforços despendidos com conversão e processamento de dados entre diferentes formatos, já que antes da análise espacial, vários aplicativos com funções específicas são utilizados. Além dos diferentes formatos, as fontes apresentam heterogeneidade, tanto em estrutura quanto em interpretação. Em virtude disso, para a realização desse trabalho foi reunida, modelada e sistematizada uma série de dados do meio físico e antrópico.

Os mapas de suscetibilidade para os três conjuntos de dados – SRTM, ASTER e SDS - foram preparados por meio de três diferentes abordagens: i) análise por pesos de evidência, ii) análise por inferência Fuzzy, iii) e pelo Índice de Suscetibilidade a Deslizamento (ISD). Elas foram implementadas no aplicativo ArcGIS 9.3, utilizando a extensão Arc Spatial Data Modeller (ArcSDM) (SOUZA FILHO, 2005; SAWATZKY *et al.*, 2012). A extensão, a documentação e as referências estão disponíveis gratuitamente no sítio: <http://www.ige.unicamp.br/wofe/download.htm>.

No fluxograma da Figura 5.2, os polígonos verde, azul e vermelho representam a natureza e resolução dos dados, os métodos de modelagem e os objetivos do trabalho, respectivamente.

Figura 5.1 - Áreas de estudo A e B. A primeira realizada com os dados orbitais (SRTM, ASTER) e a segunda com aerolevantamento do SDS.

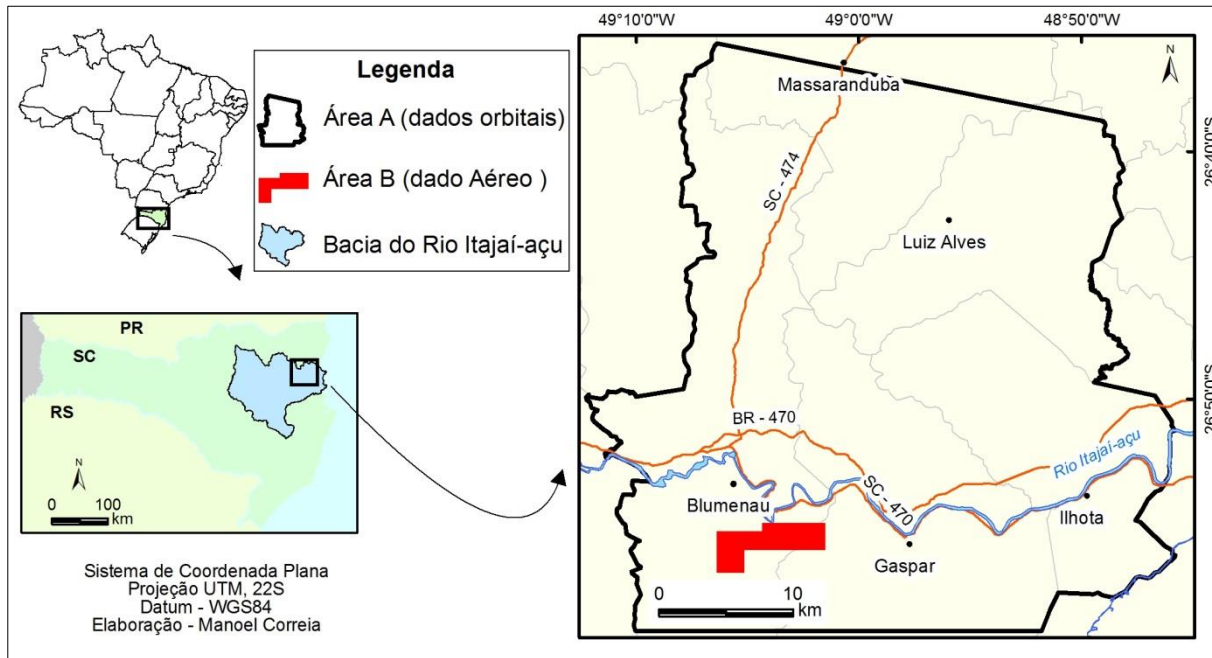
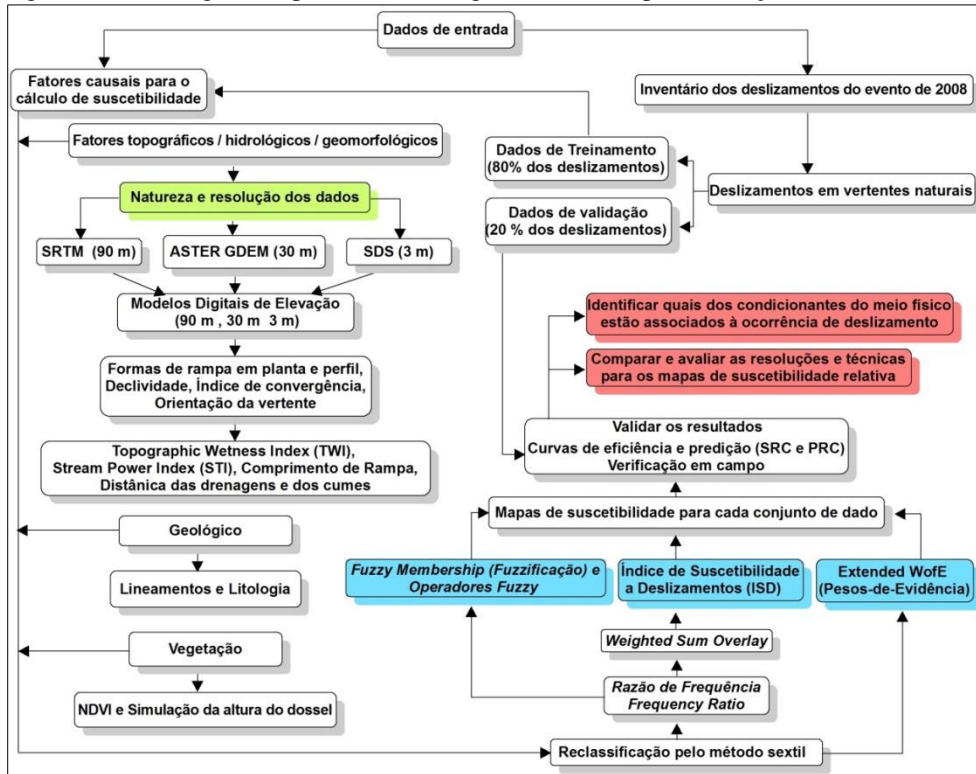


Figura 5.2 – Fluxograma e passos metodológicos utilizados para obtenção dos resultados.





Conforme Soeters & Van Westen (1996) e Van Westen *et al.* (2008), a topografia é um dos principais fatores na análise de suscetibilidade a deslizamentos. A geração de uma representação da elevação da superfície, chamada *Digital Elevation Model* (DEM), desempenha um importante papel. Por conseguinte, as evidências hidrológicas e geomorfológicas foram derivadas da base de dados globais (SRTM e ASTER) e pelo aerolevanteamento local realizado pela SDS.

A missão SRTM - NASA Shuttle Radar Topography Mission - reuniu dados topográficos de grande parte da superfície terrestre. Esta missão empregou técnicas de interferometria, na qual duas imagens são tomadas de pontos diferentes da mesma área. Neste trabalho, eles foram obtidos na resolução espacial de 90x90 metros no sítio: <http://www.relevobr.cnpm.embrapa.br/download/>.

Um dos benefícios do sistema ASTER é que ele oferece imagens estereoscópicas com resolução espacial de 30x30 metros. Elas foram obtidas no sítio: <http://www.gdem.aster.ersdac.or.jp/search.jsp>.

Os dados provenientes do aerolevanteamento local, denominados de SDS, foram obtidos com resolução espacial de 1x1 metro e precisão cartográfica planimétrica e altimétrica maior ou igual a 1 metro para 90% dos pontos testados (PEC - Classe A). Eles foram obtidos na escala 1:5.000 e constituem-se de: ortofotomosaico na região do visível (RGB) e infravermelho (IR), Modelo Digital de Superfície<sup>38</sup> (MDS), Modelo Digital de Terreno<sup>39</sup> (MDT) (SDS, 2011).

Para os dados do aerolevanteamento local, em virtude do desempenho computacional, tornou-se necessário reamostrar a resolução espacial de 1x1 metro para 3x3 metros.

---

<sup>38</sup> O Modelo Digital de Superfície (MDS) incorpora valores de elevação de todas as feições naturais (vegetação) e artificiais acima da superfície nua do terreno. Enquanto que o Modelo Digital de Elevação (MDE) exclui a vegetação, feições artificiais e obtém valores de elevação a partir de uma grade regularmente espaçada de pontos (NOGUEIRA, 2009).

<sup>39</sup> O Modelo Digital do Terreno (MDT) semelhante ao MDE, mas os valores de elevação obtidos são irregularmente espaçados.

### 5.2.1 PREPARAÇÃO DO INVENTÁRIO DE DESLIZAMENTOS E DO CONJUNTO DE DADOS ESPACIAIS<sup>40</sup>

Dos três inventários catalogados no capítulo anterior, utilizou-se o inventário dos deslizamentos ocorrido nos dias 22 e 23 de novembro de 2008. Estes deslizamentos foram catalogados como feições pontuais, identificadas no local de ruptura (*upper part of the scar in trigger areas*). A escolha da feição pontual em detrimento da poligonal ocorreu em virtude da baixa resolução espacial dos modelos digitais de elevação ASTER e SRTM, já que cada célula pode ter somente um deslizamento conhecido (*training point*). Portanto, a área do deslizamento será proporcional à resolução espacial dos modelos digitais de elevação, possuindo 8.100 m<sup>2</sup>, 900 m<sup>2</sup> e 9 m<sup>2</sup> para os dados SRTM, ASTER e SDS, respectivamente.

Após a identificação das cicatrizes dos deslizamentos, elaborou-se as evidências com suas respectivas classes, selecionadas como condicionantes dos movimentos de massa (Tabela 5.1).

Excluindo os dados geológicos (litologia e lineamento) e o índice de vegetação da diferença normalizada (NDVI), o restante das evidências utilizadas na análise de suscetibilidade foi extraído dos modelos digitais de elevação.

---

<sup>40</sup> Dados espaciais são entendidos como dados georreferenciados, podendo ou não estar dispostos na forma de mapas (NOGUEIRA, 2009).

Tabela 5.1 - Fontes e significados dos fatores utilizados na análise.

Fatores	Fonte	Escala/ Resolução (metros)	Descrição dos Conteúdos	Método Seguido
GEO	CPRM (2011)	1:250.000	Unidades geológicas predominantes	
DL	CPRM (2011)	1:250.000	Distância dos lineamentos	
SP	SDS, ASTER, SRTM	3, 30, 90	Ângulos em grau	Zevenbergen & Thorne (1987)
PLC	SDS, ASTER, SRTM	3, 30, 90	Conteúdo de água e direção dos fluxos em projeção vertical	Zevenbergen & Thorne (1987)
PRC	SDS, ASTER, SRTM	3, 30, 90	Conteúdo de água e direção dos fluxos em projeção horizontal	Zevenbergen & Thorne (1987)
AS	SDS, ASTER, SRTM	3, 30, 90	Insolação e evapotranspiração vertente	Zevenbergen & Thorne (1987)
IC	SDS, ASTER, SRTM	3, 30, 90	Fluxos convergentes e divergentes	Köthe & Lehmeier (1996)
SL	SDS, ASTER, SRTM	3, 30, 90	Fator de comprimento da rampa	Olaya (2004)
SPI	SDS, ASTER, SRTM	3, 30, 90	Poder erosivo do fluxo de água	Moore <i>et al.</i> , (1991)
TWI	SDS, ASTER, SRTM	3, 30, 90	Umidade do solo	Moore <i>et al.</i> , (1991)
DD	SDS, ASTER, SRTM	3, 30, 90	Distância vertical das drenagens	Böhner & Köthe (2003); Conrad (2002)
OF	SDS	3	Simulação da altura do dossel	Álgebra de mapas
DH	SDS	3	Distância vertical dos cumes	Böhner & Köthe (2003); Conrad (2002)
NDVI	SDS, Landsat/TM	3, 30, 90	Índice de Vegetação por Diferença Normalizada	Hall <i>et al.</i> , 1995

Acrônimos: GEO: geologia, DL: Distância dos lineamentos, SP: declividade, PLC: curvatura em planta, PRC: curvatura em perfil, AS: orientação das vertentes, IC: índice de convergência, SL: comprimento de rampa, OF: simulação da altura do dossel, SPI: Stream Power Index, TWI: Topographic Wetness Index, DD: distância das drenagens, DH: distância dos cumes, e o NDVI.

Diversas etapas de processamento foram aplicadas para a obtenção dos dados finais, tais como converter as informações vetoriais em matriciais, adequar e padronizar a resolução para cada conjunto de dado.

Ainda que a estrutura raster ou matricial tenha uma série de inconvenientes tais como, problemas de sub e sobreamostragem em diferentes partes da área de estudo e exigências de armazenamento de dados de grande porte, ela continuará sendo o formato mais popular para a modelagem espacial (DEMERS, 2001).

Destaca-se que para facilitar a comparação dos três conjuntos de dados, a maioria das evidências foram abordadas como dados categóricos, reclassificadas, preferencialmente, em seis classes pelo método dos *quantis* (quantidade). O agrupamento essencialmente igual das classes e, por vezes, com seis classes de área igual, foi um dos aspectos que motivou a escolha do método dos *quantis*.

Quando se trabalha com dados para representação estatística, de modo geral, utilizam-se de quatro a oito classes. Existem casos em que se pode chegar a 12 classes, mas devem ser evitados, pois, se está correndo o risco de “perder” o valor do mapa, que ficará muito poluído, ou de difícil interpretação (NOGUEIRA, 2009).

As evidências geológicas foram empregadas exclusivamente nos dados orbitais em virtude das suas escalas de mapeamento (1:250.000) e da representação geográfica conhecida como objetos discretos. Elas foram reamostradas para resolução espacial de 90x90 m (SRTM) e 30x30 m (ASTER), descritas a seguir:

Deslizamentos são fortemente controlados pelas propriedades litológicas do substrato terrestre. Diferentes unidades litológicas têm diversos valores de suscetibilidade a deslizamento, além disso são muito importantes no fornecimento de dados para o mapeamento das condições estruturais e físicas das vertentes. Por esta razão, é essencial agrupar as unidades geológicas adequadamente (CARRARA *et al.*, 1991; DAI *et al.*, 2001; YALCIN, 2005).

A evidência Litologia (Figuras 5.3 e 5.4) foi organizada em 14 classes segundo o mapa geológico do Serviço Geológico do Brasil (IGLESIAS *et al.*, 2011): 1) Botuverá com litofáceis metapelítica, 2) Botuverá com litofáceis metapsamítica rítmica, 3) Depósitos Aluvionares, 4) Formação Garcia com predomínio de sedimentos arenosos e conglomerados, com intercalações de sedimentos siltico-argilosos, 5) Garcia com litofáceis ritmicos, 6) Garcia com siltitos e argilitos, 7) Formação Gaspar com predomínio de sedimentos arenosos

e conglomerados, 8) Gnaisses Granulíticos Luis Alves, 9) Granito Morro do Parapente, 10) Unidade Máfica-Ultramáfica Barra Velha, 11) Ortognaisse Pomerode, 12) Paragnaisses Luis Alves, 13) Complexo Gnáissico-Migmatítico São Miguel, 14) Suíte intrusiva Valsungana.

Linhas de falha ou zonas de fraqueza são caracterizadas por rochas intensamente fraturadas. A erosão seletiva e o movimento da água ao longo dos planos promovem tais fenômenos. A quantificação das distâncias foi obtida pela função *Buffer* a partir das feições lineares obtida do Serviço Geológico do Brasil (IGLESIAS *et al.*, 2011). Assim, a evidência Distância dos Lineamentos (Figuras 5.5 e 5.6) foi classificada em seis classes pré-definidas de acordo com a sua distância: a) 0-500m, b) 500-1000m, c) 1000-1500m, d) 1500-2000m, e) >2500m.

Figura 5.3 – Evidência geologia derivada de Iglesias *et al.* (2011) e padronizada para a resolução espacial de 30 m.

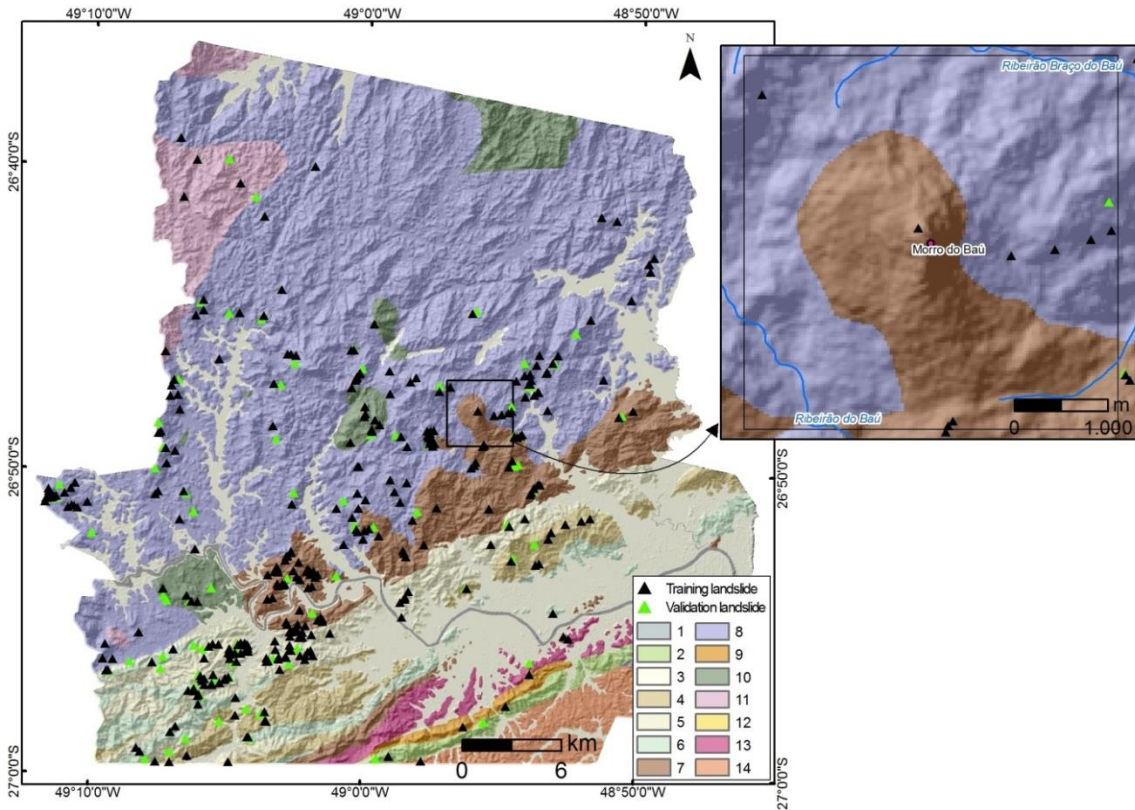


Figura 5.4 - Evidência geologia derivada de Iglesias *et al.* (2011) e padronizada para a resolução espacial de 90 m.

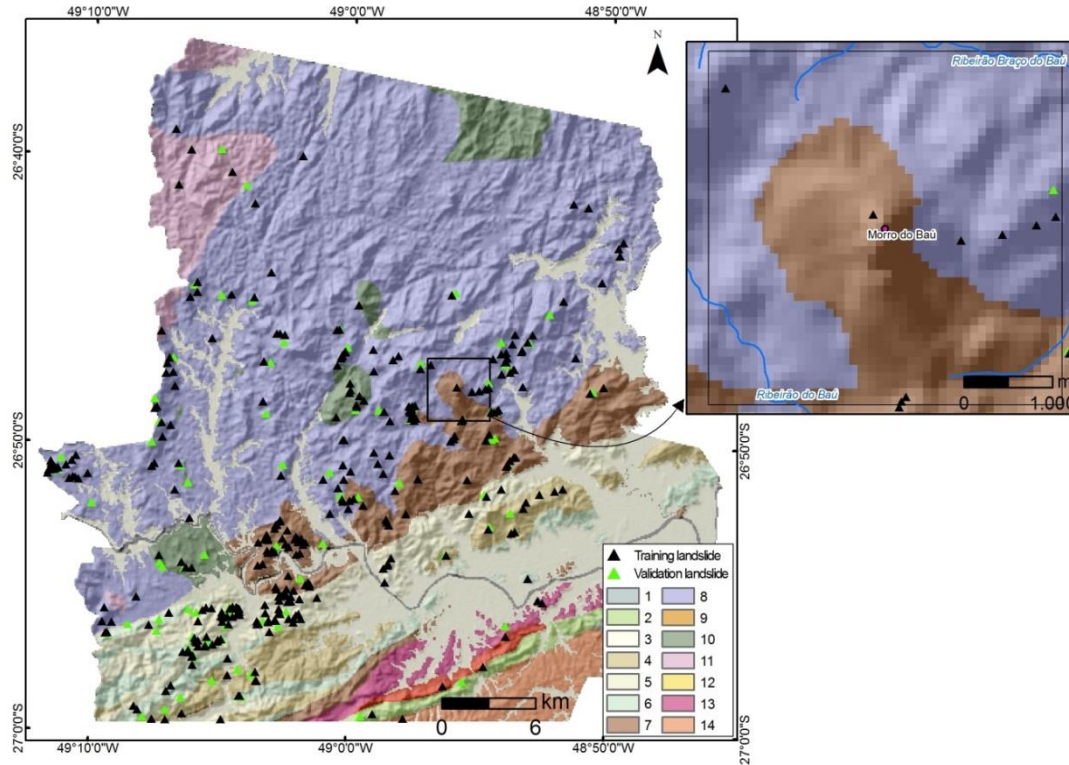


Figura 5.5 – Evidência Distância dos Lineamentos derivada de Iglesias *et al.* (2011) e padronizada para a resolução espacial de 30 m.

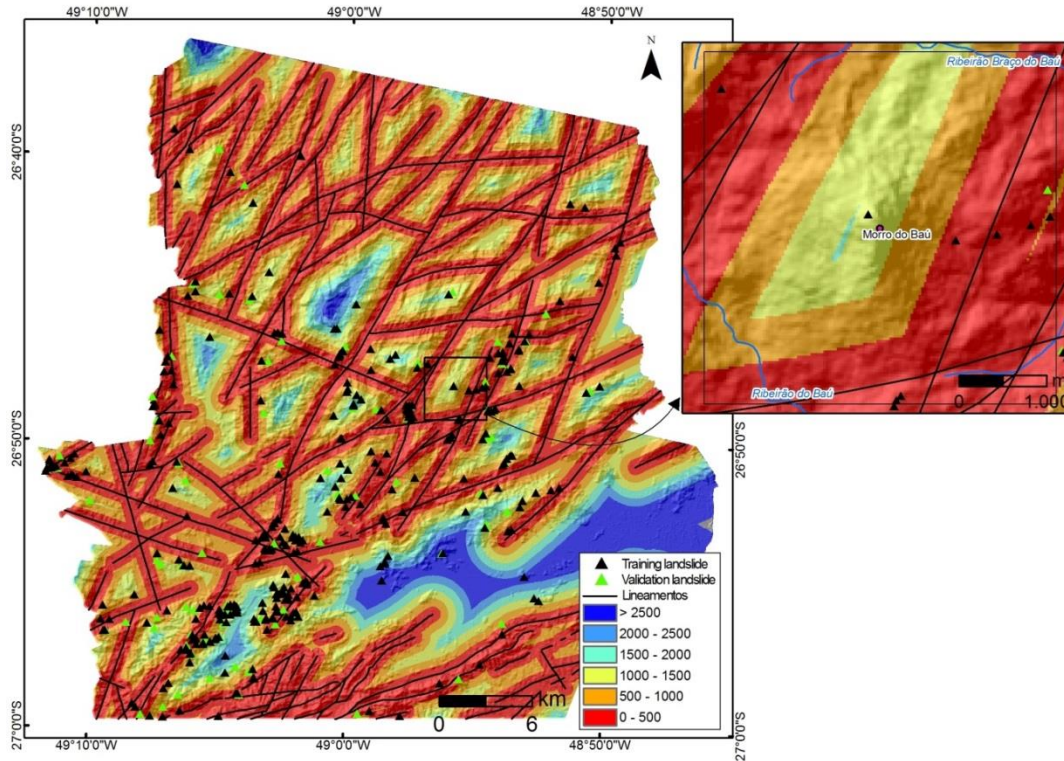
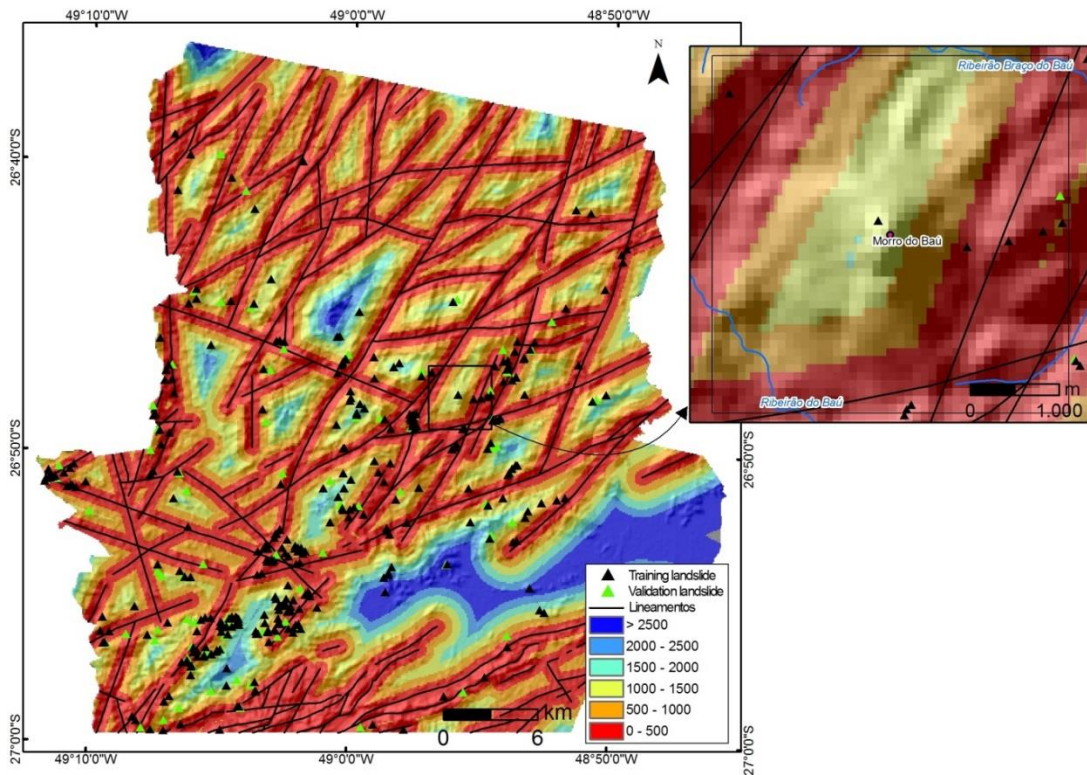




Figura 5.6 – Evidência Distância dos Lineamentos derivada de Iglesias *et al.* (2011) e padronizada para a resolução espacial de 90 m.



Utilizou-se o sensor *Thematic Mapper* (TM) do satélite Landsat 5 e o ortofotomosaico do SDS na região do visível (RGB) e o infravermelho (IR) para o cálculo do Índice de Vegetação da Diferença Normalizada (Figuras 5.7, 5.8 e 5.9), nas resoluções de 90<sup>41</sup>, 30 e 3 m.

O NDVI é uma medida de reflectância da superfície e dá uma estimativa quantitativa do crescimento da vegetação e biomassa (HALL *et al.*, 1995). Este índice foi realizado pela seguinte fórmula:  $(NIR - R) / (NIR + R)$ , onde R (Vermelho) corresponde a banda com comprimento de onda na região do visível (0,63 – 0,70  $\mu\text{m}$ ) e NIR corresponde a banda com comprimento de onda na faixa do Infravermelho Próximo (0,75 – 0,90  $\mu\text{m}$ ).

---

<sup>41</sup> A resolução especial de 30 m foi reamostrada para 90 m para adequar aos dados do sensor SRTM.

Figura 5.7 – Evidência NDVI derivada do sensor *Thematic Mapper* (TM) do satélite Landsat 5 do ano de 2005 e padronizadas para a resolução espacial de 30 m.

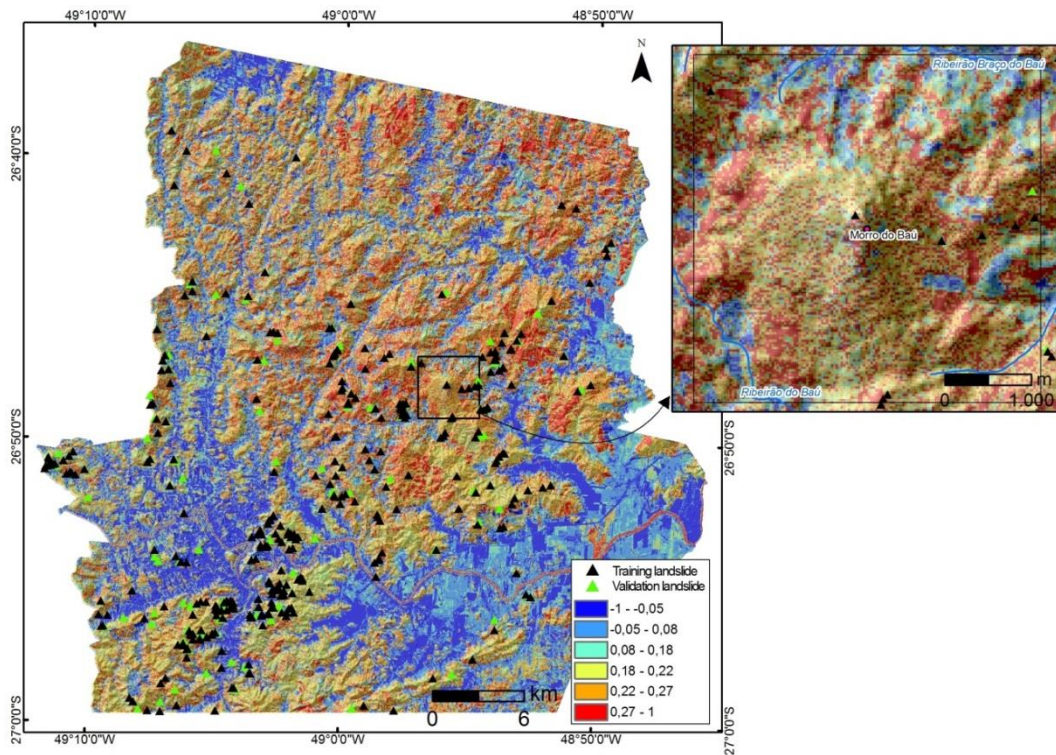


Figura 5.8 – Evidência NDVI derivada do sensor *Thematic Mapper* (TM) do satélite Landsat 5 do ano de 2005 e padronizadas para a resolução espacial de 90 m.

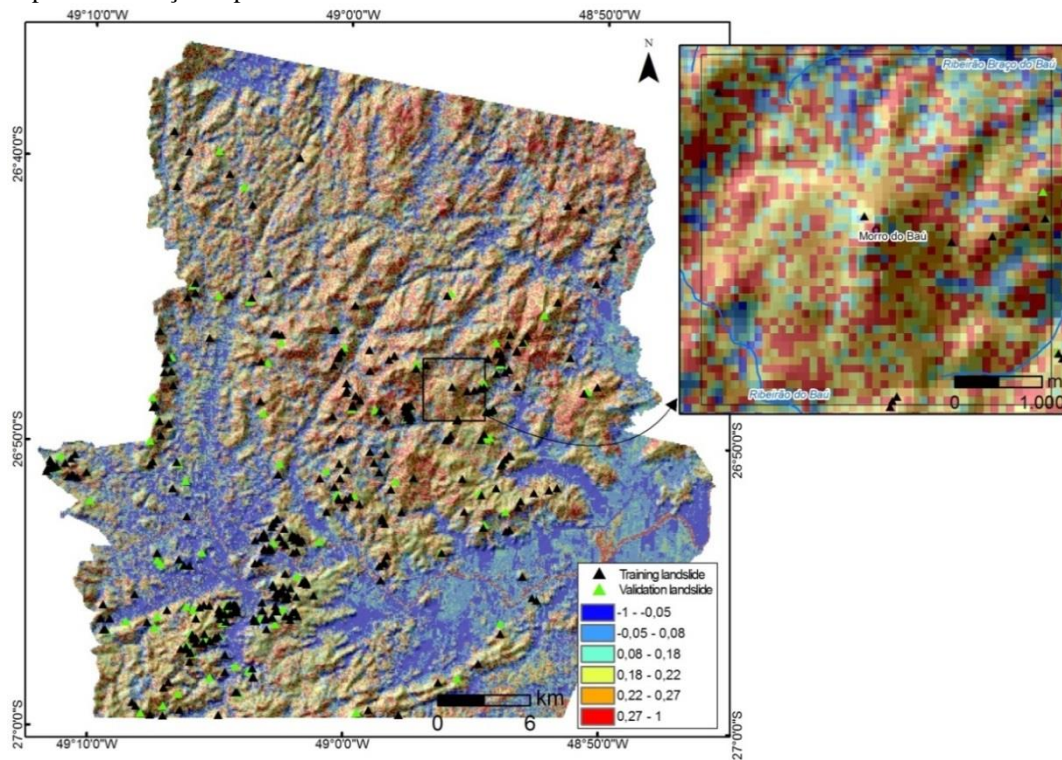




Figura 5.9 – Evidência NDVI derivada do ortofotomosaico do SDS na região do visível (RGB) e infravermelho (IR) do ano de 2011 e padronizadas para a resolução espacial de 3 m.

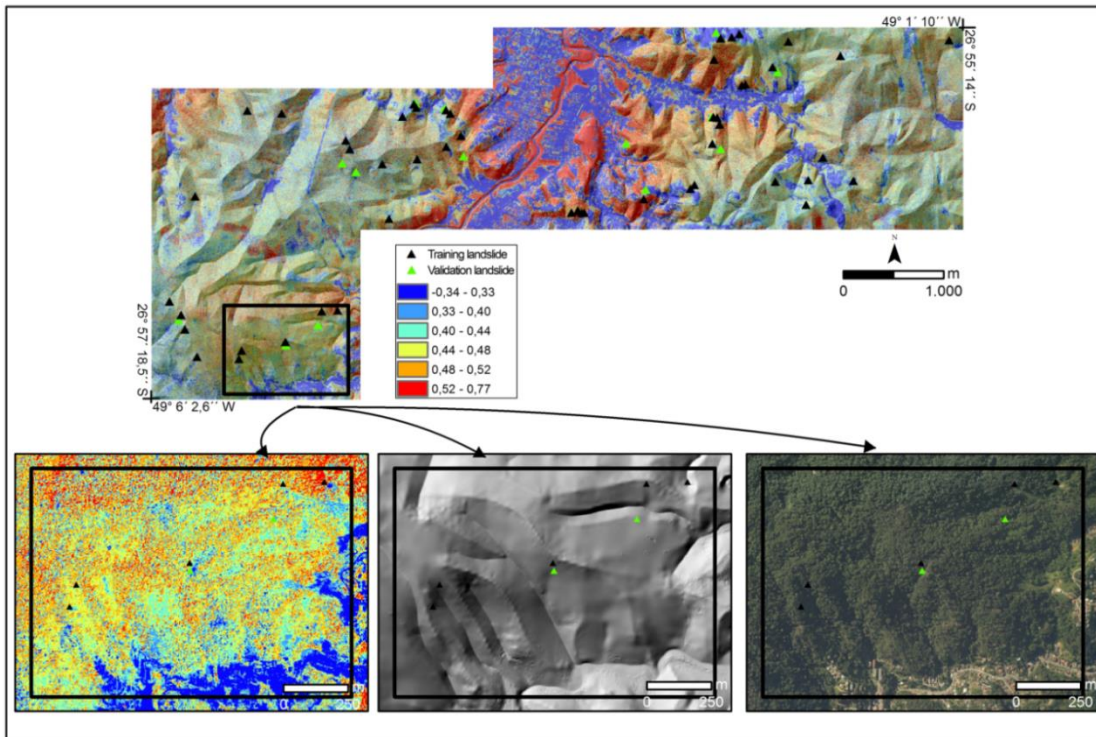




Figura 5.11 – Evidência Curvatura em Planta derivada do ASTER DEM e padronizada para a resolução espacial de 30 m.

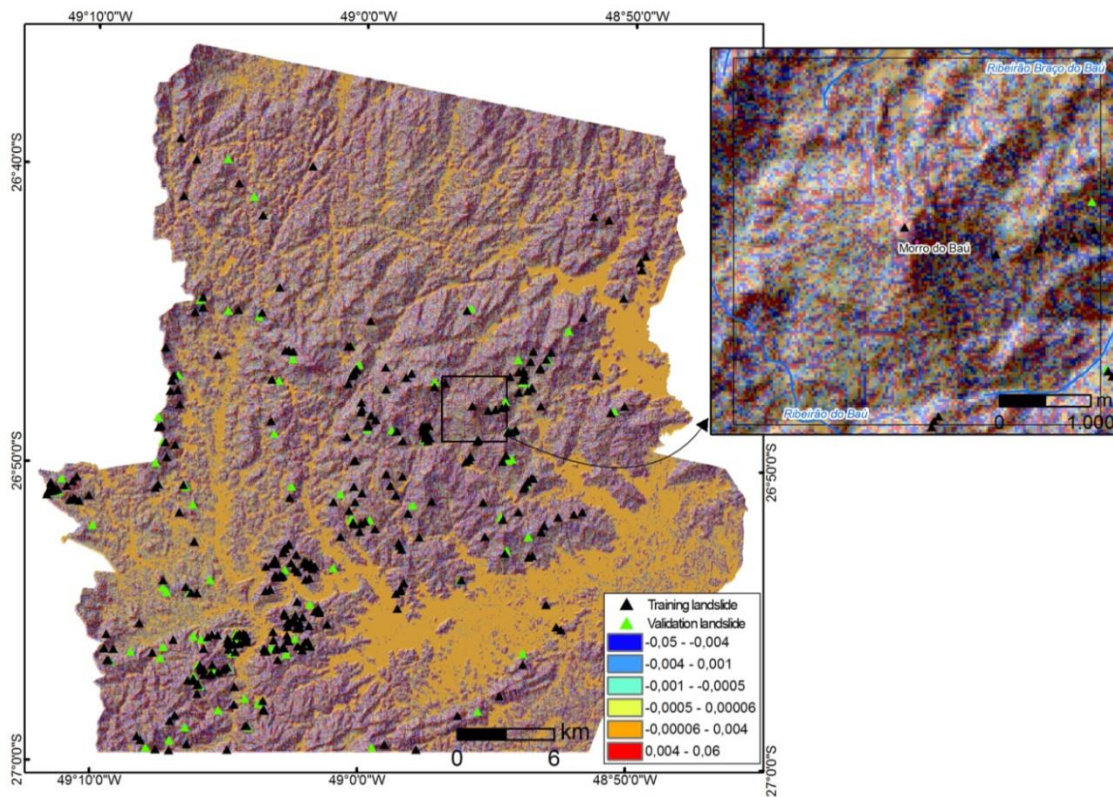


Figura 5.12 – Evidência Curvatura em Planta derivada do SRTM *DEM* e padronizada para a resolução espacial de 90 m.

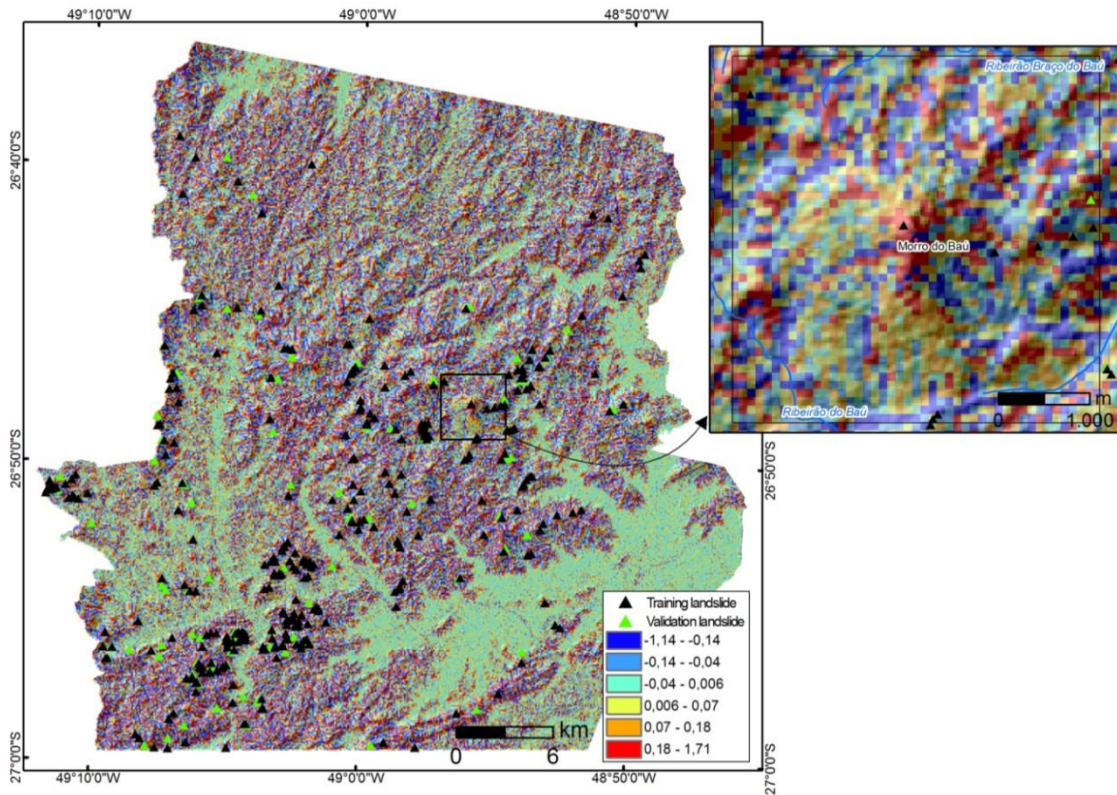
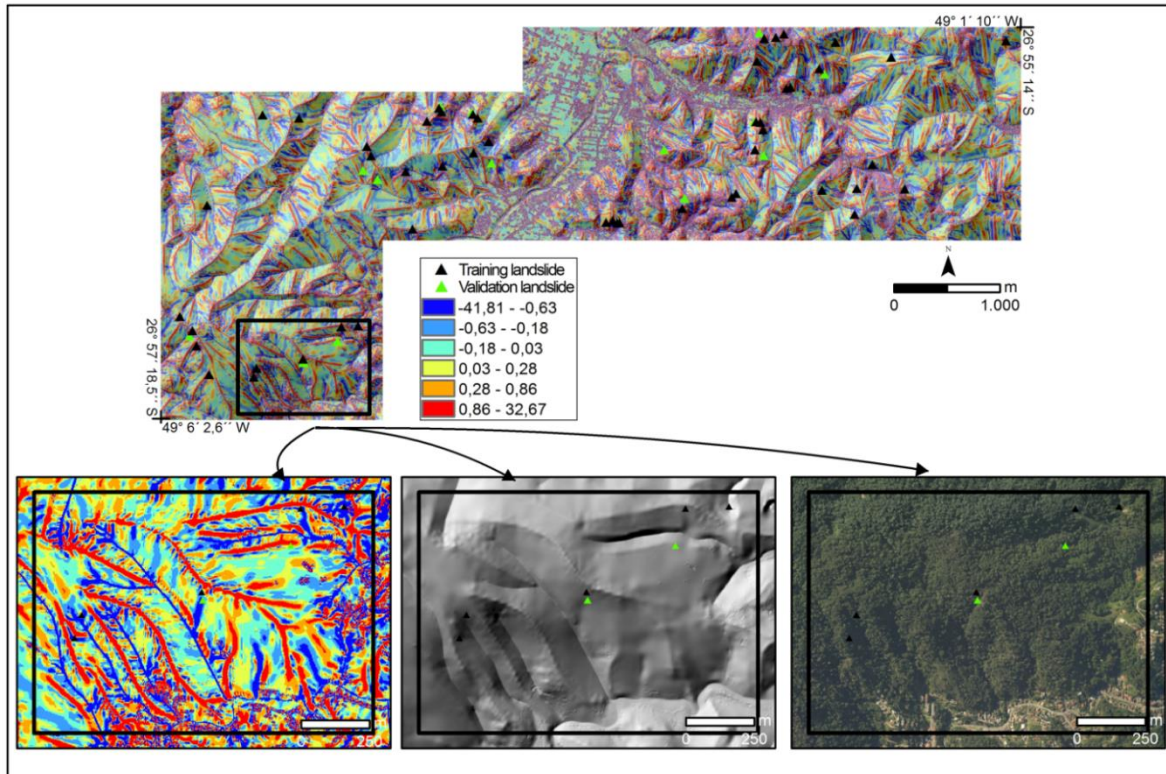




Figura 5.13 – Evidência Curvatura em Planta derivada do SDS DEM e padronizada para a resolução espacial de 3 m.



No caso da Curvatura em Perfil (Figura 5.10a), os fluxos de matéria sobre a vertente são analisados em projeção horizontal (Figuras 5.14, 5.15 e 5.16) (ZEVENBERGEN & THORNE, 1987).

Conforme Valeriano (2003), a classificação da vertente em relação ao perfil é analisada de acordo com seu valor de curvatura e teoricamente, vertentes retilíneas têm valor de curvatura nulo, vertentes côncavas os têm positivos e convexas têm curvatura negativa (Tabela 5.2). Porém, vertentes com valores nulos são muito raras na natureza, assim muito pouco do que se julga retilíneo apresenta valor de curvatura realmente nulo, mas sim valores pertencentes a um intervalo de tolerância na vizinhança desse valor.

Tabela 5.2 - Relação entre os valores valores da curvatura e sua forma.

Curvatura Vertical ou em Perfil	Valores positivos	Côncava
	Valores negativos	Convexa
Curvatura Horizontal ou em Planta	Valores positivos	Divergente
	Valores negativos	Convergente

Figura 5.14 – Evidência Curvatura em Perfil derivada do ASTER DEM e padronizada para a resolução espacial de 30 m.

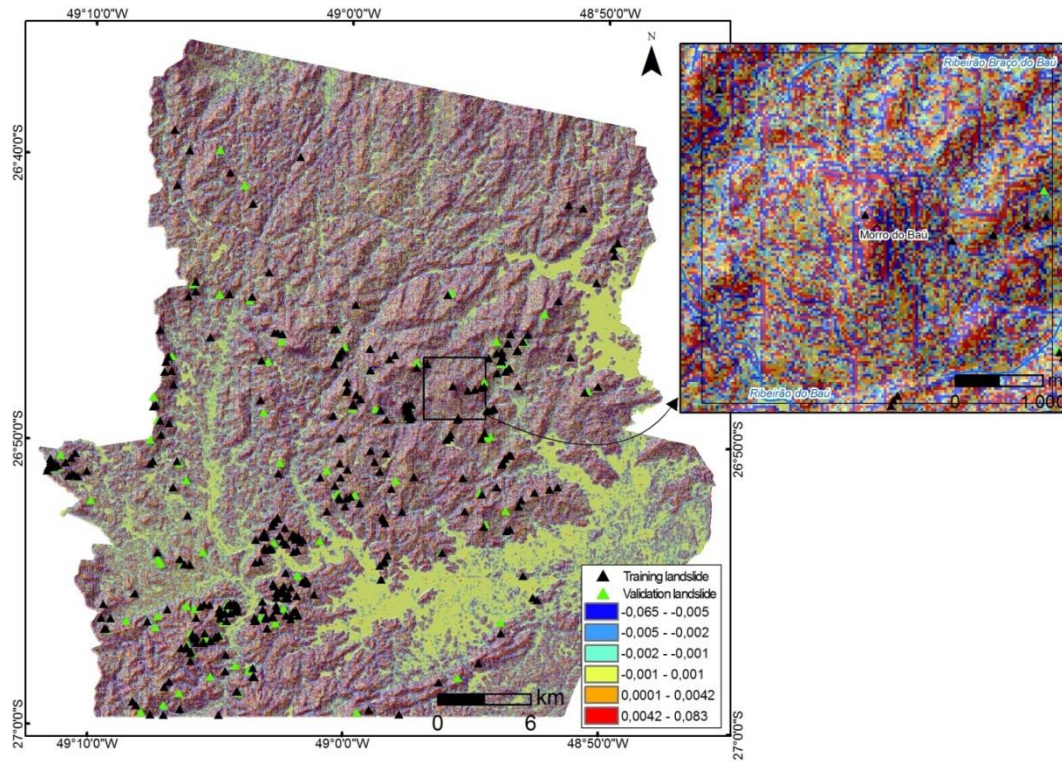


Figura 5.15 – Evidência Curvatura em Perfil derivada do SRTM *DEM* e padronizada para a resolução espacial de 90 m.

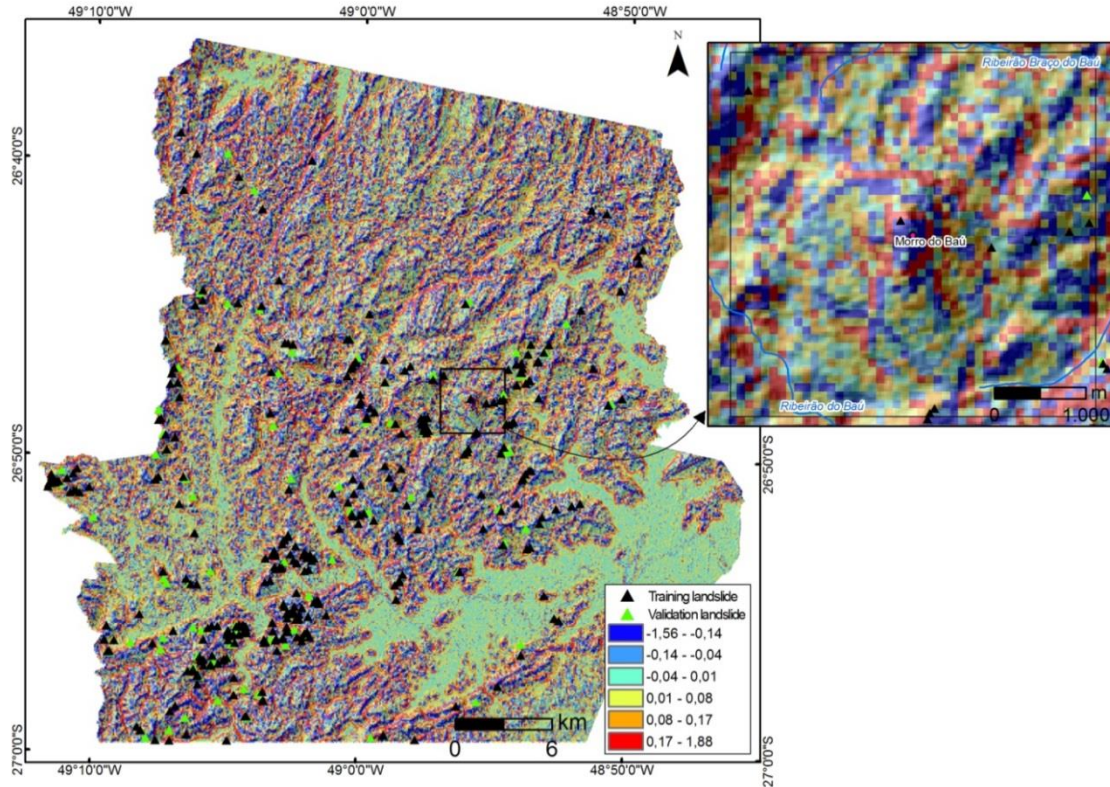
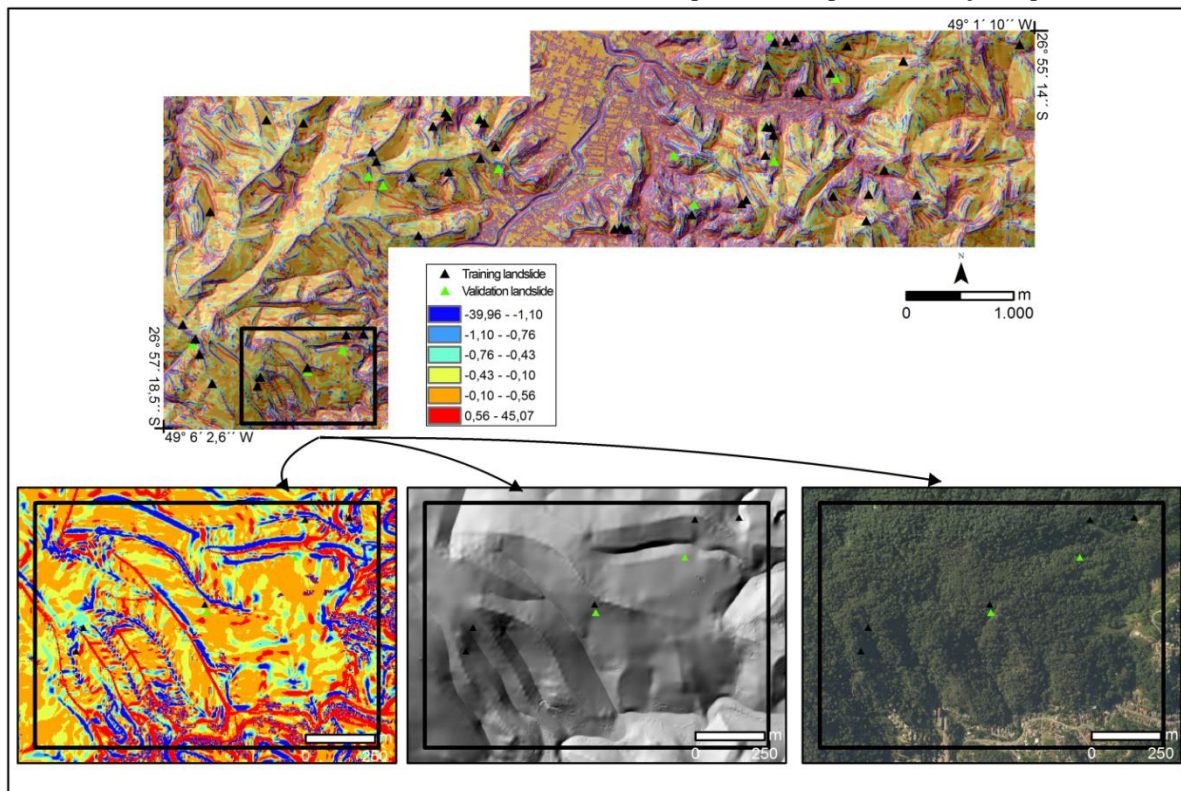




Figura 5.16 – Evidência Curvatura em Perfil derivada do SDS *DEM* e padronizada para a resolução espacial de 3 m.



O Índice de Convergência (KÖTHER & LEHMEIER, 1996) também foi utilizado para avaliar o efeito da geometria das vertentes nas direções dos fluxos. Os valores próximos de 100 representam os fluxos divergentes, antagonicamente, os valores próximos de -100 representam os fluxos convergentes (Figuras 5.17, 5.18 e 5.19).

A evidência Orientação da Vertente também foi considerada como um fator deflagrador de deslizamento (Figura 5.20), sendo considerado em vários outros estudos (LEE & TALIB, 2005; ARMAS, 2012; LEE & MIN, 2001; YALCIN, 2005). Os eventos meteorológicos, como a direção da precipitação e a quantidade de luz solar, estão intimamente vinculados com a orientação das vertentes. Na Figura 5.21, observa-se que as vertentes posicionadas para o Sul no Hemisfério Norte recebem mais insolação. O oposto ocorre com o Hemisfério Sul, as vertentes orientadas para o Norte recebem mais insolação.

A orientação (Figuras 5.22, 5.23 e 5.24) é medida no sentido horário com ângulos ( $\alpha$ ) de 0 a 360°, contados a partir do Norte (azimute), determina a insolação e a evapotranspiração anual das vertentes (ZEVENBERGEN & THORNE, 1987).

Figura 5.17 – Evidência Índice de Convergência derivada do ASTER *DEM* e padronizada para a resolução espacial de 30 m.

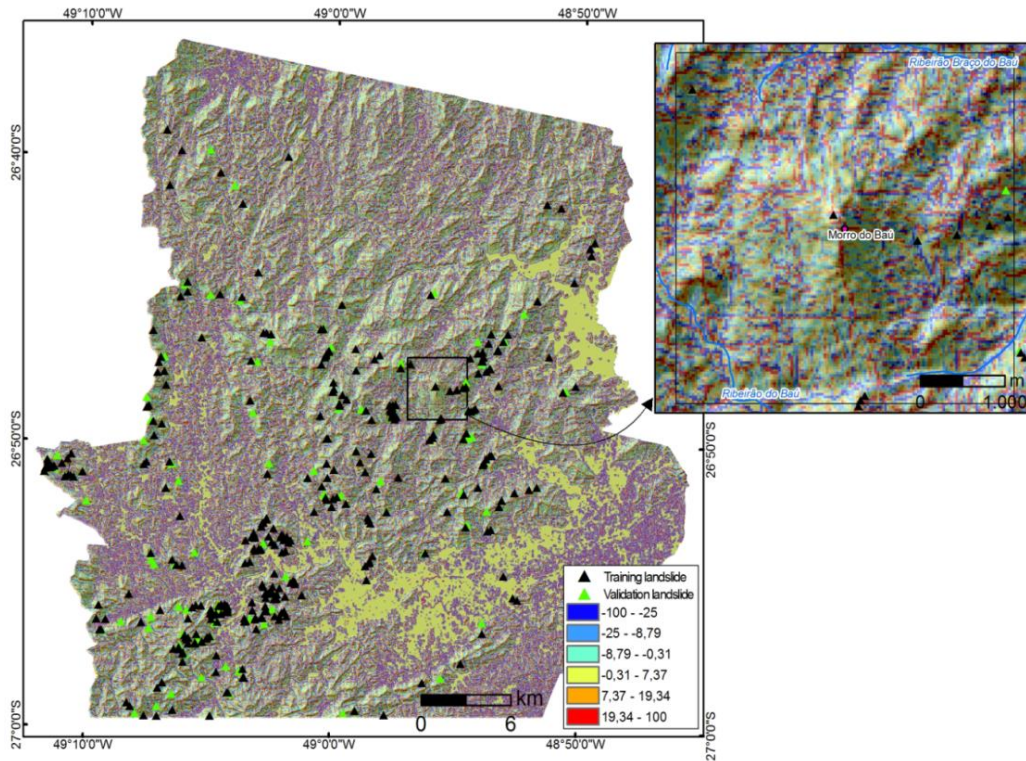


Figura 5.18 – Evidência Índice de Convergência derivada do SRTM DEM e padronizada para a resolução espacial de 90 m.

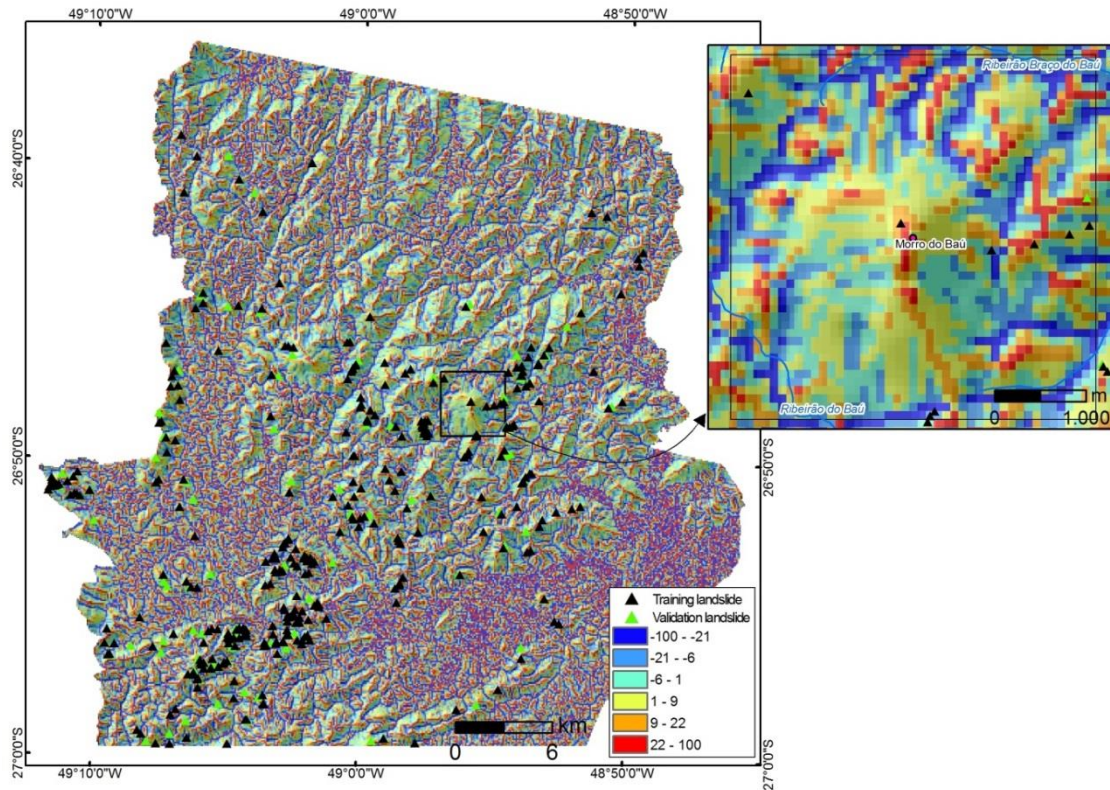




Figura 5.19 – Evidência Índice de Convergência derivada do SDS DEM e padronizada para a resolução espacial de 3 m.

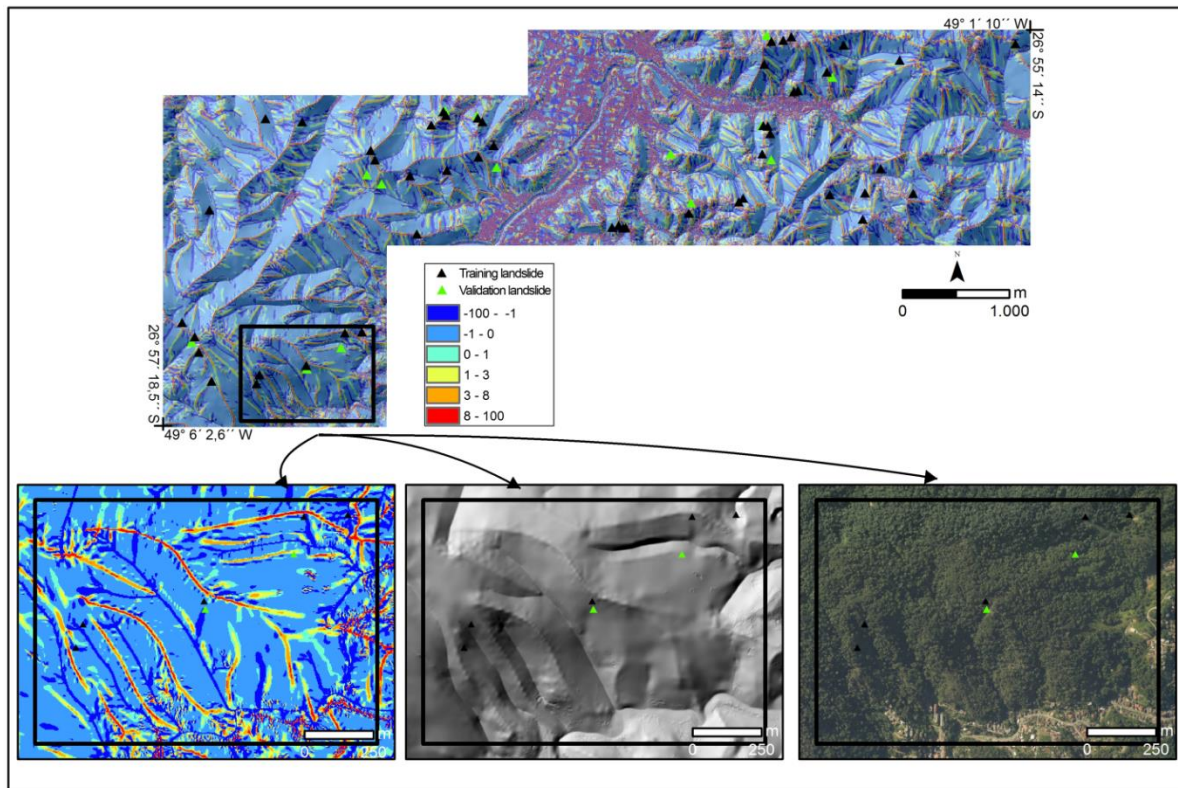




Figura 5.22 – Evidência Orientação da Vertente derivada do ASTER DEM e padronizada para a resolução espacial de 30 m.

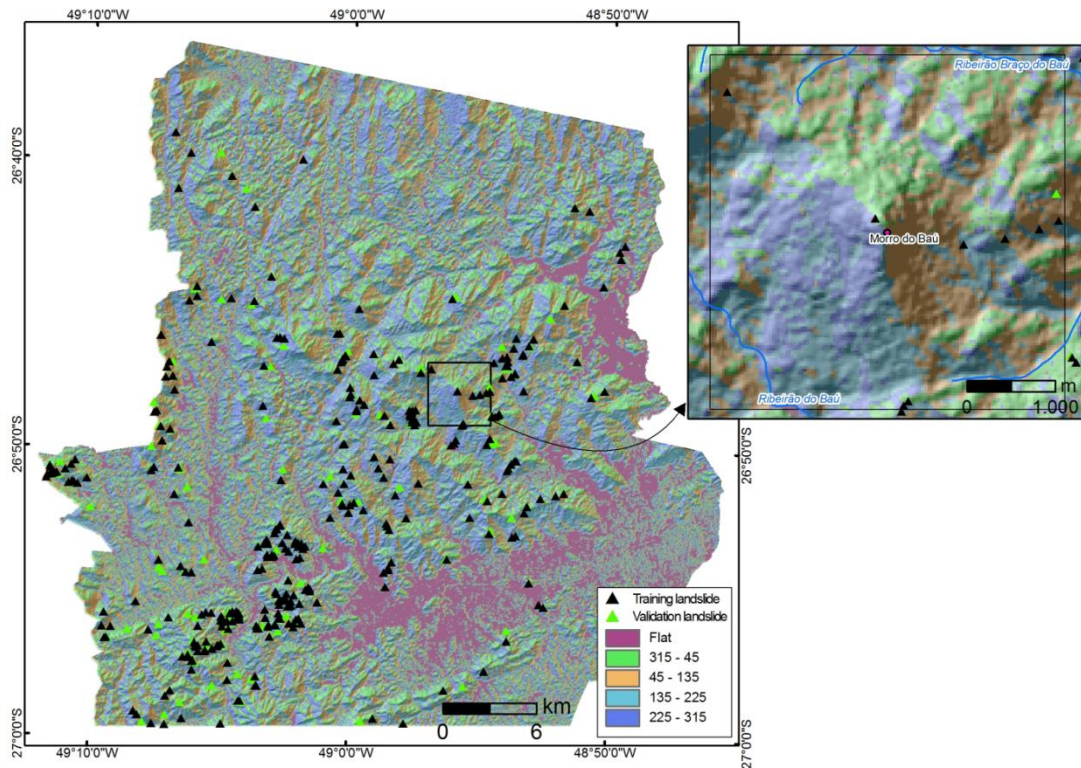


Figura 5.23 – Evidência Orientação da Vertente derivada do SRTM DEM e padronizada para a resolução espacial de 90 m.

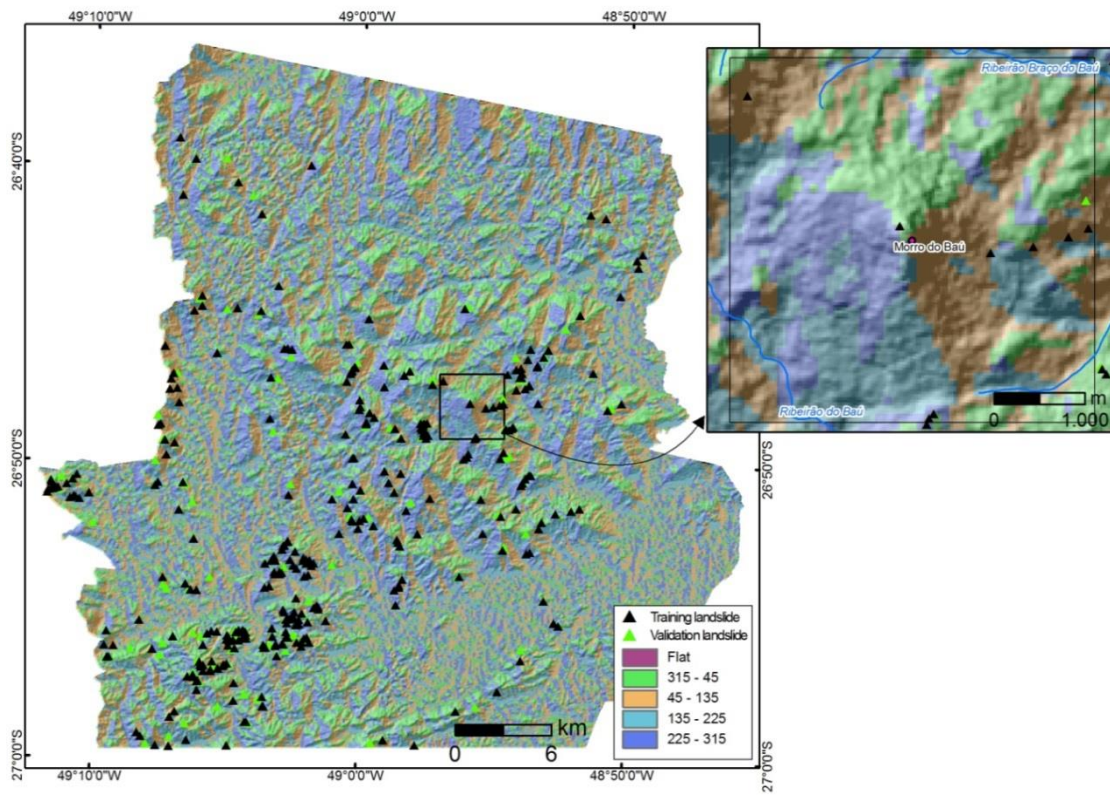
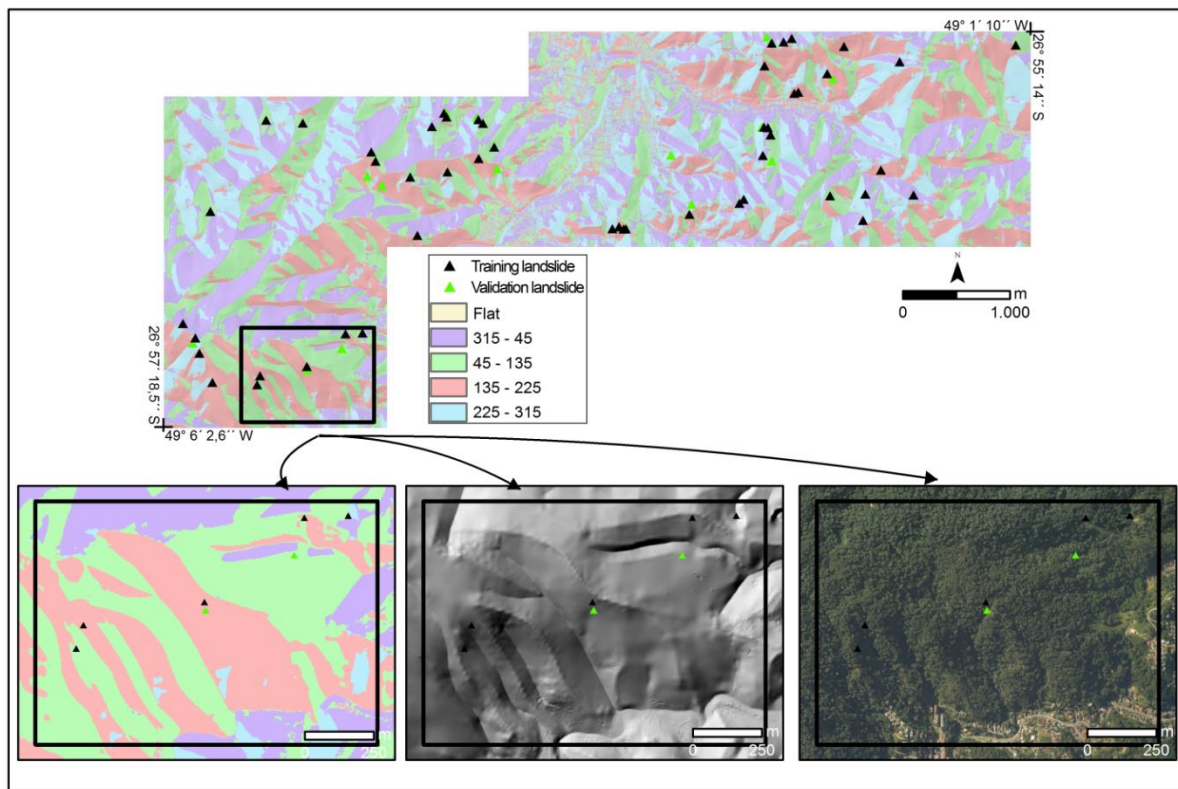




Figura 5.24 – Evidência Orientação da Vertente derivada do SDS *DEM* e padronizada para a resolução espacial de 3 m.



A Declividade (Figuras 5.25, 5.26 e 5.27) é o ângulo de inclinação da superfície local em relação ao plano horizontal (ZEVENBERGEN & THORNE, 1987).

Conforme Lee & Min (2001), o ângulo de inclinação é o parâmetro mais importante na análise das vertentes. Visto que a declividade está diretamente relacionada com os deslizamentos e é frequentemente usado na preparação de mapas de suscetibilidade (ERCANOGLU & GOKCEOGLU, 2004; LEE *et al.*, 2004; LEE, 2005).

O *Topographic Wetness Index* ou Índice Topográfico de Umidade (Figuras 5.30, 5.31 e 5.32) quantifica o controle da topografia local nos processos hidrológicos e indica a distribuição espacial da umidade no solo e da saturação da superfície.

Moore *et al.* (1991) considera no cálculo do TWI que as propriedades do solo são uniformes, por exemplo, a transmissibilidade é constante em toda a bacia hidrográfica. Wood *et al.* (1990) assume que a variação dos componentes topográficos são frequentemente muito maior que a variabilidades local na transmissividade do solo, e a (Equação 5.1) pode ser usada no cálculo do TWI. Na Figura 5.28 é demonstrado a obtenção do TWI numa vertente específica.

$$TWI = \ln\left(\frac{A_s}{\tan\beta}\right) \quad (\text{Eq. 5.1})$$

Onde:

$A_s$  = Área de captação ( $m^2/m$ ).

$\beta$  = Inclinação em graus.

Figura 5.25 – Evidência Declividade derivada do ASTER DEM e padronizada para a resolução espacial de 30 m.

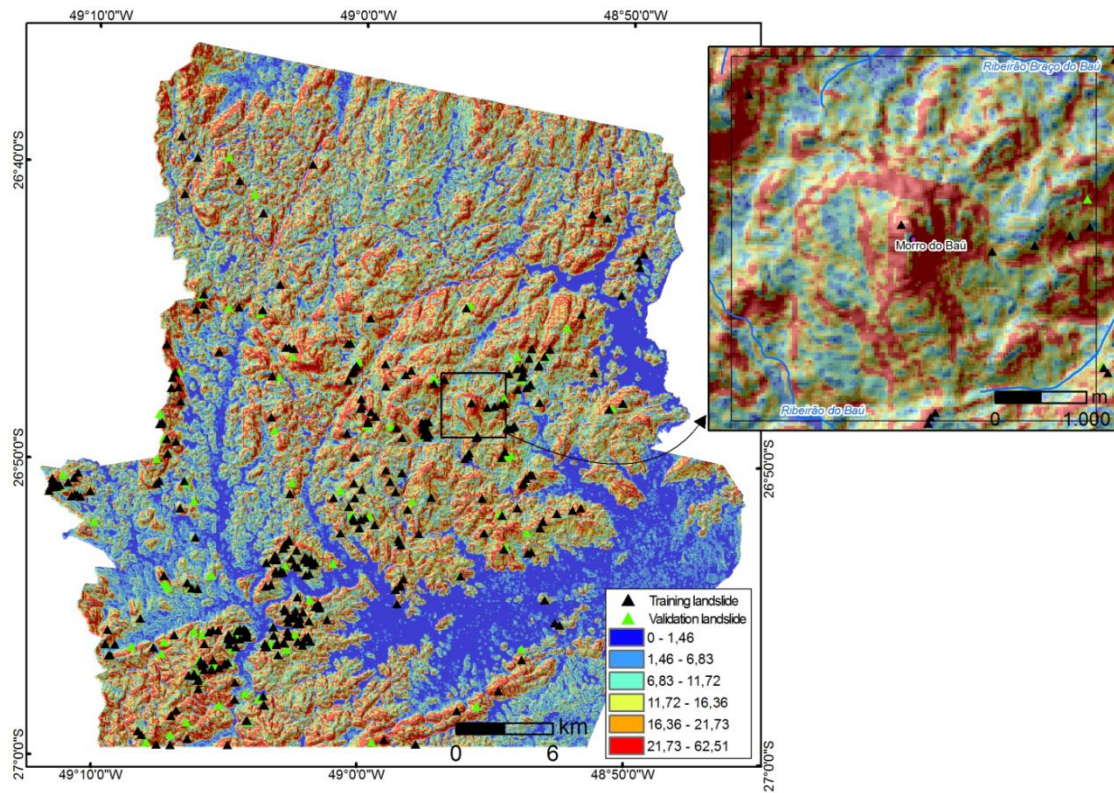


Figura 5.26 – Evidência Declividade derivada do SRTM DEM e padronizada para a resolução espacial de 90 m.

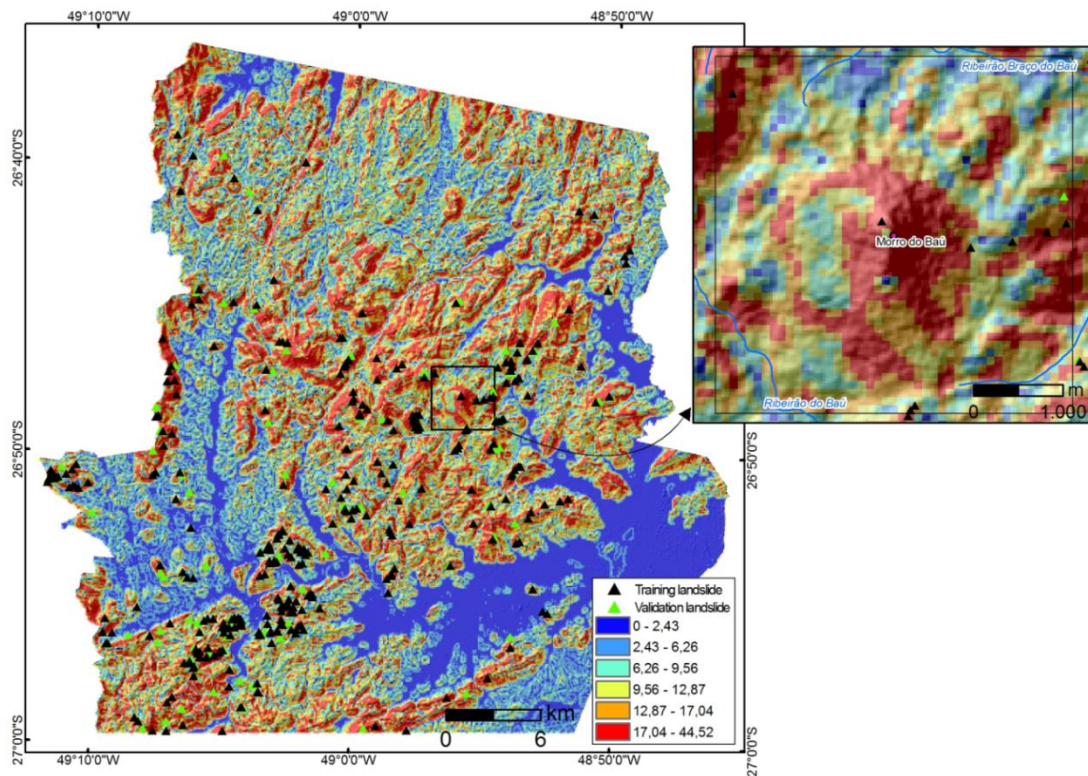




Figura 5.27 – Evidência Declividade derivada do SDS *DEM* e padronizada para a resolução espacial de 3 m.

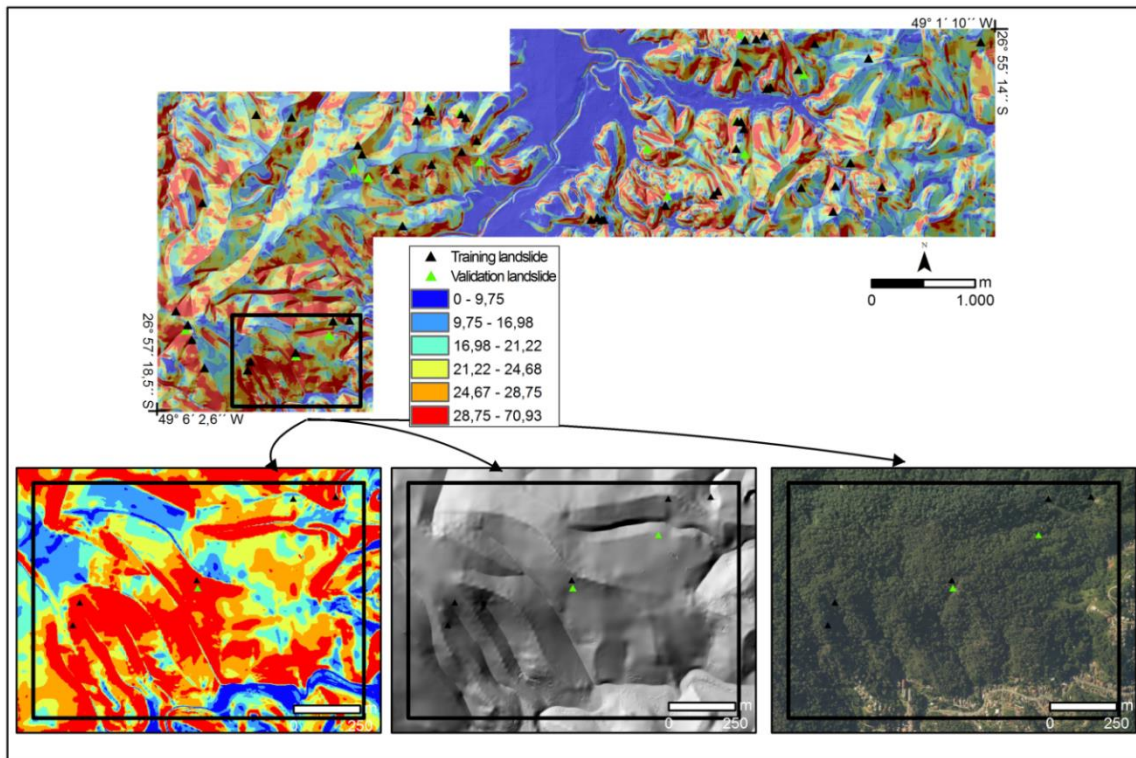
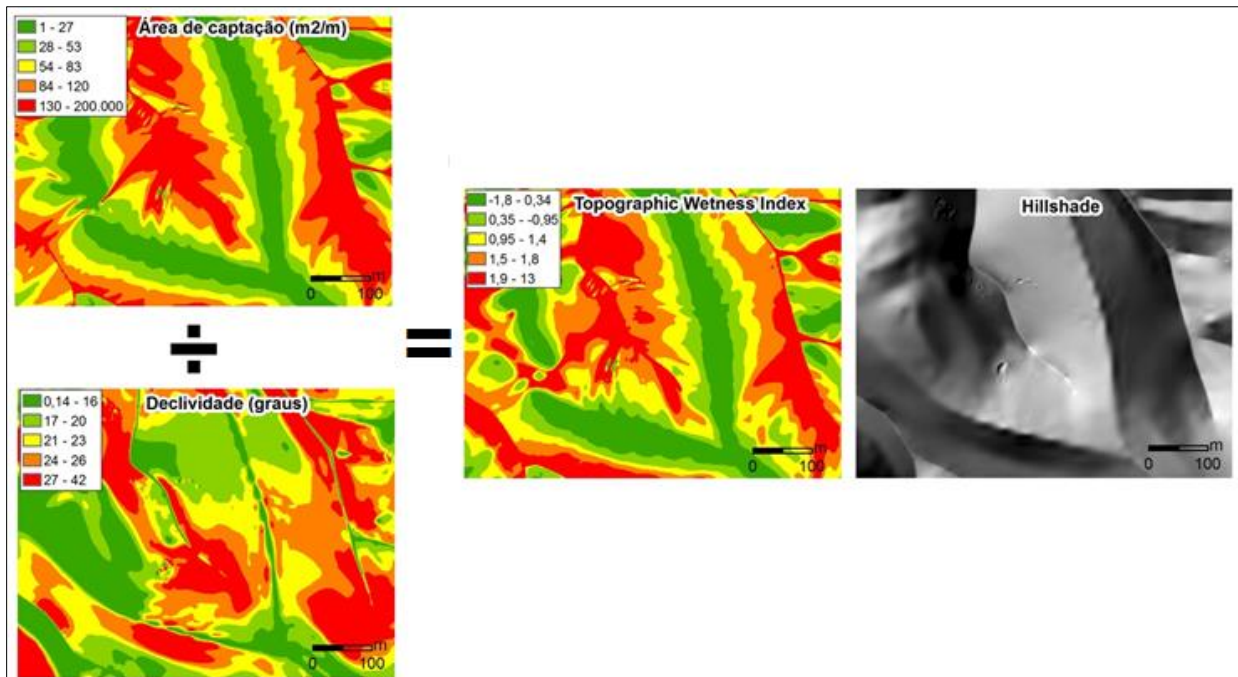


Figura 5.28 – O fundo de vale e as porções côncavas das vertentes apresentam maiores valores de TWI, quando comparado com os topos e as porções convexas. O mapa de sombreamento é utilizado para facilitar a interpretação dos resultados.

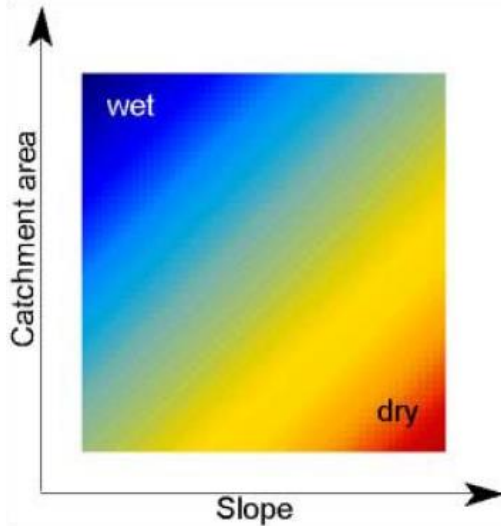


A área de captação de um determinado ponto do terreno corresponde a toda área capaz de fornecer escoamento a esse local. Corresponde também ao acúmulo de todas as linhas de fluxo que passam por esse ponto, por isso chamado também de fluxo acumulado. Essa variável, em analogia ao comprimento de rampa, indica o grau de confluência do escoamento, e difere deste por avaliar esse efeito em duas dimensões (área), em vez de uma distância (VALERIANO, 2008a).

À medida que o fluxo acumulado aumenta ( $A_s$ ) e a declividade diminui ( $\beta$ ), o TWI tende a aumentar (Figura 5.29). Isto pode levar a correlações mais elevadas de umidade do solo com índice topográfico do que com a área de captação e declividade aplicadas de forma separada.

Quando os valores de declividade aumentam ou os valores de área de captação diminuem, menores serão os valores de TWI (Tabela 5.3).

Figura 5.29 – Relação entre a área de captação (*catchment área*) e a declividade. Os solos mais úmidos (*wet*) serão aqueles com baixa inclinação e altos valores de captação.



FONTE: (FLORINSKY, 2012).

Figura 5.30 – Evidência *Topographic Wetness Index* derivada do ASTER *DEM* e padronizada para a resolução espacial de 30 m.

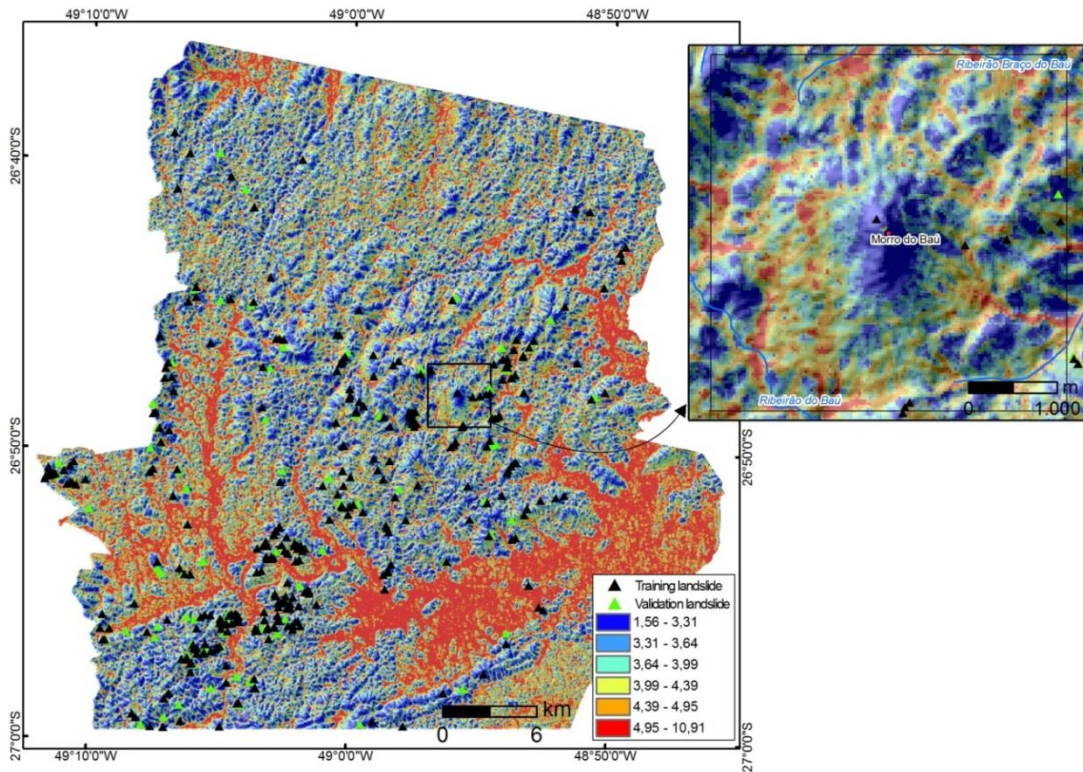




Figura 5.31 – Evidência *Topographic Wetness Index* derivada do SRTM *DEM* e padronizada para a resolução espacial de 90 m.

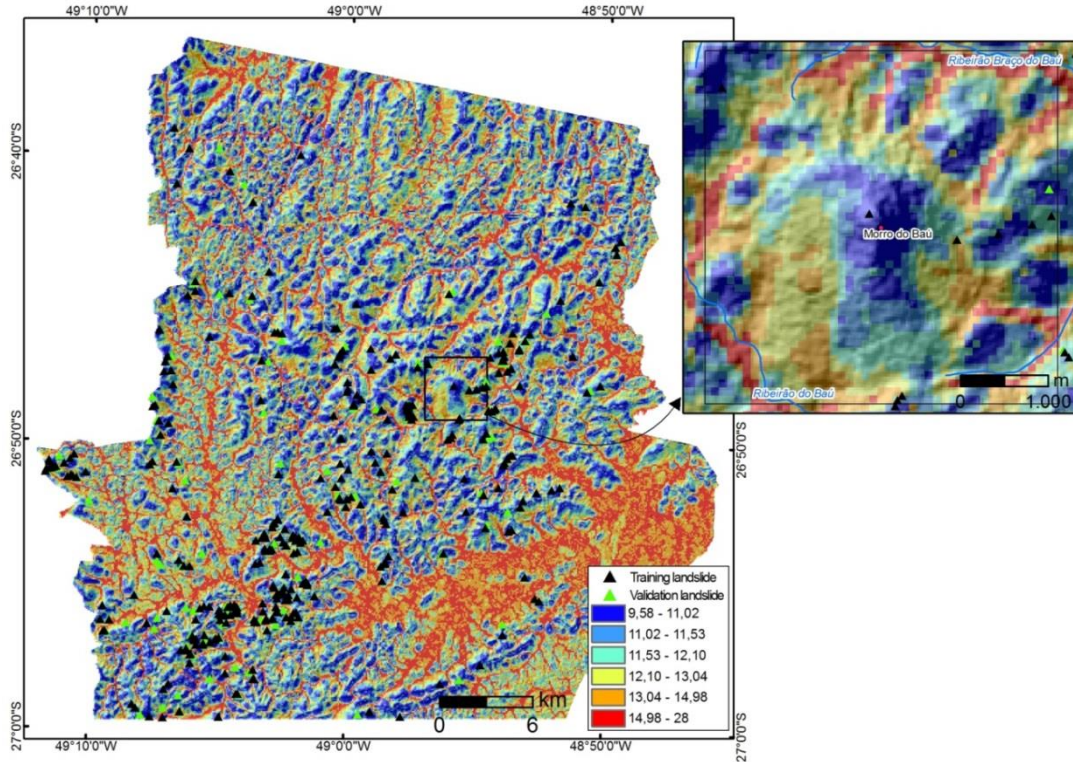
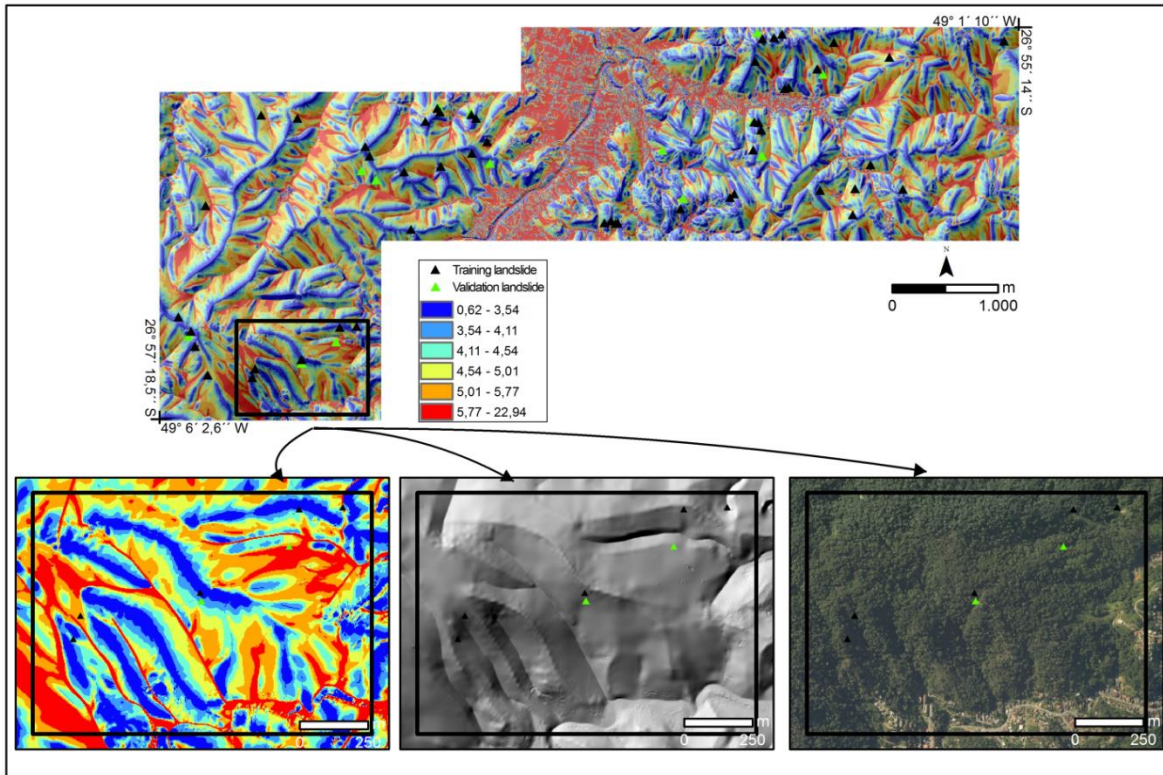


Figura 5.32 – Evidência *Topographic Wetness Index* derivada do SDS *DEM* e padronizada para a resolução espacial de 3 m.



O *Stream Power Index* ou o Índice de Corrente de Fluxo (Figuras 5.34, 5.35 e 5.36) representa o poder de escoamento, medida pelo fluxo erosivo da água como base no pressuposto de que a descarga é proporcional à área de captação específica (MOORE *et al.*, 1991). Na Figura 5.33 também é demonstrado a obtenção do SPI numa vertente específica.

$$SPI = \ln(A_s \times \tan\beta)$$

Onde:

$A_s$  = Área de captação ( $m^2/m$ )

$\beta$  = Inclinação em graus.

À medida que a área de captação e a inclinação aumentam, maior o volume e a velocidade de escoamento da água advinda das porções situadas a montante. Moore *et al.* (1991) afirmou que o SPI controla o potencial poder erosivo do escoamento superficial. Portanto, esses processos podem ser considerados como um dos componentes de deflagração dos deslizamentos (LEE & MIN, 2001; NEFESOGLU *et al.*, 2008; YILMAZ, 2009b). Quando os valores de declividade aumentam ou os valores de área de captação diminuem, maiores serão os valores de SPI (Tabela 5.3).

Tabela 5.3 - Relação entre os valores de declividade e área de captação com os índices TWI e SPI.

Área de captação $m^2/m$	Declividade em graus	TWI	SPI
		$\ln(A_s/\tan\beta)$	$\ln A_s \times \tan\beta$
2000	10	5,298317367	9,903488
2000	20	4,605170186	10,59663
2000	30	4,199705078	11,0021
1000	10	4,605170186	9,21034
1000	20	3,912023005	9,903488
1000	30	3,506557897	10,30895

Figura 5.33 – Os valores elevados de SPI, classe vermelha, representam os locais com maior poder de escoamento.

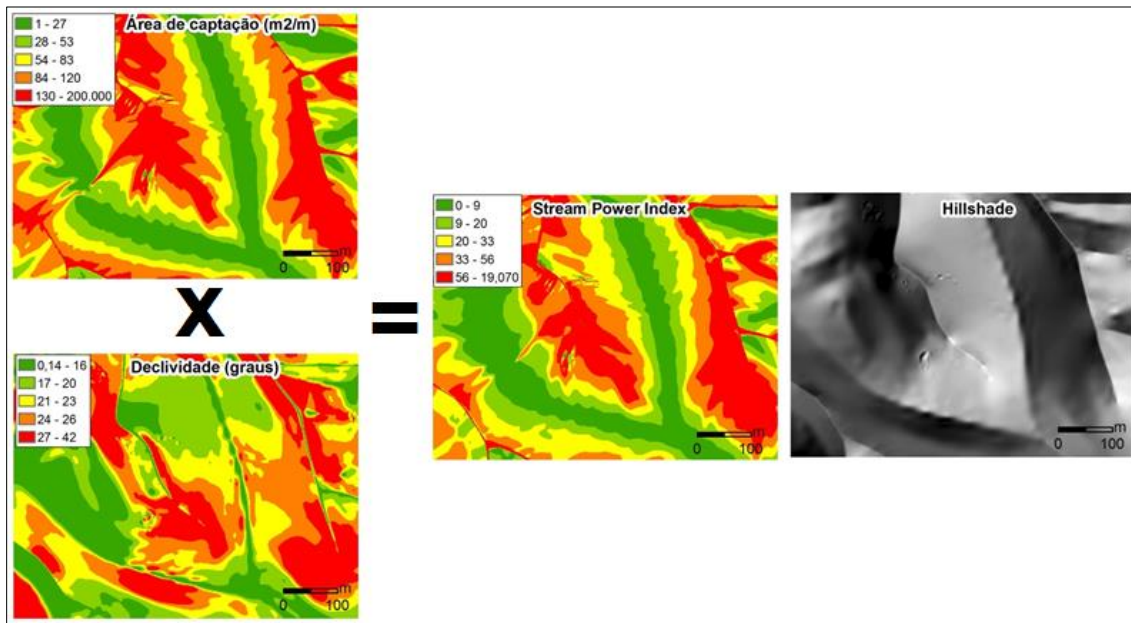




Figura 5.34 – Evidência *Stream Power Index* derivada do ASTER DEM e padronizada para a resolução espacial de 30 m.

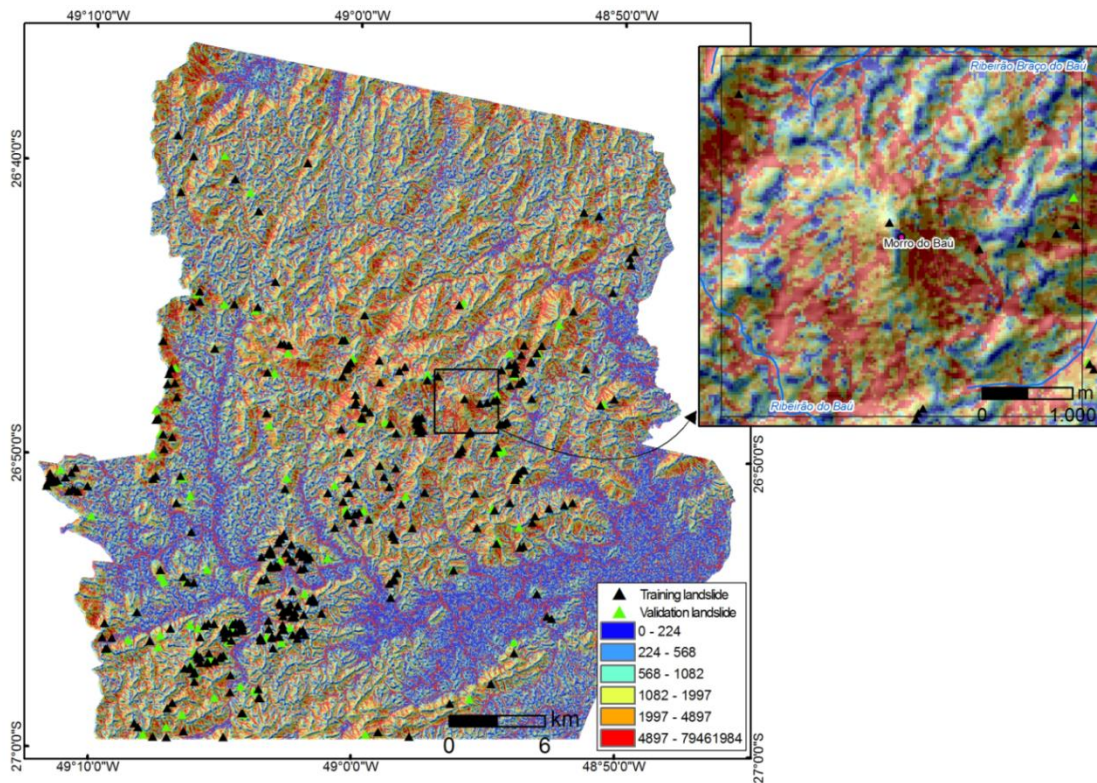


Figura 5.35 – Evidência *Stream Power Index* derivada do SRTM DEM e padronizada para a resolução espacial de 90 m.

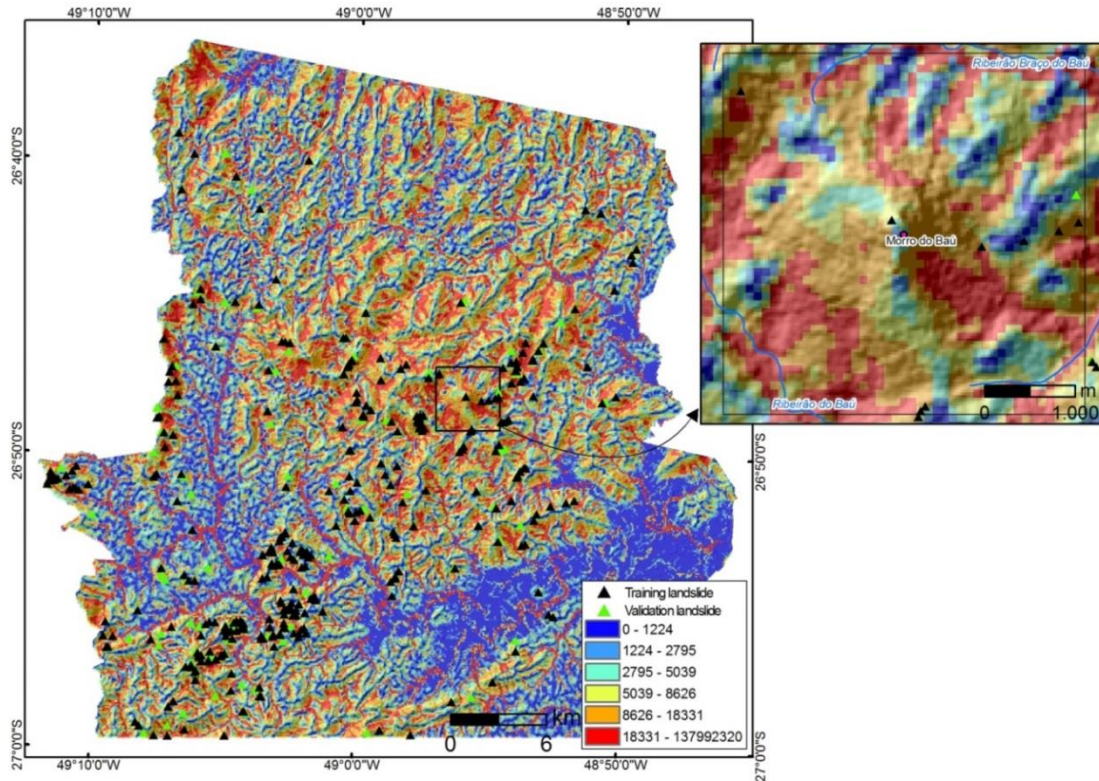
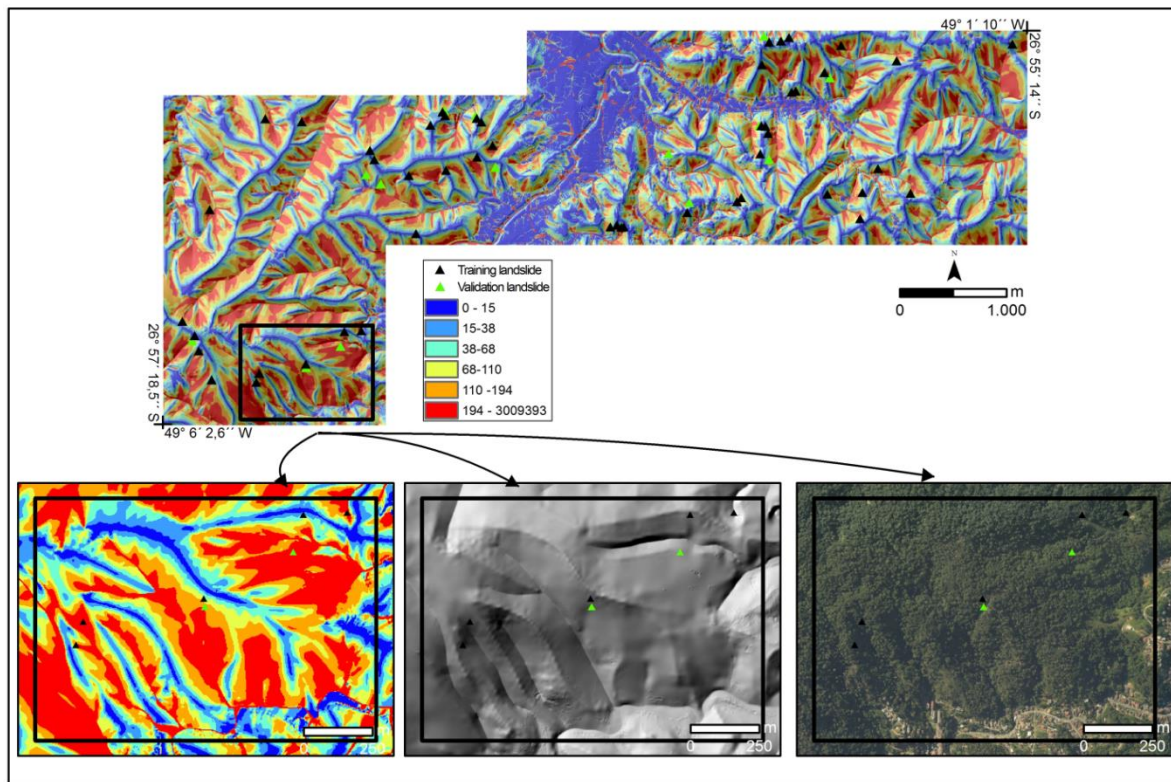


Figura 5.36 – Evidência *Stream Power Index* derivada do SDS DEM e padronizada para a resolução espacial de 3 m.



O grau de saturação é outra variável geomorfométrica importante que controla a estabilidade da encosta. A proximidade das vertentes para estruturas de drenagem ou dos cumes é outro fator importante em termos de estabilidade. Drenagens podem afetar adversamente a estabilidade por erosão ou saturação da camada subsuperficial do solo, podendo até aumentar o nível freático (GOKCEOGLU & AKSOY, 1996).

A proximidade com as linhas de drenagem é um fator importante que controla a ocorrência de deslizamentos (GOKCEOGLU & AKSOY, 1996; DAI & LEE, 2002). A presença das drenagens pode influenciar a quantidade de água nas camadas sub e superficial dos solos, além de favorecer a erosão e o início de deslizamentos.

Na etapa de inventariação, observaram-se muitos deslizamentos nas proximidades dos cumes ou afastados das drenagens. Para incluir o efeito dos canais ou topo das vertentes na avaliação de suscetibilidade a deslizamentos, as evidências Distância das Drenagens (Figuras 5.37, 5.38 e 5.39) e Distância dos Cumes foram elaboradas pelo método de Böhner & Köthe (2003).

O comprimento de rampa tem importante influência sobre o comportamento do escoamento superficial, determinando a velocidade do fluxo e o seu grau de confluência (VALERIANO, 2008a). Olaya (2004) afirma que a quantidade de material, o tamanho das partículas e a velocidade com que a água irá escorrer dependem do comprimento de rampa. À medida que o comprimento de rampa aumenta, maior o volume de água e energia cinética na vertente, por conseguinte, maior a energia fornecida para deflagração de deslizamentos (Figuras 5.40, 5.41 e 5.42).



Figura 5.37 – Evidência Distância das Drenagens derivada do ASTER DEM e padronizada para a resolução espacial de 30 m.

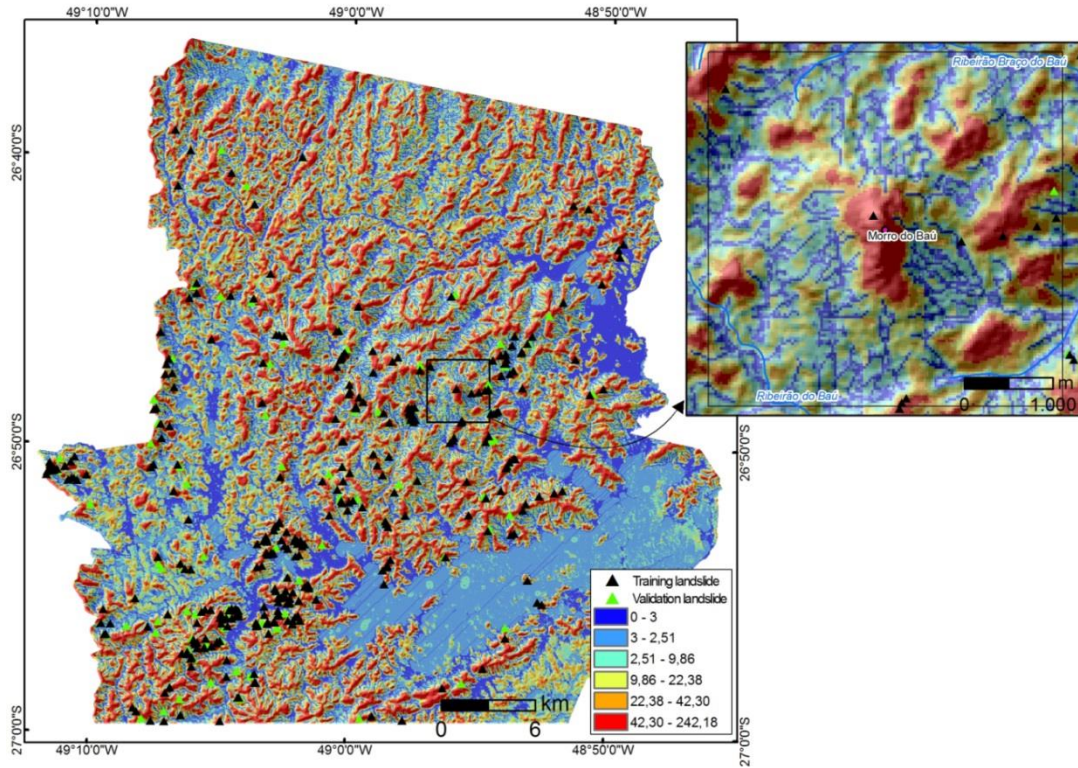


Figura 5.38 – Evidência Distância das Drenagens derivada do SRTM *DEM* e padronizada para a resolução espacial de 90 m.

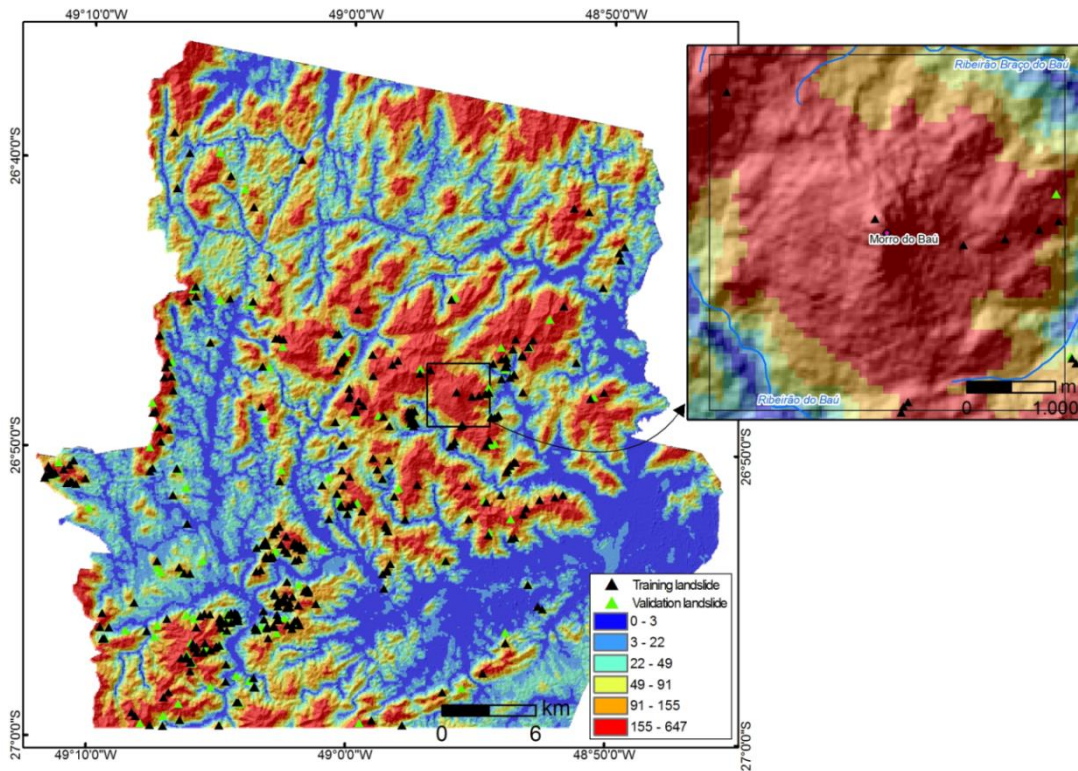


Figura 5.39 – Evidência Distância das Drenagens derivada do SDS *DEM* e padronizada para a resolução espacial de 3 m.

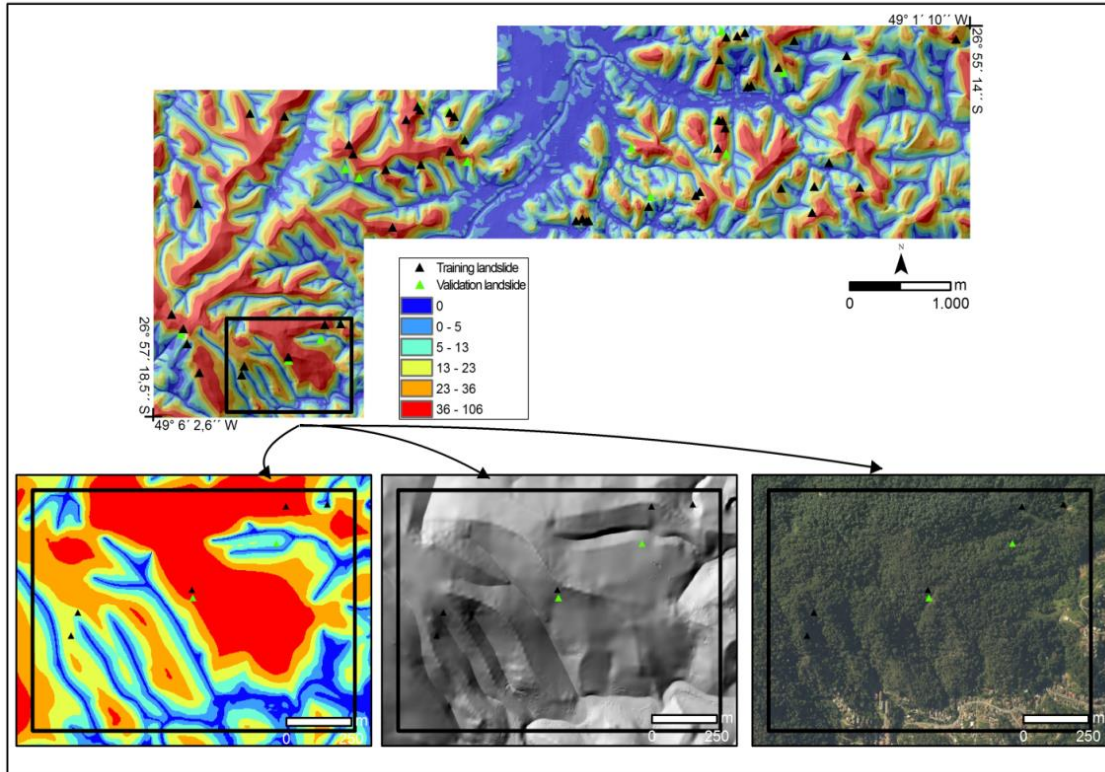




Figura 5.40 – Evidência comprimento de rampa derivada do ASTER DEM e padronizada para a resolução espacial de 30 m.

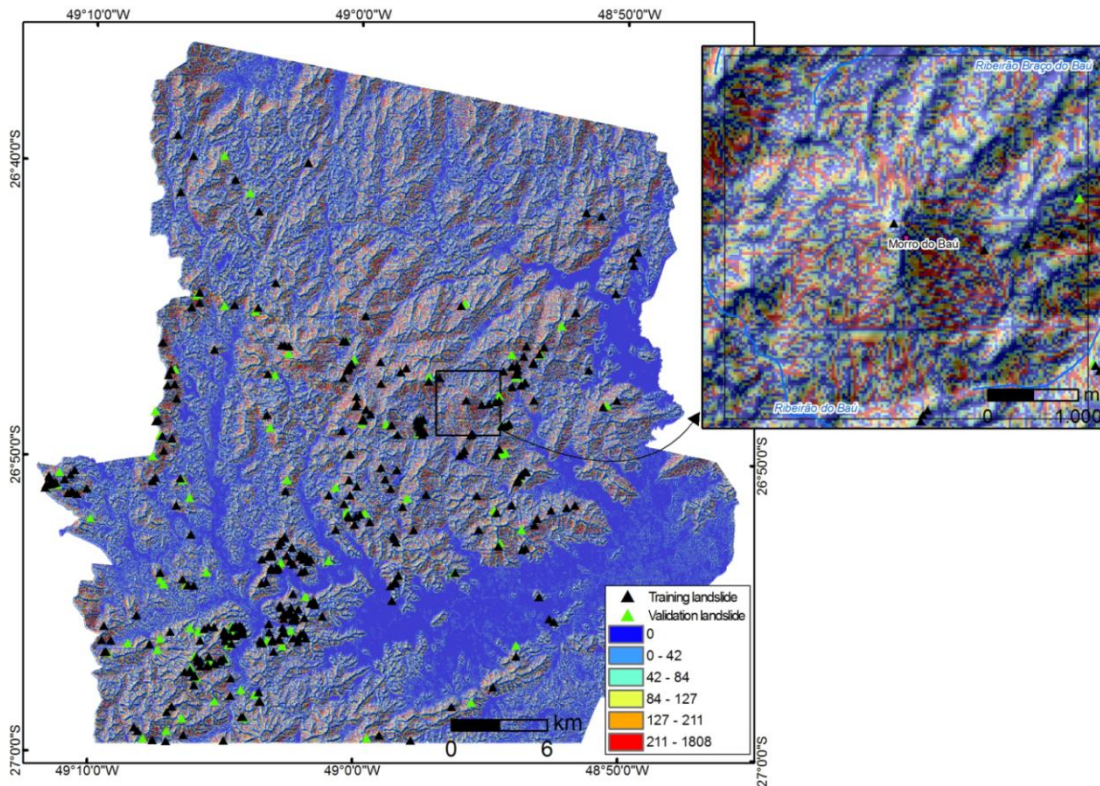




Figura 5.41 – Evidência comprimento de rampa derivada do SRTM DEM e padronizada para a resolução espacial de 90 m.

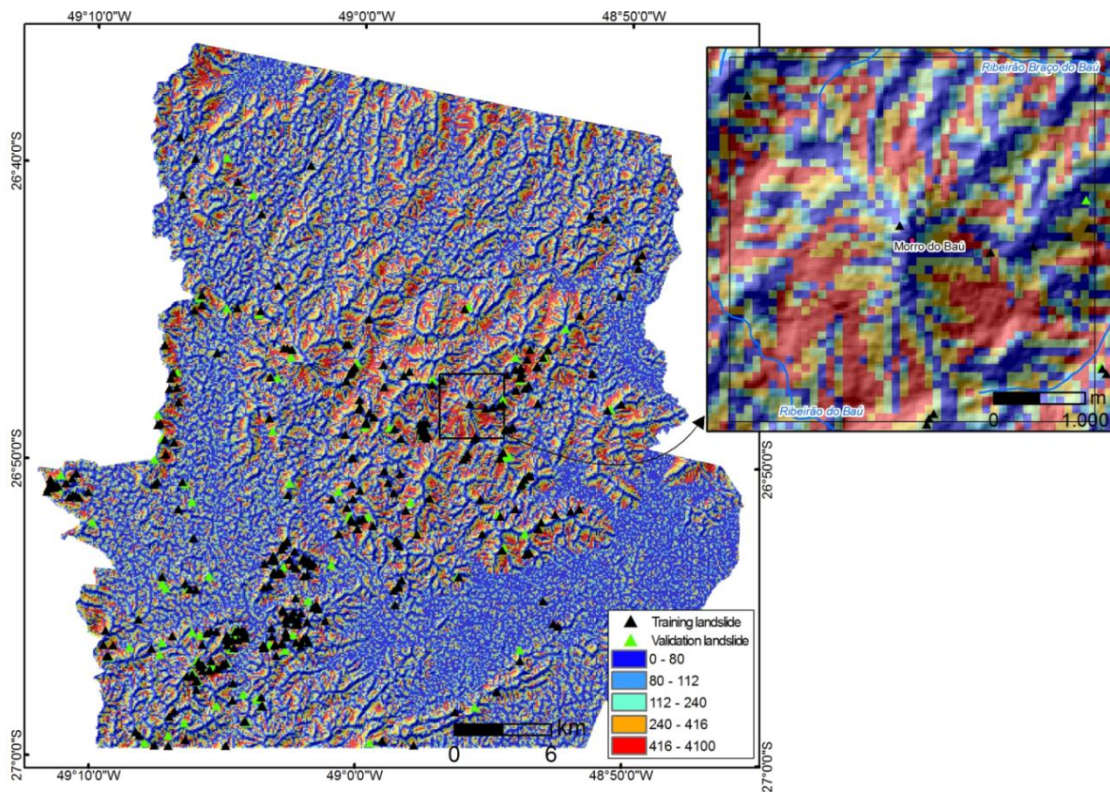
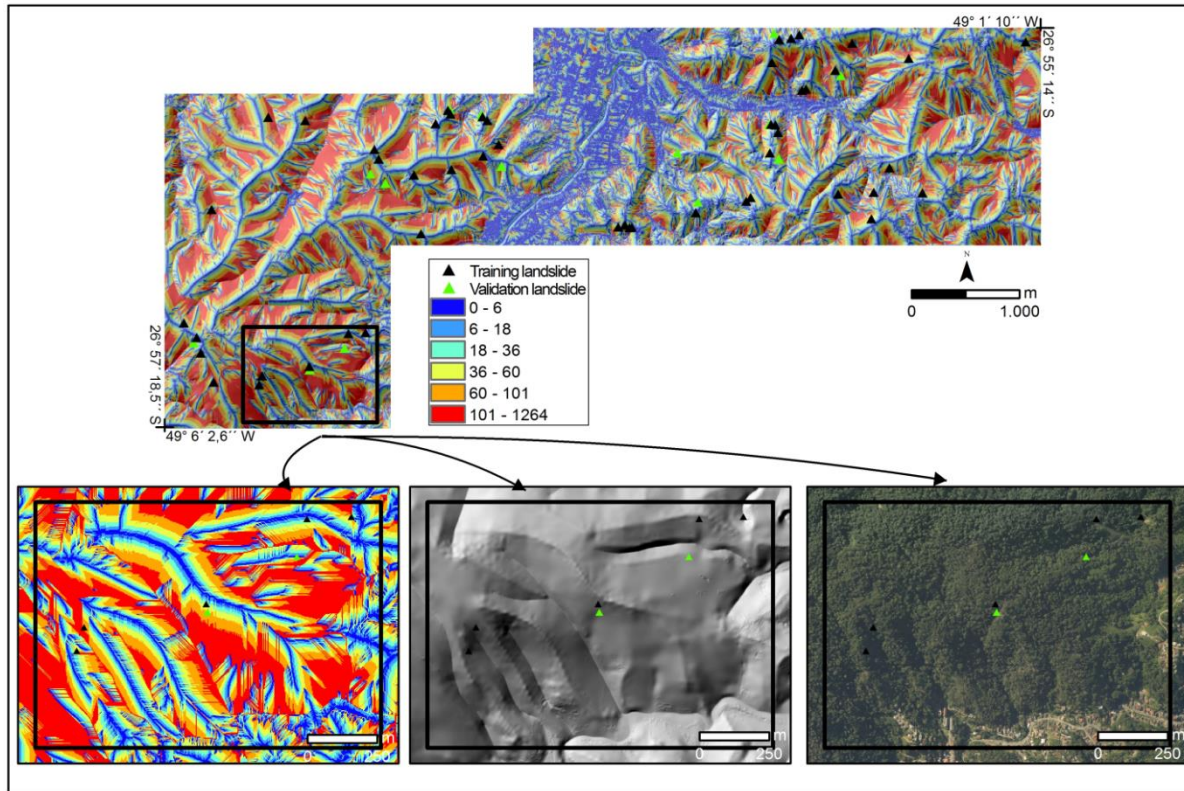
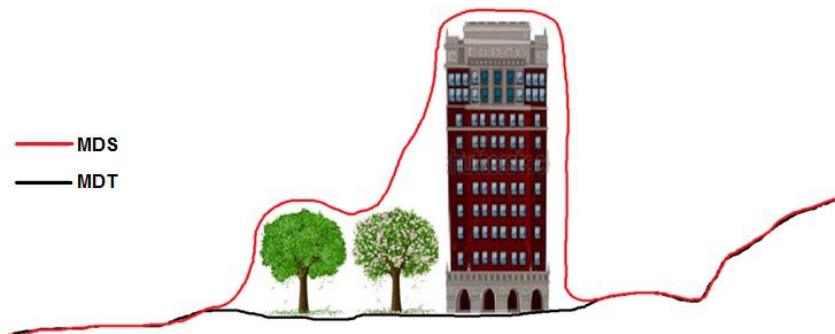


Figura 5.42 – Evidência comprimento de rampa derivada do SDS *DEM* e padronizada para a resolução espacial de 3 m.



Por fim, a Simulação da Altura do Dossel foi obtida pela subtração do Modelo Digital de Superfície com o Modelo Digital do Terreno provenientes dos dados do aerolevantamento local (Figura 5.44). Conforme Van Westen *et al.* (2008), a diferença entre o MDS e o MDT favore a obtenção de informações necessárias para a análise do risco. Por exemplo, os elementos em risco para análise de vulnerabilidade (prédios, construções e etc) ou a altura do dossel das árvores para análise de suscetibilidade (Figura 5.43).

Figura 5.43 – A diferença entre o MDS (linha vermelha) e o MDT (linha preta) fornece informações do meio físico e antrópico para análise do risco.



A Distância dos Cumes (Figura 5.45) e a Simulação da Altura do Dossel foram implementadas, exclusivamente, nos dados aéreos. A necessidade de empregar um número igualitário de evidências para cada conjunto de dados e a não inclusão dos dados geológicos motivou a adição destas duas evidências.

Figura 5.44 – Evidência Simulação da Altura do Dossel derivada do SDS *DEM* e padronizada para a resolução espacial de 3 m.

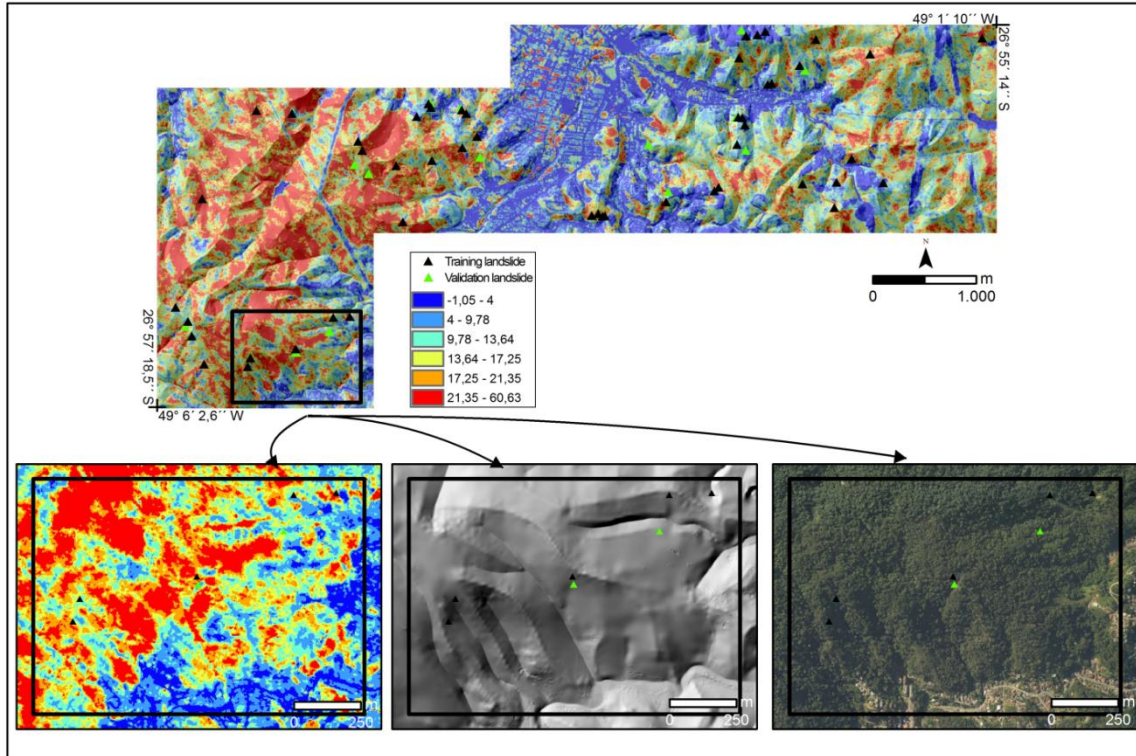
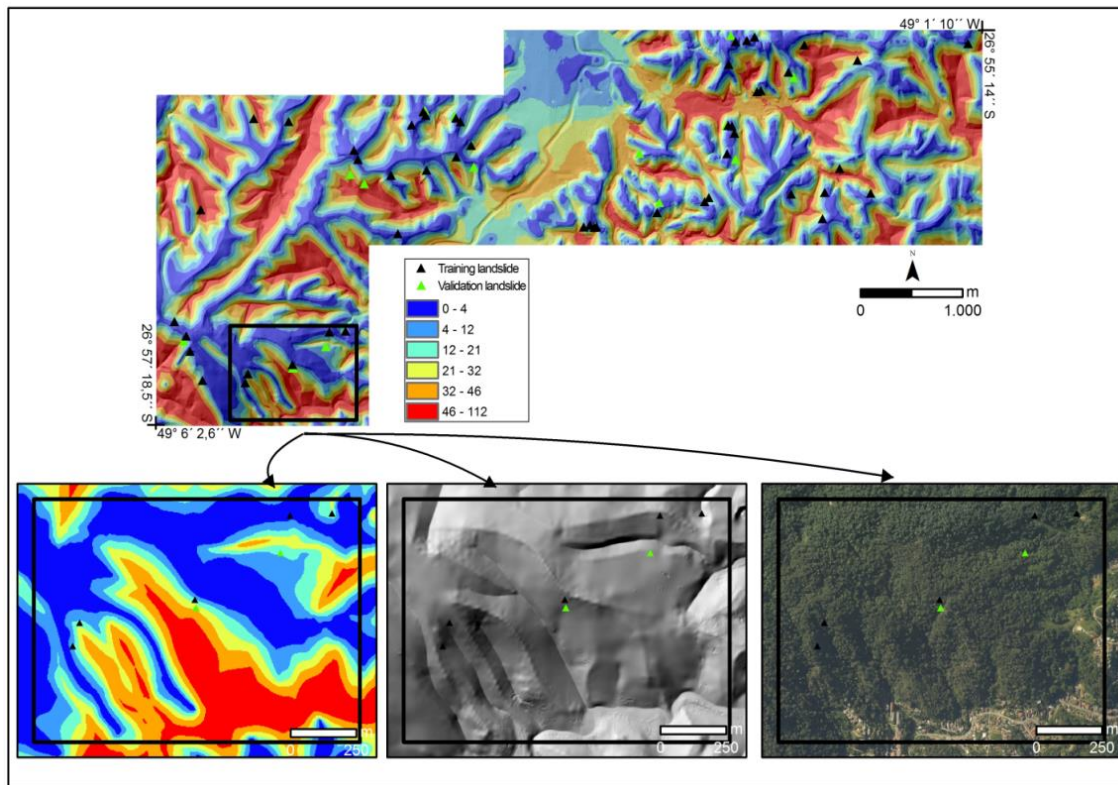




Figura 5.45 – Evidência Distância dos Cumes derivada do SDS *DEM* e padronizada para a resolução espacial de 3 m.



Os atributos topográficos e relacionados à água descritos anteriormente foram calculados pelos algoritmos internos dos aplicativos ArcGIS 9.3 e SAGA GIS.

## 5.2.2 OS MÉTODOS APLICADOS À ANÁLISE DE SUSCETIBILIDADE

De um modo geral, os principais métodos e grupos utilizados na previsão de áreas suscetíveis a deslizamentos podem ser analisados de forma qualitativa ou quantitativa, e direta ou indireta (BRABB, 1984; VARNES, 1984; CARRARA *et al.*, 1995; GUZZETTI *et al.*, 1999; ALEOTTI & CHOWDHURY, 1999; GUZZETTI, 2005; BRENNING, 2005). Num ambiente SIG esses métodos - heurísticos, análise de inventários e aplicação de modelos com base em estatística - podem ser guiados tanto pelo conhecimento dos dados (*knowledge-driven*) quanto pelo dados (*data-driven*), e fazem uso de relações espaciais indiretas ou diretas entre os escorregamentos e os fatores espaciais do meio físico e antrópico.

Para alcançar os objetivos propostos, serão comparados os métodos de mapeamento guiados tanto pelos dados (Pesos de Evidência e Relação de Frequência) quanto pelo conhecimento de dados (Lógica Fuzzy e o Índice de Suscetibilidade a Deslizamento).

### 5.2.2.1 Análise por pesos de evidência

Pesos de evidência (*WofE – Weights of Evidence*) é um método estatístico multivariado discreto, apoiado na ideia de probabilidade *a priori* e *a posteriori*. Ele permite avaliar as relações entre a distribuição espacial dos locais afetados por deslizamento (*training point*) e a distribuição espacial dos fatores causadores. Por conseguinte, é possível calcular o grau de influência que cada fator teve e, possivelmente, terá no futuro, no caso de novas ocorrências de deslizamento (BONHAM-CARTER, 1994; AGTERBERG & CHENG, 2002; CORREIA *et al.*, 2013).

A magnitude do contraste e do *Studentized Contrast* reflete a associação espacial entre o fator causal e o deslizamento. Se eles são positivos, a classe da evidência é favorável à ocorrência de deslizamentos, e se forem negativos, é desfavorável para a ocorrência de deslizamentos. Se tenderem a zero, isto indica que a classe da evidência mostra pouca relação com os deslizamentos.

Neste capítulo, os valores de contraste foram utilizados para identificar os fatores preparatórios dos deslizamentos, enquanto que o *Studentized Contrast* separou as classes que constituirão o mapa final de suscetibilidade. Para isso, as diversas evidências utilizadas na análise foram reclassificadas e transformadas em mapas multiclasses por meio da generalização dos valores de *Studentized Contrast* (ST\_CNT). Assim, cada evidência terá apenas as classes favoráveis “*inside*” com (ST\_CNT) > 1 e desfavorável “*outside*” com (ST\_CNT) < 1.

O valor de (ST\_CNT) > 1, por exemplo, sugere uma significância estatística do contraste em  $\alpha = 0,05$  (BONHAM-CARTER *et al.*, 1989).

Destaca-se que no método *Extended WofE* ou multiclasses, todas as evidências são inseridas para a elaboração do mapa final de suscetibilidade, assim como não são realizados os cálculo de independência condicional entre os temas. A reclassificação, hierarquização e comparação dos mapas finais de suscetibilidade motivaram a adoção do método *Extended WofE*. No próximo capítulo, será dada ênfase para o método *binary WofE*, ou seja, qual o valor absoluto (probabilidade *a posteriori*) de ocorrer um deslizamento.

#### 5.2.2.2 Inferência Fuzzy

A lógica *Fuzzy* surgiu com base na teoria dos conjuntos, publicada no ano de 1965 por Lotfi A. Zadeh. Na teoria dos conjuntos *Fuzzy*, a adesão pode assumir qualquer valor entre 0 e 1, que refletirá o grau de certeza da adesão. Logo, os seus limites não serão precisos. Ao contrário da lógica booleana, ela reporta muito mais informações, pois não se restringe ao verdadeiro e falso “é ou não é”. Isso permite que a lógica *Fuzzy* atribua valores lógicos intermediários aos eventos do meio físico com muito mais detalhe e gradualidade, anteposto aos limites rígidos da lógica clássica.

O processo de transformar os valores de entrada originais para a escala de 0 a 1 de pertinência é chamado *fuzzificação*. Geralmente, os temas ou mapas são reclassificados ou interpretados como dados categóricos e, portanto, não é possível estabelecer-se uma função matemática (*Large*, *MS Small*, *MS Large*, *Linear*, *Small* e etc) para torná-lo um conjunto *Fuzzy*. Para solucionar essa problemática e diminuir o aspecto subjetivo nas atribuições dos *memberships* (pesos) utilizou-se o método estatístico Relação de Frequência (*frequency ratio*).

A Relação de Frequência ou Razão de Frequência é a relação entre o número de deslizamento da classe em porcentagem ( $\beta$ ) com o

domínio da classe em porcentagem ( $\alpha$ ). Quanto maior o valor de FR, mais forte é a relação entre a ocorrência de deslizamento com a classe do tema. Por outro lado, quanto menor o valor de FR, mais fraca será a relação entre a ocorrência de deslizamento com a classe do tema. Os valores de FR foram normalizados entre 0 e 1 para descrever as funções de pertinência *Fuzzy*.

Conforme Lee & Talib (2005), Lee & Sambath (2006), Lee & Tudan (2005), Yilmaz (2007), a técnica Relação de Frequência possui maior facilidade de aplicação, quando comparado como os outros métodos existentes. Além disso, os resultados obtidos são mais inteligíveis.

Os mapas evidenciais, após serem *fuzzificados*, foram combinados utilizando operadores *Fuzzy*, a fim de se gerar os modelos de suscetibilidade final. Neste trabalho, foram utilizados os seguintes operadores: “*Fuzzy-And*”, “*Fuzzy-OR*”, “*Fuzzy-Sum*”, “*Fuzzy-Product*” e “*Fuzzy-Gamma*”. Detalhes sobre funções e operadores *Fuzzy* podem ser obtidas em Bonhan-carter (1994) e Zimmerman (1996).

### 5.2.2.3 Análise pelo Índice de Suscetibilidade a Deslizamento (ISD)

Os valores da Relação de Frequência foram também utilizados para obter o Índice de Suscetibilidade a Deslizamento (ISD). Neste caso, a classe de maior valor do conjunto de cada dado foi utilizada para normalizar as demais classes. Posteriormente, a normalização dos dados, empregou-se a ferramenta *weighted sum overlay* para sumarização dos valores da última coluna das Tabelas 5.4, 5.5 e 5.6.

Nos dados SRTM, por exemplo, a classe 5 (Formação Gaspar) de maior valor de *Ratio* (4,42) do tema Geologia foi utilizada para normalizar as demais classes (Tabela 5.4). Assim, a Formação Gaspar será a única classe que terá o valor de ISD igual a 1 e, também, será a classe de maior valor de suscetibilidade neste conjunto de dados.

Além das facilidades de interpretação, a normalização dos dados pela classe de maior valor diminui os valores finais do ISD e, conseqüentemente, a maximização ou superestimação dos valores no mapa final de suscetibilidade.

O ISD deste trabalho assemelha-se aos obtidos por Lee & Min (2001) e Lee & Talib (2005), sendo que a principal diferença reside na normalização dos dados que serão sumarizados. Enquanto eles elaboraram o mapa final de suscetibilidade pela sumarização dos ratios



( $\Sigma$  Ratio), neste trabalho a sumarização ocorreu pelo índice ISD ( $\Sigma$  ISD).

### 5.2.3 SELEÇÃO DOS MODELOS DE SUSCETIBILIDADE A DESLIZAMENTO E VALIDAÇÃO DOS DADOS

Após a modelagem, os valores finais dos mapas de suscetibilidade, representados por números contínuos, foram reclassificados e hierarquizados em dez<sup>42</sup> classes de área igual (*equal area*). Conforme Chung & Fabbri (2003), a categorização permite visualizar, validar e comparar diferentes mapas de suscetibilidade.

As altas taxas de *Prediction Rate Curve* (PRC) são obtidas quando a maioria dos deslizamentos inventariados ocorre na classe de alta suscetibilidade, e que esta classe tenha baixos valores de área mapeada.

Por fim, o melhor modelo de suscetibilidade a deslizamento para cada conjunto de dados foi selecionado considerando somente a análise das curvas de predição. Para tanto, utilizou-se o método *Prediction Rate Curve*, já que foram obtidos deslizamentos independentes, ou seja, utilizou-se pontos de treinamento que não foram empregados no processo da modelagem (Chung & Fabbri, 2003). Detalhes sobre validação e avaliação de modelos preditivos em análises de risco podem ser obtidos em Beguería (2006) e no tópico 3.7.2.

Ressalta-se que o inventário de deslizamento foi dividido aleatoriamente em dados de treinamento (80% das amostras de deslizamento) e validação dos dados (20 % das amostras de deslizamento).

## 5.3 RESULTADO E DISCUSSÃO

### 5.3.1 CÁLCULOS DOS PONDERADORES E OBTENÇÃO DOS PRINCIPAIS FATORES PREPARATÓRIOS DOS DESLIZAMENTOS

Dos três inventários obtidos anteriormente, aplicou-se neste capítulo o inventário do desastre de 2008, especificamente os deslizamentos em vertentes naturais. Do total de 428 deslizamentos cadastrados na área de 1.414 km<sup>2</sup>, 340 foram utilizados nas etapas de modelagem e 88 nas etapas de validação dos dados SRTM e ASTER.

---

<sup>42</sup> Quanto maior o número de classes, mais rígida será a validação.

Para o modelo digital de elevação derivado do aerolevantamento local, em virtude da sua melhor resolução espacial e menor área de estudo (17,82 km<sup>2</sup>), utilizou-se 50 deslizamentos nas etapas de modelagem e 10 nas etapas de validação.

Entre os locais mais atingidos, destaca-se o entorno do Morro do Baú e a porção Sul do município de Blumenau.

A aplicação das modelagens (WofE, *Fuzzy* e ISD) na série de dados, conforme descrição nos métodos, produziram diversas tabelas que sumarizam as estatísticas resultantes dos dados SRTM (Tabela 5.4), ASTER (Tabela 5.5) e SDS (Tabela 5.6). As seis primeiras colunas descrevem as classes de cada mapa de evidência, o número de pixels de cada classe  $N\{T_v\}$ , número de deslizamentos por classe  $\{T_v|A_f\}$ , o contraste  $C$ , o desvio padrão do contraste ( $\sigma C$ ) e o contraste normalizado em relação ao seu desvio padrão (*Studentized Contrast* - ST\_CNT), que no caso é um indicador do grau de incerteza; as três colunas seguintes apresentam a porcentagem de classe em relação à área total ( $\alpha$ ), a porcentagem de deslizamento em cada classe ( $\beta$ ), o *Ratio* ou a Relação de Frequência ( $\beta / \alpha$ ); a nona coluna mostra os valores fuzzificados (*memberships*), normalizado em relação à classe de maior valor e, finalmente, a última coluna (ISD) representa a relação de frequência normalizada pela classe de maior valor de cada conjunto de dados.

É importante observar os cálculos dos contrastes, do *Studentized Contrast*, dos *Ratios*, dos *memberships* e o ISD, que representam a medida de correlação espacial entre o evento (deslizamento) e o fator preparatório (evidência), de forma que, quanto maior esse valor, mais elevada será a associação espacial entre eles. Por exemplo, se o *ratio* é maior do que 1, isto significa uma correlação mais elevada, e um *ratio* inferior significa uma menor correlação (LEE & TALIB, 2005). Além disso, se o contraste é positivo, a classe é favorável à ocorrência de deslizamentos; se for negativo, é desfavorável. Se o contraste for próximo de zero, a classe apresenta pouca relação com a ocorrência dos deslizamentos (BONHAM-CARTER, 1994; CARRANZA & HALE, 2000; CARRANZA, 2004; REGMI *et al.*, 2010). Esta correlação pôde ser confirmada tanto nos dados orbitais quanto nos dados aéreos (Tabelas 5.4, 5.5 e 5.6).

Tabela 5.4 - Cálculos dos ponderadores para as diferentes abordagens utilizadas nos dados SRTM.

Comprimento de Rampa										
Classes	$N\{T_v\}$	$\{T_v A_f\}$	$C$	$\sigma C$	ST_CNT	$\alpha$	$\beta$	Ratio	Fuzzy	ISD
0 – 80	75794	163	0,181	0,11	1,67	43,46	47,94	1,10	0,98	0,25
80-112	21834	34	-0,254	0,18	-1,40	12,52	10,00	0,80	0,71	0,18
112-240	38352	69	-0,102	0,14	-0,76	21,99	20,29	0,92	0,82	0,21
240-416	20976	46	0,135	0,16	0,85	12,03	13,53	1,12	1,00	0,25
416-4100	17435	28	-0,214	0,20	-1,08	10,00	8,24	0,82	0,73	0,19
Stream Power Index										
0-1224	29066	34	-0,589	0,18	-3,25	16,67	10,00	0,60	0,39	0,08
1224-2795	29065	48	-0,197	0,16	-1,26	16,67	14,11	0,84	0,55	0,19
2795-5039	29066	87	0,543	0,12	4,36	16,67	25,58	1,53	1,00	0,35
5039-8626	29065	74	0,331	0,13	2,51	16,67	21,76	1,30	0,85	0,29
8626-18331	29065	69	0,242	0,14	1,79	16,67	20,29	1,21	0,79	0,27
18331-137992320	29064	28	-0,803	0,20	-4,07	16,67	8,26	0,50	0,32	0,11

Declividade (graus)										
0-2,43	28519	6	-2,389	0,41	-5,80	16,35	1,76	0,11	0,05	0,02
2,43-6,26	29675	27	-0,867	0,20	-4,32	17,02	7,94	0,47	0,23	0,11
6,26-9,56	28823	35	-0,546	0,18	-3,06	16,53	10,29	0,62	0,30	0,14
9,56-12,87	28959	74	0,335	0,13	2,55	16,61	21,76	1,31	0,64	0,30
12,87-17,04	29569	82	0,444	0,13	3,49	16,96	24,12	1,42	0,69	0,32
17,04-44,52	28846	116	0,963	0,11	8,40	16,54	34,12	2,06	1,00	0,47
Curvatura em Perfil (rad/m)										
-1,56 - -0,14	27199	103	0,857	0,12	7,25	15,60	30,29	1,94	1,00	0,44
-0,14 - -0,04	26354	68	0,340	0,14	2,51	15,11	20,00	1,32	0,68	0,30
-0,04 - 0,01	27447	38	-0,396	0,17	-2,30	15,74	11,18	0,71	0,37	0,16
0,01 - 0,08	33558	43	-0,499	0,16	-3,06	19,24	12,65	0,66	0,34	0,15
0,08 - 0,17	30545	46	-0,306	0,16	-1,93	17,52	13,53	0,77	0,40	0,17
0,17 - 1,88	29288	42	-0,360	0,16	-2,18	16,79	12,35	0,74	0,38	0,17

Curvatura em Planta (rad/m)										
-1,14 - -0,14	27422	61	0,159	0,14	1,12	15,72	17,94	1,14	0,60	0,26
-0,14 - -0,04	30952	46	-0,322	0,16	-2,03	17,75	13,53	0,76	0,40	0,17
-0,04 - 0,006	30010	35	-0,595	0,18	-3,33	17,21	10,29	0,60	0,31	0,14
0,006 - 0,07	31128	44	-0,380	0,16	-2,35	17,85	12,94	0,73	0,38	0,16
0,07 - 0,18	27489	52	-0,036	0,15	-0,24	15,76	15,29	0,97	0,51	0,22
0,18 - 1,71	27390	102	0,835	0,12	7,05	15,71	30,00	1,91	1,00	0,43
Geologia										
1	1800	1	-1,272	1,00	-1,27	1,04	0,29	0,28	0,06	0,06
2	2235	2	-0,795	0,71	-1,12	1,29	0,59	0,46	0,10	0,10
3	31535	0	0,000	0,00	0,00	18,23	0,00	0,00	0,00	0,00
4	7087	16	0,146	0,26	0,57	4,10	4,71	1,15	0,26	0,26
5	10010	87	1,730	0,12	13,87	5,79	25,59	4,42	1,00	1,00
6	5021	11	0,112	0,31	0,37	2,90	3,24	1,11	0,25	0,25

7	13109	74	1,226	0,13	9,31	7,58	21,76	2,87	0,65	0,65
8	81282	126	-0,409	0,11	-3,64	46,98	37,06	0,79	0,18	0,18
9	1127	2	-0,103	0,71	-0,14	0,65	0,59	0,90	0,20	0,20
10	6099	14	0,162	0,27	0,59	3,52	4,12	1,17	0,26	0,26
11	6645	4	-1,212	0,50	-2,41	3,84	1,18	0,31	0,07	0,07
12	6	0	0,000	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
13	2543	2	-0,926	0,71	-1,30	1,47	0,59	0,40	0,09	0,09
14	4526	1	-2,211	1,00	-2,21	2,62	0,29	0,11	0,03	0,03

NDVI

-1 - 0,05	27700	5	-2,539	0,45	-5,64	15,87	1,47	0,09	0,05	0,02
-0,05 - 0,08	29902	22	-1,097	0,22	-4,97	17,14	6,47	0,38	0,21	0,09
0,08 - 0,18	27052	53	0,007	0,15	0,04	15,50	15,59	1,01	0,57	0,23
0,18 - 0,22	27773	96	0,734	0,12	6,08	15,92	28,24	1,77	1,00	0,40
0,22 - 0,27	30440	79	0,360	0,13	2,80	17,44	23,24	1,33	0,75	0,30

0,27 – 1	31628	85	0,410	0,13	3,27	18,13	25,00	1,38	0,78	0,31
Distância dos Lineamentos (metros)										
0-500	82775	175	0,162	0,11	1,49	47,43	51,47	1,09	0,93	0,25
500-1000	46244	89	-0,017	0,12	-0,14	26,50	26,18	0,99	0,84	0,22
1000-1500	23343	53	0,179	0,15	1,20	13,38	15,59	1,17	1,00	0,26
1500-2000	10002	15	-0,276	0,26	-1,04	5,73	4,41	0,77	0,66	0,17
2000-2500	4916	5	-0,665	0,45	-1,47	2,82	1,47	0,52	0,45	0,12
> 2500	7230	3	-1,582	0,58	-2,73	4,14	0,88	0,21	0,18	0,05
Índice de Convergência										
-100 - -21	30080	23	-1,057	0,22	-4,89	17,25	6,76	0,39	0,25	0,09
-21 - -6	30974	47	-0,298	0,16	-1,89	17,76	13,82	0,78	0,50	0,18
-6 – 1	31716	59	-0,057	0,14	-0,40	18,19	17,35	0,95	0,62	0,22
1 – 9	29615	71	0,255	0,13	1,91	16,98	20,88	1,23	0,79	0,28
9 – 22	26780	81	0,546	0,13	4,28	15,36	23,82	1,55	1,00	0,35

22- 100	25226	59	0,217	0,14	1,51	14,47	17,35	1,20	0,77	0,27
Topographic Wetness Index										
9,58 - 11,02	25315	129	1,285	0,11	11,47	14,52	37,94	2,61	1,00	0,59
11,02 - 11,53	33310	89	0,408	0,12	3,30	19,10	26,18	1,37	0,53	0,31
11,53 - 12,10	30662	55	-0,100	0,15	-0,68	17,58	16,18	0,92	0,35	0,21
12,10 - 13,04	29030	39	-0,433	0,17	-2,54	16,65	11,47	0,69	0,26	0,16
13,04 - 14,98	28834	26	-0,874	0,20	-4,28	16,53	7,65	0,46	0,18	0,10
14,98 - 28	27240	2	-3,445	0,71	-4,86	15,62	0,59	0,04	0,01	0,01
Distância das Drenagens (metros)										
0 - 3	31867	0	0,000	0,00	0,00	18,27	0,00	0,00	0,00	0,00
3 - 22	29440	8	-2,134	0,36	-5,96	16,88	2,35	0,14	0,06	0,03
22 - 49	28712	21	-1,098	0,23	-4,87	16,46	6,18	0,38	0,16	0,08
49 -91	28644	73	0,331	0,13	2,50	16,43	21,47	1,31	0,57	0,30
91 - 155	28155	115	0,979	0,11	8,53	16,14	33,82	2,10	0,91	0,47



155 – 647	27573	123	1,108	0,11	9,80	15,81	36,18	2,29	1,00	0,52
Orientação das Vertentes (graus)										
Plana	210	0	0,000	0,00	0,00	0,12	0,00	0,00	0,00	0,00
315 - 45	41984	96	0,216	0,12	1,79	24,07	28,24	1,17	1,00	0,27
45 – 135	48472	103	0,122	0,12	1,03	27,80	30,29	1,09	0,93	0,25
135 – 225	41959	76	-0,096	0,13	-0,74	24,06	22,35	0,93	0,79	0,21
225 – 315	41766	65	-0,288	0,14	-2,08	23,95	19,12	0,80	0,68	0,18

Onde:  $N\{T_v\}$  = número de pixels de cada classe;  $\{T_v|A_f\}$  = número de deslizamentos por classe;  $C$  = contraste,  $\sigma C$  = desvio padrão do contraste; (ST\_CNT) = contraste normalizado em relação ao seu desvio padrão; ( $\alpha$ ) = porcentagem de classe em relação à área total; ( $\beta$ ) = porcentagem de deslizamento em cada classe, ( $\beta / \alpha$ ) = *Ratio* ou Relação de Frequência; *memberships* = valores fuzzificados ou normalizado em relação à classe de maior valor; (ISD) relação de frequência normalizada pela classe de maior valor de cada conjunto de dados.

Tabela 5.5 - Cálculos dos ponderadores para as diferentes abordagens utilizadas nos dados ASTER.

Comprimento de Rampa (metros)										
Classes	$N\{T_v\}$	$\{T_v A_f\}$	$C$	$\sigma C$	ST_CNT	$\alpha$	$\beta$	Ratio	Fuzzy	ISD
0	812015	102	-0,915	0,11	-7,730	51,68	30,00	0,58	0,30	0,13
0 -42	149150	35	0,090	0,18	0,504	9,49	10,29	1,08	0,56	0,24
42 - 84	262942	89	0,568	0,12	4,602	16,74	26,18	1,56	0,80	0,35
84 - 127	135087	57	0,762	0,14	5,245	8,60	16,76	1,95	1,00	0,44
127 - 211	121172	37	0,379	0,17	2,178	7,71	10,88	1,41	0,72	0,31
211 - 1808	90741	20	0,020	0,23	0,084	5,78	5,88	1,02	0,52	0,23
Stream Power Index										
0 - 224	262517	15	-1,470	0,26	-5,565	16,71	4,41	0,26	0,14	0,06
224 - 568	262147	44	-0,298	0,16	-1,845	16,69	12,94	0,78	0,40	0,17
568 - 1082	261841	59	0,049	0,14	0,340	16,67	17,35	1,04	0,54	0,23
1082 - 1997	261710	109	0,859	0,12	7,393	16,66	32,06	1,92	1,00	0,43
1997 - 4897	261454	86	0,528	0,12	4,235	16,64	25,29	1,52	0,79	0,34
4897 - 79461984	261438	27	-0,839	0,20	-4,184	16,64	7,94	0,48	0,25	0,11
Declividade (graus)										

0 - 1,46	260226	0	0,000	0,00	0,000	16,56	0,00	0,00	0,00	0,00
1,46 - 6,83	265660	10	-1,905	0,32	-5,934	16,91	2,94	0,17	0,06	0,04
6,83 - 11,72	263428	29	-0,770	0,19	-3,968	16,77	8,53	0,51	0,18	0,11
11,72 - 16,36	266523	55	-0,057	0,15	-0,387	16,96	16,18	0,95	0,33	0,21
16,36 - 21,73	259939	86	0,535	0,13	4,291	16,54	25,29	1,53	0,53	0,34
21,73 - 62,51	255331	160	1,522	0,11	14,008	16,25	47,06	2,90	1,00	0,65
Curvatura em Perfil (rad/m)										
-0,065 - -0,005	260753	68	0,228	0,14	1,683	16,60	20,00	1,21	0,79	0,27
-0,005 - -0,002	287437	53	-0,193	0,15	-1,289	18,30	15,59	0,85	0,56	0,19
-0,002 - -0,001	118825	16	-0,505	0,26	-1,972	7,56	4,71	0,62	0,41	0,14
-0,001 - 0,0001	314697	21	-1,337	0,23	-5,932	20,03	6,18	0,31	0,20	0,07
0,0001 - 0,0042	293580	85	0,372	0,13	2,970	18,69	25,00	1,34	0,88	0,30
0,0042 - 0,083	295815	97	0,543	0,12	4,520	18,83	28,53	1,52	1,00	0,34
Curvatura em Planta (rad/m)										
-0,05 - -0,004	234916	77	0,510	0,13	3,936	14,95	22,65	1,51	1,00	0,34
-0,004 - -0,001	268666	74	0,299	0,13	2,276	17,10	21,76	1,27	0,84	0,28
-0,001 - -0,0005	49866	11	0,020	0,31	0,065	3,17	3,24	1,02	0,68	0,23

-0,0005 - -0,00006	42854	5	-0,631	0,46	-1,400	2,73	1,47	0,54	0,36	0,12
-0,00006 - 0,004	665115	86	-0,774	0,13	-6,204	42,33	25,29	0,60	0,40	0,13
0,004 - 0,06	309690	87	0,337	0,12	2,711	19,71	25,59	1,30	0,86	0,29
Geologia										
1	16207	1	-1,271	1,00	-1,269	1,04	0,29	0,28	0,06	0,06
2	19989	2	-0,787	0,71	-1,109	1,28	0,59	0,46	0,10	0,10
3	284149	0	0,000	0,00	0,000	18,23	0,00	0,00	0,00	0,00
4	63787	16	0,146	0,27	0,570	4,09	4,71	1,15	0,26	0,26
5	90086	88	1,740	0,12	14,045	5,78	25,88	4,48	1,00	1,00
6	45002	10	0,019	0,32	0,059	2,89	2,94	1,02	0,23	0,23
7	118238	73	1,203	0,13	9,109	7,59	21,47	2,83	0,63	0,63
8	732443	127	-0,397	0,11	-3,541	47,00	37,35	0,79	0,18	0,18
9	10134	2	-0,101	0,71	-0,142	0,65	0,59	0,90	0,20	0,20
10	54878	14	0,163	0,27	0,596	3,52	4,12	1,17	0,26	0,26
11	60315	4	-1,219	0,50	-2,423	3,87	1,18	0,30	0,07	0,07
12	47	0	0,000	0,00	0,000	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
13	22811	2	-0,921	0,70	-1,298	1,46	0,59	0,40	0,09	0,09

14	40284	1	-2,197	1,00	-2,194	2,59	0,29	0,11	0,03	0,03
NDVI										
-1 - -0,05	248548	7	-2,192	0,38	-5,738	15,83	2,06	0,13	0,08	0,03
-0,05 - 0,08	270763	6	-2,451	0,41	-5,951	17,24	1,76	0,10	0,06	0,02
0,08 - 0,18	243218	67	0,292	0,14	2,141	15,49	19,71	1,27	0,80	0,28
0,18 - 0,22	248562	86	0,588	0,13	4,713	15,83	25,29	1,60	1,00	0,36
0,22 - 0,27	273460	84	0,442	0,13	3,516	17,42	24,71	1,42	0,89	0,32
0,27 - 1	285559	90	0,482	0,12	3,922	18,19	26,47	1,46	0,91	0,32
Distância dos Lineamentos (metros)										
0 – 500	745298	179	0,208	0,11	1,914	47,45	52,65	1,11	1,00	0,25
500 - 1000	416217	89	-0,017	0,12	-0,136	26,50	26,18	0,99	0,89	0,22
1000 - 1500	209967	47	0,039	0,16	0,246	13,37	13,82	1,03	0,93	0,23
1500 - 2000	89728	17	-0,141	0,25	-0,566	5,71	5,00	0,88	0,79	0,20
2000 - 2500	44259	5	-0,664	0,45	-1,474	2,82	1,47	0,52	0,47	0,12
>2500	65097	3	-1,581	0,58	-2,726	4,14	0,88	0,21	0,19	0,05
Índice de Convergência										
-100 - -25	232805	12	-1,559	0,29	-5,305	14,82	3,53	0,24	0,14	0,05

-25 - -8,79	230681	66	0,336	0,14	2,452	14,68	19,41	1,32	0,76	0,30
-8,79 - -0,31	229843	86	0,681	0,13	5,459	14,63	25,29	1,73	1,00	0,39
-0,31 - 7,37	413390	71	-0,302	0,13	-2,265	26,31	20,88	0,79	0,46	0,18
7,37 - 19,34	232075	62	0,252	0,14	1,796	14,77	18,24	1,23	0,71	0,28
19,34 - 100	232313	43	-0,181	0,16	-1,110	14,79	12,65	0,86	0,49	0,19
Topographic Wetness Index										
1,56 - 3,31	261894	129	1,118	0,11	9,997	16,67	37,94	2,28	1,00	0,51
3,31 - 3,64	261900	102	0,762	0,12	6,439	16,67	30,00	1,80	0,79	0,40
3,64 - 3,99	261802	68	0,223	0,14	1,648	16,66	20,00	1,20	0,53	0,27
3,99 - 4,39	261897	28	-0,802	0,2	-4,064	16,67	8,24	0,49	0,22	0,11
4,39 - 4,95	261810	13	-1,616	0,3	-5,713	16,66	3,82	0,23	0,10	0,05
4,95 - 10,91	261804	0	0,000	0,00	0,000	16,66	0,00	0,00	0,00	0,00
Distância das Drenagens (metros)										
0	268546	17	-1,366	0,25	-5,488	17,09	5,00	0,29	0,11	0,07
0 - 2,51	260513	2	-3,515	0,71	-4,956	16,58	0,59	0,04	0,01	0,01
2,51 - 9,86	260509	23	-1,008	0,22	-4,667	16,58	6,76	0,41	0,15	0,09
9,86 - 22,38	260517	49	-0,166	0,15	-1,075	16,58	14,41	0,87	0,31	0,19

22,38 - 42,30	260511	92	0,624	0,12	5,112	16,58	27,06	1,63	0,59	0,36
42,30 - 242,18	260511	157	1,463	0,10	13,444	16,58	46,18	2,78	1,00	0,62
Orientação das Vertentes (graus)										
Plana	168910	0	0,000	0,00	0,000	10,75	0,00	0,00	0,00	0,00
315 - 45	347393	79	0,064	0,13	0,499	22,11	23,24	1,05	0,72	0,23
45 - 135	372430	94	0,207	0,12	1,706	23,70	27,65	1,17	0,80	0,26
135 - 225	349041	110	0,516	0,12	4,447	22,22	32,35	1,46	1,00	0,33
225 - 315	333333	57	-0,291	0,15	-2,001	21,22	16,76	0,79	0,54	0,18

Onde:  $N\{T_v\}$  = número de pixels de cada classe;  $\{T_v|A_f\}$  = número de deslizamentos por classe;  $C$  = contraste,  $\sigma C$  = desvio padrão do contraste; (ST\_CNT) = contraste normalizado em relação ao seu desvio padrão; ( $\alpha$ ) = porcentagem de classe em relação à área total; ( $\beta$ ) = porcentagem de deslizamento em cada classe, ( $\beta / \alpha$ ) = *Ratio* ou Relação de Frequência; *memberships* = valores fuzzificados ou normalizado em relação à classe de maior valor; (ISD) relação de frequência normalizada pela classe de maior valor de cada conjunto de dados.

Tabela 5.6 - Cálculos dos ponderadores para as diferentes abordagens utilizadas nos dados SDS.

Comprimento de Rampa										
Classes	$N\{T_v\}$	$\{T_v A_f\}$	$C$	$\sigma C$	ST_CNT	$\alpha$	$\beta$	Ratio	Fuzzy	ISD
0-6	357759	2	-1,67	0,72	-2,31	18,06	4	0,22	0,13	0,00
6-18	325996	12	0,47	0,33	1,42	16,46	24	1,46	0,88	0,05
18-36	311152	8	0,02	0,39	0,06	15,71	16	1,02	0,61	0,34
36-60	334431	14	0,65	0,32	2,06	16,89	28	1,66	1,00	0,71
60-101	325489	11	0,36	0,34	1,06	16,43	22	1,34	0,81	0,45
101-1264	325724	3	-1,13	0,60	-1,89	16,45	6	0,36	0,22	1,00
Stream Power Index										
0-15	340232	2	-1,605	0,722	-2,224	17,18	4	0,23	0,13	0,10
15-38	328755	13	0,568	0,322	1,763	16,60	26	1,57	0,86	0,64
38-68	333705	7	-0,219	0,408	-0,537	16,85	14	0,83	0,46	0,34
68-110	326341	15	0,776	0,309	2,514	16,48	30	1,82	1,00	0,75
110-194	326092	9	0,108	0,368	0,293	16,46	18	1,09	0,60	0,45
194-3009393	325426	4	-0,816	0,521	-1,565	16,43	8	0,49	0,27	0,20
Declividade (graus)										
0 - 9,75	330091	1	-2,282	1,010	-2,260	16,67	2	0,12	0,07	0,05
9,75 - 16,98	330093	2	-1,569	0,722	-2,174	16,67	4	0,24	0,14	0,10
16,98-21,22	330092	8	-0,049	0,386	-0,127	16,67	16	0,96	0,57	0,39



21,22 - 24,68	330092	13	0,564	0,322	1,748	16,67	26	1,56	0,93	0,64
24,67 - 28,75	330092	12	0,457	0,331	1,379	16,67	24	1,44	0,86	0,59
28,75 - 70,93	330091	14	0,665	0,315	2,111	16,67	28	1,68	1,00	0,69
Curvatura em Perfil (rad/m)										
-39,96 - -1,10	275978	9	0,304	0,368	0,827	13,93	18	1,29	0,96	0,53
-1,10 - -0,76	88777	3	0,308	0,596	0,517	4,48	6	1,34	1,00	0,55
-0,76 - -0,43	154851	3	-0,284	0,596	-0,477	7,82	6	0,77	0,57	0,31
-0,43 - -0,10	328941	9	0,097	0,368	0,264	16,61	18	1,08	0,81	0,44
-0,10 - -0,56	726898	17	-0,118	0,299	-0,396	36,70	34	0,93	0,69	0,38
0,56 - 45,07	405106	9	-0,158	0,368	-0,430	20,45	18	0,88	0,66	0,36
Curvatura em Planta (rad/m)										
-41,81 - -0,63	330087	14	0,665	0,315	2,111	16,67	28	1,68	1,00	0,69
-0,63 - -0,18	330087	11	0,344	0,341	1,007	16,67	22	1,32	0,79	0,54
-0,18 - 0,03	330119	6	-0,383	0,435	-0,880	16,67	12	0,72	0,43	0,30
0,03 - 0,28	330086	5	-0,588	0,471	-1,247	16,67	10	0,60	0,36	0,25
0,28 - 0,86	330086	8	-0,049	0,386	-0,126	16,67	16	0,96	0,57	0,39
0,86 - 32,67	330086	6	-0,383	0,435	-0,880	16,67	12	0,72	0,43	0,30
Simulação da Altura do Dossel (metros)										
-1,05 - 4	316613	9	0,143	0,368	0,388	15,99	18	1,13	0,87	0,46

4 - 9,78	335891	11	0,323	0,341	0,946	16,96	22	1,30	1,00	0,53
9,78 - 13,64	324713	8	-0,029	0,386	-0,076	16,40	16	0,98	0,75	0,40
13,64 - 17,25	348941	8	-0,116	0,386	-0,300	17,62	16	0,91	0,70	0,37
17,25 - 21,35	327100	9	0,104	0,368	0,283	16,52	18	1,09	0,84	0,45
21,35 - 60,63	327293	5	-0,578	0,471	-1,225	16,53	10	0,61	0,47	0,25
NDVI										
-0,34 - 0,33	322774	11	0,371	0,341	1,086	16,30	22	1,35	0,99	0,55
0,33 - 0,40	318380	11	0,387	0,341	1,134	16,08	22	1,37	1,00	0,56
0,40 - 0,44	357918	6	-0,481	0,435	-1,105	18,07	12	0,66	0,48	0,27
0,44 - 0,48	346877	8	-0,109	0,386	-0,282	17,51	16	0,91	0,67	0,37
0,48 - 0,52	334319	7	-0,221	0,408	-0,543	16,88	14	0,83	0,61	0,34
0,52 - 0,77	300283	7	-0,093	0,408	-0,229	15,16	14	0,92	0,67	0,38
Distância dos Cumes (metros)										
0 - 4	378182	19	0,954	0,291	3,275	19,09	38	1,99	1,00	0,82
4 - 12	347089	13	0,503	0,322	1,560	17,52	26	1,48	0,75	0,61
12 - 21	325893	9	0,108	0,368	0,295	16,45	18	1,09	0,55	0,45
21 - 32	326344	6	-0,369	0,435	-0,849	16,48	12	0,73	0,37	0,30
32 - 46	318043	2	-1,524	0,722	-2,112	16,06	4	0,25	0,13	0,10
46 - 112	285000	1	-2,109	1,010	-2,087	14,39	2	0,14	0,07	0,06

Índice de Convergência											
-100 - -1	470767	15	0,318	0,309	1,031	23,77	30	1,26	1,00	0,52	
-1 - 0	950625	27	0,241	0,284	0,848	48,00	54	1,13	0,89	0,46	
0 - 1	187358	4	-0,184	0,521	-0,352	9,46	8	0,85	0,67	0,35	
1 - 3	151187	3	-0,258	0,596	-0,434	7,63	6	0,79	0,62	0,32	
3 - 8	115442	0	0,000	0,000	0,000	5,83	0	0,00	0,00	0,00	
8 - 100	105172	1	-1,011	1,010	-1,001	5,31	2	0,38	0,30	0,15	
<i>Topographic Wetness Index</i>											
0,62 - 3,54	331523	10	0,216	0,354	0,610	16,77	20	1,19	0,67	0,60	
3,54 - 4,11	331755	15	0,754	0,309	2,443	16,78	30	1,79	1,00	0,90	
4,11 - 4,54	329256	13	0,564	0,322	1,750	16,66	26	1,56	0,87	0,78	
4,54 - 5,01	336307	6	-0,408	0,435	-0,937	17,01	12	0,71	0,39	0,35	
5,01 - 5,77	319311	4	-0,796	0,521	-1,526	16,15	8	0,50	0,28	0,25	
5,77 - 22,94	328615	2	-1,566	0,722	-2,169	16,62	4	0,24	0,13	0,12	
Distância das Drenagens (metros)											
0	358921	0	0,000	0,000	0,000	18,12	0	0,00	0,00	0,00	
0 - 5	360720	1	-2,390	1,010	-2,366	18,21	2	0,11	0,06	0,05	
5 - 13	344565	7	-0,258	0,408	-0,632	17,40	14	0,80	0,42	0,33	
13 - 23	328901	14	0,669	0,315	2,125	16,61	28	1,69	0,88	0,69	

23 -36	298812	14	0,783	0,315	2,487	15,09	28	1,86	0,97	0,76
36 - 106	288632	14	0,824	0,315	2,616	14,57	28	1,92	1,00	0,79
Orientação das Vertentes (graus)										
Plana	76	0	0,000	0,000	0,000	0,00	0	0,00	0,00	0,00
315 - 45	555899	14	-0,003	0,315	-0,011	28,07	28	1,00	0,86	0,41
45 - 135	544537	16	0,215	0,303	0,712	27,49	32	1,16	1,00	0,48
135 - 225	479164	12	-0,010	0,331	-0,032	24,19	24	0,99	0,86	0,41
225 - 315	400875	8	-0,286	0,386	-0,744	20,24	16	0,79	0,68	0,32

Onde:  $N\{T_v\}$  = número de pixels de cada classe;  $\{T_v|A_f\}$  = número de deslizamentos por classe;  $C$  = contraste,  $\sigma C$  = desvio padrão do contraste; (ST\_CNT) = contraste normalizado em relação ao seu desvio padrão;  $(\alpha)$  = porcentagem de classe em relação à área total;  $(\beta)$  = porcentagem de deslizamento em cada classe,  $(\beta / \alpha)$  = *Ratio* ou Relação de Frequência; *memberships* = valores fuzzificados ou normalizado em relação à classe de maior valor; (ISD) relação de frequência normalizada pela classe de maior valor de cada conjunto de dados.

Para os três conjuntos de dados, sobretudo nos dados SRTM e ASTER, os altos valores do *Studentized Contrast* ocorreram devido ao baixo valor do desvio padrão do contraste ( $\sigma C$ ). Deste modo, quanto menor o desvio padrão do contraste, as incertezas tendem a diminuir e maior será o *Studentized Contrast*. No entanto, deve-se atentar que a variância dos pesos não depende apenas do  $N\{T\}$  (área total mapeada em unidades de *pixels*) e do  $N\{Af\}$  (área dos deslizamentos conhecidos em unidades de *pixels*), mas também do tamanho da célula unitária (*unit cell area*) e da resolução espacial empregada. Logo, a variância dos pesos é inversamente proporcional ao tamanho da célula unitária e do pixel, e dependente dos números de pontos de treinamento (*training point*).

Em suma, *Studentized Contrast* deve ser analisado com cautela, já que seus altos valores não representam necessariamente alta correlação espacial entre o evento (escorregamento) e a classes da evidência. Por exemplo, o tema *Stream Power Index* dos dados ASTER, na penúltima classe (1997 – 4897), apresenta contraste de 0,53 e valor de *Studentized Contrast* superior a quatro. Entretanto, nos dados SDS, especificamente, na quarta classe (68-110), o contraste apresenta valor superior a 0,77, mas valores de *Studentized Contrast* próximo de 2,5, representando aproximadamente metade do valor obtido nos dados ASTER.

Logo, à medida que o número de pixels se eleva ou a quantidade de pontos de treinamento se reduz, os valores do desvio padrão do contraste ( $\sigma C$ ) tendem a se elevar. A maximização dele ocorre, quando as duas condições ocorrem de forma simultânea. Por exemplo, em virtude da quantidade de pontos de treinamento (50), os dados aéreos tiveram desvio padrão do contraste cinco vezes maior que os dados orbitais.

Para a evidência declividade, os resultados dos sensores orbitais e aéreos sugerem que as faixas de inclinação superiores a 9,56°, indicadas por relação de frequência  $> 1$  e contraste  $> 0$ , estão associadas à ocorrência de deslizamentos. À medida que o ângulo de inclinação aumenta, maior a tensão de cisalhamento no solo. Por conseguinte, quando a tensão de cisalhamento gerada pela inclinação do relevo se igualar à resistência ao cisalhamento, o deslizamento ocorrerá.

Conforme LEE & TALIB (2005), o ângulo de inclinação é um componente essencial na análise de estabilidade de taludes. Declives suaves deverão ter baixa frequência de deslizamentos por causa de tensões de cisalhamento menores, quando comparados aos declives de

maior gradiente. Ainda que neste trabalho não tenham sido obtidos os maiores valores de relação de frequência nem de contraste por meio da evidência declividade, segundo LEE & MIN (2001), o ângulo de inclinação é o parâmetro topográfico mais importante na análise de suscetibilidade a deslizamento.

Embora os altos valores de declividade tenham uma relação direta com os deslizamentos, existe um ângulo limite para ocorrência deles. Por exemplo, diversos resultados obtidos por Lee & Talib (2005), Lee & Pradham (2006), Yilmaz (2009b), Regmi *et al.* (2010), Lee & Min (2001), Ozdemir (2011), Correia *et al.* (2013) demonstram que as vertentes íngremes naturais, resultantes de afloramentos rochosos ou ausência de solos profundos, não tendem a ser suscetíveis aos deslizamentos superficiais. Neste trabalho, o provável motivo para ausência de suscetibilidade nos maiores valores de inclinação ( $>45^\circ$ ), deve-se ao agrupamento das médias e altas declividades no processo de reclassificação dos dados. Além da reclassificação e agrupamento dos ângulos de declividade, outro possível motivo está na generalização dos valores, ocasionado pela diminuição da resolução espacial (VAN WESTEN *et al.*, 2008; NEUGAUSER & TERHORST, 2007).

Segundo Fernandes & Amaral (1996), mapeamentos de campo revelam que o maior número de movimentos de massa não ocorre necessariamente nas encostas mais íngremes, visto que os solos já teriam sido removidos por movimentos anteriores.

As características relacionadas aos fluxos de água superficiais, sub-superficiais e subterrâneas foram derivadas das evidências: distância das drenagens, distância dos cumes, comprimento de rampa, *Stream Power Index* e o *Topographic Wetness Index*.

Dos atributos extraídos dos modelos digitais de elevação, a distância das drenagens, o *Topographic Wetness Index* e a distância dos cumes tiveram as maiores correlações com os deslizamentos tanto nos dados orbitais quanto no aéreo, indicadas por *ratio*  $> 2$  e contraste  $> 0,7$ . Estas três evidências demonstram que as áreas a montante das vertentes, especificamente próximas aos cumes, tendem a ser mais suscetíveis à ocorrência dos deslizamentos. Logo, quanto maior o distanciamento das drenagens, maior será a favorabilidade de ocorrência dos deslizamentos. Lee & Pradham (2006) demonstram que as faixas intermediárias possuem maior favorabilidade. LEE & Talib (2005) e Yilmaz (2009b) evidenciam que os locais mais próximos das drenagens tendem a ser mais suscetíveis, enquanto Oh & Lee (2011) apresentam resultados similares a este estudo.

A relação contrária ocorre com as evidências TWI e a distância dos cumes, já que os menores valores destas evidências proporcionam maiores possibilidades de acontecer um evento. Valores similares foram verificados por Regmi *et al.* (2010) e Oh & Lee (2011). Segundo estes autores, as porções íngremes a montante das vertentes, registram valores mais baixos de TWI, ao contrário das vertentes levemente inclinadas situadas a jusante, que registram valores intermediários de TWI.

Embora os maiores ângulos de inclinação sejam geralmente mais próximos dos cumes, os baixos valores decorrem de uma menor área de captação ou contribuição (*catchment área*).

Diferentemente dos dados orbitais que tiveram as maiores correlações vinculadas aos fatores geológicos, especificamente nas litologias, as evidências distância dos cumes e das drenagens tiveram valores de 0,82 e 0,95 de contraste nos dados aéreos, respectivamente. Por causa da resolução refinada e do volume de dados, os dados aéreos tiveram sua área reduzida e recortada exclusivamente numa unidade geológica, bem como não foi utilizada a evidência distância dos lineamentos.

Com relação ao poder de erosividade causada pelos fluxos de água, os melhores valores de SPI foram proporcionais às resoluções empregadas. Por exemplo, nos dados aéreos, os valores de relação de frequência situaram-se próximo de 2, inclusive essa evidência foi a terceira que apresentou melhor correlação com os deslizamentos. No geral, as classes intermediárias apresentaram os melhores resultados, ratificando que as áreas mais suscetíveis estão próximas dos cumes e distante dos fundos de vale.

A evidência comprimento de rampa teve resultado mais expressivo nos dados ASTER e SDS. Por exemplo, do total de doze classes utilizadas por estes dados, quatro apresentaram valores de relação de frequência  $>1,4$  e contraste  $> 0,4$ . O outro sensor orbital obteve resultados menos expressivos, com contraste próximo de zero e relação de frequência próxima ou inferior a 1.

Embora os maiores valores de contraste ou relação de frequência não estejam nas primeiras classes, é importante destacar que 50% dos deslizamentos ocorreu nas primeiras classes ou nas porções superiores da vertente. Isto pode ser corroborado nos dados SRTM. Por exemplo, do total de 340 deslizamentos empregados na modelagem, 163 ocorreram nos primeiros intervalos ou nas porções superiores das vertentes. Outro fator atenuante está na generalização dos cumes,

possivelmente provocada pela baixa resolução espacial; ou simplesmente, pela reclassificação dos dados.

Segundo Pourghasemi *et al.* (2012), quanto maior o comprimento do declive, maior será o acúmulo de água na porção inferior da vertente. Carrara *et al.* (1995) afirmam que há uma relação entre a densidade dos deslizamentos e o comprimento do declive.

Os resultados obtidos pelos índices topográficos anteriores já demonstravam que os deslizamentos ocorriam próximo do limite superior das vertentes. Após análise da evidência comprimento de rampa, atestou-se que os deslizamentos predominam nas porções superiores e intermediárias das vertentes. Christofolletti (1980) afirma que nem sempre se pode identificar o limite superior com a linha de partilha das águas, mas o limite superior deve indicar a extensão mais distante e mais alta da superfície de onde provém um transporte contínuo de materiais sólidos para a base da vertente.

Pela análise das Tabelas 5.4, 5.5 e 5.6, pode-se concluir que as ocorrências dos movimentos de massa predominam tanto nas curvaturas horizontais como nas verticais. Os dados ASTER e SDS tiveram valores significantes. Contudo, contrariando a questão espacial dos modelos, os maiores valores de contraste e relação de frequência ocorreram nos dados SRTM com valores próximo de 1 e 2, respectivamente. No entanto, ao comparar os resultados entre os dados, a despeito de diferenças na magnitude dos valores dos ponderadores, é possível notar que, enquanto o plano divergente, representado pelos valores positivos, da evidência curvatura em planta dos dados SRTM representam os maiores valores dos ponderadores; o plano convergente, representado pelos valores negativos, representam os maiores valores dos ponderadores nos dados ASTER e SDS.

Para sanar qualquer dúvida na possível não integridade dos resultados, a mesma relação contrária foi verificada na evidência índice de convergência e na curvatura em perfil. Embora estas três evidências relacionadas à geometria das vertentes tenham correlações significativas com os deslizamentos, a possível forma de aquisição e a resolução espacial dos modelos digitais demonstram valores ou sentidos destoantes da realidade.

Outro fator atenuante para deflagração de deslizamentos nas vertentes convexizadas é o recobrimento vegetal do tipo capoeira ou mais restritamente capoeirão (vegetação secundária) no terço superior da vertente; e na maioria das vezes por pastagem no terço médio e inferior das vertentes.



Fernandes *et al.* (2001) salientam que as porções côncavas do relevo, devido à convergência de fluxos de água, favorecem o desenvolvimento de condições de saturação de solo e, conseqüentemente, deslizamentos planares ou translacionais. Geralmente, o plano de ruptura deles encontra-se, em profundidades que variam entre 0,5 e 4m nas encostas. Esta situação pode ser potencializada pelos desníveis altimétricos a partir do acréscimo de energia potencial, a exemplo da área de estudo.

Neugauser & Terhorst (2007) afirmam que a resolução dos dados SRTM pode ser insuficiente para análise estatística da influência topográfica, em especial as classes de curvatura e declividade, sobre a ocorrência de deslizamentos. Eles enfatizam a importância de mais estudos utilizando modelos do terreno mais detalhados, a exemplo do presente trabalho.

No que se refere à frequência de ocorrência dos deslizamentos em relação à orientação das vertentes (Tabelas 5.4, 5.5 e 5.6), observou-se que nos dados ASTER, a face voltada para Sul tem maior suscetibilidade de ocorrer deslizamentos. Adotando o exemplo do hemisfério Sul, as vertentes mais quentes serão aquelas voltadas para o Norte, pois, nesse hemisfério, o Sol estará sempre no horizonte Norte, deixando à sombra as vertentes voltadas para o horizonte Sul. Esta posição do relevo dificultaria os fluxos de calor e favorecia a presença da umidade em relação a outras orientações.

Contudo, numa escala temporal de um ou dois meses, por vezes, torna-se difícil vincular à ocorrência de deslizamentos à exposição das vertentes, já que a orientação delas estaria atrelada à quantidade de insolação recebida ao longo do ano. Desta forma, a direção das chuvas na ocasião dos eventos intensos e prolongados que deflagraram os deslizamentos, a exemplo das chuvas de novembro de 2008, teria papel muito mais significativo do que o próprio balanço energético anual.

É de senso comum que aspectos relacionados à geologia desencadeiam os movimentos de massa. Dentre os principais condicionantes geológicos, tem-se: a composição físico-química das diferentes litologias, as fraturas, as falhas, a foliação e o bandamento composicional, as descontinuidades no solo e etc. (POPESCU, 1994; ZÊZERE, 2005).

Sobrepondo as cicatrizes dos deslizamentos ao mapa de litologias, observou-se que 84% dos deslizamentos ocorreram nos ritmitos da Unidade Garcia, na Formação Gaspar e no Complexo

Granulítico de Santa Catarina, representadas respectivamente pelas classes 5, 7 e 8 das Figuras 5.3 e 5.4.

Embora tenham ocorrido 126 deslizamentos no Complexo Granulítico de Santa Catarina, essa unidade geológica apresentou baixos valores de contraste e relação de frequência. O motivo dos baixos valores decorre dos 762 km<sup>2</sup> de área, representando mais de 50% da área.

A existência de espessos mantos de alteração e composição litológica homogênea, principalmente na porção norte da área (Complexo Granulítico de Santa Catarina), favorece a ocorrência de escorregamentos rotacionais<sup>43</sup>. Segundo Fernandes & Amaral (1996), o início do movimento está muitas vezes associado a corte na base desses materiais, sejam eles artificiais, como na implantação de uma estrada (BR-470), ou mesmo naturais, originados, por exemplo, pela erosão fluvial no sopé da vertente.

Nos ritmitos da Unidade Garcia foram mapeadas 87 cicatrizes de deslizamentos em apenas 5% da área total. Esta litologia foi responsável pelos maiores valores de relação de frequência e contraste do presente estudo, obtendo valores superiores a 4,4 e 1,7, respectivamente. Conforme abordado anteriormente, os fatores geológicos, em especial as litologias, tiveram os maiores valores de favorabilidade à ocorrência de deslizamentos.

O Complexo Granulítico de Santa Catarina e a Bacia do Itajaí também são marcados por grandes eventos geológicos que deram origem as suas zonas de falhas e fraturas. Algumas destas falhas até ultrapassam os limites da área de estudo. Elas atuam como caminhos preferenciais para as águas e facilitam o trabalho do intemperismo químico em direção aos maciços rochosos. As fraturas, assim como as falhas também resultam em descontinuidades hidráulicas e mecânicas que quando há intemperismo modificam a natureza dos minerais e, por conseguinte, a sua coesão (FERNANDES & AMARAL, 1996). Materiais poucos coesos são mais suscetíveis a movimentos de massa, pois apresentam pouca resistência ao cisalhamento.

Para distância dos lineamentos > 500, <1000, e >1500 m, as razões de frequência e os contrastes foram, respectivamente, <1 e <0, indicando baixa suscetibilidade a deslizamentos. Outras distâncias com relação de frequência > 1 e contraste >0 indicaram suscetibilidades moderadas. Ainda que tenham ocorridos 175 deslizamentos nas

---

<sup>43</sup> Estes movimentos possuem uma superfície de ruptura curva, côncava para cima (típico de uma colher de sopa).

distâncias menores que 500 m, essa classe apresentou moderada favorabilidade a deslizamento em razão da elevada quantidade de área mapeada (670 km<sup>2</sup>).

De um modo geral, a atuação da floresta se dá no sentido de reduzir a intensidade da ação dos agentes do clima no maciço natural, assim favorecendo a estabilidade das encostas (GUIDICINI & NIEBLE, 1984). Todavia, a cobertura vegetal em algumas situações pode favorecer a ocorrência dos deslizamentos.

No que se refere à ocorrência de deslizamento e ao NDVI, os valores de contraste abaixo de 0,08 ou razões de frequência inferiores a 1 nos dados orbitais, indicam baixa probabilidade a deslizamentos; e para valores de NDVI acima de 0,18, a relação de frequência foi superior a 1, indicando alta probabilidade a deslizamentos. Por conseguinte, a probabilidade de ocorrência de um deslizamento é proporcional ao acréscimo do valor do índice de vegetação. No entanto, à luz dos dados, esta assertiva não estaria errada. Contudo, a não ocorrência de deslizamentos em locais desprovidos de vegetação se deve à inventariação de deslizamentos em áreas naturais ou não antropizadas; Além disso, a imagem do sensor TM do satélite LANDSAT utilizada para a elaboração do índice foi obtida no ano de 2005, três anos antes da ocorrência do desastre.

Segundo Weier & Herring (2005), valores muito baixos de NDVI (0,1 e abaixo) correspondem aos solos desnudos, areia ou neve; Valores moderados são representados por arbusto e pastagem (0,2-0,3), enquanto os altos valores (0,6-0,8) indicam porte arbóreo como, por exemplo, florestas tropicais.

As ortoimagens obtidas no ano de 2011, ou seja, posterior ao desastre de 2008, apresentaram relação de frequência >1 e contraste >0 nas classes de NDVI inferiores a 0,1. Diferentemente dos dados orbitais, a razão para ocorrência de deslizamento em valores tão baixos de NDVI deve-se à presença de solo exposto na cicatriz dos deslizamentos, já que as imagens foram obtidas pós-2008; Ademais, soma-se à elevada presença de sombra, possivelmente associada à resolução espacial refinada da imagem.

A diferença entre o Modelo Digital de Superfície (MDS) e o Modelo Digital do Terreno também demonstrou o efeito da obtenção das imagens nos anos seguintes ao desastre de 2008. Os valores ficaram entre -1,05 e 60,63 m, sendo que os maiores contrastes e razões de frequência se posicionaram nas duas primeiras classes. Por conseguinte,

dos 50 deslizamentos mapeados, 20 deles ocorreram em possíveis perfis vegetacionais de até 9,78 m de altura.

Embora localizada numa região subtropical, ocorre na maior parte da bacia do rio Itajaí a densa floresta pluvial, representada por todas as suas classes de formação e motivada pelos elevados índices pluviométricos distribuídos ao longo do ano (SEVEGNANI, 2002).

A ocorrência dos deslizamentos nos baixos valores da evidência Simulação da Altura do Dossel confirma os resultados da evidência NDVI dos dados aéreos. Conforme destacado anteriormente, se a aquisição destes modelos fosse anterior ao desastre, os valores da altura do dossel seriam, possivelmente, mais elevados.

### 5.3.2 SELEÇÃO DOS MODELOS DE SUSCETIBILIDADE A DESLIZAMENTO E VALIDAÇÃO DOS DADOS

Para cada conjunto de dados, usando a função de pertinência (Tabelas 5.4, 5.5 e 5.6) e os operadores *Fuzzy* (Equações 3.13 a 3.17), foram calculados sete mapas de suscetibilidade, incluindo três em que o operador *gamma* foi utilizado.

Após a elaboração de cada mapa de suscetibilidade, os valores foram classificados em áreas iguais e agrupados em dez classes para interpretação visual e validação. Por exemplo, no caso da aplicação do *Fuzzy-Product* nos dados SRTM (Figura 5.46b), o valor mínimo, a média, o valor máximo e o desvio padrão do mapa de suscetibilidade foram 0, 0,007, 0,77 e 0,026, respectivamente. Quando aplicado o *Fuzzy-Or*, o valor mínimo, a média, o valor máximo e o desvio padrão do mapa de suscetibilidade foram 0,73, 0,98, 1 e 0,03, respectivamente.

Para o sensor orbital ASTER, o *Fuzzy-Product* também foi utilizado como exemplo (Figura 5.48b), o valor mínimo, a média, o valor máximo e o desvio padrão do mapa de suscetibilidade foram 0, 0,004, 0,799 e 0,017, respectivamente.

Outro exemplo, neste caso para os dados aéreos, foi aplicado operador *Fuzzy-Gamma* ( $\gamma = 0,3$ ), o valor mínimo, a média, o valor máximo e o desvio padrão do mapa de suscetibilidade foram 0, 0,03, 1 e 0,05, respectivamente. Por fim, para simplificar a análise dos resultados, utilizou-se somente os valores máximos e mínimos de cada mapa de suscetibilidade (Figuras 5.46 a 5.51).

Dentre os operadores *Fuzzy*, após a aplicação e verificação dos 21 mapas de suscetibilidade, os melhores resultados foram apresentados pelos operadores *gamma*, *product* e *and*, respectivamente, tanto nos

dados orbitais quanto no aerolevanteamento. No caso da aplicação do operador *gamma* com diferentes valores de  $\gamma$ , a exatidão dos modelos teve valores similares, entre 75 e 80%, ou seja, o efeito da escolha de diferentes valores de  $\gamma$  na eficiência dos mapas não é significativa. Resultados similares foram obtidos por Lee (2007) e Pradhan *et al.* (2009).

Os operadores *sum* e *or* apresentaram valores inferiores a 60% de eficiência. A baixa eficiência destes operadores está relacionada à maximização dos *memberships* na composição dos modelos (Tabelas 5.4, 5.5 e 5.6) e o reduzido poder de separação das classes (Tabela 5.7).

Na validação do operador *Fuzzy-SUM* nos dados ASTER (Tabela 5.7), todos os deslizamentos se concentraram na classe de maior suscetibilidade, inclusive esta seria a situação ideal. No entanto, o baixo valor de predição está na alta concentração de área acumulada nesta classe ( $\text{Eff}_{\text{CumArea}}=89,55$ ). Analogamente, seria como classificar ou pintar todo o mapa de vermelho (classes de maior suscetibilidade), e em seguida, verificar se os deslizamentos correspondem a esta classe no mapa.

O mapa de suscetibilidade obtido pelo operador *Fuzzy-OR* nos dados SRTM apresentou uma boa separabilidade entre as classes, contudo as nove primeiras classes apresentaram 3,67% da área acumulada (Tabela 5.8). Apesar da alta separabilidade entre as classes, a validação apresentou baixa eficiência devido à concentração de deslizamentos e de área acumulada ou  $\text{Eff}_{\text{CumArea}}=97,73$  na classe de maior suscetibilidade.

Tabela 5.7 - Validação do operador *Fuzzy-SUM* nos dados ASTER

	Nº deslizamentos	Suscetibilidade	Área (km <sup>2</sup> )	Eff <sub>CumArea</sub>	Cumsites	Eficiência %
	0	0,1	146	100	100	10,40
	88	0,2	1.254	89,55	100	44,70
Total	88		1.400			55,10

Tabela 5.8 - Validação do operador *Fuzzy-OR* nos dados SRTM.

	Nº deslizamentos	Suscetibilidade	Área (km <sup>2</sup> )	Eff <sub>CumArea</sub>	Cumsites	Eficiência %
	0	0,73	1,68	100,00	100,00	0,120
	0	0,75	0,66	99,88	100,00	0,047
	0	0,77	0,04	99,83	100,00	0,003
	0	0,78	0,20	99,83	100,00	0,014
	0	0,79	4,17	99,81	100,00	0,298
	0	0,84	29,15	99,52	100,00	2,083
	0	0,85	9,36	97,43	100,00	0,668
	0	0,91	6,16	96,77	100,00	0,440
	2	0,93	136,25	96,33	100,00	9,623
	0	0,98	117,13	86,59	97,73	8,177
	86	1,00	1095,02	78,23	97,73	38,224
Total	88		1.400			59,6

Figura 5.46– Valores máximos e mínimos dos mapas de suscetibilidade derivadas do SRTM DEM e padronizadas para a resolução espacial de 90 m. a: *Fuzzy-SUM*, b: *Fuzzy-Product*, c: *Fuzzy-OR*, d: *Fuzzy-Gamma* ( $\gamma = 0,7$ ), e: *Fuzzy-Gamma* ( $\gamma = 0,5$ ), f: *Fuzzy-Gamma* ( $\gamma = 0,3$ ).

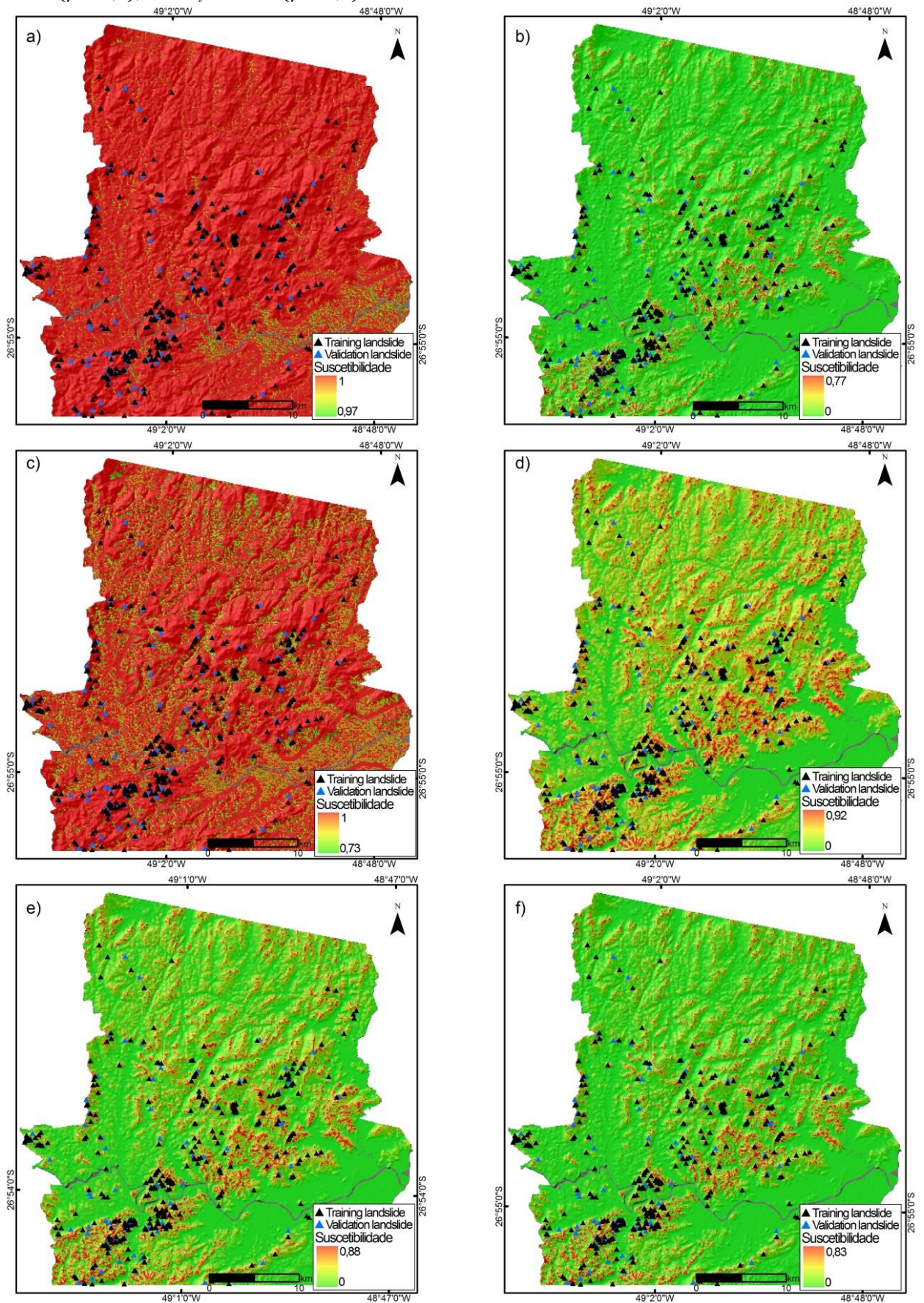




Figura 5.47 – Valores máximos e mínimos dos mapas de suscetibilidade derivadas do SRTM DEM e padronizadas para a resolução espacial de 90 m. a: *Fuzzy-AND*, b: *Extended WofE*, c: ISD.

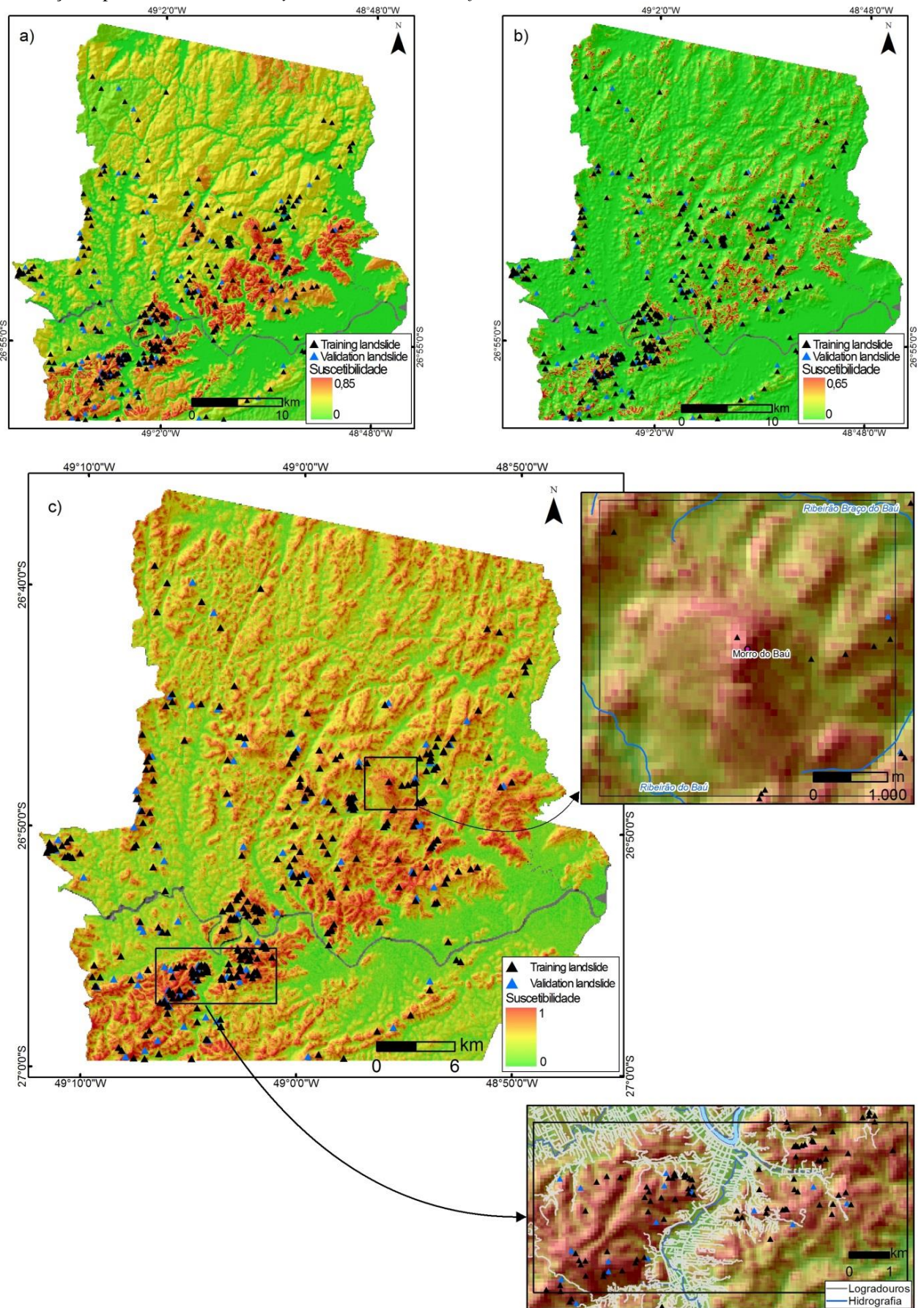




Figura 5.48 – Valores máximos e mínimos dos mapas suscetibilidade derivadas do ASTER DEM e padronizadas para a resolução espacial de 30 m. a: *Fuzzy-SUM*, b: *Fuzzy-Product*, c: *Fuzzy-OR*, d: *Fuzzy-Gamma* ( $\gamma = 0,7$ ), e: *Fuzzy-Gamma* ( $\gamma = 0,5$ ), f: *Fuzzy-Gamma* ( $\gamma = 0,3$ ).

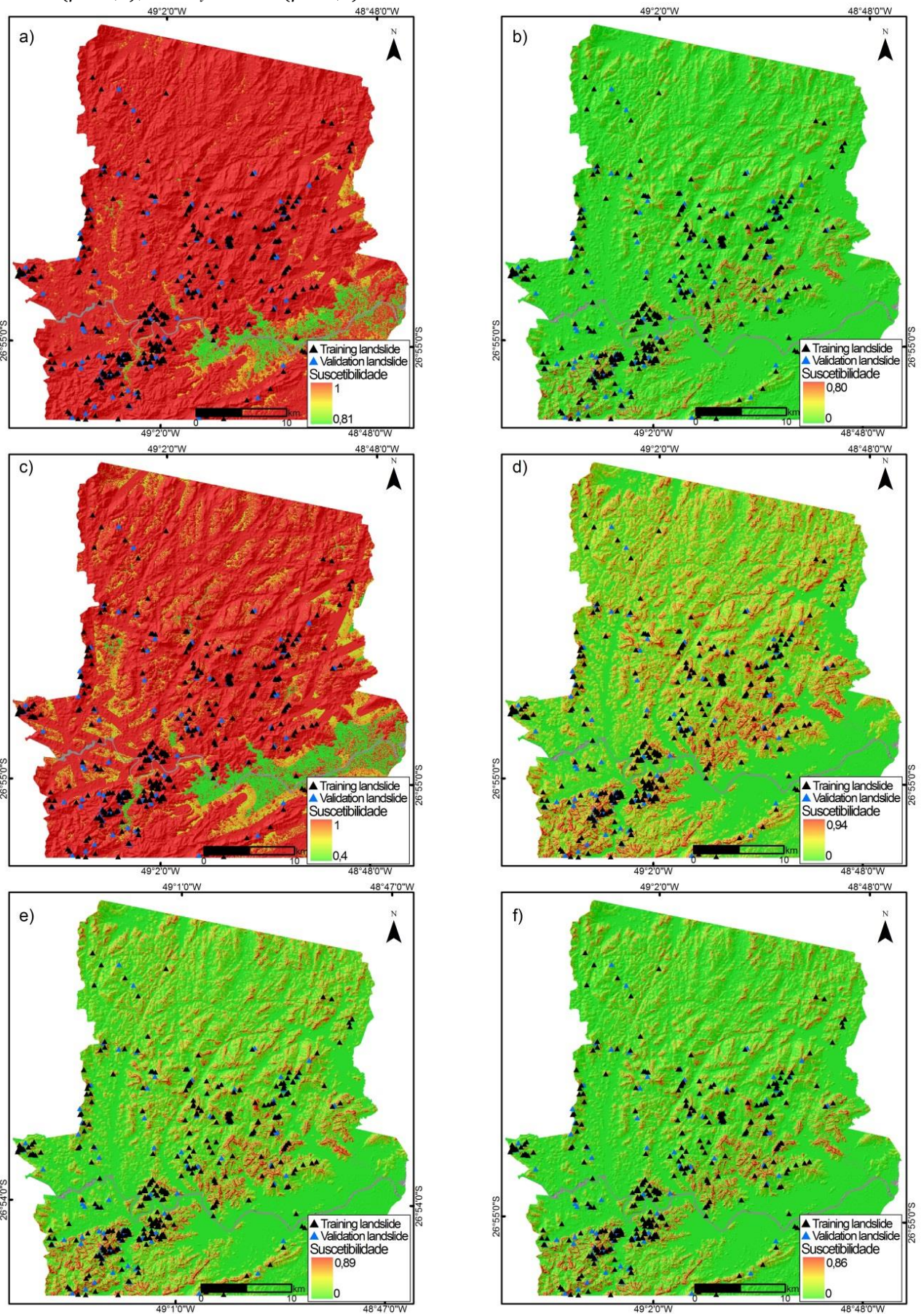




Figura 5.49 – Valores máximos e mínimos dos mapas de suscetibilidade derivadas do ASTER DEM e padronizadas para a resolução espacial de 30 m. a: *Fuzzy-AND*, b: *Extended WofE*, c: *ISD*.

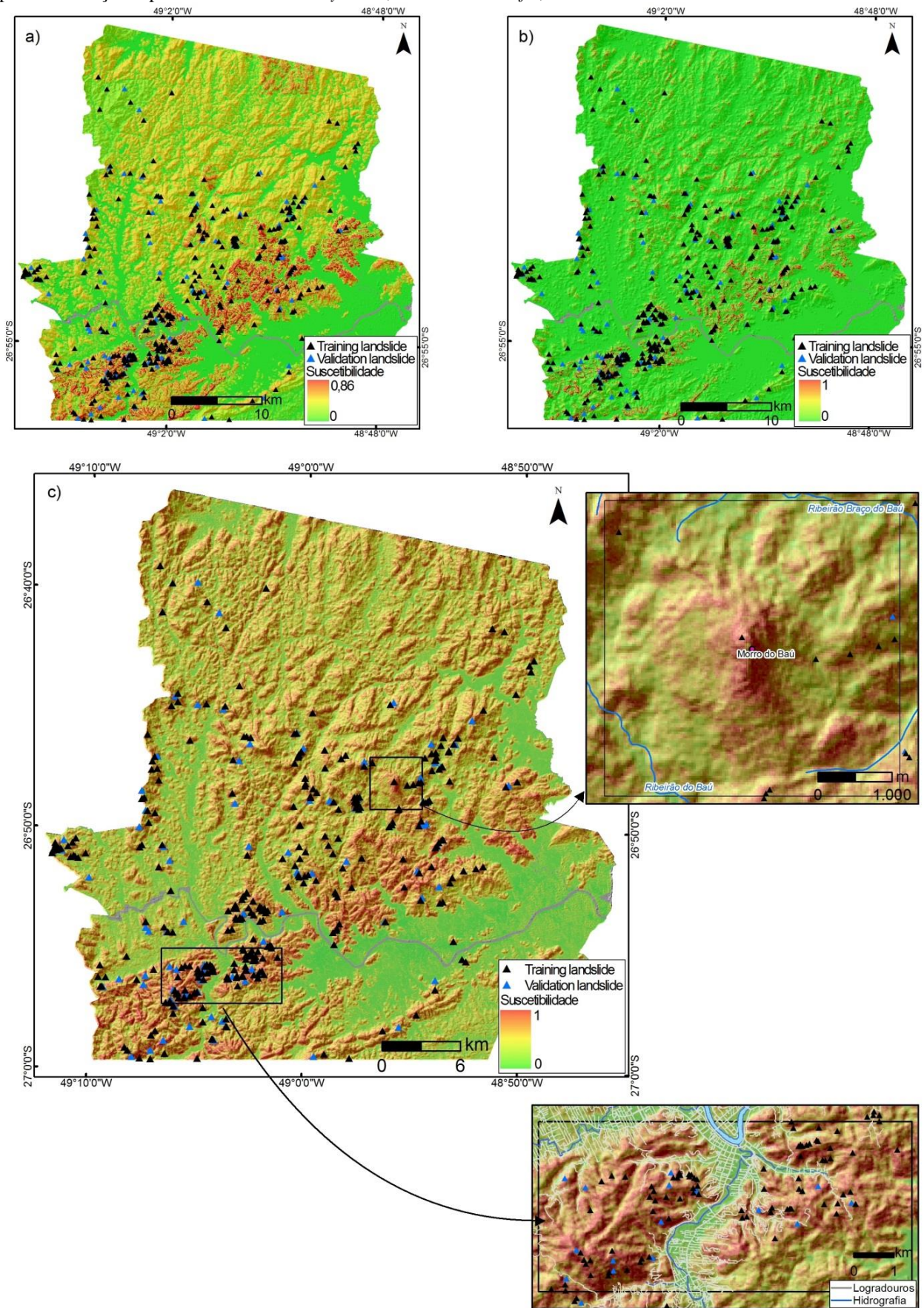


Figura 5.50 – Mapas de suscetibilidade derivadas do SDS *DEM* e padronizadas para a resolução espacial de 3 m. a: *Fuzzy-SUM*, b: *Fuzzy-Product*, c: *ISD*, d: *Fuzzy-Gamma* ( $\gamma = 0,7$ ), e: *Fuzzy-Gamma* ( $\gamma = 0,5$ ), f: *Fuzzy-Gamma* ( $\gamma = 0,3$ ).

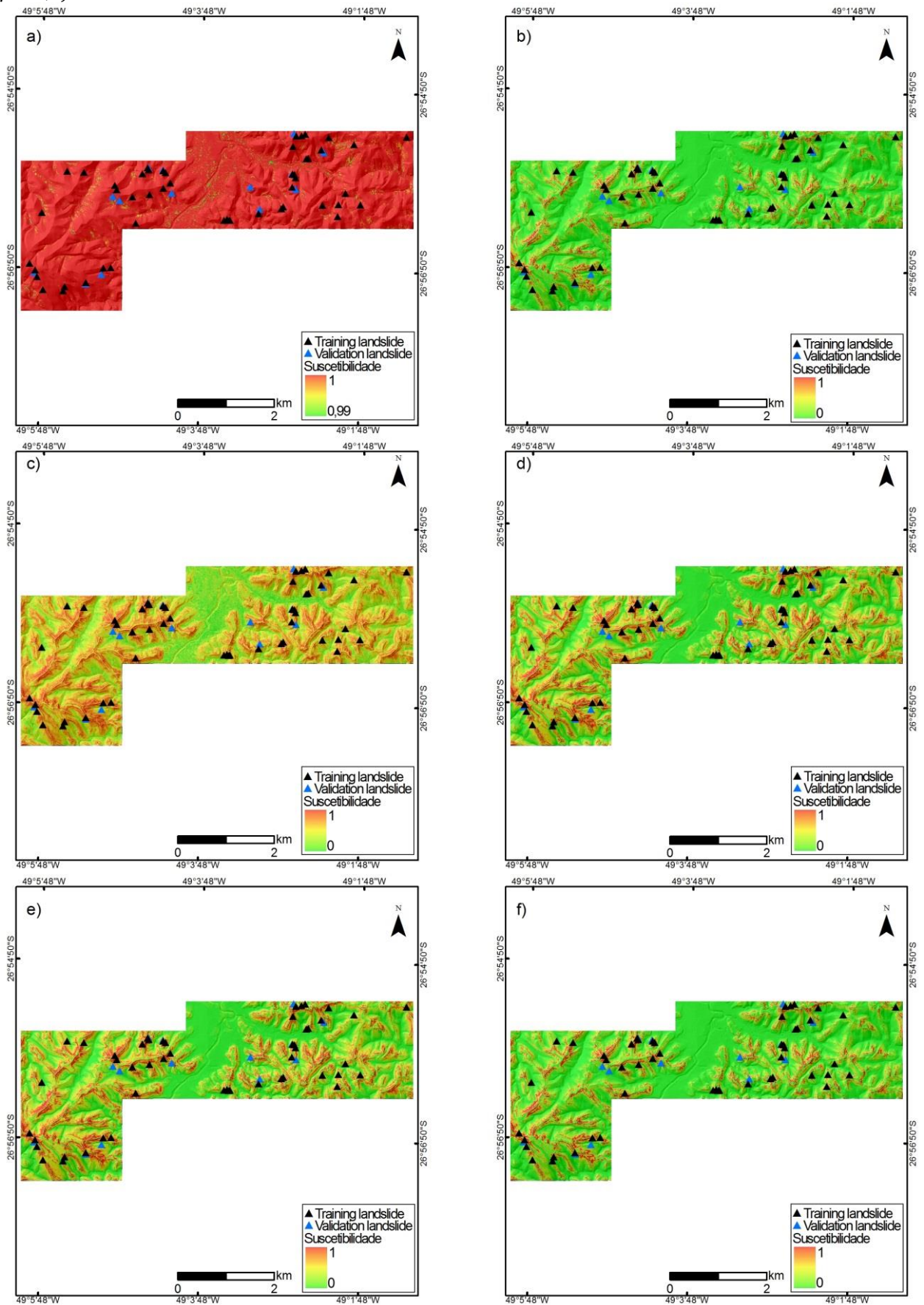
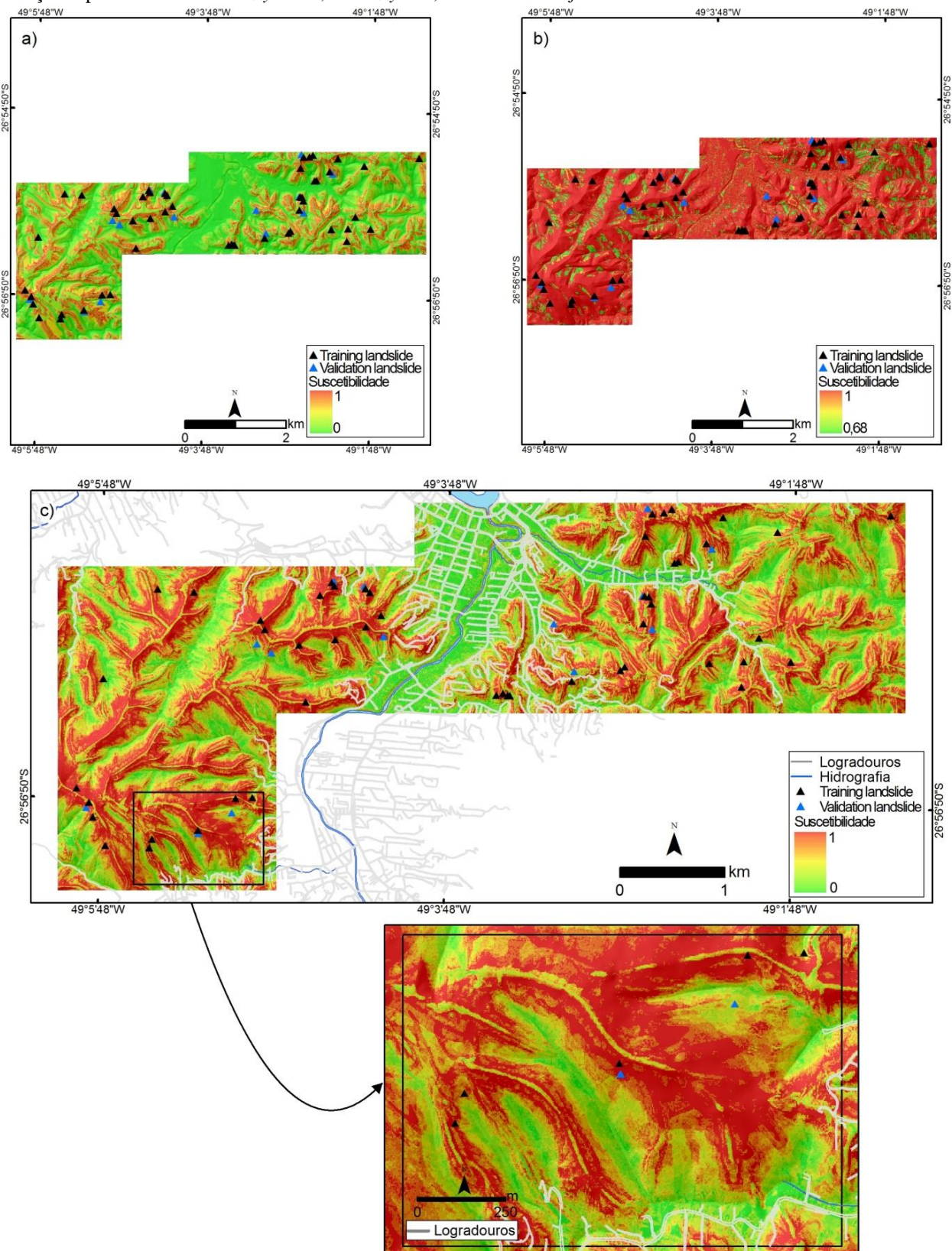




Figura 5.51 – Valores máximos e mínimos dos mapas de suscetibilidade derivadas do SDS DEM e padronizadas para a resolução espacial de 3 m. a: *Fuzzy-AND*, b: *Fuzzy-OR*, c: *Extended WofE*.



Os valores do ISD foram sumarizados e desempenharam um importante papel na constituição dos mapas finais, em especial, na capacidade de separação das classes de suscetibilidade. Diferentemente de alguns operadores *Fuzzy*, o ISD concentrou os deslizamentos nas classes de maior suscetibilidade, porém estas classes apresentaram menor extensão.

A alta eficiência do ISD, com PRC médio de 78,6%, está relacionada à sumarização dos valores absolutos de cada classe. No caso da lógica Fuzzy, os valores são relativos a cada classe, ou seja, todos os temas de evidência apresentam valores máximos ou 1, enquanto que no ISD, apenas um tema apresenta o valor 1. Nos dados ASTER, por exemplo, a classe de maior suscetibilidade concentrou 43% dos deslizamentos cadastrados e com menos de 10% da área mapeada.

Dentre os métodos de suscetibilidade aplicados aos dados orbitais, o ISD apresentou os melhores resultados (Figuras 5.52a e 5.52b). Nos dados ASTER, por exemplo, a classe de maior suscetibilidade concentrou 43% dos deslizamentos cadastrados e com menos de 10% da área mapeada (Tabela 5.9).

Além da considerável exatidão nas etapas de validação dos dados orbitais, verificou-se elevada semelhança visual entre os mapas de suscetibilidade dos dados SRTM e ASTER (Figuras 5.52a e 5.52b), inclusive com os dados aéreos (Figura 5.51c).

A despeito da expressiva semelhança visual entre os três melhores mapas suscetibilidade (Figuras 5.52a, 5.52b e 5.52c), a baixa resolução espacial dos dados orbitais demonstra ser insuficiente para representar os atributos topográficos e, por conseguinte, os principais fatores preparatórios dos deslizamentos.



Figura 5.52 – Melhores modelos de suscetibilidade a deslizamento para cada conjunto de dado. a) método ISD aplicado no SRTM DEM (90 m). b) método ISD aplicado no ASTER DEM (30 m). c) método *Extended WofE* aplicado no SDS DEM (3 m).

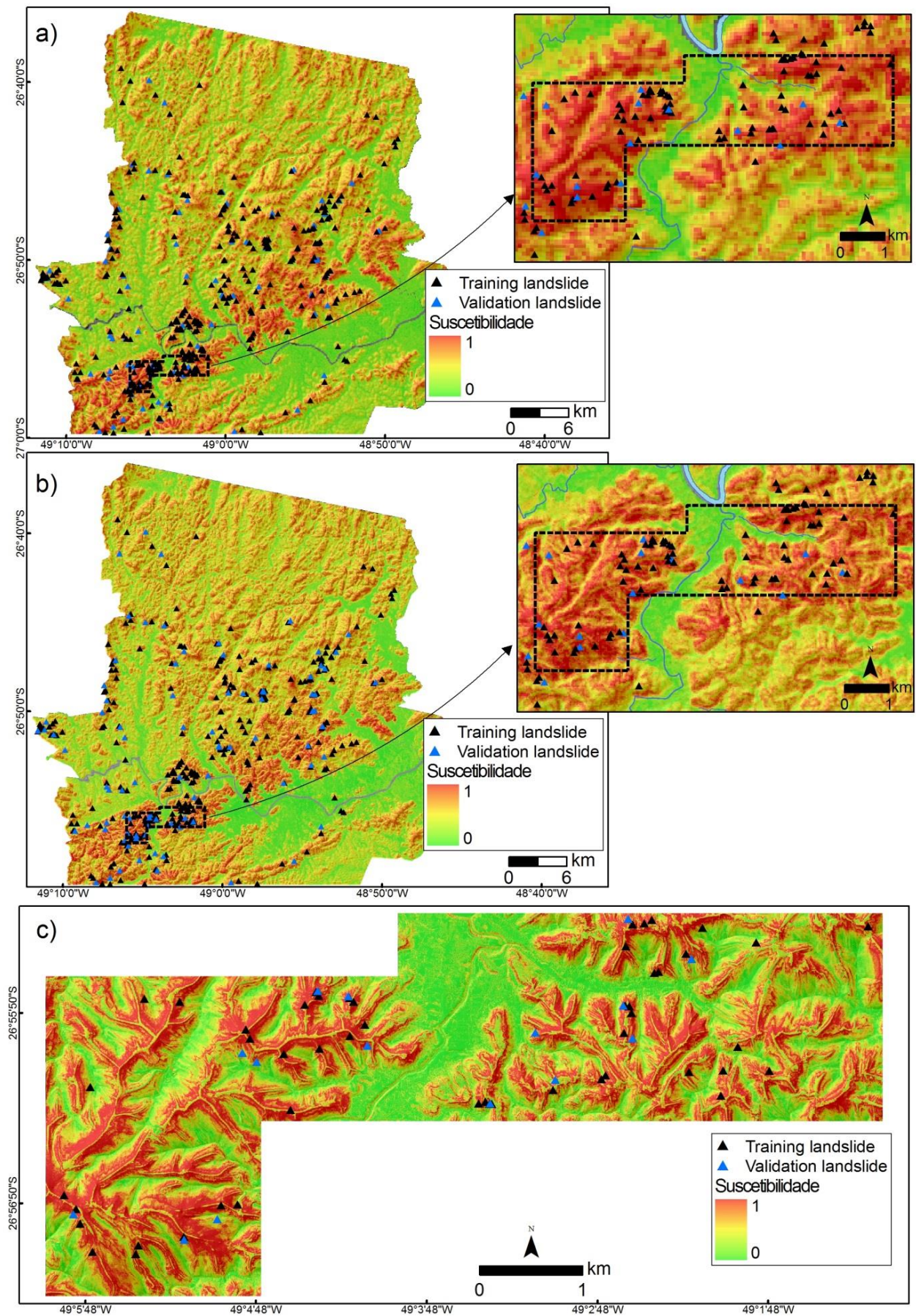


Tabela 5.9 - O método ISD nos dados ASTER apresentou alta concentração de deslizamentos nas classes de maior suscetibilidade.

	Nº deslizamentos	Suscetibilidade	Área (km <sup>2</sup> )	Eff <sub>CumArea</sub>	Cumsites	Eficiência %
	0	0,10	140,15	100,00	100,00	10,00
	0	0,20	140,57	89,99	100,00	10,04
	0	0,30	140,16	79,96	100,00	10,01
	1	0,40	142,50	69,95	100,00	10,12
	5	0,50	140,92	59,77	98,86	9,66
	3	0,60	138,63	49,71	93,18	9,05
	8	0,70	139,20	39,81	89,77	8,47
	16	0,80	138,99	29,88	80,68	7,10
	17	0,90	142,21	19,95	62,50	5,37
	38	1,00	137,23	9,80	43,18	2,12
<b>Total</b>	<b>88</b>		<b>1.400</b>			<b>81,9</b>



No geral, o método *Extended WofE* apresentou elevada capacidade de predição para os três conjuntos de dados. Os dados SRTM foram os que apresentaram uma melhor eficiência (Tabela 5.10), embora apresentassem valores inferiores quando comparados aos demais métodos.

Tabela 5.10 - A eficiência (*Prediction Rate Curve*) dos métodos obtida por 98 deslizamentos (*training points*) independentes, sendo 88 para os dados orbitais e 10 para os dados aéreos.

SRTM (90x90 m)		ASTER (30x30 m)		SDS (3x3 m)	
Metódos	PRC %	Metódos	PRC %	Metódos	PRC %
<i>Extended WofE</i> (12 evidências)	77,7	<i>Extended WofE</i> (12 evidências)	76	<i>Extended WofE</i> (12 evidências)	77,5
ISD	80	ISD	82	ISD	74
Fuzzy Sum	60	Fuzzy Sum	55	Fuzzy Sum	49
Fuzzy And	76	Fuzzy And	74	Fuzzy And	74
Fuzzy Or	59	Fuzzy Or	55	Fuzzy Or	55
Fuzzy Gamma 0,3	80	Fuzzy Gamma 0,3	78	Fuzzy Gamma 0,3	76
Fuzzy Gamma 0,5	79	Fuzzy Gamma 0,5	80	Fuzzy Gamma 0,5	76
Fuzzy Gamma 0,7	78	Fuzzy Gamma 0,7	80	Fuzzy Gamma 0,7	76
Fuzzy Product	75	Fuzzy Product	76	Fuzzy Product	75

No método WofE, não se recomenda comparar os valores de *Studentized Contrast* obtidos de resoluções ou fontes distintas, já que os altos valores de contraste  $C$  podem ser mascarados pelos altos valores do seu desvio padrão ( $\sigma C$ ). Logo, o uso de uma área reduzida e com uma quantidade restrita de pontos de treinamento, a exemplo dos dados aéreos, pode influenciar os valores de *Studentized Contrast* e, conseqüentemente, a separação das classes que constituirão o mapa final de suscetibilidade.

Conforme apresentado anteriormente, no próximo capítulo será empregado o método pesos de evidência com avaliações quantitativas ou com ponderações absolutas. Para tanto serão utilizados camadas binárias (*binary WofE*) e os testes de independência condicional entre as camadas predictoras e os eventos. Como consequência, o mapa final de suscetibilidade terá valores reais de probabilidade, porém conterà menos temas evidências no mapa final de suscetibilidade.

Por fim, as curvas de eficiência ou PRC foram obtidas. A *Prediction Rate Curve* mostra no seu eixo das ordenadas a porcentagem acumulada de deslizamentos e no seu eixo das abscissas o acumulado da área total. O eixo das abscissas é ordenado da maior para a menor classe de suscetibilidade. Observa-se que as altas taxas de PRC (Figuras 5.53, 5.54 e 5.55) são obtidas quando a minoria dos deslizamentos inventariados ocorre na classe de baixa suscetibilidade, e que esta classe tenha elevados valores de área mapeada.

As curvas de eficiência dos dados SRTM (Figura 5.53) estão mais próximas e são bem similares, quando comparadas aos demais conjuntos de dados. Desta forma, dos três conjuntos de dados utilizados, o sensor SRTM apresentou menor variabilidade nos valores de validação entre os métodos de modelagens empregados.

Entre todos os métodos de modelagens aplicados nos três conjuntos de dados, o Índice de Suscetibilidade a Deslizamento (ISD) aplicado no sensor ASTER foi o que apresentou melhor resultado (PRC = 82%). Na Figura 5.54, a linha roxa (Weighted Overlay – ISD) possui uma maior inclinação, demonstrando que mais rapidamente se distancia do eixo das abscissas e mais velozmente alcança a totalidade (100%) dos deslizamentos acumulados.

Figura 5.53 – Curvas das taxas de predição (*Prediction Rate Curve*) com os dados SRTM, ilustrando a eficiência de classificação dos modelos de suscetibilidade com deslizamentos independentes.

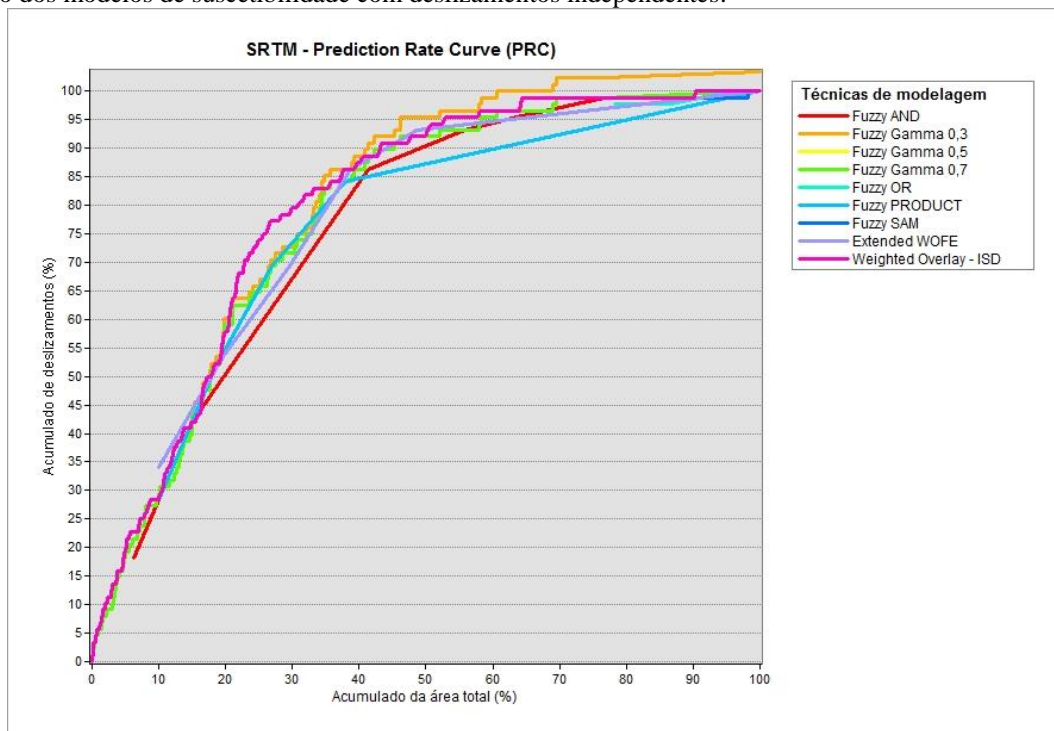


Figura 5.54 – Curvas das taxas de previsão (*Prediction Rate Curve*) com os dados ASTER, ilustrando a eficiência de classificação dos modelos de suscetibilidade com deslizamentos independentes.

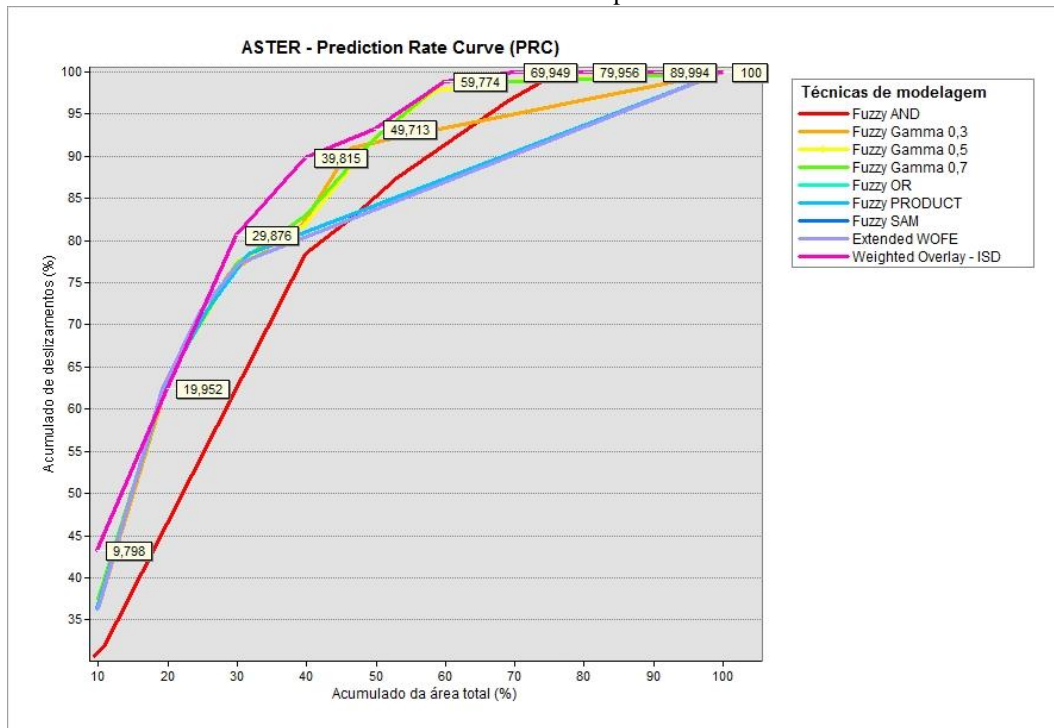
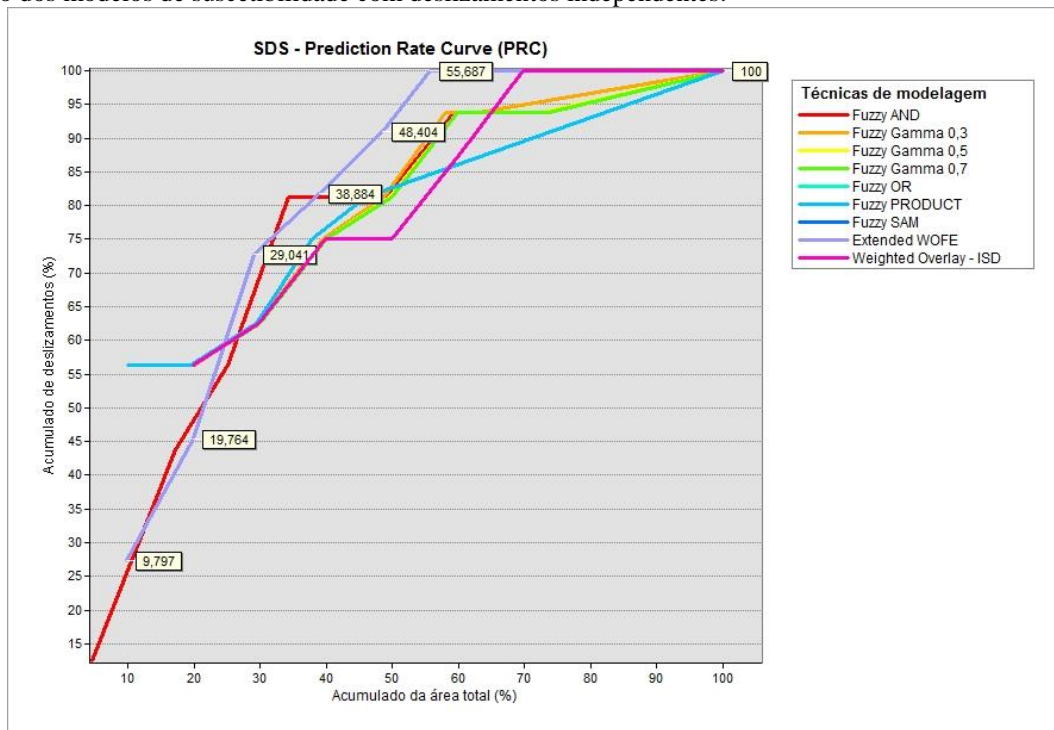


Figura 5.55 – Curvas das taxas de predição (*Prediction Rate Curve*) com os dados SDS, ilustrando a eficiência de classificação dos modelos de suscetibilidade com deslizamentos independentes.



## 5.4 CONCLUSÃO

Os temas evidenciais ou fatores preparatórios do meio físico indicam que o terço superior das vertentes são mais suscetíveis à ocorrência de deslizamentos.

Quando não considerados os valores de associação espacial das unidades geológicas, os valores dos ponderadores (*Ratio*, *ISD*, *Fuzzy*, *Studentized Contrast*) apresentados pelo distanciamento das drenagens figuram-se como os mais expressivos.

Embora três evidências relacionadas à geometria das vertentes (curvatura em planta e perfil) tenham correlações significativas com os deslizamentos, a possível forma de aquisição e a resolução espacial dos modelos digitais demonstraram valores ou sentidos destoantes da realidade.

Numa escala temporal de um ou dois meses, por vezes, torna-se difícil vincular à ocorrência de deslizamentos à exposição das vertentes (*aspect*), uma vez que a orientação delas estaria atrelada à quantidade de insolação recebida ao longo do ano. Desta forma, a direção das chuvas na ocasião dos eventos intensos e prolongados que deflagraram os deslizamentos, a exemplo das chuvas de novembro de 2008, teria papel muito mais significativo do que o próprio balanço energético anual.

O uso de dados de baixa resolução é recomendado para grandes áreas (escala nacional ou regional), já que as macroestruturas geológicas e geomorfológicas (crátoms, faixas orogênicas, bacias sedimentares e etc.) podem ser mais bem avaliadas e corretamente interpretadas. Isto pode ser corroborado nas litologias da Bacia do Itajaí, onde somente os ritmitos da Formação Garcia possuem 25,6% (87) dos deslizamentos mapeados em apenas 5,79% (81,08 km<sup>2</sup>) da área total.

De modo geral, os mapas finais de suscetibilidade honraram satisfatoriamente os pontos de treinamento (deslizamentos) não utilizados na modelagem, atestando os bons resultados da classificação, sendo que o método de mapeamento guiado pelo conhecimento dos dados - Índice de Suscetibilidade a Deslizamento (ISD) - foi o que apresentou melhor resultado, tanto nos dados orbitais quanto nos dados aéreos. A alta eficiência do ISD, com PRC médio de 78,6%, está relacionada à sumarização dos valores absolutos de cada classe.

Embora os dados de baixa resolução espacial (SRTM, ASTER) apresentem boa exatidão (PRC > 80%), a resolução espacial deles é insuficiente para representar os atributos topográficos. Por exemplo, numa área de 1.414 km<sup>2</sup>, o maior valor de declividade para estes dados

foram  $44,5^\circ$  e  $62,5^\circ$ , respectivamente. Logo, a generalização dos atributos topográficos foi proporcional ao tamanho do *pixel* empregado. Hengl (2006) afirma que não existe uma única “resolução” para calcular os parâmetros topográficos e classificar o relevo. A resolução selecionada deve ser apropriada para representar e descrever as características da superfície de interesse para uma determinada aplicação, condicionada a base de dados, variação do relevo e objetivo a ser alcançado.

Os dados do aerolevamento aéreo apresentaram valores de exatidão menores, quando comparados aos dados orbitais. Por conseguinte, deduziu-se que quanto mais refinada a resolução espacial ou o maior detalhamento da informação, menor será a eficiência das curvas de predição, estando possivelmente associada a perda de generalização. Portanto, os resultados são dependentes da natureza do dado e da escala empregada.

O aumento da resolução representado pelos dados aéreos leva ao maior detalhamento dos condicionantes do meio físico, ainda que diminua a generalização ou agrupamentos das classes. Antagonicamente, conforme os dados se tornam mais grosseiros, a exemplo dos dados orbitais, ocorrerá um maior agrupamento das classes. No entanto, o conteúdo da informação no mapa tenderá a diminuir progressivamente, inclusive, com sentido dúbio.

Dentre os operadores *Fuzzy*, após a aplicação e verificação dos 21 mapas de suscetibilidade, os melhores resultados foram apresentados pelos operadores *gamma*, *product* e *and*, respectivamente, tanto nos dados orbitais quanto nos dados de aerolevamento.

No caso da aplicação do operador *gamma* com diferentes valores de  $\gamma$ , a exatidão dos modelos teve valores similares, entre 75 e 80%, ou seja, o efeito da escolha de diferentes valores de  $\gamma$  na eficiência dos mapas não foi significativa.

Os operadores *sum* e *or* apresentaram valores inferiores a 60% de eficiência. A baixa eficiência destes operadores está relacionada à maximização dos *memberships* na composição dos modelos e o reduzido poder de separação das classes.

O uso de uma área reduzida e com uma quantidade restrita de pontos de treinamento podem influenciar os valores de *Studentized Contrast*. Desta forma, não se recomenda comparar os valores de *Studentized Contrast* obtidos de resoluções ou fontes distintas, uma vez que os altos valores de contraste ( $C$ ) podem ser mascarados pelos altos valores do seu desvio padrão ( $\sigma C$ ).



Para ser considerado um bom mapa de suscetibilidade, a maioria dos deslizamentos deve estar nas maiores classes de suscetibilidade, todavia tais classes devem ocupar pequenas áreas.

## **6. APLICAÇÃO DA TÉCNICA PESOS DE EVIDÊNCIA (*BINARY WEIGHTS OF EVIDENCE*) PARA O MAPEAMENTO DE SUSCETIBILIDADE A DESLIZAMENTOS EM TERMOS OU QUANTIFICAÇÕES ABSOLUTA**

### **6.1 INTRODUÇÃO**

O estudo de fenômenos geográficos muitas vezes requer a aplicação de métodos estatísticos para produzir uma nova compreensão. Eles têm papel preponderante no estudo de muitos problemas geográficos, onde se aplica ao menos um método quantitativo tradicional.

Para uma determinada região, procura-se descrever e explicar o padrão espacial dos deslizamentos. Para realizar tal tarefa, pode-se iniciar pelo registro dos deslizamentos recentes ou antigos num mapa da região selecionada. Os resultados da identificação dos deslizamentos nos levam para o próximo passo: gerar hipóteses sobre o processo subjacente, ou seja, se uma determinada proposição seja ela verdade ou falsa é suscetível de ser testada. Por exemplo, uma hipótese neste exemplo é que o padrão de casos de deslizamentos esteja relacionado à distância das drenagens ou às faixas de declividade.

Para testar tais hipóteses, utiliza-se de modelos, que é um dispositivo destinado a simplificar a realidade para que a relação entre as variáveis possa ser mais bem estudada.

Embora os modelos frequentemente sejam utilizados para entender situações particulares, mais frequentemente ainda busca-se aprender sobre o processo subjacente que levou a elas. Por analogia, procura-se fazer generalizações ou afirmações sobre outras situações.

Nesta pesquisa, diversas análises espaciais – manipulações e métodos que podem ser aplicado aos dados geográficos para adicionar valor a eles – e métodos confirmatórios – usados para ajudar a confirmar hipóteses – foram explicados nos capítulos anteriores. Contudo, a inferência espacial<sup>44</sup> e os modelos espaciais de suscetibilidade foram vistos como um viés ordinal ou observações hierarquizadas.

Desta forma, foi possível dizer que um determinado tema do meio físico influenciou mais (ou menos) que outro, mas não foi possível

---

<sup>44</sup> Informações obtidas de amostras para elaborar conclusões gerais sobre uma população maior, assumindo que a amostra vem da mesma população.

dizer em termos probabilísticos<sup>45</sup> (chances) o quanto um tema foi maior (ou menor) que outro.

Como alternativa à suscetibilidade relativa ou hierarquizada, a análise de suscetibilidade com ponderações absolutas (probabilidade *a posteriori*) poderia ser realizada aos três conjunto de dados (SRTM, ASTER e SDS), usando o método *binary WofE*.

Uma das vantagens para a utilização de ponderações absolutas está em poder efetuar a comparação de mapas de suscetibilidade realizados em áreas distintas. Conforme destacado por Regmi *et al.* (2010), os valores do peso positivo e negativo calculado para diferentes áreas não são comparáveis em termos de grau de suscetibilidade. Isto só é possível, se os pesos positivos e negativos fossem padronizados ou convertidos para probabilidades ou chances.

O método *Extended WofE* contempla todos as classes evidencias, além da não realização do cálculo de independência condicional entre os temas. Por conseguinte, os valores de probabilidade absoluta (probabilidade *a posteriori*) são superestimados ou, quando são atribuídos valores absolutos, o produto final é normalmente apresentado em mapas coloridos (hierarquizados), onde o esquema de cores pode ser feito independentemente do número absoluto de deslizamentos não descobertos. Por exemplo, 5% da área do mapa com os maiores valores de probabilidade *a posteriori* podem ser coloridos de vermelho, independentemente das grandezas das probabilidades envolvidas.

Conforme abordado anteriormente, em virtude da hierarquização ou da normalização dos mapas finais de suscetibilidade para as fases de validação e comparação, utilizou-se no capítulo anterior o método *Extended WofE*.

No *binary WofE*, foco deste capítulo, utiliza-se somente os temas que não possuem dependência condicional. Para tanto, utilizou-se dois testes de ajuste estatístico, o pareado e o global (BONHAM-CARTER, 1994; AGTERBERG & CHENG, 2002). Estes testes baseiam-se na relação entre o número de ocorrências observadas e o número de ocorrências previstas. Blahut *et al.* (2010) apontaram que as probabilidades espaciais são superestimadas quando a independência condicional dos dados não é verificada.

---

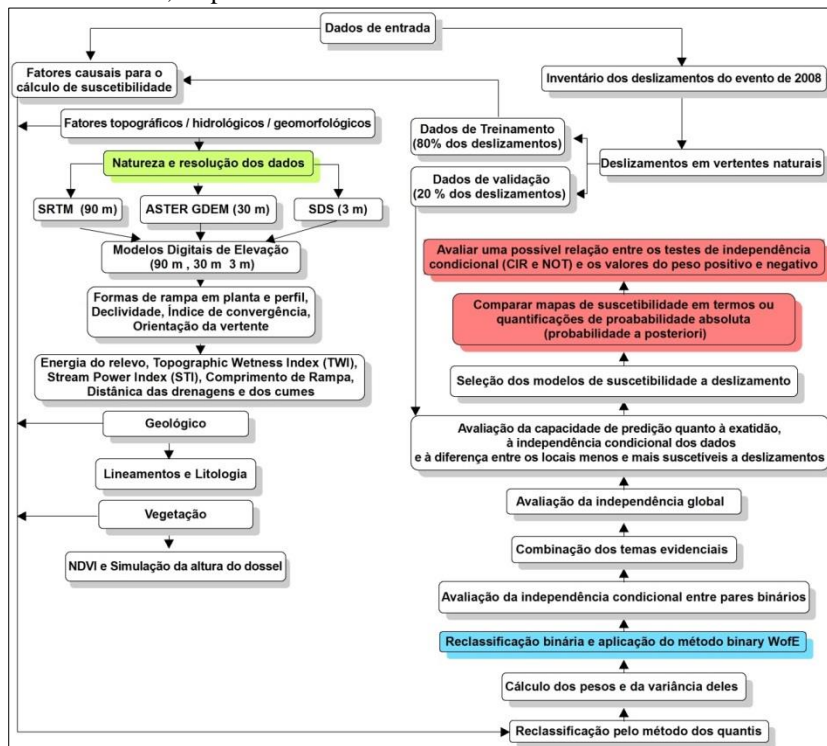
<sup>45</sup> Uma medida do grau de certeza. Esta medida tem um valor entre zero (impossibilidade) e 1 (certeza). É uma estimativa da possibilidade da magnitude de uma quantidade incerta ou da possibilidade da ocorrência de um deslizamento futuro.

Além dos efeitos da utilização de mapas multiclases e binários, verifica-se na literatura especializada diferentes maneiras e passos na aplicação da modelagem WofE, em que cada uma possui certas vantagens e limitações. Recentes investigações e aplicações da modelagem WofE, portanto, se concentraram em responder estas questões. Diante do exposto, o presente capítulo tem por objetivo reportar e comparar os resultados da análise de suscetibilidade em termos ou quantificações absolutas (*probabilidade a posteriori*). Complementarmente, avaliou-se uma possível relação entre os testes de independência condicional (CIR e NOT) e os valores do peso positivo e negativo.

## 6.2 MATERIAIS E MÉTODOS

As etapas de análise utilizadas neste capítulo para obtenção do mapa de suscetibilidade absoluta nos três conjuntos de dados, conforme sugerido por Bonham-Carter (1994) e Boleneus *et al.* (2001) são: (i) construção de uma base de dados digital; (ii) obtenção dos training points (inventário dos deslizamentos); (iii) definição da área de estudo, da dimensão do pixel e da unidade de área (*unit cell area*); (iv) cálculo da probabilidade à *priori*; (v) cálculo dos pesos positivos e negativos para cada evidência relativa às ocorrências dos deslizamentos; (vi) análise da distribuição dos pesos em cada mapa e seleção dos limites para reclassificá-los como mapas binários (vii) combinação dos mapas evidenciais binários e cálculo da probabilidade *a posteriori*; (viii) avaliação da independência condicional entre os mapas e realização dos ajustes, eliminando ou combinando mapas de evidência; (ix) implementação da integração entre os mapas de evidência reclassificados e ponderados para produzir o mapa final de suscetibilidade com valores absolutos de probabilidade e, por fim, (x) avaliação da capacidade de predição quanto à exatidão, à independência condicional dos dados e à diferença entre os locais menos e mais suscetíveis a deslizamentos (Figura 6.1).

Figura 6.1 – Fluxograma e passos metodológicos utilizados para obtenção do mapa de suscetibilidade absoluta nos três conjuntos de dados. Os polígonos verde, azul e vermelho representam a natureza e resolução dos dados, o método de modelagem e os objetivos do trabalho, respectivamente.



## 6.2.1 PREPARAÇÃO DO INVENTÁRIO DE DESLIZAMENTOS E DO CONJUNTO DE DADOS

Assim como no capítulo anterior, foram consideradas duas áreas de estudo (Figura 5.1) e o inventário do ano de 2008, especificamente os deslizamentos em vertentes naturais, para quantificação absoluta dos mapas de suscetibilidade. Do total de 428 deslizamentos, 340 foram selecionados para as etapas de modelagem, e 88 para as etapas de validação.

As evidências hidrológicas, geológicas, geomorfológicas e de cobertura do solo - comprimento de Rampa, *Stream Power Index*, declividade, curvatura em planta, curvatura em perfil, distância dos cumes, índice de convergência, distância das drenagens, simulação da altura do dossel, NDVI, *Topographic Wetness Index*, distância dos lineamentos, geologia e orientação das vertentes - foram derivadas da base apresentada no capítulo 5.

No método WofE existem duas formas de se tratar os dados: o método categórico de calcular os pesos é usado quando os dados ocorrem em categorias não-relacionadas e categorias mutuamente exclusivas, e o método cumulativo é usado quando as informações são relacionadas (dados ordinais, intervalos, razões, etc) (BOLENEUS *et al.*, 2001).

De forma análoga ao capítulo anterior, todas as evidências foram abordadas como dados categóricos, reclassificadas, preferencialmente, em seis classes pelo método dos *quantis*. O ordenamento essencialmente igual dos subconjuntos e, por vezes, das unidades de área “area units”, foi um dos aspectos que motivou a escolha do método. Além da fácil interpretação e comparação dos pesos positivos e negativos, que são altamente vinculados ao tamanho da área utilizada.

## 6.2.2 DEFINIÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO, DA DIMENSÃO DO PIXEL, DA UNIDADE DE ÁREA (*UNIT CELL AREA*) E DA PROBABILIDADE *A PRIORI*

No método *binary WofE*, algumas suposições *a priori* são necessárias para construir o modelo. Uma delas está no pressuposto básico que todos os eventos, no caso os deslizamentos, possuem a mesma extensão em área, uma vez que todo cálculo dos pesos de evidência e das probabilidades *a priori* e *a posteriori* são efetuados levando em conta a relação entre a escolha da área total e o tamanho da unidade de área (*unit cell área*) que representa o evento. Logo, a escolha

do tamanho da unidade de área tem que ser coerente com o que está ocorrendo na área de estudo, para que seja representativo do conjunto, pois todo cálculo dos parâmetros estatísticos acontece em função da relação entre o evento e sua densidade média dentro da área de estudo.

A Modelagem WofE tem sido eficaz no mapeamento do potencial mineral em áreas com grande número de pontos de treinamento (Bonham-Carter *et al.*, 1989; Raines & Mihalasky, 2002) e em áreas com pequeno número de pontos de treinamento (Agterberg *et al.*, 1993; Wright & Bonham-Carter, 1996; Carranza & Hale, 2000, 2002; Agterberg & Cheng, 2003, Carranza, 2004).

Contudo, a diferença dos estudos geológicos para o mapeamento de suscetibilidade a deslizamento está no tamanho do evento, aplicado aqui como *unit area*. No mapeamento do potencial mineral, geralmente, as anomalias geológicas possuem dimensões ou tamanho da unidade de área  $> 0,001 \text{ km}^2$  e  $< 10 \text{ km}^2$ , e alguns autores (Bonham-Carter, 1994; Carranza & Hale, 1999, 2000, 2002; Carranza, 2002 & 2004) consideram adequada para representar as feições mapeadas. Já nos estudos de suscetibilidade a deslizamento, as feições mapeadas possuem dimensões de dezenas de metros e, por vezes, menor que a resolução espacial (*pixel size*) empregada.

Portanto, para estudos de suscetibilidade a deslizamento, o uso de valores tão elevados da unidade de área não seria viável e nem aplicável, já que os deslizamentos não possuem dimensões tão elevadas.

Para elucidação do tamanho da unidade de área, considere o problema de se estimar suscetibilidade a deslizamentos em uma região que possui uma área<sup>46</sup> de  $17 \text{ km}^2$ , e que já tenham sido identificados nesta região 50 deslizamentos. Para efeito de análise, utilizou-se o valor de  $1 \text{ km}^2$ , semelhante ao valor da anomalia geológica, assim cada deslizamento ocuparia  $1 \text{ km}^2$  ou  $1.000.000 \text{ m}^2$ . A densidade média dos deslizamentos conhecidos na região seria de  $50 \text{ km}^2 / 17 \text{ km}^2 = 2,94$ .

O valor 2,94 pode ser interpretado como a probabilidade de encontrar aleatoriamente um *pixel* na região, e que esse *pixel* seja um deslizamento. Não existindo outras informações disponíveis, pode-se dizer que a probabilidade *a priori* de se encontrar um deslizamento na área analisada seria de 2,94. No entanto, percebe-se que o tamanho da unidade de área não possui coerência, uma vez que o valor de probabilidade não deveria ser maior que 1, especialmente os valores de probabilidade *a priori*. O motivo de tal discrepância está na área total

---

<sup>46</sup> Similar ao tamanho da área empregada nos dados SDS.

dos deslizamentos (50 km<sup>2</sup>), inclusive ela possui uma área maior que a própria área total analisada (17 km<sup>2</sup>).

Por meio do exemplo anterior, verificou-se que o tamanho da unidade de área para mapeamento de suscetibilidade a deslizamentos não deve ser tão expressivo.

A seleção de um tamanho de pixel é dependente do tamanho dos deslizamentos individuais, mas o tamanho do pixel<sup>47</sup> e da unidade de área<sup>48</sup> têm que ser bem menores que a área de estudo. Bonham-Carter (1994) sugere (empiricamente) para mapeamentos geológicos que a unidade de área seja o quociente entre a área de estudo e o total de *training points* dividido por quarenta. Contudo, em virtude da comparação dos modelos digitais de elevação e das dimensões (pequenas áreas) dos deslizamentos com relação às mineralizações geológicas (grandes áreas), optou-se no presente estudo por apenas um único deslizamento (*training point*) por unidade de área, a fim de evitar a superestimação dos valores de probabilidade absoluta. Além disso, a probabilidade *a posteriori* calculada por meio de qualquer conjunto fixo de pesos é também proporcional ao tamanho da célula unitária.

As circunstâncias descritas acima sobre a variação da unidade de área e o tamanho do pixel não influenciam a ponderação relativa dos pesos positivos e negativos. Logo, os valores absolutos de probabilidade (*a posteriori*) dependerão do número de deslizamentos, do tamanho do pixel, da unidade de área e do grau de independência condicional aplicado no modelo.

A Tabela 6.1 mostra o número total de pontos de treinamento e de validação, o tamanho da unidade de área, a resolução espacial e a área total modelada para cada conjunto de dado.

---

<sup>47</sup> Resolução espacial.

<sup>48</sup> Ressalta-se que o tamanho da unidade de área (*unit cell area*) não reflete necessariamente os *pixels* das camadas integradas.



Tabela 6.1 - Parâmetros utilizados nas modelagens.

	SRTM	ASTER	SDS
Número total de pontos de treinamento na modelagem	340	340	50
Número total de pontos de treinamento na validação	88	88	10
Tamanho da unidade de área (km <sup>2</sup> )	0,0081	0,0009	0,000009
Resolução espacial (m)	90x90 m	30x30 m	3x3 m
Área total modelada (km <sup>2</sup> )	1.414	1.414	17,82
Número de pixels $N\{T\}$	174.391	1.571.107	1.980.551

### 6.2.3 CÁLCULO DOS PESOS E DA VARIÂNCIA DELES

Considere uma área dividida com um determinado número de  $N\{T\}$  células unitárias de área ou pixels de tamanhos iguais, e que já tenham sido identificados  $N\{Af\}$  pixels contendo cada um e somente um deslizamento  $Af$ . A probabilidade *a priori* que um pixel, escolhido aleatoriamente, contenha um deslizamento pode ser estimada como  $N\{Af\} / N\{T\}$ .

Suponha ainda que na área existam  $N\{T_v\}$  e  $N\{\overline{T}_v\}$  pixels, onde a evidência espacial  $T_v$  esteja presente ou ausente, respectivamente. O peso positivo ( $W^+$ ) e o negativo ( $W^-$ ) podem ser estimados para  $N\{T_v\}$  e  $N\{\overline{T}_v\}$ , respectivamente, dado a presença  $N\{Af\}$  e ausência  $N\{\overline{Af}\}$  dos deslizamentos  $Af$ . Os pesos podem ser estimados das razões de probabilidades (*likelihood ratios*) como:

$$W^+ = \ln \frac{P\{T_v|Af\}}{P\{\overline{T}_v|Af\}} = \ln \frac{\frac{\text{Área dos deslizamentos na evidência considerada}}{\text{Área total dos deslizamento}}}{\frac{\text{Área estável na evidência considerada}}{\text{Total de área estável}}} \quad (\text{Eq. 6.1})$$

$$W^- = \ln \frac{P\{\overline{T}_v|Af\}}{P\{T_v|Af\}} = \ln \frac{\frac{\text{Área dos deslizamentos em outra classe}}{\text{Área total dos deslizamento}}}{\frac{\text{Área estável em outra classe}}{\text{Total de área estável}}} \quad (\text{Eq. 6.2})$$

Os pesos são sensíveis ao  $N\{T\}$  e ao  $N\{Af\}$ . Considerando os limites da área de estudo, o  $N\{T\}$  pode ser decidido e ajustado razoavelmente. Os  $N\{Af\}$  devem ser grandes, de modo a obter pesos

estatisticamente significativos. A significância dos pesos pode ser obtida, respectivamente, como:

$$S^2(W^+) = [1/N\{T_v|A_f\}] + [1/P\{T_v|\bar{A}_f\}] \quad (\text{Eq. 6.3})$$

$$S^2(W^-) = [1/N\{\bar{T}_v|A_f\}] + [1/P\{\bar{T}_v|\bar{A}_f\}] \quad (\text{Eq. 6.4})$$

A variância dos pesos não depende apenas do  $N\{T\}$  e do  $N\{A_f\}$ , mas também da resolução espacial. Logo, a variância dos pesos é inversamente proporcional ao tamanho do pixel. Diferentemente da variância dos pesos, a probabilidade *a priori* é diretamente proporcional ao tamanho do pixel e da unidade de área. Quanto maior for o tamanho da unidade de área, maior será o valor calculado da probabilidade *a priori*. Logicamente, a relação contrária também é verdadeira.

O contraste ( $C = W^+ - W^-$ ) representa uma medida de associação espacial entre um conjunto de mapas evidenciais e o conjunto de training points. Quando  $c > 0$  a associação espacial é positiva;  $c < 0$  a associação é negativa; e  $c = 0$  a associação espacial inexistente.

No caso de uma grande área e com um grande número de ocorrências, a exemplo do capítulo anterior, o máximo contraste ou  $W^+$  muitas vezes fornece uma melhor medida de correlação espacial com os pontos de ocorrência.

Em algumas outras situações, no entanto, particularmente, com pequeno número de training points, a incerteza dos pesos pode ser grande, bem como os valores de máximo contraste podem ser insignificantes e tornar problemática a geração dos mapas binários. O valor de Studentized Contrast ( $C/s^2(W^+) + s^2(W^-)$ ) é uma medida útil para estas situações.

#### 6.2.4 COMBINAÇÃO DOS TEMAS EVIDENCIAIS PARA CRIAR O MAPA FINAL DE PROBABILIDADE *A POSTERIORI*

A modelagem WofE pode ser executada em mapas com classes múltiplas<sup>49</sup> (Porwal *et al.*, 2003) ou binárias (Neuhauser & Terhorst, 2007). Para este capítulo, optou-se pelo valor máximo do peso positivo ( $W^+$ ) de cada evidência para generalização ou reclassificação dos mapas multiclasses em mapas binários. Ainda que a reclassificação de

---

<sup>49</sup> Aplicada no capítulo anterior.

multiclasses para mapa binários resulte em perda e simplificação da informação, a opção por mapas binários reduziria a independência condicional dos dados, já que somente o maior valor do peso positivo ( $w_+$ ) de cada evidência seria combinada no mapa final de suscetibilidade. Além da redução da independência condicional entre os modelos, a opção por mapas binários obtidos por meio dos maiores valores de  $W_+$  favoreceria, por conseguinte, maiores valores de probabilidade absoluta dos mapas finais de suscetibilidade.

Os modelos das equações descritos no tópico anterior podem ser expressos em formulações de chance  $O = P/(1 - P)$ . Assim, o logit *a priori* e *a posteriori* podem ser calculado para  $k$  possíveis condições únicas (*unique conditions*), respectivamente, como:

$$P_{priori} = \log ([N \{Af\} / N \{T\}] / (1 - [N \{Af\} / N \{T\}])) \quad (\text{Eq. 6.5})$$

$$P_{posteriori} = P_{priori} + \sum_{j=1}^n W_j^k \quad (\text{Eq. 6.6})$$

Os valores de  $W_j^k$  podem ser pesos positivos ( $W_j^+$ ) ou negativos ( $W_j^-$ ), dependendo da presença  $\{T_{vj}\}$  ou da ausência  $\{\overline{T_{vj}}\}$  da evidência. Posteriormente, os valores de chance *a posteriori* (*posterior odds*) são convertidos em probabilidades posteriores (*posterior probabilities*), refletindo a suscetibilidade absoluta de ocorrência dos deslizamentos:

$$Pstprob \text{ ou } P_k = \exp^{P_{posteriori}} / (1 + \exp^{P_{posteriori}}) \quad (\text{Eq. 6.7})$$

Por fim, a variância de *Pstprob* pode ser obtida por meio da variância dos pesos:

$$S^2(Pstprob \text{ ou } P_k) = \left[ \frac{1}{N \{Af\}} + \sum_{j=1}^n s^2(W_j^k) \right] X Pstprob^2 \quad (\text{Eq. 6.8})$$

### 6.2.5 TESTE DE INDEPENDÊNCIA CONDICIONAL

A modelagem WofE pressupõe que exista independência condicional entre os mapas preditores e as amostras de treinamento. Contudo, é muito difícil na prática conseguir um ajuste que implique na independência total, de forma que é necessária a aplicação de testes

estatísticos para verificar em que grau ocorre a violação desse pressuposto (BONHAM-CARTER, 1994). Para isso, foram utilizados três tipos de teste, sendo um pareado e dois globais: *Chi-square test*  $\chi^2$ , *Conditional Independence Ratio* (CIR) e o *Agterberg & Cheng Conditional Independence* (NOT).

O teste do qui-quadrado  $\chi^2$  foi utilizado para avaliar a variação entre as frequências absolutas observadas e esperadas das amostras (patterns) em dois fatores, como a seguir:

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^4 \frac{(\text{observado}_i - \text{predito}_i)^2}{\text{predito}_i} \quad (\text{Eq. 6.9})$$

O teste pareado foi realizado no aplicativo SPSS 20, entre todos os pares de padrões binários com 95% de significância e com um grau de liberdade, conforme a tabela de contingência (Tabela 6.2). A análise estatística, incluindo os de computação de dados e testes estatísticos de significância como teste do qui-quadrado, bondade de ajuste e de correlação de Pearson, foi realizada pelo programa SPSS 20.

Tabela 6.2 - Tabela de contingência para o teste de independência condicional pareado, com base em células que contém ocorrência.<sup>a</sup>

	$T_{v1}Presente$	$T_{v1Ausente}$	Total
$T_{v2}Presente$	$N \{T_{v1} \cap T_{v2} \cap Af\}$	$N \{\overline{T_{v1}} \cap T_{v2} \cap Af\}$	$N \{T_{v2} \cap Af\}$
$T_{v2}Ausente$	$N \{T_{v1} \cap \overline{T_{v2}} \cap Af\}$	$N \{\overline{T_{v2}} \cap \overline{T_{v1}} \cap Af\}$	$N \{\overline{T_{v2}} \cap Af\}$
Total	$N \{T_{v1} \cap Af\}$	$N \{\overline{T_{v1}} \cap Af\}$	$N \{Af\}$

a Os valores dentro da tabela são calculadas a partir da equação (9). Existe um grau de Liberdade (adaptado de Bonham-Carter, 1994).

Embora as ocorrências sejam consideradas como pontos ou células unitárias pequenas, os valores resultantes do teste não são afetados pelo tamanho da unidade de área.

Diferentemente de outros estudos (Lee *et al.*, 2002; Regmi *et al.*, 2010; Armas, 2012), o teste do qui-quadrado foi aplicado para pré-selecionar as evidências que serão combinadas, ou seja, não foi empregado para estimar a independência global dos dados. Este teste tem sido descrito por Carranza (2004) e Thiart *et al.* (2006), como sendo potencialmente pouco confiável para estimar a independência final.

O teste global de Bonham-Carter (1994), *Conditional Independence Ratio* (CIR), compreende a razão entre o número de training points utilizados  $\{Af\}$  e a soma de todos os valores da probabilidade *à posteriori*  $N\{Af\}_{predito}$ . Valores de CIR < 0,85 podem indicar problemas de dependência condicional entre as evidências. Os valores ideais devem ficar entre 0,85 e 1 (Bonham-Carter 1994).

Idealmente, se as evidências ou os mapas preditores são condicionalmente independentes uns com os outros em relação aos pontos de treinamento, logo  $N\{Af\}_{predito} = N\{Af\}$  e CIR = 1.

Na prática, é muito difícil que as evidências sejam totalmente independentes, de forma que sempre existirá uma determinada dependência nos dados (Bonham-Carter 1994).

Embora alguns autores achem que o método seja conservador nos valores obtidos (Carranza, 2004; Thiart *et al.*, 2006), ele se torna aplicável no presente estudo devido à possibilidade de comparar os três conjuntos de dados, já que a variação da unidade de área e do tamanho do pixel  $N\{A\}$  não influenciam significativamente a ponderação relativa dos valores de  $N\{Af\}_{predito}$ , conforme equação abaixo:

$$CIR = N\{Af\}_{predito} = \sum_{k=1}^m P_k \cdot N\{A\}_k \quad (\text{Eq. 6.10})$$

O número previsto  $N\{Af\}_{predito}$  é determinado pela adição do produto da unidade de área na célula unitária,  $N\{A\}$ , multiplicado pela probabilidade *a posteriori*,  $P_k$ , para todos os  $k$  pixel do mapa (1,2, ...  $m$ ). Esta equação é baseada na suposição que a probabilidade *a priori* é igual à densidade média conhecida dos deslizamentos.

O “New omnibus Test” (NOT), também conhecido como “Agterberg-Cheng (AC) test” trabalha com a hipótese de que a diferença  $N\{Af\}_{predito} - N\{Af\}$  é nula. A estatística do teste é calculada a partir da equação:

$$NOT = \frac{N\{Af\}_{predito} - N\{Af\}}{S(N\{Af\}_{predito})} \quad (\text{Eq. 6.11})$$

Onde  $S(N\{Af\}_{predito})$  é estimado como

$$S(N\{Af\}_{predito}) = \sqrt{\sum_{k=1}^m [(N\{k\})^2 x S^2(P_k)]} \quad (\text{Eq. 6.12})$$

Para aceitar a hipótese da independência condicional, a diferença  $[N\{Af\}_{predito} - N\{Af\}]$  deve ser inferior à regra aritmética de  $\{2.33 \times S(N\{Af\}_{predito})\}$  com probabilidade de 99% ou menor que 2,33 no cálculo da fórmula, conforme sugerido por Agterberg & Cheng (2002).

#### 6.2.6 SELEÇÃO DOS MODELOS DE SUSCETIBILIDADE A DESLIZAMENTO E AVALIAÇÃO DA CAPACIDADE DE PREDIÇÃO

O melhor modelo de suscetibilidade a deslizamento para cada conjunto de dados foi identificado considerando simultaneamente a exatidão, a independência condicional dos dados e a diferença entre os locais menos e mais suscetíveis a deslizamentos  $\{P_k(min) - P_k(max)\}$ . A fim de permitir a comparação visual entre os mapas, cada modelo de suscetibilidade foi dividido em 20 classes pelo método dos *quantis*.

No caso da exatidão, verificou-se para todos os modelos (mapas) se o número de pontos de treinamento (*training point*) utilizados se posicionava nas áreas de maior suscetibilidade. Para tanto, utilizou-se da análise das curvas de predição (*Prediction Rate Curve* ou *Blind Test*) e eficiência (*Success Rate Curve*), já que foram obtidos deslizamentos independentes e os utilizados na modelagem, respectivamente.

### 6.3 RESULTADOS

Para facilitar a interpretação e comparação dos resultados da análise de suscetibilidade em termos ou quantificações absolutas (*probabilidade a posteriori*), o cálculo dos pesos, os testes de independência condicional, combinação dos temas evidenciais e a avaliação dos modelos serão apresentados separadamente por cada tipo de modelo digital empregado.

Ressalta-se que os principais fatores preparatórios dos deslizamentos para cada conjunto de dados foram identificados, classificados e discutidos no capítulo anterior. Neste capítulo, cada evidência terá somente duas classes: a classe de maior probabilidade ( $W^+$ ) e generalização das classes restantes que constituirá  $W^-$ .

### 6.3.1 CÁLCULO DOS PESOS E DA VARIÂNCIA DELES

A interpretação dos resultados obtidos das eqs. (6,1), (6,2), (6,3) e (6,4) permite inferir que as condições mais suscetíveis ( $W^+$ ) à ocorrência de deslizamentos nos dados SRTM (Tabela 6.3) referem-se àquelas onde as vertentes apresentam rampas entre 240 e 416 m de comprimento, voltadas para o quadrante Norte, distando até 500 m dos lineamentos e mais distante das drenagens e com: (I) poder de escoamento entre 2.795 e 5.039, (II) saturação de umidade nos solos entre 9,58 e 11,02, (III) declividade entre 17,04 e 44,52°, (IV) solos que derivam dos sedimentos arenosos, conglomerados, siltitos e argilitos da Formação Gaspar e Garcia, (V) curvatura convexa em perfil e divergente no índice de convergência e no perfil em planta e (VI) NDVI entre 0,18 a 0,22.

Tabela 6.3 - Fatores, número de pixels por classe, número de deslizamentos por classe, pesos positivo e negativo e os seus contrastes para os dados SRTM.

Comprimento de Rampa							
Classes	$N\{T_v\}$	$\{T_v A_f\}$	$W^+$	$s(W^+)$	$W^-$	$s(W^-)$	$C$
0 - 80	75794	163	0,098	0,078	-0,083	0,075	0,181
80-112	21834	34	-0,225	0,172	0,029	0,057	-0,254
112-240	38352	69	-0,081	0,121	0,022	0,061	-0,102
240-416	20976	46	0,118	0,148	-0,017	0,058	0,135
416-4100	17435	28	-0,194	0,189	0,019	0,057	-0,214
<i>Stream power Index</i>							
Classes	$N\{T_v\}$	$\{T_v A_f\}$	$W^+$	$s(W^+)$	$W^-$	$s(W^-)$	$C$
0-1224	29066	34	-0,512	0,172	0,077	0,057	-0,589
1224-2795	29065	48	-0,166	0,145	0,030	0,059	-0,197
2795-5039	29066	87	0,430	0,107	-0,113	0,063	0,543
5039-8626	29065	74	0,268	0,116	-0,063	0,061	0,331
8626-18331	29065	69	0,197	0,121	-0,045	0,061	0,242



18331-137992320	29064	28	-0,706	0,189	0,097	0,057	-0,803
Declividade (graus)							
Classes	$N\{T_v\}$	$\{T_v A_f\}$	$W^+$	$s(W^+)$	$W^-$	$s(W^-)$	$C$
0-2,43	28519	6	-2,228	0,408	0,161	0,055	-2,389
2,43-6,26	29675	27	-0,763	0,193	0,104	0,057	-0,867
6,26-9,56	28823	35	-0,474	0,169	0,072	0,057	-0,546
9,56-12,87	28959	74	0,271	0,116	-0,064	0,061	0,335
12,87-17,04	29569	82	0,353	0,111	-0,090	0,062	0,444
17,04-44,52	28846	116	0,726	0,093	-0,237	0,067	0,963
Curvatura em Perfil (rad/m)							
Classes	$N\{T_v\}$	$\{T_v A_f\}$	$W^+$	$s(W^+)$	$W^-$	$s(W^-)$	$C$
-1,56 - -0,14	27199	103	0,666	0,099	-0,192	0,065	0,857
-0,14 - -0,04	26354	68	0,281	0,121	-0,059	0,061	0,340
-0,04 - 0,01	27447	38	-0,343	0,162	0,053	0,058	-0,396
0,01 - 0,08	33558	43	-0,420	0,153	0,079	0,058	-0,499
0,08 - 0,17	30545	46	-0,259	0,148	0,047	0,058	-0,306

0,17 - 1,88	29288	42	-0,308	0,154	0,052	0,058	-0,360
Curvatura em Planta (rad/m)							
Classes	$N\{T_v\}$	$\{T_v A_f\}$	$W^+$	$s(W^+)$	$W^-$	$s(W^-)$	$C$
-1,14 - -0,14	27422	61	0,132	0,128	-0,027	0,060	0,159
-0,14 - -0,04	30952	46	-0,272	0,148	0,050	0,058	-0,322
-0,04 - 0,006	30010	35	-0,515	0,169	0,080	0,057	-0,595
0,006 - 0,07	31128	44	-0,322	0,151	0,058	0,058	-0,380
0,07 - 0,18	27489	52	-0,030	0,139	0,006	0,059	-0,036
0,18 - 1,71	27390	102	0,649	0,099	-0,186	0,065	0,835
Geologia							
Classes	$N\{T_v\}$	$\{T_v A_f\}$	$W^+$	$s(W^+)$	$W^-$	$s(W^-)$	$C$
1	1800	1	-1,265	1,000	0,008	0,054	-1,272
2	2235	2	-0,788	0,707	0,007	0,054	-0,795
3	31535	0	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
4	7087	16	0,139	0,250	-0,006	0,056	0,146
5	10010	87	1,494	0,108	-0,236	0,063	1,730

6	5021	11	0,109	0,302	-0,003	0,055	0,112
7	13109	74	1,059	0,117	-0,167	0,061	1,226
8	81282	126	-0,238	0,089	0,172	0,068	-0,409
9	1127	2	-0,102	0,708	0,001	0,054	-0,103
10	6099	14	0,156	0,268	-0,006	0,055	0,162
11	6645	4	-1,184	0,500	0,027	0,055	-1,212
12	6	0	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
13	2543	2	-0,917	0,707	0,009	0,054	-0,926
14	4526	1	-2,187	1,000	0,024	0,054	-2,211
NDVI							
Classes	$N\{T_v\}$	$\{T_v A_f\}$	$W^+$	$s(W^+)$	$W^-$	$s(W^-)$	$C$
-1 - 0,05	27700	5	-2,381	0,447	0,158	0,055	-2,539
-0,05 - 0,08	29902	22	-0,975	0,213	0,121	0,056	-1,097
0,08 - 0,18	27052	53	0,006	0,138	-0,001	0,059	0,007
0,18 - 0,22	27773	96	0,575	0,102	-0,159	0,064	0,734
0,22 - 0,27	30440	79	0,287	0,113	-0,073	0,062	0,360

0,27 - 1	31628	85	0,322	0,109	-0,088	0,063	0,410
Distância dos Lineamentos (metros)							
Classes	$N\{T_v\}$	$\{T_v A_f\}$	$W^+$	$s(W^+)$	$W^-$	$s(W^-)$	$C$
0 - 500	82775	175	0,082	0,076	-0,080	0,078	0,162
500 - 1000	46244	89	-0,012	0,106	0,004	0,063	-0,017
1000 - 1500	23343	53	0,153	0,138	-0,026	0,059	0,179
1500 - 2000	10002	15	-0,262	0,258	0,014	0,056	-0,276
2000 - 2500	4916	5	-0,651	0,447	0,014	0,055	-0,665
>2500	7230	3	-1,548	0,578	0,034	0,055	-1,582
Índice de Convergência							
Classes	$N\{T_v\}$	$\{T_v A_f\}$	$W^+$	$s(W^+)$	$W^-$	$s(W^-)$	$C$
-100 - -21	30080	23	-0,937	0,209	0,120	0,056	-1,057
-21 - -6	30974	47	-0,251	0,146	0,047	0,059	-0,298
-6 - 1	31716	59	-0,047	0,130	0,010	0,060	-0,057
1 - 9	29615	71	0,207	0,119	-0,048	0,061	0,255
9 - 22	26780	81	0,440	0,111	-0,106	0,062	0,546

22- 100	25226	59	0,182	0,130	-0,034	0,060	0,217
Topographic wetness index							
Classes	$N\{T_v\}$	$\{T_v A_f\}$	$W^+$	$s(W^+)$	$W^-$	$s(W^-)$	$C$
9,58 - 11,02	25315	129	0,964	0,088	-0,321	0,069	1,285
11,02 - 11,53	33310	89	0,316	0,106	-0,092	0,063	0,408
11,53 - 12,10	30662	55	-0,084	0,135	0,017	0,059	-0,100
12,10 - 13,04	29030	39	-0,373	0,160	0,060	0,058	-0,433
13,04 - 14,98	28834	26	-0,772	0,196	0,101	0,057	-0,874
14,98 - 28	27240	2	-3,281	0,707	0,164	0,055	-3,445
Distância das Drenagens (metros)							
Classes	$N\{T_v\}$	$\{T_v A_f\}$	$W^+$	$s(W^+)$	$W^-$	$s(W^-)$	$C$
0 - 3	31867	0	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
3 - 22	29440	8	-1,972	0,354	0,161	0,055	-2,134
22 - 49	28712	21	-0,982	0,218	0,116	0,056	-1,098
49 -91	28644	73	0,269	0,117	-0,062	0,061	0,331
91 - 155	28155	115	0,742	0,093	-0,237	0,067	0,979

155 - 647	27573	123	0,830	0,090	-0,277	0,068	1,108
Orientação das Vertentes (graus)							
Classes	$N\{T_v\}$	$\{T_v A_f\}$	$W^+$	$s(W^+)$	$W^-$	$s(W^-)$	$C$
Plana	210	0	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
315 - 45	41984	96	0,160	0,102	-0,057	0,064	0,216
45 - 135	48472	103	0,086	0,099	-0,035	0,065	0,122
135 - 225	41959	76	-0,074	0,115	0,022	0,062	-0,096
225 - 315	41766	65	-0,226	0,124	0,062	0,060	-0,288

Onde:  $N\{T_v\}$  = número de pixels de cada classe;  $\{T_v|A_f\}$  = número de deslizamentos por classe;  $W^+$  = razão de suficiência ajustada ao logaritmo natural (peso positivo);  $s(W^+)$  = desvio padrão do peso positivo;  $W^-$  = razão de necessidade ajustada ao logaritmo natural (peso negativo);  $s(W^-)$  = desvio padrão do peso negativo;  $C$  = contraste.

Para os dados ASTER (Tabelas 6.4), as vertentes cujas curvaturas no plano são côncavas e no perfil são convergentes, mais distantes das drenagens, derivados dos sedimentos arenosos, conglomerados, siltitos e argilitos da Formação Gaspar e Garcia, voltadas para o quadrante Sul, distando até 500 dos lineamentos e com: (I) rampas entre 84 e 127 m, (II) poder de escoamento entre 1.082 e 1.997, (III) saturação de umidade nos solos entre 1,56 e 3,31, (IV) declividade entre 21,73 e 62,51° e (V) NDVI entre 0,18 e 0,22, correspondem às mais favoráveis a ocorrência de deslizamento, conforme a reclassificação binária do método pesos de evidência.

Tabela 6.4 - Fatores, número de pixels por classe, número de deslizamentos por classe, pesos positivo e negativo e os seus contrastes para os dados ASTER.

Comprimento de Rampa (metros)							
Classes	$N\{T_v\}$	$\{T_v A_f\}$	$W^+$	$s(W^+)$	$W^-$	$s(W^-)$	$C$
0	812015	102	-0,544	0,099	0,371	0,065	-0,915
0 -42	149150	35	0,081	0,169	-0,009	0,057	0,090
42 - 84	262942	89	0,447	0,106	-0,120	0,063	0,568
84 - 127	135087	57	0,668	0,133	-0,094	0,059	0,762
127 - 211	121172	37	0,344	0,164	-0,035	0,058	0,379
211 - 1808	90741	20	0,018	0,224	-0,001	0,056	0,020
<i>Stream Power Index</i>							
Classes	$N\{T_v\}$	$\{T_v A_f\}$	$W^+$	$s(W^+)$	$W^-$	$s(W^-)$	$C$
0 - 224	262517	15	-1,332	0,258	0,138	0,056	-1,470
224 - 568	262147	44	-0,254	0,151	0,044	0,058	-0,298
568 - 1082	261841	59	0,040	0,130	-0,008	0,060	0,049
1082 - 1997	261710	109	0,655	0,096	-0,204	0,066	0,859
1997 - 4897	261454	86	0,419	0,108	-0,110	0,063	0,528



4897 - 79461984	261438	27	-0,740	0,193	0,099	0,057	-0,839
Declividade (graus)							
Classes	$N\{T_v\}$	$\{T_v A_f\}$	$W^+$	$s(W^+)$	$W^-$	$s(W^-)$	$C$
0 - 1,46	260226	0	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
1,46 - 6,83	265660	10	-1,749	0,316	0,155	0,055	-1,905
6,83 - 11,72	263428	29	-0,676	0,186	0,094	0,057	-0,770
11,72 - 16,36	266523	55	-0,048	0,135	0,009	0,059	-0,057
16,36 - 21,73	259939	86	0,425	0,108	-0,111	0,063	0,535
21,73 - 62,51	255331	160	1,064	0,079	-0,459	0,075	1,522
Curvatura em Perfil (rad/m)							
Classes	$N\{T_v\}$	$\{T_v A_f\}$	$W^+$	$s(W^+)$	$W^-$	$s(W^-)$	$C$
-0,065 - -0,005	260753	68	0,187	0,121	-0,042	0,061	0,228
-0,005 - -0,002	287437	53	-0,160	0,137	0,033	0,059	-0,193
-0,002 - -0,001	118825	16	-0,475	0,250	0,030	0,056	-0,505
-0,001 - 0,0001	314697	21	-1,177	0,218	0,160	0,056	-1,337
0,0001 - 0,0042	293580	85	0,291	0,109	-0,081	0,063	0,372
0,0042 - 0,083	295815	97	0,416	0,102	-0,127	0,064	0,543

Curvatura em Planta (rad/m)							
Classes	$N\{T_v\}$	$\{T_v A_f\}$	$W^+$	$s(W^+)$	$W^-$	$s(W^-)$	$C$
-0,05 - -0,004	234916	77	0,415	0,114	-0,095	0,062	0,510
-0,004 - -0,001	268666	74	0,241	0,116	-0,058	0,061	0,299
-0,001 - -0,0005	49866	11	0,019	0,302	-0,001	0,055	0,020
-0,0005 - -0,00006	42854	5	-0,618	0,447	0,013	0,055	-0,631
-0,00006 - 0,004	665115	86	-0,515	0,108	0,259	0,063	-0,774
0,004 - 0,06	309690	87	0,261	0,107	-0,076	0,063	0,337
Geologia							
Classes	$N\{T_v\}$	$\{T_v A_f\}$	$W^+$	$s(W^+)$	$W^-$	$s(W^-)$	$C$
1	16207	1	-1,263	1,000	0,008	0,054	-1,271
2	19989	2	-0,780	0,707	0,007	0,054	-0,787
3	284149	0	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
4	63787	16	0,140	0,250	-0,006	0,056	0,146
5	90086	88	1,500	0,107	-0,240	0,063	1,740
6	45002	10	0,018	0,316	-0,001	0,055	0,019
7	118238	73	1,041	0,117	-0,163	0,061	1,203

8	732443	127	-0,230	0,089	0,167	0,069	-0,397
9	10134	2	-0,100	0,707	0,001	0,054	-0,101
10	54878	14	0,156	0,267	-0,006	0,055	0,163
11	60315	4	-1,191	0,500	0,028	0,055	-1,219
12	47	0	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
13	22811	2	-0,912	0,707	0,009	0,054	-0,921
14	40284	1	-2,174	1,000	0,023	0,054	-2,197

NDVI

Classes	$N\{T_v\}$	$\{T_v A_f\}$	$W^+$	$s(W^+)$	$W^-$	$s(W^-)$	$C$
-1 - -0,05	248548	7	-2,040	0,378	0,152	0,055	-2,192
-0,05 - 0,08	270763	6	-2,280	0,408	0,172	0,055	-2,451
0,08 - 0,18	243218	67	0,241	0,122	-0,051	0,061	0,292
0,18 - 0,22	248562	86	0,469	0,108	-0,119	0,063	0,588
0,22 - 0,27	273460	84	0,350	0,109	-0,092	0,063	0,442
0,27 - 1	285559	90	0,375	0,105	-0,107	0,063	0,482

Distância dos Lineamentos (metros)

Classes	$N\{T_v\}$	$\{T_v A_f\}$	$W^+$	$s(W^+)$	$W^-$	$s(W^-)$	$C$
---------	------------	---------------	-------	----------	-------	----------	-----

0 - 500	745298	179	0,104	0,075	-0,104	0,079	0,208
500 - 1000	416217	89	-0,012	0,106	0,004	0,063	-0,017
1000 - 1500	209967	47	0,034	0,146	-0,005	0,058	0,039
1500 - 2000	89728	17	-0,133	0,243	0,008	0,056	-0,141
2000 - 2500	44259	5	-0,651	0,447	0,014	0,055	-0,664
>2500	65097	3	-1,547	0,577	0,034	0,055	-1,581

Índice de Convergência

Classes	$N\{T_v\}$	$\{T_v A_f\}$	$W^+$	$s(W^+)$	$W^-$	$s(W^-)$	$C$
-100 - -25	232805	12	-1,435	0,289	0,125	0,055	-1,559
-25 - -8,79	230681	66	0,279	0,123	-0,057	0,060	0,336
-8,79 - -0,31	229843	86	0,548	0,108	-0,134	0,063	0,681
-0,31 - 7,37	413390	71	-0,231	0,119	0,071	0,061	-0,302
7,37 - 19,34	232075	62	0,211	0,127	-0,042	0,060	0,252
19,34 - 100	232313	43	-0,156	0,153	0,025	0,058	-0,181

*Topographic Wetness Index*

Classes	$N\{T_v\}$	$\{T_v A_f\}$	$W^+$	$s(W^+)$	$W^-$	$s(W^-)$	$C$
1,56 - 3,31	261894	129	0,823	0,088	-0,295	0,069	1,118

3,31 - 3,64	261900	102	0,588	0,099	-0,174	0,065	0,762
3,64 - 3,99	261802	68	0,183	0,121	-0,041	0,061	0,223
3,99 - 4,39	261897	28	-0,705	0,189	0,096	0,057	-0,802
4,39 - 4,95	261810	13	-1,472	0,277	0,143	0,055	-1,616
4,95 - 10,91	261804	0	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000

Distância das Drenagens (metros)

Classes	$N\{T_v\}$	$\{T_v A_f\}$	$W^+$	$s(W^+)$	$W^-$	$s(W^-)$	$C$
0	268546	17	-1,229	0,243	0,136	0,056	-1,366
0 - 2,51	260513	2	-3,339	0,707	0,175	0,054	-3,515
2,51 - 9,86	260509	23	-0,897	0,209	0,111	0,056	-1,008
9,86 - 22,38	260517	49	-0,140	0,143	0,026	0,059	-0,166
22,38 - 42,30	260511	92	0,490	0,104	-0,134	0,064	0,624
42,30 - 242,18	260511	157	1,025	0,080	-0,438	0,074	1,463

Orientação das Vertentes (graus)

Classes	$N\{T_v\}$	$\{T_v A_f\}$	$W^+$	$s(W^+)$	$W^-$	$s(W^-)$	$C$
Plano	168910	0	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
315 - 45	347393	79	0,050	0,113	-0,015	0,062	0,064

45 - 135	372430	94	0,154	0,103	-0,053	0,064	0,207
135 - 225	349041	110	0,376	0,095	-0,140	0,066	0,516
225 - 315	333333	57	-0,236	0,133	0,055	0,060	-0,291

Onde:  $N\{T_v\}$  = número de pixels de cada classe;  $\{T_v|A_f\}$  = número de deslizamentos por classe;  $W^+$  = razão de suficiência ajustada ao logaritmo natural (peso positivo);  $s(W^+)$  = desvio padrão do peso positivo;  $W^-$  = razão de necessidade ajustada ao logaritmo natural (peso negativo);  $s(W^-)$  = desvio padrão do peso negativo;  $C$  = contraste.

No caso dos dados SDS (Tabela 6.5), as vertentes mais suscetíveis à ocorrência de deslizamentos referem-se às aquelas mais distantes das drenagens, voltadas para o quadrante Leste, distando até 4 m dos cumes e com: (I) saturação de umidade nos solos entre 3,54 e 4,11, (II) curvatura convexa em perfil e convergente em planta, (III) poder de escoamento entre 68 e 110, (IV) NDVI entre 0,33 a 0,40, (V) rampas entre 58 e 166 m, (VI) declividade entre 28,75 e 70,93° e (VII) perfil vegetacional entre 4 e 9,78 m de altura.

Tabela 6.5 - Fatores, número de pixels por classe, número de deslizamentos por classe, pesos positivo e negativo e os seus contrastes para os dados SDS.

Comprimento de Rampa (metros)							
Classes	$N\{T_v\}$	$\{T_v A_f\}$	$W^+$	$s(W^+)$	$W^-$	$s(W^-)$	$C$
0-2	341639	0	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
2-13	351947	1	-2,184	1,000	0,176	0,143	-2,360
13-26	337434	7	-0,196	0,378	0,036	0,153	-0,232
26-40	319556	14	0,551	0,267	-0,153	0,167	0,704
40-58	321152	9	0,104	0,333	-0,022	0,156	0,126
58-166	308823	19	0,891	0,229	-0,309	0,180	1,199
Stream Power Index							
Classes	$N\{T_v\}$	$\{T_v A_f\}$	$W^+$	$s(W^+)$	$W^-$	$s(W^-)$	$C$
0-15	340232	2	-1,457	0,707	0,148	0,144	-1,605
15-38	328755	13	0,449	0,277	-0,120	0,164	0,568
38-68	333705	7	-0,185	0,378	0,034	0,153	-0,219
68-110	326341	15	0,599	0,258	-0,177	0,169	0,776
110-194	326092	9	0,089	0,333	-0,019	0,156	0,108
194-3009393	325426	4	-0,720	0,500	0,096	0,147	-0,816



Declividade (graus)							
Classes	$N\{T_v\}$	$\{T_v A_f\}$	$W^+$	$s(W^+)$	$W^-$	$s(W^-)$	$C$
0 - 9,75	330091	1	-2,120	1,000	0,162	0,143	-2,282
9,75 - 16,98	330093	2	-1,427	0,707	0,142	0,144	-1,569
16,98-21,22	330092	8	-0,041	0,354	0,008	0,154	-0,049
21,22 - 24,68	330092	13	0,445	0,277	-0,119	0,164	0,564
24,67 - 28,75	330092	12	0,365	0,289	-0,092	0,162	0,457
28,75 - 70,93	330091	14	0,519	0,267	-0,146	0,167	0,665
Curvatura em Perfil (rad/m)							
Classes	$N\{T_v\}$	$\{T_v A_f\}$	$W^+$	$s(W^+)$	$W^-$	$s(W^-)$	$C$
-39,96 - -1,10	275978	9	0,256	0,333	-0,048	0,156	0,304
-1,10 - -0,76	88777	3	0,292	0,577	-0,016	0,146	0,308
-0,76 - -0,43	154851	3	-0,265	0,577	0,020	0,146	-0,284
-0,43 - -0,10	328941	9	0,081	0,333	-0,017	0,156	0,097
-0,10 - -0,56	726898	17	-0,077	0,243	0,042	0,174	-0,118
0,56 - 45,07	405106	9	-0,128	0,333	0,030	0,156	-0,158
Curvatura em Planta (rad/m)							
Classes	$N\{T_v\}$	$\{T_v A_f\}$	$W^+$	$s(W^+)$	$W^-$	$s(W^-)$	$C$

-41,81 - -0,63	330087	14	0,519	0,267	-0,146	0,167	0,665
-0,63 - -0,18	330087	11	0,278	0,302	-0,066	0,160	0,344
-0,18 - 0,03	330119	6	-0,329	0,408	0,055	0,151	-0,383
0,03 - 0,28	330086	5	-0,511	0,447	0,077	0,149	-0,588
0,28 - 0,86	330086	8	-0,041	0,354	0,008	0,154	-0,049
0,86 - 32,67	330086	6	-0,329	0,408	0,055	0,151	-0,383

Simulação da Altura do Dossel (metros)

Classes	$N\{T_v\}$	$\{T_v A_f\}$	$W^+$	$s(W^+)$	$W^-$	$s(W^-)$	$C$
-1,05 - 4	316613	9	0,119	0,333	-0,024	0,156	0,143
4 - 9,78	335891	11	0,260	0,302	-0,063	0,160	0,323
9,78 - 13,64	324713	8	-0,024	0,354	0,005	0,154	-0,029
13,64 - 17,25	348941	8	-0,096	0,354	0,020	0,154	-0,116
17,25 - 21,35	327100	9	0,086	0,333	-0,018	0,156	0,104
21,35 - 60,63	327293	5	-0,502	0,447	0,075	0,149	-0,578

NDVI

Classes	$N\{T_v\}$	$\{T_v A_f\}$	$W^+$	$s(W^+)$	$W^-$	$s(W^-)$	$C$
-0,34 - 0,33	322774	11	0,300	0,302	-0,071	0,160	0,371
0,33 - 0,40	318380	11	0,314	0,302	-0,073	0,160	0,387

0,40 - 0,44	357918	6	-0,409	0,408	0,072	0,151	-0,481
0,44 - 0,48	346877	8	-0,090	0,354	0,018	0,154	-0,109
0,48 - 0,52	334319	7	-0,187	0,378	0,034	0,153	-0,221
0,52 - 0,77	300283	7	-0,080	0,378	0,014	0,153	-0,093

Distância dos Cumes (metros)

Classes	$N\{T_v\}$	$\{T_v A_f\}$	$W^+$	$s(W^+)$	$W^-$	$s(W^-)$	$C$
0 - 4	378182	19	0,688	0,229	-0,266	0,180	0,954
4 - 12	347089	13	0,395	0,277	-0,108	0,164	0,503
12 - 21	325893	9	0,090	0,333	-0,019	0,156	0,108
21 - 32	326344	6	-0,317	0,408	0,052	0,151	-0,369
32 - 46	318043	2	-1,390	0,707	0,134	0,144	-1,524
46 - 112	285000	1	-1,973	1,000	0,135	0,143	-2,109

Índice de Convergência

Classes	$N\{T_v\}$	$\{T_v A_f\}$	$W^+$	$s(W^+)$	$W^-$	$s(W^-)$	$C$
-100 - -1	470767	15	0,233	0,258	-0,085	0,169	0,318
-1 - 0	950625	27	0,118	0,193	-0,123	0,209	0,241
0 - 1	187358	4	-0,168	0,500	0,016	0,147	-0,184
1 - 3	151187	3	-0,241	0,577	0,018	0,146	-0,258

3 - 8	115442	0	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
8 - 100	105172	1	-0,977	1,000	0,034	0,143	-1,011

Topographic Wetness Index

Classes	$N\{T_v\}$	$\{T_v A_f\}$	$W^+$	$s(W^+)$	$W^-$	$s(W^-)$	$C$
0,62 - 3,54	331523	10	0,1761	0,3162	-0,0396	0,1581	0,2157
3,54 - 4,11	331755	15	0,5809	0,2582	-0,1730	0,1690	0,7538
4,11 - 4,54	329256	13	0,4453	0,2774	-0,1189	0,1644	0,5642
4,54 - 5,01	336307	6	-0,3491	0,4083	0,0587	0,1508	-0,4077
5,01 - 5,77	319311	4	-0,7027	0,5000	0,0928	0,1474	-0,7955
5,77 - 22,94	328615	2	-1,4246	0,7071	0,1410	0,1443	-1,5656

Distância das Drenagens (metros)

Classes	$N\{T_v\}$	$\{T_v A_f\}$	$W^+$	$s(W^+)$	$W^-$	$s(W^-)$	$C$
0	358921	0	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
0 - 5	360720	1	-2,209	1,000	0,181	0,143	-2,390
5 - 13	344565	7	-0,217	0,378	0,040	0,153	-0,258
13 - 23	328901	14	0,522	0,267	-0,147	0,167	0,669
23 - 36	298812	14	0,618	0,267	-0,165	0,167	0,783
36 - 106	288632	14	0,653	0,267	-0,171	0,167	0,824

Orientação das Vertentes (graus)							
Classes	$N\{T_v\}$	$\{T_v A_f\}$	$W^+$	$s(W^+)$	$W^-$	$s(W^-)$	$C$
Plana	76	0	0,000	0,000	0,0000	0,000	0,000
315 - 45	555899	14	-0,002	0,267	0,0009	0,166	-0,003
45 - 135	544537	16	0,151	0,250	-0,0642	0,171	0,215
135 - 225	479164	12	-0,008	0,288	0,0025	0,162	-0,010
225 - 315	400875	8	-0,235	0,353	0,0518	0,154	-0,286

Onde:  $N\{T_v\}$  = número de pixels de cada classe;  $\{T_v|A_f\}$  = número de deslizamentos por classe;  $W^+$  = razão de suficiência ajustada ao logaritmo natural (peso positivo);  $s(W^+)$  = desvio padrão do peso positivo;  $W^-$  = razão de necessidade ajustada ao logaritmo natural (peso negativo);  $s(W^-)$  = desvio padrão do peso negativo;  $C$  = contraste.

### 6.3.2 AVALIAÇÃO DA INDEPENDÊNCIA CONDICIONAL ENTRE PARES BINÁRIOS

Como foi descrito nos métodos, a técnica pesos de evidência pode ser executada tanto em evidências com classes múltiplas quanto em evidências binárias. Para a generalização ou reclassificação dos mapas, o critério de escolha do limite entre classes consideradas como favorável e desfavorável tanto pode ser baseado na experiência do especialista, quanto ser feita por correlações estatísticas. Para esse trabalho, optou-se pelo maior peso positivo  $W^+$  ou a classe de máximo contraste. A redução do número de classes, a apenas duas classes, aumenta a robustez estatística dos pesos positivos e negativos e, por conseguinte, maximiza a probabilidade de ocorrer e não ocorrer o deslizamento. As Figuras 6.2, 6.3 e 6.4 mostram as evidências com padrões binários resultantes dessa generalização.

Para a evidência geologia, não apenas a classe 5 (Garcia com litofáceis ritmitos) de maior peso positivo foi selecionada, mas também a classe 7 (Formação Gaspar com predomínio de sedimentos arenosos e conglomerados) que apresentou valor de pesos positivos maiores que 1. O agrupamento das duas classes objetiva maximizar os valores de probabilidade *a posteriori* e tornar a análise mais representativa.

Figura 6.2 – Padrão binário das evidências derivadas do SRTM DEM, reclassificadas de acordo com o maior peso positivo  $W^+$  ou contraste máximo. Área em vermelho, *inside*, corresponde às regiões mais favoráveis à ocorrência de deslizamento e a área em cinza, *outside*, as regiões não suscetíveis. a: Comprimento de Rampa, b: *Stream Power Index*, c: Declividade, d: Curvatura em Planta, e: Curvatura em Perfil, f: Distância dos Lineamentos, g: Índice de Convergência, h: Distância das Drenagens, i: Geologia, j: NDVI, k: *Topographic Wetness Index* e l: Orientação das Vertentes.

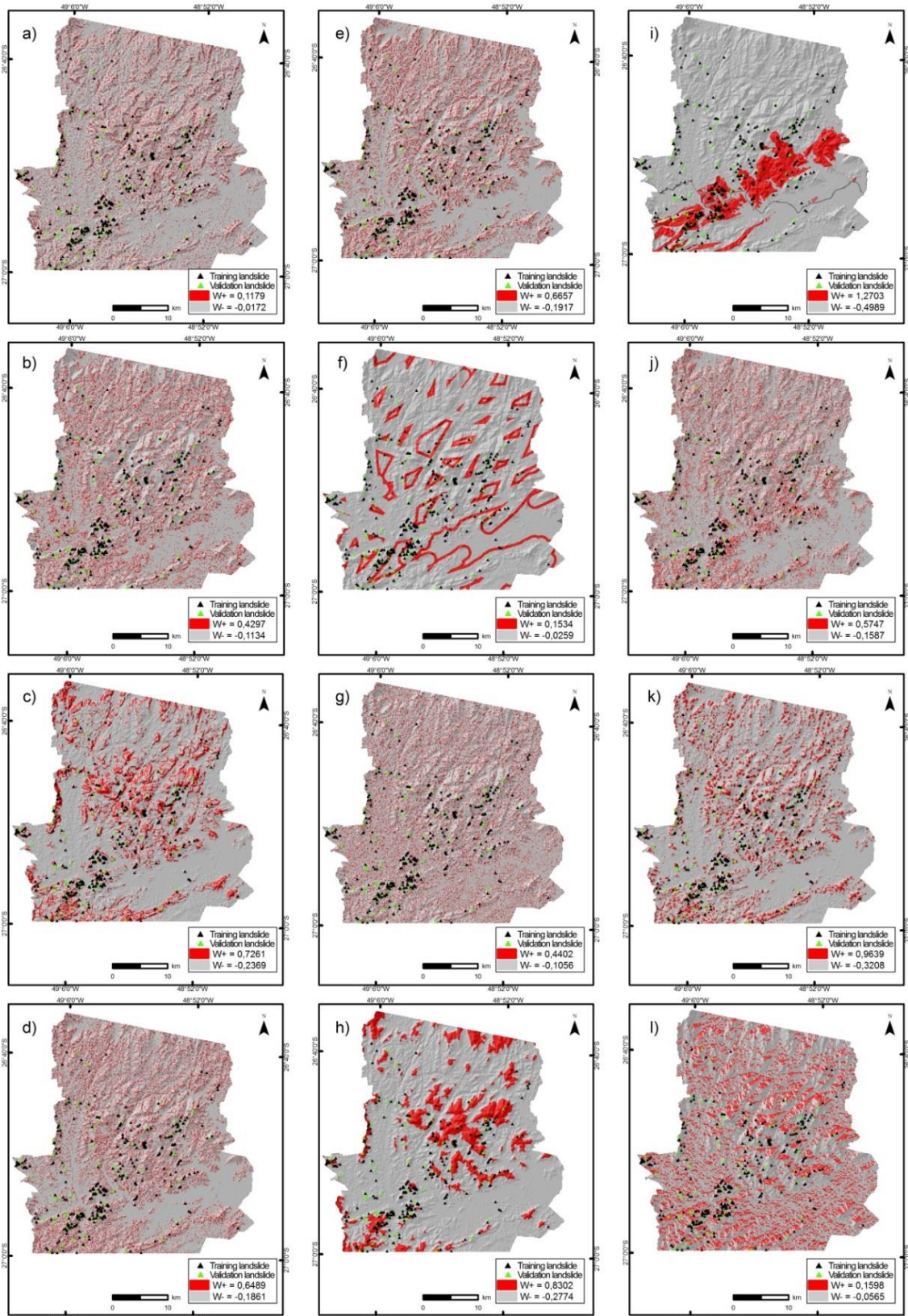




Figura 6.3 – Padrão binário das evidências derivadas do ASTER DEM, reclassificadas de acordo com o maior peso positivo ( $W^+$ ) ou contraste máximo. Área em vermelho, *inside*, corresponde às regiões mais favoráveis à ocorrência de deslizamento e a área em cinza, *outside*, as regiões não suscetíveis. a: Comprimento de Rampa, b: *Stream Power Index*, c: Declividade, d: Curvatura em Planta, e: Curvatura em Perfil, f: Distância dos Lineamentos, g: Índice de Convergência, h: Distância das Drenagens, i: Geologia, j: NDVI, k: *Topographic Wetness Index* e l: Orientação das Vertentes.

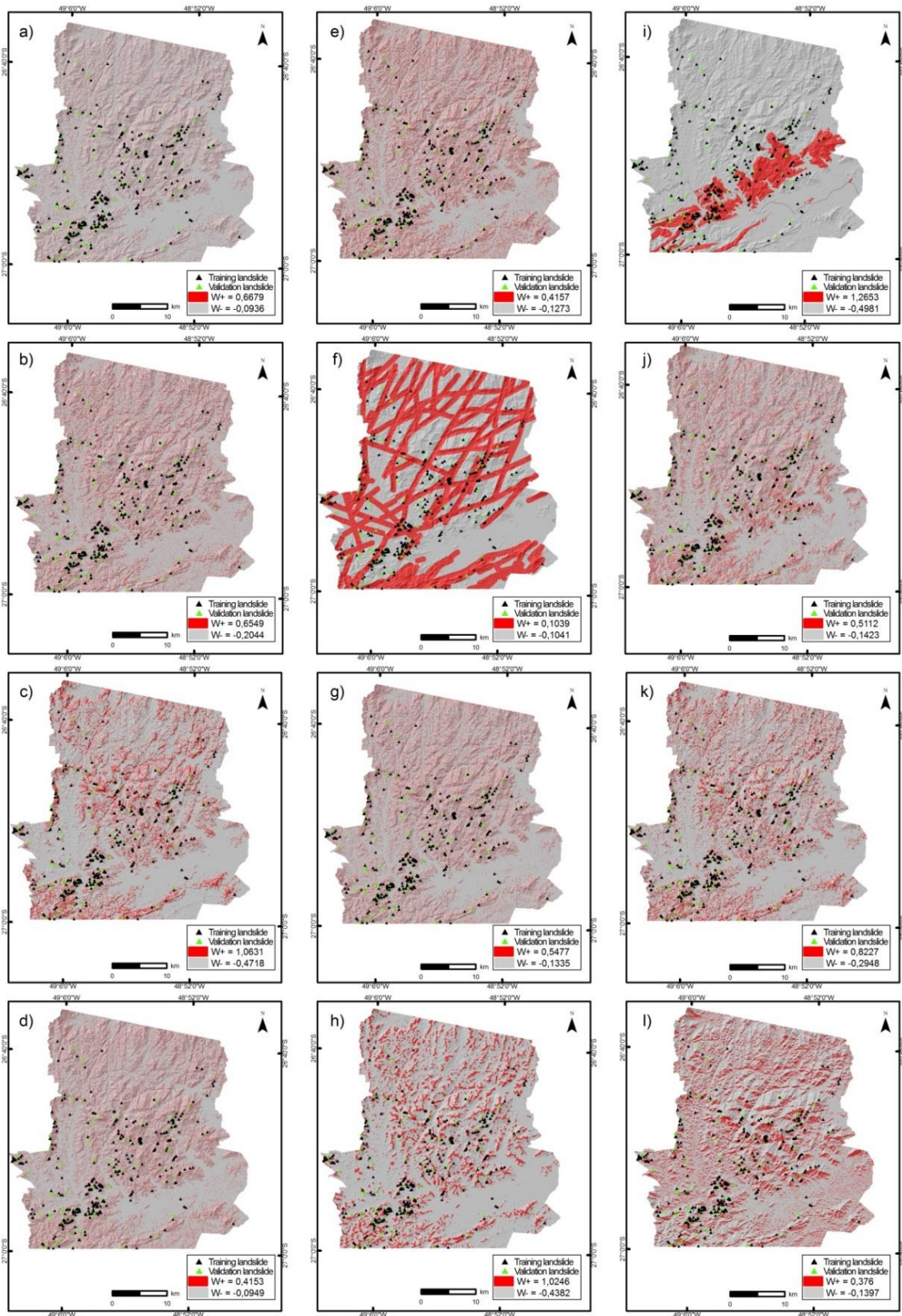
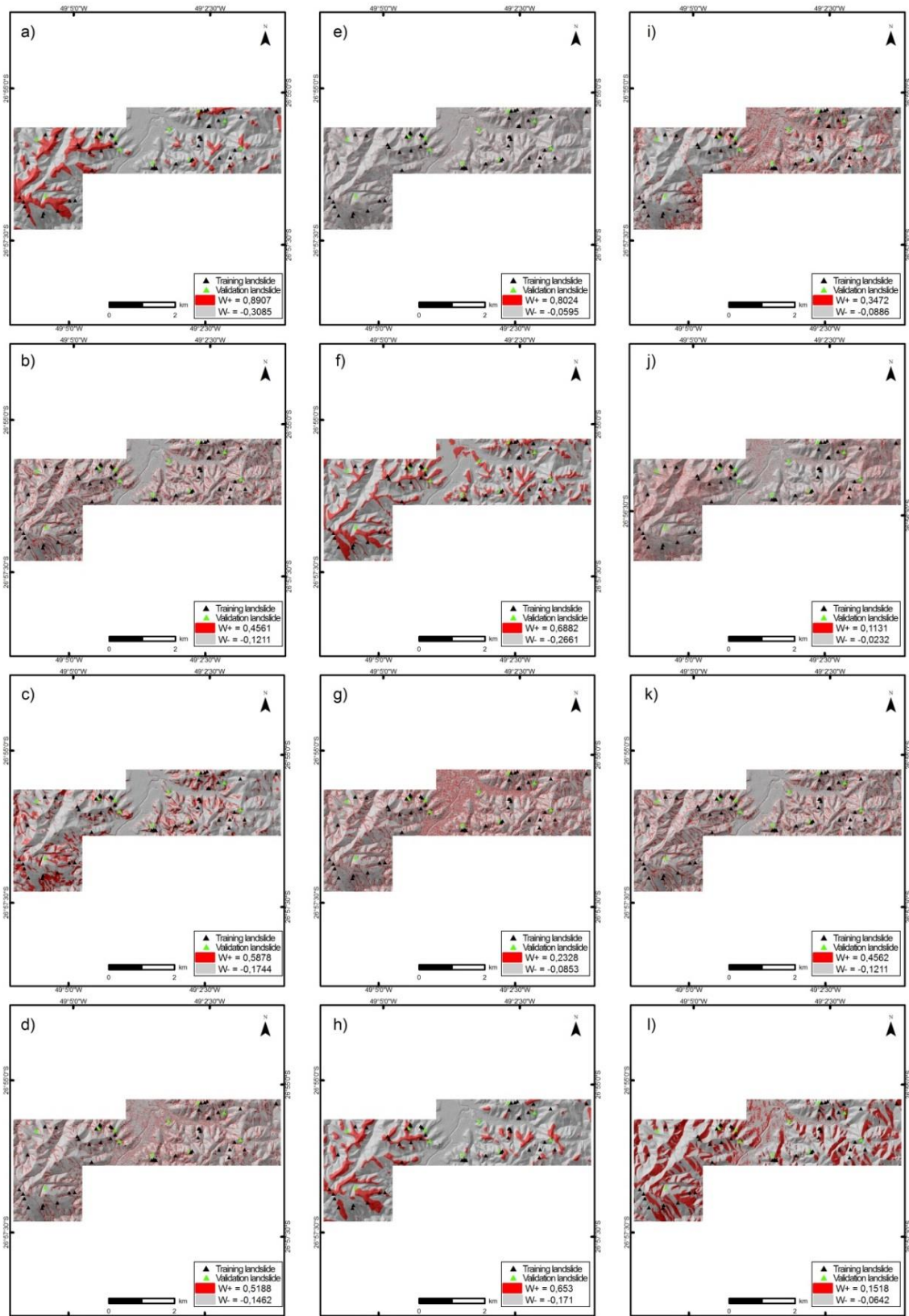




Figura 6.4 – Padrão binário das evidências derivadas do SDS *DEM*, reclassificadas de acordo com o maior peso positivo ( $W^+$ ) ou contraste máximo. Área em vermelho, *inside*, corresponde às regiões mais favoráveis à ocorrência de deslizamento e a área em cinza, *outside*, as regiões não suscetíveis. a: Comprimento de Rampa, b: *Stream Power Index*, c: Declividade, d: Curvatura em Planta, e: Curvatura em Perfil, f: Distância dos Cumes, g: Índice de Convergência, h: Distância das Drenagens, i: Simulação da Altura do Dossel, j: NDVI, k: *Topographic Wetness Index* e l: Orientação das Vertentes.



Os modelos gerados pelo método *binary* Wofe requerem que os dados de entrada não sejam correlacionados entre si. Para verificar esta condição, foi aplicado o teste do qui-quadrado (pareado). Este teste avalia se há violação na independência condicional entre os temas evidenciais utilizados na modelagem. As Tabelas 6.6, 6.7 e 6.8 mostram os resultados da aplicação do teste pareado para os três conjuntos de dados.

Examinando-se a Tabela 6.6, verifica-se com 1 grau de liberdade e ao nível de confiança de 95%, que 38 combinações da tabela estão abaixo do valor crítico<sup>50</sup> de 3,84. Dessa forma, com base nessas observações, a hipótese nula de independência condicional não é rejeitada a este nível. Logo, não existem indícios de que essas evidências sejam dependentes ou estejam relacionadas.

Para os dados ASTER e SDS (Tabelas 6.7 e 6.8), considerando os mesmo critérios, existem 53 e 60 combinações abaixo do valor tabelado do qui-quadrado, respectivamente, o que sugere que não há problema acentuado de independência condicional nestes conjuntos de dados.

De uma forma geral, os dados do aerolevante apresentaram 91% dos pares binários independentes. Por conseguinte, deduziu-se que quanto mais refinada a resolução espacial, mais diferente será a proporção de indivíduos ou menor o agrupamento das classes.

---

<sup>50</sup> O valor tabelado do teste qui-quadrado.

Tabela 6.6 - Teste do qui-quadrado (pareado) aplicado sobre os dados SRTM. Os valores em negrito representam os pares dependentes, com 1 grau de liberdade e nível de confiança de 95%.

Fatores	NDVI	TWI	SPI	AS	SL	IC	SP	DD	GEO	DL	PLC
TWI	0,20										
SPI	0,45	<b>5,30</b>									
AS	0,25	0,72	0,18								
SL	0,50	<b>22,30</b>	<b>12,60</b>	1,12							
IC	1,89	<b>16,04</b>	<b>19,85</b>	1,89	<b>13,73</b>						
SP	0,91	<b>76,03</b>	<b>4,05</b>	0,03	3,14	<b>0,50</b>					
DD	0,46	<b>37,51</b>	<b>3,73</b>	1,40	<b>4,80</b>	0,03	<b>32,73</b>				
GEO	3,31	<b>16,38</b>	0,01	<b>6,4</b>	0,06	0,01	<b>30,05</b>	<b>6,46</b>			
DL	0,11	0,11	3,63	<b>4,01</b>	0,13	0,69	0,11	2,59	<b>10,65</b>		
PLC	0,10	<b>15,80</b>	1,11	<b>6,63</b>	<b>19,61</b>	<b>26,98</b>	2,09	0,58	1,57	0,12	
PRC	0,58	<b>9,87</b>	0,82	<b>5,6</b>	<b>7,49</b>	4,27	1,63	<b>14,94</b>	0,58	0,11	<b>21,7</b>

Acrônimos: GEO: geologia, DL: Distância dos lineamentos, SP: declividade, PLC: curvatura em planta, PRC: curvatura em perfil, AS: orientação das vertentes, IC: índice de convergência, SL: comprimento de rampa, SPI: Stream Power Index, TWI: Topographic Wetness Index, DD: distância das drenagens, e o NDVI.

Tabela 6.7 - Teste do qui-quadrado (pareado) aplicado sobre os dados ASTER. Os valores em negrito representam os pares dependentes, com 1 grau de liberdade e nível de confiança de 95%.

Fatores	NDVI	TWI	SPI	AS	SL	IC	SP	DD	GEO	DL	PLC
TWI	1,11										
SPI	0,66	<b>7,77</b>									
AS	2,76	0,09	0,32								
SL	0,25	<b>7,76</b>	0,11	0,08							
IC	0,05	1,42	2,11	1,91	<b>6,95</b>						
SP	1,51	<b>58,38</b>	<b>6,25</b>	<b>4,62</b>	1,48	<b>7,24</b>					
DD	0,02	<b>13,57</b>	<b>4,08</b>	0,96	2,03	0,46	0,66				
GEO	0,14	0,22	0,02	0,51	0,02	1,14	<b>8,22</b>	0,02			
DL	0,73	0,48	0,02	0,51	1,04	1,39	0,23	0,13	<b>10,31</b>		
PLC	0,15	1,58	0,60	0,64	1,46	<b>4,49</b>	2,46	0,18	0,94	0,94	
PRC	0,70	3,00	0,25	0,72	<b>7,44</b>	1,26	3,37	<b>11,49</b>	4,31	0,11	1,68

Acrônimos: GEO: geologia, DL: Distância dos lineamentos, SP: declividade, PLC: curvatura em planta, PRC: curvatura em perfil, AS: orientação das vertentes, IC: índice de convergência, SL: comprimento de rampa, SPI: *Stream Power Index*, TWI: *Topographic Wetness Index*, DD: distância das drenagens, e o NDVI.

Tabela 6.8 - Teste do qui-quadrado (pareado) aplicado sobre os dados SDS. Os valores em negrito representam os pares dependentes, com 1 grau de liberdade e nível de confiança de 95%.

Fatores	NDVI	TWI	SPI	AS	SL	IC	SP	DD	OF	DC	PLC
TWI	0,307										
SPI	0,307	<b>50</b>									
AS	2,799	2,229	2,229								
SL	0,193	0,496	0,496	0,455							
IC	0,316	0,401	0,401	0,63	1,168						
SP	0,058	0,599	0,599	0,28	1,168	0,113					
DD	1,472	0,954	0,954	0,105	<b>18,79</b>	2,286	0,68				
OF	2,515	0,715	0,715	0,013	0,146	0,084	1,337	1,463			
DC	0,193	3,814	3,814	0,455	2,785	2,947	<b>5,534</b>	<b>9,223</b>	<b>5,507</b>		
PLC	0,192	0,211	0,211	1,053	0,043	<b>36,584</b>	0,019	0,417	1,006	2,266	
PRC	1,220	0,566	0,566	2,614	1,141	0,265	2,381	0,397	0,78	0,009	2,16

Acrônimos: SP: declividade, PLC: curvatura em planta, PRC: curvatura em perfil, AS: orientação das vertentes, IC: índice de convergência, SL: comprimento de rampa, OF: simulação da altura do dossel, SPI: *Stream Power Index*, TWI: *Topographic Wetness Index*, DD: distância das drenagens, DH: distância dos cumes, e o NDVI.

Alguns elementos, possivelmente, contribuem diretamente para isso, como fontes de dados primários gerados em escalas e resoluções diferentes, fato que pode realçar determinadas características em um tema evidencial e ocultar outras que são importantes em outros temas.

Como exemplo, pode-se citar a evidência geologia mapeada em uma escala de menor detalhe, em que são geradas classes com grande extensão, devido ao pequeno detalhamento, o que certamente vai ser refletido no cálculo do peso positivo, já que existe grande chance de se encontrar muitos deslizamentos em áreas extensas. Por outro lado, numa escala de detalhe, a densidade média dos deslizamentos por unidade seria bem menor, pois se teria uma série de pequenas unidades que não concentrariam tantos eventos (ARAÚJO, 2004).

Outra hipótese para uma maior dependência condicional nos dados SRTM, estaria numa maior ocorrência de temas evidenciais com elevados valores de peso positivo (Figura 6.2). As evidências TWI, DD, SPI, SP, por exemplo, apresentaram alta dependência condicional entre elas e com as demais.

Analogamente, as evidências NDVI e DL dos dados SRTM e grande parte do conjunto dos dados ASTER (Figura 6.3) e, principalmente, dos dados SDS (Figura 6.4) apresentaram independência condicional e baixo valor dos pesos positivos.

Na Tabela 6.9, observa-se os temas evidenciais que são independentes uns dos outros no que diz respeito aos deslizamentos. No entanto, quando há possibilidade de combinações com outros dois ou mais temas, a aplicabilidade do teste do qui-quadrado  $\chi^2$  pode ser discutida. Em virtude disso, não se realizou ajustes antes da modelagem para não eliminar temas relevantes, o que dependendo da sua importância no processo, principalmente do peso positivo, pode-se tornar viável na geração do mapa final de suscetibilidade.

Tabela 6.9 - Temas evidenciais que são independentes uns dos outros.

Dados	Combinações
SRTM	NDVI, SP, SL, AS
ASTER	NDVI, AS, IC, DL, DD
SDS	NDVI, SP, SL, SPI, PLC, PRC, OF, AS

Acrônimos: SP: declividade, IC: índice de convergência, PLC: curvatura em planta, PRC: curvatura em perfil, AS: orientação das vertentes, SL: comprimento de rampa, OF: simulação da altura do dossel, SPI: Stream Power Index, TWI: Topographic Wetness Index, DD: distância das drenagens, DL: Distância dos lineamentos, e o NDVI.

### 6.3.3 AVALIAÇÃO DA INDEPENDÊNCIA GLOBAL

Quando ocorre a combinação de dois ou mais temas evidenciais, torna-se necessário utilizar testes de independência global. Para isso, foram aplicados os testes *Conditional Independence Ratio* (CIR) e o *New Omnibus Test* (NOT), permitindo desta forma a geração de modelos confiáveis.

A utilização de 12 evidências binárias para cada conjunto de dado resultaria em 12.288 combinações ou modelos possíveis, sendo 4.096 ou  $2^{12}$  para cada conjunto de dados. Em virtude do tempo despendido para gerar cada modelo e a possibilidade de diversas combinações, utilizou-se apenas 11 modelos, sendo 6 para os dados ASTER, 5 para os dados SRTM e 2 para os dados SDS.

Conforme as Tabelas 6.10, 6.11 e 6.12, pode-se verificar que a combinação de todas as evidências, representadas pelo modelo 1, viola significativamente as premissas da independência global tanto nos dados orbitais quanto no aéreo, quando aplicado o teste *Conditional Independence Ratio* (CIR).

Os dados ASTER tiveram os menores valores de independência condicional (CIR = 0,35 e NOT = 54,83) quando comparados aos dois conjuntos de dados. Uma das possíveis razões está na quantidade de classes binárias com elevados valores de peso positivo  $W^+$  (Figura 6.3), três delas<sup>51</sup> apresentaram valores de peso positivo superior a um.

<sup>51</sup> Geologia, distância das drenagens e declividade.

Tabela 6.10 - Valores dos testes de independência global para os dados ASTER.

Modelos	Temas combinados	$N\{Af\}_{predito} - 340$	CIR		NOT	
			$\frac{N\{Af\}_{predito}}{N\{Af\}}$	$S(N\{Af\}_{predito})$	$\frac{N\{Af\}_{predito} - N\{Af\}}{S(N\{Af\}_{predito})}$	
1	1,2,3,4,5,6,7,8,9,10,11,12	627,7	0,35	11,44	54,83	
2	1,5,6,11,12	628,6	0,54	34,48	8,36	
3	1,5,11,12	96,9	0,78	21,24	4,55	
4	1,5,11	79,8	0,81	22,85	3,49	
5	5,11,12	55,4	0,86	23,67	2,34	
6	3,4,7	-2,4	1,01	21,23	-0,115	

1 = geologia, 2 = orientação vertente, 3 = curvatura lateral, 4 = curvatura longitudinal, 5 = declividade, 6 = *topographic wetness index* (índice de umidade), 7 = *stream power index* (índice de poder de fluxo), 8 = Lineamento, 9 = NDVI, 10= índice de convergência, 11= distancia drenagem, 12 = comprimento de rampa.



Analogamente, os dados aéreos apresentaram uma maior independência dos dados, com destaque ao valor de 2,32 do método NOT, ressaltando que o valor limite é de 2,33 para o não cumprimento da independência condicional, conforme sugerido por Agterberg & Cheng (2002). Eles afirmam ainda que se os temas evidenciais não são condicionalmente independente, é provável que o desvio padrão  $S(N\{Af\}_{predito})$  esteja subestimado, já que a associação positiva resultaria no incremento da variância. Segundo os autores, o efeito da subestimação de  $S(N\{Af\}_{predito})$  no teste de significância resultaria numa provável rejeição da hipótese de independência condicional, mas em alguns casos a subestimação do desvio-padrão decorreria num aceite da hipótese de independência condicional.

Neste trabalho, os baixos valores do desvio padrão dificultaram o aceite da independência condicional dos dados. Na Tabela 6.11 pode-se verificar que os dados aéreos demonstraram menores valores de desvio padrão, quando comparado aos dados orbitais. Aliás, os altos valores do desvio padrão encontrados nos dados orbitais facilitaram o aceite da hipótese de independência condicional dos dados.

Por fim, o verossímil motivo da independência condicional dos dados pode estar na quantidade de classes binárias com baixos valores de peso positivo  $W^+$ . Ressalta-se que os dois testes, CIR e NOT, fazem uso de  $N\{Af\}_{predito}$ , o qual é derivado das estimativas de probabilidade *a posteriori* ( $P_k$ ).

Tabela 6.11 - Valores dos testes de independência global para os dados SDS.

Modelos	Temas combinados	$N \{Af\}_{predito} - 50$	$\frac{CIR}{N \{Af\}} \frac{N \{Af\}_{predito}}{N \{Af\}}$	$S(N\{Af\}_{predito})$	$\frac{NOT}{S(N\{Af\}_{predito})} \frac{N \{Af\}_{predito} - N \{Af\}}{S(N\{Af\}_{predito})}$
1	1,2,3,4,5,6,7,8,10,11,12	16,5	0,75	7,11	2,32
2	3,5,7,8,11,12	14,4	0,78	9,81	1,46

1 = simulação da altura do dossel, 2 = orientação das vertentes, 3 = curvatura em planta, 4 = curvatura em perfil, 5 = declividade, 6 = Topographic Wetness Index, 7 = Stream Power Index, 8 = distância dos cumes, 9 = NDVI, 10= índice de convergência, 11= distância das drenagens , 12 = comprimento de rampa.

De acordo com os testes de independência global dos dados, o melhor modelo para os dados SRTM foi aquele que utiliza os temas evidenciais da declividade, orientação da vertente, NDVI e o índice de convergência, ou seja, o modelo 2. Já o modelo 4, apresentado detalhadamente na Tabela 6.13, incluiu as evidências geologia, declividade, *topographic wetness index* e a distância das drenagens no dados de entrada, não respeitou esta condição, fornecendo um valor de CIR = 0.70 e NOT = 5,84.

Tabela 6.12 - Valores dos testes de independência global para os dados SRTM.

Modelos	Temas combinados	$N\{Af\}_{predito} - 50$	$\frac{CIR}{N\{Af\}} \frac{N\{Af\}_{predito}}{N\{Af\}}$	$S(N\{Af\}_{predito})$	$\frac{NOT}{S(N\{Af\}_{predito})} \frac{N\{Af\}_{predito} - N\{Af\}}{S(N\{Af\}_{predito})}$
1	1,2,3,4,5,6,7,8,9,10,11,12	475,2	0,42	11,137	18,3
2	2,5,9,10	4,4	0,99	18,156	0,24
3	1,4,5,6,11	221,1	0,62	23,601	9,36
4	1,5,6,11	148,2	0,70	25,349	5,84
5	1,2,5,6,9,10	101,3	0,77	14,638	6,92

1 = geologia, 2 = orientação vertente, 3 = curvatura lateral, 4 = curvatura longitudinal, 5 = declividade, 6 = *topographic wetness index* (índice de umidade), 7 = *stream power index* (índice de poder de fluxo), 8 = Lineamento, 9 = NDVI, 10= índice de convergência , 11= distancia drenagem , 12 = comprimento de rampa.

Tabela 6.13 – Cálculo da independência global para o modelo 4 (SRTM).

k	GEO	SP	TWI	DD	N{K}	N{K/D}	Pk	N{K}*Pk	GEO_S	SP_S	TWI_S	DD_S	S(Pk)	N{k} <sup>2</sup> *S <sup>2</sup> (Pk)
1	-0,499	0,726	0,964	0,83	4989	42	0,0145	72,42	0,0748	0,093	0,088	0,090	0,003	173,9
2	-0,499	-0,237	0,964	0,83	3144	12	0,0056	17,58	0,0748	0,067	0,088	0,090	0,001	9,0
3	-0,499	-0,237	-0,321	0,83	9784	16	0,0016	15,20	0,0748	0,067	0,069	0,090	0,000	6,0
4	-0,499	0,726	-0,321	0,83	3428	6	0,0041	13,92	0,0748	0,093	0,069	0,090	0,001	5,8
5	-0,499	-0,237	-0,321	-0,27	106826	52	0,0005	54,89	0,0748	0,067	0,069	0,068	0,000	67,4
6	-0,499	0,726	-0,321	-0,27	8922	19	0,0013	12,00	0,0748	0,093	0,069	0,068	0,000	3,8
7	-0,499	-0,237	0,964	-0,27	6199	14	0,0019	11,49	0,0748	0,067	0,088	0,068	0,000	3,4
8	-0,499	0,726	0,964	-0,27	6501	18	0,0048	31,48	0,0748	0,093	0,088	0,068	0,001	29,3
9	1,270	-0,237	-0,321	-0,27	12441	84	0,0030	37,40	0,0791	0,067	0,069	0,068	0,000	32,2
10	1,270	-0,237	0,964	-0,27	1312	17	0,0108	14,14	0,0791	0,067	0,088	0,068	0,002	5,2
11	1,270	0,726	-0,321	-0,27	1848	6	0,0078	14,48	0,0791	0,093	0,069	0,068	0,001	5,7

12	1,270	0,726	0,964	-0,27	1286	7	0,0278	35,69	0,0791	0,093	0,088	0,068	0,005	38,5
13	1,270	-0,237	-0,321	0,83	3474	24	0,0090	31,42	0,0791	0,067	0,069	0,090	0,001	26,3
14	1,270	-0,237	0,964	0,83	899	5	0,0319	28,71	0,0791	0,067	0,088	0,090	0,005	24,4
15	1,270	0,726	-0,321	0,83	889	4	0,0234	20,76	0,0791	0,093	0,069	0,090	0,004	13,3
16	1,270	0,726	0,964	0,83	963	14	0,0795	76,59	0,0791	0,093	0,088	0,090	0,015	198,4
							$N\{Af\} = 340$	$N\{Af\}_{predito} = 488,18$					$S^2(N\{Af\}_{predito}) =$	642,6
							$CIR = 340/483,18 = 0,70$			$NOT = (488,18 - 340) / (642,6^{1/2}) = 5,84$				

Nos dados ASTER, a soma de todas as probabilidades *a posteriori*  $N\{Af\}_{predito}$  do modelo 4 é 419,83 e  $N\{Af\}_{predito} - n = 79,83$ . A soma da variância da frequência dos eventos esperados para todas as camadas binárias (*unique conditions*) é  $S^2(N\{Af\}_{predito}) = 522,2$ . Consequentemente,  $S(N\{Af\}_{predito}) = 22,85$ . Posteriormente, multiplica-se  $S(N\{Af\}_{predito})$  por  $2,33^{52}$  para obter 53,24, indicando que a hipótese de independência condicional deve ser rejeitada para o modelo 4. Porventura, o valor de  $N\{Af\}_{predito} - n$  fosse inferior a 53,24, a hipótese deveria ser aceita.

Por outro lado, a soma de todas as probabilidades *a posteriori*  $N\{Af\}_{predito}$  do modelo 6 é 337,55 com  $S(N\{Af\}_{predito})$  de 21,23. O valor de  $\{Af\}_{predito} - n$  será de 2,45, valor bem inferior a 49,46 ( $21,33 * 2,33$ ), por conseguinte, não é estatisticamente significativa e a condição da hipótese de independência pode ser aceita para esse modelo.

Tanto o modelo 4 quanto o modelo 6 apresentam três evidências e o número de pixels total semelhante ( $N\{K\} \approx 1571107$ ), indicando que não são informações similares ou elevados valores de autocorrelação espacial que determinam a dependência condicional dos dados, conforme deduzido por Magalhaes (2008) e Araújo (2004). Desta forma, os testes de independência condicional dos dados aplicados neste trabalho (CIR e NOT) não estão vinculados à sobreposição ou interseções das camadas, mas no cálculo da probabilidade *a posteriori* ( $P_k$ ) por unidade de área ( $N\{K\}$ ).

Para elucidar tal conclusão, observa-se na última linha da Tabela 6.14, que a presença das classes de maior peso positivo ( $W^+$ ) das camadas GEO, SP e DD possuem somente 14.890  $N\{K\}$  ou 0,95% do número de pixel total, no entanto, apresentam 91,57 ou 21,85% do número de deslizamentos preditos  $N\{Af\}_{predito}$  ( $N\{K\} * P_k$ ).

Nas tabelas 6.14 e 6.15 estão os detalhes de como  $N\{Af\}_{predito}$ ,  $s(P_k)$ ,  $(P_k)$  e  $S^2(N\{Af\}_{predito})$  foram estimados para o modelo 4 e 6 dos dados ASTER. Nestas tabelas, cada modelo apresenta três camadas binárias, possuindo dimensão do pixel (30 x 30 m) e da unidade de área (0,0009 km<sup>2</sup>) semelhantes. A primeira coluna demonstra as condições únicas (*unique conditions*) para cada tema evidencial ausente ou presente. Com os cálculos dos pesos ( $W^+$ ,  $W^-$ ) e da variância deles

---

<sup>52</sup> Para um limite de confiança de 99%, conforme sugrido por Agterberg and Cheng (2002).

$\{s(W^+), s(W^-)\}$  nas Tabelas 6.3, 6.4 e 6.5, tornou-se possível calcular os valores de *probabilidade a posteriori* ( $P_k$ ) e o seu desvio-padrão  $s(P_k)$ , nas colunas 7 e 12, respectivamente, das tabelas 6.14 e 6.15. A multiplicação de cada *probabilidade a posteriori* ( $P_k$ ) por unidade de área resulta no  $(N\{K\} * P_k)$ . A sua soma fornece número de depósitos previstos ( $N\{Af\}_{predito} = 419,83$  e  $337,55$ ). A variância  $S^2(N\{Af\}_{predito})$  corresponde ao somatório da última coluna  $\{N\{k\}^2 * S^2(P_k)\}$ .



Tabela 6.14 - Cálculo da independência global para o modelo 4 (ASTER).

k	GEO	SP	DD	N{K}	N{K/D}	Pk	N{K}*Pk	GEO_S	SP_S	DD_S	S(Pk)	N{k} <sup>2</sup> * S <sup>2</sup> (Pk)	
1	-0,498	-0,472	1,025	140.815	35	0,00023	32,19	0,075	0,075	0,080	0,00003	21,3	
2	-0,498	1,063	1,025	68.029	47	0,00106	72,10	0,075	0,078	0,080	0,00015	109,4	
3	-0,498	1,063	-0,438	142.322	52	0,00025	34,96	0,075	0,078	0,074	0,00003	24,6	
4	-0,498	-0,472	-0,438	998.476	46	0,00005	52,86	0,075	0,075	0,074	0,00001	54,9	
5	1,265	-0,472	-0,438	122.109	53	0,00031	37,70	0,079	0,075	0,074	0,00004	28,8	
6	1,265	1,063	-0,438	34.877	32	0,00143	49,91	0,079	0,078	0,074	0,00021	51,7	
7	1,265	-0,472	1,025	36.445	43	0,00133	48,53	0,079	0,075	0,080	0,00019	49,9	
8	1,265	1,063	1,025	14.890	32	0,00615	91,57	0,079	0,078	0,080	0,00091	181,7	
				1557963									
				$N\{Af\} = 340$			$N\{Af\}_{predito} = 419,83$			$S^2(N\{Af\}_{predito}) =$			522,2
				$CIR = 340/419,83 = 0,81$				$NOT = (419,83 - 340) / (522,2^{1/2}) = 3,493$					

Tabela 6.15 - Cálculo da independência global para o modelo 6 (ASTER).

k	PLC	PRC	SPI	N{K}	N{K/D}	Pk	N{K}*P k	PLC_ S	PRC_ S	SPI_S	S(Pk)	N{k} <sup>2</sup> * S <sup>2</sup> (Pk)
1	0,415	-0,127	0,655	2.359	2,00	0,000955	2,25	0,114	0,064	0,096	0,000179	0,2
2	0,415	0,416	-0,204	44.150	27,00	0,000573	25,34	0,114	0,102	0,066	0,000095	17,6
3	0,415	-0,127	-0,204	40.864	18,00	0,000555	22,70	0,114	0,064	0,066	0,000093	14,4
4	-0,095	0,416	-0,204	10.774	8,00	0,000404	4,36	0,062	0,102	0,066	0,000070	0,6
5	0,415	0,416	0,655	174.337	62,00	0,000333	58,15	0,114	0,102	0,096	0,000047	67,8
6	-0,095	-0,127	-0,204	238.532	60,00	0,000243	57,99	0,062	0,064	0,066	0,000036	76,8
7	-0,095	-0,127	0,655	180.919	49,00	0,000235	42,57	0,062	0,064	0,096	0,000035	41,4
8	-0,095	0,416	0,655	879.172	114,00	0,000141	124,20	0,062	0,102	0,096	0,000017	234,4
1571107												
				$N\{Af\} = 340,00$				$N\{Af\}_{predito} = 337,55$				$S^2(N\{Af\}_{predito}) = 453,2$
$CIR = 340/333,55 = 1,01$						$NOT = (337,55 - 340) / (453,2^{1/2}) = -0,115$						

#### 6.3.4 COMBINAÇÃO DOS TEMAS EVIDENCIAIS E VALIDAÇÃO DOS MODELOS

Para o conjunto SRTM, a probabilidade *a priori* ( $P_{priori}$ ) foi de  $340/174.391 = 0,001948$  e  $\log P_{priori} = -6,2409$ . Nos dados ASTER, probabilidade *a priori* ( $P_{priori}$ ) calculada foi de  $340/1.571.107 = 0,000216$  e  $\log P_{priori} = -8,438$ . Usando os dados aéreos, a probabilidade *a priori* ( $P_{priori}$ ) foi de  $50/1.980.551 = 0,000025$  e  $\log P_{priori} = -10,596$ .

Devido ao número de pixels total e o número de deslizamentos utilizados na modelagem, os dados aéreos apresentaram menores valores de probabilidade *a priori*, seguido dos dados ASTER e SRTM.

Ainda que os dados orbitais possuam o mesmo número de deslizamentos utilizados na modelagem e o valores da área total modelada semelhante, os dados ASTER exibiram valores ligeiramente menores. O motivo dessa variação está no tamanho da unidade de área, que é de 0,0009.

Após o cálculo da probabilidade *a priori*, os pesos dos padrões binários atribuídos anteriormente (Figuras 6.2, 6.3 e 6.4) são integrados de acordo com o número de evidências utilizado em cada modelo, conforme a Equação (6.6).

Do total de 11 modelos elaborados, utilizar-se-á os modelos 4 e 6 dos dados ASTER para demonstração dos cálculos da probabilidade *a posteriori* máxima  $P_k (max)$  ou maior chance de ocorrer deslizamentos e da probabilidade *a posteriori* mínima ou menor chance de ocorrer deslizamentos  $P_k (min)$ , conforme a Equação (6.7). Os demais modelos estão simplificados nas Tabelas 6.16, 6.17 e 6.18.

Para o cálculo da probabilidade *a posteriori* máxima, a classe de peso positivo ( $W^+$ ) de cada evidência binária é utilizada. No caso do modelo 4, a classe de peso positivo ( $W^+$ ) das evidências geologia (geo), declividade (sp) e distância das drenagens (dd) foram empregados, conforme o cálculo seguinte.

$$P_k (max) = \frac{\exp^{(P_{priori} + \Sigma(geo+sp+dd))}}{(1 + \exp^{(P_{priori} + \Sigma(geo+sp+dd))})} = \frac{\exp^{(-8,438 + \Sigma(1,26+1,06+1,02))}}{(1 + \exp^{(-8,438 + \Sigma(1,26+1,06+1,02))})} = P_k (max) = 0,006.$$

No caso do cálculo da probabilidade *a posteriori* mínima é utilizada, a classe de peso negativo ( $W^-$ ) de cada evidência binária. No mesmo modelo anterior, a classe de peso negativo ( $W^-$ ) das evidências geologia (geo), declividade (sp) e distância das drenagens (dd) foram empregados, conforme o cálculo seguinte.

$$P_k (min) = \frac{\exp^{(P_{priori} + \Sigma(geo+sp+dd))}}{(1 + \exp^{(P_{priori} + \Sigma(geo+sp+dd))})} = \frac{\exp^{(-8,438 + \Sigma(-0,498+(-0,4718)+(-0,4382))}}{(1 + \exp^{\Sigma(-0,498+(-0,4718)+(-0,4382))})} = P_k (min) = 0,000052.$$

Com relação ao modelo 6, que compreende a combinação das evidências curvatura em perfil (PRC), curvatura em planta (PLC) e o *Stream Power Index* (SPI), os cálculos para a probabilidade *a posteriori* máxima e mínima são as seguintes:

$$P_k (max) = \frac{\exp^{(P_{priori} + \Sigma(PRC+PLC+SPI))}}{(1 + \exp^{(P_{priori} + \Sigma(PRC+PLC+SPI))})} = \frac{\exp^{(-8,438 + \Sigma(0,415+0,415+0,654))}}{(1 + \exp^{(-8,438 + \Sigma(0,415+0,415+0,654))})} = P_k (max) = 0,0009.$$

$$P_k (min) = \frac{\exp^{(P_{priori} + \Sigma(PRC+PLC+SPI))}}{(1 + \exp^{(P_{priori} + \Sigma(PRC+PLC+SPI))})} = \frac{\exp^{(-8,438 + \Sigma(-0,127+(-0,094)+(-0,2044))}}{(1 + \exp^{(-8,438 + \Sigma(-0,127+(-0,094)+(-0,2044))})} = P_k (min) = 0,00014.$$

A partir dos cálculos apresentados anteriormente e considerando somente as chances mínimas e máximas de ocorrer deslizamentos, depreende-se que os modelos ideais serão aqueles com o maior número de evidências ou temas do meio físico, mas que elas apresentem diferenças significativas entre os valores de peso positivo e negativo.

O modelo 1 dos dados orbitais apresentou uma excelente relação entre os locais menos suscetíveis de ocorrer deslizamentos futuros  $P_k (min)$  e mais suscetíveis de ocorrer deslizamentos futuros  $P_k (max)$ , conforme demonstrados nas Tabelas 6.16 e 6.17. Com destaque aos dados ASTER, a diferença entre os locais menos e mais suscetíveis chega a quase 18.000 vezes (Figura 6.12b), ou seja, foi possível dizer em termos ou quantificações absolutas (probabilidade *a posteriori*), quantas vezes uma área do mapa foi mais ou menos suscetível que a outra.

No tocante aos dados aéreos, a diferença entre os menores valores de probabilidade *a posteriori*  $P_k (min)$  e os maiores valores de probabilidade *a posteriori*  $P_k (max)$  não superam 1.300 vezes (Figura 6.11c). Uma das prováveis razões para estes baixos valores está na quantidade de classes binárias com baixos valores de peso positivo  $W^+$ . Por conseguinte, conclui-se que, tanto os testes de independência condicional (CIR e NOT), quanto às estimativas de probabilidade *a posteriori* máximas  $P_k (max)$  e mínimas  $P_k (min)$  são dependentes dos valores dos pesos positivos  $W^+$  e negativos  $W^-$ .

Em todos os modelos empregados neste trabalho, a diferença entre os valores máximos da probabilidade *a posteriori*  $P_k (max)$  e a probabilidade *a priori* ( $P_{priori}$ ) foi menor que a diferença entre os menores valores de probabilidade *a posteriori*  $P_k (min)$  e os maiores valores de probabilidade *a posteriori*  $P_k (max)$ , ou seja,  $\{P_k (max) / P_{priori}\} < \{P_k (max) / P_k (min)\}$ .

Tabela 6.16 - Modelos de suscetibilidade a deslizamento para os dados SRTM, considerando a eficiência da classificação e os valores de probabilidade a priori e a posteriori.

Modelos	Temas combinados	SRC	PRC	$P_{priori}$	$P_k$ (min)	$P_k$ (max)	$P_{priori} -$ $P_k$ (max)	$P_k$ (min) - $P_k$ (max)
1	1,2,3,4,5,6,7,8,9,10,11,12	81,4	79,8	0,001948	0,0002	0,609	312,62	3.045
2	2,5,9,10	65,9	68,7	0,001948	0,0011	0,012	6,16	10,90
3	1,4,5,6,11	77,7	79,0	0,001948	0,0004	0,143	73,40	357,5
4	1,5,6,11	77,2	76,3	0,001948	0,0005	0,079	40,55	158
5	1,2,5,6,9,10	77,8	76,1	0,001948	0,0004	0,108	55,44	270

1 = geologia, 2 = orientação vertente, 3 = curvatura lateral, 4 = curvatura longitudinal, 5 = declividade, 6 = *topographic wetness index* (índice de umidade), 7 = *stream power index* (índice de poder de fluxo), 8 = Lineamento, 9 = NDVI, 10= index conv, 11= distância drenagem, 12 = comprimento de rampa.

Tabela 6.17 - Modelos de suscetibilidade a deslizamento para os dados ASTER, considerando a eficiência da classificação e os valores de probabilidade a priori e a posteriori.

Modelos	Temas combinados	SRC	PRC	$P_{priori}$	$P_k$ (min)	$P_k$ (max)	$P_{priori}$ - $P_k$ (max)	$P_k$ (min) - $P_k$ (max)
1	1,2,3,4,5,6,7,8,9,10,11,12	83,2	80,8	0,000216	0,000013	0,250	1157,4	17,946
2	1,5,6,11,12	80,4	79,3	0,000216	0,000035	0,026	120,37	724,23
3	1,5,11,12	80,9	77,9	0,000216	0,000048	0,0119	55,09	246,82
4	1,5,11	80,1	77,6	0,000216	0,000052	0,006	27,77	113,32
5	5,11,12	74,0	74,6	0,000216	0,000079	0,003	13,88	37,81
6	3,4,7	63,3	64,9	0,000216	0,00014	0,0009	4,16	6,42

1 = geologia, 2 = orientação vertente, 3 = curvature lateral, 4 = curvatura longitudinal, 5 = declividade, 6 = *topographic wetness index* (índice de umidade) , 7 = *stream power index* (índice de poder de fluxo), 8 = Lineamento, 9 = NDVI, 10= index conv , 11= distancia drenagem , 12 = comprimento de rampa.

Tabela 6.18 - Modelos de suscetibilidade a deslizamento para os dados SDS, considerando a eficiência da classificação e os valores de probabilidade a priori e a posteriori.

Modelos	Temas combinados	SRC	PRC	$P_{priori}$	$P_k$ ( <i>min</i> )	$P_k$ ( <i>max</i> )	$P_{priori}$ - $P_k$ ( <i>max</i> )	$P_k$ ( <i>min</i> ) - $P_k$ ( <i>max</i> )
1	1,2,3,4,5,6,7,8,10,11,12	72,3	53,2	0,000025	0,0000054	0,007	280	1.296
2	3,5,7,8,11,12	72,4	55,5	0,000025	0,0000077	0,0011	44	157,14

1 = Offset, 2 = orientação vertente, 3 = curvature lateral, 4 = curvatura longitudinal , 5 = declividade, 6 = *topographic wetness index* (índice de umidade) , 7 = *stream power index* (índice de poder de fluxo), 8 = distância do interflúvio, 9 = NDVI, 10= index conv , 11= distancia drenagem , 12 = comprimento de rampa.



Com relação à eficiência das combinações, os mapas de suscetibilidade absoluta obtidos anteriormente foram validados por dois conjuntos de dados. O primeiro refere-se aos próprios deslizamentos utilizados na modelagem (Figuras 6.6, 6.8 e 6.10). O segundo pertence aos deslizamentos catalogados que não foram empregados na modelagem (Figuras 6.5, 6.7 e 6.9). Os resultados obtidos por meio destes dois métodos, PRC e SRC, demonstram respostas diferenciadas dos modelos entre os três conjuntos de dados.

Os dados orbitais apresentaram uma melhor eficiência, com destaque aos dados ASTER, que apresentaram eficiência superior a 77%, tanto no PRC quanto SRC (Figuras 6.5 e 6.6).

Na maioria dos modelos simulados, o teste de eficiência SRC apresentou valores inferiores ao PRC, com ênfase aos dados aéreos.

Para os dados SRTM, conforme demonstrado na Tabela 6.16 e ilustrado nas Figuras 6.7 e 6.8, o modelo 2 foi o que apresentou o pior ajuste e que, por sua vez, resulta da combinação que considera os dados das evidências<sup>53</sup> com baixos valores de peso positivo. Ainda que tenha apresentado a menor eficiência das combinações simuladas, este modelo apresentou uma eficiência de classificação que resulta em um valor de SRC e PRC superiores a 65%. Este modelo também apresentou os melhores valores nos testes de independência condicional, apresentando valor próximo de 1 no teste CIR, ou seja, nenhuma ou quase inexistência de dependência condicional entre os dados. Os demais modelos apresentaram eficiência superior a 76%, mas violaram a independência dos dados.

---

<sup>53</sup> Orientação das vertentes, declividade, NDVI e o índice de convergência.

Figura 6.5 - Curvas das taxas de predição (*Prediction Rate Curve* ou *Blind Test*) com os dados ASTER, ilustrando a exatidão dos modelos de suscetibilidade com deslizamentos independentes.

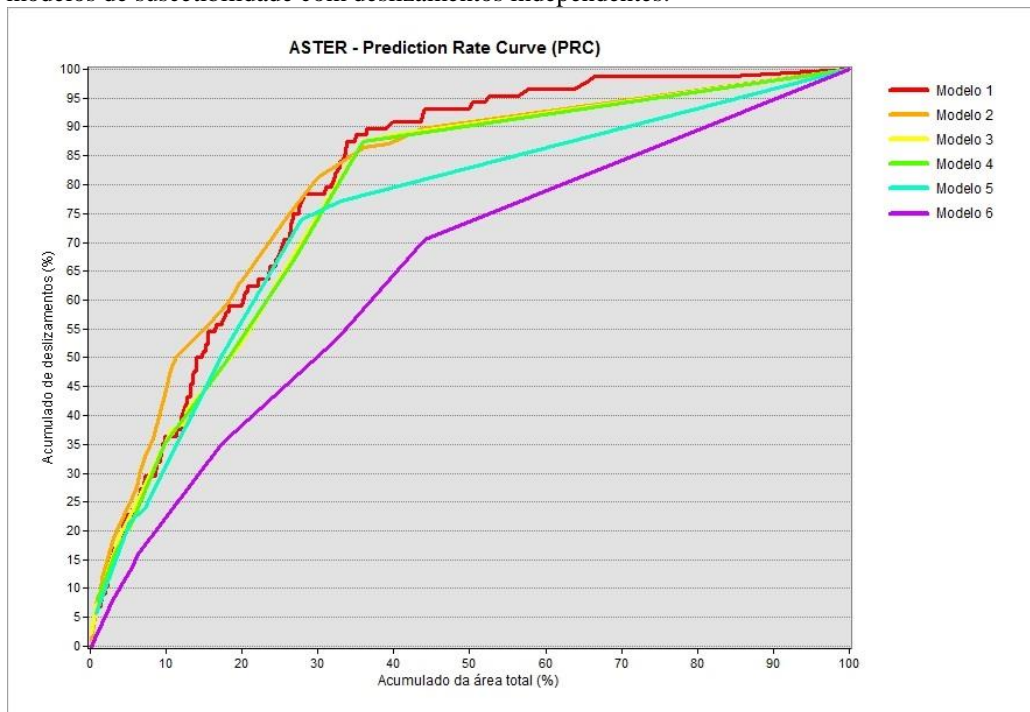
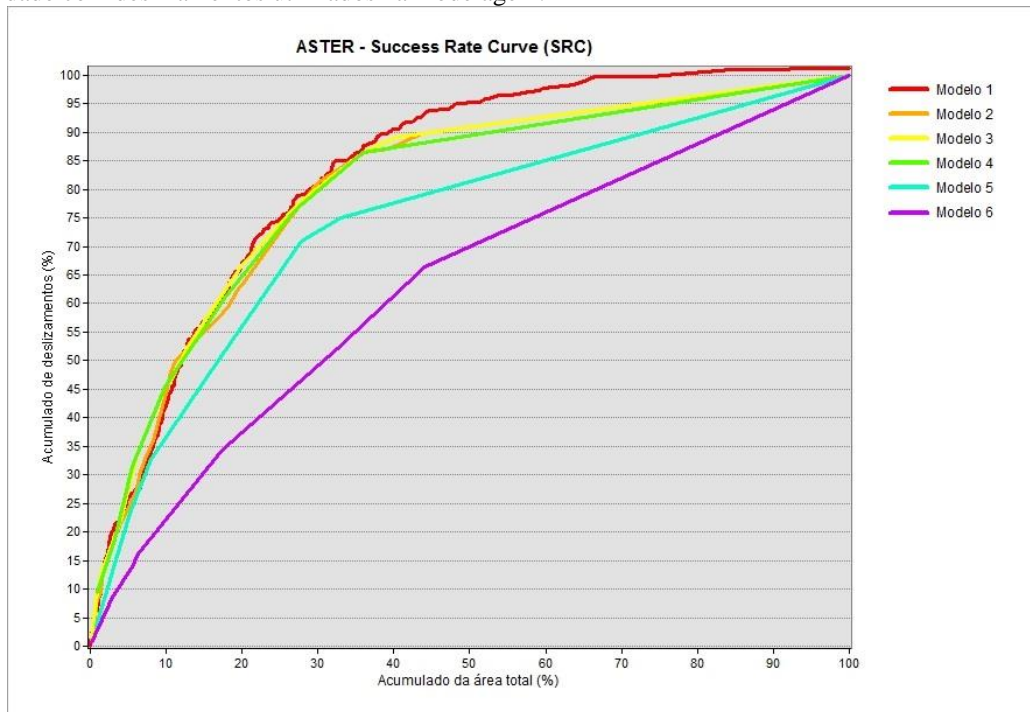


Figura 6.6 - Curvas das taxas de eficiência (*Success Rate Curve*) com os dados ASTER, ilustrando a exatidão dos modelos de suscetibilidade com deslizamentos utilizados na modelagem.



Além da menor eficiência do modelo 2, ele apresentou baixíssima diferença entre os locais mais suscetíveis e menos suscetíveis, isto é,  $\{P_k(max) / P_k(min) = 10,90$ .

Embora o modelo 3 não atendesse aos pressupostos da independência condicional nos dados ASTER, ele apresentou uma boa eficiência nos testes de validação, assim como uma considerável relação entre os locais menos suscetíveis futuros  $P_k(min)$  e mais suscetíveis futuros  $P_k(max)$ . De forma análoga, o modelo 4 dos dados SRTM também exibiu uma expressível relação entre os locais menos suscetíveis futuros  $P_k(min)$  e mais suscetíveis futuros  $P_k(max)$ , uma eficiência superior a 76,3%. Contudo, não respeitou os testes de independência condicional dos dados.

Ainda que os dois modelos supracitados não atendessem os pressupostos da independência condicional dos dados na sua completude, eles foram escolhidos como os melhores modelos preditivos para os dados orbitais (Figuras 6.11a e 6.12b). Portanto, para escolha do melhor modelo, deve-se considerar não somente a eficiência e a independência dos dados, mas também a maximização de chances futuras de ocorrer um deslizamento ou probabilidade *a posteriori*.

Para os dados aéreos, embora o modelo 1 apresentasse todas as evidências combinadas, possuísse uma boa relação entre  $P_k(min)$  e  $P_k(max)$  e atendesse a condição de independência dos dados, os resultados obtidos com o teste PRC (Figura 6.9) demonstraram uma menor eficiência, quando comparados aos dados orbitais. Caso fosse empregado apenas a relação entre  $P_k(min)$  e  $P_k(max)$  e o teste de independência condicional entre os dados, o modelo 1 dos dados aéreos seria a combinação ideal.

Figura 6.7 - Curvas das taxas de predição (*Prediction Rate Curve* ou *Blind Test*) com os dados SRTM, ilustrando a exatidão dos modelos de suscetibilidade com deslizamentos independentes.

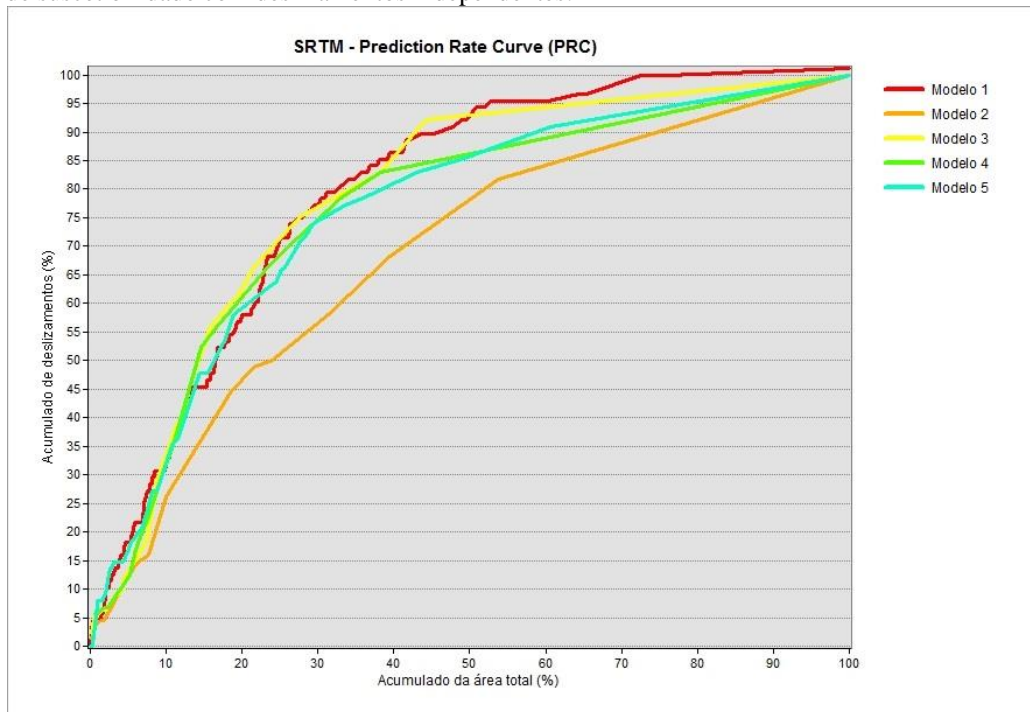


Figura 6.8 - Curvas das taxas de eficiência (*Success Rate Curve*) com os dados SRTM, ilustrando a exatidão dos modelos de suscetibilidade com deslizamentos utilizados na modelagem.

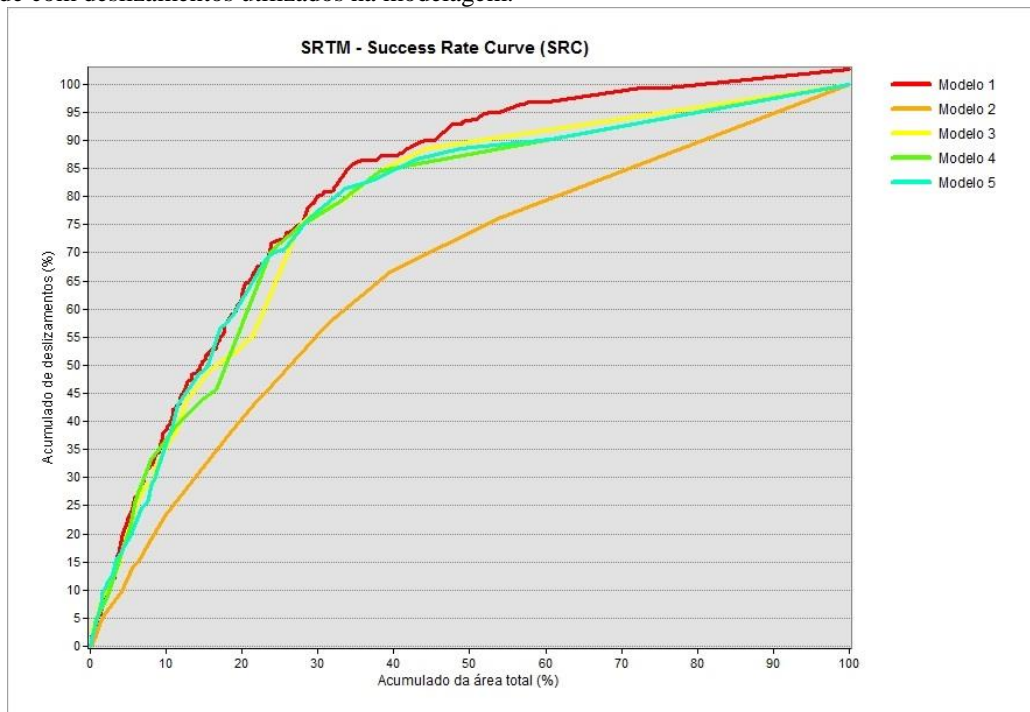


Figura 6.9 - Curvas das taxas de predição (*Prediction Rate Curve* ou *Blind Test*) com os dados SDS, ilustrando a exatidão dos modelos de suscetibilidade com deslizamentos independentes. O aspecto serrilhado da curva deve-se ao número reduzido de pontos (*training points*) independentes utilizado na validação.

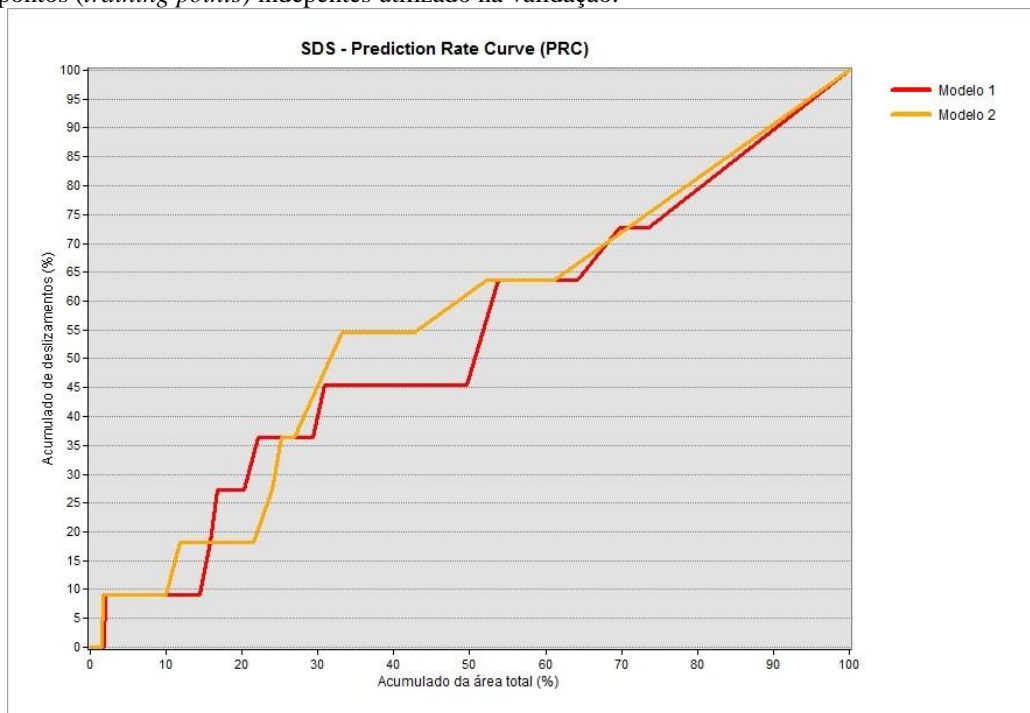
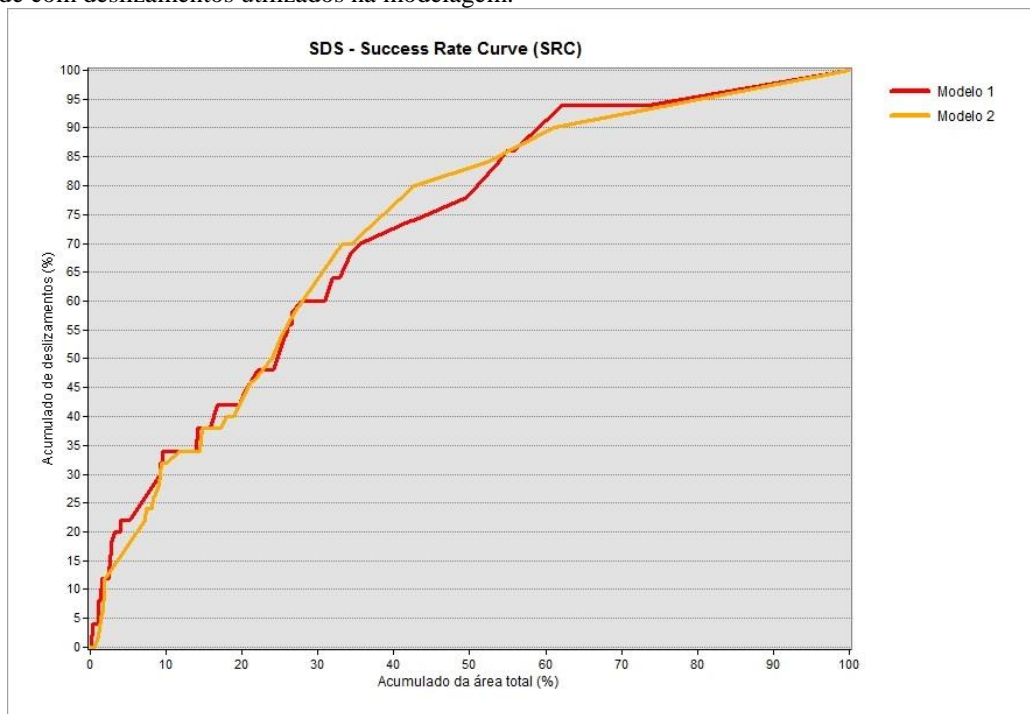


Figura 6.10 - Curvas das taxas de eficiência (*Success Rate Curve*) com os dados SDS, ilustrando a exatidão dos modelos de suscetibilidade com deslizamentos utilizados na modelagem.





As Figuras 6.11a, 6.11b e 6.11c mostram os mapas de suscetibilidade a deslizamento elaborado com os modelos selecionados. Para efeitos de comparação, os mapas desenvolvidos usando todas as doze evidências também são mostrados (Figuras 6.12a, 6.12b). Ainda que a distribuição espacial da suscetibilidade seja similar, os mapas preparados com todas as evidências apresentaram uma melhor distinção e separação das classes intermediárias, mas deve-se atentar que todas as evidências violam significativamente a independência condicional dos dados.

A eficiência dos modelos tende a aumentar com o incremento do número de evidências ou fatores preparatório dos deslizamentos, embora este acréscimo não seja linear. As melhores taxas de eficiência (PRC e SRC) foram obtidas utilizando as doze evidências.

Por fim, um bom mapa de suscetibilidade absoluta não deve considerar somente a eficiência ou predição dos deslizamentos mapeados, mas também a maximização da diferença entre os locais menos e mais suscetíveis a deslizamentos  $\{P_k (min) - P_k (max)\}$ .

Figura 6.11 – Melhores modelos de suscetibilidade a deslizamentos em termos ou ponderações absolutas (probabilidade *a posteriori*). a) Modelo 4 (GEO, SP, TWI, DD) derivado dos dados SRTM DEM (90 m). b) Modelo 3 (GEO, SP, DD, SL) derivado dos dados ASTER DEM (30 m). c) Modelo 1 (SP, PLC, PRC, AS, IC, SL, OF, SPI, TWI, DD, DH, NDVI) derivado dos dados SDS DEM (3 m).

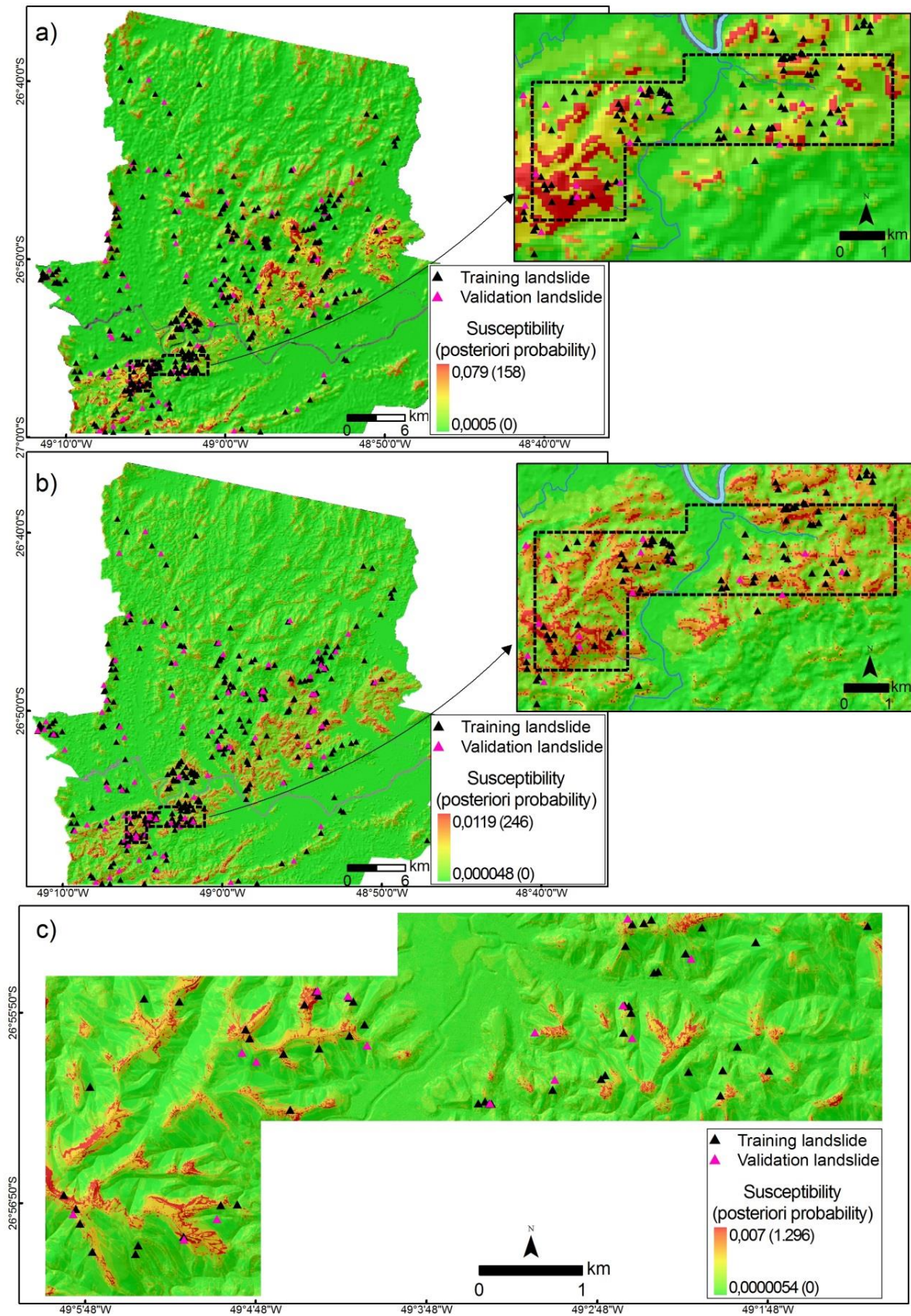
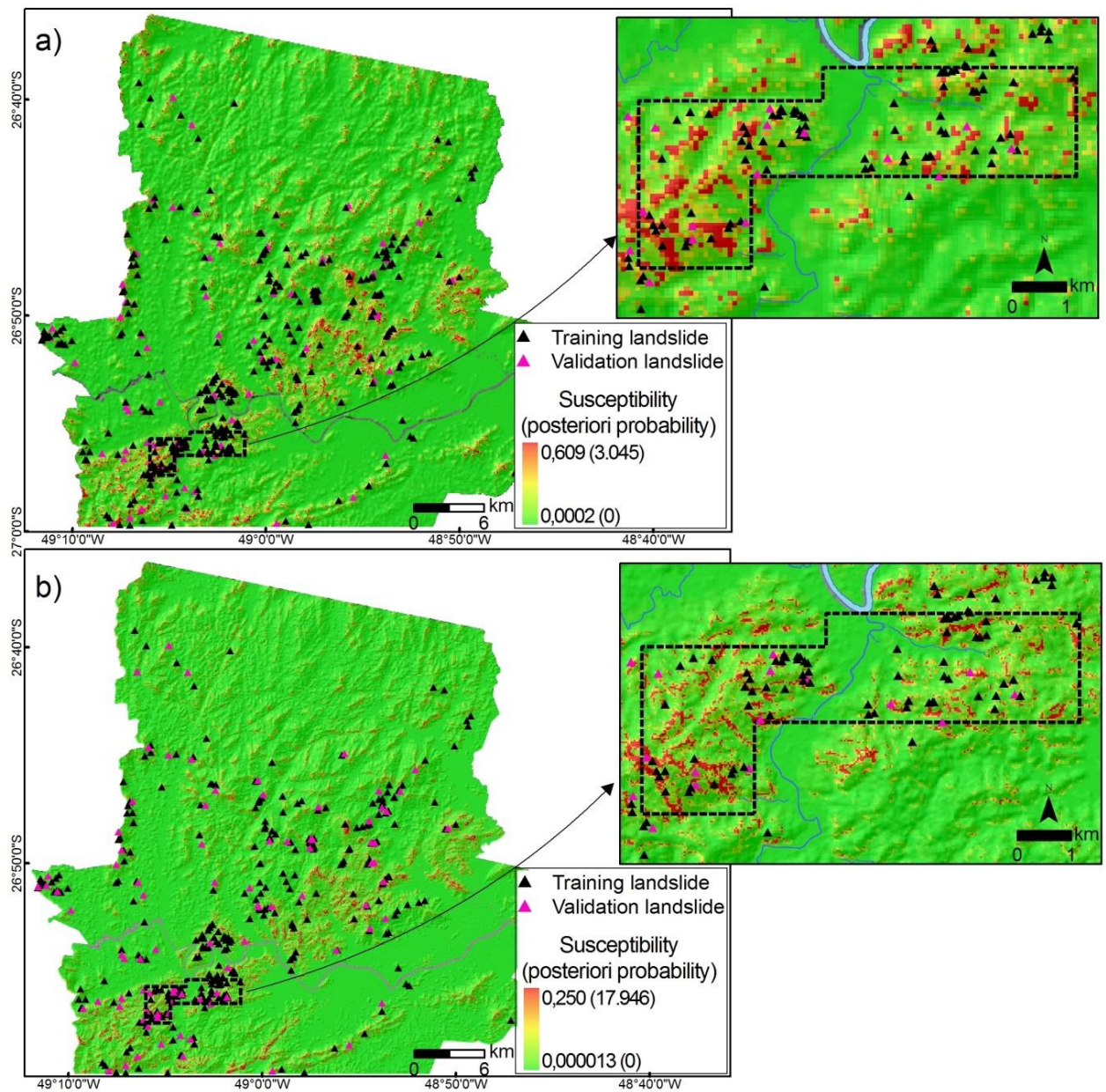




Figura 6.12 – Modelos de suscetibilidade a deslizamentos em termos ou ponderações absolutas (probabilidade *a posteriori*) com todas as evidências integradas (GEO, DL, SP, PLC, PRC, AS, IC, SL, SPI, TWI, DD, NDVI) derivado dos dados SRTM (a) e ASTER (b).



## 6.4 CONCLUSÃO

Semelhante ao capítulo 5, as evidências distância das drenagens, *Stream Power Index*, declividade, geologia e *Topographic Wetness Index* apresentaram associações significativas com os deslizamentos cadastrados na área de estudo, quando aplicada classes binárias.

A aplicação do teste do qui-quadrado de Pearson revelou possíveis associações entre variáveis categóricas, com resultados altamente significativos ( $p < 0,0001$ ). Ou seja, em torno de 23% das combinações violaram o teste do qui-quadrado, ou seja, rejeitou-se a hipótese de que as variáveis são independentes e aceitou-se a hipótese de que elas estão de alguma maneira relacionadas.

Inicialmente, deduziu-se que a independência condicional nos dados aéreos estivesse vinculada à resolução espacial refinada e ao menor agrupamento das classes dos dados aéreos. Contudo, após a aplicação dos testes de independência global NOT e CIR, pôde-se verificar que a dependência dos dados está atrelada aos valores dos pesos positivos. Ou seja, dados que apresentam baixos valores de pesos positivos tendem a ser independentes.

Alguns autores como Lee *et al.* (2002); Armas (2012 e 2013) se restringem apenas a testes pareados (pairwise test), empregados na fase anterior à modelagem, antes da combinação dos fatores causadores ou temas evidenciais. Contudo, verificou-se neste trabalho que a aplicabilidade do teste do qui-quadrado  $\chi^2$  pode ser debatida quando há possibilidade de combinações com dois ou mais temas. Por conseguinte, não se realizou ajustes antes da modelagem, para não eliminar temas relevantes.

Quando calculado corretamente, os testes de independência global dos dados (CIR e NOT) não superestimam os valores de probabilidade *a posteriori* ou valores absolutos, já que eles se ajustam ao número de deslizamentos e ao número da unidade de área utilizados na modelagem. Inclusive, os testes podem até reduzir a diferença entre os menores valores de probabilidade *a posteriori*  $P_k$  (*min*) e os maiores valores de probabilidade *a posteriori*  $P_k$  (*max*).

Os testes de independência global dos dados não se restringem à quantidade de evidências e classes combinadas, mas no valor da *probabilidade a posteriori* ou no número de deslizamento previsto  $N\{Af\}_{\text{predito}}$ . Isto é, duas evidências com elevados valores de peso positivo podem violar significamente os pressupostos da independência dos dados.

Os testes *Conditional Independence Ratio* (CIR) e *Agterberg & Cheng Conditional Independence Test A&C* (NOT) evitam discrepância entre os valores de probabilidade *a priori* e *a posteriori*, já que a independência condicional dos dados é indissociável dos valores finais de probabilidade absoluta.

Por fim, nós temos demonstrado que os testes de independência global dos dados aplicados neste trabalho não estão vinculados à sobreposição ou interseções das camadas, mas no cálculo da probabilidade *a posteriori* ( $P_k$ ) e no cálculo da unidade de área ( $N\{K\}$ ).

Diferentemente do capítulo anterior, no método *binary WofE* não é interessante usar o *Studentized Contrast* (ST\_CNT), já que os cálculos de independência condicional e a obtenção das probabilidades absolutas são dependentes dos pesos positivos e negativos.

A modelagem *binary WofE* fornece pesos positivos (presença dos eventos) e negativos (ausência dos eventos) de cada variável preditora (*predictor maps*), além de fácil interpretação quando comparado a outros métodos. Ademais, o método não está limitado ao fornecimento de uma boa estimativa da condição de distribuição de normalidade dos dados, como outras abordagens paramétricas existentes.

Se não forem usados os valores de probabilidade *a posteriori* ou valores absolutos (Mihalasky, 1999, Porwal *et al.*, 2003) e, conseqüentemente, não atender os pressupostos da independência condicional dos dados, seria mais interessante combinar todos os temas de evidências e, considerar somente a eficiência dos modelos, a exemplo do capítulo anterior.

No método absoluto não é viável usar somente os testes de validação, mas observar qual é a maior probabilidade ou chances de ocorrer um deslizamento. A relação contrária também é válida, não se deve apresentar somente a probabilidade *a posteriori* (futura) de ocorrer um deslizamento, conforme verificado nos dados aéreos. Desta forma, um mapa ideal de suscetibilidade absoluta seria aquele com altos valores de eficiência e predição (SRC e PRC), amplitudes elevadas de probabilidade *a posteriori* máxima e mínima e que atenda a condição de independência condicional dos dados.

Independentemente do conjunto de dados utilizado, os valores de probabilidade *a posteriori* ( $P_k$ ) ou chances de ocorrer um deslizamento tendem a aumentar com o incremento do número de evidências com elevados valores de peso positivo, mesmo que o número de condições únicas (*unique conditions*) seja reduzido.

No geral, a maioria das cicatrizes mapeadas ocorre exatamente ou próxima das áreas de maior suscetibilidade, onde estão os maiores valores de probabilidade *a posteriori*  $P_k$  (*max*), mas também é possível observar a ocorrência de deslizamentos em áreas de média e baixa suscetibilidade ou *a posteriori* mínima  $P_k$  (*min*).

Para os dados aéreos, apesar de apresentar todas as evidências possíveis (12) num único modelo e que atendesse a condição de independência dos dados, os resultados obtidos com relação à eficiência da classificação demonstram não haver um razoável ajuste.

Nos dados orbitais, considerando somente as chances mínimas e máximas de ocorrer deslizamentos e a eficiência da classificação, depreende-se que os modelos ideais serão aqueles com o maior número de evidências ou temas do meio físico, mas que elas apresentem diferenças significativas entre os valores de peso positivo e negativo.

Nos três conjuntos de dados, principalmente nos orbitais, os resultados obtidos pela análise das curvas de eficiência e predição mostram visualmente que a capacidade de previsão dos modelos com três temas evidenciais é semelhante ao modelo desenvolvido com as doze evidências. Embora a distribuição visual da suscetibilidade seja similar, os mapas preparados com todas as evidências apresentaram uma melhor distinção e separação das classes intermediárias, mas deve-se atentar que todas as evidências selecionadas violam significamente a independência condicional dos dados.

## **7. SUSCETIBILIDADE DINÂMICA: UMA PROPOSTA METODOLÓGICA PARA IDENTIFICAÇÃO DE ÁREAS DE RISCO A DESLIZAMENTOS**

### **7.1 INTRODUÇÃO**

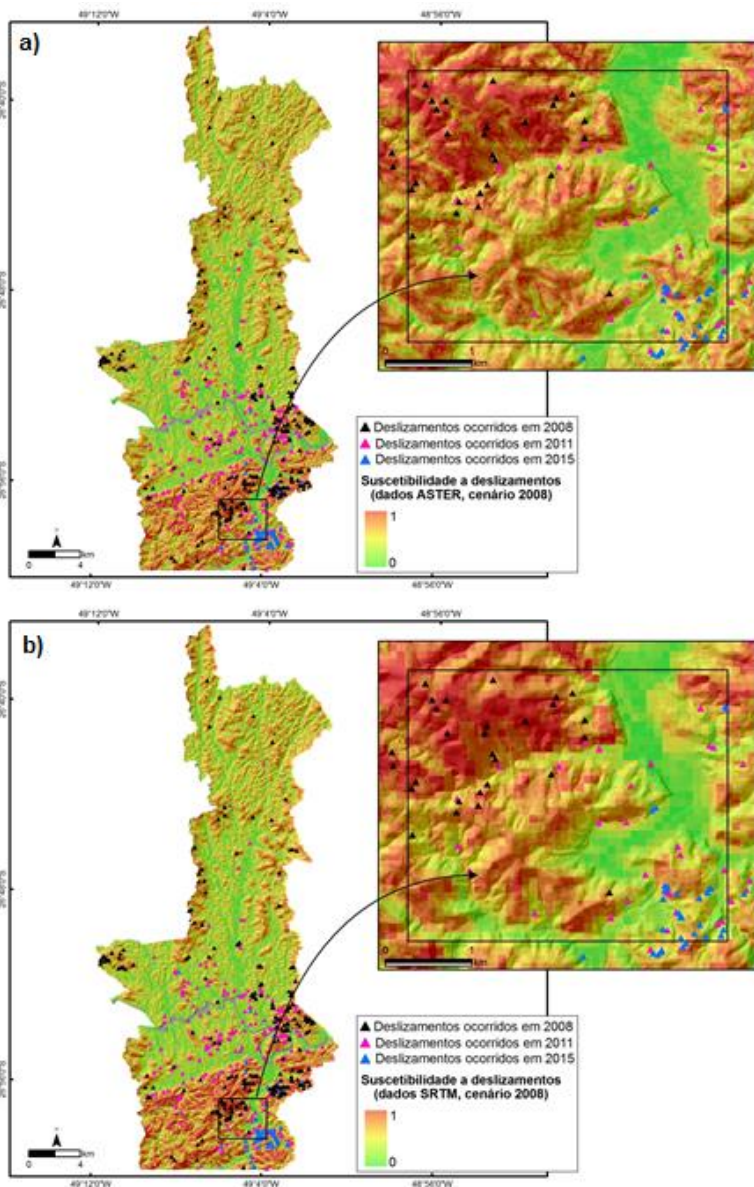
Suscetibilidade a deslizamentos é a probabilidade espacial da ocorrência de um deslizamento em uma dada área, com base nos fatores condicionantes da instabilidade, independentemente do seu período de recorrência (VARNES, 1984; CARRARA *et al.*, 1995; Guzzetti *et al.*, 1999). O perigo, por outro lado, leva em consideração, uma probabilidade espacial, temporal e de magnitude. Um mapa de suscetibilidade a deslizamento não provê informações sobre “quando” (probabilidade temporal) e quão grande (magnitude temporal) futuros deslizamentos ocorrerão. Assim, a probabilidade temporal e de magnitude de ocorrência do deslizamento são ainda necessárias para transformar um mapa de suscetibilidade a deslizamento em um mapa de perigo a deslizamentos. Na literatura, existe uma confusão entre os termos "suscetibilidade" e "perigo" de deslizamento. Normalmente, os termos são usados como sinônimos, apesar das duas palavras expressarem conceitos diferentes (GUZZETTI *et al.*, 1999; GUZZETTI, 2005).

Nos capítulos anteriores, mapas de suscetibilidade a deslizamentos, construídos com o inventário ou cenário de 2008, foram elaborados para três conjuntos de dados espaciais. Ao recortar estes mapas para o limite<sup>54</sup> municipal de Blumenau, nota-se que a maioria das vertentes que apresentam declividade superior a quinze graus e rampas maiores que 10 metros estão inseridas em áreas suscetíveis a deslizamentos. Ou seja, excluindo as áreas planas e os topos de morro, a maioria das encostas do município foi caracterizada com média e alta suscetibilidade (Figura 7.1).

---

<sup>54</sup> Até o paralelo 27.

Figura 7.1 – a) Suscetibilidade a deslizamento derivada do ASTER (30x30 m) e recortada para o município de Blumenau. b) Suscetibilidade a deslizamento derivada do SRTM (90x90 m) e recortada para o município de Blumenau.





Não é que estes mapas de suscetibilidade a deslizamento estejam “errados”, mas a elevada suscetibilidade a deslizamentos destes mapas está vinculada ao elevado índice pluviométrico acumulado de 2008. Da mesma maneira, estas vertentes não seriam suscetíveis em outros eventos intensos de precipitação, por exemplo: os 83 mm de chuva horária registrada em janeiro de 2015 ou os quase 165 mm de chuva registrada nos dias 8 e 9 de setembro de 2011.

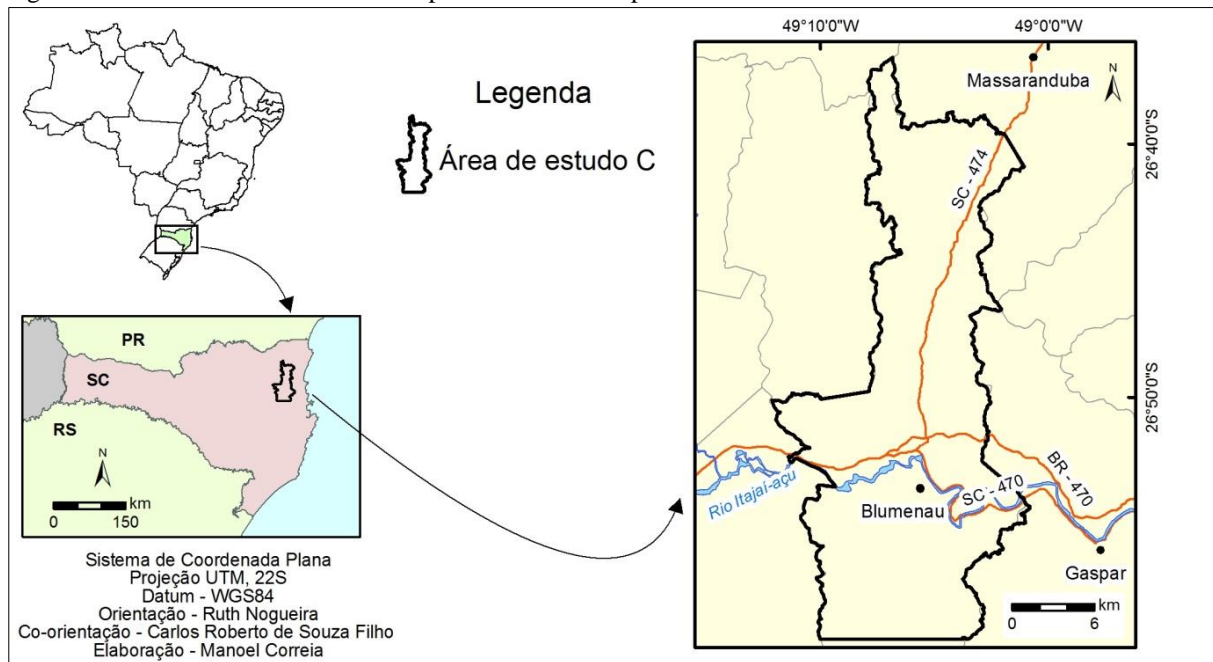
Para explicar essa possível variabilidade temporal na suscetibilidade a deslizamentos, testou-se a hipótese de mapas de suscetibilidade dinâmicos. Ou seja, diferentes inventários ou partições aleatórias de eventos de deslizamentos registrados no passado possuiriam também diferentes padrões espaciais de suscetibilidade a deslizamento.

Além disso, os diferentes cenários de suscetibilidade, denominados de suscetibilidade dinâmica, possuiriam variados graus de perigo e risco. Anomalias climáticas, a exemplo do desastre de 2008, seriam responsáveis por desencadear deslizamentos com magnitudes e intensidades elevadas. Enquanto, outros eventos críticos de precipitação de recorrência decadal (1974, 1997, 2001, 2011, 2013, 2015) possuiriam menor potencial destrutivo. Desta forma, o presente capítulo apoia-se na premissa de mapas dinâmicos, tanto de suscetibilidade quanto de risco.

Através do contexto exposto, o presente capítulo tem por objetivo avaliar a aplicabilidade de mapas de suscetibilidade para diferentes recortes temporais ou eventos desencadeantes de precipitação. Adicionalmente, buscou-se integrar as probabilidades temporais e espaciais das ocorrências de deslizamentos e converter em cenários de perigo e risco.

Devido à obtenção dos inventários do ano de 2011 e 2015 estar restrita ao município de Blumenau, a análise de suscetibilidade dinâmica foi realizada exclusivamente para a área de estudo C (Figura 7.2).

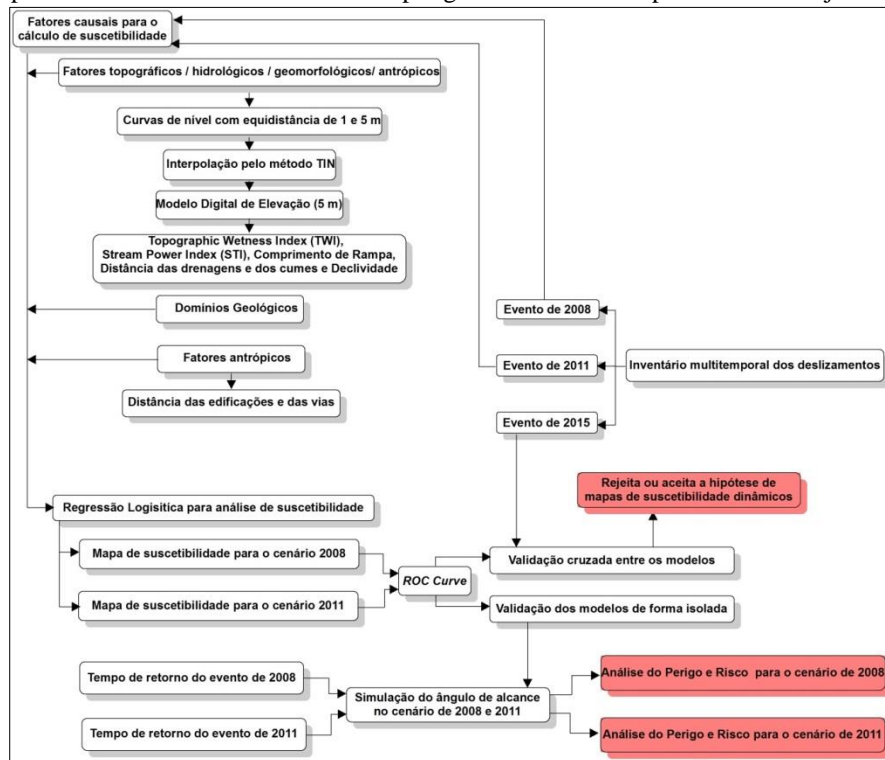
Figura 7.2 – A área de estudo C contempla 80% do município de Blumenau.



## 7.2 MATERIAIS E MÉTODOS

As etapas de análise utilizadas neste capítulo para realização dos objetivos são: (i) construção de uma base de dados digital; (ii) obtenção dos inventários dos anos de 2008, 2011 e 2015 (Capítulo 4); (iii) elaboração dos mapas de suscetibilidade para os cenários de 2008 e 2011 por meio da técnica Regressão Logística (RL); (iv) validação dos modelos (suscetibilidade de cada cenário) de forma isolada; (v) validação cruzada entre os modelos; (vi) aceitar ou rejeitar a hipótese de mapas de suscetibilidade dinâmico (vii) calcular o tempo de retorno (TR) de cada evento; (viii) calcular o ângulo de alcance para cada cenário e, finalmente, (ix) obtenção do perigo (suscetibilidade a queda, tempo de retorno e magnitude) e a perspectiva de risco para cada cenário, conforme esquematizado na Figura 7.3.

Figura 7.3 – Fluxograma e passos metodológicos utilizados na análise de suscetibilidade dinâmica e obtenção da perspectiva de risco para os cenários de 2008 e 2011. Os polígonos vermelhos representam os objetivos do trabalho.



## 7.2.1 ELABORAÇÃO DA BASE DE DADOS ESPACIAL

Conforme Felgueiras (2001), a modelagem propriamente dita, envolve a criação de estruturas de dados e a definição de superfícies de ajuste com o objetivo de se obter uma representação contínua do fenômeno a partir das amostras. Uma das modelagens de dados mais utilizadas nas geotecnologias refere-se à elaboração de Modelos Numéricos do Terreno (MNT) e Modelos Digitais de Superfície (MDS). Segundo Burrough & McDonnell (1998), esses modelos são matrizes de números que representam a distribuição espacial de um fenômeno vinculado a uma superfície real, sendo em geral contínua e o fenômeno que representa pode ser variável.

Os condicionantes hidrológicos, geomorfológicos e antrópicos que influenciam a ocorrência de deslizamentos foram extraídos, calculados e modelados a partir de fonte de dados cartográficos pré-existent.

Para gerar os condicionantes hidrológicos e geomorfológicos, os dados espaciais provenientes das plantas planialtimétricas cadastrais do município de Blumenau na escala 1:10.000, com curvas de nível equidistantes em 1 e 5 m (BLUMENAU, 2003), serviram como fonte para a elaboração dos diversos índices geomorfométricos, tais como, comprimento de rampa, distância das drenagens, declividade, distância dos cumes, *Topographic Wetness Index* (TWI) e o *Stream power index* (SPI).

Um ponto-chave para viabilidade destes índices é a preparação do Modelo Digital do Terreno (MDT). A princípio, a elaboração de MDT consiste no armazenamento de cotas altimétricas (elevações), num arquivo estruturado em linhas e colunas.

Antes da elaboração do MDT, as curvas de nível equidistantes em 1 e 5 m foram interpoladas<sup>55</sup> em uma Grade Irregular Triangular (TIN) na extensão 3D Analyst do aplicativo ArcGIS 9.3 (ESRI). Nesta Grade Irregular Triangular, os pontos amostras são conectados por linhas para formar triângulos. Assim, diferentemente da geração de grade regular, os valores de cota dos vértices dos elementos triangulares da malha triangular não precisam ser estimados por interpolações. A malha

---

<sup>55</sup> A interpolação pode ser entendida como um método que, utilizando funções matemáticas, permite encontrar valores de dados intermediários contidos entre outros valores de dados conhecidos, representando, portanto, uma aproximação da realidade.

utilizada foi a *triangulação de Delaunay*, que consiste na maximização dos ângulos mínimos de cada triângulo, evitando a criação de triângulos equiláteros.

Segundo Hengl *et al.* (2003), a vantagem do TIN em comparação com o GRID é que ele pode incorporar feições estruturais, permitindo assim, que as informações morfológicas importantes como as descontinuidades, representadas por feições lineares de relevo (cristas) e drenagens (vales), sejam consideradas durante a geração da grade triangular, preservando as feições geomórficas da superfície.

Outro fator importante é o número de redundâncias reduzido comparado a grade retangular, uma vez que a malha triangular é mais fina em regiões de grande variações topográficas e mais espaçadas em regiões quase planas.

O uso de modelos digitais de elevação para descrição quantitativa e qualitativa da paisagem é o objeto da geomorfometria (PIKE *et al.*, 2008). A extração e modelagem dos índices geomorfométricos ocorreram no aplicativo SAGA GIS e mostrados nas Figuras 7.4, 7.5, 7.6, 7.7, 7.8 e 7.9. A descrição e definição dos índices foram efetuadas no item 5.2.1. Além disso, os índices não foram reclassificados, já que na Regressão Logística pode-se utilizar variáveis contínuas.

Dos elementos do meio físico utilizados na análise de suscetibilidade dinâmica, somente a geologia não foi extraída dos índices geomorfométricos. As 14 litologias utilizadas nos capítulos anteriores foram agrupadas em três domínios geológicos (Figura 7.10): a) o Domínio Morfoestrutural do Cráton Luis Alves (CGSC). b) O Domínio Morfoestrutural do Cinturão Dom Feliciano (BSI). c) Depósitos Sedimentares (ALU).

Figura 7.4 – Distância das drenagens elaborada a partir do MDT com resolução espacial de 5 m, bem como a representação do inventário dos anos de 2008, 2011 e 2015.

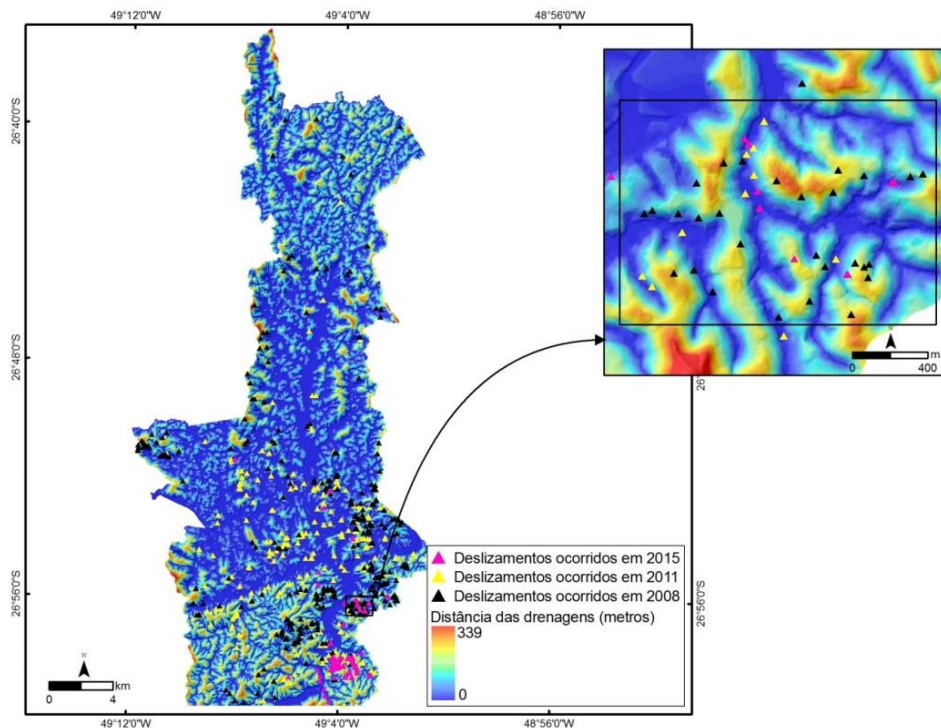


Figura 7.5 – Comprimento de rampa elaborada a partir do MDT com resolução espacial de 5 m, bem como a representação do inventário dos anos de 2008, 2011 e 2015.

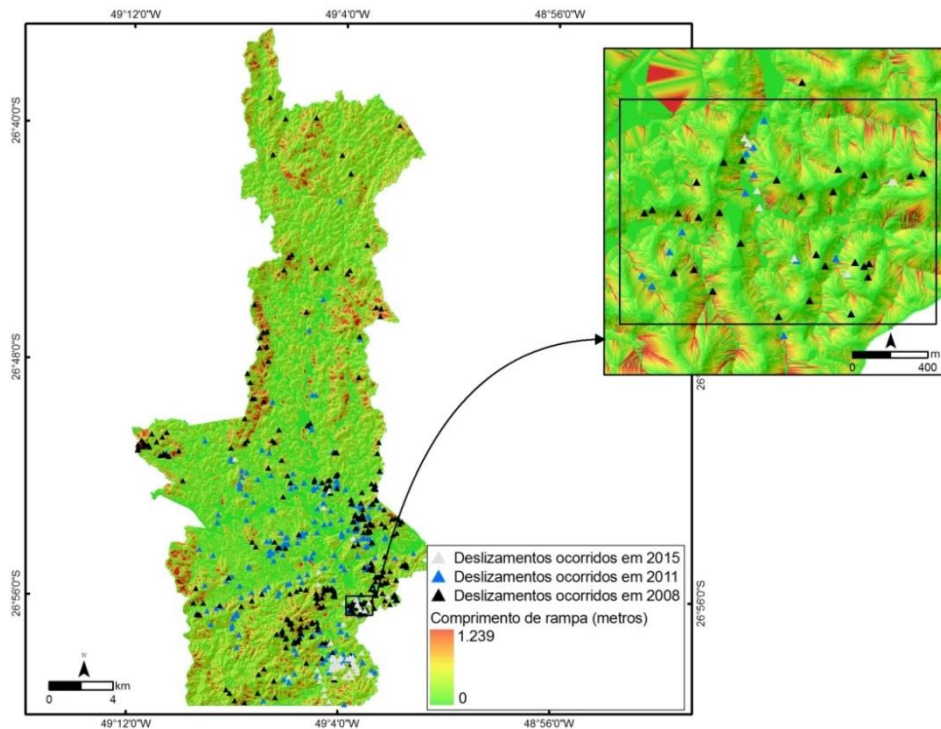




Figura 7.6 – Declividade em graus elaborada a partir do MDT com resolução espacial de 5 m, bem como a representação do inventário dos anos de 2008, 2011 e 2015.

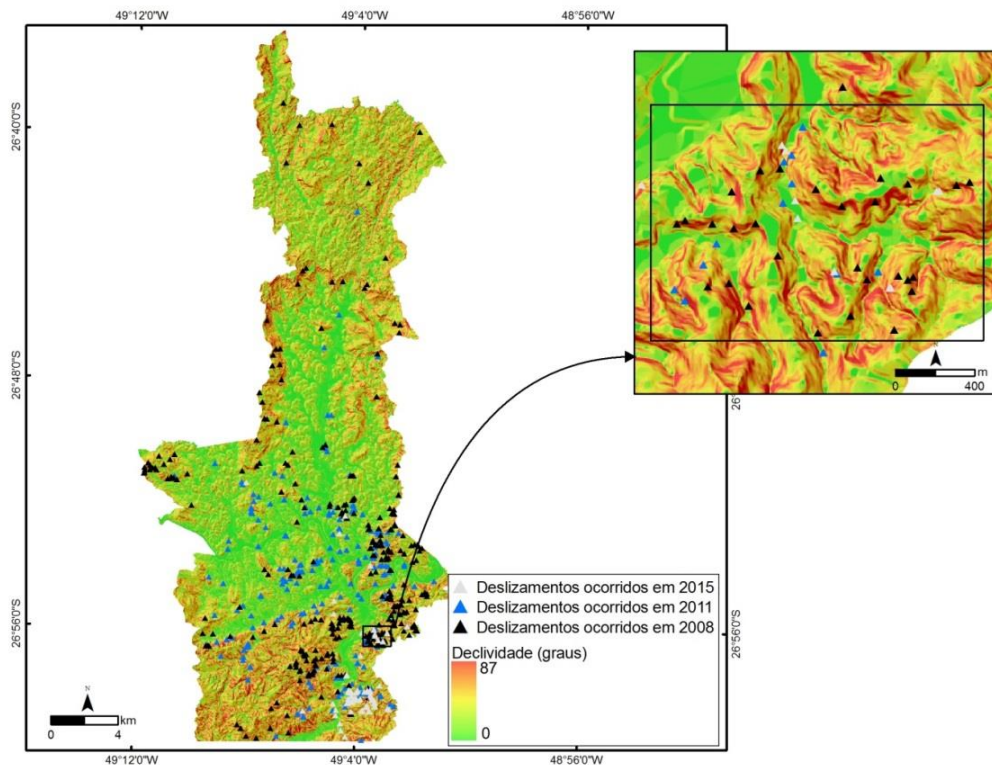


Figura 7.7 – *Stream Power Index* elaborada a partir do MDT com resolução espacial de 5 m, bem como a representação do inventário dos anos de 2008, 2011 e 2015.

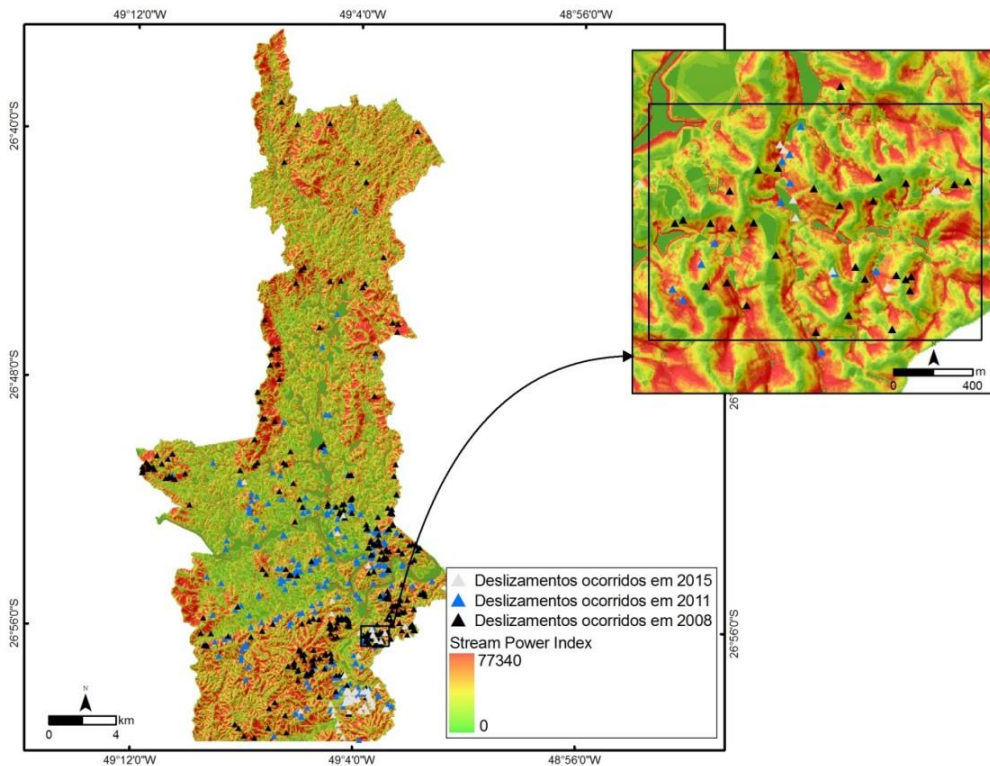


Figura 7.8 – *Topographic Wetness Index* elaborada a partir do MDT com resolução espacial de 5 m, bem como a representação do inventário dos anos de 2008, 2011 e 2015.

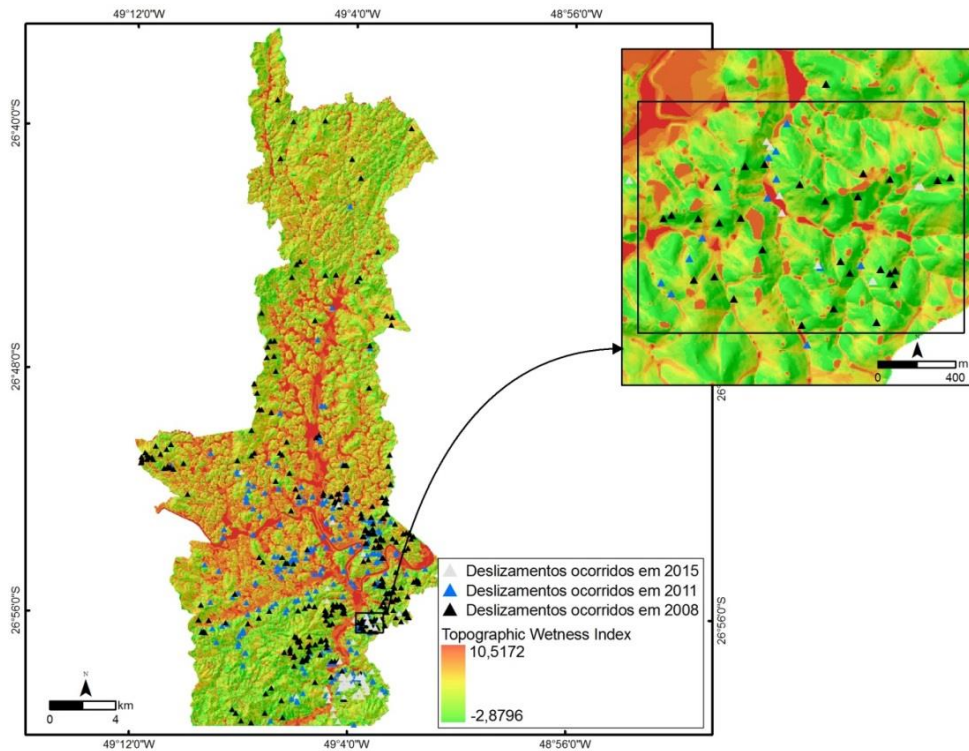
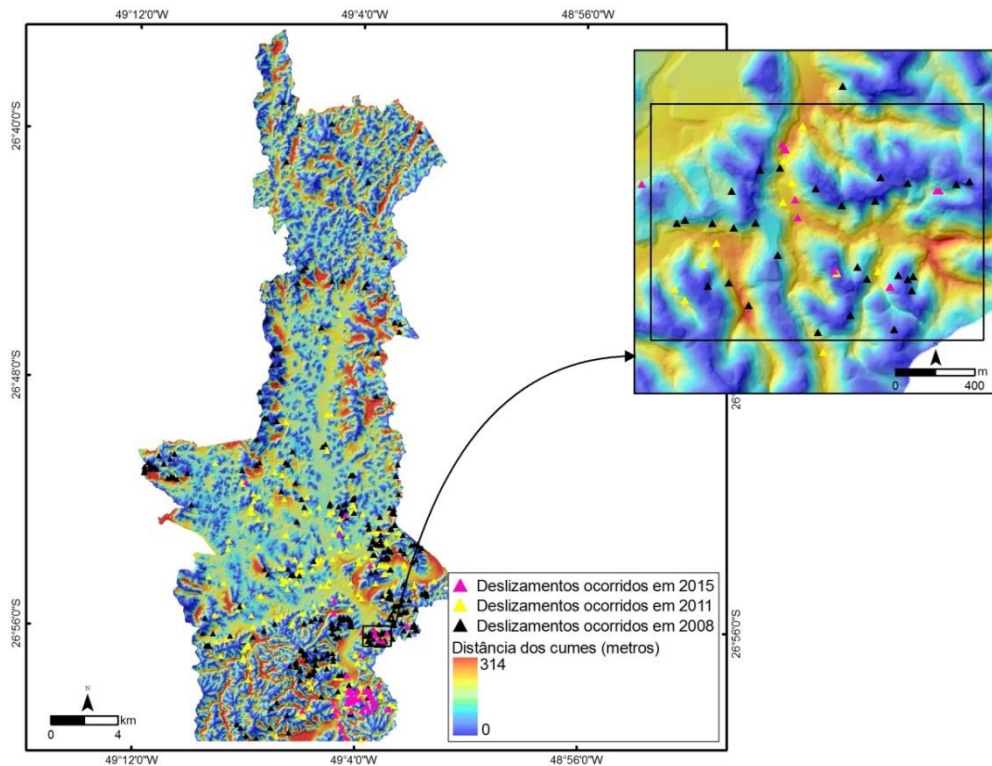


Figura 7.9 – Distância dos cumes elaborada a partir do MDT com resolução espacial de 5 m, bem como a representação do inventário dos anos de 2008, 2011 e 2015.



O problema óbvio com a utilização de variáveis categóricas como previsores é que muitas vezes eles ocorrem em mais de duas categorias, a exemplo dos três domínios geológicos utilizados neste capítulo. Claramente, esses grupos não podem ser distinguidos utilizando uma única variável codificada como zero e um. Para solucionar tal problemática, variáveis *dummy* foram elaboradas e utilizadas para representar os domínios geológicos (Tabela 7.1).

Tabela 7.1 - Variáveis *dummy* CGSC, BSI e ALU elaboradas e utilizadas para representar os domínios geológicos.

Geologia	Geologia1	Geologia2	Geologia3
1 - CGSC	1	0	0
2 - BSI	0	1	0
3 - ALU	0	0	1

No caso, a variável Geologia1 é a variável *dummy* para CGSC. Ela assumirá o valor 1 quando a geologia for CGSC, e 0 nos demais casos. A variável Geologia2 assumirá o valor 1 quando a geologia for BSI, e 0 nos demais casos e, por fim, a variável Geologia3 assumirá o valor 1 quando a geologia for ALU, e 0 nos demais casos. Observa-se que para cada categoria da variável será criada uma variável *dummy*.

Com o objetivo de estabelecer correlações entre os eventos e os fatores antrópicos, foram elaborados dois mapas (Figuras 7.11 e 7.12) de proximidade pelo método distância euclidiana.

Os dois mapas referem-se às distâncias das edificações e das vias (Figuras 7.11 e 7.12). As edificações foram mapeadas por meio da interpretação das imagens aéreas da SDS relativa ao período de 2011 e, no caso das vias, elas foram adquiridas do banco de dados espacial da Prefeitura Municipal de Blumenau.

A distância das vias tem sido considerada como um dos mais importantes fatores antrópicos que condicionam deslizamentos, por que cortes de estrada usualmente induzem processos de instabilidade (AYALEW & YAMAGISHI, 2005).

Finalmente, os inventários dos eventos críticos do ano de 2008, 2011 e 2015, catalogados no capítulo 4, foram empregados nas etapas de modelagem e validação. É importante destacar que o inventário do ano de 2015 foi utilizado apenas para validar a hipótese de que mapas de suscetibilidades devem ser dinâmicos e não devem ser elaborados com um único recorte temporal.

Figura 7.10 – Domínios geológicos agrupados a partir de Iglesias *et al.* (2011) e padronizada para a resolução espacial de 5 m, bem como a representação do inventário dos anos de 2008, 2011 e 2015.

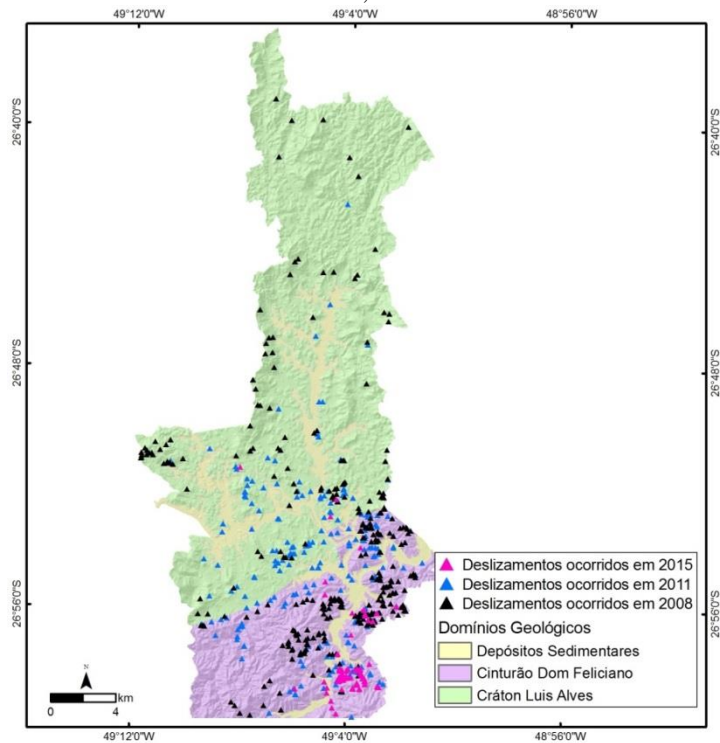


Figura 7.11 – Distância das edificações (metros) e padronizada para a resolução espacial de 5 m, bem como a representação do inventário dos anos de 2008, 2011 e 2015.

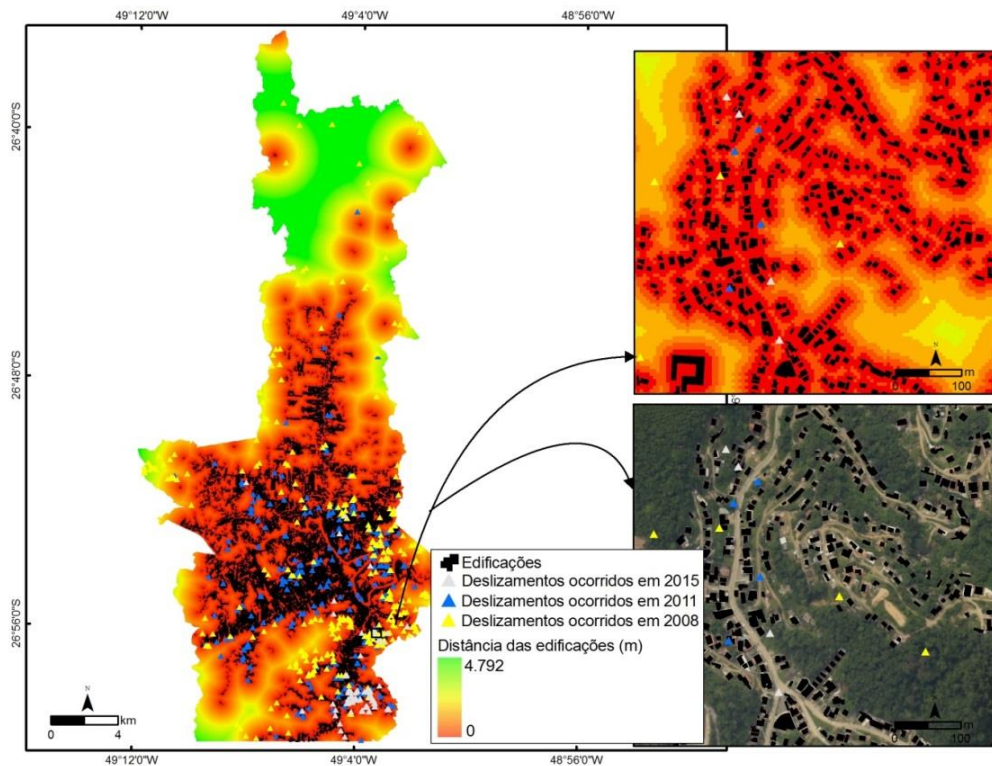
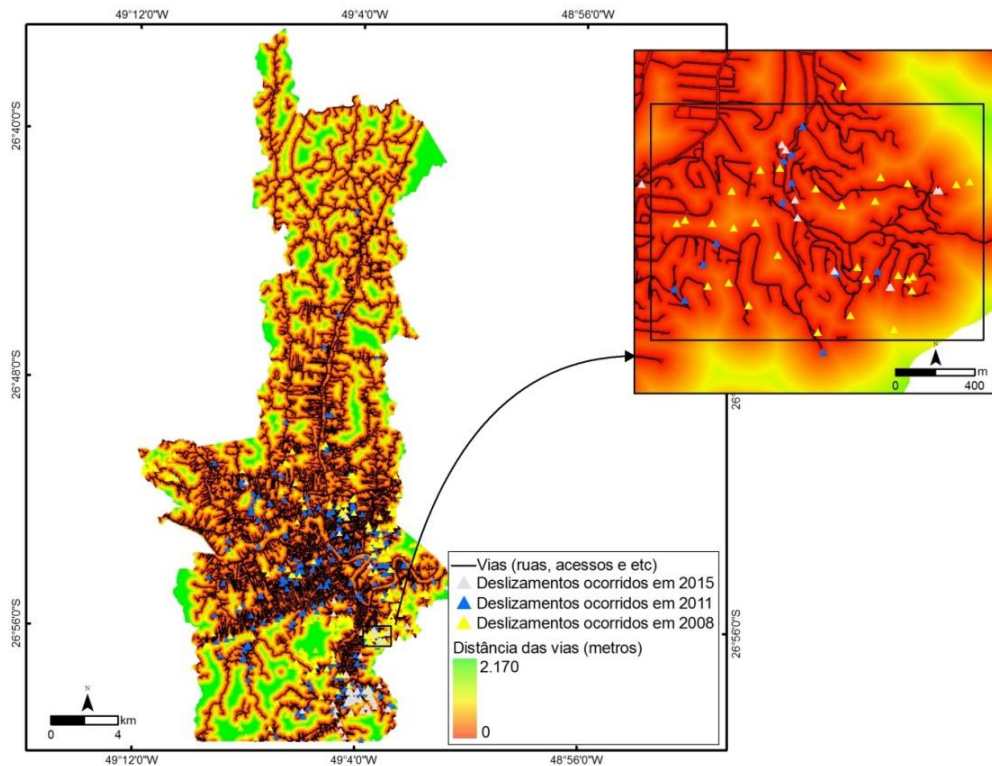




Figura 7.12 – Distância das vias (metros) e padronizada para a resolução espacial de 5 m, bem como a representação do inventário dos anos de 2008, 2011 e 2015.





## 7.2.2 REGRESSÃO LOGÍSTICA

Como a variável dependente é dicotômica e a relação entre a variável dependente e as variáveis independentes não é linear, o modelo de regressão logística múltipla foi construído para os eventos de 2008 e 2011, com base nos parâmetros físicos e antrópicos definidos no item anterior.

Ao utilizar o modelo de regressão logística deve-se considerar quantas amostras devem ser tomadas para criar variáveis dependentes. Na literatura são encontrados diferentes métodos de amostragem de dados. Por exemplo, Guzzetti *et al.* (1999) e Ayalew & Yamagishi (2005) afirmam que alguns pesquisadores utilizam todos os dados (*pixels*) da área de estudo, o que fatalmente levaria a proporções desiguais entre os *pixels* de deslizamento e os *pixels* de não deslizamento. Yesilnacar & Topal (2005) usaram o número total de *pixels* de deslizamento e selecionaram aleatoriamente *pixels* de não deslizamento, mas eles repetiram o procedimento seis vezes, criando seis conjuntos de dados de treinamento diferentes, em seguida, o melhor deles foi utilizado no modelo logístico. Já Dai & Lee (2002) usaram proporções semelhantes de deslizamentos e não deslizamentos. Além disso, Yilmaz (2010) ratifica que o resultado mais confiável do modelo de suscetibilidade pode ser obtido na porção superior da cicatriz, ou seja, o ponto ou área amostral deve ser obtido na local de ruptura.

Neste trabalho, dois cenários ou mapas de suscetibilidade foram elaborados. O primeiro refere-se ao evento de 2008, com 227 amostras deslizamentos em vertentes naturais e taludes artificiais. O evento de 2011, com 254 amostras deslizamentos, constituiu o segundo cenário. Estes deslizamentos foram usados para representar a presença ou o valor de “1” da variável de saída categórica dicotômica. E com o propósito de evitar possíveis tendências ou baixa aderência dos modelos provocada por proporções desiguais de deslizamento e não deslizamentos, foi amostrado aleatoriamente 382 número de *pixels* ou não deslizamentos da grade e atribuído o valor de “0”.

O passo final foi extrair os valores das nove variáveis independentes para construir a base de dados. Estas variáveis independentes contêm 609 e 636 observações dos eventos de 2008 e 2011, respectivamente. Do total, são oito variáveis independentes contínuas (distância dos cumes, *Stream Power Index*, comprimento de rampa, distância das drenagens, *Topographic Wetness Index*, distância das vias, declividade e distância das edificações) e somente uma

variável categórica independente (domínios geológicos). Por meio deste banco de dados, estimaram-se os coeficientes de regressão logística para cada um dos eventos. Este processo foi realizado no programa SPSS 20.

### 7.2.3 VALIDAÇÃO DOS MAPAS DE SUSCETIBILIDADE PARA CADA CENÁRIO

Na modelagem de suscetibilidade a deslizamento, a validação do resultado é considerada uma das etapas mais importantes, e sem a validação, o modelo de predição não terá nenhum significado científico (CHUNG & FABRI, 2003).

Com base nos modelos finais de regressão logística foi possível listar as probabilidades previstas (*predicted probability*) da variável de saída e associar ao grupo previsto (*predicted group*). Assim, se o valor de probabilidade foi maior do que 0,5, os valores de suscetibilidade contínua são categorizados ou reclassificados em 1 (classes suscetíveis ou ocorrência de deslizamentos). Já um valor de probabilidade menor do que 0,5, os valores de suscetibilidade contínua são categorizados ou reclassificados em 0 (classes não suscetíveis ou não ocorrência de deslizamentos).

A partir destes limites, obteve-se as classes hipotéticas ou preditas (classes suscetíveis e não suscetíveis) para cada evento. Posteriormente, estes mapas preditos foram comparados com os dados observados ou classes verdadeiras (deslizamentos e não deslizamentos).

Em seguida, a curva ROC, descrita no capítulo 3, foi utilizada para validar o poder de predição de cada modelo ou cenário. A curva ROC é um gráfico bidimensional que mostra taxa de verdadeiros positivos no eixo vertical e taxa de falsos positivos no eixo horizontal.

### 7.2.4 VALIDAÇÃO ENTRE OS CENÁRIOS E A SIMULAÇÃO DO PERIGO (SUSCETIBILIDADE A RUPTURA, TEMPO DE RETORNO E MAGNITUDE) E RISCO PARA CADA CENÁRIO

Nesta etapa, para testar a hipótese que mapas de suscetibilidade são dinâmicos e não devem ser elaborados com um único recorte temporal, a validação dos dados ocorrerá entre os cenários de 2008 e 2011 juntamente com o inventário do ano de 2015, conforme demonstrado a seguir:

A primeira validação ou matriz de confusão representa o cálculo de sobreposição entre o mapa predito de 2008 ( $P_1$  e  $P_0$ ) e os

deslizamentos observados do cenário de 2008 e 2015 ( $O_1$ ), bem como as amostras coletadas em regiões planas, representando as áreas livres de deslizamentos ( $O_0$ ). Neste cenário, caso os valores de ROC sejam elevados, confirma-se a hipótese que com as chuvas severas e prolongadas ocorridas em 2008, a grande maioria das vertentes de Blumenau, exceto as planas, seriam suscetíveis a deslizamentos em vertentes naturais e, principalmente, em taludes artificiais.

A segunda validação ocorreu entre o mapa binário predito de 2011 ( $P_1$  e  $P_0$ ) e os deslizamentos de 2015 ( $O_1$ ), assim como os deslizamentos em vertentes naturais de 2008 ( $O_0$ ), representando as áreas livres de deslizamentos.

Observa-se que o raciocínio de validação do evento de 2011 foi inverso. Inicialmente, parece contraditório utilizar deslizamentos naturais de 2008 como áreas livres de deslizamentos. Contudo, se os valores de ROC (área sob a curva) forem elevados, os deslizamentos naturais ocorridos em 2008 não serão suscetíveis de ocorrer no evento 2011.

Após a validação cruzada, o mapa de suscetibilidade a deslizamento de cada cenário foi associado ao seu tempo de retorno (TR). Posteriormente, para demonstrar os efeitos da magnitude ou faixa de atingimento para os dois cenários utilizados, aplicou-se o cálculo de Moriwaki<sup>56</sup> (1987) para estimar o ângulo de alcance do material depositado numa vertente específica. Por fim, foi obtido o perigo (suscetibilidade a queda, tempo de retorno e magnitude) e a perspectiva de risco para cada cenário.

## 7.3 RESULTADOS E DISCUSSÃO

### 7.3.1 APLICAÇÃO DA REGRESSÃO LOGÍSTICA E ELABORAÇÃO DOS MODELOS DE SUSCETIBILIDADE

Do mesmo modo que a regressão múltipla, a regressão logística é igualmente propensa ao efeito da colinearidade. Logo, o teste de multicolinearidade foi aplicado nas variáveis independentes nos modelos de suscetibilidade de 2008 e 2011. A multicolinearidade consiste no relacionamento linear perfeito entre dois ou mais previsores, ou seja, qual o grau de correlação entre as variáveis independentes.

---

<sup>56</sup> A equação utilizada foi  $f = \frac{h}{x} = 0,73 \tan \theta - 0,07$ .

Uma das formas de identificar a multicolinearidade é examinar a matriz de correlações de todas as variáveis predictoras e ver se há forte correlação entre elas. Para que a matriz de correlação seja válida, deve-se verificar se os dados são normalmente distribuídos.

Por se tratar de grandes amostras, foi utilizado teste de normalidade Kolmogorov-Smirnov com a correção de Lilliefors. Os valores das tabelas permite rejeitar a hipótese da normalidade da população (Tabela 7.2), já que o p-valor do teste é menor ou igual a 0,000 ( $p < 0,05$ ). Este resultado reflete provavelmente a distribuição bimodal encontrada nos dados derivados de modelos digitais de elevação.

Tabela 7.2 - Teste de normalidade Kolmogorov-Smirnov demonstrando ausência de normalidade nos dados do modelo de 2008 (Tabela a) e 2011 (Tabela b).

a	Kolmogorov-Smirnov <sup>a</sup>			b	Kolmogorov-Smirnov <sup>a</sup>		
	Estatística	gl	Signf.		Estatística	gl	Signf.
DC	,093	609	,000	DC	,052	636	,000
DD	,147	609	,000	DD	,220	636	,000
DE	,246	609	,000	DE	,306	636	,000
SL	,207	609	,000	SL	,235	636	,000
SP	,061	609	,000	SP	,079	636	,000
SPI	,409	609	,000	SPI	,281	636	,000
DV	,177	609	,000	DV	,268	636	,000
TWI	,292	609	,000	TWI	,268	636	,000
ALU	,538	609	,000	CGSC	,343	636	,000
BSI	,382	609	,000	BSI	,397	636	,000
CGSC	,346	609	,000	ALU	,527	636	,000

a. Correção de significância de Lilliefors.

Como todas as variáveis independentes utilizadas violaram as suposições paramétricas, foi utilizado o coeficiente de correlação de Spearman não paramétrico. Desta forma, foram geradas as Tabelas 7.3 e 7.4 de coeficiente de correlação de  $r$  de Spearman para todas as combinações de variáveis possíveis.

A variável distância das drenagens (DD) é negativamente relacionada à distância dos cumes (DC) nos modelos e apresentam coeficientes de  $r = -0,771$  e  $r = -0,702$ , bem como existe uma probabilidade de menos de 0,001 que esses coeficientes de correlação tenham ocorridos por acaso nos dois modelos. Em termos práticos, esses

valores indicam que, à medida que se distancia das drenagens, mais próximo se torna dos cumes. As Tabelas 7.3 e 74 demonstram, também, que a variável *dummy* Domínio Morfoestrutural do Cráton Luis Alves (CGSC) está negativamente relacionada com a variável *dummy* Domínio Morfoestrutural do Cinturão Dom Feliciano (BSI), com um coeficiente  $r = -0,867$ .

Independentemente dos resultados da correlação, a variável Geologia1 não precisa ser utilizada, pois a CGSC é a categoria basal que servirá como referência para as outras categorias na análise *dummy*. Assim, a regressão logística será realizada com as categorias Geologia2 (BSI) e Geologia3 (ALU).

Tabela 7.3 - Coeficiente de correlação de r $\rho$  de Spearman para todas as combinações de variáveis possíveis foram geradas para o modelo de suscetibilidade de 2008.

		DC	DD	DE	SL	SP	SPI	DV	TWI	ALU	BSI	CGSC
DC	Correlation Coefficient	1,000	-,771**	-,152*	-,054	-,259**	,051	-,284**	,320**	,267**	-,155*	,016
	Sig. (1-tailed)	.	,000	,000	,091	,000	,105	,000	,000	,000	,000	,344
	N	609	609	609	609	609	609	609	609	609	609	609
DD	Correlation Coefficient	-,771**	1,000	,280**	,255**	,518**	,212**	,454**	-,488**	-,361**	,299**	-,110
	Sig. (1-tailed)	,000	.	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,003
	N	609	609	609	609	609	609	609	609	609	609	609
DE	Correlation Coefficient	-,152*	,280**	1,000	,210**	,129**	,245**	,697**	-,001	-,245**	-,076*	,200
	Sig. (1-tailed)	,000	,000	.	,000	,001	,000	,000	,494	,000	,031	,000
	N	609	609	609	609	609	609	609	609	609	609	609
SL	Correlation Coefficient	-,054	,255**	,210**	1,000	,372**	,655**	,275**	-,073*	-,199**	,097**	,007
	Sig. (1-tailed)	,091	,000	,000	.	,000	,000	,000	,035	,000	,009	,436
	N	609	609	609	609	609	609	609	609	609	609	609
SP	Correlation Coefficient	-,259**	,518**	,129**	,372**	1,000	,615**	,251**	-,735**	-,347**	,417**	-,234**
	Sig. (1-tailed)	,000	,000	,001	,000	.	,000	,000	,000	,000	,000	,000
	N	609	609	609	609	609	609	609	609	609	609	609
SPI	Correlation Coefficient	,051	,212**	,245**	,655**	,615**	1,000	,280**	-,144**	-,300**	,167**	-,011
	Sig. (1-tailed)	,105	,000	,000	,000	,000	.	,000	,000	,000	,000	,391
	N	609	609	609	609	609	609	609	609	609	609	609
DV	Correlation Coefficient	-,284**	,454**	,697**	,275**	,251**	,280**	1,000	-,152*	-,242**	,160	-,034
	Sig. (1-tailed)	,000	,000	,000	,000	,000	,000	.	,000	,000	,000	,202
	N	609	609	609	609	609	609	609	609	609	609	609
TWI	Correlation Coefficient	,320**	-,488**	-,001	-,073*	-,735**	-,144**	-,152*	1,000	,334**	-,460**	,283**
	Sig. (1-tailed)	,000	,000	,494	,035	,000	,000	,000	.	,000	,000	,000
	N	609	609	609	609	609	609	609	609	609	609	609
ALU	Correlation Coefficient	,267**	-,361**	-,245**	-,199**	-,347**	-,300**	-,242**	,334**	1,000	-,235**	-,281**
	Sig. (1-tailed)	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	.	,000	,000
	N	609	609	609	609	609	609	609	609	609	609	609
BSI	Correlation Coefficient	-,155*	,299**	-,076*	,097**	,417**	,167**	,160**	-,460**	-,235**	1,000	-,867**
	Sig. (1-tailed)	,000	,000	,031	,009	,000	,000	,000	,000	,000	.	,000
	N	609	609	609	609	609	609	609	609	609	609	609
CGSC	Correlation Coefficient	,016	-,110*	,200**	,007	-,234**	-,011	-,034	,283**	-,281**	-,867**	1,000
	Sig. (1-tailed)	,344	,003	,000	,436	,000	,391	,202	,000	,000	,000	.
	N	609	609	609	609	609	609	609	609	609	609	609

\* A correlação é significativa ao nível de 0,01. \*\* A correlação é significativa ao nível de 0,05.

Tabela 7.4 - Coeficiente de correlação de rô de Spearman para todas as combinações de variáveis possíveis foram geradas para o modelo de suscetibilidade de 2008.

		DC	DE	SL	SP	SPI	DV	TWI	CGSC	BSI	ALU	DD
DC	Correlation Coefficient	1,000	-,185**	-,044	-,194**	,137**	-,261**	,286**	-,231**	,122	,178	-,702**
	Sig. (1-tailed)	.	,000	,134	,000	,000	,000	,000	,000	,001	,000	,000
	N	636	636	636	636	636	636	636	636	636	636	636
DE	Correlation Coefficient	-,185**	1,000	,109*	,215**	,106**	,693**	-,070	,234**	-,144**	-,150**	,297**
	Sig. (1-tailed)	,000	.	,003	,000	,004	,000	,038	,000	,000	,000	,000
	N	636	636	636	636	636	636	636	636	636	636	636
SL	Correlation Coefficient	-,044	,109*	1,000	,433**	,625**	,161**	-,154**	-,002	,101**	-,152**	,190**
	Sig. (1-tailed)	,134	,003	.	,000	,000	,000	,000	,475	,005	,000	,000
	N	636	636	636	636	636	636	636	636	636	636	636
SP	Correlation Coefficient	-,194**	,215**	,433**	1,000	,607**	,265**	-,773**	-,131**	,339**	-,318**	,556**
	Sig. (1-tailed)	,000	,000	,000	.	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000
	N	636	636	636	636	636	636	636	636	636	636	636
SPI	Correlation Coefficient	,137**	,106**	,625**	,607**	1,000	,090	-,200**	-,094**	,269**	-,269**	,105**
	Sig. (1-tailed)	,000	,004	,000	,000	.	,012	,000	,009	,000	,000	,004
	N	636	636	636	636	636	636	636	636	636	636	636
DV	Correlation Coefficient	-,261**	,693**	,161**	,265**	,090	1,000	-,132**	,164**	-,081	-,135**	,377**
	Sig. (1-tailed)	,000	,000	,000	,000	,012	.	,000	,000	,021	,000	,000
	N	636	636	636	636	636	636	636	636	636	636	636
TWI	Correlation Coefficient	,286**	-,070	-,154**	-,773**	-,200**	-,132**	1,000	,157**	-,333**	,267**	-,575**
	Sig. (1-tailed)	,000	,038	,000	,000	,000	,000	.	,000	,000	,000	,000
	N	636	636	636	636	636	636	636	636	636	636	636
CGSC	Correlation Coefficient	-,231**	,234**	-,002	-,131**	-,094**	,164**	,157**	1,000	-,797**	-,352**	,075**
	Sig. (1-tailed)	,000	,000	,475	,000	,009	,000	,000	.	,000	,000	,030
	N	636	636	636	636	636	636	636	636	636	636	636
BSI	Correlation Coefficient	,122*	-,144**	,101**	,339**	,269**	-,081	-,333**	-,797**	1,000	-,284**	,126**
	Sig. (1-tailed)	,001	,000	,005	,000	,000	,021	,000	,000	.	,000	,001
	N	636	636	636	636	636	636	636	636	636	636	636
ALU	Correlation Coefficient	,178**	-,150**	-,152**	-,318**	-,269**	-,135**	,267**	-,352**	-,284**	1,000	-,314**
	Sig. (1-tailed)	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	.	,000
	N	636	636	636	636	636	636	636	636	636	636	636
DD	Correlation Coefficient	-,702**	,297**	,190**	,556**	,105**	,377**	-,575**	,075**	,126**	-,314**	1,000
	Sig. (1-tailed)	,000	,000	,000	,000	,004	,000	,000	,030	,001	,000	.
	N	636	636	636	636	636	636	636	636	636	636	636

\* A correlação é significativa ao nível de 0,01. \*\* A correlação é significativa ao nível de 0,05.

Após a exclusão das variáveis DD e CGSC, os índices Tolerância (*Tolerance* - *TOL*) e o Fator de Inflação da Variância (*Variance Inflation Factor* - *VIF*) foram empregados para a verificação da multicolinearidade. De acordo com Menard (1995), valores menores que 0,2 de *TOL* são indicadores de multicolinearidade. A multicolinearidade se agrava, quando os valores de *TOL* são menores que 0,1. O outro índice, o *VIF* é calculado por  $1/TOL$ . Se o valor for superior a 10 *VIF*, pode-se considerar como uma indicação de multicolinearidade. Os valores de *TOL* e *VIF* de ambos os modelos são apresentados nas Tabelas 7.5a e 7.5b. Observa-se que não existe multicolinearidade entre qualquer uma das variáveis independentes.

O método de entrada *stepwise forward* baseado na estatística  $RV^{57}$  (Razão de Verossimilhança) foi aplicado no processo de inclusão das nove variáveis independentes como fatores de entrada.

Tabela 7.5 - Ausência de colinearidade entre as variáveis previsoras nos dados do modelo de 2008 (Tabela a) e 2011 (Tabela b).

a)	Estatísticas de Colinearidade		b)	Estatísticas de Colinearidade	
	Tolerância	VIF		Tolerância	VIF
DC	,832	1,202	DC	,808	1,237
DE	,761	1,314	DE	,763	1,311
SL	,677	1,477	SL	,642	1,558
SP	,451	2,217	SP	,460	2,175
SPI	,748	1,337	SPI	,609	1,641
DV	,754	1,327	DV	,773	1,294
TWI	,443	2,259	TWI	,497	2,013
ALU	,722	1,385	BSI	,735	1,360
BSI	,703	1,423	ALU	,798	1,254

Quando o método para frente é empregado, o processo inicia-se com um modelo que inclui apenas a constante ( $b_0$ ) e depois adiciona os previsores um a um no modelo com base no *escore* mais significativo das variáveis. No cenário de 2008 (Tabela 7.6), pode-se verificar que os previsores (DC, DE, SL, SP e BSI) tiveram *escores* com significância ( $p$ ) < 0,05. No caso do cenário de 2011 (Tabela 7.7), apenas quatro previsores (DE, SPI, DV e BSI) tiveram *escores* significativos.

As variáveis restantes dos dois cenários foram removidas, já que a adição delas não afetará significamente o poder preditivo dos modelos.

<sup>57</sup> Entre os métodos *Wald*, condicional e razão de verossimilhança, o último deles mostra ser mais confiável (FIELD, 2009).



Tabela 7.6 - Variáveis e coeficientes para o cenário de 2008.

	<i>B</i>	<i>S.E</i> (erro padrão)	<i>df</i>	Sig.	<i>Exp<sup>b</sup></i>	I. C. de 95% para <i>Exp<sup>b</sup></i>	
						Inferior	Superior
DC	-0,038	0,006	1	0,000	0,963	0,951	0,974
DE	0,000	0,000	1	0,025	1,000	0,999	1,001
SL	0,007	0,002	1	0,002	1,007	1,003	1,012
SP	0,104	0,012	1	0,000	1,110	1,083	1,137
BSI (1)	0,561	0,221	1	0,011	1,752	1,137	2,699
Constant	-2,213	0,332	1	0,000	0,109		

Tabela 7.7 - Variáveis e coeficientes para o cenário de 2011.

	B	S. E (erro padrão)	df	Sig.	Exp <sup>b</sup>	I. C. de 95% para Exp <sup>b</sup>	
						Inferior	Superior
DE	-0,001	0,000	1	0,014	0,999	0,998	0,999
SPI	0,002	0,001	1	0,017	1,002	1,001	1,003
DV	-0,084	0,009	1	0,000	0,920	0,903	0,937
BSI(1)	0,971	0,274	1	0,000	2,639	1,543	4,515
Constant	0,951	0,185	1	0,000	2,587		

Para a obtenção dos modelos finais, após estimar os coeficientes da equação de regressão, é necessário verificar se cada variável é significativamente relacionada com a variável resposta do modelo. Segundo Hair (1998), o ajuste geral do modelo pode ser avaliado utilizando-se algumas medidas como o  $-2LL$ . Se no modelo avaliado houver um decréscimo no valor  $-2LL$  comparado ao modelo base (somente a constante incluída), existe melhora no modelo. Como mostram nas Tabelas 7.8 e 7.9, os valores  $-2LL$  diminuem de 635,57 e 444,57 no primeiro passo para 571,02 e 399,76 no último passo. Além disso, as medidas de adequação de ajuste, *Cox & Snell R Square* e *Nagelkerke R Square*, comparam as probabilidades estimadas com as probabilidades observadas, sendo que os valores mais altos indicam um melhor ajuste. Assim, os modelos mais significativos são encontrados nas etapas (*steps*) 5 e 4, respectivamente.

A partir das Tabelas 7.8 e 7.9, pode-se concluir que o modelo do cenário de 2011 consegue prever melhor a variável de saída, quando comparado com o modelo do cenário de 2008.

Tabela 7.8 - Resumo do modelo para o cenário de 2008.

Step (passo)	-2 Log likelihood (verossimilhança de log)	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
1	635,578	0,242	0,330
2	593,887	0,292	0,399
3	584,404	0,303	0,414
4	576,364	0,312	0,426
5	571,025	0,318	0,434

Tabela 7.9 - Resumo do modelo para o cenário de 2011.

Step (passo)	-2 Log likelihood (verossimilhança de log)	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
1	444,570	0,476	0,644
2	418,830	0,497	0,672
3	406,905	0,506	0,684
4	399,766	0,512	0,692

O valor da  $Exp^b$  (*odds ratio* ou chance) é um indicador da mudança nas probabilidades resultantes da alteração da unidade no previsor. Por exemplo, qual a possibilidade de deflagrar deslizamento a partir da presença ou não do domínio Morfoestrutural do Cinturão Dom

Feliciano (BSI). A chance<sup>58</sup> de um evento ocorrer é definida como a probabilidade dele ocorrer dividida pela probabilidade dele não ocorrer:

$$\text{chance} = \frac{P(\text{evento ocorrer})}{P(\text{evento não ocorrer})} = \frac{\frac{1}{1+e^{-(b_0+b_1x)}}}{1-(\text{evento ocorrer})}$$

No cenário de 2008, a chance da variável BSI seria:  $\frac{1}{1+e^{-(0,561)}} = \frac{0,636}{0,363} =$

1,752. Neste cenário, pode-se afirmar que as chances de deflagrar deslizamento no domínio BSI é 1,752 vezes maior do que na sua ausência. Para o cenário de 2011, as chances de deflagrar deslizamento seria 2,639 vezes maior do que na sua ausência.

Para variáveis contínuas no cenário de 2008, por exemplo, o coeficiente para declividade (SP) é 0,104 e a chance para um grau de inclinação seria de 1,11.

A chance de uma variável contínua representa uma média das chances nos diversos níveis desta variável. Assim, pode-se calcular a chance para incrementos de declividade maior do que 1 grau. No mesmo cenário de 2008, por exemplo, o cálculo do incremento associado ao aumento de 30 graus de inclinação numa encosta seria:  $\text{chance} = \text{Exp}^b = \text{Exp}^{0,104 * 30 \text{ graus}} = 22,64$ , ou seja, numa inclinação de 30 graus, as chances de deflagrar deslizamentos seria 22,64 vezes maior do que numa encosta plana.

O comprimento das rampas no evento de 2008 demonstrou associação espacial com os deslizamentos. Embora o valor de  $\text{Exp}^b$  seja baixo, à medida que o comprimento da rampa aumenta, elevam-se as chances de ocorrer um deslizamento. As rampas no município de Blumenau possuem dimensões expressivas, inclusive com mais de 1.000 metros de rampa (Figura 7.5). Por exemplo, para as vertentes com 1.000 metros de rampa, a chance de ocorrer deslizamentos seria 1.096 vezes maior do que numa rampa com 2 metros de comprimento.

Os fatores antrópicos, representado pela distância das vias e das edificações, apresentaram valores menores que 1 no cenário de 2011, ou seja, à medida que nos afastamos das vias e das edificações, as chances de ocorrer deslizamento diminuem (Tabela 7.7).

No cenário de 2011, o cálculo do incremento associado ao aumento de 50 metros das vias seria:  $\text{chance} = \text{Exp}^b = \text{Exp}^{-0,084 * 50 \text{ m}} = 0,0149$ . Desta forma, ao afastar 50 metros das vias, a chance de ocorrer deslizamentos seria 66,68 vezes

---

<sup>58</sup> Não deve ser confundida com a forma mais coloquial da palavra que se refere à probabilidade.

menor que próximo das vias. Esses valores ratificam os resultados da pré-análise espacial obtida pelo estimador de densidade Kernel (capítulo 4), demonstrando associação espacial entre os locais de ruptura e os taludes artificiais, principalmente nas áreas onde o uso e a ocupação do solo foram realizados de forma irregular e inadequada.

Excluindo o domínio geológico, o Stream Power Index (SPI) foi o único elemento do meio físico utilizado na análise de suscetibilidade que apresentou associação espacial com os deslizamentos no cenário de 2011. Assim, à medida que o poder de escoamento aumenta, maior será a chance de deflagrar deslizamentos. No município, o SPI apresenta valor médio de 179,2 e máximo de 77.340. Considerando o valor médio, a chance de ocorrer deslizamentos seria de 1,41 vezes maior.

No cenário de 2008, a variável DE apresenta valor de  $\text{Exp}^b = 0$ , esse valor significa que a chance de ocorrer deslizamento é semelhante à chance de não ocorrer deslizamento. A ausência de associação espacial positiva e negativa demonstra que os deslizamentos ocorreram de forma generalizada no município. O evento foi tão intenso que deflagrou deslizamentos tanto nas porções superiores das vertentes (taludes naturais) quanto nas porções inferiores (taludes artificiais).

Além da ausência de associação espacial positiva ou negativa, o intervalo de confiança para essa variável variou de 0,999 a 1,001. Este intervalo limitaria a generalização e interpretação dos resultados, porque o valor de  $\text{Exp}^b$  na população poderia indicar tanto uma relação negativa (chance < 1) e quanto uma relação positiva (chance > 1).

Para as demais variáveis em ambos os modelos, os dois valores eram menores ou maiores do que 1. Portanto, pode-se atestar o relacionamento das variáveis para um nível de significância de 95%.

No cenário de 2008, a ocorrência de deslizamentos teve relação negativa com a distância dos cumes, ou seja, pode-se dizer que quanto mais perto da linha de cumeeira, melhores serão as chances de sucesso quando comparadas com o caso oposto.

A soma da constante e dos produtos das variáveis independentes e os seus respectivos coeficientes são dados nas equações seguintes:

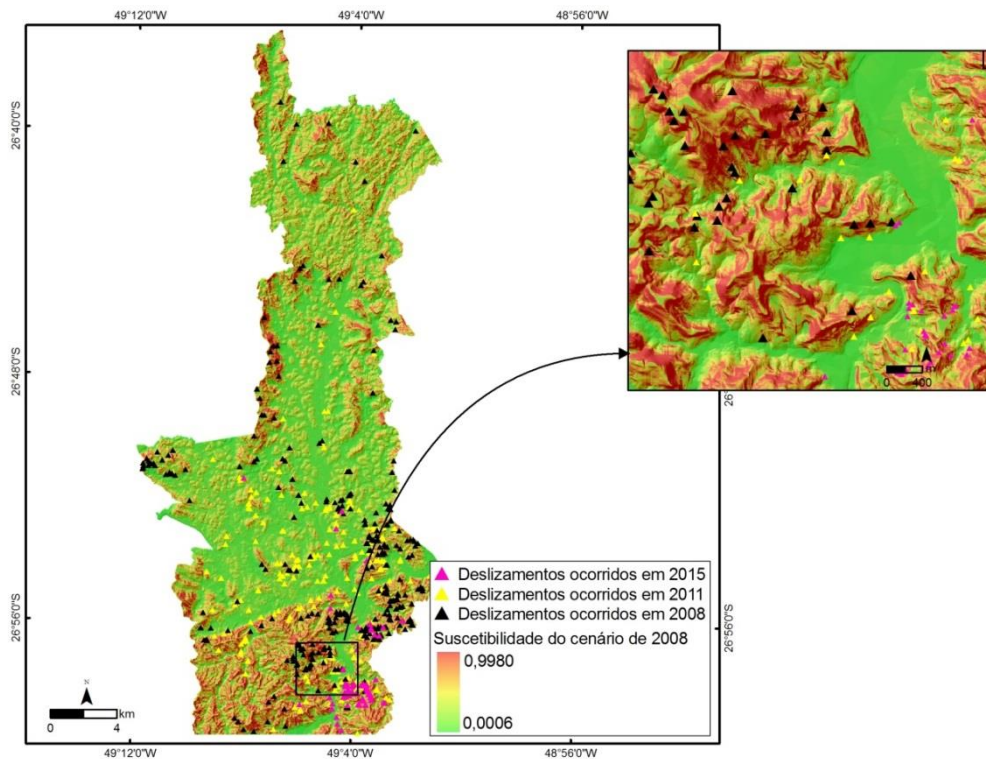
$$\text{Probabilidade no cenário de 2008} = \frac{1}{1 + \text{Exp}^{-( -2,213 + (\text{DC} + -0,0038) + (\text{DE} + 0) + (\text{SL} + 0,007) + (\text{BSI}(1) + 0,561) )}}$$

$$\text{Probabilidade no cenário de 2011} = \frac{1}{1 + \text{Exp}^{-( -0,951 + (\text{DE} + -0,001) + (\text{SPI} + 0,002) + (\text{DV} + -0,084) + (\text{BSI}(1) + 0,971) )}}$$

Por fim, a probabilidade de ocorrer deslizamento para cada cenário foi calculada com base nos coeficientes de regressão logística acima (Figuras 7.13 e 7.14).

Nota-se que o mapa de suscetibilidade construído com o inventário ou cenário de 2008 apresenta alta e média suscetibilidade a deslizamentos na maioria das vertentes declivosas (Figura 7.13). Cabe destacar que esse evento foi antecedido por um período longo de chuva acumulada, de intensidade predominantemente leve a moderada, pois conforme Severo et al., (2011), anomalias atmosférico-climáticas foram observadas nos meses de outubro e novembro, quando choveu o acumulado de 810 milímetros. Estes valores totalizaram 1.360 mm para o período, superando em mais de 700% a média histórica.

Figura 7.13 – A maioria das encostas apresenta média a alta suscetibilidade a deslizamentos no cenário de 2008.



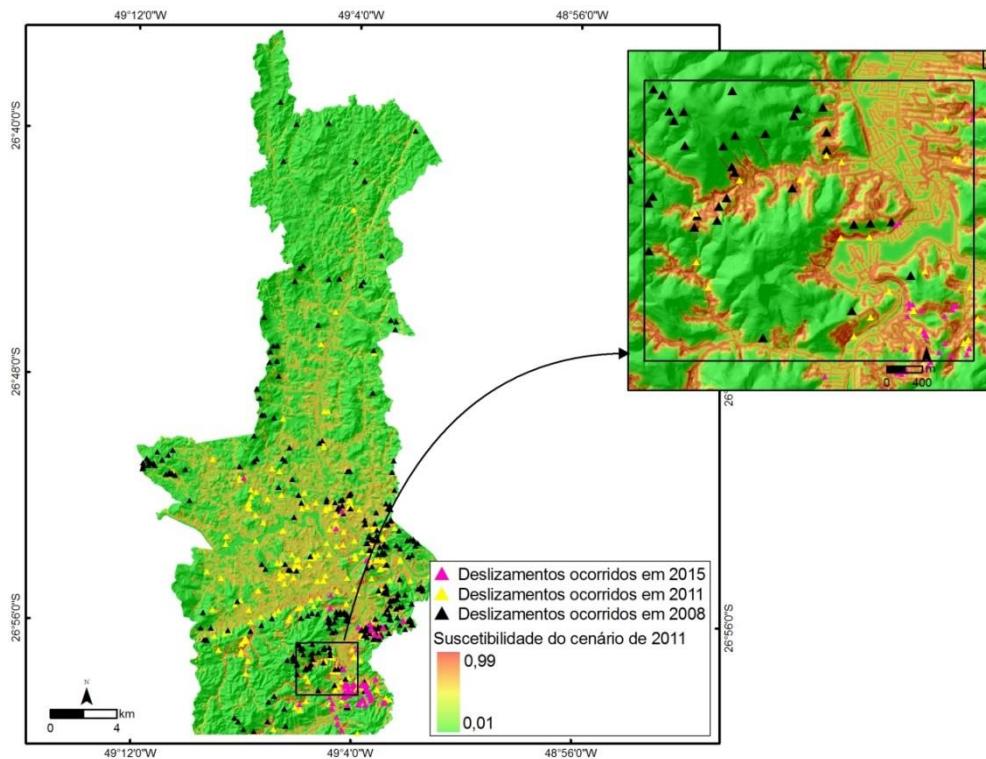
No cenário de 2011, a proximidade das vias e das edificações (fatores antrópicos) exerce alta correlação com os locais mais suscetíveis. De acordo com o modelo logístico (Figura 7.14), ao afastar 30 metros das vias ou edificações, a probabilidade de ocorrer deslizamentos torna-se praticamente nula (*probabilidade* < 1). Desta forma, observa-se que os taludes artificiais acentuam a ocorrência de deslizamentos, principalmente, os deslizamentos induzidos. Estes taludes concentram-se nas regiões de alta vulnerabilidade social, desprovidas de infraestrutura.

Riekmann *et al.* (2005) e Blumenau (2015) registraram 586 casos de deslizamentos vinculados à presença de edificações, à queda de muros e rompimento de taludes artificiais, entre janeiro de 1990 e dezembro de 2003.

Riekmann *et al.* (2005) afirmam que o não conhecimento técnico na construção das casas, muros e ruas em áreas consideradas de risco tiveram graves conseqüências, como a morte de 21 pessoas e 764 feridos em outubro de 1990.



Figura 7.14 – No cenário de 2011, as ocorrências dos deslizamentos estão vinculadas aos taludes artificiais.



### 7.3.2 VALIDAÇÃO DOS MAPAS DE SUSCETIBILIDADE PARA CADA CENÁRIO

Para avaliar a exatidão e o poder de predição dos modelos gerados, os cenários foram avaliados de modo separado. Assim, os deslizamentos utilizados em cada cenário correspondem às classes verdadeiras, bem como os 382 *pixels* amostrados aleatoriamente representam os não deslizamentos (Figuras 7.16 e 7.17). Posteriormente, as taxas de verdadeiros positivos (sensibilidade) e falso positivo (especificidade) foram obtidas e representadas graficamente na curva ROC com intervalo de confiança de 95% (Tabela 7.10).

Tabela 7.10 - Intervalo de confiança de AUC para os dois cenários.

Cenário	Área	Erro padrão	Sig. Assintótica	I.C de 95% Assintótica	
				Limite Inferior	Limite Superior
2008	0,840	0,016	0,000	0,810	0,871
2011	0,941	0,009	0,000	0,924	0,959

A área sobre esta curva (AUC) do cenário de 2011 e 2008 são 0,941 e 0,840, respectivamente (Figura 7.15). O teste indica que os dois modelos têm uma alta capacidade de predição. Caso os valores de AUC fossem menores que 0,5, os modelos seriam incapazes de discriminar áreas suscetível e não suscetíveis.

Na Figura 7.15, a linha diagonal verde corresponde a um teste que é positivo ou negativo, aleatoriamente. O cenário de 2008 (Figura 7.15a) apresentou um menor desempenho da sensibilidade em função da especificidade. Já o cenário de 2011 apresentou um melhor desempenho, já que a linha azul do gráfico está mais próxima do canto superior esquerdo (Figura 7.15b).

A ocorrência generalizada de deslizamentos no desastre de 2008 e a ausência de uma associação positiva ou negativa de algumas variáveis independentes seriam um dos possíveis motivos para um menor valor de AUC.

Figura 7.15 – Curvas ROC no cenário de 2008 (a) e 2011 (b).

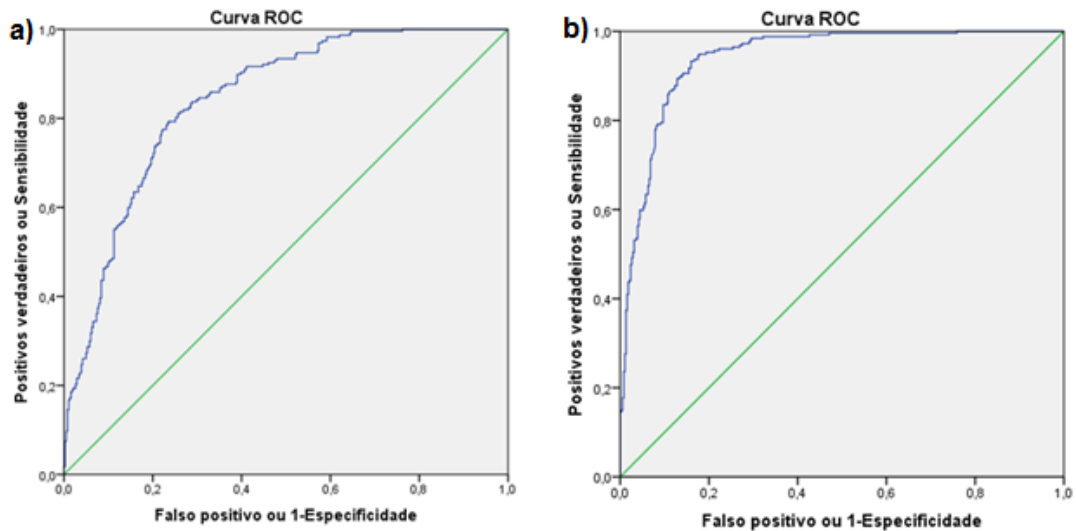


Figura 7.16 – Classes previstas e verdadeiras do cenário de 2008.

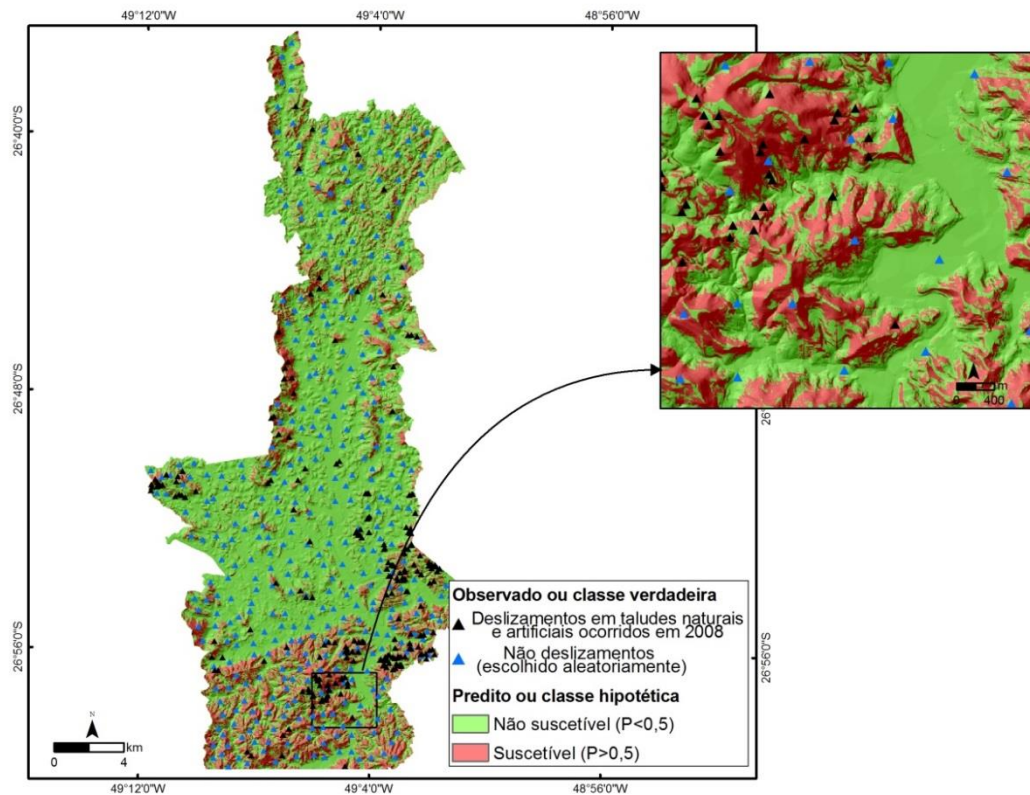
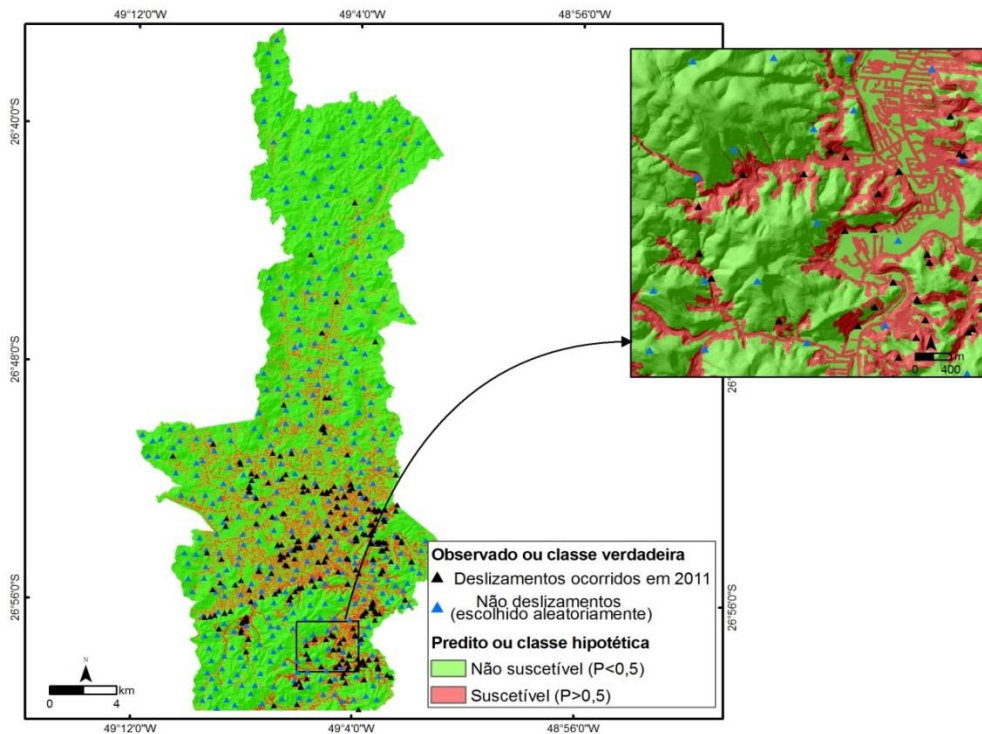


Figura 7.17 – Classes previstas e verdadeiras do cenário de 2011.



### 7.3.3 VALIDAÇÃO ENTRE OS CENÁRIOS E A HIPÓTESE DOS MAPAS DE SUSCETIBILIDADE TEMPORAIS

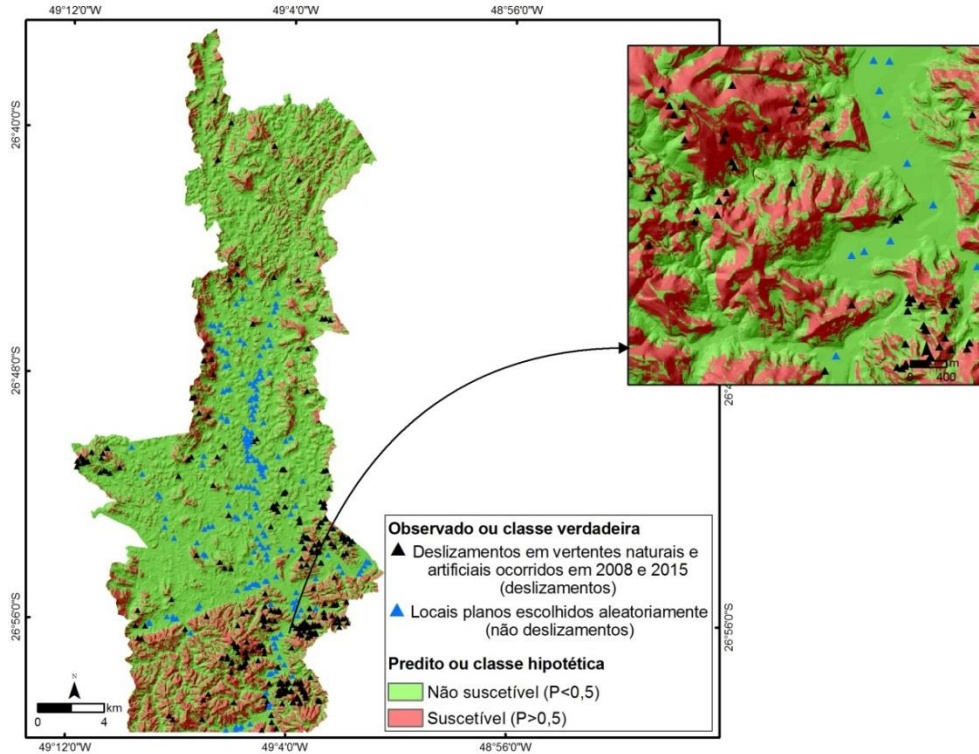
No tópico anterior, os modelos foram avaliados de forma isolada, com os deslizamentos ( $O_1$ ) e não deslizamentos ( $O_0$ ) dos próprios modelos. Nesta etapa, a validação dos dados ocorreu entre os cenários de 2008 e 2011 juntamente com o inventário do ano de 2015.

A primeira validação ou matriz de confusão representa o cálculo de sobreposição entre o mapa predito de 2008 ( $P_1$  e  $P_0$ ) e os deslizamentos observados do cenário de 2008 e 2015 ( $O_1$ ), bem como as amostras coletadas em regiões planas, representando as áreas livres de deslizamentos ( $O_0$ ) (Tabela 7.11 e Figura 7.18). As possíveis combinações entre eles são as seguintes: os deslizamentos de 2008 e 2015 são classificados como áreas suscetíveis no modelo predito de 2008 (verdadeiros positivos); áreas livres de deslizamento (amostras coletadas em regiões planas) são classificadas como áreas não suscetíveis no modelo predito de 2008 (verdadeiros negativos); os deslizamentos de 2008 e 2015 são classificados como áreas não suscetíveis no modelo predito de 2008 (falsos negativos); e áreas livres de deslizamento (amostras coletadas em regiões planas) são classificadas como áreas suscetíveis no modelo predito de 2008 (falsos positivos).

Tabela 7.11 - Tabulação cruzada ou matriz de confusão para o cenário de 2008. a, verdadeiros positivos; b, falsos positivos (erro tipo I); c, falsos negativos (erro do tipo II); d, verdadeiros negativos.

<i>modelo binário de suscetibilidade de 2008</i>	<i>Observado ou classe verdadeira</i>	
	$O_1$ ( <i>deslizamento de 2008 e 2015</i> )	$O_0$ ( <i>amostras coletadas em regiões planas</i> )
$P_1$ (classe suscetível ou $P > 0,5$ )	a (225)	b (0)
$P_0$ (classe não suscetível ou $P < 0,5$ )	c (90)	d (178)
<i>Total</i>	$a + c$ (315)	$b + d$ (178)

Figura 7.18 – Validação cruzada para o cenário de 2008.





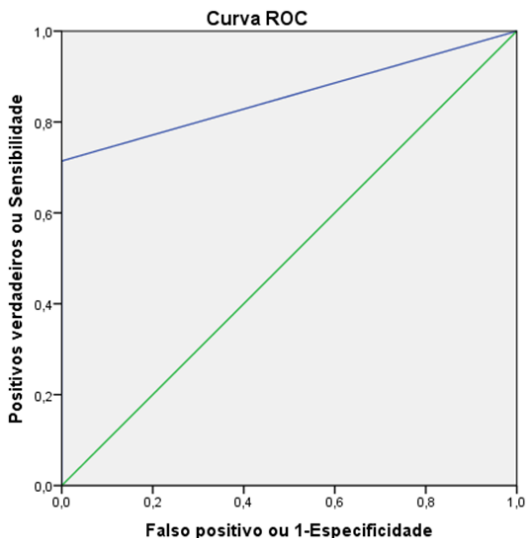
Nesta primeira validação cruzada, o alto valor de AUC (Tabela 7.12) confirma a hipótese que com as chuvas severas e prolongadas ocorridas em 2008, a grande maioria das vertentes de Blumenau, exceto as planas<sup>59</sup>, seriam suscetíveis a deslizamentos em vertentes naturais e, principalmente, em taludes artificiais.

A taxa de falso positivo (1- especificidade) cenário foi de 1 ou 100%. Desta forma, o conjunto integral das áreas planas amostradas representou as classes não suscetíveis do modelo predito de 2008.

O valor de 0,71 ou 71% no teste de sensibilidade evidencia que 225 deslizamentos do ano de 2008 e 2015 foram previstos corretamente ou sobrepõe a classe suscetível. Inclusive, o menor valor da sensibilidade reduziu o desempenho da AUC para 0,857, já que a taxa de especificidade teve desempenho perfeito (Figura 7.19).

Ainda que os valores de sensibilidade e especificidade sejam elevados, existe uma diferença entre os valores preditivos positivos e os valores preditivos negativos. Enquanto a probabilidade da presença do deslizamento quando o teste é positivo foi de 100%, o valor preditivo negativo alcançou apenas 66%.

Figura 7.19 – Curva ROC aplicada na validação cruzada do cenário de 2008. A linha diagonal verde corresponde a um teste que é positivo ou negativo, aleatoriamente.



<sup>59</sup> Com inclinação inferior a três graus e rampas menores que 10 metros.

Tabela 7.12 - Intervalo de confiança de AUC no cenário de 2008.

Área	Erro padrão	Sig. Assintótica	I.C de 95% Assintótica	
			Limite Inferior	Limite Superior
0,857	0,017	0,000	0,825	0,890

A segunda validação cruzada ocorreu entre o mapa binário predito de 2011 ( $P_1$  e  $P_0$ ) e os deslizamentos de 2015 ( $O_1$ ), assim como os deslizamentos em vertentes naturais de 2008, representando as áreas livres de deslizamentos ( $O_0$ ) (Tabela 7.13 e Figura 7.20). As possíveis combinações entre eles são as seguintes: os deslizamentos de 2015 são classificados como áreas suscetíveis no modelo predito de 2011 (verdadeiros positivos); áreas livres de deslizamento (deslizamentos naturais de 2008) são classificadas como áreas não suscetíveis no modelo predito de 2011 (verdadeiros negativos); os deslizamentos de 2015 são classificados como áreas não suscetíveis no modelo predito de 2011 (falsos negativos); e áreas livres de deslizamento (deslizamentos naturais de 2008) são classificadas como áreas suscetíveis no modelo predito de 2011 (falsos positivos).

Figura 7.20 – Validação cruzada para o cenário de 2011.

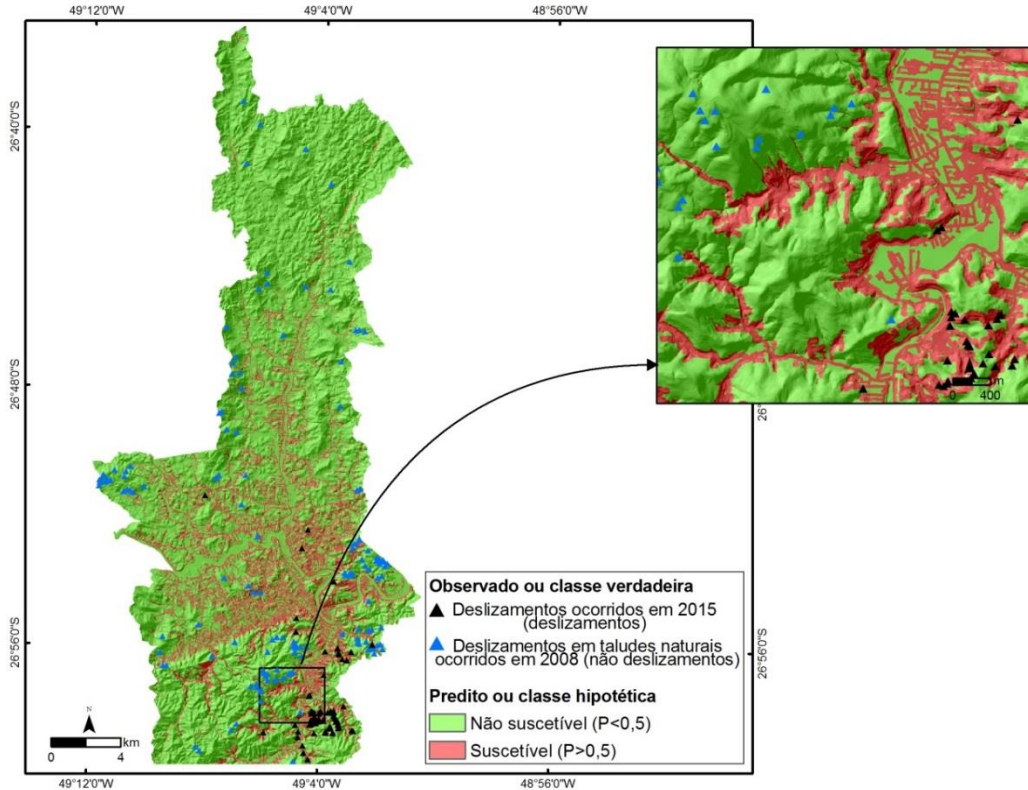


Tabela 7.13 - Tabulação cruzada ou matriz de confusão para o cenário de 2011. a, verdadeiros positivos; b, falsos positivos (erro tipo I); c, falsos negativos (erro do tipo II); d, verdadeiros negativos.

<i>modelo binário de suscetibilidade de 2011</i>	<i>Observado ou classe verdadeira</i>	
	<i>O<sub>1</sub> (deslizamento de 2015)</i>	<i>O<sub>0</sub> (deslizamentos naturais de 2008)</i>
<i>P<sub>1</sub> (classe suscetível ou P &gt; 0,5)</i>	<i>a (77)</i>	<i>b (2)</i>
<i>P<sub>0</sub> (classe não suscetível ou P &lt; 0,5)</i>	<i>c (11)</i>	<i>d (141)</i>
<i>Total</i>	<i>a + c (88)</i>	<i>b + d (143)</i>

O valor de 0,931 da AUC (Tabela 7.14 e Figura 7.21) demonstra que os deslizamentos naturais ocorridos no desastre de 2008 não são suscetíveis de ocorrer no evento crítico de precipitação do ano de 2011 e 2015.

Figura 7.21 – Curva ROC aplicada na validação cruzada do cenário de 2011. A linha diagonal verde corresponde a um teste que é positivo ou negativo, aleatoriamente. A linha azul do gráfico demonstra o desempenho quase perfeito do teste de validação.

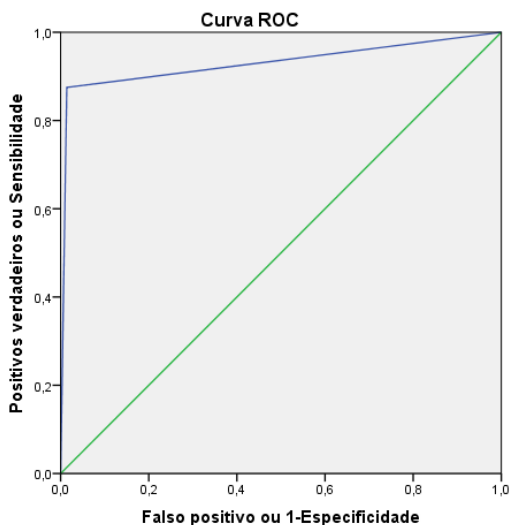


Tabela 7.14 – Intervalo de confiança de AUC no cenário de 2011.

Área	Erro padrão	Sig. Assintótica	IC de 95% Assintótica	
			Limite Inferior	Limite Superior
0,931	0,022	0,000	0,888	0,973

Isto pode ser verificado nos valores de verdadeiros negativos ( $d$ ), em que 141 deslizamentos deflagrados em vertentes naturais no ano de 2008 sobrepõem à classe não suscetível do modelo de 2011. Além disso, os valores de verdadeiros positivos ( $a$ ) demonstram que 77 deslizamentos deflagrados no evento de 2015 correspondem à classe suscetível do modelo de 2011.

Tanto o valor preditivo positivo quanto o valor preditivo negativo foram superiores a 90% na segunda validação cruzada. Ou seja, quando o teste é positivo ou negativo, a probabilidade que o resultado seja realmente positivo ou negativo é extremamente alta.

Após os testes de validação cruzada, confirma-se a hipótese de mapas de suscetibilidade dinâmicos. Ou seja, diferentes inventários ou partições aleatórias de eventos de deslizamentos registrados no passado possuirão também diferentes padrões espaciais de suscetibilidade a deslizamento.

Neste sentido, a probabilidade espacial da ocorrência de deslizamento em dada área está vinculada, não somente aos fatores preparatórios (topografia, cobertura vegetal, geologia, geomorfologia), mas também aos fatores desencadeantes (precipitações concentradas e intensas ou prolongadas). Ou seja, a análise de suscetibilidade a deslizamentos não pode desconsiderar a frequência (tempo de retorno) do evento chuvoso.

#### 7.3.4 SIMULAÇÃO DO PERIGO (SUSCETIBILIDADE A RUPTURA, TEMPO DE RETORNO E MAGNITUDE) E RISCO PARA OS CENÁRIOS DE 2008 E 2011

Conforme apresentado anteriormente, mapa de perigo (*hazard*) a deslizamentos considera os resultados do mapeamento da suscetibilidade e estabelece uma frequência determinada (por exemplo, probabilidade anual, decadal, milenar) para os deslizamentos potenciais. Ele também deve incluir a distância do deslocamento e a intensidade do deslizamento em potencial.

Portanto, para identificar ou mapear áreas de perigo (*hazard*) deve-se considerar não somente a suscetibilidade a deslizamentos, mas também a magnitude da ameaça e o seu tempo de recorrência.

O mapa de risco a deslizamentos considera os resultados de mapeamento de perigo e analisa o potencial de danos a pessoas (probabilidade de perdas de vidas), a propriedades (valor de perda de propriedades) para os elementos em risco, considerando-se a probabilidade e a vulnerabilidade no espaço e no tempo.

Provavelmente, a questão mais crítica é a determinação do tempo de recorrência dos deslizamentos e o seu raio de alcance ou faixa de atingimento. No município de Blumenau, a falta de dados ou de série de dados histórica impede uma determinação quantitativa da probabilidade de ocorrência ou reativação de deslizamentos mais acurada. Apesar desta limitação, existem alguns estudos (Severo *et al.*, 2011; Medeiros,

2013; Pinto, 2013) que apontam o tempo de retorno para alguns eventos, em especial, para o desastre de 2008.

Severo *et al.* (2011) utilizando o método de Gumbel para diferentes intervalos da série histórica de Blumenau afirmam que o período de retorno das chuvas para o desastre de 2008 é da ordem de milênios. Medeiros (2013) por meio do método Gumbel define que o período de retorno das chuvas máximas diárias na região do vale do Itajaí oscila entre 112 a 198 anos, considerando somente o dia 24/11 ou valor de 250,9 mm.

No caso do evento crítico de precipitação do ano de 2011, Medeiros (2013) concluiu que o período de retorno seja da ordem de décadas. Para o cálculo do período de retorno do evento crítico de precipitação de 2015, foi utilizada a equação disponível em Pinto (2013) e obteve-se resultado semelhante. Portanto, com base nestes autores, o período de retorno das chuvas de 2008 é milenar, enquanto o evento de 2011 e 2015 são decadais.

Na regressão logística construída com o inventário ou cenário de 2008 (Figura 7.13), a maioria das vertentes que apresentam declividade superior a quinze graus e rampas maiores que 10 metros estão inseridas em áreas suscetíveis a deslizamentos. Ou seja, qualquer evento pluviométrico severo, igual ou mais intenso que a anomalia climática ocorrida em novembro de 2008, tornaria as encostas suscetíveis a deslizamentos. Além disso, caso o mapa de suscetibilidade contemplasse o raio de alcance dos materiais oriundos das vertentes ou faixa de atingimento, o cenário seria ainda mais crítico.

Para demonstrar os efeitos da magnitude (faixa de atingimento<sup>60</sup>) para os dois cenários utilizados, aplicou-se o cálculo de Moriwaki (1987) para estimar o ângulo de alcance do material depositado numa vertente específica. Os parâmetros do cálculo e a faixa de deposição encontram-se na Figura 7.22. Observa-se que o local de ruptura e a faixa de atingimento são distintos para os dois eventos. No cenário de 2008 (A), do topo até o sopé, a vertente encontra-se suscetível (linha vermelha no mapa). E caso ocorra ruptura próximo do topo, a dejeção do material poderia chegar a 100 metros e, conseqüentemente, uma maior faixa de atingimento.

---

<sup>60</sup> Na literatura especializada, eles podem ser classificados em três categorias: com base no volume, modelos dinâmicos e os modelos baseados em parâmetros topográficos.

No cenário de 2011 (B), a suscetibilidade de queda do material ocorre próximo do sopé da vertente. E numa eventual ruptura, o material despreendido chegaria a 25 metros. Ressalta-se que as variações de atingimento não ocorrem de forma abrupta, assim os limites da magnitude não são rígidos, diminuindo gradualmente do sopé da encosta.

A curva de risco (Figura 7.22) traça as probabilidades temporais dos cenários de 2008 (A) e 2011 (B) e seus respectivos danos potenciais (Custos x Vulnerabilidade).

O cenário de 2011 (B), o tempo de retorno de 10 anos corresponde a uma probabilidade de 10% que a intensidade de chuva seja igualada ou superada em um ano qualquer. Embora tenha uma maior probabilidade de ocorrer, o poder destrutivo do evento é bem menor, quando comparado com o cenário de 2008. Além disso, a relação entre custo e benefício pode tornar favorável à ocupação destas áreas, já que as ameaças podem ser reduzidas ou até eliminadas.

No cenário de 2008 (A), o tempo de retorno de 1.000 anos corresponde a uma probabilidade de 0.1% que a intensidade de chuva seja igualada ou superada em um ano qualquer. Ainda que tenha uma probabilidade remota de acontecer, este cenário apresenta um efeito devastador, sendo praticamente impossível mitigar os seus efeitos.

Após a obtenção do perigo (suscetibilidade de ruptura, tempo de retorno e magnitude) e a perspectiva de risco para cada cenário numa vertente específica, a questão primordial para os gestores do município seria determinar qual cenário deve ser considerado na gestão de risco de ocupações já existentes e futuras: o desastre de 2008 de frequência remota e alto poder destrutivo ou os eventos críticos de precipitação dos anos de 1974, 1997, 2001, 2011, 2013 e 2015 de frequência provável, mas de menor poder destrutivo.

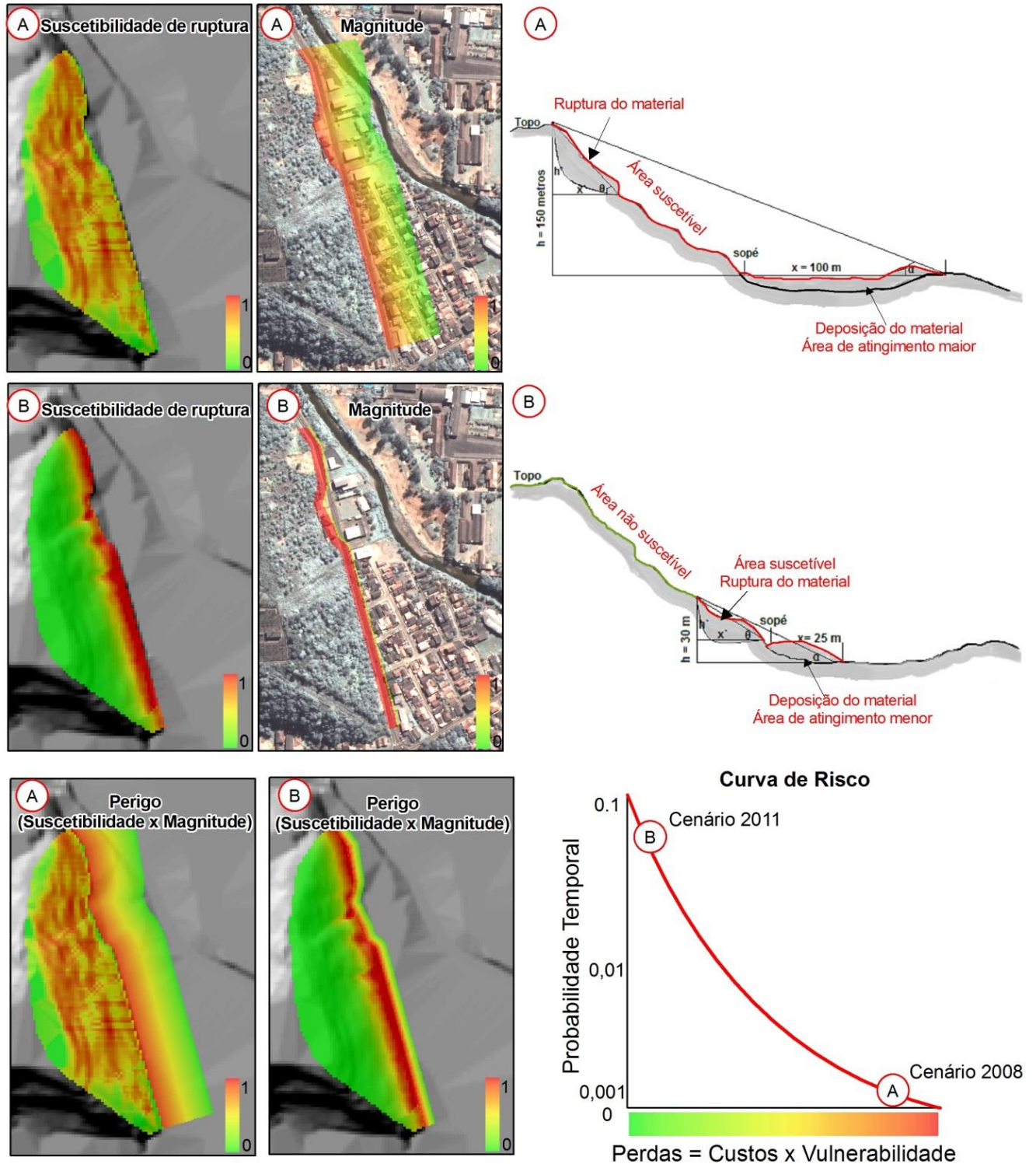
Por fim, além dos eventos críticos de precipitação dos anos de 2011 e 2015, outros episódios de chuvas intensas e prolongadas (1974, 1997, 1998, 1999, 2001, 2010, 2011, 2013, 2014 e 2015) aparentemente não desencadearam deslizamentos em vertentes naturais. Por conseguinte, os fatores antrópicos<sup>61</sup>, como falta de planejamento urbano e de intervenções estruturais adequadas, foram os principais responsáveis pela deflagração dos deslizamentos no município.

---

<sup>61</sup> Foram registrados centenas de deslizamento induzidos, e nem uma unidade de deslizamentos de ordem natural, conforme discutido na capítulo 4.



Figura 7.22 – Obtenção do perigo (susceptibilidade a queda, tempo de retorno e magnitude) e a perspectiva de risco para os cenários de 2008 (A) e 2011 (B) em uma vertente específica.



## 7.4 CONCLUSÃO

Neste capítulo foi discutido o exemplo de tempo e espaço em diferentes inventários ou partições aleatórias de eventos de deslizamentos passados. Eles correspondem a diferentes cenários e, portanto, apresentam diferentes padrões espaciais de suscetibilidade.

A adoção de inventários multitemporais e diferentes estratégias de validação permitiu constatar que a construção e aplicação de mapas de suscetibilidade estáticos ou construídos com um único inventário seriam insuficientes ou impraticáveis para gestão de áreas risco. Por exemplo, se for utilizado o cenário de 2008, na qual mostra elevada suscetibilidade espacial para este evento, a população do município de Blumenau estaria numa elevada situação de vulnerabilidade sócio-ambiental, inclusive, com a necessidade de desocupar grande parte das edificações existentes.

Por meio da técnica de validação cruzada realizado com o método AUC, confirmou-se a hipótese que, com as chuvas severas e prolongadas ocorridas em 2008, a grande maioria das vertentes de Blumenau, exceto as planas, seriam suscetíveis a deslizamentos em vertentes naturais e, principalmente, em taludes artificiais.

Excluindo o desastre de 2008, os deslizamentos em Blumenau são causados predominantemente por fatores antrópicos, vinculados à clandestinidade das ocupações e a falta de obediência das normas geotécnicas e planos vigentes. Além disso, a ocorrência de deslizamentos teve relação negativa com a distância das edificações e das vias, ou seja, pode-se dizer que quanto mais próximo das áreas ocupadas (edificações e vias), maiores serão as chances de deflagrar deslizamentos quando comparadas com o caso oposto.

Desta maneira, o ordenamento territorial deve ser conduzido, minimamente, com mapas de perigo ou mapas de suscetibilidade temporais. Independentemente da resolução espacial do modelo digital de elevação empregado, a adoção de único cenário ou mapa de suscetibilidade não é suficiente para demonstrar o dinamismo temporal deste fenômeno. Além disso, diferente de outros fenômenos naturais, a suscetibilidade a deslizamentos não depende exclusivamente do fator espacial ou preparatório, mas da chuva como principal fator desencadeante.

## 8. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Para catalogação e identificação dos movimentos de massa para diferentes eventos desencadeantes, a integração dos métodos da Cartografia em Multimídia e de Sensoriamento Remoto mostraram resultados positivos da sinergia dessas técnicas na detecção e mapeamento dos deslizamentos. Feições como superfície de ruptura e cicatrizes de escorregamentos foram identificadas, mapeadas e quantificadas, embora um único tipo de processamento e um reduzido acervo temporal de imagens não sejam suficientes para a identificação das feições relacionadas aos deslizamentos.

Para o inventário de deslizamentos de caráter induzido ou antrópico, recomenda-se utilizar dados de sensores com resoluções espacial e temporal mais fina ou mapear as feições de ruptura diretamente no campo.

Apesar dos bons resultados nas etapas de validação oferecidos pelos métodos *Extended WofE* e *Fuzzy*, a classificação por meio do Índice de Suscetibilidade a Deslizamentos (ISD) se mostrou mais eficiente na análise de suscetibilidade relativa a deslizamentos. Suas principais vantagens foram: a) processamento mais rápido e menor exigência de *hardware*; b) independe de pressupostos, por exemplo, a independência condicional dos dados utilizada no método pesos de evidência; c) é um método simples de calcular e pode ser realizado com uma simples álgebra de mapas; d) ao contrário da lógica *Fuzzy*, o ISD não maximiza os valores finais no mapa de suscetibilidade.

Contudo, o Índice de Suscetibilidade a Deslizamentos apresentou também algumas desvantagens em relação aos demais métodos, que foram: a) necessidade de categorização ou discretização das evidências ou temas do meio físico; b) diferentemente do ponderador peso negativo ( $W^-$ ) na técnica pesos de evidência, a probabilidade da ocorrência de um deslizamento dada à ausência de um tema do meio físico não pode ser obtida pelo ponderador ISD; c) necessidade de pontos de treinamento ou um inventário preexistente. Desta forma, recomenda-se o emprego do método ISD para elaboração de mapas de suscetibilidade relativa a deslizamento, e o método pesos de evidência para identificar quais dos condicionantes do meio físico estão associadas de forma mais significativa à ocorrência de movimentos de massa.

Se o objetivo final é comparar mapas de suscetibilidade obtidos de distintos métodos ou com ponderações relativas (hierarquizadas), recomenda-se não transformar os dados em classes binárias na aplicação

do método pesos de evidência. Tampouco utilizar técnicas de independência condicional antes ou depois do mapa final de suscetibilidade, já que os dados serão novamente hierarquizados ou normalizados para as fases de validação e comparação.

Embora a declividade tenha papel importante na estabilidade das vertentes, o emprego de outras evidências topográficas forneceu uma melhor medida de correlação espacial com os deslizamentos. Em vista disso, sugere-se a elaboração e utilização destes índices geomorfométricos em trabalhos futuros.

Os mapas de suscetibilidade absoluta podem ser estimados por modelos probabilísticos realizados em ambiente SIG, ainda que não seja trivial a sua elaboração, uma vez que se deve considerar e dosar três elementos importantes: o teste de independência condicional dos dados, a análise de eficiência e predição dos modelos e a maximização entre  $P_k(max)$  e  $P_k(min)$ . Logo, o modelo ideal seria aquele que apresentasse altos valores de eficiência e predição, diferenças significativas entre  $P_k(max)$  e  $P_k(min)$  e que os dados sejam independentes. Além disso, nós temos demonstrado que os testes de independência global dos dados aplicados neste trabalho não estão vinculados à sobreposição ou interseções das camadas, mas no cálculo da probabilidade *a posteriori* ( $P_k$ ) e no cálculo da unidade de área ( $N\{K\}$ ).

Os resultados obtidos neste trabalho demonstram que independente da resolução espacial empregada, é inviável utilizar um único recorte temporal para a elaboração de mapas de suscetibilidade. Da mesma maneira, os mapas de suscetibilidade devem ser associados aos mapas de perigo ou então devem ser elaborados mapas de suscetibilidade temporais.

Para mapeamentos futuros, recomenda-se utilizar mapas de suscetibilidade temporais, ou seja, mapas que expressem a suscetibilidade espacial de cada evento específico e o seu período de retorno. Em seguida, deve ser definida a faixa de atingimento (magnitude) para cada cenário e, por fim, a obtenção do perigo e risco para ocupações já existentes e futuras.

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

AGTERBERG, F. P.; BONHAM-CARTER, G. F.; WRIGHT, D. F. Statistical Pattern Integration for Mineral Exploration: In: GAAL, G. & MERRIAM, D.F. (eds.). **Computer Applications in Resource Estimation**: prediction and assessment for metals and petroleum. Toronto: Pergamon Press, 1990;

\_\_\_\_; BONHAM-CARTER, G. F.; CHENG, Q.; WRIGHT, D. F. Weights of evidence modeling and weighted logistic regression in mineral potential mapping. In: DAVIS, J. C., AND HERZFELD, U. C. (eds.). **Computers in Geology**. New York: Oxford Univ. Press, 1993;

\_\_\_\_; CHENG, Q. Conditional Independence Test for Weights-of-Evidence Modelling. **Natural Resources Research**, 11 (4), 2002, p.249 – 255;

ALEOTTI, P.; CHOWDHURY, R. Landslide hazard assessment: summary review and new perspectives. **B Eng Geol Environ**, 58 (1), 1999, p. 21–44;

ARAÚJO, P. C. Análise da suscetibilidade a escorregamentos: uma abordagem probabilística. 2004. **Tese** (Doutorado em Geociências) – Universidade Estadual Paulista, Programa de Pós-Graduação em Geociências Meio Ambiente, Rio Claro, 2004;

ARMAS, I. Weights of evidence method for landslide susceptibility mapping. Prahova Subcarpathians, Romania. **Natural Hazards**. Volume 60, Number 3, 2012, p. 937-950;

AUGUSTO FILHO, O. Cartas de risco de escorregamentos quantificadas em ambiente de SIG: um ensaio de aplicação em Caraguatatuba (SP). 2001. **Tese** (Doutorado em Geociências), Universidade Estadual Paulista Júlio de Mesquita Filho, Programa de Pós-Graduação em Geociências e Meio Ambiente, Rio Claro, 2001;

AYALEW, L.; YAMAGISHI, H. The application of GIS-based logistic regression for landslide susceptibility mapping in the Kakuda-Yahiko Mountains, Central Japan. **Geomorphology**, (65), 2005, p. 15–31;

BAILEY, T. C.; GATRELL, A. C. **Interactive spatial data analysis**. Harlow: Longman Scientific & Technical, 1995;

BARBIERI, G.; CAMBULI, P. The weight of evidence statistical method in landslidesusceptibility mapping of the Rio Pardu Valley (Sardinia, Italy). In: **18 Th World IMACS / MODSIM Congress**, Cairns, Australia, 2009, p. 13-17;

BASEI, M.A.S. O Cinturão Dom Feliciano em Santa Catarina.1985. **Tese** (Doutorado em Geociências) – Programa de Pós-Graduação em Geociências. Universidade de São Paulo. São Paulo, 1985, 190 p;

\_\_\_\_; MCREATH, I; SIGA, O. JR. The Santa Catarina granulite complex of Southern Brazil, a review. **Gondwana Research**, v.1, 3-4, 1998, p. 383–391;

\_\_\_\_; NUTMAN, A.; SIGA, O. JR.; PASSARELLI, C. R.; DRUKAS, C. O. The evolution and tectonic setting of the Luis Alves Microplate of Southeastern Brazil: an exotic terrane during the assembly of Western Gondwana. In: GAUCHER, C.; SIAL, A. N.; HALVERSON, G.P.; FRIMMEL, H.E. (eds) Neoproterozoic-Cambrian tectonics, global change and evolution: a focus on southwestern Gondwana. **Developments in Precambrian Geology**, (16), 2009, p. 273–291;

\_\_\_\_; DRUKAS, C. O; NUTMAN, A. P.; WEMMER, K.; DUNYI, L.; SANTOS, P.R.; PASSARELLI, C.R.; CAMPOS NETO, M.C.; SIGA JR, O.; OSAKO, L. The Itajaí foreland basin: a tectono-sedimentary record of the Ediacaran period, Southern Brazil. **International Journal of Earth Sciences**, v. 100, I. 2, april/2011, pp. 543–569;

BAUZYS, F. Identificação, análise e mapeamento dos movimentos de massa ocorridos em novembro de 2008, no alto da bacia do ribeirão Belchior, Gaspar-SC. 2010. **Dissertação** (Mestrado em Geografia) – Programa de Pós-Graduação em Geografia, Universidade Federal de Santa Catarna, Florianópolis, 2010, 237p;

BEGUERÍA, S. Validation, evaluation of predictive models in hazard assessment, risk management. **Natural Hazards**, 37, 2006, p. 315–329;

BINI, G. M. P. Análise dos Movimentos de Massa nas Microbacias Fluviais: Saltinho, Belchior Baixo, Sertão e Porto Arraial – Gaspar – Santa Catarina. 2012. **Dissertação** (Mestrado em Geografia) – Programa de Pós-Graduação em Geografia, Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 2012, 185p;

BLAHUT, J.; VAN WESTEN, C. J.; STERLACCHINI, S. Improvement of existing landslide inventory databases for accurate prediction of source areas of landslide induced debris flows, **Geomorphology**, 119, 2010, p. 36–51;

BLAIS-STEVENS, A.; BEHNIA, P.; KREMER, M.; PAGE, A.; KUNG, R.; BONHAM-CARTER, G. Landslide susceptibility mapping of the Sea to Sky transportation corridor, British Columbia, Canada: comparison of two methods. **Bulletin of Engineering Geology and the Environment**, 71 (3), 2012, p. 447-466;

BLUMENAU. **Levantamento aerofotogramétrico do município de Blumenau – SC** realizado pela empresa AEROIMAGEM S/A., 2003;

\_\_\_\_\_. Diretoria Municipal De Geologia, Análise e Riscos Naturais. **Banco de dados espaciais: inventário de movimentos gravitacionais de massa**, 2015;

BOLENEUS, D. E.; RAINES, G. L.; CAUSEY, J. D.; BOOKSTROM, A. A.; FROST, T. P.; HYNDMAN, P. C. **Assessment method for epithermal gold deposits in northeast Washington State using weights-of-evidence GIS modeling**. Open-File Report, 2001, p. 01-501. Disponível em: <http://pubs.usgs.gov/of/2001/of01-501/>. Acesso em: 16 agosto de 2012;

BONHAM-CARTER, G. F. **Geographic Information Systems for Geoscientists – Modeling with GIS**. Pergamon, 1994, 398p;

\_\_\_\_; AGTERBERG, F. P. Deriving weights of evidence from geoscience contour maps for the prediction of discrete events. In: **Symposium**, Berlin, Germany, v. 2, 1990, p. 381-396;

\_\_\_\_; \_\_\_\_; WRIGHT, D.F. Weights of evidence modelling: a new approach to mapping mineral potential. In: AGTERBERG, F. P.;

BONHAM-CARTER, G. F. (Eds.). **Statistical Applications in the Earth Sciences**. Ottawa: Geological Survey of Canada, 1989, p. 171-183;

BÖHNER, J.; KÖTHE, R. **Bodenregionalsierung und Prozessmodellierung**: Instrumente für den Bodenschutz – Petermanns Geographische Mitteilungen, 2003 p. 72-82;

BOUGRAIN, L.; GONZALEZ, M., BOUCHOT, V.; CASSARD, D.; LIPS, A. L. W.; ALEXANDRE, F.; STEIN, G. Knowledge Recovery for Continental-Scale Mineral Exploration by Neural Networks. **Natural Resources Research**, 12 (3), 2003, pp. 173 – 181;

BRABB, E. E.; PAMPEYAN, E. H; BONILLA, M.G. Landslide susceptibility in San Mateo County, California: **U.S. Geological Survey Publication**, Miscellaneous Field Studies Map 360, 1972;

\_\_\_\_\_. Innovative approaches to landslide hazard mapping. In: **4th International Symposium on Landslides**, Toronto 1, 1984, p. 307–324;

BRASIL. **Lei nº 12.608**. Política Nacional de Proteção e Defesa Civil – PNPDEC, 2012. Disponível em: <[http://www.planalto.gov.br/ccivil\\_03/\\_Ato2011-2014/2012/Lei/L12608.htm](http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_Ato2011-2014/2012/Lei/L12608.htm)>. Acesso em: 10 agosto de 2012;

BRENNING, A. Spatial prediction models for landslide hazards: review, comparison and evaluation. **Natural Hazards and Earth System Sciences**, 5 (6): 2005, p. 853-862;

BUI, D. T.; PRADHAN, B.; LOFMAN, O.; REVHAUG, I.; DICK, O. B. Spatial prediction of landslide hazards in Hoa Binh province (Vietnam): A comparative assessment of the efficacy of evidential belief functions and fuzzy logic models. **Catena**, 96, 2012, p. 28–40;

BURROUGH, P. A.; MCDONNELL, R. A. **Principles of Geographical Information Systems**. Nova York: Oxford University Press, 1998;



CÂMARA, G.; CARVALHO, M. S. Análise espacial de eventos. In: DRUCK, S.; CARVALHO, M.S.; CÂMARA, G.; MONTEIRO, A.V.M. (eds). **Análise Espacial de Dados Geográficos**. Brasília: EMBRAPA, 2004;

CARRARA, A. A multivariate model for landslide hazard evaluation. **Mathematical Geology**, 15 (3):1983, pp. 403–426;

\_\_\_\_; CARDINALI, M.; DETTI, R.; GUZZETTI, F.; PASQUI, V.; REICHENBACH, P. GIS Techniques and statistical models in evaluating landslide hazard. **Earth Surface Processes and Landform**, 16 (5): 1991, pp. 427–445;

\_\_\_\_; CARDINALI, M.; GUZZETTI, F.; REICHENBACH, P. GIS technology in mapping landslide hazard. In: CARRARA, A.; GUZZETTI, F. (Eds), **Geographical Information Systems in Assessing Natural Hazards**. Dordrecht: Kluwer Academic Publisher, 1995, p. 135–175;

CARRANZA, E. J. M.; HALE, M. Geologically constrained probabilistic mapping of gold potential, Baguio district, Philippines: **Natural Resources Research**, 9 (3): 2000, pp. 237–253;

\_\_\_\_; \_\_\_\_\_. Where are porphyry copper deposits spatially localized? A case study in Benguet province, Philippines: **Natural Resources Research**, 11 (1): 2002, pp. 45–59;

\_\_\_\_\_. Weights of evidence modeling of mineral potential: a case study using small number of prospects, Abra, Philippines. **Natural Resources Research**. 13 (3): 2004, pp.173–187;

\_\_\_\_\_. Controls on mineral deposit occurrence inferred from analysis of their spatial pattern and spatial association with geological features. **Ore Geology Reviews**, 35, 2009, p. 383-400;

CARVALHO, T. S.; GALVÃO, T. Ação de apoio à prevenção de riscos em assentamentos precários. In: CARVALHO, C.S.; GALVÃO, T. (orgs.). **Prevenção de Riscos de Deslizamentos em Encostas: Guia para Elaboração de Políticas Municipais**. Brasília: Ministério das Cidades, 2006;

CERRI, L. E. S. Mapeamento de Riscos nos municípios. In: CARVALHO, C.S.; GALVÃO, T. (orgs.). **Prevenção de Riscos de Deslizamentos em Encostas: Guia para Elaboração de Políticas Municipais**. Brasília: Ministério das Cidades, 2006, p. 48-55;

\_\_\_\_; AMARAL, C. P. Riscos Geológicos. In: OLIVEIRA, A. M. DOS S.; BRITO S. N. A. **Geologia de Engenharia**. São Paulo: Associação Brasileira de Geologia de Engenharia (ABGE), 1998;

CHRISTOFOLETTI, A. **Geomorfologia**. São Paulo: Edgard Blücher, 1980;

\_\_\_\_. **Modelagem de sistemas ambientais**. São Paulo: Edgard Blücher, 1999;

CHUNG, C. F. FABBRI, A. G. Probabilistic prediction models for landslide hazard mapping, **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, 65 (12): 1999, pp. 1389–1399;

\_\_\_\_. Validation of spatial prediction models for landslide hazard mapping. **Natural Hazards**, 30, 2003, pp. 451–472;

\_\_\_\_. Predicting landslides for risk analysis-spatial models tested by a cross-validation technique. **Geomorphology**, 94, 2008, pp. 438–452;

COMMITTEE ON EARTH OBSERVATION SATELLITES (CEOS). **Earth Observation for landslide hazard support**. 2001. Disponível em: <<http://disaster.ceos.org/landslide.htm>>. Acesso em: 25 de junho de 2013;

COMPANHIA DE PESQUISAS EM RECURSOS MINERAIS - CPRM. **Carta Geológica. Folha SG. 22-Z-B-JOINVILLE, escala 1:250.000**, 2011;

CONRAD, O. **Channel Network\_Altitude.cpp**. 2002. Disponível em: <<http://sourceforge.net/saga-gis>>. Acesso em: 05 outubro de 2014;

CORREIA, M.R.D.; NOGUEIRA, R.E.; SOUZA FILHO, C.R.; POZZOBON, M. Aplicação da técnica Pesos de Evidência (Weights of

Evidence - WofE) para o mapeamento de áreas suscetíveis a deslizamentos na região do baixo vale do Itajaí-SC. In: XVI Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto - SBSR, **Anais...** Foz do Iguaçu, 2013, pp. 6010-6017;

\_\_\_\_; WAICHEL, B.L. Cartografia em multimídia e sensoriamento remoto para a inventariação de movimentos de massa no baixo vale do Itajaí-SC. In: 14º Congresso Brasileiro de Geologia de Engenharia e Ambiental. **Anais...** Rio de Janeiro, 2013;

COROMINAS, J.; VAN WESTEN, C.; FRATTINI, P.; CASCINI, L.; MALET, J.-P.; FOTOPOULOU, S.; CATANI, F.; VAN DEN EECKHAUT, M.; MAVROULI, O.; AGLIARDI, F.; PITILAKIS, K.; WINTER, M.G.; PASTOR, M.; FERLISI, S.; TOFANI, V.; HERVÁS, J.; SMITH, J.T. Recommendations for the quantitative analysis of landslide risk. **Bulletin of Engineering Geology Environment**, 73 (2): 2014, p. 209–263;

CRESSIE, N. A. C. **Statistics for spatial data**. New York: John Wiley & Sons, 1993;

CRÓSTA, A. P. **Processamento digital de imagens de sensoriamento remoto**. Campinas: UNICAMP, 1992;

CROZIER, M.; GLADE, T. Landslide hazard and risk: issues, concepts and approach. In: GLADE, T., ANDERSON, M.G. AND CROZIER, M.J. (eds.), **Landslide hazard and risk**. Chichester, John Wiley & Sons 2005, p. 1-40;

CURCIO, G. R.; UHLMANN, A.; SEVEGANANI, L. **A geopedologia e sua influência sobre espécies arbóreas de florestas fluviais**. Colombo: Embrapa Florestas, 2006.

DAI, F.C.; LEE, C.F.; NGAI, Y. Y. Landslide risk assessment and management: an overview. **Engineering Geology**, 64, 2002, p. 65-87;

\_\_\_\_; \_\_\_\_\_. Landslide characteristics and, slope instability modeling using GIS, Lantau Island, Hong Kong. **Geomorphology** 42(3–4): 2002 p. 213–228;

DEMERS, M. N. **GIS Modeling in Raster**. GIS & Remote Sensing. Wiley West Sussex, England, 2001;

ÉGAS, H. M.; FLORES, J. A. A.; PELLERIN, J. R. G. M. Análise de áreas de risco a movimentos de massa: rua união da vitória, Valparaíso, Blumenau, SC. In: VIII Simpósio Nacional de Geomorfologia, III Encontro Latinoamericano de Geomorfologia, I Encontro Ibero-Americano de Geomorfologia e I Encontro Ibero-Americano do Quaternário. **Anais...** Recife, 2010;

EINSTEIN, H. H. Landslide risk assessment procedure, In: **Proceedings** of the 5th International Symposium on Landslides, Lausanne, Switzerland, 2, 1075–1090, 1988, p. 10-15;

EMPRESA BRASILEIRA DE PESQUISA AGROPECUÁRIA – EMBRAPA. **Sistema brasileiro de classificação de solos**. Brasília, Serviço de Produção de Informação, 1999. 412p;

ERCANOGLU, M.; GOKCEOGLU, C.; VAN, A. W. J. Landslide susceptibility zoning of North of Yenice (NW Turkey) by multivariate statistical techniques. **Natural Hazards**, 32, 2004, p. 1–23;

\_\_\_\_; \_\_\_\_\_. Use of fuzzy relations to produce landslide susceptibility map of a landslide prone area (West Black Sea Region, Turkey). **Engineering Geology**, 75 (3-4): 2004, p. 229–250;

\_\_\_\_; TEMİZ, F. A. Application of logistic regression and fuzzy operators to landslide susceptibility assessment in Azdavay (Kastamonu, Turkey). **Environmental Earth Sciences**, 64 (4): 2011, p. 949-964;

FELGUEIRAS, C. A. Modelagem numérica de terreno. In: CÂMARA, G., DAVIS, C., MONTEIRO, A. M. V. (eds.). **Introdução à ciência da geoinformação**. São José dos Campos: INPE, 2001;

FELL, R.; COROMINAS, J.; BONNARD, C.; CASCINI, L.; LEROI, E.; SAVAGE, W.Z. Guidelines for landslide susceptibility, hazard and risk zoning for land use planning. **Engineering Geology**, 102, 2008, p. 85-98;

FERNANDES, N. F.; AMARAL, C. P. Movimentos de massa: uma abordagem geológico-geomorfológica. In: GUERRA, A. J. T.; CUNHA, S. B. (Eds.). **Geomorfologia e meio ambiente**. Rio de Janeiro: Bertrand, 1996, p. 123-194;

\_\_\_\_; GUIMARÃES, R. F.; GOMES, R. A. T.; VIEIRA, B. C.; MONTGOMERY, D. R.; GREENBERG, H. Condicionantes geomorfológicos dos deslizamentos nas encostas: avaliação de metodologias e aplicação de modelo de previsão de áreas suscetíveis. **Revista Brasileira de Geomorfologia**, v. 2, nº 1, 2001, p. 51-71;

FIELD, A. **Descobrimo a Estatística Utilizando o SPSS**. Porto Alegre: Artmed, 2009;

FLORENZANO, T. G. Sensoriamento Remoto para Geomorfologia. In: FLORENZANO, T. G. (Org.). **Geomorfologia: conceitos e tecnologias atuais**. São Paulo: Oficina de Textos, 2008, p. 31-71;

\_\_\_\_. **Imagens de satélite para estudos ambientais**. São Paulo. Oficina de textos, 2002;

FLORES, J. A. A.; PELLERIN, J. R. G. M.; ÉGAS, H. M. Movimentos gravitacionais de massa no município de Gaspar, Vale do Itajaí, SC, na catástrofe de novembro de 2008. Caracterização dos processos por critérios geomorfológicos, geológicos e pedológicos. In: XIII Simpósio Brasileiro de Geografia Física Aplicada. **Anais ...** Rio de Janeiro, 2009, p. 14;

FLORINSKY, I. V. **Digital Terrain Analysis in Soil Science and Geology**. Amsterdam: Elsevier / Academic Press, 2012;

GOKCEOGLU, C.; AKSOY, H. Landslide susceptibility mapping of the slopes in the residual soils of the Mengen region (Turkey) by deterministic stability analyses and image processing techniques. **Engineering Geology**, 44, 1996, p.147–161;

GRIMM, A. M. Clima da região Sul do Brasil. In: CAVALCANTI, I. F. et al. (org). **Tempo e Clima no Brasil**. São Paulo: Oficina de textos, 2009, p. 135-147;

GUERRA, A. J. T. Processos erosivos nas encostas. In: GUERRA, A.J.T.; CUNHA, S. B. (org.) **Geomorfologia: uma atualização de bases e conceitos**. 3. ed. Rio de Janeiro: Bertrand Brasil, 2001, p. 149-209;

GUIDICINI, G.; NIEBLE, C. M. **Estabilidade de taludes naturais e de escavação**. São Paulo: Editora Edgard Blucher, 1984;

\_\_\_\_; IWASA, O.Y. Ensaio de Correlação entre Pluviometria e Deslizamentos em Meio Tropical Úmido”. In: **Symposium Landslides and other Mass Moviment da IAEG**, Praga, Publicação 1080 IPT, 1976;

GUIMARÃES, R. F.; et al. Movimentos de Massa. In: FLORENZANO, T. G. (Org.). **Geomorfologia: conceitos e tecnologias atuais**. São Paulo: Oficina de Textos, 2008, p. 159-184;

GUZZETTI, F. Landslide hazard and risk assessment. 2005. **Tese** (Doutorado em Geografia) – Universidade de Bonn. Boon (Alemanha), 2005;

\_\_\_\_; CARRARA, A.; CARDINALI, M.; REICHENBACH, P. Landslide hazard evaluation: a review of current techniques and their application in a multi-case study, central Italy. **Geomorphology**, 31, 1999, p. 181–216;

\_\_\_\_; CARDINALI, M.; REICHENBACH, P.; CARRARA, A. Comparing landslide maps: A case study in the Upper Tiber River Basin, central Italy. **Environmental Management**, 25 (3): 2000, p. 247-263;

\_\_\_\_; MONDINI, A.C.; CARDINALI, M.; FIORUCCI, F.; SANTANGELO, M.; CHANG, K.-T. Landslide inventory maps: new tools for an old problem. **Earth-Science Reviews**, 112 (1-2): 2012, p. 42-66;

HAIR, J. F.; ANDERSON, R. E., TATHAM, R. L., BLACK, W. C. **Multivariate Data Analysis** (5th ed.). Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall, 1998;

HALL, F. G.; TOWNSEND, J. R.; ENGMAN, E. T. Status of remote sensing algorithms for estimation of land surface state parameters, **Remote Sensing of Environment**, 51, 1995, 138-156;

HAND, D. J. **Construction and assessment of classification rules**, **Wiley Series in Probability and Statistics**. Chichester: John Wiley & Sons, 1997;

HARRIS, J. R., WILKINSON, L.; GRUNSKY, E. C. Effective use and interpretation of lithogeochemical data in regional mineral exploration programs: application of Geographic Information Systems (GIS) technology. **Ore Geology Reviews**, 16, 2000, p. 107-143;

HARTMANN, D. A.; SILVA, L. C.; ORLANDI, V. O Complexo Granulítico de Santa Catarina. **Acta Geológica Leopoldensia**, 1979, p. 94-112;

HENGL, T. Finding the right pixel size. **Computers & Geosciences**, 32, 2006, p. 1283-1298;

\_\_\_\_; GRUBER, S.; SHRESTHA, D. P. **Digital terrain analysis in ILWIS: lectures notes and user guide**. International Institute for Geoinformation Science and Earth Observation Enschede, The Netherlands, 2003, 62p;

HERRMANN, M. L P. **Atlas de desastres naturais do estado de Santa Catarina**. Florianópolis: IOESC, 2005, 146 p;

HIGHLAND, L. M.; BOBROWSKY, P. **The landslide handbook – A guide to understanding landslides**. Reston, Virginia, U.S. Geological Survey Circular 1325, 2008, 129p.

HUTCHINSON, J. N. Landslide hazard assessment. In: the 6<sup>th</sup> International Symposium on Landslide. **Proceedings...** Christchurch, 1, New Zealand, 1995, pp. 1805-1842;

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA (IBGE). **Projeto Gerenciamento Costeiro, 3ª fase-Geomorfologia**. Florianópolis, 2003 (a), 56p;

\_\_\_\_\_. **Projeto Gerenciamento Costeiro, 3ª fase-Geologia.** Florianópolis, 2003 (b), 61p;

\_\_\_\_\_. **Projeto Gerenciamento Costeiro, 3ª fase-Vegetação.** Florianópolis, 2003 (c), 127p;

\_\_\_\_\_. **Projeto Gerenciamento Costeiro, 3ª fase-Solos.** Florianópolis, 2003 (d), 703p;

\_\_\_\_\_. **Projeto Gerenciamento Costeiro, 3ª fase-Cobertura e Uso do Solo.** Florianópolis, 2003 (e), 54p;

\_\_\_\_\_. **Mapa de Geomorfologia. Folha Joinville – SG.22-Z-B. Escala: 1:250.000,** 2004(a);

\_\_\_\_\_. **Mapa de Vegetação do Brasil. Escala 1:5.000.000.** Rio de Janeiro, 2004 (b);

IGLESIAS, C. M. F.; ZERFASS, H.; SILVA, M. A. S.; KLEIN, C. **Carta Geológica. Folha SG. 22-Z-B-JOINVILLE, escala 1:250.000,** CPRM, 2011.

JENSEN, J. A. **Introductory digital image processing: a remote sensing perspective.** 3. ed. Prentice-Hall, 2004;

\_\_\_\_\_. **Remote sensing of the environment: an earth resource perspective.** 2. ed. Prentice-Hall, 2006;

KEMP, L. D.; BONHAM-CARTER, G.F.; RAINES, G.L.; LOONEY, C.G. 2001. **Arc- SDM:** ArcView extension for spatial data modeling using weights of evidence, logistic regression, fuzzy logic and neural network analysis. Disponível em: <<http://ntserv.gis.nrcan.gc.ca/sdm/>>. Acesso: em 17/09/2012;

KLEIN, R. M. **Ecologia da Flora e Vegetação do Vale do Itajaí. Sellowia,** 32, 1980;

KOBIYAMA, M.; MENDONÇA, M.; MORENO, D. A.; MARCELINO, I. P. V. O; MARCELINO, E. V.; GONÇALVES, E. F.; BRAZETTI, L. L. P.; GOERL, R. F.; MOLLERI, G. S. F.; RUDORFF,



F. M. **Prevenção de Desastres Naturais: Conceitos Básicos**. Curitiba: Ed. Organic Trading, 2006;

KÖTHE, R.; LEHMEIER, F. SARA - **System zur Automatischen Relief-Analyse**. User Manual, 2. Edition Dept. of Geography, University of Goettingen, unpublished, 1996;

LAZARO, J.; BARBOSA, I. M.; NARVAES, I. S. Acessibilidade aos dados de sensoriamento remoto. In: SAUSEN, T. M. & LACRUZ, M. S. P. (eds). **Sensoriamento Remoto para Desastres**. Oficina de Textos, 2015;

LEE, S.; MIN, K. Statistical analyses of landslide susceptibility at Yongin, Korea. **Environment Geology**, 40, 2001, pp. 1095–1113;

\_\_\_\_; CHOI, J.; MIN, K. Landslide susceptibility analysis and verification using the Bayesian probability model. **Environment Geology**, 43 (1): 2002, pp. 120–131;

\_\_\_\_; RYU, J.; KIM, L. Landslide susceptibility analysis and its verification using likelihood ratio, logistic regression, and artificial neural network models: case study of Youngin, Korea. **Landslides**, 4 (4): 2007, pp. 327- 338;

\_\_\_\_; PRADHAN, B. Probabilistic landslide hazards and risk mapping on Penang Island, Malaysia. **Journal of Earth System Science**, 115 (6): 2006, p. 661– 672;

\_\_\_\_; SAMBATH, T. Landslide susceptibility mapping in the DamreiRomel area, Cambodia using frequency ratio and logistic regression models. **Environment Geology**, 2006, p. 847–856;

\_\_\_\_; TALIB, J.A. Probabilistic landslide susceptibility and factor effect analysis. **Environmental Geology** 47, 2005, p. 982-990;

\_\_\_\_; TUDAN, N. Probabilistic landslide susceptibility mapping in the Lai Chau province of Vietnam: focus on the relationship between tectonic fractures and landslides. **Environmental Geology**, 48 (6): 2005, p. 778-787;

\_\_\_\_; Application and verification of fuzzy algebraic operators to landslide susceptibility mapping. **Environmental Geology**, 52, 2007, p. 615 – 623;

LEROI, E. Landslide hazard – Risk maps at different scales: objectives, tools and developments. In: VII International Symposium Landslides, Trondheim... **Proceedings**, June p. 35–52, 1996;

LILLESAND, T. M.; KIEFER, R. W.; CHIPMAN, J. W. **Remote sensing and image interpretation**. Nova Jersey: John Wiley, 2008;

LONGLEY, P. A.; GOODCHILD, M. F.; MAGUIRE, D. J.; RHIND, D. W. **Sistemas e ciência da informação geográfica**. 3ª ed. Porto Alegre: Bookman, 2013;

MAGALHES, L. A. Integração e análise espacial de dados para a geração de modelos prospectivos de mineralizações auríferas na região de Amapari (Amapá). 2008. **Dissertação** (Mestrado em Geociências) – Programa de Pós-Graduação em Geociências. Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 2008;

MANTOVANI, F.; SOETERS, R.; VAN WESTEN, C.J. Remote sensing techniques for landslide studies and hazard zonation in Europe. **Geomorphology**, 15, 1996, p. 213 – 225;

MARCELINO, E. V. **Desastres naturais e geotecnologias**: Conceitos básicos. Santa Maria: INPE/CRS, 2008. Disponível em: <[http://www.inpe.br/crs/geodesastres/imagens/publicacoes/cadernos/Caderno1\\_Desastres%20Naturaisconceitosbasicos.pdf](http://www.inpe.br/crs/geodesastres/imagens/publicacoes/cadernos/Caderno1_Desastres%20Naturaisconceitosbasicos.pdf)>. Acesso em: 10 de agosto de 2012;

\_\_\_\_; NUNES, L. H.; KOBAYAMA, M. Mapeamento de risco de desastres naturais do Estado de Santa Catarina. **Caminhos de Geografia** - revista on line, 8 (17): 2006, pp. 72 – 84;

MATTOS, C. H. Delimitação das áreas de risco no entorno do Parque Botânico Morro Baú, Ilhota, SC: Proposta de Zona de Amortecimento. 2012. **Dissertação** (Mestrado em Geografia) – Programa de Pós-Graduação em Geografia, Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 2012, 119p;

MCKEAN, J.; BUECHEL, S.; GAYDOS, L. Remote sensing and landslide hazard assessment. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, 57, 1991, p. 1185 – 1193;

MEDEIROS, V. S. Análise estatística de eventos críticos de precipitação relacionados a desastres naturais em diferentes regiões do Brasil. 2013. **Dissertação** (Mestrado em Engenharia Civil) – Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil. Escola Politécnica da Universidade de São Paulo. Universidade de São Paulo, São Paulo, 2013, 207 p;

MENARD, S.W. **Applied Logistic Regression Analysis**. SAGE Publication, Inc., Thousand Oaks, CA, 1995.

MENDONÇA, F.; DANNI-OLIVEIRA, I. M. **Climatologia**: noções básicas e climas do Brasil. São Paulo: Oficina de textos, 2007;

MIHALASKY, M.J. Mineral potential modeling of gold and silver mineralization in the Nevada Great Basin. 1999. **Ph.D. Dissertation**, University of Ottawa, 1999, 354 p;

MONTEIRO, M. A. Caracterização climática do estado de Santa Catarina: uma abordagem dos principais sistemas atmosféricos que atuam durante o ano. **Geosul**, Florianópolis, v.16, n.31, 2001, p. 69-78;

\_\_\_\_; MENDONÇA, M. In: HERRMANN, M.L (org.) **Atlas de desastres naturais do estado de Santa Catarina**. Florianópolis: IOESC, 2005, 146 p;

MOORE I. D.; GRAYSON R.B.; LADSON A. R. Digital terrain modeling: a review of hydrological, geomorphological, and biological applications. **Hydrological Processes**, 5 (1): 1991, p.3-30;

MORIWAKI, H. A prediction of the runout distance of a debris. **Journal of Japan Landslide Society**, Tokyo, 24 (2): 1987, p.10-16, 1987;

MOURA, A. C. M. **Geoprocessamento na Gestão e Planejamento Urbano**. Belo Horizonte: Ed. da Autora, 2003;

MOWEN, X.; ESAKI, T.; ZHOU, G.; MITANI, Y. Geographic information systems-based three-dimensional critical slope stability analysis and landslide hazard assessment. **Journal of Geotechnical Geoenvironmental Engineering**, 129 (12): 2003, p.1109–1119;

NEFESLIOGLU, H. A.; GOKCEOGLU, C.; SONMEZ, H. An assessment on the use of logistic regression and artificial neural networks with diferente sampling strategies for the preparation of landslide susceptibility maps. **Engineering Geology**, 97 (3): 2008, pp. 171-191;

NEUHÄUSER, B.; TERHORST, B. Landslide susceptibility assessment using “weights-of-evidence” applied to a study area at the Jurassic escarpment (SW-Germany). **Geomorphology**, 86 (1-2): 2007, pp. 12-24;

NOGUEIRA, R. E. **Cartografia**: representação, comunicação e visualização de dados espaciais. 3. ed. Florianópolis: EDUFSC, 2009;

NOVO, E. M. L. M. **Sensoriamento Remoto**. Princípios e aplicações. 2. ed. São Paulo: Edgard Blücher, 1992;

OH, H.; LEE, S. Cross-validation of logistic regression model for landslide susceptibility mapping at Ganeoung areas, Korea. **Disaster Advances** 3(2): 2010, p. 44–55;

\_\_\_\_; \_\_\_\_\_. Landslide susceptibility mapping on Panaon Island, Philippines using a geographic information system. **Environmental Earth Sciences**, 62 (5): 2011, pp. 935–951;

OLAYA, V. **A Gentle Introduction to SAGA GIS**, 2004. 216 p. disponível em < <http://sourceforge.net/projects/saga-gis/>>. Acesso em: 05 março de 2014;

OZDEMIR, A. Landslide susceptibility mapping using Bayesian approach in the Sultan Mountains (Aksehir, Turkey). **Natural Hazards**, 59 (3): 2011, pp. 1573-1607;

\_\_\_\_; ALTURAL, T. comparative study of frequency ratio, weights of evidence and logistic regression methods for landslide susceptibility mapping: Sultan Mountains, SW Turkey. **Journal of Asian Earth Sciences**, 64 (5): 2013, p. 180-197;

PANDOLFO, C.; BRAGA, H. J.; SILVA JR, V. P. DA; MASSIGNAM, A. M., PEREIRA, E. S.; THOMÉ, V. M. R.; VALCI, F.V. **Atlas climatológico do Estado de Santa Catarina**. Florianópolis: Epagri, 2002. CD-ROM;

PERROTTA, M. M.; SALVADOR, E. D.; LOPES, R.C.; D'AGOSTINO, L. Z.; WILDNER, W.; RAMGRAB, G. E.; PERUFFO, N.; FREITAS, M. A.; GOMES, S. D.; CHIEREGATI, L. A.; SILVA, L. C.; SACHS, L. L. B.; SILVA, V. A.; BATISTA, I. H.; MARCONDES, P. E. P. Folha Curitiba SG-22. In: SCHOBENHAUS, C.; et al (eds.). **Carta Geológica do Brasil ao Milionésimo**. Brasília: CPRM, 2004, CD-ROM;

PIKE, R. J; EVANS, S.; HENGL, T. **Geomorphometry: a Brief Guide**, Chapter 1. 2008. Disponível em: [http://www.geomorphometry.org/system/files/Pike\\_2008\\_Geomorphometry\\_ch1.pdf](http://www.geomorphometry.org/system/files/Pike_2008_Geomorphometry_ch1.pdf) >. acesso em: 10 de maio de 2013;

PINTO, E. J. D. **Metodologia para definição das equações Intensidade-Duração-Frequência do Projeto Atlas Pluviométrico**. Belo Horizonte: CPRM, 2013.

POLI, S., STERLACCHINI, S. Landslide representation strategies in susceptibility studies using weights-of-evidence modeling technique. **Natural Resources**, 16, 2007, pp. 121–134;

POPESCU, M. A. suggested method for reporting landslide causes. In: **Bulletin of the International Association of Engineering Geology**, 50, 1994, pp.71-74;

PORWAL, A.; CARRANZA, E.J.M.; HALE, M. Extended weights-of-evidence modelling for predictive mapping of basemetal deposit potential in Aravalli province, western India. **Exploration and Mining Geology**, v. 10(4): 2003, p. 155-163;

POUDYAL, C. P.; CHANG, C.; OH, H. J.; LEE, S. Landslide susceptibility maps comparing frequency ratio and artificial neural networks: A case study from the Nepal Himalaya. **Environmental Earth Sciences**, 61, 2010, p. 1049-1064;

POURGHASEMI, H. R.; PRADHAN, B.; GOKCEOGLU, C. Application of fuzzy logic and analytical hierarchy process (AHP) to landslide susceptibility mapping at Haraz watershed, Iran. **Natural Hazards**, 63, pp.965–996, 2012;

\_\_\_\_; PRADHAN, B.; GOKCEOGLU, C.; MOEZZI, K. D. Landslide Susceptibility Mapping Using a Spatial Multi Criteria Evaluation Model at Haraz Watershed, Iran. In: PRADHAN, B. & BUCHROITHNER, M. (eds.). **Terrigenous Mass Movements: Detection, Modelling, Early Warning and Mitigation Using Geoinformation Technology**, 2012;

PRADHAN, B. Landslide susceptibility mapping of a catchment area using frequency ratio, fuzzy logic and multivariate logistic regression approaches. **Journal of the Indian Society of Remote Sensing**, 38 (2): 2010, pp. 301-320;

\_\_\_\_; LEE, S.; BUCHROITHNER, M. F. Use of geospatial data and fuzzy algebraic operators to landslide-hazard mapping. **Appl Geomat**, 2009, 1, pp.3–15;

\_\_\_\_. Manifestation of an advanced fuzzy logic model coupled with Geo-information techniques to landslide susceptibility mapping and their comparison with logistic regression modeling. **Environmental and Ecological Statistics**, 18 (3): 2011, pp. 471–493;

QUADROS, T. F. P.; KOPPE, J. C.; STRIEDER, A. J.; COSTA, J. C. L. Mineral –Potential Mapping: a comparison of weights-of-evidence and fuzzy methods. **Natural Resources Research**, 15 (1): 2006, p. 49 – 65;

QUENTIN, C.; ALLEMAND, P.; DELACOURT, C. Morphology and geometry of Valles-Marineris landslides. **Planetary and Space Science**, 52, 2004, pp. 1011 – 1022;

RAINES, G.L.; BONHAM-CARTER, G. F. Exploratory spatial modeling; demonstration for Carlin-type deposits, central Nevada, USA, using Arc-SDM.GIS for the Earth Sciences. **Geological Association of Canada Special Paper**, 44, 2006, p. 23;

\_\_\_\_; MIHALASKY, M. J. Areconnaissance method for delineation of tracts for regional-scale mineral-resource assessment based on geologic-map data: **Natural Resources Research**, 11 (4): 2002, pp. 241–248;

REGMI, N. R, GIARDINO, J. R, VITEK, J. D. Modeling susceptibility to landslides using the weight of evidence approach: western Colorado, USA. **Geomorphology**, 115, 2010, pp. 172–187;

REMONDO, J.; BONACHEA, J.; CENDRERO, A. A statistical approach to landslide risk modelling at basin scale: from landslide susceptibility to quantitative risk assessment. **Landslides**, 2, 2005, p. 321-328;

REVELLINO, P.; GUADAGNO, F. M.; HUNGR, O. Morphological methods and dynamic modeling in landslide hazard assessment of the Campania Apennine carbonate slope. **Landslides**, 5 (1):2008, p. 59-70;

RIEKMANN, C. G.; PINHEIRO, A.; TACHINI, M. Estudo da relação entre precipitações e deslizamentos em áreas de risco em Blumenau – SC. In: **I Simpósio Sul-Sudeste de Recursos Hídricos**, Curitiba/PR, Brasil, Agosto, 2005;

ROSTIROLLA, S.P. Tectônica e sedimentação da Bacia do Itajaí - SC. 1991. **Dissertação** (Mestrado em Geologia). Universidade Federal de Ouro Preto, 1991, 131p;

ROTIGLIANO, E.; AGNESI, V.; CAPPADONIA, C.; CONOSCENTI, C. The role of the diagnostic areas in the assessment of landslide susceptibility models: a test in the Sicilian chain, **Natural Hazards**, 58, 2011, pp. 981–999;

SASSA, K.; WANG, G.; FUKUOKA, H.; WANG, F.; OCHIAI, T.; SUGIYAMA, M.; SEKIGUCHI, T. Landslide risk evaluation and hazard zoning for rapid and long-travel landslides in urban development areas. **Landslides**, 1 (3): 2004, p. 221-235;

SAWATZKY, D.L.; RAINES, G.L.; BONHAM-CARTER, G.F.; LOONEY, C.G. **Spatial Data Modeller (SDM):** ArcMAP 9.3 geoprocessing tools for spatial data modelling using weights of evidence, logistic regression, fuzzy logic and neural networks. 2012. Disponível em: <[http://www.ige.unicamp.br/sdm/default\\_e.htm](http://www.ige.unicamp.br/sdm/default_e.htm)>. Acesso em: 31 de janeiro de 2013.

SCHEIBE, L. F. A Geologia de Santa Catarina: sinopse provisória. **Geosul**, nº 1, 1986, p.7-38;

SCHROEDER, G. S. Análise tectônica da Bacia do Itajaí. Universidade Federal do Rio Grande do Sul. 2006. **Dissertação** (Mestrado em Geociências) – Programa de Pós-Graduação em Geociências. Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2006, 109 p;

SECRETARIA DE ESTADO DO DESENVOLVIMENTO ECONÔMICO SUSTENTÁVEL DE SANTA CATARINA (SDS). **Plano integrado de prevenção e mitigação de riscos de desastres naturais na bacia hidrográfica do rio Itajaí**, 2009. Disponível em <[http://www.ciram.com.br/ciram\\_arquivos/arquivos/gtc/](http://www.ciram.com.br/ciram_arquivos/arquivos/gtc/)>. Acesso em: 15 de agosto de 2012;

\_\_\_\_\_. **Aerolevantamento do estado de Santa Catarina**. 2011.

SESTINI, M. F.; FLORENZANO, T. G. Caracterização de cicatrizes de deslizamentos por processamento de dados TM Landsat em Caraguatatuba - SP. **Geologia USP: Série Científica**, v. 4, n. 2, 2004, pp. 57-69;

SEVERO, D. L. A meteorologia do desastre. In: FRANK, B.; SEVEGNANI, L. (eds.). **Desastre de 2008: água, gente e política**. Blumenau: Agência de Água do Vale do Itajaí, 2009, pp. 70-77;

\_\_\_\_\_; CORDERO, A.; TACHINI, M.; SANTOS, S. H. Análise hidrometeorológica do evento de 2008, no vale do Itajaí – Santa Catarina. In: **XIX Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos**, 15 p., 2011;



\_\_\_\_. Vegetação da Bacia do Rio Itajaí em Santa Catarina. In: SCHÄFFER, W.B.; PROCHNOW, M. (org.). **A Mata Atlântica e Você: como preservar, recuperar e se beneficiar da mais ameaçada floresta brasileira**. Brasília: APREMAVI, 2002, pp. 85-101;

SILVA, L. C.; DIAS, A. A. **Projeto Timbó-Barra Velha, Brasil**. DNPM/CPRM. Porto Alegre, 1981;

SILVA DIAS, M. A. F.; NOBRE, C.; MARENGO, J.; RODRIGUES, M.; LIMA, M.; MINUZZI, R **As chuvas de novembro de 2008 em Santa Catarina: um estudo de caso visando à melhoria do monitoramento e da previsão de eventos extremos**. CPTEC/INPE, 2009.

SILVA, H. S.; SEVERO, D. L. O clima. In: **Bacia do Itajaí: Aspectos Físicos e Biológicos**. AUMOND, J. J.; PINHEIRO, A.; FRANK, B. (Org.). Blumenau: Edifurb, 2003;

SOARES, P. C.; SOARES, A. P.; FIORI, A. P. Raciocínio probabilístico aplicado à suscetibilidade de escorregamentos: um estudo de caso em Campo Largo, Paraná, Brasil. **Boletim Paranaense de Geociências**, nº 50, 2002, pp. 59- 76;

SOETERS, R.; VAN WESTEN, C. Slope stability: recognition, analysis and zonation. in: A. Turner and R. Shuster (eds), **Landslides: investigation and mitigation**. Washington: National Academy Press, 1996;

SOMAR METEOROLOGIA. **Climas do Brasil**. 2013. Disponível em: <<http://www.tempoagora.com.br/previsaodotempo.html/brasil/climatologia/Blumenau-SC/>>. Acesso em: 05 de abril de 2010;

SOUZA FILHO, C.R. **Arc-SDM: Spatial Data Modeller for ArcGIS and Spatial Analyst**, 2005. Disponível em <<http://www.ige.unicamp.br/sdm/>>. Acesso em: 10 de janeiro de 2014;

SPSS. **Statistical analysis software (Standard Version 20)**. SPSS Inc. 2013.

STERLACCHINI, S.; BALLABIO, C.; BLAHUT, J.; MASETTI, M.; SORICHETTA, A.. Spatial agreement of predicted patterns in landslide susceptibility maps. **Geomorphology**, 125 (1): 2011, p. 51-61;

SUH, J.; CHOI, Y.; ROH, T.; LEE, H.; PARK, H. . National-scale assessment of landslide susceptibility to rank the vulnerability to failure of rock-cut slopes along expressways in Korea. **Environmental Earth Sciences**, 63 (3): 2011, pp. 619-632;

SÜZEN, M. L.; DOYURAN, V. Data driven bivariate landslide susceptibility assessment using geographical information systems: a method and application to Asarsuyu catchment, Turkey. **Engineering Geology**, 71 (3) 2004, pp. 303-321;

THIART, C. BONHAM-CARTER, G. F. AGTERBERG, F. P. CHENG, Q. PANAH, A. An Application of the New Omnibus Test for Conditional Independence in Weights-of-evidence Modeling. In: Harris, J. (Ed.), **Special Volume on GIS Applications in the Earth Sciences**, Geological Association of Canada, 2006, p. 131-142;

TOMAZZOLI, E. R.; FLORES, J. A.; BAUZYS, F. Movimentos de massa ocorridos no evento de novembro de 2008, no entorno do Morro do Baú, Vale do Itajaí (SC): caracterização geológico-geomorfológica. In: 5<sup>a</sup>. **Conferência Brasileira de Estabilidade de Encostas (COBRAE)**. São Paulo (SP), 2009;

UN-ISDR. **International Strategy for Disaster Reduction. Living with Risk. A global review of disaster reduction initiatives**. Inter-Agency Secretariat International Strategy for Disaster Reduction (ISDR), Genebra, Suíça, 2004. 152pp. Disponível em: <<http://www.unisdr.org>>. Acesso em: janeiro de 2012;

VALERIANO, M. M. Curvatura vertical de vertentes em microbacias pela análise de modelos digitais de elevação. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v.7, n.3, 2003, pp.539-546;

\_\_\_\_\_. Dados topográficos. In: FLORENZANO, T. G. (Org.). **Geomorfologia: conceitos e tecnologias atuais**. São Paulo: Oficina de Textos, 2008a, p. 31-71;

\_\_\_\_; ROSSETTI, D. F. **Topodata**: seleção de coeficientes geoestatísticos para o refinamento unificado de dados SRTM. São José dos Campos, INPE, 2008b, 50p;

VAN WESTEN, C. J. **Application of Geographical Information Systems to landslide hazard zonation**. ITC Publication 15, Enschede, The Netherlands, 1993, 245 p;

\_\_\_\_. Geo-information tools for landslide risk assessment — an overview of recent developments. In: LACERDA, W. et al. (eds.), *Landslides, Evaluation & Stabilization*. In: 9th International Symposium on Landslides... **Proceedings**... Rio de Janeiro, 28th June–2nd July, pp. 39–56, 2004;

\_\_\_\_; RENGERS, N.; TERLIEN, M. T. J.; SOETERS, R. Prediction of the occurrence of slope instability phenomenon through GIS-based hazard zonation. **Geologische Rundschau**, 1997, p. 404-414;

\_\_\_\_. VAN ASCH, T. W. J.; SOETERS, R. Landslide hazard and risk zonation; why is it still so difficult? **Bulletin Engineering Geology Environment**, 2006, p.167–184;

\_\_\_\_; CASTELLANOS, E.; KURIAKOSE, S. L. Spatial data for landslide susceptibility, hazard, and vulnerability assessment: An overview. **Engineering Geology**, 102, 2008, pp. 112-131;

VARNES, D. J. *Landslide Hazard Zonation: Review of Principles and Practice*. **UNESCO Press**, Paris, 1984, 56 p;

VIANNA, L. F. N.; SOUZA, J. M. **Relatório sobre o levantamento dos deslizamentos ocasionados pelas chuvas de novembro de 2008 no complexo do morro do baú municípios de Ilhota, Gaspar e Luiz Alves**. Empresa de Pesquisa Agropecuária e Extensão Rural de Santa Catarina S.A. (Epagri). Florianópolis: EPAGRI, 2009;

WEIER, J.; HERRING, D. **Measuring vegetation (NDVI and EVI)**. Earth Observatory Library of NASA. 2005. Disponível em: <<http://earthobservatory.nasa.gov/Library/MeasuringVegetation/>>. Acesso em: 05 de julho de 2014;

WILSON, J. P.; GALLANT, J.C. **Terrain analysis principles and applications**. Wiley: New York, 2000;

WOOD, E. F.; SIVAPALAN, M; BEVEN, K. J. Similarity and scale catchment storm response. **Reviews of Geophysics**, 28 (1): 1990 pp. 1–18;

WRIGHT, D. F; BONHAM-CARTER,G. F. VHMS favourability mapping with GIS-based integration models, Chisel Lake - Anderson Lake area. In: BONHAM-CARTER, G. F.; GALLEY, A. G.; HALL, G. E. M. (eds.). **A Multidisciplinary Approach to Massive Sulphide Research in the Rusty Lake - Snow Lake Greenstone Belts, Manitoba**. Geol. Survey Canada Bull, 1996;

XU, C.; XU, X.; LEE, Y. H.; TAN, X.; YU, G.; DAI, F. The 2010 Yushu earthquake triggered landslide hazard mapping using GIS and weight of evidence modeling. **Environmental Earth Sciences**, 66 (6): 2012, pp. 1603-1616;

YALCIN, A. An investigation on Ardesen (Rize) region on the basis of landslide susceptibility. **PhD Thesis**, Karadeniz Technical University, Trabzon, Turkey. (in Turkish). 2005;

YESILNACAR, E.; TOPAL, T. Landslide susceptibility mapping: a comparison of logistic regression and neural networks methods in a medium scale study, Hendek region (Turkey). **Engineering Geology**, 79, 2005, pp. 251–266;

YILMAZ, I. GIS based susceptibility mapping of karst depression in gypsum: a case study from Sivas basin (Turkey). **Engineering Geology**, 90 (1): 2007, pp. 89–103;

\_\_\_\_\_. The effect of the sampling strategies on the landslide susceptibility mapping by Conditional Probability (CP) and Artificial Neural Networks (ANN). **Environmental Earth Sciences**, 60 (3): 2010, p. 505–519.

\_\_\_\_\_. Comparison of landslide susceptibility mapping methodologies for Koyulhisar, Turkey: conditional probability, logistic regression,

artificial neural networks, and support vectormachine. **Environmental Earth Sciences**, 61, 2009a, p. 821–836;

\_\_\_\_\_. Landslide susceptibility mapping using frequency ratio, logistic regression, artificial neural networks and their comparison: A case study from Kat landslides (Tokat, Turkey). **Computers and Geosciences**, 35, 2009b, p. 1125–1138

ZEVENBERGEN, L. W.; THORNE, C. R. Quantitative Analysis of Land Surface Topography. **Earth Surface Processes and Landforms** 12, 1987 pp. 47–56;

ZÊZERE, J. L. **Dinâmica de Vertentes e Riscos Geomorfológicos**. Centro de Estudos Geográficos, Relatório n.º. 41, Lisboa, 2005;

ZIMMERMAN, H.J. **Fuzzy set theory and it applications**. Massachusetts: Kluwer, 1996;

ZUQUETTE, L. V.; NAKAZAWA, V. A. Cartas de geologia de engenharia. In: OLIVEIRA, A. M. S. & BRITO, S. N. A. (Eds.). **Geologia de Engenharia**. São Paulo: ABGE, 1998, p. 283-300.