

André Just Meller

**AVALIAÇÃO MULTICRITÉRIO NA ANÁLISE DA  
CAPACIDADE DE PAGAMENTO DE OPERAÇÕES DE  
CRÉDITO DE UMA AGÊNCIA DE FOMENTO**

Dissertação submetida ao  
Programa de Pós-Graduação em  
Administração da Universidade  
Federal de Santa Catarina para a  
obtenção do Grau de Mestre em  
Administração.

Orientador: Prof. Dr. Marcus  
Vinícius Andrade de Lima

Florianópolis  
2015

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

Meller, André Just

Avaliação multicritério na análise da capacidade de pagamento de operações de crédito de uma agência de fomento / André Just Meller ; orientador, Marcus Vinicius Andrade de Lima - Florianópolis, SC, 2015.  
174 p.

Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Santa Catarina, Centro Sócio-Econômico. Programa de Pós-Graduação em Administração.

Inclui referências

1. Administração. 2. Apoio à decisão. 3. Avaliação com múltiplos critérios. 4. Análise de crédito. 5. Agência de fomento. I. Lima, Marcus Vinicius Andrade de. II. Universidade Federal de Santa Catarina. Programa de Pós-Graduação em Administração. III. Título.

André Just Meller

## **AVALIAÇÃO MULTICRITÉRIO NA ANÁLISE DA CAPACIDADE DE PAGAMENTO DE OPERAÇÕES DE CRÉDITO DE UMA AGÊNCIA DE FOMENTO**

Esta Dissertação foi julgada adequada para obtenção do Título de “Mestre em Administração”, e aprovada em sua forma final pelo Programa de Pós Graduação em Administração.

Florianópolis, 07 de Maio de 2015.

---

Prof. Marcus Vinicius Andrade de Lima, Dr.  
Coordenador do Curso

### **Banca Examinadora:**

---

Prof. Marcus Vinicius Andrade de Lima, Dr.  
Orientador  
Universidade Federal de Santa Catarina

---

Prof. Newton Carneiro Affonso da Costa Junior, Dr.  
Universidade Federal de Santa Catarina

---

Prof. Leonardo Flach, Dr.  
Universidade Federal de Santa Catarina

---

Prof. Carlos Rogério Montenegro de Lima, Dr.  
Universidade do Sul de Santa Catarina



Este trabalho é dedicado a minha amada Daniele que me estimula em todos os desafios, aos meus estimados avós, e aos meus pais pelo apoio incondicional em minhas empreitadas.



## AGRADECIMENTOS

Agradeço aos meus pais por não medirem esforços em minha formação e por me concederem uma educação sólida em valores, pautada na responsabilidade e na dedicação, e por serem ouvintes pacientes e atenciosos. Aos meus avós por serem exemplos de pessoas nos quais me inspiro, e por acreditarem firmemente em meu potencial e por apoiarem minha formação educacional desde a infância.

A minha amada Dani pelo incentivo e estímulo na decisão de ingressar no mestrado, sendo a grande responsável por me impulsionar a realizar este trabalho, bem como por ter me apoiado durante toda a jornada.

Ao Badesc por propiciar o ambiente de estudo e incentivar o desenvolvimento da formação acadêmica. Aos colaboradores do Badesc envolvidos na pesquisa, em especial ao amigo Paulo Rangel Plá pelos ensinamentos, debates enriquecedores, e por se colocar sempre a disposição.

À Universidade Federal de Santa Catarina, instituição responsável por essa qualificação, por propiciar a estrutura necessária à formação acadêmica e estimular o desenvolvimento da pesquisa.

Aos colegas de mestrado, pelo compartilhamento de conhecimentos e que tornaram essa jornada mais suave, em especial, Luís Eduardo Nunes pelo apoio nas mais variadas etapas dessa caminhada.

Aos professores do CPGA/UFSC, principalmente ao meu orientador Marcus Vinicius Andrade de Lima por estar sempre à disposição e ter conduzido a orientação de forma eficiente e com sábios ensinamentos, além da simplicidade e humildade no relacionamento que muito contribuiu para o desenvolvimento deste trabalho.





“Vivemos com o que recebemos, mas marcamos a vida com o que damos.”

(Winston Churchill, 1874-1965)



## RESUMO

Esta pesquisa apresenta a estruturação de um processo de apoio à decisão na análise de crédito para uma agência de fomento. O processo emprega a metodologia multicritério de apoio à decisão, de forma a congrega aspectos quantitativos das informações econômico-financeiras com aspectos qualitativos da avaliação subjetiva do analista. Dessa forma o processo estruturado visa auxiliar o analista de crédito no tocante a determinação da capacidade de pagamento da empresa pleiteante ao considerar a complexidade do problema. Dentre as abordagens multicritério de apoio à decisão adotou-se nesta pesquisa a denominada MCDA (*Multiple Criteria Decision Aid*), sendo essa escolha metodológica explicada ao longo do trabalho, fundamentalmente por assumir a ideia de que resolver um problema é um processo evolutivo de aprendizado, essa abordagem visa desenvolver o conhecimento do decisor sobre o contexto. Os métodos tradicionais de análise de crédito, mais especificamente de previsão de inadimplência, foram testados em uma amostra não probabilística de operações da agência de fomento objeto do estudo de caso. Foram empregados os modelos de Kanitz, 1978; Matias, 1978; Neiva, 2008; e Brito e Assaf Neto 2008, os quais não se mostraram adequados à amostra deste estudo. Buscou-se desenvolver uma função específica, mas os dados da amostra não apresentaram significância estatística. Ficou evidenciada, para o caso em estudo, a necessidade de um processo de apoio à decisão que contemple uma maior gama de aspectos além dos oriundos dos demonstrativos econômico-financeiros. O resultado desta pesquisa foi o desenvolvimento de um novo modelo para auxiliar o processo de apoio à decisão na análise da capacidade de pagamento de empresas pleiteantes em uma Agência de Fomento. Este novo processo foi elaborado com base no MCDA em conjunto com os métodos de Julgamento Semântico e Comparação Par-a-Par com utilização do *software* M-MACBETH.

**Palavras-Chave:** Apoio à decisão. Avaliação com múltiplos critérios. Análise de crédito. Agência de fomento.



## ABSTRACT

This research aim to present the structure of a Decision Aid Process in Credit Analysis built to be used in a Development Agency. By using the multi-criteria methodology of decision support, the research seeks to bring the economic and financial quantitative aspects together with the analyst's subjective evaluation (qualitative) at the time of credit granting. In this way the resulting process aims to help the analyst when determining the customer creditworthiness, considering not only the usual aspects, but also the entrepreneurial complexity. Among the different multi-criteria decision support approaches, this research uses the MCDA method (Multiple Criteria Decision Aid). The methodological choice is explained throughout the study and it's mainly based considering that the resolution of a problem is an evolutionary learning process, developing the knowledge of the analyst on the various aspects involved. The creation of this methodology initially intended to reconcile the multi-criteria approach with traditional methods of credit analysis. The study and application of the Models of Kanitz, 1978; Matias, 1978; Neiva, 2008; and Brito and Assaf Neto 2008 in a non-probabilistic sample showed the need to develop a process of decision aid that includes not only economic and financial factors, but also complex subjective aspects once those methods were not suitable for the purpose of this research. We sought to develop a specific function, but data from the sample were not statistically significant. At the end, the result of this research was the development of a new model to assist the decision aid's process in the analysis of the payment capacity of plaintiffs firms in a Development Agency. This new process was based on MCDA method in conjunction with the methods of Semantic Judgment and Pair to Pair Comparison by using the M-MACBETH software.

**Keywords:** Decision Aid. Multi-criteria decision aid. Credit Analysis. Development Agency.



## LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Fases da MCDA .....	51
Figura 2 - Fluxo das operações de crédito no Badesc .....	57
Figura 3 – Índice de acerto dos modelos .....	72
Figura 4 – Estrutura Hierárquica de Valor .....	89
Figura 5 – Funções de Valor PVF 1.1 Perspectivas do mercado/setor pelo MACBETH .....	97
Figura 6 - Aplicação do método Comparação Par-a-Par para definição das Taxas de Compensação dos Pontos das Áreas de Interesse pelo MACBETH .....	102
Figura 7 - Taxas de Compensação das Áreas de Interesse .....	103
Figura 8 – Taxas de Compensação de cada PVF .....	103
Figura 9 – Taxas de Compensação de cada PVE .....	104
Figura 10 - Taxas de Compensação na árvore de valor.....	104
Figura 11 – Perfil de Impacto Modelo Multicritério (Determinação da Capacidade de Pagamento) .....	107
Figura 12 – Perfil de impacto das empresas submetidas ao modelo ...	108
Figura 13 – Perfil de impacto da empresa A .....	109
Figura 14 – Perfil de impacto da empresa B .....	110
Figura 15 – Perfil de impacto da empresa C .....	110
Figura 16 – Pontuação possível e ponto de corte .....	111





## LISTA DE QUADROS

Quadro 1 – Classificação de porte de empresas .....	59
Quadro 2 – Modelo de Kanitz (1978) aplicado na amostra de empresas inadimplentes .....	64
Quadro 3 – Modelo de Kanitz (1978) aplicado na amostra de empresas adimplentes .....	64
Quadro 4 – Modelo de Matias (1978) aplicado na amostra de empresas inadimplentes .....	66
Quadro 5 – Modelo de Matias (1978) aplicado na amostra de empresas adimplentes .....	66
Quadro 6 – Modelo de Neiva (2008) aplicado na amostra de empresas inadimplentes .....	68
Quadro 7 – Modelo de Neiva (2008) aplicado na amostra de empresas adimplentes .....	68
Quadro 8 – Modelo de Brito e Assaf Neto (2008) aplicado na amostra de empresas inadimplente .....	70
Quadro 9 – Modelo de Brito e Assaf Neto (2008) aplicado na amostra de empresas adimplentes.....	71
Quadro 10 – Resultado comparativo dos modelos .....	72
Quadro 11 – Índices Econômico-Financeiros .....	74
Quadro 12 – Notação das Fórmulas de Cálculo dos Índices .....	75
Quadro 13 – Teste-t para Igualdade de Médias.....	76
Quadro 14 – Empresas e indicadores .....	78
Quadro 15 – Resultados da Regressão .....	79
Quadro 16 – Escore Z e classificação predita (estimada) pelo modelo .	80
Quadro 17 – Matriz de classificação dos resultados .....	81
Quadro 18 – Matriz de classificação da Função (Regressão Logística) .	82
Quadro 19 – Coeficientes da Função por Regressão Logística .....	83
Quadro 20 – Verossimilhança de log -2, Cox & Snell $R^2$ e Nagelkerke $R^2$ .....	83
Quadro 21 – Subsistema de atores .....	87
Quadro 22 – Áreas de Interesse.....	88
Quadro 23 – Estrutura Hierárquica de Valor.....	90
Quadro 24 - Descritor do PVF 1.1 – Perspectivas do mercado/setor ....	92
Quadro 25 - Descritor da AI 4 – Informações Econômico-Financeiras	93
Quadro 26 – Funções de Valor PVF 1.1 Perspectivas do mercado/setor .....	96

Quadro 27 - Matriz de Roberts aplicada para as alternativas das Áreas de Interesse do modelo.....	100
Quadro 28 – Aplicação do método Swing Weights para definição das Taxas de Compensação dos Pontos de Vistas Fundamentais.....	101
Quadro 29 – Modelo Multicritério: Determinação da Capacidade de Pagamento.....	106
Quadro 30 – Pontuação das empresas submetidas ao modelo .....	108

## **LISTA DE ABREVIATURA E SIGLAS**

AI – Áreas de Interesse

MCDA - *Multiple Criteria Decision Aid*

PVF – Ponto de Vista Fundamental

PVE – Ponto de Vista Elementar



## SUMÁRIO

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO</b> .....	<b>25</b>
1.1	CONTEXTUALIZAÇÃO .....	25
1.2	PROBLEMA DE PESQUISA .....	29
1.3	OBJETIVOS .....	29
<b>1.3.1</b>	<b>Geral</b> .....	<b>29</b>
<b>1.3.2</b>	<b>Específicos</b> .....	<b>30</b>
1.4	JUSTIFICATIVA .....	30
<b>2</b>	<b>REFERENCIAL TEÓRICO</b> .....	<b>33</b>
2.1	SISTEMA FINANCEIRO NACIONAL .....	33
2.2	BANCOS DE DESENVOLVIMENTO E AGÊNCIAS DE FOMENTO.....	34
2.3	ANÁLISE DE RISCO DE CRÉDITO .....	36
2.4	INADIMPLÊNCIA .....	38
2.5	ANÁLISE DISCRIMINANTE E REGRESSÃO LOGÍSTICA .....	38
2.6	MODELOS BRASILEIROS DE PREVISÃO DE INADIMPLÊNCIA / INSOLVÊNCIA.....	43
<b>2.6.1</b>	<b>Modelo de Kanitz (1978)</b> .....	<b>43</b>
<b>2.6.2</b>	<b>Modelo de Matias (1978)</b> .....	<b>44</b>
<b>2.6.3</b>	<b>Modelo de Neiva (2008)</b> .....	<b>45</b>
<b>2.6.4</b>	<b>Modelo de Brito e Assaf Neto (2008)</b> .....	<b>45</b>
2.7	METODOLOGIAS MULTICRITÉRIO.....	46
<b>3</b>	<b>METODOLOGIA</b> .....	<b>53</b>
3.1	CARACTERIZAÇÃO DA PESQUISA .....	53
3.2	DESCRIÇÃO DA ORGANIZAÇÃO OBJETO DO ESTUDO DE CASO .....	55
3.3	COMPOSIÇÃO DA AMOSTRA .....	59
<b>4</b>	<b>INFORMAÇÕES CONTÁBEIS E ECONÔMICO-FINANCEIRAS</b> .....	<b>63</b>
4.1	MODELOS DE PREVISÃO DE INADIMPLÊNCIA / INSOLVÊNCIA BRASILEIROS APLICADOS NA AMOSTRA DO BADESC .....	63
<b>4.1.1</b>	<b>Modelo de Kanitz (1978)</b> .....	<b>63</b>
<b>4.1.2</b>	<b>Modelo de Matias (1978)</b> .....	<b>65</b>
<b>4.1.3</b>	<b>Modelo de Neiva (2008)</b> .....	<b>67</b>
<b>4.1.4</b>	<b>Modelo de Brito e Assaf Neto (2008)</b> .....	<b>69</b>
<b>4.1.5</b>	<b>Análise Comparativa dos Modelos</b> .....	<b>71</b>

4.2	DEFINIÇÃO DE FUNÇÃO ESPECÍFICA COM BASE NA AMOSTRA DA PESQUISA.....	73
4.2.1	<b>Seleção das variáveis para estudo .....</b>	<b>74</b>
4.2.2	<b>Função discriminante (análise discriminante).....</b>	<b>77</b>
4.2.3	<b>Regressão Logística .....</b>	<b>81</b>
4.2.4	<b>Análise da função específica baseada na amostra .....</b>	<b>83</b>
5	<b>CONSTRUÇÃO DO MODELO MULTICRITÉRIO.....</b>	<b>85</b>
5.1	Estruturação do Modelo .....	85
5.1.1	<b>Contexto decisório .....</b>	<b>85</b>
5.1.1.1	Atores do processo decisório.....	86
5.1.1.2	Problemáticas de referência.....	87
5.1.2	<b>Definição e estruturação dos fatores-chaves que dão sustentação aos objetivos e preocupações do analista de risco de crédito econômico-financeiro .....</b>	<b>87</b>
5.1.2.1	Construção da Árvore de Pontos de Vista Fundamentais (PVFs) .....	88
5.2	Expressar de forma numérica os fatores-chave considerados pelo analista de risco de crédito econômico-financeiro.....	90
5.2.1	<b>Construção dos Descritores .....</b>	<b>90</b>
5.2.1.1	Estruturação do PVF 1.1 – Perspectivas do Mercado/Setor....	91
5.2.1.2	Estruturação da Área de Interesse 4. Informações Econômico-Financeiras .....	92
5.2.2	<b>Construção das funções de valor.....</b>	<b>94</b>
5.2.2.1	Construção da Função de Valor pelo método Pontuação Direta – PVF 1.1 Perspectivas do mercado/setor .....	96
5.2.2.2	Construção da Função de Valor pelo método Julgamento Semântico – PVF 1.1 Perspectivas do mercado/setor .....	97
5.2.3	<b>Determinação das Taxas de Compensação .....</b>	<b>98</b>
5.2.3.1	Taxas de Compensação pelo método Swing Weights.....	100
5.2.3.2	Taxas de Compensação pelo método Comparação Par-a-Par (Julgamento Semântico – software M-MACBETH).....	101
5.2.4	<b>Modelo Multicritério construído para apoio a decisão do estudo de caso .....</b>	<b>102</b>
5.2.4.1	Avaliação Global.....	105
5.3	<b>AVALIAR OS RESULTADOS E COMPARAR COM PARÂMETROS DE MERCADO.....</b>	<b>106</b>
5.3.1	<b>Definição do Perfil de impacto da ação potencial (aplicação) 107</b>	
5.3.2	<b>Análise da pontuação do modelo multicritério e definição do ponto de corte .....</b>	<b>111</b>
5.3.3	<b>Identificação das ações de aperfeiçoamento.....</b>	<b>112</b>

<b>6</b>	<b>CONSIDERAÇÕES FINAIS.....</b>	<b>115</b>
6.1	CONCLUSÕES E LIMITAÇÕES DA PESQUISA.....	115
6.2	FUTURAS PESQUISAS.....	118
	<b>REFERÊNCIAS .....</b>	<b>121</b>
	<b>APÊNDICE A – TESTE-T PARA IGUALDADE DAS MÉDIAS</b>	<b>131</b>
	<b>APÊNDICE B – MATRIZ DE CORRELAÇÕES.....</b>	<b>139</b>
	<b>APÊNDICE C – QUESTIONÁRIO ABERTO .....</b>	<b>143</b>
	<b>APÊNDICE D – ESTRUTURA HIERÁRQUICA DE VALOR .....</b>	<b>147</b>
	<b>APÊNDICE E – DESCRITORES E RESPECTIVAS ESCALAS DE VALOR (Método Pontuação Direta – Direct rating) .....</b>	<b>149</b>
	<b>APÊNDICE F – DESCRITORES E RESPECTIVAS ESCALAS DE VALOR (Método Julgamento Semântico – M-MACBETH)..</b>	<b>159</b>
	<b>APÊNDICE G – MATRIZ DE ROBERTS.....</b>	<b>165</b>
	<b>APÊNDICE H – TAXAS DE COMPENSAÇÃO CONFORME MÉTODO SWING WEIGTHS.....</b>	<b>167</b>
	<b>APÊNDICE I – TAXAS DE COMPENSAÇÃO CONFORME MÉTODO COMPARAÇÃO PAR-A-PAR (Método Julgamento Semântico – M-MACBETH).....</b>	<b>169</b>





# 1 INTRODUÇÃO

## 1.1 CONTEXTUALIZAÇÃO

O desenvolvimento econômico e social está atrelado em grande parte aos investimentos efetuados nos diversos setores da economia, capazes de gerar emprego e renda. A realização de tais investimentos, tanto produtivos quanto de infraestrutura, demandam na maioria das vezes recursos financeiros oriundos da obtenção de crédito junto a instituições financeiras públicas e privadas. O processo de gerenciamento de risco de crédito de tais instituições evolui na medida em que buscam instrumentos cada vez mais eficazes para subsidiar sua tomada de decisão e gerenciar suas exposições ao risco de crédito. (BRITO; ASSAF NETO; CORRAR, 2009).

A análise de risco de crédito almeja verificar a situação financeira da empresa pleiteante do recurso financeiro no intuito de identificar a possibilidade da tomadora tornar-se inadimplente perante a instituição, ocorrendo o *default* da operação de crédito contratada (SILVA, 2003; ASSAF NETO e LIMA, 2009). Para Fleuriet (1978, p.84) “o objetivo principal de uma análise de crédito é estimar quais são as chances de a empresa reembolsar sua dívida na data do vencimento”.

Os Bancos de Desenvolvimento e as Agências de Fomento possuem como missão fomentar o desenvolvimento econômico e social das unidades da federação onde tenham sede, de forma sustentável, através de financiamentos de médio e longo prazo, apoiando prioritariamente empresas do setor privado (RESOLUÇÃO Nº 394 DO BANCO CENTRAL DO BRASIL). Essas instituições se caracterizaram como um dos principais instrumentos governamentais de fomento ao desenvolvimento, com importante atuação no financiamento da economia em seus diversos setores via concessão de crédito, principalmente à micro, pequenas e médias empresas. Dessa forma a qualidade na análise criteriosa e na concessão de crédito é fundamental para o crescimento das instituições. Atualmente estão em atividade no Brasil quatro Bancos de Desenvolvimento e dezesseis Agências de Fomento (BANCO CENTRAL, 2013).

Os estudos quantitativos de previsão de inadimplência utilizando-se indicadores econômicos e financeiros ganharam impulso na literatura financeira e foram bastante desenvolvidos nos últimos 40 anos. O objetivo desses modelos pode ser visto sob dois enfoques: permitem estabelecer relações estatísticas significativas entre os resultados dos

índices financeiros calculados através das demonstrações contábeis e a insolvência empresarial; e constituem um instrumento capaz de prever o insucesso empresarial, de forma a auxiliar os diferentes usuários no seu processo de decisão (GIMENEZ e URIBE-OPAZO, 2001).

Conforme retrata Neiva (2008) o modelo precursor foi de Altman (1968) desenvolvido nos Estados Unidos, o qual propôs utilizar a análise discriminante multivariada como técnica para previsão de falência de empresas. O estudo foi adaptado no Brasil por Altman, Baydia e Dias (1979) que utilizaram uma amostra composta por 23 empresas com problemas financeiros e 35 empresas aparentemente saudáveis.

Desde então, uma variada gama de estudos (Elizabetsky, 1976; Kanitz, 1978; Matias, 1978; Silva, 1982; Zuge e Chaves Neto, 1999; Gimenes e Uribe-Opazo, 2001; Bertucci, Guimarães e Bressan 2003; Castro Júnior, 2003; Brito e Assaf Neto 2008; Neiva, 2008; Nascimento, Pereira e Hoeltgebaum, 2010; Lins et. al., 2010) foram desenvolvidos no Brasil tendo como temática a construção de modelos e a análise da capacidade preditiva dos indicadores financeiros em prever inadimplência / insolvência de empresas.

Como exposto, os estudos quantitativos de previsão de inadimplência, ainda que seja um assunto contemporâneo e um campo no qual se almeja resultados mais precisos, já foram objeto de inúmeros trabalhos. Ainda que o assunto não esteja próximo de se esgotar, outras abordagens podem agregar aspectos ainda não explorados sobre a temática. As teorias da Metodologia Multicritério reconhecem a necessidade de uma abordagem mais abrangente, que considere múltiplos fatores, contemplando os vários aspectos da organização, relacionados com gestão, vendas, contatos com a clientela, produção, competência, estrutura organizacional, cenário setorial, impacto do projeto, entre outros. (LIMA, 2003; ENSSLIN, MOTIBELLER NETO, NORONHA, 2001). Uma das maneiras de considerar tais aspectos é utilizar uma metodologia multicritério que possibilita contemplar informações quantitativas de caráter contábil e informações qualitativas diversas consideradas importantes pelos agentes envolvidos no processo decisório.

Pesquisadores passaram a examinar problemas financeiros por uma perspectiva mais compreensiva e realista, sobreposta à forma tradicional de abordar problemas de decisão em busca de uma solução ótima para um contexto específico (ZOPOUNIDIS, 1999). Dessa forma, Lima (2003) retrata que, a abordagem multicritério considera que a construção de diversos critérios de avaliação influi positivamente no processo de construção de um modelo para auxiliar a decisão.

O inadimplemento, caracterizado como o atraso no pagamento das obrigações, pode ser causado pela baixa liquidez, sendo considerado como o primeiro sintoma da insolvência, entendida esta última como a situação em que a empresa não possui mais recursos para honrar suas obrigações (FAMÁ e GRAVA, 2000).

Há ausência de consenso em relação à definição dos conceitos de inadimplência e insolvência entre os usuários dos termos. A insolvência caracteriza-se como o não cumprimento dos compromissos financeiros assumidos; e a inadimplência é o atraso de pagamento. O mercado adota critérios não padronizados, de forma que cada empresa utiliza aquele que julga ser mais adequado (MATIAS, DAUBERMANN e RICI, 2009).

Nesta pesquisa, conforme detalhado na seção 3.3, utiliza-se o conceito de Matias, Daubermann e Rici (2009), sendo adotado como critério de inadimplência atraso superior a 60 dias no pagamento das amortizações e juros dos financiamentos contraídos na instituição. Esse critério foi adotado por ser o mesmo utilizado pela agência de fomento como determinante do fim do prazo de cobrança administrativa e início do processo de cobrança judicial.

A pesquisa proposta possui como temática o processo de apoio a decisão, sendo tema central o processo decisório de analistas de risco de crédito de uma agência de fomento que avaliam a capacidade de pagamento de empresas pleiteantes à crédito para aplicação em projetos de investimentos produtivos. A determinação da capacidade de pagamento por parte dos analistas almeja conceder financiamentos a empresas que venham honrar com as obrigações da operação, ou seja, que não se tornem inadimplentes junto à agência de fomento. Dessa forma, o estudo tem por objetivo propor um processo de apoio a decisão baseado na metodologia multicritério para análise de crédito, notadamente em relação à capacidade de pagamento do pleiteante.

Sem abandonar os estudos quantitativos de previsão de inadimplência já realizados, a presente pesquisa buscará contemplar os referidos estudos no processo de apoio a decisão a ser estruturado, efetuando uma análise de modelos brasileiros de previsão de inadimplência aplicados em uma amostra de empresas de uma agência de fomento. Dessa forma, ainda que o foco do trabalho não seja o desenvolvimento de modelo quantitativo de previsão de inadimplência, o assunto será abordado no sentido de contribuir com o processo de apoio a decisão que se pretende estruturar.

Para tanto, uma amostra não probabilística de empresas que possuem ou possuíram operações de crédito junto a uma Agência de

Fomento será submetida a modelos de previsão de inadimplência / insolvência. A amostra utilizada no presente estudo será definida conforme a composição da carteira da instituição de crédito, sendo escolhidas 13 (treze) empresas com contratos firmados entre 01/01/2008 e 12/12/2013 e que apresentaram inadimplência nos compromissos assumidos com a Agência. Na sequência, a amostra foi emparelhada com 13 (treze) empresas que honraram seus compromissos.

Os modelos a serem aplicados na pesquisa correspondem aos mais utilizados no país e com maior destaque acadêmico conforme bibliografia pesquisada. Dentro dessa perspectiva, a amostra total apresenta quatro modelos, sendo que três utilizam a técnica de Análise Discriminante Múltipla (Kanitz, 1978; Matias, 1978; Neiva, 2008) e um a Regressão Logística (Brito e Assaf Neto 2008).

O presente estudo se justifica, sobretudo por ampliar a abordagem dos instrumentos de apoio à decisão de concessão de crédito ao congregar aspectos qualitativos e a complexidade das variáveis que impactam num processo decisório de concessão de crédito com os estudos quantitativos de previsão de inadimplência. Justifica-se ainda, por aplicar os modelos de previsão de inadimplência em uma amostra de empresa preponderantemente de pequeno e médio porte não listadas em bolsa de valores, bem como aplica os modelos no contexto de uma agência de fomento, instituição fomentadora do desenvolvimento econômico e social. Assim sendo, justifica-se pela questão social e possível aperfeiçoamento de técnicas empregadas na instituição em análise ou similares a essa. A presente pesquisa também pretende contribuir com a construção teórica ao aplicar o modelo em amostra com características pouco explorada.

O trabalho está estruturado em seis capítulos, sendo o primeiro esta introdução. No capítulo 2, “Referencial Teórico”, contextualiza-se o Sistema Financeiro Nacional, os Bancos de Desenvolvimento e Agências de Fomento, contemplando ainda exposição teórica acerca de Análise de Risco de Crédito, Inadimplência, Análise Discriminante e Regressão Logística, Modelos Brasileiros de Previsão de Inadimplência / Insolvência e Metodologias Multicritério. O capítulo 3, “Metodologia”, expõe a caracterização da pesquisa, a descrição da organização objeto do estudo e a composição da amostra. Na sequência, o capítulo 4 Informações Contábeis e Econômico-Financeiras apresenta a aplicação de modelos brasileiros de previsão de inadimplência na organização objeto do estudo de caso e o estudo acerca de uma função específica com base na amostra oriunda da organização que poderá, a depender dos resultados obtidos, compor o modelo multicritério. O capítulo 5 é parte

central e objetivo maior do trabalho proposto, qual seja, a construção de um modelo multicritério. O capítulo seguinte, de número 6, aborda as considerações finais. Por fim, são apresentadas as referências, e na sequência os Apêndices.

## 1.2 PROBLEMA DE PESQUISA

As decisões financeiras usualmente são tomadas em um contexto de otimização, utilizando-se de métodos de avaliação que tem como critério medidas quantitativas de eficiência econômica. Tais metodologias monocritério (exclusivamente variáveis quantitativas) não levam em conta a variedade de aspectos relevantes que permeiam os envolvidos em processos decisórios quando estão diante de situações complexas. Essa perspectiva restritiva de otimização estimulou pesquisadores a proporem técnicas que resolvam problemas relativos às decisões financeiras fazendo uso de uma perspectiva mais compreensiva e realista (ZOPOUNIDIS, 1999).

Muitos dos fatores críticos de sucesso da empresa não são facilmente medidos pelo típico sistema quantitativo, como custo e lucro (SHANK E GOVINDARAJAN, 1995). Assim sendo, verifica-se uma crescente orientação para a utilização de instrumentos analíticos baseados numa perspectiva multidimensional, de forma a contemplar os sistemas não-financeiros, uma vez que tanto no domínio da sua administração, quanto nos problemas relativos à avaliação do grau de desempenho das empresas, o processo decisório é, com efeito, função de uma multiplicidade de dimensões. A abordagem multicritério é um conjunto de métodos o qual permite agregar vários critérios de avaliação em ordem de escolha, ordenação, categorias ou descrever um conjunto de alternativas (LIMA, 2003).

Dessa forma, e conforme a contextualização inicial tem-se o problema de pesquisa: Como congregam os aspectos quantitativos das informações contábeis e econômico-financeiras com os aspectos qualitativos da avaliação subjetiva do analista no processo de análise de crédito de uma Agência de Fomento?

## 1.3 OBJETIVOS

### 1.3.1 Geral

Estruturar um processo de apoio à decisão na análise de crédito para uma agência de fomento que congregue aspectos quantitativos das

informações contábeis e econômico-financeiras com aspectos qualitativos da avaliação subjetiva do analista.

### **1.3.2 Específicos**

- a) Selecionar na literatura modelos brasileiros de previsão de inadimplência/insolvência.
- b) Verificar a capacidade preditiva dos modelos de previsão de inadimplência/insolvência selecionados na amostra de operações de uma agência de fomento.
- c) Desenvolver modelo de previsão de inadimplência a partir da amostra da agência de fomento.
- d) Apurar junto aos analistas de crédito aspectos subjetivos de maior impacto no processo de análise.
- e) Estruturar um processo de apoio à decisão na análise de crédito para uma agência de fomento.

### **1.4 JUSTIFICATIVA**

O crescimento e o desenvolvimento econômico são dependentes de investimentos efetuados pelas empresas. Os recursos econômicos são escassos na economia e as organizações constantemente pretendem otimizar sua estrutura de capital equalizando fontes de financiamento e aplicação em seu ativo, de forma que necessitam captar recursos para alavancar seus negócios. As Agências de Fomento, bem como outras instituições do mercado de crédito e financeiro possuem importante função nesse contexto, sendo fonte de recursos para as organizações. A qualidade do crédito concedido passa pela análise da capacidade de pagamento do tomador, a fim de apurar sua capacidade de honrar o compromisso assumido.

A qualidade da análise do crédito e consequentemente da concessão ultrapassa a importância econômica e alcança a dimensão social, tanto pela ótica da tomadora de recursos quanto pela ótica da agência de fomento fonte dos recursos. Para o primeiro, uma acurada análise da viabilidade do crédito permite resguardar a empresa de uma futura inadimplência que coloque em risco a continuidade das atividades da organização e o emprego de uma gama de funcionários e de outras

pessoas que direta ou indiretamente se relacionam com a organização. Para a fonte de recursos, nesse caso a agência de fomento, a qualidade da concessão do crédito permite vida longa para a instituição e manutenção da sua capacidade de estímulo à economia regional.

Ao aplicar a Metodologia Multicritério em uma agência de fomento, a presente pesquisa vai ao encontro dos princípios da administração pública, dentre os quais a impessoalidade e a objetividade de julgamento, auxiliando nas decisões de aplicação dos recursos públicos. O resultado da pesquisa poderá servir de base para as diversas instituições de crédito do país, nas suas mais variadas formas (agências de fomento, bancos de desenvolvimento, cooperativas de crédito, agências de microcrédito, *factorings*, e outros), podendo ser adaptadas à realidade de cada uma.

Ainda que o estudo da solvência / insolvência de organizações seja assunto amplamente difundido, haja vista os modelos de previsão constantes na literatura especializada, os mesmos se restringem a dados quantitativos, não contemplando os aspectos subjetivos que circundam o assunto. O processo almejado por esta pesquisa visa contribuir com o preenchimento desta lacuna. Ressalta-se ainda que os modelos constantes na literatura tiveram por base, como será observado na revisão bibliográfica, amostras compostas por grandes empresas geralmente listadas em bolsa de valores. Dessa forma, será estudada uma amostra pouco explorada, muito em função da dificuldade de acesso aos dados.

A atual análise de operações de crédito na agência de fomento é caracterizada pela utilização de indicadores econômico-financeiros tradicionais, pelos elementos subjetivos serem graduados individualmente por cada analista, pela valoração pessoal e pela carência de uniformidade dos critérios. Pretende-se com essa pesquisa desenvolver um processo de apoio à decisão com maior rigor técnico, metodológico e científico, que congregue informações quantitativas e qualitativas, considerando os aspectos subjetivos de maneira mais homogênea e que reflita uma visão consensual dos analistas envolvidos no contexto decisório.

Diante do exposto, a presente pesquisa justifica-se por almejar conceber um processo que auxilie na análise de crédito e contribua para a melhoria da qualidade do crédito concedido, de forma que o risco de inadimplência por parte do tomador possa ser mitigado de maneira mais objetiva. Ao mesmo tempo, justifica-se no meio acadêmico principalmente por congregar metodologias e aproximar teorias com o objetivo de construir novos conhecimentos.





## 2 REFERENCIAL TEÓRICO

Esta seção irá expor o embasamento teórico para compreensão da análise dos dados, bem como irá contextualizar o tema e a organização objeto do estudo. O referencial teórico foi construído com base em livros, dissertações, artigos acadêmicos, legislação pertinente ao tema, e relatórios e publicações de órgãos governamentais.

### 2.1 SISTEMA FINANCEIRO NACIONAL

No ambiente econômico atuam os chamados agentes econômicos, como as famílias, empresas, governo e outras tantas entidades. Nesse contexto, tais agentes assumem posições orçamentárias, as quais podem ser (1) uma situação de equilíbrio, (2) uma situação superavitária, ou (3) uma situação deficitária. Os agentes econômicos com orçamento deficitário demandam fundos para cobrir seu déficit, enquanto os agentes em posição superavitária são ofertadores de fundos por possuírem renda superior aos seus dispêndios (SILVA, 2003).

Nesse cenário a figura da instituição financeira é de extrema importância, uma vez que se coloca entre os agentes econômicos que possuem disponibilidade de caixa para aplicações e aqueles que necessitam de crédito. A instituição financeira capta recursos no mercado e remunera os investidores pagando juros. Os recursos levantados são destinados a operações de empréstimos junto aos agentes deficitários, cobrando juros dos mesmos. A diferença entre as taxas de juros cobrada dos tomadores e a taxa de juros paga aos aplicadores é denominada *spread*, e deve cobrir todas as despesas e riscos do negócio realizado bem como remunerar a atividade de intermediação financeira (ASSAF NETO e LIMA, 2009).

O desenvolvimento econômico depende da formação de poupança e da disponibilização de fundos para o financiamento de investimentos nos setores produtivos da economia. Diante dessa intermediação e distribuição de recursos financeiros ressalta-se a importância social e econômica do Sistema Financeiro Nacional (SFN), como bem explicitado pela Constituição Federal (1988): “Art. 192. O sistema financeiro nacional, estruturado de forma a promover o desenvolvimento equilibrado do País e a servir aos interesses da coletividade...”.

A lei 4.595/64 estrutura e regula o Sistema Financeiro Nacional, o qual é constituído pelo Conselho Monetário Nacional, pelo Banco Central do Brasil, pelo Banco do Brasil S.A., pelo Banco Nacional de

Desenvolvimento Econômico, e pelas demais instituições financeiras públicas e privadas. O SFN é composto de um subsistema normativo e um subsistema operativo. O primeiro, conforme Silva (2003), regula, estabelece normas de funcionamento e fiscaliza as instituições e os agentes que operam no mercado. Por sua vez, o subsistema operativo é composto pelas instituições financeiras (bancárias e não bancárias) que operam diretamente na intermediação financeira.

No subsistema operativo algumas instituições atuam no mercado financeiro, o qual é composto de quatro grandes segmentos de intermediação financeira: mercado monetário, mercado de crédito, mercado de capitais e mercado cambial. Conforme Megliorini e Silva (2009) o mercado de crédito é o segmento que atende as solicitações de financiamento de bens duráveis dos consumidores e de capital de giro e investimentos em ativos imobilizados de empresas. Atuando nesse segmento, via concessão de crédito, e inseridas no Sistema Financeiro Nacional estão os bancos de desenvolvimento e as agências de fomento.

## 2.2 BANCOS DE DESENVOLVIMENTO E AGÊNCIAS DE FOMENTO

Os Bancos de Desenvolvimento são instituições financeiras públicas que tem como principal objetivo prover recursos para o financiamento de médio e longo prazo de programas e projetos que visem o desenvolvimento econômico e social dos estados da federação onde tenham sede. Essas instituições são constituídas sob a forma de sociedade anônima com sede na capital do estado da federação que detiver seu controle acionário, e apoiam prioritariamente empresas do setor privado (RESOLUÇÃO Nº 394 DO BANCO CENTRAL DO BRASIL).

A Resolução nº 394 do Banco Central em seu regulamento anexo define a competência e disciplina a constituição e o funcionamento dos Bancos de Desenvolvimento. Para atender seu objetivo, tais instituições podem apoiar iniciativas que visem: (a) ampliar a capacidade produtiva da economia, mediante implantação, expansão e/ou realocação de empreendimentos; (b) incentivar a melhoria da produtividade, por meio de reorganização, racionalização, modernização de empresas; (c) assegurar melhor ordenação de setores da economia regional; (d) incrementar a produção rural; (e) promover a incorporação e o desenvolvimento de tecnologia de produção, o aperfeiçoamento gerencial, a formação e o aprimoramento de pessoal técnico.

A mesma Resolução ainda estabelece em seu art. 14 que:

Os Bancos de Desenvolvimento devem efetuar adequada análise técnica, econômica, financeira e jurídica do projeto ou empreendimento a ser beneficiado, como medida preliminar à concessão de apoio financeiro.

Parágrafo único. As análises efetuadas devem evidenciar os seguintes requisitos mínimos:

- a) existência de mercado para os bens e/ou serviços a serem produzidos;
- b) exequibilidade técnica do processo de produção e disponibilidade dos fatores necessários;
- c) rentabilidade operacional do empreendimento;
- d) viabilidade do esquema financeiro e segurança de disponibilidade dos demais recursos;
- e) capacidade de pagamento do beneficiário;
- f) garantias suficientes;
- g) capacidade empresarial do grupo empreendedor;
- h) ficha cadastral satisfatória (BANCO CENTRAL DO BRASIL, Resolução n. 394, de 3 de novembro de 1976, art. 14).

As Agências de Fomento também devem estar sob o controle de Unidade da Federação, e sua constituição deve ser sob a forma de sociedade anônima de capital fechado. Apesar de serem consideradas instituições financeiras, essas entidades não podem captar recursos junto ao público, recorrer ao redesconto, nem ter conta de reserva no Banco Central. Além de recursos próprios, as agências de fomento podem empregar em suas atividades recursos provenientes de: (a) fundos e programas oficiais; (b) orçamentos federal, estaduais e municipais; (c) organismos e instituições financeiras nacionais e internacionais de desenvolvimento; e (d) captação de depósito interfinanceiro vinculado a operações de microfinanças. (RESOLUÇÃO Nº 2828 DO BANCO CENTRAL DO BRASIL).

O objeto social das agências de fomento é a concessão de financiamento de capital fixo e de giro associados a projetos na Unidade da Federação onde tenham sede. O art. 1º, § 1º, inciso II da Resolução nº 2828 do Banco Central, define projeto como “empreendimentos que visem à ampliação ou à manutenção da capacidade produtiva de bens e serviços, previstos em programas de desenvolvimento econômico e social da Unidade da Federação onde tenham sede”.

Conforme o exposto, os bancos de desenvolvimento e as agências de fomento possuem importante função no desenvolvimento econômico e social em suas regiões de atuação, sobretudo via concessão de crédito por meio de financiamento a projetos. Atualmente estão em atividade no Brasil quatro Bancos de Desenvolvimento e dezesseis Agências de Fomento (BANCO CENTRAL, 2013).

### 2.3 ANÁLISE DE RISCO DE CRÉDITO

A função de intermediação financeira executada por entidades integrantes do Sistema Financeiro Nacional é de extrema importância para que outros segmentos da atividade econômica possam atingir seus objetivos. Nesse contexto, os bancos de desenvolvimento e as agências de fomento são colocados em evidência uma vez que seus principais objetivos são fomentar o desenvolvimento econômico e social via financiamento de investimentos produtivos. Tais financiamentos se concretizam via concessão de crédito de médio e longo prazo. Sem a pretensão de aprofundar no assunto, aborda-se na sequência o conceito de análise de crédito.

Dada a relevância das mencionadas instituições financeiras no cenário econômico e também social, as mesmas necessitam constituir carteiras de crédito de boa qualidade, que garantam a liquidez dos negócios e a manutenção da atividade de oferta de crédito. O papel econômico e social é evidenciado por Silva (2003) ao relatar que o crédito possibilita às empresas aumentar seu nível de atividade, executar projetos para os quais não disponha de recursos próprios suficientes, bem como estimular o consumo influenciando a demanda. A qualidade de uma carteira de crédito passa pela qualidade do crédito concedido, que precipuamente advém da análise de risco de crédito do tomador dos recursos e da operação financiada.

O significado de crédito no âmbito de intermediação financeira consiste na entrega de um montante de recursos na forma de empréstimo ou financiamento mediante uma promessa de pagamento em data futura acordada. O risco de crédito consiste na possibilidade do tomador do recurso não cumprir a promessa de pagamento, incorrendo em perdas para a instituição financeira que concedeu o crédito (SILVA, 2003). Os motivos que fazem com que o tomador de crédito não cumpra com sua promessa de pagamento podem estar relacionados ao seu caráter, a fatores externos, a incapacidade técnica e estratégica de gerir o negócio ou a incapacidade de gerar caixa.

Corroborando com o exposto, Assaf Neto e Lima (2009, p. 680) colocam que “a análise de crédito consiste em identificar, através de instrumentos financeiros e estatísticos, a probabilidade de um cliente em pagar o crédito que lhe foi concedido”. Complementam ainda que tem por objetivo verificar a capacidade de pagamento e o limite de crédito que pode ser concedido.

Rodrigues (2011) elenca seis esferas de análise de crédito: análise cadastral, análise de idoneidade, análise financeira, análise de relacionamento, análise patrimonial, e análise de sensibilidade. O autor ainda ressalta que a análise central recai sobre a saúde financeira da empresa tomadora do crédito, e apresenta os indicadores financeiros, extraídos das peças contábeis, mais utilizados pelo mercado, sendo: liquidez, margem, endividamento, ciclo operacional e fluxo de caixa.

Silva (2003) classifica o risco de crédito de uma instituição financeira em quatro grupos: (i) risco do cliente; (ii) risco da operação; (iii) risco de concentração; e (iv) risco da administração do crédito. O risco do cliente é inerente ao tomador dos recursos e é decorrente de suas características. As variáveis relacionadas ao risco do cliente estão contidas nos seguintes grupos de características: caráter (intenção do devedor de cumprir a promessa de pagamento), capacidade (gerenciamento da empresa, visão estratégica), condições (variáveis externas, concorrência, flutuações econômicas, eventos naturais), capital (análise financeira e patrimonial do tomador de recursos), conglomerado (coligações, controles e vínculos com outras organizações) e colateral (garantias das operações) (SILVA, 2003).

No mesmo sentido, Assaf e Lima (2009) mencionam que os cinco C's do crédito (caráter, capacidade, capital, colateral e condições) são as informações mais utilizadas pelos analistas para identificar a capacidade de pagamento do solicitante de crédito. Cabe destacar, que segundo Assaf e Lima (2009) o enfoque tradicional dos cinco C's do crédito foram definidos originalmente por Brigham e Weston (2000).

Ferreira (2005) expõe que a análise de índices e indicadores revelam informações importantes acerca da empresa e mostram condições e tendências difíceis de serem identificadas. Alerta ainda que os índices devem ser interpretados levando-se em consideração toda a gama de fatores que envolvem a empresa, ou seja, fatores geográficos, econômicos, financeiros, mercadológicos, entre outros.

## 2.4 INADIMPLÊNCIA

Por mais criteriosa e detalhada que seja uma análise de crédito, o risco de inadimplemento por parte do devedor não pode ser totalmente eliminado. A palavra inadimplência, segundo Houaiss (2001), apresenta uma única acepção: falta de cumprimento de uma obrigação. “O risco de *default* é considerado risco cliente, pois está associado às características intrínsecas do tomador.” (BRITO; ASSAF NETO; CORRAR, 2009, p. 30).

Rodrigues (2011, p. 151) ressalta que “[...] como tudo é mutável ao longo do tempo, podemos conceder crédito a um excelente cliente hoje e esse mesmo tomador possa se tornar um problema no futuro.”. O próprio Rodrigues (2011) menciona que a inadimplência confirmada, sem expectativa de reversão, é denominada *default*, e apresenta algumas informações que podem ser consideradas como indícios de *default*: (a) demonstrativos financeiros com números ruins; (b) problemas nos ciclos de recebimento de vendas e pagamentos a fornecedores; (c) problemas de ordem estrutural; (d) problemas na política comercial da empresa; (e) problemas legais e/ou gerenciais; (f) histórico de problemas de relacionamento com bancos.

Securato (2002) retrata que o conceito de insolvência, traduzido pelos eventos de concordata e falência, é uniformizado e claramente entendido, entretanto, o conceito de inadimplência está mais atrelado à cultura de crédito de cada instituição, e, portanto, apresenta maior variabilidade. Essa maior variabilidade apontada, diz respeito, sobretudo, ao critério temporal que caracterize o inadimplemento.

Segundo Brito e Assaf Neto (2008, p.19) “cada instituição financeira adota seu próprio conceito de evento de *default*, que está normalmente relacionado ao atraso no pagamento de um compromisso assumido pelo tomador por períodos como 60 ou 90 dias”.

## 2.5 ANÁLISE DISCRIMINANTE E REGRESSÃO LOGÍSTICA

Os estudos quantitativos de previsão de inadimplência, utilizando indicadores econômicos e financeiros, ganharam impulso na literatura financeira e foram bastante desenvolvidos nos últimos 40 anos. O objetivo desses modelos pode ser visto sob dois enfoques: verificar se os dados contábeis possuem capacidade de fornecer informações seguras a respeito da situação econômico-financeira das organizações; e auxiliar a variada gama de usuários no processo de tomada de decisões. Os modelos apuram relações estatísticas significativas entre os resultados

dos índices financeiros calculados através das demonstrações contábeis e a insolvência empresarial, e constituem um instrumento capaz de prever o insucesso empresarial (GIMENEZ e URIBE-OPAZO, 2003).

Para atingir tal objetivo, os modelos utilizam-se da análise histórica de uma série de indicadores contábeis extraídos das peças contábeis de uma amostra de empresas. Essa amostra é dividida geralmente em empresas solventes, aquelas que honraram seus compromissos financeiros no período analisado, e empresas insolventes, abrangendo aquelas que tenham apontado registro de não pagamento.

A utilização dos indicadores contábeis, geralmente os observados nos três últimos exercícios do tomador de crédito, se justifica pelo fato de que a insolvência não é um fenômeno abrupto, e sim, fruto da deterioração econômica e financeira paulatina do cliente em questão. Dessa forma, a degradação da qualidade do crédito pode ser utilizada para a antecipação do *default*, criando duas categorias não métricas de clientes, os prováveis solventes e os prováveis insolventes. (BRITO E ASSAF NETO, 2008).

As técnicas estatísticas mais utilizadas, por suas características, para a elaboração destes modelos são a Análise Discriminante e a Regressão Logística, ambas bastante difundidas em pesquisas teórico-empíricas<sup>1</sup>.

Estas técnicas estatísticas são apropriadas quando a variável dependente é categórica (nominal ou não métrica) e as variáveis independentes são métricas. Em muitos casos, a variável dependente consiste em dois grupos ou classificações, por exemplo, masculino versus feminino ou alto versus baixo. (HAIR Jr et al 2009, p. 224)

A Análise Discriminante múltipla é a técnica multivariada adequada para estudar problemas em que a variável estatística (combinação linear de variáveis com pesos determinados empiricamente) é dicotômica ou multicotômica. A análise discriminante é aplicável em situações nas quais a amostra total pode ser dividida em grupos baseados em uma variável não métrica que caracteriza diversas classes conhecidas. O principal objetivo é entender a diferença de

---

<sup>1</sup>Há outras técnicas que se propõem ao tratamento do mesmo tema, as mais conhecidas são: Séries Temporais de Somas Cumulativas, Análise de Sobrevivência, modelo de Probabilidade Linear, Regressão Múltipla, Redes Neurais e *Multi-group Hierarchical Discrimination*.

grupos e prever a probabilidade de que uma entidade pertencerá a uma classe ou grupo, com base em diversas variáveis independentes métricas. O autor usa como um dos exemplos de aplicação a distinção em “bons e ruins” riscos de crédito (HAIR Jr et al, 2009).

Para Pinheiro et al. (2007) essa característica dicotômica torna a Análise Discriminante uma técnica ideal para a construção de modelos de previsão de inadimplência, cujo objetivo principal é a classificação de um aspirante a crédito em um determinado grupo de: (a) Provável adimplente (solvente); ou (b) Provável inadimplente (insolvente).

Guimarães e Moreira (2008, p. 155) corroboram a ideia de adequação desta técnica para tratamento de risco de crédito em instituições financeiras:

A técnica procura, basicamente, responder se um elemento pertence ou não a uma determinada categoria. Tratando-se da análise de risco de crédito, a análise discriminante, ou especificamente a função discriminante, indicará se uma empresa pertence a um grupo de firmas solventes ou ao conjunto das insolventes.

O valor previsto da função da discriminante é o escore discriminante, o qual é calculado para cada objeto (pessoa, empresa ou produto) na análise (GUIMARÃES e MOREIRA, 2008, p.155).

A adequação da Análise Discriminante é assim explicada:

Uma vantagem da Análise Discriminante reside em reduzir o espaço dimensional das variáveis, pois a técnica envolve a derivação de uma variável, que é a combinação linear de uma ou mais variáveis que melhor discriminam os grupos. Essa discriminação é realizada por meio da atribuição de pesos às variáveis para maximizar a variância entre os grupos sem relação à variância dentro deles. Assim, busca testar se as médias de determinados grupos são iguais, onde o resultado da combinação linear denomina-se função discriminante (PINHEIRO et al. 2007, p. 89).

Em síntese, a técnica consiste em determinar uma variável, fruto da combinação linear de duas ou mais variáveis independentes que melhor discriminarão entre a variável dependente em grupos pré-



estabelecidos. Essa variável estatística é chamada de função discriminante, e sua determinação é similar a da regressão múltipla e tem a seguinte forma<sup>2</sup>:

$$Z = a + W1 .X1 + W2 .X2 + W3 .X3 + \dots + Wn..Xn$$

Onde:

$Z$  = escore discriminante ou categoria

$a$  = intercepto

$Wi$  = peso ou coeficiente discriminante para a variável  $i$ , com  $i = 1, 2, 3, \dots, n$

$Xi$  = variável independente  $i$

A Regressão Logística<sup>3</sup> é basicamente uma regressão múltipla, a diferença consiste no fato de que enquanto na primeira a variável dependente é não métrica, na regressão múltipla esta variável é métrica. Portanto, assim como na análise discriminante, esta forma é especializada na explicação de uma variável categórica binária, e não em uma medida dependente métrica. A Regressão Logística representa dois grupos pré-definidos como uma variável com valores de 0 a 1, sendo que ela foi especificamente elaborada para verificar a probabilidade de um evento ocorrer e pertencer ao grupo codificado como 1. Fundamentalmente, não importa a escolha de codificar discricionariamente uma característica como do grupo 1 ou grupo 0, mas tal escolha é fundamental na hora da interpretação dos resultados (Hair Jr et al, 2009).

Brito e Assaf Neto (2008, p. 24) descrevem de forma concisa o modelo de Regressão Logística:

Na Regressão Logística há uma transformação na variável dependente, que é convertida em uma razão de probabilidades e posteriormente em uma variável de base logarítmica (transformação logística). Devido à natureza não linear dessa transformação, os coeficientes da regressão são estimados pelo método da máxima

---

<sup>2</sup> Explicações detalhadas sobre Análise Discriminante podem ser encontradas em Hair Jr et al (2009), capítulo 5.

<sup>3</sup> Explicações detalhadas sobre Regressão Logística podem ser encontradas em Hair Jr et al (2009), capítulo 5.

verossimilhança. O modelo da regressão logística assume a seguinte relação:

$$\ln\left(\frac{p}{1-p}\right) = b_0 + b_1X_1 + b_2X_2 + \dots + b_kX_k$$

onde “p” é a probabilidade de ocorrer o evento, “1-p” a probabilidade de não ocorrer o evento, “p/(1-p)” a razão de probabilidades, “Xi” as variáveis independentes e “bi” os coeficientes estimados.

Na regressão logística, os coeficientes medem o efeito de alterações nas variáveis independentes sobre o logaritmo natural da razão de probabilidades, chamado de logit. Para avaliar o impacto dos parâmetros sobre a probabilidade de ocorrer o evento, eles devem ser transformados por meio de antilogaritmo. A probabilidade associada à ocorrência do evento de interesse pode ser obtida pela expressão:

$$p = \frac{1}{1 + e^{-(b_0 + b_1X_1 + b_2X_2 + \dots + b_kX_k)}}$$

onde “e” é base dos logaritmos naturais (aproximadamente 2,718) (BRITO e ASSAF NETO, 2008, p. 24).

A escolha em adotar entre uma e outra técnica varia bastante na literatura e várias razões são apontadas pelos autores e pesquisadores ao justificar suas escolhas. Uma das principais diferenças entre os dois modelos é o fato de que a Regressão Logística consegue acomodar todo tipo de variável independente (métrica e não métrica) e que não exige a suposição de normalidade multivariada<sup>4</sup> (HAIR Jr et al2009, MINUSSI, DAMACENA e NESS Jr. 2002).

Porém, particularmente em casos com mais de dois níveis de variáveis dependentes, a Análise Discriminante é a técnica mais apropriada, já que é capaz de lidar com dois ou múltiplos grupos. Já a

---

<sup>4</sup> A normalidade multivariada considera que o efeito conjunto de duas ou mais variáveis seja distribuído normalmente.

Regressão Logística é limitada a apenas dois grupos, salvo formulações alternativas. Para quando as suposições básicas de ambas as técnicas são atendidas, os resultados preditivos e de classificação são semelhantes (HAIR Jr et al, 2009).

Para Brito e Assaf Neto (2008) uma das grandes vantagens da regressão Logística é que seus resultados podem ser interpretados em termos de probabilidade. Essa característica é particularmente importante para o caso de classificação de risco de crédito, já que possibilita que seja medida a probabilidade de *default* de um tomador de recursos.

Ressalta-se que o presente trabalho não tem como objetivo fazer qualquer tipo de comparação entre as duas técnicas.

## 2.6 MODELOS BRASILEIROS DE PREVISÃO DE INADIMPLÊNCIA / INSOLVÊNCIA

O artigo intitulado “*Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy*” de Edwards Altman, publicado em 1968 inaugurou os estudos sobre a capacidade preditiva dos índices de balanços. Concluiu-se ser satisfatória a capacidade de previsão de insolvência dos índices (MATARAZZO, 2010).

Os modelos aplicados na presente pesquisa correspondem aos mais utilizados no país e com maior destaque acadêmico conforme bibliografia pesquisada. Dentro dessa perspectiva, a amostra total apresenta quatro modelos, sendo que três utilizaram a técnica de Análise Discriminante Múltipla (Kanitz 1978, Matias 1978 e Neiva 2008) e um a Regressão Logística (Brito e Assaf Neto, 2008).

### 2.6.1 Modelo de Kanitz (1978)

O trabalho de Kanitz pode ser considerado pioneiro no país (MARIO, 2002). O fator de insolvência pode ser obtido pela função descrita abaixo:

$$\text{Fator de Insolvência} = 0,05X_1 + 1,65X_2 + 3,55X_3 - 1,06X_4 - 0,33X_5$$

Onde:

$X_1$  = (rentabilidade do patrimônio líquido) = lucro líquido/patrimônio líquido;

$X_2 = (\text{índice de liquidez geral}) = (\text{ativo circulante} + \text{realizável a longo prazo}) / (\text{passivo circulante} + \text{exigível a longo prazo});$

$X_3 = (\text{índice de liquidez seca}) = (\text{ativo circulante} - \text{estoques}) / \text{exigível a curto prazo};$

$X_4 = (\text{índice de liquidez corrente}) = \text{ativo circulante} / \text{passivo circulante};$

$X_5 = (\text{grau de endividamento}) = (\text{exigível a curto prazo} + \text{exigível a longo prazo}) / \text{patrimônio líquido}$

O modelo denominado Termômetro da Insolvência não apresenta um ponto crítico, mas sim uma região crítica, definida da seguinte forma:

- resultado inferior a -3: Indicativo de situação de insolvência.

Quanto menor for esse valor, mais próximo da falência estará a empresa.

- resultado entre -3 e 0: região denominada de penumbra e o fator de solvência não indica, necessariamente, se a empresa é solvente ou insolvente.

- resultado Superior a 0: Significa que a empresa encontra-se na área de solvência.

### 2.6.2 Modelo de Matias (1978)

Alberto Borges Matias desenvolveu, em 1978, um modelo de previsão de insolvência, valendo-se também da técnica da análise discriminante (SILVA et al, 2012). A amostra foi composta por 50 empresas solventes e 50 empresas insolventes (MATIAS, 1978).

Segundo Matarazzo (2010), a estrutura básica do modelo de Matias (1978) é constituída da seguinte forma:

$$Z = 23,792X_1 - 8,26X_2 - 9,868X_3 - 0,764X_4 - 0,535X_5 + 9,912X_6$$

Onde:

Z = Total dos pontos obtidos

X1 = Patrimônio líquido/Ativo total

X2 = Financiamento e empréstimos bancários/Ativo circulante

X3 = Fornecedores/Ativo Total

X4 = Ativo Circulante/Passivo circulante

X5 = Lucro operacional/lucro bruto

X6 = Disponível/Ativo total

O ponto crítico nesse modelo é zero, ou seja, abaixo de zero caracteriza insolvência, enquanto acima de zero caracteriza solvência MATARAZZO (2010).

### **2.6.3 Modelo de Neiva (2008)**

João José Ribas Neiva apresentou em sua dissertação de mestrado em 2008 um modelo de risco de crédito baseado na técnica de análise discriminante. A amostra contou com 41 empresas adimplentes e 38 inadimplentes, extraída da população de empresas tomadoras de crédito junto ao BRDE (Banco Regional de Desenvolvimento do Extremo Sul) do estado do Paraná. As empresas selecionadas eram de pequeno, médio e grande porte.

O escore  $Z < 0$  classifica a empresa como inadimplente, enquanto  $Z > 0$  a empresa é classificada como adimplente.

$$Z = - 4,540 + 0,654 \text{ RL/AT} + 0,207 \ln\text{RL} + 0,717 \text{ TES/AT} + 0,300 \text{ LC}$$

Onde:

RL = Receita Líquida

AT = Ativo total

lnRL = logaritmo natural da receita líquida

TES = saldo de tesouraria

LC = Liquidez corrente

Conforme Neiva (2008), no grupo das inadimplentes, 32 das 38 empresas foram classificadas corretamente pelo modelo (84,2% de acerto). Por sua vez, no grupo das adimplentes, 27 das 41 empresas foram corretamente classificadas (65,8% de acerto).

### **2.6.4 Modelo de Brito e Assaf Neto (2008)**

O modelo em questão utilizou-se de uma amostra retirada de uma população de empresas grandes, de capital aberto, não financeira, e com papéis listados na Bolsa de Valores de São Paulo.

Os autores selecionaram 30 empresas consideradas solventes, que foram emparelhadas a 30 empresas insolventes que se apresentaram concordatárias entre os anos de 1994 e 2004.

A técnica utilizada foi a Regressão Logística, e a função matemática do modelo está descrita abaixo:

$$\ln\left(\frac{p}{1-p}\right) = -4,535 - 5,152.X_{12} + 19,069.X_{16} - 13,364.X_{19} - 17,488.X_{22}$$

Sendo:

$$P(\text{Empresa} = \text{Solvente}) = \frac{1}{1 + e^{-g(x)}}$$

As variáveis do modelo são:

X12 = Lucros retidos sobre o ativo (LA + RL) / AT;

X16 = Endividamento financeiro (PCF + ELPF) / AT;

X19 = Capital de giro líquido (AC - PC) / AT;

X22 = Saldo de tesouraria sobre vendas (ACF - PCF) / VL

A previsão do modelo atingiu um índice de acerto de 91,7%, tendo sido classificadas corretamente 55 das 60 empresas da amostra. Do grupo de solventes, 28 empresas foram classificadas corretamente e 2 classificadas erradamente, o que representa uma taxa de acerto de 93,3%. Já no grupo de empresas insolventes, houve 27 classificações corretas e 3 erradas, o que corresponde a uma taxa de acerto de 90% (BRITO e ASSAF NETO, 2008).

## 2.7 METODOLOGIAS MULTICRITÉRIO

A Ciência Contábil e Financeira, historicamente, emprega métodos de avaliação que comportam unicamente critérios quantitativos, geralmente tendo como foco a otimização, via medida quantitativa de eficiência econômica. Ocorre que, mesmo as decisões que envolvam questões contábeis e financeiras, estão inseridas em situações complexas, de forma que as metodologias monocritério apresentam dificuldades de abranger os diversos aspectos considerados relevantes. Visando sanar essa dificuldade, a abordagem do processo de decisão no contexto empresarial passou a incorporar instrumentos analíticos baseados numa perspectiva multidimensional (LIMA, 2003).

Ensslin, Montibeller Neto, Noronha (2001) afirmam que a lógica das metodologias monocritério, a exemplo da programação linear, está

em definir a alternativa que otimiza uma determinada função; e expõem também que o problema de tais metodologias reside no fato de não conseguirem levar em conta diversos aspectos considerados relevantes pelos envolvidos em processos decisórios. Os mesmos autores seguem explicando que apesar de que em métodos monocritério sempre ser possível ordenar ações potenciais, apresentam limitações no que concerne à quantidade de aspectos que podem ser avaliados; e exemplificam que se decisores utilizassem o custo como o único critério para aquisição de carros, todos comprariam o carro mais barato existente no mercado.

Pesquisadores passaram a examinar problemas financeiros por uma perspectiva mais compreensiva e realista, sobreposta à forma tradicional de abordar problemas de decisão em busca de uma solução ótima para um contexto específico (ZOPOUNIDIS, 1999). Dessa forma, Lima (2003) retrata que, a abordagem multicritério considera que a construção de diversos critérios de avaliação influi positivamente no processo de construção de um modelo para auxiliar a decisão.

Nesse sentido, Zopounidis (1999) retrata três razões que motivam a mudança para uma visão multicritério quanto a modelagem de problemas financeiros:

- Ao formular problemas na perspectiva de uma visão ótima, os decisores (analistas financeiros, gerente de portfólio, investidores) consideram poucos problemas, usualmente irrelevantes no mundo real.

- Uma vez que o decisor é um ser humano envolvido no processo decisório, torna-se necessário levar em consideração suas preferências, suas experiências e seus conhecimentos.

- Problemas relacionados com decisões financeiras, tais como a escolha de projetos de investimentos, seleção de portfólio, avaliação de empresas etc., são repletos de fatores impactantes, de forma que parece pouco realista se falar em solução ótima sem levar em consideração uma multiplicidade de critérios.

Para Ensslin, Montibeller Neto, Noronha (2001), de uma forma geral, as metodologias multicritério têm dois objetivos básicos: auxiliar no processo de escolher, ordenar ou classificar as alternativas; e incorporar múltiplos aspectos nesse processo. Os autores esclarecem a distinção entre uma abordagem multicritério que visa Apoio à Decisão com relação a uma abordagem voltada para Tomada de Decisão. A distinção baseia-se no paradigma científico, sendo no primeiro caso utilizado o paradigma construtivista e no segundo caso o paradigma racionalista.

O paradigma racionalista é adotado pela maioria dos pesquisadores de língua inglesa (também denominada Escola Americana) sendo tal abordagem denominada MCDM (*Multiple Criteria Decision Making*). Por sua vez, o paradigma construtivista é denominado Escola Européia pela preponderância de sua utilização nesses países, abordagem denominada MCDA (*Multiple Criteria Decision Aid*) (LIMA 2003; ENSSLIN, MONTIBELLER NETO, NORONHA, 2001; GOMES, GOMES, ALMEIDA, 2002).

Conforme explana Lima (2003), a abordagem MCDM busca desenvolver um modelo matemático que permita descobrir uma solução que se acredita ótima no contexto, independente dos atores envolvidos no processo de decisão. O propósito dessa abordagem é a busca da melhor solução, de verdades objetivas via modelos que representam uma simplificação da realidade.

A abordagem MCDM restringe o envolvimento dos atores do processo de decisão, não existindo a preocupação de que o decisor compreenda seu problema, mas apenas de que exponha suas preferências (LIMA, 2003; GOMES, GOMES, ALMEIDA, 2002). Nesse sentido, Ensslin, Montibeller Neto, Noronha (2001) retratam que dois grandes problemas surgem ao não envolver os tomadores de decisão no processo de construção do modelo: não se leva em consideração os objetivos e aspirações do tomador de decisão; e não há um processo de legitimação do modelo, criando assim resistências à implantação das soluções.

A abordagem da Escola Europeia, a MCDA, permite o envolvimento dos atores do processo de decisão durante as fases do processo pretendendo desenvolver neles a compreensão do problema, e também levar em conta seus aspectos subjetivos. O objetivo não é encontrar a solução ótima, mas desenvolver um conjunto de condições e meios que sirvam de base para as decisões, sendo uma ferramenta onde diversos critérios, geralmente conflitantes, são levados em consideração em um dado contexto (LIMA 2003; ENSSLIN, MONTIBELLER NETO, NORONHA, 2001; GOMES, GOMES, ALMEIDA, 2002).

Os paradigmas e as abordagens guardam relação com as visões *hard* e *soft* da Pesquisa Operacional. O ambiente econômico estável dos primeiros anos da Pesquisa Operacional (década de 1940 a 1960) conduziu a uma visão focada em problemas matemáticos com soluções amparadas na noção do “ótimo”, modelos os quais, atendiam as situações e ao ambiente existente à época. Foi atribuída à essa visão a qualidade de *hard*. As fronteiras da pesquisa operacional foram expandidas por alguns pesquisadores a partir dos anos 1970, culminando



com a visão *soft*. Essa visão incorpora conhecimentos das ciências sociais no sentido de que a tomada de decisão é um processo social que envolve pessoas e grupos de influências com relações de poder entre si (ANGELONI, MUSSI e DUTRA, 2008).

Nesse mesmo sentido, Gomes, Gomes e Almeida (2002) retratam que o principal ingrediente das metodologias *soft* é o comportamento humano. Complementam ainda, que a pesquisa operacional *soft* é composta de uma geração de métodos e metodologias elaborados para um ambiente coberto por complexidade, conflitos e situações não determinísticas (incerteza, imprecisão e situações dúbias). Os mencionados autores seguem afirmando que o Apoio Multicritério à Decisão tem por princípio estabelecer uma relação de preferências (subjetivas) entre as alternativas que estão sendo avaliadas sob a influência de vários critérios.

A abordagem multicritério tem como característica considerar que:

- a) processos decisórios são complexos e neles existem vários atores envolvidos que definem os aspectos relevantes do processo de decisão;
- b) cada ator tem a sua subjetividade (juízo de valores);
- c) reconhece os limites da objetividade e considera as subjetividades dos atores;
- d) tem como pressuposto que o problema não está claramente definido nem bem estruturado (GOMES, GOMES e ALMEIDA 2002, p.70-71).

Angeloni, Mussi e Dutra (2008) elencam três aspectos que caracterizam a distinção entre as correntes MCDM e MCDA: (i) postura quanto ao reconhecimento, ou não, dos limites da objetividade nos processos decisórios; (ii) atitude do facilitador na condução do processo; e (iii) enfoque para o qual o processo é encaminhado.

A corrente europeia, conforme destacado por Angeloni, Mussi e Dutra (2008, p. 246) consegue:

- (i) abordar diferentes tipos de informações, como quantitativas, qualitativas e verbais;
- (ii) capturar e apresentar, explicitamente, os objetivos dos decisores;
- (iii) “induzir” os decisores a refletir sobre seus objetivos, suas prioridades e preferências; e
- (iv) desenvolver um conjunto de condições e meios que sirvam de base para as

decisões, em função daquilo que o decisor acredita ser o mais adequado.

A partir do MCDA tradicional surge uma ramificação, o MCDA-C (Metodologia Multicritério de Apoio à Decisão Construtivista), para apoiar decisores em contexto com as seguintes características expostas por Ensslin et al. (2010):

- complexos: envolvem múltiplas variáveis qualitativas e quantitativas, parcialmente ou não explicitadas;
- conflituosos: envolvem múltiplos atores com interesses não necessariamente alinhados e/ou com preocupações distintas do decisor;
- incertos: requerem o conhecimento de informações qualitativas e quantitativas que os decisores reconhecem não saber quais são, mas desejam este conhecimento.

Ensslin et al. (2013) relatam que a metodologia MCDA-C tem como sua principal vocação o processo de desenvolver o conhecimento do decisor sobre o contexto, os autores ainda retratam que conforme proposto por Roy (1996, 2005), Bana e Costa (1993), Keeney (1992), Landry (1995), Zimmermann (2000), Ensslin, Dutra e Ensslin (2000), Shenhar (2001) a metodologia MCDA-C reconhece os limites da objetividade e, por meio do emprego de instrumentos como entrevistas abertas, *brainstorming* não estruturados, grafos, mapas de relação meio-fim, modelo de otimização entre outros, a operacionaliza.

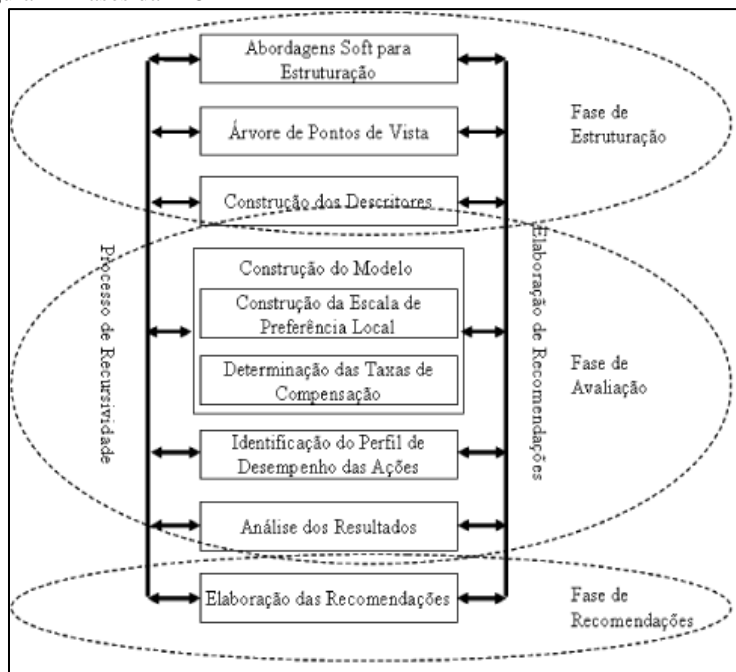
Conforme Roy (2005) os pesquisadores em MCDA são classificados em dois grupos: os que assumem um posicionamento racionalista e aqueles que adotam o construtivismo como lógica de investigação. Os trabalhos de Roy (1996) e Landry (1995) definiram os limites da objetividade para os processos de apoio a decisão, e os trabalhos de Skinner (1986) e de Keeney (1992) reconheceram que os atributos são específicos ao decisor em cada contexto. Na visão de Bortoluzzi et al (2013) as bases científicas da metodologia MCDA-C surgiram com os mencionados estudos.

Para Ensslin et al (2010), MCDA tradicional e MCDA-C apresentam lógicas de pesquisa distintas. Na primeira prevalece a racionalista dedutiva, enquanto que a MCDA-C utiliza-se uma lógica de pesquisa construtivista mista (indutiva e dedutiva). Segundo os autores, a principal diferença reside no fato de a MCDA tradicional restringir o apoio à decisão em duas etapas: (i) da formulação e (ii) da avaliação para selecionar a melhor alternativa. Por sua vez, a MCDA-C compõe-se de três fases principais: (i) estruturação, (ii) avaliação, e (iii)

recomendações (BORTOLUZZI et al, 2013; ANGELONI, MUSSI e DUTRA, 2008).

Para exemplificar estruturalmente o exposto apresenta-se a Figura 1, a qual destaca as principais fases de um processo decisório sob a ótica multicritério de apoio à decisão construtivista.

Figura 1 - Fases da MCDA



Fonte: Ensslin, Dutra e Ensslin (2000).

Conforme demonstrado na Figura 1:

O processo de desenvolvimento do conhecimento do decisor é realizado na metodologia MCDA-C em forma sistêmica e sistemática em três grupos de atividades: Estruturação, Avaliação e Recomendações (ENSSLIN et al 2013, p. 30).

A Fase de Estruturação se insere no processo com o objetivo de construir uma estrutura consensualmente aceita pelos atores, e contribui ao identificar, organizar e mensurar ordinalmente as preocupações que o

decisor considera necessárias e suficientes para a avaliação do contexto. Na fase de avaliação, o processo segue uma conduta de interação, construção e aprendizagem com o desenvolvimento de um modelo para avaliação das ações, segundo os juízos de valor dos atores. Essa fase é utilizada como um instrumento para melhorar o entendimento ao construir escalas cardinais e taxas de substituição para representar suas preferências locais e globais. Por fim, na Fase de Recomendações, há continuidade do processo de expansão de entendimento do contexto uma vez que se busca compreender as consequências das possíveis decisões nos critérios representativos das dimensões consideradas relevantes. Essa fase pretende fornecer subsídios aos decisores, através de ferramentas (conceitos, modelos e procedimentos), para que tenham condições de analisar e escolher qual a estratégia mais adequada a ser adotada em cada cenário em estudo. (LIMA 2003; ANGELONI, DUTRA e MUSSI, 2008; ENSSLIN et al 2010; ENSSLIN et al 2013).

Ensslin et al. (2013) ressaltam que tendo vista as diferenças teóricas e práticas dos métodos MCDA tradicionais em suas mais diversas denominações (MCDA, AHP, MAUT, MAVT, SMART, etc.), a metodologia proposta foi denominada MCDA-C. Cabe ressaltar que para maior aprofundamento acerca da metodologia multicritério de apoio à decisão construtivista poderá ser consultado o trabalho de Roy (1996); Dutra (1998); e Ensslin, Montibeller Neto e Noronha (2001).

### 3 METODOLOGIA

Abordado o referencial teórico que serve de base conceitual para desenvolvimento e compreensão do presente estudo, prossegue-se com a definição dos procedimentos metodológicos e caracterização da amostra objeto da pesquisa.

#### 3.1 CARACTERIZAÇÃO DA PESQUISA

Conforme retratado por Godoy (1995) a pesquisa nas Ciências Sociais tem sido marcada por estudos que valorizam a utilização de métodos quantitativos na descrição e explicação de fenômenos de seu interesse. A metodologia qualitativa, por sua vez, propõe uma investigação mais abrangente para a descoberta e compreensão do que permeia os contextos organizacionais e sociais, além de, geralmente, não procurar enumerar ou medir eventos e não utilizar um instrumental estatístico de análise (NEVES, 1996).

O método de pesquisa utilizado será quali-quantitativo, com predominância qualitativa. A escolha recaiu sobre este procedimento tendo em vista a necessidade de tornar mais explícito os fatores e critérios de maior impacto e relevância na decisão de analista de risco de crédito de uma agência de fomento. A pesquisa é complementada por métodos quantitativos, pois o arcabouço de interpretação utilizado pelo pesquisador, que serve como referencial na pesquisa qualitativa, serve também como base para estabelecimento de caminhos para pesquisa quantitativa (NEVES, 1995). Quantitativa também em função da aplicação de modelos de previsão de insolvência nos elementos da amostra com o objetivo de verificar o de maior assertividade. A proposta é viável, na medida em que os enfoques qualitativo e quantitativo podem ser claramente distinguidos, mas não guardam necessariamente relação de oposição (POPE & MAYS, 1995).

A presente pesquisa também possui características do método comparativo, essencialmente na análise da amostra, uma vez que, conforme Marconi e Lakatos (2010), tal método verifica semelhanças e diferenças entre tipos de grupos efetuando comparações, com a finalidade de verificar similaridades e explicar divergências.

O presente estudo descreve o comportamento de fenômenos e estuda suas variáveis sem manipulá-las. A pesquisa descritiva constata e avalia relações à medida que variáveis se manifestam em fatos, situações e em condições já existentes (KOCHE, 1997). O trabalho será desenvolvido através de estudo de caso, uma vez que a pesquisa focará

no entendimento da dinâmica de um único ambiente. Castro (2006, p.134) diz que “mesmo no estudo de caso, o interesse primeiro não é pelo caso em si, mas pelo que ele sugere a respeito do todo”. Quanto a natureza do trabalho, caracteriza-se como prático, por meio de um estudo de caso. Uma pesquisa prática como a do estudo de caso surge da necessidade de se compreenderem fenômenos sociais complexos, dentro do seu contexto de vida real (YIN, 2005).

Como modalidade de pesquisa, o estudo de caso visa à investigação de um caso específico delimitado e contextualizado em tempo e lugar para a busca de informações (VENTURA, 2007). Optou-se por esse delineamento da pesquisa, considerando que a análise de operações de crédito é um fenômeno complexo, pois envolve diversos atores envolvidos (empresas beneficiárias, instituição financeira, sociedade, mercado, analista), com interesses e objetivos distintos. Lembra-se que o objetivo de um estudo de caso não é a construção de conhecimento generalizado sobre o assunto em questão, mas, sim, compreender a realidade do contexto avaliado.

Para desenvolvimento da pesquisa serão utilizados dados primários e dados secundários. No tocante a coleta de dados e instrumentos para sua efetivação, estes serão coletados via análise documental, e aqueles mediante questionário aberto (RICHARDSON, 2008). Os principais documentos a serem examinados são as peças contábeis dos elementos da amostra, enquanto o questionário aberto será realizado com analistas de risco de crédito da instituição objeto do estudo de caso.

Será analisada uma amostra intencional não probabilística, à luz dos modelos de previsão de insolvência brasileiros (Kanitz 1978; Matias 1978; Neiva 2008; Brito e Assaf Neto 2008), de casos de inadimplência e de sucesso em financiamentos concedidos às empresas de diversos setores e portes por uma agência de fomento no período de 2008 a 2013. Nesta etapa prevalecerá a lógica dedutiva, que aborda, conforme Castro (2006), a realidade partindo de postulados universais, leis, teorias, para somente depois aplicar em casos particulares. Nesse momento, a pesquisa é pautada em uma postura positiva, abordando a teoria de forma sistêmica e investigando a aplicação de modelo teórico com orientação descritiva. A filosofia de pesquisa positivista concede maior ênfase às condições lógicas do enunciado e menor atenção ao estado subjetivo do indivíduo, primando pela objetividade (DEMO, 1983).

Uma vez que a presente pesquisa tem por objetivo estruturar um processo de apoio à decisão na análise de crédito, tratando-se, portanto de um contexto complexo, com interesses conflitantes e onde os atores

envolvidos não estavam seguros a respeito do que deve ser tido em conta, será utilizada a metodologia MCDA como instrumento de intervenção. A aplicação da referida metodologia contemplará as etapas de Estruturação, Avaliação e Recomendações. O trabalho, na forma de estudo de caso, terá uma abordagem quali-quantitativa, e uma lógica de pesquisa mista, indutiva nas etapas de estruturação e recomendações e dedutiva na etapa de avaliação (ENSSLIN et al, 2010; ENSSLINS et al, 2013).

Delineado o perfil da pesquisa, faz-se necessário, agora, caracterizar a composição da amostra e determinar como os dados serão coletados e trabalhados. Dentro desta ótica, duas foram as técnicas de coleta de dados preferidas: a análise documental e o questionário aberto (APÊNDICE C).

É salutar enfatizar que não há o melhor caminho para definir os pressupostos metodológicos de pesquisa, entretanto, é possível formalizar e justificar as escolhas, cujo propósito é desenvolver a pesquisa científica da maneira mais adequada aos objetivos pretendidos.

### 3.2 DESCRIÇÃO DA ORGANIZAÇÃO OBJETO DO ESTUDO DE CASO

O estudo de caso da presente pesquisa será desenvolvido na Agência de Fomento do Estado de Santa Catarina S.A. – BADESC, organização a partir da qual será determinada a amostra e coletado seus respectivos dados secundários, bem como coletado os dados primários via interação com os atores envolvidos no processo em estudo.

A Agência de Fomento do Estado de Santa Catarina S.A. – BADESC, inicialmente sob a forma de Banco de Desenvolvimento, foi criada pela Lei nº 4.950, de 11 de novembro de 1973, e instalado oficialmente em 1º de agosto de 1975, constituído na forma de sociedade anônima de economia mista. A partir da Lei nº 10.912, de 15 de setembro de 1998, a entidade foi transformado em Agência de Fomento nos termos da Resolução 2828/98 do Banco Central.

Art. 4º A Agência de Desenvolvimento do Estado de Santa Catarina S.A. será organizada sob a forma de sociedade anônima de capital fechado e terá atribuições relacionadas à execução da política estadual de desenvolvimento econômico e ao fomento das atividades produtivas através de operações de crédito com recursos próprios, do

tesouro estadual e dos fundos institucionais, bem como por aqueles oriundos de repasses de agências financeiras nacionais e internacionais (LEI Nº 10.912 de 15 DE SETEMBRO DE 1998).

Conforme Badesc (2012, p.7) a missão da instituição é “fomentar o desenvolvimento econômico e social de Santa Catarina, de forma sustentável, através de financiamentos de médio e longo prazo”. Independente da denominação e constituição jurídica, o Badesc se caracteriza como um dos principais instrumentos governamentais de fomento ao desenvolvimento do estado de Santa Catarina. Sua atuação se concretiza através das seguintes ações:

- I - a realização dos estudos setoriais e regionais necessários ao estabelecimento de ações que visem o desenvolvimento integrado do Estado de Santa Catarina;
- II - o desenvolvimento de programas de investimentos destinados à captação de recursos de agências nacionais e internacionais de desenvolvimento;
- III - a realização de projetos especiais destinados à atração de investimentos ao Estado;
- IV - o desenvolvimento de diagnósticos específicos para oferecer a investidores potenciais;
- V - financiamentos de projetos de implantação e/ou melhoria de atividades agropecuárias, industriais e de serviços;
- VI - agenciamento do Programa de Desenvolvimento da Empresa Catarinense - PRODEC.
- VII - financiamento de obras e serviços de infra-estrutura urbana e de apoio ao meio rural, de responsabilidade do Estado e prefeituras municipais;
- VIII - financiamento de estudos e diagnósticos para implantação de complexos industriais;
- IX - financiamento de estudos, projetos e diagnósticos para execução de obras e serviços de responsabilidade do setor público;
- X - financiamento de planos diretores físico-territoriais municipais e regionais;



- XI - financiamentos de reformas administrativas e cadastros imobiliário-fiscais aos municípios;
- XII - formação de fundos específicos para atender a setores priorizados pelo governo, em especial às micro e pequenas empresas;
- XIII - gerenciamento de fundos estaduais (ESTATUTO SOCIAL BADESC, 2011, p. 2-3).

As operações de crédito ativas totalizaram em dezembro de 2013, R\$ 754 milhões. A maior parcela dessa carteira de crédito (64%) corresponde a operações com o setor privado, enquanto a outra parcela (36%) diz respeito a operações junto ao setor público. O ativo total perfaz R\$ 899 milhões e seu patrimônio líquido R\$ 479,7 milhões (RELATÓRIO DA ADMINISTRAÇÃO BADESC, 2013).

Atualmente, o Badesc possui seis Gerências Regionais de Negócios, situadas nos municípios de Florianópolis, Blumenau, Joinville, Lages, Chapecó e Criciúma, responsáveis pela captação de negócios e atendimento direto ao público. A Diretoria de Operações é composta por três gerências: Gerência de Operações Especiais, Gerência de Operações Públicas e Gerência de Operações Privadas, as quais são responsáveis pela análise técnica dos projetos de financiamento pleiteados junto à instituição. Após a análise técnica, o projeto é apreciado pelo Comitê de Crédito e pela Diretoria Colegiada, sendo este último, o órgão máximo de deliberação. A Figura 2 ilustra o fluxo das operações de crédito no Badesc.

Figura 2 - Fluxo das operações de crédito no Badesc



Fonte: elaborado pelo autor

Análise da operação é efetuada por uma equipe multidisciplinar, composta por analistas jurídicos, analistas de engenharia e analistas de risco de crédito. Após a análise de cada especialidade no tocante ao que lhe é pertinente, a equipe multidisciplinar elabora um relatório com a

opinião favorável ou desfavorável à concessão do crédito. Os analistas de risco de crédito são responsáveis pela análise econômico-financeira das empresas pleiteantes ao crédito, analisando a capacidade de pagamento.

Até o presente momento, a análise econômico-financeira das operações de crédito, faz uso quase que exclusivo de indicadores tradicionais, como lucratividade, endividamento, liquidez, ciclo operacional e fluxo de caixa, para determinação da capacidade de pagamento do pleiteante ao crédito. Essa análise é efetuada pelos analistas de risco de crédito que auferem a capacidade de pagamento e verificam o atendimento dos normativos internos e dos respectivos programas/linhas de financiamento.

Ainda que existam normas e parâmetros a serem observados, a análise auferida pelos analistas possui consideráveis elementos subjetivos graduados de forma individual por cada um, conforme a valoração pessoal. Esse cenário configura falta de uniformidade nos critérios considerados relevantes por cada analista, bem como no ordenamento e peso de cada elemento para a conclusão a cerca da capacidade de pagamento do pleiteante do crédito.

Frente esse cenário tem-se como objetivo estabelecer um processo que incorpore maior rigor técnico e metodológico capaz de conferir maior segurança na determinação da capacidade de pagamento. Pretende-se com a presente pesquisa desenvolver um processo de apoio à decisão que seja capaz de congrega informações de cunho qualitativa e quantitativa, incorporando aspectos subjetivos de maneira mais objetiva e uniforme que reflitam uma visão consensual dos decisores. Sendo este o intuito, optou-se pela escolha da Metodologia de Apoio à Decisão Multicritério (MCDA) combinada com o estudo de modelo de previsão de inadimplência junto a amostra pesquisada.

A MCDA mostra-se adequada por permitir o envolvimento dos atores do processo de decisão durante as fases do processo de apoio à decisão, sendo que os atores aprendem juntos sobre o problema enfocado, além de permitir levar em conta os aspectos subjetivos do grupo de decisores; de forma que leva o grupo a um crescente nível de conhecimento e domínio a respeito da situação (GOMES, GOMES e ALMEIDA, 2002; ANGELONI, MUSSI e DUTRA, 2008; LIMA, 2003; ENSSLIN, MONTIBELLER NETO e NORONHA, 2001).

### 3.3 COMPOSIÇÃO DA AMOSTRA

A amostra utilizada no presente estudo, que perfaz um total de 26 empresas (13 adimplentes, e 13 inadimplentes), foi selecionada conforme a composição da carteira do BADESC. Inicialmente foram selecionadas 13 (treze) empresas com contratos firmados entre 01/01/2008 e 31/12/2013 e que apresentaram inadimplência nos compromissos assumidos com a Agência. Estas empresas, atuantes nos setores comercial e industrial, representam uma amostra dos principais setores da economia catarinense e pertencem aos ramos têxtil, frigorífico, metal-mecânico, construção civil, laticínios e comércio varejista e atacadista. Com relação ao porte, foi adotada a mesma metodologia da instituição, exposta abaixo no Quadro 1, constante na Resolução Interna nº 05/2011, de 06/05 de 2011.

Quadro 1 – Classificação de porte de empresas

Porte	ROB* superior a	ROB inferior ou igual a
Microempresa		R\$ 2 400 000,00
Empresa de pequeno porte	R\$ 2 400 000,00	R\$ 16 000 000,00
Empresa de médio porte	R\$ 16 000 000,00	R\$ 90 000 000,00
Empresa médio/grande porte	R\$ 90 000 000,00	R\$ 300 000 000,00
Empresa de grande porte	R\$ 300 000 000,00	

\* ROB = Receita Operacional Bruta

Fonte: BADESC, Resolução Interna 05/2011.

Para maior elucidação quanto a seleção da amostra registra-se: (i) o período selecionado para extração da amostra (a partir de Janeiro/2008) justifica-se pelo fato de que até essa data a grande maioria das operações de crédito eram analisadas por empresas externas de consultoria, mediante contrato de prestação de serviços terceirizado, e portanto não reflete a atual estrutura da área de operações da agência. O ponto de corte em Dezembro/2013 é justificado pelo fato das operações contratadas no ano de 2014 ainda serem recentes, não tendo todo o montante de recurso liberado ou estando ainda no período de carência, sendo inoportuno contemplá-las na amostra por não se ter histórico suficiente quanto a regularidade dos pagamentos; (ii) o primeiro filtro de ordem temporal, culminou em 594 operações (salienta-se que um cliente pode possuir mais de uma operação); (iii) aplicou-se o segundo filtro, qual seja, o porte da empresa segundo sua Receita Operacional Bruta. Excluiu-se da amostra as Microempresas e as Pessoas Físicas (profissionais liberais e pequenos produtores rural) por possuírem fluxo

diferenciado de análise e suas peças contábeis, a princípio, apresentarem maiores inconsistências sendo menos fidedignas; (iv) o terceiro filtro aplicado foi quanto ao programa/linha de financiamento, sendo excluída da amostra as operações cujo programa/linha de financiamento são exclusivas para microempresas, profissionais liberais e setor público (prefeituras); (v) após o estabelecimentos dos filtros mencionados, obteve-se um grupo de 22 operações de crédito inadimplentes, que se referem à 13 empresas; (vi) na sequência, a amostra foi emparelhada com 13 empresas que honraram seus compromissos obedecendo as mesmas características setoriais, de porte e o ano de contratação. Dentre as operações das empresas selecionadas para amostra, há operações ainda vigentes e operações já liquidadas. Registra-se que visando resguardar o sigilo das informações, as empresas componentes da amostra não serem identificadas em nenhum momento do presente estudo.

Outro aspecto metodológico a ser salientado é com referência ao ponto de corte adotado para que se caracterizasse a inadimplência das empresas utilizadas na amostra. O inadimplemento, caracterizado como o atraso no pagamento das obrigações, pode ser causado pela baixa liquidez, sendo considerado como o primeiro sintoma da insolvência, entendida esta última como a situação em que a empresa não possui mais recursos para honrar suas obrigações (FAMÁ e GRAVA, 2000).

Conforme retratado por Matias, Daubermann e Rici (2009) há ausência de consenso em relação à definição dos conceitos de inadimplência e insolvência entre os usuários dos termos. Ainda segundo os autores, o mercado adota critérios não padronizados, de forma que cada empresa segue critérios que julga serem mais adequados. Para Matias, Daubermann e Rici (2009) a insolvência caracteriza-se como o não cumprimento dos compromissos financeiros assumidos; e a inadimplência é o atraso de pagamento.

Nesta pesquisa utiliza-se o conceito de Matias, Daubermann e Rici (2009), sendo adotado como critério de inadimplência atraso superior a 60 dias no pagamento das obrigações contratuais. Esse critério foi adotado por ser o mesmo utilizado pelo BADESC como determinante do fim do prazo de cobrança administrativa e início do processo de cobrança judicial.

Devido às variadas dimensões dadas aos binômios adimplência / inadimplência e solvência / insolvência por diferentes autores, o presente trabalho optou por uniformizá-los considerando que uma empresa solvente é provavelmente adimplente, e, como não poderia deixar de ser, que uma empresa insolvente usualmente é inadimplente.

A amostra constituída de 26 empresas com atuação no mercado catarinense será analisada a luz dos modelos de previsão de inadimplência / insolvência brasileiros (Kanitz 1978; Matias 1978; Neiva 2008; Brito e Assaf Neto 2008) apresentados no referencial teórico no intuito de verificar o nível de assertividade de cada um, e, a adequação ou não do modelo para compor o processo de apoio à decisão na análise de crédito que se pretende desenvolver.



## 4 INFORMAÇÕES CONTÁBEIS E ECONÔMICO-FINANCEIRAS

### 4.1 MODELOS DE PREVISÃO DE INADIMPLÊNCIA / INSOLVÊNCIA BRASILEIROS APLICADOS NA AMOSTRA DO BADESC

Na sequência será apresentado o resultado obtido da aplicação de cada um dos modelos apresentados na revisão teórica. Em função do sigilo, as empresas que compõe a amostra não serão identificadas, sendo adotados os seguintes procedimentos: (i) as treze empresas inadimplentes serão denominada através da designação alfabética In acompanhada de numeração sequencial, da seguinte forma: In1, In2, In3, ..., In13; (ii) as treze empresas adimplentes pertencentes à amostra serão denominadas através da designação alfabética Ad acompanhada de numeração sequencial, da seguinte forma: Ad1, Ad2, Ad3, ..., Ad13.

A análise de cada modelo se dará de forma individualizada, acompanhada de quadro com o valor dos indicadores do modelo referente a cada empresa da amostra. Após a análise segregada de cada modelo, far-se-á uma análise comparativa dos modelos em relação à amostra pesquisada.

#### 4.1.1 Modelo de Kanitz (1978)

Segue os resultados obtidos ao se aplicar o modelo de Kanitz (1978) na amostra da pesquisa. Vale lembrar as variáveis independentes do modelo:

$$\text{Fator de Insolvência} = 0,05X1 + 1,65X2 + 3,55X3 - 1,06X4 - 0,33X5$$

Onde:

$X1$  = (rentabilidade do patrimônio líquido) = lucro líquido / patrimônio líquido;

$X2$  = (índice de liquidez geral) = (ativo circulante + realizável a longo prazo) / (passivo circulante + exigível a longo prazo);

$X3$  = (índice de liquidez seca) = (ativo circulante – estoques) / exigível a curto prazo;

$X4$  = (índice de liquidez corrente) = ativo circulante / passivo circulante;

$X5 = (\text{grau de endividamento}) = (\text{exigível a curto prazo} + \text{exigível a longo prazo}) / \text{patrimônio líquido}$

Quadro 2 – Modelo de Kanitz (1978) aplicado na amostra de empresas inadimplentes

<b>Inadimplentes</b>							
	<b>X1</b>	<b>X2</b>	<b>X3</b>	<b>X4</b>	<b>X5</b>	<b>Score</b>	<b>Classificação</b>
In1	-1,06	1,02	0,66	1,02	2,75	1,97	Solvente
In2	0,33	2,08	2,10	2,16	0,71	8,37	Solvente
In3	-0,36	0,13	0,03	0,06	-1,24	0,64	Solvente
In4	-0,04	0,77	0,56	0,71	1,40	2,02	Solvente
In5	1,30	0,85	0,69	0,96	105,38	-31,87	Insolvente
In6	0,27	0,89	2,09	2,88	0,71	5,61	Solvente
In7	0,88	1,31	1,56	7,53	2,34	-1,00	Penumbra
In8	0,00	0,58	0,84	1,23	3,64	1,46	Solvente
In9	0,02	1,34	1,88	2,30	2,94	5,47	Solvente
In10	0,74	0,92	1,09	1,16	9,89	0,94	Solvente
In11	0,06	0,91	1,57	1,81	1,06	4,80	Solvente
In12	0,26	0,92	0,46	1,06	2,55	1,20	Solvente
In13	0,08	6,41	5,57	19,06	0,17	10,08	Solvente

Fonte: elaborado pelo autor

Quadro 3 – Modelo de Kanitz (1978) aplicado na amostra de empresas adimplentes

<b>Adimplentes</b>							
	<b>X1</b>	<b>X2</b>	<b>X3</b>	<b>X4</b>	<b>X5</b>	<b>Score</b>	<b>Classificação</b>
Ad1	0,05	0,73	0,82	0,95	2,50	2,29	Solvente
Ad2	0,29	1,07	1,94	2,10	0,90	6,16	Solvente
Ad3	0,02	0,73	1,86	2,53	4,21	3,75	Solvente
Ad4	0,03	0,62	0,47	0,73	4,02	0,61	Solvente
Ad5	0,05	1,85	1,12	1,93	0,34	4,87	Solvente
Ad6	0,12	0,98	0,84	1,35	1,25	2,76	Solvente
Ad7	0,14	4,82	1,52	9,31	0,24	3,41	Solvente
Ad8	0,15	1,14	0,60	1,29	2,38	1,87	Solvente
Ad9	0,21	1,51	0,84	2,08	0,67	3,08	Solvente
Ad10	0,13	0,67	0,74	0,95	5,00	1,09	Solvente
Ad11	0,16	0,84	0,85	1,29	2,71	2,16	Solvente
Ad12	0,54	0,66	0,76	1,00	6,41	0,65	Solvente
Ad13	0,07	0,97	0,86	1,13	2,22	2,72	Solvente

Fonte: elaborado pelo autor



O modelo de Kanitz (1978) classificou corretamente 100% das empresas do grupo Adimplente. O resultado não se repetiu no grupo das empresas inadimplentes da amostra, tendo classificado corretamente apenas uma das treze empresas, e classificando ainda uma empresa na região de “penumbra” (Score entre -3 e 0).

No resultado geral da amostra, o referido modelo classificou corretamente 14 das 26 empresas. Duas razões principais podem ser apontadas para o baixo nível de acerto do modelo de Kanitz (1978) na amostra em estudo: (i) defasagem do modelo em função de sua época de criação; e (ii) ter sido concebido a partir de uma amostra composta por empresas de porte diferente das empresas presente na amostra em estudo. Pinheiro et. al. (2007) encontraram resultado semelhante ao obtido nesta pesquisa, corroborando com as justificativas apresentadas.

Registra-se ainda que das cinco variáveis contidas no modelo, três dizem respeito a indicadores de liquidez, concentrando significativa parcela do score em um mesmo grupo de indicador.

#### **4.1.2 Modelo de Matias (1978)**

O modelo de Matias (1978) é contemporâneo ao modelo de Kanitz (1978). Na sequência seus resultados, recordando antes sua função e suas variáveis:

$$Z = 23,792X1 - 8,26X2 - 9,868X3 - 0,764X4 - 0,535X5 + 9,912X6$$

Onde:

Z = Total dos pontos obtidos

X1 = Patrimônio líquido/Ativo total

X2 = Financiamento e empréstimos bancários/Ativo circulante

X3 = Fornecedores/Ativo Total

X4 = Ativo Circulante/Passivo circulante

X5 = Lucro operacional/lucro bruto

X6 = Disponível/Ativo total

Quadro 4 – Modelo de Matias (1978) aplicado na amostra de empresas inadimplentes

<b>Inadimplentes</b>								
	<b>X1</b>	<b>X2</b>	<b>X3</b>	<b>X4</b>	<b>X5</b>	<b>X6</b>	<b>Score</b>	<b>Classificação</b>
In1	0,27	0,62	0,26	1,02	-0,53	0,16	-0,29	Insolvente
In2	0,58	0,00	0,23	2,16	0,68	0,18	11,38	Solvente
In3	-4,11	13,80	0,12	0,06	0,28	0,15	-211,71	Insolvente
In4	0,42	1,64	0,07	0,71	0,04	0,01	-4,74	Insolvente
In5	0,01	0,44	0,12	0,96	0,04	0,04	-4,99	Insolvente
In6	0,59	0,61	0,00	2,88	0,92	0,10	7,16	Solvente
In7	0,30	0,63	0,07	7,53	0,44	0,01	-4,70	Insolvente
In8	0,22	1,09	0,07	1,23	0,20	0,02	-5,40	Insolvente
In9	0,25	0,56	0,05	2,30	0,78	0,00	-1,26	Insolvente
In10	0,09	0,74	0,04	1,16	0,59	0,07	-4,88	Insolvente
In11	0,48	0,72	0,17	1,81	0,90	0,22	4,25	Solvente
In12	0,28	0,58	0,09	1,06	0,25	-0,01	0,03	Solvente
In13	0,85	0,10	0,01	19,06	0,94	0,00	4,29	Solvente

Fonte: elaborado pelo autor

Quadro 5 – Modelo de Matias (1978) aplicado na amostra de empresas adimplentes

<b>Adimplentes</b>								
	<b>X1</b>	<b>X2</b>	<b>X3</b>	<b>X4</b>	<b>X5</b>	<b>X6</b>	<b>Score</b>	<b>Classificação</b>
Ad1	0,29	0,92	0,07	0,95	0,13	0,00	-2,24	Insolvente
Ad2	0,53	0,64	0,10	2,10	0,35	0,00	4,44	Solvente
Ad3	0,19	0,43	0,07	2,53	0,37	0,03	-1,44	Insolvente
Ad4	0,20	0,29	0,50	0,73	-0,04	0,05	-2,71	Insolvente
Ad5	0,75	0,33	0,08	1,93	0,18	0,27	15,38	Solvente
Ad6	0,44	0,52	0,10	1,35	0,30	0,01	4,20	Solvente
Ad7	0,80	0,10	0,00	9,31	0,34	0,15	12,54	Solvente
Ad8	0,30	0,16	0,46	1,29	0,03	0,17	1,84	Solvente
Ad9	0,60	0,18	0,18	2,08	0,24	0,06	9,82	Solvente
Ad10	0,17	1,16	0,16	0,95	0,40	0,12	-6,86	Insolvente
Ad11	0,27	0,91	0,11	1,29	0,26	0,02	-3,10	Insolvente
Ad12	0,13	0,89	0,18	1,00	0,32	0,05	-6,38	Insolvente
Ad13	0,31	0,97	0,15	1,13	0,36	0,04	-2,80	Insolvente

Fonte: elaborado pelo autor

O modelo de Matias (1978) apresentou maior índice de acerto no grupo de empresas Inadimplentes da presente amostra, tendo classificado corretamente oito das treze empresas. No grupo das

empresas Adimplentes a classificação mostrou-se correta em seis das treze empresas. No computo geral foram classificadas corretamente pelo modelo de Matias (1978) catorze das vinte e seis empresas da amostra (53,8%).

O modelo de Matias (1978) apresentou equilíbrio entre os grupos Adimplentes / Inadimplentes, porém seu índice de acerto na amostra em estudo é mediano. As variáveis componentes do modelo compreendem uma maior amplitude de indicadores, que abrange liquidez, lucratividade, participação de capital de terceiros, rentabilidade.

#### **4.1.3 Modelo de Neiva (2008)**

A seguir são apresentados os resultados da aplicação do modelo de Neiva (2008) na amostra da presente pesquisa. A função desenvolvida pelo autor é mais atual (2008) e compreende as variáveis abaixo listadas e seus respectivos coeficientes:

$$Z = - 4,540 + 0,654 \text{ RL/AT} + 0,207 \ln\text{RL} + 0,717 \text{ TES/AT} + 0,300 \text{ LC}$$

Onde:

RL/AT = Receita Líquida / Ativo Total

lnRL = logaritmo natural da Receita Líquida

TES/AT = Saldo de Tesouraria / Ativo Total

LC = Liquidez corrente = Ativo Circulante / Passivo Circulante

Quadro 6 – Modelo de Neiva (2008) aplicado na amostra de empresas inadimplentes

<b>Inadimplentes</b>						
	<b>RL/AT</b>	<b>lnRL</b>	<b>Tes/AT</b>	<b>LC</b>	<b>Score</b>	<b>Classificação</b>
In1	2,41	15,82	-0,31	1,02	0,40	Adimplente
In2	1,85	15,53	0,18	2,16	0,66	Adimplente
In3	9,71	13,75	-4,37	0,06	1,54	Adimplente
In4	0,58	18,81	-0,16	0,71	-0,17	Inadimplente
In5	1,69	15,97	-0,17	0,96	0,03	Adimplente
In6	0,65	16,91	-0,01	2,88	0,24	Adimplente
In7	3,91	16,50	0,01	7,53	3,70	Adimplente
In8	0,71	18,53	-0,18	1,23	0,00	Inadimplente
In9	0,13	17,65	-0,03	2,30	-0,14	Inadimplente
In10	2,64	18,10	-0,55	1,16	0,89	Adimplente
In11	0,75	17,29	0,16	1,81	0,19	Adimplente
In12	1,88	16,13	-0,29	1,06	0,14	Adimplente
In13	0,19	17,25	-0,01	19,06	4,86	Adimplente

Fonte: elaborado pelo autor

Quadro 7 – Modelo de Neiva (2008) aplicado na amostra de empresas adimplentes

<b>Adimplentes</b>						
	<b>RL/AT</b>	<b>lnRL</b>	<b>Tes/AT</b>	<b>LC</b>	<b>Score</b>	<b>Classificação</b>
Ad1	0,84	17,25	-0,31	0,95	-0,36	Inadimplente
Ad2	1,81	17,64	-0,09	2,10	0,86	Adimplente
Ad3	0,97	16,40	-0,07	2,53	0,20	Adimplente
Ad4	1,95	16,76	-0,08	0,73	0,37	Adimplente
Ad5	3,69	15,57	0,13	1,93	1,77	Adimplente
Ad6	1,40	16,73	-0,15	1,35	0,13	Adimplente
Ad7	1,04	15,09	0,15	9,31	2,17	Adimplente
Ad8	4,40	17,08	0,11	1,29	2,34	Adimplente
Ad9	1,77	15,52	0,06	2,08	0,50	Adimplente
Ad10	0,86	20,06	-0,03	0,95	0,44	Adimplente
Ad11	0,89	19,70	-0,22	1,29	0,35	Adimplente
Ad12	1,41	18,18	-0,18	1,00	0,32	Adimplente
Ad13	1,35	17,84	-0,17	1,13	0,26	Adimplente

Fonte: elaborado pelo autor

O modelo apresentou melhor desempenho na classificação das empresas do grupo Adimplentes, obtendo conformidade em doze das treze empresas (92,3% de acerto). Por sua vez, o grupo de empresas Inadimplentes da amostra teve apenas três empresas classificadas corretamente (23,1%). Ao todo, quinze das vinte e seis empresas apresentaram correspondência entre a situação apontada pelo modelo e a condição real observada junto ao Badesc.

Os indicadores utilizados por Neiva (2008) compreendem indicadores de liquidez, de estrutura, rentabilidade, além do valor monetário calculado através do modelo de Fleuriet<sup>5</sup>

Adicionalmente, com o objetivo de uniformizar uma amostra composta por empresas de diferentes portes, o autor utilizou como *proxie* do tamanho das empresas, com o objetivo de reduzir a dispersão dos valores monetários decorrentes da composição da amostra, o valor do logaritmo natural da receita líquida (LnRL).

O resultado obtido na aplicação do modelo de Neiva (2008) no presente estudo foi contrário ao auferido pelo autor na amostra que serviu de base para desenvolvimento de seu modelo. Naquela oportunidade a função obteve maior índice de acerto no grupo das Inadimplentes (84,2%) do que no grupo das Adimplentes (65,8%).

#### 4.1.4 Modelo de Brito e Assaf Neto (2008)

Recorda-se abaixo o modelo proposto por Brito e Assaf Neto (2008) e a identificação de suas variáveis, para na sequência apresentar o resultado da aplicação na presente amostra em estudo:

$$\ln\left(\frac{p}{1-p}\right) = -4,535 - 5,152.X_{12} + 19,069.X_{16} - 13,364.X_{19} - 17,488.X_{22}$$

Sendo:

$$P(\text{Empresa} = \text{Solvente}) = \frac{1}{1 + e^{-g(x)}}$$

---

<sup>5</sup> O modelo de Fleuriet (1978) visa analisar a situação financeira das empresas sob a perspectiva do modelo dinâmico de capital de giro. Para tanto, utiliza-se de 3 variáveis: Necessidade de Capital de Giro (NCG), Capital de Giro (CDG) e Saldo de Tesouraria (T).

As variáveis do modelo são:

$X12 = \text{Lucros retidos sobre o ativo (LA + RL)} / \text{AT}$ ;

$X16 = \text{Endividamento financeiro (PCF + ELPF)} / \text{AT}$ ;

$X19 = \text{Capital de giro líquido (AC - PC)} / \text{AT}$ ;

$X22 = \text{Saldo de tesouraria sobre vendas (ACF - PCF)} / \text{VL}$

Quadro 8 – Modelo de Brito e Assaf Neto (2008) aplicado na amostra de empresas inadimplente

<b>Inadimplentes</b>							
	<b>X12</b>	<b>X16</b>	<b>X19</b>	<b>X22</b>	<b>Score</b>	<b>p</b>	<b>Classificação</b>
In1	0,26	0,46	0,02	- 0,13	4,96	0,9930	Insolvente
In2	0,53	-	0,47	0,10	- 15,20	0,0000	Solvente
In3	- 4,43	4,52	- 4,77	- 0,45	176,03	1,0000	Insolvente
In4	- 0,05	0,32	- 0,08	- 0,27	7,76	0,9996	Insolvente
In5	- 0,09	0,30	- 0,03	- 0,10	3,84	0,9789	Insolvente
In6	0,17	0,22	0,24	- 0,02	- 3,98	0,0184	Solvente
In7	0,27	0,58	0,80	0,00	- 5,59	0,0037	Solvente
In8	0,00	0,43	0,07	- 0,26	7,20	0,9993	Insolvente
In9	0,03	0,18	0,18	- 0,26	0,95	0,7204	Insolvente
In10	0,07	0,62	0,11	- 0,21	9,01	0,9999	Insolvente
In11	0,10	0,32	0,20	0,22	- 5,45	0,0043	Solvente
In12	0,17	0,38	0,04	- 0,15	4,02	0,9823	Insolvente
In13	0,14	0,10	0,89	- 0,07	- 14,08	0,0000	Solvente

Fonte: elaborado pelo autor

Quadro 9 – Modelo de Brito e Assaf Neto (2008) aplicado na amostra de empresas adimplentes.

<b>Adimplentes</b>							
	<b>X12</b>	<b>X16</b>	<b>X19</b>	<b>X22</b>	<b>Score</b>	<b>p</b>	<b>Classificação</b>
Ad1	0,02	0,48	- 0,03	- 0,37	11,30	1,0000	Insolvente
Ad2	0,27	0,33	0,27	- 0,05	- 2,37	0,0856	Solvente
Ad3	- 0,19	0,25	0,36	- 0,07	- 2,23	0,0967	Solvente
Ad4	0,25	0,14	- 0,18	- 0,04	0,06	0,5162	Insolvente
Ad5	0,72	0,15	0,23	0,03	- 8,91	0,0001	Solvente
Ad6	0,41	0,29	0,14	- 0,11	- 1,22	0,2282	Solvente
Ad7	0,80	0,09	0,84	0,15	- 20,72	0,0000	Solvente
Ad8	0,15	0,13	0,18	0,03	- 5,69	0,0034	Solvente
Ad9	0,57	0,11	0,32	0,03	- 10,18	0,0000	Solvente
Ad10	0,00	0,41	- 0,02	- 0,04	4,19	0,9851	Insolvente
Ad11	0,04	0,49	0,12	- 0,25	7,23	0,9993	Insolvente
Ad12	0,08	0,50	0,00	- 0,12	6,78	0,9989	Insolvente
Ad13	0,07	0,46	0,05	- 0,12	5,34	0,9952	Insolvente

Fonte: elaborado pelo autor.

Do grupo de empresas que apresentam atraso no pagamento das prestações ao Badesc, o modelo de Brito e Assaf Neto classificou corretamente oito das treze empresas, enquanto que no grupo das empresas que estão honrando seus compromissos junto à agência de fomento o modelo acertou a classificação de sete das treze empresas. Considerando os dois grupos da amostra, o índice de acerto do modelo de Brito e Assaf Neto (2008) foi de 57,7%.

O índice de acerto da previsão do modelo na amostra deste estudo foi inferior ao obtido pelos autores no estudo que deu origem ao modelo, quando obtiveram índice de acerto de 91,7%, tendo sido classificadas corretamente 55 das 60 empresas da amostra.

#### **4.1.5 Análise Comparativa dos Modelos**

Uma análise comparativa do desempenho dos modelos apresentados em relação à amostra do presente estudo se faz importante para verificar aquele que se mostra mais adequado a uma possível utilização pela agência de fomento. O Quadro 10 apresenta o resultado em números absolutos.

Quadro 10 – Resultado comparativo dos modelos

Modelo	Inadimplentes			Adimplentes			Total		
	Acertos	Erros	Total	Acertos	Erros	Total	Acertos	Erros	Total
Kanitz (1978)	2	11	13	13	0	13	15	11	26
Matias (1978)	8	5	13	6	7	13	14	12	26
Neiva (2008)	3	10	13	12	1	13	15	11	26
Brito e Assaf Neto (2008)	8	5	13	7	6	13	15	11	26

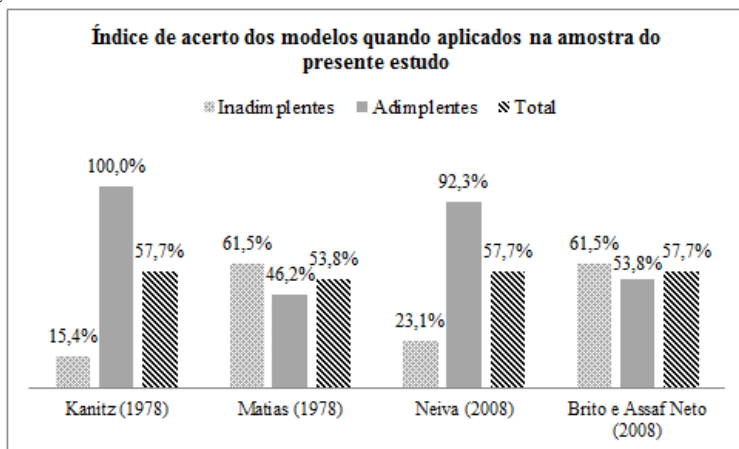
Fonte: elaborado pelo autor

Analisando comparativamente o desempenho dos modelos apresentados na amostra de empresas do Badesc verifica-se um nível de acerto geral semelhante, variando de catorze a quinze acertos dentre vinte e seis empresas (53,8% ou 57,7% respectivamente).

No entanto, o índice de acerto em relação aos grupos Adimplentes e Inadimplentes da amostra mostrou significativa diferença entre os modelos. No grupo das empresas Adimplentes, conforme retrato na Figura 3, os modelos de Kanitz (1978) e Neiva (2008) obtiveram *performance* significativa, 100% e 92,3% respectivamente. No entanto, em relação ao grupo de empresas Inadimplentes o acerto foi de apenas 15,4% e 23,1% respectivamente.

Os modelos de Matias (1978) e Brito e Assaf Neto (2008) apresentaram maior equilíbrio nos resultados obtidos para os grupos Adimplentes e Inadimplentes, com 61,5% de acerto no primeiro grupo em ambos os modelos, e 46,2% e 53,8% respectivamente para o grupo de empresas Inadimplentes.

Figura 3 – Índice de acerto dos modelos



Fonte: elaborado pelo autor



Apesar do desempenho geral dos modelos em relação a amostra em estudo, os modelos de Kanitz (1978) e Neiva (2008), ainda que tenham obtido alto índice de acerto para o grupo de empresas Adimplentes, não se mostram adequados para o Badesc, considerando a amostra selecionada. A não adequação se justifica pelo fato da baixa identificação de possíveis casos de inadimplência, o que acarretaria o aumento do nível de risco da carteira de crédito com possível elevação dos índices de inadimplência e conseqüentemente de operações lançadas a prejuízo.

Os modelos de Matias (1978) e Brito e Assaf Neto (2008) por terem apresentado maior equilíbrio no índice de acerto dos grupos de empresas, demonstram maior aderência às características da amostra da carteira de crédito do Badesc, tendo o modelo de Brito e Assaf Neto (2008) auferido um desempenho levemente superior.

Ainda assim, nenhum dos modelos apresentou resultado adequado para a amostra, e, portanto, não se aconselha a adoção desses modelos para a instituição do estudo de caso. Podem ser elencadas possíveis causas que justifiquem o baixo nível de acerto dos modelos quando aplicados na amostra operações do Badesc: (i) defasagem dos modelos em função de sua época de criação; (ii) terem sido concebidos a partir de uma amostra composta por empresas de porte diferente das empresas presente na amostra em estudo; (iii) a amostra do presente estudo contempla empresas de diferentes setores da economia, com característica distintas entre si e em relação ao perfil das amostras que serviram de base para concepção dos modelos testados; (iv) alterações de normas contábeis brasileiras durante o período de abrangência da amostra (novos padrões contábeis: IFRS – International Financial Reporting Standards; CPCs – Comitê de Pronunciamentos Contábeis).

#### 4.2 DEFINIÇÃO DE FUNÇÃO ESPECÍFICA COM BASE NA AMOSTRA DA PESQUISA

Uma vez que os modelos selecionados não se mostraram adequados para a amostra de empresas clientes do Badesc, buscou-se desenvolver uma função discriminante a partir da amostra da presente pesquisa. Tal fato deve-se a tentativa de se obter uma função que incorpore as características da carteira de crédito do Badesc e se mostre mais representativa para a instituição objeto deste estudo de caso; e por conseqüência obtenha um índice de acerto maior na classificação das

empresas em Adimplentes e Inadimplentes. Para tanto, utilizou-se a análise discriminante e a regressão logística, com o auxílio de planilhas eletrônicas (Excel) e do software IBM SPSS.

#### 4.2.1 Seleção das variáveis para estudo

Inicialmente se faz necessário a identificação dos índices contábeis mais significativos para serem utilizados como variáveis na definição da função que tem como objetivo prever a adimplência / inadimplência das empresas pleiteante a crédito na agência de fomento.

Conforme Brito e Assaf Neto (2008) as variáveis explicativas de um modelo de classificação de risco de crédito compreendem índices utilizados para caracterizar a situação econômico-financeira das empresas, calculados a partir das suas demonstrações contábeis. A função em estudo nesta pesquisa está fundamentada na relação entre a situação econômico-financeira da empresa e a ocorrência do evento de inadimplência. Dessa forma, quanto pior for a situação econômico-financeira de uma empresa, maior será a probabilidade de ela vir a inadimplir.

Há uma grande quantidade de índices econômico-financeiros que potencialmente preveem a ocorrência de um default, não existindo uma teoria consolidada sobre o assunto (BRITO e ASSAF NETO, 2008). Neste estudo, os índices considerados para seleção foram os mais utilizados pelos analistas da agência de fomento objeto do estudo de caso, bem como outros índices que compõe os modelos já desenvolvidos por autores brasileiros. O Quadro 11 apresenta os índices inicialmente considerados, e o Quadro 12 a notação das fórmulas dos índices.

Quadro 11 – Índices Econômico-Financeiros

Cód	Índice	Fórmula
X1	Liquidez Corrente	$AC / PC$
X2	Liquidez Seca	$(AC - Estoques) / PC$
X3	Liquidez Geral	$(AC + RLP) / (PC + PELP)$
X4	Solvência	$AT / (PC + PELP)$
X5	Liquidez Imediata	$Disponível / PC$
X6	Endividamento Total	$(PC + PELP) / AT$
X7	Endividamento Financeiro	$(PCF + ELPF) / AT$

X8	Endividamento de curto prazo	PC / AT
X9	Endividamento Financeiro de curto prazo	PCF / AT
X10	Endividamento Financeiro sobre vendas	(PCF + ELPF) / RL
X11	Endividamento Financeiro de curto prazo sobre vendas	PCF / RL
X12	Lucratividade sobre vendas	LL / RL
X13	Lucratividade Operacional	LO / RL
X14	Retorno sobre o Ativo	LL / AT
X15	Retorno sobre o Patrimônio Líquido	LL / PL
X16	Capital Circulante Líquido sobre vendas	(AC - PC) / RL
X17	Capital Circulante Líquido sobre ativo	(AC - PC) / AT
X18	Saldo de Tesouraria sobre ativo	(ACF - PCF) / AT
X19	Saldo de Tesouraria sobre vendas	(ACF - PCF) / RL

Fonte: elaborado pelo autor

Quadro 12 – Notação das Fórmulas de Cálculo dos Índices

<b>Notação</b>			
AC	Ativo Circulante	PC	Passivo Circulante
ACF	Ativo Circulante Financeiro	PCF	Passivo Circulante Financeiro
AT	Ativo Total	PELP	Passivo Exigível Longo Prazo
ELPF	Exigível Longo Prazo Financeiro	PL	Patrimônio Líquido
LL	Lucro Líquido	RL	Receita Líquida
LO	Lucro Operacional	RLP	Realizável Longo Prazo

Fonte: elaborado pelo autor

O Quadro 13 reúne os resultados do teste t de *student* para a diferença de médias, entre os grupos de empresas adimplente e inadimplentes, das 19 variáveis consideradas inicialmente na pesquisa. Nenhuma das variáveis apresentou nível de significância estatística ao nível de 5,00% ( $\alpha = 0,05$ ), o que nos revela que nenhuma das variáveis possui capacidade discriminante significativa.

Quadro 13 – Teste-t para Igualdade de Médias

	t	Sig. (2 extremidades)
X1	0,761	0,454
X2	1,103	0,281
X3	0,217	0,830
X4	-0,217	0,830
X5	-0,577	0,570
X6	1,028	0,314
X7	1,075	0,293
X8	0,913	0,370
X9	1,106	0,280
X10	1,416	0,170
X11	1,361	0,186
X12	0,956	0,349
X13	1,248	0,224
X14	0,880	0,388
X15	0,232	0,819
X16	1,018	0,319
X17	-0,795	0,434
X18	-1,127	0,271
X19	-0,862	0,397

Fonte: elaborado pelo autor

Esse resultado vem corroborar com a ideia de que a análise de crédito é complexa e envolve uma gama de aspectos não restritos aos indicadores econômico-financeiros das peças contábeis, ao menos em relação ao ambiente da organização objeto do presente estudo de caso, de forma a reforçar a necessidade de processo de apoio à decisão que contemple variáveis qualitativas e não somente quantitativas.

Ainda que nenhuma variável tenha apresentado nível de significância, foram selecionadas aquelas com significância inferior a 0,32 para prosseguir com o estudo, no intuito de concluir a presente etapa. Sendo assim, foram selecionadas as variáveis X2, X6, X7, X9, X10, X11, X13, X16 e X18.

Observa-se que dessas nove variáveis, quatro delas (X7, X9, X10, X11) são amparadas no Endividamento Financeiro, aquele realizado

junto a fontes onerosas de financiamento, como por exemplo, empréstimos junto a instituições financeiras. Conforme apresentado no Apêndice B realizou-se então a análise de correlação entre essas variáveis. Percebe-se que as variáveis X6, X7, X9 e X18 apresentam alta correlação entre si. As variáveis X2 e X16 também apresentaram significativa correlação. As correlações representativas se mostram condizentes, por conterem elementos similares em suas fórmulas.

Brito e Assaf Neto (2008) relatam que a inclusão de variáveis independentes altamente correlacionadas não é desejável, pois fornecem informações similares para explicar o comportamento da variável dependente, o que acaba por prejudicar a capacidade preditiva do modelo.

Dessa forma, foram selecionadas as variáveis X2 (Liquidez Seca), X6 (Endividamento Total), X10 (Endividamento Financeiro sobre Vendas), X11 (Endividamento Financeiro de Curto Prazo sobre Vendas) e X13 (Lucratividade Operacional) para continuidade do estudo.

Restaram, portanto cinco variáveis independentes (X2, X6, X10, X11 e X13) para construção do modelo quantitativo de previsão de inadimplência. Lembramos que essas cinco variáveis, assim como as demais observadas, não apresentaram nível de significância estatística ao nível de 5,00% ( $\alpha = 0,05$ ).

Conforme exposto na Seção 2.5 deste trabalho, a análise discriminante e a regressão logística são duas técnicas apropriadas a serem aplicadas no presente caso.

#### **4.2.2 Função discriminante (análise discriminante)**

Dos modelos expostos na Seção 2.6, três utilizaram a técnica de Análise Discriminante Múltipla (Kanitz 1978, Matias 1978 e Neiva 2008). Kassai e Kassai (1998) apresentaram em seu trabalho as etapas necessárias para se construir um modelo similar ao desenvolvido por Kanitz (1978), o “termômetro de insolvência”. O estudo de Kassai e Kassai (1998) servirá de base para se obter uma função discriminante a partir da amostra de empresas da agência de fomento objeto do presente estudo de caso. Lembrando que neste caso, se objetiva prever a possível inadimplência da pleiteante ao crédito.

Conforme Kassai e Kassai (1998) a análise discriminante se processa da seguinte forma:

- a) Selecionar dois grupos de empresas, adimplentes e inadimplentes;

- b) Selecionar os respectivos indicadores contábeis dessas empresas;
- c) Atribuir números às variáveis não numéricas;
- d) Obter a equação através dos cálculos de regressão;
- e) O grau de precisão do modelo pode ser obtido comparando-se a classificação das empresas a partir da equação da regressão, com a classificação original previamente estabelecida.

A etapa “a)” foi exposta na Seção 3.3 Composição da Amostra, enquanto a etapa “b)” foi realizada na Seção 4.2.1 Seleção da Variáveis para Estudo. A etapa “c)” consiste em atribuir “0” para as empresas inadimplentes e “1” para as empresas adimplentes. O Quadro 14 apresenta o resultado das três primeiras etapas.

Quadro 14 – Empresas e indicadores

<b>Empresa</b>	<b>Ad/Inad</b>	<b>X2</b>	<b>X6</b>	<b>X10</b>	<b>X11</b>	<b>X13</b>
In1	0	0,6555	0,7332	0,4631	0,1922	-0,0847
In2	0	2,0970	0,4169	0,0000	0,0000	0,1359
In3	0	0,0300	5,1140	4,5191	0,4655	0,2446
In4	0	0,5552	0,5839	0,3248	0,2906	0,0068
In5	0	0,6928	0,9906	0,3012	0,1263	0,0086
In6	0	2,0910	0,4136	0,2228	0,1713	0,3132
In7	0	1,5625	0,7007	0,5788	0,0000	0,0834
In8	0	0,8432	0,7844	0,4315	0,2804	0,0602
In9	0	1,8773	0,7460	0,1767	0,2927	0,1420
In10	0	1,0926	0,9082	0,6176	0,2338	0,0662
In11	0	1,5656	0,5156	0,3173	0,0748	0,0851
In12	0	0,4636	0,7179	0,3812	0,1499	0,0725
In13	0	5,5693	0,1470	0,0982	0,0834	0,4581
Ad1	1	0,8211	0,7140	0,4768	0,3701	0,0410
Ad2	1	1,9430	0,4749	0,3266	0,0502	0,1336
Ad3	1	1,8633	0,8080	0,2510	0,1072	0,1073
Ad4	1	0,4722	0,8006	0,1424	0,0635	-0,0087
Ad5	1	1,1208	0,2521	0,1532	0,0385	0,0268
Ad6	1	0,8358	0,5559	0,2864	0,1166	0,0594
Ad7	1	1,5200	0,1961	0,0945	0,0000	0,1110
Ad8	1	0,5992	0,7043	0,1306	0,0125	0,0076
Ad9	1	0,8448	0,4015	0,1095	0,0000	0,0636
Ad10	1	0,7400	0,8332	0,4117	0,1816	0,0998

Ad11	1	0,8516	0,7301	0,4862	0,2670	0,0919
Ad12	1	0,7641	0,8651	0,5015	0,1568	0,1243
Ad13	1	0,8557	0,6891	0,4629	0,1536	0,0584

Fonte: elaborado pelo autor

Na etapa “d” realiza-se o cálculo da regressão linear com o auxílio da planilha eletrônica Excel para se obter a Função Discriminante, cujos resultados são apresentados no Quadro 15.

Quadro 15 – Resultados da Regressão

<i>Estatística de regressão</i>				
R múltiplo		0,4650		
R-Quadrado		0,2163		
R-quadrado ajustado		0,0203		
Erro padrão		0,5047		
Observações		26		
	<i>Coefficientes</i>	<i>Erro padrão</i>	<i>Stat t</i>	<i>valor-P</i>
Interseção	1,123	0,350	3,211	0,004
X2	-0,336	0,221	-1,520	0,144
X6	-0,263	0,617	-0,426	0,675
X10	0,088	0,664	0,133	0,896
X11	-1,264	1,045	-1,210	0,240
X13	1,580	2,056	0,769	0,451

Fonte: elaborado pelo autor

O R-Quadrado da equação foi de apenas 0,2163 não se mostrando satisfatório, o que já era de esperar em função das variáveis não apresentarem significância estatísticas conforme exposto na Seção 4.2.1. Ainda assim, para se demonstrar as etapas elencadas por Kassai e Kassai (1998) dá-se sequência com a definição da Função discriminante oriunda da regressão:

$$Z = 1,123 - 0,336(X2) - 0,263(X6) + 0,088(X10) - 1,264(X11) + 1,580(X13)$$

O sinal dos coeficientes das variáveis X6, X11 e X13 (negativo, negativo e positivo, respectivamente) eram esperados, uma vez que se presume que empresas mais endividadas apresentam maior risco de inadimplência e empresas com maior índice de lucratividade

operacional apresentam melhores condições econômico-financeiras. Por sua vez o sinal dos coeficientes das variáveis X2 e X10 foram contrários ao que se esperava obter.

Na sequência, a etapa “e)” irá verificar o grau de precisão do modelo comparando a classificação estimada com base na função discriminante com a classificação real de cada empresa da amostra. O Quadro 16 apresenta os resultados dessa etapa, expondo o *escore* para cada empresa e a respectiva classificação estimada.

Quadro 16 – Escore Z e classificação predita (estimada) pelo modelo

<b>Empresa</b>	<b>Ad/Inad</b>	<b>Escore</b>	<b>Classificação Estimada</b>
In1	0	0,3738	Inadimplente
In2	0	0,5229	Adimplente
In3	0	-0,0350	Inadimplente
In4	0	0,4547	Inadimplente
In5	0	0,5101	Adimplente
In6	0	0,6091	Adimplente
In7	0	0,5962	Adimplente
In8	0	0,4118	Inadimplente
In9	0	0,1655	Inadimplente
In10	0	0,3802	Inadimplente
In11	0	0,5289	Adimplente
In12	0	0,7370	Adimplente
In13	0	-0,1610	Inadimplente
Ad1	1	0,2981	Inadimplente
Ad2	1	0,5212	Adimplente
Ad3	1	0,3402	Inadimplente
Ad4	1	0,6721	Adimplente
Ad5	1	0,6870	Adimplente
Ad6	1	0,6674	Adimplente
Ad7	1	0,7440	Adimplente
Ad8	1	0,7439	Adimplente
Ad9	1	0,8433	Adimplente



Ad10	1	0,6194	Adimplente
Ad11	1	0,4951	Inadimplente
Ad12	1	0,6810	Adimplente
Ad13	1	0,5930	Adimplente

Fonte: elaborado pelo autor

A classificação estimada tem como ponto de corte a média aritmética das médias dos escores discriminantes de cada grupo de empresas (inadimplentes “0”; e adimplentes “1”). Conforme Kassai e Kassai (1998) o ponto de corte, ou ponto crítico, dessa função discriminante é 0,50; abaixo desse escore são classificadas como “Inadimplentes” e acima desse escore são classificadas como “Adimplentes”.

O Quadro 17 retrata o grau de precisão da função, comparando a classificação original com a classificação baseada no *escore Z* da função.

Quadro 17 – Matriz de classificação dos resultados

Situação			Classificação predito pelo modelo		Total
			adimplente	inadimplente	
Dados originais	Obs	adimplente	10	3	13
		inadimplente	6	7	13
	%	adimplente	76,9%	23,1%	100%
		inadimplente	46,2%	53,8%	100%

Fonte: elaborado pelo autor

A função discriminante classificou corretamente 76,9% das empresas adimplentes da amostra, enquanto classificou corretamente apenas 53,8% das empresas inadimplentes da amostra, perfazendo um grau de precisão total de 65,4%. Uma vez que o modelo não consegue classificar corretamente 34,6% das empresas, a qualidade das previsões geradas pelo modelo não são satisfatórias.

### 4.2.3 Regressão Logística

O objetivo da regressão logística consiste em desenvolver uma função matemática cuja resposta permita estabelecer a probabilidade de uma observação pertencer a um grupo previamente determinado, em razão do comportamento de um conjunto de variáveis independentes

(BRITO e ASSAF NETO, 2008). Uma vez que as características e as vantagens da regressão logística já foram retratadas na Seção 2.5 daremos sequência diretamente à definição da função. A análise e seleção das variáveis também já foram explanadas na Seção 4.2.1, e conforme já mencionado nenhuma das variáveis apresentou significância estatística ao nível de 5,00% ( $\alpha = 0,05$ ).

Neste estudo foi atribuído o valor zero para indicar o estado de inadimplência e o valor um para o estado de adimplência. O ponto de corte do modelo é 0,50, portanto, as empresas com resultado inferior a 0,50 são classificadas como inadimplentes e as empresas com resultado superior ao ponto de corte são classificadas como adimplentes. A função matemática obtida com o auxílio do *software* SPSS foi:

$$\ln\left(\frac{p}{p-1}\right) = 4,445 - 2,242(X2) - 2,317(X6) - 0,030(X10) - 5,667(X11) + 7,138(X13)$$

Os coeficientes das variáveis apresentaram o sinal esperado, com exceção da variável X2 (liquidez seca), que conforme o modelo, quanto maior o indicador, maior a probabilidade de a empresa se tornar inadimplente. Para avaliar a capacidade de previsão do modelo, construiu-se a matriz de classificação, conforme Quadro 18.

Quadro 18 – Matriz de classificação da Função (Regressão Logística)

Observado	Estimado		Total	Classificações Corretas
	Adimplentes	Inadimplentes		
Adimplentes	9	4	13	69,2%
Inadimplentes	10	3	13	76,9%
Total	19	7	26	73,1%

Fonte: elaborado pelo autor

O nível de acerto do modelo desenvolvido foi de 73,1%, tendo sido classificadas corretamente 19 das 26 empresas da amostra. Do grupo de adimplentes 9 das 13 empresas foram corretamente classificadas, o que representa uma taxa de acerto de 69,2%. Já no grupo de inadimplentes 10 das 13 empresas foram classificadas de maneira correta, representando uma taxa de acerto de 76,9%.

Ainda que a taxa de acerto do modelo desenvolvido com base na regressão logística tenha sido maior do que o obtido com a técnica da análise discriminante, o mesmo também não pode ser considerado

satisfatório. Isso em função de ainda classificar erroneamente 26,9% das empresas; de as variáveis independentes não terem apresentado nível de significância estatística ao nível de 5,00% ( $\alpha = 0,05$ ); e conforme Quadro 19 e Quadro 20 as medidas de qualidade e de ajuste do modelo não se apresentaram satisfatórias.

Quadro 19 – Coeficientes da Função por Regressão Logística

<b>Variáveis na equação</b>						
Variável	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
X2	-2,242	1,421	2,491	1	,114	,106
X6	-2,317	2,802	,684	1	,408	,099
X10	-,030	3,276	,000	1	,993	,971
X11	-5,667	8,006	,501	1	,479	,003
X13	7,138	8,894	,644	1	,422	1258,828
Constante	4,445	2,646	2,823	1	,093	85,230

Fonte: elaborado pelo autor

Quadro 20 – Verossimilhança de log -2, Cox & Snell R<sup>2</sup> e Nagelkerke R<sup>2</sup>

Verossimilhança de log -2	R quadrado Cox & Snell	R quadrado Nagelkerke
28,668	,247	,329

Fonte: elaborado pelo autor

#### 4.2.4 Análise da função específica baseada na amostra

Verificou-se neste capítulo que os modelos brasileiros de Kanitz (1978); Matias (1978); Neiva (2008) e Brito e Assaf Neto (2008) quando aplicados na amostra de empresas do Badesc apresentaram nível de acerto inferior ao obtido nas pesquisas nas quais foram desenvolvidos. A taxa de acerto ficou aquém do desejado, de forma que tais modelos não se apresentaram adequados para amostra deste estudo de caso. Dessa forma, não se recomenda a adoção de tais modelos por parte da agência de fomento na análise de suas operações crédito.

Na sequência, as funções específicas desenvolvidas com base na amostra de empresas da carteira do Badesc, ainda que tenham apresentado uma taxa de acerto superior aos modelos brasileiros já desenvolvidos, também se mostraram insatisfatórios. Observou-se que

as variáveis independentes não possuem significância estatística ao nível de 5,00%, o que compromete a capacidade preditiva de tais índices. Dessa forma também não se recomenda a adoção pela instituição das funções desenvolvidas.

A seção 4.2 do presente trabalho representou a tentativa de construção de uma função que se apresentasse resultados satisfatórios poderia ser incluída no modelo multicritério de apoio à decisão, como um dos elementos contemplados nos mesmo. Frente a baixa performance das funções e a não significância estatística dos índices econômico-financeiros, optou-se, por não incluir nenhuma das funções no modelo multicritério, o qual será desenvolvido na sequência.

Uma vez que o índice de inadimplência das operações de crédito da organização objeto do presente estudo de caso é inferior às taxas de classificação equivocadas, tanto dos modelos brasileiros de Kanitz (1978); Matias (1978); Neiva (2008) e Brito e Assaf Neto (2008) quanto das funções desenvolvidas, optou-se por manter o atual parâmetro adotado pela agência de fomento.

Tal parâmetro guarda relação com o Fluxo de Caixa projetado para o período em que o financiamento estiver vigente. Por motivos de sigilo da agência de fomento, a métrica do parâmetro não pode ser divulgada, motivo pelo qual será considerado no modelo multicritério em termos qualitativos, que será explanado em maiores detalhes na seção 5.2.1.2 deste trabalho.

## 5 CONSTRUÇÃO DO MODELO MULTICRITÉRIO

Este capítulo tem por objetivo apresentar a operacionalização da proposta metodológica de um processo de apoio à decisão na análise de crédito para uma agência de fomento, a qual congrega aspectos quantitativos das informações contábeis e econômico-financeiras com aspectos qualitativos da avaliação subjetiva do analista.

### 5.1 ESTRUTURAÇÃO DO MODELO

Inicialmente na fase de estruturação se faz necessário a identificação dos atores envolvidos no processo decisório bem como a definição do rótulo do problema.

Conforme retratado por Ensslin et. al. 2010, nessa fase o contexto do problema é estruturado e organizado a partir dos aspectos julgados mais relevantes pelos decisores. O subsistema dos atores é identificado, um rótulo que represente o que se busca é definido, e ainda, são identificados, organizados e mensurados ordinalmente os objetivos julgados pelos decisores como necessários e suficientes para avaliar o contexto, de acordo com seus valores e preferências.

#### 5.1.1 Contexto decisório

Conforme já exposto na seção 3.2 deste trabalho, o Badesc – Agência de Fomento do Estado de Santa Catarina S.A, organização objeto do presente estudo de caso, tem como missão fomentar a economia catarinense via financiamento de projetos de investimentos nos setores produtivos da economia, seja no ramo do comércio, de serviço ou da indústria. Para tanto a instituição possui uma área operacional, a Gerência de Operações Privadas (GEROP), na qual está alocado o corpo técnico destinado à análise dos pedidos de financiamento efetuados pelas empresas que desenvolvem ou pretendem desenvolver atividades produtivas no estado catarinense.

Dentre esse corpo técnico estão os analistas de risco de crédito econômico-financeiros, os quais possuem como função definir se o pleiteante ao crédito possui capacidade de pagamento para honrar o compromisso assumido junto à agência de fomento. O analista de risco de crédito elabora seu relatório que é apreciado pelo Comitê de Crédito e pela Diretoria Colegiada da agência de fomento. O processo de análise que culmina na decisão do referido analista no tocante a capacidade de

pagamento é caracterizado pela elevada complexidade, permeado por uma variedade de variáveis quantitativas e qualitativas.

A decisão da capacidade de pagamento não está amparada unicamente nas informações numéricas contidas nas peças contábeis, mas é composta também de uma série de variáveis que circundam o ambiente organizacional, mercadológico e econômico da empresa que solicita o financiamento.

Nesse universo de variáveis, uma parcela considerável está carregada de valores subjetivos e julgamentos pessoais do analista, seja referente à empresa pleiteante do financiamento, seja em relação a capacidade de seus gestores, ou no tocante a situação do segmento de atuação da empresa, entre muitos outros pontos de influência.

Uma vez que a decisão a cerca da capacidade de pagamento recai nas mãos do analista de risco de crédito, e tal decisão é permeada de julgamentos subjetivos, a valoração e o peso conferido às variáveis envolvidas diferem de analista para analista. Sendo o Badesc a instituição que concede o crédito, é de se esperar que os critérios de julgamentos não sejam diferentes para cada cliente, de modo que não ocorra um tratamento desigual na análise dos projetos.

Nesse contexto, o corpo técnico de analista de risco de crédito da agência de fomento, sente a carência de um modelo de apoio a decisão que leve em consideração os aspectos quantitativos dos demonstrativos contábeis e também, de forma estruturada, os aspectos qualitativos e subjetivos.

#### 5.1.1.1 Atores do processo decisório

O estudo de caso foi desenvolvido no contexto exposto anteriormente. Frente à complexidade do sistema, é necessário explicitar os principais envolvidos direta e indiretamente no processo decisórios, os quais serão chamados nesse trabalho de “atores”.

Os atores podem ser intervenientes ou agidos. Os intervenientes participam do processo decisório diretamente, são os seus valores explicitados por meio de opiniões e interesses que norteará o processo. Já os agidos sofrem as consequências de uma decisão de maneira passiva, envolvidos, portanto de maneira indireta. No entanto, os agidos podem exercer pressão sobre os intervenientes. Entre os atores intervenientes, está o(s) decisor(es), o facilitador e o(s) *stakeholder(s)*.

O Quadro 21 apresenta o Subsistema de atores do presente estudo de caso:

Quadro 21 – Subsistema de atores

<b>Intervenientes</b>	<b>Decisor(es)</b>	analistas de risco de crédito econômico-financeiro
	<b>Facilitador</b>	autor deste trabalho de dissertação
	<b>Stakeholder(s)</b>	membros do Comitê de Crédito
		membros da Diretoria Colegiada
		técnicos de especialidade diversa
<b>Agidos</b>		empresas que solicitam financiamento

Fonte: elaborado pelo autor

### 5.1.1.2 Problemáticas de referência

A problemática de referência foi definida por meio de um processo iterativo entre o facilitador e os decisores, sendo elaborado um Rótulo o mais representativo possível quanto às principais preocupações dos decisores em relação ao problema. O Rótulo do Estudo de Caso foi definido como: Construir um modelo para determinar a capacidade de pagamento da pleiteante ao crédito.

### 5.1.2 Definição e estruturação dos fatores-chaves que dão sustentação aos objetivos e preocupações do analista de risco de crédito econômico-financeiro

Determinados os atores e a problemática de referência o facilitador obteve junto aos decisores os fatores-chaves que apoiam a decisão da determinação da capacidade de pagamento. Para tanto, inicialmente, cada analista respondeu individualmente ao seguinte questionamento: “Ao efetuar a análise da capacidade de pagamento do pleiteante à operação de crédito, além dos aspectos contábeis e financeiros, quais outros aspectos/elementos qualitativos você observa e leva em consideração na sua decisão de crédito?”.

A resposta de cada analista está apresentada no Apêndice C do presente trabalho. O facilitador compilou as respostas dos decisores, esclarecendo com os próprios eventuais dúvidas de interpretação. Com base na experiência do facilitador e levando em consideração o contexto do processo decisório, os fatores-chaves comuns aos analistas foram selecionados e agrupados em Áreas de Interesse. A área de interesse consiste em um ponto de vista superior na hierarquia, que agrupa um conjunto de ações potenciais (ENSSLIN, MONTIBELLER NETO e

NORONHA, 2001). O Quadro 22 expõe as Áreas de Interesse identificadas:

Quadro 22 – Áreas de Interesse

Áreas de Interesse	Descrição
AI 1	Mercado
AI 2	Empresa
AI 3	Sócios/Gestores
AI 4	Informações Econômico-Financeiras

Fonte: elaborado pelo autor

### 5.1.2.1 Construção da Árvore de Pontos de Vista Fundamentais (PVFs)

Após agrupar os fatores-chaves em Áreas de Interesse é necessário definir os Pontos de Vistas Fundamentais (PVFs) que serão levados em conta no modelo multicritério. Conforme retratado por Ensslin, Montibeller Neto e Noronha (2001) os PVFs representam, dentro do contexto decisório, os eixos de avaliação do problema. Os PVFs foram extraídos a partir dos fatores-chaves expostos pelos decisores. Os PVFs necessitam atender a uma série de propriedades (LIMA 2003; ENSSLIN, MONTIBELLER NETO e NORONHA, 2001):

- **Essencial:** o PVF deve levar em conta os aspectos que sejam de fundamental importância aos decisores, segundo seu sistema de valor.
- **Controlável:** deve representar um aspecto que seja influenciado somente pelas ações potenciais em questão.
- **Completo:** o conjunto de PVFs deve incluir todos os aspectos considerados como fundamentais pelos decisores.
- **Mensurável:** o PVF permite especificar, com a menor ambiguidade possível, o desempenho das ações potenciais, segundo os aspectos considerados fundamentais pelos decisores.
- **Operacional:** o PVF possibilita coletar as informações requeridas sobre o desempenho das ações potenciais, dentro do tempo disponível e com um esforço viável.
- **Isolável:** permite a análise de um aspecto fundamental de forma independente com relação aos demais aspectos do conjunto.
- **Não-redundante:** o conjunto de PVFs não deve levar em conta o mesmo aspecto mais de uma vez.

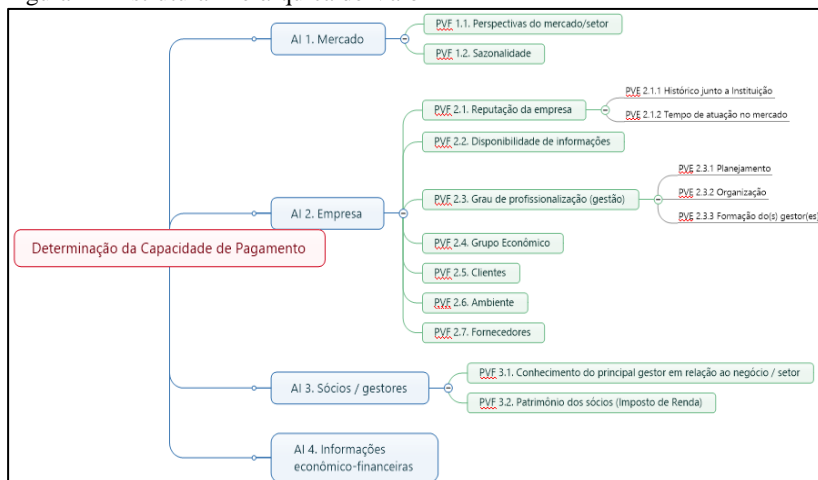


- **Conciso:** a quantidade de aspectos considerados pelo conjunto de PVFs deve ser o mínimo necessário para modelar de forma adequada, segundo a visão dos decisores, o problema.

- **Compreensível:** deve ter seu significado claro para os decisores.

Ao todo, os decisores mencionaram 68 fatores-chaves, que resultaram em 11 Pontos de Vistas Fundamentais. Algumas vezes se faz necessário identificar Pontos de Vistas Elementares (PVEs) em um Ponto de Vista Fundamental (PVFs) para se operacionalizar um ponto de vista (LIMA, 2003). À representação do Rótulo do Problema, Áreas de Interesse e os respectivos Pontos de Vistas Fundamentais dá-se o nome de Estrutura Hierárquica de Valor, conforme destacado na Figura 4 para o modelo construído para o estudo de caso. A Estrutura Hierárquica de Valor está presente no Apêndice D para melhor visualização.

Figura 4 – Estrutura Hierárquica de Valor



Fonte: elaborado pelo autor

### Quadro 23 – Estrutura Hierárquica de Valor

Árvores de Pontos de Vistas - Rótulo do Problema: Determinação da capacidade de pagamento da pleiteante ao Crédito		
Área de Interesse	Pontos de Vista Fundamentais (PVFs)	Pontos de Vistas Elementares (PVEs)
AI 1. Mercado	PVF 1.1 Perspectivas do mercado/setor	-
	PVF 1.2 Sazonalidade	-
AI 2. Empresa	PVF 2.1 Reputação da empresa	PVE 2.1.1 Histórico junto a Instituição
		PVE 2.1.2 Tempo de atuação no mercado
	PVF 2.2 Disponibilidade de Informações	-
	PVF 2.3 Grau de profissionalização da gestão	PVE 2.3.1 Planejamento
		PVE 2.3.2 Organização
		PVE 2.3.3 Formação do(s) gestor(es)
	PVF 2.4 Grupo Econômico	-
	PVF 2.5 Clientes	-
PVF 2.6 Ambiente	-	
PVF 2.7 Fornecedores	-	
AI 3. Sócios/Gestores	PVF 3.1 Conhecimento do principal gestor em relação ao negócio/setor	-
	PVF 3.2 Patrimônio dos sócios (Imposto de Renda)	-
AI 4. Informações Econômico-Financeiras	-	-

Fonte: elaborado pelo autor

## 5.2 EXPRESSAR DE FORMA NUMÉRICA OS FATORES-CHAVE CONSIDERADOS PELO ANALISTA DE RISCO DE CRÉDITO ECONÔMICO-FINANCEIRO

Elaborada a árvore de pontos de vista, a construção do modelo multicritério para avaliação das ações potenciais pode ser iniciada. É necessária então a construção de critérios que permitam mensurar o desempenho da ação avaliada em cada ponto de vista.

Um critério exige duas ferramentas: um descritor e uma função de valor associada a ele. O descritor fornece um melhor entendimento do que representa a preocupação do decisor ao mensurar uma dimensão do contexto decisório. Por sua vez, a função de valor irá definir os diferentes níveis de atratividade do descritor (LIMA 2003).

### 5.2.1 Construção dos Descritores

Um descritor pode ser definido com um conjunto de níveis de impacto que servem como base para descrever as performances plausíveis das ações potenciais em termos de cada PVF. Salienta-se que o conjunto de níveis de impacto, que forma um descritor, deve ter um significado claro para os atores, definido de uma forma o menos ambígua possível. Com base no sistema de valores dos decisores devem ser ordenados em termos de preferência os níveis de impacto, sendo o mais atrativo aquele nível que corresponde a uma ação cuja a

performance seja a melhor possível (ENSSLIN, MONTIBELLER NETO e NORONHA, 2001).

Conforme salientado por Roy (1996) não existe um descritor “ótimo”, mas o mesmo é considerado adequado quando os decisores o consideram uma ferramenta apropriada à avaliação das ações potenciais. Os descritores são representações de julgamento de valor subjetivo, sendo que na sua construção é requerido um elevado grau de juízo de valor pessoal.

Após a construção dos descritores e ordenados os respectivos níveis de impacto, identifica-se os Níveis de Referência ou Âncoras, sendo eles Bom ou Neutro. Acima do nível Bom os decisores julgam a performance como excelente; abaixo do nível Neutro, o desempenho é julgado comprometedor; e na faixa entre o nível Neutro e o nível Bom a performance é considerada competitiva (ENSSLIN et. al.2010).

Ensslin, Montibeller Neto e Noronha (2001) relatam que os descritores são construídos para:

- Auxiliar na compreensão do que o decisor está considerando;
- Tornar o ponto de vista mais inteligível;
- Permitir a geração de ações de aperfeiçoamento;
- Possibilitar a construção de escalas de preferência locais;
- Permitir a mensuração do desempenho de ações em um critério;
- Permitir a construção de um modelo global de avaliação.

De maneira sintética Lima (2003) expõe as etapas inerentes ao processo da construção dos descritores:

- Conceituar os Pontos de Vistas Fundamentais;
- Identificar, se necessário, os Pontos de Vista Elementares em cada Ponto de Vista Fundamental;
- Hierarquizar os níveis de impacto, com a identificação do BOM e NEUTRO e a respectiva representação simbólica;
- Submeter os descritores às seguintes propriedades: mensurabilidade, operacionalidade e compreensibilidade.

Registra-se, antecipadamente, que os descritores aqui apresentados já foram submetidos às propriedades necessárias (mensurável, operacional e compreensível) para que estes operacionalizem adequadamente os pontos de vista fundamentais, ou seja, para que sejam o menos ambíguo possível. Portanto, esta etapa não será detalhada no processo de construção dos descritores.

#### 5.2.1.1 Estruturação do PVF 1.1 – Perspectivas do Mercado/Setor

Este PVF está inserido na Área de Interesse “Mercado”, tendo como objetivo mensurar e considerar no modelo de apoio a decisão a perspectiva de desempenho futuro do setor de atuação no qual a empresa pleiteante ao crédito atua. Esse PVF não demandou a segregação em PVEs. Dessa forma, foram hierarquizados os níveis dos descritores, sendo identificado o BOM e o NEUTRO, conforme é apresentado no Quadro 24 abaixo:

Quadro 24 - Descritor do PVF 1.1 – Perspectivas do mercado/setor

<b>PVF 1.1 Perspectivas do mercado/setor</b>		
<b>N</b>	<b>Descrição</b>	<b>Posição</b>
N5	Forte expansão setorial (superior a 10% de crescimento real)	
N4	Crescimento real (de 2% até 10%)	Bom
N3	Estável, crescimento similar a inflação (crescimento real de 0% a 2%)	Neutro
N2	Crescimento abaixo da inflação (crescimento real até -5%)	
N1	Crise no setor (crescimento real inferior a -5%)	

Fonte: elaborado pelo autor

A construção dos descritores, referente ao PVF 1.2 até o PVF 3.2 (ver Figura 4 – Estrutura Hierárquica de Valor), segue a mesma sequência das etapas anteriores e, portanto, apresenta-se no Apêndice E deste trabalho. Dessa forma tem-se concluída a Fase de Estruturação (ver Figura 1, p. 50).

#### 5.2.1.2 Estruturação da Área de Interesse 4. Informações Econômico-Financeiras

A construção dos descritores da Área de Interesse 4. Informações Econômico-Financeiras merece destaque. A seção 4 do presente trabalho estudou a possível inserção no modelo multicritério de uma função de previsão de inadimplência, a qual não se mostrou possível em função dos resultados obtidos não serem satisfatórios, uma vez que os índices econômico-financeiros extraídos das peças contábeis das empresas componentes da amostra da agência de fomento do presente estudo de caso não demonstraram significância estatística ao nível de 5,00% comprometendo a capacidade preditiva.

Dessa forma, e sendo o atual nível de inadimplência das operações da carteira do Badesc inferior à taxa de classificação equivocada das funções matemáticas testadas, optou-se por inserir no

modelo multicritério o parâmetro econômico-financeiro já adotado pela instituição.

O referido parâmetro está baseado no Fluxo de Caixa projetado para a pleiteante ao crédito durante o período de vigência da operação. O Fluxo de Caixa projetado é reflexo da situação contábil e econômico-financeira retrospectiva da empresa, e também, é influenciado pelos impactos esperados do projeto a ser financiado.

Por motivos de sigilo e dos normativos internos da agência de fomento, o critério quantitativo não pode ser divulgado, de forma que o descritor foi construído para exposição neste trabalho em termos qualitativos, sem exposição dos termos quantitativos, os quais são de conhecimento da equipe de analistas de crédito da instituição que é capaz de relacionar com o nível correspondente do descritor, que está demonstrado no Quadro 25.

Quadro 25 - Descritor da AI 4 – Informações Econômico-Financeiras

<b>AI 4 Informações Econômico-Financeiras</b>		
<b>Nível</b>	<b>Descrição</b>	<b>Posição</b>
N3	Atendimento integral do parâmetro	Bom
N2	Atendimento parcial do parâmetro	Neutro
N1	Não atendimento do parâmetro	

Fonte: elaborado pelo autor

Ressaltamos que o objetivo mestre deste estudo, desde o princípio foi a estruturação de um modelo de apoio a decisão, tendo como foco a determinação da capacidade de pagamento da empresa pleiteante, e como decisor a figura do analista de risco de crédito econômico-financeiro.

Na complexidade do contexto da decisão do analista de crédito, a inclusão de uma função de previsão de inadimplência para compor o modelo multicritério de apoio a decisão era uma possibilidade, a qual foi estudada e não se mostrou satisfatória, fato que não traz prejuízos ao modelo, uma vez que o mesmo foi estruturado e ponderado com os aspectos qualitativos e quantitativos mais apropriados e levados em consideração na visão dos próprios analistas.

A próxima seção terá como tema a construção de funções de valor, adentrando na Fase de Avaliação.

## 5.2.2 Construção das funções de valor

Definido os descritores, a próxima etapa consiste na quantificação do desempenho deles de acordo com as percepções e juízos de valor dos decisores. A função de valor é empregada para ordenar a intensidade de preferência entre pares de níveis de impacto, sendo um instrumento para auxiliar os decisores a expressar, de forma numérica, suas preferências. Ensslin, Montibeller Neto e Noronha (2001, p. 194) definem função de valor como “uma ferramenta julgada adequada pelos decisores, para auxiliar a articulação de suas preferências, permitindo avaliar ações potenciais, segundo um determinado ponto de vista”.

Dentre os métodos para construção de funções de valor tem-se o método da Pontuação Direta (*Direct rating*) e o método do Julgamento Semântico (*Macbeth*) (LIMA, 2003; Ensslin et al., 2010).

No método da Pontuação Direta, após a ordenação dos descritores deve-se atribuir o valor de 0 para o pior nível e 100 para o melhor nível, que servirão de âncora. Na sequência, os decisores devem expressar numericamente a atratividade dos demais níveis em relação às âncoras. As principais vantagens desse método são a rapidez para obtenção da função de valor e a simplicidade do procedimento. Em contrapartida, a desvantagem consiste em expressar as preferências numericamente, o que é uma forma não natural de raciocínio (ENSSLIN, MONTIBELLER NETO e NORONHA, 2001).

Dessa forma, tem-se construída a escala cardinal que será transformada na escala ajustada, a fim de que o nível Bom (B) e o nível Neutro (N) tenham uma atratividade equivalente em todos os descritores. Essa conversão é efetuada através de uma transformação linear com base na equação da reta do tipo:  $y = ax + b$ .

No método do Julgamento Semântico o decisor expressa qualitativamente a sua intensidade de preferência de acordo com uma escala ordinal semântica, comparando para-a-par a diferença de atratividade entre os níveis dos descritores. A principal vantagem desse método reside no fato dos decisores expressarem suas preferências entre pares de ações de forma qualitativa, sendo uma forma de interação com o decisor mais natural. Uma desvantagem que pode ser apontada é que os pontos são obtidos de forma indireta por requerer transformações matemáticas a partir dos julgamentos dos decisores, e outra desvantagem apontada é que no caso de haver grande número de níveis de impacto (mais de 5), o processo de questionamento pode tornar-se

tedioso (LIMA, 2003; ENSSLIN, MONTIBELLER NETO e NORONHA, 2001).

A utilização do método do Julgamento Semântico é auxiliada pelo *software* M-MACBETH:

O procedimento de uso do método MACBETH consiste em solicitar ao decisor que expresse a diferença de atratividade entre duas alternativas potenciais a e b (a mais atrativa que b) com base em uma escala ordinal de sete categorias semânticas propostas a priori ao decisor para cada intervalo do descritor (Bana e Costa & Vansnick, 1995). Os níveis de atratividade da escala semântica são: nula, muito fraca, fraca, moderada, forte, muito forte e extrema. Em seguida, são estabelecidos os Níveis de ancoragem Bom (100) e Neutro (0), transformando a escala em uma Escala de Intervalos Ancorada. Deste modo, os Níveis Âncora Bom e Neutro terão igual grau de atratividade para todos os descritores e igual pontuação numérica para todas as funções de valor (ENSSLIN et. al., 2010).

Com base nas respostas do decisor, constrói-se a Matriz de Julgamentos, cujos valores servem de entrada para o *software* determinar a função de valor.

O presente trabalho demonstrou os dois métodos mencionados, Pontuação Direta e Julgamento Semântico, na construção das funções de valor. Entretanto, para a conclusão do modelo de multicritério do estudo de caso optou-se pela escolha do método do Julgamento Semântico com o auxílio do *software* M-MACBETH pelo fato da preferência dos decisores ser expressa de forma qualitativa e por fazer uso de programação linear, concedendo maior robustez ao modelo. Ensslin et. al. (2010, p.139) também retratam que “o método M-MACBETH, por sua fundamentação teórica, representatividade e reconhecimento prático, tem sido o mais empregado”.

Na sequência será exemplificado, por ambos os métodos, a construção da função de valor para um PVF. A construção da função de valor de todos os PVFs encontra-se nos Apêndices E e F.

### 5.2.2.1 – Construção da Função de Valor pelo método Pontuação Direta – PVF 1.1 Perspectivas do mercado/setor

Definido os descritores do PVF e ordenados conforme a preferência dos decisores atribuiu-se na Escala Cardinal valor 0 para o pior nível e 100 para o melhor. Na sequência, define-se o nível Bom (B) e nível (Neutro), e então, os decisores expressam numericamente a atratividade dos demais níveis.

Feito isto, deve-se calcular a Escala Ajustada utilizando a equação da reta do tipo  $y = a.x + b$ , onde  $y$  é o valor da função transformada,  $x$  é a função de valor original, e  $a$  e  $b$  são duas constantes (sendo  $a > 0$ ). Cabe salientar, que na Escala Ajustada o nível Bom sempre será valorado em 100, e o nível Neutro em 0.

$$\begin{aligned} \text{Fórmula Geral: } & y = a.x + b \\ \text{Nível Bom: } & 100 = a.60 + b \\ \text{Nível Neutro: } & 0 = a.30 + b \\ & b = -30a \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Substituindo na fórmula: } & 100 = 60a - 30a \\ & 100 = 30a \\ & a = 100/30 \\ & a = 3,33 \end{aligned}$$

Utilizando os coeficiente  $a$  e  $b$  temos a seguinte fórmula para calcular a Escala Ajustada do PVF 1.1:  $y = 3,33.x - 99,9$ .

$$\begin{aligned} y &= 3,33 \cdot 100 - 99,9 = 233,1 \approx 233 \\ y &= 3,33 \cdot 60 - 99,9 = 99,9 \approx 100 \text{ (BOM)} \\ y &= 3,33 \cdot 30 - 99,9 = 0 \approx 0 \text{ (NEUTRO)} \\ y &= 3,33 \cdot 15 - 99,9 = -49,9 \approx -50 \\ y &= 3,33 \cdot 0 - 99,9 = -99,9 \approx -100 \end{aligned}$$

Quadro 26 – Funções de Valor PVF 1.1 Perspectivas do mercado/setor

PVF 1.1		Perspectivas do mercado/setor		An	Escala Cardinal	Escala Ajustada
N	Descrição					
N5	Fortes expansão setorial (superior a 10% de crescimento real)				100	233
N4	Crescimento real (de 2% até 10%)			B	60	100
N3	Estável, crescimento similar a inflação (crescimento real de 0% a 2%)			N	30	0
N2	Crescimento abaixo da inflação (crescimento real até -5%)				15	-50
N1	Crise no setor (crescimento real inferior a -5%)				0	-100

Fonte: elaborado pelo autor



O procedimento exemplificado foi efetuado para todos os Pontos de Vista Elementares e todos os Pontos de Vista Fundamentais, conforme consta no Apêndice E.

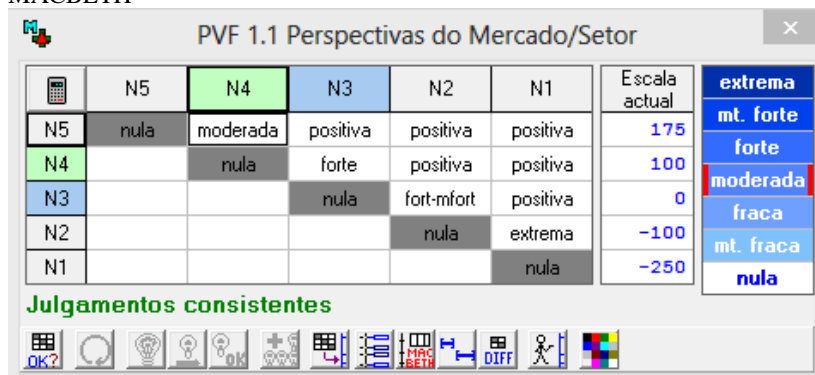
### 5.2.2.2 – Construção da Função de Valor pelo método Julgamento Semântico – PVF 1.1 Perspectivas do mercado/setor

Definido os descritores do PVF e ordenados conforme a preferência dos decisores, o MACBETH faz uso de um procedimento que consiste em questionar o decisor para que expresse verbalmente a diferença de atratividade entre duas ações potenciais, escolhendo uma das seguintes categorias semânticas:

- Nula (nenhuma diferença de atratividade)
- Muito fraca
- Fraca
- Moderada
- Forte
- Muito Forte
- Extrema

Com base nessas informações, o software elabora uma matriz semântica que contém esquematicamente a resposta do decisor e propõe uma escala numérica (Escala actual) que corresponde a Função de Valor do PVF em questão.

Figura 5 – Funções de Valor PVF 1.1 Perspectivas do mercado/setor pelo MACBETH



Fonte: elaborado pelo autor

Ao concluir a construção das funções de valor associada a um descritor, a metodologia MCDA terá disponibilizado ao decisor um entendimento que lhe possibilita viabilizar a mensuração cardinal de cada aspecto operacional considerado relevante, ou seja, considera-se que foi construído um critério de avaliação para um dado ponto de vista (eixo de avaliação). Tal critério é uma ferramenta que permite mensurar, da forma menos ambígua possível, o desempenho das ações de acordo com um particular eixo de avaliação ou ponto de vista. Até este ponto do processo de apoio à decisão, o modelo permite avaliar apenas localmente o desempenho das ações. Para poder obter uma avaliação global das ações, que considere todos os critérios simultaneamente, é preciso determinar mais um conjunto de parâmetros do modelo: as taxas de compensação (ENSSLIN, MONTIBELLER NETO e NORONHA, 2001; LIMA 2003; ENSSLIN et. al. 2010).

### 5.2.3 Determinação das Taxas de Compensação

As Taxas de Compensação ou Taxas de Substituição são parâmetros, que os decisores julgaram adequados para agregar desempenho locais (nos critérios) em um performance global, ou seja, convertem valores locais em valores globais levando em consideração as compensações atribuídas pelos decisores (ROY, 1996; ENSSLIN, MONTIBELLER NETO e NORONHA, 2001; LIMA 2003)

Definida as Taxas de Compensação, segundo Ensslin et al. (2010), o entendimento irá se materializar na explicitação do modelo geral de avaliação que permitirá mensurar a performance de cada empresa pleiteante ao crédito. Em suma, são as Taxas de Compensação que integrarão os descritores e suas funções de valor.

Dentre os métodos possíveis para definição das taxas de compensação estão o *Swing Weights* e a Comparação Par-a-Par, ambos baseados no conceito de compensação. As taxas de compensação são definidas para os grupos de Pontos de Vistas Elementares que estão sob o mesmo Ponto de Vista Fundamental, bem como entre os Pontos de Vistas Fundamentais e entre as Áreas de Interesse do modelo.

Segue descrição do procedimento pelo método do *Swing Weights*:

O método *Swing Weights* (VON WINTERFELDT; EDWARDS, 1986; GOODWIN; WRITGHT, 1991; BEINAT, 1995) inicia-se a partir de uma ação fictícia com o desempenho no nível de impacto Neutro em todos

os critérios do modelo. Oferece aos decisores a oportunidade de escolher um critério onde o desempenho da ação fictícia melhora para o nível de impacto Bom. A este “salto” (swing) escolhido, atribui-se 100 pontos. No restante dos critérios é feito o mesmo questionamento, obtendo o critério onde os decisores desejam que se realize o segundo salto. O mesmo procedimento é feito até que eles definam a ordem de todas as passagens de nível Neutro para o Bom. A magnitude de todos os saltos é medida em relação ao primeiro salto. Estes valores devem ser re-escalados de maneira a variarem entre 0 e 1, fornecendo, desta forma, as taxas de compensação (ENSSLIN, MONTIBELLER NETO e NORONHA, 2001)

A rapidez e a simplicidade do procedimento são apontadas por Lima (2003) como as principais vantagens do método, que por sua vez tem como ponto crítico a forma de questionamento para obtenção dos valores ser relativamente abstrata.

A Comparação Par-a-Par é semelhante ao método utilizado para determinar as funções de valor via julgamento semântico, podendo ser realizado no *software* M-MACBETH. O procedimento consiste em comparar par-a-par ações fictícias com performances diferentes em apenas dois critérios, e com desempenho idêntico nos demais. O citado procedimento é efetuado com todos os pares de critério do modelo. No primeiro momento a comparação visa a ordenação dos critérios conforme a preferência dos decisores para então aplicar o julgamento semântico e posteriormente o *software* através de programação linear definir as taxas de compensação (ENSSLIN, MONTIBELLER NETO e NORONHA, 2001; LIMA 2003).

O ordenamento das alternativas (critérios) pode ser realizado utilizando-se uma Matriz de Roberts, conforme apresentado no Quadro 27. O procedimento, conforme explicado por Ensslin et. al. (2010), inicia com o decisor fornecendo informações sobre as alternativas potenciais construídas segundo seu juízo preferencial. Ao preferir a alternativa da linha, deve-se marcar na coluna com a qual está comparando o valor 1, em caso contrário, zero. Ao final soma-se o valor das linhas e se obtém o grau de preferência conforme o valor da soma. Dessa forma é gerada a hierarquização dos critérios (alternativas).

Quadro 27 - Matriz de Roberts aplicada para as alternativas das Áreas de Interesse do modelo

Matriz de Robert	Mercado	Empresa	Sócios/Gestores	Info Cont.	Soma	Ordem
Mercado	x	0	1	0	1	3°
Empresa	1	x	1	1	3	1°
Sócios/Gestores	0	0	x	0	0	4°
Info Econ-Fin	1	0	1	x	2	2°

Fonte: elaborado pelo autor

A Matriz de Roberts foi aplicada para todos os agrupamentos de Ponto de Vistas Elementares, Pontos de Vistas Fundamentais e Áreas de Interesse, expostas no Apêndice G deste trabalho. Para os agrupamentos com três ou menos de três critérios ordem de preferência foi definida diretamente, sem o uso da Matriz de Roberts. Na sequência apresenta-se a aplicação dos métodos *Swing Weights* e Comparação Par-a-Par na construção do modelo de apoio a decisão do estudo de caso. Registra-se que o método da Comparação Par-a-Par foi o escolhido para a construção do modelo do presente trabalho uma vez que o *software* M-MACBETH faz uso da programação linear conferindo maior robustez, e pelo julgamento dos decisores se dar semanticamente e não numericamente, o que torna mais natural a avaliação.

### 5.2.3.1 Taxas de Compensação pelo método *Swing Weights*

Todos os critérios de um mesmo nível hierárquico da Estrutura Hierárquica de Valor são colocados no mesmo patamar, o nível Neutro. O decisor então define o critério que possa melhorar para o nível de impacto Bom, atribuindo 100 pontos para essa melhoria de critério. Na sequência, critério por critério são medidos em relação ao primeiro.

O próximo passo é normalizar os valores conferidos a cada critério, de tal forma que a soma deles seja igual a 1. O Quadro 28 apresenta o resultado do procedimento.

Quadro 28 – Aplicação do método Swing Weights para definição das Taxas de Compensação dos Pontos de Vistas Fundamentais.

AI 2	Empresa	Taxa de Compensação	Valoração dos critérios
PVF 2.1	Reputação da empresa	22%	100
PVF 2.2	Disponibilidade de informações	20%	90
PVF 2.3	Grau de profissionalização da gestão	19%	85
PVF 2.4	Grupo Econômico	13%	60
PVF 2.5	Clientes	11%	50
PVF 2.6	Ambiente	9%	40
PVF 2.7	Fornecedores	7%	30
			455

Fonte: elaborado pelo autor

Calcula-se o somatório de todos os pontos da valoração dos critérios:  $100 + 90 + 85 + 60 + 50 + 40 + 30 = 455$ . Após o somatório, calcula-se a taxa de compensação de cada critério da seguinte forma:  $PVF\ 2.1 = 100/455 = 0,22 = 22\%$ . A definição de todas as taxas de compensação pelo método *Swing Weights* está no Apêndice H.

### 5.2.3.2 Taxas de Compensação pelo método Comparação Par-a-Par (Julgamento Semântico – software M-MACBETH)

Após a ordenação dos critérios de cada nível hierárquico com o auxílio da Matriz de Roberts, e a entrada das alternativas no software M-MACBETH, os decisores definem qualitativamente a intensidade de preferência entre as alternativas, utilizando as categorias semânticas: nulas, muito fraca, fraca, moderada, forte, muito forte e extrema. O software então calcula, através de modelos de Programação Linear, as taxas de compensação que melhor representam numericamente os julgamentos. A Figura 6 ilustra o procedimento na definição das taxas das Áreas de Interesse, no qual a coluna “Escala actual” representa as taxas de compensação de cada critério. As demais taxas estão apresentadas no Apêndice I.

Figura 6 - Aplicação do método Comparação Par-a-Par para definição das Taxas de Compensação dos Pontos das Áreas de Interesse pelo MACBETH

	[AI 2]	[AI 4]	[AI 1]	[AI 3]	[tudo inf.]	Escala actual	
[AI 2]	nula	moderada	positiva	positiva	positiva	36	extrema
[AI 4]		nula	forte	positiva	positiva	30	mt. forte
[AI 1]			nula	mt. forte	positiva	22	forte
[AI 3]				nula	extrema	12	moderada
[tudo inf.]					nula	0	fraca
							mt. fraca
							nula

**Julgamentos consistentes**

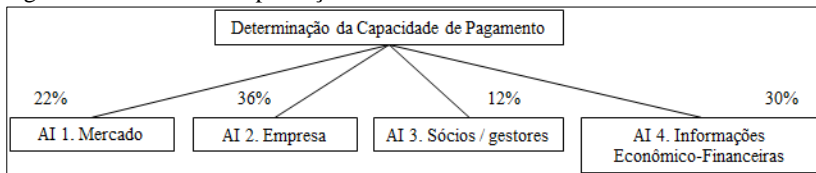
Fonte: elaborado pelo autor

Lima (2003) ressalta que a adoção de um paradigma construtivista implica assumir que, embora as taxas de compensação sejam determinadas junto ao decisor, estes parâmetros não existem naturalmente em suas mentes, essas taxas são meros instrumentos usados para agregar desempenhos locais, em cada um dos critérios, em um desempenho global, segundo uma lógica de compensação.

#### 5.2.4 Modelo Multicritério construído para apoio a decisão do estudo de caso

Após a realização de todos os procedimentos relatados, o modelo multicritério construído para a problemática de referência do estudo de caso da presente pesquisa está concluído, e pretende servir de apoio a decisão dos analistas de risco de crédito da Agência de Fomento na determinação da capacidade de pagamento da empresa pleiteante ao crédito. A seguir será apresentado de maneira fracionada as taxas de compensação das Áreas de Interesse, dos Pontos de Vista Fundamentais e dos Pontos de Vista Elementares, bem como a visão global da Árvore de Valor do modelo multicritério.

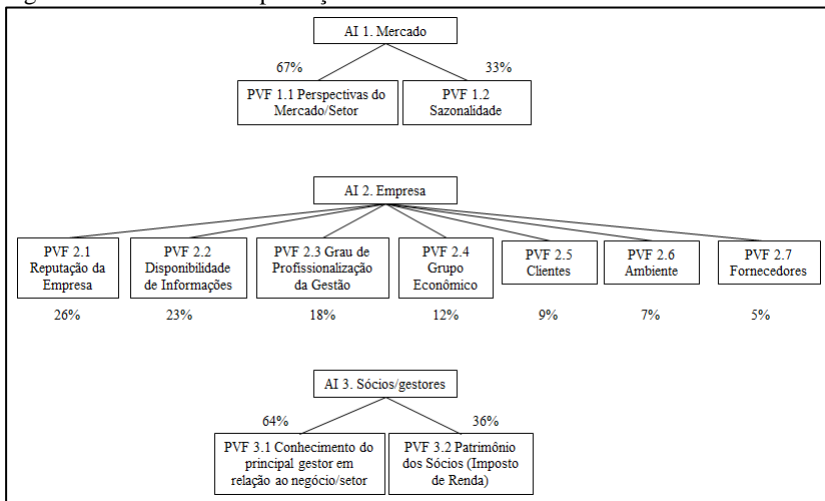
Figura 7 - Taxas de Compensação das Áreas de Interesse



Fonte: elaborado pelo autor

Na sequência apresentam-se as Taxas de Compensação de cada Ponto de Vista Fundamental (PVF).

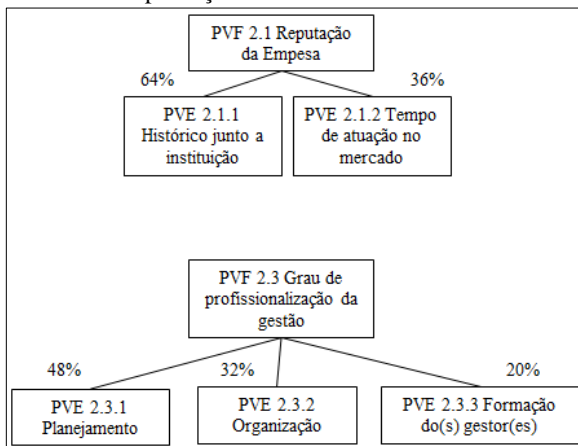
Figura 8 – Taxas de Compensação de cada PVF



Fonte: elaborado pelo autor

Dois PVFs tiveram a necessidade de serem abertos em Pontos de Vista Elementares (PVEs), os quais são apresentados a seguir.

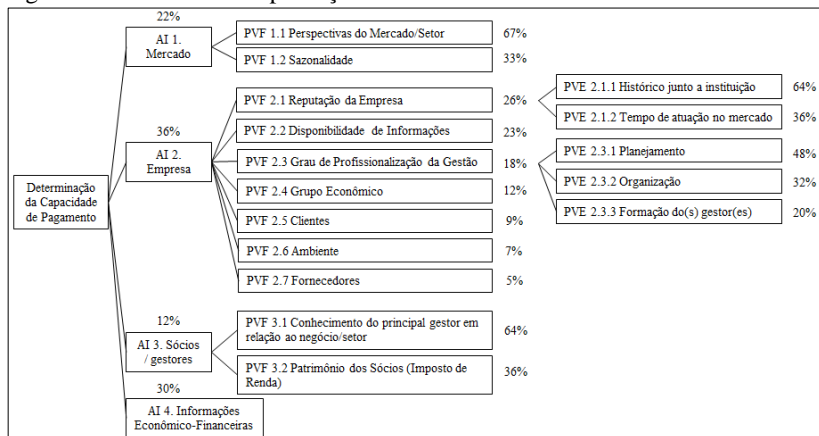
Figura 9 – Taxas de Compensação de cada PVE



Fonte: elaborado pelo autor

Para se ter uma visão global do modelo, a Figura 10 retrata a árvore de valor com todos os critérios de julgamento. Recordamos que os descritores de cada critério de julgamento estão presentes no Apêndice E, e que o modelo foi elaborado com na base na opção dos métodos Julgamento Semântico e Comparação Par-a-Par com utilização do *software* M-MACBETH, pelos motivos já expostos anteriormente.

Figura 10 - Taxas de Compensação na árvore de valor



Fonte: elaborado pelo autor



Uma vez tendo definido como avaliar localmente as alternativas, via construção de critérios, e como agregar estas informações locais numa única dimensão, via taxa de compensação, o modelo multicritério está concluído. Pode-se começar a utilizá-lo para avaliar as ações potenciais disponíveis. Esta será a próxima etapa da proposta metodológica para avaliar a capacidade de pagamento de empresas pleiteantes a crédito na organização objeto do estudo de caso.

#### 5.2.4.1 Avaliação Global

Os decisores podem agregar as avaliações locais das ações potenciais em uma única avaliação global, o que pode ser feito utilizando uma fórmula de agregação positiva (KEENEY, 1992). A equação abaixo representa a fórmula de agregação positiva:

$$V(a) = w_1 \cdot v_1(a) + w_2 \cdot v_2(a) + w_3 \cdot v_3(a) + \dots + w_n \cdot v_n(a)$$

Onde:

$V(a)$  → Valor Global da ação  $a$ .

$v_n(a)$  → Valor parcial da ação  $a$  nos  $n$  critérios.

$w_n$  → Taxas de compensação dos  $n$ .

$n$  → número de critérios do modelo.

Para efetuar a avaliação global da empresa, em um modelo multicritério de agregação aditiva, são necessárias duas informações: o desempenho local da empresa (Indicadores de impacto) obtida a partir dos descritores e suas respectivas funções de valor e as taxas de compensação do modelo. A partir delas, pode-se usar a fórmula de agregação aditiva para determinar a atratividade global da empresa.

A equação fornece a soma ponderada dos valores parciais obtidos por uma determinada ação nos diversos critérios, sendo que a ponderação é feita pelas taxas de compensação de cada critério. Esta fórmula de agregação pretende transformar unidades de atratividade local (medida nos critérios) em unidades de atratividade global. Com isso, o que se quer é agregar o desempenho da empresa nos múltiplos critérios em um desempenho único, a avaliação global da empresa (ENSSLIN, MONTIBELLER NETO e NORONHA, 2001; LIMA 2003).

A seguir é apresentada a equação de Avaliação Global do modelo de apoio à decisão construído para o presente estudo de caso:

$$\begin{aligned}
 V(a) = & 0,147.v_{PVF1.1}(a) + 0,073.v_{PVF1.2}(a) + 0,060.v_{PVE2.1.1}(a) \\
 & + 0,034.v_{PVE2.1.2}(a) + 0,083.v_{PVF2.2}(a) \\
 & + 0,031.v_{PVE2.3.1}(a) + 0,021.v_{PVE2.3.2}(a) \\
 & + 0,013.v_{PVE2.3.3}(a) + 0,043.v_{PVF2.4}(a) \\
 & + 0,032.v_{PVF2.5}(a) + 0,025.v_{PVF2.6}(a) \\
 & + 0,018.v_{PVF2.7}(a) + 0,077.v_{PVF3.1}(a) \\
 & + 0,043.v_{PVF3.2}(a) + 0,300.v_{AI4}(a)
 \end{aligned}$$

Definida a equação de Avaliação Global a próxima etapa consiste na utilização do modelo multicritério e avaliação de seus resultados.

### 5.3 AVALIAR OS RESULTADOS E COMPARAR COM PARÂMETROS DE MERCADO

Com base no modelo de apoio à decisão estruturado para o Badesc, Quadro 29, é possível avaliar a capacidade de pagamento de empresas que solicitam recursos ao Badesc.

Quadro 29 – Modelo Multicritério: Determinação da Capacidade de Pagamento

Modelo: Determinação da Capacidade de Pagamento (software M-Mcbeth)											
AI	Árvores de Pontos de Vistas			Escalas (ajustada)					Taxas de compensação	Perfil de Impacto	Valor Total
	PVF	PVE		N5	N4	N3	N2	N1			
AI 1. (22%)	PVF 1.1 (67%)	-		175	100	0	-100	-250	0,147		
	PVF 1.2 (33%)	-			100	0	-150	-350	0,073		
AI 2. (36%)	PVF 2.1 (26%)	PVE 2.1.1 (64%)		175	100	0	-100	-175	0,060		
		PVE 2.1.2 (36%)		150	100	0	-125	-275	0,034		
	PVF 2.2 (23%)	-			100	0	-200	-450	0,083		
		PVE 2.3.1 (48%)				100	0	-133	-300	0,031	
	PVF 2.3 (18%)	PVE 2.3.2 (32%)		167	100	0	-100	-233	0,021		
		PVE 2.3.3 (20%)		167	100	0	-133	-300	0,013		
	PVF 2.4 (12%)	-			100	0	-66	-200	0,043		
	PVF 2.5 (9%)	-		167	100	0	-133	-300	0,032		
	PVF 2.6 (7%)	-			100	0	-150	-400	0,025		
	PVF 2.7 (5%)	-				100	0	-166	-333	0,018	
AI 3. (12%)	PVF 3.1 (64%)	-		150	100	0	-125	-275	0,077		
	PVF 3.2 (36%)	-		167	100	0	-133	-300	0,043		
AI 4. (30%)	-	-				100	0	-120	0,300		

Fonte: elaborado pelo autor

Para demonstrar a aplicação do modelo, três empresas serão submetidas ao mesmo. A identidade das empresas será preservada em função da confidencialidade exigida pelos normativos internos da agência de fomento, sendo identificadas por empresa A, B e C. Essas empresas atuam respectivamente nos segmentos de implementos rodoviários, material de construção e tecnologia da informação; e no

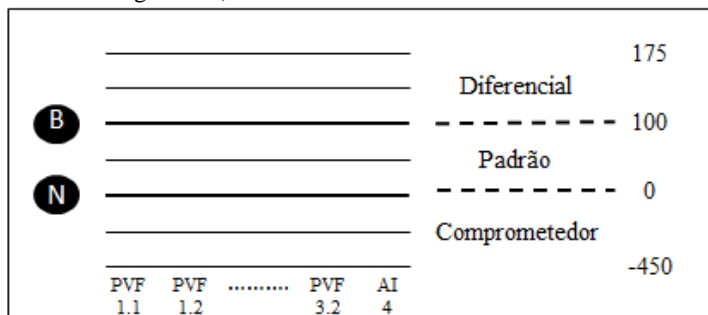
momento da pesquisa se encontravam em processo de análise, não tendo ainda operações contratadas com a agência.

### 5.3.1 Definição do Perfil de impacto da ação potencial (aplicação)

O Perfil de Impacto permite uma melhor visualização da performance de uma ação potencial. O Perfil de Impacto é a representação da avaliação local em todos os critérios de análise (Áreas de Interesse, Pontos de Vista Fundamentais e Pontos de Vista Elementares) (ENSSLIN, MONTIBELLER NETO e NORONHA, 2001). A Figura 11 representa a pontuação de cada critério, no eixo horizontal estão os critérios e no eixo vertical define-se o respectivo desempenho da empresa avaliada.

Os níveis Bom (100) e Neutro (0) segregam os níveis de referência em Comprometedor (-450 a 0), Padrão (0 a 100) e Diferencial (100 a 175), os quais servem de parâmetro para avaliação do decisor.

Figura 11 – Perfil de Impacto Modelo Multicritério (Determinação da Capacidade de Pagamento)



Fonte: elaborado pelo autor

As três empresas foram analisadas descritor por descritor, sendo exposto no Quadro 30 na coluna “perfil de impacto” o descritor selecionado em cada PVE, PVF ou AI. A coluna “valor total” é o resultado da multiplicação da coluna “taxas de compensação” pelo valor da coluna “perfil de impacto” de cada empresa. Dessa forma, o somatório da coluna “valor total” representa a pontuação obtida pela empresa no modelo multicritério de apoio a decisão para determinação da capacidade de pagamento. Cabe lembrar, para auxiliar na análise do Quadro 30, que os descritores estão expostos no Apêndice E deste trabalho.

Quadro 30 – Pontuação das empresas submetidas ao modelo

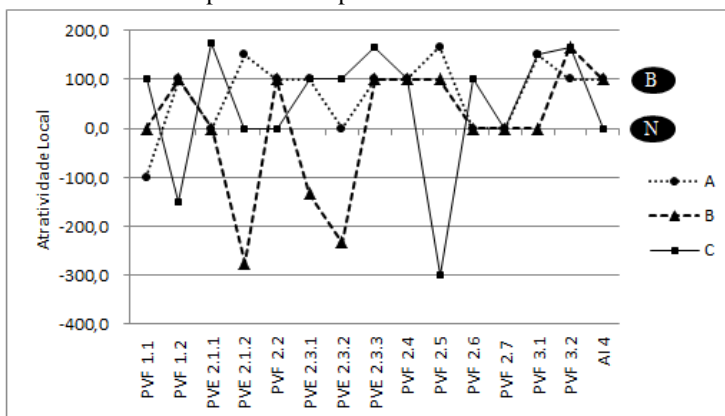
Modelo: Determinação da Capacidade de Pagamento (software M-Mcbeth)										
Árvores de Pontos de Vistas			Taxas de compensação	Perfil de Impacto - A	Valor Total - A	Perfil de Impacto - B	Valor Total - B	Perfil de Impacto - C	Valor Total - C	
AI	PVF	PVE								
AI 1. (22%)	PVF 1.1 (67%)	-	0,147	-100	-14,7	0	0,0	100	14,7	
	PVF 1.2 (33%)	-	0,073	100	7,3	100	7,3	-150	-10,9	
		PVE 2.1.1 (64%)	0,060	0	0,0	0	0,0	175	10,5	
AI 2. (36%)		PVE 2.1.2 (36%)	0,034	150	5,1	-275	-9,3	0	0,0	
	PVF 2.1 (26%)	-	0,083	100	8,3	100	8,3	0	0,0	
		PVE 2.3.1 (48%)	0,031	100	3,1	-133	-4,1	100	3,1	
		PVE 2.3.2 (32%)	0,021	0	0,0	-233	-4,8	100	2,1	
		PVE 2.3.3 (20%)	0,013	100	1,3	100	1,3	167	2,2	
	PVF 2.2 (23%)	-	0,043	100	4,3	100	4,3	100	4,3	
		PVE 2.5 (9%)	-	0,032	167	5,4	100	3,2	-300	-9,7
		PVE 2.6 (7%)	-	0,025	0	0,0	0	0,0	100	2,5
		PVE 2.7 (5%)	-	0,018	0	0,0	0	0,0	0	0,0
		PVE 3.1 (64%)	-	0,077	150	11,5	0	0,0	150	11,5
AI 3. (12%)	PVF 3.2 (36%)	-	0,043	100	4,3	167	7,2	167	7,2	
AI 4. (30%)	-	-	0,300	100	30,0	100	30,0	0	0,0	
Pontuação Total					65,8		43,4		37,5	

Fonte: elaborado pelo autor

Para facilitar a visualização do desempenho das empresas, a Figura 12 plota a pontuação obtida pelas empresas em cada critério (AI, PVF, ou PVE), evidenciando o nível Neutro (N) e o nível Bom (B). Percebe-se que a empresa A possui com maior concentração entre os níveis Neutro e Bom. Por sua vez, B apresenta a maior quantidade de descritores abaixo do nível Neutro; e a empresa C apresenta maior variabilidade.

Classificou-se os descritores situados abaixo do nível bom com “Comprometedor”, aqueles entre o nível Neutro e Bom como “Padrão”, e aqueles situados acima do nível Bom como “Diferenciais”.

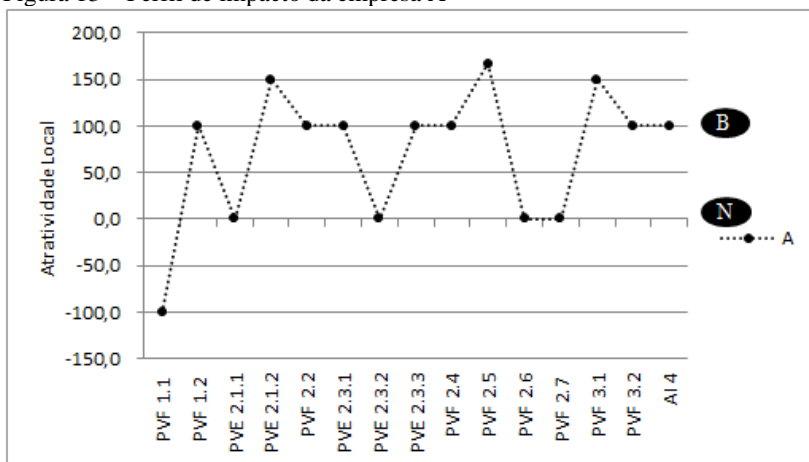
Figura 12 – Perfil de impacto das empresas submetidas ao modelo



Fonte: elaborado pelo autor

O desempenho da empresa A está individualmente demonstrado na Figura 13. O único critério posicionado no nível “Comprometedor” diz respeito ao Ponto de Vista Fundamental 1.1 – Perspectivas do Mercado/Setor, o qual tem como parâmetro uma variável externa da empresa, relacionada ao seu ambiente setorial, e, portanto, fora do seu controle. Dos critérios julgados no modelo, três apresentaram atratividade local qualificados no nível Diferencial (acima de Bom). A empresa apresentou um desempenho equilibrado ao se comparar as Áreas de Interesse, culminando com uma pontuação total de 65,8 pontos conforme o modelo multicritério de apoio à decisão.

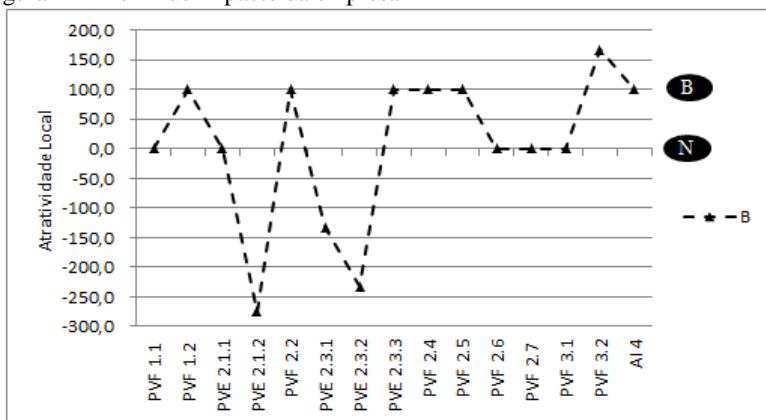
Figura 13 – Perfil de impacto da empresa A



Fonte: elaborado pelo autor

A empresa B obteve pontuação total de 43,4 pontos conforme o modelo multicritério proposto. A Figura 14 retrata o desempenho da empresa que obteve três critérios na zona Comprometedora (abaixo do nível Neutro), todos eles inseridos na Área de Interesse 2 - Empresa.

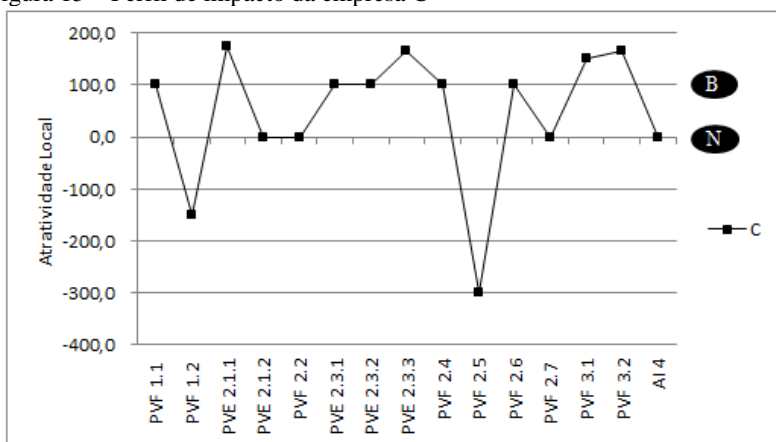
Figura 14 – Perfil de impacto da empresa B



Fonte: elaborado pelo autor

A Figura 15 divulga o resultado da aplicação do modelo multicritério no tocante a empresa C. Percebem-se oscilações nos critérios de julgamento, tendo quatro atratividades locais situadas na área Diferencial e duas na área Comprometedora. A pontuação total obtida foi 37,5 pontos. Registra-se que a empresa obteve melhor desempenho na Área de Interesse 3 – Sócios/Gestores, evidenciando a experiência e a qualificação dos responsáveis pela condução da empresa.

Figura 15 – Perfil de impacto da empresa C



Fonte: elaborado pelo autor

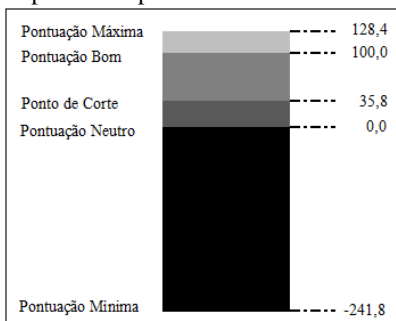
### 5.3.2 Análise da pontuação do modelo multicritério e definição do ponto de corte

Uma vez que o modelo multicritério tem por objetivo apoiar o analista de risco de crédito na decisão da determinação da capacidade de pagamento de uma empresa pleiteante a financiamento junto à agência de fomento, torna-se necessário definir um ponto de corte na pontuação das empresas quando submetidas ao modelo.

Tal ponto de corte servirá de referência, de forma que aquelas empresas que obtiverem pontuação superior ao referido ponto serão consideradas com capacidade de pagamento para honrar as obrigações assumidas junto à agência de fomento, enquanto as empresa que obtiverem pontuação total abaixo do ponto de corte serão consideradas não atrativas por não indicarem possuir capacidade de pagamento frente ao pleito com base na análise dos critérios considerados importantes pelos analistas.

Torna-se importante então, analisar as possíveis pontuações a serem obtidas pelas empresas quando os analistas de risco de crédito as submeterem ao modelo multicritério desenvolvido. Na Figura 16 está demonstrado a pontuação máxima (128,4) e a pontuação mínima (-241,8) possíveis de serem obtidas por uma empresa que seja submetida ao modelo multicritério desenvolvido para determinação da capacidade de pagamento das pleiteantes a crédito junto a Agência de Fomento do Estado de Santa Catarina (Badesc). Retrata ainda os níveis Bom (100) e Neutro (0), que segregam os níveis de referência em Comprometedor (-241,8 a 0), Padrão (0 a 100) e Diferencial (100 a 128,4), bem como retrata ainda o ponto de corte do modelo (35,8).

Figura 16 – Pontuação possível e ponto de corte



Fonte: elaborado pelo autor

O ponto de corte foi determinado com base na amplitude total de pontuação, ou seja, a diferença entre a máxima e a mínima possíveis (370,2).

$$\text{Amplitude Total} = \text{Pontuação Máxima} - \text{Pontuação Mínima}$$

$$\text{Amplitude Total} = 128,4 - (-241,8) = 370,2$$

Definiu-se então que o ponto de corte representaria o quartil superior da amplitude total. Dessa forma:

$$\text{Ponto de corte} = \text{Pontuação Máxima} - 0,25(\text{Amplitude Total})$$

$$\text{Ponto de corte} = 128,4 - 0,25 (370,2)$$

$$\text{Ponto de corte} = 128,4 - 92,6$$

$$\text{Ponto de corte} = 35,8$$

Assim sendo, as empresas que submetidas ao modelo obterem pontuação igual ou superior a 35,8 indica que possuem capacidade de pagamento frente ao pleito de financiamento, enquanto aquelas que obtiverem pontuação inferior a 35,8 indica que não possuem a capacidade de pagamento necessária.

### **5.3.3 Identificação das ações de aperfeiçoamento**

Concluída a construção do modelo multicritério cabe elencar algumas recomendações no tocante a avaliação e aperfeiçoamento do mesmo. O modelo multicritério desenvolvido tem por objetivo apoiar a decisão do analista de risco de crédito da Agência de Fomento do Estado de Santa Catarina S.A (Badesc) no tocante à capacidade de pagamento das empresas que solicitam financiamento para a agência de fomento.

Sugere-se que inicialmente o modelo multicritério seja utilizado de forma experimental, de modo a verificar o desempenho do modelo, o qual pode adotar como parâmetro comparativo o percentual de operações inadimplentes em momento anterior a utilização do modelo e posterior a utilização do modelo.

Caso sejam identificadas interpretações dúbias ou conflitantes dos descritores, deverá ser providenciado ajuste nas descrições dos descritores, de forma torná-los mais claros para os principais usuários, os analistas de risco de crédito.



Com a utilização do modelo na análise das empresas e operações de crédito pode ser que seja identificado a necessidade de modificação nos descritores, de forma a inserir ou excluir descritores, caso seja identificada necessidade de maior ou menor segregação respectivamente, bem como em relação à árvore de pontos de vista.

O modelo ao contemplar um ponto de corte, possibilita que ocorram ajustes na pontuação definida para o ponto de corte conforme maior ou menor disponibilidade de recursos para serem emprestados pela agência de fomento, ou seja, em períodos de restrição de recursos para aplicar em projetos de financiamento, o ponto de corte do modelo pode ser elevado, restringindo conseqüentemente a quantidade de empresas que atenderiam a exigência.

O ajuste ao ponto de corte também pode se dar em função da maior ou menor exposição ao risco assumido pela agência de fomento, de modo que poderá aumentar o ponto de corte do modelo multicritério caso o planejamento da instituição pretenda reduzir a exposição ao risco.

A análise e a reflexão em relação aos aspectos expostos nessa seção servem como uma fase de avaliação por parte dos decisores, no caso em questão, os analistas de risco de crédito do Badesc, no tocante ao desempenho do modelo multicritério desenvolvido, e devem ser acompanhadas e monitoradas periodicamente.



## 6 CONSIDERAÇÕES FINAIS

A análise de crédito para concessão de recursos financeiros para empresas via financiamento de projetos é comumente pautada exclusivamente na dimensão econômico-financeira. Ocorre que o contexto decisório do analista de risco de crédito e da própria empresa pleiteante ao recurso é demasiado complexo, repleto de variáveis das mais diversas características, que extrapolam os dados financeiros.

Compondo esse cenário de complexidade temos os julgamentos e preferências pessoais e subjetivas do próprio decisor, no caso em pauta, o analista de risco de crédito, o qual possui seus julgamentos pessoais fruto de sua formação pessoal e profissional, e que agregam de forma qualitativa ao serem considerados na tomada de decisão.

Frente esse contexto, este trabalho se propôs a estruturar um processo de apoio à decisão na análise de crédito que fosse capaz de congregiar aspectos quantitativos das informações contábeis e econômico-financeiras com aspectos qualitativos da avaliação subjetiva do analista. Para tanto foi realizado um estudo de caso em uma agência de fomento.

### 6.1 CONCLUSÕES E LIMITAÇÕES DA PESQUISA

Com a contextualização do cenário de atuação das agências de fomento e dos bancos de desenvolvimento no sistema financeiro e seu papel na economia e na sociedade ficou clara a importância de tais instituições, e, sobretudo da qualidade da concessão de crédito, de forma a mitigar perdas por inadimplência de operações.

O levantamento bibliográfico demonstrou que ainda que o contexto da concessão de crédito seja complexo, a decisão está amparada, sobretudo em informações de dimensão econômico-financeiras. Como reflexo, foram mencionados variados estudos desenvolvidos tendo como tema central a previsão de inadimplência como balizador da decisão de concessão de crédito.

Adicionalmente, o levantamento bibliográfico também expos metodologias de apoio à decisão que consideram múltiplas perspectivas em relação ao contexto, as denominadas abordagens multicritério. Tais abordagens têm como características: considerar os processos decisórios complexos e neles existirem vários atores envolvidos que definem os aspectos relevantes do processo de decisão; cada ator tem a sua subjetividade (juízo de valores); reconhecer os limites da objetividade e

considerar as subjetividades dos atores; e ainda ter como pressuposto que o problema não está claramente definido nem bem estruturado.

Dada a complexidade da análise de concessão de crédito e a variedade de aspectos que influenciam a decisão, concluiu-se que a metodologia multicritério de apoio a decisão (MCDA) é indicada para aplicação no referido contexto. A metodologia permite contemplar tanto as perspectivas quantitativas quanto as qualitativas, e por essa razão, não foram renegados do presente estudo os modelos de previsão de inadimplência.

Ressalta-se, que dessa forma o objetivo maior do presente estudo foi a construção de um modelo multicritério a ser aplicado no contexto da decisão de crédito, mais especificamente na determinação da capacidade de pagamento da empresa que solicita o crédito. A proposta metodológica contemplou então um estudo de caso junto a uma agência de fomento, de modo a se ter uma aplicação real.

De forma complementar ao modelo a ser estruturado, e em resposta aos objetivos específicos, modelos brasileiros de previsão de inadimplência foram testados na amostra de empresas extraída da agência de fomento. Identificou-se que os modelos brasileiros selecionados no presente estudo não se mostraram adequados à amostra de empresas da agência de fomento (Badesc), concluindo-se por não selecionar nenhum deles para inserção no modelo multicritério.

O estudo avançou no intuito de desenvolver uma função de previsão de inadimplência a partir da amostra de empresas da agência de fomento, e que a própria fosse um dos critérios do modelo de apoio a decisão na análise de crédito.

Foram desenvolvidas, com o emprego da Análise Discriminante e da Regressão Logística, funções matemáticas de previsão de inadimplência com base na amostra de empresas extraída da agência de fomento. Constatou-se que os indicadores extraídos da amostra não possuem significância estatística o que prejudicou a construção da função, de forma que, assim como os modelos tradicionais aplicados à amostra, também não se recomenda a adoção das citadas funções para compor o modelo multicritério.

Pode-se afirmar então que os índices contábeis e econômico-financeiros explicam apenas uma parcela do fato da empresa ser adimplente ou inadimplente junto à instituição do referido estudo de caso, ao menos com base na amostra do presente trabalho. Esse fato reforça a adequação e justificativa da utilização da metodologia multicritério de apoio à decisão (MCDA).

Os aspectos subjetivos de maior impacto no processo de análise da capacidade de pagamento foram levantados junto aos analistas e compilados, tendo sido a base para construção da árvore de pontos de vista e da estrutura hierárquica de valor.

Constatou-se que o desenvolvimento do modelo multicritério (MCDA) realmente se torna um momento de aprendizagem e aprimoramento do decisor, que aumenta sua compreensão acerca do contexto decisório e dos critérios impactantes.

A análise da avaliação global do modelo e das possíveis pontuações a serem obtidas tornou possível a definição de um ponto de corte na pontuação das empresas quando submetidas ao modelo, que poderá servir de parâmetro para a determinação da capacidade de pagamento frente ao pleito. O modelo multicritério desenvolvido foi aplicado no caso real de três empresas e demonstrou aderência as pretensões iniciais que conduziram a elaboração do mesmo.

Durante o trabalho foram apresentados aspectos limitantes ao desenvolvimento da pesquisa. A amostra de empresas não apresentou representatividade estatística. Outra limitação diz respeito ao fato de parcela da amostra ser composta por empresa de pequeno e médio porte, que na maioria das vezes apresentam peças contábeis que não passam pelo processo de auditoria. Ainda que este fato conceda diferencial ao presente estudo por analisar e verificar a aplicabilidade de modelos matemáticos em empresas de porte pouco estudadas, se faz necessário ter consciência dessa limitação.

Ainda como fator limitante da pesquisa, menciona-se o fato de que as operações das empresas submetidas aos modelos brasileiros de inadimplência ainda estarem vigentes, de forma que a situação de adimplência / inadimplência pode se alterar no decorrer da vigência das operações.

Cabe ressaltar que a metodologia multicritério de apoio à decisão, e conseqüentemente o modelo de apoio à decisão para determinação da capacidade de pagamento desenvolvido no presente estudo, baseia-se nos aspectos julgados relevantes pelos decisores, bem como também é consequência dos atores envolvidos e do seu contexto. Isso posto, registra-se que mudando os decisores, ou mudando o contexto de decisão, os resultados da avaliação podem sofrer alterações. De acordo com o paradigma construtivista não existe um modelo ideal, mais ou menos correto, o que existe são modelos baseados em percepções e valores daqueles que o utilizam. Uma vez que a percepção das pessoas são mutáveis, recomenda-se a contínua revisão do modelo.

O objetivo principal deste trabalho foi estruturar um processo de apoio à decisão na análise de crédito que fosse capaz de congregiar aspectos quantitativos das informações contábeis e econômico-financeiras com aspectos qualitativos da avaliação subjetiva do analista. Acredita-se que este objetivo foi alcançado, uma vez que o modelo está apresentado, e minuciosamente referenciado ao longo do capítulo 5 e dos Apêndices, inclusive com demonstração de sua aplicabilidade em casos reais.

Finalmente, o presente estudo foi importante para a instituição objeto do estudo de caso por ter aplicado uma metodologia que permitiu ao decisor agregar conhecimento acerca do contexto e do seu processo de decisão. No âmbito acadêmico foi possível efetuar uma abordagem pouco usual quando o assunto é análise de concessão de crédito, uma vez que congregou metodologias com perspectivas distintas para a construção do modelo de apoio a decisão. E ainda, para a sociedade, principalmente para organizações que atuam na área de crédito, estruturou-se um processo de apoio à decisão que pode servir de inspiração para atualização de seus processos de análise e de decisão de concessão de crédito.

## 6.2 FUTURAS PESQUISAS

Para futuras pesquisas recomenda-se, se possível, a ampliação do tamanho da amostra, de forma a aumentar sua representatividade estatística. Nova pesquisa pode abordar a análise da aplicação do modelo multicritério desenvolvido, avaliando os resultados obtidos antes e depois do modelo, tendo como parâmetro, por exemplo, o índice de inadimplência.

Uma pesquisa complementar a atual poderia verificar o nível de classificação de risco inicial das operações e o nível de classificação de risco no momento da futura pesquisa, de forma a comparar a evolução do conceito de risco da empresa ao longo da vigência da operação e comparar com a previsão dos modelos no momento da contratação da operação.

Registra-se também a possibilidade do modelo multicritério desenvolvido a partir da estruturação de um processo de apoio a decisão servir de base para outras agências de fomento, ou instituições de crédito, reavaliarem suas atuais metodologias e com base nesse trabalho aplicar a metodologia no intuito de desenvolverem modelos condizentes com seu contexto.

Por fim, deseja-se que este trabalho desperte o interesse de outros pesquisadores para que se sintam estimulados a buscar novos caminhos de pesquisa e aprofundar e aperfeiçoar a metodologia.





## REFERÊNCIAS

ALTMAN, Edward I., Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. **The Journal of Finance**. v. 23, n. 4, September, 1968, p. 589-609. Disponível em: <[http://realequityresearch.dk/Documents/Z-Score\\_Altman\\_1968.pdf](http://realequityresearch.dk/Documents/Z-Score_Altman_1968.pdf)>. Acesso em: 19 nov. 2014.

ALTMAN, E. I.; BAYDIA, T. K. N.; DIAS, L. M. R. Previsão de problemas financeiros em empresas. **Revista de Administração de Empresas**, v. 19, p. 17-28, Jan./Mar. 1979. Disponível em: <<http://rae.fgv.br/rae/vol19-num1-1979/previsao-problemas-financeiros-em-empresas>>. Acesso em: 19 nov. 2014.

ANGELONI, Maria Terezinha; MUSSI, Clarissa Carneiro; DUTRA, Ademar. **Estratégias: formulação, implementação e avaliação: o desafio das organizações contemporâneas**. São Paulo: Saraiva, 2008.

ASSAF NETO, Alexandre; LIMA, Fabiano Guasti. **Curso de Administração Financeira**. São Paulo: Atlas, 2009.

BADESC. Direcionamento Estratégico 2012-2015. Elaboração: Gerência de Planejamento e Inovação – GPLAN, 2012.

BADESC. Estatuto Social Badesc, 2011.

BADESC. Relatório da Administração, 2013. Disponível em: <[http://www2.badesc.gov.br/arquivos/Demonstrativos/BADESC%20%2031\\_12\\_2013%20%20DO.pdf](http://www2.badesc.gov.br/arquivos/Demonstrativos/BADESC%20%2031_12_2013%20%20DO.pdf)>. Acesso em: 03 set. 2014.

BADESC. Resolução Interna nº 05/2011, de 06/05 de 2011.

BANA E COSTA, C. A. Três convicções fundamentais na prática do apoio à decisão. **Revista Pesquisa Operacional**, v.13, p. 1-12, 1993. Disponível em: <<http://web.ist.utl.pt/carlosbana/Pesquisa%20operacional.pdf>>. Acesso em: 03 set. 2014.

BANCO CENTRAL DO BRASIL. Resolução n. 394, de 03 de novembro de 1976. Regulamento anexo à resolução nº 394, de 03.11.76,

que define a competência e disciplina a constituição e o funcionamento dos bancos de desenvolvimento. Disponível em:

<[http://www.bcb.gov.br/pre/normativos/res/1976/pdf/res\\_0394\\_v13\\_L.pdf](http://www.bcb.gov.br/pre/normativos/res/1976/pdf/res_0394_v13_L.pdf)>. Acesso em: 11 jul. 2013.

BANCO CENTRAL DO BRASIL. Resolução n. 2828, de 30 de março de 2001. Dispõe sobre a constituição e o funcionamento de agências de fomento. Disponível em:

<[http://www.bcb.gov.br/pre/normativos/res/2001/pdf/res\\_2828\\_v6\\_L.pdf](http://www.bcb.gov.br/pre/normativos/res/2001/pdf/res_2828_v6_L.pdf)>. Acesso em: 11 jul. 2013.

BANCO CENTRAL DO BRASIL. Relatório de Estabilidade

Financeira. Brasília. Mar.2013. v.12. nº.1. Disponível em: <

[http://www.bcb.gov.br/htms/estabilidade/2013\\_03/refP.pdf](http://www.bcb.gov.br/htms/estabilidade/2013_03/refP.pdf)>. Acesso em 14 jul. 2013.

BERTUCCI, Luiz A.; GUIMARÃES, Joaquim B.; BRESSAN, Valéria G. F. Condicionantes de adimplência em processo de concessão de crédito a micro e pequenas empresas. In: ENCONTRO BRASILEIRO DE FINANÇAS, III, 2003, São Paulo. **Anais...** São Paulo: Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade da Universidade de São Paulo, 2003.

BORTOLUZZI, Sandro C.; SILVA, Marivânia R. da; ENSSLIN, Sandra R.; ENSSLIN, Leonardo. Estruturação de um Modelo de Avaliação de Desempenho para a Gestão do Curso de Ciências Contábeis da Universidade Tecnológica Federal do Paraná. **Revista de Educação e Pesquisa em Contabilidade**, Brasília, v. 7, n. 1, art. 3, p. 35-57, jan./mar. 2013. Disponível em:

<<http://www.repec.org.br/index.php/repec/article/view/248>> Acesso em: 03 set. 2014.

BRASIL. Constituição da República Federativa do Brasil de 1988.

Disponível em:

<[http://www.planalto.gov.br/ccivil\\_03/Constituicao/ConstituicaoCompilado.htm](http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/Constituicao/ConstituicaoCompilado.htm)>. Acesso em: 11 jul. 2013.

BRASIL. Lei nº 4.595, de 31 de Dezembro de 1964. Dispõe sobre a Política e as Instituições Monetárias, Bancárias e Creditícias, Cria o Conselho Monetário Nacional e dá outras providências. Disponível em:

<[http://www.planalto.gov.br/ccivil\\_03/leis/l4595.htm](http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/leis/l4595.htm)>. Acesso em: 10 jul. 2013.

BRIGHAM, Eugene F.; WESTON, J. Fred. **Fundamentos da administração financeira**. 10. ed. São Paulo: Makron Books, 2000.

BRITO, Giovani Antonio Silva; ASSAF NETO, Alexandre. Modelo de classificação de risco de crédito de empresas. **Revista Contabilidade & Finanças**. São Paulo, v. 19, n. 46, Abr. 2008. Disponível em: <[http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S1519-70772008000100003&lng=en&nrm=iso](http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1519-70772008000100003&lng=en&nrm=iso)>. Acesso em: 18 ago. 2014.

BRITO, Giovani Antonio Silva; ASSAF NETO, Alexandre; CORRAR, Luiz João. Sistema de classificação de risco de crédito: uma aplicação a companhias abertas no Brasil. **Revista Contabilidade & Finanças**, São Paulo, v. 20, n. 51, Dez.2009. Disponível em: <[http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S1519-70772009000300003&lng=en&nrm=iso](http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1519-70772009000300003&lng=en&nrm=iso)>. Acesso em: 10 jul. 2013.

CASTRO JÚNIOR, Francisco H. F. de. **Previsão de Insolvência de empresas brasileiras usando análise discriminante, regressão logística e redes neurais**. Dissertação (Mestrado) – Programa de Pós-graduação em Administração da Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2003. Disponível em: <<http://www.teses.usp.br/teses/disponiveis/12/12139/tde-16092004-121634/pt-br.php>>. Acessado em: 20 nov. 2014.

CASTRO, Claudio de Moura. **A prática da pesquisa**. 2.ed. São Paulo: Prentice Hall, 2006.

DEMO, Pedro. **Introdução a metodologia da ciência**. São Paulo: Atlas, 1983.

DUTRA, Ademar. **Elaboração de um sistema de avaliação de desempenho dos recursos humanos da Secretaria do Estado da Administração - SEA à luz da MCDA**. Dissertação (Mestrado) – Programa de Pós-graduação em Engenharia de Produção, Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 1998.

ELIZABETSKY, Roberto. Um modelo matemático para decisão de crédito no Banco Comercial. São Paulo: Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, 190p, 1976.

ENSSLIN, Leonardo; DUTRA, Ademar; ENSSLIN, Sandra. R. MCDA: a constructivist approach to the management of human resources at a governmental agency. **International Transactions in Operational Research**, v.7, p.79-100, 2000.

ENSSLIN, Leonardo; MONTIBELLER NETO, Gilberto; NORONHA, Sandro Mac Donald. **Apoio a decisão: metodologias para estruturação de problemas e avaliação multicritério de alternativas**. Florianópolis: Insular, 2001.

ENSSLIN, Leonardo; GIFFHORN, Edilson; ENSSLIN, Sandra R.; PETRI, Sérgio M.; VIANNA, William B. Avaliação do desempenho de empresas terceirizadas com o uso da metodologia multicritério de apoio à decisão - construtivista. **Revista Pesquisa Operacional**, Rio de Janeiro, v. 30, n.1, Apr. 2010. Disponível em: <[http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S0101-74382010000100007&lng=en&nrm=iso](http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0101-74382010000100007&lng=en&nrm=iso)>. Acesso em: 03 set. 2014.

ENSSLIN, Sandra R; ENSSLIN, Leonardo; YAMAKAWA, Eduardo K.; NAGAOKA, Maria da Penha T.; KLINGUELFUS, Gustavo; SIEBERT, Luciano C.; AOKI, Alexandre R. Gestão do investimento em eficiência energética em clientes industriais com o uso da Metodologia Multicritério de apoio a Decisão - Construtivista. **Revista Gestão Industrial**, Ponta Grossa, v. 9, n.1, 2013. Disponível em: <<http://revistas.utfpr.edu.br/pg/index.php/revistagi/article/view/999>>. Acesso em: 03 set. 2014.

FAMÁ, Rubens; GRAVA, J. William. Liquidez e a Teoria dos elementos causadores de insolvência. **Caderno de Pesquisas em Administração**, São Paulo, v. 01, n. 12, 2º trim./2000. Disponível em: <<http://www.ead.fea.usp.br/cad-pesq/arquivos/c12-art02.pdf>>. Acesso em: 20 nov. 2014.

FERREIRA, José Antônio Stark. **Finanças corporativas: conceitos e aplicações**. São Paulo: Pearson Prentice Hall, 2005.

FLEURIET, Michel. **A dinâmica financeira das empresas brasileiras**: um novo método de análise, orçamento e planejamento financeiro. Belo Horizonte: Fundação Dom Cabral, 1978.

GIMENES, Régio Marcio Toesca; URIBE-OPAZO, Miguel A. Modelos multivariantes para a previsão de insolvência em cooperativas agropecuárias: uma comparação entre a análise discriminante e a análise de probabilidade condicional - LOGIT. **Caderno de Pesquisas em Administração**, São Paulo, v. 08, n. 3, julho/setembro, 2001. Disponível em: <<http://www.ead.fea.usp.br/cad-pesq/arquivos/v8-3-art06a.pdf>> Acesso em: 20 ago. 2014.

GIMENES, Régio Marcio Toesca; URIBE-OPAZO, Miguel A. Modelos multivariantes para a previsão de insolvência em cooperativas agropecuárias: uma comparação entre a análise discriminante e a análise de probabilidade condicional - LOGIT. **Contabilidade Vista & Revista**. Belo Horizonte, v. 14, n. 3, dezembro, 2003. Disponível em: <<http://web.face.ufmg.br/face/revista/index.php/contabilidadevistaerevista/article/view/241/234>> Acesso em: 20 ago. 2014.

GODOY, Arilda Schmidt. Introdução à pesquisa qualitativa e suas possibilidades. **Revista de Administração de Empresas**, São Paulo, v. 35, n. 2, Abril 1995. Disponível em: <[http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S0034-75901995000200008&lng=en&nrm=iso](http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0034-75901995000200008&lng=en&nrm=iso)>. Acesso em: 03 set. 2014.

GOMES, Luiz Flavio Autran Monteiro; GOMES, Carlos Francisco Simões; ALMEIDA, Adiel Teixeira de. **Tomada de decisão gerencial**: enfoque multicritério. São Paulo: Atlas, 2002.

GUIMARAES, Ailton; MOREIRA, Tito Belchior Silva. Previsão de insolvência: um modelo baseado em índices contábeis com utilização da análise discriminante. **Revista de Economia Contemporânea**, Rio de Janeiro, v. 12, n. 1, 2008. Disponível em: <[http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S1415-98482008000100006&lng=en&nrm=iso](http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1415-98482008000100006&lng=en&nrm=iso)>. Acesso em: 20 ago. 2014.

HAIR Jr., Joseph F; BLACK, William C.; BABIN, Barry J.; ANDERSON, Rolph E. & TATHAM, Ronaldo L.. **Análise multivariada de dados**. 6. ed. Porto Alegre: Bookman, 2009.

HOUAISS, Antonio; VILLAR, Mauro de Salles; FRANCO, Francisco Manoel de Mello. **Dicionário Houaiss da língua portuguesa**. Rio de Janeiro: Objetiva, 2001.

KASSAI, José Roberto; KASSAI, Silvia. Desvendando o termômetro de insolvência de Kanitz. **EnANPAD**, 1998. Disponível em: <[http://www.anpad.org.br/diversos/trabalhos/EnANPAD/enanpad\\_1998/CCG/1998\\_CCG8.pdf](http://www.anpad.org.br/diversos/trabalhos/EnANPAD/enanpad_1998/CCG/1998_CCG8.pdf)> Acesso em: 10 dez. 2014.

KEENEY, R. L. **Value-focused thinking: a path to creative decisionmaking**. Harvard University Press, London, 1992.

KOCHE, José Carlos. **Fundamentos de Metodologia Científica: teoria da ciência e iniciação à pesquisa**. 23.ed. Petrópolis, RJ: Vozes, 1997.

LANDRY, M. A note on the concept of problem. **Organization Studies**, v.16, p.315-343, 1995.

LIMA, Marcus Vinicius Andrade de. **Metodologia construtivista para avaliar empresas de pequeno porte no Brasil, sob a ótica do investidor**. Florianópolis, SC, 2003. 382 f. Tese (Doutorado) - Universidade Federal de Santa Catarina, Centro Tecnológico. Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção. Disponível em: <<http://www.tede.ufsc.br/teses/PEPS3369.pdf>>. Acesso em: 14 ago. 2014.

LINS, Aline G.; PEREIRA, Daniel R. G.; DA SILVA, Wesley V.; DA ROCHA, Daniela T. Análise comparativa dos modelos de previsão de insolvência de cooperativas agrícolas do estado do Paraná. **Qualit@s Revista Eletrônica**, João Pessoa, v. 10, n. 4, 2010. Disponível em: <<http://revista.uepb.edu.br/index.php/qualitas/article/view/986/528>>. Acessado em: 20 nov. 2014.

MARCONI, Marina de Andrade; LAKATOS, Eva Maria. **Fundamentos de Metodologia Científica**. 7.ed. São Paulo: Atlas, 2010.

MARIO, Pueri do C. **Contribuição ao estudo da solvência empresarial: uma análise de modelos de previsão – estudo exploratório aplicado em empresas mineiras**. 2002. 227 fls. Dissertação de Mestrado, Departamento de Contabilidade e Atuária da Faculdade de Economia,

Administração, e Contabilidade da Universidade de São Paulo, São Paulo, 2002. Disponível em:  
<file:///C:/Users/andrejm/Downloads/dissertacao\_Poueri%20(1).pdf.>  
Acesso em: 18 ago. 2014.

MATARAZZO, Dante C. **Análise financeira de balanços: abordagem gerencial**. 7.ed. São Paulo: Atlas, 2010.

MATIAS, Alberto B. **Contribuição às técnicas de análise financeira: um modelo de concessão de crédito**. 1978. 106 f. Dissertação (Mestrado em Administração) - Faculdade de Economia e Administração da USP. São Paulo. Disponível em:  
<<http://dvl.ccn.ufsc.br/congresso/anais/4CCF/20110107221528.pdf>>.  
Acesso em: 24 nov. 2014.

MATIAS, Alberto B.; DAUBERMANN, Elaine C.; RICCI, Emerson T. G. Inadimplência não é insolvência: um estudo conceitual e empírico com uma abordagem macrofinanceira. **Revista FACEF Pesquisa**, v. 12, n. 1, 2009. Disponível em:  
<<http://periodicos.unifacef.com.br/index.php/facefpesquisa/article/view/4/200>>. Acesso em 10 mar. 2015.

MEGLIORINI, Evandir; SILVA, Marco Aurélio V. R. da. **Administração Financeira: uma abordagem brasileira**. São Paulo: Pearson Prentice Hall, 2009.

MINUSSI, João Alberto; DAMACENA, Cláudio; NESS JR, Walter Lee. Um modelo de previsão de solvência utilizando regressão logística. **Revista de Administração Contemporânea**, Curitiba, v. 6, n. 3, Dezembro 2002. Disponível em:  
<[http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S1415-65522002000300007&lng=en&nrm=iso](http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1415-65522002000300007&lng=en&nrm=iso)>. Acesso em 20 ago. 2014.

NASCIMENTO, Sabrina do; PEREIRA, Alexandre M.; HOELTGEBAUM, Marianne. Aplicação dos modelos de previsão de insolvências nas grandes empresas aéreas brasileiras. **Revista de Contabilidade do Mestrado Ciências Contábeis da UERJ**, Rio de Janeiro, v. 15, n. 1, jan./abril, 2010. Disponível em: <<http://www.e-publicacoes.uerj.br/index.php/rcmccuerj/article/view/5507/4003>>.  
Acesso em: 20 nov. 2014.

NEIVA, João J. Ribas. **Tipificação Financeira de Empresas Inadimplentes: Financiamentos de Projetos de Investimento Concedidos pelo BRDE**. Dissertação do Curso de Mestrado em Contabilidade, UFPR, Curitiba, 2008. Disponível em: <<http://www.ppgcontabilidade.ufpr.br/system/files/documentos/Dissertacoes/D008.pdf>> Acesso em: 20 ago. 2014.

NEVES, José L. Pesquisa qualitativa – características, usos e possibilidades. **Caderno de Pesquisas em Administração**, São Paulo, v.1, n.3, 2.sem./1996. Disponível em: <[http://www.dcoms.unisc.br/portal/upload/com\\_arquivo/pesquisa\\_qualitativa\\_caracteristicas\\_usos\\_e\\_possibilidades.pdf](http://www.dcoms.unisc.br/portal/upload/com_arquivo/pesquisa_qualitativa_caracteristicas_usos_e_possibilidades.pdf)> Acesso em: 03 set. 2014.

PINHEIRO, Laura E. T.; SANTOS, Carla P.; COLAUTO, Romualdo D.; PIINHEIRO, Juliano L. Validação de Modelos Brasileiros de Previsão de Insolvência. **Contabilidade Vista & Revista**, v. 18, n. 4, out./dez. 2007. Disponível em: <<http://web.face.ufmg.br/face/revista/index.php/contabilidadevistaerevista/article/view/341/334>> Acesso em: 20 ago. 2014.

POPE, C., MAYS N. Reaching the parts other methods cannot reach: an introduction to qualitative methods in health and health service research, **British Medical Journal**, n.311, 1995. Disponível em: <<http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC2550091/pdf/bmj0059-0046.pdf>> Acesso em: 03 set. 2014.

RICHARDSON, Roberto. J. **Pesquisa Social: Métodos e técnicas**. 3.ed. São Paulo: Atlas, 2008.

RODRIGUES, Crystian Marcelo. **Análise de crédito e risco**. Curitiba: Ibplex, 2011.

ROY, Bernard. **Multicriteria methodology for decision aiding**. Dordrecht, NL: Kluwer Academic Publishers, 1996.

SANTA CATARINA. Lei nº 10.912 de 15 de Setembro de 1998. Dispõe sobre a estrutura e organização do Sistema Financeiro do Estado de Santa Catarina e estabelece outras providências. Disponível em: <<http://webcache.googleusercontent.com/search?q=cache:jPX3ksmx17QJ:200>.



192.66.20/alesc/docs/1998/10912\_1998\_Lei\_p.doc+&cd=1&hl=pt-BR&ct=clnk&gl=br>. Acesso em: 11 jul. 2013.

SECURATO, J.R. **Crédito**: Análise e avaliação do risco. São Paulo: Editora Saint Paul, 2002.

SHANK, J. K.; GOVINDARAJAN, V. **Gestão estratégica de custos**: a nova ferramenta para a vantagem competitiva. Rio de Janeiro: Campus, 1995.

SILVA, José Pereira da. **Modelos para classificação de empresas com vistas à concessão de crédito**. Dissertação do curso de Mestrado em Administração, Escola de Administração de Empresas de São Paulo, Fundação Getúlio Vargas, São Paulo, EAESP-FGV. 1982. Disponível em: <<http://bibliotecadigital.fgv.br/dspace/handle/10438/10981>>. Acesso em: 19 nov. 2014.

DA SILVA, Júlio O.; WIENHAGE, Paulo; DE SOUZA, Rony P. S.; DE LYRA, Ricardo L. W. C.; BEZERRA, Francisco A.. Capacidade Preditiva de Modelos de Insolvência com Base em Números Contábeis e Dados Descritivos. **Revista de Educação e Pesquisa em Contabilidade**, v. 6, n. 3, jul./set. 2012, p. 246-261. Disponível em: <[http://www.fucape.br/\\_public/producao\\_cientifica/2/268-2694-1-PB.pdf](http://www.fucape.br/_public/producao_cientifica/2/268-2694-1-PB.pdf)>. Acesso em: 18 ago. 2014.

SILVA, José Pereira da. **Gestão e análise de risco de crédito**. 4.ed. São Paulo: Atlas, 2003.

SKINNER, W. The productivity paradox. **Management Review**, v.75, p.41-45, 1986.

VENTURA, Magda. M. O Estudo de Caso como Modalidade de Pesquisa. **Revista SOCERJ**, Rio de Janeiro, v. 20, n. 5, 383-386, set./out. 2007. Disponível em: <[http://sociedades.cardiol.br/socerj/revista/2007\\_05/a2007\\_v20\\_n05\\_art10.pdf](http://sociedades.cardiol.br/socerj/revista/2007_05/a2007_v20_n05_art10.pdf)>. Acesso em: 03 set. 2014.

YIN, R. K. **Estudo de caso**: planejamento e métodos. Tradução Daniel Grassi. 2. ed. Porto Alegre: Bookman, 2001.

ZOPOUNIDIS, C. Multi-criteria decision aid in financial management. **European Journal of Operational Research**, v.119, 1999. Disponível em: <[http://sedok.narod.ru/s\\_files/poland/12.pdf](http://sedok.narod.ru/s_files/poland/12.pdf)>. Acesso em: 14 ago. 2014.

ZÜGE, Marlene; CHAVES NETO, Anselmo. Utilização de Métodos Estatísticos Multivariados na avaliação do Desempenho Empresarial. **Revista Paranaense de Desenvolvimento**. Curitiba, n. 97, p. 101-112, set/dez. 1999. Disponível em: <[http://www.ipardes.gov.br/pdf/revista\\_PR/97/marlene\\_zuge.pdf](http://www.ipardes.gov.br/pdf/revista_PR/97/marlene_zuge.pdf)>. Acesso em: 19 nov. 2014.

## APÊNDICE A – TESTE-T PARA IGUALDADE DAS MÉDIAS

### Teste de amostras independentes

	Teste de Levene para igualdade de variâncias		teste-t para Igualdade de Médias						
	F	Sig.	t	df	Sig. (2 extremidades)	Diferença média	Erro padrão de diferença	95% Intervalo de confiança da diferença	
								Inferior	Superior
X1	2,436	,132	,761	24	,454	1,17788	1,54685	-	4,37043
			,761	16,493	,457	1,17788	1,54685	-	4,44912

X2	Variâncias iguais assumidas	3,501	,074	1,103	24	,281	,45109	,40901	-,39305	1,29524
	Variâncias iguais não assumidas			1,103	14,628	,288	,45109	,40901	-,42262	1,32481
X3	Variâncias iguais assumidas	,232	,635	,217	24	,830	,11626	,53588	-,98974	1,22226
	Variâncias iguais não assumidas			,217	21,734	,830	,11626	,53588	-,99588	1,22840
X4	Variâncias iguais assumidas	,020	,889	-,217	24	,830	-,12067	,55506	-	1,02492
	Variâncias iguais não assumidas			-,217	22,426	,830	-,12067	,55506	-	1,02919
									1,26627	
									1,27054	

X5	Variâncias iguais assumidas	,751	,395	-,577	24	,570	-,08894	,15423	-,40725	,22937
	Variâncias iguais não assumidas			-,577	20,359	,570	-,08894	,15423	-,41029	,23241
X6	Variâncias iguais assumidas	2,274	,145	1,028	24	,314	,36515	,35531	-,36817	1,09847
	Variâncias iguais não assumidas			1,028	12,746	,323	,36515	,35531	-,40401	1,13430
X7	Variâncias iguais assumidas	2,711	,113	1,075	24	,293	,35376	,32919	-,32565	1,03317
	Variâncias iguais não assumidas			1,075	12,437	,303	,35376	,32919	-,36069	1,06822

X8	Variâncias iguais assumidas	2,865	,103	,913	24	,370	,34052	,37283	-,42896	1,11000
	Variâncias iguais não assumidas			,913	12,393	,378	,34052	,37283	-,46896	1,15000
X9	Variâncias iguais assumidas	3,887	,060	1,106	24	,280	,37460	,33868	-,32441	1,07361
	Variâncias iguais não assumidas			1,106	12,136	,290	,37460	,33868	-,36241	1,11162
X10	Variâncias iguais assumidas	,991	,329	1,416	24	,170	,15375	,10857	-,07033	,37783
	Variâncias iguais não assumidas			1,416	19,084	,173	,15375	,10857	-,07342	,38093

X11	Variâncias iguais assumidas	,422	,522	1,361	24	,186	,06487	,04765	-,03347	,16320
	Variâncias iguais não assumidas			1,361	23,262	,186	,06487	,04765	-,03363	,16337
X12	Variâncias iguais assumidas	6,996	,014	,956	24	,349	,03366	,03521	-,03901	,10633
	Variâncias iguais não assumidas			,956	13,809	,355	,03366	,03521	-,04195	,10928
X13	Variâncias iguais assumidas	6,429	,018	1,248	24	,224	,05199	,04166	-,03399	,13797
	Variâncias iguais não assumidas			1,248	14,366	,232	,05199	,04166	-,03715	,14112

	Variâncias iguais assumidas	3,776	,064	,880	24	,388	,10281	,11683	-,13831	,34393
X14	Variâncias iguais não assumidas			,880	12,316	,396	,10281	,11683	-,15102	,35663
	Variâncias iguais assumidas	7,473	,012	,232	24	,819	,03829	,16526	-,30279	,37937
X15	Variâncias iguais não assumidas			,232	13,392	,820	,03829	,16526	-,31767	,39426
	Variâncias iguais assumidas	4,458	,045	1,018	24	,319	,37863	,37176	-,38863	1,14590
X16	Variâncias iguais não assumidas			1,018	12,757	,327	,37863	,37176	-,42606	1,18333



X17	Variâncias iguais assumidas	2,484	,128	-,795	24	,434	-,31843	,40062	-	,50841
	Variâncias iguais não assumidas								1,14527	
X18	Variâncias iguais assumidas			-,795	12,759	,441	-,31843	,40062	-	,54872
	Variâncias iguais não assumidas								1,18558	
X19	Variâncias iguais assumidas	3,271	,083	-	24	,271	-,37643	,33407	-	,31305
	Variâncias iguais não assumidas			1,127					1,06592	
X19	Variâncias iguais assumidas			-	12,344	,281	-,37643	,33407	-	,34920
	Variâncias iguais não assumidas			1,127					1,10206	
X19	Variâncias iguais assumidas	1,040	,318	-,862	24	,397	-,05243	,06079	-,17790	,07304
	Variâncias iguais não assumidas			-,862	22,248	,398	-,05243	,06079	-,17842	,07356



## APÊNDICE B – MATRIZ DE CORRELAÇÕES

		Correlações								
		X2	X6	X7	X9	X10	X11	X13	X16	X18
X2	Correlação de Pearson	1	-,366	-,303	-,297	,147	-,306	,752**	,920**	,290
	Sig. (2 extremidades)		,066	,133	,140	,474	,128	,000	,000	,151
	N	26	26	26	26	26	26	26	26	26
X6	Correlação de Pearson	-,366	1	,981**	,978**	,146	,604**	,156	-,290	-,980**
	Sig. (2 extremidades)	,066		,000	,000	,478	,001	,447	,151	,000
	N	26	26	26	26	26	26	26	26	26
X7	Correlação de Pearson	-,303	,981**	1	,989**	,134	,601**	,222	-,242	-,990**



	Correlação de Pearson	,752**	,156	,222	,215	,267	,065	1	,701**	-,229
X13	Sig. (2 extremidades)	,000	,447	,276	,291	,188	,753		,000	,261
	N	26	26	26	26	26	26	26	26	26
	Correlação de Pearson	,920**	-,290	-,242	-,226	,275	-,180	,701**	1	,211
X16	Sig. (2 extremidades)	,000	,151	,233	,266	,174	,380	,000		,300
	N	26	26	26	26	26	26	26	26	26
	Correlação de Pearson	,290	-,980**	-,990**	-,996**	-,138	-,629**	-,229	,211	1
X18	Sig. (2 extremidades)	,151	,000	,000	,000	,502	,001	,261	,300	
	N	26	26	26	26	26	26	26	26	26

\*\* . A correlação é significativa no nível 0,01 (2 extremidades).



## APÊNDICE C – QUESTIONÁRIO ABERTO

**Pergunta:** Ao efetuar a análise da capacidade de pagamento do pleiteante à operação de crédito, além dos aspectos contábeis e financeiros, quais outros aspectos/elementos qualitativos você observa e leva em consideração na sua decisão de crédito?

### **Resposta dos analistas de risco de crédito econômico-financeiros:**

#### ANALISTA 1

- ✓ Concentração de clientes
- ✓ Variedade de fornecedores de insumos (matéria-prima)
- ✓ Tempo de existência da empresa
- ✓ Organização/apresentação/aparência da empresa
- ✓ Qualificação da gestão
- ✓ Organograma bem definido / centralização (dependência de uma única pessoa)
- ✓ Organização e tempestividade no fornecimento de informações
- ✓ Existência de planejamento e acompanhamento de indicadores de desempenho (financeiros, operacionais, internos)
- ✓ Cenário setorial
- ✓ Histórico de pagamentos
- ✓ Sujeição a variações cambiais
- ✓ Sazonalidade das vendas
- ✓ Produto/serviço (supérfluo/primeira necessidade)
- ✓ Porte da empresa
- ✓ Tipo/Impacto do projeto (expansão, capital de giro, redução de custos, implantação, etc)

#### ANALISTA 2

- ✓ Localização da empresa
- ✓ Existência de grupo econômico
- ✓ Tipo de gestão
- ✓ Existência de planejamento de curto/médio/longo prazo
- ✓ Fidelidade dos demonstrativos contábeis a situação da empresa
- ✓ Adequação das margens ao setor de atuação
- ✓ Forma de distribuição dos produtos
- ✓ Número de clientes
- ✓ Principais clientes
- ✓ Concentração de clientes
- ✓ Número de fornecedores

- ✓ Principais fornecedores
- ✓ Concentração de fornecedores
- ✓ Política de administração de estoques
- ✓ Interferência política
- ✓ Sazonalidade
- ✓ Forma de administração da empresa
- ✓ Situação econômico-financeira da empresa X veículo do proprietário
- ✓ Existência de pagamentos em atraso
- ✓ Histórico junto à instituição
- ✓ Barreiras de entrada e de saída
- ✓ Diferenciais dos produtos
- ✓ Capacidade de adaptação da empresa (mudanças já realizadas para adequação)
- ✓ Estado de conservação da empresa
- ✓ Publicidade das informações
- ✓ Capacidade da empresa em fornecer informações
- ✓ Justificativas apresentadas aos questionamentos (sejam oriundos de balanços ou não)
- ✓ Dependência de uma única pessoa/empresa
- ✓ Características do projeto
- ✓ Objetivo da operação
- ✓ Adequação da linha de crédito
- ✓ Capacidade de contrapartida
- ✓ Origem da contrapartida
- ✓ Se as informações coletadas na visita ratificam os demonstrativos contábeis

### ANALISTA 3

- ✓ Tempo de mercado que a empresa possui
- ✓ Nível de conhecimento do negócio/mercado apresentado pelo empresário na visita
- ✓ Imposto de Renda dos sócios
- ✓ Existência de Certidão Positiva com Efeitos de Negativa
- ✓ Organização / Instalações / Ambiente da empresa
- ✓ Perspectivas do mercado/setor

### ANALISTA 4

- ✓ Perspectivas do mercado
- ✓ Reputação da empresa
- ✓ Organização da empresa



**ANALISTA 5**

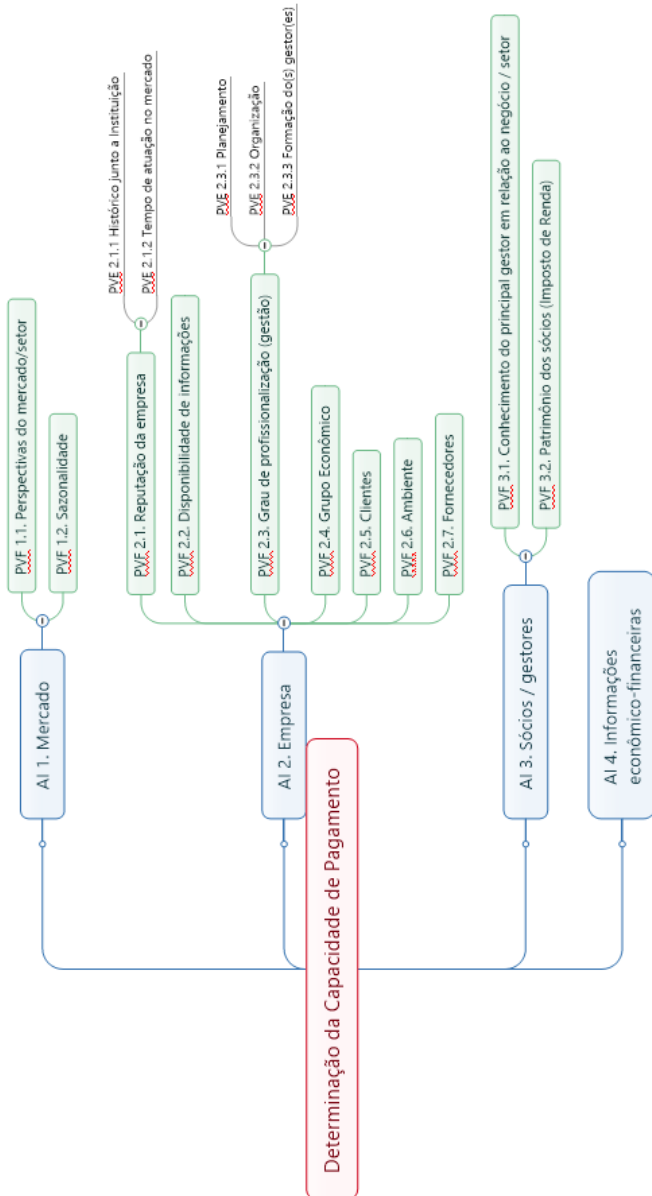
- ✓ Capacidade gerencial
- ✓ Grau de profissionalização da empresa
- ✓ Garantias da operação

**ANALISTA 6**

- ✓ Organização da empresa
- ✓ Relacionamento entre gestor e subordinados/colaboradores
- ✓ Nível de conhecimento gerencial do gestor
- ✓ Preocupação/preparação para visita do Badesc
- ✓ Grau de utilização das informações contábeis para o gerenciamento da empresa  
(tempestividade/confiabilidade/presteza)
- ✓ Imposto de Renda dos sócios (patrimônio dos sócios)
- ✓ Vínculos patrimoniais



## APÊNDICE D – ESTRUTURA HIERÁRQUICA DE VALOR





**APÊNDICE E – DESCRITORES E RESPECTIVAS ESCALAS DE VALOR (Método Pontuação Direta – *Direct rating*)**

**AI 1 Mercado 25%**

<b>PVF 1.1</b>		<b>Perspectivas do mercado/setor</b>		<b>62,5%</b>	
<b>N</b>	<b>Descrição</b>	<b>An</b>	<b>Escala Cardinal</b>	<b>Escala Ajustada</b>	
N5	Forte expansão setorial (superior a 10% de crescimento real)		100	233	
N4	Crescimento real (de 2% até 10%)	B	60	100	
N3	Estável, crescimento similar a inflação (crescimento real de 0% a 2%)	N	30	0	
N2	Crescimento abaixo da inflação (crescimento real até -5%)		15	-50	
N1	Crise no setor (crescimento real inferior a -5%)		0	-100	

<b>PVF 1.2</b>		<b>Sazonalidade</b>		<b>37,5%</b>	
<b>N</b>	<b>Descrição</b>	<b>An</b>	<b>Escala Cardinal</b>	<b>Escala Ajustada</b>	
N4	Sazonalidade positiva em algum período do ano. Entende-se por sazonalidade positiva, momentos de faturamento superiores a média.	B	100	100	
N3	Ausência de sazonalidade	N	70	0	
N2	Leve sazonalidade (no máximo três meses de faturamento inferior a		40	-100	

	média do ano)			
N1	Forte sazonalidade (mais de três meses com faturamento inferior a média do ano)		0	-233

**AI 2 Empresa 29%**

**PVF 2.1 Reputação da empresa 22,0%**

<b>PVE 2.1.1</b>	<b>Histórico junto à Instituição</b>	<b>62,5%</b>		
<b>N</b>	<b>Descrição</b>	<b>An</b>	<b>Escala Cardinal</b>	<b>Escala Ajustada</b>
N5	Operações liquidadas nos últimos 5 anos não registraram atrasos nos pagamentos. / Possui operações ativas com mais de 24 parcelas de amortização, todas quitadas sem atraso.		100	143
N4	Operações liquidadas nos últimos 5 anos não registraram atraso médio superior a 10 dias nos pagamentos. / Possui operações ativas com mais de 24 parcelas de amortização quitadas, e não registrou atraso médio superior a 10 dias.	B	85	100
N3	Operações ativas com menos de 24 parcelas de amortização quitadas, e não registrou atraso médio superior a 10 dias. Ausência	N	50	0

	de histórico de operações com o Badesc			
N2	Operações liquidadas nos últimos 5 anos não registraram atraso médio superior a 30 dias nos pagamentos. Operações ativas com registro de atraso médio superior a 10 dias.		30	-57
N1	Operações liquidadas nos últimos 5 anos com registro de atraso médio superior a 30 dias / operações ativas com registro de atraso médio superior a 30 dias		0	-143

Obs: Empresa sem operar com a instituição há mais de 5 anos, considera-se sem histórico de operações.

<b>PVE 2.1.2</b>	<b>Tempo de atuação no mercado</b>	<b>37,5%</b>		
<b>N</b>	<b>Descrição</b>	<b>An</b>	<b>Escala Cardinal</b>	<b>Escala Ajustada</b>
N5	Mais de 30 anos no segmento		100	200
N4	De 20 a 30 anos no segmento	B	80	100
N3	De 10 a 20 anos no segmento	N	60	0
N2	De 5 a 10 anos no segmento		30	-150
N1	Até 5 anos no segmento		0	-300

<b>PVF 2.2</b>	<b>Disponibilidade de informações</b>	<b>19,8%</b>		
<b>N</b>	<b>Descrição</b>	<b>An</b>	<b>Escala Cardinal</b>	<b>Escala Ajustada</b>

N4	Fornece informações tempestivamente quando solicitada (em até 3 dias úteis)	B	100	100
N3	Fornece informações quando solicitada (de 4 a 5 dias úteis)	N	70	0
N2	Fornece informações quando solicitada (acima de 5 dias úteis)		40	-100
N1	Apresenta dificuldade para atender as solicitações de informação (informações incompletas ou contraditórias)		0	-233

**PVF 2.3 Grau de profissionalização da gestão 18,7%**

<b>PVE 2.3.1</b>	<b>Planejamento</b>	<b>45,5%</b>		
<b>N</b>	<b>Descrição</b>	<b>An</b>	<b>Escala Cardinal</b>	<b>Escala Ajustada</b>
N4	Processo formalizado de planejamento e acompanhamento através de indicadores de desempenho (operacionais, financeiros, etc.)	B	100	100
N3	Processo formalizado de planejamento e acompanhamento através de indicadores de desempenho (estritamente financeiro, orçamento)	N	70	0
N2	Processo de planejamento ocorre mas não é formalizado/documentado		30	-133
N1	Ausência de planejamento e de acompanhamento de		0	-233



	indicadores de desempenho			
--	---------------------------	--	--	--

<b>PVE 2.3.2</b>	<b>Organização</b>	<b>31,8%</b>		
<b>N</b>	<b>Descrição</b>	<b>An</b>	<b>Escala Cardinal</b>	<b>Escala Ajustada</b>
N5	Organograma definido com existência de conselho de administração		100	167
N4	Organograma definido com decisões tomadas de forma colegiada (nível de gerência ou de diretoria)	B	80	100
N3	Organograma definido com decisões centralizadas	N	50	0
N2	Ausência de organograma formal, porém com mais de um gestor		30	-67
N1	Centralização em uma única pessoa (elevada dependência de um gestor)		0	-167

<b>PVE 2.3.3</b>	<b>Formação do(s) gestor(es)</b>	<b>22,7%</b>		
<b>N</b>	<b>Descrição</b>	<b>An</b>	<b>Escala Cardinal</b>	<b>Escala Ajustada</b>
N5	Mestrado e/ou doutorado		100	200
N4	Especialização	B	80	100
N3	Graduação	N	60	0
N2	Ensino médio		30	-150
N1	Não completou o ensino médio		0	-300

<b>PVF 2.4</b>	<b>Grupo Econômico</b>	<b>13,2%</b>		
<b>N</b>	<b>Descrição</b>	<b>An</b>	<b>Escala Cardinal</b>	<b>Escala Ajustada</b>
N4	Grupo Econômico com	B	100	100

	empresas que fortalecem a beneficiária.			
N3	Inexistência de grupo econômico.	N	60	0
N2	Grupo Econômico com empresas em situação equivalente a beneficiária.		40	-50
N1	Grupo Econômico com empresas em situação inferior a beneficiária		0	-150

<b>PVF 2.5</b>	<b>Clientes</b>	<b>11,0%</b>		
<b>N</b>	<b>Descrição</b>	<b>An</b>	<b>Escala Cardinal</b>	<b>Escala Ajustada</b>
N5	Carteira de clientes pulverizada (o principal cliente representa menos de 5% do faturamento).		100	200
N4	Carteira de clientes pulverizada (o principal cliente representa de 5% a 10% do faturamento).	B	80	100
N3	O principal cliente representa de 10% a 15% do faturamento	N	60	0
N2	Carteira de clientes concentrada (o principal cliente representa de 15% a 30% do faturamento)		30	-150
N1	Carteira de clientes concentrada (o principal cliente representa mais de 30% do faturamento)		0	-300

<b>PVF 2.6</b>	<b>Ambiente</b>	<b>8,8%</b>		
<b>N</b>	<b>Descrição</b>	<b>An</b>	<b>Escala Cardinal</b>	<b>Escala Ajustada</b>
N4	Ambiente organizado com	B	100	100

	instalações modernas e atualizadas			
N3	Ambiente organizado com instalações adequadas as necessidades	N	80	0
N2	Carência de organização no ambiente e instalações adequadas		40	-200
N1	Carência de organização no ambiente e instalações inadequadas as necessidades		0	-400

<b>PVF 2.7</b>	<b>Fornecedores</b>	<b>6,6%</b>		
<b>N</b>	<b>Descrição</b>	<b>An</b>	<b>Escala Cardinal</b>	<b>Escala Ajustada</b>
N4	Principal insumo possui mais de 5 fornecedores	B	100	100
N3	Principal insumo possui de 3 a 5 fornecedores	N	70	0
N2	Principal insumo possui 2 fornecedores		30	-133
N1	Principal insumo possui apenas um fornecedor		0	-233

**AI 3      Sócios/Gestores      19%**

<b>PVF 3.1</b>	<b>Conhecimento do principal gestor em relação ao negócio/setor</b>	<b>59%</b>		
<b>N</b>	<b>Descrição</b>	<b>An</b>	<b>Escala Cardinal</b>	<b>Escala Ajustada</b>
N5	Gestor possui experiência de mais de 20 anos no segmento		100	167
N4	Gestor possui experiência de 10 a 20 anos no segmento	B	80	100

N3	Gestor possui experiência de 5 a 10 anos no segmento	N	50	0
N2	Gestor possui experiência de até 5 anos no segmento		25	-83
N1	Gestor iniciante no segmento		0	-167

<b>PVF 3.2</b>	<b>Patrimônio dos sócios (Imposto de Renda)</b>	<b>41%</b>		
<b>N</b>	<b>Descrição</b>	<b>An</b>	<b>Escala Cardinal</b>	<b>Escala Ajustada</b>
N5	Somatório do patrimônio dos sócios superior a 100% do valor do financiamento.		100	167
N4	Somatório do patrimônio dos sócios entre 80% e 100% do valor do financiamento.	B	80	100
N3	Somatório do patrimônio dos sócios entre 50% e 80% do valor do financiamento.	N	50	0
N2	Somatório do patrimônio dos sócios inferior a 50% do valor do financiamento.		25	-83
N1	Sócios não apresentam patrimônio (caso possua um único imóvel e um único veículo, considera-se ausência de patrimônio)		0	-167

Obs: participações societárias em empresas não configura patrimônio. Considera-se patrimônio apenas bens reais imóveis e móveis.

<b>AI 4</b>	<b>Informações Econômico-Financeiras</b>	<b>26%</b>		
<b>N</b>	<b>Descrição</b>	<b>An</b>	<b>Escala Cardinal</b>	<b>Escala Ajustada</b>

N3	Atendimento integral do parâmetro	B	100	100
N2	Atendimento parcial do parâmetro	N	30	0
N1	Não atendimento do parâmetro		0	-43



## APÊNDICE F – DESCRITORES E RESPECTIVAS ESCALAS DE VALOR (Método Julgamento Semântico – M-MACBETH)

**PVF 1.1 Perspectivas do Mercado/Setor**

	N5	N4	N3	N2	N1	Escala actual	
N5	nula	moderada	positiva	positiva	positiva	175	extrema
N4		nula	forte	positiva	positiva	100	mt. forte
N3			nula	fort-mfort	positiva	0	forte
N2				nula	extrema	-100	moderada
N1					nula	-250	fraca
							mt. fraca
							nula

**Julgamentos consistentes**

**PVF 1.2 Sazonalidade**

	N4	N3	N2	N1	Escala actual	
N4	nula	fraca	positiva	positiva	100	extrema
N3		nula	moderada	positiva	0	mt. forte
N2			nula	forte	-150	forte
N1				nula	-350	moderada
						fraca
						mt. fraca
						nula

**Julgamentos consistentes**

**PVE 2.1.1 Histórico junto a instituição**

	N5	N4	N3	N2	N1	Escala actual	
N5	nula	moderada	positiva	positiva	positiva	175	extrema
N4		nula	forte	positiva	positiva	100	mt. forte
N3			nula	forte	positiva	0	forte
N2				nula	moderada	-100	moderada
N1					nula	-175	fraca
							mt. fraca
							nula

**Julgamentos consistentes**

**PVE 2.1.2 Tempo de atuação no mercado**

	N5	N4	N3	N2	N1	Escala actual	
							<b>extrema</b>
							<b>mt. forte</b>
							<b>forte</b>
							<b>moderada</b>
							<b>fraca</b>
							<b>mt. fraca</b>
							<b>nula</b>
N5	nula	fraca	positiva	positiva	positiva	150	
N4		nula	forte	positiva	positiva	100	
N3			nula	mt. forte	positiva	0	
N2				nula	extrema	-125	
N1					nula	-275	

**Julgamentos consistentes**

**PVF 2.2 Disponibilidade de informações**

	N4	N3	N2	N1	Escala actual	
						<b>extrema</b>
						<b>mt. forte</b>
						<b>forte</b>
						<b>moderada</b>
						<b>fraca</b>
						<b>mt. fraca</b>
						<b>nula</b>
N4	nula	fraca	positiva	positiva	100	
N3		nula	forte	positiva	0	
N2			nula	mt. forte	-200	
N1				nula	-450	

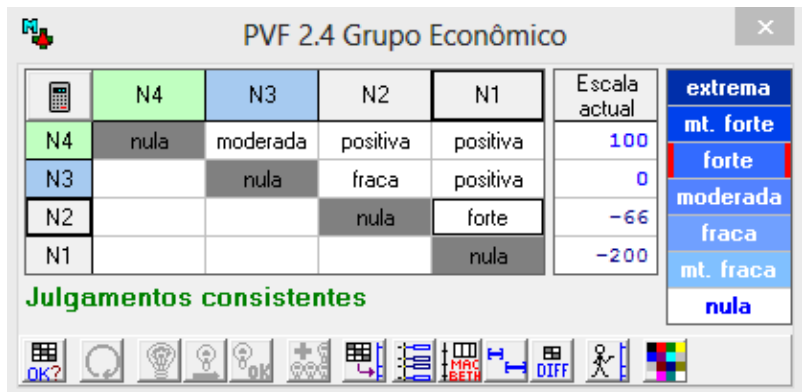
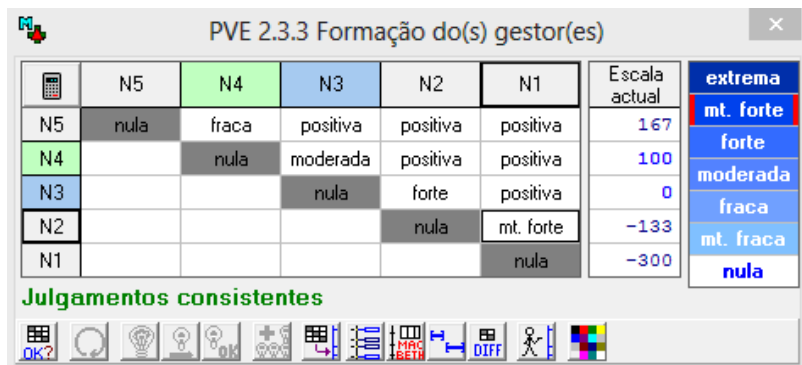
**Julgamentos consistentes**

**PVE 2.3.1 Planejamento**

	N4	N3	N2	N1	Escala actual	
						<b>extrema</b>
						<b>mt. forte</b>
						<b>forte</b>
						<b>moderada</b>
						<b>fraca</b>
						<b>mt. fraca</b>
						<b>nula</b>
N4	nula	moderada	positiva	positiva	100	
N3		nula	forte	positiva	0	
N2			nula	mt. forte	-133	
N1				nula	-300	

**Julgamentos consistentes**





**PVF 2.5 Clientes**

	N5	N4	N3	N2	N1	Escala actual	
N5	nula	fraca	positiva	positiva	positiva	167	extrema
N4		nula	moderada	positiva	positiva	100	mt. forte
N3			nula	forte	positiva	0	forte
N2				nula	mt. forte	-133	moderada
N1					nula	-300	fraca
							mt. fraca
							nula

**Julgamentos consistentes**

**PVF 2.6 Ambiente**

	N4	N3	N2	N1	Escala actual	
N4	nula	fraca	positiva	positiva	100	extrema
N3		nula	moderada	positiva	0	mt. forte
N2			nula	mt. forte	-150	forte
N1				nula	-400	moderada
						fraca
						mt. fraca
						nula

**Julgamentos consistentes**

**PVF 2.7 Fornecedores**

	N4	N3	N2	N1	Escala actual	
N4	nula	moderada	positiva	positiva	100	extrema
N3		nula	mt. forte	positiva	0	mt. forte
N2			nula	mt. forte	-166	forte
N1				nula	-333	moderada
						fraca
						mt. fraca
						nula

**Julgamentos consistentes**

**PVF 3.1 Conhecimento do principal gestor em relação ao negócio/setor**

	N5	N4	N3	N2	N1	Escala actual	
N5	nula	fraca	positiva	positiva	positiva	150	extrema
N4		nula	forte	positiva	positiva	100	mt. forte
N3			nula	mt. forte	positiva	0	forte
N2				nula	extrema	-125	moderada
N1					nula	-275	fraca
							mt. fraca
							nula

**Julgamentos consistentes**

**PVF 3.2 Patrimônio dos sócios (Imposto de Renda)**

	N5	N4	N3	N2	N1	Escala actual	
N5	nula	fraca	positiva	positiva	positiva	167	extrema
N4		nula	moderada	positiva	positiva	100	mt. forte
N3			nula	forte	positiva	0	forte
N2				nula	mt. forte	-133	moderada
N1					nula	-300	fraca
							mt. fraca
							nula

**Julgamentos consistentes**

**AI 4 Informações Econômico-Financeiras**

	N3	N2	N1	Escala actual	
N3	nula	mt. forte	positiva	100	extrema
N2		nula	extrema	0	mt. forte
N1			nula	-120	forte
					moderada
					fraca
					mt. fraca
					nula

**Julgamentos consistentes**



## APÊNDICE G – MATRIZ DE ROBERTS

Matriz de Roberts - Áreas de Interesse						
	AI 1	AI 2	AI 3	AI 4	Soma	Ordem
AI 1.Mercado	x	0	1	0	1	3
AI 2.Empresa	1	x	1	1	3	1
AI 3.Sócios/Gestores	0	0	x	0	0	4
AI 4.Info Econ-Fin	1	0	1	x	2	2

Matriz de Roberts - AI 2. Empresa									
	PVF 2.6	PVF 2.3	PVF 2.2	PVF 2.1	PVF 2.5	PVF 2.7	PVF 2.4	Soma	Ordem
PVF 2.6 Ambiente	x	0	0	0	0	1	0	1	6
PVF 2.3 Grau de profissionalização da	1	x	0	0	1	1	1	4	3
PVF 2.2 Disponibilidade de informação	1	1	x	0	1	1	1	5	2
PVF 2.1 Reputação da empresa	1	1	1	x	1	1	1	6	1
PVF 2.5 Clientes	1	0	0	0	x	1	0	2	5
PVF 2.7 Fornecedores	0	0	0	0	0	x	0	0	7
PVF 2.4 Grupo Econômico	1	0	0	0	1	1	x	3	4



## APÊNDICE H – TAXAS DE COMPENSAÇÃO CONFORME MÉTODO *SWING WEIGHTS*

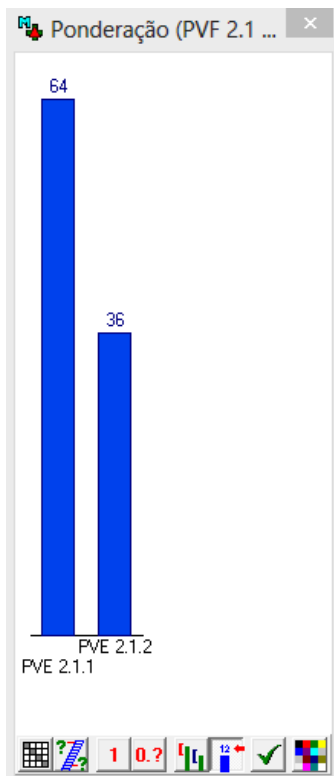
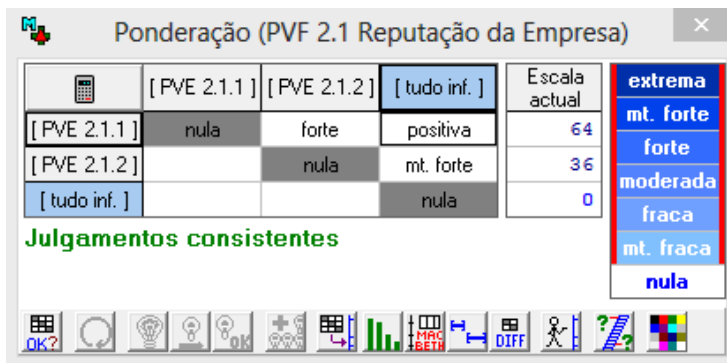
Áreas de Interesse		
	Valoração dos Critérios	Taxas de Compensação
AI 2 Empresa	100	29,4%
AI 4 Info Econ-Fin	90	26,5%
AI 1 Mercado	85	25,0%
AI 3 Sócios/Gestores	65	19,1%
Soma	340	100%

Pontos de Vista Fundamentais (PVFs)			
AI 1	Mercado	Valoração dos Critérios	Taxas de Compensação
PVF 1.1	Perspectivas do mercado/setor	100	62,5%
PVF 1.2	Sazonalidade	60	37,5%
	Soma	160	
AI 2	Empresa		
PVF 2.1	Reputação da empresa	100	22,0%
PVF 2.2	Disponibilidade de informações	90	19,8%
PVF 2.3	Grau de profissionalização da gestão	85	18,7%
PVF 2.4	Grupo Econômico	60	13,2%
PVF 2.5	Clientes	50	11,0%
PVF 2.6	Ambiente	40	8,8%
PVF 2.7	Fornecedores	30	6,6%
	Soma	455	
AI 3	Sócios/Gestores		
PVF 3.1	Conhecimento do principal gestor em relação ao negócio/setor	100	59%
PVF 3.2	Patrimônio dos sócios (Imposto de Renda)	70	41%
	Soma	170	

Pontos de Vista Elementares (PVEs)			
AI 2	Empresa	Valoração dos Critérios	Taxas de Compensação
PVF 2.1	Reputação da empresa		
PVE 2.1.1	Histórico junto à Instituição	100	62,5%
PVE 2.1.2	Tempo de atuação no mercado	60	37,5%
	Soma	160	
PVF 2.3	Grau de profissionalização da gestão		
PVE 2.3.1	Planejamento	100	45,5%
PVE 2.3.2	Organização	70	31,8%
PVE 2.3.3	Formação do(s) gestor(es)	50	22,7%
	Soma	220	

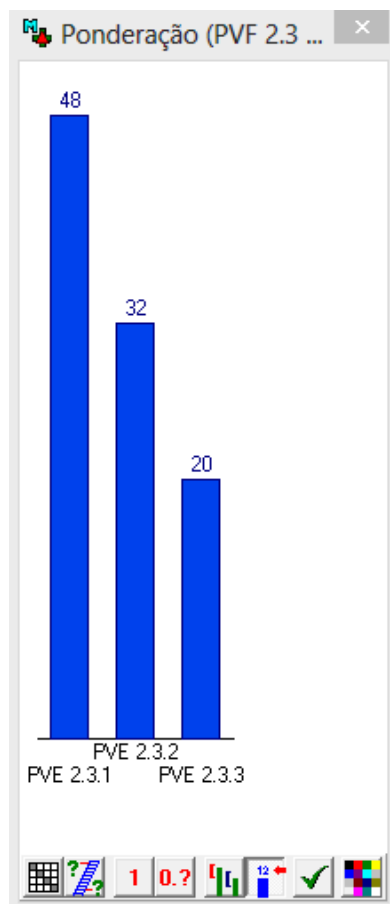


## APÊNDICE I – TAXAS DE COMPENSAÇÃO CONFORME MÉTODO COMPARAÇÃO PAR-A-PAR (Método Julgamento Semântico – M-MACBETH)



Ponderação (PVF 2.3 Grau de profissionalização da gestão)					Escala actual	
[ PVE 2.3.1 ]	[ PVE 2.3.2 ]	[ PVE 2.3.3 ]	[ tudo inf. ]			<b>extrema</b>
[ PVE 2.3.1 ]	nula	forte	positiva	positiva	48	<b>mt. forte</b>
[ PVE 2.3.2 ]		nula	moderada	positiva	32	<b>forte</b>
[ PVE 2.3.3 ]			nula	mt. forte	20	<b>moderada</b>
[ tudo inf. ]				nula	0	<b>fraca</b>
						<b>mt. fraca</b>
						<b>nula</b>

**Julgamentos consistentes**

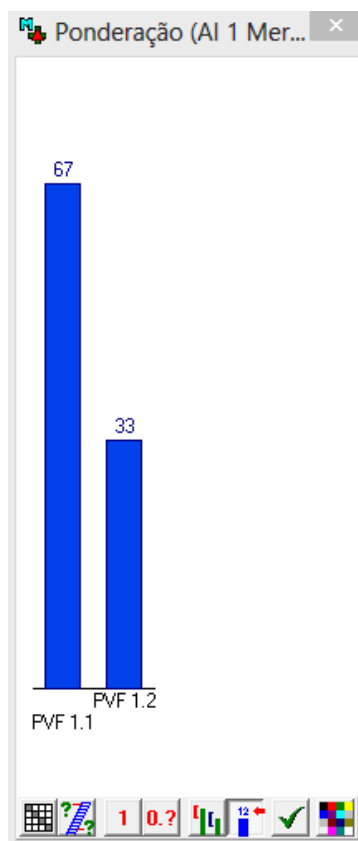


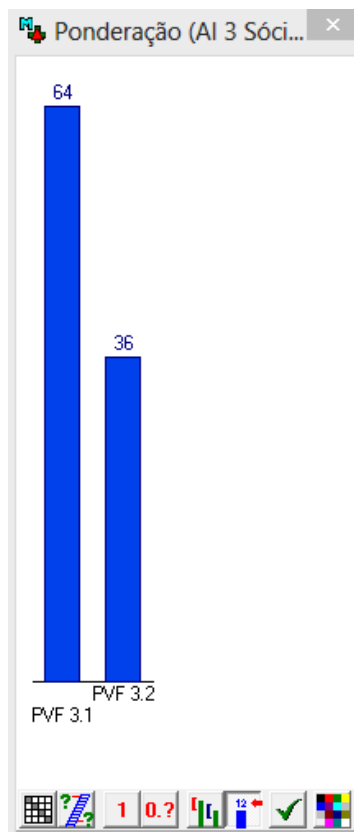
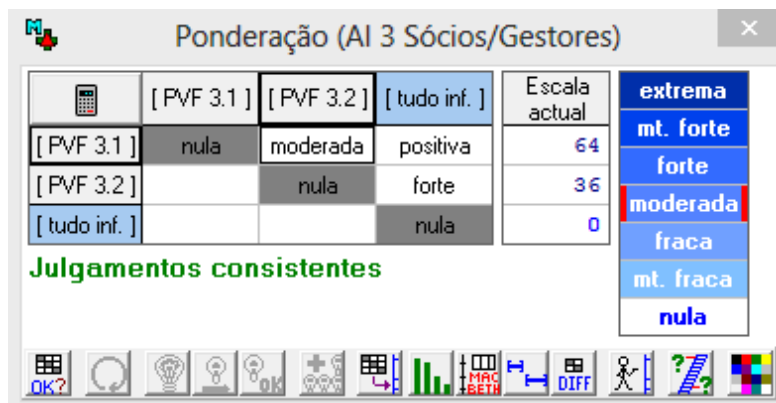
**Ponderação (AI 1 Mercado)**

	[ PVF 1.1 ]	[ PVF 1.2 ]	[ tudo inf. ]	Escala actual
[ PVF 1.1 ]	nula	forte	positiva	67
[ PVF 1.2 ]		nula	forte	33
[ tudo inf. ]			nula	0

**Julgamentos consistentes**

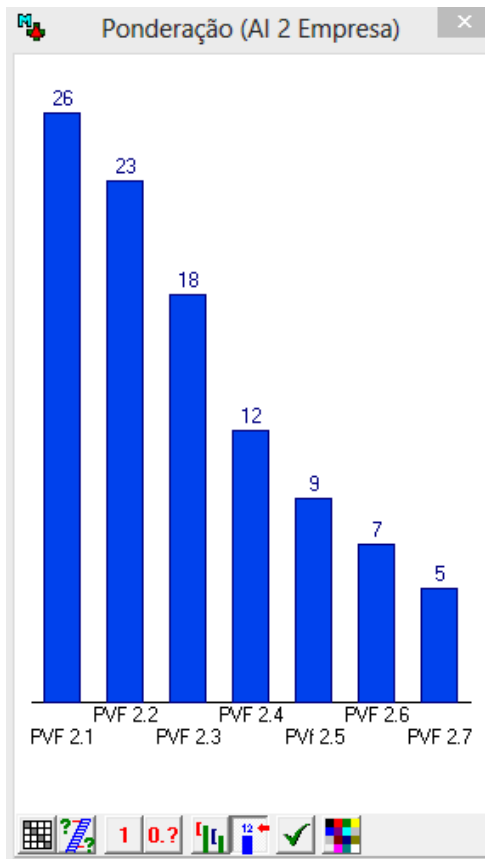
extrema  
mt. forte  
forte  
moderada  
fraca  
mt. fraca  
nula





	[PVF 2.1]	[PVF 2.2]	[PVF 2.3]	[PVF 2.4]	[PVF 2.5]	[PVF 2.6]	[PVF 2.7]	[tudo inf.]	Escala actual	
[PVF 2.1]	nula	moderada	positiva	positiva	positiva	positiva	positiva	positiva	2.6	extrema
[PVF 2.2]		nula	forte	positiva	positiva	positiva	positiva	positiva	2.3	mt. forte
[PVF 2.3]			nula	forte	positiva	positiva	positiva	positiva	1.8	moderada
[PVF 2.4]				nula	moderada	positiva	positiva	positiva	1.2	fraca
[PVF 2.5]					nula	fraca	positiva	positiva	9	mt. fraca
[PVF 2.6]						nula	fraca	positiva	7	nula
[PVF 2.7]							nula	forte	5	
[tudo inf.]								nula	0	

**Julgamentos consistentes**



	[AI 2]	[AI 4]	[AI 1]	[AI 3]	[ tudo inf. ]	Escala actual	
[AI 2]	nula	moderada	positiva	positiva	positiva	36	extrema
[AI 4]		nula	forte	positiva	positiva	30	mt. forte
[AI 1]			nula	mt. forte	positiva	22	forte
[AI 3]				nula	extrema	12	moderada
[ tudo inf. ]					nula	0	fraca
							mt. fraca
							nula

**Julgamentos consistentes**

