

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA - UFSC
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DA
PRODUÇÃO

REDES NEURAIS ARTIFICIAIS E MÁQUINAS DE
VETORES SUPORTE: APLICAÇÃO NA AVALIAÇÃO
DE SOLVÊNCIA DE COOPERATIVAS DE CRÉDITO

ISABEL CRISTINA GOZER

FLORIANÓPOLIS
2012

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA - UFSC
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DA
PRODUÇÃO

ISABEL CRISTINA GOZER

REDES NEURAIIS ARTIFICIAIS E MÁQUINAS DE VETORES
SUORTE: APLICAÇÃO NA AVALIAÇÃO DE SOLVÊNCIA DE
COOPERATIVAS DE CRÉDITO

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia da Produção da Universidade Federal de Santa Catarina, área de inteligência organizacional, requisito parcial para a obtenção do Grau de Doutor em Engenharia de Produção.

Orientador: Prof. Dr. Emilio Araújo Menezes

FLORIANOPÓLIS
2012

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

Gozer, Isabel Cristina

Redes neurais e máquinas de vetores suporte: aplicação
na avaliação de solvência de cooperativas de crédito /
Isabel Cristina Gozer ; orientador, Emílio Araújo Menezes -
Florianópolis, SC, 2012.
229 p.

Tese (doutorado) - Universidade Federal de Santa
Catarina, Centro Tecnológico. Programa de Pós-Graduação em
Engenharia de Produção.

Inclui referências

1. Engenharia de Produção. 2. Indicadores financeiros.
3. Gestão de cooperativas. 4. Aprendizado de máquina. 5.
Insolvência. I. Menezes, Emílio Araújo. II. Universidade
Federal de Santa Catarina. Programa de Pós-Graduação em
Engenharia de Produção. III. Título.

Isabel Cristina Gozer

**REDES NEURAIS ARTIFICIAIS E MÁQUINAS DE VETORES
SUPORTE: APLICAÇÃO NA AVALIAÇÃO DE SOLVÊNCIA DE
COOPERATIVAS DE CRÉDITO**

Esta tese foi julgada adequada para a obtenção do Título de “Doutor em Engenharia de Produção” e aprovada na sua forma final pelo Programa de Pós- graduação em Engenharia de Produção da Universidade Federal de Santa Catarina.

Florianópolis, 30 de outubro de 2012.

Prof. Antônio Cezar Bornia, Dr.
Coordenador do curso

Banca Examinadora:

Prof. Emílio Araújo Menezes, Dr.
Orientador
Universidade Federal de Santa Catarina

Prof. Antônio Roberto P. L. Albuquerque, Dr.
Universidade Estadual de São Paulo

Prof. Aran Bey Tcholakian Morales, Dr.
Universidade Federal de Santa Catarina

Prof.^a. Fátima Maria Pegorini Gimenes, Dr.^a.
Universidade Paranaense

Prof. Régio Márcio Toesca Gimenes, Dr.
Universidade Paranaense

Prof. Sadao Isotani, Dr.
Universidade Estadual de São Paulo

Esta tese é dedicada àqueles que se dedicaram e se dedicam a mim incondicionalmente: Minha mãe Tereza Granzotto Gozer (*in memória*) e meu pai Durvalino Gozer.

AGRADECIMENTOS

A Deus, que, por sua presença, capacita-me e pelas bênçãos a mim concedidas, entre elas a conclusão deste doutorado;

Ao meu orientador Professor Dr. Emílio Araújo Menezes, pela confiança em mim depositada, pelo companheirismo e paciência, prontidão e orientação ao longo desses anos de jornada.;

Ao professor Dr. Antonio Roberto Pereira Leite de Albuquerque pela disposição, acolhimento, incentivo, pelos ensinamentos e orientações;

Aos membros da banca examinadora, pela doação e colaboração;

Aos colegas de trabalho, Clóvis Uliana, Gervaldo Rodrigues Campos, Fátima Maria Pegorini Gimenes e Régio Marcio Toesca Gimenes pelos anos de companheirismo e convivência, por sempre estarem presentes nos melhores e piores momentos dessa jornada;

Ao amigo Régio Márcio Toesca Gimenes, que teve sempre um papel fundamental na minha formação profissional ao incentivar e indicar os caminhos certos;

Ao meu querido Odair Alberton, pela companhia carinhosa, por tornar a minha vida mais feliz, pela ajuda incondicional;

Aos demais professores e colegas de trabalho, pela amizade e apoio;

À minha família, por todos os anos compartilhados, pela convivência de felicidade, pelas alegrias compartilhadas e pelas dificuldades superadas;

Aos amigos Alan Pablo Grala e Luis Roberto Prandi, pelos anos de amizade, por terem feito parte dessa fase da minha vida estando sempre presentes me apoiando e incentivando;

À Universidade Federal de Santa Catarina e ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção, pela oportunidade a mim oferecida na realização deste doutorado;

À Rosimeri Maria de Souza, pelo pronto atendimento na Secretaria da Pós-Graduação em Engenharia de Produção;

À Universidade Paranaense – UNIPAR, pelo apoio nesta oportunidade de qualificação, pelo incentivo na realização deste doutorado, e por todas as outras oportunidades oferecidas para minha qualificação profissional;

Àqueles que direta ou indiretamente, contribuíram para a realização deste trabalho.

A todos o reconhecimento de que cada um, de forma distinta, porém ímpar, contribuiu para mais esta conquista! A todos muito obrigada!

Isabel Cristina Gozer

*"O essencial é invisível aos olhos,diz-se no livro
O Pequeno Príncipe....quem ama, ama além da
aparência, vê a essência da pessoa...e é a isto que
ama!"*

(Antonie Saint-Exupéry)

RESUMO

GOZER, I. C. **Redes neurais artificiais e máquina de vetores suporte**: uma aplicação na avaliação de solvência de cooperativas de crédito. 2012. 225 f. Tese (Doutorado em Engenharia de Produção) Programa de Pós-graduação em Engenharia de Produção, Área de Concentração Inteligência Organizacional, Universidade Federal de Santa Catarina. Florianópolis.

A presente tese teve como objetivo a avaliação de insolvência do cooperativismo de crédito mútuo do Estado do Paraná através da utilização de duas técnicas de data mining, redes neurais artificiais (RNAs) e máquinas de vetores suporte (SVMs), a proposta foi, por meio do aprendizado de máquina, a de criar um modelo capaz de avaliar a solvência das cooperativas de crédito, para tanto foram utilizados os indicadores do sistema PEARLS, indicadores esses recomendados internacionalmente pelo WOCCU (*Word Council of Credit Unions*) como os melhores para a avaliação do cooperativismo de crédito mútuo. Para a realização do estudo foram utilizadas as demonstrações financeiras das 31 cooperativas de crédito mútuo do estado do Paraná no ano de 2010, divulgadas pelo Banco Central do Brasil (BACEN) como solventes e como insolventes as cooperativas que deixaram de enviar suas demonstrações para o Banco Central, o que caracteriza a descontinuidade operacional de fato, isso num período de 10 anos, que totalizou 31 cooperativas de crédito. Os algoritmos de redes neurais utilizados neste trabalho foram *RBFNetwork*, *MultilayerPerceptron* e *MultilayerPerceptronCS*; e o algoritmo escolhido de *Support Vector Machine* foi o *LibSVM*, todos pertencentes ao pacote de software Weka, ferramenta bastante utilizada em *Data Mining* e Aprendizado de Máquina. Ao analisar os resultados das RNAs e da SVM ficou evidente a superioridade das SVMs como classificador binário de avaliação de solvência, pois o seu algoritmo LibSVMs apresentou os melhores resultados em todas as avaliações de desempenho propostas nesta pesquisa, destacando a avaliação de desempenho denominada de F-Measure, que evidenciou que o algoritmo LibSVMs foi melhor também nos três grupos de indicadores. O único indicador de desempenho em que LibSVM teve desempenho inferior às RNAs foi na taxa de erro da classe negativa, verifica-se a RNA com os algoritmos *MultilayerPerceptron* e *MultilayerPerceptron*; que possuem melhores índices para 27, 10 e 11 indicadores, já o algoritmo da LibSVMs possui desempenho igual para 10 e 11 indicadores. Observando o gráfico

Receiver Operating Characteristic (ROC), é possível perceber que os algoritmos de redes neurais apresentaram as maiores TP Rate e FP Rate, resultando em modelos liberais, enquanto o algoritmo LibSVM resultou em modelos conservadores e teve bom resultado em relação à FP Rate, mas poucas taxas altas de TP Rate. O desempenho apresentado pelas Redes Neurais *MultilayerPerceptron*, *MultilayerPerceptronCS* e *RBFNetwork*, na classificação dos exemplos, foi inferior ao LibSVM. O melhor resultado alcançado pelos algoritmos está nas tabelas (indicadores de desempenho). Ainda que fosse utilizado apenas um algoritmo de rede neural, o desempenho ainda seria melhor na probabilidade de classificação de um novo exemplo como verdadeiro positivo (INSOLVENTE), bastando observar isoladamente as curvas de desempenho no gráfico ROC. Em relação ao número de indicadores do Sistema PEARLS para a avaliação da Solvência do Cooperativismo de crédito, foi confirmado também que não há a necessidade de calcular os 39 indicadores iniciais, bem como a planilha com os 27 indicadores, porém somente os 10 sugeridos pelos analistas de mercado são suficientes para tal avaliação.

Palavras-chave: Sistema PEARLS. Insolvência. Aprendizado de máquina.

ABSTRACT

GOZER, I. C. **Artificial neural networks and support vector machine:** an application in assessing the solvency of credit unions. 2012. 225 f. Thesis (Ph.D. in Production Engineering). Post-Graduate Program in Production Engineering. Concentration Area: Organizational Intelligence. Federal University of Santa Catarina, Florianopolis, Brazil.

This work aims at assessing the insolvency of mutual credit unions in the Parana State (Brazil) by two different data mining techniques: Artificial Neural Networks (ANNs) and Support Vector Machines (SVMs). The proposal is to create a model that can evaluate the solvency of credit unions from the Machine Learning, and for this, PEARLS System indicators were selected since they are internationally recommended by WOCCU (*Word Council of Credit Unions*) as the most suitable for the evaluation of mutual credit cooperatives. The study used financial statements of 31 credit unions, either solvent or insolvent, disclosed by Central Bank of Brazil (BACEN) in 2010, for the State of Paraná. The insolvent cooperatives are those which stopped sending statements to the Central Bank, which in fact characterizes the operational discontinuity. This study considered a 10-year period, totaling 31 credit unions. The algorithms used in this work were *RBFNetwork*, *MultilayerPerceptron* and *MultilayerPerceptronCS* for Artificial Neural Networks and *LibSVM* for Support Vector Machine, all composing the Weka software, which is widely used in Data Mining and Machine Learning. The results of ANN and SVM showed the superiority of SVM for the binary classification of solvency evaluation. Its algorithm LibSVMs showed the best results in all performance evaluations proposed in this research, mainly by the F-Measure, which indicates that this algorithm was the best across the three groups of indicators. However, with respect to the rate of error of the negative class, the LibSVM showed lower performance than those ANNs, where the *MultilayerPerceptron* and *MultilayerPerceptron* algorithms had better indices for 27, 10 and 11 indicators in comparison with the LibSVM that achieved the same performance for 10 and 11 indicators. The Receiver Operating Characteristic (ROC) graph demonstrates that the neural network algorithms had the highest TP Rate and FP Rate, resulting in liberal models, while the LibSVM algorithm resulted in conservative models with good result for FP Rate but few high rates for TP Rate. The performance of classification of samples shown by the *MultilayerPerceptron*, *MultilayerPerceptronCS* and *RBFNetwork*

Neural Networks was lower than the LibSVM. The best results achieved by algorithms are presented in the tables (performance indicators). The individual observation of each curve in the ROC graph suggests that even using only one neural network algorithm, the performance would still be better in the probability of classifying a new example as "true positive" (INSOLVENT). With respect to the number of PEARL System indicators recommended to assess the solvency of credit unions, this study demonstrated that there is no need to calculate all those 39 initial indicators or that spreadsheet with 27 adapted indicators. Only those 10 suggested by the market analysts were sufficient for the purpose of this study.

Keywords: PEARLS system. Insolvency. Machine learning.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Evolução das cooperativas de crédito.	61
Figura 2 – Árvore de decisão simples para diagnóstico de um paciente.	96
Figura 3 – Neurônio biológico.	102
Figura 4 – Neurônio artificial.	103
Figura 5 – Ciclo de vida de uma rede neural.	105
Figura 6 – Rede neural artificial.	106
Figura 7 – Exemplo de rede <i>feedforward</i> de camada única.	108
Figura 8 – Exemplo de rede <i>feedforward</i> de camadas múltiplas.	109
Figura 9 – Exemplo de rede recorrente.	110
Figura 10 – Exemplo de rede com estrutura reticulada.	111
Figura 11 – Esquema do aprendizado supervisionado.	113
Figura 12 – Funcionamento de um neurônio artificial.	114
Figura 13 – Hiperplano ótimo.	119
Figura 14 – Exemplo de padrões linearmente separáveis e não linearmente separáveis.	120
Figura 15 – Árvore de decisão algoritmo J48 das cooperativas de crédito mútuo do Estado do Paraná.	137
Figura 16 – Árvore de decisão algoritmo ADTREE das cooperativas de crédito mútuo do Estado do Paraná.	137
Figura 17 – Árvore de decisão algoritmo LADTREE das cooperativas de crédito mútuo do estado do Paraná.	138
Figura 18 – Método de validação cruzada.	142
Figura 19 – Matriz de confusão.	143
Figura 20 – Gráfico ROC com três classificadores.	146
Figura 21 – Exemplo da curva ROC.	147
Figura 22 – Esquema do aprendizado de máquina.	149
Figura 23 – Gráfico ROC com 27 indicadores.	155
Figura 24 – Gráfico ROC com 10 indicadores.	158
Figura 25 – Gráfico ROC com 11 indicadores.	162

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Números de cooperativismo por Ramo de Atividade (31/12/2007).....	53
Tabela 2 – Quantidade de cooperativas de crédito e PACs (1995 – 2008).....	62
Tabela 3 – Dinâmica das modalidades do cooperativismo de crédito (2005 – 2008).....	62
Tabela 4 – Distribuição do cooperativismo de crédito – Anos selecionados.....	63
Tabela 5 – Participação das instituições nos ativos do SFN (1996 – 2006).....	63
Tabela 6 – Participação das instituições no patrimônio líquido do SFN (1996 – 2006).....	64
Tabela 7 – Participação das instituições nos depósitos do SFN (1996 – 2006).....	64
Tabela 8 – Participação das instituições nas operações de crédito do SFN (1996 – 2006).....	65
Tabela 9 – Comparativo entre empresas tradicionais e cooperativas de crédito.....	71
Tabela 10 – Diferenças entre cooperativas de crédito e instituições bancárias.....	75
Tabela 11 – Autores que trataram a questão de insolvência e falência, e os respectivos indicadores financeiros significativos para avaliar esses eventos.....	85
Tabela 12 – Resumo da evolução dos estudos de insolvência em empresas.....	91
Tabela 13 – Estudo sobre insolvência em bancos de 1970 a 2007.....	91
Tabela 14 – Estudo sobre insolvência de cooperativas de crédito no Brasil.....	93
Tabela 15 – Cronologia RNA.....	100
Tabela 16 – Relação das cooperativas de crédito por Estado.....	131
Tabela 17 – Relação de cooperativas de crédito do Estado do Paraná por ramo.....	133
Tabela 18 – Indicadores do Sistema PEARLS utilizados na pesquisa.....	134
Tabela 19 – Probabilidade de Kappa.....	138
Tabela 20 – Indicadores selecionados pelos analistas.....	150
Tabela 21 – Sumário do algoritmo RBFNetwork com 27 indicadores.....	152
Tabela 22 – Detalhe de precisão do algoritmo RBFNetwork com 27 indicadores.....	152

Tabela 23 – Matriz de confusão do algoritmo RBFNetwork com 27 indicadores.....	152
Tabela 24 – Sumário do algoritmo MultilyerPerceptron e MultilayerPerceptronCS com 27 indicadores.....	153
Tabela 25 – Detalhe de precisão do algoritmo MultilyerPerceptron e MultilayerPerceptronCS com 27 indicadores.....	153
Tabela 26 – Matriz de confusão do algoritmo MultilyerPerceptron e MultilayerPerceptronCS com 27 indicadores.....	153
Tabela 27 – Sumário do algoritmo LibSVM com 27 indicadores.	154
Tabela 28 – Detalhe de precisão do algoritmo LibSVM com 27 indicadores.....	154
Tabela 29 – Matriz de confusão do algoritmo LibSVM com 27 indicadores.....	154
Tabela 30 – Sumário do algoritmo RBFNetwork com 10 indicadores.	155
Tabela 31 – Detalhe de precisão do algoritmo RBFNetwork com 10 indicadores.....	156
Tabela 32 – Matriz de confusão do algoritmo RBFNetwork com 10 indicadores.....	156
Tabela 33 – Sumário do algoritmo MultilayerPerceptronCS com 10 indicadores.....	156
Tabela 34 – Detalhe de precisão do algoritmo MultilayerPerceptronCS com 10 indicadores.....	157
Tabela 35 – Matriz de confusão do algoritmo MultilayerPerceptronCS com 10 indicadores.....	157
Tabela 36 – Sumário do algoritmo LibSVM com 10 indicadores.	157
Tabela 37 – Detalhe de precisão do algoritmo LibSVM com 10 indicadores.....	157
Tabela 38 – Matriz de confusão do algoritmo LibSVM com 10 indicadores.....	158
Tabela 39 – Sumário do algoritmo RBFNetwork com 11 indicadores.....	159
Tabela 40 – Detalhe de precisão do algoritmo RBFNetwork com 11 indicadores.....	159
Tabela 41 – Matriz de confusão do algoritmo RBFNetwork com 11 indicadores.....	159
Tabela 42 – Sumário do algoritmo MultilayerPerceptronCS com 11 indicadores.....	160
Tabela 43 – Detalhe de precisão do algoritmo MultilayerPerceptronCS com 11 indicadores.....	160
Tabela 44 – Matriz de confusão do algoritmo MultilayerPerceptronCS com 11 indicadores.....	160

Tabela 45 – Sumário do algoritmo LibSVM com 11 indicadores.....	161
Tabela 46 – Detalhe de precisão do algoritmo LibSVM com 11 indicadores.....	161
Tabela 47 – Matriz de confusão do algoritmo LibSVM com 11 indicadores.....	161
Tabela 48 – Comparação de TPRate médio das cooperativas Solventes e Insolventes dos algoritmos de Redes Neurais e LibSVM.	163
Tabela 49 – Comparação de FPRate médio das cooperativas Solventes e Insolventes dos algoritmos de Redes Neurais e LibSVM.	163
Tabela 50 – Comparação de Precisão média das cooperativas Solventes e Insolventes dos algoritmos de Redes Neurais e LibSVM.	164
Tabela 51 – Comparação de Recall médio das cooperativas Solventes e Insolventes dos algoritmos de Redes Neurais e LibSVM.	164
Tabela 52 – Comparação de F-Measure médio das cooperativas Solventes e Insolventes dos algoritmos de Redes Neurais e LibSVM.	164
Tabela 53 – Comparação de ROC área média das cooperativas Solventes e Insolventes dos algoritmos de Redes Neurais e LibSVM.	165

LISTA DE SIGLAS E ABREVIATURAS

- ACI – Aliança Cooperativa Internacional
ANCOSOL – Associação Nacional do Cooperativismo de Crédito da Economia Familiar e Solidária
BACEN – Banco Central do Brasil
BNCC – Banco Nacional de Crédito Cooperativo
CAMELS – Capity, Asset, Management, Earnings, Liquidity e Sensitivity
CNAC – Confederação Nacional de Auditoria Cooperativa
COLAC – Confederação Latino-Americana de Cooperativa de Economia e Crédito
CONFEBRÁS – Confederação Brasileira das Cooperativas de Crédito
COSIF – Plano de Contábil das Instituições Financeiras do Sistema Financeiro Nacional
FAO – Organização das Nações Unidas para Agricultura e Alimentação
FFIEC – Federal Financial Institutions Examination Council
FN – Falsos negativos
FP – Falsos positivos
ICBA – Associação Internacional dos Bancos Cooperativos
MLP – Multilayer Perceptron
OCB – Organização das cooperativas do Brasil
PAC – Posto de Atendimento Cooperativo
PEARLS – Protection, Effective Finance Structure, Asset quality, Rates of return an costs, Liquidity e Signs of growth
PIB – Produto Interno Bruto
RBF – radial basis function
RNA – Rede Neural Artificial
ROC – Receiver Operating Characteristic
SFN – Sistema Financeiro Nacional
SICCOOB – Sistema de Cooperativas de Crédito no Brasil
SICREDI – Sistema de crédito cooperativo
SVM – Support Vector Machines
TFN – Taxa de falsos negativos
TFP – Taxa de falsos positivos
UFIRS – Uniform Financial Institutions Rating System
UNESCO – Organização das Nações Unidas
UNICRED – Confederação Nacional das Cooperativas Centrais
VN – Verdadeiros negativos
VP – Verdadeiros positivos
WEKA – Waikato Environment for Knowledge Analysis

WOCCU – World Council of Credit Unions

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO.....	27
1.1	TÍTULO DA PESQUISA	27
1.2	CONTEXTUALIZAÇÃO DO TEMA.....	27
1.3	PROBLEMA DA PESQUISA	33
1.4	OBJETIVOS.....	36
1.4.1	Objetivo Geral.....	36
1.4.2	Objetivos Específicos	36
1.5	JUSTIFICATIVA E RELEVÂNCIA	37
1.6	HIPÓTESES DE TRABALHO.....	40
1.7	PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS	41
2	REFERENCIAL TEÓRICO	45
2.1	COOPERATIVA E COOPERATIVISMO: BREVE HISTÓRICO E ASPECTOS CONCEITUAIS	45
2.1.1	Classificação Cooperativista	50
2.2	COOPERATIVISMO DE CRÉDITO	53
2.2.1	Origem do Cooperativismo de Crédito	54
2.2.1.1	O cooperativismo de crédito no Brasil	55
2.2.1.2	O segmento do cooperativismo crédito brasileiro.....	60
2.2.1.3	O cooperativismo de crédito e o conflito de agência.....	68
2.3	COOPERATIVISMO DE CRÉDITO “VERSUS” BANCOS COMERCIAIS	73
2.4	ANÁLISE DE INSOLVÊNCIA E SOLVÊNCIA	79
2.5	DESCRIÇÃO DAS TÉCNICAS COM RELAÇÃO AO PROBLEMA E ANÁLISE DOS DADOS.....	94
2.5.1	Árvore de decisão.....	94
2.5.2	Redes neurais artificiais (RNA)	98
2.5.2.1	Arquiteturas de redes neurais artificiais e processos de treinamento	107
2.5.2.2	O aprendizado e o treinamento da RNA	111
2.5.2.3	Características gerais das redes neurais artificiais	114
2.5.3	A utilização das RNAs na previsão de insolvência	115
2.5.4	Support Vector Machines	117
2.6	DEFINIÇÃO DOS INDICADORES PARA AVALIAÇÃO DE INSOLVÊNCIA DO COOPERATIVISMO DE CRÉDITO.....	120
2.6.1	Sistema PEARLS	121
3	IMPLEMENTAÇÃO DAS TÉCNICAS AO PROBLEMA E ANÁLISE DOS RESULTADOS	131
3.1	INTRODUÇÃO	131
3.2	AMOSTRA E COLETA DE DADOS	131
3.3	SOFTWARE WEKA	136
3.4	IMPLEMENTAÇÃO DA ÁRVORE DE DECISÃO.....	137
3.5	REDES NEURAIS E SUPPORT VECTOR MACHINE.....	141

3.5.1	Construção da RNA e SVMs.....	152
3.5.1.1	RNA com o algoritmo RBFNetwork com 27 indicadores.....	152
3.5.1.2	RNA com o algoritmo MultilyerPerceptron e MultilayerPerceptronCS com 27 indicadores.....	153
3.5.1.3	SVMs com o algoritmo LibSVM com 27 indicadores.....	154
3.5.1.4	Análise da Curva ROC para RNA e SVMs elaboradas com 27 indicadores.....	154
3.5.1.5	RNA com o algoritmo RBFNetwork com dez indicadores.....	155
3.5.1.6	RNA com o algoritmo MultilyerPerceptron e MultilayerPerceptronCS com dez indicadores.....	156
3.5.1.7	SVMs com o algoritmo LibSVM com dez indicadores.....	157
3.5.1.8	Análise da Curva ROC para RNA e SVMs elaboradas com dez indicadores.....	158
3.5.1.9	RNA com o algoritmo RBFNetwork com 11 indicadores.....	159
3.5.1.10	RNA com o <i>algoritmo MultilyerPerceptron e MultilayerPerceptronCS</i> com 11 indicadores.....	159
3.5.1.11	SVMs com o algoritmo LibSVM com 11 indicadores.....	160
3.5.1.12	Análise da Curva ROC para RNA e SVMs elaboradas com 10 indicadores.....	161
3.5.1.13	Comparação das avaliações de desempenho de RNA e SVMs....	162
4	CONCLUSÕES.....	167
	REFERÊNCIAS.....	173
	APÊNDICES.....	187
	APÊNDICE A – Cronologia das Normas sobre Cooperativas	187
	APÊNDICE B – Indicadores do Sistema PEARLS.....	199
	APÊNDICE C – Indicadores do Sistema PEARLS calculados das 31 cooperativas consideradas insolventes – planilha de dados brutos 39 indicadores.....	207
	APÊNDICE D – Indicadores do Sistema PEARLS calculados das 31 cooperativas solventes – planilha de dados brutos 39 indicadores.....	211
	APÊNDICE E – Indicadores do Sistema PEARLS calculados na construção da RNAs e a SVMs – 27 indicadores.....	215
	APÊNDICE F – Indicadores do Sistema PEARLS calculados das 31 cooperativas insolventes e 31 solventes – planilha de dados limpos 27 indicadores.....	220
	APÊNDICE G – Indicadores do Sistema PEARLS calculados das 31 cooperativas insolventes e 31 solventes – planilha 10 indicadores.....	226

1 INTRODUÇÃO

1.1 TÍTULO DA PESQUISA

Redes neurais artificiais e máquinas de vetores suporte: aplicação na avaliação de insolvência de cooperativas de crédito.

1.2 CONTEXTUALIZAÇÃO DO TEMA

Cooperativa é uma organização constituída por membros de determinado grupo econômico ou social, que objetiva desempenhar, em benefício comum, determinada atividade. As premissas do cooperativismo são: identidade de propósitos e interesses; ação conjunta, voluntária, e objetiva para coordenação de contribuição, e serviços; obtenção de resultado útil e comum a todos (FERRINHO, 1978).

Pinho (1966) define cooperativa como sociedade de pessoas, organizadas em bases democráticas, que visam a não só suprir seus membros de bem e serviço, como também realizar determinados programas educativos e sociais, tudo em favor dos associados.

Pode-se afirmar também que o cooperativismo tem duplo caráter: social (sociedade de pessoas) e econômico (empresa). Bialoskorki Neto (1998) define cooperativa como sendo uma sociedade de pessoas com três características essenciais: 1.º - propriedade cooperativa, em que os associados são os proprietários e não somente aqueles que detêm o capital; 2.º - gestão cooperativa, em que a decisão fica em poder dos associados; e 3.º - repartição da cooperativa, em que a distribuição das sobras é realizada proporcionalmente à participação nas operações das cooperativas. São essas características conferem às cooperativas o duplo caráter, pois são constituídas de pessoas que se unem voluntariamente em um empreendimento comum para alcançar o objetivo da sociedade.

Para Bialoskorski Neto (apud ARRIGONI, 2000), cooperativas são organizações diferentes das empresas de capitais, pois essa forma organizacional é baseada em princípios doutrinários e não objetiva a geração de lucros, mas, sim, o intuito de oferecer condições, para que cada uma das unidades autônomas associadas possam estabelecer-se eficientemente no mercado.

Deve-se sublinhar, em primeiro lugar, que as cooperativas são empresas privadas de gestão coletiva. Os seus proprietários e responsáveis pela gestão são os próprios usuários, dando a essa empresa características singulares, tanto em termos de seu funcionamento quanto

de sua regulação interna. Desse modo, os sócios não são os capitalistas, como nas outras empresas privadas, são os próprios usuários os que contribuem com a matéria-prima, denominados, assim, de associados.

As cooperativas são sociedades que não têm por objetivo a busca do lucro. O associado, independentemente do seu aporte de capital, tem direito a somente um voto nas assembléias. As sobras, ao fim de cada exercício social, são distribuídas na razão direta de sua participação na entrega da produção e do consumo. Esses fatores tornam o cooperativismo um sistema econômico-social que procura o interesse coletivo da produção e da distribuição (ANTONIALI, 2000).

Essa origem doutrinária faz com que essas organizações tenham uma arquitetura organizacional diferenciada. Nesse empreendimento, não há uma propriedade privada, mas sim uma copropriedade, privada e comum, sem o objetivo de alcançar lucros, porque tem o intuito de oferecer condições, para que cada um dos seus associados possa estabelecer-se com maiores vantagens diante de um mercado oligopolizado (BIALOSKORSKI NETO, 1994; ZYLBERSZTAJN, 1994).

Em contrapartida, uma cooperativa não pode abrir mão de alguns preceitos do mercado para oferecer de forma persistente os serviços demandados pelos seus associados. Os seus dirigentes devem buscar a maximização dos resultados, distribuindo seus frutos após o exercício, de modo a possibilitar seus investimentos e também exigir dos associados que mantenham determinado nível de eficiência econômica; para que não transfiram à cooperativa as suas ineficiências. Assim, a empresa cooperativista deve agir de acordo com a lógica econômica de mercado, tanto para “fora”, como é nítido, quanto para “dentro” da organização, na relação com os seus associados. Essas são direções que podem garantir a sua eficiência empresarial e, portanto, a sua eficácia social (BIALOSKORSKI NETO; MARQUES; NEVES, 1995).

O cooperativismo está entre os diversos tipos de organizações produtivas modernas que se utilizam das demonstrações financeiras para a prestação de contas aos seus diversos usuários e para dar transparência à sua gestão.

Entre os vários ramos de cooperativismo, existe o ramo do cooperativismo de crédito, constituído para oferecer soluções financeiras aos seus associados, sendo um instrumento para os mesmos terem o acesso a produtos e serviços adaptados às suas necessidades e condições financeiras. De acordo com Bulgarelli (1967, p. 364), “no setor financeiro, deve ser entendida a boa aplicação do capital, a percepção de

receitas e a fixação das despesas de forma a equilibrar o orçamento da cooperativa”.

De acordo com Silva e Bacha (2007), o cooperativismo de crédito consolida o entendimento de que o desenvolvimento de um país como o Brasil, com seu grau de desigualdade social, depende fortemente do acesso, por parte dos cidadãos menos favorecidos e daqueles responsáveis por pequenos negócios, aos serviços financeiros.

As cooperativas de crédito existem no Brasil desde 1920, mas foi apenas a partir da década de 80, logo após o regime militar, que elas retomaram suas atividades e apareceram como vetores da agricultura familiar e como alternativas para um modo de gerir uma política pública de crédito ligada ao Sistema Financeiro Nacional.

As primeiras cooperativas de crédito no Brasil começaram no sul, dessa época até a atualidade a evolução das cooperativas de crédito teve um contraste, num primeiro momento o governo federal estimulou o seu desenvolvimento por dois decretos sucessivos em 1926 e 1932, que nortearam um quadro de funcionamento institucional ao movimento cooperativo. Essas ações do Estado permitiram um forte crescimento das cooperativas na década de 40 e 50. Essa primeira fase foi seguida após o ano de 1950, por um período em que a maioria das cooperativas de crédito estava em grandes dificuldades em virtude das restrições financeiras impostas pelo SFN (CAZELLA, 2005).

A situação se agrava a partir dos anos 60 com a instalação do governo militar que impede a criação de novas cooperativas de crédito e institui fortes restrições ao funcionamento daquelas já existentes. Ainda no ano de 1970 o número de cooperativas de crédito diminuiu significativamente, em 1960, havia 496 cooperativas de crédito e já, em 1970, esse número foi reduzido para 377 cooperativas de crédito. A partir da década de 80, com a redemocratização do país, as cooperativas de crédito reencontram um ambiente propício para a sua reestruturação, e que, em 1980, havia 430 cooperativas de crédito, evoluindo para 806 cooperativas de crédito em 1990 (CAZELLA; SOLLIEC, 2008).

Na década de 80, o cooperativismo de crédito foi estimulado pelo Estado, pois foi considerado como a saída para inúmeros impasses de marginalização social em que se encontravam largas faixas da população. A atual conjuntura da política do país tem no cooperativismo de crédito um dos mais significativos instrumentos para o desenvolvimento social, proporcionando a democratização do crédito e a desconcentração da renda.

Segundo dados do Banco Central, no ano 2000, o Brasil já possuía 1311 cooperativas de crédito, ou seja, uma evolução de 63%

num período de 10 anos. Com isso, pode-se concluir que, de 1980 a 2000, foi o período com maior evolução do cooperativismo de crédito no Brasil. Ainda, segundo dados do Banco Central, no ano de 2009, o Brasil possuía 1405 cooperativas (PINHEIRO, 2008).

O cooperativismo de crédito, como todas as organizações, utiliza-se da contabilidade para o acompanhamento e controle do seu patrimônio. A contabilidade gera um conjunto de demonstrações financeiras que são utilizadas pelos diversos usuários para a geração de informações que auxiliam a tomada de decisões. Além das informações específicas disponíveis diretamente nas demonstrações, os usuários buscam a elaboração de indicadores que as analisem e relacionem entre si. Na literatura há um diverso número de indicadores já consagrados e, também, há uma infinita possibilidade de criação de novos indicadores que reflitam a experiência do analista ou tomador de decisões.

Além desses indicadores, aliam-se os métodos estatísticos e matemáticos na tentativa de possibilitar a previsão. Segundo Matarazzo (1998), no Brasil, diversos estudiosos efetuaram testes estatísticos sobre a previsão de insolvência com base na análise discriminante, que consiste basicamente em identificar se determinado elemento pertence ou não a uma população X ou a uma população Y, isso, aplicado à análise econômico-financeira, significa dizer se determinada organização pertence à população solvente ou à população insolvente.

A insolvência, de acordo com Gitman (1997), acontece, quando a empresa não consegue pagar suas obrigações até o vencimento. Já para Altman (1968), uma empresa pode ser considerada insolvente quando os seus acionistas recebem rentabilidade menor que a oferecida pelo mercado por suas ações. Gimenes (1998) considera como insolvente uma empresa que declara a suspensão de seus pagamentos ou efetivamente quebra. Já para alguns autores, entre eles Silva (1983), a empresa só será considerada insolvente, quando a concordata é requerida ou deferida a falência.

Nesse sentido, Martins (2003) afirma que diversas pesquisas realizadas utilizaram diferentes ferramentas estatísticas, e tiveram como objetivo a previsão de falência, e insolvência de empresas. Podem-se destacar: os trabalhos de Sinkey (análise discriminante), Lane, Looney e Wansley (modelo de risco proporcional de Cox), Thomson (logit), Whalen (modelo de risco proporcional de Cox), Morgado (análise discriminante), Lennox (análise discriminante, logit e probit), Shumway (modelo de risco proporcional), Rosilio C. (análise discriminante) e Molina (modelo de risco proporcional de Cox).

No Brasil, Kanitz (1976) desenvolveu o modelo de previsão de insolvência, que ficou popular nacionalmente. Esse modelo empregou a análise discriminante na previsão de insolvência das empresas e o mesmo modelo, no fim gerou o indicador conhecido como Termômetro de Insolvência de Kanitz.

Esses estudos citados anteriormente foram elaborados para avaliação do desempenho ou da insolvência das empresas de capital, as quais buscam, como objetivo fundamental, a maximização da riqueza de seus proprietários. Mas, ao avaliar a situação econômico-financeira de uma cooperativa, deve-se considerar o fato de que uma cooperativa é uma organização sem fins lucrativos, e que, portanto, há uma lógica econômica diferente em seu funcionamento.

Bialoskorki Neto, Nagano e Moraes (2006) afirmam que a análise tradicional de avaliação de desempenho financeiro é considerada um padrão na mensuração do desempenho dos empreendimentos cooperativos, apesar de apresentar problemas inerentes a sua estrutura.

Lazzarini, Bialoskorki Neto e Chaddad (1999) afirmam que, dadas as especificidades das organizações cooperativas, as decisões financeiras nesses empreendimentos são notadamente complexas. Além dos indicadores tradicionais ou de novas metodologias de avaliação, é necessário adicionar os indicadores sociais na análise do desempenho da cooperativa.

Diante da especificidade da avaliação de desempenho das entidades cooperativas, alguns trabalhos foram realizados, propondo formas alternativas e possivelmente melhores para a avaliação das entidades cooperativas.

Bialoskorki Neto, Nagano e Moraes (2006) propuseram a utilização de redes neurais para a avaliação do desempenho das cooperativas agropecuárias. Os resultados da aplicação desse modelo tiveram nível de acertos próximo ao do Termômetro de Insolvência de Kanitz. Assim, os autores consideraram que a utilização de RNA pode ser um recurso auxiliar para classificar cooperativas agropecuárias.

Gimenes e Opazo (2006), por meio de utilização de técnicas estatísticas multivariadas, especialmente a análise discriminante e a análise de probabilidade condicional, desenvolveram um estudo com o objetivo de provar com evidências empíricas que os demonstrativos contábeis podem fornecer informações valiosas sobre o processo de deterioração dos índices financeiros de cooperativas agropecuárias. Concluem que existe essa relação estatística, e que os demonstrativos financeiros fornecem informações seguras para antecipar situações de desequilíbrio financeiro.

Com relação à solvência, podem-se considerar solventes as empresas que desfrutam de crédito amplo no sistema financeiro. Pode-se, por analogia, dizer que as instituições financeiras seriam solventes, se o Banco Central fornecesse créditos sem restrição, além de possuírem recursos para atender seus clientes (MATIAS, 1978 apud SILVA, 1983). Assaf Neto (1989) definiu que a solvência de uma instituição financeira ocorre, quando os seus ativos são excedentes aos seus passivos, ocasionando assim uma situação líquida positiva, ou seja, um patrimônio líquido positivo.

Quando se analisam os estudos sobre a insolvência das cooperativas de crédito, podem ser destacados três estudos: o primeiro foi elaborado por Bressan, Braga e Lima (2004) que realizaram a avaliação econômico-financeira das cooperativas de crédito rural do estado de Minas Gerais, neste estudo foi empregada a análise de regressão logística, tendo como amostra as cooperativas de crédito rural de Minas Gerais dos anos de 1998 a 2001; o segundo estudo também foi desenvolvido por Bressan, Braga e Lima (2004) que, com a utilização do modelo de risco proporcional de Cox, avaliaram a insolvência das cooperativas de crédito rural que integravam o sistema Crediminas; o terceiro foi elaborado por Bressan et al (2011) e avaliou a insolvência das cooperativas de crédito do estado de Minas Gerais através dos indicadores do sistema PEARLS, o qual é recomendado pelo Conselho Mundial do Cooperativismo de Poupança e Crédito, utilizando o modelo Logit, tendo como amostra as cooperativas de crédito brasileiras filiadas ao Sicoob-Crediminas.

Janot (2001) realizou um estudo comparativo entre a eficiência do modelo que utiliza a regressão logística e o modelo que utiliza o modelo de risco de Cox na previsão de insolvência bancária no Brasil, e na apresentação dos resultados, evidenciou que ambos os modelos identificam uma parcela considerável antecipadamente das instituições financeiras insolventes, demonstrando assim que a insolvência bancária é passível de ser prevista no Brasil. Concluiu, sugerindo a utilização desses modelos, como um instrumento a ser utilizado pela supervisão do Sistema Financeiro, realizado pelo Banco Central.

Ao analisar os métodos quantitativos, verificou-se a possibilidade da utilização de Redes Neurais Artificiais (RNA), que é uma técnica computacional que simula o cérebro humano, através da criação de um neurônio. As RNAs constituem-se em modelos matemáticos que possuem a capacidade de processar informações, utilizando como inspiração fatores do funcionamento do cérebro, especificamente a sua

capacidade de aprender, decidir e adaptar-se a mudanças (HARTMANN, 2002).

Evidencia-se que a maior qualidade das RNAs é a sua capacidade de aprender com os exemplos e de generalizar sobre qual é o padrão dos dados que foram treinados, e através disso, interpretar outros padrões que forem semelhantes, mas não idênticos. As RNAs resolvem problemas que envolvem inteligência artificial, simulando o cérebro humano: aprendendo, errando e descobrindo. Vários trabalhos já foram desenvolvidos para a avaliação de insolvência utilizando as RNAs, desses podem-se destacar Wilson e Sharda (1994), que realizaram um estudo comparativo entre RNAs e a Análise Discriminante, e o trabalho de Já Tam e Kiang (1992), que comparou a RNA com a Análise Discriminante e a Regressão Logística. No Brasil, destaca-se o trabalho de Almeida e Siqueira (1997), que utilizaram a RNA para avaliação de insolvência de bancos brasileiros, e, no cooperativismo, destaca-se o trabalho de Bialoskorki Neto, Nagano e Moraes (2005), que utilizaram a RNA para avaliação socioeconômica de cooperativas agropecuárias. Os últimos evidenciaram que as RNAs são caracterizadas como avançada tecnologia de suporte e apoio à decisão, pois são baseadas em simulações matemáticas semelhantes à lógica do raciocínio humano, uma vez que são obtidas pela correlação de variáveis relevantes em uma determinada análise.

1.3 PROBLEMA DA PESQUISA

A observação da realidade de eventos complexos ou não, e incertos de ocorrer no tempo, faz com que se aprenda com eles, pois, embora, no futuro, esses eventos não sejam exatamente os mesmos, eles também não serão completamente diferentes, há sempre uma linha de similaridade e preditividade nesses eventos que permite realizar algumas generalizações para eventos futuros, na maioria das vezes, de maneira correta, a partir de experiências passadas (MUELLER, 1996).

Nessa linha de pesquisa, encontram-se as demonstrações financeiras divulgadas pelas organizações que têm sido utilizadas amplamente para, fundamentadas em suas informações, prever o futuro com base em dados passados, isso ocorre, porque, na área financeira, a possibilidade de realizar algum prognóstico futuro permite antecipar as informações e, conseqüentemente, antecipar decisões para melhorar o desempenho da unidade organizacional.

Refenes (1993) define que, quando um conhecimento exato das leis que regem determinado fenômeno pode ser expresso através de

equações passíveis de solução, é possível, com isso, prever o futuro desses eventos pela aplicação de um modelo matemático. Assim, encontram-se na literatura vários modelos de previsões de séries temporais, contudo, apesar dos diversos modelos de previsão de séries temporais, nem sempre a solução encontrada pelos métodos é satisfatória. Talvez um ponto possível que ocasione essa deficiência possa ser a instabilidade dos parâmetros, mas o mais provável é que a causa seja a ausência de linearidade nos modelos de previsão.

Ainda segundo Refenes (1993), podem-se fazer previsões através da investigação empírica de uma série temporal, buscando identificar regularidades presentes nessas séries. Nesse caso, o desafio está no reconhecimento dessas regularidades, que podem ser claras, podendo ser mascaradas por ruídos. Diante do exposto, as redes neurais artificiais podem sobrepor a formulação teórica e inferir relações não lineares complexas entre as observações de uma série temporal. Dessa forma, as redes neurais artificiais têm recebido considerável atenção nos últimos anos, principalmente por sua habilidade em realizar a aprendizagem, podendo ser aplicadas num número grande de situações e demonstrando desempenho superior às abordagens convencionais.

No que se refere ao cooperativismo de crédito, objeto deste estudo, ele possui grande relevância para a economia brasileira como já evidenciado na sessão anterior e, por isso, tem sido objeto de discussão sobre como deve ser monitorado e acompanhado o seu desempenho, pois essas cooperativas de crédito são para os pequenos empreendedores rurais, e urbanos a única forma de acesso ao crédito barato, e são também uma forma de democratização do crédito.

A Organização das Nações Unidas para Agricultura e Alimentação (FAO) e a Organização das Nações Unidas para a Educação (UNESCO) consideram as cooperativas de crédito instrumentos eficientes para o desenvolvimento econômico, e ambas sugerem o seu modelo de gestão em países ou regiões de economia estagnada, retrógrada ou insuficientemente desenvolvida (PINHEIRO, 1966).

Desse modo, embora o acompanhamento do desempenho de uma cooperativa de crédito seja fundamental, torna-se um problema para o cooperado e para suas estruturas de representação, pois se trata de um ramo único, em que não podem ser aplicados os modelos de avaliação já existentes, pois eles foram configurados para outro tipo de unidade organizacional. Assim, é necessário que se discuta o desenvolvimento de metodologias para a formatação de modelos de avaliação das cooperativas de crédito.

No início, as formas para definir uma unidade organizacional como solvente ou insolvente eram baseadas no cálculo de certo número de indicadores definidos pelo analista, que, posteriormente, baseava-se na subjetividade do seu julgamento para definir uma empresa como solvente ou insolvente. Muitos estudos foram realizados, e a subjetividade foi sendo substituída pela objetividade da criação de modelos de avaliação de insolvência através da utilização de modelagens estatísticas tradicionais, sendo, então, criados modelos quantitativos de previsão de insolvência. Esses modelos firmaram-se como instrumentos auxiliares para os analistas, e isso se fundamenta no fato de que esses modelos não envolviam subjetividades, seus critérios se baseavam apenas em critérios estatísticos definidos.

Desde então, pesquisadores têm-se dedicado a pesquisar modelagens matemáticas e estatísticas para a criação de modelos de avaliação de insolvência para os mais diversos setores da economia, tornando-se esse um campo profícuo para pesquisas. Como trabalhos clássicos nessa área pode-se citar o trabalho de Beaver e Altman (1968), que foram os precursores em estudo de insolvência utilizando modelagens estatísticas, Kanitz (1976), Elizabety (1976 apud MARIO, 2002).

Também de acordo com Bressan (2009), é notória a relevância dos estudos de avaliação de insolvência tanto em estudos internacionais: Mayes (2004), Mayes (2005), Atay (2006), Bliss e Kaufaman (2006), Campbell (2006), Lastra (2008), Imai (2009), como nos estudos nacionais: Rocha (1999), Martins (2003), Corrêa, Costa e Matias (2006), Braga et al. (2006), Bressan (2009).

Ainda segundo o mesmo autor, a insolvência em instituições bancárias pode produzir consequências sérias às empresas não vinculadas ao setor financeiro. Campbell (2007 apud BRESSAN, 2010) destaca que a insolvência bancária tem sido um problema significativo em muitas partes do mundo nos últimos 30 anos.

Diante do exposto, buscar-se-á responder o seguinte problema de pesquisa: é possível estruturar um modelo para avaliar a insolvência das cooperativas de crédito que seja capaz de aprender com os erros, adquirir conhecimento através da experiência e que possa avaliar cooperativas similares, mas não idênticas? A resposta para essa indagação inicia-se com a definição de quais indicadores são capazes de avaliar o cooperativismo de crédito e complementa-se com a utilização de um instrumento sofisticado de análise: redes neurais artificiais que são caracterizadas com avançada tecnologia de suporte e apoio a decisão. Para a realização do trabalho será utilizada a principal

característica de uma RNA: sua capacidade de aprender com exemplos e de fazer generalização sobre qual é o padrão do conjunto dos dados treinados. Assim, pretende-se construir uma arquitetura de RNA com indicadores de análise econômico-financeira com o objetivo de que ela aprenda a analisar esses indicadores e que consiga definir se a cooperativa de crédito é solvente ou insolvente. Além da construção do modelo de avaliação de insolvência utilizando a RNA, será realizada uma comparação com outras técnicas de *data mining* que são: árvore de decisão e *Support Vector Machines*. Dessa maneira, visa-se a contribuir metodologicamente com o estabelecimento de um sistema eficaz de avaliação e de monitoramento do desempenho econômico e financeiro das cooperativas de crédito, sistema esse que “aprenderá”, através do treinamento, a interpretar padrões similares, mas não necessariamente iguais aos utilizados durante o treinamento da RNA.

1.4 OBJETIVOS

1.4.1 Objetivo Geral

Construir um modelo de análise de insolvência das cooperativas de crédito de mútuo do estado do Paraná com o uso de técnicas de *data mining*: árvore de decisão, de redes neurais artificiais (RNA) e *Support Vector Machines* (SVMs).

1.4.2 Objetivos Específicos

Procurar-se-á, pelo estudo de caso, alcançar o objetivo geral da pesquisa, perseguindo os seguintes objetivos específicos:

- ✓ Determinar os indicadores econômico-financeiro constantes na literatura, eficientes para a avaliação do cooperativismo de crédito;
- ✓ Construir um modelo de avaliação de insolvência através de redes neurais artificiais;
- ✓ Utilizar duas outras técnicas de *data mining*: árvore de decisão e support vector machine (SVMs) para avaliar a eficiência da rede neural artificial;
- ✓ Evidenciar se a RNA é um instrumento capaz de avaliar o cooperativismo de crédito.

1.5 JUSTIFICATIVA E RELEVÂNCIA

De acordo com Bressan (2009), no atual cenário macroeconômico, influenciado pela crise imobiliária dos Estados Unidos que teve início em 2007, cresceu a preocupação dos agentes econômicos em mensurar a solidez das instituições financeiras, tanto individualmente como em conjunto. Nesse cenário, vale destacar que os serviços das cooperativas de crédito aumentaram significativamente, isso em virtude de oferecerem taxas de juros e custos de serviços mais baixos.

De acordo com Bressan et al. (2010), apesar de todo o potencial de crescimento do cooperativismo de crédito no Brasil e da importância que ele vem adquirindo, é grande ainda o desconhecimento tanto do público em geral, quanto dos autores.

Ainda segundo Bressan (2009), trabalhos que avaliem a estrutura das cooperativas de crédito podem auxiliar os gestores financeiros a acompanhar e controlar sua instituição financeira, podem fornecer também subsídios ao Banco Central, e isso possibilitará maior segurança aos agentes econômicos.

Atualmente o cooperativismo de crédito é um dos mais significativos instrumentos para o desenvolvimento social, proporcionando a democratização de crédito, bem como a desconcentração da renda. Considerando a atual formatação do Sistema Financeiro Nacional, as cooperativas de crédito são tidas como uma alternativa de acesso ao crédito e de inclusão no mercado financeiro, porque oferecem à população em geral, em especial aos pequenos empreendedores urbano e rural, maior volume de recursos a juros menores que a média das taxas praticadas no mercado (OLIVEIRA, 2004).

Como as cooperativas de crédito não se regulam pelos mesmos princípios que os bancos comerciais, constituem-se numa importante e segura fonte de financiamento de bens e negócios para o pequeno empreendedor.

De acordo com Chaves (2009), por causa das constantes incertezas presentes na economia brasileira, os bancos comerciais preferem realizar seus lucros com operações interfinanceiras em detrimento das operações de crédito, com isso há uma lacuna deixada pelo mercado que deveria ser preenchida pelo Estado. Porém a reestruturação do sistema financeiro, no início do Plano Real, eliminou vários bancos públicos e instituições financeiras privadas de pequeno porte, que apresentavam uma presença forte regionalmente,

prejudicando a disponibilidade de crédito e agravando disparidades regionais. Foi esse cenário que fez com que emergissem discussões sobre a participação do cooperativismo de crédito como um refúgio ao fomento dos pequenos empreendedores, ocupando assim a lacuna deixada pelo mercado.

Chaves (2009) ainda afirma que o cooperativismo de crédito está contribuindo para o fortalecimento das regiões menos desenvolvidas do país, atuando assim na tentativa de reduzir as disparidades presentes na economia brasileira, e constitui-se também num importante caminho para amenizar a carência de crédito de empresas de pequeno porte.

Dessa forma o estudo, para o segmento de cooperativas de crédito, se justifica pelas contribuições de que os resultados da pesquisa podem trazer, servindo de base para novos trabalhos, voltados para a criação de modelos, quer utilizando um grupo de indicadores ou utilizando um método estatístico de previsão de insolvência para o cooperativismo de crédito.

Modelos quantitativos de previsão de insolvência são construídos a partir de índices financeiros, normalmente extraídos das demonstrações contábeis de uma amostra de empresas solventes ou insolventes. A modelagem estatística tenta encontrar nas empresas solventes características que as diferenciam das empresas insolventes, o resultado final desses modelos é uma formulação matemática, capaz de prever com uma determinada margem de erro a situação futura da empresa.

Ainda de acordo com Bressan et al. (2010), um dos maiores desafios do cooperativismo de crédito é a criação de modelos de gestão que sejam formados, e construídos atendendo a todas as particularidades do ramo, e que atendam todas as exigências e princípios doutrinários do órgão regulador que, no caso das cooperativas de crédito, é o Banco Central.

No que se refere a modelos integrados de análise econômico-financeira sobre a aplicação de métodos quantitativos, há uma predominância até o momento dos modelos paramétricos, com ênfase principalmente em análise de regressão e análise discriminante. Os métodos não paramétricos têm sido pouco explorados na literatura. A Rede Neural (RNA) é uma técnica baseada em um modelo matemático que tem inspiração no cérebro humano, pois a RNA possui a característica de aprendizado. As RNAs, então, são modelos capazes de processar informações, salienta-se que não pretendem replicar o cérebro humano, apenas utilizam como inspiração alguns fatores já conhecidos sobre o seu funcionamento, essencialmente a sua capacidade de

aprender, tomar decisões e adaptar-se mesmo com a presença de ruídos (HARTMANN, 2002).

Grande parcela dos estudos utilizando a RNA para avaliação de insolvência foi desenvolvida fora do Brasil. Na maior proporção dos trabalhos, é feita uma comparação entre a utilização da RNA, da análise discriminante ou da regressão logística, como foi evidenciado anteriormente. No que se refere à utilização da RNA para avaliação de insolvência de entidades bancárias, destaca-se o estudo de Almeida e Siqueira (1997) que utilizaram a RNA para avaliação de insolvência dos bancos brasileiros.

No cooperativismo, destaca-se o trabalho de Bialoskorki, Nagano e Moraes (2006), que utilizaram a RNA para avaliação socioeconômica de cooperativas agropecuárias, com o objetivo de documentar a eficiência da utilização da RNA na formação de *clusters* de cooperativas sob a visão financeira, do grau de risco e da eficiência social. Concluíram que a RNA é um recurso para classificar empresas, principalmente cooperativas, mas precisavam de uma análise mais detalhada, porém verificaram uma coerência na classificação efetuada, que poderá indicar parâmetros diferentes de monitoramento, enfatizaram também que é possível gerar um novo método de previsão de desempenho de cooperativas, e isso pode ser feito, porque a RNA é treinada nos parâmetros estabelecidos.

Diante do exposto ao meio acadêmico, o estudo justifica-se, pois contribui para a área de gestão empresarial, em especial do cooperativismo de crédito, cujo crescimento irá exigir modelos eficientes capazes de avaliar o desempenho econômico-financeiro dessas entidades, especificamente no que se refere à avaliação de solvência. Justifica-se também por ser um estudo que ainda não foi explorado: a avaliação de insolvência das cooperativas de crédito através da utilização de redes neurais artificiais.

Quanto às limitações da utilização de redes neurais artificiais para a previsão de insolvência, os autores Altman, Marco e Varetto (1994), em trabalho realizado em empresas italianas, argumentaram que as redes neurais artificiais, à medida que se tornam mais complexas, tornam-se melhores em classificar empresas usadas no treinamento e piores em classificar quaisquer outras. A complexidade é determinada pelo aumento de camadas e do número de nós em cada camada.

Outras limitações apresentadas pelos autores são: o tempo para treinar a rede neural artificial e a falta de transparência dos resultados, é muito difícil definir qual variável é mais significativa; além da dificuldade de encontrar uma estrutura ideal da rede, pois não há uma

teoria que auxilie o pesquisador a definir uma configuração ideal para uma rede neural artificial, e muito dessa definição é feita pelo método tentativa e erro.

Outro estudo com o objetivo de classificar uma empresa em solvente ou insolvente utilizando redes neurais artificiais foi desenvolvido por Ribeiro, Barbosa, Amaral e Peixoto (2003), que, através de um comparativo entre a análise discriminante e as RNAs, constataram: as redes neurais artificiais conferiram mais capacidade de realização de classificações corretas do que a análise discriminante, isso ocorreu principalmente na classificação das empresas insolventes, e é isso que permite ainda mais a utilização das redes neurais artificiais para a construção de modelos de previsão de insolvência.

Os autores também identificaram as limitações apresentadas por Altman, Marco e Varetto (1994), e diante das vantagens e desvantagens da utilização das redes neurais artificiais para a avaliação de insolvência concluíram, com relação às vantagens: maior percentual de classificações corretas e maior flexibilidade; e, em relação às desvantagens, maior tempo gasto na construção do modelo e menor transparência, essas apresentadas com relação à análise discriminante. Pode-se afirmar que as redes neurais artificiais apresentam-se como a técnica mais indicada para a resolução de problemas de previsão de insolvência.

Os autores citados concluíram que apesar das redes neurais artificiais não serem ainda muito usuais, isso por causa da dificuldade de justificar o acerto nas classificações realizadas, diversos estudos têm sido realizados no intuito de vencer essa barreira e alguns pesquisadores têm conseguido extrair significados dos pesos e medido o grau de influência das diversas variáveis. À medida que esses estudos forem aprimorados e chegarem a estudos mais conclusivos, as redes neurais artificiais se estabelecerão definitivamente como técnica tão confiável quanto as estatísticas convencionais, com a vantagem de, na maioria dos casos apresentar um desempenho superior, e o tempo, que era uma limitação, está sendo cada vez menos relevante, em virtude dos avanços na capacidade cada vez maior dos computadores.

1.6 HIPÓTESES DE TRABALHO

As hipóteses procuram antecipar as respostas aos problemas levantados. A pesquisa será realizada para testar as seguintes hipóteses:

- ✓ É possível a elaboração de um modelo de avaliação do cooperativismo de crédito que classifique essas organizações em solvente e insolvente, modelo esse que aprende com as experiências e, assim, consegue avaliar cooperativas similares, mas não idênticas.
- ✓ É possível definir quais são os indicadores primordiais para avaliar o cooperativismo de crédito.
- ✓ As RNAs constituem-se em uma modelagem matemática eficiente para a avaliação de solvência para o cooperativismo de crédito.

1.7 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

A metodologia adotada nesta pesquisa procura descobrir respostas às perguntas a respeito do fenômeno estudado, utilizando-se de um método científico.

Segundo Kerling (1980, p. 321), a pesquisa “é dirigida para a solução de problemas práticos especificados em áreas delineadas e da qual se espera melhora ou progresso de algum processo ou atividade, ou o alcance de metas práticas”.

A pesquisa nas ciências sociais aplicadas deve ser conduzida de diversas formas, todas com vantagens e desvantagens. A escolha delas depende do problema ao qual o pesquisador pretende dar uma solução, do controle do ambiente pesquisado e do foco sobre os fenômenos contemporâneos em relação aos históricos (YIN, 2001).

Sobre a utilização de métodos científicos, é necessário dar ênfase às palavras de Menezes e Silva (2001, p. 21):

Na era do caos, do indeterminismo e da incerteza, os métodos científicos andam com seu prestígio abalado. Apesar da sua reconhecida importância. Hoje, mais do que nunca, percebe-se que a ciência não é um fruto de um roteiro de criação totalmente previsível. Portanto, não há apenas uma maneira de raciocínio capaz de dar conta do complexo mundo das investigações científicas. O ideal seria você empregar métodos, e não um método em particular, que ampliem as possibilidades de análise e obtenção de respostas para o problema proposto.

A presente pesquisa é classificada da seguinte forma:

- ✓ quanto aos fins e objetivos gerais: pesquisa descritiva;
- ✓ quanto aos procedimentos de coleta: pesquisa documental (relatórios financeiros);
- ✓ quanto às fontes de informação: pesquisa bibliográfica (fundamentação teórica) e pesquisa documental (relatórios financeiros);
- ✓ quanto a abordagem do problema: pesquisa quantitativa.

Segundo Gil (2007), a pesquisa bibliográfica e a documental assemelham-se, a única diferença entre elas é a natureza das fontes. A pesquisa bibliográfica utiliza-se fundamentalmente das contribuições dos diversos autores sobre determinado assunto, já a pesquisa documental utiliza-se de materiais que não tiveram nenhum tratamento analítico, ou seja, que podem ainda ser reelaborados de acordo com objetivo da pesquisa.

A realização da pesquisa segue as seguintes etapas:

- ✓ pesquisa bibliográfica interdisciplinar sobre cooperativismo e cooperativismo de crédito e avaliação de insolvência;
- ✓ métodos quantitativos: RNAs, SVMs e árvore de decisão;
- ✓ aplicação nas cooperativas de crédito mútuo do estado do Paraná:
 - Análise dos indicadores econômico-financeiros constantes na literatura e aplicáveis ao cooperativismo de crédito e aplicação do mais eficiente;
 - Técnicas matemáticas e estatísticas;
 - Redes neurais artificiais (RNAs);
- ✓ modelo Estruturado de Análise Econômico-financeira (RNAs);
- ✓ comparação do modelo de avaliação de insolvência através de RNAs com o SVMs e árvore de decisão;
- ✓ análise dos resultados e conclusões.

Nesta pesquisa, foi utilizada a análise documental pelo levantamento de dados secundários dos seguintes demonstrativos: balanço patrimonial e demonstrativo do resultado do exercício.

Haykin (2001) apresenta, em termos relativamente simples e claros, as fases necessárias para a implantação de uma rede neural artificial:

- a) organizar a base de dados com todas as informações relevantes disponíveis;
- b) separar as informações em dois grupos, sendo que o primeiro será destinado ao treinamento da RNAs e o segundo será utilizado para fazer o teste da RNAs,
- c) transformar a informação primária em “a” de forma a poder servir de entrada para a RNAs;
- d) selecionar, treinar e testar a rede: esta fase, bem como a eventual reformulação das citadas anteriormente, deverá ser repetida até que os resultados sejam satisfatórios;
- e) aplicar a rede desenvolvida à realidade econômica.

Nesta pesquisa, foram utilizados os dados das cooperativas de crédito mútuo do estado do Paraná, disponibilizados pelo Banco Central do Brasil. As informações primárias serão os demonstrativos financeiros, especificamente: balanço patrimonial e demonstração do resultado do exercício, a transformação das informações primárias, para serem utilizadas na rede, ocorrerão através do cálculo de indicadores financeiros.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 COOPERATIVA E COOPERATIVISMO: BREVE HISTÓRICO E ASPECTOS CONCEITUAIS

O pensamento cooperativo tem como alicerce o surgimento, nas vésperas do Natal, da Sociedade Probos Pioneiros de Rochadel que, em 24 de dezembro de 1844, inaugura o seu armazém cooperativo para atender seus membros, com estoque de açúcar, farinha de trigo e aveia entre outros. A sociedade possuía um capital inicial de 28 libras e um quadro associativo de 28 sócios tecelões em *Rochdale*, na periferia de Manchester, Inglaterra. Esses tecelões foram imortalizados como os Pioneiros de Rochadel (OLIVEIRA, 1979).

Esses tecelões mostraram que seria possível melhorar a sua condição de vida, a situação econômica e social de sua comunidade, caso se unissem em torno de um objetivo, formando uma sociedade cooperativa.

O cooperativismo é um instrumento de organização econômica da sociedade, que busca construir uma sociedade justa, livre e fraterna, organizando a comunidade social e econômica e em bases democráticas. Cooperar significa ajuda mútua, e o movimento cooperativo tornou-se uma alternativa humana, equilibrando custo, despesas e ganhos, que não visa a lucro e usa o fator econômico para alcançar seus fins sociais (LEMONS, ESCORSIM et al., 2007).

O cooperativismo no Brasil surge, apenas em 1610, com a fundação das primeiras reduções jesuíticas no Brasil, e quem efetivamente o trouxe e lhe deu formas reais foi um padre suíço, o jesuíta Theodor Amstadt, que lançou, numa reunião da Sociedade de Agricultores Rio-Grandenses da Linha Imperial, no atual município de Nova Petrópolis, a ideia de uma Caixa de Crédito Rural (OLIVEIRA, 1979).

Segundo Pinho (1982), o cooperativismo no Brasil foi marcado por duas grandes tendências: o predomínio do pensamento doutrinário Rochdaleano com início no final do século passado, tendo durado aproximadamente 80 anos; e a partir do início da década de 70, a tentativa de combinar a promoção da atividade humana solidária com a racionalidade empresarial, deixando de ser idealista para firmar economia de mercado como cooperativa empresa.

A grande vantagem do sistema cooperativista, em relação aos sistemas usuais, é a redução dos custos, na relação de empregos e os decorrentes encargos, tornando possível a flexibilização na contratação

de recursos humanos, gerando postos de trabalhos segundo o volume de serviço atingido (PINHO, 1982).

O sistema cooperativista insurge como um espaço sócio-econômico capaz de reunir pessoas e/ou forças individuais para produzir uma força maior. O volume de capital social dos empreendimentos cooperativos evidencia o aproveitamento das potencialidades das comunidades e firma-se como vetor do desenvolvimento regional. Nesse sentido, o cooperativismo, como sistema, vai além do estabelecimento de um vínculo contratual que estabelece obrigações e direitos. A essência deste tipo de sociedade civil, ao estar fundada na repartição do ganho, na união dos esforços e no estabelecimento de um outro tipo de agir coletivo, está em possibilitar um outro tipo de ação social, abrindo a possibilidade de pensar a cooperação como um espaço social plural.

Sob a crescente ameaça de serem substituídos pelas máquinas a vapor e com o agravamento do estado de extrema miséria da classe operária, 28 tecelões reuniram-se para buscar outra alternativa de trabalho e sobrevivência. Baseados na experiência de precursores do cooperativismo e tentando evitar seus erros, esses pioneiros traçaram o seguinte plano de ação: a) fundação de um armazém para fornecimento de alimentos e vestuários aos cooperados; b) construção ou compra de boas casas para os cooperados; c) montagem de uma linha de produção que garantisse trabalho aos cooperados sem emprego ou com salários irrisórios; d) compra e arrendamento de terrenos para cultivo, pelos desempregados, para posterior divisão da terra em propriedades individuais; e) destinação de parte das sobras à criação de um estabelecimento para a instrução e o desenvolvimento moral dos cooperados; f) dentro das possibilidades, organização do trabalho e da educação, além da ajuda a outros grupos, visando a fundação de novas cooperativas (OCB, 1996 apud PINHEIRO, 2008).

Desde então o pensamento cooperativista se espalhou pelos continentes, bem como por todos os setores da economia, sendo atualmente reconhecido e aceito em todos os países do mundo como uma das formas mais adequadas para atender às necessidades e interesses específicos das pessoas.

Há cooperativas em diversos setores da economia, mas todas obedecem a um mesmo organograma básico de organização: uma assembleia-geral (como órgão máximo de decisões); um conselho fiscal (com atribuições de fiscalização da execução orçamentária da cooperativa) e um conselho da administração (com a atribuição de gerir o empreendimento cooperativo). Nas sociedades cooperativas o

cooperado assume, ao mesmo tempo, as funções de usuário ou cliente da empresa, e de seu proprietário ou ainda gestor.

As cooperativas têm como objetivo, em última instância, proporcionar vantagens econômicas a seus membros à medida que racionaliza os gastos comuns buscando a eficácia de resultados; fortalece a capacidade econômica e financeira dos membros junto ao mercado uma vez que aumenta seu poder de barganha; reduz o custo de aquisição de produtos de consumo dos cooperados e/ou permite a colocação de produtos ou serviços no mercado por preços mais competitivos. Além disso, permite um melhor controle de qualidade sobre produtos adquiridos ou fornecidos ao mercado de modo mais eficiente do que aquele que seria exercido pelos cooperados individualmente. Deste modo, a sociedade cooperativa coloca-se como intermediária entre os associados e suas relações com o mercado. Para executar as funções relacionadas aos atos cooperativos, a sociedade cooperativa assume a qualidade de representante dos associados, e as receitas de vendas resultantes de seu faturamento pertencem aos cooperados. Desta forma, a sociedade cooperativa coloca-se como uma filial das atividades de cada um dos cooperados (POLÔNIO, 2004).

Atualmente o cooperativismo atua em diversas áreas: agropecuária, consumo, crédito, saúde, habitação etc., não encontrando dificuldades para sua expansão, pois contribui para o desenvolvimento de todos os países, estados, cidades e regiões.

Diante do exposto podem-se definir as sociedades cooperativas como agrupamento de pessoas que procuram fins em comum: sociais, econômicos e educativos, e para isso constituem uma empresa comercial.

Segundo Vitorio e Benato (1994), o cooperativismo é uma doutrina baseada na cooperação, operando como um sistema reformista da sociedade que quer obter resultados favoráveis, fruto de um trabalho coletivo, que abrange o lado social.

Cooperativa é uma organização constituída por membros de determinado grupo econômico ou social, que objetiva desempenhar, em benefício comum, determinada atividade. As premissas do cooperativismo são: identidade de propósitos e interesses; ação conjunta, voluntária e objetiva para coordenação de contribuição e serviços; obtenção de resultado útil e comum a todos (FERRINHO, 1978).

Sociedades cooperativas são formadas por pessoas que se unem livre e voluntariamente através do esforço e da ajuda mútua, para satisfazerem suas necessidades. Prestam serviços a seus associados e à

comunidade, sem objetivo de lucro, sendo administrada democraticamente por seus membros.

Em 1995, no congresso centenário da Aliança Cooperativa Internacional (ACI), em Manchester, Inglaterra, foram identificadas as principais características das sociedades cooperativas. Nesse encontro os membros da ACI definiram cooperativa da seguinte forma:

Uma associação de pessoas que se unem voluntariamente para satisfazer suas necessidades comuns, através de uma empresa de negócios da qual possuem a propriedade em conjunto e a controlam democraticamente, pelos seguintes princípios: 1) adesão voluntária e livre; 2) gestão democrática pelos membros; 3) participação econômica dos membros; 4) autonomia e independência; 5) educação, formação e informação; 6) intercooperação; 7) interesse pela comunidade (O cooperativismo do Paraná no terceiro milênio, OCB apud GOZER, 2003).

No mesmo evento, os congressistas, representando cooperativas do mundo inteiro, consubstanciaram os princípios básicos do cooperativismo, como sendo: adesão voluntária e livre, gestão democrática, participação econômica dos membros, autonomia e independência, educação, formação e informação, intercooperação, interesse pela comunidade (BULGARELLI, 1967).

Os princípios cooperativistas definidos pela ACI podem ser assim entendidos:

- **Adesão voluntária e livre:** sociedades cooperativas são organizações voluntárias de livre adesão, abertas a todas as pessoas aptas a utilizar seus serviços e, como membros, assumem as responsabilidades, sem discriminações de sexo, raciais, sociais, religiosas e políticas;

- **Gestão democrática pelos membros:** as sociedades cooperativas são organizações democráticas, controladas por seus membros, que na formulação das suas políticas e na tomada de decisões participam ativamente. Nas cooperativas singulares, todos os membros têm direito igual de voto (um membro, um voto); enquanto que federações (conjunto de três cooperativas) e confederações (conjunto de três federações) são organizadas de maneira democrática;

- **Participação econômica dos membros:** os membros contribuem equitativamente para a formação do capital das suas cooperativas, o qual é controlado democraticamente. Parte desse capital é propriedade comum da cooperativa. Os membros recebem frequentemente o resultado da cooperativa, que pode ser denominado excedente ou sobras limitadas ao capital, integralizado como condição de adesão. Normalmente os excedentes são destinados a um dos seguintes objetivos: o desenvolvimento da cooperativa, eventualmente através da criação de reservas, em que uma parte dessas será indivisível; benefício aos membros na proporção das suas transações com a cooperativa; apoio a outras atividades aprovadas pelos membros;

- **Autonomia e independência:** as sociedades cooperativas são organizações autônomas, de mútua ajuda, controladas por seus membros. Se a essas se fizer necessário firmarem acordos com outras organizações, incluindo instituições públicas, e mesmo recorrerem a capital externo, devem fazer de maneira que assegurem o controle democrático pelos seus membros e mantenham a sua autonomia.

- **Educação, formação e informação:** as sociedades cooperativas devem promover a educação e a formação de seus membros, dos representantes eleitos e dos trabalhadores, de maneira que esses possam contribuir para o desenvolvimento da cooperativa. Informam o público em geral sobre a natureza e as vantagens da cooperação.

- **Intercooperação:** as sociedades cooperativas servem de forma eficaz os seus membros e fortalecem o movimento cooperativo, trabalhando em conjunto, através das estruturas locais, regionais, nacionais e internacionais.

- **Interesse pela comunidade:** as sociedades cooperativas trabalham para o desenvolvimento sustentado das suas comunidades através de políticas aprovadas pelos seus membros.

Uma das características principais das cooperativas é o fato de ser uma empresa participativa, na qual os associados são ao mesmo tempo usuários e proprietários, participando das operações comerciais como usuários e das decisões como proprietários.

Pode-se afirmar também que o cooperativismo tem duplo caráter: social (sociedade de pessoas) e econômico (empresa). Panzutti (1997, p. 57) define cooperativa da seguinte forma:

Cooperativa é uma associação de pessoas que têm três características básicas: 1º - Propriedade Cooperativa: significa que os usuários da cooperativa são os seus proprietários e não aqueles que detêm o capital; 2º - Gestão Cooperativa: implica concentração de poder decisório em mãos de associações; 3º - Repartição Cooperativista: significa que a distribuição do lucro da cooperativa (sobras líquidas) é feita proporcionalmente à participação dos associados nas operações das mesmas. Tais características conferem à cooperativa o caráter de “empresa-associada” pois esta inclui: a – Associação voluntária de pessoas que constituem uma sociedade; b – Empreendimento comum pelo qual esta sociedade alcança seus objetivos.

Cooperativa é um empreendimento de pessoas unidas voluntariamente para satisfazer suas necessidades e aspirações econômicas, sociais e culturais comuns através de uma pessoa jurídica pertencente a todas e democraticamente controlada. A Aliança Cooperativa Internacional, durante o Congresso Internacional do Cooperativismo em 1995, reiterou que todas as cooperativas devem se fundamentar nos valores de auto ajuda, autorresponsabilidade, democracia, equidade e solidariedade. Seus membros acreditam nos valores éticos da honestidade, abertura (transparência), responsabilidade social e preocupação com os outros.

A Lei n.º 5.764, de 16 de dezembro de 1971, que define a política nacional de cooperativismo e institui o regime jurídico de todas as sociedades cooperativistas, afirma que celebram contrato de sociedade cooperativa as pessoas que recíproca e voluntariamente se obrigam a contribuir com bens ou serviços para o exercício de uma atividade econômica, de proveito comum, sem objetivo de lucro, podendo adotar por objeto qualquer gênero de serviço, operação ou atividade, assegurando-lhes direito exclusivo e exigindo-lhes a obrigação do uso da expressão cooperativa em sua denominação.

2.1.1 Classificação Cooperativista

As cooperativas são classificadas quanto à forma legal e quanto ao aspecto social. Quanto à forma legal, as cooperativas se subdividem em singulares, centrais e confederações.

De acordo com Polônio (2004, p. 46):

Cooperativas singulares são sociedades constituídas com o número mínimo de vinte pessoas físicas, sendo excepcionalmente permitida a admissão de pessoas jurídicas que tenham por objeto as mesmas ou correlatas atividades econômicas das pessoas físicas. Cooperativas centrais ou federações de cooperativa são as cooperativas cujos associados são cooperativas singulares. São constituídas com, no mínimo três cooperativas singulares, podendo, excepcionalmente admitir associados individuais. Confederações de federativas são as constituídas com no mínimo três federações de cooperativas ou cooperativas centrais, da mesma ou de diferentes modalidades.

Quanto ao objeto social, os ramos das cooperativas brasileiras, de acordo OCB (2008) apud Santos e Estefano (2008) classificam-se em:

1. Agropecuário: é composto de produtores rurais ou agropastoris e de pesca, cujos meios de produção pertençam ao associado. É um dos ramos com maior número de cooperativas e associados no Brasil. O número de atividades econômicas nesse ramo é muito expressivo, e a participação do Produto Interno Bruto (PIB) é bastante significativa. Essas cooperativas cuidam de toda a cadeia produtiva, desde o preparo da terra até a comercialização do produto.

2. Consumo: composto pelas cooperativas dedicadas à compra em comum de artigos de consumo para seus cooperados. A cooperativa de Rochdale, a primeira cooperativa criada no mundo, era do ramo de consumo. No Brasil também é um dos ramos mais antigos, pois a primeira foi criada em Ouro Preto, em Minas Gerais, no ano de 1889.

3. Crédito: composto pelas cooperativas destinadas a promover a poupança e financiar necessidades ou empreendimentos dos seus cooperados. O cooperativismo de crédito está organizado em cooperativas de crédito rural, crédito mútuo e crédito luzzatti. A primeira cooperativa de crédito do Brasil, e ainda em funcionamento, é a Cooperativa Nova Petrópolis Ltda. – Sicredi Pioneira, no Rio Grande do Sul, que, no ano de 2002, completou 100 anos de fundação.

4. Educacional: composto por cooperativas de professores, cooperativas de alunos de escola agrícola, cooperativas de pais de

alunos e cooperativas de atividades afins. A primeira cooperativa educacional no Brasil foi fundada no ano de 1980 em Resende (RJ), chama-se Cooperativa Educacional de Resende e está em funcionamento. Em dezembro de 1987, surgiu a primeira cooperativa de pais de alunos denominada Cooperativa de Ensino de Itumbiara – CEI.

5. Especial: composta pelas cooperativas constituídas por pessoas que precisam ser tuteladas ou que se encontram em desvantagens nos termos da Lei 9.867 de 10 de novembro de 1999.

6. Habitacional: composto pelas cooperativas destinadas à construção, manutenção e administração de conjuntos habitacionais para seu quadro social. O maior complexo de construções do ramo habitacional no Brasil fica em Águas Claras, no Distrito Federal.

7. Infraestrutura: composto pelas cooperativas cuja finalidade é atender direta e prioritariamente o próprio quadro social com serviços de infraestrutura. As cooperativas de eletrificação são a maioria, nesse ramo, também estão incluídas as cooperativas de telefonia.

8. Mineração: composto pelas cooperativas com a finalidade de pesquisar, extrair, lavar, industrializar, comercializar, importar e exportar produtos minerais.

9. Produção: composto pelas cooperativas dedicadas à produção de um ou mais tipos de bens e mercadorias, sendo os meios de produção de propriedade coletiva através da pessoa jurídica, e não propriedade individual do cooperado.

10. Saúde: composto pelas cooperativas que se dedicam à preservação e recuperação da saúde humana. Esse ramo surgiu no Brasil na cidade de Santos – SP no ano de 1967 e estendeu-se para todo país.

11. Trabalho: composto pelas cooperativas de trabalhadores de qualquer categoria profissional, para prestar serviços como autônomos, organizados num empreendimento próprio. São classificadas em três grupos: artesanal, cultural e diversos.

12. Transporte: nesse ramo, estão as cooperativas que atuam no transporte de cargas e de passageiros. Ele foi criado no ano de 2002, portanto é um ramo recente, mas com muita perspectiva de crescimento.

13. Turismo e lazer: composto pelas cooperativas que desenvolvem atividades na área do turismo e lazer. Esse ramo foi criado no ano de 2000 e tem como objetivo criar fluxo e refluxo permanente de turistas dentro do sistema cooperativo.

Os números do cooperativismo no Brasil no ano de 2007, de acordo com a OCB (2008), por ramo de atividade, seguem apresentados na tabela 01.

Tabela 1 – Números de cooperativismo por Ramo de Atividade (31/12/2007).

Ramo de Atividade	Cooperativas	Associados	Empregados
Agropecuário	1544	879.649	139.608
Consumo	141	2.468.293	8.984
Crédito	1148	2.851.426	37.266
Educacional	337	62.152	2.913
Especial	12	385	13
Habitacionais	381	98.599	1.258
Infraestrutura	147	627.523	5.867
Mineral	40	17.402	77
Produção	208	11.553	1.427
Saúde	919	245.820	41.464
Trabalho	1.826	335.286	6.682
Transporte	945	88.386	5.363
Turismo e Lazer	24	1.094	39
TOTAIS	7.672	7.687.568	250.961

FONTE: Brasil Cooperativo, 2010.

Tal divisão teve como objetivo principal facilitar a organização das cooperativas em federações e confederações.

2.2 COOPERATIVISMO DE CRÉDITO

O cooperativismo de crédito é uma associação de pessoas sem fins lucrativos, que tem como objetivo uma melhor administração de recursos financeiros. De acordo com Bergengren (2005), o cooperativismo de crédito tem como sua ideia principal reunir os recursos comuns de um grupo de pessoas, tornando-se assim uma organização de pessoas que oferece serviços financeiros aos seus associados com uma taxa de juros menor, sem custos extras ou encargos escondidos.

Pode-se afirmar que as cooperativas de crédito são instituições não bancárias, constituídas sob a forma de sociedades cooperativas, subordinadas à Lei 5.764 de dezembro de 1971 e visam à prestação de serviços financeiros aos seus associados. De forma semelhante a qualquer cooperativa, as de crédito são baseadas nos princípios cooperativistas já citados na sessão anterior. Essas organizações financeiras são sociedades de pessoas e não de capital, de caráter não

lucrativo, e com fins econômicos, e têm se difundido praticamente por todos os países.

Atualmente o cooperativismo de crédito é um dos mais significativos instrumentos para o desenvolvimento social, proporcionando a democratização de crédito, bem como a desconcentração da renda.

Como já definido anteriormente, as cooperativas são sociedades com forma e natureza jurídica próprias, sem fins lucrativos e não sujeitas à falência. Além disso, o cooperativismo de crédito é constituído por instituições financeiras integrantes do Sistema Financeiro Nacional (SFN). Em virtude disso, seu funcionamento é definido pelo Conselho Monetário Nacional (CMN). O cooperativismo de crédito tem o Banco Central como órgão normatizador, e fiscalizador, e está embasado na observância dos princípios da boa gestão empresarial (FORTUNA, 1999).

As cooperativas de crédito funcionam muito semelhantes aos bancos, oferecendo serviços similares, e têm como principal diferencial o fato de seus clientes serem os próprios donos, mas são consideradas instituições financeiras por equiparação. Segundo Schröder (2005), existem basicamente duas razões que esclarecem as vantagens do cooperativismo de crédito, se comparado às instituições financeiras, a primeira diz respeito aos custos operacionais reduzidos, pois funcionam com menor escala, podendo assim reduzir o número de funcionários e ter uma estrutura mais enxuta; a segunda razão deve-se ao fato de operarem sem fins lucrativos, pois as pessoas se unem principalmente para utilizar os serviços oferecidos, e não para conseguir receber dividendos. Além do que, os recursos captados são aplicados em suas localidades, criando um círculo virtuoso que beneficia os empreendimentos e a própria comunidade.

2.2.1 Origem do Cooperativismo de Crédito

O cooperativismo de crédito surgiu em 1848 na Alemanha com a fundação da primeira cooperativa de crédito por Friedrich Wilhelm Raiffeisen. A cooperativa fundada por Raiffeisen era tipicamente rural e tinha como principais características: a responsabilidade limitada, a singularidade dos votos dos associados, área de atuação restrita, a ausência do capital social e a não distribuição de sobras (PINHO, 1984).

A primeira cooperativa de crédito urbano foi constituída por outro alemão, Herman Schulze, que em 1850, organizou, na cidade alemã de Delitzsch, cooperativas que passariam a ser conhecidas como

bancos populares. Essas cooperativas, conhecidas como do tipo *Schulze-Delitzsch*, diferenciavam-se das cooperativas criadas por Raiffeisen, pois previam o retorno das sobras líquidas proporcionalmente ao capital, área de atuação não restrita, e os seus dirigentes eram remunerados.

No ano de 1865, especificamente na cidade de Milão, Luigi Luzzatti organizou a constituição do primeiro banco cooperativo italiano. As cooperativas de crédito do tipo Luzzatti tinham como características a não exigência de vínculo para associação, exceto algum limite geográfico, quotas de capital de pequeno valor, concessão de crédito de pequenos valores, sem garantias reais, não remuneração dos dirigentes e responsabilidade limitada ao valor do capital subscrito (PINHEIRO, 2008).

Já o jornalista Alphonse Desjardins, criou em Quebec, no Canadá, uma cooperativa com características distintas das anteriormente citadas, mas mesmo assim inspiradas nelas. Ela foi criada no dia 06 de dezembro de 1900 e tinha como principal característica a existência de um ponto comum entre os seus associados, reunindo grupos homogêneos, tais como trabalhadores de uma mesma fábrica. Atualmente esse tipo de cooperativa no Brasil é conhecido como cooperativa de crédito mútuo (BENATO, 1995).

2.2.1.1 O cooperativismo de crédito no Brasil

Como aconteceu na Europa, no século XIX, as dificuldades na obtenção de crédito para os pequenos produtores rurais e urbanos no país, no início do século XX, propicia um ambiente fértil para que o surgimento e desenvolvimento o cooperativismo de crédito. As primeiras cooperativas de crédito no Brasil estavam ligadas à tentativa de desenvolvimento da agricultura brasileira, quando, na época, alguns precursores começaram a solidificar a ideia que somente o cooperativismo poderia fomentar e organizar a produção agropecuária do país (SCHNEIDER; LAUSCHNER, 1979).

O cooperativismo de crédito no Brasil foi trazido pelos imigrantes alemães e italianos, numa tentativa de resolver os seus problemas de crédito, produção e consumo. Os imigrantes, quase sempre radicados no sul do país, trouxeram para essa região a riqueza de sua cultura, em que vale destacar o gosto pelo trabalho coletivo, o verdadeiro sentido de comunidade e a prática da cooperação, talvez seja essa uma explicação para o cooperativismo ser mais comum no sul do país (ALBUQUERQUE, 1996).

A primeira cooperativa de crédito brasileira foi criada em 28 de dezembro de 1902, na localidade de Linha Imperial, município de Nova Petrópolis – RS com o nome de Caixa de Economia e Empréstimos Amstad, posteriormente batizada de Caixa Rural de Nova Petrópolis. Essa cooperativa do tipo Raiffeisen continua em atividade até os dias atuais sob a denominação de Cooperativa de Crédito Rural de Nova Petrópolis (PINHEIRO, 2008).

Também, de acordo com o Banco Central do Brasil (2008), no dia 01 de março de 1906, foi constituída a primeira cooperativa de crédito no Brasil do tipo Luzzatti, na cidade de Lajeado – RS, com o nome de Caixa Econômica de Empréstimos de Lajeado, que continua em atividade sob a denominação de Cooperativa de Crédito de Lajeado.

De acordo com Pinheiro (2008), a história do cooperativismo de crédito no Brasil pode ser contada através de decretos e leis, assim se destacam na sequência os principais.

O Decreto do Poder Legislativo 979 de janeiro de 1903, que posteriormente foi regulado pelo Decreto 6532 de 20 de junho de 1907, permitia aos sindicatos a criação de caixas rurais de crédito agrícola, bem como cooperativas de produção e consumo, sem muito detalhamento do assunto.

O Decreto do Poder Legislativo 1.637, de 5 de janeiro de 1907, foi a primeira norma a disciplinar o funcionamento das sociedades cooperativas, definindo que elas poderiam ser constituídas sob a forma de sociedade anônima, sociedade em nome coletivo ou comandita simples. Permitia também, que as cooperativas recebessem dinheiro a juros dos sócios e de pessoas estranhas à sociedade.

No dia 31 de dezembro de 1925, entrou em vigor a Lei 4.984, que excluiu as cooperativas que obedecessem aos sistemas Raiffeisen e Luzzatti de expedirem carta patente, bem como de pagamento de quotas de fiscalização, sem ônus algum do cumprimento das prescrições do Decreto 1637.

No ano seguinte, em 2 de junho, o Decreto 17339 regulamentou que a fiscalização das cooperativas Raiffeisen e Luzzatti seria feita pelo Serviço de Inspeção e Fomento Agrícolas, órgão do Ministério da Agricultura, Indústria e Comércio.

No ano de 1932, o Decreto 22239 do Poder Legislativo veio reformar as disposições do Decreto 1637, no que se referia às sociedades cooperativas, evidenciando uma norma específica para o cooperativismo de crédito.

O artigo 30 do Decreto 22239 do Poder Legislativo definia que cooperativas de crédito:

Têm por objetivo principal proporcionar aos seus associados crédito e moeda, por meio da mutualidade e da economia, mediante uma taxa módica de juros, auxiliando de modo particular o pequeno trabalho em qualquer ordem de atividade na qual ele se manifeste, seja agrícola, industrial, ou comercial ou profissional, e, acessoriamente, podendo fazer, com pessoas estranhas à sociedade, operações de crédito passivo e outros serviços conexos ou auxiliares de crédito.

Ainda, no parágrafo primeiro, ao dispor que as cooperativas de crédito poderiam estar revestidas de várias modalidades, entre as quais o tipos Raiffeisen e Luzzatti, permitiu a criação de outros tipos de sociedades cooperativas.

Após o Decreto 22.239, surgiram outros tipos de cooperativas de 1º grau: cooperativas de crédito agrícola, cooperativas de crédito mútuo, cooperativas populares de crédito urbano e cooperativas de crédito profissionais, de classe ou de empresas.

O Decreto 24.647, de 10 de julho de 1934, revogou o Decreto 22.239, e, a partir dessa normativa, todas as cooperativas de crédito passaram a necessitar de autorização do governo para funcionar. No entanto o Decreto 24.647 foi revogado pelo Decreto-Lei 581, de 1 de agosto de 1938, que revigorou o Decreto 22.239. Esse decreto também passou a incumbência ao Ministério da Fazenda de fiscalizar as cooperativas de crédito urbanas, e as cooperativas de crédito rural continuavam sendo fiscalizadas pelo Ministério da Agricultura.

No ano de 1943, tanto o Decreto 22.239 como o Decreto-Lei 581 foram revogados pelo Decreto-Lei 5.893. Esse decreto retornou ao Ministério da Agricultura a tarefa de fiscalizar todas as cooperativas, independentemente do tipo, e criou também a caixa do crédito cooperativo com o objetivo de fomentar o cooperativismo. Novamente esse decreto não durou muito tempo, pois, no ano de 1945, foi revogado pelo Decreto-Lei 8.401, que revigorou o Decreto 22.239 e o Decreto-Lei 581, mantendo a competência de fiscalização de todas as cooperativas com o Ministério da Agricultura.

A Lei 1.412, de 13 de agosto de 1951, transformou a Caixa do Crédito Cooperativo no Banco Nacional do Crédito Cooperativo (BNCC), que tinha como objetivo principal a assistência e amparo às cooperativas. O BNCC era controlado pela União, pois a mesma detinha 60% do capital, e os 40% restantes eram das cooperativas legalmente constituídas, e em funcionamento.

No ano de 1964, com o advento da Lei 4.595, as cooperativas de crédito foram equiparadas às instituições financeiras, passando, nesse momento, a ser fiscalizadas pelo Banco Central do Brasil. A resolução de 27 de junho de 1966 estabeleceu que as cooperativas de crédito e as seções de crédito das cooperativas mistas receberiam depósitos exclusivamente dos seus associados pessoas físicas, funcionários das cooperativas e de instituições de caridade, religiosas, educativas, e beneficentes, das quais participassem apenas associados ou funcionários da própria cooperativa. Também, no mesmo ano, no dia 21 de novembro, o Decreto 22.239 foi definitivamente revogado pelo Decreto-Lei 59, regulamentado pelo Decreto 60.597, de 19 de abril de 1967. O Decreto-Lei 59 veio determinar que as cooperativas com atividades creditórias poderiam funcionar, somente ao exercerem exclusivamente essa atividade.

Atualmente, regulamento o Cooperativismo a Lei 5.764, de 16 de dezembro de 1971, que revogou o Decreto-Lei 59, bem como seu Decreto 60.597, e instituiu o regime jurídico vigente das sociedades cooperativas.

De acordo com Pinho e Palhares (2004), desde os primórdios até o presente momento o cooperativismo de crédito brasileiro viveu quatro fases distintas. A primeira pode ser definida como uma fase pré-regulamentação, iniciada em 1902 e prolongada até 1938, com o governo se empenhando em regulamentar o segmento, cujas primeiras regras foram consideradas, pouco detalhadas e superficiais, pelo Estado, fiel a sua filosofia formalmente liberal, interferindo pouco no desenvolvimento do segmento (SCHNEIDER, 1991).

Ainda de acordo com Pinho (1966), nessa fase, não havia uma legislação cooperativista, havendo apenas alguns artigos incorporados em decretos sobre outros assuntos, e as cooperativas eram cuidadas de maneira muito vaga e imprecisa, em que o Estado não estabeleceu normas particulares para o segmento, permitindo que esse fosse constituído sob a forma de sociedade anônima, dando-lhe assim completa liberdade operacional. Resumindo, essa primeira fase foi caracterizada pela luta contra fatores adversos, como falta de regulamentação própria, pouco apoio governamental e pouca formação doutrinária dos seus dirigentes (ALBUQUERQUE, 1996).

Schneider e Lauschner (1979) evidenciam que a segunda fase, que compreende o período de 1938 a 1964, teve como característica a regulamentação do setor, com o Estado demonstrando interesse no seu desenvolvimento e expansão. O Estado admitiu a importância socioeconômica do cooperativismo e a relevância da sociedade

cooperativa. Nesse segundo estágio vigorou o Decreto Lei 22.239, de dezembro de 1932, que é considerado a primeira lei exclusivamente cooperativista do Brasil, desfazendo as confusões entre sociedades comerciais e cooperativas (PINHO, 1966).

Foi, a partir da segunda fase, que o Estado passou a influenciar de forma marcante no cooperativismo, visando a enquadrar as cooperativas nas metas nacionais de desenvolvimento e, principalmente, colocá-las como alternativa de desenvolvimento, embora com atitudes diferentes, e, não raro, paradoxais (SCHNEIDER, 1991).

A terceira fase, compreendida entre os anos de 1964 e 1988, de acordo com Chaves (2009), foi um retrocesso para o cooperativismo em virtude das pressões políticas impostas pelo governo militar, pois esse período foi marcado pela interrupção do movimento expansionista. O início desse período ocorreu com a implantação da reforma bancária, de 31 de dezembro de 1964, que constitui um marco para o Sistema Financeiro Nacional, e, em consequência, para o cooperativismo de crédito, refletindo, de modo geral, a opção ideológica do regime político que se inaugurou em março.

A partir dessa reforma, o cooperativismo de crédito passou a integrar formalmente o sistema financeiro do país, sendo equiparado e incluído entre as instituições financeiras privadas regulares, passando a ser fiscalizado pelo Banco Central, mas novas regras foram estabelecidas, limitando o funcionamento do segmento e criando algumas exigências burocráticas que inviabilizavam suas operações.

Com a entrada em vigor da Lei 5.764 em 1971, que institui o regime jurídico das sociedades cooperativas, mantendo a fiscalização, e o controle das cooperativas de crédito, e das seções de crédito das agrícolas mistas com o Banco Central, houve a promoção de aberturas significativas ao cooperativismo brasileiro. Mas, apesar das boas intenções governamentais proclamadas na referida lei, criou-se um rigoroso mecanismo de intervenção estatal na estrutura do segmento cooperativista, desencadeando várias restrições à autogestão das cooperativas de crédito (GODINHO, 1996). Com a nova lei, o cooperativismo cresceu com uma série de limitações, pois, apesar de serem consideradas instituições financeiras, foram negadas às cooperativas certas condições imprescindíveis ao seu desenvolvimento.

Com a promulgação da Constituição Federal em 1988, inicia-se a quarta fase que foi caracterizada pela maior autonomia das cooperativas perante o Estado e é marcada pela recuperação do setor (BITTENCOURT, 2003).

Isso possibilitou o aumento da participação das cooperativas de crédito no sistema financeiro, elas conquistaram a autogestão, pois foi vetada a interferência do governo em sua administração, seja ela política, administrativa, seja financeira, que era considerada o maior entrave para uma efetiva autonomia, visto que o cooperativismo, sendo um sistema de sociedade privada, não pode ter intervenção do Estado, quer na sua orientação, quer direção (SCHNEIDER, 1991).

No apêndice A, pode-se verificar a cronologia de normas sobre o cooperativismo de crédito no Brasil, descritas nesta sessão.

2.2.1.2 O segmento do cooperativismo crédito brasileiro

De acordo com Pinheiro (2008), o cooperativismo de crédito emergiu com a função de ocupar espaços importantes no sistema financeiro brasileiro, isso em virtude de possuírem uma estrutura organizacional e operacional mais apropriada para suprir as necessidades de crédito das populações que atualmente não são atendidas pelas tradicionais instituições financeiras, tornando-se agentes do desenvolvimento e contribuindo para diminuir os desequilíbrios existentes na atualidade.

Segundo dados do Banco Central, no ano de 2008, o cooperativismo de crédito no Brasil estava estruturado com 2 bancos cooperativos, 5 confederações, 1 federação, 38 cooperativas centrais e 1.423 cooperativas singulares, tendo 4.044 pontos de atendimento e mais de 3 milhões de associados. Do número total de cooperativas de crédito, 152 eram de livre admissão de associados, 74 eram cooperativas de empresários, 386 de crédito rural e o restante eram dos demais tipos (PINHEIRO, 2008).

Observa-se, através da figura 1, a evolução do número de cooperativas de crédito efetivamente registradas nos órgãos oficiais:



FONTE: OCB, 2010.

Figura 1 – Evolução das cooperativas de crédito.

Como se observa na figura 1, as cooperativas de crédito tiveram nesses 69 anos uma evolução significativa em seu número. O mesmo não é observado nas demais entidades do Sistema Financeiro Nacional como pode demonstra a tabela 01, muito pelo contrário, pois elas têm apresentado redução.

De acordo com Pinho (1995), foi a implementação do Plano Real que fez com que o cooperativismo de crédito se fortalecesse, pois a estabilização de preços permitiu a capitalização do setor tornar-se um investimento efetivo, o que proporcionou às cooperativas de crédito mútuo e ao cooperativismo de crédito agrícola a possibilidade de oferecerem empréstimos a juros módicos, o que na época da inflação era impossível.

Os PACs (Postos de Atendimentos Cooperativos) – conforme indicado na tabela 2 – surgiram como uma alternativa de baixo custo para a ampliação da área de atuação do cooperativismo de crédito, seguindo os países desenvolvidos, com a redução do número de instituições e o aumento dos postos de atendimento.

Tabela 2 – Quantidade de cooperativas de crédito e PACs (1995 – 2008).

Ano	1995	1996	1997	1998	1999	2000	2001	2002	2003	2004	2005	2006	2007	2008
Cooperativas	980	1018	1120	1198	1253	1311	1379	1430	1454	1436	1439	1452	1465	1453
PACs	305	361	445	600	849	1129	1344	1485	1681	1684	2135	2340	2495	2729
PACs/Coop.	0,31	0,35	0,39	0,50	0,67	0,86	0,97	1,03	1,15	1,17	1,48	1,61	1,70	1,88

FONTE: Bacen, 2008; Bacen, 2000; Bacen, 1998 apud Chaves, 2009.

De acordo com o tabela 3, verifica-se a evolução das modalidades de cooperativas de crédito no período de 2006 a 2008. Constata-se também que a modalidade que mais cresceu foi a de crédito mútuo/livre admissão, isso pode ser justificado pela resolução n.º 3.321 que possibilitou a criação de cooperativas de crédito de livre admissão.

Tabela 3 – Dinâmica das modalidades do cooperativismo de crédito (2005 – 2008).

Tipo de cooperativa/Ramo de atividade	2005	2006	2007	2008
Confederação	1	1	1	1
Cooperativas centrais	38	37	37	38
Crédito rural	434	418	394	379
Crédito mútuo/atividade profissional	267	260	258	237
Crédito mútuo/empregados	598	577	573	553
Crédito mútuo/vínculo patronal	16	23	34	47
Crédito mútuo/empreendedores – micros e pequenos	17	23	26	30
Crédito mútuo/livre admissão	55	101	131	153
Crédito mútuo/origens diversas	2	2	1	6
Luzzati	11	10	10	9
Total	1439	1452	1465	1453

FONTE: Bacen, 2008; Bacen, 2007; Bacen, 2006b; Bacen, 2005 apud Chaves, 2009.

Ao analisar a evolução das cooperativas de crédito no Brasil por regiões, no período de 1940 a 2007, conforme demonstra a tabela 4, verifica-se que as regiões do Brasil que possuem mais cooperativas de crédito são Sul e Sudeste, representando em todo período mais de 50% das cooperativas de crédito do país, e em 1980 e 2007 representavam 83,40% e 75,43%, respectivamente. Ainda através do mesmo quadro,

constata-se que a região nordeste teve uma redução significativa representado 42,6% das cooperativas de crédito em 1940 e somente 10,58% em 2007, isso pode ser justificado pelo grau de desenvolvimento econômico, pois as regiões Sul e Sudeste são mais desenvolvidas que a região Nordeste. Em relação à distribuição por municípios, Soares e Melo Sobrinho (2008) apud Chaves (2009) constatou que, em junho de 2008, o cooperativismo de crédito já se encontrava em 37% dos municípios brasileiros, sendo maior a presença na região Sul, onde 78% dos municípios eram atendidos pelo cooperativismo de crédito, região Sudeste 45,7%, Centro-Oeste 37,1%, Norte 10,5% e Nordeste 8,4%. Da mesma maneira, os PACs encontravam-se na sua grande maioria nas regiões Sul e Sudeste.

Tabela 4 – Distribuição do cooperativismo de crédito – Anos selecionados.

Regiões/Ano	1940	%	1960	%	1980	%	2007	%
Sudeste/Sul	135	56,50%	269	54,40%	359	83,40%	1.105	75,43%
Nordeste	102	42,60%	217	44,00%	62	14,40%	155	10,58%
Norte/CO	2	0,90%	8	1,60%	9	2,20%	205	13,99%
Brasil	239	100%	494	100%	430	100%	1.450	100%

FONTE: Pinho, 1984; Bacen, 2007b apud Chaves 2009.

Ao analisar o cooperativismo de crédito, observa-se que ele ocupa um espaço muito pequeno no Sistema Financeiro Nacional (SFN), no que diz respeito às operações de crédito e patrimônio líquido, mas o mesmo vem demonstrando um crescimento significativo, não apenas em volume de cooperativas, mas também em percentual de participação na área bancária do SFN.

A tabela 5, demonstra que, no período de 10 anos (1996-2006), o número de cooperativas de crédito cresceu 513%, passando de 0,30% para 1,54% nos anos de 1996 e 2006, respectivamente.

Tabela 5 – Participação das instituições nos ativos do SFN (1996 – 2006).

Instituição do segmento bancário	1996	1998	2000	2002	2004	2006
Bcos Públicos (+Caixas Estaduais)	21,92	11,37	5,62	5,87	5,52	4,50
Banco do Brasil	12,52	17,44	15,63	17,12	17,41	14,46
Caixa Econômica Federal	16,47	17,02	15,35	11,66	11,51	10,68
Bcos Privados Nacionais	38,28	35,29	35,23	36,93	41,70	47,12
Bcos com Controle Estrangeiro	10,51	18,38	27,41	27,38	22,43	21,70
Cooperativas de Crédito	0,30	0,50	0,76	1,04	1,43	1,54
Total	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00

FONTE: Bacen, 2006 apud Chaves, 2009.

Em relação à participação do cooperativismo de crédito no patrimônio líquido do SFN (tabela 6), fica evidente que ele apresentou o maior crescimento no período analisado, 106,3%, superando assim outras instituições do segmento bancário, como os bancos privados nacionais que evoluíram positivamente, no período, apenas 15,10%, e o bancos com controle estrangeiro que evoluíram, no mesmo período, 61,88%. Nesse mesmo período, pode-se verificar também a perda de espaço das instituições financeiras públicas.

Tabela 6 – Participação das instituições no patrimônio líquido do SFN (1996 – 2006).

Instituição do segmento bancário	1996	1998	2000	2002	2004	2006
Bancos Públicos (+Caixas Estaduais)	12,40	11,35	5,66	4,60	4,66	3,93
Banco do Brasil	11,86	10,03	9,89	7,77	8,69	8,73
Caixa Econômica Federal	8,85	5,42	3,82	3,91	4,11	3,86
Bancos Privados Nacionais	54,21	49,75	50,33	48,66	52,89	62,39
Bancos com Controle Estrangeiro	11,41	21,86	28,31	32,89	27,09	18,47
Cooperativas de Crédito	1,27	1,59	1,99	2,17	2,56	2,62
Total	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00

FONTE: Bacen, 2006 apud Chaves, 2009.

Também com relação à participação do cooperativismo de crédito nos depósitos no SFN, verifica-se uma evolução no período analisado (1996-2006) de 383% (tabela 7).

Tabela 7 – Participação das instituições nos depósitos do SFN (1996 – 2006).

Instituição do segmento bancário	1996	1998	2000	2002	2004	2006
Bancos Públicos (+Caixas Estaduais)	21,50	13,26	7,36	7,41	6,55	5,49
Banco do Brasil	14,53	17,41	17,05	17,73	17,09	16,05
Caixa Econômica Federal	23,14	20,52	19,49	16,92	15,64	13,30
Bancos Privados Nacionais	33,36	33,08	33,93	36,60	39,40	44,38
Bancos com Controle Estrangeiro	7,17	15,14	21,14	19,82	19,92	19,33
Cooperativas de Crédito	0,30	0,59	1,03	1,52	1,40	1,45
Total	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00

FONTE: Bacen, 2006 apud Chaves, 2009.

No que diz respeito à participação do cooperativismo de crédito nas operações de crédito do SFN, verifica-se que evoluiu positivamente no período de 1996 a 2006, 326,42% (tabela 8). De maneira geral, pode-se concluir que o cooperativismo de crédito evoluiu positivamente em todos os indicadores evidenciados, apesar de apresentar uma participação pequena no SFN.

Tabela 8 – Participação das instituições nas operações de crédito do SFN (1996 – 2006).

Instituição do segmento bancário	1996	1998	2000	2002	2004	2006
Bancos Públicos (+Caixas Estaduais)	23,48	8,86	5,12	4,78	4,41	3,72
Banco do Brasil	10,62	12,05	10,95	16,17	19,36	20,05
Caixa Econômica Federal	23,99	32,31	23,00	7,61	7,48	8,11
Bancos Privados Nacionais	31,87	30,97	34,53	39,73	41,33	40,18
Bancos com Controle Estrangeiro	9,51	14,88	25,16	29,94	25,12	25,68
Cooperativas de Crédito	0,53	0,93	1,24	1,77	2,30	2,26
Total	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00

FONTE: Bacen, 2006 apud Chaves, 2009.

De acordo com Soares e Melo Sobrinho (2008), atualmente o sistema cooperativista de crédito está estruturado segundo perfis verticalizados, horizontalizados e independentes. A verticalização procura a centralização e os ganhos pela economia de escala, tendo como característica a estrutura piramidal, com cooperativas singulares que ocupam a base, as centrais ou federações que ocupam a zona intermediária e a confederação, o topo. A horizontalização busca a formação de redes de pequenas cooperativas solidárias organizadas sob a forma radial, com diversas singulares vinculadas à central, sem qualquer outra entidade acima dessa. As independentes são as que possuem apenas estrutura de primeiro nível.

No atual formato organizacional adotado pelo cooperativismo de crédito brasileiro, as cooperativas singulares, que são as representantes diretas dos associados, estão situadas no ápice da hierarquia e são consideradas a essência do segmento. São as cooperativas singulares que decidem diretamente a sorte das centrais e confederações e indiretamente, das confederações. Nesse ambiente, não há qualquer relação de subordinação de ordem inversa, pois as centrais, federações e confederações estão a serviço das unidades singulares (MEINEN, 2002).

As cooperativas centrais são constituídas de, no mínimo, três cooperativas singulares e têm como objetivo organizar em comum e em maior escala os serviços econômicos e assistenciais de interesse das cooperativas singulares filiadas, integrando e orientando suas atividades e facilitando a utilização recíproca de serviços. Uma das funções das centrais é a gestão do excedente da liquidez do conjunto das cooperativas singulares, redirecionando os recursos financeiros para outras cooperativas do seu quadro ou para o mercado financeiro. As funções das cooperativas centrais são definidas como fundamentais pelo Banco Central, pois contribuem para o desenvolvimento em bases sólidas do cooperativismo, elevando os padrões de qualidade, capacitando dirigentes, organizando fundos garantidores e produzindo relatórios de controles internos (SOARES; MELO SOBRINHO, 2008).

Conforme Meinen (2002), as confederações de cooperativas de crédito, constituídas de, pelo menos, três federações de crédito ou cooperativas centrais de crédito, têm como objetivo orientar e coordenar as atividades das filiadas, nos casos em que o valor dos empreendimentos ultrapassar o âmbito da capacidade da conveniência de atuação das centrais, ocupando-se dos interesses estratégicos do sistema.

O cooperativismo de crédito brasileiro, diferente do que acontece em alguns outros países, não tem uma entidade única, ele é organizado em quatro principais grandes sistemas, a saber:

- Sicredi – composto por uma confederação, a Confederação Sicredi, o banco cooperativo Bansicred, 5 centrais e 130 singulares.
- Sicoob – composto por uma confederação, o Sicoob Brasil, o banco cooperativo Bancoob, 14 centrais e 639 singulares.
- Unicred – composto por uma confederação, a Unicred Brasil, 9 centrais e 130 singulares.
- Ancosol – composto por associação, 5 centrais e 191 singulares.

Além dos sistemas apresentados acima, o Brasil possui mais 5 cooperativas centrais, 239 cooperativas de crédito singulares não filiadas a nenhuma entidade cooperativista de 2.º grau.

A organização do cooperativismo de crédito no Brasil se relacionam com as principais entidades cooperativistas do mundo, a saber:

Aliança Cooperativa Internacional – ACI: com sede em Genebra (Suíça) é uma organização não governamental independente, que representa e presta assistência às organizações cooperativas no mundo. Os membros da ACI são de todos os ramos de cooperativismo. A ACI conta com mais de 230 organizações, em mais de 100 países que representam cerca de 730 milhões de pessoas no mundo.

Conselho Mundial das Cooperativas de Crédito – WOCCU: com sede em Madison (EUA), possui membros e filiadas em 84 países. Entre os seus membros incluem-se entidades de representações do cooperativismo de crédito em nível nacional e internacional, essas organizações juntas representam mais de 40.000 cooperativas de crédito, que prestam serviços a mais de 123 milhões de membros.

Associação Internacional dos Bancos Cooperativos – ICBA: é uma organização especializada da ACI, composta por bancos cooperativos nacionais e organizações financeiras, atua na promoção da

cooperação entre os bancos cooperativos dos países desenvolvidos e atualmente possui 55 membros pelo mundo.

Confederação Latino-Americana de Cooperativa de Economia e Crédito – COLAC: com sede no Panamá, atua como coordenadora das cooperativas de crédito da América-Latina. Sua fundação ocorreu entre os conselhos de administração das organizações nacionais de cooperativas de crédito dos seguintes países: Antilhas Holandesas, Bolívia, Brasil, Colômbia, Costa Rica, Equador, El Salvador, Guatemala, Honduras, Nicarágua, Panamá, Peru, República Dominicana e Venezuela. Sua missão é proporcionar serviços especializados de intermediação financeira, apoio político e transferências de tecnologia a seus membros na América Latina.

Organização das Cooperativas no Brasil – OCB: Entidade privada que representa formalmente o sistema do cooperativismo nacional é composta por todos os ramos do cooperativismo, tem serviços de assistência, orientação geral e outros que sejam de interesse do sistema cooperativo no Brasil. Tem-se também as OCEs, Organizações Estaduais de Cooperativas, que exercem as mesmas atividades da OCB, só que em nível estadual.

Associação Nacional do Cooperativismo de Crédito da Economia Familiar e Solidária – ANCOSOL, que foi criada em 2004 e congrega algumas cooperativas de crédito voltadas para a economia familiar.

Confederação Brasileira das Cooperativas de Crédito – CONFEBRÁS – primeira confederação de cooperativas de crédito no Brasil, uma instituição não financeira com representação política de suas filiais.

Além dessas, tem-se a Confederação Nacional das Cooperativas de Centrais (UNICRED) do Brasil, autorizada a funcionar como instituição financeira; Confederação Interestadual das Cooperativas ligadas ao Sicredi (SICREDI), instituição não financeira, é órgão de cúpula do Sistema SICREDI; Fundação Sicredi que tem como objetivo estrutural desenvolver, e coordenar programas de educação que promovam o cooperativismo de crédito, e a formação dos cooperados; SICOOB Brasil, também é uma instituição não financeira, é o órgão de cúpula do sistema Sicoob; Confederação Nacional de Auditoria Cooperativa (CNAC), uma instituição não financeira, é uma entidade de auditoria cooperativa constituída para exercer as funções determinadas no artigo 23 da Resolução n.º 3442 de 2007; e, finalmente, os bancos cooperativos que são bancos múltiplos ou bancos comerciais controlados por cooperativas centrais de crédito. Existem atualmente o

banco múltiplo Bansicredi e o banco comercial Bancoob (PINHEIRO, 2008).

2.2.1.3 O cooperativismo de crédito e o conflito de agência

No enfoque da teoria da agência, a organização é vista como um conjunto de relações contratuais que comandam as ações da organização, essa teoria foi impulsionada com Jensen e Machling (1976), que definiram a relação de agência como um contrato entre uma ou mais pessoas (o principal), que agencia outra pessoa (agente) a prestar serviços mediante a delegação de autoridade. A parte chamada de principal (acionista ou proprietário dos recursos econômicos) contrata outra parte, chamada de agente (gerente que administra o negócio para os proprietários), para atuar em seu interesse, recebendo em troca uma compensação (MEURER, MARCON, 2007).

Nessa relação, tanto o principal como o agente atenderão seus interesses e que, na maioria das vezes, não serão equivalentes, diante disso se ambas as partes maximizarem seus interesses, existe uma boa evidência para acreditar em que o agente não atuará sempre nos melhores interesses do principal. Assim, nesse momento, surge a necessidade do principal implantar mecanismos de controle das atividades do agente, controles esses que gerarão custos, denominados de custos de agência (JENSEN, MECKLING, 1976 apud MEURES, MARCON, 2007).

Para Borgen (2004), nas relações contratuais, há três situações contratuais conflituosas: quando interesses entre o principal e o agente são divergentes, quando o principal não consegue monitorar as ações do agente, e quando o principal não consegue monitorar, e adquirir informações disponíveis ou de posse do agente.

Portanto o foco principal da Teoria da Agência relaciona-se entre o agente e o principal, em que o primeiro dispõe de informações privilegiadas, e suas ações afetam o relacionamento entre as partes, ações que não são facilmente observadas pelo principal. Tal tipo de relação coloca em cena o problema da assimetria da informação entre o agente e o principal, que beneficia o primeiro em detrimento do segundo (JESSEN; MEXKLING, 1976 apud LIMA, ARAÚJO, AMARAL e BCB, 2010).

A teoria da agência visa a relatar, de modo mais abrangente, a possibilidade de divergência de interesse dos gestores e acionistas, em que um tentar tirar proveito de vantagens advindas de uma posição privilegiada, isso ocorre quando uma pessoa não é independente em

relação à matéria em discussão e assim pode influenciar ou tomar decisões motivadas por interesses distintos daqueles da sociedade.

No que se refere a teoria da agência no cooperativismo de crédito, Branch e Baker (2000), o principal problema de agência em sociedades cooperativas se fundamenta, muitas vezes, em que não há uma separação clara entre os proprietários (associados) e os tomadores de decisão (gerentes) das cooperativas. Esse problema pode ocorrer com qualquer tipo de instituição financeira, mas, no cooperativismo de crédito, há pelo menos quatro fatores complicadores:

- os proprietários (associados) são simultaneamente seus clientes;
- os clientes podem ser classificados em dois tipos com diferentes interesses: os clientes que são poupadores e os clientes que são tomadores de empréstimos;
- a eleição da direção da cooperativa de crédito, dá apenas um voto para cada associado sem levar em consideração a quantia investida por cada um deles;
- Na maioria das vezes, observa-se a falta de experiência empresarial ou conhecimento financeiro dos associados.

De acordo com Westley e Branch (2000 apud Lima, Araújo, Amaral e BCC, 2010), há uma tendência dos tomadores de empréstimos de dirigir as cooperativas de crédito, de administrá-las de acordo com os seus interesses, isso faz com que as pessoas procurem a cooperativa de crédito com o objetivo principal de tomar empréstimos com custo menor, e não para poupar recursos, e isso gera condições que potencializam o aumento de inadimplência.

Diferentes visões dos associados em relação à cooperativa de crédito gerarão diferentes formas de comportamento, os cooperados que se associam com o objetivo de poupar recursos focarão na segurança da instituição, e o adequado nível de remuneração e preocupar-se-ão com os custos das transações, com isso apoiarão a melhora da estrutura, o que inclui a profissionalização da gerência. Já os cooperados que se associam com o objetivo de obter empréstimos vão estabelecer baixas taxas de juros para os empréstimos e depósitos, e serão mais indulgentes em relação à concessão do crédito e a inadimplência, além disso, serão mais agressivos à mobilização de depósitos, e menos preocupados com a profissionalização da gestão (BRANCH; BAKER, 2000 apud LIMA, ARAÚJO, AMARAL, BCB, 2010).

O conflito gerência x associado é uma fonte de vulnerabilidade na governança das cooperativas de crédito, ainda de acordo com Westley e Branch (2000) apud Lima, Araújo, Amaral e BCB (2010), a resolução desses problemas de agência depende de definições claras das regras que

determinam as responsabilidades de cada um dos envolvidos na gestão da cooperativa de crédito. Os autores afirmam ainda que essas definições devem constar explicitamente em seu Estatuto Social, e sugerem a utilização dos seguintes princípios:

- a) definição clara das alçadas de decisão no âmbito da gerência da cooperativa de crédito, para assim limitar o envolvimento da diretoria nas operações diárias da cooperativa, separando assim a tomada de decisão de sua execução;
- b) definição de critérios técnicos mínimos para ocupar o cargo de gerência em uma cooperativa de crédito;
- c) definir as funções do comitê de auditoria interna para que tudo funcione sem a interferência da gerência, que o comitê seja responsável pela verificação da aderência em relação ao Estatuto Social, dos controles internos e atuação da gerência;
- d) definição da política de critérios utilizados na concessão de crédito;
- e) definição da responsabilidade da direção em relação as operações e funcionamento da cooperativa de crédito, bem como as punições em caso de não cumprimento;
- f) Definição de códigos de ética e controle dos empréstimos realizados para membros da gestão, para assim evitar conflitos de interesse;
- g) Rotação dos cargos de gestão, com uma limitação de dois ou três mandatos para cada dirigente.

Os estudos demonstram que uma das vertentes mais importantes no estudo do conflito associado x gerência é separar a propriedade (associados) dos controles (gerentes), visto que os interesses de ambos divergem em alguns pontos básicos. Essa relevância se justifica pelo fato de que as decisões dos gerentes em relação à aplicação dos recursos é a principal fonte de fracasso das cooperativas de crédito (LIMA, ARAÚJO, AMARAL, BCB, 2010).

No intuito de comparar os conflitos de agência descritos nas cooperativas de crédito em relação as empresas tradicionais segue a tabela 9, comparativo entre os dois tipos de instituição, evidenciando semelhanças e diferenças encontradas.

Tabela 9 – Comparativo entre empresas tradicionais e cooperativas de crédito.

Conflito de Agência	Empresas tradicionais	Cooperativas de Crédito
Credor X Acionista	Determinante da estrutura de capital, pois define a combinação de interesses entre diversos grupos que fornecem recursos e possuem direitos sobre o fluxo de caixa gerado pela empresa.	Não aplicável, considerando que os fornecedores de recursos são os próprios associados, que participam tanto da formação das quotas de patrimônio líquido como dos saldos depositados.
Acionista minoritário X Acionista majoritário	Ligado ao aspecto de difusão da propriedade, proporciona dificuldades de monitoração relatadas por Andrade e Rossetti aos detentores das parcelas difusas, mantendo uma parcela concentrada que facilita a condução das atividades e a influência sobre o administrador de acordo com interesses próprios.	Não aplicável, sociedade de pessoas, em que associados possuem poder de deliberação (votos) equivalentemente e independente do percentual de participação no capital.
Associado/acionista X Gerência	Foco principal da teoria, o relacionamento entre o gestor que dispõe de informações, e pode ter ações que não sejam de	Relevante na realidade de delegação de poderes. Estudos empíricos sugerem que esta é a principal fonte de fracasso das

	<p>interesse dos acionistas, e de difícil observação. Envolve problemas de assimetria de informações entre o agente, e o proprietário, e faz parte das considerações de Jensen & Meckling (1976) e Eisenhardt (1989).</p>	<p>cooperativas de crédito, o que demonstra a necessidade de regulamentação prudencial específica para essas instituições.</p>
<p>Tomador de empréstimo X Poupador</p>	<p>Apesar dos depositantes, e devedores tentarem ter as melhores margens em seu benefício, esses interesses não chegam a caracterizar um conflito em interesses de agentes na condução, e administração de instituições financeiras tradicionais.</p>	<p>Relevante, pois ambos os grupos exercem pressão sobre a conduta dos gestores, com a possibilidade de concessão de empréstimos subsidiados e/ou, possivelmente, remuneração de depósitos acima de média do mercado. Pode levar à falta de competitividade, elevação no risco de crédito e fracasso da cooperativa</p>

FONTE: Lima, Araújo, Amaral e BCB, 2010.

De acordo com a tabela 9 verifica-se as diferenças entre os conflitos de agência de uma cooperativa de crédito de uma empresa tradicional, por isso, de acordo com Branch e Baker (2000) apud Lima, Araújo, Amaral e BCB (2010), esses conflitos podem ser superados com regras bem definidas de governança, controles internos eficazes, adequação do serviço prestado, adoção de regulamentos prudenciais e supervisão externa.

2.3 COOPERATIVISMO DE CRÉDITO “VERSUS” BANCOS COMERCIAIS

Para a devida compreensão das características de instituições financeiras e não financeiras, é necessário que se entenda a estrutura do sistema financeiro brasileiro. Assim sendo, pode-se definir o sistema financeiro nacional como o conjunto de instituições, e órgãos que regulam, fiscalizam, e executam as operações relativas à circulação da moeda e do crédito (FERREIRA, 2003).

Compõem o sistema financeiro brasileiro: o Conselho Monetário Nacional, o Banco Central do Brasil, a Comissão de Valores Mobiliários, o Banco do Brasil, o Banco Nacional de Desenvolvimento Econômico e Social, e outras instituições financeiras públicas, e privadas que operam o sistema financeiro. Dessa maneira, o sistema financeiro é composto por instituições bancárias e não bancárias, das quais fazem parte os bancos comerciais e as cooperativas de crédito.

As instituições financeiras bancárias podem criar moeda bancária estrutural correspondente a lançamentos contábeis de débito e crédito. Nessa categoria se enquadram os bancos comerciais, caixas econômicas e as cooperativas de crédito; por sua vez, há instituições não financeiras que não criam moeda estrutural e são compostas pelos bancos de investimentos e bancos de desenvolvimento (BITTENCOURT, 2001).

Há semelhanças entre os bancos comerciais e as cooperativas de crédito, a saber: ambos devem ser autorizados e fiscalizados pelo Banco Central e ter em comum o nome de alguns produtos e serviços. Porém existem diferenças fundamentais. De acordo com Rizzardo (1997 apud MEINEN, 2002, p. 39) “enquanto as cooperativas de crédito socializam o crédito, os bancos promovem a industrialização do crédito”.

Cooperativas de crédito são instituições financeiras não bancárias, constituídas sob a forma de sociedade cooperativa, subordinadas, como já mencionado, a Lei 5.764 de dezembro de 1971, e têm como objetivo a prestação de serviços financeiros aos seus associados. Como todos os demais ramos do cooperativismo, o cooperativismo de crédito é baseado nos princípios cooperativistas.

Essas organizações financeiras são sociedades de pessoas e não de capital, de caráter não lucrativo e com fins econômicos distribuídas praticamente por todos os países. A FAO e a UNESCO consideram as cooperativas de crédito instrumentos eficientes para o desenvolvimento econômico, e sugerem o seu modelo de gestão em países ou regiões de economia estagnada, retrógrada ou insuficientemente desenvolvida (PINHEIRO, 2008).

Nessas áreas menos desenvolvidas, as cooperativas se constituem em elementos importantes nas etapas de transição para o desenvolvimento, representando refúgio para os agentes economicamente mais frágeis, permitindo-lhes pela entreadjuada ou conjugação de esforços, formar uma oposição tanto ao meio competitivo capitalista, quanto às imposições dos grupos monopolísticos ou quase-monopolísticos (CHAVES, 2009, p. 112).

As cooperativas de crédito são consideradas um tipo de empreendimento solidário, que prestam serviços aos associados e instituições semiformais, pois, no exercício de suas atividades, combinam os preceitos que a legislação estipula à atividade financeira (aspecto formal), com modelos gerenciais e programas de ações de cunho informal. Mesclam racionalidade econômica e associativismo, pois resultam da associação voluntária de pessoas que constituem um empreendimento econômico comum para atingir seus objetivos individuais, que também são comuns entre si (SCHRÖDER, 2005).

São instituições influenciadas por estruturas e fatores culturais e, diferentemente do sistema financeiro tradicional, seus empréstimos são sustentados pelo conhecimento dos associados entre si, aproveitando o conhecimento comunitário como uma maneira de avaliar a capacidade de pagamento dos indivíduos. Atuando dessa maneira, o crédito cooperativo é o caminho pelo qual a própria sociedade promove a humanização do sistema financeiro, fazendo com que a remuneração do capital seja justa, eliminando a formação de grupos de dominação baseados no crédito (ARAÚJO, 1996).

O cooperativismo de crédito funciona semelhante aos bancos comerciais, oferece serviços similares e tem como diferencial o fato de os clientes serem ao mesmo tempo donos, sendo consideradas instituições financeiras por equiparação. De acordo com Schröder (2005), são duas as razões que explicam as vantagens das cooperativas de crédito, quando são comparadas aos bancos comerciais: a primeira é a redução dos custos operacionais, pois funcionam em menor escala, e conseguem ter uma estrutura mais enxuta, a segunda é o fato de operarem sem fins lucrativos, e aplicarem os recursos que captam em suas localidades, o que faz com que se crie um círculo virtuoso, beneficiando os empreendimentos e a própria comunidade.

De acordo com Pinho (2004, p. 128); “As cooperativas de crédito reaplicam a poupança dos seus associados na própria região,

contribuindo para estimular seu desenvolvimento e, ao mesmo tempo, corrigir desequilíbrios regionais”.

Segundo Troster e Mochón (2002), partindo-se do pressuposto básico que diferencia os bancos das cooperativas de crédito, que é a capacidade de geração de moeda, é possível traçar várias outras particularidades que diferem uma instituição financeira bancária de uma cooperativa de crédito (que é uma instituição financeira não bancária), como é possível observar tabela 10.

Tabela 10 – Diferenças entre cooperativas de crédito e instituições bancárias.

Bancos Comerciais	Cooperativas de Crédito
A propriedade é privada e visam à maximização dos lucros.	A propriedade é social e não visam a lucros.
São geridos pelos acionistas e/ou donos.	São geridas pelos associados.
Permitida a transferência das ações a terceiros.	Não é permitida a transferência das quotas-parte a terceiros.
O administrador é um homem do mercado.	O administrador é um cooperado.
O usuário, que é mero cliente, não influencia na definição do preço dos produtos e pode ser tratado com distinção.	O usuário, que é o próprio dono, é responsável pela decisão da política operacional e não pode ser tratado com distinção.
Na sua política de crédito, priorizam o financiamento de um pequeno número de contratos de grande porte, visando a reduzir custos e riscos.	Na sua política de crédito, analisam a capacidade de investimento e pagamento dos associados.
Priorizam os grandes centros urbanos.	Tem forte atuação nas comunidades mais remotas.
Tendem a um atendimento impessoal. A proximidade e o acesso a uma gama maior de serviços são determinados pela reciprocidade financeira gerada pelos clientes. A relação com os clientes tem uma dimensão exclusivamente econômica. A expectativa é de que a	Atendem os associados de forma pessoal, estabelecendo relações afetivas entre dirigentes, funcionários e associados. A relação com os associados tem uma dimensão socioeconômica, pois tendem a combinar, em graus diferentes, a depender da coesão do grupo social, eficiência econômica

intermediação financeira deve ser uma operação lucrativa para os bancos.	e demandas sociais.
Não tem vínculo com a comunidade. Transferem grande parte dos recursos captados para atividades urbano-industriais.	Aplicam grande parcela dos recursos captados nas comunidades da sua área de abrangência.
Avançam pela competição.	Desenvolvem-se pela cooperação.
A remuneração dos acionistas é proporcional ao capital investido.	Apresentam sobras ao fim do exercício, que podem ser distribuídas entre os associados ou reinvestidos em fundos cooperativos.
Oferecem riscos ao Sistema Financeiro Nacional.	Não oferecem perigo ao sistema financeiro, pois seus riscos são autossustentados, uma vez que os prejuízos são suportados pelos associados.

FONTE: Meinen (2002), Schröder (2005) apud Chaves, 2009.

Como pode ser verificado na tabela 09, enquanto as cooperativas de crédito não visam a lucros, os bancos comerciais têm, como objetivo principal, a maximização do lucro, lucros esses que são encaminhados para suas matrizes que estão muitas vezes sediadas em regiões distantes das suas filiais. De acordo com Meinen (2002), bancos são sociedades de capital, e cooperativas de crédito são sociedades de pessoas. Nos bancos o poder é exercido de acordo com o número de ações, enquanto, no cooperativismo de crédito, o voto tem peso igual para todos os associados. Nos bancos comerciais os administradores são profissionais de mercado, no cooperativismo de crédito, os administradores são associados.

Nas instituições bancárias, o usuário é um mero cliente que não tem influência nas decisões, já nas cooperativas de crédito o usuário é o próprio dono, que, juntamente com os demais associados, decide a política operacional das cooperativas, se, nos bancos, pode haver distinção no tratamento de clientes, nas cooperativas, o que vale para um vale para todos (FRAINER; SOUZA, 2007).

Para Bittencourt (2001), a principal diferença entre bancos e cooperativas de crédito está centrada no fato de seus proprietários serem ao mesmo tempo seus clientes, não tendo assim a necessidade de lucro, necessitando apenas remuneração para cobrir suas despesas. No

cooperativismo de crédito, os custos de operacionalização são rateados em taxas e juros, dessa maneira, quanto menores forem os custos operacionais das cooperativas de crédito, menores serão os juros e as taxas cobradas dos seus associados. Ainda nas cooperativas de crédito, a maior parte do dinheiro dos associados tende a ficar no próprio município, contribuindo assim para o seu desenvolvimento.

Outra diferença, evidenciada por Bittencourt (2001), é em relação ao tamanho e ao destino dos rendimentos com as operações. Nos bancos, esses rendimentos são apropriados pelos donos como lucros, enquanto nas cooperativas de crédito, se as taxas cobradas forem maiores do que as efetivamente realizadas, haverá sobras que serão rateadas entre os associados ou utilizadas para a capitalização da cooperativa, por elevação da quota capital do associado, e como seus custos operacionais são menores, podem fornecer empréstimos com uma taxa de juros menor, e ainda remunerar as aplicações de seus associados com taxas melhores que as oferecidas pelo mercado.

Para a constituição de uma cooperativa de crédito, são necessárias as normas previstas na Resolução n.º 3.106 de 25 de junho de 2003, do Banco Central do Brasil. Previamente as pessoas interessadas em constituir uma cooperativa de crédito devem apresentar ao Banco Central do Brasil um projeto que contemple os seguintes pontos:

- a) identificação do grupo de associados fundadores e, quando for o caso, das entidades fornecedoras de apoio técnico ou financeiro, com abordagem das motivações e propósitos que levaram à decisão de constituir a cooperativa;
- b) condições estatutárias de associação e área de atuação pretendida;
- c) cooperativa central de crédito a que será filiada ou, na hipótese de não filiação, os motivos que determinaram essa decisão, evidenciando, nesse caso, como a cooperativa pretende suprir os serviços prestados pelas centrais;
- d) estrutura organizacional prevista;
- e) descrição do sistema de controles internos com vista à adequada supervisão de atividades por parte da administração;
- f) estimativa do número de pessoas que preenchem as condições de associação e do crescimento do quadro nos três anos seguintes de funcionamento, indicando as formas de divulgação, visando a atrair novos associados;

- g) descrição dos serviços a ser prestados, da política de crédito e das tecnologias e sistemas empregados no atendimento de associados;
- h) medidas visando à efetiva participação dos associados nas assembléias;
- i) formas de divulgação aos associados das deliberações adotadas nas assembléias, demonstrativos financeiros, pareceres de auditoria e atos da administração;
- j) definição de prazo máximo para início de atividades após a eventual concessão da autorização para funcionamento.

De acordo com o Conselho Monetário Nacional, em sua Resolução 3.106 de 31 de junho de 2003, capítulo IV, as cooperativas de crédito são autorizadas a praticar as seguintes operações e serviços:

- a) captação de recursos de associados, provenientes de depósitos à vista e depósitos a prazo, sem emissão de certificados de instituições financeiras, nacionais ou estrangeiras, na forma de empréstimos, repasses, refinanciamentos e outras modalidades de operações de crédito e, ainda, de qualquer entidade, na forma de doações, de empréstimos ou repasses em caráter eventual, isentos de remuneração ou a taxas favorecidas;
- b) concessão de créditos, exclusivamente aos seus associados;
- c) aplicações de recursos no mercado financeiro, inclusive depósitos a prazo, com ou sem emissão de certificado, observadas eventuais restrições legais ou regulamentares específicas de cada aplicação;
- d) prestação de serviços de cobrança, de custódia, de correspondente no país, de recebimentos e pagamentos por conta de terceiros e, mediante convênio, com instituições públicas e privadas, nos termos da regulamentação aplicável às demais instituições financeiras, e prestação de serviços a outras instituições financeiras, mediante convênio, para recebimento, e pagamento de recursos coletados com vistas à aplicação em depósitos, fundos, e outras operações disponibilizadas pela instituição conveniente;
- e) formalização de convênios com outras instituições financeiras com vistas a obter acesso indireto à conta, e

- reservas bancárias na forma da regulamentação em vigor, participar do serviço de compensação de cheque e outros papéis, e realizar outros serviços complementares às atividades fins da cooperativa;
- f) outros tipos previstos na regulamentação em vigor e autorizados pelo Banco Central.

O benefício esperado com a expansão das cooperativas de crédito é o de permitir a organização de populações com pouco acesso a serviços financeiros, por exemplo: populações localizadas longe dos grandes centros urbanos, permitindo com isso a mobilização, e aplicação de recursos em seu próprio benefício, estimulando assim pequenos empreendimentos rurais, e urbanos geradores de empregos.

2.4 ANÁLISE DE INSOLVÊNCIA E SOLVÊNCIA

A ciência contábil, desde os primórdios, serve como instrumento de controle e auxílio na tomada de decisões. No início, a contabilidade preocupa-se somente em fornecer informações para os proprietários das empresas, que eram os detentores do capital. Com a evolução da humanidade, surgiram novos usuários da informação contábil que se interessavam pela avaliação do desempenho da empresa (HENDRIKSEN; VAN BREDA, 1999).

A avaliação do desempenho financeiro parte da análise financeira tradicional, a qual depende muito da capacidade do analista, pois se trata de um trabalho artesanal, na maioria das vezes, não é padronizada e aplica-se a um número pequeno de empresas, sendo muito utilizada como suporte para avaliação de investimentos ou concessão de financiamento (KASSAI, 2002).

Através da análise financeira tradicional, surgiram os modelos integrados de análise financeira como alternativa para organização de condensação das informações, o que permite que se afaste a subjetividade do analista.

De acordo com Kassai (2002), os pesquisadores que investiram seus esforços na construção de modelos integrados de análise tinham como objetivo identificar quais os fatores determinantes do desempenho econômico e qual a ponderação que deve ser feita entre esses fatores numa tentativa de obter uma média sintética e única.

Para Matarazzo (1998), o trabalho pioneiro na análise integrada foi o estudo desenvolvido por Alexandre Wall, cujo objetivo foi o desenvolvimento de um modelo de análise das demonstrações contábeis

por meio de índices, para o autor esse trabalho foi a primeira tentativa de atribuir pesos aos índices. Silva (1999) versa que, no ano de 1932, Fitz Patrick selecionou aleatoriamente 19 empresas que haviam falido, de 1920 a 1929, com o objetivo de comparar com outras 19 empresas bem sucedidas, sendo essa a primeira tentativa de elaborar modelos estatísticos de previsão de insolvência.

Silva (1999, p. 277) aponta o estudo de Tamari como sendo “o primeiro a usar uma espécie de composto ponderado de vários índices, com vistas a prever falência ou insolvência”. Já Simak (1997, p. 8) cita o estudo de Beaver como “a primeira análise moderna de previsão de dificuldades financeiras. Seu estudo univariado estabeleceu marco para as futuras abordagens multivariadas de predição de falência”.

Beaver (1966) propôs um modelo de previsão de dificuldade financeira através de índices contábeis, na qual ele realizou uma análise empírica, procurando identificar quais índices contábeis eram mais relevantes para a previsão de dificuldades financeiras, qual era a sua eficiência e qual era a probabilidade de uma empresa falir.

Beaver e Altman (1968) foram então os precursores dos estudos que relacionam indicadores financeiros com a previsão de insolvência. Os estudos realizados por esses pesquisadores tiveram uma perspectiva univariada, isso significa dizer que procuraram encontrar indicadores financeiros que isoladamente fossem capazes de identificar a situação financeira futura da empresa.

Carvalho et al. (2009) evidencia que Altman iniciou o seu trabalho, utilizando conjuntamente vários indicadores contábeis, com os quais verificou que a falência de uma empresa pode ser evidenciada através dos dados constantes nas demonstrações financeiras da empresa. Beaver (1968) acrescenta que o resultado mais surpreendente foi a identificação de um desempenho superior dos indicadores que não levavam em consideração a liquidez das empresas (ao menos indiretamente). Os indicadores baseados no lucro líquido do exercício e no fluxo de caixa possuíam uma margem de erro menor que os demais indicadores.

O estudo de Altman (1968) teve como resultado o modelo Z-Score, esse foi provavelmente o primeiro modelo de insolvência construído com a utilização de um instrumento estatístico mais evoluído, para isso Altman utilizou a análise discriminante múltipla. O modelo foi construído com base em 5 variáveis retiradas de um conjunto inicial de 22 variáveis. Os estudos citados são tidos como marcos para a pesquisa sobre previsão de dificuldades financeiras, falência e insolvência de empresas.

Fitzpatrick (1932) realizou um dos primeiros estudos sobre previsão de insolvência, no entanto foi só a partir da década de 60, com o surgimento das ferramentas estatísticas, que as possibilidades de estudo sobre previsão de insolvência ganharam impulso.

No ano de 1976, o professor Stephen Kanitz no seu trabalho para a obtenção do título de livre docência, apresentou no estudo “Indicadores contábeis e financeiros de previsão de insolvência: a experiência da pequena e média empresa”. Através do teste de hipóteses, ele selecionou indicadores que, de forma melhor, discriminavam o desempenho entre empresas falidas e não falidas.

Kanitz (1976) selecionou aleatoriamente de um universo de 5.000 empresas uma amostra de 42 empresas, sendo 21 empresas falidas, e 21 que se apresentavam em uma situação favorável, e em funcionamento, tais empresas foram definidas como o grupo de controle, e, assim, foram analisados os 2 anos anteriores à falência dessas empresas. Para cada um dos grupos, falidas e em funcionamento, foram calculados 516 índices, a posição relativa de cada índice, variação temporal do índice, índice baseado no fluxo de fundos e projeções para 1 ou 2 anos. Com esses dados em mãos, foi aplicado o teste de significância das médias para determinar entre os dois grupos: falidas e em funcionamento, quais os indicadores que melhor discriminavam os grupos. O estudo relacionou 81 índices que provaram ser significativos acima do nível de confiança de 5%, do conjunto que foi inicialmente elaborado (KASSAI, 2002).

Kanitz (1976, p. 178) conclui o seu estudo da seguinte maneira:

A análise estatística das duas amostras evidencia a existência de vários índices que servem como bons indicadores de empresas insolventes, meses e até anos antes do colapso. É possível, portanto que com o emprego de alguns desses índices se possa prever a falência de uma empresa. Pode-se ponderar os diversos índices apresentados para se obter um índice de risco de crédito.

Kanitz (1976) concluiu ainda que a ponderação desses indicadores pode ser realizada com bases estatísticas ou até mesmo baseada na experiência do analista, o que se constitui numa ponderação subjetiva.

Ainda de acordo com Kanitz (1978), a análise do índice de solvência permite: a) descobrir empresas em estado de pré-insolvência; e, b) hierarquizar as empresas numa escala de solvência/insolvência.

Destaca ainda que somente os índices de liquidez não são capazes de indicar a solvência de uma empresa.

Elizabethy (1976 apud MARIO, 2002) utilizou a análise discriminante para um grupo de 473 empresas no período de 1972 a 1975, buscando empresas que pertenciam ao mesmo ramo de atividade para evitar eventuais diferenças nos resultados. Ao fim, o modelo possuía 28 variáveis e nenhuma empresa foi classificada incorretamente.

Um outro estudo realizado por Altman et al (1979) utilizou a mesma metodologia de Altman (1968), em que foram selecionadas 35 empresas solventes e 23 empresas insolventes, e foram escolhidas empresas do mesmo setor de atividade e de porte semelhante, o modelo foi capaz de realizar uma previsão de 88%, isto é, 7 das 58 foram mal classificadas.

A maioria dos estudos, no que se refere a modelos de previsão de insolvência no Brasil, propõe-se a analisar as variáveis que compõem o modelo. Normalmente, baseados em uma técnica estatística, os pesquisadores tentam encontrar um conjunto ideal de indicadores financeiros que seja capaz de prever, com maior acurácia possível, a saúde financeira da empresa em um período de tempo futuro. A modelagem estatística normalmente utilizada é a análise discriminante, dessa forma, os modelos de insolvência têm tido crescente relevância por sua utilização na área financeira, especialmente para quem se preocupa com o risco de crédito.

Não existe uma metodologia única para a construção de modelos de previsão de insolvência, como também não há um consenso entre os pesquisadores sobre qual das metodologias é a melhor, Assaf Neto (1981) enfatiza que desde que a insolvência seja um processo real e identificável através das demonstrações financeiras, é notoriamente possível o desenvolvimento de uma técnica para identificar os sintomas característicos do processo de insolvência e, através dessa identificação, orientar as empresas quer de capitais ou cooperativas para o remanejamento de sua atuação.

Kanitz (1978) cita a existência de vários estudos que mostram que as empresas insolventes acusam dificuldades financeiras bem antes de chegarem ao ponto crítico de uma falência, e que prever em 100 % a falência é impossível, mas é perfeitamente possível identificar aquelas que têm mais propensão a falir.

A insolvência, de acordo com Gitman (1997), acontece, quando a empresa não consegue pagar suas obrigações até o vencimento. Já para Altman (1968), uma empresa pode ser considerada insolvente, quando os seus acionistas recebem rentabilidade menor que a oferecida pelo

mercado por suas ações. Gimenes (1998) considera como insolvente uma empresa, quando ela declara a suspensão de seus pagamentos ou efetivamente quebra. Já para alguns autores, entre eles Silva (1983), a empresa só será considerada insolvente quando a concordata é requerida ou deferida a falência.

Assim, de acordo com a definição dos autores acima citados, a insolvência na empresa ocorre quando, ela não consegue mais pagar seus credores e efetivamente declara a incapacidade de pagamento.

Quando se fala em insolvência em instituições financeiras, Janot (2001) evidencia que uma instituição financeira se torna insolvente quando, possui um valor presente negativo, isso, baseado no fluxo de caixa de suas operações passivas. Tal avaliação deve ser feita, baseando-se no valor de mercado das operações. O valor presente líquido negativo ocorre quando o valor de mercado dos ativos é inferior ao valor de mercado dos passivos.

Casos extremos de liquidez insuficiente podem acarretar a insolvência de um banco. O risco de liquidez de um banco decorre de sua capacidade de promover reduções em seu passivo ou financiar acréscimos em seus ativos. Quando um banco apresenta liquidez inadequada, perde a capacidade de obter recursos, seja por meio de um aumento de seus exigíveis, seja pela pronta conversão de seus ativos, a custos razoáveis, afetando, assim, a rentabilidade. Desta forma, a finalidade da administração de liquidez é assegurar que o banco seja capaz de cumprir, integralmente, todos os compromissos contratuais. (BRESSAN; BRAGA; LIMA, 2004, p. 558).

Os motivos que podem contribuir para um estado de falência em uma organização tem diversas abordagens na literatura econômica, Munhoz (2001) apud Bressan, Braga e Lima (2004) afirma que são as medidas políticas e as condições econômicas que exercem influência na situação de solvência e insolvência, já com relação às instituições bancárias, destaca que a insolvência ocorre devido a fraudes, má gestão administrativa, prejuízos consecutivos, além da influência dos aspectos macroeconômicos.

Diversos autores utilizaram indicadores financeiros para a construção dos seus modelos de avaliação de insolvência. Vale ressaltar que indicador é um índice de monitoramento de algo que pode ser

mensurável, pois tudo que é crítico deve ser monitorado. Os indicadores de desempenho são ferramentas de gestão ligadas não apenas a lucros, custos de produção ou desperdícios, servem também para medir coisas abstratas, tais como a satisfação do cliente.

São números, resultados de dois ou mais fatores e que mostram, de forma inequívoca, como andam as coisas na empresa. Como exemplo, um indicador da eficácia de vendas, pode ser a resultante do número de propostas pelos pedidos realmente fechados. Ou a relação entre o número de funcionários da loja pelas vendas mensais. Também se pode comparar o resultado de diferentes lojas, comparando a metragem quadrada delas pelas vendas, ou ainda, em uma indústria, a relação de compras do mês sobre o faturamento (LOPEZ, 2008).

No cenário empresarial atual, a concorrência é acirrada, e, para conseguir sobreviver no mercado, é preciso usar táticas e metodologias para a tomada de decisão. Uma boa estratégia é a utilização dos indicadores financeiros. Morisette (1977) já enfatizava que um indicador financeiro é uma medida quantitativa, expressa em valor monetário, resultante de ações tomadas pela empresa. É a partir do resultado dos indicadores financeiros que se pode avaliar a disponibilidade de capital, a capacidade de pagar dívidas, a dependência de capital de terceiros ou, até mesmo, o que está sendo feito com o lucro. Essas informações são fundamentais para a tomada de decisões, pois, com a análise nas mãos, é possível prever problemas e solucioná-los, antes que aconteçam. É de grande importância analisar esses indicadores juntamente com o ambiente externo da organização, pois, através dessa comparação, é possível descobrir erros e falhas que se não forem sanados podem levar o gestor a ter sérios prejuízos e, até mesmo, a empresa à falência.

Segundo Cavazza (2008), a tomada de decisão em uma empresa consiste na escolha da melhor opção, que se traduz numa ação de alocação de recursos, o ideal é chegar a um resultado esperado com maior eficiência e eficácia, com menor desperdício de recursos, como tempo ou dinheiro possível. Para facilitar e auxiliar a tomada de decisão, é preciso usar índices financeiros.

Embora sejam dados numéricos/estáticos, o índice não deve ser considerado isoladamente e sim sob o aspecto dinâmico e dentro de um contexto mais amplo, em que outros indicadores e variáveis devem ser conjugadamente ponderados.

Um grande erro das organizações é não utilizar os indicadores financeiros como ferramenta de suporte numa análise de risco. De acordo com as técnicas de análise, o estudo do capital é imprescindível,

para que se entenda a saúde financeira da empresa. É através dessa análise que se verifica, dentre outras coisas, a rentabilidade da empresa, a evolução do seu faturamento, dos seus custos, e despesas, e as suas fontes de financiamento passivo (CLEYTON, 2008).

Para Morissete (1977), indicador financeiro é uma medida quantitativa, expressa em valor monetário, resultante das ações tomadas pelas empresas. Como exemplos de indicadores financeiros, têm-se o lucro e o retorno sobre os investimentos.

Enfim, os indicadores financeiros permitem monitorar processos aos quais devem ser tomadas decisões, pois é muito importante acompanhar o andamento das atividades da empresa. Um indicador financeiro tem por finalidade levar ao conhecimento dos sócios, acionistas, investidores potenciais e partes interessadas qual é a posição da empresa em relação ao ambiente externo, seu uso permite verificar possíveis riscos que a empresa pode correr, e transmite de forma clara, e objetiva para o completo entendimento, o que se passa realmente naquele período, auxiliando assim no processo decisório.

Pode-se verificar, através da tabela 11, os autores que utilizaram índices financeiros na construção de seus modelos de avaliação de insolvência:

Tabela 11 – Autores que trataram a questão de insolvência e falência, e os respectivos indicadores financeiros significativos para avaliar esses eventos.

Autores	Evento Estudado	Indicadores Contábeis Financeiros Significativos
Patrick (1936 apud SILVA, 1983)	Falência	<ul style="list-style-type: none"> • Patrimônio líquido/passivo • Lucro líquido/patrimônio líquido
Beaver (1968 apud SILVA, 1988)	Falência	<ul style="list-style-type: none"> • Geração de caixa/dívida total • Lucro líquido/ativo total • Exigível total/ativo total • Capital de giro/ativo total • Liquidez corrente • Capital circulante líquido – estoques/desembolsos operacionais previstos.
Altman (1968)	Falência	<ul style="list-style-type: none"> • Ativo corrente – passivo corrente/ativo total • Lucros retidos/ativo total

Matias (1978 apud SILVA, 1983)	Insolvência	<ul style="list-style-type: none"> • Lucros antes de juros e impostos/ativo total • Valor de mercado do <i>equity</i>/exigível total • Vendas/ativo total • Patrimônio líquido/ativo total • Financiamento e empréstimos bancários/ativo circulante • Fornecedores/ativo total • Ativo circulante/passivo circulante • Lucro operacional/lucro bruto • Disponível/ativo total
Kanitz (1978)	Insolvência	<ul style="list-style-type: none"> • Lucro líquido/patrimônio líquido • Ativo circulante + realizável em longo prazo/exigível total • Ativo circulante – estoque/passivo circulante • Ativo circulante/passivo circulante • Exigível total/patrimônio líquido
Beaver (1966)	Falência	<ul style="list-style-type: none"> • Índices para fluxo de caixa (4) • Índices para resultado líquido (4) • Índices de dívida em relação ao ativo total (4) • Índices que relacionam ativos líquidos em relação ao total de ativos (4) • Índices que relacionam ativos líquidos e dívidas de curto prazo (3) • Índices de giro (11)
Altman (1968)	Falência	<ul style="list-style-type: none"> • Capital circulante líquido/ativo total • Lucros acumulados/ativo total • Lucros antes dos juros e impostos/ativo total • Valor de mercado do PL/passivo exigível a valores contábeis • Vendas/ativo total

Altman, Haldeman e Narayanan (1977)	Falência	<ul style="list-style-type: none"> • Retorno dos ativos (Ebit/ativo total) • Estabilidade dos lucros (erro padrão da estimativa de Ebit/ativo total) • Serviço da dívida (log Ebit/juros totais pagos) • Lucros retidos/ativo total • Liquidez corrente • Capitalização (preço ações ordinárias/PL a valor de mercado) • Tamanho (log ativo total)
Ohlson (1974)	Falência	<ul style="list-style-type: none"> • Log ativo total/ PIB • Passivo/ativo total • Capital de giro/ativo total • Passivo circulante/ativo circulante • Lucro líquido/ativo total • Geração bruta de caixa/passivo • <i>Dummy</i>: 1 se ativo total excede o ativo, e zero, caso contrário • <i>Dummy</i>: 1 se lucro líquido for negativo nos dois últimos anos • Relações entre os lucros dos períodos mais recentes
Cole e Gunther (1995)	Falência	<ul style="list-style-type: none"> • Capital = razão entre o capital próprio e as provisões para perdas em relação ao ativo bruto • Inadimplência/ativo total • Receita líquida/ativo líquido médio • Investimentos assegurados/ativo total • Certificado de depósito bancário superior a \$ 100.000/ativo total • Empréstimos comerciais e industriais/ativo total • Empréstimos para produção agrícola/ativo total
Cole e Gunther (1995)	Falência	<ul style="list-style-type: none"> • Empréstimos para construção/ativo total • Empréstimos para

		<ul style="list-style-type: none"> consumidores/ativo total • Empréstimos para membros internos da instituição/ativo total • Despesas fixas/ativo total • Tamanho do ativo • Crescimento do emprego não agrícola • <i>Dummy</i> com valor 1 para países “rurais”
Matias e Siqueira (1996)	Insolvência	<ul style="list-style-type: none"> • Custo administrativo • Comprometimento do patrimônio líquido com crédito em liquidação • Evolução da captação de recursos
Rocha (1999)	Insolvência	<ul style="list-style-type: none"> • Margem líquida
Wheelock e Wilson (1994)	Falência	<ul style="list-style-type: none"> • Total do <i>equity</i>/ativo total • Empréstimos comerciais e industriais/total dos empréstimos • Bens de imóveis próprios/ativo total • Inadimplência/total do ativo • Liquidez
Martins (2003)	Insolvência (concordata)	<ul style="list-style-type: none"> • Empréstimos bancários/ativo circulante • Retorno sobre o patrimônio líquido
Deyoung (2003)	Falência	<ul style="list-style-type: none"> • Proibição legal de novas aquisições, em anos • Ln do ativo total • Total dos empréstimos/ativo total • Inadimplência/ativo total • Lucro líquido/ativo total • <i>Equity</i>/ativo total
Carlson (2004)	Falência	<ul style="list-style-type: none"> • Número de empresas no país • Novos bancos • Log ativo total

		<ul style="list-style-type: none"> • Empréstimos/ativo total • Redesconto/ativo total
Bressan, Braga e Lima (2004)	Insolvência	<ul style="list-style-type: none"> • Capitalização: patrimônio líquido/passivo real • Cobertura voluntária = disponibilidades/passivo real • Crescimento da captação total
Brown e Dunç (2005)	Falência	<ul style="list-style-type: none"> • Total do <i>equity</i>⁴/ativo total • <i>Dummy</i> – antes da eleição⁵
Corrêa, Costa e Matias (2006)	Insolvência	<ul style="list-style-type: none"> • Custo de pessoal • Captação com moeda estrangeira • <i>Spread</i>
Braga et al. (2006)	Insolvência	<ul style="list-style-type: none"> • Liquidez • Despesas de pessoal • Volume de crédito concedido em relação ao patrimônio líquido
Imai (2009)	Insolvência	<ul style="list-style-type: none"> • Capital/ativo • Retorno sobre os ativos • <i>Dummy</i> para cooperativa de crédito⁶
Bressan (2009)	Insolvência	<ul style="list-style-type: none"> • Proteção (4) • Efetiva estrutura financeira (6) • Qualidade dos ativos (4) • Taxas de retornos e custos (13) • Liquidez (3) • Sinais de crescimento (9)

FONTE: Bressan, Braga, Bressan e Resende Filho, 2011.

Através da tabela 11, é possível constatar que não há um consenso sobre quais seriam os indicadores mais relevantes para a determinação de solvência ou insolvência de uma empresa ou instituição financeira, com isso, destaca-se a ausência de uma teoria econômica que subsidie a escolha das variáveis para a previsão de insolvência, mas tal

fator também não pode ser considerado impeditivo para elaboração de indicadores objetivos para a previsão de insolvência (GIMENES, 1998).

Com relação à solvência, podem-se considerar solventes as empresas que desfrutam de crédito amplo no sistema financeiro. Pode-se, por analogia, dizer que as instituições financeiras seriam solventes, se o Banco Central fornecesse créditos sem restrição, além de possuírem recursos para atender seus clientes (MATIAS, 1978 apud SILVA, 1983). Assaf Neto (1989) apud Albuquerque Junior e Ribeiro (2001) definiu que a solvência de uma instituição financeira ocorreu quando os seus ativos são excedentes aos seus passivos, ocasionando assim uma situação líquida positiva, ou seja, um patrimônio líquido positivo.

Almeida (1993) apud Bressan, Braga e Lima (2004) considera que a metodologia para avaliar os riscos de falência ou insolvência das empresas deve seguir as seguintes etapas: 1) uma amostra que possua empresas solventes e insolventes; 2) escolha das variáveis que poderão indicar a insolvência das empresas, baseadas nas demonstrações financeiras, denominadas variáveis discriminantes; 3) escolha de um modelo matemático ou estatístico que possa modelar as variáveis extraídas das demonstrações financeiras; e 4) validação do modelo fim de verificar a capacidade discriminante do modelo.

A maioria dos modelos de avaliação de riscos de insolvência são construídos usando-se amostras pareadas: uma parte da amostra contém informações sobre empresas insolventes; a outra parte contém informações sobre empresas não insolventes. Variáveis são selecionadas segundo o seu interesse potencial na avaliação de riscos de insolvência. Um método estatístico é então usado para desenvolver um modelo discriminante (...) finalmente o sucesso da discriminação é avaliado através de uma amostra de controle (ALMEIDA; SIQUEIRA, 1997, p. 3).

Através da tabela 12, observa-se um resumo da evolução de técnicas estatísticas utilizadas nos estudos de insolvência e pode se observar a predominância da análise discriminante, portanto a análise discriminante tendo sido a técnica preferida pelos pesquisadores para a avaliação da insolvência para as empresas comerciais.

Tabela 12 – Resumo da evolução dos estudos de insolvência em empresas.

ANO	AUTORES	TÉCNICAS
1966	Beaver	Análise Discriminante (uma variável explicativa)
1968	Altman	Análise Discriminante
1976	Elizabethy	Análise Discriminante
1978	Kanitz	Análise Discriminante
1979	Altman, Baidya e Dias	Análise Discriminante
1980	Ohlson	Regressão Logística
1982	Silva	Análise Discriminante
1998	Sanvicente e Minardi	Análise Discriminante
2000	Scarpel	Regressão Logística
2008	Brito e Assaf Neto	Regressão Logística

FONTE: Araújo (2011).

Na tabela 12, foram apresentados os modelos de insolvência desenvolvidos para empresas comerciais, mas após os modelos de avaliação de insolvência das empresas comerciais também foram desenvolvidos modelos para avaliação de insolvência de cooperativas e instituições financeiras.

Na tabela 13, podem-se verificar os estudos sobre insolvência bancária realizados no período de 1970 a 2007, e observa-se que, diferente das empresas comerciais, a predominância pela utilização da regressão logística para a construção dos modelos de avaliação de insolvência, sendo a análise discriminante com relação segunda técnica mais utilizada. Constata-se também que somente dois trabalhos utilizaram as redes neurais artificiais, especificamente nos anos de 1996 e 1997.

Tabela 13 – Estudo sobre insolvência em bancos de 1970 a 2007.

ANO	AUTORES	TÉCNICAS	PAÍS
1970	Meyer e Pifer	Análise Discriminante	EUA
1975	Sinkey	Análise Discriminante	EUA
1977	Martin	Análise Discriminante e Regressão Logística	EUA
1986	Lane, Looney e Wansley	Risco Proporcional de Cox	EUA

1987	Martins e Samanéz	Análise Discriminante	Brasil
1991	Whalen	Risco Proporcional de Cox	EUA
1991	Espahbodi	Análise Discriminante e Reg. Logística	EUA
1996	Almeida	Redes Neurais	Brasil
1996	Matias e Siqueira	Regressão Logística	Brasil
1997	Siqueira e Almeida	Regressão Logística e Redes Neurais	Brasil
1998	Araújo	Regressão Logística	Brasil
1999	Rocha	Risco Proporcional de Cox	Brasil
1999	Matias	Regressão Logística	Brasil
1999	Janot	Reg. Logística e Risco Prop. De Cox	Brasil
2002	Kolari, Glennon, Shin e Caputo	Regressão Logística	EUA
2003	Alexandre, Canuto e Silveira	Regressão Logística	Brasil
2005	Sales	Análise de Sobrevivência	Brasil
2005	Canbas, Cabuk e Kilic	Análise Discriminante, Modelo Logit e Probit	Turquia
2006	Corrêa, Costa e Matias	Regressão Logística	Brasil
2007	Costa	Regressão Logística	Brasil

FONTE: Araújo, 2011.

Dentre os modelos desenvolvidos, vale destacar alguns trabalhos: Rocha (1999) apud Carvalho et al (2009) construiu um modelo de previsão de insolvência bancária utilizando índices financeiros, que tinha como finalidade identificar as instituições financeiras com eventuais problemas. Evidenciou que será mais fácil fazer correções no modelo de gestão das instituições bancárias, se o problema for identificado anteriormente. Para a construção do modelo foi utilizada a ferramenta modelo de risco de Cox. Através dos resultados obtidos, ficou claro que um modelo de risco de insolvência se torna um instrumento efetivo de alerta para futuros problemas, evidenciando que a classificação do modelo estimado é bastante alta e que o modelo identifica, com antecedência, uma proporção considerável das falências.

Janot (2001) realizou um estudo comparativo entre a eficiência do modelo que utiliza a regressão logística e o modelo que utiliza o modelo de risco de Cox na previsão de insolvência bancária no Brasil.

Seus resultados apontam que ambos os modelos identificam uma parcela considerável antecipadamente das instituições financeiras insolventes, demonstrando, assim, que a insolvência bancária é passível de ser prevista no Brasil, concluiu ainda o trabalho, sugerindo a utilização desses modelos como um instrumento a ser utilizado pela supervisão do sistema financeiro realizado pelo Banco Central.

Gimenes e Opazo (2006), através da utilização de técnicas estatísticas multivariadas, especificamente a análise discriminante e a análise da probabilidade condicional, desenvolveram um trabalho empírico com os demonstrativos contábeis das cooperativas agropecuárias, visando a testar se eles fornecem informações sobre a deterioração dos índices financeiros. Concluiu-se que os demonstrativos contábeis das cooperativas agropecuárias podem fornecer informações tempestivas e oportunas para antecipar situações de insolvência.

No que se refere ao cooperativismo de crédito, observa-se, na tabela 14, também a predominância da regressão logística com quatro trabalhos realizados, o risco proporcional de Cox com três trabalhos realizados, e a análise discriminante foi utilizada somente em um trabalho. Observa-se também que nenhum trabalho foi realizado ainda utilizando redes neurais artificiais.

Tabela 14 – Estudo sobre insolvência de cooperativas de crédito no Brasil.

ANO	AUTORES	TÉCNICAS
2002	Bressan	Regressão Logística e Risco Proporcional de Cox
2003	Pinheiro	Análise Discriminante
2004	Bressan, Braga e Lima	Regressão Logística
2004	Bressan, Braga e Bressan	Risco Proporcional de Cox
2008	Ribeiro	Risco Proporcional de Cox
2009	Bressan	Modelo Logit
2010	Ferreira	Regressão Logística

FONTE: Araújo (2011).

Quando se analisam os estudos sobre a insolvência das cooperativas de crédito, podem ser destacados três: o primeiro foi elaborado por Bressan, Braga e Lima (2004), que realizaram a avaliação econômico-financeira das cooperativas de crédito rural do Estado de Minas Gerais. Nesse trabalho, foi empregada a análise de regressão logística, tendo como amostra as cooperativas de crédito rural de Minas Gerais dos anos de 1998 a 2001; o trabalho também foi desenvolvido

por Bressan, Braga e Lima (2004), que, com a utilização do modelo de risco proporcional de Cox, avaliaram a insolvência das cooperativas de crédito rural que integravam o sistema Crediminas; o terceiro estudo foi o desenvolvido por Bressan (2009) no qual, utilizando os indicadores do Sistema PEARLS, calculou a possibilidade de insolvência das cooperativas de crédito ligadas ao sistema SICOOB-Brasil e ao SICOOB-Crediminas, utilizando o Modelo Logit.

2.5 DESCRIÇÃO DAS TÉCNICAS COM RELAÇÃO AO PROBLEMA E ANÁLISE DOS DADOS

A finalidade deste capítulo é mostrar uma fundamentação teórica sobre as técnicas utilizadas para a resolução do problema de pesquisa. Primeiramente será feita uma breve revisão de literatura sobre árvore de decisão e uma revisão com maior nível de detalhamento sobre redes neurais artificiais (RNAs), que está inserida no objetivo principal desta pesquisa.

2.5.1 Árvore de decisão

Árvore de decisão é uma técnica classificada no contexto de mineração de dados (*data mining*), e utilizada para classificar, e gerar padrões de dados. O conhecimento é gerado no formato de árvore de decisão e posteriormente pode ser traduzido em regras. Visualmente é apresentado como uma árvore, as regras são as folhas dessa árvore, que representam a classificação dos dados analisados, o que torna muito mais fácil para o usuário analisar e compreender, pois cada regra tem início na raiz da árvore, e caminha até suas folhas (LIMA, 2007).

De acordo com Han e Kamber (2006), mineração de dados é o processo de descoberta de conhecimento em grande quantidade de dados armazenados em bases de dados, é a etapa mais importante do processo de aquisição de conhecimento. A mineração de dados procura padrões, associações, mudanças, anomalias e estruturas significativas entre os dados e assim consegue informações valiosas em base de dados volumosa.

De acordo com Lemos, (2003) foi um professor da Universidade de Sidney, Austrália, Ross Quinlan, o criador da tecnologia que permitiu o aparecimento das árvores de decisão, sendo considerado o “pai das árvores de decisão”. A contribuição feita por Quinlan foi a elaboração de um novo algoritmo chamado ID3, desenvolvido em 1983.

O ID3 e suas evoluções (ID4, ID6, C4.5, See 5) são muito bem adaptados para usar em conjunto com as árvores de decisão, na medida em que eles produzem regras ordenadas pela importância, essas são utilizadas para produzir um modelo de árvore de decisão dos fatos que afetam os itens de saída (DWBRASIL, 2002 apud LEMOS, 2003).

As árvores de decisão fazem parte dos métodos de classificação, são usadas quase sempre com a tecnologia de indução de regras, mas são únicas no sentido de apresentar os resultados em um formato de priorização. Diante disso, o atributo mais importante de uma árvore de decisão é apresentado através do primeiro nó, e os menos relevantes são mostrados nos nós subsequentes. A principal vantagem de uma árvore de decisão é que toma uma decisão, levando em consideração o atributo que é mais importante, além de serem de fácil compreensão, pois, ao apresentar os atributos em ordem de importância, elas permitem que se conheçam os fatores mais influentes em seu trabalho (LEMOS, 2003).

Árvores de decisão são estruturas que podem ser utilizadas para dar a capacidade de aprender com as informações geradas, bem como para a tomada de decisões, e o aprendizado ocorre, na medida em que observa suas interações com o mundo e seu processo interno de tomada de decisão.

De acordo com Gama (2000 apud Lemos, Steiner e Neviola, 2005), a árvore de decisão utiliza uma estratégia chamada dividir-para-conquistar, um problema complexo é decomposto em subproblemas mais simples, essa mesma técnica é aplicada a cada subproblema. A capacidade de discriminação de uma árvore de decisão advém das seguintes características: divisão do espaço definido pelos atributos em subespaços e a cada espaço é associada uma classe.

De acordo com Garcia (2000), as árvores de decisão são induzidas a partir de um conjunto de exemplos de treinamento em que as classes são previamente conhecidas sendo constituídas de:

- nodos (nós) que representam atributos previsores;
- arcos (ramos), provenientes destes nodos e que recebem os valores possíveis para estes atributos;
- nodos folha (folha da árvore), que representam as diferentes classes de um conjunto de treinamento, ou seja, cada folha está associada a uma classe.

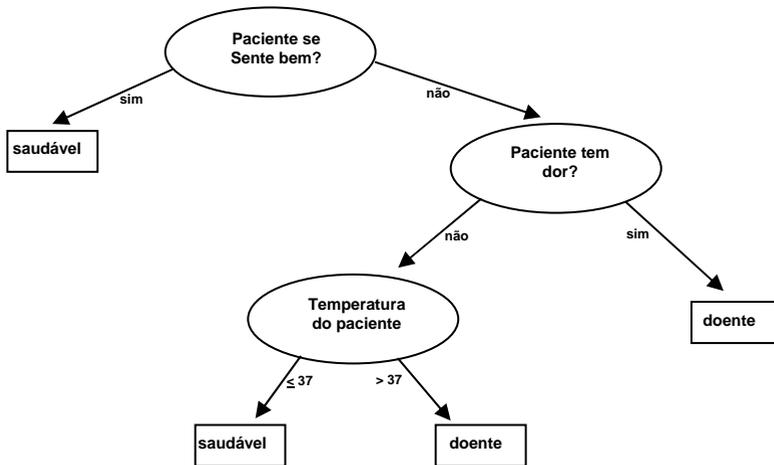
Cada percurso na árvore (da raiz à folha) corresponde a uma regra de classificação, na árvore de decisão cada nó deve estar associado a um atributo que é o mais informativo entre os atributos ainda não considerados no caminho desde a raiz (LEMOS, 2003).

Ainda, de acordo com Carvalho (2005), a classificação de um exemplo ocorre, ao fazer aquele exemplo “caminhar” pela árvore a partir do nó raiz, procurando percorrer os ramos que unem os nós, de acordo com as condições que esses mesmos ramos representam, ao atingir um nó folha, a classe que rotula aquele nó folha é atribuída àquele exemplo.

De acordo com Quinlan (1993), a árvore de decisão tem a função de criar divisões em um conjunto de treinamento até que a obtenção através dessa divisão crie subconjuntos que contenham casos de única classe, obtendo assim um modelo que servirá para classificações futuras.

Para a construção de uma árvore de decisão, a ideia base é: escolher um atributo; estender a árvore adicionando um ramo para cada valor do atributo; passar o exemplo para as folhas, para cada folha, se todos os exemplos são da mesma classe, associar essa classe à folha, senão repetir novamente os quatro passos. Cada percurso na árvore (da raiz à folha) corresponde a uma regra de classificação.

Monard e Baranauskas (2003) citam o exemplo abaixo de uma árvore de decisão para o diagnóstico de um paciente, cada elipse significa um teste para um determinado grupo de dados de pacientes em um atributo e cada retângulo representa uma classe. Com isso, para classificar ou diagnosticar um paciente basta começar pela raiz e caminhar, até que uma folha seja atingida.



FONTE: Monard e Baranauskas (2003).

Figura 2 – Árvore de decisão simples para diagnóstico de um paciente.

Ao observar a figura 02, fica fácil identificar que a árvore é representada por um conjunto de regras, cada regra começa na raiz e caminha até uma das folhas:

```

if paciente se sente bem = sim then
    classe = saudável
else
    if paciente tem dor = não then
        if temperatura do paciente  $\leq 37$  then
            classe = saudável
        else {temperatura do paciente  $\square 37$ }
            classe = doente
        end if
    else {paciente tem dor = sim}
        classe = doente
    end if
End if

```

Na concepção de Pereira, Crespo e Domínguez (2007), a indução de regras corresponde ao processo de descoberta de padrões numa série de dados, consistindo na descoberta de regras de previsão do tipo *inf...then*, em que *if*, a “condição” da regra específica de alguns atributos e *then*, a “ação” da regra que prevê um valor para determinado atributo.

Lemos, Steiner e Nievola (2005) afirmam que as árvores de decisão podem ser representadas por um conjunto de regras do tipo sentença (*if-then*). As regras são escritas considerando o percurso da raiz até a folha da árvore, e em virtude das árvores de decisão tenderem a crescer muito, como demonstrado em algumas aplicações, elas são muitas vezes substituídas pelas regras, isso porque as regras podem ser facilmente modularizadas, uma regra que pode ser facilmente compreendida.

Para a construção de uma árvore de decisão, deve-se iniciar a partir de um conjunto de treinamento que contenha exemplos previamente conhecidos, dados históricos, negativos e positivos. Para a geração de uma árvore de decisão com uma taxa alta de predição, é necessário fazer a escolha correta dos atributos que serão utilizados para os testes em agrupamentos de casos, e esses testes devem gerar uma árvore com o menor número possível de subconjuntos, fazendo com que cada folha tenha o maior número possível significativo de casos, o ideal é que a árvore seja a menor possível (LEMONS, 2003).

Ainda de acordo com Lemos (2003), como analisar todas as possibilidades seria algo absurdo, vários métodos foram desenvolvidos e aplicados na escolha dos atributos e dos testes a serem utilizados. Porém, em dois pontos houve a concordância de todos: a divisão em que são mantidas todas as proporções de classes em todas as partições é inútil; e divisão em que, em cada partição, os exemplos são da mesma classe tem utilidade máxima, uma vez feita a escolha, as outras possibilidades não são mais exploradas.

Para realizar a escolha de um atributo, é necessário o conhecimento de dois conceitos: entropia e ganho de informação. Entropia é a medida de aleatoriedade de uma variável. Também pode ser definida como medida que indica a homogeneidade dos exemplos contidos em um conjunto de dados. Ela caracteriza a pureza e impureza de exemplos (OSÓRIO, 2000).

A construção de uma árvore de decisão é guiada pelo objetivo de diminuir a entropia, ou seja, a aleatoriedade, que é a dificuldade de previsão da variável objeto. Para isso, utiliza-se o ganho de informação, que, de acordo com Carvalho (2005), dá a redução da entropia causada pela partição dos exemplos de acordo com os valores do atributo. O ganho de informação representa a diferença entre a quantidade de informação necessária para uma predição correta e as correspondentes quantidades acumuladas dos segmentos resultantes após a introdução de um novo teste para o valor de determinado atributo.

Como vantagens das árvores de decisão, pode-se citar o fato de ser um método não paramétrico, por isso não assume nenhuma distribuição particular para os dados e pode construir modelos para qualquer função, desde que o número de exemplos de treino seja eficiente; a estrutura da árvore de decisão é independente das escalas das variáveis; elevado grau de interpretabilidade; é eficiente na construção de modelos e robusto com relação a presença de pontos extremos e atributos redundantes ou irrelevantes.

2.5.2 Redes neurais artificiais (RNA)

O desenvolvimento das redes neurais artificiais teve início há aproximadamente 60 anos, motivado por um desejo de tentar compreender o cérebro e emular algumas de suas forças (FAUSETT, 1995).

De acordo com Lemos (2003), as primeiras informações sobre a neurocomputação foram registradas em 1943, em artigos do neurobiologista Warren McCulloch de *Massachusetts Institute of*

Technology – MIT e Walter Pitts matemático da Universidade de Illinois, os quais sugeriram a construção de uma máquina baseada ou inspirada no cérebro humano. Dessa forma, fizeram analogicamente a comparação das células nervosas a um processo eletrônico num trabalho publicado sobre neurônios formais. O referido trabalho evidenciava que uma coleção de neurônios era capaz de calcular certas funções lógicas.

Em 1949, Donald Hebb escreveu um livro intitulado: “*The organization of behavior*” (A organização do comportamento). De acordo com a teoria publicada em sua obra, “se um neurônio A é repetidamente estimulado por outro neurônio B, ao mesmo tempo que ele está ativo, ele ficará mais sensível aos estímulos de B, e a conexão sináptica de B para A será mais eficiente. Deste modo, B achará mais fácil estimular A para produzir uma saída.”, com isso Hebb foi o primeiro a propor uma lei de aprendizagem específica para as sinapses dos neurônios (TABIANA, 2000 apud LEMOS, 2003).

Ainda de acordo com Tabiana (2000 apud Lemos 2003), após essa publicação, muitos outros autores desenvolveram trabalhos sobre redes neurais artificiais. O primeiro neurocomputador foi construído em 1951 e foi denominado de Snark, por Mavin Minsky. Apesar da continuidade das pesquisas, os artigos e livros faziam uma previsão pouco confiável para a época sobre máquinas e sistemas tão poderosos quanto o cérebro humano, e isso tirou toda a credibilidade sobre esses estudos, com isso, seguiu-se uma época de poucas pesquisas, período esse que perdurou de 1967 a 1982.

A partir dos anos 80, muitos pesquisadores passaram a publicar propostas para a exploração e desenvolvimento de redes neurais, bem como as suas aplicações, e o fato mais importante foi a fundação em 1983 por Ira Skurnick, um administrador de programas, da *DARPA* (*Defense Advanced Research Projects Agency*), pesquisas em neurocomputação. Outro ilustre pesquisador que emergiu nesse período foi John Hopfield, físico renomado mundialmente, que escreveu artigos que percorreram o mundo todo, o que persuadiu cientistas, matemáticos e tecnólogos qualificados a pesquisarem nessa área (LEMOS, 2003).

Em 1986, Rumelhart, Hinton e Willians introduziram o poderoso método Backpropagation, nesse ano, a pesquisa sobre redes neurais artificiais foi estimulada com a publicação do livro *Parallel Distributed Processing*” (Processamento Distribuído Paralelo), editado por David Rumelhart e James McClelland (MENDES FILHO, 1997 apud LEMOS, 2003).

A seguir, apresenta-se a tabela 15 com o resumo dos principais fatos históricos sobre a pesquisa em redes neurais em ordem cronológica.

Tabela 15 – Cronologia RNA.

Ano	Acontecimento
1943	McCullouch e Pitts estabelecem as bases da neurocomputação, com modelos matemáticos. O trabalho fazia uma analogia entre células vivas e o processo eletrônico, simulando o comportamento do neurônio natural, em que o neurônio possuía apenas uma saída, que era uma função da entrada <i>threshold</i> e da soma do valor de suas diversas entradas.
1949	Hebb traduziu matematicamente a sinapse dos neurônios biológicos. O psicólogo Donald Hebb demonstrou que a capacidade de aprendizagem em redes neurais vem da alteração da eficiência sináptica, isto é, a conexão somente é reforçada se tanto as células pré-sinápticas quanto as pós-sinápticas estiverem excitadas.
1951	Minski constrói o <i>Snark</i> , primeiro neurocomputador com capacidade de aprendizado, ou seja, ajustava automaticamente os pesos entre as sinapses, porém não executou nenhuma função útil.
1957	Rosenblatt concebeu o “perceptron”, que era uma rede neural de duas camadas, usado no reconhecimento de caracteres.
1958	Rosenblatt mostrou em seu livro (<i>Principles of Neurodynamics</i>) o modelo dos “perceptrons”. Nele, os neurônios eram organizados em camada de entrada e saída, em que os pesos das conexões eram adaptados a fim de se atingir a eficiência sináptica.
1960	Widrow e Hoff propuseram a rede Adaline (<i>Adaptive Linear Network</i>) e o Madaline (<i>Many Adaline</i>) perceptron. O <i>Adaline/Madaline</i> utilizou saídas analógicas em uma arquitetura de três camadas.

- 1962 Widrow fundou a primeira empresa de circuitos neurais digitais, a *Memistor Corporation*.
- 1967 Ocorreu a finalização da concessão de verbas destinadas à pesquisa de redes neurais (TATIBANA, 2000)
- 1974 Werbos lançou as bases para o algoritmo de retropropagação (*Back-Propagation*).
- 1986 Rumelhart, Hinton e Williams introduziram o poderoso método *Back-Propagation*.

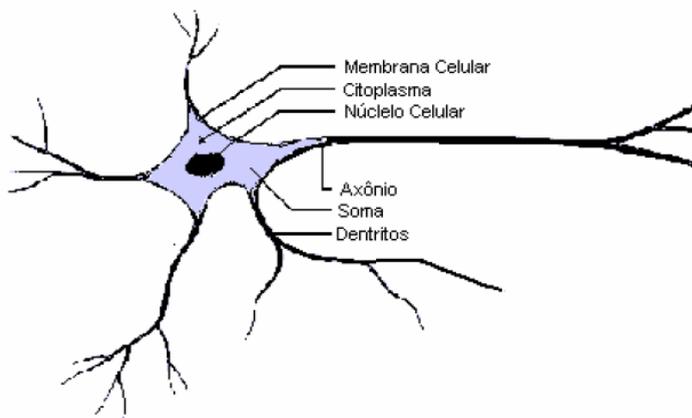
FONTE: LEMOS, 2003.

As redes neurais artificiais (RNA) reproduzem o funcionamento do cérebro humano de maneira simplificada, de acordo com Kohonen (1988), noções sobre o funcionamento da memória, por exemplo, princípios associativos ou capacidade de aprendizado inspiram os modelos de redes neurais artificiais.

Uma rede neural é, portanto, um modelo matemático que tem inspiração no funcionamento do cérebro humano (figura 3), pois possui a característica de aprendizado, é uma técnica útil, quando há a necessidade de reconhecer padrões a partir do acúmulo de experiência ou de exemplos, cuja representação é complexa.

As RNAs são a possibilidade da criação de modelos matemáticos que possuem a capacidade de processar as informações, inspirados numa estrutura física natural: o cérebro humano. Vale lembrar que as RNAs não pretendem replicar o cérebro humano, apenas utilizam como inspiração fatores já conhecidos sobre o seu funcionamento, essencialmente a sua capacidade de aprender, de tomar decisões, de adaptar-se mesmo com a presença de sinais ruidosos (HARTMANN, 2002).

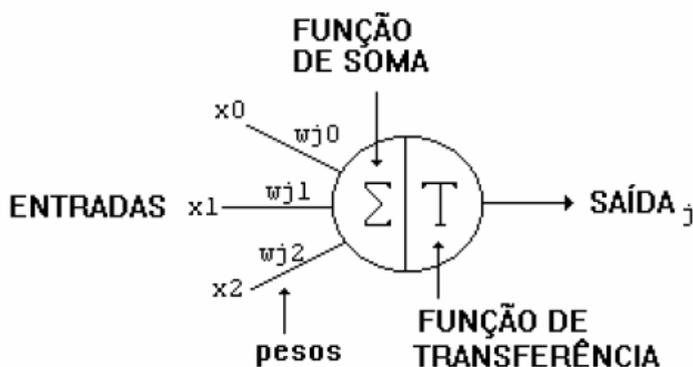
Constituintes da célula



FONTE: Lemos, 2003.

Figura 3 – Neurônio biológico.

De acordo com Tafner (1998), o neurônio artificial (figura 4) é uma estrutura lógico-matemática que procura simular a forma, o comportamento e as funções de um neurônio biológico, em que os dendritos foram substituídos por entradas, cujas ligações com o corpo celular artificial são realizadas através de elementos chamados de peso. Os pesos, por sua vez, simulam as sinapses, os estímulos captados pelas entradas são processados pela função de soma, e o limiar de disparo do neurônio biológico foi substituído pela função transferência.



FONTE: Lemos, 2003.

Figura 4 – Neurônio artificial.

Um neurônio artificial é capaz de acumular o valor somado dos produtos ocorridos entre as entradas e os pesos, processar esse valor através de uma função de ativação e passá-lo adiante através da saída, o que se denomina função de transferência. Combinando diversos neurônios artificiais, forma-se o que é denominado de Rede Neural Artificial (LEMOS, 2003).

São essas características que demonstram a principal qualidade das RNAs, a sua capacidade de aprender com exemplos e de fazer a generalização sobre qual é o padrão do conjunto de dados treinados, sendo possível à RNA a interpretação de outros padrões similares, mas não necessariamente idênticos aos utilizados durante o processo de treinamento da RNA (MACIEL, 2005).

As RNAs consistem em um método de solucionar problemas que envolve inteligência artificial, construindo um circuito que simule, portanto, o cérebro humano, inclusive no seu comportamento: aprendendo, errando e fazendo descobertas. São técnicas computacionais que têm sua estrutura inspirada na estrutura neural e organismos inteligentes que adquirem conhecimento através da experiência.

Haykin (2001) definiu rede neural como um processador maciço paralelamente distribuído, constituído de unidades simples de processamento, que naturalmente armazena conhecimento experimental e o disponibiliza para o uso.

Bialoskorski Neto, Nagano e Moraes (2006) evidenciam que as RNAs são caracterizadas com avançada tecnologia de suporte e apoio à decisão, são baseadas em simulações matemáticas que são semelhantes à lógica do raciocínio humano, e são obtidas pela correlação de variáveis relevantes em uma determinada análise.

De maneira geral, a operação de uma célula da rede neural se resume em:

- sinais são apresentados na entrada;
- cada sinal é multiplicado por um peso que indica sua influência da saída da unidade;
- é feita a soma ponderada dos sinais que produz um nível de atividade;
- se este nível excede um limite (*threshold*), a unidade produz uma saída.

Como as RNAs possuem caráter dinâmico, podem se autoajustar para algumas funções, em virtude disso, elas normalmente são utilizadas para fazer previsão em ambientes mutáveis. Por isso, as RNAs são utilizadas em situações em que não se pode estabelecer um modelo exato ou quando o ambiente possui como característica excessivas mudanças.

De acordo Bialoskorki, Nagano e Moraes (2006), para a implementação de uma RNA, são necessárias as quatro etapas a seguir:

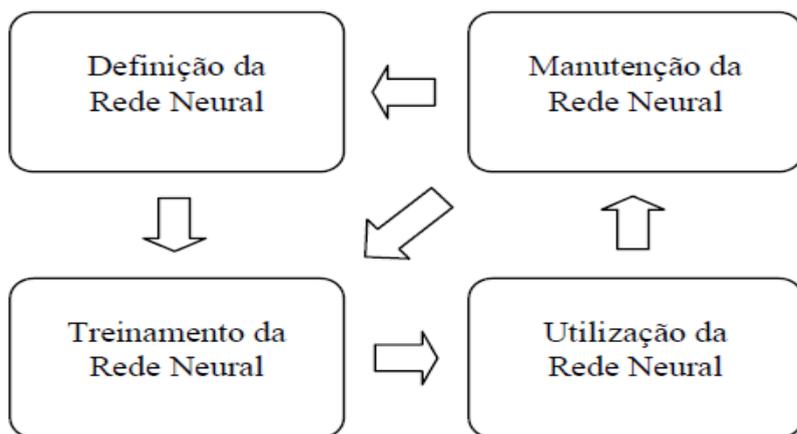
a) Definição da rede: é o desenvolvimento teórico da RNA, nessa etapa, é necessário definir os problemas que a RNA deverá solucionar, bem como as variáveis relevantes, para que se tenha a resposta do problema proposto.

b) Treinamento: a RNA deve ser treinada, para que haja o aprendizado, em razão disso, essa etapa é de fundamental importância, pois é no treinamento que se faz a validação da RNA, nessa etapa, inserem-se os dados na RNA, e executa-se o treinamento que pode ser supervisionado ou não. Treinamento supervisionado é quando a RNA recebe os dados de entrada, e quais devem ser os resultados de saída, analisados previamente e estabelecidos pesos de correlação. Ao contrário, no treinamento não supervisionado, a RNA analisa as diversas informações e determina as semelhanças, aprendendo a utilizar essas informações em sua saída.

c) Utilização da RNA: depois que a RNA foi treinada, o método passa a fornecer dados confiáveis, através da utilização de estimativas, pode-se entrar com novos dados para verificar como certa alteração teria

efeito sobre determinada função ou resultado para a qual a rede tenha sido treinada.

d) **Manutenção:** se houver grandes mudanças no ambiente ou mesmo variáveis de grande relevância, a rede deverá receber manutenção, para que os pesos das conexões e as correlações estejam sempre atualizados.



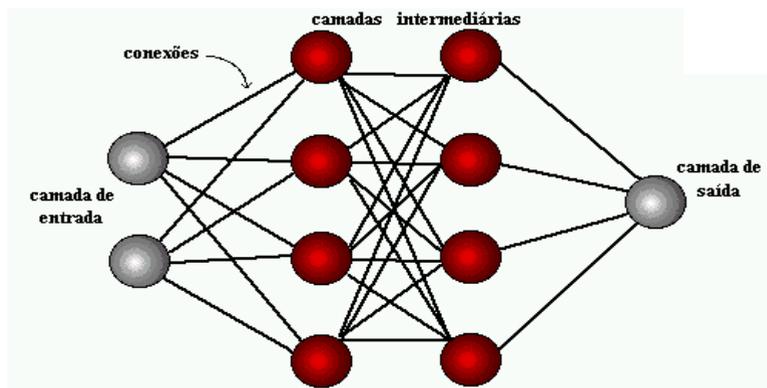
FONTE: Tafner; Xerez e Rodrigues Filho (1995) apud Bialoskoski; Nagano e Moraes (2006).

Figura 5 – Ciclo de vida de uma rede neural.

A RNA é um sistema de neurônios ligados por conexões sinápticas e divididos em neurônios de entrada, que recebem os estímulos do meio externo, que correspondem aos neurônios dos órgãos do sentido, neurônios intermediários ou *hidden* (ocultos) e neurônios de saída, que se comunicam com o exterior e correspondem aos motoneurônios que são os neurônios biológicos que excitam os músculos (BARRETO, 2002). Como já foi dito, a RNA possui uma etapa de treinamento em que os pesos das suas conexões são ajustados de acordo com os padrões apresentados. Resumindo, as RNAs aprendem através de exemplos.

A camada de entrada (neurônio de entrada) é onde os padrões são apresentados à rede; nas camadas intermediárias ou ocultas (neurônio intermediário), é feita a maior parcela de processamento, e, através das conexões ponderadas, que podem ser definidas como extratoras de

características; e a camada de saída (neurônio de saída), em que o resultado final é concluído e apresentado (figura 6).



FONTE: Silva, Spatti e Flauzino, 2010.

Figura 6 – Rede neural artificial.

De acordo com Rumelhart, Widroe e Ler (1994), uma rede neural possui, no mínimo, duas camadas, a camada de entrada de dados e a de saída de dados, mas, somente com duas camadas, possui um desempenho muito limitado, por isso, faz-se necessária a adição de uma camada intermediária. Com essa configuração da RNA, cada neurônio está ligado com todos os outros das camadas vizinhas, mas não se comunica com neurônios da mesma camada, além da comunicação ser unidirecional e, com isso, apresenta um comportamento estático.

Para Barreto (2002, p. 16), os neurônios internos ou intermediários são importantes por vários aspectos:

Importância biológica: por corresponder a uma atividade do sistema nervoso que pode apresentar uma independência de excitações externas. Com efeito, se entre estes neurônios houver ligações formando ciclos, e considerando ainda um certo tempo de resposta de um neurônio, após cessar toda excitação exterior pode haver nestes neurônios internos uma evolução de um vetor representativo de excitação destes neurônios. Esta excitação pode provocar uma evolução durante um tempo relativamente longo e pode ser interpretada como uma metáfora da mente, onde pensamentos vêm e voltam, sem estímulo exterior.

Importância matemática: desde que se provou que sem estes neurônios é impossível uma RNA resolver problemas classificados como linearmente não separáveis.

As RNAs passam por um processo de treinamento de casos reais conhecidos, e, através desse processo, adquirem a sistemática necessária para executar adequadamente o processo desejado com os dados fornecidos. Diante disso, pode-se afirmar que as RNAs têm a capacidade de extrair regras básicas a partir dos dados reais que foram fornecidos e se diferenciam com isso da computação programada, em que é necessário um conjunto de regras rígidas prefixadas e algoritmos.

2.5.2.1 Arquiteturas de redes neurais artificiais e processos de treinamento

A arquitetura de uma RNA é a forma como os seus diversos neurônios estão dispostos uns em relação aos outros. Esses arranjos são essencialmente estruturados através do direcionamento das conexões sinápticas dos neurônios. Já a tipologia de uma RNA, considerando a sua arquitetura, é definida como as diferentes formas de composições estruturais que essa poderá assumir (SILVA; SPATTI; FLAUZINO, 2010).

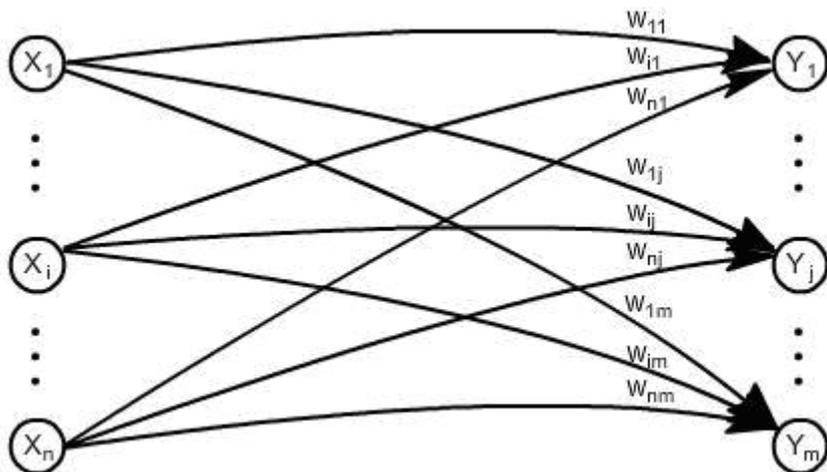
Ainda de acordo com os autores acima citados, o treinamento de uma arquitetura específica (RNA) consiste em aplicar um conjunto de passos ordenados com o intuito de ajustar os pesos e os limiares dos neurônios, esse conjunto de passos é conhecido como algoritmo de aprendizagem. Eles então sintonizam a RNA para que as respostas estejam próximas dos valores desejados. Resumidamente, o que faz as redes neurais diferirem entre si são os tipos de conexões e formas de treinamento. Basicamente, os itens que compõem uma rede neural e, portanto, sujeitos a modificações são:

- forma de conexões entre camadas;
- número de camadas intermediárias;
- quantidade de neurônios em cada camada;
- função de transferência;
- algoritmo de aprendizado.

Diversos modelos de RNAs são encontrados na literatura (SATANLEY, 1990), tais modelos são divididos em dois principais

grupos: redes *feed-forward* de camada simples e redes *feed-forward* de múltiplas camadas. Esses dois tipos de RNA se diferenciam pela forma como os neurônios são interligados para transmitir a informação. Em redes *feed-forward* de camada simples, há apenas uma camada de entrada e uma única camada de neurônio, que é a própria camada de saída. O fluxo de informação segue sempre na mesma direção (unidirecional) da camada de entrada à camada de saída. Através da figura 6, observa-se que a quantidade de saídas sempre coincidirá com o número de neurônios.

Entre os principais tipos de RNA do tipo *feed-forward* de camada simples, estão a *Perceptron* e a *Adaline*.

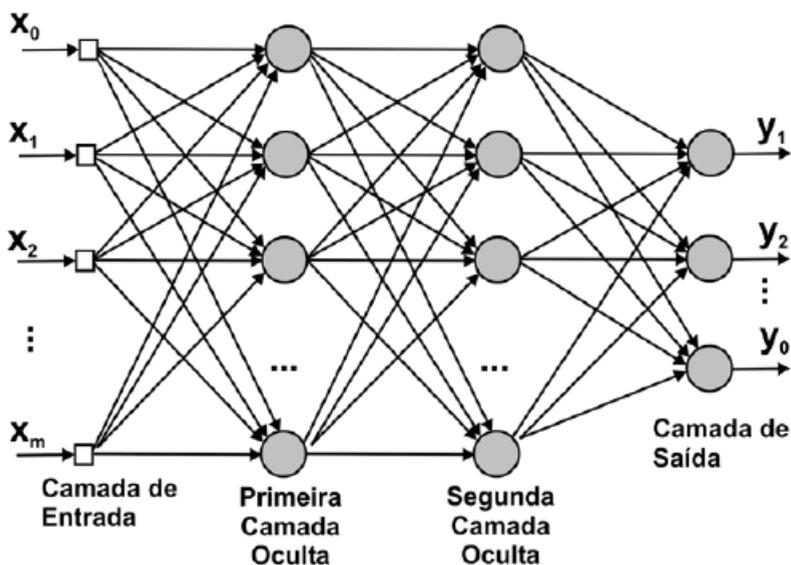


FONTE: Silva; Spatti; Flauzino, 2010.

Figura 7 – Exemplo de rede *feedforward* de camada única.

Nas RNAs do tipo *feed-forward*, várias camadas são organizadas horizontalmente, assim cada neurônio conecta-se e envia informações para todos os neurônios da camada seguinte. Nas RNAs *feed-forward*, então se tem o que foi apresentado acima, uma rede com três camadas: neurônios de entrada que introduzem as informações na rede, neurônios de saída que transmitem as respostas da rede e os neurônios intermediários que são colocados entre os neurônios de entrada, e saída, e são responsáveis pelo processamento das informações. Entre os principais tipos de redes *feed-forward* de multicamadas pode-se destacar

a *Perceptron* multicamadas (*multilayer Perceptron* – MLP) e as redes de base radial (*radial basis function* – RBF).

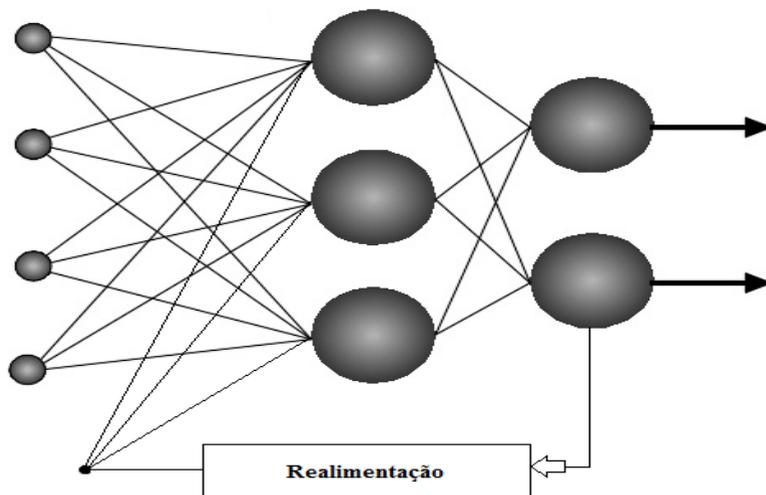


FONTE: Silva; Spatti; Flauzino, 2010.

Figura 8 – Exemplo de rede *feedforward* de camadas múltiplas.

Existe ainda a RNA de arquitetura recorrente ou realimentada, que, de acordo com Silva, Spatti e Flauzino (2010, p. 49):

São redes em que as saídas dos neurônios são realimentadas como sinais de entrada para os neurônios. A característica da realimentação qualifica tais redes para processamento dinâmico de informações, isto é, estas podem ser utilizadas em sistemas variantes em relação ao tempo, como previsão de séries temporais, otimização e identificação de sistemas, controle de processos, etc.

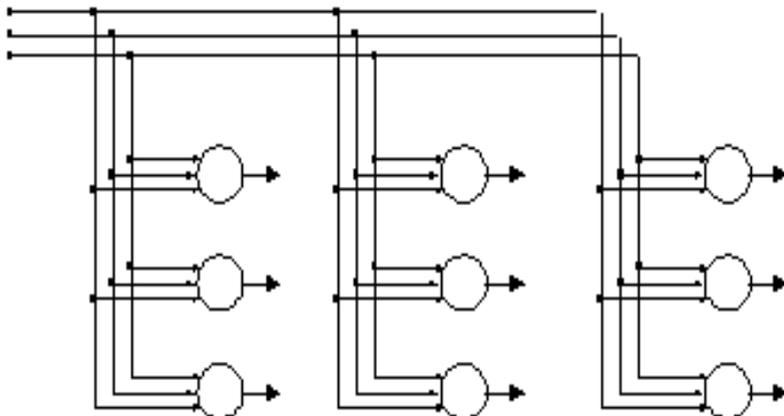


FONTE: Silva, Spatti e Flauzino, 2010.

Figura 9 – Exemplo de rede recorrente.

A rede de Hopfield e a rede Perceptron, multicamadas com realimentação entre os neurônios situados em camadas distintas, estão entre as principais redes de arquitetura recorrente ou realimentada.

Finalmente, há a RNA de arquitetura reticulada, que tem, como principal característica, o fato de considerar a disposição espacial dos neurônios, visando a propósitos de extração de características, ou seja, a localização dos neurônios está diretamente ligada com o processo de ajuste dos pesos e limiares. A rede Kohonen é a principal representante da RNA de estrutura retícula.



FONTE: Silva; Spatti; Flauzino, 2010.

Figura 10 – Exemplo de rede com estrutura reticulada.

As RNAs *feed-forward* são atualmente as mais populares, principalmente por existirem métodos de aprendizados bastante difundidos na literatura e fáceis de usar.

2.5.2.2 O aprendizado e o treinamento da RNA

De acordo com Barreto (2002), aprender é o ato que produz um comportamento diferente a um estímulo que vem do exterior, devido às estimulações que foram recebidas no passado, pode-se dizer que de certa forma é o mesmo que aquisição de conhecimento. Em IA (inteligência artificial), é muito comum se falar que a máquina “aprende”, e a função de aprender pode ser considerada um atributo essencial num comportamento inteligente.

Diante do exposto, verifica-se que a propriedade mais importante das RNAs é a sua habilidade de aprender com o ambiente e, a partir disso, melhorar o seu desempenho. Isso é feito através de um processo interativo de ajustes aplicados aos seus pesos no treinamento. A RNA atinge o aprendizado quando consegue uma solução generalizada para uma classe de problemas.

O processo de treinamento de uma RNA consiste em aplicar passos ordenados que são necessários para sintonizar os pesos sinápticos, e liminares do neurônio, e tem como objetivo final a generalização de soluções a serem produzidas pelas suas saídas, cujas

respostas são representativas do sistema físico que essas estão mapeando (SILVA; SPATTI; FLAUZINO, 2010).

Esse conjunto de passos ordenados para o treinamento denomina-se algoritmo de aprendizagem. Ao longo do treinamento, então, a RNA será capaz de extrair características discriminantes do sistema a ser mapeado pelo intermédio de amostras que foram retiradas de seu contexto.

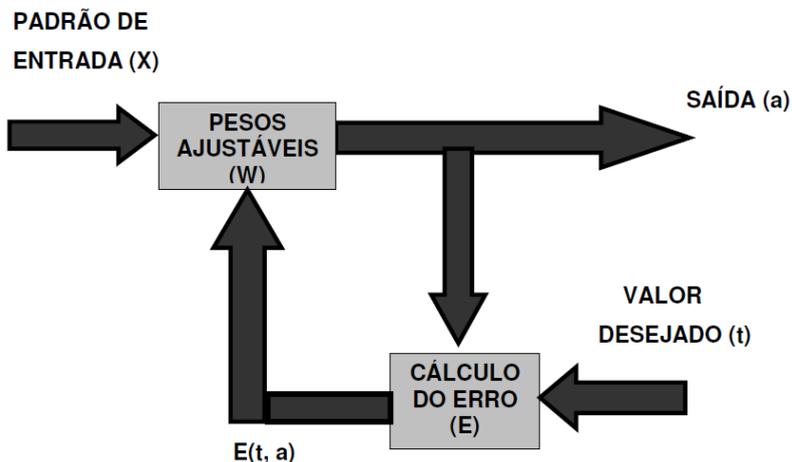
De acordo com Silva, Spatti e Flauzino (2010), normalmente a amostra do sistema é dividida em dois subconjuntos: subconjunto de treinamento e subconjunto de testes. O subconjunto de teste é composto aleatoriamente com cerca de 60 a 90% da amostra, e subconjunto de treinamento, com cerca de 40 a 10% da amostra. O subconjunto de treinamento será utilizado para treinar a rede, e o subconjunto de testes será utilizado para testar a rede, ou seja, para determinar se os aspectos referentes à generalização de soluções por parte da rede já estão em patamares aceitáveis, possibilitando assim a validação da RNA.

Pode-se afirmar que a independência de quem aprende pode ser obtida pela memorização, pode ser contada, por exemplo, por analogia, por exploração e descobertas. As RNAs aprendem principalmente por uma mistura de exemplos, analogia e exploração de descobertas. Um outro modo de classificar o aprendizado é pela presença ou não da realimentação explícita do mundo exterior (BARRETO, 2002).

Realimentação explícita significa a presença de um professor que, em certos intervalos de tempos, assinala erros e acertos, já a realimentação não explícita, por sua vez, é caracterizada pelo aprendizado sem a presença do professor, diferencia-se em aprendizado supervisionado e aprendizado não supervisionado.

Aprendizado supervisionado: como o próprio nome sugere, ocorre, quando existe a intervenção do professor, e, com isso, existem exemplos de saídas esperadas para determinadas situações da base de treinamento, ao compararem-se os resultados obtidos e esperados, pode ser feita uma adaptação dos pesos das conexões com o objetivo da minimização do erro, tendo assim um aprendizado por exemplos (BIALOSKORKI; NAGANO; MORAES, 2006).

No aprendizado supervisionado, então, existe a figura do “professor” que indica se o comportamento foi bom ou ruim de acordo com o padrão de entrada, ou seja, a cada exemplo apresentado, uma correção é introduzida, depois que se observa a saída da rede.



FONTE: Lemos, 2003.

Figura 11 – Esquema do aprendizado supervisionado.

Aprendizado não supervisionado: ao contrário do supervisionado, esse tipo de aprendizado não possui exemplos para fazer a comparação com seu erro, baseando-se, assim, na auto-organização, portanto não há agente externo (professor) que indica a resposta desejada para os padrões de entrada da RNA, utilizam-se, entretanto, exemplos semelhantes, para que a RNA possa responder de maneira semelhante.

Barreto (2002) salienta que o aprendizado não supervisionado ocorre, quando, para se fazer modificações nos valores das conexões sinápticas, não se utilizam informações que apontem se a resposta da rede foi correta ou não, usa-se então um esquema de exemplo de coisas semelhantes, para que a RNA possa responder de maneira semelhante.

Aprendizado com reforço: pode ser considerado uma variação das técnicas que utilizam o aprendizado supervisionado, as quais avaliam constantemente a defasagem de valor entre a resposta produzida pela rede em relação à respectiva saída desejada. Nesse tipo de aprendizado, os parâmetros internos dos neurônios são ajustados, baseando-se em quaisquer informações quantitativas ou qualitativas, vindas da interação com o sistema que está sendo mapeado, que são utilizadas pra medir o desempenho do aprendiz (SILVA; SPATTI; FLAUZINO, 2010).

Para a realização do aprendizado da RNA, é necessário um conjunto de regras bem definidas para a solução de determinado problema que se denomina algoritmo de aprendizado. Existem vários modelos de algoritmos de aprendizado específicos para determinados

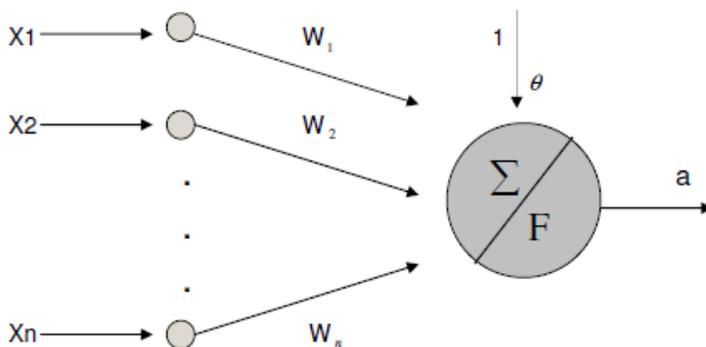
tipos de redes, os quais diferem entre si, principalmente pela maneira como os pesos são modificados.

Ressalta-se que a RNA se baseia nos dados para extrair o seu modelo, diante disso, a fase de treinamento da RNA deve ser muito rigorosa e verdadeira a fim de evitar modelos espúrios. A RNA armazena todo o seu conhecimento nas sinapses, que são os pesos atribuídos às conexões entre os neurônios, em virtude disso normalmente de 50% a 90% dos dados são separados para o treinamento da rede, e a escolha deve ser feita de forma aleatória, para que a rede aprenda e não decore os dados exemplos, o restante dos dados é apresentado à RNA no momento do teste da rede, para que ela possa sozinha deduzir corretamente a relação entre os dados.

2.5.2.3 Características gerais das redes neurais artificiais

De acordo com Tafner (1998), uma rede neural artificial é composta por várias unidades de processamento, essas unidades são geralmente conectadas por canais de comunicação associadas a determinados pesos. Esses pesos, por sua vez, consistem num determinado modelo para simular detritos responsáveis pelas sinapses, são esses pesos que, alterando os seus valores, influenciam o resultado final da saída.

O funcionamento de uma rede neural artificial pode ser demonstrado através da figura 12.



FONTE: Lemos, 2003.

Figura 12 – Funcionamento de um neurônio artificial.

O vetor X representa um conjunto de n entradas, que, por sua vez, é multiplicado pelo vetor W , que é o vetor peso, e o produto $p = x \cdot w$ é aplicado aos canais de entrada do neurônio. A soma de todas as entradas ponderadas é então processada por uma função de ativação $F(x)$, que vai produzir o sinal de saída “a”, do neurônio:

$$y(t) = f\left(\sum_{i=1}^n w_i x_{i(t)} - \theta\right)$$

O parâmetro θ é um valor de limite interno conhecido *threshold* ou *offset*, t é tempo e f é uma função normalmente não linear chamada de função de ativação. Durante o processo de aprendizagem da rede neural, os pesos w são ajustados para determinar uma relação entrada-saída desejada, e essa relação determina o comportamento da rede.

A função de ativação é de extrema importância para o comportamento da RNA, pois é essa função que define a saída do neurônio artificial e, portanto, o caminho pelo qual a informação é conduzida. É através da função de ativação que são calculadas as respostas geradas pelas unidades.

De acordo com Steiner (1999), existem várias funções de ativação, sendo que as mais comuns são as descritas a seguir:

- Função passo, que produz uma saída binária, e, embora seja similar aos neurônios reais, é inadequada para o algoritmo de aprendizagem.
- Função linear, que elimina a descontinuidade em $x=$.
- Função sigmoidal, que adiciona alguma não linearidade.

2.5.3 A utilização das RNAs na previsão de insolvência

Já foram desenvolvidos trabalhos de previsão de insolvência utilizando RNAs. Estudos esses que, em sua grande maioria, foram desenvolvidos fora do Brasil, normalmente, em todos eles, ocorre a construção de uma rede neural e a comparação dessa rede com alguma técnica linear de análise discriminante, havendo também trabalhos que fazem a comparação com a regressão logística. Não há definição de qual é a melhor técnica: análise discriminante ou regressão logística, mas, na grande maioria dos estudos as RNAs, apresentam margens de acertos superiores às das outras técnicas.

Wislon e Sharda (1994), usando as variáveis do modelo do Z-score, realizaram um estudo, comparando as RNAs e a análise

discriminante. A RNA, utilizada na comparação, possuía uma estrutura do tipo 5 – 10 – 2 (5 nodos de entrada, 10 na camada intermediária e 2 na camada de saída). O estudo de Wilson e Sharda (1994) também apresentou uma novidade na metodologia, pois até o momento a RNA era construída com 50% de empresas solventes e 50% de empresas insolventes, e, no trabalho, foram utilizados três tipos de composição da amostra – 50 – 50%, 80 – 20% e 90 – 10%. Assim, foram construídos três modelos usando redes neurais e três modelos utilizando a análise discriminante, e cada um deles foi testado com três amostras de validação. Os resultados demonstraram a superioridade das RNAs em relação à análise discriminante, na distribuição da amostra, ficou evidenciado que a distribuição 50 – 50% é melhor.

Já Tam e Kiang (1992) compararam o desempenho das RNAs com o de uma série de outras técnicas discriminantes, entre elas, a análise discriminante e a regressão logística na previsão de falência de bancos. O modelo recebeu como entrada 19 índices financeiros, a RNA possuía apenas 1 camada intermediária e foi treinada com algoritmo *back-propagation*. Foram realizados três testes com o modelo: classificação da amostra de estimação/treinamento, classificação da amostra retida e o teste de Lanchenbruch (1967), e em todos os testes a RNA obteve uma margem de acerto superior aos demais métodos.

No Brasil, pode-se destacar os estudos de Almeida e Siqueira (1997), que utilizaram a RNA para avaliação de insolvência dos bancos brasileiros. Em seu estudo, foram utilizados 225 bancos atuantes no Brasil, a amostra foi composta de 54 bancos, sendo 27 bancos solventes e 27 insolventes, a amostra foi construída com o balanço do mês de julho de 1995. O modelo de RNA utilizado foi o *feed-forward* e o método de aprendizado, o de retropropagação. Os autores concluíram que as RNAs são capazes de considerar bancos em que a regressão logística não pode classificar por falta de dados.

No cooperativismo, destaca-se o trabalho de Bialoskorki, Nagano e Moraes (2006) que utilizaram a RNA para avaliação socioeconômica de cooperativas agropecuárias, que tinha como objetivo a eficiência da utilização da RNA na formação de *clusters* de cooperativas sob a visão financeira do grau de risco e da eficiência social. Eles concluíram que a RNA é recurso para classificar empresas, principalmente cooperativas, mas precisam de uma análise mais detalhada. Porém há uma coerência na classificação efetuada, que poderá indicar parâmetros diferentes de monitoramento, enfatizaram também que é possível gerar um novo método de previsão de desempenho de cooperativas, e isso pode ser

feito, porque a RNA é treinada de acordo com os parâmetros estabelecidos.

2.5.4 Support Vector Machines

De acordo com Lorena e Carvalho (2007), as máquinas de vetores de suporte (SVMs, do inglês *Support Vector Machines*) constituem uma técnica de aprendizado de máquina que vem recebendo uma atenção crescente da comunidade voltada a tal aprendizado. Os resultados de aplicação dessa técnica são comparáveis e muitas vezes superiores aos obtidos por outros algoritmos de aprendizado, como as redes neurais artificiais, exemplos de sucesso podem ser encontrados em diversos domínios, como na categorização de textos, análise de imagens e em bioinformática.

As máquinas de vetores de suporte (SVMs), desenvolvidas por Vapnik e colaboradores (GUNNN, 1998 apud OLIVEIRA JUNIOR, 2010), têm a capacidade de resolver problemas de classificação e regressão, adquirindo, com o aprendizado na etapa de treinamento, a capacidade de generalização.

As SVMs são embasadas pela teoria de aprendizado estatístico (TEA), que foi desenvolvido por Vapnik, essa teoria estabelece uma série de princípios que devem ser seguidos na obtenção de classificadores com boa generalização, definido como a sua capacidade de prever corretamente a classe de novos dados do mesmo domínio em que o aprendizado ocorreu (LORENA; CARVALHO, 2007).

Ainda, de acordo com Gonçalves (2010), as SVMs são fundamentadas na teoria de aprendizagem estatística (TEA) e foram desenvolvidas com o intuito de resolver problemas de classificação de padrões. Segundo Haykin (1999 apud GONÇALVES, 2010), as máquinas de vetores de suporte são uma outra categoria das redes neurais alimentadas adiante, ou seja, redes, cujas saídas dos neurônios de uma camada alimentam os neurônios da camada posterior, não ocorrendo a realimentação.

Gonçalves (2010) define que as máquinas de suporte vetorial (SVM) são técnicas que utilizam a teoria estatística de aprendizagem (TEA) em problemas de classificação binária (duas classes), que podem ser estendidas para classificação de múltiplas classes.

A teoria de estatística de aprendizagem visa a estabelecer condições matemáticas que permitem escolher um classificador, com um bom desempenho, para o conjunto de dados disponíveis para treinamento e teste. Simplificando, essa teoria busca encontrar um bom

classificador, levando em consideração todo o conjunto de dados, porém abstendo-se de casos particulares (GONÇALVES, 2010).

Para Almeida (2010), máquinas de vetores suporte (SVMs) é uma técnica de aprendizagem de máquina que vem destacando-se nas pesquisas de reconhecimento de padrões, obtendo resultados superiores aos alcançados por técnicas similares em várias aplicações.

De acordo com Smola et al. (1999 apud ALMEIDA, 2010), as características das SVMs que tornam seu uso atrativo são:

Boa capacidade de generalização: os classificadores gerados por uma SVM geralmente alcançam bons resultados de generalização, essa capacidade é medida por sua eficiência na classificação de dados que não pertençam ao conjunto utilizado no seu treino.

Robustez em grandes dimensões: as SVMs são robustas diante de objetos de grandes dimensões.

Convexidade da função objetiva: a aplicação das SVMs implica a otimização de uma função quadrática que possui apenas um mínimo global. Essa é uma vantagem sobre, por exemplo, as Redes Neurais Artificiais, em que há presença de mínimos locais na função objetiva a ser minimizada.

Teoria bem definida: as SVMs possuem uma base teórica bem estabelecida dentro da matemática e da estatística.

O funcionamento das máquinas de vetor suporte é definido da seguinte maneira: dadas duas classes e um conjunto de pontos que pertencem a essas, as máquinas de vetor suporte determinam o hiperplano que os separa, de forma a colocar a maior quantidade possível de pontos da mesma classe do mesmo lado, ao mesmo tempo em que a distância de cada classe a esse hiperplano é maximizada (MARINS; VELLASCO, 2008).

Ainda de acordo com Marins e Vellasco (2008), as máquinas de vetor suporte operam em um espaço de dimensão maior que a dimensão dos dados originais, no chamado espaço de características, e é ,nesse espaço, que se consegue a maximização que se deseja para a obtenção de uma melhor capacidade de generalização de classificação.

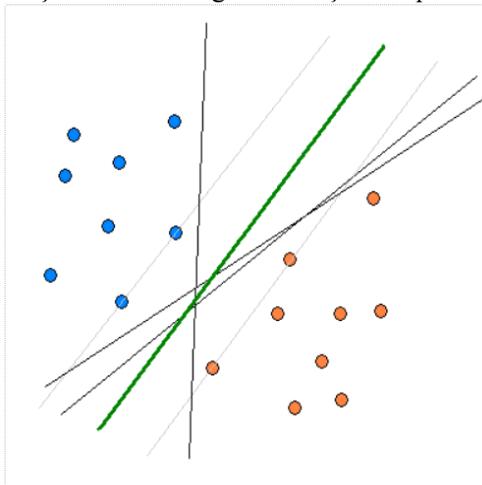
Considere um problema binário, o objetivo das SVMs é separar as instâncias em duas classes através de uma função que será obtida a partir de exemplos já conhecidos na fase de treinamento, produzindo um classificador que funcione adequadamente com os exemplos que não são conhecidos, ou seja, exemplos que não foram aplicados durante o treinamento. Com isso, as SVMs adquirem a capacidade de predizer as saídas de futuras novas entradas (OLIVEIRA JUNIOR, 2010).

O funcionamento da SVM em um problema de classificação binária é descrito da seguinte maneira: atribuídas duas classes e um conjunto de pontos que pertencem a essas classes, a SVM determina o hiperplano ótimo que separa os pontos, de forma a colocar o maior número de pontos da mesma classe do mesmo lado, enquanto maximiza a distância de cada classe a esse hiperplano (SMOLA et al., 1999 apud ALMEIDA, 2010).

Ainda de acordo com Smola et al. (1999 apud ALMEIDA, 2010), a distância de uma classe a um hiperplano é a menor distância entre ele e os pontos dessa classe, também chamada de margem de separação. Esse hiperplano gerado pela SVM é determinado por um subconjunto dos pontos das duas classes, ao que se dá o nome de vetores suporte.

A classificação binária através da SVM é realizada em duas etapas: treino e teste. No treinamento o objetivo é gerar um classificador que funcione bem para qualquer amostra de um conjunto de dados. Na fase de teste são usadas as amostras de dados que não foram usadas na obtenção do classificador para verificação da generalização dele.

De acordo com Martins e Velasco (2008), a figura 13 evidencia que existem diversas possibilidades de classificadores lineares que separam as classes azul e laranja, mas somente um deles maximiza a margem (distância entre o classificador e a amostra mais próxima de cada classe). É esse classificador que é chamado de hiperplano ótimo (indicado em verde na figura 13). Intuitivamente, deduz-se que esse classificador faça uma melhor generalização do que os outros.

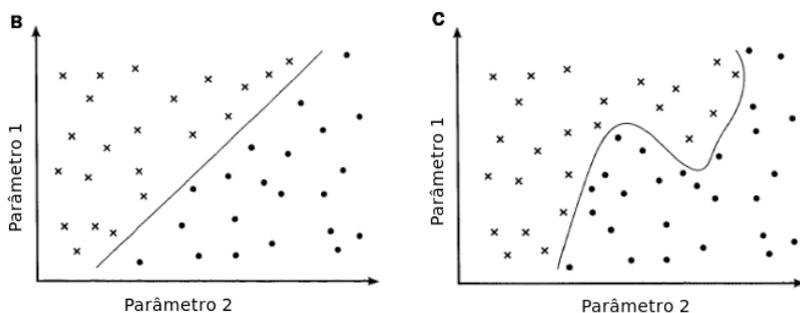


FONTE: Martins e Velasco (2008)

Figura 13 – Hiperplano ótimo.

A abordagem, evidenciada na figura acima, é restrita aos casos em que os dados são linearmente separáveis, só que como se evidenciam, em problemas reais, essa característica é dificilmente encontrada, sendo a maioria deles complexos e não lineares. Em virtude disso, para estender a SVM linear e para resolver problemas não lineares, foram introduzidas funções reais, que mapeiam o conjunto de treinamento em um espaço linearmente separável, o espaço das características.

De acordo com a figura 14, considera-se um conjunto de dados que são não linearmente separáveis, quando não é possível separar os dados com um hiperplano.



FONTE: Gonçalves, 2010.

Figura 14 – Exemplo de padrões linearmente separáveis e não linearmente separáveis.

As SVMs lidam com problemas não lineares através do mapeamento do conjunto de treinamento de seu espaço original, referenciado como de entradas, para um novo espaço de maior dimensão, denominado espaço das características (*feature space*), em que seja: $\square : X \rightarrow \xi$ um mapeamento, e X é o espaço de entradas, e ξ denota o espaço das características. A escolha apropriada de \square faz com que o conjunto de treinamento mapeado em ξ possa ser separado por uma SVM linear.

2.6 DEFINIÇÃO DOS INDICADORES PARA AVALIAÇÃO DE INSOLVÊNCIA DO COOPERATIVISMO DE CRÉDITO

Como exposto, na literatura, há vários modelos de previsão de insolvência tanto para empresas de capital como de cooperativas de

crédito, e nesses modelos diversos são os indicadores utilizados, mas, para a realização desta pesquisa, optou-se pelos indicadores do Sistema PEARLS, por se tratar de indicadores recomendados pelo Conselho Mundial do Cooperativismo de Poupança e Crédito (WOCCU – *Word Concuil of Credit Unions*).

2.6.1 Sistema PEARLS

De acordo com Araújo (2011), o *Federal Financial Institutions Examination Council* – FFIEC, que é o Conselho Federal de Análise de Instituições Financeiras, composto por supervisores nos Estados Unidos, é autor do *Uniform Financial Institutions Rating System* (UFIRS), conhecido também como CAMELS. A sigla CAMELS é um acrônimo para um conjunto de indicadores financeiros de desempenho, utilizado nos EUA para monitoramento de instituições financeiras, em que representa: capity (capital); asset (ativos); management (gestão); earnings (rentabilidade); liquidity (liquidez) e sensitivity to price risks (sensibilidade).

Os CAMELS não são utilizados para avaliação do cooperativismo de crédito, mas uma variação deles foi elaborada pelo Conselho Mundial do Cooperativismo de Poupança e Crédito (WOCCU – *Word Concuil of Credit Unions*). Uma agência internacional, criada para promover o cooperativismo de crédito propôs o sistema PEARLS para análises financeiras de cooperativas de crédito, sendo esse utilizado amplamente entre seus afiliados (BRESSAN, 2009).

O sistema CAMELS possuía duas deficiências que limitaram sua eficácia: não avaliava a estrutura financeira do Balanço Patrimonial, essa foi uma crítica em muitos países, a estrutura financeira do Balanço Patrimonial impacta diretamente na eficiência e rentabilidade, essas áreas são de extrema importância para operações de crédito sustentável. A outra deficiência era que os CAMELS não avaliavam as taxas de crescimento. Em muitos países, o crescimento de ativos é uma importante estratégia para resolver problemas que acompanham desvalorizações monetárias e inflação galopante; em um ambiente com relativa hostilidade macroeconômica, as cooperativas de crédito têm de sustentar um crescimento agressivo, para preservar o valor de seus ativos (RICHARDSON, 2011).

O sistema CAMELS foi criado como uma ferramenta de supervisão, e não como uma ferramenta de gestão, já que a principal preocupação dos indicadores CAMELS é proteger a solvência, e não foi

projetado como uma ferramenta para analisar todas as áreas-chave das operações de uma cooperativa de crédito.

De acordo com Bressan (2009), o sistema PEARLS também é um acrônimo para um grupo de indicadores utilizados pela WOCCU desde 1990, derivado da avaliação das seguintes áreas-chave operacionais do cooperativismo de crédito:

Protection (proteção);

Effective financial structure (efetiva estrutura financeira);

Assets quality (qualidades dos ativos);

Rates of return and costs (taxa de retorno e custos);

Liquidity (liquidez);

Signs of growth (sinais de crescimentos);

O PEARLS foi adaptado diretamente pela WOCCU dos CAMELS para aplicação nas cooperativas de crédito, mas, para isso, muitas adaptações foram necessárias devido às particularidades das cooperativas de crédito (VASCONCELOS, 2006 apud BRESSAN, 2009).

De acordo com Richardson (2002), o sistema PEARLS está alicerçado nos quatro objetivos descritos abaixo:

Monitorar o desempenho da cooperativa de crédito é o principal objetivo do sistema PEARLS, ele foi concebido para ser uma ferramenta que vai além da simples identificação do problema, ele ajuda os gestores a encontrar soluções significativas para problemas institucionais. O sistema PEARLS pode identificar se uma cooperativa de crédito tem como base um capital fraco e identificar as prováveis causas desse fato, a utilização desse sistema permite que os gestores, de forma rápida e precisa, efetuem a identificação das áreas problemáticas e façam as correções necessárias, antes que o problema se torne sério. O sistema PEARLS, portanto, é um sistema que pode anteceder problemas e que gera informações extremamente úteis para a gestão financeira das cooperativas de crédito (RICHARDSON, 2002).

O sistema PEARLS também tem como objetivo padronizar os indicadores financeiros e fórmulas que permitem a eliminação dos critérios utilizados pelas cooperativas de crédito para avaliar suas operações, cria também uma linguagem financeira mundial para avaliação das cooperativas de crédito, linguagem essa acessível a todos, e isso pode melhorar a comunicação e maior uniformidade nas informações (RICHARDSON, 2002).

Um dos objetivos do sistema PEARLS é possibilitar a criação de rankings para as cooperativas de crédito. Historicamente isso era

impossível devido aos diversos critérios e formatos de comunicação das informações, no entanto, ao padronizar os indicadores, elimina-se a diversidade e se fornece uma ferramenta eficaz para a comparação, inclusive de um país. Nesse sentido, um dos aspectos do sistema PEARLS é a possibilidade de comparação, isso, em virtude de sua objetividade, pois não possui indicadores quantitativos. Esse é um dos pontos que o sistema PEARLS difere do CAMELS que tem uma classificação numérica baseada no julgamento pessoal. Quando se evitam avaliações subjetivas; é possível elaborar indicadores de desempenho para cooperativas de crédito através das suas demonstrações financeiras, pois um sistema de objetivo permite a discussão aberta de problemas, não perde tempo em discutir pontos de vista, e a gestão fica mais focada na busca de soluções que afetam as cooperativas de crédito.

O último objetivo do sistema PEARLS é possibilitar o enquadramento para uma unidade de federação, visando a favorecer análises trimestrais ou mensais, essas informações são fundamentais para a avaliação de tendências e identificação de áreas críticas. Com a padronização dos indicadores todos analisarão as mesmas informações, pois o que é importante para o analista, também é importante para o gestor da cooperativa de crédito, além disso, a implantação de um sistema padronizado também pode gerar mais confiabilidade para as informações divulgadas.

Diferente do sistema CAMELS, o sistema PEARLS foi concebido inicialmente como uma ferramenta de gestão e, posteriormente, tornou-se um mecanismo de supervisão. De acordo com a WOCCU (2011), cada letra do acrônimo PEARLS focaliza um aspecto diferente, mas importante de uma cooperativa de crédito.

Os principais conceitos do sistema PEARLS de acordo com tradução Richardson (2002) são:

Protection (Proteção) – a proteção adequada dos ativos é um princípio básico do novo modelo de cooperativas de crédito. A proteção pode ser medida de duas formas, comparando a adequação da provisão para devedores duvidosos em relação à quantidade total de empréstimos inadimplentes e através da comparação dos subsídios para perdas em investimentos com a quantidade total de investimentos não regulamentados. A proteção contra perdas com empréstimos é considerada adequada, quando uma cooperativa de crédito tem provisões suficientes para cobrir 100% de todos os empréstimos inadimplentes por mais de 12 meses e 35% de todos os inadimplentes para 12/01 meses. Muitas cooperativas de crédito não se preocupam

com a inadequação de suas provisões para perdas com empréstimos, uma vez que veem suas reservas de capital como a principal fonte de proteção contra créditos de liquidação duvidosa.

Vasconcelos (2006 apud BRESSAN, 2009) define que WOCCU promove o princípio de que a provisão para perdas de crédito é como a primeira linha de defesa contra os créditos em situações anormais. De acordo com o autor, o sistema PEARLS verifica a adequação que é proporcionada pela cooperativa de crédito, comparando a provisão para perdas com os créditos inadimplentes.

Effective financial structure (Efetiva estrutura de ativos) – para a determinação do potencial de crescimento, a estrutura financeira de ativos é o fator mais importante para sua capacidade de geração de receitas e solidez financeira global. O sistema PEARLS mede ativos, passivos e capital e recomenda uma estrutura ideal para as cooperativas de crédito. Ativos: 95% bens de produção, composta por empréstimos concedidos (70-80%), e investimentos líquidos (10-20%), 5% em ativos improdutivos compostos principalmente de ativos fixos (terrenos, edifícios, equipamentos), em que a única maneira eficaz de manter um equilíbrio ideal entre ativos produtivos e improdutivos é aumentar o volume de produção.

As cooperativas de crédito são desencorajadas a ter excesso de liquidez, porque as margens sobre os investimentos líquidos (poupanças) são significativamente menores que as margens na carteira de crédito. Diante disso, elas são encorajadas a maximizar ativos geradores de renda como uma forma de alcançar sobras suficientes, já que a carteira de crédito é o ativo mais lucrativo de uma cooperativa de crédito (VASCONCELOS, 2006 apud BRESSAN, 2009).

Em relação aos passivos, o sistema PEARLS recomenda (70-80%) de depósitos em poupança, pois isso indica que a cooperativa de crédito está desenvolvendo programas eficazes de marketing e está no caminho para alcançar a independência financeira, o Capital (10-20%) e 10% de reservas indivisíveis. Esse tipo de capitalização tem três propósitos: financiar os ativos não geradores de receita, melhorar os lucros, pois o uso do capital para financiar bens de produção é muito rentável para uma cooperativa de crédito, e absorver prejuízos, como último recurso, o capital pode absorver prejuízos com empréstimos inadimplentes.

Assets quality (qualidade dos ativos) – um ativo que não gera renda é considerado um ativo não produtivo. Um excessivo número de ativos improdutivos afeta os resultados de uma cooperativa de crédito de forma negativa, os seguintes indicadores são calculados para avaliar o

impacto dos ativos não produtivos: a) índice de inadimplência; b) percentual de ativos não produtivos; c) financiamento de ativos não produtivos.

De acordo com Vasconcelos (2006 apud BRESSAN, 2009), de todos os indicadores PEARLS, o índice de inadimplência é o indicador mais importante de fraqueza da gestão, a meta ideal é manter esse indicador abaixo de 5% do total dos créditos a receber. O segundo indicador-chave é a porcentagem de ativos não produtivos mantidos pelas cooperativas de crédito, a meta é limitar os ativos não produtivos em 5% dos ativos de uma cooperativa de crédito, tradicionalmente cooperativas de crédito financiam seus ativos não produtivos com o capital social. Segundo a WOCCU, a meta é que 100% dos ativos não produtivos sejam financiados com o capital social ou com passivos sem custo financeiro.

Rates of return and costs (taxas de retorno e custos) – é a segregação de todos os componentes essenciais do lucro líquido para ajudar a gestão a calcular os rendimentos de investimentos e avaliar as despesas operacionais. Dessa maneira o sistema PEARLS demonstra o seu valor como uma ferramenta de gestão, diferente dos outros sistemas em que os rendimentos são calculados com base em ativos médios, pois os PEARLS calculam os rendimentos na base de investimentos reais em circulação. Eles permitem também classificar as cooperativas de crédito de acordo com os rendimentos melhores e piores, pois, ao comparar a estrutura financeira com os rendimentos, é possível determinar como efetivamente a cooperativa de crédito é capaz de colocar os seus recursos em investimentos produtivos que produzem maiores rendimentos. As informações são calculadas em quatro principais áreas: a) carteira de crédito; b) investimentos líquidos; c) investimentos financeiros; d) outros investimentos não financeiros. Os custos operacionais também são importantes para o monitoramento e são calculados em três áreas: e) custos de intermediação financeira; f) custos administrativos e g) provisões para devedores duvidosos.

Liquidity (liquidez) – uma gestão eficaz da liquidez torna-se uma habilidade essencial quando uma cooperativa de crédito muda a sua estrutura financeira, baseada no capital social para a volatilidade dos depósitos de poupança. Em muitos movimentos, seguindo o modelo tradicional, as quotas dos associados são mais líquidas que os empréstimos externos, nem por isso existe pouco incentivo à liquidez, tradicionalmente liquidez é vista como dinheiro disponível para emprestar, uma variável controlada exclusivamente pela cooperativa de crédito. O sistema PEARLS analisa a liquidez a partir de duas

perspectivas: total das reservas de liquidez, tal indicador visa a medir o percentual de depósitos de poupanças investidos como ativos líquidos em qualquer Associação Nacional ou de um Banco Comercial, a meta ideal é manter um mínimo de 15% depois de pagar todas as obrigações de curto prazo e Fundos Líquidos inativos, as reservas de liquidez são importantes, mas implica um custo da oportunidade perdida, investimentos em contas correntes e contas de poupança simples podem obter retornos insignificantes, se comparados com outras formas de investimentos, e isso faz com o que o ideal seja manter as reservas de liquidez inativa em um percentual mínimo, para o sistema PEARLS, o ideal é ficar o mais próximo possível de zero.

Signs of growth (sinais de crescimento) – a única maneira de uma cooperativa de crédito ser bem sucedida é ter um crescimento forte e acelerado de ativos, acompanhado de rentabilidade sustentada, mas o crescimento por si só é insuficiente, a vantagem do sistema PEARLS é que ele vincula crescimento a rentabilidade, avaliando a força do sistema como um todo. O crescimento é medido em cinco áreas principais: a) ativo total; b) empréstimos; c) depósitos de poupança; d) ações; e) capital social.

O sistema PEARLS é adotado por aproximadamente 97 países distribuídos na África, Ásia, Caribe, Europa, América do Norte, América Latina e Oceania, entretanto não é utilizado no Brasil pelas cooperativas de crédito (BRESSAN, 2010).

Vasconcelos (2006 apud BRESSAN, 2010, p. 8):

Analisou os principais modelos de rating e de análise econômico-financeira empregados pelo sistema cooperativista de crédito, quais sejam: PEARLS, Alerta Temprana; indicadores e sinalizadores desenvolvidos pelo analista João Batista Brito (DESUG/GTSPA); Sistema de análise do Sicredi (SAS); Sistema de Classificação de risco Unicred; Monitoramento On-Line da Cecremge; e Programa de Análise Financeira e de Risco do Sicoob (Proaf). Como resultado da análise, o autor sugere que deve ser utilizado o Sistema PEARLS adotado pela WOCCU, com as devidas adaptações.

Bressan et al. (2010), seguindo a recomendação de Vasconcelos (2006) e tomando como base Bressan (2002), Richardson (2002) e Ribeiro (2008), criou 39 indicadores financeiros dentro da classificação

PEARLS para estudar cooperativas de crédito brasileiras, de modo a possibilitar comparações, e análises financeiras entre cooperativas de crédito brasileiras e também análises comparativas com cooperativas no exterior.

Os indicadores foram agregados em áreas chave de natureza operacional das cooperativas de crédito, esses relacionados às contas do Plano Contábil das Instituições Financeiras do Sistema Financeiro Nacional – COSIF, e que foram utilizadas para a construção dos indicadores do sistema PEARLS (BRESSAN et al., 2010). Sendo abaixo descritos e evidenciado o grupo de indicadores que pertencem do Sistema PEARLS:

P – protection (proteção)

- P1 = provisão para liquidação duvidosa sob operações de crédito/carteira classificada total;
- P2 = operações de crédito vencidas/carteira classificada total;
- P3 = operações de risco nível D até H/classificação da carteira de créditos;
- P4 = operações de risco nível D até H (percentual de provisão estimado de nível D até H/patrimônio líquido ajustado).

E – *effective financial structure* (estrutura financeira efetiva)

- E1 = operações de crédito líquidas/ativo total;
- E2 = investimentos financeiros/ativo total;
- E3 = capital social/ativo total;
- E4 = capital institucional/ativo total;
- E5 = renda de intermediação financeira/ativo total médio;
- E6 = ativo total/patrimônio líquido ajustado.

A – *assets quality* (qualidade dos ativos)

- A1 = ativo permanente + ativos não direcionados com atividade-fim da cooperativa/patrimônio líquido ajustado;
- A2 (imobilização) = ativo permanente/patrimônio líquido ajustado;
- A3 = ativos não direcionados com a atividade-fim da cooperativa/ativo total;
- A4 = depósitos totais/ativo total.

R – *rates of return and costs* (taxas de retorno e custos)

- R1 = rendas de operações de crédito/operações de crédito médias;
- R2 = renda líquida de investimentos financeiro/investimento financeiro médio;
- R3 = despesas de depósito a prazo/depósitos a prazo;
- R4 = despesas de obrigações por empréstimos e repasses/obrigações por empréstimos e repasses médias;
- R5 = margem bruta/ativo total médio;
- R6 = despesas operacionais/ativo total médio;
- R7 = sobras/ativo total médio;
- R8 = sobras/patrimônio líquido ajustado médio;
- R9 = resultado da intermediação financeira/receita operacional;
- R10 = sobras/receita operacional;
- R11 = rendas de prestação de serviços/despesas administrativas;
- R12 = despesas de gestão/despesas administrativas;
- R13 = despesas administrativas/ativo total médio.

L – *Liquidity* (liquidez)

- L1 = disponibilidades/depósitos à vista;
- L2 = ativos de curto prazo/depósitos totais;
- L3 = caixa livre/ativo total.

S – *Signs of growth* (sinais de crescimento)

- S1 (crescimento da receita operacional) = (receita operacional do ano corrente/receita operacional do ano anterior) – 1;
- S2 (crescimento da captação total) = (captação do ano corrente/captação do ano anterior) – 1;
- S3 (crescimento das operações de crédito com nível de risco D-H) = (operações de crédito com nível de risco D-H do ano corrente/ operações de crédito com nível de risco D-H do ano anterior) – 1;
- S4 (crescimento dos ativos não direcionados com atividade-fim da cooperativa) = (Andaf do ano corrente/Andaf do ano anterior) – 1;
- S5 (crescimento da provisão sobre operações de crédito) = (provisão sobre operações de crédito do ano

corrente/provisão sobre operações de crédito do ano anterior) – 1;

- S6 (crescimento das despesas administrativas) = (despesas administrativas ano corrente/despesas administrativas ano anterior) – 1;
- S7 (crescimento do patrimônio líquido ajustado) = (PLA ano corrente/PLA ano anterior) – 1;
- S8 (crescimento do ativo total) = (AT ano corrente/AT ano anterior) – 1;
- S9 (crescimento operações de crédito) = (operações de crédito do ano corrente/operações de crédito ano anterior) – 1.

No Apêndice B desta tese encontra-se a descrição detalhada de cada indicador, e há fórmula de cálculo e interpretação.

Bressan et al. (2010), após elaboração dos indicadores acima relacionados chegaram às seguintes conclusões:

- O estudo cobriu uma lacuna nacional sobre a estruturação do sistema PEARLS adaptado ao Brasil e ao Plano Contábil das Instituições Financeiras do Sistema Financeiro Nacional – COSIF.

- Viabilização da utilização desses indicadores por gestores ou acadêmicos para o gerenciamento financeiro de cooperativas de crédito.

- Os indicadores do sistema PEARLS adaptados ao Brasil podem ser utilizados pelo BACEN, por agências de classificação de risco e pelas cooperativas centrais para o gerenciamento de risco, criação de ratings e previsão de insolvência nas cooperativas de crédito brasileiras.

Ainda de acordo com Araújo (2011), em sua pesquisa sobre indicadores para avaliar a insolvência do cooperativismo de crédito, ele destacou a utilização dos indicadores do sistema PEARLS.

3 IMPLEMENTAÇÃO DAS TÉCNICAS AO PROBLEMA E ANÁLISE DOS RESULTADOS

3.1 INTRODUÇÃO

Neste capítulo será descrita a forma de implementação ao problema de pesquisa de três técnicas de data *mining*: Árvore de decisão, redes neurais artificiais e *support vector machines*, bem como a comparação entre elas no que diz respeito à sua eficiência.

3.2 AMOSTRA E COLETA DE DADOS

A coleta de dados foi feita através dos demonstrativos financeiros, especificamente: balanço patrimonial e demonstrativo de resultado das cooperativas de crédito mútuo do estado do Paraná. De acordo com a tabela 16, o Brasil possui atualmente 1.388 cooperativas de crédito, e o Estado de São Paulo é o estado brasileiro com o maior número de cooperativas, 305, seguido do Estado de Minas Gerais e do Paraná com 223 e 139 cooperativas, respectivamente.

O estado do Paraná foi o escolhido para a realização da pesquisa, e o cooperativismo de crédito mútuo, o ramo definido para a elaboração do modelo de avaliação de insolvência. Tal escolha se deve às considerações de trabalhos anteriormente realizados que definiram que os indicadores financeiros das cooperativas de crédito são significativamente diferentes, dependendo do tipo de associação e da região (Frame, Karels e McCKatchey, 2001 apud ARAÚJO, 2011).

Tabela 16 – Relação das cooperativas de crédito por Estado.

ESTADO	NÚMERO DE COOPERATIVAS
ACRE	5
ALAGOAS	11
AMAZONAS	11
AMAPÁ	1
BAHIA	53
CEARÁ	15
DISTRITO FEDERAL	21
ESPÍRITO SANTO	34
GOIÁS	48
MARANHÃO	5
MINAS GERAIS	223
MATO GROSSO DO SUL	14

MATO GROSSO	35
PARÁ	33
PARAÍBA	19
PERNAMUBUCO	23
PIAUI	3
PARANÁ	139
RIO DE JANEIRO	80
RIO GRANDE DO NORTE	10
RONDÔNIA	27
RORAIMA	1
RIO GRANDE DO SUL	136
SANTA CATARINA	128
SERGIPE	4
SÃO PAULO	305
TOCANTINS	4
TOTAL	1.388

FONTE: Banco Central do Brasil, 2011

Araújo (2011), em sua pesquisa, demonstrou que os indicadores contábeis das cooperativas de crédito podem ser significativamente diferentes dependendo: a) tipo de cooperativas, b) localização regional e c) tamanho do seu ativo, e que esses achados são fundamentais para subsidiar a necessidade de emparelhamento da amostra de cooperativas de crédito solventes e insolventes, considerando que essas amostras devem ter características homogêneas nos critérios avaliados.

Sendo assim, foram utilizadas na construção da árvore de decisão, da RNA e da SVMs, conforme a tabela 17, as 31 cooperativas de crédito mútuo do Estado do Paraná no ano de 2010. Como as cooperativas solventes, foram calculados alguns dos indicadores do Sistema PEARLS propostos pela WOCUU, conforme descritos na fundamentação teórica, a tabela com todos os indicadores calculados está no apêndice B desta pesquisa.

Tabela 17 – Relação de cooperativas de crédito do Estado do Paraná por ramo.

RAMO	QUANT. COOPERATIVAS
MÚTUO	31
RURAL	71
SEM IDENT	5
LIVRE ADMISSÃO	32
LUZZATTI	0
TOTAL	139

FONTE: Banco Central do Brasil, 2011.

Das cooperativas consideradas insolventes no presente estudo, 3 foram aquelas que deixaram de enviar balanços para o BCB, o que caracteriza a descontinuidade operacional de fato da cooperativa de crédito, foram selecionadas as que deixaram de enviar, na última década, totalizando 31 cooperativas.

De acordo com Araújo (2011), a perspectiva desse conceito é de que a interrupção da entrega dos demonstrativos caracteriza o desinteresse dos gestores da cooperativa pela prestação de contas prevista ao órgão regulador, e isso normalmente ocorre antes do encerramento formal da cooperativa. O critério formal não foi adotado, porque isso acontece somente depois de alguns períodos após o evento.

Diante disso, no presente trabalho, a insolvência foi caracterizada através de um evento econômico de fato, a interrupção definitiva da prestação de contas ao órgão regulador e um perfil considerado típico em empresas que estão em insolvência.

A princípio foram calculados todos os indicadores do Sistema PEARLS (apêndice C), após isso foi feita a limpeza de dados, em que foram retirados do modelo os indicadores que não foram possíveis de ser calculados por falta de informações nas demonstrações contábeis das cooperativas de créditos divulgadas pelo Banco Central do Brasil (BCB), assim as etapas para a limpeza de dados foram 2:

- **Limpeza de dados 1** – Foram excluídos da planilha os indicadores zerados em virtude de os demonstrativos financeiros disponíveis na página do BCB não apresentarem dados para o cálculo desses indicadores, e os indicadores retirados da planilha foram:

P2 - Operações de crédito vencidas/carteira classificada total

- E1 - Operações de crédito líquida/Ativo Total
 R3 - Despesas de depósito a prazo/Depósitos a prazo
 R12 – Despesas de gestão/despesas administrativas

- **Limpeza de dados 2** – Foram excluídos os indicadores nos quais faltaram dados para cálculo em todas as cooperativas de crédito mútuo do Estado do Paraná, sendo eles:

- E2 – Investimentos financeiros/Ativo Total
 R1 – Rendas de Operações de Crédito/operações de crédito média
 R2 – Renda líquida de investimentos financeiros/investimento financeiro médio
 R4 – Despesas de obrigações por empréstimos e repasses/obrigações por empréstimos e repasses médios
 S5 – Crescimento da Provisão sobre operações de crédito = (Provisão sobre operações de crédito do mês corrente/provisão sobre operações de crédito do mês anterior) – 1

Finalmente, na tabela 18, tem-se os 27 indicadores (apêndice D e E) finais do Sistema PEARLS que foram utilizados para a construção da árvore de decisão e a rede neural artificial e SVMs.

Tabela 18 – Indicadores do Sistema PEARLS utilizados na pesquisa.

INDICADORES DO SISTEMA PEARLS UTILIZADOS NA PESQUISA

P1 = Provisão para liquidação duvidosa sob operações de crédito/Carteira Classificada Total

P2 = Operações de crédito vencidas/Carteira Classificada Total

P3 = Operações de Risco nível D até H/Classificação da carteira de créditos

E3 = Capital Social/Ativo Social

E4 = Capital Institucional/Ativo Total

E5 = Renda de intermediação financeira/Ativo Total Médio

E6 = Ativo Total / Patrimônio Líquido Ajustado

A1 = Ativo Permanente + Ativos não direcionados com atividade fim da cooperativa / Patrimônio Líquido Ajustado

A2 = Imobilização = Ativo Permanente / Patrimônio Líquido Ajustado

A3 = Ativos não direcionados com a atividade fim da cooperativa/Ativo total

R6 = Despesas operacionais / Ativo Total Médio

R7 = Sobras / Ativo total médio

R8 = Sobras / Patrimônio líquido ajustado médio

R9 = Resultado da Intermediação Financeira / Receita Operacional

R10 = Sobras / Receita Operacional

R11 = Rendas de prestação de serviços / Despesas administrativas

R12 = Despesas de Gestão / Despesas Administrativas

R13 = Despesas Administrativas / Ativo Total Médio

L1 = Disponibilidades / Depósitos à Vista

L2 = Ativos de curto prazo / Depósitos totais

L3 = Caixa Livre / Ativo Total

S1 = Crescimento da Receita Operacional = (Receita Operacional do mês corrente / Receita Operacional do mês anterior) – 1

S2 = Crescimento da Captação Total = Captação Total do mês corrente / Captação Total do mês anterior) - 1

S4 = Crescimento dos Ativos não direcionados com a atividade fim da cooperativa (Andaf) = Andaf do mês corrente / Andaf do mês anterior) – 1

S6 = Crescimento das despesas administrativas = (despesas administrativas do mês corrente / despesas administrativas do mês anterior) -1

S7 = Crescimento do Patrimônio Líquido Ajustado = (PLA do mês

corrente / PLA do mês anterior) – 1

S8 = Crescimento do Ativo total = (AT do mês corrente / AT do mês anterior) -1

S9 = Crescimento das operações de crédito = (Operações de crédito do mês corrente / Operações de crédito do mês anterior) -1

FONTE: Bressan, 2009 (adaptado).

3.3 SOFTWARE WEKA

Na implementação das técnicas de mineração de dados, utilizou-se o *software* computacional WEKA (*Waikato Environment for Knowledge Analysis*). O WEKA é formado por um conjunto de algoritmos de diversas técnicas para resolver problemas concretos de *Data Mining*, ele foi desenvolvido no meio acadêmico da Universidade de Waikato, na Nova Zelândia, em 1999.

Almeida (2010) evidencia que o pacote começou a ser escrito em 1993, usando Java, na Universidade de Wakato, Nova Zelândia, sendo adquirido posteriormente por uma empresa no fim de 2006. O Weka encontra-se licenciado ao abrigo da *General Public License*, portanto é possível estudar e alterar o respectivo código fonte.

Ainda de acordo com Frank, 2010, o Weka é uma coleção de algoritmos de aprendizado de máquina para tarefas de mineração de dados. Os algoritmos podem ser aplicados diretamente a um conjunto de dados ou chamados a partir do seu código Java. O Weka contém ferramentas para pré-processamento, classificação, regressão, *clustering*, regras de associação e visão de dados. Também é adequado para o desenvolvimento de sistemas de aprendizagem de máquina.

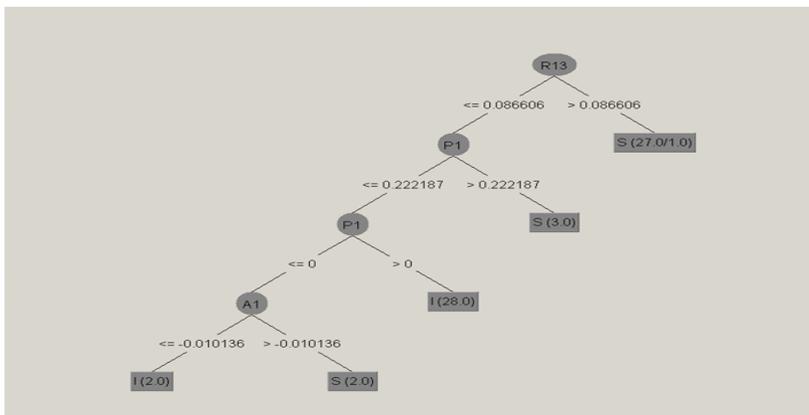
Almeida (2010) evidencia ainda que o Weka tem como objetivo agregar algoritmos provenientes de diferentes abordagens na subárea de inteligência artificial dedicada ao estudo da aprendizagem automática. Esta subárea pretende desenvolver algoritmos e técnicas que permitam a um computador “aprender”, no sentido de obter novo conhecimento, quer indutiva, quer dedutivamente.

3.4 IMPLEMENTAÇÃO DA ÁRVORE DE DECISÃO

Para a implementação da árvore de decisão, foi utilizada uma base de dados pareada de 31 cooperativas de crédito solventes e 31

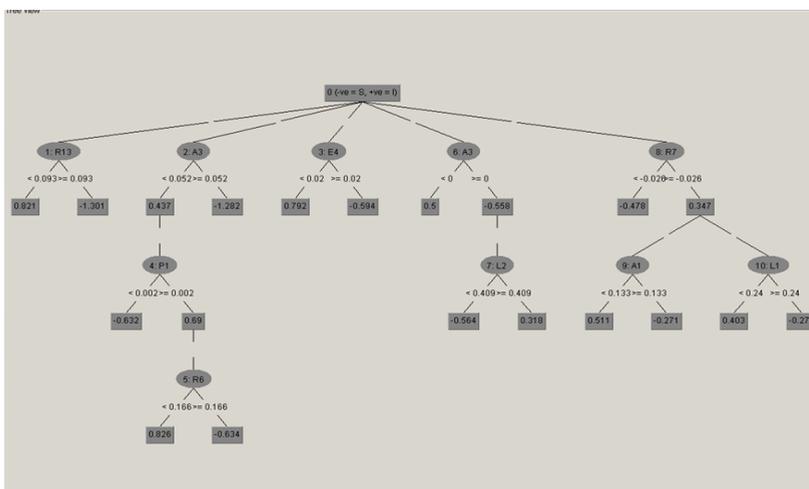
cooperativas de crédito insolventes, para a execução, utilizou-se o algoritmo j48, ADTree e LADtree.

Segue abaixo a figura 15, com a árvore de decisão com o algoritmo j48, a figura 19 com a árvore de decisão ADtree e com árvore de decisão LADtree.



FONTE: Dados de pesquisa.

Figura 15 – Árvore de decisão algoritmo J48 das cooperativas de crédito mútuo do Estado do Paraná.



FONTE: Dados de pesquisa.

Figura 16 – Árvore de decisão algoritmo ADTREE das cooperativas de crédito mútuo do Estado do Paraná.

árvore, portanto, na figura 17 com árvore de decisão ADTree para o treinamento, partiu-se do zero. Os valores negativos foram considerados para as cooperativas insolventes, e os valores positivos, para as cooperativas solventes.

Com isso pode-se verificar que no primeiro nó, se o indicador R13 (que relaciona despesas administrativas com o ativo total médio) for inferior a 0,093, a cooperativa será considerada solvente com um grau de confiança 0,821; já se esse indicador for superior a 0,093, a cooperativa será insolvente com um grau de confiança 1,301.

No segundo nó da árvore, aparece o indicador A3 (relação de ativos não direcionados com a atividade fim da cooperativa com o ativo total) que se for maior que 0,052, a cooperativa será solvente com um grau de confiança 1,282, e se for menor que 0,052, e o indicador P1 (relação de provisão para liquidação duvidosa com a carteira classificada total) for menor 0,0002, a cooperativa será insolvente com um grau de confiança 0,195. Ainda no mesmo nó, se o indicador A3 for maior que 0,052, o P1 for maior que 0,002, e o R6 (relação de despesas operacionais e ativo total médio) for maior que 0,69, a cooperativa será solvente com um grau de confiança 1.953. Seguindo esse mesmo nó, se o indicador R6 for menor que 0,166, será solvente com um grau de confiança 0,493.

No terceiro nó da árvore de decisão, se o indicador E4 (relação de capital institucional com ativo total) for maior que 0,02, a cooperativa será solvente com um grau de confiança de 0,792 e, se for menor que 0,02, será insolvente com um grau de confiança 0,594.

Observa-se que, no quarto nó da árvore, se o indicador A3 for menor que zero, a cooperativa será insolvente com um grau de confiança 0,5, e, se for maior que 0, e o L2 (relação de ativos de curto prazo com depósitos totais) for menor que 0,409, a cooperativa será insolvente com um grau de confiança 1,122, e se o L2 for maior que 0,409, a cooperativa será insolvente com um grau de confiança 0,240.

No último nó da árvore de decisão, apareceu o indicador R7 (relação de sobras totais e ativo total médio), em que se ele for menor que 0,026, a cooperativa será insolvente com um grau de confiança 0,478. No mesmo nó, se o R7 for maior que 0,026, e o A1 (relação do ativo permanente + ativos não direcionados a atividade fim da cooperativa pelo patrimônio líquido ajustado) for maior que 0,133, a cooperativa será solvente com um grau de confiança 0,858. Da mesma maneira, se o A1 for menor que 0,133, a cooperativa será solvente com um grau de confiança 0,076. Nesse mesmo nó, se o R7 for maior que 0,026, e o L1 (relação de disponibilidades e depósitos à vista) for maior

que 0,24, a cooperativa será solvente com um grau de confiança 0,750, e se o L1 for menor que 0,24, a cooperativa será solvente com um grau de confiança 0,071.

Como se pode observar nos resultados apresentados, os indicadores que mais aparecem para a avaliação de solvência de uma cooperativa de crédito são os indicadores de retorno e custos, pois aparecem três indicadores R13, R6 e R7, e vale destacar a importância do R13 que apareceu sozinho em um nó da árvore, pois assim o modelo evidenciou que o controle das despesas administrativas é um fator importante para a avaliação de insolvência, evidenciando um fator ligado à gestão da cooperativa como fator relevante para a avaliação de insolvência.

Foi evidenciado também que indicadores de qualidade dos ativos são importantes, pois apareceram o A1 e o A3. O A3, inclusive, aparece em dois nós da árvore. Os índices de liquidez também apareceram, sendo eles: o L1 e o L2. Já entre os indicadores de proteção, apareceu somente o P1, e não apareceu nenhum indicador de crescimento.

Finalizando, verifica-se que o caminho com maior grau de confiança para avaliar a solvência de uma cooperativa de crédito é o seguinte: A3 maior que 0,052, P1 maior que 0,002 e R6 maior que 0,166 com um grau de confiança 1.953, caminho esse apresentado no segundo nó da árvore de decisão.

Em sua tese de doutoramento, Bressan (2009), que avaliou a solvência das cooperativas de crédito filiadas ao Sicoob-Brasil e ao Sicoob-Crediminas através do Modelo Logit, destacou os seguintes indicadores do sistema PEARLS: P2 (operações de crédito vencidas/carteira de classificação total), E4 (Capital Institucional/ativo total), A3 (ativos não direcionados com a atividade fim da cooperativa/ativo total) e R11 (rendas de prestação de serviços/despesas administrativas), ou seja, dois indicadores foram idênticos também na construção da árvore de decisão desse trabalho: o A3 (ativos não direcionados com a atividade fim da cooperativa/ativo total) e o E4 (Capital Institucional/ativo total), e também tivemos um indicador de taxa de retorno e custos, o R13 (Despesas Administrativas/Ativo Total Médio), que também relaciona despesas administrativas. O P2 (operações de crédito vencidas/carteira de classificação total) não apareceu pois as demonstrações financeiras fornecidas pelo Bacen não permitem o cálculo desse indicador, mas apareceu o P1 (provisão para liquidação duvidosa sob operações de crédito/Carteira Classificada Total), ou seja, dois indicadores parecidos. Com isso, pode-se concluir que os dois trabalhos realizados com amostras e modelagem estatística

diferentes obtiveram resultados parecidos, o que corrobora também com a escolha do R13 para construção da RNA e da SVM.

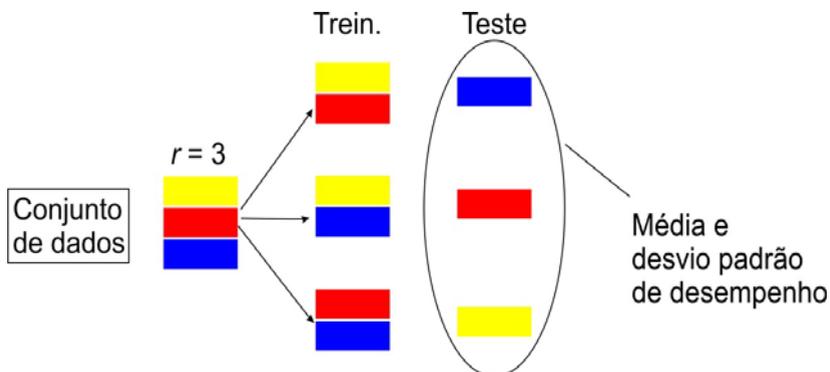
3.5 REDES NEURAIS E *SUPPORT VECTOR MACHINE*

A obtenção do melhor modelo de classificação de dados por meio de redes neurais e Support Vector Machine se deu pela utilização da técnica de reamostragem através do método de validação cruzada e avaliação dos modelos gerados através da visualização dos pontos no espaço bidimensional ($x ; y$) do gráfico ROC.

De acordo com Carvalho (2011), em diversos casos, tem-se apenas um conjunto com n objetos que devem ser empregados para a indução do preditor em sua avaliação. Calcular o desempenho preditivo (taxa de acertos e erro) de um modelo com os mesmos objetos empregados em seu treinamento produz estimativas otimistas, uma vez que todos os algoritmos de aprendizado de máquina tentam melhorar de alguma forma o seu desempenho preditivo nesses objetos durante a fase indutiva.

Ainda segundo o mesmo autor, deve-se, nesses casos, utilizar métodos de amostragem alternativos para assim obter estimativas de desempenho preditivo mais confiáveis, definindo subconjuntos de treinamento e teste. Os dados de treinamento são usados na indução e no ajuste do modelo, enquanto os dados de teste simulam a apresentação de dados novos ao preditor, os quais não foram vistos na indução, isso é realizado para assegurar que as medidas de desempenho sejam obtidas a partir de um conjunto de exemplos diferentes do que se usou no aprendizado.

No método da validação cruzada *r-fold cross-validation* (figura 18), o conjunto de exemplos é dividido em r subconjuntos de tamanhos aproximados, os objetos de $r-1$ partições são utilizados no treinamento de um preditor, o qual é testado na partição restante. Esse processo é repetido r vezes, utilizando em cada ciclo uma partição diferente para teste, o desempenho final é dado pela média dos desempenhos observados sobre cada subconjunto de teste (CARVALHO, 2011).



FONTE: Carvalho (2011).

Figura 18 – Método de validação cruzada.

A reamostragem é indicada para os casos em que não se tem uma amostra representativa da população e se deseja obter uma estimativa próxima tanto quanto possível da população em estudo. A validação cruzada *k-fold* consiste na seleção aleatória de um grupo de dados para treino e para testes extraídos do conjunto de exemplos. A interação foi realizada por dez vezes (*10 folds*), alternando-se o número de amostras para teste, bem como os exemplos de treinamento, e teste, e mantendo-se fixo o conjunto de dados para treinamento.

Além de calcular os algoritmos através de RNA e SVMs, foi elaborada também a curva de *Receiver Operating Characteristic* (ROC), que, de acordo com Souza (2009), evidencia que ao desenvolver um sistema de previsão de resultados, é importante validar os resultados de maneira que possa quantificar seu poder discriminativo e identificar um procedimento ou método como bom, ou não, para uma determinada análise. No entanto deve-se levar em conta que a simples quantificação de acertos num grupo definido como de testes não necessariamente reflete quanto eficiente o sistema é, pois essa quantificação dependerá demasiadamente da qualidade e distribuição dos dados no grupo de testes.

Ainda segundo o mesmo autor, para evitar desbalanceamento nos grupos de testes, outras medidas foram criadas, uma delas é a curva de *Receiver Operating Characteristic* (ROC), que foi desenvolvida por engenheiros elétricos e engenheiros de sistemas de radar durante a segunda guerra mundial para detectar objetos inimigos em campos de batalha, também conhecida como teoria de detecção de sinais. A análise da curva do ROC tem sido utilizada em medicina, radiologia, psicologia,

entre outras, e recentemente foi introduzida na área de aprendizado de máquina e mineração de dados.

De acordo com a curva de ROC, um classificador perfeito corresponde a uma linha horizontal no topo do gráfico, porém isso dificilmente será alcançado, curvas de ROC consideradas boas são aquelas que se encontram entre a linha diagonal e a linha perfeita, em que quanto maior a distância da linha diagonal, melhor o sistema.

Por simplicidade, de acordo com Carvalho (2011), num problema com duas classes usualmente uma classe é denotada positiva (+), e a outra é denotada negativa (-), daí termos a matriz de confusão evidenciada na figura 19, em que:

		Valor Verdadeiro (confirmado por análise)	
		Positivos	Negativos
Valor Previsto (predito pelo teste)	Positivos	VP Verdadeiro Positivo	FP Falso Positivo
	Negativos	FN Falso Negativo	VN Verdadeiro Negativo

FONTE: Carvalho (2011).

Figura 19 – Matriz de confusão.

VP – corresponde ao número de verdadeiros positivos, exemplos positivos classificados corretamente.

VN – corresponde ao número de verdadeiros negativos, exemplos negativos classificados corretamente.

FP – corresponde ao número de falsos positivos, exemplos cuja classe verdadeira é negativa e foram classificados incorretamente na classe positiva.

FN – corresponde ao número de falsos negativos, exemplos cuja classe verdadeira é positiva e foram classificados incorretamente na classe negativa.

A partir da matriz de confusão, pode-se calcular uma série de outras medidas de desempenhos, entre elas temos (MONARD e BARANAUSKAS, 2003 apud CARVALHO, 2011):

- Taxa de erro na classe positiva: proporção de exemplos da classe positiva incorretamente classificados pelo preditor \hat{f} , também conhecida como taxa de falsos negativos (TFN).

$$\text{err}_+(f) = \frac{FN}{VP + VN}$$

- Taxa de erro na classe err_+ negativa: proporção de exemplos da classe negativa incorretamente classificados por \hat{f} , também conhecida como taxa de falsos positivos (TFP).

$$\text{err}_-(f) = \frac{FP}{FP + VN}$$

- Taxa de erro total: dada pela soma dos valores da diagonal secundária da matriz, dividida pela soma dos valores de todos os elementos da matriz.

$$\text{err}(f) = \frac{FP + FN}{n}$$

- Taxa de acerto ou acurácia total: calculada pela soma dos valores da diagonal principal da matriz, dividida pela soma dos valores de todos os elementos da matriz.

$$\text{ac}(f) = \frac{VP + VN}{n}$$

- Precisão: proporção de exemplos positivos classificados corretamente entre todos aqueles preditos como positivos por \hat{f}

$$\text{prec}(f) = \frac{VP}{VP + FP}$$

- Sensibilidade ou revocação: corresponde à taxa de acerto na classe positiva. Também é chamada de taxa de verdadeiros positivos (TVP).

$$\text{sens}(f) = \text{rev}(f) = \text{TVP}(f) = \frac{\text{VP}}{\text{VP} + \text{FN}}$$

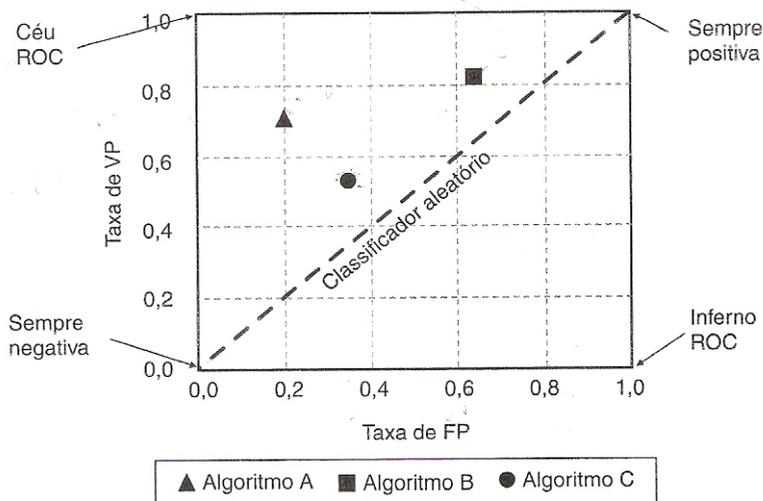
- Especificidade: corresponde à taxa de acerto na classe negativa. Seu complemento corresponde à taxa TFP.

$$\text{esp}(f) = \frac{\text{VN}}{\text{VN} + \text{FP}} = 1 - \text{TFP}(f)$$

A exatidão pode ser considerada uma medida de exatidão do modelo, e a sensibilidade ou revocação como uma medida da sua completude. De acordo com Carvalho (2011), uma precisão 1,0 para uma determinada classe significa que cada item rotulado como pertencente àquela classe realmente pertence, mas não evidencia quantos exemplos pertencentes a essa classe não foram classificados corretamente, já uma sensibilidade ou revocação 1,0 significam que todos os elementos de uma determinada classe foram rotulados como pertencentes a ela, mas não evidencia quantos foram classificados incorretamente como pertencentes a essa classe, por isso, a precisão e a revocação são analisadas isoladamente, mas são combinadas em uma única medida como medida-F, que é a média harmônica ponderada da precisão e a revocação.

$$F_1(f) = \frac{2 \times \text{prec}(f) \times \text{rev}(f)}{\text{prec}(f) + \text{rev}(f)}$$

O gráfico ROC é um gráfico bidimensional plotado em um espaço denominado espaço ROC, com eixos x e y, que representam as medidas de taxa de falsos positivos (TFP) e a taxa de verdadeiros positivos (TVP), respectivamente, o desempenho de um classificador pode ser plotado nessa curva, equivalendo a um ponto no espaço bidimensional (CARVALHO, 2011).

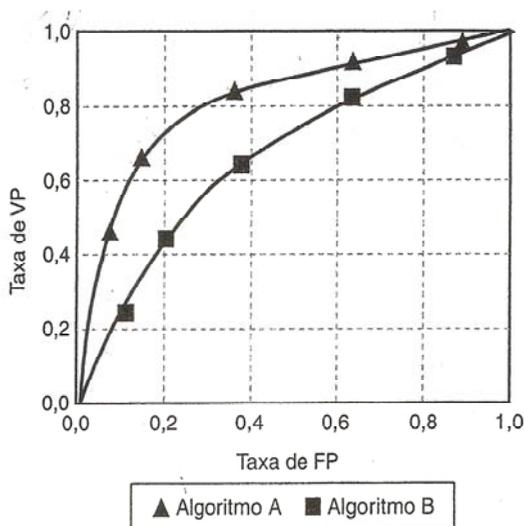


FONTE: Carvalho (2011).

Figura 20 – Gráfico ROC com três classificadores.

De acordo com a figura 20, a linha diagonal representa classificadores que realizam previsões aleatórias, um classificador abaixo dessa linha pode então ser considerado pior que o aleatório. O gráfico foi elaborado com TFP e TVP de modelos gerados de três algoritmos.

Prati (2006 apud CARVALHO, 2011) evidencia que o ponto (0,1) representa a classificação perfeita, em que todos os exemplos positivos e negativos são classificados corretamente e denominados céu de ROC. Já o ponto (1,0) representa o inferno de ROC. O ponto (1,1) representa as classificações sempre positivas, e o ponto (0,0), as classificações sempre negativas. Um classificador é considerado melhor que o outro, se seu ponto no espaço ROC está acima e à esquerda do ponto correspondente ao outro classificador.



FONTE: Carvalho (2011).

Figura 21 – Exemplo da curva ROC.

A figura 21 demonstra duas curvas ROC, que foram geradas hipoteticamente por algoritmos, utilizando cinco valores para cada um, ou seja, foi realizada uma validação cruzada, ao comparar as duas curvas, aquela que mais se aproxima do ponto (0,1) é a de melhor desempenho. Se houver interseções nas curvas, poder-se-á afirmar que cada algoritmo teria uma região em que seria melhor do que o outro (CARVALHO, 2011).

Diante do exposto acima, é comum comparar o desempenho dos algoritmos em termos de uma única medida, extraída da curva de ROC: a área abaixo da curva ROC. A área da curva de ROC produz valores entre 0 e 1, os valores mais próximos de 1 são considerados melhores, mas aconselha-se a calcular a área de ROC em um procedimento de validação cruzada.

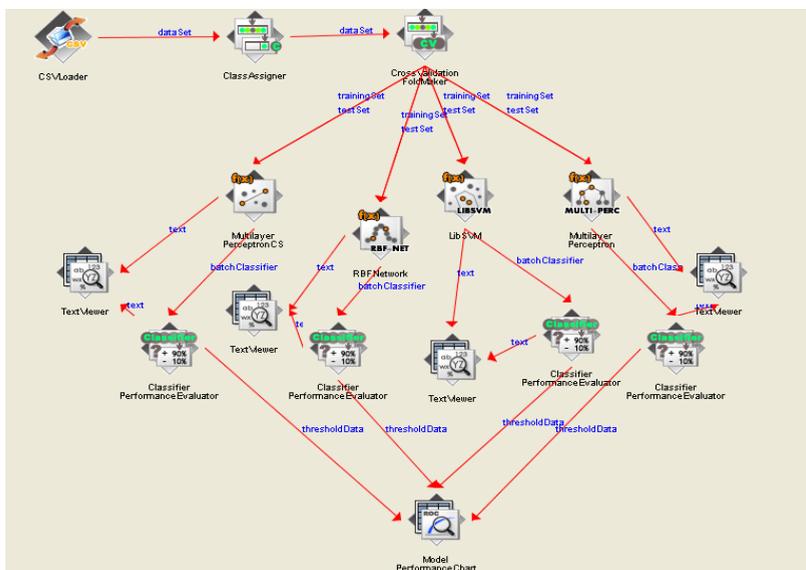
O gráfico ROC, utilizado neste trabalho, possui, no eixo da abscissa (x), a taxa de falsos positivos ($FP Rate$)¹ e, no eixo da ordenada (y), a taxa de verdadeiros positivos ($TP Rate$)². O critério de avaliação para um bom modelo de classificação consiste em encontrar um modelo que possua as maiores taxas de verdadeiros positivos e as menores taxas de falsos positivos em uma escala contínua de 0 - 1. O modelo ideal é

aquele que teve a capacidade de acertar todos os exemplos, o que significa 100% de verdadeiro positivo e 0% de falso positivo.

No gráfico, os algoritmos foram representados pelos símbolos: *cruz*, *X*, *losango* e *triângulo*. Cada ponto no gráfico ROC representa um modelo com seus valores de TP e FP Rate. Ainda considerando a avaliação dos modelos de classificação através do gráfico ROC, existem os modelos que apresentam baixa taxa em relação aos falsos positivos, em contrapartida, apresentam desvantagem em comparação aos outros modelos que classificam um número maior de verdadeiros positivos. Os primeiros são chamados de “conservadores” e os últimos são chamados “liberais”. Sendo melhor, em alguns casos, optar pelos liberais do que pelos conservadores.

Os modelos ditos conservadores necessitam de amostras em maior quantidade que representam uma determinada classe para predizer com maior “confiança” um exemplo como verdadeiro positivo. Os algoritmos de Redes Neurais, utilizados neste trabalho, foram *RBFNetwork*, *MultilayerPerceptron* e *MultilayerPerceptronCS*, e o algoritmo escolhido de Support Vector Machine foi o *LibSVM*, todos pertencentes ao pacote de software Weka, ferramenta bastante utilizada em Data Mining e Aprendizado de Máquina. O modo de execução dos algoritmos se deu de modo paralelo, sendo executados simultaneamente conforme o fluxo de operação da figura 22.

O LibSVM é uma biblioteca de implementações da SVM, desenvolvida por Ching-chung Chang com várias finalidades: classificação, regressão e estimativa de distribuição (ALMEIDA, 2010), a versão utilizada foi a versão 3 de 12 de abril de 2012.



FONTE: Dados de Pesquisa.

Figura 22 – Esquema do aprendizado de máquina.

Na figura 22, é evidenciado o esquema de aprendizado de máquina para a modelagem da RNA com os três algoritmos propostos: *RBFNetwork*, *MultilayerPerceptron* e *MultilayerPerceptronCS* e da SVMs, com o algoritmo LibSVM.

Na construção da RNA, foram também utilizadas as informações obtidas na árvore de decisão. Diante disso, foram construídas 3 RNAs, uma com os 27 indicadores calculados (Apêndice E), ou seja, a planilha original, outra com 10 indicadores (Apêndice F), que foram considerados como os 10 principais indicadores para a avaliação de insolvência pelos analistas de mercado, e a última com os 10 indicadores principais para avaliação de insolvência acrescida do indicador R13 (Apêndice G), que foi o indicador que se destacou na construção da árvore de decisão.

Tabela 20 – Indicadores selecionados pelos analistas.

Indicador	Propósito
P1 = Provisão para liquidação duvidosa sob operações de crédito/Carteira Classificada Total	Medir o volume de provisão de créditos de liquidação duvidosa em relação à carteira classificada total.
E5 = Renda de intermediação financeira/Ativo Total Médio	Medir a proporção de rendas de intermediação financeira em relação do ativo total ajustado.
A1 = Ativo Permanente + Ativos não direcionados com atividade fim da cooperativa / Patrimônio Líquido Ajustado	Mensurar o grau de utilização de recursos próprios com ativos fixos e ativos não direcionados à atividade-fim da cooperativa. Quanto maior o valor, menor o foco da instituição em sua atividade-fim.
R7 = Sobras / Ativo total médio	Medir a adequação dos ganhos e também a capacidade de construção do capital social. Este é um indicador de rentabilidade sobre o Ativo.
R8 = Sobras / Patrimônio líquido ajustado médio	Medir a remuneração do capital próprio. Este é um indicador de rentabilidade sobre o PL.
L2 = Ativos de curto prazo / Depósitos totais	Esse indicador é uma <i>proxy</i> para a liquidez corrente.
S1 = Crescimento da Receita Operacional = (Receita Operacional do mês corrente / Receita Operacional do mês anterior) – 1	Medir a taxa de crescimento da receita operacional.
S6 = Crescimento das despesas administrativas = (despesas administrativas do mês corrente / despesas administrativas do mês anterior) -1	Medir a taxa de crescimento das despesas administrativas.

S8 = Crescimento do Ativo total = $(AT \text{ do mês corrente} / AT \text{ do mês anterior}) - 1$ Medir a taxa de crescimento do AT.

S9 = Crescimento das operações de crédito = $(\text{Operações de crédito do mês corrente} / \text{Operações de crédito do mês anterior}) - 1$ Medir o crescimento mensal das aplicações em operações de crédito. Quanto maior o índice, mais a instituição está expandindo as operações de crédito.

FONTE: Dados de pesquisa.

Conforme a tabela 20, através do conhecimento técnico da pesquisadora e pesquisa com analistas de mercado, foram definidos 10 indicadores do Sistema PEARLS como suficientes para analisar a insolvência, um indicador de proteção (P), 2 de efetiva estrutura financeira (E), 1 de qualidade de ativos (A), 2 de taxas de retorno e custos, 1 de liquidez (L) e 2 de sinais de crescimento (S).

Nos indicadores de Proteção, foi escolhido o P1, pois, ao relacionar-se a provisão para devedores duvidosos com a carteira de classificação total, é possível evidenciar qual o percentual de perdas com as operações de crédito, que é uma das atividades principais das cooperativas de crédito. Nos indicadores de efetiva estrutura financeira, foi escolhido o E5, pois a relação entre a intermediação financeira e o Ativo Total Médio evidencia a capacidade da cooperativa de gerar receita da sua atividade-fim em relação ao capital total da cooperativa. Nos indicadores de Qualidade dos Ativos (A), foi escolhido o A1, pois esse, ao relacionar o ativo permanente mais os ativos não direcionados com a atividade-fim da cooperativa em relação ao patrimônio líquido, demonstra que a cooperativa de crédito aplica seus recursos em ativos que não fazem parte da sua atividade-fim. Nos indicadores de taxa de retornos e custos, foram escolhidos dois indicadores: R7, que relaciona as sobras das cooperativas em relação ao seu ativo total, ou seja, evidencia a rentabilidade do ativo; o R8, que relaciona sobras com o Patrimônio Líquido, que é a rentabilidade do capital próprio. Nos indicadores, foi escolhido o L2, que, como evidenciado na tabela 19, é uma proxy da liquidez corrente. Finalmente, nos indicadores de Sinais de crescimento, foram escolhidos: S1, que é o crescimento das receitas operacionais ou S6, que é o crescimento das despesas administrativas, o S8, que é o crescimento do ativo total e o S9, que é o crescimento das operações de créditos.

3.5.1 Construção da RNA e SVMs

Como foi evidenciado na metodologia, a RNA será construída com 3 algoritmos: *RBFNetwork*, *MultilayerPerceptron* e *MultilayerPerceptronCS*, e, para a SVMs, será utilizado um algoritmo o LibSVM, e para cada algoritmo, foram construídos 3 modelos: 27 indicadores, 10 indicadores, 10 indicadores com o R13.

3.5.1.1. RNA com o algoritmo RBFNetwork com 27 indicadores

De acordo com as tabelas 21 e 22, observa-se que na Rede Neural com 27 indicadores, como o algoritmo RBFNetwork, obteve-se um índice de Kappa de 0,6774, ou seja, a RNA classificou corretamente, da amostra de 62 cooperativas de crédito mútuo (31 solventes, e 31 insolventes), 83,871% (52 cooperativas) da amostra, e classificou incorretamente 10,129% (10 cooperativas) da amostra. Das 31 cooperativas solventes, a RNA classificou 27 corretamente, e 4 incorretamente; já das 31 insolventes, classificou 25 corretamente, e 6 incorretamente. Com relação aos indicadores de desempenho (tabela 22), eles serão analisados comparativamente no item 3.5.1.13.

Tabela 21 – Sumário do algoritmo RBFNetwork com 27 indicadores.

Correctly Classified Instances	52	83.871%
Incorrectly Classified Instances	10	16.129%
Kappa statistic	0.6774	

FONTE: Dados de Pesquisa.

Tabela 22 – Detalhe de precisão do algoritmo RBFNetwork com 27 indicadores.

	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	ROC Area	Class
	0.871	0.194	0.808	0.871	0.844	0.871	INSOLVENTE
	0.806	0.129	0.862	0.806	0.833	0.868	SOLVENTE
Weighted Avg	0.839	0.161	0.84	0.839	0.839	0.869	

FONTE: Dados de Pesquisa.

Tabela 23 – Matriz de confusão do algoritmo RBFNetwork com 27 indicadores.

a	b	<-- classified as
27	4	a = INSOLVENTE
6	25	b = SOLVENTE

FONTE: Dados de Pesquisa.

3.5.1.2 RNA com o algoritmo MultilyerPerceptron e MultilayerPerceptronCS com 27 indicadores

De acordo com as tabelas 23, e 25, observa-se que, na Rede Neural com 27 indicadores, como o algoritmo MultilyerPerceptron e MultilayerPerceptronCS, obteve-se um índice de Kappa de 0,8387, ou seja, a RNA classificou corretamente da amostra de 62 cooperativas de crédito mútuo (31 solventes e 31 insolventes) 91,9344% (57 cooperativas) da amostra e classificou incorretamente 8,0645% (5 cooperativas) da amostra. Das 31 cooperativas solventes, a RNA classificou 27 corretamente, e 4 incorretamente; já das 31 insolventes classificou 30 corretamente, e 1 incorretamente. Com relação aos indicadores de desempenho (quadro 25), serão analisados comparativamente no item 3.5.1.13.

Tabela 24 – Sumário do algoritmo MultilyerPerceptron e MultilayerPerceptronCS com 27 indicadores.

Correctly Classified Instances	57	91.9355%
Incorrectly Classified Instances	5	8.0645%
Kappa statistic	0.8387	

FONTE: Dados de Pesquisa.

Tabela 25 – Detalhe de precisão do algoritmo MultilyerPerceptron e MultilayerPerceptronCS com 27 indicadores.

	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	ROC Area	Class
	0.871	0.032	0.964	0.871	0.915	0.947	INSOLVENTE
	0.968	0.129	0.882	0.968	0.923	0.947	SOLVENTE
Weighted Avg	0.919	0.081	0.923	0.919	0.919	0.947	

Tabela 26 – Matriz de confusão do algoritmo MultilyerPerceptron e MultilayerPerceptronCS com 27 indicadores.

a	b	<-- classified as
27	4	a = INSOLVENTE
1	30	b = SOLVENTE

FONTE: Dados de Pesquisa.

3.5.1.3 SVMs com o algoritmo LibSVM com 27 indicadores

De acordo com as tabelas 26, e 28, observa-se que na Rede Neural, com 27 indicadores como o LibSVM obteve-se um índice de Kappa de 0,9032, ou seja, a RNA classificou corretamente da amostra

de 62 cooperativas de crédito mútuo (31 solventes, e 31 insolventes) 95,1613% (59 cooperativas) da amostra, e classificou incorretamente 4,8387% (3 cooperativas) da amostra. Das 31 cooperativas solventes a RNA classificou 31 corretamente, e nenhuma incorretamente; já das 31 insolventes classificou 28 corretamente, e 3 incorretamente. Com relação aos indicadores de desempenho (tabela 28), serão analisados comparativamente no item 3.5.1.13.

Tabela 27 – Sumário do algoritmo LibSVM com 27 indicadores.

Correctly Classified Instances	59	95.1613%
Incorrectly Classified Instances	3	4.8387%
Kappa statistic	0.9032	

FONTE: Dados de Pesquisa.

Tabela 28 – Detalhe de precisão do algoritmo LibSVM com 27 indicadores.

	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	ROC Area	Class
	1	0.097	0.912	1	0.954	0.952	INSOLVENTE
	0.903	0	1	0.903	0.949	0.952	SOLVENTE
Weighted Avg	0.952	0.048	0.956	0.952	0.951	0.952	

FONTE: Dados de Pesquisa.

Tabela 29 – Matriz de confusão do algoritmo LibSVM com 27 indicadores.

	a	b	<-- classified as
31	0		a = INSOLVENTE
3	28		b = SOLVENTE

FONTE: Dados de Pesquisa

3.5.1.4 Análise da Curva ROC para RNA e SVMs elaboradas com 27 indicadores

De acordo com a figura 23, observa-se que o algoritmo que se apresentou melhor através do gráfico de ROC foi o LibSVM, e, em alguns momentos, o algoritmo RBFNetwork faz interseção com o LibSVM, o que indica regiões em que ele pode ser igualado ao LibSVM, mas o melhor ainda continua sendo o LibSVM.

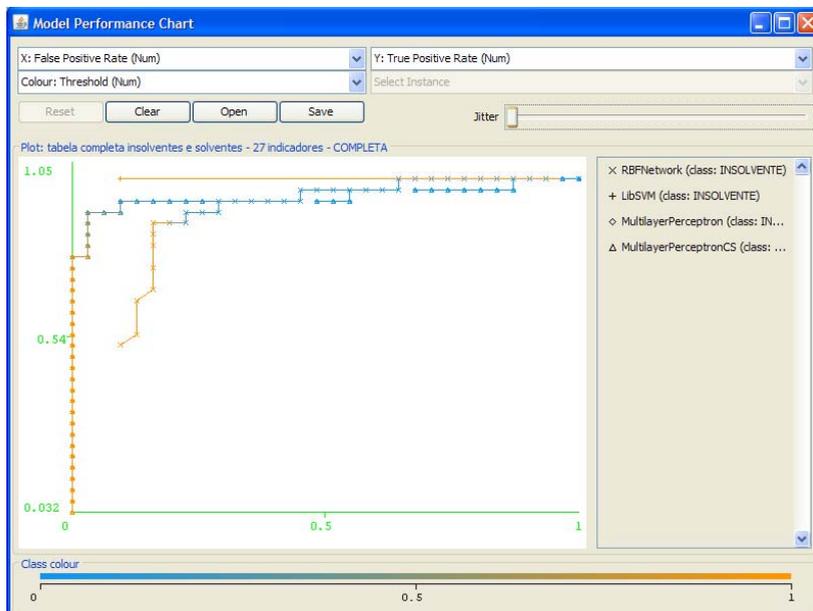


Figura 23 – Gráfico ROC com 27 indicadores.

3.5.1.5. RNA com o algoritmo RBFNetwork com dez indicadores

De acordo com as tabelas 29, e 31, observa-se que, na Rede Neural com 10 indicadores, como o algoritmo RBFNetwork, obteve-se um índice de Kappa de 0,07419, ou seja, a RNA classificou corretamente da amostra de 62 cooperativas de crédito mútuo (31 solventes, e 31 insolventes) 87,0968% (54 cooperativas) da amostra, e classificou incorretamente 12,9032% (8 cooperativas) da amostra. Das 31 cooperativas solventes, a RNA classificou 26 corretamente, e 5 incorretamente; já das 31 insolventes classificou 28 corretamente, e 3 incorretamente. Com relação aos indicadores de desempenho (quadro 31), serão analisados comparativamente no item 3.5.1.13.

Tabela 30 – Sumário do algoritmo RBFNetwork com 10 indicadores.

Correctly Classified Instances	54	87.0968 %
Incorrectly Classified Instances	8	12.9032 %
Kappa statistic	0.7419	

FONTE: Dados de Pesquisa.

Tabela 31 – Detalhe de precisão do algoritmo RBFNetwork com 10 indicadores.

	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	ROC Area	Class
	0.839	0.097	0.897	0.839	0.867	0.889	INSOLVENTE
	0.903	0.161	0.848	0.903	0.875	0.889	SOLVENTE
Weighted Avg	0.871	0.129	0.873	0.871	0.871	0.889	

FONTE: Dados de Pesquisa.

Tabela 32 – Matriz de confusão do algoritmo RBFNetwork com 10 indicadores.

	a	b	<-- classified as
26	5		a = INSOLVENTE
3	28		b = SOLVENTE

FONTE: Dados de Pesquisa.

3.5.1.6 RNA com o algoritmo MultilyerPerceptron e MultilayerPerceptronCS com dez indicadores

De acordo com a tabela 32, e a tabela 34, observa-se que na Rede Neural com 10 indicadores, como o algoritmo MultilyerPerceptron e MultilayerPerceptronCS, obteve-se um índice de Kappa de 0,7097, ou seja, a RNA classificou corretamente da amostra de 62 cooperativas de crédito mútuo (31 solventes, e 31 insolventes) 85,4839% (53 cooperativas) da amostra, e classificou incorretamente 14,5161% (9 cooperativas) da amostra. Das 31 cooperativas solventes a RNA classificou 23 corretamente, e 8 incorretamente; já das 31 insolventes classificou 30 corretamente, e 1 incorretamente. Com relação aos indicadores de desempenho (quadro 34), serão analisados comparativamente no item 3.5.1.13.

Tabela 33 – Sumário do algoritmo MultilayerPerceptronCS com 10 indicadores.

Correctly Classified Instances	53	85.4839 %
Incorrectly Classified Instances	9	14.5161 %
Kappa statistic	0.7097	

FONTE: Dados de Pesquisa.

Tabela 34 – Detalhe de precisão do algoritmo MultilayerPerceptronCS com 10 indicadores.

	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	ROC Area	Class
	0.742	0.032	0.958	0.742	0.836	0.87	INSOLVENTE
	0.968	0.258	0.789	0.968	0.87	0.87	SOLVENTE
Weighted Avg	0.855	0.145	0.874	0.855	0.853	0.87	

FONTE: Dados de Pesquisa.

Tabela 35 – Matriz de confusão do algoritmo MultilayerPerceptronCS com 10 indicadores.

a	b	<-- classified as
23	8	a = INSOLVENTE
1	30	b = SOLVENTE

FONTE: Dados de Pesquisa.

3.5.1.7 SVMs com o algoritmo LibSVM com dez indicadores

De acordo com a tabela 35, e a tabela 36, observa-se que na Rede Neural com 10 indicadores, como o LibSVM, obteve-se um índice de Kappa de 0,9677, ou seja, a RNA classificou corretamente da amostra de 62 cooperativas de crédito mútuo (31 solventes, e 31 insolventes) 98,3871% (60 cooperativas) da amostra, e classificou incorretamente 1,6129% (1 cooperativa) da amostra. Das 31 cooperativas solventes, a RNA classificou 31 corretamente, e nenhuma incorretamente; já das 31 insolventes classificou 30 corretamente, e 1 incorretamente. Com relação aos indicadores de desempenho (quadro 37), serão analisados comparativamente no item 3.5.1.13.

Tabela 36 – Sumário do algoritmo LibSVM com 10 indicadores.

Correctly Classified Instances	61	98.3871%
Incorrectly Classified Instances	1	1.6129%
Kappa statistic	0.9677	

FONTE: Dados de Pesquisa

Tabela 37 – Detalhe de precisão do algoritmo LibSVM com 10 indicadores.

	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	ROC Area	Class
	1	0.032	0.969	1	0.984	0.984	INSOLVENTE
	0.968	0	1	0.968	0.984	0.984	SOLVENTE
Weighted Avg	0.984	0.016	0.984	0.984	0.984	0.984	

FONTE: Dados de Pesquisa.

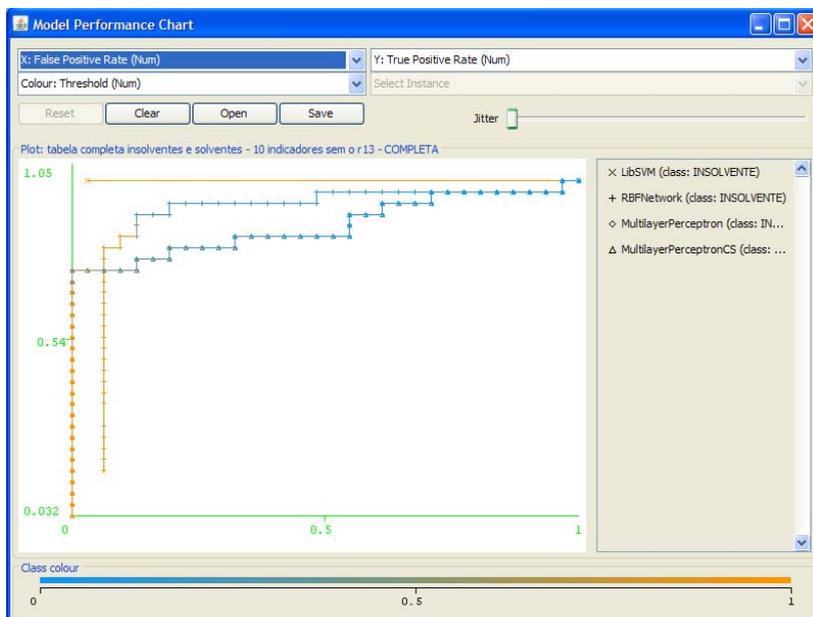
Tabela 38 – Matriz de confusão do algoritmo LibSVM com 10 indicadores.

a	b	<--	classified as
31	0		a = INSOLVENTE
1	30		b = SOLVENTE

FONTE: Dados de Pesquisa.

3.5.1.8 Análise da Curva ROC para RNA e SVMs elaboradas com dez indicadores

De acordo com a figura 24, observa-se que o algoritmo que se apresentou melhor através do Gráfico de ROC foi o LibSVM, e o algoritmo MultilyerPerceptron e MultilayerPerceptronCS ,ficaram em alguns momentos bem próximos ao LibSVM, o que indica regiões em que ele quase se iguala ao LibSVM, mas o melhor ainda continua sendo o LibSVM.



FONTE: Dados de Pesquisa.

Figura 24 – Gráfico ROC com 10 indicadores.

3.5.1.9 RNA com o algoritmo RBFNetwork com 11 indicadores

De acordo com a tabela 39, e a tabela 40, observa-se que, na Rede Neural com 11 indicadores, como o algoritmo RBFNetwork, obteve-se um índice de Kappa de 0,7742, ou seja, a RNA classificou corretamente da amostra de 62 cooperativas de crédito mútuo (31 solventes, e 31 insolventes) 88,7097% (55 cooperativas) da amostra, e classificou incorretamente 11,2903% (7 cooperativas) da amostra. Das 31 cooperativas solventes a RNA classificou 27 corretamente, e 3 incorretamente; já das 31 insolventes classificou 28 corretamente, e 3 incorretamente. Com relação aos indicadores de desempenho, quadro 40, serão analisados comparativamente no item 3.5.1.13.

Tabela 39 – Sumário do algoritmo RBFNetwork com 11 indicadores.

Correctly Classified Instances	55	88.7097%
Incorrectly Classified Instances	7	11.2903%
Kappa statistic	0.7742	

FONTE: Dados de Pesquisa.

Tabela 40 – Detalhe de precisão do algoritmo RBFNetwork com 11 indicadores.

	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	ROC Area	Class
	0.871	0.097	0.9	0.871	0.885	0.878	INSOLVENTE
	0.903	0.129	0.875	0.903	0.889	0.879	SOLVENTE
Weighted Avg	0.887	0.113	0.888	0.887	0.887	0.879	

FONTE: Dados de Pesquisa.

Tabela 41 – Matriz de confusão do algoritmo RBFNetwork com 11 indicadores.

a	b	<-- classified as
27	4	a = INSOLVENTE
3	28	b = SOLVENTE

FONTE: Dados de Pesquisa.

3.5.1.10 RNA com o algoritmo MultilyerPerceptron e MultilayerPerceptronCS com 11 indicadores

De acordo com a tabela 41, e a tabela 43, observa-se que, na Rede Neural com 11 indicadores, com o algoritmo MultilyerPerceptron, e MultilayerPerceptronCS obteve-se um índice de Kappa de 0,7097, ou seja, a RNA classificou corretamente da amostra de 62 cooperativas de

crédito mútuo (31 solventes, e 31 insolventes) 85,4839% (53 cooperativas) da amostra, e classificou incorretamente 14,5161% (9 cooperativas) da amostra. Das 31 cooperativas solventes a RNA classificou 23 corretamente, e 8 incorretamente; já das 31 insolventes classificou 30 corretamente, e 1 incorretamente. Com relação aos indicadores de desempenho, quadro 43, serão analisados comparativamente no item 3.5.1.13.

Tabela 42 – Sumário do algoritmo MultilayerPerceptronCS com 11 indicadores.

Correctly Classified Instances	53	85.4839 %
Incorrectly Classified Instances	9	14.5161 %
Kappa statistic	0.7097	

FONTE: Dados de Pesquisa.

Tabela 43 – Detalhe de precisão do algoritmo MultilayerPerceptronCS com 11 indicadores.

	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	ROC Area	Class
	0.742	0.032	0.958	0.742	0.836	0.879	INSOLVENTE
	0.968	0.258	0.789	0.968	0.87	0.879	SOLVENTE
Weighted Avg	0.855	0.145	0.874	0.855	0.853	0.879	

FONTE: Dados de Pesquisa

Tabela 44 – Matriz de confusão do algoritmo MultilayerPerceptronCS com 11 indicadores.

	a	b	<-- classified as
23	8	a = INSOLVENTE	
1	30	b = SOLVENTE	

FONTE: Dados de Pesquisa.

3.5.1.11 SVMs com o algoritmo LibSVM com 11 indicadores

De acordo com a tabela 44, e a tabela 46, observa-se que na Rede Neural com 11 indicadores, como o LibSVM ,obteve-se um índice de Kappa de 0,9677, ou seja, a RNA classificou corretamente da amostra de 62 cooperativas de crédito mútuo (31 solventes, e 31 insolventes) 98,3871% (61 cooperativas) da amostra, e classificou incorretamente 1,6129% (1 cooperativas) da amostra. Das 31 cooperativas solventes a RNA classificou 31 corretamente, e nenhuma incorretamente; já das 31 insolventes classificou 30 corretamente, e 1 incorretamente. Com relação aos indicadores de desempenho, quadro 46, serão analisados comparativamente no item 3.5.1.13.

Tabela 45 – Sumário do algoritmo LibSVM com 11 indicadores.

Correctly Classified Instances	61	98.3871 %
Incorrectly Classified Instances	1	1.6129 %
Kappa statistic	0.9677	

FONTE: Dados de Pesquisa

Tabela 46 – Detalhe de precisão do algoritmo LibSVM com 11 indicadores.

	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	ROC Area	Class
	1	0.032	0.969	1	0.984	0.984	INSOLVENTE
	0.968	0	1	0.968	0.984	0.984	SOLVENTE
Weighted Avg	0.984	0.016	0.984	0.984	0.984	0.984	

FONTE: Dados de Pesquisa

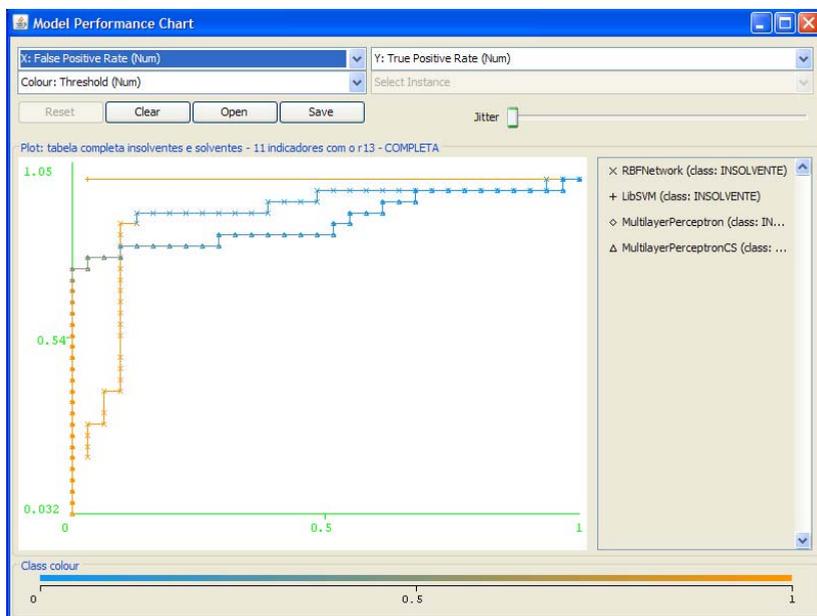
Tabela 47 – Matriz de confusão do algoritmo LibSVM com 11 indicadores.

a	b	<-- classified as
31	0	a = INSOLVENTE
1	30	b = SOLVENTE

FONTE: Dados de Pesquisa

3.5.1.12 Análise da Curva ROC para RNA e SVMs elaboradas com 10 indicadores

De acordo com a figura 25, observa-se que o algoritmo que se apresentou melhor, através do Gráfico de ROC, foi o LibSVM, e o algoritmo RBFNetwork ficou, em alguns momentos, bem próximo ao LibSVM, o que indica regiões em que ele pode ele quase se igualar ao LibSVM, mas o melhor ainda continua sendo o LibSVM.



FONTE: Dados de Pesquisa.

Figura 25 – Gráfico ROC com 11 indicadores.

3.5.1.13 Comparação das avaliações de desempenho de RNA e SVMs

Como observado nas sessões anteriores, a SVMs, através do algoritmo LibSVM, obteve índices de Kappa superiores nas 3 modelagens de planilhas: 27 indicadores, 10 indicadores e 11 indicadores. Abaixo segue a avaliação de desempenho através dos indicadores propostos, para serem calculados através da matriz de confusão.

De acordo com a tabela 48, o algoritmo da SVM, o LibSVM, foi melhor em todos os grupos de indicadores: 27 indicadores, 10 indicadores e 11 indicadores para a taxa de erro na classe positiva, proporção de falsos negativos. Observa-se também que, no algoritmo da SVMs no grupo de 10 e 11 indicadores, a taxa tem o maior resultado de acerto, ou seja, pode-se concluir que somente com os 10 indicadores teríamos como avaliar a insolvência, não sendo necessário calcular mais indicadores, também se observa que a inserção do R13 não muda o percentual de acerto.

Tabela 48 – Comparação de TPRate médio das cooperativas Solventes e Insolventes dos algoritmos de Redes Neurais e LibSVM.

	RBFNetwork	MultilayerPerceptron e MultilayerPerceptron	LibSVM
27 indicadores	0.839	0.919	0.952
10 indicadores	0.871	0.855	0.984
11 indicadores	0.887	0.855	0.984

FONTE: Dados de Pesquisa.

Quando se compara (tabela 49) a avaliação de desempenho da taxa de erro da classe negativa, que é a classificação de exemplos da classe negativa agrupados incorretamente, verifica-se a RNA com os algoritmos MultilayerPerceptron e MultilayerPerceptronCS, que possuem melhores índices para 27, 10 e 11 indicadores, já o algoritmo da LibSVMs possui desempenho igual para 10 e 11 indicadores, e, mais uma vez, o R13 não fez diferença na análise.

Tabela 49 – Comparação de FPRate médio das cooperativas Solventes e Insolventes dos algoritmos de Redes Neurais e LibSVM.

	RBFNetwork	MultilayerPerceptron e MultilayerPerceptron	LibSVM
27 indicadores	0.194	0.032	0.097
10 indicadores	0.097	0.032	0.032
11 indicadores	0.097	0.032	0.032

FONTE: Dados de Pesquisa.

Ao analisar a avaliação de desempenho da precisão (tabela 50), verifica-se que o algoritmo da LibSVMs foi o melhor para os 3 grupos de indicadores analisados, e, para os grupos de 10 e 11 indicadores, teve novamente o melhor indicador, ratificando que não há necessidade, para a avaliação de insolvência, o cálculo de maiores indicadores do que esse número.

Tabela 50 – Comparação de Precisão média das cooperativas Solventes e Insolventes dos algoritmos de Redes Neurais e LibSVM.

	RBFNetwork	MultilayerPerceptron e MultilayerPerceptronCs	LibSVM
27 indicadores	0.84	0.923	0.956
10 indicadores	0.873	0.874	0.984
11 indicadores	0.888	0.874	0.984

FONTE: Dados de Pesquisa.

Analisando a sensibilidade dos algoritmos calculados (tabela 51), verificou-se também a superioridade do algoritmo da LibSVMs para os 3 grupos de indicadores, e evidencia-se também a superioridade do grupo de 10 e 11 indicadores.

Tabela 51 – Comparação de Recall médio das cooperativas Solventes e Insolventes dos algoritmos de Redes Neurais e LibSVM.

	RBFNetwork	MultilayerPerceptron e MultilayerPerceptronCs	LibSVM
27 indicadores	0.839	0.919	0.952
10 indicadores	0.871	0.855	0.984
11 indicadores	0.887	0.855	0.984

FONTE: Dados de Pesquisa

Como já foi evidenciado na metodologia, tanto a precisão como a sensibilidade não devem ser analisadas separadas, mas sim, em conjunto, através da avaliação de desempenho, denominada de F-Measure, que é a média harmônica ponderada da precisão e a revocação, e essa, como demonstrado com a tabela 52, evidenciou que o algoritmo LibSVMs foi melhor também nos três grupos de indicadores, sendo também superior no grupo de 10 e 11 indicadores.

Tabela 52 – Comparação de F-Measure médio das cooperativas Solventes e Insolventes dos algoritmos de Redes Neurais e LibSVM.

	RBFNetwork	MultilayerPerceptron e MultilayerPerceptronCs	LibSVM
27 indicadores	0.839	0.919	0.951
10 indicadores	0.871	0.853	0.984
11 indicadores	0.887	0.853	0.984

FONTE: Dados de Pesquisa.

Já a medida da área do gráfico ROC, como foi evidenciado na análise do Gráfico, é superior para o algoritmo da LibSVMs para os três grupos de indicadores, sendo superior também para o grupo de 10, e 11 indicadores.

Tabela 53 – Comparação de ROC área média das cooperativas Solventes e Insolventes dos algoritmos de Redes Neurais e LibSVM.

	RBFNetwork	MultilayerPerceptron e MultilayerPerceptronCs	LibSVM
27 indicadores	0.869	0.947	0.952
10 indicadores	0.889	0.87	0.984
11 indicadores	0.879	0.879	0.984

FONTE: Dados de Pesquisa.

4 CONCLUSÕES

Nesta pesquisa, assumiu-se, como hipótese de pesquisa, que era possível a elaboração de um modelo de avaliação do cooperativismo de crédito que as classifique em insolvente, e solvente, que se consegue aprender com as experiências, e se consegue, assim, avaliar cooperativas similares, mas não idênticas. Também se assumiu a hipótese de que é possível definir quais os indicadores primordiais para avaliar o cooperativismo de crédito e também a hipótese de verificar se as RNAs (redes neurais artificiais) são uma modelagem eficiente para a avaliação de solvência no cooperativismo de crédito.

Portanto o foco central foi a avaliação de insolvência das cooperativas de crédito mútuo do Estado do Paraná através da utilização de Redes Neurais Artificiais. Para a realização do estudo, foram utilizadas as demonstrações financeiras das 31 cooperativas de crédito mútuo do Estado do Paraná no ano de 2010, divulgadas pelo Banco Central do Brasil (BACEN) como solventes, e como insolventes as cooperativas que deixaram de enviar suas demonstrações para o Banco Central, o que caracteriza a descontinuidade operacional de fato, isso, num período de 10 anos, o que totalizou 31 cooperativas de crédito.

Os indicadores definidos para a realização dos cálculos foram os do Sistema PEARLS, que é um acrônimo para um grupo de indicadores utilizados pela WOCCU desde 1990 para avaliação do cooperativismo de Crédito, derivado da avaliação das seguintes áreas-chave operacionais do cooperativismo de crédito: *Protection* (proteção); *Effective Financial Structure* (efetiva estrutura financeira); *Assets quality* (qualidades dos ativos); *Rates of return and costs* (taxa de retorno e custos); *Liquidity* (liquidez); *Signs of growth* (sinais de crescimento). A escolha deles foi feita, levando em consideração, que atualmente é o único conjunto de indicadores elaborados especificamente para o cooperativismo de crédito.

Dos 39 indicadores do Sistema PEARLS, foi feita uma adaptação, e foram calculados 27 indicadores da amostra das cooperativas de crédito solventes e das insolventes, isso, em virtude das informações divulgadas nas demonstrações financeiras pelo Banco Central do Brasil que não permitem calcular todos os indicadores, e pelo fato de que alguns indicadores não foram possíveis de se calculados em todas as cooperativas da amostra. Além da planilha com os 27 indicadores, foi elaborada outra planilha de indicadores com 10 indicadores do sistema PEARLS, que, segundo pesquisa com os

analistas de mercado, são suficientes para a avaliação da insolvência do cooperativismo de crédito.

A princípio, o objetivo desta pesquisa foi investigar a aplicação dos algoritmos de Redes Neurais para a avaliação de solvência das cooperativas de crédito mútuo do Estado do Paraná, mas, conjuntamente com as RNAs, foram utilizadas duas outras técnicas de data mining: árvore de decisão e SVMs.

A árvore de decisão foi construída com 3 algoritmos: J48, ADtree e LADtree, a ADTree foi a que melhor se classificou, pois teve uma estatística de Kappa de acerto de classificação excelente, e, ao analisar a árvore de decisão ADTree, verificou-se que os indicadores que mais aparecem para a avaliação de solvência de uma cooperativa de crédito são os indicadores de retorno e custos, pois aparecem 3 indicadores R13 (Despesas Administrativas/Ativo Total Médio), R6 (Despesas operacionais/Ativo Total Médio) e R7 (Sobras/Ativo Total médio), e vale destacar a importância do R13 (Despesas Administrativas/Ativo Total Médio), que apareceu sozinho em um nó da árvore, assim o modelo evidenciou que o controle das despesas administrativas é um fator importante para a avaliação de insolvência, evidenciando assim um fator ligado à gestão da cooperativa como fator relevante para a avaliação de insolvência.

Foi evidenciado também que indicadores de qualidade dos ativos são importantes, pois apareceram o A1 (Ativo Permanente + Ativos não direcionados com atividade-fim da cooperativa/Patrimônio Líquido Ajustado) e o A3 (Ativos não direcionados com a atividade-fim da cooperativa/Ativo Total), o A3, inclusive, aparece em dois nós da árvore, os índices de liquidez apareceram também, são eles: o L1 (Disponibilidades/Depósitos à Vista) e o L2 (Ativos de curto prazo/Depósitos totais), indicadores de proteção: apareceu somente o P1 (Provisão para liquidação duvidosa sob operações de crédito/Carteira Classificada Total), e não apareceu nenhum indicador de crescimento.

Finalizando, verifica-se que o caminho com maior grau de confiança para avaliar a solvência de uma cooperativa de crédito é o seguinte: A3 (Ativos não direcionados com a atividade-fim da cooperativa/Ativo Total) maior que 0,052, P1 (Provisão para liquidação duvidosa sob operações de crédito/Carteira Classificada Total) maior que 0,002 e R6 (Despesas operacionais/Ativo Total Médio) maior que 0,166 com um grau de confiança 1.953, caminho esse apresentado no segundo nó da árvore de decisão.

Com o resultado da árvore de decisão, em que o indicador R13 (Despesas Administrativas/Ativo Total Médio) se destacou, foi

construída mais uma planilha de indicadores, na qual foi inserido o R13 (Despesas Administrativas/Ativo Total Médio) conjuntamente com os indicadores selecionados pelos analistas de mercado.

A SVM foi inserida no trabalho por ser, na atualidade, uma das técnicas de aprendizado de máquina que vem se destacando, principalmente para avaliação de sistemas binários, o que se enquadra na presente pesquisa. Os algoritmos da RNA e da SVM foram utilizados para construir modelos de classificação que fossem adequados para a escolha de um padrão a ser utilizado na área financeira para a determinação do estado de insolvência e solvência em cooperativas de crédito, e, para isso, foram utilizados os indicadores financeiros do sistema PEARLS nas seguintes formatações: planilha com 27, 10 e 11 indicadores financeiros, construídas conforme descrito acima.

Os algoritmos de Redes Neurais utilizados neste trabalho foram *RBFNetwork*, *MultilayerPerceptron* e *MultilayerPerceptronCS*, e o algoritmo escolhido de Support Vector Machine foi o *LibSVM*, todos pertencentes ao pacote de software Weka, ferramenta bastante utilizada em Data Mining e Aprendizado de Máquina.

Ao analisar os resultados das RNAs e da SVM, ficou evidente a superioridade das SVMs como classificadores binários de avaliação de solvência, pois o seu algoritmo LibSVMs apresentou os melhores resultados em todas as avaliações de desempenho, propostas nesta pesquisa, destacando a avaliação de desempenho denominada de F-Measure, que é a média harmônica ponderada da precisão e a revocação, e essa evidenciou que o algoritmo LibSVMs foi melhor também nos três grupos de indicadores. O único indicador de desempenho em que a LibSVM teve desempenho inferior às RNAs, foi na taxa de erro da classe negativa, que é a classificação de exemplos da classe negativa agrupados incorretamente. Verifica-se a RNA com os algoritmos *MultilayerPerceptron* e *MultilayerPerceptronCs* possuem melhores índices para 27, 10 e 11 indicadores, já o algoritmo da LibSVMs possui desempenho igual para 10 e 11 indicadores.

Observando o gráfico ROC, é possível perceber que os algoritmos de Redes Neurais apresentaram as maiores TP Rate e FP Rate, resultando em modelos liberais, enquanto o algoritmo LibSVM resultou em modelos conservadores, teve bom resultado em relação à FP Rate, mas poucas taxas altas de TP Rate. O desempenho apresentado pelas Redes Neurais *MultilayerPerceptron*, *MultilayerPerceptronCS* e *RBFNetwork* na classificação dos exemplos, foi inferior ao LibSVM. O melhor resultado alcançado pelos algoritmos está nas tabelas (indicadores de desempenho). Ainda que fosse utilizado apenas um

algoritmo de Rede Neural, o desempenho ainda seria melhor na probabilidade de classificação de um novo exemplo como verdadeiro positivo (INSOLVENTE), bastando observar isoladamente as curvas de desempenho no gráfico ROC.

Na construção do gráfico, foram consideradas as amostras de empresas em estado insolvente, comparando os modelos gerados pelos algoritmos em cada interação com suas respectivas taxas de acerto e erro de classificação em insolventes. Ainda é prematuro estabelecer que os algoritmos de Redes Neurais possam ser utilizados em substituição a outros métodos e algoritmos como Árvores de Decisão, mas pode-se afirmar que poderão ser aproveitados como instrumental de apoio para se chegar à conclusão de que são úteis para a construção de modelos que permitam melhor entendermos a importância ou influência que um conjunto de indicadores financeiros exerce para determinar quando uma cooperativa de crédito apresenta indícios de falência iminente.

Em relação ao número de indicadores do Sistema PEARLS para a avaliação da Solvência do Cooperativismo de Crédito, foi confirmado também que não há a necessidade de calcular os 39 indicadores iniciais, bem como a planilha com os 27 indicadores, porém somente os 10 sugeridos pelos analistas de mercado são suficientes para tal avaliação, e que, apesar do R13 ter se destacado na árvore de decisão, na construção da RNA e da SVMs, ele não possui influência, pois não altera os resultados dos modelos.

Nos trabalhos pesquisados sobre avaliação de insolvência de bancos comerciais, como se verificou que houve apenas um trabalho realizado, utilizando redes neurais artificiais, a maioria dos trabalhos de avaliação de insolvência foram realizados, utilizando análise discriminante e regressão logística, já em trabalhos de avaliação de insolvência em cooperativas de crédito, nenhum utilizou redes neurais artificiais, na avaliação de insolvência de bancos comerciais e cooperativas de crédito, não há nenhum trabalho de avaliação de insolvência que usou árvore de decisão ou SVMs.

Um fator que poderia ser considerado limitante para a presente pesquisa é o fato de que os demonstrativos financeiros divulgados pelo Banco Central não permitem calcular todos os indicadores do sistema PEARLS, mas, ao relacionar os resultados obtidos em trabalho anterior, realizado com todos os indicadores do Sistema PEARLS por Bressan (2009) com o modelo Logit, observa-se que os resultados foram próximos ao realizado nesta tese com a árvore de decisão.

Em relação ao problema de pesquisa, conclui-se que é possível estruturar um modelo e avaliação de insolvência que seja capaz de

aprender com os erros, e que pode avaliar cooperativas similares, mas não idênticas. Conclui-se também que os indicadores do Sistema PEARLS devem ser os indicadores para a avaliação do cooperativismo de crédito, pois são indicadores próprios para o setor.

O presente estudo buscou contribuir para a discussão sobre modelos de avaliação de insolvência das cooperativas de crédito no Brasil, diminuindo assim a lacuna sobre o assunto no que se refere ao cooperativismo de crédito. Trabalhos nessa temática se justificam, pois é necessário que as cooperativas mantenham estruturas financeiras sólidas, pois o cooperado é, ao mesmo tempo, proprietário, e usuário, e isso faz com que a insolvência das cooperativas de crédito seja a insolvência de seus associados.

Para pesquisas futuras, recomenda-se a aplicação do sistema PEARLS nos demais Estados Brasileiros, e também mais estudos que visem a definir e solidificar quais são, em número reduzido, mas eficiente, os indicadores do Sistema PEARLS capazes de avaliar a insolvência do cooperativismo de crédito. Recomenda-se também a utilização de outras modelagens estatísticas, para assim consolidar qual a melhor modelagem estatística para avaliação de insolvência do cooperativismo de crédito.

REFERÊNCIAS

- ALBUQUERQUE JUNIOR, J.; RIBEIRO, E. P. Avaliação dos indicadores de Predição de insolvência bancária no Brasil para os períodos de 1994/95 e 1997/98: uma análise de robustez. ENCONTRO NACIONAL DE ECONOMIA – ANPEC, 2001, Salvador, BA. **Anais** do XXIX Encontro Nacional de Economia – ANPEC. Campinas, 2001. p 45-65.
- ALBUQUERQUE, M. L. O cooperativismo de crédito no Brasil – estrutura e evolução recente. In: SHARDONG, A. et al. **Solidariedade financeira: graças a Deus!** Brasília: CONFEBRÁS, 1996.
- ALMEIDA, E. D. **Algoritmos de classificação com a opção de rejeição**. Dissertação (mestrado) – Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto, Portugal, 2010.
- ALMEIDA, F. C.; SIQUEIRA, J. O. **Comparação entre regressão logística e redes neurais na previsão de falência de bancos brasileiros**. In: TERCEIRO CONGRESSO BRASILEIRO DE REDES NEURAS, n.4 p. 1-6, 1997.
- ALTMAN, E. I. Financial ratios, discriminat analysis ade the prediction of corporate bankruptcy. **Journal of finance**, setembro 1968.
- _____. BAIDYA, T. K.; DIAS, L. M; R. Previsão de problemas financeiros em empresas. **Revista de administração de empresas**, v. 19, n. 1, 1979.
- _____.MARCO, G.;VARRETO, F. Corporate distress diagnosis: comparisons using linear discriminant and neural networks (the Italian experience). **Journal of Banking & Finance**. N.18, p. 505-529, 1994.
- ANTONIALLI, L. M. **Modelo de gestão e estratégias: o caso de duas cooperativas de leite e café de Minas Gerais**. 2000. 163 f. Tese (Doutorado em Administração) – Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade. Universidade de São Paulo, São Paulo: FEA/USP, 2000.

ARAÚJO, A. T. A contribuição governamental para o desenvolvimento do cooperativismo de crédito: experiência recente. In: SHARDONG, A. et al. **Solidariedade financeira: graças a Deus!** Brasília: CONFEBRÁS, 1996.

ARAÚJO, M. B. V. **Informações contábeis e o risco de insolvência de cooperativas de crédito**. 2011. 136 f. Dissertação (Mestrado) – Universidade de São Paulo, São Paulo, 2011.

ARRIGONI, F. J. **Disclosure das aplicações sociais das sociedades cooperativas e sua contribuição para o balanço social**. 2000. 219 f. Dissertação (Mestrado em Contabilidade). Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade da Universidade de São Paulo, São Paulo, 2000.

ASSAF NETO, A. **Estrutura e análise de balanços: um enfoque econômico-financeiro**. São Paulo: Atlas, 1981.

BANCO CENTRAL DO BRASIL. **Cartilha conta a história e analisa o cooperativismo de crédito no Brasil**. 2003. Disponível em: <<http://www.bcb.gov.br/textonoticia.asp?codigo=88&idpai=noticias>>. Acesso em: 05 set. 2008.

_____. **A. Estrutura e análise de balanços: um enfoque econômico-financeiro**. 3. ed. São Paulo: Atlas, 1989.

BARRETO, J. M.. **Introdução às redes neurais**. Laboratório de Conexionismo e Ciências Cognitivas – UFSC, Florianópolis, 2002.

BEAVER, W. H. Financial ratios as predictors of failure: empirical search in accounting: selected studies. **Journal of Accounting Research**, n. 4, p. 71-111, jan. 1966. Suplemento.

_____. **Alternative accounting measures as predictors of failure**. The accounting review, Menasha, AAA, XLIII (1): p.113-122, jan. 1968.

BENATO, J. V. A. **Cooperativas de crédito rural, o elo financeiro**. COCECRER – São Paulo, maio/1995.

BERGENGREN, Roy F. **A história das cooperativas de crédito na América do Norte**. 2. ed. Brasília: Cooperforte, 2005.

BIALOSKORKI NETO; MARQUES, P. V.; NEVES, E. M.
Agribusiness cooperativo, eficiência e princípios doutrinários.
Piracicaba: ESALQ/USP, 1995.

_____, S. A nova empresa cooperativa. **Agroanalysis - Revista de Economia da Agrícola da FGV**, São Paulo, v. 18, n. 1, p. 48, jan. 1998.

_____. **Agribusiness cooperativo**: economia, doutrina e estratégias de gestão. 1994. 135 f. Dissertação (Mestrado em Economia Aplicada) – Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz, Piracicaba, 1994.

_____.; NAGANO, M. S.; MORAES, M. B. C. Utilização de redes neurais artificiais para avaliação socioeconômica: uma aplicação em cooperativas. **Revista Administração**, São Paulo, v.41, n.1, p. 59-68, jan/fev/mar. 2006.

BITTENCOURT, A. G. Cooperativas de crédito: constituição e funcionamento. Estudos NEAD 4, 2001.

BRASIL COOPERATIVO. Disponível em:
<http://brasilcooperativo.com.br/portal>, acesso em 06 de setembro de 2010.

_____. **Abrindo a caixa preta**: o financiamento da agricultura familiar no Brasil. 2003. 227 f. Dissertação (Mestrado em Economia). IE/UNICAMP, Campinas: BNDES, 2003.

BRASIL. Lei nº 5.764, de 16 de dezembro de 1971. Define a política nacional do cooperativismo, institui o regime jurídico das sociedades cooperativas, e dá outras providências. Disponível em:
http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/leis/L5764.htm, acesso: 11 de outubro de 2011.

BRESSAN, V. G. F. **Seguro depósito e moral hazard nas cooperativas de crédito brasileiras**. 2009. 373 f. Tese (Doutorado) – Universidade Federal de Viçosa, Viçosa, Minas Gerais, 2009.

_____.; BRAGA, J.B; BRESSAN, A.A.;RESENDE FLHO, M.A..
Avaliação de insolvência em cooperativas de crédito: uma aplicação

do sistema PEARLS. 2010. 144 f. – Universidade Presbiteriana Mackenzie, São Paulo, 2011.

_____.; BRAGA, J.B.; LIMA, J. E. Análise de insolvência de cooperativas de crédito rural do Estado de Minas Gerais. **Estudos Econômicos**, São Paulo, v, 34, n. 3, p. 553-585, jul/ set. 2004.

BULGARELLI, W. **Tratado geral de crédito cooperativo**. São Paulo: Ed. Clássico-Científica, 1967.

CARVALHO, A. **Inteligência artificial** – uma abordagem de aprendizado de máquina. 1º edição. São Paulo: LTC, 2011.

CARVALHO, D. R. **Árvore de decisão/ algoritmo genético para tratar o problema de pequenos disjuntos em classificação de dados**. 2005. 162 f. Tese (Doutorado em Ciências em Engenharia Civil), Unidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2005.

CARVALHO, F. L.; KALATZIS, A. E. G.; DIAZ, M. D. M.; NETO, S. B. **Mortalidade e longevidade de cooperativas de crédito brasileiras**: uma aplicação dos modelos logit e de riscos proporcionais de Cox. In: 9º CONGRESSO DE CONTROLADORIA DA UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO – USP – São Paulo, 2009.

CAVAZZA, Lucas Alves. Indicadores financeiros x indicadores não-financeiros: sua importância para a tomada de decisão. **XV Congresso Brasileiro de Custos** – Curitiba, 2008

CAZELLA, A. A.; SOLLIEC, M. B. **O papel das cooperativas de crédito na territorialização das políticas de apoio à agricultura familiar**: o caso do movimento cooperativo no estado de Santa Catarina (SC). In: V ENCONTRO DE PESQUISADORES LATINO-AMERICANOS DE COOPERATIVISMO. Ribeirão Preto, Agosto. 2008.

_____. **Interfaces e desarticulações entre políticas e atores do desenvolvimento rural**: a cooperativas de crédito rural de São José do Cerrito (SC). Rio de Janeiro, FAO/ONU – CPDA/UFRJ/REDE, 2005, (Relatório de Pesquisa).

CHAVES, S. S. **Cooperativismo de crédito e empresas de pequeno porte em arranjos produtivos locais**. 2009. 236p. Tese (doutorado), Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Faculdade de Ciências Econômicas, Porto Alegre, Rio Grande do Sul. 5. Ciências Cognitivas – UFSC, Florianópolis, 2002.

CLEYTON Marcos. **Série: Indicadores financeiros - importância e porque utilizá-los**. Disponível em: <<http://gestaoderisco.com/serie-indicadores-financeiros-importancia-e-porque-utiliza-los>>. Acesso em: 15 ago. 2008.

FAUSETT, L. **Fundamentals of neural networks - architectures, algorithms, and applications**. Florida Institute of Technology. Prentice Hall, Upper Saddle River, New Jersey, 1995, 07458.

FERREIRA, R. J. **Sistema Financeiro Nacional**. Publicado em mar. 2003. Disponível em: <<http://editoraferreira.com.br/publique/media/01SFN.pdf>>. Acesso em: 20 out. 2010.

FERRINHO, H. **Cooperativas e desenvolvimento rural**. Porto: Clássica, 1978.

FITZPATRICK, P. A. **A comparison of the Ratios of the successful Industrial Enterprises with those of Failed Companies**. The Accountants Publishing Company, 1932.

FORTUNA, E. **Mercado financeiro: produtos e serviços**. 13. ed. Rio de Janeiro: Qualitymark, 1999.

FRAINER, R.G; SOUZA, J. I. D. Bancos comerciais x cooperativas de crédito de Blumenau: uma análise comparativa das vantagens oferecidas a partir das valorações de produtos e serviços. **Revista Interdisciplinar Científica Aplicada**, Blumenau, v.1, n.4, p. 01-22.

GARCIA, S. C. **O uso de árvores de decisão na descoberta de conhecimento na área da saúde**. SEMANA ACADÊMICA, 2000. Universidade Federal do Rio Grande do Sul.

GIL, A. C. **Métodos e técnicas de pesquisa social**. São Paulo: Atlas.

GIMENES, R. M. T. **Análise do comportamento dos administradores financeiros com respeito ao custo e estrutura de capital aplicado as cooperativas agropecuárias do Estado do Paraná.** 1998. 338p. Tese (Doutorado), Universidade Léon, Espanha.

GIMENES, R. M. T., URIBE-OPAZO, M. A. Previsão de Insolvência de Cooperativas Agropecuárias por Meio de Modelos Multivariados. **Revista FAE**, Curitiba, v. 4, n. 3, p. 69-78, set/dez. 2006.

GITMAN, L. J. **Princípios de administração financeira.** 7. ed. São Paulo: Habra, 1997.

GODINHO, L. A. A função social do cooperativismo de crédito. In: SHARDONG, A. et al. **Solidariedade financeira: graças a Deus!** Brasília: CONFEBRÁS, 1996.

GONÇALVES, A. R. **Máquina de vetores suporte.** Disponível em: <http://www.dca.fee.unicamp.br/~andrerick/arquivos/pdfs/svm.pdf>, 2010. Acesso em: 29 de jun. de 2012.

GOZER, I. C. **Análise da capacidade de autofinanciamento das cooperativas agropecuárias do Estado do Paraná.** Florianópolis, 2003. 234 f. Mestrado – Universidade Federal de Santa Catarina. 2003.

HAN, J.; KAMBER, M. **Data mining: concepts and techniques.** 2. ed. University of Illinois at Urbana-Champaign. Elsevier, New York, 2006, 703 p.

HARTMANN, F. R. **Redes neurais, conceitos básicos e análise.** Universidade do Vale do Rio dos Sinos, UNISINOS – RS, 2002.

HAYKIN, S. **Redes neurais: princípios e prática.** 2 ed. Porto Alegre: Bookman, 2001.

HENDRIKSEN, E. S., VAN BREDA, M. F. **Teoria da contabilidade.** Tradução Antônio Zoratto Sanvicente. São Paulo: Atlas, 1999.

JANOT, M. M. Modelos de previsão de insolvência bancária no Brasil. **Trabalhos para Discussão**, Brasília: BCB, n,13, p.141, mar. 2001.

KANITZ, S. C. **Indicadores contábeis e financeiros de previsão de insolvência: a experiência da pequena e média empresa brasileira.** 1976.

187 f. Tese (Livre Docência) – Faculdade de Economia, Administração e contabilidade da Universidade de São Paulo, São Paulo, 1976.

_____. **Como prever falências**. São Paulo: McGraw-Hill, 1978.

KASSAI, S. **Utilização da análise envoltória de dados (DEA) na Análise das demonstrações contábeis**. 2002. Tese de Doutorado. () Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade da Universidade de São Paulo, São Paulo, 2002.

KERLING, F. **Metodologia da pesquisa em ciências sociais**. São Paulo: EPU, 1980.

KOHONEN, T. An introduction do neural computing. **Neural Networks**. vol. 1, p. 3-16, 1988.

LANCHENBRUCH, P. A. **An almost unbiased of obtaing confidence interval for the probability of misclassification in discriminant analysis**. *Biometrics*, 1967.

LAZZARINI, S. G.; BIALOSKORKI NETO; S.; CHADDAD, F. R. Decisões financeiras em cooperativas: fontes de ineficiência e possíveis soluções. **Gestão da Produção**, v.6, n.3, p. 257-268, 1999.

LEMOS, E.P. **Análise de crédito bancário com uso de data mining: Redes Neurais e Árvores de Decisão**. 2003. 147 f. Dissertação (Mestrado) – Programa de Pós-graduação em Métodos Numéricos e Engenharia, Curitiba: 2003.

LEMOS, M. R. A.; SCORSIM, S.; TIZON, K. M.; WINNIK, S. P. **Cooperativas de crédito: uma nova opção no mercado financeiro**. In: CONGRESSO INTERNACIONAL DE ADMINISTRAÇÃO: Gestão Estratégica para o Desenvolvimento Sustentável. Ponta Grossa, 2007.

LEMOS, E.P.; STEINER, M.T.A; NIEVOLA, J. C. Análise de crédito bancário por meio de redes neurais e árvores de decisão: uma aplicação simples de data mining. **Revista de Administração**. v.40, n.3, p.225-234, São Paulo, 2005.

LIMA, M. G. F. **Árvore de decisão aplicada a bancos de dados de incubatório de matrizes de postura**. 2007. 80 f.. Dissertação

(Mestrado em Engenharia Agrícola) – Faculdade de Engenharia Agrícola, Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 2007.

LIMA, R. E.; ARAÚJO, M. B. V.; AMARAL, H. F.; BANCO CENTRAL DO BRASIL. **Conflitos de agência**: um estudo comparativo dos aspectos inerentes a empresas tradicionais e cooperativas de crédito. In: V ENCONTRO DE PESQUISADORES LATINO-AMERICANOS DE COOPERATIVISMO, São Paulo, Ribeirão Preto, 2008.

LOPEZ, A. P. **Consultoria de gestão, estratégias, redes de negócio e competências**. Vecchi & Ancona, 2008.

LORENA, A. C.; CARVALHO, A. C. P. L. F. **Uma introdução às Support Vector Machines**. 2007. Disponível em: <http://seer.ufrgs.br/index.php/rita/article/viewFile/rita_v14_n2_p43-67/3543>. Acessado em 29/08/2012.

MACIEL, J. **Análise de um sistema de crédito cooperativo através de redes neurais (MLP) com a utilização do algoritmo levenberg marquardt**. 2005. 87 f. Dissertação (Mestrado) – Programa de Pós Graduação em Métodos Numéricos em Engenharia – Programação Matemática, dos Setores de Teconologia e Ciências Exatas, Universidade Federal do Paraná, Curitiba, 2005.

MARINS; A. I. M.; VELLASCO, M. M. B. R. **Implementação do FREx_SVM**: Máquinas de vetor suporte para classificação em múltiplas classes. 2008. Disponível em: <http://www.puc-rio.br/pibic/relatorio_resumo2008/resumos/ctc/ele/ele_aaraoim.pdf>. Acesso em: 29 ago. 2012.

MARIO, P. C. **Contribuição ao estudo da solvência empresarial**: uma análise de modelos de previsão – estudo exploratório aplicado a empresas mineiras. Dissertação de mestrado. São Paulo: Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade. Universidade de São Paulo, 2002.

MARTINS, M. S. **A previsão de insolvência pelo modelo de Cox**: Uma contribuição para a análise de companhias Abertas Brasileiras. 2003. 103 f. Dissertação (Mestrado) – Escola de Administração, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Rio Grande do Sul, 2003.

MATARAZZO, D. C. **Análise financeira de balanços: abordagem básica e gerencial.** São Paulo. Atlas, 1998.

MATIAS, A.B., SIQUEIRA, J. O. Risco bancário: modelo de previsão de insolvência de bancos no Brasil. **Revista de Administração**, p. 19-28. Abr./jun. 1996.

MEINEN, E. Cooperativismo de crédito: raízes, evolução e particularidades. In: MEINEN, E. et al. (Org.). **Cooperativas de crédito no direito brasileiro.** Porto Alegre: Sagra Luzzatto, 2002.

MENEZES, E. M.; SILVA, E. L. **Metodologia de pesquisa e elaboração de dissertação.** 3. ed. Florianópolis: Laboratório a Distância da UFSC, 2001.

MEURER, S.; MARCON, R. Desempenho de cooperativas: o caso de uma cooperativa de crédito rural. **Organizações rurais & agroindustriais**, v. 9, n. 3, p. 334-338, 2007,

MONARD, M. C.; BARANAUSKAS, J. A. Conceitos sobre Aprendizado de Máquina. In: REZENDE, S. O. (Ed.). **Sistemas Inteligentes: Fundamentos e aplicações.** São Carlos: Manole, 2003, p. 89-114. Cap.4

MORISSETE, R. **Toward a theory of information choices in organizations: an integrative approach.** 1977. 317 f. Dissertation (Ph.D Accounting) – University of Waterloo, 1977.

MUELLER, A. **Uma aplicação de redes neurais artificiais na previsão do mercado acionário.** 1996. 103 f. Dissertação (Mestrado) – Programa de Mestrado em Engenharia de Produção – UFSC, Florianópolis, 1996.

OLIVEIRA JUNIOR, G.M. **Máquina de vetores suporte: estudo e análise de parâmetros para otimização de resultado.** 2010. 41 f. Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em Ciência da Computação) – Centro de Informática, Universidade Federal de Pernambuco, 2010.

OLIVEIRA, A. J. F. **Método para avaliação de risco operacional em bancos.** 2004. 143 f. Dissertação (Mestrado) – Programa de Pós-

Graduação em Engenharia de Produção, Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 2004.

OLIVEIRA, G. L. **Utilização da mineração de dados pela técnica da árvore de decisão para identificar regras de risco para obesidade.** Trabalho de Conclusão de Especialização em análise de sistemas. Centro de Pesquisa e Pós-graduação Visconde de Cairu, Bahia, 2003.

OLIVEIRA, N. B. **Cooperativismo: Guia Prático.** Porto Alegre: AGE (Assessoria Gráfica e Editorial), 1979.

ORGANIZAÇÃO DAS COOPERATIVAS NO BRASIL. **Números do cooperativismo brasileiro.** Brasília: Departamento Técnico e Econômico, Banco de Dados. Disponível em: <<http://www.ocb.org.br>>. Acesso em 28 ago. 2010.

OSÓRIO, F. **Sistemas adaptativos inteligentes – indução de árvores de decisão,** 2010. Disponível em: <http://www.inf.unisinos.br/~osorio/sadi.html>. Acesso em 12 de agosto de 2010.

PANZUTTI, R. **Estratégias de financiamento das cooperativas agrícolas no estado de São Paulo.** Caso da Cooperativa dos Agricultores da região de Orlândia. São Paulo: ICA, 1997.

PEREIRA, J. M.; DOMÍNGUEZ, M. Á. C. Z. Modelos de previsão do fracasso empresarial: aspectos a considerar. **Revista de Estudos Politécnicos.** V 4 n.7. Barcelos, Portugal, p. 111-148.

PINHEIRO, M.A.H. **Cooperativas de crédito: história da evolução normativa no Brasil.** Banco Central do Brasil. 3. ed. Brasília: 2008.

PINHO, D. B. O Real e as cooperativas. **Revista Estudos Econômicos,** São Paulo, v. 25, nº especial, 1995.

_____. **Bases operacionais do cooperativismo.** Manual do cooperativismo. vol. 2. São Paulo: 1982.

_____. **Cooperativas de crédito in tipologia cooperativista** (Manual de Cooperativismo, v.4). São Paulo: CNPq, 1984.

_____. PALHARES, V. **O cooperativismo de crédito no Brasil: do século XX ao século XXI**, edição comemorativa. São Paulo: Confebrás: Esetec, 2004.

_____. **Que é cooperativismo?** Coleção Buriti, n. 16. São Paulo: Editora S.A, 1966.

PINHO, D. B.; PALHARES, V. M. A. (Org.). **O cooperativismo de crédito no Brasil: do século XX ao século XXI**. Brasília: Confebrás; Santo André: Esetec, 2004.

POLONIO, W. A. **Manual das sociedades cooperativas**. São Paulo: Atlas, 2004.

QUINLAN, J. C. **C4.5: programas for machine learning**. San Mateo: Morgan Kaufmann, 1993.

REFENES, A. N. et al. **Financial Modelling using Neural Networks**. London: Department of computer Sciences, University College London, 1993.

RIBEIRO, A. F.; BARBOSA, F. V.; AMARAL, F.; PEREIRA, P. L. V. **Análise discriminante x redes neurais artificiais: uma comparação de técnicas aplicadas à previsão de concordatas**. 2003. Disponível em: <<http://bibliotecadigital.fgv.br/ocs/index.php/ebf/3EBF/paper/viewFile/1596/707>>. Acesso em: 08 out. 2010.

RIBEIRO, D. M. **Insolvência de cooperativas de crédito: uma aplicação do modelo Cox com covariâncias dependentes do tempo**. 2008. Monografia (Especialização em Estatística) – Instituto de Ciências Exatas, Departamento de Estatística, Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, 2008.

RICHARDSON, D. C. **PEARLS Monitoring System**. In: WORD COUNCIL OF CREDIT UNIONS. Toolkit series number 4. October, 2002. Disponível em: <<http://www.woccu.org/bestpractices/pearls/pearlsmonograph>>. Acesso em: 20 out. 2011.

RUMELHART, D.; WIDROE, B.; LER, M.. The basic ideas in neural networks. **Communications of the ACM**, New York, v.37, n.3, p.87-112, mar. 1994.

SANTOS, E. L.; STEFANO, R. Os princípios e a gestão do cooperativismo de crédito: caso do sistema cresol. **Revista Eletrônica Lato Sensu – UNICENTRO**. ed. 6. ano 2008.

SATANLEY, J. **Introduction to neural networks**. 3. ed. CA: Sierra Madre. Cal Scientific Software, 1990.

SCHNEIDER, J. O. Democracia – participação e autonomia cooperativa. **Perspectiva Econômica**, Unisinos, São Leopoldo, v.26, n. 72-73, cooperativismo 29-30, 1991.

SCHNEIDER, J.O.; LAUSCHNER, R. **O cooperativismo no Brasil: enfoques, análises e contribuições**. Associação de Orientação às Cooperativas. Paraná: Curitiba, 1979.

SCHÖDER, M. **Finanças, comunidades e inovações: organizações financeiras da agricultura familiar – o Sistema Cresol (1995-2003)**. Tese (em Economia). Instituto de Economia, Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 2005.

SILVA, J. P. **Administração de crédito e previsão de insolvência**. São Paulo: Atlas, 1983. 139. p.

_____. **Análise financeira das empresas**. 4. ed. São Paulo: Editora Atlas, 1999.

SILVA, N. S., SPATTO, D. H., FLAUZINO, R.A. **Redes neurais artificiais para engenharia e ciências aplicadas: curso prático**. São Paulo: Artliber, 2010.

SILVA, V. C; BACHA, C. J. C. **Análise do funcionamento e da evolução das cooperativas de crédito rural no Brasil de 1990 a 2005**. In: XLV CONGRESSO DA SOCIEDADE BRASILEIRA DE ECONOMIA, ADMINISTRAÇÃO E SOCIOLOGIA RURAL, 2007.

SIMAK, P. C. **DEA based analysis of corporate failure**. Tese. Master Applied Science. Toronto (Canadá): Graduate Department of Mechanical and Industrial Engineering, University of Toronto, 1997.

SOARES, M. M.; MELO SOBRINHO, S. D. **Microfinanças: o papel do Banco Central do Brasil e a importância do cooperativismo de crédito**. Brasília: BCB, 2008.

SOUZA, C. **Análise do poder descritivo através de curvas ROC**. 2009. Disponível em: <<http://crsouza.blogspot.com.br/2009/07/analise-de-poder-discriminativo-atraves.html>>. Acesso em: 10 ago. 2012.

STEINER, M.T.A. **Uma metodologia para o Reconhecimento de Padrões multivariados com Resposta Dicotômica**. Tese (Doutorado em Engenharia de Produção), Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 1995.

TAFNER, M. A. Redes Neurais Artificiais: aprendizado e plasticidade. **Revista Cérebro & Mente**, 2(5), mar./mai. 1998.

TAHIN, A. P. N. **Máquinas de vetores de suporte (SVM)**. 2010. Tutorial técnico, UFSC, Florianópolis, 2010. Disponível em: <<http://www.andretahim.com/publicacoes/Tutoriais/SVM/principalSvmTutorial.pdf>>. Acesso em: 08 jul. 2012.

TAM, K. Y.; KIANG, M. Y. Predicting bank failures: a neural network approach. **Management Science** 38, n.7, p.926-947, 1992.

TROSTER, R. L.; MPCHÓN, F. **Introdução à economia**. São Paulo: Pearson Education do Brasil, 2002.

VASCONCELOS, R. W. B. **Identificação de indicadores econômico-financeiros para análise de cooperativas de crédito para análise de cooperativas de crédito, singulares ou centrais**. Departamento de Supervisão Indireta e Gestão da informação (DESIG), Banco Central do Brasil. Belo Horizonte, 2006. (trabalho não publicado)

WILSON, R. L.; SHARDA, R. **Bankruptcy prediction using neural networks**. Decision Support Systems, p.545-557, 1994.

WOCCU. Word Council of Credits Unions. **PEARLS Monitoring System**. 2002. Disponível em:
<<http://www.woccu.org/publications/researchpub>>. Acesso em: 05 jan. 2011.

YIN, R. K. **Estudo de caso: planejamento e métodos**. Porto Alegre: Bookman, 2001.

ZYLBERSZTAJN, D. Organização de cooperativas: desafios e tendências. **Revista de Administração de Empresas**. São Paulo, v. 29, n.3 p. 23-32, julho/setembro de 1994.

APÊNDICE A – Cronologia das Normas sobre Cooperativas

Data	Descrição
6 de janeiro de 1903	O Decreto do Poder Legislativo nº 979 permite aos sindicatos a organização de caixas rurais de crédito agrícola, bem como de cooperativas de produção ou de consumo, sem qualquer detalhamento do assunto (art. 10).
5 de janeiro de 1907	Editado o Decreto do Poder Legislativo nº 1.637, a primeira norma a disciplinar o funcionamento das sociedades cooperativas no Brasil. As cooperativas podiam ser organizadas sob a forma de sociedades anônimas, sociedades em nome coletivo ou em comandita, sendo regidas pelas leis específicas (art. 10). Permite-se, ainda, às cooperativas receber dinheiro a juros, não só dos sócios, como de pessoas estranhas à sociedade (art. 25, § 3º).
31 de dezembro de 1925	A Lei nº 4.984 excluía as cooperativas de crédito que obedecessem aos sistemas Raiffeisen e Luzzatti da exigência de expedição de carta patente e de pagamento de quotas de fiscalização, atribuindo ao Ministério da Agricultura a incumbência da fiscalização, sem ônus algum, do cumprimento das prescrições do Decreto nº 1.637.
2 de junho de 1926	O Decreto nº 17.339 aprova o regulamento destinado a reger a fiscalização gratuita da organização e o funcionamento das caixas rurais Raiffeisen e do banco Luzzatti. Coube, então, ao Serviço de Inspeção e Fomento Agrícolas, órgão do Ministério da Agricultura, Indústria e Comércio, a tarefa de fiscalizar as cooperativas de crédito.
20 de fevereiro de 1929	As Instruções Complementares para a boa execução do regulamento que baixou com o Decreto nº 17.339, editadas pelo Ministro do Estado dos Negócios da Agricultura, Indústria e Comércio, estabelecem procedimentos de fiscalização, as características das caixas rurais

	Raiffeisen e dos banco populares Luzzatti e as regras a serem observadas pelas federações de cooperativas Raiffeisen e Luzzatti.
19 de dezembro de 1932	<p>O Decreto do Poder Legislativo nº 22.239 reforma as disposições do Decreto nº 1.637, na parte referente às sociedades cooperativas. Define as cooperativas de crédito como aquelas que “têm por objetivo principal proporcionar a seus associados crédito e moeda, por meio de mutualidade e da economia, mediante uma taxa módica de juros, auxiliando de modo particular o pequeno trabalhador em qualquer ordem de atividade na qual ele se manifeste, seja agrícola, industrial, ou comercial ou profissional, e, acessoriamente, podendo fazer, com pessoas estranhas à sociedade, operações de crédito passivo e outros serviços conexos ou auxiliares do crédito (art. 30).”.</p> <p>Estabelece que depende de autorização do governo para se constituírem as cooperativas que se propõem a efetuar (art. 12):</p> <p>“a) operações de crédito real, emitindo letras hipotecárias;</p> <p>b) operações de crédito de caráter mercantil, salvo os que forem objeto dos bancos de crédito agrícola, caixas rurais e sociedades de crédito mútuo;</p> <p>c) seguros de vida, em que os benefícios ou vantagens dependam de sorteio ou cálculo de mortalidade”.</p>
10 de julho de 1934	<p>O Decreto nº 24.647 revoga o Decreto nº 22.239. Todas as cooperativas de crédito passam a necessitar de autorização do governo para funcionar (art. 17, a). Estabelece que as cooperativas devem ser formadas por pessoas da mesma profissão ou de profissões afins (art. 1º), exceto no caso de cooperativas de crédito formadas por indústrias, comerciantes ou capitalistas (art. 41, II), que poderiam ser formadas por pessoas de profissões distintas.</p>

1º de agosto de 1938	O Decreto-Lei nº 581 revoga o Decreto nº 24.647 e revigora o Decreto nº 22.239. O Decreto-Lei nº 581 passa para o Ministério da Fazenda a incumbência de fiscalizar as cooperativas de crédito urbanas, mantendo as cooperativas de crédito rural sob fiscalização do Ministério da Agricultura.
19 de março de 1941	O Decreto nº 6.980 regulamenta o Decreto-Lei nº 581, aprovando o regulamento para a fiscalização das sociedades cooperativas.
31 de dezembro de 1942	O Decreto-Lei nº 5.154 dispõe sobre a intervenção nas sociedades cooperativas.
19 de outubro de 1943	O Decreto-Lei nº 5.893 revoga novamente o Decreto nº 22.239, assim como o Decreto-Lei nº 581. Retorna ao Ministério da Agricultura a tarefa de fiscalizar todas as cooperativas, independente do tipo. Cria a Caixa de Crédito Cooperativo, destinada a financiamento e fomento do cooperativismo.
14 de fevereiro de 1944	O Decreto-Lei nº 6.274 altera disposições do Decreto-Lei nº 5.893.
2 de fevereiro de 1945	O Decreto-Lei nº 7.293 cria a Superintendência da Moeda e do Crédito (SUMOC), dando a essa Superintendência a atribuição de “proceder à fiscalização de Bancos, Casas Bancárias, sociedades de crédito, financiamento e investimento, e cooperativas de crédito, processando os pedidos de autorização para funcionamento, reforma de estatutos, aumento de capital, abertura de agências, etc. (art. 3º, k).”
19 de dezembro de 1945	O Decreto-Lei nº 8.401 revoga os Decretos-Leis nº 5.893 e revigora, mais uma vez, o Decreto nº 22.239, assim como o Decreto-Lei nº 581. Mantém a incumbência de fiscalizar as cooperativas em geral com o Serviço de Economia Rural do Ministério da Agricultura.
13 de agosto de 1951	A Lei nº 1.412 transformou a Caixa de Crédito Cooperativo no Banco Nacional de Crédito Cooperativo (BNCC), com objetivo de assistência e amparo às cooperativas.

11 de dezembro de 1951	O Decreto nº 30.265 aprova o regulamento do Banco Nacional de Crédito Cooperativo.
16 de julho de 1957	O Decreto nº 41.872 esclarece que as cooperativas de crédito se sujeitam à fiscalização da SUMOC, no que se relacionar com as normas gerais reguladoras da moeda e do crédito, baixadas pelo Governo.
15 de abril de 1958	O Decreto nº 43.552 reafirma a atribuição do Serviço de Economia Rural (SER) do Ministério da Agricultura de fiscalização das cooperativas.
10 de novembro de 1958	A Portaria nº 1.079 do Ministério da Agricultura sobrestou, tendo em vista solicitação da SUMOC, novos registros de cooperativas de crédito no SER.
16 de julho de 1959	O Decreto nº 46.438 cria o Conselho Nacional do Cooperativismo.
11 de dezembro de 1961	A Portaria nº 1.098 do Ministério da Agricultura reafirma que as cooperativas de crédito estavam sujeitas à autorização do Governo para se constituírem, exceto: a) as caixas rurais Raiffeisen; b) as cooperativas de crédito agrícola; c) as cooperativas mistas com seção de crédito agrícola; d) as centrais de crédito agrícola; e) as cooperativas de crédito mútuo.
12 de novembro de 1962	O Decreto do Conselho de Ministros nº 1.503 sobrestou as autorizações e os registros de novas cooperativas de crédito ou com seções de crédito.
31 de dezembro de 1964	A Lei nº 4.595 equipara as cooperativas de crédito às demais instituições financeiras e transfere ao Banco Central do Brasil as atribuições cometidas por lei ao Ministério da Agricultura, no que concerne à autorização de funcionamento e fiscalização de cooperativas de crédito de qualquer tipo e da seção de crédito das cooperativas que a tenham.
20 de dezembro de 1965	A Resolução nº 11 do Conselho Monetário Nacional (CMN) determina a extinção das atividades creditórias por sucursais, agências,

	<p>filiais, departamentos, escritórios ou qualquer outra espécie de dependência existente em cooperativa de crédito. Veda às cooperativas de crédito o uso da palavra “banco” em sua denominação. Torna a autorizar a constituição e o funcionamento de cooperativas de crédito, sob duas modalidades:</p> <ul style="list-style-type: none"> - cooperativas de crédito de produção rural com objetivo de operar em crédito; - cooperativas de crédito com quadro social formado unicamente por empregados de determinada empresa ou entidade pública ou privada.
28 de janeiro de 1966	A Resolução nº 15 estabelece que as cooperativas de crédito e as seções de crédito das cooperativas mistas somente podem captar depósitos à vista de seus associados. Estabelece, ainda, que é vedado deixar de distribuir eventuais sobras apuradas entre os associados.
30 de junho de 1966	A Resolução nº 27 estabelece que as cooperativas de crédito e as seções de crédito das cooperativas mistas devem receber depósitos exclusivamente de associados pessoas físicas, funcionários da própria cooperativa e de instituições de caridade, religiosas, científicas, educativas e culturais, beneficentes ou recreativas, das quais participem apenas associados ou funcionários da própria cooperativa.
21 de novembro de 1966	O Decreto-Lei nº 59 revoga definitivamente o Decreto nº 22.239 assim como o Decreto-Lei nº 5.154/1942, e determina que as atividades creditórias das cooperativas somente podem ser exercidas em entidades constituídas exclusivamente com essa finalidade (art. 5º, § 1º). Estabelece que as seções de crédito existentes podem passar a constituir cooperativas de crédito autônomas, cujo registro está assegurado, desde que cumpridas as exigências do Banco Central do Brasil (§ 4º), ou se limitar a fazer adiantamentos aos associados, por meio de títulos de crédito

	acompanhados de documento que assegure a entrega da respectiva produção, vedado o recebimento de depósitos até mesmo de associados (§ 2º).
19 de abril de 1967	O Decreto nº 60.597 regulamenta o Decreto-Lei nº 59.
19 de setembro de 1968	A Resolução nº 99 disciplina a autorização para funcionamento de cooperativas de crédito rural.
16 de dezembro de 1971	A atual Lei nº 5.764 revoga o Decreto-Lei nº 59, assim como seu Decreto nº 60.597, instituindo o regime jurídico vigente das sociedades cooperativas. Define a cooperativa como sociedade de pessoas, de natureza civil. Mantém a fiscalização e o controle das cooperativas de crédito e das seções de crédito das agrícolas mistas com o Banco Central do Brasil.
5 de outubro de 1988	O Artigo 5º da Constituição Federal derroga a Lei nº 5.764 na parte que condiciona o funcionamento das sociedades cooperativas à prévia aprovação do Governo. As cooperativas de crédito continuam dependentes da prévia aprovação do governo para funcionar, por força do disposto no artigo 192 da Carta Magna.
21 de março de 1990	O Decreto nº 99.192 extingue o BNCC.
11 de março de 1992	A Resolução nº 1.914 revoga as Resoluções nºs 11, 27 e 99, veda a constituição de cooperativas de crédito do tipo Luzzatti, assim compreendidas aquelas sem restrição de associados, e estabelece como tipos básicos para concessão de autorização para funcionamento as cooperativas de economia e crédito mútuo e as cooperativas de crédito rural.
31 de agosto de 1995	A Resolução nº 2.193 permite a constituição de bancos comerciais controlados por cooperativas de crédito, os bancos cooperativos.
27 de maio de 1999	A Resolução nº 2.608 revoga a Resolução nº 1.914. Atribui às cooperativas centrais o papel de supervisionar o funcionamento e realizar auditoria nas cooperativas singulares filiadas. Estabelece limites mínimos de patrimônio líquido

	ajustado.
30 de agosto de 2000	A Resolução nº 2.771 revoga a Resolução nº 2.608. Reduz os limites mínimos de patrimônio líquido, mas com a adoção para as cooperativas de crédito dos limites de patrimônio líquido ponderado pelo grau de risco do ativo, passivo e contas de compensação.
30 de novembro de 2000	A Resolução nº 2.788 permite a constituição de bancos múltiplos cooperativos.
10 de janeiro de 2002	Os artigos 1.093 a 1.096 da Lei nº 10.406, do novo Código Civil, estabelecem as características básicas da sociedade cooperativa, remetendo a regulamentação do tipo jurídico das cooperativas a lei específica, atualmente a Lei nº 5.764, de 1971.
20 de dezembro de 2002	A Resolução nº 3.058 permite a constituição de cooperativas de crédito mútuo formadas por pequenos empresários, microempresários e microempreendedores, responsáveis por negócios de natureza industrial, comercial ou de prestação de serviços, incluídas as atividades da área rural, cuja receita bruta anual, por ocasião da associação, seja igual ou inferior ao limite estabelecido pela legislação em vigor para as pequenas empresas.
25 de junho de 2003	A Resolução nº 3.106 revoga as Resoluções nº 2.771 e nº 3.058, permite a constituição de cooperativas de livre admissão de associados em localidades com menos de cem mil habitantes, assim como a transformação de cooperativas existentes em cooperativas de livre admissão de associados em localidades com menos de 750 mil habitantes, sendo obrigatórias para essas cooperativas não captar depósito, e a filiação à cooperativa central de crédito que apresente cumprimento regular de suas atribuições regulamentares de supervisão das filiadas, no mínimo três anos de funcionamento, enquadramento nos limites operacionais estabelecidos pela regulamentação em vigor e

	<p>patrimônio de referencia de, no mínimo, R\$ 500.000,00 nas regiões Sul e Sudeste, R\$ 500.000,00 na região centro-oeste e R\$ 400.000,00 nas regiões norte e nordeste.</p> <p>Permite, ainda, a preservação do público-alvo de cooperativas de quadros sociais distintos, no caso de pedidos de fusão ou incorporação. Permite a continuidade de operação das cooperativas de livre admissão de associados existentes na data de sua entrada em vigor, também conhecidas como cooperativas do tipo Luzzatti, não exigindo a adaptação dessas instituições às regras estabelecidas para as novas cooperativas do tipo, exceto no caso de ampliação da área de atuação e instalação de postos.</p> <p>Estabelece a necessidade de projeto prévio à constituição de qualquer cooperativa de crédito, devendo constar no projeto, entre outros pontos, a descrição do sistema de controles internos, a estimativa do número de pessoas que preenchem as condições de associação e do crescimento do quadro de associados nos três anos seguintes de funcionamento, a descrição dos serviços a serem prestados, da política de crédito e de tecnologias e sistemas empregados no atendimento aos associados.</p>
17 de junho de 2003	<p>A Circular nº 3.196 dispõe sobre o cálculo do Patrimônio Líquido Exigido (PLE) das cooperativas de crédito e dos bancos cooperativos, reduzindo, para os bancos cooperativos, as cooperativas centrais e as cooperativas singulares filiadas a centrais, as exigências de patrimônio de referência decorrente do grau de risco das operações, para níveis similares aos exigidos dos demais bancos múltiplos e bancos comerciais. Mantém maior exigência da PLE para as cooperativas de crédito não filiadas a centrais.</p>
20 de agosto de 2003	<p>A Circular nº 3.201 dispõe sobre procedimentos complementares a serem observados pelas</p>

	cooperativas de crédito relativamente à instrução de processos. A Circular nº 3.201 foi posteriormente alterada pela Circular nº 3.311, de 2 de fevereiro de 2006.
27 de novembro de 2003	A Resolução nº 3.140 permite a constituição de cooperativas de crédito de empresários participantes de empresas vinculadas diretamente a um mesmo sindicato patronal ou direta ou indiretamente a associação patronal de grau superior, em funcionamento, no mínimo, há três anos, quando da constituição da cooperativa. Permite que as cooperativas de livre admissão de associados, em funcionamento em 26 de junho de 2003, instalem postos sem necessidade de atendimento aos novos requisitos estabelecidos pela Resolução nº 3.106.
17 de dezembro de 2003	A Resolução nº 3.156 autoriza as cooperativas de crédito a contratarem correspondentes no país, nas condições que especifica.
18 de fevereiro de 2004	A Circular nº 3.226 dispõe sobre a prestação de serviços por parte de bancos múltiplos, bancos comerciais e Caixa Econômica Federal a cooperativas de crédito, referentes à compensação de cheques e ao acesso a sistemas de liquidação de pagamentos e transferências interbancárias (alterada pela Circular nº 3.246, de 14/7/2004. Prazo de adequação pela Circular nº 3.306, de 26/12/2005).
29 de março de 2004	A Resolução nº 3.188 autoriza aos bancos cooperativos o recebimento de depósitos de poupança rural, ficando a contratação de correspondente no país, para esse fim, limitada às cooperativas de crédito rural e às cooperativas de livre admissão de associados.
16 de dezembro de 2004	A Resolução nº 3.253 revoga o inciso V e os §§ 1º e 2º do art. 10 do Regulamento anexo à Resolução nº 3.106/2003, que estabelecem limite mínimo de aplicação em créditos por parte de cooperativas de crédito de livre admissão de associados.

24 de janeiro de 2005	O Comunicado nº 12.910 esclarece que não são permitidas associações entre cooperativas de crédito de mesmo nível, nem tampouco de cooperativas de crédito de grau superior naquelas de grau inferior, tendo em vista o art. 29 do Regulamento anexo à Resolução nº 3.106, de 2003.
31 de agosto de 2005	A Resolução nº 3.309 dispõe sobre a certificação de empregados das cooperativas de crédito, assim como autoriza as cooperativas de crédito a atuarem na distribuição de cotas de fundos de investimentos abertos.
30 de setembro de 2005	A Resolução nº 3.321 revogou a Resolução nº 3.106 e a Resolução nº 3.140, reproduzindo, em linhas gerais, as diretrizes dos normativos revogados. Possibilitou a constituição de cooperativas de livre admissão em regiões com até trezentos mil habitantes, permitiu novas possibilidades de constituição de cooperativas com quadro social segmentado, ampliou o limite de diversificação de risco, tanto para cooperativas singulares, quando para centrais, possibilitou a instalação de postos de atendimento eletrônico, assim como revogou a proibição de instalação de postos de atendimento por parte de cooperativas Luzzatti, além de outras alterações de menor impacto.
30 de setembro de 2005	A Circular nº 3.294 alterou, reduzindo para 20%, o fator de ponderação de risco das operações realizadas entre cooperativas centrais e suas filiadas e das realizadas entre centrais e bancos cooperativos.
26 de janeiro de 2006	A Carta-Circular nº 3.223 criou, tendo em vista o disposto na Circular nº 3.294, rubricas no Cosif para registro das operações realizadas entre cooperativas centrais e suas filiadas e das realizadas entre centrais e bancos cooperativos.
2 de fevereiro de 2006	A Circular nº 3.314 dispõe sobre as modificações no capital social, a constituição do fundo de reserva, a destinação das sobras e a compensação

	de perdas das cooperativas de crédito.
3 de fevereiro de 2006	A Carta-Circular nº 3.224 esclarece acerca da base de cálculo do Fundo de Assistência Técnica, Educacional e Social – Fates para cooperativas de crédito.
8 de fevereiro de 2006	A Resolução nº 3.346 institui e regulamenta o Procapcred, programa destinado ao fortalecimento da estrutura patrimonial das cooperativas singulares de crédito, por meio de financiamentos concedidos a associados para aquisição de quotas-parte de capital.
28 de fevereiro de 2007	A Resolução nº 3.442 revogou a Resolução nº 3.321 e trouxe, como principais avanços normativos, a possibilidade de transformação de cooperativas de crédito em livre admissão em áreas de ação com até 1,5 milhão de habitantes, a previsão de constituição de um entidade externa, constituída e integrada por cooperativas centrais de crédito e/ou por suas confederações, aperfeiçoou o relacionamento das cooperativas singulares com os bancos cooperativos e outros dispositivos regulamentares.
24 de abril de 2007	A Carta-Circular nº 3.274 esclarece acerca dos critérios a serem observados pelas cooperativas de crédito, para a constituição de fundos ao amparo do art. 28, § 1º, da Lei nº 5.764, de 1971.
31 de janeiro de 2008	A Resolução nº 3.531 possibilita aos bancos cooperativos a contratação de qualquer cooperativa de crédito como correspondente, para fins de captação de poupança rural.

FONTE: Pinheiro, 2008.

APÊNDICE B – Indicadores do Sistema PEARLS

Indicador	Propósito	Objetivo
P1 = Provisão para liquidação duvidosa sob operações de crédito/Carteira Classificada Total	Medir o volume de provisão de créditos de liquidação duvidosa em relação à carteira classificada total	Minimizar (conforme sugestão do WOCCU, descrito por Richardson, 2002)
P2 = Operações de crédito vencidas/Carteira Classificada Total	Demonstrar a parcela da carteira de crédito vencida em relação ao total da carteira de crédito	Quanto menor, melhor
P3 = Operações de Risco nível D até H/Classificação da carteira de créditos	Demonstrar a parcela da carteira de crédito classificada com nível de risco superior a 61 dias de atraso	Quanto menor, melhor
P4 = Operações de Risco nível D até H – Percentual de Provisão Estimado nível D até H/Patrimônio Líquido Ajustado	Demonstrar a parcela da carteira de crédito classificada com nível de risco superior a 61 dias de atraso não provisionada em relação ao patrimônio líquido ajustado.	Quanto menor, melhor. Indicando que o PLA suportaria perdas associadas à carteira de crédito com nível de risco referente a um atraso superior a 61 dias.

Indicador	Propósito	Objetivo
E1 = Operações de crédito líquidas/Ativo Total	Medir a porcentagem do ativo total investido na carteira de crédito da cooperativa	Conforme sugestão do WOCCU, este percentual deve variar entre 70 a 80% (RICHARDSON, 2002)
E2 = Investimentos Financeiros/Ativo Total	Medir a porcentagem do ativo total investido	Conforme sugestão do WOCCU, este percentual deve ser

	em ativos financeiros	inferior a 10% (RICHARDSON, 2002)
E3 = Capital Sócia/Ativo Social	Medir a porcentagem do ativo total ajustado financiado pelos cooperados	Conforme sugestão do WOCCU, este percentual deve ser no máximo de 20% (RICHARDSON, 2002)
E4 = Capital Institucional/Ativo Total	Medir a porcentagem do ativo total financiado pelo capital institucional, sendo este referente às reservas legais e não-distribuíveis, doações de capital e sobras não distribuídas. O capital institucional constitui-se no capital da cooperativa exceto o capital do cooperado.	Conforme sugestão do WOCCU, este percentual deve ser no mínimo de 10% (RICHARDSON, 2002)
E5 = Renda de intermediação financeira/Ativo Total Médio	Medir a proporção de rendas de intermediação financeira em relação do ativo total ajustado	Quanto maior, melhor
E6 = Ativo Total / Patrimônio Líquido Ajustado	Misturar a utilização de recursos próprios no financiamento aos ativos detidos pela cooperativa de crédito	Quanto menor, melhor, considerando a perspectiva de solvência. Valores extremos indicam situação ruim. De acordo com informações do BCB,

		valores entre 6 e 12 são normais, enquanto valores extremos merecem maior atenção
--	--	---

Indicador	Propósito	Objetivo
A1 = Ativo Permanente + Ativos não direcionados com atividade fim da cooperativa / Patrimônio Líquido Ajustado	Mensurar o grau de utilização de recursos próprios com ativos fixos e ativos não direcionados à atividade-fim da cooperativa. Quanto maior o valor, menor o foco da instituição em sua atividade-fim.	Quanto menor, melhor.
A2 = Imobilização = Ativo Permanente / Patrimônio Líquido Ajustado	De acordo com a Resolução 2.669/99 do Banco Central do Brasil, o total dos recursos aplicados no Ativo Permanente não pode ultrapassar 80% (oitenta por cento) do valor do patrimônio líquido ajustado (PLA), após dezembro de 2002	Inferior a 50%
A3 = Ativos não direcionados com a atividade fim da cooperativa/Ativo total	Demonstrar a relação dos ativos que não geram receitas em relação ao Ativo Total, ou seja, são ativos não usuais	De acordo com Westley (2000), citado por Ribeiro (2008), assim como Richardson (2002), o limite estabelecido para este indicador é de 5%
A4 = Depósitos totais /	Demonstrar o total	De acordo com

Ativo total	dos ativos que provêm de depósitos	Westley (2000), citado por Ribeiro (2008), a meta estabelecida se encontra entre 70% e 80%
-------------	------------------------------------	--

Indicador	Propósito	Objetivo
R1 = Rendas de operações de crédito / Operações de crédito média	Medir o rendimento da carteira de crédito	A WOCCU sugere que este indicador deve contribuir para manter o capital institucional em pelo menos 10% (RICHARDSON, 2002)
R2 = Renda líquida de investimento financeiro / Investimento financeiro médio	Medir o rendimento dos investimentos financeiros	A WOCCU sugere que este indicador tenha uma alta taxa (RICHARDSON, 2002)
R3 = Despesas de Depósito a prazo / Depósitos a prazo	Medir o custo dos depósitos a prazo	De acordo com a WOCCU, esta taxa deve proteger o valor nominal dos depósitos a prazo, sugerindo que ela seja superior à taxa de inflação (RICHARDSON, 2002)
R4 = Despesas de Obrigações por empréstimos e repasses / Obrigações por empréstimos e repasses médio	Medir o custo dos fundos de empréstimos	De acordo com a WOCCU, esta taxa deve proteger o valor nominal dos depósitos a prazo, e se sugere que seja a mesma, ou com custo inferior ao indicador R3 (RICHARDSON, 2002)
R5 = Margem Bruta /	Medir a margem de	De acordo com a

Ativo Total Médio	renda bruta gerada em relação ao ativo total médio	WOCCU, este índice deve gerar renda suficiente para cobrir as despesas e prover adequado aumento do capital institucional (RICHARDSON, 2002)
R6 = Despesas operacionais / Ativo Total Médio	Medir o custo associado com o gerenciamento de todos os ativos da cooperativa de crédito, indicando o grau de eficiência ou ineficiência operacional.	De acordo com a WOCCU, este índice deve ser inferior a 10% (RICHARDSON, 2002)
R7 = Sobras / Ativo total médio	Medir a adequação dos ganhos e também a capacidade de construção do capital social. Este é um indicador de rentabilidade sobre o Ativo	Quanto maior, melhor
R8 = Sobras / Patrimônio líquido ajustado médio	Medir a remuneração do capital próprio. Este é um indicador de rentabilidade sobre o PL	Quanto maior, melhor
R9 = Resultado da Intermediação Financeira / Receita Operacional	Medir o resultado das atividades de intermediação financeira em relação à receita operacional	Quanto maior, melhor
R10 = Sobras / Receita Operacional	Medir o quanto de sobrar foi gerado em relação às receitas operacionais	Quanto maior, melhor
R11 = Rendas de	Medir o percentual	Quanto maior, melhor

prestação de serviços / Despesas administrativas	das despesas administrativas cobertas pelas receitas de prestação de serviços	
R12 = Despesas de Gestão / Despesas Administrativas	Medir o percentual das despesas de gestão em relação ao total das despesas administrativas	A despesa de gestão deve ser suficiente para que a cooperativa de crédito atenda com efetividade as demandas dos cooperados
R13 = Despesas Administrativas / Ativo Total Médio	Medir o percentual das despesas administrativas em relação ao ativo total	A despesa administrativa deve ser o suficiente para que a cooperativa de crédito atenda com efetividade às demandas dos cooperados, por isso deve ser analisada em conjunto com os demais indicadores do sistema PEARLS

Indicador	Propósito	Objetivo
L1 = Disponibilidades / Depósitos à Vista	Mensurar a capacidade da cooperativa de crédito em satisfazer seus compromissos imediatos, pois ambas as contas são de curto prazo. Este constitui em um dos indicadores de solvência	Igual ou superior a 1
L2 = Ativos de curto prazo / Depósitos totais	Este indicador é uma <i>proxy</i> para a liquidez corrente	Quanto maior, melhor
L3 = Caixa Livre / Ativo Total	Mensurar a participação do que há	Quanto maior, menor o risco de

	de mais líquido na cooperativa em relação ao ativo	liquidez
--	--	----------

Indicador	Propósito	Objetivo
S1 = Crescimento da Receita Operacional = (Receita Operacional do mês corrente / Receita Operacional do mês anterior) - 1	Medir a taxa de crescimento da receita operacional	Quanto maior, melhor. Todavia é importante avaliar se este crescimento é decorrente de maquiagem no balanço
S2 = Crescimento da Captação Total = Captação Total do mês corrente / Captação Total do mês anterior) - 1	Medir o percentual de crescimento da captação total	Quanto maior, melhor. A captação total, em síntese, representa os valores que as cooperativas obtiveram em decorrência de suas operações com depósitos
S3 = Crescimento das Operações de crédito com nível de risco D-H = Operações de crédito com nível de risco D-H do mês corrente / operações de crédito com nível de risco D-H do mês anterior) - 1	Medir a taxa de crescimento das operações de crédito com nível de risco D-H	Quanto menor, melhor
S4 = Crescimento dos Ativos não direcionados com atividade fim da cooperativa (Andaf) = Andaf do mês corrente / Andaf do mês anterior) - 1	Medir a taxa de crescimento dos ativos não direcionados com a atividade fim da cooperativa	Quanto menor, melhor
S5 = Crescimento da	Medir a taxa de	Quanto menor, melhor

Provisão sobre operações de crédito = Provisão sobre operações de crédito do mês corrente / Provisão sobre operações de crédito do mês anterior) - 1	crescimento de provisões de créditos de liquidação duvidosa	
S6 = Crescimento das despesas administrativas = (despesas administrativas do mês corrente / despesas administrativas do mês anterior) -1	Medir a taxa de crescimento das despesas administrativas	Quanto menor, melhor. Desde que a demanda dos cooperados já esteja sendo atendida
S7 = Crescimento do Patrimônio Líquido Ajustado = (PLA do mês corrente / PLA do mês anterior) - 1	Medir a taxa de crescimento do PLA	Quanto maior, melhor
S8 = Crescimento do Ativo total = (AT do mês corrente / AT do mês anterior) -1	Medir a taxa de crescimento do AT	Conforme sugestão do WOCCU, este indicador deve apresentar crescimento superior à taxa de inflação (RICHARSON, 2002)
S9 = Crescimento das operações de crédito = (Operações de crédito do mês corrente / Operações de crédito do mês anterior) -1	Medir o crescimento mensal das aplicações em operações de crédito. Quanto maior o índice, mais a instituição está expandindo as operações de crédito	Quanto maior, melhor

FONTE: Bressan, 2009.

APÊNDICE C – Indicadores do Sistema PEARLS calculados das 31 cooperativas consideradas insolventes – planilha de dados brutos 39 indicadores.

EMPRESA	P1	P2	P3	P4	E1	E2	E3	E4	E5
CREDIRIO	0,108245	0,000000	0,250732	0,740720	0,000000	0,150927	0,037750	0,025893	0,130325
CECM SETOR METAL DO TRIANGULO	0,206648	0,000000	0,295605	0,718675	0,000000	0,000000	0,000000	0,217318	0,239051
CECM COMERC CONFECA DA GLORIA	0,013323	0,000000	0,032726	0,003624	0,000000	0,000000	0,000000	0,857290	0,42695
CECMF HOSPEVANG.CACHITAPEM.	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	2,1141086	12,262683	0,000000
CECMS CIDL REG METROP BH	0,852973	0,000000	0,869568	5,203019	0,000000	0,029698	1,93283	1,434539	0,000000
CECMS SBC JUSTICA INTERIOR	0,380398	0,000000	0,399331	2,353766	0,000000	0,000000	0,888647	0,596743	0,028539
CECMS UF DE LA. JF. OP E SJDR	0,530995	0,000000	0,764745	0,374199	0,000000	0,131697	1,325456	3,433273	0,142197
CECEC DO ESTADO DO RJ LTDA.	0,465500	0,000000	0,642466	13,343459	0,000000	0,688841	0,12124	0,073067	0,028737
CECME ESTAB SAUDE VITORIA	1,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,913213	5,180077	0,046125
CCM CONTABILISTAS FLORIANOPOLI	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,487760	1,217835	0,000000	0,000000
CCRSUL GOIANA LTDA	0,959359	0,000000	0,958358	0,209116	0,004706	0,000000	0,381242	0,083710	0,007979
CECM METROV. RJ. LTDA -COMERJ	0,031004	0,000000	0,086031	0,006141	0,000000	0,081683	0,470847	0,039014	0,046199
CECM EST.ESP.SANTO.-CECREST	1,000000	0,000000	1,000000	4,023677	0,000000	0,000000	3,016687	4,107617	0,060882
CECMF EST.FAZ.ES.TRICOOPAFRERJ	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,675949	0,000000	0,000000
CECMF DA REDE GAZETA	0,708448	0,000000	0,716219	2,296245	0,000000	0,000000	1,940588	0,114875	0,123645
CECM EMP. INFORMATICA BH	0,964282	0,000000	0,046991	0,049630	0,000000	0,000000	0,378757	0,021103	0,129395
CECM CONF. STO ANT MONTE LT	0,140366	0,000000	0,323627	0,516267	0,000000	0,000369	0,201899	0,007300	0,187463
SICREDI SERRA MAR	0,005929	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,019036	0,095169	0,014826	0,107301
CECM CIA TUBARAO E EMP.	0,353756	0,000000	0,436574	0,153891	0,000000	0,000000	1,605356	3,130788	0,207064
CREDIRI NORTE	0,222187	0,000000	0,214561	2,786728	0,000000	0,335970	0,286640	0,132843	0,219939
CECM SERV. PUB. DO PE RS	0,062886	0,000000	0,056524	0,478796	0,000000	0,000000	0,076519	0,035161	0,168726
CECM IND.SETORM.MEC.V.-ACO LTD	0,320453	0,000000	0,466833	0,947560	0,000000	0,000000	0,194683	0,224489	0,248820
CECMS DO SEC DO RJ	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	1,006912	0,16833	0,002050
CECMC MAT CONSTR LAVRAS LTDA	0,176299	0,000000	0,456866	0,582320	0,000000	0,000000	0,145693	0,175250	0,182006
CECMC CONF.VEST.VARGINHA LTDA.	0,178742	0,000000	0,279491	0,209287	0,000000	0,000000	0,295851	0,834102	0,293881
CECMS SISTEMA FINDES LTDA.	0,001223	0,000000	0,004816	0,003435	0,000000	0,024573	0,120876	0,002729	0,187441
CECMC DO GRUPO BRASPERIA	0,005000	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,209761	0,004312	0,080790
CECMS DA DEL FED AGRIC.PA	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,301483	0,026806	0,0079476
CCR DE CORREGO FUNDO LTDA	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,006231	0,042156	0,0079476
CECMS MUNIC.PARA DE MINAS LTDA	0,088089	0,000000	0,154464	0,206007	0,000000	0,000000	0,172955	0,083713	0,255550
CECME ES CELSA LTDA	0,004540	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,163922	0,017863	0,059070

EMPRESA	E6	A1	A2	A3	A4	R1	R2	R3	R4	R5
CREDIRIO	9,061766	0,092382	0,311346	0,010195	0,878467	0,724099	0,125325	0,000000	0,000000	-0,045520
CECM SETOR METAL DO TRIANGULO	4,465182	0,454803	0,454803	0,101855	0,349116	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	-0,467538
CECM COMERC CONEFC DA GLORIA	1,220846	1,015872	0,033838	0,832105	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,262347
CECMF HOSP EVANG. CACHITAPEM.	7,669141	2,010041	2,010041	0,262095	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	-1,650152
CECM S CDI REG METROP BH	2,654361	1,113525	1,265386	0,419508	0,039223	0,000000	0,069355	0,000000	0,000000	-0,792037
CECMS SEC JUSTICA E INTERIOR	18,275370	9,556831	1,996397	5,229235	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	-0,046622
CECMS UF DE LA, JF, OP E SJDR	0,641213	0,173852	0,191009	0,271130	2,026838	0,000000	0,145579	0,000000	0,000000	-0,130603
CECM DO ESTADO DO RJ LTDA.	105,005498	7,043662	7,133316	0,067079	0,898506	0,000000	0,012857	0,000000	0,000000	-0,030757
CECM ESTAB SAUDE VITORIA	0,106194	0,069099	0,085568	0,650669	0,802671	0,000000	0,000000	0,000000	0,135751	5,149481
CCM CONTABILISTAS FLORIANOPOLI	1,066748	0,200784	0,200784	0,199438	0,000000	0,000000	0,048441	0,000000	0,000000	-0,224537
CCR SUL GOIANA LTDA	2,195384	2,060336	0,022220	0,938400	0,328000	1,695651	0,000000	0,000000	0,000000	-0,064785
CECM METROV. RJ. LTDA - COMERJ	2,878661	1,129015	1,592869	0,392201	0,000000	0,000000	0,005621	0,000000	0,076408	-0,084331
CCCM EST.ESP.S.ANTO.-CECRES T	1,732846	0,506321	0,546691	0,292190	0,027939	0,000000	0,000000	0,000000	0,3320837	-1,251230
CECMF EST.FAZES L.RICOOPAFRERI	1,741351	0,205303	0,254774	0,117898	0,030714	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	-0,108933
CECMF DA REDE GAZETA	2,751201	0,075976	0,849495	0,027616	0,285571	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	-1,189498
CECME EMP. INFORMATICA BH	2,708861	0,152857	0,129769	0,056429	0,619294	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,011605
CECMC CONF S TO ANT MONTE LT	3,897116	0,267637	0,161907	0,068676	0,684733	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,011393
SICREDI SERRA MAR	13,068396	0,246127	0,397131	0,018834	1,054025	0,000000	0,350442	0,000000	0,097202	-0,027864
CECM CIA TUBARAO E EMP.	0,649197	0,263867	0,271753	0,406451	2,224764	0,000000	0,000000	0,000000	0,956146	0,205708
CRDI NORTE	22,709406	3,537273	3,715703	0,155762	0,548789	0,000000	0,063773	0,000000	0,000000	-0,194464
CECMSERV. PUB. DO PE RS	17,811078	0,274492	0,486569	0,015411	0,926333	0,000000	0,000000	0,000000	0,421572	0,014104
CECM IND.SETORM.MEC.V.ACO LTD	3,323021	0,027779	0,165541	0,008359	1,107467	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	-0,268694
CECMS DO SESC DO RJ	2,919841	1,925368	0,471273	0,659408	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,002515	-0,0999715
CECMC MAT CONSTR LAVRAS LTDA	3,266607	0,183196	0,256517	0,056081	1,047145	0,000000	0,000000	0,000000	0,024532	-0,271855
CECMC CONF.FY.T.VARGINHA LTDA	1,231045	0,084508	0,102037	0,068647	1,642467	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	-0,276379
CECMS SISTEMA FINDES LTDA.	7,161272	2,90310	0,804500	0,040539	0,597496	0,000000	0,291532	0,000000	0,014937	0,010198
CECME DO GRUPO BRAS PEROLA	5,198264	0,986173	1,004715	0,189712	0,119924	0,000000	0,000000	0,000000	0,100657	-0,054535
CECMS DA DEL FED AGRIC.PA	1,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	-0,028321
CCR DE CORREDO FUNDO LTDA	13,370864	0,189509	0,189509	0,014173	0,838556	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,012276
CECMS MUNIC.PARA DE MINAS LTDA	3,272599	0,135046	0,315865	0,041266	0,55261	0,000000	0,000000	0,000000	0,094277	0,040063
CECME ESCELSA LTDA	2,987707	0,527401	0,707839	0,176524	0,190908	0,000000	0,000000	0,000000	0,011348	-0,005724

EMPRESA	R6	R7	R8	R9	R10	R11	R12	R13	R14	R15	R16
CREDIRIO	0,238691	-0,045520	-0,412488	0,772575	-0,2235643	0,136863	0,000000	0,103410	0,517710	0,12	0,272661
CECMSETOR METAL DO TRIANGULO	0,849798	-0,467538	-2,087642	0,518221	-1,223089	0,125803	0,000000	0,642106	0,251365	0,263893	
CECM COMERC CONFEC DA GLORIA	0,362989	0,262347	0,320286	0,175089	0,419530	0,201290	0,000000	0,314684	1,250947	0,000000	
CECMF HOSP.EVANG.CACHITAPEM.	4,426094	-1,630132	-12,501710	0,000000	-0,583031	0,005780	0,000000	2,741311	0,000000	0,000000	
CECMS CDL REG METROP BH	0,868213	-0,792037	-2,102351	0,027039	-10,397420	0,000960	0,000000	0,745050	0,221040	1,235498	
CECMS SEC JUSTICA E INTERIOR	1,016689	-0,046622	-0,852037	0,292420	-0,048061	0,000000	0,000000	0,121820	0,000000	0,000000	
CECMS UF DE LA, JF, OPE S, JDR	0,811169	-0,136603	-0,083474	0,237020	-0,191944	0,004688	0,000000	0,184135	0,161955	0,080214	
CCBC DO ESTADO DO RJ LTDA.	0,119737	-0,030757	-3,229614	1,617716	-0,345654	0,000614	0,000000	0,016586	2055,276070	0,774876	
CECM ESTAB SAUDE VITORIA	5,270341	-5,149481	-0,546843	0,489276	-0,606872	0,000000	0,000000	0,299997	0,048924	0,048764	
CCMCONTABILISTAS FLORIANOPOLI	0,248165	-0,224537	-0,226053	1,000000	-9,503234	0,000000	0,000000	0,248165	0,000000	0,000000	
CCRSUL GOIANA LTDA	0,267154	-0,064785	-0,142241	0,039429	-0,320134	0,002955	0,000000	0,054116	0,018470	0,018470	
CECM METROV. RJ LTDA-COMERJ	0,178793	-0,084331	-0,242762	0,489079	-0,892761	0,124471	0,000000	0,19846	0,000000	0,000000	
CCCM EST.ESP.SANTO-CECRIST	4,224822	-1,251230	-2,168189	0,034385	-0,420781	0,000000	0,000000	0,256035	0,000000	0,178858	
CECMF EST.FAZEST.RICOOPAFRRRJ	0,163502	-0,105933	-0,184467	0,046639	-1,840125	0,000000	0,000000	0,115985	0,000000	0,448180	
CECMF DA REDE GAZETA	1,372614	-1,189498	-3,272546	0,699384	-6,495863	0,000556	0,000000	0,523113	1,346844	0,036398	
CECM EMP. INFORMATICA BH	0,161532	0,010603	0,028722	1,998903	0,061597	0,000000	0,000000	0,073238	0,000000	0,407965	
CECM CONF S TO ANT MONTE LT	0,232877	0,011393	0,044399	0,982268	0,046640	0,000000	0,000000	0,136096	0,332550	0,072140	
SICREDI SERRAMAR	0,168399	-0,027864	-0,364134	1,161787	-0,198268	0,089336	0,000000	0,102692	1,922990	0,544084	
CECM CIA TUBARAO E EMP.	1,122385	0,205708	0,133545	-0,11392	0,154890	0,05610	0,000000	0,605403	0,262758	0,022441	
CREDI NORTE	0,600490	-0,194464	-4,416172	0,776113	-0,478946	0,417029	0,000000	0,394761	0,065230	0,661740	
CECM SERV. PUB. DO PERS	0,495812	0,014104	0,251207	0,371958	0,051092	0,190226	0,000000	0,102878	6,984936	0,515376	
CECM INSUFETOR MMEC.VAGO LTD	0,646775	-0,268694	-0,892877	0,880129	-0,710679	0,263853	0,000000	0,254792	0,387922	0,251626	
CECMS DO SESC DO RJ	0,104227	-0,099715	-0,291151	0,675972	-22,098343	0,002978	0,000000	0,099575	0,000000	0,000000	
CECM MAT CONSTR LAVRAS LTDA	0,495242	-0,271855	-0,888044	1,034519	-1,216971	0,089692	0,000000	0,216395	0,066891	0,027430	
CECM CONF.VEST.VARGINHA LTDA.	0,671525	-0,276379	-0,340235	0,989921	-0,699435	0,251984	0,000000	0,394836	0,090804	0,057022	
CECMS SISTEMA FINDES LTDA.	0,231154	0,010198	0,073031	1,035652	0,041906	0,243758	0,000000	0,159636	0,344031	0,064560	
CECM DO GRUPO BRAS PEROLA	0,182361	-0,054535	-0,283489	1,206464	-0,426640	0,107971	0,000000	0,101311	0,148304	0,084393	
CECMS DA DEL FED AGRIC-PA	0,028321	-0,028321	-0,028321	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,028321	0,000000	0,000000	
CCR DE CORREGO FUNDO LTDA	0,075626	0,010276	0,164138	0,904137	0,139653	0,275011	0,000000	0,030641	0,819613	0,121706	
CECMS MUNIC.PARA DE MINAS LTDA	0,312784	0,040063	0,131109	0,809906	0,113541	0,334832	0,000000	0,217907	0,462215	0,250537	
CECM ESCLSA LTDA	0,130506	-0,005724	-0,017101	0,721999	-0,045871	0,072279	0,000000	0,104259	1,324924	0,569283	

EMPRESA	I3	S1	S2	S3	S4	S5	S6	S7	S8	S9
CREDIRIO	0,088597	0,133233	0,038825	3,252725	-0,577640	0,133365	0,007595	-0,2526791	-0,023341	0,405330
CECM SETOR METAL DO TRIANGULO	0,064805	-0,221692	-0,527889	5,849458	0,692534	0,000000	0,720608	-1,584775	-0,483380	-0,288654
CECM COMERC CONFC DA GLORIA	0,621546	2,285172	-0,150416	-0,806764	-0,001666	0,000000	-0,088302	-0,335113	0,252411	0,713338
CECMF HOSP.EVANG.CACHITAPEM.	0,737905	1,195626	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	-0,489667	-0,390451	-0,904679	-1,000000
CECMS CDL REG METROP BH	0,008337	-0,942319	-0,955219	-0,257526	0,000000	0,000000	-0,120098	-0,429704	-0,758318	-0,828839
CECMS SEC JUSTICA E INTERIOR	0,046835	0,098373	0,014162	-0,254200	-0,113517	0,000000	-0,0044079	-2,856431	-0,058481	0,106571
CECMS UF DE LA, JF, OPE S,DR	0,027144	-0,904080	-0,308104	-0,741353	-0,133968	0,000000	-0,251961	0,086469	-0,483228	-0,644000
CCBC DO ESTADO DO RJ LTDA.	0,007389	-0,209793	0,086568	8,859759	-0,993952	0,000000	-0,0488370	-0,899833	0,039412	-0,170240
CECM ESTABS SAUDE VITORIA	0,039142	-0,857889	0,086675	-1,000000	-0,944165	0,000000	-0,732552	2,494182	-0,846938	0,000000
CCMCONTABILITAS FLORIANOPOLI	0,312802	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000
CCRSUL GOIANA LTDA	0,006058	-0,937883	-0,327454	-0,788972	-9,154552	0,000000	-0,103167	-2,443709	1,558539	0,914560
CECM METROV. RJ LTDA-COMERJ	0,120889	-0,540365	-1,000000	-0,427427	-0,200612	0,000000	-0,339141	-0,510677	0,037307	-0,345880
CCCM EST.ESP.SANTO-CECRIST	0,004997	0,427516	-0,998351	0,059458	-0,005061	0,000000	-0,606526	-0,898647	-0,956400	0,000000
CECM ES LFAZES TRICOOPAFREJ	0,013765	0,509190	0,135846	0,000000	0,05032	0,000000	1,857402	0,955862	0,815514	1,058830
CECMF DA REDE GAZETA	0,010394	-0,805221	-0,527465	15,837373	-0,174265	0,000000	-0,316084	-0,824930	-0,654155	-0,810773
CECME EMP. INFORMATICA BH	0,054216	0,422463	0,190526	-0,512797	0,219037	0,000000	0,655131	0,107946	0,163125	0,086591
CECM CONF STO ANT MONTE LT	0,049027	-0,220097	0,389705	-0,444697	0,533904	0,000000	-0,058987	0,081121	0,268822	0,262261
SICREDI SERRA MAR	0,554442	2,374678	0,988431	0,000000	0,100948	0,000000	0,114151	0,549057	0,961981	1,013506
CECM CIA TUBARAO E EMP.	0,049926	1,031117	-0,190209	-0,703697	-0,918565	0,000000	0,128254	4,163785	-0,841720	-0,908569
CREDI NORTE	0,027186	0,726387	-0,441660	0,000000	4,244910	0,000000	0,751061	-1,462143	-0,208907	-0,455600
CECM SERV. PUB. DO PERS	0,477409	2,474773	0,075388	0,005313	0,686606	0,000000	0,409034	0,046588	0,078069	-0,050513
CECM IND.SETOR MMEC.VACO LTD	0,278668	5,779063	0,727073	40,493192	6,158305	0,000000	1,866267	4,436926	0,597503	0,728220
CECMS DO SESC DO RJ	0,003954	-0,614335	0,000000	-1,000000	129,358887	0,000000	-0,221938	0,562643	0,160280	-0,979089
CECM MAT CONSTR LAVRAS LTDA	0,028723	-0,145709	0,397884	0,484252	-4,781856	0,000000	0,167566	2,266000	0,094648	0,149232
CECM CONFEVEST.VARGINHA LTDA	0,093657	0,520397	0,277544	4,214337	2,899564	0,000000	0,142299	0,528949	0,061196	0,001655
CECMS SISTEMA FINDES LTDA	0,038574	0,606731	0,149547	0,000000	0,026749	0,000000	0,686129	0,132561	0,455144	0,067441
CECME DO GRUPO BRASPEROLA	0,010121	-0,177429	0,212190	0,000000	1,517944	0,000000	-0,149464	-0,4465728	-0,000321	-0,045768
CECMS DA DEL FED AGRIC.PA	0,978713	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	-0,298844	-0,223315	-0,223315	-0,939940
CCR DE CORREGO FUNDO LTDA	0,106577	0,322469	0,660203	0,000000	-0,707496	0,000000	0,302028	0,390256	0,740007	0,850713
CECMS MUNIC.PARA DE MINAS LTDA	0,139114	0,688331	-0,420958	42,19607	2,599302	0,000000	0,781070	1,059595	-0,189339	0,310392
CECME ESCELSALTA	0,108681	0,138289	-0,527243	0,000000	2,792582	0,000000	0,141287	-0,031285	0,117699	0,051563

APÊNDICE D – Indicadores do Sistema PEARLS calculados das 31 cooperativas solventes – planilha de dados brutos 39 indicadores.

EMPRESA	P1	P2	P3	P4	E1	E2	E3	E4	E5
CECM MEDICOS D.P.S. TOLEDO REG	0,030446	0,000000	0,040214	0,035773	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,009645
CCCR CENTRAL CRESOL BASER	0,006142	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,102308
CECMF PRINCESA DOS CAMPOS	0,013070	0,000000	0,011943	0,006919	0,000000	0,222704	0,000000	0,000000	0,069453
CECM PROF SAUDE EMP OESTE PARANÁ	0,030218	0,000000	0,070170	0,233905	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,019076
CECM PRO SAUDE EMPRES RIGIAU	0,021358	0,000000	0,027416	0,026591	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,038596
GREEN CRED - CECM	0,158666	0,000000	0,309231	0,105818	0,000000	0,688852	0,000000	0,033363	0,050366
CECM MED EMP UNICRED NORTE PR	0,022450	0,000000	0,024502	0,224669	0,000000	0,190046	0,000000	0,000000	0,024337
CECM PROF SAUDE EMPRES F BELTRPO	0,019784	0,000000	0,033871	0,016539	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,007915
SICREDI MEDICRED PR	0,022450	0,000000	0,074742	0,039366	0,000000	0,007572	0,000000	0,000000	-0,004030
UNICRED CENTRAL PR/MS	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,978839	0,000000	0,000000	0,000000
CECMF DA SANEPAR	0,013970	0,000000	0,016324	0,004330	0,000000	0,126584	0,000000	0,018470	0,066130
CCM'D EMP CAMPOS GERAIS	0,011468	0,000000	0,018061	0,014081	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,054317
CECM SERV PUBL PINHÃO	0,018035	0,000000	0,035154	0,020931	0,000000	0,214211	0,000000	0,000000	0,136755
CECM COM CONF COSTA OESTE PR	0,049309	0,000000	0,088190	0,140298	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,005680
C CM INTEG MAGISTRAT/M-PUBL-PR	0,005144	0,000000	0,009528	0,009536	0,000000	0,000000	0,000000	0,009962	0,034736
SICOOB CENTRAL PARANÁ	0,011279	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,950474	0,000000	0,000000	0,000909
COOPESF	0,030481	0,000000	0,011515	0,009033	0,000000	0,303396	0,000000	0,000000	0,062045
COOPERASA CECM F AGUIA PARTIC	0,005079	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,088629
CC EMP GRANDE CTBA EC. GERAIS	0,012139	0,000000	0,006939	0,034645	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,080407
C CM ES CR NOTARE REGISTR PR	0,027650	0,000000	0,029361	0,043653	0,000000	0,000000	0,000000	0,003412	0,022277
C GMT SIST FINANCIERO CURITIBA	0,049499	0,000000	0,075902	0,036930	0,000000	0,191431	0,000000	0,000000	0,052622
C CM DOS COMERC DE VEÍCULOS	0,050296	0,000000	0,046849	0,186499	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,014033
CLA MARECHAL CÂNDIDO RONDON	0,037760	0,000000	0,069798	0,079619	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,022058
SICOOB ARAPOANGAS	0,027823	0,000000	0,038239	0,028991	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,008376
SICOOB MÊDIO OESTE	0,036105	0,000000	0,045813	0,101972	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,006555
SICOOB CENTRO LESTE	0,041893	0,000000	0,068295	0,066062	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,037380
RODO CRÉDITO	0,052437	0,000000	0,073128	0,249840	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,017038
CECMF GRUPO VOTORANTIM	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,050498
CECREDI COOP DE CR. RURAL	0,029328	0,000000	0,026653	0,021076	0,409107	0,402911	0,000000	0,000000	0,045481
CENTRAL SICREDI PR	0,002199	0,000000	0,019285	0,009264	0,000000	0,949020	0,000000	0,000000	0,000021
SICREDI COO FATO	0,006628	0,000000	0,002564	0,001181	0,000000	0,001878	0,000000	0,000000	0,056926

EMPRESA	E6	A1	A2	A3	A4	R1	R2	R3	R4	R5
CECM MEDICOS D.P.S. - TOLEDO REG	4,669778	0,117581	0,124558	0,025179	0,768856	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,014567
CC R CENTRAL CRESOL BASER	0,284785	0,008010	0,008629	0,028127	0,600491	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000
CECMF PRINCESA DOS CAMPOS	1,115640	-0,073932	0,000619	-0,066269	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	-0,008296
CECM PROF SAUDE E EMP OESTE PARANÁ	4,976306	0,070512	0,014730	0,014170	0,784768	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,018047
CECM PROF SAUDE EMPRES R IGUAU	6,018084	-0,272330	0,094911	-0,045852	0,824488	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,024239
GREENCRED - CECM	2,976592	-0,0110136	0,000389	-0,000345	0,592992	0,000000	0,050905	0,000000	0,000000	0,021649
CECM MED EMP UNICRED NORTE PR	2,482909	0,058035	0,060306	0,023374	0,519823	0,000000	0,030502	0,000000	0,000000	0,011144
CC PROF SAUDE EMPRES F BELTRPO	5,704054	0,084258	0,087227	0,014772	0,803695	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,006769
SICREDI MEDIC RED PR	9,936283	0,082292	0,394336	0,008282	0,845606	0,000000	0,084615	0,000000	0,031485	0,008648
UNICRED CENTRAL PR/MS	27,239503	-0,011564	0,000000	-0,000425	0,000000	0,000000	0,058345	0,000000	0,000000	-0,000015
CECMF DA SANAPAR	1,277577	0,059364	0,027270	0,066231	0,000000	0,000000	0,028844	0,000000	0,000000	0,013901
CC M'D E EMP CAMPOS GERAIS	7,039890	0,210874	0,217563	0,029954	0,835765	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,008363
CECM SERV PUBL PINHAO	2,296807	0,005348	0,047261	0,002329	0,491302	0,000000	0,018305	0,000000	0,000000	0,025710
CECM COM CONF COSTA OESTE PR	5,407229	0,202615	0,203737	0,037471	0,724870	0,000000	0,000000	0,000000	0,052139	0,008772
CCM INTEG.MAGIS TRAT/M.PUBL PR	10,114768	-0,139360	0,167501	0,013778	0,892061	0,000000	0,000000	0,000000	0,026604	0,011276
SICOOB CENTRAL PARANÁ	19,643305	0,486106	0,488744	0,024747	0,000000	0,000000	0,014117	0,000000	0,060214	-0,000311
COOPES F	2,164457	0,066303	0,066303	0,030633	0,527733	0,000000	0,041705	0,000000	0,000000	0,031977
COOPERASA CECMF AGUA PARTIC	1,030601	-0,018956	0,000000	-0,018393	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,008122
CC EMP GRANDE CTBA E.C. GERAIS	8,080318	0,289172	0,205386	0,035787	0,829705	0,000000	0,000000	0,000000	0,014056	0,009907
CCM ES CRIV NOTAR E REGISTR PR	16,442037	0,114627	0,217075	0,006972	0,929576	0,000000	0,000000	0,000000	0,026604	0,009416
CCMT SIST FINANCEIRO CURITIBA	1,016589	-0,000662	0,008595	-0,000651	0,000000	0,000000	0,025455	0,000000	0,000000	0,018391
CCM DOS COMERC DE VEÍCULOS	6,654500	0,229376	0,289705	0,034469	0,828834	0,000000	0,000000	0,000000	0,026604	-0,004801
CCLA MARECHAL CÂNDIDO RONDON	4,586344	0,130242	0,122011	0,028398	0,745547	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,020367
SICOOB ARAPOANGAS	5,043257	0,165010	0,166132	0,032322	0,748264	0,000000	0,000000	0,000000	0,192062	0,016413
SICOOB MÉDIO OESTE	5,817202	0,163623	0,176268	0,028127	0,600491	0,000000	0,000000	0,000000	0,044790	0,015436
SICOOB CENTRO LESTE	3,824343	0,184472	0,183237	0,048236	0,702761	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,028279
RODOCRÉDITO	9,933267	0,174424	0,216844	0,017560	0,750571	0,000000	0,000000	0,000000	0,051466	0,011298
CECMF GRUPO VOTORANTIM	1,047138	-0,280333	0,000000	-0,026771	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	-0,024420
CREDICOROL COOP DE CR. RURAL	2,347799	0,000560	0,013163	0,000203	0,435988	0,105268	0,015093	0,000000	0,033001	0,019829
CENTRAL SICREDI PR	21,342625	-0,201052	0,198725	-0,0099420	0,000000	0,000000	0,027422	0,000000	0,032908	0,000051
SICREDI COO FATO	1,134904	0,025784	0,022719	0,000000	0,000000	0,000000	0,112959	0,000000	0,000000	0,013351

EMPRESA	R6	R7	R8	R9	R10	R11	R12	R13	R14	R15
CECM MEDICOS D.P.S. TOLEDO REG	0,071119	0,014567	0,068024	0,998373	0,170002	0,077383	0,000000	0,030744	0,124743	0,731814
CECM CENTRAL CRESOL BASER	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,397188	0,000000	0,082140	0,027492	0,485078
CECMF PRINCES A DOS CAMPOS	0,094912	-0,008296	-0,009255	0,896720	-0,095776	0,000000	0,000000	0,000000	0,017541	0,000000
CECM PROF SAUDE EMP OESTE PARANA	0,052597	0,018047	0,089808	1,031576	0,255465	0,107704	0,000000	0,012953	0,000865	0,746203
CECM PROF SAUDE EMPRES R IGUAU	0,058053	0,024239	0,145871	1,130257	0,294548	0,087171	0,000000	0,021827	0,008330	0,521604
GREEN CRED - CECM	0,107840	0,021649	0,064440	0,862200	0,167187	0,000000	0,000000	0,026954	0,216841	1,181473
CECM MED EMP UNICRED NORTE PR	0,074097	0,011144	0,027670	0,932931	0,130738	0,077911	0,000000	0,024566	0,021364	0,919414
CC PRO FSAUDE EMPRES F BELTRBO	0,056190	0,006769	0,038609	0,960889	0,107510	0,083001	0,000000	0,014094	0,023074	0,844127
SICREDI MEDICRED PR	0,120387	0,008648	0,085931	0,546878	0,067022	0,238040	0,000000	0,044973	0,043696	0,780838
UNICRED CENTRAL PRMS	0,060114	-0,000015	-0,000405	0,000000	-0,000248	0,000000	0,000000	0,003589	0,000000	0,000000
CECMF DA SANEPAR	0,163751	0,013901	0,017760	0,946969	0,078249	0,002576	0,000000	0,130786	0,819471	2,280651
CC MPD E EMP CAMPOS GERAIS	0,063533	0,008363	0,058875	1,187247	0,116323	0,058244	0,000000	0,023812	0,008937	0,454712
CECM SERV PUBL PINHAO	0,126829	0,025710	0,059050	1,097495	0,168545	0,074440	0,000000	0,066546	0,209753	0,473468
CECM COM CONF COSTA OESTE PR	0,150458	0,008772	0,047432	0,730468	0,055090	0,268123	0,000000	0,072653	0,048750	0,409387
CCM INTEG.MAGISTRAT/M.PUBL.PR	0,056294	0,011276	0,114049	1,028578	0,166874	0,236697	0,000000	0,013047	0,004938	0,726135
SICOOB CENTRAL PARANA	0,057510	-0,000311	-0,006106	0,744197	-0,005434	0,000049	0,000000	0,015033	0,000000	0,000000
COOPESF	0,108061	0,031977	0,069212	1,139024	0,228344	0,000000	0,000000	0,050676	0,369702	0,583082
COOPERASA CECMF AGUIA PARTIC	0,091209	0,008122	0,008371	0,999217	0,081767	0,000000	0,000000	0,012465	0,000000	0,000000
CC EMP GRANDE CTBA E C. GERAIS	-0,104675	0,009907	0,080054	0,987275	0,086464	0,282091	0,000000	0,048965	0,030310	0,227665
CCM ESCRIV NOTARE REGIS TR PR	0,084389	0,009416	0,154825	0,604511	0,100382	0,666804	0,000000	0,027274	0,077367	0,930710
CCMT SIST FINANCIERO CURITIBA	0,104371	0,018391	0,018696	0,908933	0,149813	0,000000	0,000000	0,038381	0,000000	0,000000
CCM DOS COMERC DE VEICULOS	0,181148	-0,004801	-0,031950	0,673748	-0,027226	0,446294	0,000000	0,063472	0,211609	0,425969
CCLA MARECHAL CANDIDO RONDON	0,124479	0,020367	0,093410	0,886189	0,140612	0,371744	0,000000	0,062351	0,058720	0,429398
SICOOB ARAPONGAS	0,121178	0,016413	0,082774	0,733660	0,119287	0,330426	0,000000	0,060227	0,017703	0,693480
SICOOB MÈDIO OESTE	0,144777	0,015436	0,089795	0,822051	0,096347	0,397188	0,000000	0,082140	0,027492	0,485078
SICOOB CENTRO LESTE	0,139180	0,028279	0,108149	0,731406	0,168871	0,377631	0,000000	0,068081	0,029314	0,469896
RODOCRÈDITO	0,086168	0,011298	0,112221	1,026088	0,115913	0,241011	0,000000	0,034233	0,019170	0,588088
CECMF GRUPO VOTORANTIM	0,087032	-0,024420	-0,025571	0,981188	-0,390015	0,000000	0,000000	0,086606	0,000000	0,000000
CRÈDICO ROL COOP DE CR. RURAL	0,066229	0,019829	0,054683	0,927152	0,230412	0,070289	0,000000	0,035589	0,081717	0,949105
CENTRAL SICREDI PR	0,069018	0,000051	0,001098	0,657740	0,000745	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000
SICREDI COOFOATO	0,076523	0,013351	0,015153	0,755021	0,148557	0,000000	0,000000	0,023739	0,000000	0,000000

EMPRESA	S1	S2	S3	S4	S5	S6	S7	S8	S9
CECM MEDICOS D.P.S. TOLEDO REG	0,014736	0,170278	0,217142	-0,035796	0,000000	0,172455	0,072534	0,183387	0,244158
CCCR CENTRAL CRESOL BASER	0,003911	-0,924471	-0,983838	0,000000	-1,117702	0,000000	-0,841752	-0,984680	-0,673141
CECMF PRINCESA DOS CAMPOS	0,032545	0,143789	0,000000	0,177120	0,025408	0,000000	0,057120	0,051164	0,056204
CECM PROF SAUDE E EMP OESTE PARANÁ	0,000101	0,271105	0,280386	7,443306	-0,929648	0,000000	0,209843	0,211344	0,026692
CECM PROF SAUDE EMPRES R IGUAU	0,009200	0,036409	0,926050	6,897403	0,177130	0,000000	0,443108	0,277782	0,067250
GREENCRED - CECM	0,011752	0,224548	0,055815	-0,096201	0,000000	0,411377	0,1119687	0,203697	0,253689
CECM MED EMP UNICRED NORTE PR	0,002435	0,147008	0,389516	-0,536791	-0,059473	0,000000	0,280911	0,098361	0,247086
CC PROF SAUDE EMPRES F BELTRBO	0,001936	0,311974	0,402081	-0,329817	-0,671576	0,000000	0,224359	0,337236	0,330442
SICREDI MEDICRED PR	0,006248	-0,003786	0,137771	-0,029907	0,441527	0,1047143	0,045932	0,080747	0,133624
UNICRED CENTRAL PR/MS	0,000227	0,197353	0,000000	0,000000	-0,364874	0,000000	0,579769	0,122456	0,094934
CECMF DA SANEAPAR	0,151050	-0,351240	-0,793351	-0,734840	-0,185597	0,000000	-0,293974	-0,042826	-0,200568
CC M'D E EMP CAMPOS GERAIS	0,001251	0,345702	0,272463	3,822022	1,031690	0,000000	0,225100	0,389936	0,293410
CECM SERV PUBL PINHÃO	0,018404	0,256837	0,155234	0,000000	-1,704830	0,000000	0,534880	0,151989	0,093236
CECM COM CONF COSTA OESTE PR	0,011632	0,360889	0,375603	0,135902	-0,667363	0,311106	0,526762	0,399295	0,430185
CCM INTEG.MAGISTRAT/M.PUBL.PR	0,006866	0,227441	0,088648	519,702556	0,159008	2,457822	0,112016	0,264218	0,087778
SICOOB CENTRAL PARANÁ	0,000793	0,438186	-0,366667	0,000000	-1,912840	0,000000	0,223622	0,171762	0,766400
COOPESF	0,004315	0,256443	0,354872	0,269642	0,000000	0,000000	0,370924	0,160393	0,224315
COOPERASA CECMF AGUIA PARTIC	0,007993	0,042441	0,000000	0,000000	-0,736445	0,000000	-0,228375	0,168612	0,158966
CC EMP GRANDE CTBA E C. GERAIS	0,004577	0,491467	0,765189	1,108620	-0,622313	-0,340974	0,181926	3,349762	0,676524
CCM ESCRIV NOTARE REGISTR PR	0,009827	0,159714	0,532987	-0,829382	-0,114139	-0,329969	0,039847	0,302778	0,518092
CCMT SIST FINANCIERO CURITIBA	0,012946	0,217370	0,000000	0,046231	0,785073	0,000000	0,194624	0,372109	0,369922
CCM DOS COMERC DE VEICULOS	0,038716	0,323675	0,389661	0,316030	-0,055822	0,333333	0,186169	0,241212	0,370481
CCLA MARECHAL CÂNDIDO RONDON	0,009862	0,185472	0,280695	-0,257340	-0,299954	-0,662023	0,198880	0,409815	0,224096
SICOOB ARAPONGAS	0,004184	0,036649	0,311043	-0,784141	0,984208	0,000000	0,097678	0,209472	0,191970
SICOOB MÉDIO OESTE	0,003911	0,133490	0,271525	-0,063687	-1,536777	0,545242	0,309417	0,139642	0,254185
SICOOB CENTRO LESTE	0,005269	0,266421	0,038879	0,208357	0,021005	1,249661	0,214592	0,493207	0,121360
RODOCRÉDITO	0,005746	0,763149	1,202681	1,641060	-14,776550	0,000000	1,140313	0,691404	1,155103
CECM GRUPO VOTORANTIM	0,149790	0,058125	0,000000	0,000000	3,465394	0,000000	0,068574	0,069856	0,292905
CREDICULO COOP DE CR. RURAL	0,095655	-0,637383	-0,118777	-0,110045	0,339619	0,000000	0,069895	0,208095	-0,067219
CENTRAL SICREDI PR	0,390373	0,610396	-0,142945	-0,108152	0,241799	-1,000000	0,196645	0,312251	0,521684
SICREDI COO FATO	0,039462	0,219037	0,000000	0,000000	-1,000000	0,000000	-0,099303	0,086633	0,113615

APÊNDICE E – Indicadores do Sistema PEARLS calculados na construção da RNAs e a SVMs – 27 indicadores.

P1 = Provisão para liquidação duvidosa sob operações de crédito/Carteira Classificada Total	Medir o volume de provisão de créditos de liquidação duvidosa em relação à carteira classificada total	Minimizar (conforme sugestão do WOCCU, descrito por Richardson, 2002)
P2 = Operações de crédito vencidas/Carteira Classificada Total	Demonstrar a parcela da carteira de crédito vencida em relação ao total da carteira de crédito	Quanto menor, melhor
P3 = Operações de Risco nível D até H/Classificação da carteira de créditos	Demonstrar a parcela da carteira de crédito classificada com nível de risco superior a 61 dias de atraso	Quanto menor, melhor
E3 = Capital Sócia/Ativo Social	Medir a porcentagem do ativo total ajustado financiado pelos cooperados	Conforme sugestão do WOCCU, este percentual deve ser no máximo de 20% (RICHARDSON, 2002)
E4 = Capital Institucional/Ativo Total	Medir a porcentagem do ativo total financiado pelo capital institucional, sendo este referente às reservas legais e não-distribuíveis, doações de capital e sobras não distribuídas. O capital institucional constitui-se no capital da cooperativa exceto o capital do cooperado.	Conforme sugestão do WOCCU, este percentual deve ser no mínimo de 10% (RICHARDSON, 2002)
E5 = Renda de intermediação financeira/Ativo Total Médio	Medir a proporção de rendas de intermediação financeira em relação do ativo total ajustado	Quanto maior, melhor
E6 = Ativo Total /	Misturar a utilização de	Quanto menor, melhor,

Patrimônio Líquido Ajustado	recursos próprios no financiamento aos ativos detidos pela cooperativa de crédito	considerando a perspectiva de solvência. Valores extremos indicam situação ruim. De acordo com informações do BCB, valores entre 6 e 12 são normais, enquanto valores extremos merecem maior atenção
A1 = Ativo Permanente + Ativos não direcionados com atividade fim da cooperativa / Patrimônio Líquido Ajustado	Mensurar o grau de utilização de recursos próprios com ativos fixos e ativos não direcionados à atividade-fim da cooperativa. Quanto maior o valor, menor o foco da instituição em sua atividade-fim.	Quanto menor, melhor.
A2 = Imobilização = Ativo Permanente / Patrimônio Líquido Ajustado	De acordo com a Resolução 2.669/99 do Banco Central do Brasil, o total dos recursos aplicados no Ativo Permanente não pode ultrapassar 80% (oitenta por cento) do valor do patrimônio líquido ajustado (PLA), após dezembro de 2002	Inferior a 50%
A3 = Ativos não direcionador com a atividade fim da cooperativa/Ativo total	Demonstrar a relação dos ativos que não geram receitas em relação ao Ativo Total, ou seja, são ativos não usuais	De acordo com Westley (2000), citado por Ribeiro (2008), assim como Richardson (2002), o limite estabelecido para este indicador é de 5%
R6 = Despesas operacionais / Ativo Total Médio	Medir o custo associado com o gerenciamento de todos os ativos da cooperativa de crédito, indicando o grau de eficiência ou	De acordo com a WOCCU, este índice deve ser inferior a 10% (RICHARDSON, 2002)

	ineficiência operacional.	
R7 = Sobras / Ativo total médio	Medir a adequação dos ganhos e também a capacidade de construção do capital social. Este é um indicador de rentabilidade sobre o Ativo	Quanto maior, melhor
R8 = Sobras / Patrimônio líquido ajustado médio	Medir a remuneração do capital próprio. Este é um indicador de rentabilidade sobre o PL	Quanto maior, melhor
R9 = Resultado da Intermediação Financeira / Receita Operacional	Medir o resultado das atividades de intermediação financeira em relação à receita operacional	Quanto maior, melhor
R10 = Sobras / Receita Operacional	Medir o quanto de sobra foi gerado em relação às receitas operacionais	Quanto maior, melhor
R11 = Rendas de prestação de serviços / Despesas administrativas	Medir o percentual das despesas administrativas cobertas pelas receitas de prestação de serviços	Quanto maior, melhor
R12 = Despesas de Gestão / Despesas Administrativas	Medir o percentual das despesas de gestão em relação ao total das despesas administrativas	A despesa de gestão deve ser suficiente para que a cooperativa de crédito atenda com efetividade as demandas dos cooperados
R13 = Despesas Administrativas / Ativo Total Médio	Medir o percentual das despesas administrativas em relação ao ativo total	A despesa administrativa deve ser o suficiente para que a cooperativa de crédito atenda com efetividade às demandas dos cooperados, por isso deve ser analisada em

		conjunto com os demais indicadores do sistema PEARLS
L1 = Disponibilidades / Depósitos à Vista	Mensurar a capacidade da cooperativa de crédito em satisfazer seus compromissos imediatos, pois ambas as contas são de curto prazo. Este constitui em um dos indicadores de solvência	Igual ou superior a 1
L2 = Ativos de curto prazo / Depósitos totais	Este indicador é uma <i>proxy</i> para a liquidez corrente	Quanto maior, melhor
L3 = Caixa Livre / Ativo Total	Mensurar a participação do que há de mais líquido na cooperativa em relação ao ativo	Quanto maior, menor o risco de liquidez
S1 = Crescimento da Receita Operacional = (Receita Operacional do mês corrente / Receita Operacional do mês anterior) - 1	Medir a taxa de crescimento da receita operacional	Quanto maior, melhor. Todavia é importante avaliar se este crescimento é decorrente de maquiagem no balanço
S2 = Crescimento da Captação Total = Captação Total do mês corrente / Captação Total do mês anterior) - 1	Medir o percentual de crescimento da captação total	Quanto maior, melhor. A captação total, em síntese, representa os valores que as cooperativas obtiveram em decorrência de suas operações com depósitos
S4 = Crescimento dos Ativos não direcionados com atividade fim da cooperativa (Andaf) = Andaf do mês corrente /	Medir a taxa de crescimento dos ativos não direcionados com a atividade fim da cooperativa	Quanto menor, melhor

Andaf do mês anterior) - 1		
S6 = Crescimento das despesas administrativas = (despesas administrativas do mês corrente / despesas administrativas do mês anterior) - 1	Medir a taxa de crescimento das despesas administrativas	Quanto menor, melhor. Desde que a demanda dos cooperados já esteja sendo atendida
S7 = Crescimento do Patrimônio Líquido Ajustado = (PLA do mês corrente / PLA do mês anterior) - 1	Medir a taxa de crescimento do PLA	Quanto maior, melhor
S8 = Crescimento do Ativo total = (AT do mês corrente / AT do mês anterior) - 1	Medir a taxa de crescimento do AT	Conforme sugestão do WOCCU, este indicador deve apresentar crescimento superior à taxa de inflação (RICHARSON, 2002)
S9 = Crescimento das operações de crédito = (Operações de crédito do mês corrente / Operações de crédito do mês anterior) - 1	Medir o crescimento mensal das aplicações em operações de crédito. Quanto maior o índice, mais a instituição está expandindo as operações de crédito	Quanto maior, melhor

APÊNDICE F – Indicadores do Sistema PEARLS calculados das 31 cooperativas insolventes e 31 solventes – planilha de dados limpos 27 indicadores.

EMPRESA	P1	P3	E3	E4	E5	E6	A1	A2	A3	R5
CREDIRIO	0,108245	0,250732	0,037750	0,025893	0,130325	9,061766	0,092382	0,311346	0,101195	-0,043550
CECM SETOR METAL DO TRIAN GULO	0,206648	0,295605	0,445998	0,271318	0,239051	4,465182	0,454803	0,454803	0,101855	-0,467538
CECM COMERC CONFEC DA GLORIA	0,013323	0,032726	0,857290	1,983741	0,142695	12,208446	1,015872	0,033858	0,832105	0,262347
CECM F HOSP EVANG.CACHITAPEM.	0,000000	0,000000	21,141086	12,262683	0,000000	7,669141	2,010041	2,010041	0,262095	-1,630132
CECMS CDL REGE METROP BH	0,852973	0,869568	1,923283	1,454439	0,000000	2,654361	1,113325	1,965386	0,419508	-0,792027
CECMS SEC JUSTICA INTERIOR	0,380398	0,399931	0,588647	0,596743	0,558339	18,275370	0,3556831	1,2966397	0,522935	-0,046622
CECMS UFDE LA, JF, OPE SJDR	0,539095	0,764745	1,325456	3,433273	0,142137	0,641213	0,173852	0,191009	0,271130	-0,130603
CECE DO ESTADO DO RJ LTDA.	0,465500	0,642466	0,112124	0,073067	0,028737	105,0005498	7,0433662	1,733316	0,067079	-0,300757
CECE ESTAB SAUDE VITORIA	1,000000	0,000000	0,913213	5,180077	0,046125	0,106194	0,069099	0,085568	0,650689	-5,149481
CECM CONTABILISTAS FLORIANO POLI	0,000000	0,000000	1217835	0,000000	0,000000	1,006748	0,200784	0,200784	0,199438	-0,224537
CCRS UL GOIANA LTDA	0,959359	0,958358	0,581242	0,083710	0,007979	2,195584	2,060336	0,022220	0,938400	-0,064785
CECM METRO V. RL. LTDA -COMERJ	0,031004	0,086031	4,470847	0,000000	0,000000	2,876601	1,129015	1,592869	0,392201	-0,084531
CCCM EST.ES.P.SANTO - CECRES T	1,000000	1,000000	3,016687	4,107617	0,060882	1,732846	0,506321	0,5466091	0,292190	-1,251230
CECM F. EST. FAZ. EST. RJ CO. PAFRERJ	0,000000	0,000000	0,675949	0,000000	0,039354	1,741351	0,205303	0,254774	0,117898	-0,108933
CECM F DA REDE GAZETA	0,708448	0,716219	1,940588	0,114875	0,123645	2,751201	0,075976	0,849495	0,027616	-1,189498
CECM EMP. INFORMATICA BH	0,964282	0,046991	0,378757	0,021103	0,129395	2,708861	0,152857	0,129769	0,056429	0,106003
CECM CONF STO ANT MONTE LT	0,140366	0,323627	0,201899	0,007300	0,187483	3,897116	0,267637	0,161907	0,068676	0,011393
SICREDISERRA MAR	0,005929	0,000000	0,095169	0,143826	0,107301	13,068396	0,246127	0,397131	0,018834	-0,027864
CECM CIA TUBARAO E EMP.	0,353756	0,436574	6053316	3,190888	0,297964	6,649497	0,263867	0,271753	0,406451	-0,205708
CREDI NORTE	0,222187	0,214561	0,286640	0,132843	0,219939	22,709400	3,537273	3,715703	0,155762	-0,194464
CECM SERV. PUB. DO PE RS	0,062886	0,056524	0,076519	0,035161	0,148726	7,811078	0,274492	0,486569	0,015411	0,014104
CECM INT. SETOR M. MEC. V. ACO LTD	0,320453	0,466833	0,094658	0,224489	0,248820	3,230321	0,027779	0,165541	0,008359	-0,268694
CECMS DO. SESC DO RJ	0,000000	0,000000	1,006912	0,116833	0,003050	2,3919841	1,923368	0,471273	0,659408	-0,099715
CECM MAT. CONSTR. LAVRAS LTDA	0,176299	0,456866	0,143693	0,175250	0,182006	3,266607	0,183196	0,256561	0,056081	-0,271835
CECM C CONF. VEST. VARGINHA LTDA.	0,178742	0,279491	0,295851	0,834102	0,293881	1,231045	0,084508	0,102037	0,068647	-0,276379
CECMS SISTEMA FINDES LTDA.	0,001223	0,004816	0,129787	0,002729	0,187441	7,161272	0,290310	0,804500	0,049715	0,010198
CECM DO GRUPO BRAS PEROLA	0,005000	0,000000	0,029761	0,004312	0,080790	5,198260	0,986173	1,004715	0,180512	-0,054535
CECMS DA DEL FED AGRIC. PA	0,000000	0,000000	0,331483	7,756006	0,000000	1,000000	0,000000	0,000000	0,000000	-0,283321
CR DE CORREGO FUNDO LTDA	0,000000	0,000000	0,006231	0,042151	0,079476	13,370864	0,189509	0,315865	0,014173	0,12276
CECMS MUNIC. PARA DE MINAS LTDA	0,088089	0,154464	0,172952	0,032713	0,255550	3,027599	0,135046	0,315865	0,041266	0,004063
CECMS ELSA LTDA	0,004540	0,000000	0,316392	0,017863	0,059970	2,987707	0,527401	0,707839	0,176524	-0,005724

EMPRESA	R6	R7	R8	R9	R10	R11	R13	L1	L2
CREDIRIO	0,238691	-0,045520	-0,412488	0,772575	-0,235643	0,136863	0,103410	0,517710	0,272661
CECM SETOR METAL.D.O TRIANGULO	0,849798	-0,467538	-2,087426	0,518221	-1,223089	0,125803	0,642106	0,251365	0,263893
CECM COMERC CONFECA DA GLORIA	0,362989	0,262347	0,320286	0,175089	0,419530	0,201290	0,314684	1,250947	0,000000
CECMF HOS.PANG.CACHITAJEM.	4,426094	-1,630132	12,501710	0,000000	-0,583031	0,005780	2,741311	0,000000	0,000000
CECMS CDL REG METROP BH	0,868213	-0,792037	-2,102351	0,027039	-10,397420	0,000960	0,745030	0,221040	1,235498
CECMS SEC JUSTICA E INTERIOR	1,016689	-0,046622	-0,852037	0,029420	-0,048061	0,000000	0,121820	0,000000	0,000000
CECMS UF DE LA. JF. O P.E.SDR	0,811169	-0,303603	-0,083744	0,237022	-0,191904	0,000488	0,184135	0,161955	0,080214
CCCEC DO ESTADO DO RJ LTDA.	0,119737	-0,030757	-3,229614	1,617716	-0,345654	0,000614	0,016386	2055,276070	0,774876
CECME ESTAB SAUDE VITORIA	5,270341	-5,149481	-0,546843	10,489276	-42,606872	0,000000	0,299997	0,048924	0,048764
CCM CONTABILISTAS FLORIANO POLI	0,248165	-0,224537	-0,222603	1,000000	-9,503234	0,000000	0,248165	0,000000	0,000000
CCRS UL GOIANA LTDA	0,267154	-0,069485	-0,142241	0,059429	-0,352034	0,002935	0,034116	0,018470	0,018470
CECM METROV. RJ. LTDA -COMERJ	0,178793	-0,084331	-0,242762	0,489079	-0,892761	0,124471	0,119846	0,000000	0,000000
CCCM EST.ESP.SANTO - CECREST	4,224822	-1,251230	-2,168189	0,034385	-0,420781	0,000000	0,256035	0,000000	0,178858
CECMF. EST. FAZ. EST. RJC.O.O.PAFRERJ	0,163502	-0,105933	-0,184467	0,046689	-1,840125	0,000000	0,115985	0,000000	0,448180
CECMF DA REDE GAZETA	1,372614	-1,189498	-3,272546	0,699384	-6,495863	0,000556	0,523113	1,346844	0,036398
CECME EMP. INFORMATICA BH	0,161532	-0,016093	0,028722	1,028000	0,061597	0,000000	0,073238	0,000000	0,407965
CECMC CONF STO ANT MONTE LT	0,232877	0,011393	0,044399	0,982268	0,046640	0,000000	0,136096	0,332550	0,072140
SICREDI SERRA MAR	0,168399	-0,027864	-0,364134	1,161787	-0,198268	0,089336	0,102692	1,922990	0,544084
CECMC CIA TUBARAO E EMP.	1,122385	0,205708	0,133545	-0,111392	0,154890	0,055610	0,605403	0,262758	0,022441
CREDI NORTE	0,600490	-0,194464	-4,416172	0,776113	-0,478946	0,417029	0,394761	0,065230	0,661740
CECM SERV. PUB. DO PERS	0,439512	-0,101404	0,251207	0,371958	0,031092	0,190236	0,102878	0,984936	0,515376
CECM IND.SECTOR M.MEC.V.ACO LTD	0,646775	-0,268694	-0,892877	0,880129	-0,710679	0,263853	0,254792	0,387922	0,251626
CECMS DO SESC DO RJ	0,104227	-0,099715	-0,291151	0,675972	-22,098343	0,002978	0,099375	0,000000	0,000000
CECMC MAT CONSTR LAVRAS LTDA	0,495242	-0,271855	-0,888044	1,034519	-1,216971	0,089692	0,216395	0,066891	0,027430
CECMC CONF.VES.T.VARGINHA LTDA.	0,671525	-0,276379	-0,340235	0,989921	-0,699435	0,251984	0,394836	0,090804	0,057022
CECMS SISTEMA FINDES LTDA.	0,231554	-0,01198	0,073031	0,156562	0,041906	0,243758	0,159636	0,344031	0,064560
CECME DO GRUPO BRASPEROLA	0,182361	-0,054535	-0,283489	1,206464	-0,426640	0,107971	0,101311	0,448304	0,084393
CECMS DA DEL FED AGRIC.PA	0,028321	-0,028321	-0,028321	0,000000	0,000000	0,000000	0,028321	0,000000	0,000000
CCR DE CORREGO FUNDO LTDA	0,075626	0,012276	0,164138	0,904137	0,139653	0,275011	0,030641	0,819613	0,127096
CECMS MUNIC.PARA DE MINAS LTDA	0,312784	-0,040063	-0,131109	0,809906	-0,113541	0,334832	0,217907	0,462215	0,250537
CECME ESCELSA LTDA	0,130506	-0,005724	-0,017101	0,721999	-0,045871	0,072279	0,104291	1,324924	0,569283

EMPRESA	L3	S1	S2	S4	S6	S7	S8	S9
CREDIRIO	0,088597	0,133233	0,038825	-0,577640	0,007595	-0,256791	-0,023341	0,405330
CECM SETOR METAL DO TRIAN GULO	0,064805	-0,221092	-0,578893	0,692534	0,720608	1,584776	-0,449380	-0,288654
CECM COMERC CONEC DA GLORIA	0,621546	2,285172	-0,150416	-0,001666	-0,088302	-0,335113	0,252411	0,713338
CECMF HOSP EVANG.CACHITAPEM.	0,737905	1,195626	0,000000	0,000000	-0,489667	-0,990451	-0,904679	-1,000000
CECMF CDL REG METROP BH	0,008337	-0,942399	-0,955219	0,000000	-0,120988	-0,402970	-0,758318	-0,828839
CECMS SEC JUSTICA E INTERIOR	0,046835	0,098373	0,014162	-0,113517	-0,044079	-2,856431	-0,058481	0,106371
CECMS UF DE LA, JF, OP E SJDR	0,027144	-0,904080	-0,308104	-0,133968	-0,251961	0,086669	-0,485238	-0,644000
CCFC DO ESTADO DO RJ LTDA.	0,007389	-0,209793	0,056568	-0,993952	-0,048370	-0,899833	0,039412	-0,170240
CECME ESTAB SAUD E VITORIA	0,039142	-0,857889	0,086675	-0,944163	-0,732532	2,494182	-0,846938	0,000000
CCM CONTABILITAS FLORIANO POLI	0,312802	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000
CCR SUL GOIANA LTDA	0,006058	-0,937883	-0,327454	-9,154552	-0,103167	-2,443709	1,585339	-0,914360
CECM METROV. RJ. LTDA.-COMERJ	0,120889	-0,540365	-1,000000	-0,200612	-0,330141	-0,511067	0,037407	-0,345880
CCCM EST.ESP.SANTO-CECREST	0,004997	0,427516	-0,998351	-0,003061	-0,660526	-0,898647	-0,956400	0,000000
CECMF.EST.FAZ.EST.RJCOOPAFRERJ	0,013765	0,509190	0,135846	0,090532	1,857402	0,955862	0,815514	1,058830
CECMF DA REDE GAZETA	0,010394	-0,805221	-0,527465	-0,174265	-0,316084	-0,824930	-0,654155	-0,810773
CECME EMP. INFORMATICA BH	0,054216	0,422463	0,190526	0,219037	0,655131	0,107946	0,163125	0,086791
CECMC CONF. STO. ANT. MONTE LT	0,049027	-0,220097	0,389705	0,533904	-0,058987	0,081121	0,268822	0,262261
SICREDI SERRA MAR	0,554442	2,374678	0,988431	0,100948	0,114151	0,549057	0,961981	1,013506
CECMC CIA TUBARAO E EMP.	0,049926	1,031117	-0,100209	-0,918565	0,128254	4,163785	-0,841720	-0,908569
CREDI NORTE	0,027186	0,726387	-0,441660	4,244910	0,751061	-1,462143	-0,208907	-0,456001
CECM SERV. PUB. DO PERS	0,477409	2,474773	0,075388	0,686606	0,409034	0,046388	0,078069	-0,050513
CECM IND.SETOR M.MEC.V.ACO LTD	0,278668	5,779063	0,727073	6,158305	1,866267	4,436926	0,597303	0,728220
CECMS DO SEC DO RJ	-0,003954	-0,614335	0,000000	129,355887	-0,221938	0,562643	0,160280	-0,979089
CECMC MAT. CONSTR LAVRAS LTDA	0,028723	-0,145709	0,397884	-4,781856	0,167566	2,266000	0,094648	0,149232
CECMC CONF.VEST.VARGINHA LTDA.	0,093657	0,520397	0,277544	2,899564	0,142299	0,528949	0,061196	0,001655
CECMS SISTEMA FINDES LTDA.	0,038574	0,060731	0,149547	0,026749	0,686129	0,132561	0,445544	0,067441
CECME DO GRUPO BRAS PEROLA	0,010121	-0,177429	0,212190	1,517944	-0,149642	-0,465728	-0,000321	-0,045768
CECMS DA DEL PED AGRIC.PA	0,978713	0,000000	0,000000	-0,288844	-0,223315	-0,223315	-0,000321	-0,939940
CCR DE CORREGO FUNDO LTDA	0,106577	0,322469	0,660203	-0,707496	0,302038	0,302038	0,740007	0,350713
CECMS MUNIC. PARA DE MINAS LTDA	0,139114	0,658331	-0,420958	2,599302	0,781070	1,059595	-0,189339	0,310392
CECME ESC.ELSA LTDA	0,108681	0,138289	-0,527243	2,792582	0,141287	-0,031285	0,117699	0,051563

EMPRESA	P1	P3	E3	E4	E5	E6	A1	A2	A3	R5
CECM MEDICOS D.P.S. TOLEDO REG	0,030446	0,040214	0,171882	0,009645	0,056337	4,669778	0,117581	0,248528	0,025179	0,014567
CCCR CENTRAL CRESOL BASER	0,006142	0,000000	3,238895	0,006555	0,102308	0,284785	0,008010	0,008659	0,028127	0,020752
CECMF PRINCESA DOS CAMPOS	0,013070	0,011943	0,803238	0,062003	0,069453	1,115640	-0,073932	0,000619	-0,066269	-0,008296
CECM PROF SAUDE E EMP OESTE PARANÁ	0,030218	0,070170	0,140950	0,019076	0,042839	4,976306	0,070512	0,072324	0,014170	0,018047
CECM PROFS AUDE EMPRES RIGUAU	0,021358	0,027416	0,136914	0,007965	0,058596	6,018084	-0,272330	0,094911	-0,045252	0,042339
GREENCRED - CECM	0,158666	0,309231	0,175525	0,033363	0,050566	2,976592	-0,010136	0,000389	-0,003405	0,021649
CECM MED EMP UNICRED NORTE PR	0,026692	0,024502	0,364281	0,018193	0,052437	2,482909	0,058035	0,060306	0,023374	0,011144
CC PROFS AUDE EMPRES F BELTRPO	0,019784	0,033871	0,146007	0,009444	0,027915	5,704054	0,084258	0,087227	0,014772	0,006769
SICREDI MEDICRED PR	0,022450	0,074742	0,067502	0,004030	0,039965	9,936283	0,082292	0,394336	0,008282	0,008648
UNICRED CENTRAL PR/MS	0,000000	0,000000	0,022907	0,000000	0,000000	27,239503	-0,011564	0,000000	-0,0000425	-0,000015
CECMF DA SANEPAR	0,013970	0,016324	0,665889	0,018470	0,166130	1,277577	0,059364	0,022720	0,046466	0,013901
CC MTD E EMP CAMPOS GERAIS	0,018061	0,018061	0,120089	0,007118	0,054317	7,039890	0,210874	0,217563	0,002954	0,008363
CECM SERV PUBL PINHÃO	0,018035	0,035154	0,308699	0,036253	0,136755	2,296807	0,005348	0,047261	0,003329	0,025710
CECM COM CONF COSTA OESTE PR	0,049309	0,088190	0,160190	0,005680	0,090386	5,407229	0,202615	0,203737	0,037471	0,008772
CCM INTEG.MAGIS TRAT/M.PUBL PR	0,005144	0,000528	0,056330	0,009962	0,034736	10,114768	0,139360	0,167501	0,013778	0,011276
SICOOB CENTRAL PARANÁ	0,011279	0,000000	0,044346	0,003605	0,000909	19,643305	0,486106	0,488744	0,024747	-0,000311
COOPESF	0,030481	0,011515	0,341225	0,062045	0,119849	2,164457	-0,066303	0,066303	0,030633	0,031977
COOPERASA CECM AGUIA PARTIC	0,005079	0,000000	0,843655	0,088629	0,099253	1,030601	-0,018956	0,000000	-0,018393	0,008122
CC EMP GRANDE CTBA E.C. GERAIS	0,012139	0,006989	0,100622	0,006995	0,080407	8,080318	0,289172	0,205386	0,035787	0,009907
CCM ESCRIV NOTARE REGIS TR PR	0,027650	0,029361	0,031882	0,003412	0,022277	16,442037	0,114627	0,217075	0,006972	0,009416
CCMT SIST FINANCEIRO CURITIBA	0,049499	0,075902	0,764008	0,032622	0,106710	1,016589	-0,000662	0,008595	-0,000651	0,018391
CCM DOS COMERC DE VEICULOS	0,050296	0,046849	0,134015	0,014033	0,087385	6,654500	0,229376	0,289705	0,034469	-0,004401
CCLA MARECHAL CÂNDIDO RONDON	0,037760	0,069798	0,154389	0,022058	0,099587	4,586344	0,130242	0,122011	0,028398	0,020367
SICOOB ARAPO NGAS	0,027823	0,038259	0,152576	0,008376	0,077097	5,043257	0,163010	0,166132	0,032322	0,016413
SICOOB MÉDIO OESTE	0,036105	0,045813	0,130352	0,006555	0,102308	5,817202	0,136323	0,176268	0,028127	0,015436
SICOOB CENTRO LESTE	0,041893	0,068295	0,168925	0,037380	0,097036	3,824343	0,184472	0,183237	0,048236	0,028279
RODO CRÉDITO	0,052437	0,073128	0,062435	0,017038	0,071017	9,933267	0,174424	0,216844	0,017560	0,011298
CECMF GRUPO VOTORANTIM	0,000000	0,000000	0,900886	0,050498	0,061434	1,047138	-0,028033	0,000000	-0,026771	-0,024420
CREDICROL COOP DE CR. RURAL	0,029328	0,026653	0,210464	0,045481	0,043066	2,757795	0,000560	0,013163	0,000203	0,019829
CENTRAL SICREDI PR	0,002199	0,019285	0,045781	0,000021	0,000686	21,342625	-0,201052	0,198725	-0,009420	0,000051
SICREDI COOPATO	0,006628	0,002564	0,456601	0,056926	0,067645	1,134904	0,025784	0,025784	0,022719	0,013351

EMPRESA	R6	R7	R8	R9	R10	R11	R13	L1	L2
CECM MEDICOS D.P.S. TOLEDO REG	0,071119	0,014567	0,068024	0,998373	0,170002	0,077383	0,030744	0,124743	0,731814
CCCR CENTRAL CRESOL BASER	-2,749031	-0,020752	-0,005910	0,010613	0,007492	0,397188	0,082140	-0,027492	-0,485078
CECMF PRINCESA DOS CAMPOS	0,949412	-0,008296	-0,009255	0,896720	-0,095776	0,000000	0,017541	0,000000	0,000000
CECM PROF SAUDE E EMP OESTE PARANÁ	0,052597	0,018047	0,089808	1,031576	0,255465	0,107704	0,012953	0,000865	0,746203
CECM PROFS AUDE EMPRES RIGUAU	0,058053	0,024239	0,145871	1,130257	0,294548	0,087171	0,021827	0,008330	0,521604
GREEN CRED - CECM	0,107840	0,021649	0,064440	0,862200	0,167187	0,000000	0,026954	0,216841	1,181473
CECM MED EMP UNICRED NORTE PR	0,074097	0,011144	0,027670	0,932931	0,130738	0,077911	0,024566	0,021364	0,919414
CC PROFS AUDE EMPRES F BELTRPO	0,056190	0,006769	0,038609	0,960889	0,107510	0,083001	0,014094	0,023074	0,844127
SICREDI MEDICRED PR	0,120387	-0,008648	-0,085931	0,546878	0,067022	0,238040	0,044973	0,043696	0,780838
UNICRED CENTRAL PR/MS	0,060114	-0,000015	-0,000405	0,950268	-0,000248	0,000000	0,003589	0,000000	0,000000
CECMF DA SANEAPAR	0,163751	0,013901	0,017760	0,946969	0,078249	0,002576	0,130786	0,819471	2,280651
CC M'D E EMP CAMPOS GERAIS	0,065333	0,008363	0,058875	1,187247	0,116323	0,058244	0,023812	0,008937	0,454712
CECM SERV PUBL PINHÃO	0,126829	0,025710	0,059050	1,097495	0,168545	0,074440	0,066546	0,209753	0,473468
CECM COM CONF COSTA OESTE PR	0,150458	-0,008772	-0,047432	0,730468	0,055090	0,268123	0,072653	0,048750	0,409387
CECM INTEG.MAGISTRAT/M.PUBL.PR	0,056294	0,011276	0,114049	1,028578	0,166874	0,236697	0,013047	0,004938	0,726135
SICOOB CENTRAL PARANÁ	0,057510	-0,000311	-0,006106	0,744197	-0,0005434	0,000497	0,015033	0,000000	0,000000
COOPESF	0,108061	0,031977	0,069212	1,139024	0,228344	0,000000	0,050676	0,369702	0,583082
COOPERASA CECMF AGUIA PARTIC	0,091209	0,008122	0,008371	0,999217	0,081767	0,000000	0,012465	0,000000	0,000000
CC EMP GRANDE CTBA E.C. GERAIS	-0,104675	-0,009907	-0,080054	0,987275	0,086464	0,282091	0,048965	0,030310	0,227665
CCM ESCRIV NOTAR E REGISTR PR	0,084389	0,009416	0,154825	0,604511	0,100382	0,666804	0,027274	0,077367	0,930710
CCMT SIST FINAN CEIRO CURTUBA	0,104371	0,018391	0,018696	0,908933	0,149813	0,000000	0,038381	0,000000	0,000000
CCM DOS COMERC DE VEICULOS	0,181148	-0,004801	-0,031950	0,673748	-0,027226	0,446294	0,063472	0,211609	0,425969
CCLA MARECHAL CÂNDIDO RONDON	0,124479	0,020367	0,093410	0,886189	0,140612	0,371744	0,062351	0,058720	0,429398
SICOOB ARAPONGAS	0,121178	0,016413	0,082774	0,733660	0,119287	0,330426	0,060227	0,017703	0,693480
SICOOB MÉDIO OESTE	0,144777	0,015436	0,089795	0,822051	0,096347	0,397188	0,082140	0,027492	0,485078
SICOOB CENTRO LESTE	0,139180	-0,028279	-0,108149	0,731406	0,168871	0,377631	0,068081	-0,029314	0,469896
RODO CRÉDITO	0,086168	0,011298	0,112221	1,026088	0,115913	0,241011	0,034233	0,019170	0,588088
CECMF GRUPO VO TORAN TIM	0,087032	-0,024420	-0,054571	0,981188	-0,390015	0,000000	0,086606	0,000000	0,000000
CREDIC OROL COOP DE CR. RURAL	0,066229	0,019829	0,054683	0,927152	0,230412	0,070289	0,035389	0,081717	0,949105
CENTRAL SIEDI PR	0,069018	0,000051	0,001098	0,657740	0,000745	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000
SICREDI COOPATO	0,076523	-0,013351	-0,015153	0,755021	0,148557	0,000000	0,023739	-0,000000	0,000000

EMPRESA	L3	S1	S2	S4	S6	S7	S8	S9
CECM MEDICOS D.P.S. TOLEDO REG	0,014736	0,170278	0,217142	-0,602043	0,172455	0,072534	0,183387	0,244158
CCCR CENTRAL CRESOL BASER	0,003911	-0,924471	-0,983838	-1,117702	-0,841752	-0,940010	-0,984680	-0,673141
CECMF PRINCESA DOS CAMPOS	0,032545	0,143789	0,000000	0,025408	0,057120	0,061164	0,051177	0,056204
CECM PROF SAUDE E EMP OESTE PARANÁ	0,000101	0,271105	0,280386	-0,929648	0,209843	0,211344	0,247691	0,026962
CECM PROFAUDE EMPRES R IGUAU	0,000920	0,036049	0,096059	0,177130	0,143108	0,277782	0,067250	-0,0118959
GREENCRED - CECM	0,011752	0,235489	0,224640	-0,096201	0,411377	0,1119687	0,203697	0,253689
CECM MED EMP UNICRED NORTE PR	0,002435	0,147008	0,389516	-0,059473	0,280911	0,098361	0,247086	0,264147
CC PROFS AUDE EMPRES F BELTRPO	0,001936	0,317974	0,402081	-0,671576	0,224399	0,237236	0,330442	-0,103735
SICREDI MEDICRED PR	0,009628	-0,003786	0,137771	0,441527	0,045932	0,080747	0,127735	0,133624
UNICRED CENTRAL PRMS	0,000247	0,197353	0,000000	-0,364874	0,579769	0,122456	0,094934	0,000000
CECMF DA SANEPAR	0,151050	-0,351240	-0,793351	-0,185597	-0,293974	-0,042826	-0,200568	-0,200500
CC MD E EMP CAMPOS GERAIS	0,001251	0,345702	0,272463	1,031690	0,225100	0,358936	0,2993410	0,185799
CECM SERV PUBL PINHÃO	0,018404	0,256837	0,155234	-1,704830	0,534880	0,151989	0,093236	0,234769
CECM COM CONF COSTA OESTE PR	0,011632	0,360889	0,375603	-0,667363	0,311106	0,526762	0,399295	0,430185
CCM INTEG.MAGISTRAT/M/PIBL.PR	0,000686	0,227441	0,088648	0,159008	0,112016	0,264218	0,087778	0,040518
SICOOB CENTRAL PARANÁ	0,000793	0,438186	-0,366667	-1,912840	0,223622	0,171762	0,766400	0,039582
COOPES F	0,004315	0,256443	0,354872	0,000000	0,370924	0,160393	0,220437	0,243159
COOPERASA CECMF AGUIA PARTIC	0,007993	0,042441	0,000000	-0,736445	-0,228575	0,168612	0,158966	0,243257
CC EMP GRANDE CTBA E.C. GERAIS	0,004577	0,491467	0,765189	-0,622313	0,181926	3,349762	0,676324	0,422922
CCM ESCRV NOTAR E REGISTR PR	0,009827	0,159714	0,532987	-0,114139	0,039847	0,302778	0,518092	0,541012
CCMT SIST FINANCEIRO CURTIBA	0,012946	0,217370	0,000000	0,785073	0,194624	0,372109	0,369922	0,537858
CCM DOS COMERC DE VEÍCULOS	0,038716	0,323675	0,389661	-0,055822	0,186169	0,241212	0,370481	0,433159
CCLA MARECHAL CÂNDIDO RONDON	0,009862	0,185472	0,280695	-0,299954	0,198880	0,409815	0,273745	0,224096
SICOOB ARAPOENGAS	0,004184	0,036649	0,310435	0,984208	0,097678	0,209472	0,191970	0,019706
SICOOB MÉDIO OESTE	0,003911	0,133490	0,271525	-1,536777	0,309417	0,139642	0,254185	0,092932
SICOOB CENTRO LESTE	0,005269	0,266621	0,038879	0,021005	0,214592	0,493207	0,121630	0,302330
RODO CRÉDITO	0,005746	0,763149	1,202681	-14,776550	1,140313	0,691404	1,155103	0,690292
CECMF GRUPO VOTORANTIM	0,149790	0,058125	0,000000	3,465394	0,438921	0,068574	0,069856	0,029055
CRÉDICOOL COOP DE CR. RURAL	0,095655	-0,637383	-0,171877	0,339619	0,069895	0,208095	-0,067219	-0,322881
CENTRAL SICREDI PR	0,390373	0,610396	-0,142945	0,241799	0,196645	0,312251	0,521684	2,015758
SICREDI COOFATO	0,039462	0,219037	0,000000	-1,000000	-0,999303	0,086633	0,1113615	0,279927

APÊNDICE G – Indicadores do Sistema PEARLS calculados das 31 cooperativas insolventes e 31 solventes – planilha 10 indicadores.

EMPRESA	P1	E5	A1	R7	R8	L2	S1	S6	S8	S9
CREDIRIO	0,108245	0,130325	0,092382	-0,045520	-0,412488	0,272661	0,132323	0,007595	0,023341	0,405330
CECM SETOR METAL-DO TRIANGULO	0,206648	0,232951	0,454803	-0,467538	-2,087642	0,263893	-0,221692	0,720608	-0,483380	-0,288654
CECM COMERC CONFEC DA GLORIA	0,013323	0,442695	0,262347	0,320286	0,000000	0,000000	2,385172	-0,088302	0,252411	0,713338
CECM FHS PEVANG-CACHITAPEM.	0,000000	0,000000	2,010041	-1,650132	-2,501710	0,000000	1,195626	-0,489667	-0,904469	-1,000000
CECMS CDL REG METROP BH	0,852973	0,000000	1,113525	-0,792037	-2,102351	1,235498	-0,942399	-0,120098	-0,258318	-0,828839
CECMS SEC JUSTICA E INTERIOR	0,380398	0,028359	9,556831	-0,060072	-0,853032	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000
CECMS UF DE LA.JF, OPE S JDR	0,539095	0,142137	0,173882	-0,130603	-0,083744	0,080214	-0,909408	-0,251961	-0,483238	-0,644000
CECM DO ESTADO DO RJ LTDA.	0,465500	0,028737	7,043662	-0,030557	-3,229614	0,774876	-0,200793	-0,048370	0,030942	-0,170240
CECM ESTAB SAUDE VITORIA	0,000000	0,046125	0,060999	-5,149481	-0,546843	0,048764	-0,857889	-0,732552	-0,846938	0,000000
CECM CONTABILISTAS FLORIANO PO LI	0,000000	0,000000	0,200784	-0,224537	-0,226053	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000
CECM SUL GOIANA LTDA	0,959359	0,007979	2,060336	-0,066785	-0,142244	0,018470	0,923788	-0,105107	1,558539	-0,914260
CECM METROV. RJ. LTDA -COMERJ	0,031004	0,046199	1,129015	-0,084331	-0,242762	0,000000	-0,540365	-0,339141	0,037307	-0,345880
CECM EST.ESP.SANTO- CECREST	1,000000	0,060882	0,506321	-1,251230	-2,168488	0,178858	0,427516	-0,660826	-0,956400	0,000000
CECM F.DA REDE.GAZETA	0,000000	0,039354	0,205303	-0,102933	-0,184467	0,448180	0,509190	1,857402	0,315514	1,058830
CECM F.DA EMP. INFORMATICA BH	0,708448	0,423645	0,075976	-1,189498	-3,272546	0,036398	-0,805221	-0,316084	-0,954155	-0,810773
CECM EMP. INFORMATTICA BH	0,964282	0,129395	0,152857	0,010603	0,028722	0,407965	0,422463	0,655131	0,163125	0,086791
CECM C CONF STO ANT MONTE LT	0,140366	0,187463	0,267637	0,011393	0,044399	0,072140	-0,220097	-0,038987	0,268822	0,262261
SIEDI SERRA MAR	0,005929	0,407500	0,246127	-0,027064	-0,364324	0,237476	2,374676	0,114151	0,961981	0,135066
CECM CIA TUBARAO E EMP.	0,353756	0,297964	0,263867	-0,205708	-0,133545	0,022441	1,031117	0,128254	-0,481720	-0,908569
CECM SER.V. PUB. DO PERS	0,222187	0,219939	3,572733	-0,194464	-4,416172	0,661740	0,726387	0,751061	-0,208907	-0,456001
CECM 0628886	0,062886	0,168726	0,274492	0,014104	0,251207	0,515376	2,474773	0,409034	0,078069	-0,050513
CECM 0320453	0,320453	0,248820	0,027779	-0,268694	-0,892877	0,251626	5,779063	1,866267	0,597503	0,728220
CECMS DO SESC DO RJ	0,000000	0,030505	1,925368	-0,009715	-0,291125	0,000000	-0,012435	-0,221258	0,167566	-0,970049
CECM CMAT CONSTR LAVRAS LTDA	0,176299	0,182006	-0,271855	-0,888044	-0,07430	0,000000	-0,145709	0,167566	0,094648	0,49232
CECM CONF.VEST.VARGINHA LTDA.	0,178742	0,293881	0,084508	-0,276379	-0,340235	0,057022	0,520397	0,142299	0,061196	0,001655
CECMS SISTEMA FINDES PEROLA.	0,000000	0,187441	0,290310	-0,010198	0,073031	0,064593	0,606731	0,686129	-0,453144	0,067441
CECM DO GRUPO BRAS PEROLA.	0,005000	0,080790	0,986173	-0,054355	-0,283489	0,084303	-0,177429	-0,149642	-0,000321	-0,045768
CECMS DA DEL FED AGRIC.PA	0,000000	0,000000	0,000000	-0,028321	-0,028321	0,000000	0,000000	0,000000	-0,288244	-0,283315
CCR DE CORREGO FUNDO LTDA	0,000000	0,079476	0,189509	0,012276	0,164138	0,127096	0,324269	0,302028	0,740007	0,850713
CECMS MUNIC.PARA DE MINAS LTDA.	0,888089	0,255556	0,135046	0,040066	0,131100	0,250537	0,658331	0,781070	-0,180399	0,310392
CECMS ESCLSA LTDA	0,004540	0,059970	0,527401	-0,000524	-0,017101	0,569283	0,138289	0,141287	-0,117699	0,051563

EMPRESA	PI	E5	A1	R7	R8	L2	S1	S6	S8	S9
CECM MEDICOS D.P.S. TOLEDO REG	0,030446	0,056337	0,117581	0,014567	0,068024	0,731814	0,170278	0,172455	0,183387	0,244158
CCCR CENTRAL CRESOL BASER	0,006142	0,102308	0,008010	0,020752	0,005910	0,485078	-0,924471	-0,841752	-0,984680	-0,673141
CECMF PRINCESA DOS CAMPOS	0,013070	0,069453	-0,073932	-0,008296	-0,009255	0,000000	0,143789	0,057120	0,051177	0,056204
CECM PROF SAUDE EMP OESTE PARANÁ	0,030218	0,042839	0,070512	0,018047	0,089808	0,746203	0,271105	0,209843	0,247691	0,026962
CECM PROFAUDE EMPRES RIGUAU	0,021358	0,058596	-0,272330	0,024239	0,145871	0,521604	0,036409	0,143108	0,067250	-0,018959
GREENCRED - C E C M	0,158666	0,030566	-0,010136	0,021649	0,064440	1,181473	0,235489	0,411377	0,203697	0,253689
CECM MED EMP UNICRED NORTE PR	0,026692	0,052435	0,058035	0,011144	0,027670	0,919414	0,147008	0,280911	0,247086	0,264147
CC PROFAUDE EMPRES F BELTRPO	0,019784	0,027915	0,084258	0,006769	0,038609	0,844127	0,317974	0,224399	0,330442	-0,103755
SICREDI MEDICRED PR	0,022450	0,039965	0,082292	0,008648	0,085931	0,780838	-0,003786	0,045932	0,127735	0,133624
UNICRED CENTRAL PRMS	0,000000	0,000000	-0,011564	-0,000015	-0,000405	0,000000	0,197353	0,579769	0,094934	0,000000
CECMF DA SANEPAR	0,013970	0,166130	0,059364	0,013901	0,017760	2,280651	-0,351240	-0,293974	-0,200568	-0,200500
CC M'D E EMP CAMPOS GERAIS	0,011468	0,054317	2,10874	0,008363	0,058875	0,454712	0,345702	0,225100	0,293410	0,185799
CECM SERV PUBL PINHÃO	0,018035	0,136755	0,005348	0,025710	0,059050	0,473468	0,256837	0,534880	0,093236	0,234769
CECM COM CONF COSTA OESTE PR	0,049309	0,090386	0,202615	0,008772	0,047432	0,409387	0,360889	0,311106	0,399295	0,430185
CCM INTEG.MAGISTRAT/M.PUBL.PR	0,005144	0,034736	0,139360	0,011276	0,114049	0,726135	0,227441	0,112016	0,087778	0,400518
SICOOB CENTRAL PARANÁ	0,011279	0,000909	0,486106	-0,000311	-0,006106	0,000000	0,438186	0,223622	0,766400	0,059582
COOPESF	0,030481	0,119849	0,066303	0,031977	0,069212	0,583082	0,256443	0,370924	0,220437	0,243159
COOPERASA CECMF AGUIA PARTIC	0,005079	0,099253	-0,018956	0,008122	0,008371	0,000000	0,042441	-0,223875	0,158966	0,243257
CC EMP GRANDE CTBA E.C. GERAIS	0,012139	0,080407	0,289172	0,009907	0,080054	0,227665	0,491467	0,181926	0,676524	0,422922
CCM ESCRIV NOTARE REGISTR PR	0,027650	0,022277	0,1144627	0,009416	0,154825	0,930710	0,159714	0,039847	0,518092	0,541012
CCMT SIST FINANCEIRO CURITIBA	0,049499	0,106710	-0,000662	0,018391	0,018696	0,000000	0,217370	0,194624	0,369922	0,537858
CCM DOS COMERC DE VEÍCULOS	0,050296	0,087385	0,229376	-0,004801	-0,031950	0,425969	0,323675	0,186169	0,273459	0,433159
CCLA MARECHAL CÂNDIDO RONDON	0,037760	0,099587	0,130242	0,020367	0,093410	0,429398	0,185472	0,198880	0,273745	0,224096
SICOOB ARAPONGAS	0,027823	0,077097	0,163010	0,016413	0,082774	0,693480	0,036649	0,097678	0,191970	0,019706
SICOOB MÉDIO OESTE	0,036105	0,102308	0,165623	0,015436	0,089795	0,485078	0,133490	0,309417	0,254185	0,092932
SICOOB CENTRO LESTE	0,041893	0,097036	0,184472	0,028279	0,108149	0,469896	0,266421	0,214592	0,121366	0,302330
RODOCRÉDITO	0,052437	0,071017	0,174424	0,011298	0,112221	0,588088	0,763149	1,140313	1,155103	0,690292
CECMF GRUPO VOTORANTIM	0,000000	0,061434	-0,028033	-0,024420	-0,025571	0,000000	0,058125	0,438921	0,069856	0,029055
CREDICOROL COOP.DE CR. RURAL	0,029328	0,043066	0,000560	0,019829	0,054683	0,949105	-0,637383	0,069895	-0,067219	-0,322881
CENTRAL SICREDI PR	0,002199	0,000686	-0,201052	0,000051	0,001098	0,000000	0,610396	0,196645	0,521684	2,015758
SICREDI COOPATO	0,006628	0,067645	0,025784	0,013351	0,015153	0,000000	0,219037	-0,099303	0,113615	0,279927