

# **Avaliação de insolvência em cooperativas de crédito: uma aplicação de redes neurais artificiais e do sistema PEARLS**

*Evaluation of insolvency in cooperative credit unions: An application of artificial neural networks and PEARLS system*

*Isabel Cristina Gozer  
Universidade Paranaense*

*Régio Marcio Toesca Gimenes  
Universidade Paranaense*

*Emílio Araújo Menezes  
Universidade Federal de Santa Catarina*

*Antonio Roberto Pereira Leite de Albuquerque*

*Sadao Isotani  
Universidade de São Paulo*

**Resumo:** O presente estudo objetivou diagnosticar o estado de insolvência das cooperativas de crédito mútuo do Estado do Paraná construindo-se um modelo matemático baseado em Redes Neurais Artificiais (RNAs), cuja principal característica é sua capacidade processar informações, utilizando como inspiração fatores do funcionamento do cérebro, especificamente a sua capacidade de aprender, decidir e adaptar-se a mudanças. As informações necessárias para a construção do modelo foram obtidas a partir de uma amostra de 62 cooperativas de crédito mútuo (31 solventes e 31 insolventes) pelo cálculo de indicadores financeiros do Sistema PEARLS. Utilizaram-se os algoritmos de redes neurais *RBFNetwork*, *MultilayerPerceptron* e *MultilayerPerceptronCS*, todos pertencentes ao pacote de software Weka, ferramenta utilizada em *Data Mining*, com modelagens para 27, 10 e 11 indicadores. A RNA com os algoritmos *MultilayerPerceptron* e *MultilayerPerceptronCS* com a modelagem para o grupo de 27 indicadores apresentou melhor desempenho em relação as demais redes construídas.

**Palavras-chave:** Redes Neurais Artificiais; Cooperativismo de Crédito; Insolvência; Desenvolvimento Regional.

**Abstract:** The present study aimed to analyze the state of insolvency of mutual cooperative credit unions in the Paraná State, Brazil, building a mathematical model based on Artificial Neural Networks (ANN), whose main feature is the ability to process information, using factors of brain functioning such as the ability to learn, decide and adapt to changes as inspiration. The information needed to build the model was obtained from a sample of 62 mutual credit unions (31 solvent ones and 31 insolvent) by calculating the financial indicators of the PEARLS system. Algorithms of *RBFNetwork*, *MultilayerPerceptron* and *MultilayerPerceptronCS* neural networks, from Weka Software Package, a tool utilized in *Data Mining Tool*, were used to model 27, 10 and 11 indicators. The ANN with *MultilayerPerceptron* and *MultilayerPerceptronCS* algorithms modeling 27 indicators showed a better performance when compared with other built networks.

**Keywords:** Artificial Neural Networks, Credit Union, Insolvency; Regional Development.

**JEL:** Q13, C1

## **Introdução**

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 por diversos usuários para a geração de informações que auxiliam a tomada de decisões. Na literatura há inúmeros indicadores já consagrados e, também, 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 estimar as probabilidades de solvência das organizações. Ao se analisar os métodos matemáticos, verifica-se a possibilidade da utilização de Redes Neurais Artificiais (RNAs) para realizar estas estimativas. 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.

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, 2008).

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 construção de modelos de avaliação que atendam as especificidades deste segmento do cooperativismo.

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: as Redes Neurais Artificiais.

## **2. Procedimentos Metodológicos**

A pesquisa em ciências sociais aplicadas deve ser conduzida de diversas formas, todas com vantagens e desvantagens. A escolha de uma 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).

A partir desta premissa, quanto aos fins e objetivos o presente estudo é descritivo; quanto às fontes de informação e procedimentos de coleta dos dados é bibliográfico e documental; quanto à abordagem do problema, caracteriza-se como quantitativo.

Os dados documentais foram coletados das demonstrações financeiras (balanço patrimonial e demonstração do resultado do exercício) de uma amostra

composta por 62 cooperativas de crédito mútuo localizadas no estado do Paraná para o exercício social de 2010.

Foram consideradas solventes 31 cooperativas que nos últimos 10 anos enviaram regularmente suas demonstrações financeiras ao BACEN - Banco Central do Brasil. As demais cooperativas da amostra foram consideradas insolventes, por não cumprirem a este requisito, ou seja, apresentaram descontinuidade operacional. Os dados podem ser acessados no sítio do BACEN ([www.bcb.gov.br](http://www.bcb.gov.br)).

A avaliação da solvência das cooperativas em estudo utiliza como base os indicadores financeiros do Sistema PEARLS. Este sistema foi criado no final dos anos 80 pelo World Council of Credit Unions (WOCCU) para o ambiente das cooperativas de crédito. PEARLS é o acrônimo para um grupo de indicadores financeiros derivado da avaliação das seguintes áreas-chave operacionais das cooperativas de crédito singulares: Protection (Proteção), Effective financial structure (Efetiva Estrutura Financeira), Assets quality (Qualidade dos Ativos), Rates of return and costs (Taxas de retorno e custos), Liquidity (Liquidez), e Signs of growth (Sinais de crescimento).

Dos 39 indicadores propostos pelo Sistema PEARLS, escolheu-se 27 indicadores, em virtude da disponibilidade das informações obtidas junto aos demonstrativos financeiros elaborados e disponíveis no sítio do BACEN.

Utilizaram-se os algoritmos de redes neurais *RBFNetwork*, *MultilayerPerceptron* e *MultilayerPerceptronCS*, todos pertencentes ao pacote de software Weka, ferramenta utilizada em *Data Mining*.

A execução em busca do objetivo geral da pesquisa percorreu as seguintes etapas:

- a) revisão crítica da literatura sobre cooperativismo de crédito e modelos de avaliação de solvência;
- b) análise e seleção dos indicadores financeiros do Sistema PEARLS;
- c) aplicação dos indicadores financeiros na amostra selecionada para o estudo;
- d) modelagem e teste da Rede Neural Artificial (RNA);
- e) análise e discussão dos resultados;
- f) considerações finais.

Especificamente, para a implantação da Rede Neural Artificial (RNA), utilizou-se como referência a proposta de Haykin (2001), cujas fases apresentam-se a seguir:

- a) separar as informações em dois grupos, sendo o primeiro destinado ao treinamento da RNA e o segundo para fazer seu teste;
- b) transformar a informação primária em “a” servindo de entrada para a RNA;
- c) 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.

Na implementação das técnicas de mineração de dados, utilizou-se o software computacional WEKA (*Waikato Environment for Knowledge Analysis*). 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 (FRANK; ASUNCION, 2010).

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. Cooperativismo de Crédito**

O cooperativismo de crédito é uma associação de pessoas sem fins lucrativos, que tem como objetivo uma melhor administração dos recursos financeiros. De acordo com Bergengren (2005), o cooperativismo de crédito tem como 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. 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 própria, 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 normalizador, 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), existe 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.

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.

Soares e Melo Sobrinho (2008) afirmam que 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.

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:

- a) Sicredi – composto por uma confederação, a Confederação Sicredi, o banco cooperativo Bansicred, 5 centrais e 130 singulares.
- b) Sicoob – composto por uma confederação, o Sicoob Brasil, o banco cooperativo Bancoob, 14 centrais e 639 singulares.
- c) Unicred – composto por uma confederação, a Unicred Brasil, 9 centrais e 130 singulares.
- d) 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 2º grau.

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”.

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 entajuda 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).

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.

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.

#### **4. Avaliação de Insolvência**

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 insolvência 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.

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 ocorre quando os seus ativos são excedentes aos seus passivos, ocasionando assim uma situação líquida positiva, ou seja, um patrimônio líquido positivo.

Na Tabela 01, verificam-se os estudos sobre insolvência bancária realizados no período de 1970 a 2007, e observa-se uma predominância pela utilização da regressão logística para a construção dos modelos de avaliação de insolvência, sendo a análise discriminante, a segunda técnica mais utilizada. Constata-se também que somente dois trabalhos utilizaram as redes neurais artificiais, especificamente nos anos de 1996 e 1997.

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.

Tabela 01 – Estudo sobre insolvência em bancos de 1970 a 2007

<b>ANO</b>	<b>AUTORES</b>	<b>TÉCNICAS</b>	<b>PAÍS</b>
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 Samané	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.

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.

No que se refere ao cooperativismo de crédito, observa-se, na Tabela 02, 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 utilizando redes neurais artificiais.

Quando se analisam os estudos sobre a insolvência em 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) na qual, utilizando os indicadores do Sistema PEARLS, calculou a possibilidade de insolvência das cooperativas de crédito ligadas ao sistema SICCOB-Brasil e ao SICCOB-Crediminas, utilizando o Modelo Logit.

Tabela 02 – 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).

## 5. Redes Neurais Artificiais

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 em 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 (LEMONS, 2003).

Em 1986, Rumelhart, Hinton e Williams 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).

As RNAs 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 1), 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).

De acordo com Tafner (1998), o neurônio artificial (Figura 01) 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 pesos. 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.

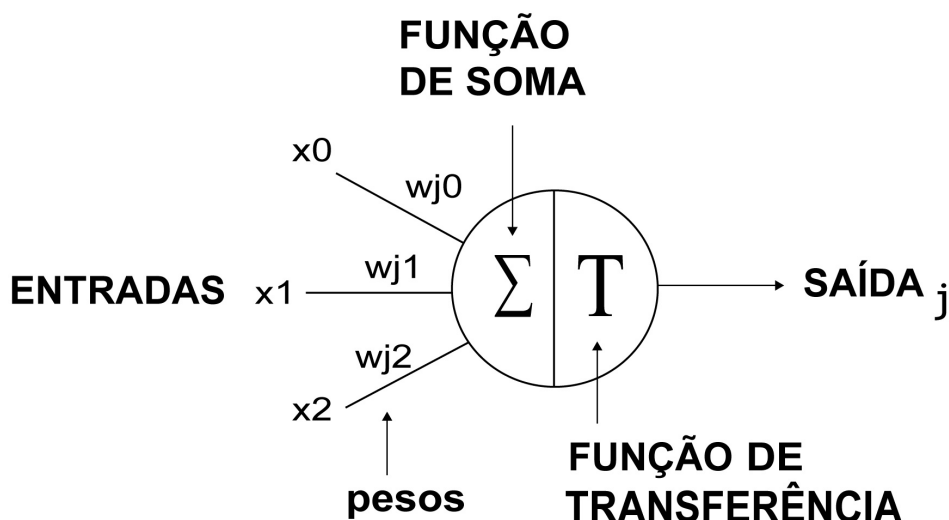


Figura 01 – Neurônio artificial.  
Fonte: Lemos (2003).

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).

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 com Tafner (1998), uma RNA 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 RNA pode ser demonstrado através da Figura 02.

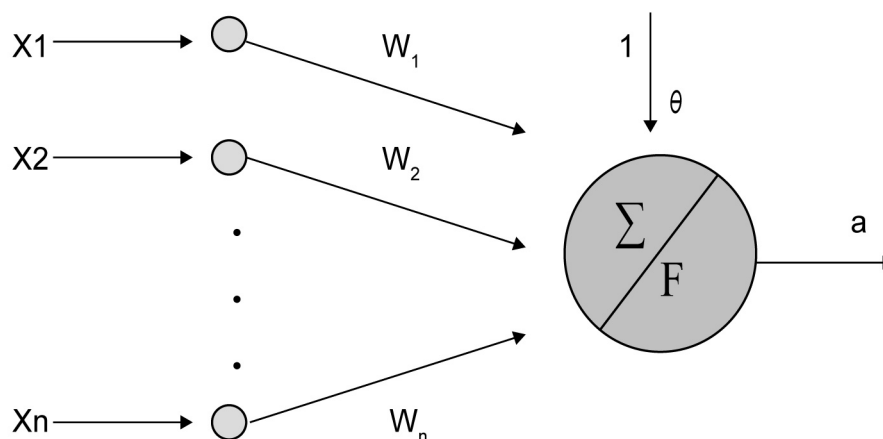


Figura 2 – Funcionamento de um neurônio artificial  
 Fonte: Lemos (2003).

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  $\theta$  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.

## 6. Indicadores para Avaliação de Insolvência

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 – *World Council of Credit Unions*).

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 – *World Council 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 PEARLS permite padronizar os indicadores financeiros utilizados pelas cooperativas de crédito para avaliar suas operações, criando também uma linguagem financeira mundial, 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. Diferente do sistema CAMELS, o sistema PEARLS foi concebido inicialmente como uma ferramenta de gestão e, posteriormente, tornou-se um mecanismo de supervisão.

## **7. Resultados e Discussão**

No presente estudo, a insolvência foi caracterizada por um evento econômico de fato, ou seja, a interrupção definitiva da prestação de contas ao órgão regulador, característica típica de empresas que estão em processo de descontinuidade.

A construção da árvore de decisão, utilizou uma base de dados pareada de 31 cooperativas solventes e 31 insolventes com os algoritmos J48, ADTree e LADtree. A decisão pela árvore mais eficiente baseou-se na estatística de Kappa, que define o grau de exatidão do classificador. A árvore de decisão J48 obteve um indicador Kappa de 0,6182, a LADtree obteve um indicador de 0,5249, e ADtree obteve um indicador de 0,8108. Diante desses indicadores e de acordo com Tabela 03, a árvore de decisão ADTree, por apresentar um nível de classificação excelente, foi a escolhida.

Tabela 03 – Probabilidade de Kappa

PROBABILIDADE DE KAPPA	NÍVEL DE EXTATIVIDADE
< 0,20	FRACO
0,21 – 0,40	REGULAR
0,41 – 0,60	MODERADO
0,61 – 0,80	BOM
< 0,81	EXCELENTE

Fonte: Oliveira, 2003.

Como se pode observar nos resultados apresentados pela Figura 3, 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.

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

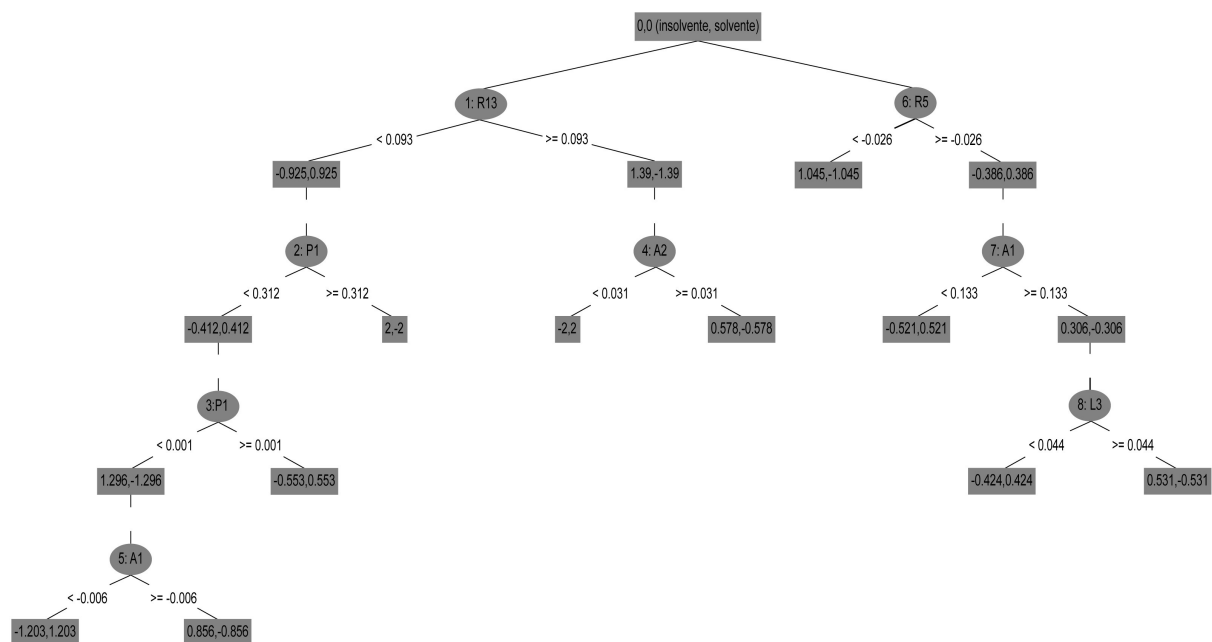


Figura 3 – Árvore de decisão algoritmo LADTREE das cooperativas de crédito mútuo do estado do Paraná.  
 Fonte: dados de pesquisa

Foram construídas 3 RNAs, a primeira com 27 indicadores, selecionados após a análise dos dados disponíveis nas demonstrações financeiras das cooperativas da amostra em estudo; a segunda com 10 indicadores, considerados como os 10 principais indicadores para a avaliação de insolvência na opinião de analistas de mercado, e a terceira com os 10 indicadores da segunda rede acrescida do indicador R13, que se destacou na construção da árvore de decisão.

A escolha dos 10 indicadores pelos analistas de mercado foi justificada da seguinte forma: 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 o percentual de perdas com as operações de crédito, atividade principal 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 em gerar receita com sua atividade-fim em relação ao seu capital investido.

Nos indicadores de Qualidade dos Ativos, foi escolhido o A1, pois esse, ao relacionar o ativo permanente mais os ativos não relacionados com a atividade-fim da cooperativa em relação ao patrimônio líquido, identifica a proporção de recursos alocados em ativos não operacionais. Nos indicadores de Taxas de Retorno e Custos, foram escolhidos dois indicadores: R7, que relaciona as sobras da cooperativa em relação ao seu ativo total, ou seja, evidencia a rentabilidade do ativo e o R8, que relaciona as sobras da cooperativa com seu Patrimônio Líquido, ou seja, a rentabilidade do capital próprio. Nos indicadores de Liquidez, foi escolhido o L2 por ser é uma proxy da liquidez corrente. Finalmente, nos indicadores de Sinais de Crescimento, foram escolhidos: o S1, que é o crescimento das receitas operacionais ou o 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.

### 7.1 RNA com o algoritmo RBFNetwork com 27 indicadores

De acordo com as Tabelas 04, 05 e 06, observa-se que na Rede Neural com 27 indicadores, com o algoritmo RBFNetwork, obteve-se um índice de Kappa de 0,6774, ou seja, a RNA classificou corretamente, 52 cooperativas (83,87%) e, incorretamente, 10 cooperativas (16,13%) de uma amostra composta por 62 cooperativas de crédito mútuo (31 solventes e 31 insolventes). Das 31 cooperativas solventes, a RNA classificou 27 corretamente (87,10%), e 4 incorretamente (12,90%); já das 31 insolventes, classificou 25 corretamente (80,64%), e 6 incorretamente (19,36%).

Tabela 04 – 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 05 – Detalhe de precisão do algoritmo RBFNetwork com 27 indicadores

TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	ROC Area	Class
0,871	0,194	0,818	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 6 – 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.

### 7.2 RNA com o algoritmo MultilyerPerceptron e MultilayerPerceptronCS com 27 indicadores

De acordo com as Tabelas 07, 08 e 09, 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, 57 cooperativas (91,93%) e, incorretamente, 5 cooperativas (8,07%) de uma amostra composta por 62 cooperativas de crédito mútuo (31 solventes e 31 insolventes). Das 31 cooperativas solventes, a RNA classificou 27 corretamente (87,09%), e 4 incorretamente (12,91%); já das 31 insolventes, classificou 30 corretamente (96,77%), e 1 incorretamente (3,23%).

Tabela 07 – 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 08 – 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	0,810	0,923	0,919	0,919	0,947

Fonte: Dados de Pesquisa.

Tabela 09 – 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.

### 7.3 RNA com o algoritmo RBFNetwork com dez indicadores

De acordo com as Tabelas 10, 11 e 12, 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, 54 cooperativas (87,10%) e, incorretamente, 8 cooperativas (12,90%) de uma amostra composta por 62 cooperativas de crédito mútuo (31 solventes e 31 insolventes). Das 31 cooperativas solventes, a RNA classificou 26 corretamente (83,87%), e 5 incorretamente (16,13%); já das 31 insolventes, classificou 28 corretamente (90,32%), e 3 incorretamente (9,68%).

Tabela 10 – 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 11 – 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 12 – 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.

### 7.4 RNA com o algoritmo MultilyerPerceptron e MultilayerPerceptronCS com dez indicadores

De acordo com as Tabelas 13, 14 e 15, 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, 53 cooperativas (85,48%) e, incorretamente, 9 cooperativas (14,52%) de uma amostra composta por 62 cooperativas de crédito mútuo (31 solventes e 31 insolventes). Das



31 cooperativas solventes, a RNA classificou 23 corretamente (74,19%), e 8 incorretamente (25,81%); já das 31 insolventes, classificou 30 corretamente (96,77%), e 1 incorretamente (3,23%).

Tabela 13 – 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 14 – 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 15 – 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.

#### 7.5 RNA com o algoritmo RBFNetwork com 11 indicadores

De acordo com as Tabelas 16, 17 e 18, 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, 55 cooperativas (88,71%) e, incorretamente, 7 cooperativas (11,29%) de uma amostra composta por 62 cooperativas de crédito mútuo (31 solventes e 31 insolventes). Das 31 cooperativas solventes, a RNA classificou 27 corretamente (87,09%), e 4 incorretamente (12,91%); já das 31 insolventes, classificou 28 corretamente (90,32%), e 3 incorretamente (9,68%).

Tabela 16 – 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 17 – 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 18 – 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.

## 7.6 RNA com o algoritmo MultilyerPerceptron e MultilayerPerceptronCS com 11 indicadores

De acordo com as Tabelas 19, 20 e 21, 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, 53 cooperativas (85,48%) e, incorretamente, 9 cooperativas (14,52%) de uma amostra composta por 62 cooperativas de crédito mútuo (31 solventes e 31 insolventes). Das 31 cooperativas solventes, a RNA classificou 23 corretamente (74,19%), e 8 incorretamente (25,81%); já das 31 insolventes, classificou 30 corretamente (96,77%), e 1 incorretamente (3,23%).

Tabela 19 – 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 20 – 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 21 – 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.

## 7.7 Comparação das avaliações de desempenho das RNAs

Apresenta-se na Tabela 22, uma síntese dos resultados obtidos para a taxa de erro na classe positiva, proporção de falsos negativos pelas RNAs para as modelagens com 27, 10 e 11 indicadores. Nas RNAs com algoritmo RBFNetwork, o melhor resultado foi obtido pela modelagem com 11 indicadores. No caso das RNAs com algoritmos MultilyerPerceptron e MultilayerPerceptronCS, identificou-se o melhor resultado para a modelagem com 27 indicadores.

Ao comparar-se todos os resultados obtidos para a taxa de erro na classe positiva, proporção de falsos positivos pelas RNAs com modelagens para os três grupos de indicadores (27, 10 e 11), identificou-se o melhor resultado para a RNA com algoritmos MultilyerPerceptron e MultilayerPerceptronCS para a modelagem com o grupo de 27 indicadores.

Tabela 22 – Comparação de FPRate médio das cooperativas Solventes e Insolventes dos algoritmos de Redes Neurais

	RBFNetwork	MultilayerPerceptron e MultilayerPerceptronCS
27 indicadores	0,839	0,919
10 indicadores	0,871	0,855
11 indicadores	0,887	0,855

Fonte: Dados de Pesquisa.

Quando se compara (Tabela 23) a avaliação de desempenho da taxa de erro da classe negativa, que é a classificação de exemplos da classe negativa agrupados incorretamente, verificam-se os melhores resultados para as RNAs com os algoritmos MultilayerPerceptron e MultilayerPerceptronCS, independente do grupo de indicadores (27, 10 e 11).

Tabela 23 – Comparação de FPRate médio das cooperativas Solventes e Insolventes dos algoritmos de Redes Neurais

	RBFNetwork	MultilayerPerceptron e MultilayerPerceptron
27 indicadores	0,194	0,032
10 indicadores	0,097	0,032
11 indicadores	0,097	0,032

Fonte: Dados de Pesquisa.

Ao analisar a avaliação de desempenho da precisão (Tabela 24), verifica-se que a RNA com algoritmos MultilayerPerceptron e MultilayerPerceptronCS apresentou o melhor resultado para a modelagem com 27 indicadores.

Tabela 24 – Comparação de Precisão média das cooperativas Solventes e Insolventes dos algoritmos de Redes Neurais.

	RBFNetwork	MultilayerPerceptron e MultilayerPerceptronCs
27 indicadores	0,840	0,923
10 indicadores	0,873	0,874
11 indicadores	0,888	0,874

Fonte: Dados de Pesquisa.

Analisando a sensibilidade dos algoritmos calculados (Tabela 25), verificou-se também a superioridade da RNA com algoritmos MultilayerPerceptron e MultilayerPerceptronCS.

Tabela 25 – Comparação de Recall médio das cooperativas Solventes e Insolventes dos algoritmos de Redes Neurais

	RBFNetwork	MultilayerPerceptron e MultilayerPerceptronCs
27 indicadores	0,839	0,919
10 indicadores	0,871	0,855
11 indicadores	0,887	0,855

Fonte: Dados de Pesquisa

Conforme Tafner (1998), na avaliação do desempenho das RNAs, tanto a precisão como a sensibilidade não devem ser analisadas separadas, mas sim, em conjunto, através do índice denominado F-Measure, que é a média harmônica ponderada da precisão e a revocação, e essa, como demonstrado na Tabela 26, evidenciou que a RNA com algoritmos MultilayerPerceptron e

MultilayerPerceptronCS com a modelagem para o grupo de 27 indicadores apresentou o melhor desempenho.

Tabela 26 – Comparação de F-Measure médio das cooperativas Solventes e Insolventes dos algoritmos de Redes Neurais e LibSVM

	RBFNetwork	MultilayerPerceptron e MultilayerPerceptronCs
27 indicadores	0,839	0,919
10 indicadores	0,871	0,853
11 indicadores	0,887	0,853

Fonte: Dados de Pesquisa.

## Considerações Finais

Ao término deste estudo pode-se afirmar que a RNA com os algoritmos MultilayerPerceptron e MultilayerPerceptronCS com a modelagem para o grupo de 27 indicadores apresentou melhor desempenho em relação as demais redes construídas, considerando-se a amostra de 62 cooperativas de crédito mútuo (31 solventes e 31 insolventes) localizadas no estado do Paraná.

No decorrer do processo de seleção dos indicadores e construção das redes, evidenciam-se algumas vantagens e desvantagens do método escolhido. Com relação às vantagens destaca-se o maior percentual de classificações corretas, como também sua flexibilidade. No caso das desvantagens, apontam-se o tempo gasto na construção do modelo e menor transparência em relação aos modelos tradicionais de análise financeira.

Apesar das RNAs não serem ainda muito usuais, devido a maior dificuldade em justificar-se 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 resultados mais conclusivos, as RNAs se estabelecerão definitivamente como técnica tão confiável quanto as técnicas 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 processadores de nova geração.

## Referências

ALBUQUERQUE JUNIOR, J.; RIBEIRO, E. P. Avaliação dos indicadores de Predição de insolvência bancária no Brasil para os 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.

ALMEIDA, E. D. **Algoritmos de classificação com a opção de rejeição**. Dissertação (mestrado) – Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto, Portugal, 2010.

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. Dissertação (mestrado) – Universidade de São Paulo, 136 f. São Paulo, 2011.

BERGENGREN, Roy F. **A história das cooperativas de crédito na América do Norte**. 2. ed. Brasília: Cooperforte, 2005.

BITTENCOURT, A. G. Cooperativas de crédito: constituição e funcionamento. Estudos NEAD 4, 2001.

BRESSAN, V. G. F. **Seguro depósito e moral hazard nas cooperativas de crédito brasileiras**. 2009. Tese (doutorado) – Universidade Federal de Viçosa, 373 f. Viçosa, Minas Gerais, 2009.

\_\_\_\_\_.; 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.

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. **9º Congresso de Controladoria da Universidade de São Paulo – USP – São Paulo**, 2009.

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.

FAUSETT, L. **Fundamentals of neural networks - architectures, algorithms, and applications**. Florida Institute of Technology. Prentice Hall, Upper Saddle River, New Jersey, 1995, 07458.

FRANK, A.; ASUNCION, A. **UCI Machine Learning Repository**. Irvine, CA: University of California, School of Information and Computer Science, 2010. Disponível em: < <http://archive.ics.uci.edu/ml>>. Acesso em: 20 mar 2012.

FORTUNA, E. **Mercado financeiro: produtos e serviços**. 13. ed. Rio de Janeiro: Qualitymark, 1999.

HARTMANN, F. R. **Redes neurais, conceitos básicos e análise**. Universidade do vale do Rio dos Sinos, UNISINOS – RS, 2002.

JANOT, M. M. **Modelos de previsão de insolvência bancária no Brasil**. Trabalhos para Discussão, Brasília: BCB, n,13, p.141, mar. 2001.

KOHONEN, T. An introduction to neural computing. **Neural Networks**. vol. 1, p. 3-16, 1988.

LE MOS, E.P. **Análise de crédito bancário com uso de data mining: Redes Neurais e Árvores de Decisão**. Dissertação de Mestrado, Curitiba: 2003. Programa de Pós-graduação em Métodos Numéricos e Engenharia, 147f.

MACIEL, J. **Análise de um sistema de crédito cooperativo através de redes neurais (MLP) com a utilização do algoritmo levenberg marquardt**. Dissertação de Mestrado. Curitiba, 2005. Programa de Pós Graduação em Métodos

Numéricos em Engenharia – Programação Matemática, dos Setores de Tecnologia e Ciências Exatas, Universidade Federal do Paraná, 87 f..

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.

PINHEIRO, M.A.H. **Cooperativas de crédito: história da evolução normativa no Brasil**. Banco Central do Brasil. 3. ed. Brasília: 2008.

RICHARDSON, D. C. **PEARLS Monitoring System**. Word Council of Credit Unions. Toolkit series number 4. October, 2002. Disponível em: <http://www.woccu.org/bestpractices/pearls/pearlsmonograph>. Acesso em 20 de outubro de 2011.

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.

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.

TAFNER, M. A. Redes Neurais Artificiais: aprendizado e plasticidade. **Revista Cérebro & Mente**, 2(5), mar./mai. 1998.

WORD COUNCIL OF CREDITS UNIONS. **PEARLS Monitoring System**. 2002. Disponível em: <http://www.woccu.org/publications/researchpub>. Acesso em 05 de janeiro de 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.

*Submetido em 03/12/2013.*

*Aprovado em 15/03/2014.*

## **Sobre os Autores**

### **Isabel Cristina Gozer**

Doutora em Engenharia de Produção. Mestre em Engenharia de Produção. Professora Titular do Curso de Ciências Contábeis da UNIPAR - Universidade Paranaense.

E-mail: isa@unipar.br.

### **Régio Marcio Toesca Gimenes**

Pós-Doutor em Administração. Doutor em Administração. Doutor em Engenharia de Produção e Sistemas. Professor Titular do Curso de Ciências Contábeis da UNIPAR - Universidade Paranaense.

E-mail: toesca@unipar.br.

**Emílio Araújo Menezes**

Doutor em Administração de Empresas pela EAESP/FGV. Professor do Departamento de Engenharia de Produção e Sistemas da UFSC.

Email: menezes@deps.ufsc.br

**Antonio Roberto Pereira Leite de Albuquerque**

Doutor pela Escola Politécnica da USP.

E-mail: parola@uol.com.br.

**Sadao Isotani**

Doutor pelo IFUSP. Professor titular do IFUSP - Insituto de Física da Universidade de São Paulo.

E-mail: sisotaniifuspbr@gmail.com

**APÊNDICE**

**Indicadores do Sistema PEARLS calculados na construção da RNAs – 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 / 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

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%
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 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 / Andaf do mês anterior) - 1	Medir a taxa de crescimento dos ativos não direcionados com a atividade fim da cooperativa	Quanto menor, melhor
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