



Revista de Administração - RAUSP

ISSN: 0080-2107

rausp@edu.usp.br

Universidade de São Paulo

Brasil

Bialoskorski Neto, Sigismundo; Seido Nagano, Marcelo; Botelho da Costa Moraes, Marcelo
Utilização de redes neurais artificiais para avaliação socioeconômica: uma aplicação em cooperativas
Revista de Administração - RAUSP, vol. 41, núm. 1, enero-marzo, 2006, pp. 59-68
Universidade de São Paulo
São Paulo, Brasil

Disponível em: <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=223417488005>

- Como citar este artigo
- Número completo
- Mais artigos
- Home da revista no Redalyc

redalyc.org

Sistema de Informação Científica

Rede de Revistas Científicas da América Latina, Caribe, Espanha e Portugal

Projeto acadêmico sem fins lucrativos desenvolvido no âmbito da iniciativa Acesso Aberto

Utilização de redes neurais artificiais para avaliação socioeconômica: uma aplicação em cooperativas

*Sigismundo Bialoskorski Neto
Marcelo Seido Nagano
Marcelo Botelho da Costa Moraes*

RESUMO

No presente trabalho, apresenta-se e discute-se a utilização de Redes Neurais Artificiais (RNA) para a mensuração do desempenho socioeconômico aplicado em cooperativas agropecuárias. Utilizam-se, para tanto, dados provenientes do Sistema de Acompanhamento de Cooperativas do Estado do Paraná do ano de 1999. Nesse sentido, discutem-se as variáveis de forma qualitativa e, em seguida, classificam-se as cooperativas de acordo com uma escala de desempenho em *clusters* por meio de Redes Neurais Artificiais. Como resultado, destaca-se a classificação obtida com as variáveis econômicas, e não com as variáveis sociais, como as mais importantes para explicar o desempenho social de cooperativas agropecuárias. Ao final da pesquisa, obteve-se, por meio das variáveis selecionadas, uma classificação financeira e de risco de cooperativas agropecuárias próxima à obtida pelo tradicional índice de Kanitz. Conclui-se pela importância das análises e a necessidade de uma agenda de pesquisas, para verificar-se as limitações do método.

Palavras-chave: redes neurais, avaliação socioeconômica, cooperativas.

1. INTRODUÇÃO

Atualmente, há uma efusiva discussão a respeito da necessidade de monitorar e acompanhar o desempenho de cooperativas agropecuárias. Isso ocorre em função direta das características dos empreendimentos cooperativos, ou seja, de sua constituição organizacional, que é uma forma de governança em que uma parcela de direitos de propriedade e de decisão está igualmente distribuída entre seus associados.

Assim, há alguns problemas inerentes a esse tipo de governança, como a assimetria de informações entre o núcleo gestor e os seus associados, a relação de agenciamento entre os proprietários e interessados na organização e a gestão, e ainda, por fim, os consideráveis custos de participação e comunicação que impedem, muitas vezes, que as informações circulem e que o cooperado exerça seus direitos de decisão (BIALOSKORSKI, 2001a).

Trabalho de pesquisa desenvolvido com o apoio da Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de São Paulo (FAPESP), Projeto de Políticas Públicas, em parceria com a Organização das Cooperativas do Estado de São Paulo (OCESP) e com a colaboração da Organização das Cooperativas do Estado do Paraná (OCEPAR), às quais os autores agradecem. Agradecem também a Davi Rogério de Moura por suas colaborações e atenção e aos pareceristas da RAUSP por suas sugestões.

Recebido em 22/novembro/2004
Aprovado em 01/abril/2005

Sigismundo Bialoskorski Neto é Professor Livre-Docente do Departamento de Economia da Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade de Ribeirão Preto da Universidade de São Paulo (CEP 14040-900 — Ribeirão Preto/SP, Brasil) e Pesquisador do Programa de Estudos dos Negócios do Sistema Agroindustrial (Pensa).
E-mail: sigbial@usp.br
Endereço:
Universidade de São Paulo
FEA — Ribeirão Preto
Departamento de Economia
Avenida dos Bandeirantes, 3900
14040-900 — Ribeirão Preto — SP

Marcelo Seido Nagano é Professor Doutor do Departamento de Engenharia de Produção da Escola de Engenharia de São Carlos da Universidade de São Paulo (CEP 13566-590 — São Carlos/SP, Brasil).
E-mail: drnagano@usp.br

Marcelo Botelho da Costa Moraes é Mestrando do Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção da Escola de Engenharia de São Carlos da Universidade de São Paulo (CEP 13566-590 — São Carlos/SP, Brasil).
E-mail: mbotelhocm@uol.com.br

Desse modo, embora o acompanhamento do desempenho de uma cooperativa seja de fundamental importância, torna-se um problema para o cooperado e para as suas estruturas de representação, por alguns importantes motivos:

- por não existir uma instituição pública que regule e monitore as cooperativas, como a Comissão de Valores Mobiliários (CVM), por exemplo, que regula as sociedades anônimas de capital aberto;
- pela existência de intensa transferência de direitos de decisão entre o cooperado e a gestão da cooperativa, caracterizando o corpo de associados da mesma forma e com todos os problemas dos acionistas minoritários;
- pelos altos custos de agenciamento, entre um agente e um principal, provenientes dessa delicada situação;
- pelos altos custos de participação, de obtenção de informação, ou mesmo de influência na gestão de sua cooperativa.

Assim, é necessário que se discuta o desenvolvimento metodológico para a formatação de processos eficientes de monitoramento de sociedades cooperativas, sempre procurando adequar métodos e análises também às características sociais dos empreendimentos cooperativos. Esse particular é fundamental, uma vez que as cooperativas são sociedades civis, sem fins lucrativos, apresentando, portanto, importante função social para com seu corpo de associados e a sociedade, sendo relevante, então, não só a análise econômica, mas também a análise de desempenho social. Esse é o objetivo principal deste trabalho, cujo objetivo específico é o desenvolvimento de uma classificação em *clusters* de cooperativas agropecuárias em decorrência de seu desempenho econômico, social e financeiro.

Neste ensaio, utiliza-se um sofisticado instrumento de análise — Redes Neurais Artificiais (RNA) — para a classificação de cooperativas, visando contribuir metodologicamente para com o estabelecimento de um sistema eficaz de monitoramento do desempenho econômico, financeiro e social de cooperativas.

Desse modo, discutem-se inicialmente indicadores em organizações cooperativas e suas especificidades, visando analisar o mérito qualitativo de variáveis; em seguida, apresenta-se o método de Redes Neurais Artificiais, sua lógica e os procedimentos adotados e discute-se a eficiência na formação de *clusters* de cooperativas sob a ótica do desempenho financeiro, do grau de risco e da eficácia social. Ao final, são feitas considerações e apresenta-se uma proposta de agenda de pesquisa.

2. INDICADORES EM COOPERATIVAS

Por serem sociedades civis de fins econômicos, mas não de fins lucrativos, as cooperativas apresentam particularidades quanto às suas funções econômica e social.

Assim, também os indicadores de desempenho dessas sociedades devem ser tratados e analisados de forma particular, isto é, devem ser analisados não só os índices capazes de repre-

sentar o desempenho econômico, mas também aqueles que espelham o desempenho social dessas sociedades (BIALOSKORSKI, 2000).

Portanto, índices financeiros tradicionais, como os de liquidez corrente e seca, endividamento, condições dos ativos, composição do patrimônio líquido, rentabilidade e margens, entre outros, deveriam estar disponíveis ao lado de informações sociais como participação em assembleias, atividade de associados, crescimento do quadro social, participação, comitês educativos, entre outras.

Para possibilitar essa análise social e econômica, é necessário um conjunto amplo de variáveis que mensurem o desempenho econômico financeiro, bem como possibilitem informações sociais das cooperativas. Para tanto, utiliza-se como base de dados o Sistema de Acompanhamento de Cooperativas (SAC), programa desenvolvido pela Organização das Cooperativas do Estado do Paraná (Ocepar) em 1991 e instituído como padrão pela Organização das Cooperativas Brasileiras em 2000.

O SAC baseia sua análise, dentre outras, no cálculo do índice de Kanitz — **Termômetro de Kanitz**^(*) —, considerado um padrão de referência de desempenho financeiro dos empreendimentos cooperativos.

Mas essa análise tradicional, quando aplicada ao caso das cooperativas, apresenta alguns problemas inerentes à sua estrutura como:

- o tratamento de desempenho de cooperativas é semelhante ao de empresas de capital, que têm no lucro, e não na sociedade, seu objetivo precípuo;
- a consideração apenas da dimensão financeira e não de aspectos da organização do quadro social como variável relevante ao seu desempenho;
- a dificuldade de consideração de uma análise temporal de evolução desses índices.

Deve-se considerar o fato de que a cooperativa é uma organização sem fins lucrativos e que, portanto, há uma lógica econômica diferente em seu funcionamento. Desse modo, poderá ser estratégico para essas organizações não apresentar resultado econômico ao final do período contábil, mas, por outro lado, oferecer um melhor preço possível a seu associado ou, ainda, um melhor nível possível de serviços. Dessa forma, não haveria resultados apurados para a empresa — sobras do exercício —, mas resultados a serem apurados diretamente na atividade econômica de seus associados.

Segundo as considerações anteriores, tem-se como resultado empírico que análises com índices que consideram a composição do capital próprio e do patrimônio líquido poderiam apresentar problema de estimação, ou seja, haveria a tendên-

(*) O índice de Kanitz é formado por uma média ponderada das seguintes variáveis: rentabilidade do capital próprio, liquidez geral, liquidez corrente, liquidez seca e endividamento total.

cia de menores sobras operacionais possíveis, diminuindo a magnitude do patrimônio líquido e, assim, influenciando as estimativas. Nessa direção, poderia ser polêmica a consideração, por exemplo, da rentabilidade do patrimônio líquido, que é uma razão entre as sobras líquidas, e o patrimônio líquido da cooperativa (BIALOSKORSKI, 2000).

Assim, os índices de avaliação econômica para organizações sem fins lucrativos deveriam ser tratados de forma diferente, não se podendo proceder, em muitas vezes, a uma comparação simples com outras empresas de mesma atividade econômica.

Outro aspecto a ser considerado é o fato de que essas organizações são empreendimentos sociais — sociedades civis e não mercantis — e, assim, a evolução e o desempenho de seu quadro associativo é de grande importância para uma consideração sobre seu desempenho. Se a cooperativa não tende a apresentar sobra significativa, pela maximização de serviços e preços oferecidos a seus associados, a evolução da organização estaria sendo expressa diretamente pela evolução da atividade econômica de seus associados e não do empreendimento.

Portanto, a evolução da atividade econômica de seus associados e a organização do quadro social poderiam ser importantes padrões de desempenho e eficiência. Por exemplo, o crescimento do quadro social, a participação em assembleias gerais, a proporção de cooperados ativos e o crescimento da produtividade de determinada área de influência da cooperativa são, entre outros índices, considerações relevantes para entender-se o desempenho de uma cooperativa.

Uma vez considerada a possível importância de variáveis sociais, e não somente das variáveis financeiras, para a análise de desempenho de cooperativas, é necessário também discutir como se avaliam o desempenho e a eficácia econômica de uma organização social como as sociedades cooperativas.

Neste trabalho, considerou-se a análise tradicional por meio do índice do Termômetro de Kanitz. Contudo, como essa medida é limitada aos índices financeiros, buscaram-se alternativas de análise com maior número de variáveis e por meio de redes neurais.

A alternativa avaliada foi a de comparar a classificação obtida por meio da formação de *clusters* como resultado de redes neurais artificiais, aos resultados encontrados por meio de índices tradicionais (Kanitz). Para tanto, elaborou inicialmente o conceito de eficácia para as cooperativas agropecuárias por meio de uma avaliação que, com a aplicação do método de redes neurais, elas pudessem aprender e formar *clusters* com parâmetros diferenciados dos tradicionais, como descrito a seguir.

Dessa forma, procedeu-se à classificação de cooperativas agropecuárias do Paraná em seis níveis (de 1 a 6), em que 1 representa o mínimo valor e 6 o máximo valor para cinco diferentes focos de análise de desempenho: socioeconômico; gestão empresarial; social — educacional e de participação; financeiro — classificação de risco; e profissionalização.

3. REDES NEURAIS

As Redes Neurais Artificiais são caracterizadas por avançada tecnologia de suporte e apoio à decisão. Baseadas em simulações matemáticas que se assemelham à lógica de raciocínio humano, as RNA são obtidas pela correlação de variáveis relevantes em uma determinada análise. Suas origens remontam a cerca de 50 anos em estudos matemático-estatísticos, mas só obtiveram grande interesse a partir da década de 1980 com a evolução dos computadores, que possibilitaram não só processamento de número muito maior de simulações, como também a aceitação do modelo de computação paralela em computadores mais rápidos, permitindo, então, a construção dos algoritmos.

Segundo Rumelhart, Widrow e Lehr (1994), as RNA simulam artificialmente um sistema de comunicação semelhante ao de neurônios. Assim, de forma computacional, as informações interligam-se por uma rede na qual cada unidade recebe e combina uma série de entradas numa única saída, que dá entrada a uma nova unidade até a saída final da rede, ou a resposta ao problema (figura 1).

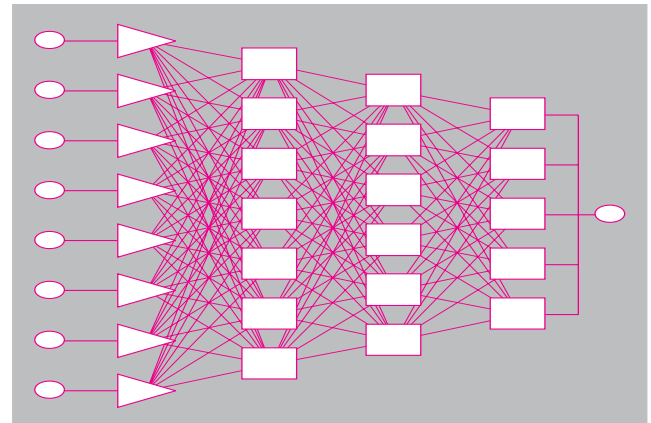


Figura 1: Topologia de Rede Neural Artificial

Assim, por possuírem caráter dinâmico, essas redes podem **auto-ajustar-se** para determinadas funções, sendo utilizadas essencialmente para previsões em ambientes mutáveis. Desse modo, devido a suas características peculiares, as RNA são utilizadas em situações de análise em ambientes ou casos em que, por causa de diversos problemas, não se pode estabelecer um modelo exato ou quando esse ambiente possui como característica excessivas mudanças.

Para o desenvolvimento de uma RNA, são levados em consideração muitos fatores; assim, é necessário que seja feita uma análise completa do setor cujos resultados se deseja obter. A seguir, são abordadas as quatro etapas de implementação de uma RNA.

• Definição da rede

Processo pelo qual a RNA é desenvolvida teoricamente. Nessa etapa, são definidas questões primordiais, como os problemas

que a rede deve solucionar, bem como as variáveis de relevância para a obtenção da resposta ao problema proposto.

• **Treinamento**

Esta etapa é de fundamental importância para a validação da rede, pois é nela que a rede recebe os dados para treinamento, classificados como supervisionados ou não-supervisionados. No modo supervisionado, a rede recebe os valores de entradas e quais devem ser os resultados de saída, analisados previamente, e estabelece os pesos das correlações; já no modo não-supervisionado a rede analisa as diversas informações e determina semelhanças, aprendendo a utilizar essas informações em suas saídas.

• **Utilização da RNA**

Após o treinamento, o método passa a fornecer dados confiáveis. Utilizando estimativas, pode-se entrar com novos dados para verificar como certa alteração teria efeito sobre determinada função, ou qualquer outro resultado para o qual a rede tenha sido treinada. No caso das cooperativas, poderia ser aplicado para determinar o desempenho.

• **Manutenção**

A partir de grandes mudanças de ambiente, ou mesmo de variáveis de alta relevância, a rede deve receber certa manutenção para que os pesos das conexões, correlações, sejam sempre atualizados.

Pode-se observar essas quatro etapas, esquematicamente, na figura 2.

O desenvolvimento das RNA pode ser realizado por meio de diferentes métodos práticos, por linguagem de programação e ferramentas de desenvolvimento específicas, como *NeuroShell*, *Statistica Neural Network*, *NeuralWorks Professional II/Plus*, dentre outros.

Um aspecto de grande relevância para o treinamento da RNA é o tipo de aprendizado utilizado pelo modelo desenvolvido. Segundo Haykin (1999), existem três paradigmas diferentes para a condução do aprendizado de uma RNA, são eles:

- **aprendizado supervisionado** — como o próprio nome sugere, existem exemplos de saída esperada para determinados casos da base de treinamento em que a rede, pela comparação

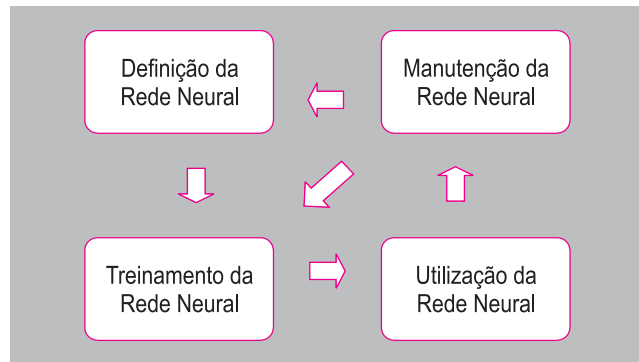


Figura 2: Ciclo de Vida de Uma Rede Neural

Fonte: Tafner, Xerez e Rodrigues Filho (1995).

entre os resultados obtidos e esperados, pode adaptar os pesos das conexões para minimizar o erro, obtendo um aprendizado por exemplos;

- **aprendizado reforçado (reinforcement learning)** — esse é um aprendizado em que a entrada e a saída são traçadas por meio de um processo de experimentação e um erro projetado para maximizar seu desempenho;
- **aprendizado não-supervisionado** — ao contrário do supervisionado, esse tipo de aprendizado não possui exemplos para comparar seu erro, sendo baseado na auto-organização.

O modelo de mapas de auto-organização (*Self-Organizing Feature Maps* — SOFM) de Kohonen (1989) propõe uma estrutura topológica que designa cada caso entre as unidades de um conjunto (*cluster*), ou seja, classifica, nesse caso, as cooperativas entre diversos grupos que apresentam características similares (FAUSETT, 1994).

O SOFM consiste em duas unidades de camada, uma camada unidimensional de entrada e outra bidimensional competitiva, com *n* sinais de entrada e possíveis *m* clusters (KOHONEN, 1989).

Nessa forma de aprendizado competitivo, cada unidade — **neurônio** — referente a determinado *cluster* possui um vetor de pesos que é comparado com o padrão de entrada. A unidade que apresentar menor diferença entre o vetor e o padrão é escolhida como vencedora — *winner* —, tendo, em consequência, seu peso atualizado (FAUSETT, 1994). A seguinte formulação é utilizada para atualização dos vetores de peso nos *n* neurônios:

$$w_j(n+1) = \begin{cases} w_j(n) + \eta(n)\Lambda_{j,i(x)}(n)[x - w_j(n)], & j \in \Lambda_{j,i(x)}(n) \\ w_j(n), & \end{cases} \quad [1]$$

em que:

x = vetor padrão de entrada;

w_j = vetor peso sináptico do neurônio *j*;

$\eta(n)$ = taxa de aprendizagem;

$\Lambda_{j,i(x)}(n)$ = função vizinhança centrada em volta do neurônio excitado *j*, definida na posição discreta do neurônio vencedor *i(x)*.

Sendo $\eta(n)$ e $\Lambda_{i(x)}(n)$ alteradas dinamicamente durante o aprendizado em busca de melhores resultados, deve-se ressaltar que o sucesso da formação dos *clusters* é dependente do sucesso de determinação dos parâmetros do algoritmo, da taxa de aprendizado e da função vizinhança (HAYKIN, 1999).

Devido a essas características de agrupamentos e ao fato de ser um modelo de aprendizado não-supervisionado, o modelo de Kohonen (*Kohonen feature maps*) é de grande proveito para a criação de grupos, mesmo em comparação com outros modelos.

4. EXPERIMENTAÇÃO E ANÁLISE

Inicialmente, optou-se por utilizar a série de dados do Sistema de Acompanhamento de Cooperativas (SAC) do Estado do Paraná, para o ano de 1999, por ser completa e confiável, isto é, um trabalho de acompanhamento realizado por longos anos pela Organização das Cooperativas do Estado do Paraná que, além de dispor de uma série de dados financeiros, também apresenta dados sociais. No quadro 1 é apresentada a relação de todas as variáveis do SAC.

Quadro 1

Descrição das Variáveis Independentes Disponíveis no SAC do Estado do Paraná

Ativo Disponível	Sobras Líquidas	Retenção de Capital
Ativo Contas Receber Clientes	Receitas Líquidas Acumuladas no Período	Retenção de Capital/Sobras
Ativo Outros Circulante	Empréstimos Rurais	Número Associados Atual
Ativo Total Circulante	Compras Líquidas Acumuladas no Período	Número Associados Anterior
Ativo Estoques	Despesas Técnicas	Associados em Assembléia Geral Ordinária (AGO)
Ativo Despesas Exercício Seguinte	Ativo Financeiro	Associados em Comitês
Ativo RLP	Situação Kanitz	Número Associados Ativos
Ativo Imobilizado	Liquidez Corrente	Número Funcionários
Ativo Depreciação	Liquidez Seca	Número Funcionários Demitidos
Ativo Diferido	Liquidez Total	Número Técnicos
Ativo Outros Permanente	Margem de Garantia	Número Produtores Ação
Ativo Total Permanente	Imobilização de Recursos Próprios	Recebimento Físico
Ativo Total	Independência Financeira	Produção Área/Ação
Passivo C Credores por Financiamento	Endividamento Total	Valor da Folha de Pagamento
Passivo C Outros	Endividamento Longo Prazo	Valor a Receber Associados
Passivo C Contas Pagar Fornecedores	Empréstimos Rotativos X Totais	Mercado de Insumos
Passivo Total Circulante	Prazo Médio de Recebimento	Fornecimento de Insumos
Passivo ELP Reserva de Equalização	Prazo Médio de Pagamento	Depreciação/Amortização
Passivo ELP Credores por Financiamento	Prazo Médio de Estoques	Retenções/Endividamento Total
Passivo ELP Credores por Funcionamento	Ciclo Financeiro	Retenções/Sobras AD/Endividamento Total
Passivo ELP Outros	Vendas Ano Anterior	Giro do Ativo Fixo
Passivo Total ELP	Crescimento das Vendas	Faturamento por Associado
Passivo Capital Social	Margem Bruta	Crescimento do Quadro Social
Passivo Reserva de Capital	Despesas com Pessoal	Participação Social
Passivo Reserva de Equalização	Despesas Financeiras	Capital Social por Associado
Passivo Reservas Legais	Despesas com Vendas	Capital Social X Patrimônio Líquido
Passivo Outros Fundos/Reservas	Despesas Tributárias	Associados Ativos X Associados Total

(continua...)

Quadro 1

Descrição das Variáveis Independentes Disponíveis no SAC do Estado do Paraná

(...continuação)

Passivo Sobras/Perdas	Despesas Administrativas	Participação nas Assembléias
Passivo Total Patrimônio Líquido	Despesas Outras	Representação Social e Política
Passivo Total	Rentabilidade das Vendas	Faturamento por Funcionário
Receitas Totais	Retorno Investimentos	Rotação de Pessoal
Receita Líquida	Rentabilidade do Patrimônio Líquido	Associados X Funcionários
Margem Bruta	Giro do Ativo Total	Associados X Técnicos
Outras Receitas	Giro do Ativo Permanente	Participação de Mercado
Despesas com Pessoal	Capital de Giro	Retorno Investimentos
Despesas com Vendas	Necessidade de Capital de Giro	Rentabilidade do Patrimônio Líquido
Despesas Tributárias	Varição da Necessidade de Capital de Giro	Valor da Folha X Faturamento
Despesas Financeiras	Tesouraria	Valor a Receber Associados X Patrimônio Líquido
Despesas Administrativas	Índice de Auto-Financiamento	Participação Mercado de Insumos
Receitas Financeiras	Margem Operacional	Aumento do Capital Circulante
Outras Despesas	Despesas Técnicas	Aumento de Recursos Próprios

Nota: Descrição das variáveis independentes disponíveis no SAC do estado do Paraná e, de início, trabalhadas estatisticamente em modelos de regressão Logit, para cada uma das variáveis dependentes oriundas das classificações das cooperativas.

Fonte: Banco de Dados do Sistema de Acompanhando de Cooperativas (SAC) da Organização das Cooperativas do Estado do Paraná (OCEPAR).

Em seguida, realizou-se uma classificação com a determinação de eficiência de cada uma das 45 cooperativas agropecuárias do estado do Paraná. Essa classificação, feita por um conjunto de profissionais experientes da Ocepar, consistiu na atribuição de uma nota variando de 1 a 6, em que 1 representava o valor mínimo e 6, o valor máximo. A análise teve o intuito preliminar de mensurar o desempenho de cada cooperativa de acordo com diferente foco de classificação de eficiência, com o objetivo de treinamento das RNA. Assim, obteve-se:

- **Socioeconômica (Cso)** — classifica a cooperativa de acordo com a intensidade de sua função social para com o cooperado, isto é, serviços técnicos ao quadro social, atividades de apoio aos produtores rurais e melhora das condições sociais do associado.
- **Gestão empresarial (CGe)** — ordena as cooperativas quanto à gestão e à modernidade de sua estrutura administrativa, isto é, eficiência de gestão.
- **Social, educacional e participação (CPa)** — esta variável classifica quanto à intensidade de participação do cooperado em seu empreendimento cooperativo, como assembléias, comitês e comissões.

- **Risco (Cri)** — classifica a situação financeira da cooperativa, bem como seu nível de risco, sob a ótica dos fluxos financeiros e de seu balanço.

- **Profissionalização (CPPr)** — determina o grau de profissionalização dos gestores da cooperativa, em número e concentração de profissionais.

Dentre as variáveis, encontraram-se tanto valores absolutos quanto índices relativos. Assim, para melhor compreensão do comportamento e distribuição desses valores, foram realizadas análises por meio de histogramas e teste de normalidade. Para atenuar alguns problemas de dispersão da amostra, algumas variáveis foram transformadas (logaritmos).

Em seguida, visando diminuir as disparidades entre os valores absolutos existentes, foram realizadas a análise e a padronização dos dados:

$$Z = \frac{X - \mu}{\sigma} \quad [2]$$

em que:
 X = valor que se deseja normalizar;
 μ = média da distribuição;
 σ = desvio-padrão da distribuição.

Após essa etapa, foram realizados testes estatísticos para verificar as variáveis mais significativas dentre todas as disponíveis ao modelo. Procedeu-se, então, à transformação das classificações de desempenho da cooperativa quanto aos focos de análise social, de gestão, de participação, de risco e de profissionalização, em variáveis dependentes binárias, ou seja, os valores entre 0 e 3 foram redefinidos como 0 (grupo inferior) e os valores entre 4 e 6 como 1 (grupo superior).

Para tanto, utilizaram-se duas técnicas. Inicialmente, foi desenvolvido o teste *t* para duas amostras independentes, isto é, esse teste foi utilizado para determinar se as médias de uma amostra eram distintas: nesse caso, se cada variável foi capaz de dividir os membros de cada grupo (inferior e superior) pela diferença de suas médias. Foi estabelecido como aceitável um valor de *t* igual ou superior a 2,0, tanto positivo quanto negativo.

O segundo método aplicado foi o de Regressão Logística, que determina, por dois diferentes métodos, quais variáveis são importantes para a explicação da variável dependente: *forward* (para frente), em que as variáveis são adicionadas à regressão para verificar sua influência, e *backward* (para trás), em que as variáveis são retiradas da regressão para determinar sua importância.

Após a análise dos resultados obtidos, verificou-se que, dentre as 123 variáveis disponíveis, 28 foram selecionadas para os cinco diferentes modelos.

Em seguida, no intuito de evitar a duplicidade de informação, que poderia acarretar maior necessidade de tempo e processamento computacional, inclusive com maior complexidade do modelo, foram analisadas as correlações entre essas 28 variáveis selecionadas e, dentre as disponíveis, foram selecionadas as apontadas a seguir.

- **Classificação socioeconômica (Cso)** — ativo circulante total, crescimento de vendas, margem operacional, capital social por associado, participação no mercado de insumos e faturamento por associado.
- **Classificação de gestão empresarial (Cge)** — ativo circulante total, despesas outras, capital de giro e participação no mercado de insumos.
- **Classificação social, educacional e participação (CPa)** — ativo circulante total, capital de giro, liquidez corrente, prazo médio de pagamentos e associados.
- **Classificação de risco (Cri)** — ativo circulante total, sobras líquidas, despesas financeiras, capital de giro, margem operacional, participação no mercado de insumos, liquidez corrente e prazo médio de pagamentos.
- **Classificação de profissionalização (CPr)** — ativo circulante total, crescimento de vendas, margem operacional e prazo médio de pagamentos.

Desse modo, o número final de variáveis foi reduzido para 13, não-correlacionadas e distribuídas entre os cinco modelos de análise.

Em seguida, utilizando unicamente as variáveis escolhidas para cada uma das classificações, optou-se por trabalhar apenas com as significativas para Cso e Cri, por apresentarem número considerável de variáveis independentes significativas e, portanto, maior capacidade de explanação. Como os outros modelos não obtiveram número suficiente de variáveis significativas, foram descartados.

No caso de Cri, é interessante notar que as variáveis utilizadas para essa classificação são as que mensuram, respectivamente, o ativo circulante (no qual se encontra o caixa da cooperativa), a geração de sobras líquidas, o capital de giro do negócio cooperativo, as margens operacionais, a participação no mercado de insumos regional — o que expressa a fronteira de negócio da cooperativa —, a liquidez corrente e, por fim, o prazo médio de pagamento.

Em Cso, pode-se observar que as variáveis significativas foram novamente o ativo circulante, as margens operacionais e a participação no mercado de insumos, porém acrescidos do capital social por associado, do crescimento de vendas e do faturamento por associado. Assim, de outro modo, não foram as variáveis sociais, como participação em assembleias ou educação, as variáveis-chave para definir Cso, mas sim as econômico-financeiras.

Foi possível, então, proceder à classificação em *clusters* por meio de redes neurais de auto-aprendizado, utilizando para a pesquisa todo o conjunto de variáveis (VarTo), todas as variáveis financeiras (VarFin), as variáveis financeiras significativas para a classificação (Cri), para todas as variáveis sociais (VarSo), apenas para as variáveis significativas para a classificação social (Cso) e, por fim, utilizando em conjunto as variáveis significativas para a classificação social e de risco (CsoRi).

O resultado, apresentado no quadro 2, mostra que no caso de VarTo, VarFin, VarSo e CsoRi as informações não foram suficientemente descritivas para que as redes neurais classificassem as cooperativas em *clusters* distintos, pois não apresentaram uma distribuição que permitisse definir algum padrão. Desse modo, não foi possível caracterizar todos os grupos.

Os piores resultados foram encontrados com a classificação apresentada por VarTo e CsoRi, quando se agregou toda a informação, tanto financeira quanto social. Desse modo, o modelo não foi capaz de classificar as cooperativas, mantendo quase sua totalidade em um único grupo.

Por outro lado, as melhores classificações ocorreram em Cri e Cso, isto é, quando as redes procederam a um auto-aprendizado com as variáveis normalizadas e significativas nas prévias regressões logísticas, o que já era esperado. Assim, nesses dois casos foi possível, para cada um deles, caracterizar seis diferentes *clusters*, respectivamente de Ea a Ef e de Fa a Ff, que dividiram as cooperativas em grupos distintos, como será descrito na próxima seção.

Quadro 2

Resultado da RNA na Distribuição das Cooperativas em Clusters de Números Absolutos

Clusters	VarTo	Clusters	VarFin	Clusters	VarSo	Clusters	CsoRi	Clusters	Cri	Clusters	Cso
Aa	40	Ba	10	Ca	12	Da	31	Ea	8	Fa	14
Ab	1	Bb	7	Cb	3	Db	12	Eb	9	Fb	4
Ac	4	Bc	9	Cc	1	Dc	1	Ec	6	Fc	5
Ad	0	Bd	1	Cd	8	Dd	1	Ed	5	Fe	9
Ae	0	Be	1	Ce	18	De	0	Ee	7	Fd	12
Af	0	Bf	17	Cf	3	Df	0	Ef	10	Ff	1
Total	45	Total	45	Total	45	Total	45	Total	45	Total	45

Nota: Resultado da RNA na distribuição das cooperativas em *clusters* de números absolutos, com seis grupos para cada uma das experimentações realizadas com diferentes conjuntos de variáveis.

5. CARACTERIZAÇÃO DOS CLUSTERS

No caso da classificação de Cri, é interessante notar que os *clusters* foram separados em coerência com o índice de Kanitz (quadro 3), apesar de as variáveis utilizadas para essa classificação em RNA não terem sido coincidentes com as usadas para formar aquele índice. É importante discutir que a classificação anterior poderia ter mostrado a própria classificação de Kanitz, que é a utilizada pelo SAC, mas o rol de variáveis, escolhidas posteriormente no modelo Logit, não mostrou coincidência alguma com as variáveis usadas para obter o índice de Kanitz.

Quadro 3

Percentual de Acerto do Modelo em Comparação com o Conceito da Classificação Inicial para Risco e com o Índice de Kanitz

Cluster	Porcentagem de Acerto	
	Cri	Kanitz
Grupo Ea	25	100
Grupo Eb	67	78
Grupo Ec	83	83
Grupo Ed	40	100
Grupo Ee	43	43
Grupo Ef	90	100
Acerto Total	60	85

Os *clusters* dividem as 45 cooperativas em grupos de Ea a Ef, sendo o Grupo Ea formado pelas melhores cooperativas e o Grupo Ef pelas piores. Analisando-se os dados mostrados no quadro 3, em que foram comparados os resultados do agrupamento com os conceitos da classificação inicial e o índice de Kanitz, nota-se que, apesar de não serem utilizadas as variáveis do índice de Kanitz ou mesmo o índice como fator

de seleção das variáveis, o resultado obtido apresenta alto percentual de acerto. Para Cri, as variáveis utilizadas para a classificação são aquelas que mensuram, respectivamente, o ativo circulante, a geração de sobras líquidas, o capital de giro do negócio, as margens operacionais, a participação no mercado de insumos regional, a liquidez corrente e, por fim, o prazo médio de pagamento.

Um outro fator que deve ser considerado é o fato de os grupos Ed e Ee apresentarem, aproximadamente, as mesmas características, variando apenas em seu tamanho absoluto, podendo ser possivelmente considerados como apenas um único grupo.

A efusiva discussão a respeito da necessidade de monitorar e acompanhar o desempenho de cooperativas agropecuárias ocorre em função direta de sua constituição organizacional, que é uma forma de governança em que uma parcela de direitos de propriedade e de decisão está igualmente distribuída entre seus associados.

Quanto à classificação em *clusters* de Cso (quadro 4), é possível notar que o desempenho social das cooperativas foi explicado essencialmente pelo desempenho de variáveis financeiras e não por aquelas que descreviam as características sociais da cooperativa. Para Cso, as variáveis significativas para a classificação foram o ativo circulante, as margens operacionais, a participação no mercado de insumos, o capital social por associado, o crescimento de vendas e o faturamento por associado. Portanto, não foram as variáveis sociais, como participação em assembleias ou educação, as variáveis-chave para definir Cso, mas sim as variáveis econômico-financeiras. Isso pode ter ocorrido porque as variáveis econômicas e financeiras

Quadro 4

**Percentual de Acerto do Modelo de RNA em
Comparação com a Classificação Inicialmente
Atribuída ao Desempenho Social de Cooperativas
Agropecuárias**

<i>Cluster</i>	Porcentagem de Acerto Cso
Grupo Fa	50
Grupo Fb	100
Grupo Fc	60
Grupo Fd	78
Grupo Fe	25
Grupo Ff*	0
Acerto Total	54

Nota: * Grupo Ff é formado por apenas 1 elemento.

ras explicam melhor a dinâmica social de participação na cooperativa, como o capital social por associado e o faturamento por associado.

Os *clusters* constantes no quadro 4, que organizam as 45 cooperativas em grupos de Fa a Ff, a exemplo dos *clusters* de risco, têm o seu cálculo do acerto baseado nas características atribuídas a cada grupo e no número de elementos do grupo que receberam um conceito de classificação equivalente a essa característica. Os grupos Fa e Fb apresentaram melhor desempenho social e os grupos Fe e Ff o pior, merecendo o último uma atenção especial por apresentar somente uma cooperativa.

Os *clusters* apresentados nos quadros 3 e 4 não são coincidentes e as RNA obtêm classificações diferentes, apesar de algumas das variáveis utilizadas e significativas terem sido as mesmas: o ativo circulante, as margens operacionais e a participação no mercado de insumos. Os testes de significância permitiram as análises, uma vez que todas as variáveis utilizadas se mostraram significativas.

6. CONSIDERAÇÕES FINAIS

A primeira consideração é que as RNA são um recurso auxiliar para classificar empresas, em particular as cooperativas, mas, para uma análise mais detalhada, devem ser complementadas.

Percebe-se, porém, que há coerência na classificação efetuada, que poderá indicar parâmetros diferentes de monitoramento. O principal indicativo dessa situação é a classificação quanto ao risco de o empreendimento ter oferecido — por meio dos testes de significância — uma correlação com variáveis que não participam diretamente da formação do índice de Kanitz, mas ter sido coerente com esse tradicional modo de classificação de risco.

Apesar, então, da identidade de algumas variáveis econômicas, na composição dos *clusters* por meio de RNA as classificações acabam por ser diferentes, o que aparentemente corrobora a idéia de que há coerência na atribuição dos conceitos de classificação para a formação dos grupos.

Pode-se considerar, também, que as variáveis econômicas realmente são explicativas para a dinâmica social das cooperativas, uma vez que os *clusters* são em si diferentes, e a classificação social dependeria do desempenho econômico.

Essa discussão é importante e inova os debates sobre acompanhamento e monitoramento dos empreendimentos cooperativos por dois diferentes motivos. Primeiro, pela importância do acompanhamento econômico das cooperativas para caracterizar o desempenho social. Segundo, pelo tipo de variáveis, ou seja, as variáveis operacionais como participação no mercado de insumos, presença de sobras e prazos de pagamento, que caracterizam um bom empreendimento cooperativo, e não somente as variáveis tradicionais como liquidez ou endividamento que, de acordo com Bialoskorski (2001b), apresentam algumas características diferentes de comportamento quando consideradas as sociedades cooperativas.

***Pode-se considerar, também, que as
variáveis econômicas realmente são
explicativas para a dinâmica social das
cooperativas, uma vez que os clusters são
em si diferentes, e a classificação social
dependeria do desempenho econômico.***

Assim, somente uma cooperativa eficiente sob o ponto de vista econômico poderia despendar recursos advindos da aplicação dos fatores de produção em desenvolvimento e serviços sociais, considerados não-essenciais para a dinâmica econômica das cooperativas.

A agenda de pesquisa deverá pressupor a continuidade de investigação, tendo-se como parâmetro a classificação em *clusters* de Cri indicando a posição de risco (*rating*) da cooperativa, que permita gerar um novo método de classificação e previsão de desempenho das cooperativas. Isso poderia ocorrer, pois a RNA é treinada nos parâmetros estabelecidos: conhecidas as características dos *clusters*, podem-se agregar dados de previsão de variação de variáveis selecionadas para os Cri com dados em um determinado período *t*-zero (t_0) para fornecer informações de classificação de previsão em um período posterior $t+1$. Para prever um futuro *cluster* em $t+1$, a futura RNA deverá ser treinada com dados do ano *t*-zero e alimentada de variáveis estimadas para $t+1$. É importante salientar que esses resultados e a eficiência das RNA foram também aferidos em um *workshop* específico com técnicos, lideranças e presidentes de cooperativas agropecuárias, o que corroborou os resultados apresentados. ♦

REFERÊNCIAS
BIBLIOGRÁFICAS

BIALOSKORSKI, S. (Coord.). *Política institucional de monitoramento da autogestão das cooperativas do estado de São Paulo*. São Paulo: OCESP/FEARP, 2000. 127p. Relatório de pesquisa do Projeto de Políticas Públicas da FAPESP.

_____. Cooperative development: changes in Brazilian social economy and institutional environment. *Review of International Cooperation*, Genebra, v.94, n.1, p.59-65, Oct. 2001a.

_____. *Cooperativas: economia, crescimento e estrutura de capital*. São Paulo: OCESP/SESCOOP-SP, 2001b. 177p.

FAUSETT, L. *Fundamentals of neural networks: architectures, algorithms, and applications*. Englewood-Cliffs: Prentice Hall, 1994. 461p

HAYKIN, S. *Neural networks: a comprehensive foundation*. Upper Saddle River, N.J.: Prentice Hall, 1999. 842p.

KOHONEN, T. *Self-organization and associative memory*. 3rd ed. New York: Springer-Verlag, 1989. 312p.

RUMELHART, D.; WIDROW, B.; LEHR, M. The basic ideas in neural networks. *Communications of the ACM*, New York, v.37, n.3, p.87-112, Mar. 1994.

TAFNER, M.; XEREZ, M.; RODRIGUES FILHO, I.W. *Redes neurais artificiais: introdução e princípios de neurocomputação*. Blumenau: EKO, 1995. 199p.

ABSTRACT

Artificial neural network applied to economic and social evaluation: an application on cooperatives

This essay describes the Neural Artificial Network applied to measure agricultural cooperative economic and social efficiency. The data is from agricultural cooperatives in Paraná State (Brazil) in 1999. Initially it is discussed about qualitative variables, after that promotes the data statistical normalization and the significance analysis to classify cooperatives in according to efficiency through Neural Artificial Network with self-learning clusters analysis. The relevant results show that economic variables are more important to procedure than the social classification in agricultural cooperatives. Through different financial variables it is possible to obtain the same rating classification of Kanitz financial risk index. The paper concludes the importance of this research and proposes a new agenda verifying the limits of this method.

Uniterms: neural network, socioeconomic evaluation, cooperatives.

RESUMEN

Utilización de redes neurales artificiales para evaluación socioeconómica: una aplicación en cooperativas

En el presente trabajo, se presenta y discute la utilización de Redes Neurales Artificiales (RNA) para la medición del rendimiento socioeconómico en cooperativas agropecuarias. Se utilizan, para ello, datos provenientes del Sistema de Seguimiento de Cooperativas del Estado de Paraná (Brasil) del año 1999. En ese sentido, se discuten las variables de forma cualitativa y, en seguida, se clasifican las cooperativas de acuerdo con una escala de rendimiento en *clusters* por medio de Redes Neurales Artificiales. Como resultado, se destaca la clasificación obtenida con las variables económicas, y no con las variables sociales, como las más importantes para explicar el rendimiento social de cooperativas agropecuarias. Al final de la investigación se obtuvo, por medio de las variables seleccionadas, una clasificación financiera y de riesgo de cooperativas agropecuarias próxima a la obtenida por el tradicional índice de Kanitz. Se concluye, por la importancia de los análisis y la necesidad de una agenda de investigaciones, que deben verificarse las limitaciones del método.

Palabras clave: redes neurales, evaluación socioeconómica, cooperativas.