

---

# Aplicação de redes neurais na análise e na concessão de crédito ao consumidor

---

Fabiano Guasti Lima  
Luiz Carlos Jacob Perera  
Herbert Kimura  
Antônio Carlos da Silva Filho

## RESUMO

Neste artigo, tem-se por objetivo apresentar uma aplicação de redes neurais para a identificação de bons e maus pagadores em operações de crédito ao consumidor. Por meio do uso de redes neurais baseadas no *Multilayer Perceptron* (MLP), aplicou-se um algoritmo de *backpropagation* em uma amostra aleatória de 2.475 clientes de uma importante rede varejista brasileira. Dividindo a amostra para processamento e predição, a melhor rede propiciou 79%, 71% e 85% de acertos sobre o perfil de pagamento em cada uma das fases de treinamento, validação e teste, respectivamente. Tendo em vista que foi levado em consideração na pesquisa apenas número reduzido de variáveis de cadastro, os resultados sugerem que as redes neurais podem representar uma promissora técnica para a análise de concessão de crédito ao consumidor. Em especial, se as parcelas são suficientemente pequenas, uma avaliação mais rigorosa do potencial de pagamento do cliente pode deixar de ser razoável. Em tais situações, as redes neurais podem reduzir custos de análise e diminuir perdas com inadimplência.

**Palavras-chave:** redes neurais, crédito, inadimplência.

## 1. INTRODUÇÃO

O crédito usado adequadamente, tanto por governos quanto por empresas, como instrumento de gerenciamento do consumo, continua a mostrar vigor notável, graças ao papel sumamente importante que vem desempenhando no cotidiano da humanidade por facilitar as transações de bens e serviços.

A despeito das elevadas taxas de juros básicas no Brasil, que se refletem em taxas ainda mais altas para operações de empréstimos ao consumidor, um volume considerável de operações a prazo é realizado por empresas varejistas. Dada a baixa renda média do brasileiro, as empresas, para viabilizarem suas vendas, têm recorrido ao financiamento de seus clientes. Se por um lado a concessão de crédito permite o giro dos ativos das empresas, por outro induz à assunção de riscos financeiros que, eventualmente, podem transformar-se em perdas advindas da inadimplência.

Para administrar o risco de crédito, diversas metodologias de mensuração de exposição e mecanismos de gestão existem. Dentre as metodologias tradi-

Recebido em 28/novembro/2007  
Aprovado em 06/fevereiro/2009

Sistema de Avaliação: *Double Blind Review*  
Editor Científico: Nicolau Reinhard

---

Fabiano Guasti Lima, Graduado em Matemática pela Universidade Federal de São Carlos, Mestre em Ciências pela Faculdade de Filosofia, Ciências e Letras de Ribeirão Preto da Universidade de São Paulo (USP), Doutor em Administração pela Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade da USP, é Professor do Programa de Pós-Graduação em Controladoria e Contabilidade do Departamento de Contabilidade da Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade de Ribeirão Preto da USP (CEP 14040-900 — Ribeirão Preto/SP, Brasil) e Pesquisador da Área de Métodos Quantitativos em Finanças.  
E-mail: fabiano@francanet.com.br  
Endereço:  
Universidade de São Paulo  
FEA Ribeirão Preto  
Departamento de Contabilidade  
Avenida dos Bandeirantes, 3900  
14040-900 — Ribeirão Preto — SP

Luiz Carlos Jacob Perera, Oficial do Exército, Contador, Pós-Graduado em Sociologia, Mestre em Aplicações Militares, Mestre e Doutor em Administração pela Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade da Universidade de São Paulo, com especialização em Finanças, é Professor da Universidade Presbiteriana Mackenzie (CEP 01302-090 — São Paulo/SP, Brasil) e dos Cursos de MBA da Fundação Instituto de Administração, Fundação Instituto de Pesquisas Econômicas e Fundação Instituto de Pesquisas Contábeis, Atuariais e Financeiras.  
E-mail: jperera@terra.com.br

Herbert Kimura, Engenheiro de Eletrônica pelo Instituto Tecnológico de Aeronáutica, Mestre em Estatística pelo Instituto de Matemática e Estatística da Universidade de São Paulo, Doutor em Administração pela Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade de Universidade de São Paulo, é Professor da Universidade Presbiteriana Mackenzie (CEP 01302-090 — São Paulo/SP, Brasil).  
E-mail: herbertk@terra.com.br

Antônio Carlos da Silva Filho, Físico, Mestre e Doutor em Física pelo Instituto de Física da Universidade de São Paulo é Pós-Doutor pelo *Imperial College of Science, Technology and Medicine* da *London University*, é Professor do Centro Universitário de Franca (CEP 14401-135 — Franca/SP, Brasil).  
E-mail: acdasf@bol.com.br

cionais usadas para construção de modelos de risco de crédito, destacam-se a análise discriminante, a regressão logística, as árvores de decisão e a programação linear e suas variações (SAMEJIMA, DOYA e KAWATO, 2003). Recentemente, modelos baseados em técnicas de redes neurais vêm sendo utilizados e aplicados em problemas de análise de crédito como, por exemplo, em Corrêa e Machado (2004).

As redes neurais têm sido aplicadas, em especial, em diversos contextos em Administração. No caso de pesquisas em Administração no Brasil, Almeida (1995) faz um detalhamento didático de várias potenciais aplicações de redes neurais em problemas administrativos, enquanto Fonsêca e Omaki (2004) utilizam a ferramenta em *marketing*, para segmentação de clientes.

Dada sua aplicabilidade na predição de variáveis ou comportamentos, as redes neurais também têm sido exploradas em finanças e controle. Na área financeira, Cartacho e Souza (2002) utilizam redes neurais para seleção de carteiras e Freitas e Souza (2002), para precificação de opções. Com relação à previsão de preços, Bressan (2004), por exemplo, aplica redes neurais para análise de preços de futuros agropecuários e Lima e Almeida (2004), para preços de ações. Na área de planejamento e controle, Almeida *et al.* (2004) usam algoritmos genéticos e redes neurais para a realização de orçamento de vendas.

Para o tema específico de uso de redes neurais aplicadas à análise de crédito, enquanto Lachtermacher e Espenchitt (2001) estudam a previsão de falências, Corrêa e Machado (2004) constroem um modelo de *credit scoring* para o microcrédito com dados de cheques especiais. Seguindo na linha de pesquisa voltada ao crédito, neste trabalho tem-se por objetivo ampliar a gama de aplicações, apresentando a utilização de redes neurais para a identificação de bons e maus pagadores em operações de crédito ao consumidor.

Neste artigo são discutidos, brevemente, aspectos históricos e mecanismos de gestão referentes ao crédito e à teoria que fundamenta as redes neurais. A seguir, são apresentados os procedimentos da pesquisa, bem como os resultados da avaliação empírica. Como conclusão, algumas considerações finais são realizadas, destacando-se a aplicabilidade e as limitações do modelo de redes neurais obtido empiricamente na amostra levantada.

## 2. A RELEVÂNCIA DO CRÉDITO

As referências mais antigas citam que Khammu-rabi, rei da Babilônia no 18º século a.C., governou uma confederação de cidades-estado e, no final de seu reinado, registrou as 282 cláusulas que ficaram conhecidas como Código de Hamurábi. Nesse código, na parte que se refere aos contratos e obrigações mútuas, há claras referências ao processo de negociação e às responsabilidades das partes contratantes, inclusive de obrigações creditícias (HUBERMAN, 1986).

Provavelmente o crédito indireto ao consumidor sempre tenha existido por meio dos intermediários: a particular necessidade de obter algum artigo e a impossibilidade de adquiri-lo diretamente a crédito do comerciante fizeram surgir a figura do prestamista, alguém que facilitava a efetivação da operação, em troca de algum objeto que servisse como garantia de pagamento da dívida contraída.

Inicialmente, as operações de vendas a prazo circunscreveram-se a artigos de grande valor e que, mesmo passado certo tempo depois de efetuada a venda, ainda apresentavam um valor que podia ser recuperado mediante a revenda do bem negociado. Dessa forma, realizaram-se vendas de móveis, máquinas de costura, pianos e livros.

Como processo natural de vendas a prazo, surgiram as empresas de crédito. Sendo especializadas em desconto dos títulos de crédito, essas empresas voltaram-se posteriormente para a concessão de créditos diretos individuais que, em grande parte, foram utilizados para a compra de mercadorias. Segundo Medina (1967), esse sistema de crédito nos Estados Unidos foi iniciado por A.J. Morris, que fundou em 1907 os bancos que levaram seu nome. Os resultados não se fizeram esperar e em breve os bancos estendiam-se por todo o país, forçando a criação da *Industrial Finance Corporation*, que funcionou como um braço financeiro das organizações Morris.

A rápida expansão industrial e comercial criou a necessidade de especialização e de aumento das facilidades de crédito. Bancos comerciais, bancos de investimentos, sistemas de poupança, companhias seguradoras, *factorings*, companhias financeiras e outras trouxeram importantes contribuições, encorajando o uso produtivo da acumulação de capital. O crédito ao consumidor assumiu um papel importante por estimular a produção em massa e a distribuição de bens de elevado valor, como automóveis, casas, equipamentos domésticos, barcos e uma incontável série de outras comodidades. Com a tendência de expandir pagamentos a baixas taxas de juros, muitos produtos tornaram-se disponíveis para a classe média norte-americana, enquanto continuam a ser sonhos de consumo em muitas outras partes do mundo. Com o passar do tempo, o sistema bancário regularizou suas funções e criou mecanismos próprios de financiamento aos consumidores. Hoje, o sistema vigente permite que muitas empresas tenham registros próprios adequados e até mesmo possuam as próprias financeiras.

O advento dos cartões de crédito nos anos 1960 contribuiu para que os consumidores pudessem financiar todas as suas compras, desde grampos de cabelo, computadores, até viagens de fim de semana por meio do maravilhoso poder de persuasão e facilitação do crédito. O crescimento das vendas estimulado pelos cartões de crédito incitou o desenvolvimento do crédito para outros produtos como empréstimos pessoais, empréstimos para aquisição de automóveis, crédito comercial e até mesmo empréstimos para aquisição de outros bens, cuja expansão estava deprimida pelo crescimento do crédito ao consumidor, via empréstimos hipotecários (THOMAS, 2003).

Cada produto de crédito tem as próprias especificidades, de tal forma que os mercados incluem um *mix* de sistemas de crédito, taxas de juros e garantias que formam um complexo ambiente econômico-financeiro. O crédito ao consumidor impressiona não apenas pelos números financeiros e de participantes, mas também por aqueles que, embora não atuantes, são influenciados pelo sistema. O crédito e os cartões de crédito, ao serem usados como meio de pagamento, têm grande influência nas contas nacionais ao intervirem diretamente na relação dos meios de troca. A maioria das pessoas possui algum instrumento financeiro de crédito e algumas possuem até mesmo mais do que um instrumento, como crédito pré-aprovado, conta garantida, cartão de crédito ou débito, etc. As diversas transações realizadas por ano podem ser avaliadas pelo fato de um dólar de renda disponível ser, em média, complementado com mais um dólar de alguma forma de empréstimo (THOMAS, 2003).

No caso brasileiro, dados do Banco Central do Brasil mostram a evolução do crédito a partir de 1988, evidenciando que o volume geral de crédito não acompanhou a evolução do Produto Interno Bruto (PIB) ao longo do tempo, colocando mais uma vez em destaque a falta de poupança interna e a dependência de capitais externos para o desenvolvimento econômico do país. No entanto, também se evidencia, a partir de 1994, um significativo e contínuo crescimento do crédito ao consumidor, mostrando que o Plano Real, além de resgatar os instrumentos que têm permitido o controle da inflação, também alcançou sucesso na distribuição de renda, fato evidenciado pelo expressivo aumento no crédito ao consumidor quando considerado como percentual do PIB.

Em paralelo ao crescimento da relevância do crédito para a viabilização de compras e o aquecimento da economia, os órgãos reguladores começaram a advertir sobre o aumento da exposição ao risco de crédito. Em particular, o advento do Basileia II chamou a atenção para a necessidade de ser feita uma boa modelagem de risco dos *portfolios* de crédito ao consumidor, em vez de simplesmente se avaliar o risco de crédito de forma individual e independente. A crise recente, que se iniciou com um deterioramento dos empréstimos imobiliários concedidos no mercado norte-americano a clientes de baixa renda, evidenciou a necessidade de melhores modelos de análise e mecanismos de controle.

As orientações dos órgãos reguladores, desenvolvidas principalmente pelo *Bank for International Settlements*, têm como princípio a agregação de capital próprio proporcional ao risco que os bancos e outras instituições financeiras que atuam como emprestadores estão dispostos a assumir. Isso implica administrar o risco de crédito dos *portfolios* considerando os vários aspectos de risco que as correlações podem acarretar. Em outras palavras, as instituições de crédito devem analisar riscos por meio de algo semelhante e complementar aos modelos de *value-at-risk*, sobejamente assimilados pelas instituições financeiras para a gestão do risco de mercado.

Rosenberg e Gleit (1994) destacam que a primeira categoria nas decisões de crédito refere-se à decisão de conceder ou não e a quanto conceder de crédito. À segunda categoria pertencem aquelas decisões que dizem respeito aos clientes ativos, podendo incluir: aumento ou diminuição do limite de crédito; autorização de uma determinada despesa (no cartão de crédito); definição da validade do cartão e limite; promoções e outras decisões de *marketing* que impliquem assumir ampliação de limites; e aspectos tais como quando e que tipo de decisão deve ser tomada com relação aos clientes inadimplentes.

Esses mesmos autores reconhecem que as decisões da primeira categoria, voltadas à aceitação ou rejeição de um novo cliente, são bastante estudadas pelo mercado. Análises que utilizam técnicas quantitativas podem ser efetuadas, obtendo-se um razoável nível de segurança. As decisões pertencentes à segunda categoria não são tão fáceis de serem tomadas, pois são menos estudadas e o julgamento subjetivo parece prevalecer sobre os modelos empíricos. Apesar do avanço da tecnologia de informação e da disponibilidade cada vez maior da capacidade computacional, essa colocação ainda pode ser considerada atualizada, pois continua ser bem mais fácil decidir a concessão inicial de crédito do que decidir sobre a manutenção ou a interrupção de um relacionamento com um determinado devedor.

Complementando e atualizando o importante trabalho de Rosenberg e Gleit (1994), pode-se acrescentar uma terceira categoria de decisões que hoje fazem parte do cotidiano do administrador financeiro: as decisões relativas à estrutura dos *portfolios* de crédito em toda a sua amplitude, desde as complexas estruturas de *project finance*, passando pelas **simples** securitizações, até as modernas e sofisticadas operações com derivativos de crédito, envolvendo os *credit default swaps* e os *total return swaps*. Mais recentemente, surgiram até mesmo as negociações sobre índices de crédito, que permitem não só o *hedge* das operações creditícias, como também a ampliação de transação de opções e de futuros de índices de crédito. Dessa forma, torna-se disponível uma nova, moderna e ampla família de instrumentos de gerenciamento de risco de crédito.

Na última década, os movimentos relativos às diversas atividades creditícias têm ocorrido de várias formas:

- desenvolvimento de modelos de *credit scoring* para tentar interpretar as atitudes dos consumidores, inclusive em relação à probabilidade de *default* ao tomar crédito;
- forte movimento em que os investidores procuram concentrar-se mais na rentabilidade das operações do que na probabilidade de *default*, tentando estimar a rentabilidade total do tomador relativamente ao emprestador;
- construção de modelos que buscam identificar as características do consumidor e relacionar indiretamente sua rentabilidade para a instituição, como redes neurais, análise de sobrevivência etc.;
- definição de abordagens matemáticas que têm-se preocupado com os modelos de probabilidade de retornos baseados

em cadeias de Markov, assim como o uso de programação dinâmica, para identificar políticas que maximizem os resultados (THOMAS, 2003).

Deve-se destacar que o cessionário do crédito tem a convicção de que, inicialmente, pode escolher o tomador, definir as taxas de juros e estabelecer as regras para maximizar sua rentabilidade. No entanto, a dificuldade está em ajustar essas variáveis ao longo da vida do empréstimo, quando diversas situações podem evoluir favorável ou desfavoravelmente. Consequentemente, as decisões a serem tomadas podem exigir a construção de diferentes modelos com diferentes objetivos.

Neste trabalho, ênfase foi dada ao estabelecimento de um mecanismo de previsão, voltado para auxiliar no processo de tomada de decisão, classificado na primeira categoria de Rosenberg e Gleit (1994). Assim, construiu-se um modelo de redes neurais que permite identificar, por meio de número limitado de dados cadastrais, potenciais pagadores ou inadimplentes em operações de crédito ao consumidor. Os fundamentos das redes neurais são discutidos a seguir.

### 3. FUNDAMENTAÇÃO DAS REDES NEURAIS

Redes neurais artificiais são sistemas de processamento de informações distribuídas, compostas por vários elementos computacionais simples que interagem por meio de conexões com pesos distintos. Inspiradas na arquitetura do cérebro humano, as redes neurais exibem características como a habilidade de **aprender** padrões complexos de dados e generalizar a informação aprendida (ZHANG, PATUWO e HU, 1998).

Cada elemento computacional não linear na rede neural é chamado de nó e é densamente interconectado por meio de conexões diretas. Os nós operam em passos discretos, de forma análoga a uma função de dois estágios: no primeiro, calcula-se a soma dos sinais de entrada, atribuindo pesos aos sinais; no segundo estágio, aplica-se, à soma dos sinais, uma função de saída, chamada de função de ativação (HILL, O'CONNOR e REMUS, 1996).

Segundo Haykin (2001), as unidades básicas da rede são os neurônios artificiais que, por sua vez, se agrupam em camadas. Existem três categorias de camadas: a camada de entrada, a camada intermediária, que pode também conter outras subcamadas, e a camada de saída. Os neurônios entre as camadas são conectados por sinapses ou pesos, os quais refletem a relativa importância de cada entrada no neurônio. A camada de entrada é responsável pelas variáveis de entrada do modelo, enquanto a camada de saída contém um ou mais nós e representa os resultados finais do processamento. Nas camadas intermediárias ou camadas ocultas, o processamento é refinado, possibilitando a formação de relações não lineares.

Na figura 1, apresenta-se o modelo de um neurônio que forma a base para o projeto de redes neurais artificiais. No

modelo neural dessa figura, podem ser destacados os seguintes componentes:

- um conjunto de sinapses ou elos de conexão, e cada sinapse é caracterizada por um peso ou força própria. Especificamente, um sinal  $x_j$ , na entrada da sinapse  $j$  conectada ao neurônio  $k$ , é multiplicado pelo peso sináptico  $w_{kj}$ . É importante notar como são escritos os índices do peso sináptico  $w_{kj}$ . O primeiro índice refere-se ao neurônio em questão e o segundo, ao terminal de entrada da sinapse à qual o peso se articula;
- um somador ou integrador para somar os sinais de entrada, ponderados pelas respectivas sinapses do neurônio. As operações constituem, neste caso específico, um combinador. Deve-se destacar que, nas redes neurais, o combinador não precisa necessariamente obedecer a uma função linear;
- uma função de ativação para restringir a amplitude da saída de um neurônio. A função de ativação é também referida como função restritiva, uma vez que restringe ou limita o intervalo permitido de amplitude do sinal de saída a um valor finito. Tipicamente, o intervalo normalizado da amplitude da saída de um neurônio é escrito como um intervalo unitário fechado  $[0,1]$  ou, alternativamente, como o intervalo  $[-1,1]$ .

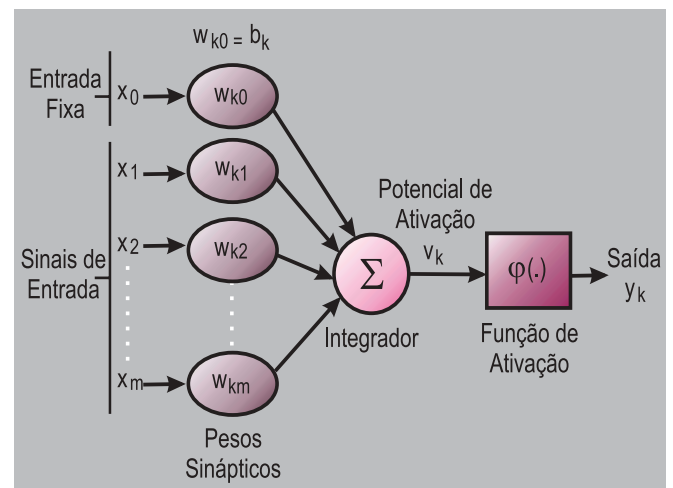


Figura 1: Modelo de Um Neurônio Artificial

Fonte: Adaptada de Haykin (2001).

O modelo neural da figura 1 inclui também um viés aplicado externamente, representado por  $b_k$ . Esse viés tem o efeito de aumentar ou diminuir a entrada líquida da função de ativação, dependendo se ele é positivo ou negativo, respectivamente.

Em termos matemáticos, pode-se descrever um neurônio  $k$  a partir das seguintes equações:

$$u_k = \sum_{j=1}^m w_{kj} x_j \quad [1]$$

e

$$y_k = \varphi(u_k + b_k) \quad [2]$$

sendo  $x_1, x_2, \dots, x_m$  os sinais de entrada;  $w_{k1}, w_{k2}, \dots, w_{km}$  os pesos sinápticos do neurônio  $k$ ;  $u_k$  a saída do combinador devido aos sinais de entrada;  $b_k$  o viés;  $\varphi(\cdot)$  a função de ativação; e  $y_k$  o sinal de saída do neurônio.

O uso do viés  $b_k$  tem o efeito de aplicar uma transformação afim à saída  $u_k$  do combinador no modelo da figura 1, como mostrado a seguir:

$$v_k = u_k + b_k \quad [3]$$

Modelos lineares têm a propriedade útil de implicar uma solução fechada para a resolução do problema de uma regressão, ou seja, de minimizar a diferença quadrática entre  $o_i$  e o valor previsto e o valor previsto  $p_i$ . Para a previsão em um período curto, o modelo linear é um ponto de partida razoável, ou um padrão reconhecido, visto que, em muitos mercados, se observam apenas pequenas mudanças simétricas na variável a ser predita, ao longo de uma tendência de longo prazo.

No entanto, o modelo linear pode não ser preciso o bastante para aplicação em mercados financeiros voláteis, nos quais podem ocorrer processos não lineares na evolução de dados. Movimentos lentos com aumento consistente dos preços dos ativos, seguidos por colapsos repentinos conhecidos como bolhas especulativas são comuns de acontecer. Dessa forma, o modelo linear pode falhar em capturar ou prever pontos de mudança acentuada nos dados. Por essa razão, são utilizadas técnicas não lineares de previsão, que podem conduzir a modelos mais realistas.

Nesse contexto, a rede neural é uma alternativa aos modelos de previsão tipicamente lineares e a algumas abordagens não paramétricas para a aproximação de sistemas não lineares. A razão para o uso de uma rede neural é simples e direta: encontrar uma abordagem ou método que realize bem previsões para dados gerados em processos que, frequentemente, são desconhecidos e altamente não lineares, com uma quantidade pequena de parâmetros, e o qual seja mais fácil de estimar que os modelos não lineares paramétricos (OLIVEIRA, 2003).

Tendo em vista a aplicação do modelo idealizado, será discutido em mais detalhes o algoritmo de retropropagação ou *backpropagation*. Nesse algoritmo, supõe-se uma rede com  $N$  neurônios na camada de entrada ( $n = 1, 2, \dots, N$ ),  $J$  neurônios na camada intermediária ( $j = 1, 2, \dots, J$ ) e  $K$  neurônios na camada de saída ( $k = 1, 2, \dots, K$ ). Considera-se  $W1_{jn}$  o peso entre o  $j$ -ésimo neurônio na camada intermediária e o  $n$ -ésimo neurônio da camada de entrada, e  $W2_{kj}$  o peso entre o  $k$ -ésimo neurônio na camada de saída e o  $j$ -ésimo neurônio da camada intermediária, conforme ilustra a figura 2.

A camada de entrada mostra que os nós recebem os valores dos dados de entrada. As linhas de interconexão indicam que

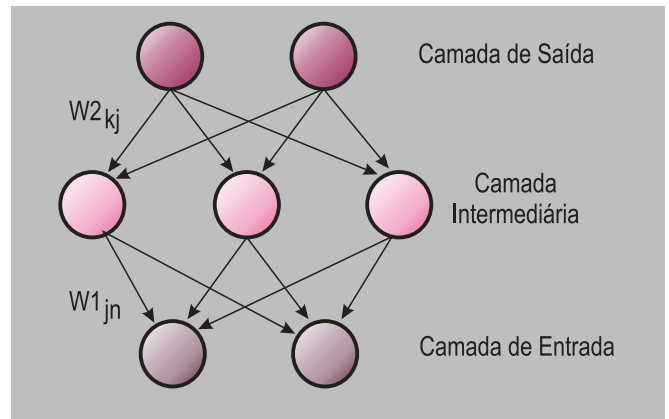


Figura 2: Estrutura da Rede Neural

Fonte: Adaptada de Tak (1995).

o valor de saída de um neurônio é passado ao longo da linha até o próximo neurônio. Quando todos os dados da camada de entrada tiverem passado através da última camada, conhecida como camada de saída, um ciclo ou época terá sido realizado. Cada linha de interconexão tem um valor, chamado de peso, que constitui parâmetro que opera sobre os dados associados a cada linha, pela multiplicação do valor do dado pelo peso. Esses pesos são ajustados de forma incremental durante a fase de treinamento, de tal forma a alcançar o resultado de saída desejado para um determinado dado de entrada. Inicializações típicas para esses pesos encontram-se no intervalo de  $[-1;1]$ .

A segunda camada e todas as camadas subsequentes contêm nós de processamento, conhecidos como neurônios artificiais, e são chamadas de intermediárias (ou ocultas). O processamento realizado em um neurônio artificial pode ser dividido em três passos: os dados que passam, ao longo das linhas de entrada para os neurônios, são multiplicados pelos pesos; todos esses dados que foram multiplicados pelos pesos são somados dentro do neurônio; o valor total dessa soma é passado através de uma função de transferência, cuja saída representa o valor de saída do neurônio.

A função de transferência mais simples é a função linear, adequada para um espaço linearmente separável, a qual iguala a saída à entrada. A utilização de funções de transferência não lineares, apropriadas para um espaço não linearmente separável, é uma das características principais da rede neural.

Usando  $I$  para indicar a camada de entrada (*input*) e  $O$  para saída (*output*), e ainda os sobrescritos  $i$  para camada de entrada,  $h$  (*hidden*) para a camada intermediária e  $o$  para camada de saída, pode-se indicar  $I^h$  como a entrada do neurônio da camada intermediária e  $O^i$  a saída do neurônio da camada de entrada.

A seguir são apresentadas todas as etapas do algoritmo de retropropagação, de acordo com Azoff (1994).

- Definir a função de pesos da rede,  $E(w)$ , conhecida como a energia ou função de custo, a qual se deseja minimizar. Con-

siderando a metade da soma quadrática dos erros, deve-se minimizar o erro  $E_{total}$  de todos os processadores da camada de saída para todos os padrões que são apresentados à rede:

$$E_{total} = \sum_{\mu} \sum_{o} E(w) = \sum_{\mu} \sum_{o} \frac{1}{2} (T - O)^2 \quad [4]$$

sendo o somatório realizado sobre os padrões  $\mu$  e os neurônios de saída  $o$ ,  $T$  o valor alvo e  $O$ , a saída observada da rede, uma função dos pesos  $w$  da rede.

- Calcular a saída do neurônio da camada intermediária  $O^h$ , multiplicando os pesos  $W1$  pelas saídas do neurônio da camada de entrada  $O^i$ :

$$I^h = \sum_{n=1}^N W1_n(t) O^i \quad [5]$$

Essa entrada é o nível de ativação que determina se o neurônio pode produzir uma saída. A relação entre o nível de ativação e a saída pode ser linear ou não linear. Considerando uma função logística e, portanto, não linear, mas facilmente derivável, tem-se que a saída do neurônio da camada intermediária  $O^h$  é dada por:

$$O^h = \frac{1}{1 + e^{-I^h}} \quad [6]$$

- Calcular a saída do neurônio da camada de saída  $O^o$ , multiplicando os pesos  $W2$  pela saída do neurônio da camada intermediária  $O^h$ :

$$I^o = \sum_{j=1}^J W2_j(t) O^h = \sum_{j=1}^J W2_j(t) \left( \frac{1}{1 + e^{-I^h}} \right) \quad [7]$$

$$e$$

$$O^o = \phi(I^o) = \frac{1}{1 + e^{-I^o}} \quad [8]$$

- Calcular o erro:

$$E = \sum_{t=1}^n \left( T - \frac{1}{1 + e^{-I^o}} \right) \quad [9]$$

O mecanismo das redes neurais busca minimizar o erro total. Dessa forma, as derivadas parciais do erro em relação aos pesos podem indicar o caminho que os pesos deveriam percorrer para reduzir o erro total. As derivadas parciais podem ser obtidas pelo uso da regra da cadeia. Para a definição de um ajuste no peso  $W2$  no algoritmo, tem-se:

$$\frac{\partial E}{\partial W2} = \frac{\partial E}{\partial I^o} \cdot \frac{\partial I^o}{\partial W2} \quad [10]$$

com

$$\frac{\partial E}{\partial I^o} = \frac{\partial E}{\partial O^o} \cdot \frac{\partial O^o}{\partial I^o} = (T - O^o) \phi'(I^o) = (T - O^o) O^o (1 - O^o) = \delta^o \quad [11]$$

e

$$\frac{\partial I^o}{\partial W2} = O^h \quad [12]$$

Assim, uma variação dos pesos  $\Delta W2$ , para fins de implementação do algoritmo, pode ser definida como:

$$\Delta W2(t) = \alpha \frac{\partial E}{\partial W2} = \alpha \delta^o O^h \quad [13]$$

De modo análogo, para o ajuste no peso  $W1$ , tem-se:

$$\frac{\partial E}{\partial W1} = \frac{\partial E}{\partial I^h} \cdot \frac{\partial I^h}{\partial W1} \quad [14]$$

com

$$\frac{\partial E}{\partial I^h} = \frac{\partial E}{\partial O^h} \cdot \frac{\partial O^h}{\partial I^h} = O^o (1 - O^o) \sum \delta^o W2 = \delta^h \quad [15]$$

$$e$$

$$\frac{\partial I^h}{\partial W1} = O^i \quad [16]$$

Com isso, o ajuste no peso pode ser realizado por meio de:

$$\Delta W1(t) = \alpha \frac{\partial E}{\partial W1} = \alpha \delta^h O^i \quad [17]$$

- Ajustar  $W2$  e  $W1$  em relação à próxima iteração:

$$W2(t+1) = W2(t) + \Delta W2(t) + \Theta(W2(t) - W2(t-1)) \quad [18]$$

$$W1(t+1) = W1(t) + \Delta W1(t) + \Theta(W1(t) - W1(t-1)) \quad [19]$$

em que  $\alpha$  é a taxa de aprendizagem e  $\Theta(W2(t) - W2(t-1))$  é o termo de momento.

No modelo,  $\Theta$  é o coeficiente de momento que recebe um valor no intervalo  $[0,1]$ , usado para conferir à atualização dos pesos uma memória de sua última atualização, suavizando as forças que afetam as mudanças nos pesos.

- Avaliar a recorrência do algoritmo. Caso a lista de épocas não tenha sido exaurida, o algoritmo implica a apresentação do próximo conjunto de treinamento à camada de entrada e a volta ao passo inicial. Tendo sido completada uma época e acumulados os erros de todos os padrões de entrada, os erros obtidos são avaliados e comparados com os níveis de tolerância.

A característica que confere à rede neural um poder de previsão é o processamento paralelo. Adicionalmente ao processamento sequencial dos sistemas lineares típicos, no qual apenas entradas observadas são utilizadas para prever uma saída observada, pela ponderação dos neurônios de entrada, os neurônios na camada oculta processam as entradas de forma paralela, de tal forma a melhorar as previsões. Essa rede de camada simples alimentada adiante, também chamada de *multi perceptron*, com uma camada escondida, é a rede neural mais

básica e comumente utilizada em aplicações econômicas e financeiras.

Mais genericamente, a rede representa o modo como o cérebro humano processa os dados sensoriais de entrada, recebidos como neurônios de entrada, e internamente reconhecidos como um neurônio de saída. Com o desenvolvimento do cérebro, mais e mais neurônios são interconectados e mais sinapses são formadas. Os sinais de diferentes neurônios trabalham de forma paralela, em número cada vez maior de camadas escondidas, e são combinados pelas sinapses para produzir *insights* e reações.

#### 4. APLICAÇÃO DE REDES NEURAIS NA AVALIAÇÃO DE CRÉDITO AO CONSUMIDOR

Neste trabalho, foi utilizada uma rede do tipo *multilayer perceptron* (MLP), já que suas camadas intermediárias possibilitam a aproximação de funções contínuas lineares e não lineares das entradas. O algoritmo de treinamento implementado foi o *backpropagation*, o mais popular aplicado às redes MLP. Esse método consiste em um aprendizado supervisionado, em que são fornecidos os valores de entrada e saída. Ele é realizado em duas etapas: a *forward* e a *backward*. Na etapa *forward*, a rede calcula os valores da saída a partir dos dados de entrada. Na fase seguinte, a *backward*, são utilizados os pesos associados a cada conexão de acordo com as diferenças entre as saídas obtidas e as saídas desejadas, conforme discutido anteriormente.

Para a construção do modelo foram selecionados, de maneira aleatória, 2.475 clientes que realizaram compras a prazo da base de dados de uma empresa do setor varejista. A amostra foi cedida pela empresa para que fossem realizadas simulações de redes neurais na tentativa de obtenção de alguns *insights* sobre inadimplência. Em particular, a investigação focou-se no estudo da efetivação do pagamento da primeira prestação, pois representa importante aspecto de gestão do risco de crédito.

Em outras palavras, buscou-se identificar um modelo que permitisse uma análise de clientes que não chegam a efetuar nem a primeira prestação, isto é, o critério de inadimplência adotado foi o não pagamento da primeira prestação até a data da cobrança. Pode-se especular que esses indivíduos se tornem inadimplentes por razões diferentes daquelas que fazem com que os clientes deixem de efetuar pagamentos subsequentes de prestação, como perda de renda ou outros problemas de fluxo de caixa.

Nesse contexto, a amostra foi dividida em dois grupos: os clientes que **pagam** e os clientes que **não pagam**. Consideraram-se clientes pagantes aqueles que pagaram em dia a primeira prestação do financiamento e não pagantes aqueles que não efetuaram o pagamento da primeira prestação até a data da cobrança, conforme orientação da empresa. A base final apre-

sentou 2.349 clientes que **pagam** (94,9%) e 126 clientes que **não pagam** (5,1%).

Foram selecionados, como variáveis de entrada, dez indicadores ligados às contas e aos clientes que poderiam de alguma forma ajudar a identificar o comportamento dos clientes dessa empresa. As variáveis foram selecionadas em função da presença na base de dados da empresa e de eventuais critérios de confidencialidade que podem restringir a disponibilização de informação. A seguir, são elencadas as variáveis levantadas:

- **data da venda original** — data da efetivação da compra do bem;
- **valor da prestação** — valor da parcela de pagamento cobrada pela loja, já embutidas todas as custas da empresa;
- **dia do vencimento da prestação** — data programada para quitação de cada parcela do financiamento;
- **valor total financiado** — valor presente do bem comprado pelo cliente, negociado na loja;
- **sexo** — se masculino ou feminino;
- **salário** — valor do salário base mensal do comprador cadastrado na rede da empresa que assume o financiamento;
- **idade** — idade em anos calculada a partir da data de nascimento e a data da compra, sem arredondamentos;
- **estado civil** — estado atual de registro civil de cada cliente;
- **CEP da residência** — código postal da moradia atual do cliente;
- **profissão** — profissão atual exercida pelo cliente no momento da compra.

Após a extração dos dados, foi realizado seu processo de preparação. A primeira variável analisada foi a **profissão**. Verificou-se que havia inúmeras profissões distintas elencadas, inclusive com o campo vazio ou indicação de “outros”, a mesma profissão declarada às vezes como atividade que exercia, por exemplo “doméstica”, “empregada”, “diarista”, não sendo possível estabelecer um padrão de respostas confiáveis. Portanto, a variável foi excluída do trabalho, por não apresentar consistência e, assim, o número de variáveis no modelo foi reduzido a nove, ficando a oportunidade de um trabalho futuro com a caracterização dessa variável. A variável **CEP** foi tratada sem modificações, pois a base continha clientes de todas as regiões econômicas. Ressalta-se que o modelo não foi gerado por região econômica e, sim, para o tratamento específico de toda a rede varejista. De acordo com o *site* dos Correios, os cinco primeiros dígitos do CEP significam, respectivamente região, sub-região, setor, subsetor, divisor e subdivisor, e os três últimos são identificadores de distribuição. Nesta pesquisa, está sendo utilizado apenas o primeiro dígito, ou seja, apenas a região geográfica que, em geral, identifica o estado ou o grupo de estados, a saber: 1 = São Paulo (SP); 2 = Rio de Janeiro (RJ) e Espírito Santo (ES); 3 = Minas Gerais (MG); 4 = Bahia (BA) e Sergipe (SE); 5 = Pernambuco (PE), Alagoas (AL), Paraíba (PB) e Rio Grande do Norte (RN); 6 = Ceará (CE), Piauí (PI), Maranhão (MA), Pará (PA), Amazonas (AM),

Acre (AC), Amapá (AP) e Roraima (RR); 7 = Distrito Federal (DF), Goiás (GO), Tocantins (TO), Mato Grosso (MT), Mato Grosso do Sul (MS) e Rondônia (RO); 8 = Paraná (PR) e Santa Catarina (SC).

A variável **estado civil** foi categorizada em 1 para casado, 2 para solteiro, 3 para viúvo, 4 para divorciado e 5 para outros. A variável de saída do modelo, o **status do cliente**, foi transformada em um valor binário (0 para os clientes que **não pagam** e 1 para os clientes que **pagam**). A variável referente ao **sexo** do indivíduo também foi categorizada.

**Todas as redes tinham em sua camada de entrada nove variáveis, representando alguns dados cadastrais comumente levantados em operações de crédito ao consumidor.**

A construção da rede neural para o cálculo do *status* do cliente foi realizada por meio do *software Statistica* da StatSoft© 6.1. Os dados foram divididos em três bases com diferentes finalidades: treinamento, validação e teste. A base de treinamento foi composta por 50% dos dados, a de validação por 25% da amostra e a de teste por 25%. Como consta na tabela 1, as três bases foram organizadas de modo que as proporções originais dos clientes que **pagam** e dos clientes que **não pagam** se mantivessem praticamente as mesmas quando comparadas com as proporções da amostra total.

Em relação à arquitetura da rede, optou-se por utilizar a função de ativação sigmoideal. A taxa de aprendizagem utilizada nos treinamentos foi de 0,08. Várias redes com diferentes quantidades de neurônios nas camadas ocultas foram treinadas. O objetivo era encontrar as arquiteturas que apresentassem os melhores resultados. Foram considerados quatro tipos de grupos em função do acerto ou erro do modelo: porcentagem de clientes que **não pagam** classificados como clientes que **não pagam**; porcentagem de clientes que **pagam** classificados como clientes que **pagam**; porcentagem de clientes que **pagam** classificados como clientes que **não pagam** e porcenta-

gem de clientes que **não pagam** classificados como clientes que **pagam**.

Exemplificando, o primeiro grupo tem como objetivo determinar a capacidade do modelo neural criado para identificar o perfil dos clientes que **não pagam** a primeira prestação, reduzindo, assim, a inadimplência da empresa. Os clientes classificados corretamente servem para informar o quanto a rede consegue distinguir os clientes de baixo risco de crédito, elevando a concessão de empréstimos aos clientes. O terceiro grupo representaria clientes aos quais o modelo negaria o crédito, embora eles fossem bons pagadores. Assim, se por um lado o modelo pode evitar perdas com inadimplência, pode também acarretar perda de receita ao negar crédito a bons pagadores.

Após a etapa de treinamento, o algoritmo de redes neurais foi processado, utilizando diferentes métodos. A seguir, na tabela 2, são resumidos os resultados das redes que mais se adequaram aos dados de crédito ao consumidor em função do erro na fase de treinamento. A rede que envolve a propagação em múltiplas camadas (*multilayer propagation* ou MPL) teve desempenho superior, em relação às demais redes: rede linear, rede neural polinomial (*polynomial neural network* ou PNN) e duas redes com função radial (*radial basis function* ou RBF). Na PNN, a rede correlaciona variáveis de entrada e variáveis de meta pelo uso de regressão polinomial. A RBF (BROOMHEAD e LOWE, 1988) constitui uma alternativa ao *multilayer perceptron* e é motivada pela resposta ajustada localmente, como acontece nos neurônios biológicos.

Todas as redes tinham em sua camada de entrada nove variáveis, representando alguns dados cadastrais comumente levantados em operações de crédito ao consumidor. As variáveis de saída representam o *status* de pagamento ou inadimplência da primeira parcela. Analisando os resultados obtidos, verificou-se que os melhores modelos criados chegaram aos índices de acertos satisfatórios, conforme pode ser visto na tabela 2.

A rede MLP foi considerada a melhor com 79,3% de acertos na fase de treinamento, 71,4% na fase de validação, 85,4% na fase de teste e somente 10% de erro. Essa rede, cuja arquitetura apresentou oito neurônios na camada de entrada, nove na camada intermediária e um na camada de saída, é expressa na figura 3. O resultado menos expressivo foi encontrado com a

**Tabela 1**

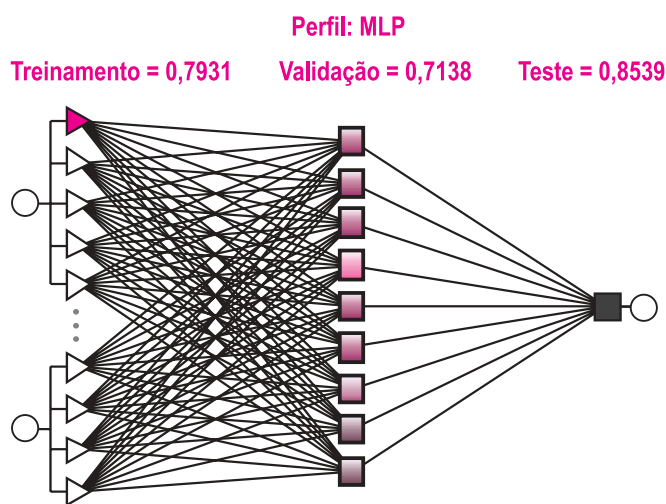
**Distribuição da Amostra nas Bases de Treinamento, Validação e Teste**

Base	Número de Clientes		Porcentagem		Total do Número de Clientes	Porcentagem Sobre o Total
	Pagam	Não Pagam	Pagam	Não Pagam		
Treinamento	1.175	62	94,99	5,01	1.237	50,0
Validação	587	32	94,83	5,17	619	25,0
Teste	587	32	94,83	5,17	619	25,0
<b>Todos os Dados</b>	<b>2.349</b>	<b>126</b>	<b>94,90</b>	<b>5,10</b>	<b>2.475</b>	<b>100,0</b>



**Tabela 2**  
**Resultados Alcançados pelas Diferentes Redes Criadas**

Rede	Desempenho			Erro Treinamento %	Número de Neurônios		
	Treinamento %	Validação %	Teste %		Entrada	Intermediário (1)	Intermediário (2)
MLP	79,3	71,4	85,4	10	8	9	0
Linear	67,0	62,1	60,2	100	9	0	0
PNN	64,0	66,3	60,1	88	9	1.233	2
RBF1	62,6	57,2	58,2	22	7	44	0
RBF2	57,6	57,1	61,5	23	7	22	0



**Figura 3: Arquitetura da Rede MLP Usada no Trabalho**

rede neural linear, que apresentou erro de treinamento bastante elevado, mostrando a ineficiência dessa rede para o tratamento proposto. A rede probabilística também apresentou resultados desconsideráveis com erro de treinamento de 88% e precisou compor uma camada intermediária de 1.233 neurônios para acertos de pesos, provocando certa morosidade na solução.

Considerando as previsões feitas pela rede que apresentou melhor desempenho, segue uma tabela comparativa das respostas (tabela 3). Observa-se que a rede consegue classificar, de maneira correta, 72,2% dos clientes que não pagam. Para os clientes que efetivamente pagam, 75,9% são classificados corretamente.

Os índices de acerto da rede neural parecem ser satisfatórios, principalmente quando se levam em consideração o número reduzido de variáveis de entrada e a própria característica dos dados, eminentemente cadastrais. Observe-se que os dados de entrada não envolvem diversas variáveis que poderiam ser relevantes para o crédito ao consumidor, como número de bens, tempo de serviço, número de dependentes etc.

**Tabela 3**  
**Resultados Alcançados pela Rede MLP**

Rede	Classe (Status)	Resposta da Rede		Porcentagem das Respostas	
		Pagam	Não Pagam	Pagam	Não Pagam
MLP	Pagam	1.784	565	75,9	24,1
	Não Pagam	35	91	27,8	72,2
<b>Total</b>		<b>1.819</b>	<b>656</b>	<b>73,5</b>	<b>26,5</b>

É importante avaliar mais detalhadamente os resultados da rede, não somente os acertos como também os erros. Os resultados da melhor rede neural obtida mostram que cerca 24,1% dos clientes **que pagam** são classificados de modo errado pela rede. A implicação para gestão pode ser relevante, uma vez que a empresa, conforme já discutido anteriormente, ao utilizar a rede neural obtida, pode negar o crédito a consumidores que são bons pagadores. Nesse caso, a empresa pode vir a perder clientes que são bons pagadores e diminuir sua participação no mercado. Deve-se ainda destacar que, muitas vezes, o impacto de negar crédito a um bom pagador pode conduzir a uma perda quase irreversível do cliente para a concorrência.

De modo análogo, a rede neural também classifica 27,8% dos clientes que **não pagam** de maneira incorreta. Ao sugerir que os clientes que não pagam são bons pagadores, a empresa pode incorrer em maiores perdas por inadimplência. Porém, dependendo da estratégia da empresa, essas perdas adicionais por inadimplência podem ser compensadas por maior *market share*, conferindo maior agressividade na concessão em comparação com as concorrentes. Obviamente, o gestor deve avaliar, à luz da estratégia da empresa, a melhor política de crédito. A rede neural possibilita apenas uma indicação do perfil de pagamento dos clientes, mas não substitui o discernimento dos tomadores de decisão e dos formuladores da estratégia corporativa.

Tendo em vista os acertos e erros da rede neural na classificação dos clientes, pode ser relevante comparar valores das variáveis em estudo, para tentar identificar se o mecanismo pode ser mais ou menos adequado para diferentes categorias de indivíduos ou operações. Na tabela 4, mostram-se, comparativamente, os valores médios de variáveis e a composição de categorias de indivíduos, segregada pela classificação certa ou errada da rede neural.

Os resultados constantes na tabela 4 são muito próximos e dificilmente podem ser utilizados para demonstrar, com significância estatística, algumas hipóteses comparativas. No entanto, desconsiderando que a base de dados apresenta uma triagem inicial em função da própria política de crédito da empresa e, portanto, alguns potenciais clientes não tiveram o crédito aprovado e não participaram da amostra e desconsiderando também que os volumes financeiros emprestados podem estar atrelados a algum dado cadastral, como renda, pode-se realizar pelo menos uma observação.

Especificamente, indivíduos que são corretamente classificados pela rede neural como clientes que **não pagam** tendem a contrair uma dívida maior e, conseqüentemente, uma prestação média maior. Tendo em vista que, na base de dados, se fixou que o *status* de não pagamento refere-se a clientes que não pagam sequer a primeira prestação, o fato de esses indivíduos informarem uma renda média maior, conforme mostra a tabela 4, pode ser aspecto sintomático importante.

Visto que foi levado em consideração na pesquisa apenas número reduzido de variáveis de cadastro, os resultados sugerem que as redes neurais podem representar uma promissora técnica para análise de concessão de crédito ao consumidor, mesmo em contextos extremamente voláteis como é o caso da economia brasileira. Em especial nas situações em que o tamanho das parcelas pode não justificar a realização de uma avaliação mais rigorosa do potencial de pagamento do cliente, as redes neurais podem reduzir custos de análise e diminuir perdas com inadimplência.

## 5. COMENTÁRIOS FINAIS

Considerando que o crédito ao consumidor representa importante instrumento para a viabilização de vendas, neste arti-

go buscou-se apresentar um mecanismo baseado em redes neurais para a análise da concessão de empréstimos. Tendo em vista as características das redes neurais, foi implementado um modelo no qual o algoritmo tenta identificar relações, inclusive não lineares, entre variáveis que possam conduzir a uma predição do potencial de pagamento de um empréstimo.

Assim, como qualquer mecanismo matemático — como análise discriminante e regressão logística —, o modelo de redes neurais também pode apresentar alguns erros de classificação para a análise de crédito. Apesar desses potenciais erros, os mecanismos automatizados podem conferir à empresa subsídios e agilidade para a tomada de decisão. Deve-se destacar que, quando se utilizam sistemas automatizados, o gestor deve ter em mente pelo menos dois aspectos.

Em primeiro lugar, o gestor deve comparar o benefício de uma análise mais aprofundada e menos automatizada com o custo das perdas esperadas provenientes da classificação inadequada dos consumidores pelo sistema. Visto que qualquer análise de crédito pode conter erros, ao benefício de uma avaliação mais específica deve ser descontado o custo para realização dessa investigação e também devem ser subtraídas as perdas esperadas pela classificação inadequada. Na estimação das perdas, deve-se levar em consideração tanto os casos em que bons pagadores são classificados como maus pagadores quanto os casos em que maus pagadores são classificados como bons pagadores.

É importante, portanto, que a empresa possua um banco de dados que permita a inferência dessas perdas potenciais. Assim, investimentos em tecnologia de informação, não somente em modelos matemáticos, como também em base de dados, podem criar diferenciais competitivos para a modelagem do risco de crédito. Em grande parte das empresas brasileiras, as informações nos cadastros podem ser aprimoradas permitindo melhores previsões dos modelos.

Em segundo lugar, o gestor deve avaliar as políticas de crédito em relação à estratégia da empresa. Se o objetivo é aumentar a participação no mercado ou adotar uma postura mais agressiva para enfrentar a concorrência, a empresa pode conceder empréstimo mesmo a indivíduos que o modelo classificou como maus pagadores. Em contrapartida, se a empre-

Tabela 4

### Características dos Indivíduos e das Operações por Natureza da Classificação

Perfil Realidade/ Rede Neural	Valor da Prestação (R\$)	Dia do Vencimento	Valor Financiado (R\$)	Porcentagem Sexo		Renda (R\$)	Porcentagem Estado Civil				
				F	M		1	2	3	4	5
				Pagam/Pagam	52,00		10	452,00	42	58	755,00
Não Pagam/Não Pagam	59,00	9	520,00	46	54	793,00	48	35	8	3	6
Não Pagam/Pagam	56,00	9	489,00	43	57	741,00	46	31	11	3	9
Pagam/Não Pagam	54,00	8	475,00	48	52	742,00	60	26	6	3	5

sa tem uma participação de mercado que considera adequada, então o objetivo da política de crédito pode ser minimizar perdas com inadimplência. Nesse caso, uma postura mais conservadora pode induzir a negação de crédito mesmo para pessoas que a rede neural tenha classificado como bons pagadores.

A presente pesquisa teve como objetivo a construção de um modelo de risco de crédito para consumidores baseado em redes neurais artificiais. A partir de uma base de dados real fornecida por uma importante empresa varejista brasileira, identificou-se que o algoritmo baseado no *multilayer perceptron* conduziu a resultados satisfatórios na predição de perfil de pagadores. Os resultados mostraram que o modelo criado consegue identificar corretamente mais de 75% dos clientes que pagam a primeira prestação em dia de seus financiamentos, e capta pouco mais de 72% dos clientes que não pagam nem a primeira prestação do empréstimo. O foco no pagamento da primeira parcela foi influenciado pelo interesse, demonstrado pelos participantes do mercado, em tentar desenvolver mecanismos que proporcionem a identificação de indivíduos que nem sequer pagam a primeira parcela.

Embora os resultados proporcionados pelas redes neurais na base de dados obtida sejam promissores, é relevante destacar algumas limitações da técnica para o objetivo específico da concessão de crédito. Apesar de a amostra ter sido dividida

em três, para análise de maneira independente das fases de treinamento, validação e teste, os resultados são retrospectivos e específicos aos dados passados. Eventualmente, a acuidade do modelo de redes neurais pode ser bem diferente quando se avaliam dados de maneira prospectiva.

Além disso, dada a estrutura definida no modelo, diversas variáveis que poderiam ser relevantes — como nível de instrução do cliente, tipo de residência, taxas de juros das operações, taxas de juros da economia, índices de inflação, taxas de desemprego etc. —, não foram levadas em consideração. Enfatiza-se, entretanto, que mesmo com número limitado de variáveis, eminentemente cadastrais, obteve-se um índice de classificação razoável, evidenciando o potencial das redes neurais em identificar muitas relações difíceis e complexas entre variáveis.

Finalmente, outra crítica que se pode fazer às redes neurais está associada à falta de *insights* que trazem para o processo de tomada de decisão. As redes neurais permitem rápida e ágil classificação do pagador, porém não sugerem quais variáveis são relevantes e como as variáveis de saída e de entrada podem estar conectadas. Sabe-se que as variáveis podem relacionar-se de maneira extremamente complexa, mas não se obtém uma descrição dessas relações que, na maioria das vezes, não são lineares. ◆

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ALMEIDA, F.C. Desvendando o uso de redes neurais em problemas de administração de empresas. *Revista de Administração de Empresas (RAE)*, São Paulo, v.35, n.1, p.46-55, 1995.
- ALMEIDA, P.H.; SANTOS, L.P.; ALMEIDA, L.A.; ROCHA, J.S.; FREITAS, S.C. Utilização de algoritmo genético na parametrização de redes neurais artificiais para aplicação na elaboração de orçamento de vendas. In: ENCONTRO DA ASSOCIAÇÃO NACIONAL DE PÓS-GRADUAÇÃO E PESQUISA EM ADMINISTRAÇÃO, 28., 2004, Curitiba. *Anais...* Paraná: Anpad, 2004.
- AZOFF, E.M. *Neural network time series forecasting of financial markets*. New York: John Wiley & Sons, 1994.
- BRESSAN, A.A. Tomada de decisão em mercados futuros agropecuários utilizando modelos de previsão de séries temporais. *RAE eletrônica*, São Paulo, v.3, n.1, p.1-20, 2004.
- BROOMHEAD, D.S.; LOWE, D. Multivariable functional interpolation and adaptive networks. *Complex Systems*, Champaign, v.2, n.3, p.321-355, 1988.
- CARTACHO, M.S.; SOUZA, A.A. A utilização de um modelo composto por algoritmos genéticos e redes neurais no processo de seleção de carteiras. In: ENCONTRO DA ASSOCIAÇÃO NACIONAL DE PÓS-GRADUAÇÃO E PESQUISA EM ADMINISTRAÇÃO, 26., 2002, Salvador. *Anais...* Bahia: Anpad, 2002.
- CORRÊA, M.F.; MACHADO, M.A.S. Construção de um modelo de *credit scoring* em redes neurais para previsão de inadimplência na concessão de microcrédito. In: ENCONTRO DA ASSOCIAÇÃO NACIONAL DE PÓS-GRADUAÇÃO E PESQUISA EM ADMINISTRAÇÃO, 28., 2004, Curitiba. *Anais...* Paraná: Anpad, 2004.
- FONSÊCA, F.R.; OMAKI, E.T. Redes neurais artificiais e segmentação psicográfica em marketing: um ensaio sobre a aplicação de RNAs para segmentar os clientes do mercado industrial baseado no risco percebido da compra. In: ENCONTRO DA ASSOCIAÇÃO NACIONAL DE PÓS-GRADUAÇÃO E PESQUISA EM ADMINISTRAÇÃO, 28., 2004, Curitiba. *Anais...* Paraná: Anpad, 2004.
- FREITAS, S.O.; SOUZA, A.A. Utilização de um modelo baseado em redes neurais para a precificação de opções. In: ENCONTRO DA ASSOCIAÇÃO NACIONAL DE PÓS-GRADUAÇÃO E PESQUISA EM ADMINISTRAÇÃO, 26., 2002, Salvador. *Anais...* Bahia: Anpad, 2002.
- HAYKIN, S. *Redes neurais: princípios e prática*. 2.ed. Porto Alegre: Bookman, 2001.

- HILL, T.; O'CONNOR, M.; REMUS, W. Neural network models for time series forecasts. *Management Science*, Maryland, v.42, n.7, p.1082-1092, 1996.
- HUBERMAN, L. *História da riqueza do homem*. 21. ed. Rio de Janeiro: LTC, 1986.
- LACHTERMACHER, G.; ESPENCHITT, D.G. Previsão de falência de empresas: estudo de generalização de redes neurais. In: ENCONTRO DA ASSOCIAÇÃO NACIONAL DE PÓS-GRADUAÇÃO E PESQUISA EM ADMINISTRAÇÃO, 25., 2001, Campinas. *Anais...* São Paulo: Anpad, 2001.
- LIMA, F.G.; ALMEIDA, F.C. Previsão de séries temporais financeiras com o uso das *wavelets*. In: ENCONTRO DA ASSOCIAÇÃO NACIONAL DE PÓS-GRADUAÇÃO E PESQUISA EM ADMINISTRAÇÃO, 28., 2004, Curitiba. *Anais...* Paraná: Anpad, 2004.
- MEDINA, R.Z. *Créditos y cobros*. New York: Minerva, 1967.
- OLIVEIRA, M. A. *Previsão de sucessões cronológicas econômico-financeiras por meio de redes neurais artificiais recorrentes de tempo real e de processos ARMA-GARCH*: um estudo comparativo quanto à eficiência de previsão. 2003. 171f. Dissertação (Mestrado em Administração) — Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade da Universidade de São Paulo, São Paulo, São Paulo, Brasil.
- ROSENBERG, E.; GLEIT, A. Quantitative methods in credit management: a survey. *Operations Research*, Oxford, v.42, n.4, p.589-613, July/Aug. 1994.
- SAMEJIMA, K.; DOYA, K.; KAWATO, M. Inter-module credit assignment in modular reinforcement learning. *Neural Networks*, v.16, n.7, p.985-994, 2003.
- TAK, B. *A new method for forecasting stock prices using artificial neural network and wavelet theory*. 1995. 107p. Tese (Doutorado em Economia) — Universidade da Pensilvânia, Philadelphia, Estados Unidos.
- THOMAS, L.C. *Consumer credit modeling: context and current issues*. In: BANFF CREDIT RISK CONFERENCE, 2003.
- ZHANG, G.; PATUWO, B.E.; HU, M.Y. Forecasting with artificial neural networks: the state of the art. *International Journal of Forecasting*, Kent (Ohio), v.14, n.1, p.35-62, 1998.

### Application of neural networks in the analysis and granting of consumer credit

This article aims to present an application of neural networks, in order to identify good and bad payers in credit operations. Through the use of neural networks based on Multilayer Perceptron (MLP), a backpropagation algorithm was applied in a random sample of 2475 customers of an important Brazilian retail net. Dividing the sample for processing and prediction, the best net propitiated about 79%, 71% and 85% of successes on the payment profile in the training, validation and test phases, respectively. As the research considered just a reduced number of register variables, the results suggest that the neural networks can represent a promising technique for the analysis of consumer credit concession. Particularly, if the payments are small enough, a rigorous evaluation of the customer's profile can be unreasonable. For this kind of situation, the neural networks can reduce analysis costs and losses with the lack of payments.

**Keywords:** neural networks, credit, insolvency.

### Aplicación de redes neuronales en el análisis y en la concesión de crédito al consumidor

El objetivo en este artículo es presentar una aplicación de redes neuronales para la identificación de buenos y malos pagadores en las operaciones de crédito al consumidor. Por medio de la utilización de redes neuronales basadas en *Multilayer Perceptron* (MLP), se aplicó un algoritmo de *backpropagation* a una muestra aleatoria de 2475 clientes de una importante red minorista brasileña. Al dividirse la muestra para procesamiento y predicción, la mejor red propició el 79%, el 71% y el 85% de aciertos sobre el perfil de pago en cada una de las fases de entrenamiento, validación y prueba, respectivamente. Teniendo en cuenta que la investigación consideró sólo un número reducido de variables de registro, los resultados indican que las redes neuronales pueden representar una prometedora técnica para análisis de concesión de crédito al consumidor. Particularmente, si las cuotas son suficientemente pequeñas, una evaluación más rigurosa del perfil de pago del cliente puede dejar de ser razonable. En estos casos, las redes neuronales pueden reducir costos de análisis y disminuir pérdidas con insolvencia.

**Palabras clave:** redes neuronales, crédito, insolvencia.