

Concessão de Crédito em uma Instituição de Ensino Baseada em Redes Neurais Artificiais

Alexandre Leme Sanches
alex_sanches68@hotmail.com
FATEC BP

Amanda Zeni
zeniamanda_007@hotmail.com
FATEC BP

Resumo: O trabalho desenvolvido demonstra que as instituições conhecem os riscos de concessão de crédito, mas se sujeitam a eles, já que a dívida faz parte do negócio e o importante é saber lidar com ela. Redes Neurais artificiais são definidas como uma representação das Redes Neurais biológicas. Neste artigo, tem-se por objetivo apresentar uma aplicação de Redes Neurais para a decisão de conceder ou não crédito a novos clientes. Demonstrando a importância para a sobrevivência do negócio, estimulando um senso crítico, por meios de bases concretas e contribuições teóricas, para que se possa obter uma análise mais próxima da realidade e auxílio na melhoria dos cálculos e projeções futuras quanto à inadimplência. A proposta deste trabalho é a aplicação de Redes Neurais como ferramenta de análise de créditos, facilitando o gerenciamento e reduzindo a inadimplência através da identificação dos bons e maus pagadores, com isto aumenta-se a lucratividade, evitando as perdas financeiras, em uma possível inadimplência. Tendo em vista que foi levado em consideração na pesquisa de apenas um 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.

Palavras Chave: Crédito - Redes Neurais - Decisão - Finanças - Gestão

1. INTRODUÇÃO

A proposta deste trabalho é demonstrar como a aplicação de Redes Neurais Artificiais pode auxiliar e beneficiar no trabalho de concessão de crédito escolar, promovendo o gerenciamento e reduzindo a inadimplência através da identificação dos bons e maus pagadores, com isto podendo ter um aumento na lucratividade da empresa, evitando as futuras perdas financeiras.

Ao falar de inadimplência nas instituições de ensino, é indispensável, em primeiro lugar, observar que, antes mesmo de não acontecer o pagamento da dívida, é feita uma concessão de crédito, ou seja, a instituição irá efetivar um levantamento de informações a respeito do provável contratante.

As redes neurais são técnicas que têm por finalidade programar a inteligência artificial, modelando sistemas através de conexões que possam simular o sistema nervoso humano, envolvendo a capacidade que o mesmo possui de aprender e agir diante as mais diversas situações proporcionadas, bem como adquirir experiência e conhecimento por meio da observação.

Estas técnicas buscam um melhor comportamento na resolução de problemas para os quais processos tradicionais têm se mostrado impróprios.

Uma Rede Neural pode ser treinada empregando grande volume de dados, o que permite encontrar relações entre as informações e incorporar aspectos individuais do processo de decisão.

Com o crescimento da inadimplência escolar, foi necessária uma reorganização nos sistemas em relação ao desenvolvimento da tecnologia utilizada na análise de concessão. Empresas que concedem crédito necessitam de análise apurada, evitando clientes que ofereçam maior risco, diminuindo a inadimplência e evitando erros que podem significar perda total do montante.

Com a concessão de crédito as empresas disponibilizam um valor mediante uma obrigação de pagamento desse mesmo valor no futuro, que implica a certeza no devedor, tendo que o próprio irá cumprir os seus compromissos nas datas combinadas previamente.

Para determinar o risco de crédito de um cliente com maior ou menor nível de acerto, podem proceder-se as estimativas do risco. Estas estimativas podem ser mais ou menos detalhadas e cuidadas conforme a atividade em questão e a importância do crédito concedido.

2. REFERENCIAL TEÓRICO

2.1. A RELEVÂNCIA DO CRÉDITO

O crédito foi criado para facilitar e dar condições de comercializar bens e serviços de consumo de modo o qual ele se tornou responsável pela grande maioria das receitas das empresas. Sendo um termo de confiança depositado ao solicitante do crédito.

De acordo com Ferreira, Alves e Tófoli (2002) a palavra “crédito” relaciona-se com a confiança em receber um valor, em data futura, normalmente resultante da venda de um produto ou prestação de serviço. O conceito de crédito está evidente no dia-a-dia das pessoas

e empresas, pois através desse mecanismo é possível satisfazer as mais diversas necessidades, desde as mais elementares para a sobrevivência até as mais ousadas.

Os títulos de crédito são documentos representativos de obrigações pecuniárias, não se confundindo com a obrigação, mas, sim a representando. Digamos que o título de crédito é, antes de tudo, um documento, no qual se materializa e se incorpora a promessa da prestação futura a ser realizada pelo devedor, em pagamento da prestação atual realizada pelo credor. (MIRANDA, 1996).

Conforme Schrickel (2000), crédito é todo ato de vontade ou disposição de alguém de destacar ou ceder, temporariamente, parte do seu patrimônio a um terceiro, com a expectativa de que esta parcela volte a sua posse integralmente, depois de decorrido o tempo estipulado.

Com os altos níveis de inadimplência nas aplicações de crédito, as instituições foram em buscas de ferramentas que pudessem auxiliar nas decisões de riscos, como análise de crédito de seus clientes.

A mensuração de risco de crédito é o processo de quantificar a possibilidade de a instituição financeira incorrer em perdas, caso os fluxos de caixa esperados com as operações de crédito não se confirmem. O risco de default constitui a principal variável deste processo, podendo ser definido como a incerteza em relação à capacidade do devedor honrar os seus compromissos assumidos (BRITO; NETO 2005).

De acordo com este conceito, pode-se entender o crédito à disposição de uma pessoa, física ou jurídica, como a capacidade da mesma em obter dinheiro, produtos ou serviços mediante compromisso de pagamento num determinado período de tempo. (GUIMARÃES; CHAVES NETO 2002).

2.2 INADIMPLÊNCIA ESCOLAR

A Inadimplência é a ausência do pagamento da determinada dívida, as empresas devem avaliar o risco em virtude da incerteza de recebimento da dívida, visto que, não se sabe ao certo, se o cliente irá cumprir suas obrigações.

Para Teixeira (2001, p.19), “inadimplência é a falta de pagamento; inadimplemento é o termo jurídico utilizado, em regra, para designar uma situação de não cumprimento de cláusula contratual; insolvência é a perda total de capacidade de pagamento”.

Risco de Inadimplência- Trata-se da possibilidade de perdas pela falta de pagamento pelo tomador de empréstimo ou emissor do título. Pode ocorrer por inexistência de capacidade de pagamento por parte do devedor ou por outras razões subjetivas que levam o tomador a não cumprir o contrato. (MAIA, 2007, p. 28)

Ao falar de inadimplência nas instituições de ensino, é imprescindível, em primeiro lugar, observar que, antes mesmo de não acontecer o pagamento da dívida, é feita uma concessão de crédito, ou seja, a instituição irá efetivar um levantamento de informações a respeito do provável contratante, e somente após ter feita essa coleta, é que ficará pronta para decidir se vai enfrentar o risco de ter o futuro contratante como parte das suas fontes de recursos.

Rodrigues (2004 p. 132) comenta que, “quando nos deparamos com o devedor educacional, identificamos que o principal motivo de sua inadimplência é a falta de recurso na data de vencimento da mensalidade e não a intenção de prejudicar a Instituição de Ensino”.

Estando o mercado num meio de alta concorrência, passa a ser uma vantagem para a instituição, aceitar o risco, desde que contenha informações positivas a respeito do futuro contratante, ao encarar este risco, mediante a concessão de crédito.

A inadimplência mostrou que elas conhecem os riscos de concessão de crédito, mas se sujeitam a eles, pois a dívida faz parte do negócio e o importante é saber lidar com ela. (ANDRADE; RIUL; OLIVEIRA; CAVALCANTI, 2008, P.13).

Existem dois fatores que são os principais responsáveis no que diz respeito à inadimplência: a legislação, que protege o aluno, e a falta de adaptação das instituições à nova realidade do mercado. A instituição só considera o aluno inadimplente após um determinado prazo: antes dos 30 dias é considerado apenas um atraso na mensalidade; dos trinta aos noventa dias ele está em débito; e, após noventa dias, é finalmente, considerado inadimplente. Esse prazo existe porque a inadimplência educacional ocorre por fatos sociais e não por má-fé por parte do devedor. Para a instituição obter uma melhor recuperação, é necessário que ela tenha um planejamento adequado, identifique as possíveis causas da inadimplência e busque profissionais e técnicas específicas.

2.3. REDES NEURAIAS

“Redes neurais artificiais” ou, simplesmente, “redes neurais” consistem em sistemas computacionais estruturados interligados para formar uma única rede de informações. A estrutura original para essa técnica aconteceu através do exame das estruturas do cérebro humano.

De acordo com Vieira e Roisenberg (2000) o ser humano é dotado de complexos circuitos neurais cerebrais que constam de variadas conexões entre seus neurônios (sinapses) interagindo entre si de modo a fazer emergir comportamento inteligente. Sendo assim, surge a ideia de que é possível modelar computacionalmente estas conexões neurais, e assim, emergir comportamentos também inteligentes em máquinas.

A maior vantagem é que na execução de tarefas numa rede neural não necessita armazenar instruções de comando e executá-las de forma lógica, como em um processo tradicional. Em vez disso, a rede aprende o que é necessário e executa essa atividade. Dessa maneira, a rede neural consegue aprender qualquer função que uma pessoa possa saber e não há limites para a quantidade de informação que ela possa processar.

2.3.1. CARACTERÍSTICAS DAS REDES NEURAIAS

Uma das principais utilidades é de criar sistemas de inteligência artificial seguindo as coordenadas, regras ou comandos oferecidos pelo usuário. Assim, a inteligência artificial determinada por computadores tradicionais são simulações de inteligência real, ou seja, apresentam respostas segundo regras e comandos de um programa.

Uma rede neural é especificada, principalmente pela sua formação, pelas particularidades dos nós e pelas regras de treinamento.

Segundo MELLO (2004,) são vantagens atribuídas às redes neurais:

- Capacidade de encontrar soluções eficientes para problemas do mundo real;
- Habilidade de lidar com dados ruidosos, incompletos ou imprecisos;
- Capacidade de análise e reconhecimento de padrões;
- Capacidade de resolver problemas práticos sem a necessidade da definição de regras ou de modelos precisos;
- Capacidade de buscar a solução através de um método próprio de treinamento e auto aprendizado;
- Execução em paralelo;
- Alta capacidade de adaptação e generalização.

Com a busca por padrões em conjuntos de dados, as redes neurais aprendem com amostras, e desenvolvem a habilidade de classificar indivíduos perfeitamente, ou fazer prognósticos e previsões. A rede neural mostra-se eficiente em diagnóstico de problemas, tomada de decisões, adiantamento, e outros problemas de classificação aonde a importância de padrões é necessária.

2.3.2. TREINAMENTO DAS REDES NEURAIIS PARA ANÁLISE DE CRÉDITO

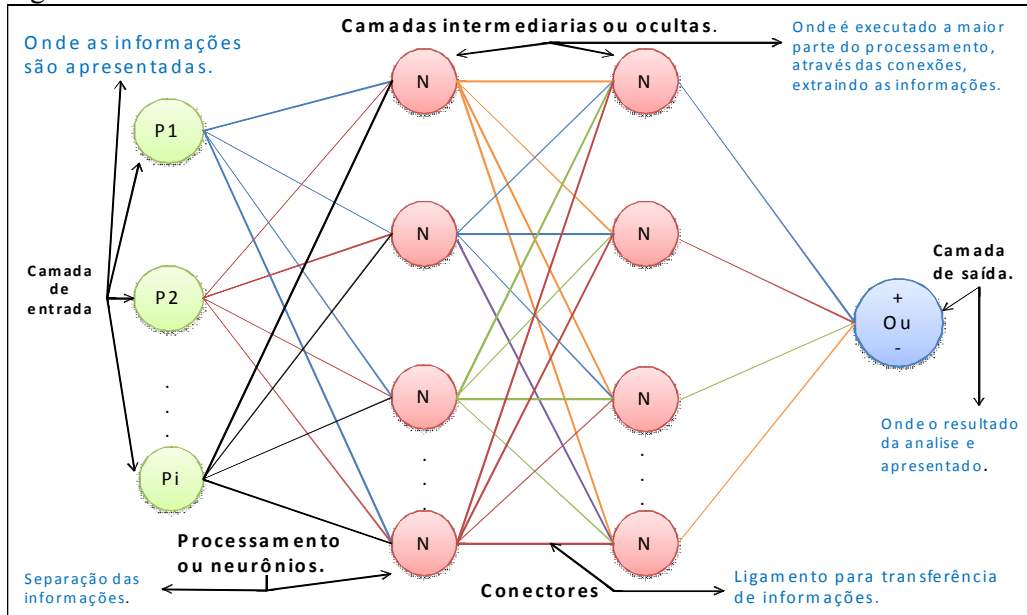
As redes neurais são treinadas de acordo com as necessidades do usuário, podendo obter respostas mais rápidas e eficientes. Determinando o modelo e arquitetura da rede neural. Sendo necessário levar em consideração alguns fatores, pode ter como base a análise completa dos critérios a serem adotados para o treinamento da rede.

Pode-se dividir a implantação em quatro etapas:

- a) Definição e identificação dos problemas a serem resolvidos: processo teórico de cada etapa do desenvolvimento, definindo as questões principais, e problemas a serem solucionados pela rede.
- b) Treinamento e aprendizagem: etapa primordial para a validação da rede, sendo a fase no qual serão fornecidos os dados de treinamento, para a identificação de semelhanças nas informações passadas, aprendendo a utilizar essas informações na saída.
- c) Utilização da rede Neural: Depois de ser treinado, o procedimento passa a fornecer dados confiáveis.
- d) Manutenção: Depois de todos os passos é necessária a manutenção para que as conexões, correlações, sejam sempre atualizadas.

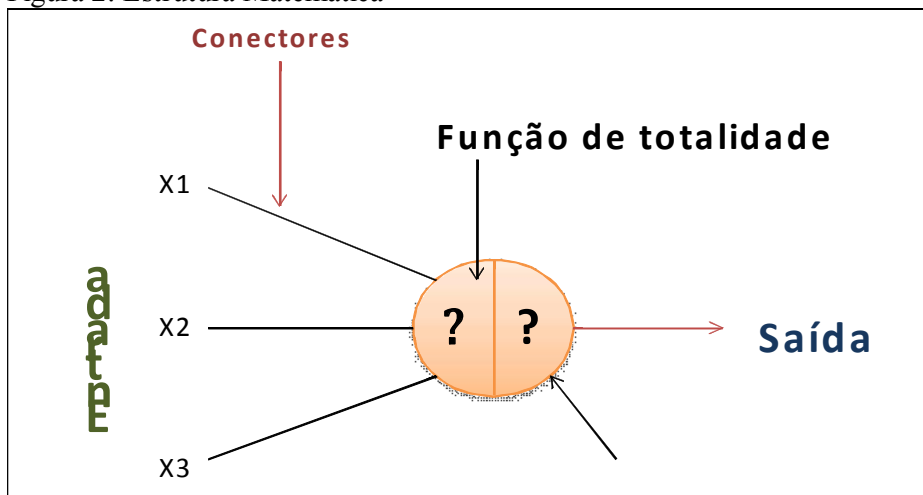
Em alguns exemplares de redes neurais o sistema de treinamento, onde os pesos de suas conexões são combinados de acordo com os padrões apresentados. Elas aprendem através de protótipos. Normalmente os conjuntos são distribuídos em três grupos: “Camada de Entrada”: onde os protótipos são apresentados à rede; “Camadas Intermediárias ou Escondidas”: onde são executadas tarefas do processamento, extratoras de características; “Camada de Saída”: onde o resultado é finalizado e apresentado.

Figura 1- Estrutura de uma rede neural.



Adaptação de Alves (2001)

Figura 2: Estrutura Matemática



Adaptado de Haykin (2008)

A função traz a vantagem adicional de ter uma função muito simples, estabelecido para a parte de desenvolvimento de erros através de uma rede neural. Entre outras funções com particularidades parecidas podem ser utilizados, mais frequentemente as ativações para o intervalo de $[-1,1]$ em vez disso, uma função linear em elemento que pode ser encaixada a ativação, em vez de comprimir.

As Redes Neurais são estruturas matemáticas que busca simular a forma, o desempenho e as colocações de um neurônio biológico. Assim sendo, os dendritos são representados por *entradas*, cujas transações com o corpo celular artificial são adquiridas através de informações (conexão dos neurônios). Os estímulos captados pelas entradas são conferidos pela “função de soma”, e o limite de disparo do neurônio biológico foi substituído pela “função de transferência”.

Em funções matemáticas, pode-se descrever um neurônio X a partir das seguintes equações onde os pesos são responsáveis pelo armazenamento e processamento de informação passando os estímulos pelas respectivas funções, representadas pelas equações 1 e 2.

$$x_j = \sum_i w_{ij} y_i \quad \text{Equação 1}$$

$$y_j = f(x_j) \quad \text{Equação 2}$$

Conforme Mello (2004) a função de transferência, também chamada de função de ativação, limita a amplitude do intervalo do sinal de saída do neurônio para algum valor finito, geralmente no intervalo normalizado $[0,1]$ ou $[-1,1]$.

Os conjuntos de entrada não realizam qualquer processamento. Eles unicamente distribuem os valores das entradas da rede para a camada oculta que tem a função de processar a informação provinda da camada de entrada, também podendo ser denominada camada oculta, pois sua saída não é conhecida pelo usuário.

A função linear conforme Mello (2004) pode ser descrita através da seguinte função representada pela equação 3:

$$f(x) = \begin{cases} 1, & x \geq \frac{1}{2} \\ x, & -\frac{1}{2} < x < \frac{1}{2} \\ 0, & x \leq -\frac{1}{2} \end{cases} \quad \text{Equação 3}$$

Onde $(-\frac{1}{2}$ e $\frac{1}{2})$ é o intervalo que define a saída linear e 0 e 1 são os limites mínimo e máximo da função. A função de transferência mais simples é a linear, a qual iguala a saída e a entrada.

Como já citado anteriormente, a rede deve ser capaz de generalizar. Mas tomando cuidado para que não aconteça memorização dos dados. Se alguma rede neural é submetida a uma memorização, ela perde a capacidade de distinguir padrões fora do conjunto de treinamento. Para impedir esta ocorrência deve-se ter um conjunto de teste com dados desiguais do conjunto de treinamento, e a rede deve ser capaz de classificá-los corretamente, provando assim sua flexibilidade e competência de generalização.

2.3.3. ALGORITMO DE APLICAÇÃO NA ANÁLISE DA REDE NEURAL

A rede neural deve ser capaz de executar três tarefas: Conter o conhecimento, aplicar o conhecimento e adquirir novos conhecimentos por meio da experiência.

Um sistema de Inteligência Artificial tem três componentes fundamentais para a aplicação e desenvolvimento da ferramenta par tomada de decisão no credito que são:

- Representação: uso difundido de uma linguagem de estruturas simbólicas para tornar adequada a comunicação homem × maquina;
- Aprendizagem: usa informações para aperfeiçoar a base de conhecimento;
- Raciocínio: habilidade de resolver problemas ser capaz de expressar e resolver problemas.

O problema na atribuição de crédito pode ser também denominado problema de responsabilidade, sendo que é um problema de carregar um determinado conjunto de dados de análise ou treinamento para dentro dos parâmetros da rede. As decisões internas comprometem a escolha das ações particulares que são tomadas, sendo assim as ações e não as decisões internas que influenciam diretamente os resultados.

2.3.4. RESUMO DO ALGORITMO:

1- Inicialização: Inicialize os pesos sinápticos e os *bias* aleatoriamente, com valores no intervalo [-1; 1];

2- Apresentação dos Exemplos de Treinamento:

Para cada exemplo do conjunto de treinamento, efetue os passos 3 e 4.

3- Computação para Frente (Propagação): Depois de apresentado o exemplo do conjunto de treinamento $T = \{(x(n), d(n))\}$, sendo $x(n)$ a entrada apresentada à rede e $d(n)$ a saída desejada, calcule o valor da ativação v_j e a saída para cada unidade da rede, da seguinte forma:

$v_j = \sum_{i=1}^m w_{ji}x_i + b$, para o calculo do valor da ativação e $f(v) = \frac{1}{1+e^{-av}}$, para o cálculo da saída y da unidade k , utilizando a função sigmoide, como no exemplo, ou outra função se necessário.

Utilize a saída das unidades de uma camada como entradas para a seguinte, até a última camada. A saída das unidades da última camada será a resposta da rede.

4- Calcule o Sinal de Erro: Fazendo a saída $v_j = O_j(n)$, será $O_j(n)$ a resposta da rede, calcule o sinal de erro através da seguinte formula:

$e_j(n) = d_j(n) - O_j(n)$, onde $d_j(n)$ é a saída desejada com resposta para cada unidade na interação (n) .

Este sinal de erro será utilizado para computar os valores dos erros das camadas anteriores e fazer as correções necessárias nos pesos sinápticos.

5- Computação para Trás (Retro propagação): Calcule os erros locais para cada unidade, desde a camada de saída até a de entrada. A gradiente local é definida por:

$$\delta_j(n) = e_j(n) O_j(n) (1 - O_j(n)) \quad , \text{ para a unidade da camada de saída ou.}$$

$$\delta_j(n) = e_j(n) O_j(n) (1 - O_j(n)) \sum \delta w_{jk} \quad , \text{ para as unidades das demais camadas.}$$

Onde:

$O_j(1 - O_j)$ - é a função de ativação diferenciada em função do argumento, i.e., valor de ativação;

δ_k - é o erro das unidades da camada anteriores conectadas a unidade j ;
 w_{jk} - são os pesos das conexões com a camada anterior.

Após o cálculo dos erros de cada unidade, calcule o ajuste dos pesos de cada conexão segundo a regra delta generalizada e atualize os pesos:

$$\Delta w_{kj}(n+1) = \alpha w_{kj}(n) + \eta \delta_j y_j \quad , \text{ para o cálculo dos ajustes dos pesos.}$$

Faça:

$$w(n+1) = w(n) + \Delta w_{kj}(n) \quad , \text{ para atualizar os pesos sinápticos.}$$

Onde:

α - é a constante de momento, quando $\alpha = 0$, esta função funciona como a regra delta comum;

η - é a taxa de aprendizado;

δ_j - é o erro da unidade;

y_j - é a saída produzida pela unidade j ;

6- Interação: Refaça os itens 3, 4 e 5 referentes à propagação, cálculo do erro e retro propagação, apresentando outros estímulos de entrada, até que sejam satisfeitas as condições de treinamento; as quais podem ser:

- O erro da rede está baixo, sendo pouco alterado durante o treinamento;
- O número máximo de ciclos de treinamento foi alcançado. (HAYKIN, 2008).

3. APLICAÇÃO DE REDES NEURAI NA AVALIAÇÃO DE CONCESSÃO DE CRÉDITO A NOVOS CLIENTES

Para a aplicabilidade foi utilizada como ferramenta de apoio, um software desenvolvido pela empresa *Palisade o Neuro Tool 6.1*, com dados selecionados a fim de simular a aplicação da rede neural e demonstrar sua aplicabilidade com relação à gestão de crédito. Com a elaboração deste teste, o software foi capaz de verificar como uma rede neural pode ser utilizada na concessão de crédito e análise dos bons e maus pagadores.

Para a implantação foi utilizado algoritmos, método que consiste em um aprendizado supervisionado, no qual é fornecido valores de entradas e de saídas. Sendo realizado em duas etapas;

1º etapa: calcula os valores de saída a partir dos dados de entrada e 2º etapa: são utilizados os pesos associados a cada conexão de acordo com as diferenças entre a saída obtida e a saídas desejadas.

São amostragens em que todos os dados da população possuem a mesma probabilidade de ser escolhido para compor a amostra. Desta forma, se conhece a distribuição de probabilidade de todas as combinações amostrais, viabilizando a determinação da variabilidade amostral, o que por sua vez permite estimar o erro amostral, garantindo assim a cientificidade do método.

Para a elaboração do modelo foram selecionado informações de 50 clientes para a execução do teste para que fossem realizadas simulações de redes neurais na tentativa de adquirir dados que ajudassem a demonstrar fatores que levam clientes à inadimplência. Em particular, a investigação focou no estudo do cumprimento das parcelas da dívida adquirida, pois representa importante aspecto de gestão de risco de crédito. Buscou-se identificar um exemplo que permitisse uma análise de clientes que não chegam a efetuar o pagamento das prestações, isto é, critério de inadimplência adotado foi o não cumprimento da dívida. Pode-se questionar se esses indivíduos se tornem inadimplentes por motivos diferentes daqueles que fazem com que os clientes deixem de executar pagamentos, como perda de renda ou outros imprevistos de fluxo de caixa.

Nesse contexto, a amostra foi dividida em dois grupos: os clientes que contraem uma dívida e não pagam que chamaremos de inadimplentes e os que contraem a dívida e pagam certo na data de vencimento chamando-os de Adimplentes. A base final apresentou 35 clientes que contraíram dívida (correspondente a 70% da amostra analisada) e conseguiram manter os pagamentos em dia e 15 clientes que contraíram dívida (correspondente a 30% da amostra analisada) e não conseguiram manter o compromisso na quitação de suas dívidas.

Foram selecionados, como variáveis de entrada, oito indicadores ligados aos clientes que de alguma forma ajuda a identificar seus comportamentos. As variáveis foram selecionadas em função a fatores que influenciam o comprometimento do salário, no qual possibilitam identificar bons pagadores e maus pagadores. A seguir, são descritas as variáveis levantadas:

- Salário- valor arrecadado ao final do mês;
- % do valor contraído na dívida- quantidade correspondente ao comprometimento do salário;
- Valor das parcelas mensais- valor correspondente a ser pago todo mês ate o fim da dívida adquirida no empréstimo;
- Profissão- profissão atual exercida pelo cliente no momento do empréstimo;
- Sexo- se masculino ou feminino;
- Bom ou mal pagador- influenciado indiretamente de acordo com as variáveis maior ou menor comprometimento do salário.
- Saldo atual- bons pagadores com o sinal (+) e maus pagadores com o sinal (-), para melhor identificação de clientes Adimplentes ou de clientes Inadimplentes.
- Quantidade de alunos matriculados- quantia de filhos que o mesmo pai tem matriculado no colégio.

Após a extração dos dados, foi realizado um processo de preparação conforme a tabela 1.

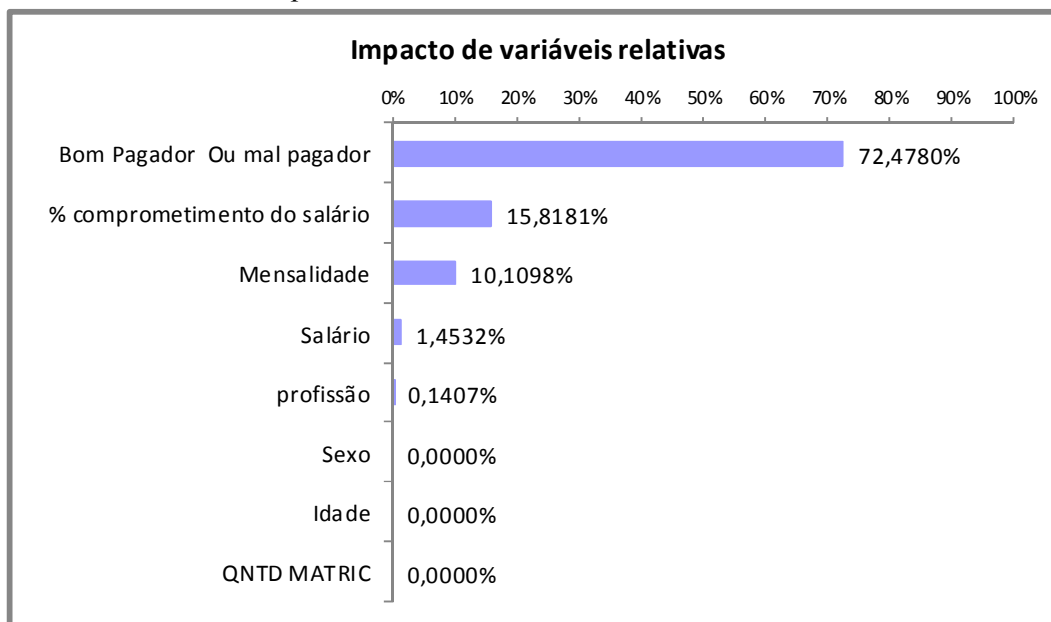
Tabela 1: Análise de impacto de variáveis

<i>Análise de impacto de variáveis</i>	
Bom Pagador ou mal pagador	72,4780%
% comprometimento do salário	15,8181%
Mensalidade	10,1098%
Salário	1,4532%
Profissão	0,1407%
Sexo	0,0000%
Idade	0,0000%
Quantidade de alunos matriculados	0,0000%

Fonte: Autora

Os resultados da análise de impacto de variáveis são exibidos no relatório Resumo de Treinamento para ter maior visualização da importância e da porcentagem de cada variável utilizada no estudo.

Gráfico 1: Análise de impactos de variáveis.



Fonte: Autora

Todas as redes tinham em sua camada de entrada oito variáveis, representando dados amostrais. A construção da rede neural para o cálculo foi realizada por meio do *software*

Neural Tolls 6.1 da Palisade. 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 de 25% e a de teste por 25%, as três bases foram organizadas de modo que as proporções originais dos clientes se mantivessem praticamente as mesmas quando comparadas com as proporções amostrais.

Foram treinadas varias redes com diferentes quantidades de neurônios nas camadas ocultas, com o objetivo de encontrar arquiteturas que representassem os melhores resultados. Foram considerados grupos em função do acerto ou erro do modelo: clientes Inadimplentes e clientes Adimplentes. Exemplificando, o primeiro grupo tem como objetivo determinar a capacidade do modelo neural criado para identificar o perfil dos clientes que pagam, reduzindo a inadimplência. 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. Assim, se por um lado o modelo pode evitar perdas com inadimplência, pode também acarretar perda de receitas ao negar crédito a bons pagadores.

Após a etapa de treinamento, o algoritmo de redes neurais foi processado, utilizando diferentes métodos que mais se adequaram aos dados de credito ao consumidor em função do erro na fase de treinamento. Observa-se que os dados de entradas não envolvem diversas variáveis que poderiam ser relevantes para o crédito do consumidor, como números de dependentes, tempo de serviço, número de bens etc.

No que se refere a uma dada variável numérica independente, em cada caso a análise percorre o intervalo do valor mínimo ao valor máximo da variável, medindo a mudança no valor previsto (ou, no caso de uma previsão de categoria, a mudança nos outputs numéricos brutos).

Tabela 2: Teste

Resumo	
<i>Informações da rede</i>	
Nome	Rede treinada em Conjunto de dados núm. 1
Configuração	Previsor de categoria de MLFN (6 nós)
Local	Esta pasta de trabalho
Variáveis categóricas independentes	4 (profissão, Sexo, Quantidade de alunos matriculados, Bom Pagador Ou mal pagador)
Variáveis numéricas independentes	4 (Salário, Mensalidade, % comprometimento do salário, Idade)
Variável dependente	Var. categórica (Saldo)
Teste	
Número de casos	49
% previsões inadequadas	0,0000%

Fonte: Autora

A finalidade da análise de impacto da variável não é apoiar conclusões definitivas como afirmar, com elevada confiança, que uma determinada variável é irrelevante. Em vez disso, ela tem o propósito de ajudar na busca do melhor conjunto de variáveis independentes: os resultados da análise podem informar que uma determinada variável parece irrelevante, a ponto de valer a pena treinar uma rede sem essa variável.

É importante destacar mais detalhadamente os resultados da rede, não somente os acertos, mas os erros. Os resultados obtidos da amostragem foram de 49, pois a rede neural encontrou uma variável a qual o nível de confiança não era compatível com o nível mínimo aceitável. A implicação para a concessão pode ser relevante, uma vez que utilizado a rede obtida sem maiores análises pode levar a empresa a perder clientes que são bons pagadores. Os clientes que são corretamente classificados como não pagam ou tendem a contrair uma dívida maior e conseqüentemente, uma prestação média maior, sendo que assim que aparecem imprevistos as parcelas deixam de ser pagas por não ter um orçamento planejado e nem distribuído para quitar as dívidas, reservas para imprevistos e uma quantia para o lazer.

Visto que foi levado em consideração na pesquisa um número reduzido de variáveis, os resultados sugerem que as redes neurais podem representar uma promissora técnica para análise de concessão de crédito. As redes neurais podem ajudar a reduzir custos de análise e diminuir perdas com a inadimplência.

CONCLUSÃO

Neste trabalho foi analisada a aplicabilidade de rede neural para o apoio na tomada de decisão na gestão financeira, podendo perceber de forma positiva essa aplicabilidade. Atualmente, as empresas têm uma carência em relação ao setor financeiro, ao obter essas informações que podem auxiliar na sua tomada de decisão e ainda conhecer a situação de sua empresa, para minimizar seu risco e maximizar seu retorno. A rede neural pode ser percebida como uma ferramenta que proporcionam um auxílio às organizações na tomada de decisões, transformando dados em informações úteis. Verificando, que o crédito ao consumidor representa enorme ferramenta para viabilização de crédito, este artigo buscou apresentar um método baseado em redes neurais para análise do negócio de crédito.

Tendo em vista as particularidades das redes neurais, foi implementado um exemplo no qual o algoritmo demonstra relações, inclusive não lineares, entre variáveis que possam conduzir a um prognóstico do potencial de pagamento da parcela do crédito concedido. Sabendo que qualquer análise de crédito pode conter erros, ao melhoramento de uma avaliação mais específica deve ser descontado o custo para realização desta investigação e também devem ser subtraídas as perdas esperadas pela classificação inadequada.

Mesmo que os resultados proporcionados pelas redes neurais na base de dados obtidas sejam promissores, é relevante destacar alguns obstáculos do procedimento para o objetivo específico da concessão de crédito. Embora a amostra tenha sido dividida em três passos, para análise de maneira independente do treinamento, validação e teste, os resultados são retrospectivos e específicos aos dados, dada a estrutura definida no modelo, diversas variáveis que poderiam ser relevantes como, por exemplo, nível de instrução do cliente, taxas de juros, taxas de atraso das parcelas, etc., não foram levadas em consideração. Enfatiza-se, entretanto, que mesmo com um número limitado de variáveis, cadastrais, obteve-se um índice de classificação razoável, confirmando o potencial das redes neurais em identificar muitas relações difíceis e complexas entre variáveis.

Com uma abordagem mais adequada para a análise de aplicações e concessão de crédito é possível avaliar se haverá um retorno no investimento cedido. A rede neural pode ser



habilitada utilizando grandes quantidades de exemplos expressivos, o que contribui para uma melhoria de desempenho elevado com a capacidade de corrigir erros de algumas variáveis que sejam discrepantes daquelas a qual foram treinadas para executar. A estimativa é modelada através de exemplos de aplicações bem ou mal sucedidas, localizados nos históricos dos clientes. Desta maneira, a rede é capaz de localizar relações entre as informações e incorporar aspectos particulares no processo de avaliação.

REFERÊNCIAS

- ANDRADE, S. F. C.; RIUL, P. H.; OLIVEIRA, M. S.; CAVALCANTI, M. F.** A inadimplência nas instituições particulares: De ensino na cidade de Franca. 2008. Franca. Disponível em: < <http://legacy.unifacef.com.br/facefpesquisa/2008/nr1/v11n1/artigo4.pdf>>.
- ALVES, C. A. M.** Uma Ferramenta de Extração de Regras de Redes Neurais. 2001. Dissertação (Mestrado em Ciências em Engenharia Civil) – COPPE, UFRJ, Rio de Janeiro. Disponível em: <http://pt.scribd.com/doc/59757172/Coppe-UFRJ>.
- BRITO, G. A. S.; NETO, A. A.** Modelo de classificação de risco de crédito de grandes Empresas. 2005. Disponível em: <http://www.congressosp.fipecafi.org/artigos52005/383.pdf>.
- FERREIRA, J. A. L. A.; ALVES, R. F.; TÓFOLI, I.** Análise e decisão de Crédito: Um fator potencial para redução da inadimplência. Lins/SP. (2009). Disponível em: <http://www.unisalesiano.edu.br/encontro2009/trabalho/aceitos/CC33074336870B.pdf>.
- GUIMARÃES, I. A.; CHAVES NETO, A.** Reconhecimento de padrões: metodologias estatísticas em crédito ao consumidor. RAE- eletrônica, volume 1, Número 2. 2002. Disponível em: <http://www.rae.com.br/eletronica/index.cfm?FuseAction=Artigo&ID=1215&Secao=FINANÇAS 2&Volume=1&Numero=2&Ano=2002>.
- HAYKIN, S.** (Tradutor ENGEL, Paulo Martins). Redes neurais: Princípios e praticas. 2º ed. 2008. Porto Alegre: Bookman, 2001.
- MAIA, A. S. R. S.** Inadimplência e recuperação de créditos. 2007. Londrina- PR. Disponível em: < <http://www.lume.ufrgs.br/bitstream/handle/10183/13938/000649712.pdf?sequence=1>>.
- MELLO, M. T.** Aplicação de redes neurais artificiais no processo de precificação de ações. Pelotas. (2005). Disponível em: http://www.ufpel.tche.br/prg/sisbi/bibct/acervo/info/2004/mono_marilia.pdf.
- MIRANDA, M. B.** Os títulos de crédito como documentos representativos como obrigações pecuniárias. 1996. Disponível em: http://www.estig.ipbeja.pt/~ac_direito/artigo6.pdf.
- MORAES, S. S. A.; SOUSA, P. T. C.** Simulando o cérebro: Redes Neurais. 2002. Mestrado em Informática da UCB. Disponível em: <http://paulotarso.com/Files/Simulando%20o%20cerebro.pdf>.
- RODRIGUES, L. F.** Gestão da Inadimplência Educacional. Cotia: labama, 2004.
- SCHRICKEL, W. K.** Análise de Crédito: Concessão e Gerência de Empréstimos. 5. ed. São Paulo: Atlas, 2000.
- TEIXEIRA, A. F.; SILVA, A. R.** Créditos de difícil recebimento: crédito, cobrança, inadimplência e os seus tratamentos contábeis. 1 ed. Franca: Facef, 2001.
- VIEIRA, R. C.; ROSEINBERG, M.** Redes Neurais Artificiais: Um Breve tutorial. Florianópolis/ SC.2000. Disponível em: <http://www.educaonline.eng.br/UNISANTA/HTML/DOWNLOAD/AULAS/TutorialRNA.pdf>.