



O Papel Inovador das Redes Neurais na Análise de Inadimplência: Uma Aplicação em Redes de Supermercados

Aline de Moura (FATEC BP)

aline.silva272@fatec.sp.gov.br

Viviane Régio da Silva (FATEC BP)

viviane.silva52@fatec.sp.gov.br

Alexandre Leme Sanches (FATEC BP)

alexandre.sanches01@fatec.sp.gov.br

Daniel Amaro Cirino de Medeiros (FATEC BP)

daniel.medeiros@fatec.sp.gov.br

RESUMO

O estudo investiga a inadimplência nas redes de supermercados, propondo o uso de Redes Neurais para analisar padrões de pagamento dos clientes. Essa abordagem permite identificar correlações complexas, auxiliando na gestão de crédito. Com o Neuro Tool 5.6, foram examinados dados como salário e estado civil para diferenciar entre bons e maus pagadores. Embora a técnica tenha se mostrado eficaz, o estudo destaca que as redes não são infalíveis e podem cometer erros. Além disso, revela que o salário é uma variável crucial na concessão de crédito, enquanto outras têm menor relevância. Por fim, enfatiza a importância do julgamento humano nas decisões financeiras.

Palavras-chave: Inadimplência, Redes Neurais, Gestão de Crédito, Concessão de Crédito.

ABSTRACT

The study investigates defaults in supermarket chains, proposing the use of Neural Networks to analyze customer payment patterns. This approach allows the identification of complex correlations, aiding in credit management. Using Neuro Tool 5.6, data such as salary and marital status were examined to differentiate between good and bad payers. Although the technique has proven effective, the study highlights that networks are not infallible and can make mistakes. In addition, it reveals that salary is a crucial variable in granting credit, while others are less relevant. Finally, it emphasizes the importance of human judgment in financial decisions.

Keywords: Default, Neural Networks, Credit Management, Granting of Credit.

1. Introdução

No cenário complexo das redes de supermercados, a inadimplência emerge como um desafio crítico, afetando não apenas a estabilidade financeira, mas também a eficiência operacional. Este estudo propõe uma abordagem inovadora na forma de utilizar Redes Neurais para analisar e compreender padrões de inadimplência, considerando fatores intrínsecos ao setor supermercadista.

A natureza dinâmica do ambiente varejista, marcada pela sazonalidade, flutuações no volume de transações e variabilidade no comportamento de compra dos consumidores, requer uma análise inteligente e adaptável. As Redes Neurais, inspiradas no funcionamento do cérebro humano, demonstram uma capacidade única de processamento de dados complexos e identificação de padrões não-lineares, tornando-as uma ferramenta promissora para enfrentar esse desafio multifacetado.

As Redes Neurais têm a capacidade de discernir padrões não óbvios e correlações sutis que podem passar despercebidos em métodos convencionais, permitindo uma análise mais precisa e preditiva da inadimplência.

Ao levar em conta o comportamento de compra dos consumidores, essas redes podem identificar tendências individuais e coletivas, contribuindo para a personalização das estratégias de gestão de risco. Isso não apenas reduz a inadimplência, mas também fortalece o relacionamento entre a rede de supermercados e seus clientes, gerando confiança e fidelidade.

2. EMBASAMENTO TEÓRICO

2.1 Risco na Concessão de Crédito

O "risco de crédito" é comumente definido como a probabilidade de que o recebimento de um empréstimo não ocorra, ou seja, é a possibilidade de inadimplência por parte do mutuário. Esse risco está intrinsecamente ligado às decisões de crédito e está relacionado à saúde financeira do devedor. Para avaliar esse risco, as instituições financeiras devem dispor de funcionários capacitados e de softwares e aplicativos especializados para estimar o risco associado a cada cliente. Como destacado por Schrickel (2000, p. 36), "a imprevisibilidade quanto ao futuro e ao risco deve ser adequadamente e suficientemente ponderada, a fim de minimizar os riscos expostos do banco". Isso significa que as incertezas sobre o futuro e os riscos associados devem ser cuidadosamente consideradas para garantir que os riscos enfrentados pelo banco sejam minimizados.

De acordo Blatt (1999, p. 25), uma análise de crédito eficaz permite que as empresas avaliem o risco associado a cada cliente e determinem a capacidade de pagamento dos mesmos. Isso ajuda a evitar inadimplências e a minimizar os impactos financeiros negativos decorrentes de vendas a prazo para clientes que não podem honrar seus compromissos.

2.2. Redes Neurais

Redes neurais são modelos computacionais inspirados no cérebro humano, compostos por neurônios artificiais interconectados. Elas aprendem a partir de exemplos, ajustando as conexões entre neurônios durante o treinamento e são usadas para resolver problemas complexos de aprendizado de máquina, como reconhecimento de padrões, classificação e previsão.

Vieira e Roisenberg (2000) ressaltam a ideia fundamental por trás das redes neurais artificiais. Elas são inspiradas na estrutura e no funcionamento dos complexos circuitos neurais cerebrais do ser humano. Através de uma rede de neurônios interconectados, as sinapses, o cérebro humano é capaz de processar informações de forma altamente complexa e adaptativa, resultando em comportamento inteligente.

Conforme discutido por Mendes, Carvalho e Matias (1996), uma Rede Neural Artificial é composta por múltiplas unidades de processamento, conhecidas como neurônios, cujo funcionamento é relativamente simples. Essas unidades são tipicamente conectadas através de canais de comunicação, nos quais são atribuídos pesos específicos. As unidades realizam operações exclusivamente com base em seus próprios dados locais, que são as entradas recebidas através de suas conexões. A capacidade de tomada de decisões e de adaptação de uma Rede Neural Artificial surge das interações entre suas unidades de processamento.

Uma grande vantagem das redes neurais é que, ao executar tarefas, elas não requerem o armazenamento de instruções de comando e sua execução de forma lógica, como em processos tradicionais. Em vez disso, a rede neural aprende por meio dos dados disponíveis e realiza as atividades conforme necessário. Isso significa que a rede neural pode aprender a executar uma ampla variedade de funções, comparável ao conhecimento humano, e não há limites para a quantidade de informação que pode ser processada por ela.

2.2.1. Características das Redes Neurais

Uma das principais utilidades das redes neurais é criar um sistema de inteligência artificial que seguem coordenadas, regras ou comandos fornecidos pelos usuários, diferente do sistema de inteligência artificial, baseado em computadores tradicionais que são simulações de inteligência real e fornecem respostas de acordo com regras e comandos programados.

As redes neurais são especificadas principalmente pela sua estrutura que inclui a formação das camadas, as características individuais dos nós e as regras de treinamento que ajustam os pesos das conexões entre nós para melhorar o desempenho do sistema.

Segundo Mello (2004,) são vantagens atribuídas às redes neurais como: 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 autoaprendizado; execução em paralelo; alta capacidade de adaptação e generalização.

As redes neurais aprendem com conjunto de dados, buscando padrões para classificar indivíduos, fazer prognósticos e predições. São eficientes em diagnósticos, tomadas de decisões e problemas de classificação que exigem identificação de padrões.

2.2.2. Treinamentos das Redes Neurais para Análise de Crédito

As redes neurais são treinadas para atender as necessidades dos usuários, possibilitando respostas rápidas e eficientes. Dessa forma envolve-se a determinação do modelo e da arquitetura da rede neural, considerando diversos fatores e uma análise detalhada dos critérios de treinamento.

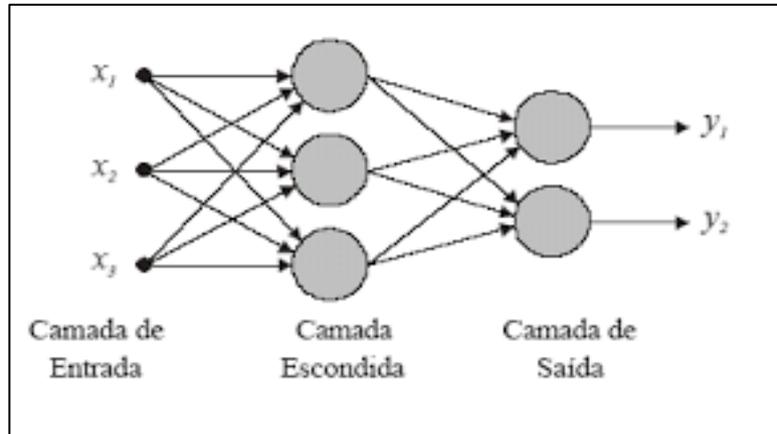
A implantação das redes neurais deve ser dividida em 4 etapas:

1. Definição e identificação dos problemas a serem resolvidos: isso implica em um processo teórico que examina cada etapa do desenvolvimento enfatizando as principais questões e problemas que a rede deve desenvolver.
2. Treinamento e Aprendizagem: etapa fundamental para justificar a eficácia da rede. Aqui os dados de treinamento são fornecidos para que a rede reconheça padrões e similaridades nas informações fornecidas anteriormente, aprendendo a utilizar essas informações e assim produzir saídas precisas.
3. Utilização da rede neural: após treinadas as redes neurais passam a fornecer informações confiáveis que ajudam na tomada de decisão e a solucionar problemas específicos.
4. Manutenção: depois de todos os passos a manutenção é crucial para garantir que a rede neural permaneça eficiente ao longo do tempo. Isso envolve a atualização regular das conexões e correlações dentro da rede, garantindo sua relevância contínua.

Algumas redes neurais utilizam um sistema de treinamento em que os pesos das conexões são ajustados conforme os padrões apresentados. Elas aprendem por meio de exemplos ou protótipos. Geralmente essas redes são organizadas em três grupos:

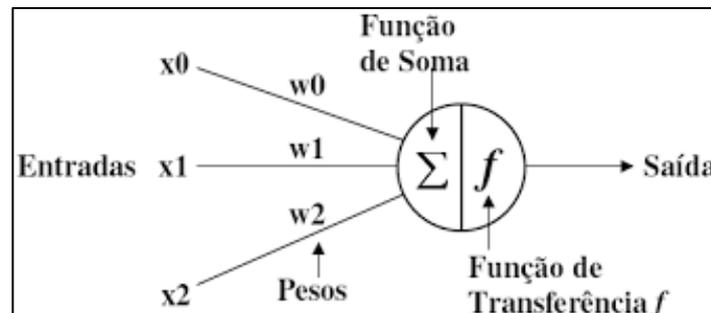
- Camadas de entrada: no qual os exemplos são introduzidos;
- Camadas Intermediárias ou ocultas: em que ocorre o processamento e a extração de características;
- Camadas de Saída: no qual o resultado é gerado e apresentado

Figura 1: Estrutura de uma rede neural



Fonte: Imagem obtida no google

Figura 2: Estrutura Matemática



Fonte: Adaptado Haykin (2001)

A função tem a vantagem de simplificar os erros em redes neurais. 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.

Redes Neurais são estruturas matemáticas que simulam neurônios biológicos. Dessa maneira os dendritos são representados por entradas, a soma é realizada pela função de soma e o limite de disparo é determinado pela função de transferência.

Nas funções matemáticas pode-se descrever um neurônio x de acordo com as equações onde os pesos são responsáveis pelo armazenamento e processamento de informações passando estímulos através de funções correspondentes.

$$\alpha_i = \sum_j^N w_{ij} x_j$$

Equação 1

$$y_j = f(x_j)$$

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 somente distribuem os valores das entradas para a camada oculta, que é responsável por processar informações, também conhecida por 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:

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

Equação 3

A função de transferência linear tem um intervalo de saída entre (-1/2 e 1/2), refletindo os limites mínimos e máximos da função, que são 0 e 1. É de suma importância que a rede neural generalize sem memorizar os dados, pois caso isso ocorra a rede pode perder a capacidade de reconhecer padrões fora do conjunto de treinamento.

Para evitar que isso aconteça é necessário um conjunto de teste com dados diferentes do conjunto de treinamento, para que a rede possa classificá-los de forma correta, demonstrando sua flexibilidade e capacidade de generalização.

2.2.3. Algoritmo de análise da rede neural

A rede neural tem o papel e dever de realizar três tarefas: reter conhecimento, aplicá-lo e adquirir novos conhecimentos por meio da experiência. Um sistema de inteligência artificial para tomada de decisão em crédito deve ter três componentes essenciais, tais como:

- Representação: utilização generalizada de uma linguagem de símbolos para facilitar a comunicação entre humanos e máquinas;
- Aprendizagem: utilização de informações para melhorar a base de conhecimento.
- Raciocínio: Capacidade de resolver problemas e expressar soluções.

Para Haykin (2001), uma rede neural assemelha-se ao cérebro humano em dois aspectos: Primeiro, o conhecimento é adquirido pela rede através de um processo de aprendizagem;

Segundo, as forças de conexão entre neurônios (os pesos sinápticos) são utilizadas para armazenar o conhecimento adquirido.

A questão da atribuição de crédito, também conhecido como problema de responsabilidade, envolve carregar um conjunto específico de dados de análise ou treinamento nos parâmetros da rede neural. As decisões internas afetam as ações particulares tomadas, sendo as ações e não as decisões internas que impactam diretamente nos resultados.

3. DE REDES NEURAIS PARA AVALIAÇÃO NA CONCESSÃO DE CRÉDITO

Para demonstrar a aplicabilidade da rede neural na gestão de crédito, foi adotado o *Neuro Tool 5.6*, um software desenvolvido pela Palisade. Selecionamos dados específicos para simular a utilização da rede neural e ilustrar sua eficácia na análise de crédito, distinguindo entre bons e maus pagadores. Através deste teste, o software foi capaz de examinar como a rede neural pode ser empregada na concessão de crédito, oferecendo insights valiosos para a tomada de decisões nesse contexto.

Para implementar o sistema empregamos algoritmos por meio de um método de aprendizado supervisionado. Esse método envolve o fornecimento de valores de entrada e saída. A implantação ocorreu em duas etapas distintas: Na primeira etapa, os valores de saída foram calculados com base nos dados de entrada. Em seguida, na segunda etapa, os pesos associados a cada conexão foram ajustados conforme as discrepâncias entre a saída obtida e as saídas desejadas.

Para elaboração do modelo foram selecionados de maneira aleatória 600 clientes da base de dados de uma rede de supermercado. Para que fossem realizadas simulações de redes neurais com o objetivo de coletar dados que pudessem evidenciar os fatores que contribuem para a inadimplência dos clientes. Em particular, a pesquisa concentrou-se na análise do perfil dos clientes, pois esse aspecto representa uma parte crucial da gestão do risco de crédito. Buscou-se identificar um exemplo que possibilitasse a análise de clientes que não realizam o pagamento, ou seja, cujo critério de inadimplência adotado foi a falta de cumprimento da dívida. É relevante questionar se esses indivíduos se tornam inadimplentes por motivos distintos daqueles que levam os clientes a deixarem de efetuar pagamentos, como perda de renda ou outros imprevistos de fluxo de caixa.

Como pode – se visualizar na figura abaixo:

Figura: Ficha cadastral de clientes

Nome Empresa	Salário	Cargo	Estado Civil	Depende	Escolaridade	IDADE	Casa Propria	Sexo	SITUAÇÃO
AP	880,00	APOSENTADO	CASADO	0	FUNDAMENTAI	75	PROPRIA	F	1
SUP. MENDONÇA	1.900,00	SUPERVISÃO	CASADO	2	SUPERIOR	43	PROPRIA	F	1
PREFEITURA BRAGANÇA	1.422,00	SUPERVISÃO	DIVORCIADO	0	FUNDAMENTAI	67	PROPRIA	M	1
PEFIL MENTAL	1.500,00	OPERACIONAL	CASADO	0	FUNDAMENTAI	69	PROPRIA	M	1
PORTEIRA GAUCHA	2.500,00	GERENCIA	DIVORCIADO	0	FUNDAMENTAI	50	ALUGADA	M	1
PENSIONISTA	1.318,50	APOSENTADO	CASADO	0	MEDIO	46	ALUGADA	F	1
AP	2.761,00	APOSENTADO	CASADO	0	FUNDAMENTAI	73	PROPRIA	M	1
AP	1.365,00	APOSENTADO	VIUVO	0	FUNDAMENTAI	91	PROPRIA	F	1
AUTONOMA	2900,00	AUTONOMO	CASADO	1	MEDIO	53	PROPRIA	F	1
UNIÃO TEXTIL	1.380,00	OPERACIONAL	CASADO	0	FUNDAMENTAI	65	PROPRIA	F	1
GRUPO SBF -CENTAURO	3.210,00	OPERACIONAL	CASADO	1	FUNDAMENTAI	53	PROPRIA	M	1
CASA DE FAMILIA	1.029,00	AUTONOMO	CASADO	0	MEDIO	35	PROPRIA	F	1
AURO DE CAMARGO ARANTE JU	1.822,00	OPERACIONAL	OUTROS	1	MEDIO	43	ALUGADA	F	1
AUTONOMA	1.400,00	AUTONOMO	DIVORCIADO	3	MEDIO	52	PROPRIA	F	1
MAGAZINE CHOIFI	2.745,00	OPERACIONAL	CASADO	1	MEDIO	39	ALUGADA	F	1
UNIMAGNA METALURGICA	1.808,00	OPERACIONAL	DIVORCIADO	0	FUNDAMENTAI	62	ALUGADA	M	1
FARMAERVAS LTDA CPO	1.071,00	SUPERVISÃO	CASADO	2	FUNDAMENTAI	48	PROPRIA	M	1
TUNA EMPREENDIMENTOS E PA	1.774,00	OPERACIONAL	DIVORCIADO	1	MEDIO	45	ALUGADA	M	1
AP	2.465,00	APOSENTADO	CASADO	0	FUNDAMENTAI	70	PROPRIA	M	1
AP	1.590,00	APOSENTADO	CASADO	2	FUNDAMENTAI	62	ALUGADA	M	1
PANDURATA ALIMENTOS LTDA	2.754,00	OPERACIONAL	CASADO	1	MEDIO	31	PROPRIA	M	1
PENSIONISTA	1.800,00	APOSENTADO	VIUVO	0	FUNDAMENTAI	71	PROPRIA	F	1
BRAGBORD CONFECCÃO BORD	3.600,00	OPERACIONAL	CASADO	3	MEDIO	51	PROPRIA	F	1
CEMITERIO JD DA SERRA LTDA	2.560,00	OPERACIONAL	CASADO	0	FUNDAMENTAI	68	PROPRIA	M	1
O MESMO	1.300,00	AUTONOMO	CASADO	2	FUNDAMENTAI	51	PROPRIA	F	1
MAISA APARECIDA DE OLIVEIR	1.380,00	AUTONOMO	DIVORCIADO	0	MEDIO	59	PROPRIA	F	1
SUPERMERCADOS MENDONÇA	1.446,00	OPERACIONAL	DIVORCIADO	0	MEDIO	29	ALUGADA	F	1
CENTRO DE ALIMENTOS	1.270,00	OPERACIONAL	DIVORCIADO	1	MEDIO	39	ALUGADA	M	1
AUTONOMO	1.300,00	AUTONOMO	DIVORCIADO	0	MEDIO	58	PROPRIA	M	1

(...)

AUTONOMO	2.000,00	AUTONOMO	SOLTEIRO	0	MEDIO	62	PROPRIA	F	0
AUTOMONO	2.000,00	AUTONOMO	CASADO	0	FUNDAMENTAL	51	ALUGADA	M	0
AM GREGORIO GESSO LTDA ME	1.353,00	OPERACIONAL	CASADO	1	MEDIO	48	PROPRIA	M	0
AUTONOMA	650,00	AUTONOMO	CASADO	0	SUPERIOR	60	PROPRIA	F	0
SUP. UNIAO	900,00	OPERACIONAL	CASADO	0	FUNDAMENTAL	60	ALUGADA	M	0
AP	1.555,00	APOSENTADO	VIUVO	0	MEDIO	90	ALUGADA	M	0
LEDA CRISTINA ME	1.300,00	OPERACIONAL	CASADO	0	FUNDAMENTAL	57	PROPRIA	M	0
AUTONOMO	2.400,00	AUTONOMO	CASADO	2	FUNDAMENTAL	44	ALUGADA	M	0
JGS CONTROLE DE PORTARIA E V	1.500,00	SUPERVISÃO	DIVORCIADO	2	SUPERIOR	41	PROPRIA	M	0
CLODOALDO ANTONIO FERRARI M	800,00	OPERACIONAL	DIVORCIADO	0	MEDIO	32	ALUGADA	M	0
UNIAO COMERCIO ATACADISTA E	1.962,01	OPERACIONAL	SOLTEIRO	1	MEDIO	42	ALUGADA	M	0
AUTONOMO	2.800,00	AUTONOMO	CASADO	1	FUNDAMENTAL	40	PROPRIA	F	0
CAPRICORNIO IND. TEXTIL LTDA	3.200,00	OPERACIONAL	CASADO	1	MEDIO	54	ALUGADA	M	0
AUTONOMA	1.200,00	AUTONOMO	CASADO	0	FUNDAMENTAL	24	PROPRIA	F	0
J G LIMPEZA LTDA ME	801,50	OPERACIONAL	DIVORCIADO	3	MEDIO	36	ALUGADA	F	0
PIZZARIA BRAGANÇA	1.338,00	OPERACIONAL	DIVORCIADO	3	FUNDAMENTAL	31	ALUGADA	F	0
AP	420,00	APOSENTADO	VIUVO	0	FUNDAMENTAL	81	PROPRIA	F	0
RESTAURANTE E PIZZARIA ESMER	1.177,00	OPERACIONAL	DIVORCIADO	1	FUNDAMENTAL	53	ALUGADA	F	0
AP	2.507,00	APOSENTADO	CASADO	0	MEDIO	68	PROPRIA	M	0
AUTO POSTO 145 LTDA	1.020,00	OPERACIONAL	CASADO	2	MEDIO	50	PROPRIA	M	0
CONST. E INCORPORADORA GUA	1.067,00	OPERACIONAL	CASADO	0	FUNDAMENTAL	60	ALUGADA	M	0
NDFLEX IND E COM LTDA -ME	1.400,00	OPERACIONAL	DIVORCIADO	2	FUNDAMENTAL	41	ALUGADA	M	0
O MESMO	3.999,00	APOSENTADO	CASADO	0	MEDIO	67	PROPRIA	M	0

Fonte: Banco de dados da Rede de Supermercados

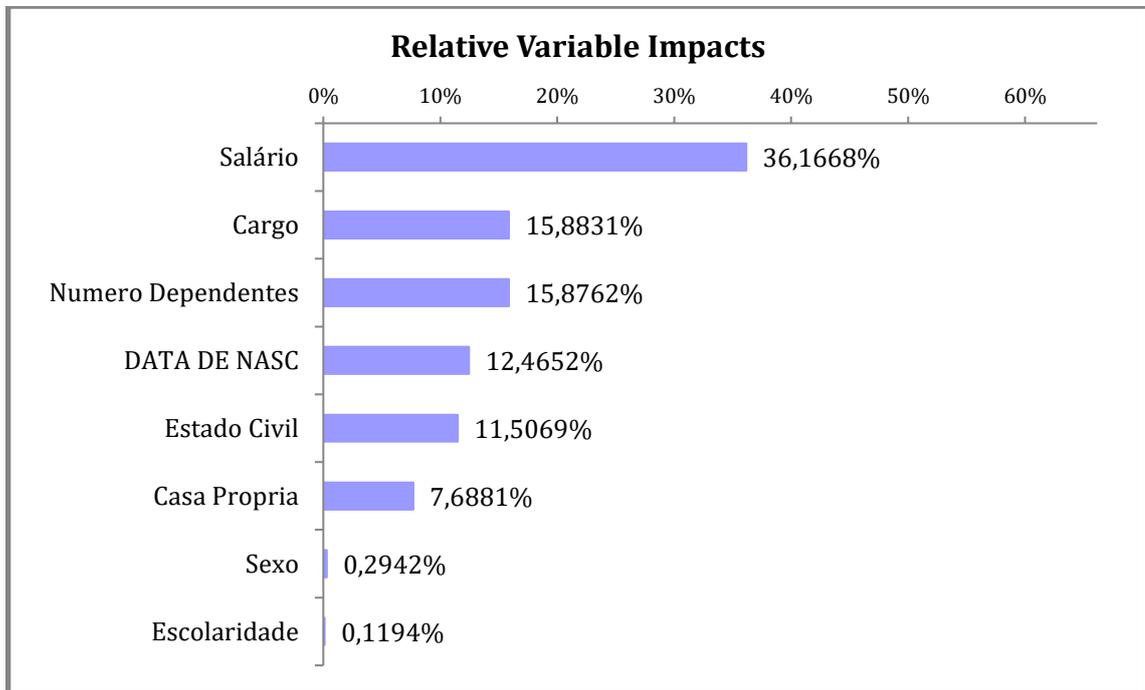
Neste contexto, a amostra foi dividida em dois grupos: os clientes que “pagam” classificados como adimplentes (1) e os clientes que “não pagam” classificados como inadimplentes (0).

Foram escolhidas oito variáveis ligadas ao perfil de cada cliente como entradas, as quais poderiam auxiliar na identificação do comportamento dos clientes da rede de Supermercado. A seleção das variáveis foi baseada em sua base de dados, bem como em possíveis critérios de confidencialidade que poderiam restringir a disponibilidade de informações. A seguir, são descritas as variáveis levantadas:

- Salário – valor arrecadado no final do mês,
- Cargo – categorizas em operacional, coordenação, supervisão, gerencia, diretoria, aposentado e autônomo.
- Estado Civil – Classificados entre casa, solteiro, divorciado e viúvo
- Número de dependentes
- Escolaridade
- Idade
- Casa - própria/alugada
- Sexo
- Situação - o *status* do cliente, foi transformada em um valor binário (0 para os clientes inadimplentes e 1 para os clientes adimplentes).

Após a extração dos dados, foi conduzido um processo de preparação de acordo com a tabela. 1.

Tabela 1: Análise de impacto de variáveis



Fonte: Extraída do software Neural Toll

Foram desenvolvidas várias redes neurais com diversas configurações de camadas ocultas, cada uma com um número diferente de neurônios, com o intuito de identificar as arquiteturas que proporcionassem os melhores resultados. Essa abordagem busca otimizar o desempenho da rede neural, explorando a influência da complexidade do modelo na capacidade de representação dos dados e na precisão das previsões ou classificações realizadas pela rede. Considerando as previsões feitas pela rede que apresentou melhor desempenho, segue um quadro comparativo das respostas. Observa-se que a rede consegue classificar, de maneira correta, 36,16% referente ao salário como critério extremamente relevante de um perfil de cliente para concessão de crédito. Essa precisão na classificação ressalta a importância do salário como um fator-chave na tomada de decisões de crédito, conforme reconhecido pela rede neural de melhor desempenho. Por outro lado, observa-se que uma variável como a posse de casa própria foi classificada de forma correta em apenas 7,68% das instâncias, mostrando-se menos expressiva em comparação com o salário. Isso indica que a rede neural considera a posse de casa própria como um critério menos relevante no perfil do cliente para a concessão de crédito, quando comparado ao salário.

Tabela: teste 2

Classification Matrix			
(for training cases)			
	0	1	Bad (%)
0	347	8	2,2535%
1	106	35	75,1773%

Classification Matrix			
(for testing cases)			
	0	1	Bad (%)
0	90	2	2,1739%
1	24	6	80,0000%

Fonte: Software Rede Neuro Tool

É importante destacar mais detalhadamente os resultados da rede, não somente os acertos, mas os erros. Os resultados obtidos da amostragem na etapa de treinamento da rede identificaram-se que desses 347 clientes adimplentes representados como (0), 8 a rede considerou erroneamente como inadimplente representado como (1). E de 106 clientes inadimplentes (1), demonstrados como erro pela rede em teste como adimplentes (0), equivalente à 75,17%. 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, e colocar em risco a saúde da empresa com aumento da inadimplência. 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. A rede neural possibilita apenas uma indicação do perfil de clientes, tendo o potencial de diminuir os custos de análise e mitigar as perdas relacionadas à inadimplência, mas não substitui o discernimento do tomador de decisão.

4. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Neste estudo foi investigada a viabilidade da aplicação de redes neurais como suporte para a tomada de decisões na gestão financeira, resultando em descobertas positivas. Com os desafios financeiros que muitas empresas enfrentam atualmente, o acesso a essas informações é crucial para embasar suas decisões e compreender sua situação financeira, visando à minimização de riscos e a maximização de retornos. As redes neurais surgem como uma ferramenta valiosa para transformar dados em insights úteis, especialmente quando aplicadas à análise do perfil de clientes. Este estudo se concentrou em apresentar um método baseado em

redes neurais para essa análise, reconhecendo sua importância para reduzir a inadimplência e conceder crédito de forma eficaz.

A implementação do Neuro Tool 5.6 para simular a utilização de redes neurais na análise de crédito apresentou resultados promissores. Utilizando o método de aprendizado supervisionado, foi possível ajustar os pesos das conexões para aprimorar a precisão do modelo na distinção entre bons e maus pagadores. A análise do perfil dos clientes revelou *insights* valiosos sobre os fatores que contribuem para a inadimplência, destacando a importância de compreender as nuances individuais que influenciam o comportamento de pagamento. O estudo ressaltou a relevância de investigar se os clientes se tornam inadimplentes por diferentes motivos, como perda de renda ou imprevistos de fluxo de caixa, em comparação com aqueles que simplesmente deixam de efetuar os pagamentos. Em suma, a aplicação das redes neurais na gestão de crédito oferece uma abordagem poderosa para avaliar e mitigar os riscos financeiros, fornecendo insights significativos para orientar a tomada de decisões nesse contexto desafiador.

REFERÊNCIAS

- Blatt, A. (1999). *Avaliação de risco e decisão de crédito: um enfoque prático*. São Paulo: Nobel.
- Castro Neto, J. L., & Gomes Sérgio, R. S. (2009). *Análise de Risco e Crédito*. Curitiba: IESDE Brasil S.A.
- Furtado, M. I. (2019). *Educapes*. Fonte: Educapes: <https://educapes.capes.gov.br/bitstream/capes/432794/1/e-book-Redes-Neurais-Artificiais-uma-Abordagem-para-Sala-de-Aula.pdf>
- Haykin, S. (2001). *Redes Neurais: Princípios e Prática*. São Paulo: Bookman.
- Kimura, H., Perera, L. J., Donzelli, C. R., Da Silva Filho, A. C., & Guasti Lima, F. (28 de Novembro de 2007). *Fundação Getulio Vargas*. Fonte: <https://pesquisaeasp.fgv.br/sites/gvpesquisa.fgv.br/files/arquivos/v4401034.pdf>
- MELLO, M. T. (Outubro de 2004). *Universidade Federal de Pelotas*. Fonte: UFPEL: http://www2.ufpel.edu.br/prg/sisbi/bibct/acervo/info/2004/mono_marilia.pdf
- Mendes Filho, E. F., Borges Matias, A., & de Leon Ferreira de Carvalho, A. C. (1996). *Repositorio Usp*. Fonte: USP: <https://repositorio.usp.br/item/000912606>
- Schrickel, W. K. (1998). *Análise de crédito*. São Paulo: Atlas.

Vieira, R. C., & Rosemberg, M. (2000). *Redes Neurais Artificiais*. Florianópolis.