

Proposição de um modelo baseado em inferência neuro-fuzzy para segmentação de fornecedores sustentáveis

RICARDO ANTONIO SAUGO

PONTIFÍCIA UNIVERSIDADE CATÓLICA DO PARANÁ

FRANCISCO RODRIGUES LIMA JUNIOR

UNIVERSIDADE TECNOLÓGICA FEDERAL DO PARANÁ (UTFPR)

Introdução

Devido à globalização das cadeias de suprimentos e o consequente aumento da quantidade e diversidade das opções de compra, a segmentação de fornecedores se tornou fundamental, pois auxilia as empresas compradoras na definição de estratégias específicas para fornecedores que possuem características semelhantes. Dada a necessidade de promover um desempenho sustentável em cadeias de suprimentos, critérios econômicos, ambientais e sociais passam a incorporar a avaliação dos fornecedores, requerendo assim o uso de uma técnica de decisão adequada a este contexto (LAJIMI, 2021).

Problema de Pesquisa e Objetivo

Por meio da análise da literatura sobre segmentação de fornecedores, identificou-se apenas um modelo de decisão direcionado para segmentação de fornecedores sustentáveis, o que evidencia a escassez de modelos que contemplem critérios econômicos, ambientais e sociais. Também não foram encontrados modelos capazes de se adaptar ao ambiente de uso a partir de dados históricos de desempenho. Portanto, o objetivo deste estudo é propor um modelo de inferência neuro-fuzzy e avaliar sua adequabilidade no apoio à segmentação de fornecedores sustentáveis.

Fundamentação Teórica

A segmentação de fornecedores agrupa fornecedores que possuem características semelhantes e demandam relacionamentos similares. Para tanto, deve-se utilizar um método de decisão que considere pontuações dos fornecedores em múltiplos critérios. A utilização de sistemas de inferência neuro-fuzzy para este fim se diferencia das demais técnicas por possuir um mecanismo de aprendizagem supervisionado, o qual possibilita a adaptação do modelo ao ambiente em que está sendo aplicado, além da possibilidade de lidar com decisões sob incerteza (LIMA JR.; CARPINETTI, 2020).

Metodologia

O estudo propõe um modelo conceitual de segmentação de fornecedores sustentáveis que combina três modelos computacionais ANFIS em uma matriz quadrática tridimensional. Para cada modelo ANFIS, 12 topologias candidatas foram implementadas utilizando a ferramenta Neuro-Fuzzy Designer do software MATLAB®. Posteriormente, calculou-se o erro quadrático médio (MSE) entre os valores desejados e os valores estimados por cada modelo ANFIS a fim de selecionar as melhores topologias. Para confirmar a acurácia dos modelos, testes de regressão linear e testes t com amostras pareadas foram realizados.

Análise dos Resultados

Os fornecedores foram segmentados em oito grupos, de acordo com o desempenho alcançado. Os resultados fornecidos pelas topologias com os menores valores de MSE foram analisados por meio de regressões lineares e do cálculo do coeficiente R² e indicaram uma alta correlação positiva entre os valores desejados e os valores estimados pelos modelos ANFIS. Além disso, os testes de hipótese baseados em amostras pareadas indicaram que não houve diferenças estatisticamente significativas entre os valores desejados e os valores estimados, reforçando assim a adequabilidade do modelo proposto neste estudo.

Conclusão

A adequabilidade do modelo proposto foi confirmada por meio dos valores de MSE obtidos na etapa de teste, dos resultados de R² e dos testes de hipótese. O modelo permite aos gestores segmentar os fornecedores para assim elaborar estratégias específicas a fim de potencializar o desempenho das cadeias de suprimentos sustentáveis. Os resultados deste estudo são úteis para auxiliar pesquisadores e desenvolvedores de soluções computacionais na área de segmentação de fornecedores sustentáveis, uma vez que sugere os parâmetros topológicos mais adequados para obtenção de resultados mais precisos.

Referências Bibliográficas

LIMA JR, F. R.; CARPINETTI, L. C. R. An adaptive network-based fuzzy inference system to supply chain performance evaluation based on SCOR® metrics. *Computers & Industrial Engineering*, v.139, 2020. LAJIMI, H. F. Sustainable Supplier Segmentation: A Practical Procedure. In: REZAEI, J. *Strategic Decision Making for Sustainable Management of Industrial Networks*. Cham: Springer, p. 119-137, 2021.

Palavras Chave

Segmentação de fornecedores sustentáveis, Sistemas neuro-fuzzy, Gestão de Cadeias de Suprimentos

Agradecimento a órgão de fomento

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001.

PROPOSIÇÃO DE UM MODELO BASEADO EM INFERÊNCIA NEURO-FUZZY PARA SEGMENTAÇÃO DE FORNECEDORES SUSTENTÁVEIS

1 INTRODUÇÃO

A Gestão da Cadeia de Suprimentos (*Supply Chain Management*, SCM) tem como objetivo principal produzir e distribuir os materiais na quantidade certa, no lugar certo e na hora certa, minimizando o custo geral sem prejudicar o nível de satisfação do cliente (KO; TIWARI; MEHNEN, 2010). Dessa forma, a SCM desempenha um papel crítico nas empresas que buscam crescimento e lucratividade (LAKRI et al., 2015).

Diante do surgimento de cadeias de suprimentos globais, o número de possíveis fornecedores para as empresas aumentou, podendo chegar a centenas de parceiros. Nesse contexto, a segmentação de fornecedores se apresenta como uma prática efetiva para gerenciar a base de fornecedores, pois ela limita o número de estratégias de relacionamento necessárias, agrupando fornecedores com características em comum (BAI; REZAEI; SARKIS, 2017).

Nas últimas décadas legislações mais rígidas e pressões de *stakeholders* fizeram com que diversas empresas buscassem melhorias nos seus desempenhos ambientais e sociais em suas cadeias de suprimentos (BÜYÜKÖZKAN, 2012). Para isso, incluíram em seus processos o conceito de sustentabilidade. A sustentabilidade pode ser representada por meio da junção dos três componentes do *triple bottom line* (TBL) de forma balanceada (CARTER; ROGERS, 2008). Esse conceito, desenvolvido por John Elkington na década de 1990 (GOH et al., 2019), utiliza o modelo dos “3 P’s – *Profit, People e Planet*” (lucro, pessoas e planeta), representando os aspectos econômicos, sociais e ambientais.

Nos últimos anos, modelos quantitativos de apoio à tomada de decisão para segmentação de fornecedores têm recebido maior interesse por pesquisadores e profissionais por propiciarem decisões racionais e automatizadas (BORGES; LIMA JR., 2020). A maioria desses modelos utiliza métodos multicritérios, técnicas estatísticas e/ou de inteligência artificial para estimar o desempenho de cada fornecedor, o que é feito com base em um conjunto de critérios associados a dimensões de desempenho do fornecedor (LIMA JR; CARPINETTI, 2016; REZAEI; LAJIMI, 2019).

1.1 PROBLEMA E OBJETIVO

Em uma revisão sistemática sobre modelos quantitativos para apoiar a segmentação de fornecedores, Borges e Lima Jr. (2020) identificaram 26 artigos e verificaram que 53,83% deles foram publicados a partir de 2017. Nessa revisão, Borges e Lima Jr (2020) encontraram 21 técnicas de decisão para segmentação de fornecedores, no entanto não foram encontrados estudos que utilizem sistemas *neuro-fuzzy* para esta finalidade. Além disso, foi encontrado apenas um artigo direcionado para cadeias de suprimentos sustentáveis, proposto por Torres-Ruiz e Ravindran (2018). Isso evidencia que a maioria dos modelos prévios para segmentação de fornecedores não completa critérios ambientais, sociais e econômicos.

No estudo de Torres-Ruiz e Ravindran (2018), os autores utilizam o método AHP (*Analytic Hierarchy Process*) para segmentar os fornecedores. Apesar do método AHP ser o mais utilizado na literatura para segmentação de fornecedores (BORGES; LIMA JR., 2020), ele possui algumas desvantagens, como a limitação da quantidade de critérios e alternativas que podem ser adotados, pois as avaliações são realizadas por especialistas por meio de comparações pareadas, limitando-se assim a capacidade humana de realizar comparações entre muitos elementos de forma consistente (LIMA JR; OSIRO; CARPINETTI, 2014). Além disso, quando são inseridos novos fornecedores na base, podem ocorrer inversões nos resultados do ranqueamento. Ademais, o modelo AHP proposto por Torres-Ruiz e Ravindran (2018) é

compensatório, o que faz com o baixo desempenho em alguns critérios de uma determinada dimensão possa ser compensado por um alto desempenho em critérios de outras dimensões. No contexto de cadeias de suprimentos sustentáveis, não se deve permitir que os aspectos ambientais e sociais sejam compensados pelos aspectos econômicos (SCHRAMM; CABRAL; SCHRAMM, 2020).

A proposição de um novo modelo de decisão, baseado em inferência neuro-*fuzzy* e em critérios do TBL, pode contornar as limitações apresentadas. Os sistemas de inferência neuro-*fuzzy* são sistemas híbridos que combinam redes neurais artificiais e inferência *fuzzy*. Esse método não limita o número de alternativas e não causa inversão de ranqueamento, além de possuir capacidade de aprendizagem supervisionada e ser adequado para decisões sob incerteza (LIMA JR.; CARPINETTI, 2020). Portanto, o objetivo desse artigo é propor um modelo de inferência neuro-*fuzzy* e avaliar sua adequabilidade no apoio à segmentação de fornecedores sustentáveis. No total, 36 modelos computacionais foram implementados e avaliados para encontrar as configurações topológicas adequadas para a aplicação em questão.

Quanto à estrutura deste estudo, a seção 2 revisa a literatura sobre segmentação de fornecedores sustentáveis e sistemas de inferência neuro-*fuzzy*. A seção 3 explica a metodologia utilizada. A seção 4 apresenta os resultados da implementação computacional e dos testes estatísticos para validação do modelo proposto. Por fim, a seção 5 apresenta a conclusão e as limitações do estudo.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 Segmentação de fornecedores sustentáveis

A segmentação de fornecedores pode ser definida como um processo que separa os fornecedores em grupos distintos, com diferentes necessidades, características ou comportamentos, os quais demandam diferentes tipos de estruturas de relacionamentos (DAY; MAGNAN; MOELLER, 2010). Um dos primeiros modelos de segmentação de fornecedores foi proposto por Kraljic (1983). Nessa abordagem, baseada no tipo de item fornecido, os materiais comprados são classificados em duas dimensões: impacto no lucro e risco de fornecimento. Para cada dimensão em que os materiais são enquadrados, são criadas estratégias específicas de gerenciamento (REZAEI; LAJIMI, 2019).

O compromisso econômico, social e ambiental entre os *stakeholders* vem demandando um posicionamento padrão das organizações, transformando a sustentabilidade em quesito cada vez mais essencial para fazer negócios no século XXI (CARTER; EASTON, 2011). O Quadro 1 apresenta alguns critérios para avaliação e monitoramento de fornecedores frequentemente associados a essas dimensões.

Quadro 1 - Critérios para avaliação de fornecedores

Critérios econômicos	Critérios ambientais	Critérios sociais
Custo	Controle de poluição	Práticas de emprego
Preço inicial baixo	Remediação	Práticas disciplinares e de segurança
Atividades de redução de custo	Controles de fim de linha	Contratos de trabalho
Conformidade com o comportamento de preços	Prevenção de poluição	Igualdade nas fontes de trabalho
Qualidade	Adaptação do produto	Diversidade
Qualidade de conformidade	Adaptação do processo	Discriminação
Consistência de entrega	Gestão do sistema ambiental	Oportunidades de trabalho
Filosofia de qualidade	Estabelecimento de compromisso e política ambiental	Arranjos de trabalhos flexíveis
Resposta rápida	Identificação de aspectos ambientais	Compensação de emprego
Tempo	Planejamento de objetivos ambientais	Pesquisa e desenvolvimento
		Desenvolvimento de carreira

Velocidade de entrega	Atribuição de responsabilidade ambiental	Trabalho Infantil
Tempo de desenvolvimento de produto	Verificação e avaliação de atividades ambientais	Saúde e segurança
Tempo de formação da parceria	Consumo de recursos	Incidentes de saúde e segurança
Flexibilidade	Consumo de água	Práticas de saúde e segurança
Mudanças de volume dos produtos	Consumo de matéria-prima	Condições de trabalho
Curto tempo de <i>set-up</i>	Consumo de energia	Influência na comunidade local
Resolução de conflitos	Produção de poluição	Saúde
Inovação	Produção de agentes poluentes	Educação
Lançamento de novos produtos	Produção de produtos tóxicos	Habitação
Uso de novas tecnologias	Produção de resíduos	Infraestrutura de serviços
Cultura		Infraestrutura de mobilidade
Estratégias apropriadas		Serviços públicos e regulatórios
Sentimento de Confiança		Apoio a instituições educacionais
Tecnologia		Segurança
Compatibilidade tecnológica		Crescimento de bem-estar econômico
Capacidade técnica		Coesão social
Instalações da fabricação		Apoio a projetos comunitários
Capacidade de design dos fornecedores		Influência dos <i>stakeholders</i>
Relacionamento		Educação dos consumidores
Relacionamento a longo prazo		Audiências coletivas
Comunicação aberta		Engajamento dos <i>stakeholders</i>
Reputação pela integridade		Potencial de influência de decisão
Proximidade de relacionamento		

Fonte: Adaptado de Lajimi (2021).

Para classificar os fornecedores em cada dimensão, é necessária a utilização de um método de decisão que considere as pontuações dos fornecedores em múltiplos critérios de segmentação (REZAEI; ORTT, 2013). Essas pontuações geralmente são baseadas em dados históricos ou julgamentos subjetivos coletados de especialistas, o que pode requerer o uso de um método adequado para apoiar lidar com tais valores incertos. A revisão sistemática proposta por Borges e Lima Jr. (2020) identificou dezenas de técnicas utilizadas pelos modelos de segmentação existentes, incluindo AHP, *Fuzzy* TOPSIS (LIMA JR.; CARPINETTI, 2016), *Fuzzy* AHP (REZAEI; ORTT, 2013), *Fuzzy c-means* (BAI; REZAEI; SARKIS, 2017), entre outras. Dentre os modelos adequados para modelar decisões sob incerteza, 58,8% requerem o uso de comparações pareadas, o que limita o número de critérios e/ou alternativas analisados e aumenta a quantidade de julgamentos requeridos dos especialistas.

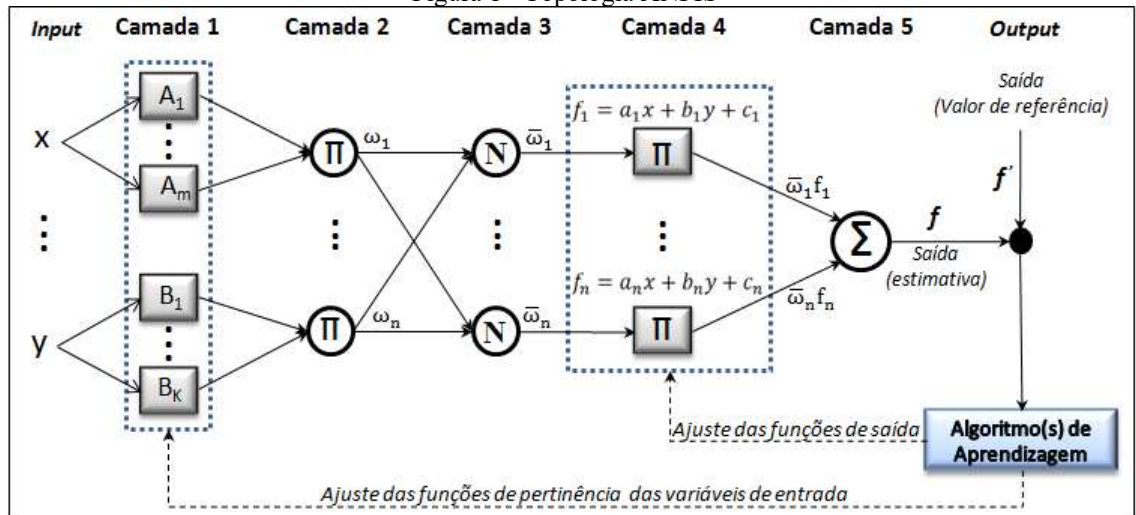
Ainda que os modelos prévios de segmentação de fornecedores tenham apresentado várias contribuições para a literatura, nenhum deles possui habilidade de aprendizagem supervisionada (BORGES; LIMA JR., 2020). Ou seja, não são capazes de ajustar automaticamente as relações de causa e efeito entre as variáveis de entrada e saída por meio de amostras dos valores destas variáveis (dados históricos de desempenho dos fornecedores), a fim de propiciar a adaptação do modelo ao ambiente de uso. A aplicação de sistemas *neuro-fuzzy* é capaz de contornar essa limitação.

2.2 Sistemas *neuro-fuzzy*

Na literatura há diferentes tipos de sistemas que combinam lógica *fuzzy* com redes neurais artificiais, sendo estes chamados genericamente de sistemas *neuro-fuzzy* (LIMA JR.; CARPINETTI, 2020). O mais popular deles foi proposto por Jang (1993) e é denominado o ANFIS (*Adaptive-Neuro-Based Fuzzy Inference System*). Quando usado isoladamente, um sistema de inferência *fuzzy* requer um esforço considerável para definir funções e regras de inferência. Já as redes neurais não provêm transparência nos cálculos e não são adequadas para lidar com decisões sob incerteza, que envolvam variáveis qualitativas e julgamentos subjetivos de especialistas. A combinação dessas duas técnicas elimina essas limitações (ÖZKANA; INAL, 2014).

A Figura 1 apresenta a topologia de um ANFIS, a qual possui cinco camadas e dentro de cada uma há nós que desempenham funções do mesmo tipo. Os nós podem ser fixos, representados por círculos, ou adaptativos, representados por quadrados. Os nós adaptativos são ajustados na etapa de treinamento do sistema por meio de parâmetros modificáveis dentro de cada nó. O funcionamento de cada camada é descrito a seguir (JANG, 1993; LIMA JR.; CARPINETTI, 2020):

Figura 1 - Topologia ANFIS



Fonte: Jang (1993) e Lima Jr. e Carpinetti (2020)

- a) camada 1: os valores de entrada (x e y) são convertidos em conjuntos *fuzzy* equivalentes. Sua função pode ser dada como:

$$O_i^1 = \mu_{A_i}(x) \quad (1)$$

onde x é a entrada do nó e A_i é a variável linguística associada à função do nó. A saída O_i^1 é grau de pertinência do valor x aos conjuntos *fuzzy* definidos para a variável A_i . A função de pertinência é definida em um intervalo $[0,1]$, em que 1 significa que x apresenta um pertencimento total ao conjunto e 0 representa que x não pertence ao conjunto;

- b) camada 2: realiza a combinação de todos os nós da camada anterior, com o objetivo de compor os relacionamentos lógicos entre as funções de pertinência ativadas. Essa camada representa a parte antecedente das regras de decisão, realizando as operações dos tipos “AND” ou “OR”, por meio de operadores como mínimo ou produto algébrico. A equação que representa a operação realizada pela camada de combinação é dada por:

$$O_i^2 = w_i = \mu_{A_i}(x) \times \mu_{B_i}(x), \text{ para } i=1, 2, 3...n \quad (2)$$

A saída dessa camada é composta a partir do relacionamento entre todos os termos linguísticos de entrada, resultando em um valor de grau de pertinência w_i definido entre $[0,1]$, determinando o peso de cada regra ativada;

- c) camada 3: realiza a normalização dos pesos das regras ativadas. A equação 3 descreve o procedimento.

$$O_i^3 = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2 + 3 + \dots + w_n}, \text{ para } i=1, 2, 3...n \quad (3)$$

- d) camada 4: essa é uma camada de nós adaptativos que representam os consequentes das regras, responsáveis por gerar as saídas de cada regra ativada conforme a equação 4. O consequente pode ser constituído por uma função linear ou por uma constante. A saída desta camada é calculada pelo produto simples entre o consequente de cada

regra (neste caso, um polinômio f_i de primeira ordem) e o peso da regra ativada na terceira camada;

$$O_i^4 = \bar{w}_i f_i, \text{ para } i=1, 2, 3...n \quad (4)$$

e) camada 5: essa camada é composta por um nó fixo que realiza a soma ponderada das saídas da camada anterior, conforme representa a equação 5.

$$O_i^5 = \sum_i \bar{w}_i f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i} \quad (5)$$

Nos modelos ANFIS, o tipo da função de pertinência, o número de funções de pertinência, o tipo de consequente e os operadores lógicos são parâmetros que afetam diretamente a precisão do modelo. Por isso, é necessário realizar diversos testes computacionais para escolher a melhor topologia (LIMA JR.; CARPINETTI, 2020).

Para conduzir o processo de aprendizagem de um ANFIS, é requerido um conjunto de amostras com dados de entrada e saída, que são divididas em dois grupos: 60 a 90% das amostras para o conjunto de treinamento e 10 a 40% para o conjunto de teste. O primeiro conjunto é utilizado no ajuste dos parâmetros adaptativos. O segundo é aplicado para verificar a acurácia do modelo (ÖZKAN; INAL, 2014; BAMAKAN; FAREGH; RAVASAN, 2021).

Um dos métodos mais usados para o treinamento de modelos ANFIS é um algoritmo híbrido proposto por Jang (1993), que aplica o método dos mínimos quadrados para ajustar os parâmetros adaptativos das entradas, e o método do gradiente descendente para ajustar os consequentes das regras, com o intuito de minimizar o erro entre os valores produzidos pelo modelo e o valor de saída de cada amostra de treinamento. A quantidade de vezes que o conjunto de treinamento é processado pelo modelo é chamado de número de épocas, que serve como um parâmetro para finalização do processo. Com a finalização do treinamento, a validação (ou teste) do modelo pode ser realizada com base em medidas como o erro quadrático médio (*Mean Square Error*, MSE) ou erro absoluto médio. As próximas seções focam na construção e na aplicação ilustrativa dos modelos ANFIS.

3 METODOLOGIA

Segundo Bertrand e Fansoo (2002), uma pesquisa axiomática normativa quantitativa envolve a construção de um modelo quantitativo, baseado nas relações de causa e efeito entre as variáveis, que busca obter soluções a partir do modelo. Está focada em desenvolver estratégias e ações para melhorar os resultados disponíveis na literatura ou encontrar uma solução ótima para um problema. Portanto, esse estudo pode ser classificado como uma pesquisa axiomática normativa, por propor modelos ANFIS para segmentação de fornecedores sustentáveis, visando classificá-los em grupos e definir estratégias de gestão adequadas para cada grupo, além de suprir limitações dos modelos prévios no que tange à habilidade de aprendizagem supervisionada.

Visando delimitar a lacuna de pesquisa e subsidiar o desenvolvimento deste estudo, foi realizada uma pesquisa bibliográfica nas bases *Science Direct*, *Scopus* e *Google Scholar* utilizando as palavras-chave *supplier segmentation*, *sustainable supplier segmentation*, ANFIS, *sustainable supply chain management*, dentre outras. Este levantamento serviu de base para propor um modelo conceitual de segmentação de fornecedores sustentáveis, que envolve a utilização de um conjunto de três modelos computacionais ANFIS, sendo um para cada dimensão do TBL.

A modelagem e simulação dos três sistemas ANFIS foi dividida em quatro passos:

- a) geração de dados simulados;
- b) definição das topologias candidatas a serem testadas;
- c) realização dos procedimentos de treinamento e testes das topologias candidatas;

d) validação dos resultados utilizando testes estatísticos.

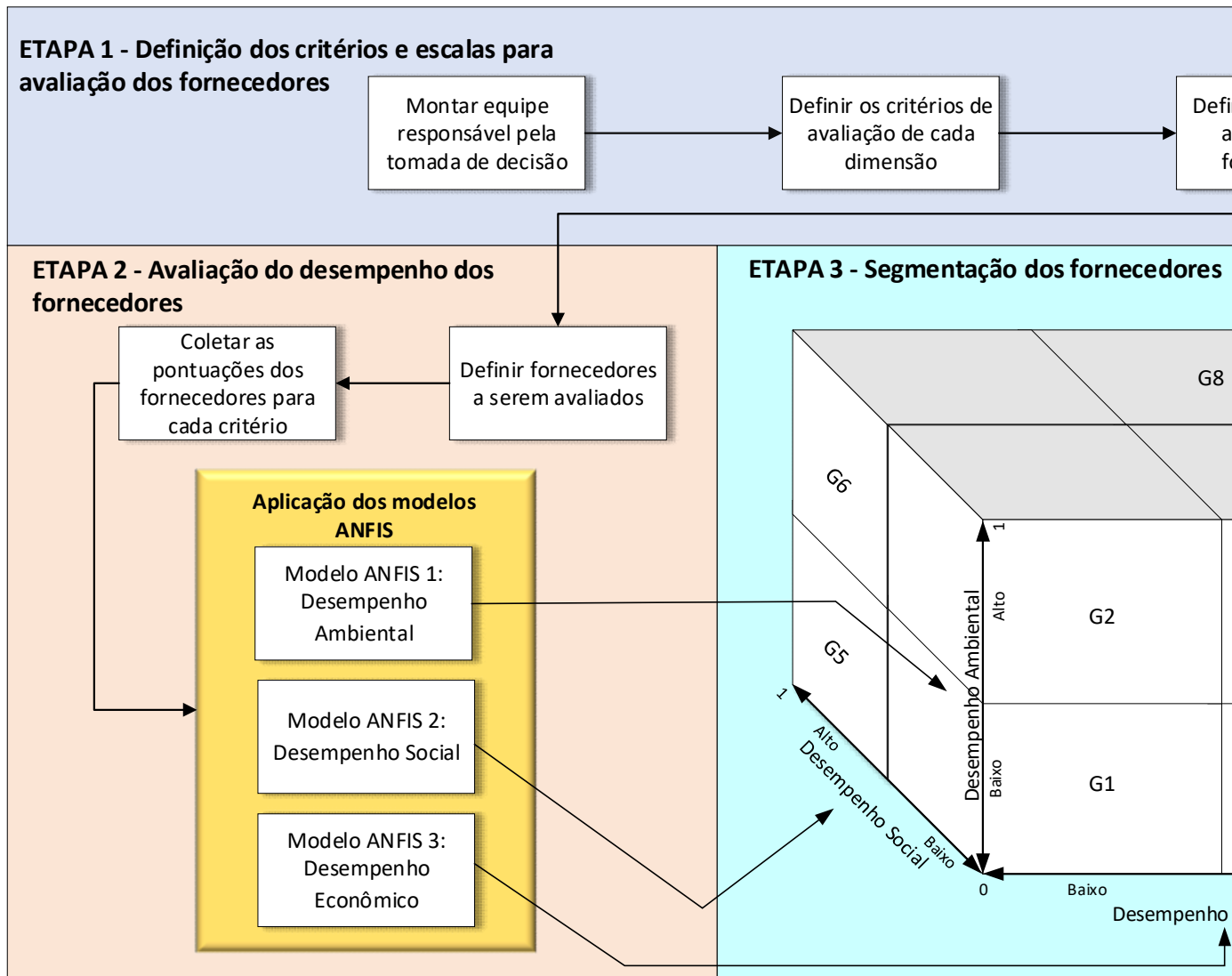
No primeiro passo, diante da dificuldade de se obter dados reais suficientes para o treinamento dos modelos e com a pandemia da COVID-19, que dificultou o acesso às empresas, optou-se por gerar aleatoriamente as avaliações de 200 fornecedores com o auxílio de uma planilha eletrônica. Para o cálculo de saída do desempenho dos fornecedores, foi utilizado o método TOPSIS (*Technique for Order of Preference by Similarity to Ideal Solution*), que foi proposto por Hwang e Yoon (1981) e prioriza as alternativas que estejam mais próximas da solução ideal positiva e mais distantes da solução ideal negativa. No segundo passo, definiu-se 36 topologias candidatas por meio da variação do tipo de função de pertinência e do número de partições das variáveis de entrada, bem como do tipo de consequente.

No terceiro passo, as amostras foram divididas em dois conjuntos: 70% separadas para o treinamento e 30% separadas para a etapa de testes. Baseando-se em Lima Jr. e Carpinetti (2020), o número de épocas definidas para o treinamento foi de 30, pois após essa quantidade o erro já estava estabilizado. A construção e simulação dos sistemas ANFIS foi realizada no software MATLAB®. Após a finalização da modelagem computacional, os fornecedores foram segmentados em oito grupos de acordo com o desempenho alcançado. No último passo, as topologias candidatas que apresentaram os menores valores de MSE para cada dimensão foram selecionadas para realização de testes estatísticos visando à validação dos modelos. Testes de regressão linear foram realizados para analisar a relação entre os valores desejados e aqueles estimados pelos modelos ANFIS. Além disso, o teste *t* com amostras pareadas foi aplicado para verificar se há diferença estatisticamente significativa entre esses valores (MONTGOMERY; RUNGER, 2011).

4 APRESENTAÇÃO E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

O modelo conceitual de segmentação de fornecedores proposto por este estudo está apresentado na Figura 2 e foi desenvolvido com base em Jang (1993), Rezaei e Ortt (2012), Lima Jr. e Carpinetti (2016), Lima Jr. e Carpinetti (2020) e Lajimi (2021). Esse modelo está dividido em três etapas. Na etapa 1, subdividida em três fases, ocorre a formação da equipe responsável pela tomada de decisão, escolha dos e critérios e escalas que serão utilizados para avaliar os fornecedores. Os critérios escolhidos foram selecionados a partir de Lajimi (2021). Para a dimensão econômica, foram selecionados os critérios custo, qualidade, tempo e flexibilidade. Para a dimensão ambiental, foram selecionados os critérios de gestão ambiental, controle de poluição e consumo de recursos. Já para a dimensão social os critérios de práticas de RH, influência na comunidade e saúde segurança foram selecionados. A escala definida para a primeira e segunda dimensão (modelos ANFIS 1 e ANFIS 2) utiliza números inteiros compreendidos no intervalo [1,10] e para a terceira dimensão (modelo ANFIS 3) intervalo de [1,5]. Na etapa 2 acontece a avaliação dos fornecedores e a aplicação computacional do método ANFIS para segmentar os fornecedores.

Figura 2 – Modelo proposto para segmentação de fornecedores sustentáveis



Fonte: os autores (2021).

Na etapa 3, os fornecedores são segmentados em 8 possíveis grupos distribuídos em uma matriz quadrática tridimensional. Cada dimensão matriz representa um pilar da sustentabilidade. Essa classificação auxilia os compradores a definir ações apropriadas para o gerenciamento da base de suprimentos e para a melhoria do desempenho desses fornecedores. De acordo com o Lajimi (2021), os grupos da matriz de segmentação possuem as seguintes características:

- a) grupo 1 – nesse grupo estão classificados os fornecedores com os piores desempenhos nas avaliações. Eles ao mesmo tempo possuem baixo desempenho econômico, ambiental e social. Sugere-se que, caso haja possibilidade, os fornecedores desse grupo sejam substituídos;
- b) grupo 2 (ambiental) – nesse grupo os fornecedores possuem alto desempenho ambiental e baixo desempenho econômico e social. Os fornecedores desse segmento geralmente focam no uso eficiente dos recursos naturais, no controle e na prevenção de poluição. Esses fornecedores possuem programas de gestão ambiental, priorizam ainda a utilização de recursos renováveis, eliminação de substâncias tóxicas e redução do consumo de energia;
- c) grupo 3 (econômico) – os fornecedores classificados nesse grupo possuem alto desempenho econômico e baixo desempenho social e ambiental. Eles operam suas cadeias orientadas no lucro e não demonstram preocupação ambiental e social. Esses fornecedores trabalham com foco para o aumento do *market share*, criação de novos mercados, novos produtos, aumento da qualidade, redução de custos por meio da eficiência e redução de matéria-prima;
- d) grupo 4 (econômico-ambiental) – os fornecedores classificados nesse grupo possuem alto desempenho econômico e ambiental, mas possuem baixo desempenho social. Eles atuam com a redução de custos por meio da eficiência do uso da energia e dos recursos naturais. Também investem parte dos seus lucros, na criação de soluções ambientais criativas;
- e) grupo 5 (social) – nesse grupo, os fornecedores possuem alto desempenho social e baixo desempenho econômico e ambiental. Eles focam suas ações na promoção de justiça social. Esses fornecedores atuam com ênfase na diversidade da mão-de-obra, direitos humanos e redução das desigualdades. Atuam contra discriminação étnica, de gênero, religião, sexual e operam pensando na saúde e qualidade de vida dos colaboradores;
- f) grupo 6 (social-ambiental) – os fornecedores classificados nesse grupo possuem baixo desempenho econômico e alto desempenho social e ambiental. Esses fornecedores trabalham com ênfase em utilizar uma parte justa dos recursos naturais nos níveis nacionais e internacionais. Realizam também programas sociais que beneficiam a comunidade;
- g) grupo 7 (social-econômico) – nesse grupo, os fornecedores possuem alto desempenho social e econômico e baixo desempenho ambiental. Esses fornecedores trabalham visando redução de custos, considerando as necessidades sociais da sociedade. Eles atuam com padrões éticos, garantindo negócios justos e assegurando os direitos humanos dos colaboradores;
- h) grupo 8 (sustentável) – os fornecedores classificados nesse grupo possuem alto desempenho social, econômico e social. Esses fornecedores trabalham com foco na melhoria dos produtos e da qualidade de vida das pessoas, priorizam atividades ambientais e trabalham com a maximização dos recursos naturais renováveis com o menor custo possível.

Com os fornecedores separados na matriz de segmentação proposta, é possível identificar e propor estratégias específicas, diferenciadas para cada grupo, a fim de aumentar a

eficiência e eficácia do gerenciamento dos fornecedores da cadeia de suprimentos. Lajimi (2021) e Pedroso et. al. (2021) identificaram as principais estratégias para o desenvolvimento de fornecedores derivadas da literatura, as quais estão apresentadas no Quadro 2, separadas por dimensão do *triple bottom line*.

Quadro 2 - Estratégias para o desenvolvimento dos fornecedores

Dimensão	Estratégias de desenvolvimento
Ambiental	Auxiliar e informar os fornecedores sobre tecnologia e produção verde. Estabelecer metas aos fornecedores para manter e melhorar o meio ambiente. Resolver problemas ambientais técnicos dos fornecedores. Transferir funcionários com experiência técnica ambiental aos fornecedores. Premiar e incentivar os fornecedores pelo desempenho ambiental. Auxiliar os fornecedores a obter a certificação ISO 14000. Colocar as considerações ambientais no contrato de longo prazo. Realizar compromissos e providenciar suporte para as práticas de fornecimento verdes. Envolvimento dos fornecedores na concepção de produtos ambientalmente amigos. Realizar auditorias nos fornecedores. Treinar fornecedores nas questões ambientais.
Social	Avaliar a performance ética dos fornecedores e providenciar <i>feedback</i> . Providenciar <i>feedback</i> das avaliações aos fornecedores. Visitar as instalações dos fornecedores para melhorar o desempenho. Treinar os fornecedores sobre as questões de sustentabilidade. Construir confiança mútua. Treinar os funcionários dos fornecedores para aumentar a produtividade. Transferir conhecimento, informação e experiências nas questões da sustentabilidade. Solicitar aos fornecedores a adotarem certificações sociais.
Econômica	Realizar empreendimentos em conjunto. Comprar de diferentes fornecedores para criar uma competitividade entre os fornecedores. Avaliação financeira e estabelecer metas aos fornecedores. Avaliar os produtos de linha dos fornecedores para aumentar a produtividade. Criar e desenvolver produtos e materiais em conjunto com os fornecedores. Visitação das instalações dos fornecedores. Certificação dos fornecedores. Compartilhamento de informações. Suporte tecnológico e operacional. Suporte financeiro.

Fonte: Adaptado de Lajimi (2021) e Pedroso et. al. (2021).

4.1 RESULTADOS DA IMPLEMENTAÇÃO COMPUTACIONAL

Para este estudo, foram geradas amostras contendo a avaliação de 200 fornecedores. As avaliações dos fornecedores nos critérios escolhidos (variáveis de entrada) foram geradas de forma aleatória, utilizando o software Microsoft Excel, dentro de um universo de números inteiros, posteriormente normalizados. As variáveis de saída (desempenho global do fornecedor em cada dimensão) foram calculadas utilizando a técnica TOPSIS. A Tabela 1 demonstra as saídas calculadas pelo TOPSIS por meio das entradas geradas aleatoriamente.

Tabela 1 – Exemplo do cálculo das saídas das avaliações dos fornecedores por meio do TOPSIS

Fornecedores	Desempenho dos fornecedores				Saída TOPSIS
	C1	C2	C3	C4	
F1	10	5	8	10	0,5555
F2	10	10	10	10	1,0000
F3	5	10	9	10	0,562

F4	9	8	4	10	0,357
...
F200	7	10	10	9	0,462

Fonte: os autores (2021).

A Tabela 2 apresenta o conjunto das 36 topologias que foram testadas para cada modelo ANFIS. Essas topologias foram desenvolvidas com base em Lima Jr. e Carpinetti (2020) e em alguns testes empíricos. Para o tipo de função de pertinência das entradas, foram testadas as funções triangulares e gaussianas. Os tipos de consequentes avaliados foram funções lineares e valores constantes. Para o número de partições de entrada, foram testadas 3, 4 e 5 partições.

Para o treinamento das 36 topologias, 140 amostras das avaliações dos fornecedores foram separadas e incluídas no MATLAB® e 60 amostras separadas para o teste dos modelos. O treinamento ocorreu no decorrer de 30 épocas. Os valores de MSE atingidos durante o treinamento e o teste das topologias candidatas também estão apresentados na Tabela 2. A melhor topologia para o modelo ANFIS 1 (apresentada em negrito) é a topologia 2, com o MSE de $9,42 \times 10^{-6}$ na etapa de teste. Para o modelo ANFIS 2, a melhor é a de número 20 com MSE de $7,44 \times 10^{-5}$. Por último, para o modelo ANFIS 3, a melhor topologia é a de número 31, com MSE de $5,13 \times 10^{-4}$.

Tabela 2 - Topologias candidatas testadas e MSE obtidos

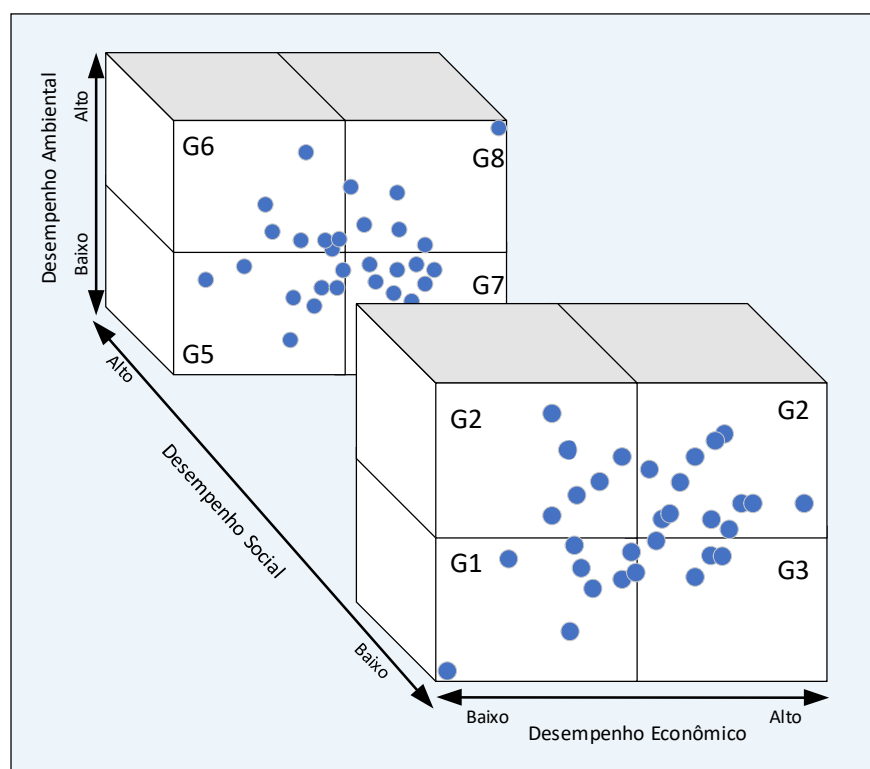
Modelo ANFIS	Topologia candidata	Tipo de função de pertinência	Tipos de consequente	Número de partições	MSE (treinamento)	MSE (validação)
1	1	Triangular	Constante	3	7,72E-03	$7,70 \times 10^{-05}$
	2	Triangular	Constante	4	1,86E-03	9,42 x 10⁻⁰⁶
	3	Triangular	Constante	5	9,94E-04	$2,14 \times 10^{-02}$
	4	Triangular	Linear	3	7,47E-04	$1,67 \times 10^{-04}$
	5	Triangular	Linear	4	1,51E-06	$1,76 \times 10^{-05}$
	6	Triangular	Linear	5	3,83E-08	$2,24 \times 10^{-02}$
	7	Gaussiana	Constante	3	6,70E-03	$6,29 \times 10^{-05}$
	8	Gaussiana	Constante	4	3,17E-03	$3,76 \times 10^{-05}$
	9	Gaussiana	Constante	5	1,01E-03	$5,86 \times 10^{-03}$
	10	Gaussiana	Linear	3	6,79E-04	$8,35 \times 10^{-05}$
	11	Gaussiana	Linear	4	1,52E-07	$9,64 \times 10^{-05}$
	12	Gaussiana	Linear	5	3,24E-08	$1,76 \times 10^{-02}$
2	13	Triangular	Constante	3	7,70E-03	$1,20 \times 10^{-04}$
	14	Triangular	Constante	4	1,97E-03	$1,35 \times 10^{-04}$
	15	Triangular	Constante	5	7,61E-04	$1,51 \times 10^{-02}$
	16	Triangular	Linear	3	8,14E-04	$1,30 \times 10^{-03}$
	17	Triangular	Linear	4	1,11E-07	$4,92 \times 10^{-04}$
	18	Triangular	Linear	5	1,96E-08	$1,68 \times 10^{-02}$
	19	Gaussiana	Constante	3	8,65E-03	$1,25 \times 10^{-04}$
	20	Gaussiana	Constante	4	3,52E-03	7,44 x 10⁻⁰⁵
	21	Gaussiana	Constante	5	7,63E-04	$1,56 \times 10^{-02}$
	22	Gaussiana	Linear	3	7,55E-04	$9,95 \times 10^{-04}$
	23	Gaussiana	Linear	4	1,42E-07	$1,30 \times 10^{-04}$
	24	Gaussiana	Linear	5	2,50E-08	$1,25 \times 10^{-02}$
3	25	Triangular	Constante	3	3,94E-03	$8,10 \times 10^{-04}$
	26	Triangular	Constante	4	1,77E-06	$2,60 \times 10^{-02}$
	27	Triangular	Constante	5	4,68E-07	$2,01 \times 10^{-01}$
	28	Triangular	Linear	3	5,81E-08	$5,77 \times 10^{-04}$
	29	Triangular	Linear	4	3,18E-08	$2,64 \times 10^{-02}$

30	Triangular	Linear	5	1,04E-08	$2,01 \times 10^{-01}$
31	Gaussiana	Constante	3	2,46E-03	$5,13 \times 10^{-04}$
32	Gaussiana	Constante	4	2,08E-06	$2,40 \times 10^{-02}$
33	Gaussiana	Constante	5	5,59E-07	$1,81 \times 10^{-01}$
34	Gaussiana	Linear	3	7,56E-08	$6,20 \times 10^{-04}$
35	Gaussiana	Linear	4	2,22E-08	$4,44 \times 10^{-02}$
36	Gaussiana	Linear	5	1,79E-08	$1,43 \times 10^{-01}$

Fonte: os autores (2021).

A Figura 3 apresenta a classificação final dos fornecedores segundo os valores estimados pelos melhores modelos ANFIS. Para melhor visualização dos fornecedores em cada quadrante, a matriz foi separada em duas partes. 9 fornecedores foram classificados no grupo 1, os quais possuem baixos desempenhos em todas as dimensões. Caso não seja possível a sua substituição dos fornecedores classificados nesse grupo, de acordo com o Quadro 2, é recomendado a aplicação de estratégias tanto para o desenvolvimento econômico, como para o ambiental e social. Já para o grupo 2, foram classificados 6 fornecedores e sugere-se a aplicação de estratégias de desenvolvimento econômico e social. No grupo 3, um total de 4 fornecedores foram classificados e aconselha-se o uso de estratégias para o desenvolvimento das dimensões social e ambiental. Para o grupo 4, com 12 fornecedores, recomenda-se a aplicação de estratégias para o desenvolvimento da parte social dos fornecedores. Já para o grupo 5, com 8 fornecedores, sugere-se a aplicação de estratégias do campo econômico e ambiental. Para o grupo 6, com 7 fornecedores estratégias econômicas e para o grupo 7, com 8 fornecedores, estratégias ambientais. Por fim, 6 fornecedores foram classificados no grupo 8, contemplando integralmente os requisitos ambientais, sociais e econômicos.

Figura 3 – Classificação dos fornecedores

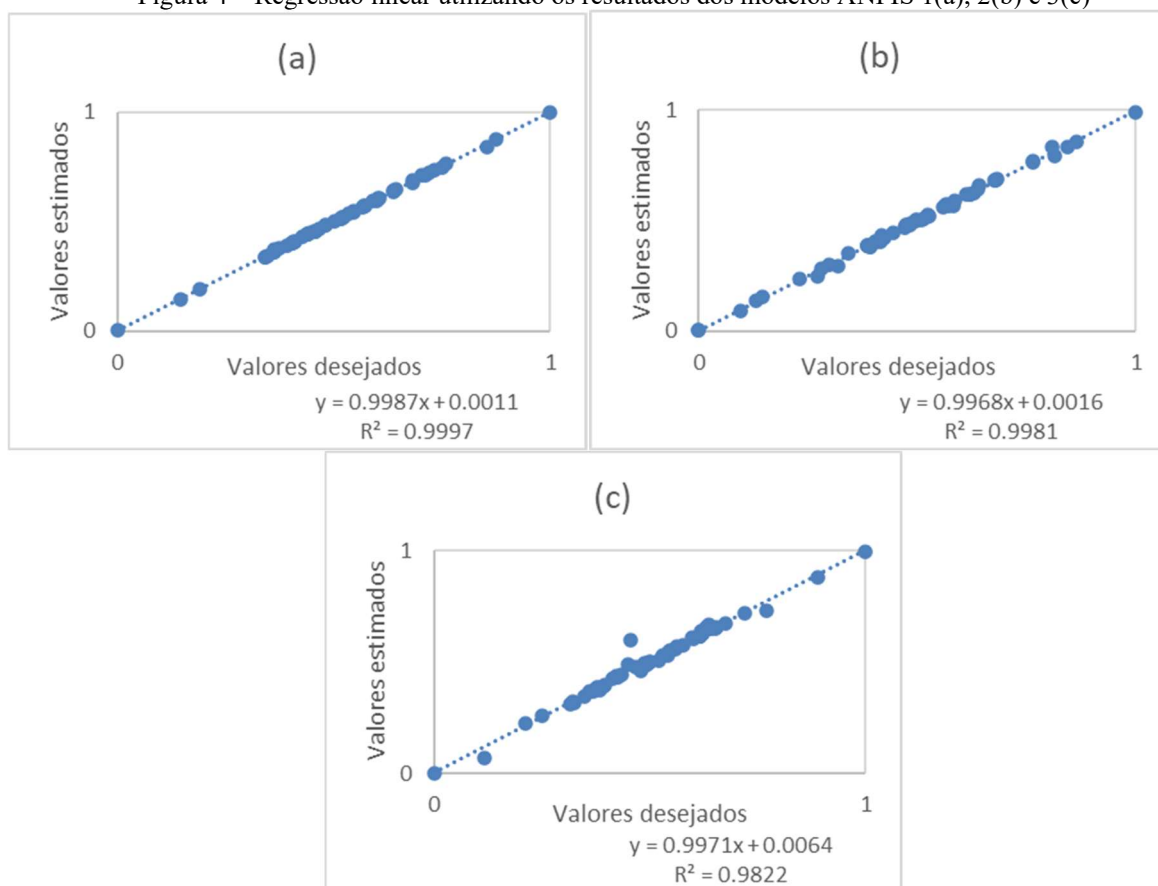


Fonte: os autores (2021).

4.2 RESULTADOS DOS TESTES ESTATÍSTICOS

A fim de analisar a relação entre os valores de saída desejados e os valores estimados pelas melhores topologias, foram executados testes de regressão linear. O coeficiente R^2 foi calculado com o intuito de verificar a relação de dependência da variável y (valores estimados pelos modelos ANFIS) com a variável independente x (valores de saída do conjunto de teste, gerados usando TOPSIS). O valor de R^2 representa o quadrado do coeficiente de correlação. Quanto mais próximo de 1, melhor o modelo se ajusta à representação da relação de dependência entre as variáveis de entrada e saída. A Figura 4 mostra a expressão indicando o relacionamento entre as variáveis x e y , os valores de R^2 e os resultados dos testes de regressão realizados no Microsoft Excel. Os valores obtidos de R^2 foram 0,9997, 0,9981 e 0,9822 para os modelos 1, 2 e 3, respectivamente. Verifica-se assim que os valores estimados pelos modelos ANFIS estão muito próximos dos valores desejados (gerados usando TOPSIS).

Figura 4 – Regressão linear utilizando os resultados dos modelos ANFIS 1(a), 2(b) e 3(c)



Fonte: os autores (2021).

Para verificar se há diferença significativa entre os valores desejados e os valores estimados pelos os modelos ANFIS, foram realizados três testes t pareados. Segundo Montgomery e Runger (2011), esse tipo de teste é adequado quando os dados das populações são coletados aos pares. O Quadro 3 demonstra os critérios para aceitação ou rejeição da hipótese nula com nível de significância α . Foram utilizados os mesmos conjuntos de amostras da etapa de teste dos dois modelos. Considerando que os dados seguem uma distribuição normal, foram executados os testes de hipótese no Microsoft Excel e os resultados estão mostrados na Tabela 2.

Quadro 3 - Descrição do teste t emparelhado

Hipótese nula:	$H_0: \mu_D = \Delta_0$
Hipótese alternativa:	$H_1: \mu_D \neq \Delta_0$
Estatística de teste:	$T_0 = \frac{\bar{D} - \Delta_0}{S_D / \sqrt{n}}$
Sendo:	$s_D^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (D_i - \bar{D})^2}{n-1}$
Critério de rejeição (teste bicaudal):	$t_0 < -t_{\alpha/2, n-1}$ ou $t_0 > t_{\alpha/2, n-1}$

Fonte: Montgomery e Runger (2011)

Tabela 2 – Resultados do teste t para os melhores modelos ANFIS

Modelo ANFIS	Topologia	\bar{D}	S_D	$t_{\alpha/2, n-1}$	T_0	p -value
1	2	0,5146	0,0292	2,0010	-1,0184	0,3126
2	20	0,4892	0,0403	2,0010	0,0111	0,9912
3	31	0,5093	0,0279	2,0010	-1,7198	0,0907

Fonte: os autores (2021).

De acordo com os resultados alcançados, pode-se concluir que, para os três casos, o valor da estatística t_0 está dentro da região de aceitação da hipótese nula, ou seja $-t_{\frac{\alpha}{2}, n-1} < t_0 < t_{\frac{\alpha}{2}, n-1}$. Considerando um nível de significância de $\alpha = 0,05$, com os valores de p -value sendo 0,3126, 0,9912 e 0,0907 para os modelos ANFIS 1, 2 e 3, respectivamente, não se pode rejeitar as hipóteses nulas, ou seja, não há diferenças estatisticamente significativas entre os valores desejados e os valores estimados. Dessa forma, os resultados dos testes estatísticos apresentados reforçam a acurácia dos modelos propostos e a adequabilidade da utilização de ANFIS na segmentação de fornecedores sustentáveis.

5 CONCLUSÃO

Este estudo propôs um modelo de segmentação de fornecedores sustentáveis baseado em sistemas neuro-fuzzy do tipo ANFIS. Foram testadas 12 topologias diferentes para cada dimensão da matriz de segmentação a fim de identificar as que geram valores mais precisos. A análise de regressão linear utilizando as topologias selecionadas e o cálculo de R^2 indicaram uma alta correlação positiva entre os valores desejados e os valores estimados pelos modelos. Para validar os resultados, foram executados testes de hipóteses baseados em amostras pareadas, que indicaram que não houve diferenças significativas entre os valores desejados e os valores estimados pelos modelos ANFIS. Portanto, a adequabilidade dos modelos ANFIS para segmentação de fornecedores foi confirmada por meio dos valores de MSE obtidos na etapa de teste, dos resultados de R^2 e dos testes de hipótese.

O modelo proposto pelo estudo permite aos gestores classificar os fornecedores sustentáveis em grupos distintos, baseados no TBL e que possuem características em comum. Dessa forma é possível elaborar estratégias específicas aos grupos com o objetivo de potencializar o desempenho das cadeias suprimentos sustentáveis. Em comparação com os modelos de segmentação de fornecedores encontrados na literatura, o modelo proposto utilizando sistemas ANFIS apresenta várias vantagens, como a possibilidade de aprendizagem supervisionada, baseada em dados históricos de desempenho dos fornecedores, o que possibilita

a adaptação ao ambiente. Além disso, requer menos tempo de treinamento para ajustar seus parâmetros, quando comparado aos modelos baseados em redes neurais e inferência *fuzzy*. Os resultados deste estudo também são úteis para auxiliar pesquisadores e desenvolvedores de soluções computacionais na área de segmentação de fornecedores sustentáveis, uma vez que sugere os parâmetros topológicos mais adequados para obtenção de resultados mais precisos.

Uma limitação deste estudo está na dificuldade de coleta de dados suficientes para realizar o processo de aprendizagem dos modelos ANFIS, o que impossibilitou até o momento uma aplicação real. Com o avanço de tecnologias da indústria 4.0 e a popularização de tecnologias de gerenciamento de dados, como o *big data*, emerge a possibilidade de haver mais disponibilidade de dados para aplicações reais do modelo. Outra limitação é que o modelo não permite atribuir pesos distintos aos critérios utilizados no processo de segmentação. Por fim, sugere-se que estudos futuros realizem a aplicação real em empresas de diferentes setores econômicos e comparem os resultados e as características dos modelos de segmentação de fornecedores existentes na literatura.

AGRADECIMENTOS

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001.

REFERÊNCIAS

BAI, C.; REZAEI, J.; SARKIS, J. Multicriteria green supplier segmentation. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, v.64, n.4, p.515-528, 2017.

BAMAKAN, S. M. H.; FAREGH, N.; ZARERAVASAN, A. Di-ANFIS: an integrated blockchain-IoT-big data-enabled framework for evaluating service supply chain performance. *Journal of Computational Design and Engineering*, 2021.

BERTRAND, J. W. M.; FRANSOO, J. C. Operations management research methodologies using quantitative modeling. *International Journal of Operations and Production Management*, v.22, n.2, p.241-264, 2002.

BORGES, W. V.; LIMA JUNIOR, F. R. Modelos de suporte à decisão para segmentação de fornecedores: uma revisão sistemática da literatura. In CONGRESSO BRASILEIRO DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO, X. Ponta Grossa, 2020. Anais...Ponta Grossa: CONBREPPO, 2020.

BÜYÜKÖZKAN, G. An integrated fuzzy multi-criteria group decision-making approach for green supplier evaluation. *International Journal of Production Research*, v. 50, n. 11, p. 2892-2909, 2012.

CARTER, C. R.; EASTON, P. L. Sustainable supply chain management: evolution and future directions. *International Journal of Physical Distribution & Logistics Management*, v. 41, p. 46-62, 2011.

CARTER, C. R.; ROGERS, D. S. A framework of sustainable supply chain management: moving toward new theory. *International Journal of Physical Distribution & Logistics Management*, v. 38, p. 360-387, 2008.

DAY, M.; MAGNAN, G. M.; MOELLER, M. M. Evaluating the bases of supplier segmentation: a review and taxonomy. *Industrial Marketing Management*, v.39, n.4, p.625–639, 2010.

GOH, C. S. et al. Revisiting triple bottom line within the context of sustainable construction: A systematic review. *Journal of Cleaner Production*, v. 252, 2020.

HWANG, C.; YOON, K. Multiple attribute decision making: methods and applications a state-of-the-art survey. 1.ed. Berlin: Springer-Verlag, 1981.

JANG, J-S. R. ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system. *IEEE Transactions on Systems*, v.23, n.3, p.665-685, 1993.

KO, M.; TIWARI, A.; MEHNEN, J. A review of soft computing applications in supply chain management. *Applied Soft Computing*, v.10, n.3, p.661-674, 2010.

KRALJIC, P. Purchasing must become supply management. *Harvard Business Review*, p.109-117, 1983.

LAJIMI, H. F. Sustainable Supplier Segmentation: A Practical Procedure. In: REZAEI, J. *Strategic Decision Making for Sustainable Management of Industrial Networks*. Cham: Springer, p. 119-137, 2021.

LAKRI, S.; DALLERY, Y.; JEMAI, Z. Measurement and management of supply chain performance: practices in today's large companies. *Supply Chain Forum*, v.16, n.4, p.16-30, 2015.

LIMA JR, F. R.; CARPINETTI, L. C. R. An adaptive network-based fuzzy inference system to supply chain performance evaluation based on SCOR[®] metrics. *Computers & Industrial Engineering*, v.139, 2020.

LIMA JR, F. R.; CARPINETTI, L. C. R. Combining SCOR[®] model and fuzzy TOPSIS for supplier evaluation and management. *International Journal of Production Economics*, v.174, p.128-141, 2016.

MONTGOMERY, D. C.; RUNGER, G. C. *Estatística aplicada e probabilidade para engenheiros*. 4.ed. Rio de Janeiro: LTC, 2011.

ÖZKANA, G.; INAL, M. Comparison of neural network application for fuzzy and ANFIS approaches for multi-criteria decision-making problems. *Applied Soft Computing*, v.24, p.232-238, 2014.

PEDROSO, C. B.; TATE, W. L.; SILVA, A. L.; CARPINETTI, L. C. R. Supplier development adoption: A conceptual model for triple bottom line (TBL) outcomes. *Journal of Cleaner Production*, v. 314, 2021.

REZAEI, J.; LAJIMI, H. F. Segmenting supplies and suppliers: bringing together the purchasing portfolio matrix and the supplier potential matrix. *International Journal of Logistics Research and Applications*, v.22, n.4, p.419-436, 2019.

REZAEI, J.; ORTT, R. Multi-criteria supplier segmentation using a fuzzy preference relation based AHP. *European Journal of Operational Research*, v.225, n.1, p.75-84, 2013.

TORRES-RUIZ, A.; RAVINDRAN, R. Multiple Criteria Framework for the Sustainability Risk Assessment of a Supplier Portfolio. *Journal of Cleaner Production*, v. 172, p. 4478-4493, 2018.