

UMA METODOLOGIA MULTICRITÉRIO BASEADA EM INFERÊNCIA FUZZY PARA CLASSIFICAÇÃO ABC DE ESTOQUES

Francisco Rodrigues Lima Junior^{a*}, André Felipe Correa Cervi^b,

Luiz Cesar Ribeiro Carpinetti^b

^a*Centro Universitário da Fundação Educacional Guaxupé – UNIFEG, Guaxupé-MG, Brasil.*

^b*Universidade de São Paulo – USP/EESC, São Paulo-SP, Brasil.*

Resumo

Em organizações de manufatura, a classificação de estoques permite tratar matérias-primas, componentes em processo e produtos acabados de maneira diferenciada, conduzindo à minimização de desperdícios e à aplicação racional de recursos em armazenagem. Este estudo propõe uma nova abordagem multicritério para classificação de estoques baseada em inferência fuzzy e classificação ABC. A aplicação em uma indústria de cabos de transmissão e uma análise de sensibilidade do sistema de inferência demonstram a adequação desta proposta para lidar com a classificação de estoques. Uma comparação com outros métodos usados na classificação de estoques evidencia as vantagens de uso de sistemas de inferência fuzzy.

Palavras-Chave: Classificação de estoques; Inferência fuzzy; Tomada de decisão multicritério.

Abstract

In manufacturing organizations, the inventory categorization allows managers to deal with raw materials, components and finished goods in different ways, and it can lead to waste reduction and rational use of the resources. This study proposes a new approach for inventory categorization based on fuzzy inference system and ABC classification technique. An application case and tests of sensitivity analysis were made aiming at to demonstrate the adequacy of the proposal. A comparative analysis evidences the advantages of the fuzzy inference system in respect to other existent approaches.

Keywords: Inventory categorization; Fuzzy inference; Multi-criteria decision making.

*Autor para correspondência: e-mail: eng.franciscojunior@gmail.com

1. Introdução

A gestão de estoques em organizações industriais é uma parte importante do planejamento da produção que impacta consideravelmente nos custos de produção. Estoques desempenham um papel importante na flexibilidade operacional da empresa, uma vez que servem como amortecedores das entradas e saídas entre duas etapas e minimizam os efeitos de erros de planejamento e as oscilações inesperadas de oferta e procura (HADI-VENCHEH, 2010; DIAS, 2010). Contudo, mesmo em organizações de pequeno ou médio porte, a existência de milhares de itens de inventário dificulta a localização dos itens que mais agregam valor para a organização e aumenta o risco de investir recursos desnecessários para controle e armazenagem de itens menos importantes (JACOBS; CHASE, 2013; KAMPEN; AKKERMAN; DONK, 2012). Para tornar a gestão de estoques mais efetiva, é necessário que os itens sejam categorizados com base em suas características e que políticas de tratamento diferenciadas sejam desenvolvidas para cada categoria de item (KIRIS, 2013; YU, 2011).

O problema de classificação de estoques consiste em distribuir um conjunto de alternativas (itens) em categorias predefinidas, que possam ser gerenciadas separadamente segundo o nível de prioridade que cada uma requer (KABIR; HASIN, 2013). Uma técnica conhecida como classificação ABC é a mais difundida para lidar com a classificação de estoques (GUVENIR; EREL, 1998). Na abordagem convencional da classificação ABC, o volume de demanda em um dado período de tempo é multiplicado pelo preço unitário e então o item é classificado em uma categoria (A, B ou C) com base somente no critério de demanda valorizada (YU, 2011). Apesar de sua simplicidade e facilidade de aplicação, essa técnica não é adequada para considerar os múltiplos atributos quantitativos e qualitativos que podem influenciar a classificação de estoques (KAMPEN; AKKERMAN; DONK, 2012).

Visando obter melhores resultados que os métodos de classificação de estoques tradicionais, diversos estudos da literatura vêm explorando o uso de técnicas multicritério de natureza matemática, estatística ou de inteligência artificial para apoiar as decisões para classificação de estoques e incorporar novas características aos modelos desenvolvidos. Exemplos dessas técnicas incluem AHP (*Analytic Hierarchy Process*) (KABIR; HASIN, 2011), *fuzzy* AHP (KABIR; HASIN, 2013), DEA (*Data Envelopment Analysis*) (TORABI; HATEFI; PAY, 2012), algoritmo genético (GUVENIR; EREL, 1998) e redes neurais artificiais (PARTOVI; ANANDARAJAN, 2002). Apesar das contribuições desses estudos para a literatura deste tema, a maioria das técnicas propostas para lidar com este problema são técnicas de ordenação, ou seja, técnicas adequadas para priorizar e ranquear alternativas considerando

múltiplos critérios de decisão. Por não utilizarem métodos específicos para a classificação de alternativas, os limites das categorias de itens e a atribuição dos itens a uma dada categoria são definidos arbitrariamente, geralmente por meio da inspeção visual dos dados ou de porcentagem relativa (KAMPEN; AKKERMAN; DONK, 2012). Outra limitação desses modelos é que muitos deles utilizam somente critérios quantitativos, o que pode conduzir a uma classificação equivocada dos itens e afetar negativamente a gestão de estoques (TORABI; HATEFI; PAY, 2012; HADI-VENCHEH, 2010; ZHOU; FAN, 2007). Isso ocorre porque a maioria das técnicas usadas não é capaz de lidar com a imprecisão inerente à pontuação dos itens em critérios qualitativos, uma vez que estes são avaliados por meio da percepção humana e de julgamentos (KIRIS, 2013; CHOU; SHEN; CHANG, 2007).

Neste contexto, este estudo propõe um método para classificação de estoques baseado em inferência *fuzzy* e classificação ABC. O método proposto permite a classificação simultânea de uma quantidade ilimitada de itens considerando critérios quantitativos e qualitativos. A ponderação dos critérios de classificação é feita a partir do ajuste de um conjunto de regras de inferência que mapeiam o comportamento do problema usando valores linguísticos. Os limites imprecisos das categorias de itens (A, B e C) são modelados usando números *fuzzy*. O método proposto foi aplicado na classificação de produtos acabados de uma empresa de cabos de transmissão. Uma análise de sensibilidade do sistema de inferência *fuzzy* reforçou a consistência dos resultados fornecidos pelo modelo.

A estrutura deste artigo está organizada da seguinte forma: a Seção 2 contempla uma revisão da literatura sobre gestão de estoques, métodos multicritério, teoria dos conjuntos e inferência *fuzzy*; a Seção 3 foca na metodologia de pesquisa utilizada; a Seção 4 apresenta o método proposto para a classificação de estoques e um caso de aplicação; a Seção 5 apresenta uma análise de sensibilidade do sistema de inferência *fuzzy* e a Seção 6 traz as conclusões sobre este estudo e sugestões para pesquisas futuras.

2. Referencial Teórico

2.1 Gestão de estoques

A gestão de estoque pode ser entendida como a atividade de planejar e controlar acúmulos de recursos transformados, conforme eles se movem pelas cadeias de suprimentos, operações e processos (BETTS *et al.*, 2008). O conceito de estoque pode ser entendido como a acumulação de qualquer item utilizado pela organização em um sistema de transformação. Estoques

possuem diversas finalidades dentro das organizações, tais como: (1) estoque de segurança, utilizado para compensar incertezas inerentes ao fornecimento da demanda; (2) estoque de ciclo, que permite compensar o fornecimento irregular para a atividade seguinte; (3) estoque de antecipação, utilizado para amortecer variações na demanda; (4) estoque de desacoplamento, que cria oportunidades para programação e velocidade independentes entre os estágios do processo; (5) estoque no canal de distribuição, visa minimizar problemas relativos ao deslocamento geográfico necessário para a distribuição de produtos acabados ou mesmo para processos em que o arranjo físico é separado geograficamente (SLACK; CHAMBERS; JOHNSTON, 2009; BETTS *et al.*, 2008).

Em contraposição à minimização de ocorrência de problemas de abastecimento, o uso de estoques implica no congelamento do dinheiro na forma de capital de giro, consome espaço, gera custos administrativos e de armazenagem (DIAS, 2010). Além disso, dependendo do item a ser armazenado, o estoque pode se tornar obsoleto, se danificar ou deteriorar, ser de difícil localização dentro da fábrica e perigoso para armazenagem (SLACK; CHAMBERS; JOHNSTON, 2009). A ampla variedade de itens de consumo em empresas de manufatura inviabiliza dar o mesmo tratamento a itens estratégicos e itens não estratégicos. A classificação de estoques ajuda a conhecer quais itens requerem maior atenção no abastecimento e no armazenamento, contribuindo assim para minimização de perdas e melhor aplicação de recursos de armazenagem (JACOBS; CHASE, 2013). A classificação ABC é uma das técnicas mais usadas para este fim (GUVENIR; EREL, 1998).

A classificação ABC foi desenvolvida na *General Electric* na década de 1950 com base no princípio de Pareto (GUVENIR; EREL, 1998). Essa técnica permite separar os itens avaliados em três grupos: “A” (muito importante), “B” (importante) e “C” (pouco importante). Em uma situação típica de classificação ABC de estoques, 20% dos itens são considerados como “A” e costumam responder por 65% do valor de demanda ou consumo anual. Os itens “B” representam 30% do total de itens e 25% do valor de demanda ou consumo anual. Por último, 50% dos itens e 10% do valor de consumo anual são classificados na classe “C” (HADI- VENCHEH, 2010).

A classificação ABC pode ser implementada a partir dos seguintes passos: (1) um gestor ou uma equipe define todos os itens que serão avaliados; (2) atribui-se uma pontuação aos itens em relação aos fatores considerados; (3) calcula-se a pontuação final por meio da multiplicação das pontuações e ordena-se os resultados em ordem decrescente; (4) calcula-se o percentual da pontuação final relativa de cada item e o percentual acumulado; (5) utilizando o princípio de

Pareto e o percentual acumulado, determina-se a classificação dos itens em uma das 3 categorias. O uso de gráficos de barras pode ajudar na melhor visualização dos resultados obtidos na classificação (PARTOVI; ANANDARAJAN, 2002; CERVONE, 2009).

Embora a classificação ABC permita a adoção de múltiplos critérios quantitativos, essa técnica geralmente é aplicada com base somente no custo e na demanda pelo item. Isso limita a análise de itens e pode conduzir a uma classificação de estoques equivocada (KAMPEN; AKKERMAN; DONK, 2012). Para apoiar a avaliação dos diversos fatores que podem ser considerados na classificação de estoques, diversos métodos multicritério de apoio à tomada de decisão vêm sendo propostos.

2.2 Métodos multicritério de apoio à classificação de estoques

Técnicas quantitativas que permitem realizar a avaliação de diversas alternativas considerando múltiplos critérios simultaneamente são conhecidas como métodos de decisão multicritério (ou métodos MCDM – *Multicriteria Decision Making*). Wang (2010) afirma que os métodos MCDM são um conjunto de ferramentas para abordar difíceis decisões em organizações porque auxiliam os gestores em situações de incerteza, complexidade e objetivos conflitantes. De Boer, Weger e Telgen (1998) complementam que esses métodos são capazes de contribuir para a eficiência da tomada de decisão por permitirem o processamento mais rápido e automatizado dos dados, bem como para a eficácia, por justificar os processos de decisão. A Quadro 1 apresenta um conjunto de técnicas multicritério que vêm sendo propostas na literatura para lidar com o problema de classificação de estoques.

Quadro 1 – Técnicas quantitativas propostas para classificação de estoques

Técnicas usadas	Proposta por
AHP (<i>Analytic Hierarchy Process</i>)	Kabir e Hasin (2011)
DEA (<i>Data Envelopment Analysis</i>)	Torabi, Hatefi e Pay (2012)
ELECTRE III (<i>Elimination Et Choix Traduisant la Réalité</i>)	Szajubok, Alencar e Almeida (2006)
Otimização linear ponderada	Ramanathan (2006) Zhou e Fan (2007)
Programação não linear ponderada	Hadi-Vencheh (2010)
Algoritmo genético	Guvenir e Erel (1998)
Fuzzy AHP	Kabir e Hasin (2011) Kabir e Hasin (2013)
Fuzzy ANP (<i>Analytic Network Process</i>)	Kiris (2013)
Redes neurais artificiais	Partovi e Anandarajan (2002) Yu (2011) Kabir e Hasin (2013)
Support vector machine	Yu (2011)

Os modelos multicritério construídos a partir das técnicas mostradas na Tabela 1 variam bastante em relação aos procedimentos requeridos para a avaliação de itens, à forma de representação dos dados do problema e aos critérios usados na classificação. Modelos baseados em redes neurais artificiais, programação linear e algoritmo genético avaliam o desempenho do item em cada critério de forma direta, quantificando-o por meio de valores numéricos em uma escala absoluta. Já os modelos baseados em AHP, *fuzzy* AHP e *fuzzy* ANP deduzem tais valores a partir de comparações par a par entre todos os itens avaliados e quantificam o desempenho dos itens em uma escala relativa. Embora as comparações pareadas sirvam como um mecanismo para lidar com a imprecisão nas preferências dos especialistas e nas pontuações dos itens em critérios qualitativos, este procedimento consome alto tempo computacional e pode fornecer valores inconsistentes, especialmente quando vários itens são avaliados (TORABI; HATEFI; PAY, 2012; ZHOU; FAN, 2007).

Visando considerar aspectos diferenciados inerentes à aquisição e utilização de itens, diversos critérios são propostos na literatura para serem usados na classificação de estoques. Alguns exemplos desses critérios de classificação são custo de pedido do item, custo de armazenagem do item, disponibilidade, possibilidade de substituição, capacidade de ser estocado, espaço requerido para armazenagem, durabilidade, tendência de obsolescência, reparabilidade, processo de compra, *lead time* do item, acuracidade dos pedidos e tamanho do lote do material (KIRIS, 2013; ZHOU; FAN, 2007; RAMANATHAN, 2006).

Além de critérios quantitativos relacionados a custos e demanda, a classificação de itens envolve diversos critérios de natureza qualitativa (TORABI; HATEFI; PAY, 2012). Um complicador para adoção de critérios qualitativos vem da dificuldade do tomador de decisão de fornecer julgamentos numéricos para avaliar aspectos intangíveis de forma consistente (DE BOER; WEGER; TELGEN, 1998). Para contornar essa dificuldade, técnicas baseadas na Teoria dos Conjuntos *Fuzzy* vêm sendo amplamente exploradas em diversos problemas de tomada de decisão multicritério, principalmente por permitirem a representação dos dados em formato linguístico (YAQIONG; MAN; ZHANG, 2011; ZADEH, 1973).

2.3 Teoria dos conjuntos fuzzy

A Teoria dos Conjuntos *Fuzzy* (*Fuzzy Set Theory* - FST) foi proposta por Zadeh (1965) e vem sendo usada na modelagem de sistemas com categorias de elementos cujas fronteiras são consideradas incertas, sendo definidas por meio de propriedades subjetivas ou atributos imprecisos. A adequação da FST ao tratamento de incerteza se deve principalmente à lógica

que define o grau de inclusão dos elementos em conjuntos *fuzzy*. Em um conjunto *fuzzy* A , definido em um universo de discurso X , cada elemento é representado por um valor *crisp* (x) e um grau de pertencimento $\mu_A(x)$, que é definido pela função de pertinência mostrada na equação 1 (KAHRAMAN, 2008).

$$A = \{x, \mu_A(x) / x \in X\} \tag{1}$$

Nesta equação, caso $\mu_A(x)$ seja igual a zero, x não pertencerá a A . Se $\mu_A(x)$ for igual a 1, x pertencerá a A . No entanto, se $\mu_A(x)$ estiver entre 0 e 1, o que não é possível na lógica clássica, x pertencerá parcialmente a A , ou seja, sua existência é verdadeira com grau de pertinência $\mu_A(x)$ (PEDRYCZ; GOMIDE, 2007; ZIMMERMANN, 1991).

Os números *fuzzy* são constituídos por conjuntos *fuzzy* e permitem a quantificação da imprecisão associada a uma dada informação. A representação de grandezas associadas a julgamentos do tipo “em torno de 50”, “perto de 70”, “aproximadamente 100” pode ser feita por meio de números *fuzzy*. A morfologia de um número *fuzzy* é definida por meio do comportamento de $\mu(x)$. Um número *fuzzy* triangular é descrito por sua função de pertinência que constitui segmentos lineares na forma de um triângulo. Como ilustra a Figura 1, um número *fuzzy* triangular pode ser escrito na forma (l, m, u) , em que m denota um valor *crisp* formal para o conjunto *fuzzy*, l é o limite inferior e u é o limite superior (PEDRYCZ; GOMIDE, 2007).

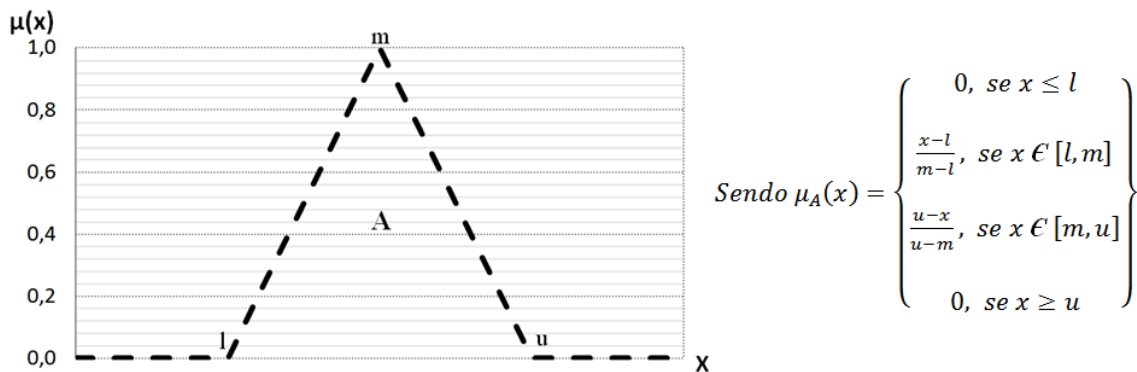


Figura 1 - Número *fuzzy* triangular

Já os números *fuzzy* trapezoidais são funções lineares caracterizadas por 4 parâmetros (a, m, n, b) , como mostra a Figura 2. Funções de pertinência não lineares também são usadas em aplicações envolvendo lógica *fuzzy* e frequentemente são representadas por números *fuzzy* sigmoidais (KAHRAMAN, 2008).

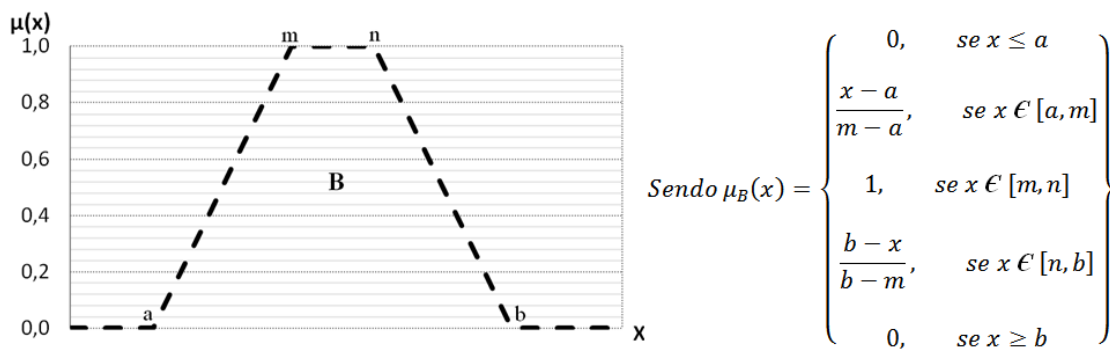


Figura 2 - Número *fuzzy* trapezoidal

A combinação de alguns recursos da FST em uma estrutura lógica constitui um sistema de inferência *fuzzy*. Esses sistemas vêm sendo cada vez mais adotados no desenvolvimento de aplicações nas áreas de gestão da qualidade (YAQIONG; MAN; ZHANG, 2011), gestão de abastecimento (LIMA; OSIRO; CARPINETTI, 2013; AMINDOUST *et al.*, 2012) e de gestão da cadeia de suprimentos (GANGA; CARPINETTI, 2011). Apesar da adequação da inferência *fuzzy* para apoiar problemas de classificação baseados em múltiplos critérios, a partir de buscas realizadas, não foram encontradas aplicações dessa técnica na classificação de estoques.

2.3.1 Sistemas de inferência *fuzzy*

O primeiro sistema de inferência *fuzzy* foi proposto por Mamdani e Assilian (1975) e sofreu muitas modificações desde a versão original. A adaptação mais importante foi proposta por Takagi e Sugeno (1985). Em ambos os modelos, as variáveis de entrada e saída estão relacionadas por meio de uma base de regras de inferência, que determinam hipóteses sobre o comportamento do modelo. No entanto, enquanto no modelo de Mamdani e Assilian (1975) os consequentes das regras são variáveis linguísticas definidas a partir de julgamentos de especialistas, no modelo de Takagi e Sugeno (1985) esses consequentes são definidos como funções polinomiais.

O sistema de inferência proposto Mamdani e Assilian (1975) é constituído por cinco elementos principais: interface de fuzificação, base de regras, mecanismo de inferência, base de dados e interface de defuzificação. Na base de dados, definem-se o número de variáveis de entrada, os tipos de variáveis, os valores possíveis para as variáveis linguísticas (termos linguísticos), os operadores *fuzzy* utilizados e o mapeamento de variáveis linguísticas em conjuntos *fuzzy*. Na interface de fuzificação, os valores de entrada são captados e as variáveis numéricas são convertidas em variáveis *fuzzy*. Na base de regras de inferência, a partir dos valores de entrada, acionam-se as regras de inferência que melhor descrevem o cenário atual

do problema. Tais regras de inferência possuem uma estrutura do tipo de *If-then*, sendo capazes de modelar relacionamentos de causa-e-efeito entre as variáveis de entrada e saída (MAMDANI; ASSILIAN, 1975; PEDRYCZ; GOMIDE, 2007). A Figura 3 ilustra a estrutura de uma regra em um sistema de inferência com m variáveis de entrada ($m > 3$) e 1 variável de saída.

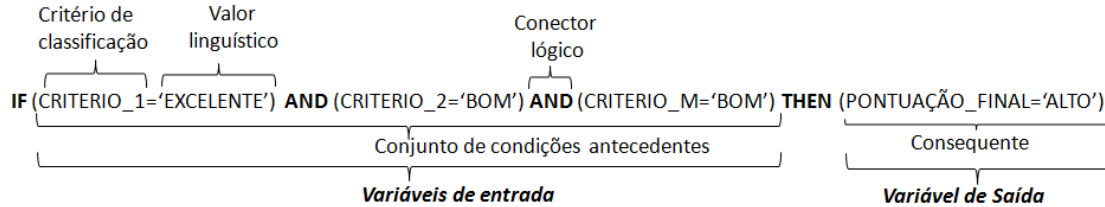


Figura 3 – Estrutura de uma regra de inferência

Em cada regra da base, conectores “AND” representam o relacionamento lógico entre os termos linguísticos das variáveis de entrada. O conector “AND” define uma operação de união entre conjuntos *fuzzy* a partir do uso de um operador T-norma. O operador T-norma mais comum é o operador “mínimo” (ou “min”), que é mostrado na equação 2.

$$\mu_A(x) \text{ AND } \mu_B(y) = \min\{\mu_A(x), \mu_B(y)\} \quad (2)$$

Para cada regra ativada, o mecanismo de inferência cria uma relação de implicação R entre o conjunto *fuzzy* resultante das operações lógicas e o consequente da regra. Em seguida, os graus de pertinência dos elementos do conjunto de entrada A e dos elementos y do conjunto de saída B são relacionados utilizando um operador de implicação. O operador de implicação “produto” é mostrado na equação 3. Outros operadores de implicação alternativos incluem o “max-min” e “min” (PEDRYCZ; GOMIDE, 2007).

$$\mu_{R_{A \rightarrow B}}(x, y) = \{\mu_A(x) * \mu_B(y)\} \quad (3)$$

A saída de cada regra é determinada a partir da composição de relacionamentos entre um conjunto *singleton* (criado na fuzificação) e a relação de implicação R . Para isso, usa-se o operador “max-min”, mostrado na equação 4, ou operadores alternativos como o “max-prod” e “max-media” (PEDRYCZ; GOMIDE, 2007).

$$S \text{ o } R(x, y) = \max\{\min(\mu_S(x, y), \mu_R(y, z))\} \quad (4)$$

As contribuições advindas das regras ($\mu_{R_i}(x)$) devem ser agregadas em um único conjunto *fuzzy* utilizando um operador de agregação. Para isso, na interface de defuzificação, o operador de agregação “max” (equação 5) costuma ser utilizado (KAHARAMAN, 2008).

$$AG(.) = \max(\mu_{R_1}(x), \mu_{R_2}(x) \dots \mu_{R_n}(x)) \quad (5)$$

Por último, a interface de defuzificação converte um ou mais valores de uma ou mais variáveis de saída *fuzzy* para o formato *crisp*. O operador centro de área é amplamente usado na defuzificação devido ao seu maior comprometimento com a solução, uma vez que considera regiões *fuzzy* com valores de pertinência baixos durante o cálculo do valor *crisp* de saída. O operador de defuzificação centro de área é mostrado na equação 6, em que n é o número de pontos de discretização do conjunto *fuzzy* A (ZIMMERMANN, 1991).

$$CDA = \frac{\sum_{k=1}^n \mu_A(x_k) x_k}{\sum_{k=1}^n \mu_A(x_k)} \quad (6)$$

3. Metodologia

3.1 Caracterização da pesquisa

De acordo com a classificação proposta por Bertrand e Fransoo (2002), esta pesquisa pode ser caracterizada como uma pesquisa quantitativa empírica descritiva baseada em modelagem e simulação. Nesta abordagem de pesquisa, são utilizados modelos quantitativos, baseados em um conjunto de variáveis que representam um domínio específico, sendo definido um relacionamento causal e quantitativo entre elas. Por ser uma pesquisa empírica descritiva, está interessada na análise de modelos desenvolvidos com base na realidade (coleta de dados e medição), tendo a finalidade de conduzir ao entendimento da realidade modelada.

3.2 Procedimentos metodológicos

Os procedimentos metodológicos adotados para a realização deste estudo incluem pesquisa bibliográfica, modelagem e simulação computacional e pesquisa de campo. A pesquisa bibliográfica foi realizada a partir da análise de artigos e livros sobre gestão de estoques, classificação ABC e sistemas de inferência *fuzzy*. A modelagem computacional foi realizada a partir da construção de sistemas de inferência *fuzzy* para classificação ABC usando a ferramenta *fuzzy toolbox* do software MATLAB[®]. Posteriormente, na etapa de pesquisa de campo, uma aplicação piloto foi realizada em uma empresa para verificar a viabilidade da proposta.

Durante a pesquisa de campo, funcionários da empresa forneceram informações para parametrizar as variáveis *fuzzy* e a base de regras do sistema de inferência. Um conjunto de itens do estoque da empresa foi escolhido e avaliado por meio da opinião dos funcionários entrevistados e da análise documental de registros da empresa. Uma análise de sensibilidade do sistema de inferência usando gráficos de superfície foi realizada a fim de avaliar a consistência das respostas fornecidas pelo modelo.

4. Apresentação de Resultados

4.1 Estrutura da metodologia proposta para classificação de estoques

A metodologia proposta para classificação de estoques é ilustrada na Figura 4.

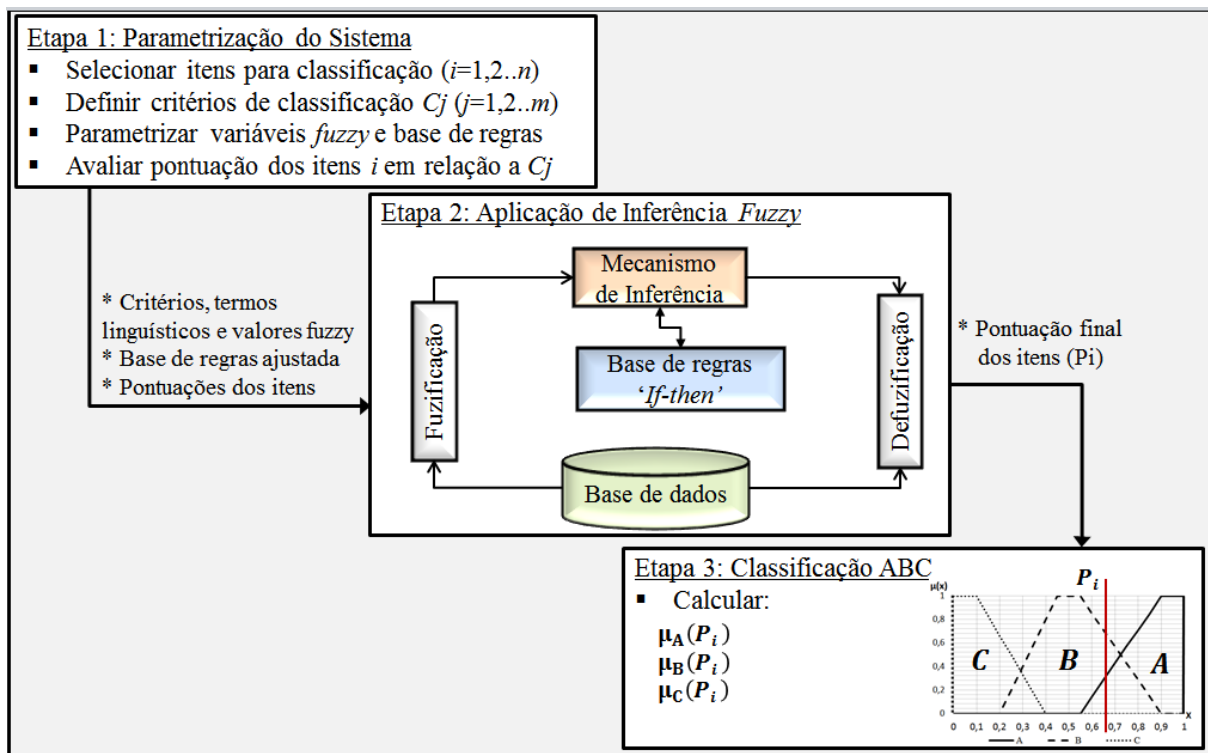


Figura 4 – Método proposto para classificação de estoques

A primeira etapa foca na parametrização do sistema inferência. Essa parametrização é feita a partir da opinião de especialistas no domínio de problema, que neste caso, são os funcionários da empresa envolvidos na gestão de estoques. Esses especialistas devem fornecer julgamentos sobre os seguintes aspectos:

- I. Critérios usados na classificação:** os especialistas consultados devem escolher quais critérios de classificação serão usados no sistema de inferência. A escolha

desses critérios depende do tipo de estoque a ser classificado (matéria-prima, componentes em processo ou produtos acabados) e dos requisitos da organização;

- II. Termos linguísticos e respectivos valores *fuzzy* usados para representar cada critério:** deve-se definir um conjunto de termos linguísticos para representar os valores possíveis para cada critério adotado. Por exemplo, o critério “possibilidade de substituição” pode ser avaliado usando os termos “baixo, médio e alto”. Também é necessário definir a morfologia e os números *fuzzy* adotados para representar cada termo linguístico;
- III. Regras de inferência:** por último, os especialistas consultados devem julgar o conseqüente de cada uma das regras de inferência, ou seja, escolher um termo linguístico da variável de saída que melhor descreva o comportamento do cenário explicitado pela regra *If-then*. Ao parametrizar as regras de inferência, o especialista estará mapeando o comportamento do problema e incorporando-o ao sistema de inferência *fuzzy*.

Os julgamentos sobre os aspectos descritos devem ser coletados apenas durante a implantação do sistema na empresa. Durante o uso, é necessário apenas escolher os itens a serem classificados e avaliar a pontuação desses itens em relação a cada critério adotado.

O universo de discurso de todas as variáveis de entrada é definido entre 0 e 1. Por isso, os valores das pontuações dos itens devem ser ajustados usando a equação 7.

$$x'_i = [x_i - \min(x_1, x_2, \dots, x_n)] / \max(x_1, x_2, \dots, x_n) \quad (7)$$

A etapa 2 consiste na aplicação do sistema de inferência *fuzzy* para gerar uma pontuação final (P_i) para cada item a partir da síntese de pontuações obtidas em cada critério adotado. Esse sistema de inferência pode ser desenvolvido usando *softwares* como *MATLAB*[®] e *FuzzyTech*[®]. Durante a modelagem computacional é necessário escolher quais operadores *fuzzy* serão usados no processo de inferência. Ao mesmo tempo em que isso provê flexibilidade ao modelo, pode dificultar a modelagem ou ainda conduzir a escolhas de operadores inadequados. Baseando-se em diversos testes realizados usando *MATLAB*[®], os seguintes operadores foram escolhidos: o operador “min” (equação 2) é usado para operacionalizar o conectivo “AND”; o operador “prod” (equação 3) gera as relações de implicação entre os antecedentes e consequentes nas regras de inferência; o operador “max-min” (equação 4) é utilizado para compor os relacionamentos entre as relações de implicação e os conjuntos gerados na

fuzificação; o operador “max” (equação 5) foi escolhido para agregar os conjuntos *fuzzy* gerados na saída de cada regra de inferência ativada; o operador “centro de área” (equação 6) foi adotado para defuzificar os conjuntos *fuzzy* agregados.

As informações geradas por meio do modelo computacional fornecem um *ranking* de importância dos itens. Na etapa 3, a classificação ABC dos itens é feita a partir da sobreposição dos valores defuzificados de P_i sobre o universo de discurso da variável de saída. O item deve ser classificado na categoria em que esse apresentar maior grau de inclusão. Por exemplo, considerando os valores linguísticos mostrados na Figura 5, para um valor de P_i igual a 0.65, os valores de $\mu_A(P_i)$, $\mu_B(P_i)$ e $\mu_C(P_i)$ resultariam em 0.3, 0.7 e 0.0, respectivamente. Portanto, o item i seria classificado na categoria B.

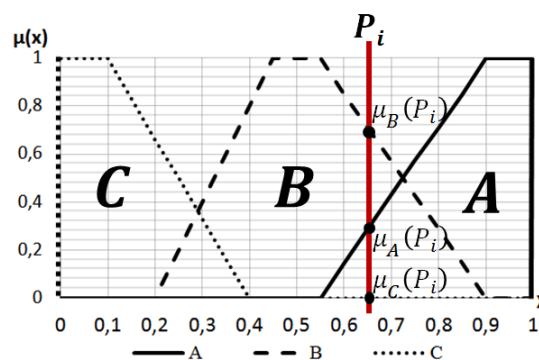


Figura 5 – Procedimento para categorização de itens (etapa 3)

4.2 Aplicação piloto

O método de classificação de estoques proposto foi aplicado em uma empresa fabricante de cabos de transmissão e componentes metálicos que atua há 20 anos no mercado. A empresa mantém estoques de vários produtos acabados para conseguir atender às sazonalidades da demanda de seus principais clientes (montadoras de motocicletas). O valor investido na manutenção desses estoques atualmente é alto e o espaço usado para armazenagem vem se tornando insuficiente. Neste contexto, os gestores da empresa necessitam desenvolver políticas diferenciadas para a manutenção dos estoques de produtos acabados e por isso é necessário dividi-los em categorias de acordo com sua capacidade de retorno financeiro para a empresa. A metodologia para classificação de estoques proposta neste estudo foi então aplicada na classificação de 20 itens a partir de avaliações fornecidas por um gestor de produção da empresa e um funcionário de vendas.

4.2.1 Escolha de critérios de classificação e parametrização do sistema

Após realizarem um *brainstorming*, os funcionários da empresa decidiram adotar como critérios de classificação o preço, a demanda e a disponibilidade de mercado do item. Três termos linguísticos foram definidos para representar cada uma dessas variáveis. Os termos linguísticos adotados, a morfologia dos números *fuzzy* e seus valores *fuzzy* são mostrados na Tabela 1. Números *fuzzy* triangulares e trapezoidais foram escolhidos por se adequarem melhor às características das variáveis em questão.

Tabela 1 - Termos linguísticos dos critérios de classificação e respectivos valores *fuzzy*

Critérios de Classificação	Parâmetros usados									
	Preço do item	Números <i>fuzzy</i> triangulares								
<i>Baixo</i>			<i>Médio</i>				<i>Alto</i>			
$l_b=m_b$		u_b		l_m	m_m	u_m		l_a	$m_a=u_a$	
0,00		0,50		0,10	0,50	0,90		0,50	1,00	
Demanda	Números <i>fuzzy</i> trapezoidais									
	<i>Baixa</i>			<i>Média</i>				<i>Alta</i>		
	$a_b=m_b$	n_b	b_b	a_m	m_m	n_m	b_m	a_a	m_a	$n_a=b_a$
	0,00	0,10	0,45	0,10	0,45	0,55	0,90	0,55	0,90	1,00
Disponibilidade	Números <i>fuzzy</i> trapezoidais									
	<i>Abundante</i>			<i>Razoável</i>				<i>Escassa</i>		
	$a_a=m_a$	n_a	b_a	a_r	m_r	n_r	b_r	a_e	m_e	$n_e=b_e$
	0,00	0,10	0,45	0,10	0,45	0,55	0,90	0,55	0,90	1,00

A variável de saída do sistema de inferência (denominada "classificação") mapeia os diferentes grupos em que os itens podem ser classificados. Os termos linguísticos adotados para esta variável e seus respectivos valores *fuzzy* são mostrados na Tabela 2. Optou-se por usar funções trapezoidais para representar os grupos A, B e C por estas serem mais adequadas para modelagem de variáveis categóricas (ALTROCK, 1995).

Tabela 2 - Termos linguísticos da variável “classificação” e respectivos valores *fuzzy*

C			B				A		
$a_c=m_c$	n_c	b_c	a_b	m_b	n_b	b_b	$a_a=m_a$	n_a	b_a
0,00	0,10	0,45	0,20	0,45	0,55	0,80	0,55	0,90	1,0

A representação gráfica das variáveis *fuzzy* parametrizadas é mostrada na Figura 6.

PESQUISA OPERACIONAL PARA O DESENVOLVIMENTO

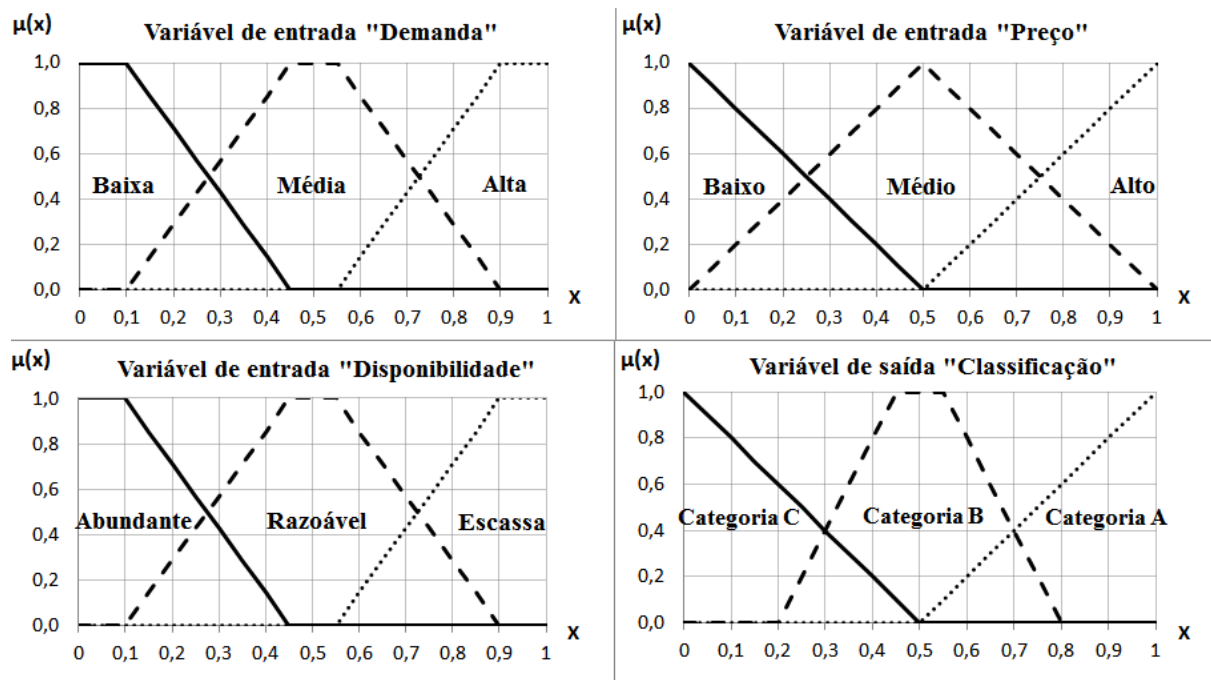


Figura 6 – Variáveis de entrada e saída do sistema de inferência *fuzzy*

Finalmente, os especialistas consultados parametrizaram a base de regras de inferência, mostrada na Tabela 3.

Tabela 3 – Base de regras do sistema de inferência *fuzzy*

Regra	SE			ENTÃO		
	Preço do item	E	Demanda	E	Disponibilidade	Classificação
1	Baixo		Baixa		Abundante	C
2	Baixo		Baixa		Razoável	C
3	Baixo		Baixa		Escassa	B
4	Baixo		Média		Abundante	C
5	Baixo		Média		Razoável	B
6	Baixo		Média		Escassa	B
7	Baixo		Alta		Abundante	B
8	Baixo		Alta		Razoável	B
9	Baixo		Alta		Escassa	A
10	Médio		Baixa		Abundante	C
11	Médio		Baixa		Razoável	B
12	Médio		Baixa		Escassa	B
13	Médio		Média		Abundante	B
14	Médio		Média		Razoável	B
15	Médio		Média		Escassa	B
16	Médio		Alta		Abundante	B
17	Médio		Alta		Razoável	A
18	Médio		Alta		Escassa	A
19	Alto		Baixa		Abundante	C
20	Alto		Baixa		Razoável	B
21	Alto		Baixa		Escassa	A
22	Alto		Média		Abundante	B
23	Alto		Média		Razoável	A
24	Alto		Média		Escassa	A
25	Alto		Alta		Abundante	A
26	Alto		Alta		Razoável	A
27	Alto		Alta		Escassa	A

PESQUISA OPERACIONAL PARA O DESENVOLVIMENTO

4.2.2 Avaliação e classificação dos itens

Um conjunto de 20 itens foi avaliado pelos especialistas da empresa quanto aos 3 critérios adotados. Um relatório com o preço dos itens foi extraído de um *software* de gestão da empresa para avaliar o critério preço. A disponibilidade foi avaliada em uma escala de 0 a 10 baseando em informações que a empresa já possuía sobre a oferta de mercado de produtos concorrentes. Informações históricas sobre a demanda mensal média dos itens foram usadas para avaliar a pontuação dos itens no critério demanda. A equação 7 foi usada para ajustar as pontuações dos itens em relação a cada critério. Os valores coletados e os valores ajustados das pontuações dos itens são mostrados na Tabela 4.

Tabela 4 – Pontuações dos itens em relação aos critérios de classificação adotados

Item	Valores coletados			Valores ajustados		
	Preço	Demanda	Disponibilidade	Preço	Demanda	Disponibilidade
1	R\$ 4,00	30000	8,00	0,0100	1,0000	0,8000
2	R\$ 220,00	7000	4,50	0,5500	0,2333	0,4500
3	R\$ 150,00	24000	10,00	0,3750	0,8000	1,0000
4	R\$ 18,00	13500	2,00	0,0450	0,4500	0,2000
5	R\$ 30,00	21000	8,50	0,0750	0,7000	0,8500
6	R\$ 400,00	20000	7,50	1,0000	0,6667	0,7500
7	R\$ 1,80	4000	2,50	0,0045	0,1333	0,2500
8	R\$ 84,00	24000	1,50	0,2100	0,8000	0,1500
9	R\$ 12,00	1200	1,00	0,0300	0,0400	0,1000
10	R\$ 180,00	12000	0,50	0,4500	0,4000	0,0500
11	R\$ 6,00	3300	4,00	0,0150	0,1100	0,4000
12	R\$ 120,00	1800	2,00	0,3000	0,0600	0,2000
13	R\$ 12,00	300	6,00	0,0300	0,0100	0,6000
14	R\$ 5,00	3900	3,00	0,0125	0,1300	0,3000
15	R\$ 180,00	3000	3,50	0,4500	0,1000	0,3500
16	R\$ 75,00	700	6,50	0,1875	0,0233	0,6500
17	R\$ 6,00	500	4,50	0,0150	0,0167	0,4500
18	R\$ 90,00	4500	8,00	0,2250	0,1500	0,8000
19	R\$ 100,00	7500	9,50	0,2500	0,2500	0,9500
20	R\$ 3,00	1500	4,00	0,0075	0,0500	0,4000

As pontuações ajustadas de todos os itens foram inseridas no sistema de inferência para o cálculo das pontuações finais. A Figura 5 ilustra o processo de inferência para o item 5.

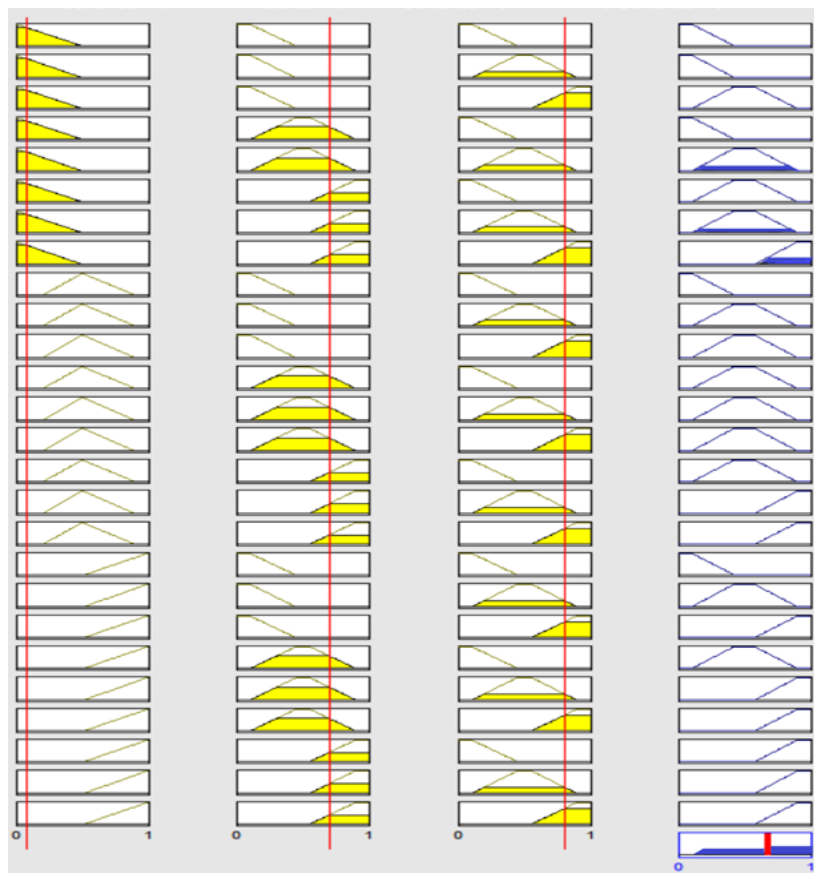


Figura 7 – Representação do processo de inferência *fuzzy* para o item 5

Na Figura 7, cada linha representa uma regra de inferência do sistema e cada coluna uma variável de entrada ou saída. As regiões destacadas nas 3 primeiras colunas (à esquerda) representam os conjuntos *fuzzy* gerados na fuzificação das pontuações do item 5. Na última coluna, as regiões de saída destacadas correspondem aos valores *fuzzy* gerados por cada regra ativada. O conjunto *fuzzy* resultante da agregação das regras ativadas e seu respectivo centro de área (valor de P_5) são mostrados na última linha da última coluna da Figura 7. Nesse exemplo, considerando os valores de entrada 0.075, 0.700 e 0.850, são ativadas as regras 5, 7 e 8. A partir da agregação das contribuições advindas dessas regras, é gerada uma região *fuzzy* que após a defuzificação fornece um valor de P_5 igual a 0.67. Ao incidir o valor de P_5 sobre os intervalos *fuzzy* das categorias *fuzzy* A, B e C, são obtidos os valores de $\mu_A(P_5)$, $\mu_B(P_5)$ e $\mu_C(P_5)$, que equivalem a 0.345, 0.655 e 0.000, respectivamente. Como o grau de inclusão $\mu_B(P_5)$ é o maior, o item 5 será então classificado na categoria B.

Após realizar o processo de inferência e de classificação para todos os itens avaliados, foram obtidos os resultados mostrados na Tabela 5. Como mostra a Tabela 4, 15% dos itens avaliados foram classificados na categoria A, 35% na categoria B e 50% na categoria C. Os

PESQUISA OPERACIONAL PARA O DESENVOLVIMENTO

especialistas da empresa avaliaram os resultados fornecidos pelo método proposto e concluíram que a classificação de itens proposta é adequada à realidade da empresa.

Tabela 5 – Pontuação final e classificação dos itens avaliados

Item	P_i	$\mu_A(P_i)$	$\mu_B(P_i)$	$\mu_C(P_i)$	Classe
1	0,770	0,629	0,371	0,000	A
2	0,505	0,000	1,000	0,000	B
3	0,740	0,544	0,456	0,000	A
4	0,293	0,000	0,375	0,447	C
5	0,670	0,345	0,655	0,000	B
6	0,855	0,872	0,128	0,000	A
7	0,181	0,000	0,000	0,7664	C
8	0,458	0,000	1,000	0,000	B
9	0,145	0,000	0,000	0,870	C
10	0,480	0,000	1,000	0,000	B
11	0,156	0,000	0,000	0,837	C
12	0,293	0,000	0,375	0,447	C
13	0,400	0,000	0,801	0,143	B
14	0,187	0,000	0,000	0,749	C
15	0,451	0,000	1,000	0,000	B
16	0,294	0,000	0,379	0,444	C
17	0,145	0,000	0,000	0,870	C
18	0,221	0,000	0,087	0,652	C
19	0,499	0,000	1,000	0,000	B
20	0,145	0,000	0,000	0,870	C

Os resultados da classificação sugerem que a empresa direcione esforços em manter os níveis de estoque requeridos para os itens 1, 3 e 6, uma vez que esses são os produtos que mais possuem potencial de retorno financeiro para a empresa. É interessante notar que a pontuação dos itens da categoria A no critério disponibilidade indica que estes são escassos no mercado, fazendo com que o risco associado à demanda por esses produtos seja baixo. Uma vez que a procura por estes itens é praticamente garantida, a rotatividade dos mesmos tende a ser alta. Desta forma, pouco espaço será requerido para armazenagem desses itens e o tempo de armazenamento será baixo, não acarretando assim na obsolescência dos itens. Portanto, a partir do uso do método de classificação proposto, a empresa poderá atender à demanda pelos produtos prioritários com baixos investimentos e menor tempo de entrega, contribuindo assim para o aumento de sua competitividade.

5. Análise de sensibilidade

Uma análise de sensibilidade do sistema de inferência foi realizada visando avaliar os efeitos de interação entre os critérios de classificação e a consistência dos valores fornecidos. A Figura 8(a) ilustra a superfície de resposta da variável de saída do sistema a partir dos efeitos de

interação dos critérios demanda e preço. Já a Figura 8(b) mostra a superfície de resposta a partir dos efeitos de interação dos critérios preço e disponibilidade.

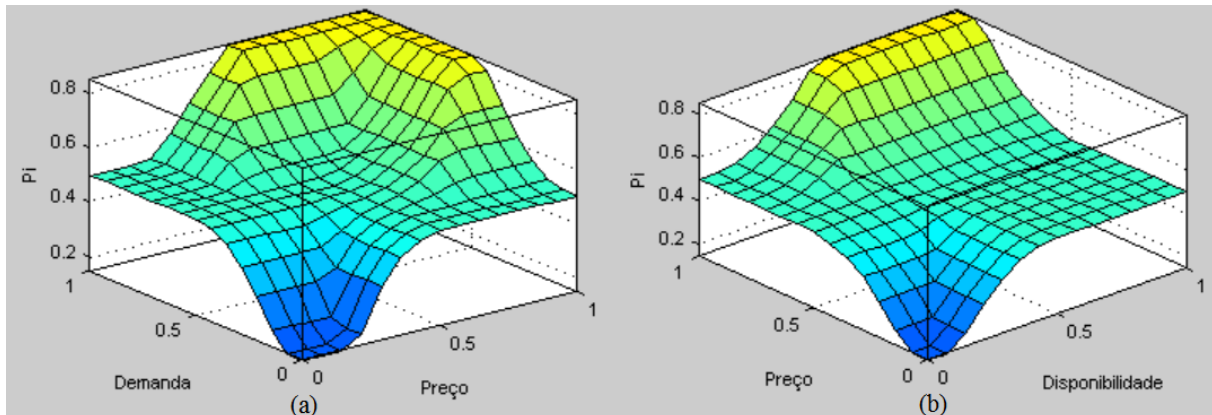


Figura 8 – Resposta do modelo a partir da interação de preço com demanda (a) e disponibilidade (b)

Na Figura 8(a), a forma quase simétrica do gráfico mostra que as variáveis demanda e preço contribuem similarmente para o aumento do valor de pontuação final dos itens. Nota-se que mesmo para valores altos de demanda, quando o preço do item for baixo, a melhor classificação possível será “B”. Quando o preço e a demanda por um item forem altos, possivelmente este será classificado na categoria “A”. Já na Figura 8(b) verifica-se que o critério preço possui maior peso que disponibilidade. Nessa figura, nota-se que mesmo quando a disponibilidade de um item é considerada escassa (valor próximo de 1), este será classificado na categoria “A” somente se o preço estiver entre médio e alto.

A Figura 9 mostra os efeitos de interação entre os critérios demanda e disponibilidade. É possível inferir que a demanda também possui maior peso que disponibilidade e que itens com alta demanda, caso não sejam abundantes no mercado, serão classificados na categoria “A”. Portanto, a partir das Figuras 8 e 9, é possível verificar que o aumento dos valores de entrada em relação aos 3 critérios produz um efeito positivo e não-linear sobre a superfície de resposta da variável de saída. Como o comportamento dos resultados do modelo depende diretamente das escolhas feitas na parametrização do sistema de inferência, as superfícies de resposta obtidas reforçam a adequação dos operadores e valores *fuzzy* escolhidos e a consistência dos valores fornecidos para P_i .

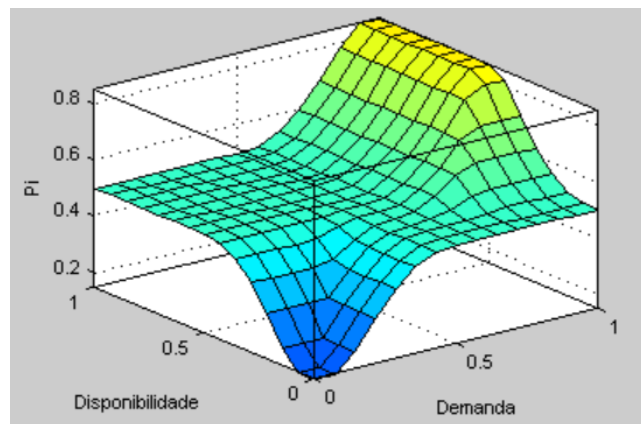


Figura 9 – Superfície de resposta do sistema a partir da interação de disponibilidade e demanda

6. Conclusão

A gestão de estoques é capaz de contribuir para a melhoria do desempenho da organização, uma vez que propicia a redução de custos por obsolescência, diminuição do capital de giro e melhor atendimento das necessidades da demanda. Métodos de classificação de estoques são bastante úteis para a melhoria da gestão de estoques, uma vez que a classificação de itens permite determinar políticas diferenciadas para o gerenciamento de matéria-prima, componentes em processo e produtos acabados. Neste sentido, especialmente para empresas de manufatura, a implementação de um método de classificação de estoques adequado é capaz de conduzir à redução de custos de armazenagem, melhorar o planejamento e controle da produção e o atendimento das necessidades quantitativas da demanda, contribuindo assim para o aumento da satisfação dos clientes.

Este estudo apresentou uma nova metodologia para classificação de estoques baseada em inferência *fuzzy* e classificação ABC. Uma aplicação piloto na classificação de produtos acabados de uma empresa de cabos de transmissão demonstrou a viabilidade desta abordagem. Durante a aplicação, foram considerados os critérios preço, demanda e disponibilidade do item. Contudo, o método pode ser aplicado considerando mais critérios de classificação. O método também é flexível quanto aos termos linguísticos e seus respectivos valores *fuzzy* adotados, o que permite incorporar ao modelo as particularidades de cada critério e a subjetividade dos tomadores de decisão. Comparando o método de classificação de estoques proposto com outras abordagens existentes (mostradas na Tabela 1), a presente proposta apresenta as seguintes vantagens:

- I. Modelagem da incerteza associada às categorias:** diferentemente de outros métodos propostos para classificação de estoques, as categorias ABC são representadas por números *fuzzy*. Isso permite quantificar os limites imprecisos de cada categoria de item e o grau de inclusão dos itens a cada uma dessas categorias.
- II. Avaliação de uma quantidade ilimitada de itens:** ao contrário de abordagens comparativas como o AHP, *fuzzy* AHP e *fuzzy* ANP, que permitem a avaliação simultânea de poucos itens, o método proposto não limita a quantidade de itens avaliados. Além disso, para avaliar n itens em um critério, o método proposto requer n julgamentos e as abordagens comparativas requerem $n(n-1)$, podendo tornar a coleta de dados exaustiva.
- III. Mapeamento e armazenagem do conhecimento sobre o problema:** a base de regras do sistema de inferência explicita todos os cenários possíveis para o problema modelado, permitindo “enxergar” as situações de decisão de diferentes perspectivas de avaliação. Desta forma, ao contrário das técnicas multicritério de natureza matemática e estatística, é possível mapear o comportamento do problema com base em poucas informações e armazená-lo na estrutura do modelo.
- IV. Interpretabilidade dos dados:** as variáveis de entrada e as regras do sistema de inferência são definidas a partir de valores linguísticos facilmente interpretáveis, provendo ao tomador de decisão uma melhor compreensão do comportamento do problema modelado. Isso não é possível usando redes neurais artificiais, uma vez que essas redes funcionam como uma “caixa-preta” que não possui interface com o usuário e armazenam o conhecimento sobre o problema ao longo de sua estrutura de modo não interpretável.
- V. Modelagem de incerteza:** o uso de variáveis *fuzzy* se mostra adequado para modelar critérios qualitativos e permite a quantificação da imprecisão associada à opinião de especialistas por meio de uma função de pertinência definida entre 0 e 1. Técnicas como DEA, algoritmo genético, programação linear e redes neurais utilizam valores numéricos *crisp* para representação dos dados, o que não considera a imprecisão inerente aos valores obtidos por meio de julgamentos humanos e inviabiliza a adoção de critérios qualitativos.

Para a realização de trabalhos futuros, sugere-se a aplicação do método proposto na classificação de matéria-prima e de componentes em processo em empresas dos setores automotivo, de eletroeletrônicos e de construção civil. Outras sugestões consistem na aplicação

deste método em outros problemas de classificação relacionados à gestão de operações de manufatura. Uma aplicação no gerenciamento da carta de clientes permitiria segmentar grupos de clientes que são mais importantes para a sobrevivência de uma determinada empresa e oferecer um tratamento diferenciado para cada categoria visando à fidelização. Outra aplicação possível é na avaliação do desempenho de fornecedores estratégicos visando a categorização e o desenvolvimento de planos de ação diferenciados para melhoria de cada categoria de fornecedores.

Referências

- Altrock, C.V. (1995). *Fuzzy Logic and Neurofuzzy - Applications in Business and Finance*. 1 ed. Prentice Hall: New Jersey.
- Amindoust, A.; Ahmed, S.; Saghafinia, A. & Bahreininejad, A. (2012). Sustainable supplier selection: A ranking model based on fuzzy inference system. *Applied Soft Computing*, 12, p. 1668-1677.
- Bertrand, J.W.M. & Fransoo, J. (2002). Operations management research methodologies using quantitative modeling. *International Journal of Operations and Production Management*, 22, 241-264.
- Betts, A. et al. (2008). *Gerenciamento de Operações e de Processos: Princípios e Práticas de Impacto Estratégico*. Bookman, Porto Alegre.
- Cervone, H.F. (2009). Applied digital library project management: using Pareto analysis to determine task importance rankings. *International digital library perspectives*, 25, 76-81.
- Chou, S.Y.; Shen, C.Y. & Chang, Y.H. (2007). Vendor Selection in a modified re-buy situation using a strategy-aligned fuzzy approach. *International Journal of Production Research*, 45, 3113-3133.
- De Boer, L.; Wegen, L. V. D. & Telgen, J. (1998). Outranking methods in support of supplier selection. *European Journal of Purchasing & Supply Management*, 4, 109-118.
- Dias, M.A.P. (2010). *Administração de materiais: uma abordagem logística*. Atlas, São Paulo.
- Ganga, G.M.D. & Carpinetti, L.C.R. (2011). A fuzzy logic approach to Supply chain performance management. *International Journal of Production Economics*, 134, 177-187.
- Guenir, H.A. & Erel, E. (1998). Multicriteria inventory classification using a genetic algorithm. *European Journal of Operational Research*, 105, 29-37.
- Hadi-Vencheh, A. (2010). An improvement to multiple criteria ABC inventory classification. *European Journal of Operational Research*, 201, 962-965.
- Jacobs F. R. & Chase R. B. (2013). *Operations and Supply Chain Management*. McGraw-Hill, *Toronto*.
- Kabir, G. & Hasin, M.A.A. (2011). Comparative analysis of AHP and fuzzy AHP models for multicriteria inventory classification. *International Journal of Fuzzy Logic Systems*, 1, 1-16.

- Kabir, G. & Hasin, M.A.A. (2013). Multi-criteria inventory classification through integration of fuzzy analytic hierarchy process and Artificial Neural Network. *Int. Journal of Industrial and Systems Engineering*, 14, 74-103.
- Kahraman, C. (2008). *Fuzzy Multicriteria Decision Making - Theory and Applications with Recent Developments*. Springer Science, Turkey.
- Kampen, T.J.V.; Akkerman, R. & Donk, D.P.V. (2012). SKU classification: a literature review and conceptual framework. *International Journal of Operations & Production Management*, 32.
- Kiris, S. (2013). Multi-criteria inventory classification by using a fuzzy analytic network process (ANP) Approach. *Informatica*, 24, 199–217.
- Lima, F.R.; Osiro, L. & Carpinetti, L.C.R. (2013). A fuzzy inference and categorization approach for supplier selection using compensatory and non-compensatory decision rules. *Applied Soft Computing*, 13, 4133-4147.
- Mamdani, E.H. & Assilian, S. (1975). An Experiment in Linguistic Synthesis with a Fuzzy Logic Controller. *International Journal of Man-Machine Studies*, 7, 1-13.
- Partovi F.Y. & Anandarajan M. (2002). Classifying inventory using an artificial neural network approach. *Computers & Industrial Engineering*, 41, 389–404.
- Pedrycz, W. & Gomide, F. (2007). *Fuzzy Systems Engineering – Toward Human-Centric Computing*. John Wiley & Sons, New Jersey.
- Ramanathan, R. (2006). ABC inventory classification with multiple-criteria using weighted linear optimization. *Computers & Operations Research*, 33, 695–700.
- Slack, N.; Chambers, S. & Johnston, R. (2009). Administração da produção. Atlas, São Paulo.*
- Szajubok, N.K.; Alencar, L.H. & Almeida, A.D. (2006). Modelo de gerenciamento de materiais na construção civil utilizando avaliação multicritério. *Revista Produção*, 16, 303-318.
- Takagi, T. & Sugeno, M. (1985). Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 15, 116–132.
- Torabi, S.A.; Hatefi, S.M. & Pay, B.S. (2012). ABC inventory classification in the presence of both quantitative and qualitative criteria. *Computers & Industrial Engineering*, 63, 530-537.
- Wang, W. (2010). A fuzzy linguistic computing approach to supplier evaluation. *Applied Mathematical Modelling*, 34, 3130–3141.
- Yaqiong; L.; Man, L. & Zhang, W. (2011). Fuzzy theory applied in quality management of distributed manufacturing system: A literature review and classification. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 24, 266–277.
- Yu, M. (2011). Multi-criteria ABC analysis using artificial-intelligence-based classification techniques. *Expert Systems with Applications*, 38, 3416-3421.
- Zadeh, L.A. (1965). Fuzzy Sets. *Information and Control*, 8, 338-353.
- Zadeh, L.A. (1973). Outline of new approach to the analysis of a complex systems and decision process. *Transactions on systems, man and cybernetics*, 3, 28-44.

PESQUISA OPERACIONAL PARA O DESENVOLVIMENTO

Zhou, P., & Fan, L. (2007). A note on multi-criteria ABC inventory classification using weighted linear optimization. *European Journal of Operational Research*, 182, 1488–1491.

Zimmermann, H.J. (1991). *Fuzzy set theory and its applications*. Kluwer Academic, Boston.