57º SBPO
SIMPÓSIO BRASILEIRO DE PESQUISA OPERACIONAL
Gramado • RS
DE 5 A 9 DE OUTUBRO DE 2025

Estratificação de Risco em Pronto Atendimento: Modelo Híbrido PFS-TOPSIS

Antonio Sergio da Silva
Universidade Federal Fluminense
Rua Passo da Pátria, 156. Boa Viagem, Niterói-RJ, 24210-240. Brazil.
tao281168@gmail.com

Carlos Francisco Simões Gomes
Universidade Federal Fluminense
carlos_gomes@id.uff.br

Marcos dos Santos
Universidade Federal Fluminense
marcosdossantos@ime.eb.br

Resumo

Este estudo apresenta uma abordagem multicritério para priorizar pacientes em serviços de emergência, integrando o operador PFWA com a estrutura PFS-TOPSIS. Utilizando *Picture Fuzzy Sets*, este modelo classifica as condições dos pacientes, superando limitações dos sistemas de triagem tradicionais com uma avaliação orientada por dados. Aplicado a dados simulados, o modelo prioriza pacientes com base em sinais vitais críticos, como frequência respiratória e saturação de oxigênio, alinhando-se estreitamente às expectativas clínicas para a estratificação de risco. Os resultados indicam que essa abordagem pode ter um impacto nos desfechos dos pacientes ao aprimorar a precisão e a consistência das decisões de triagem em contextos de emergência. Pesquisas futuras devem se concentrar na validação dessa abordagem com dados reais e na investigação de sua aplicabilidade em diferentes contextos de saúde, influenciando, em última instância, o fluxo de pacientes, a alocação de recursos e a qualidade do cuidado em ambientes de alta demanda.

Palavras-chave: suporte à decisão clínica, gestão da incerteza, análise de sinais vitais, agregação ponderada, estratificação de risco em saúde

Abstract

This study introduces a multi-criteria approach for assessing patient stability in emergency care by integrating the PFWA operator with the PFS-TOPSIS framework and the MPSI-MARA method for weight assignments. By utilizing Picture Fuzzy Sets, this model provides a nuanced classification of patient conditions, overcoming the limitations of traditional triage systems with a more flexible, data-driven assessment. Applied to simulated data, the model effectively prioritizes patients based on critical vital signs, including respiratory rate, oxygen saturation, and heart rate, aligning closely with clinical expectations for risk stratification. The findings indicate that this approach could significantly impact patient outcomes by enhancing the accuracy and consistency of triage decisions in emergency settings. Future research should focus on validating this methodology with real-world data and investigating its applicability across various healthcare contexts, ultimately influencing patient flow, resource allocation, and quality of care in high-demand environments.

Keywords: clinical decision support, health risk stratification, uncertainty management, vital signs analysis, weighted aggregation**.**

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212614
https://proceedings.science/p/212614?lang=pt-br

1. Introdução

Os departamentos de emergência são pontos críticos de atendimento onde a avaliação e priorização rápidas de pacientes são essenciais para a gestão eficaz de recursos e para a obtenção de melhores desfechos clínicos. A triagem de pacientes é um processo vital que envolve a categorização rápida dos pacientes com base na urgência de suas necessidades médicas, para direcionar o cuidado imediato àqueles em estado crítico. No entanto, à medida que o volume de pacientes aumenta e as condições variam em gravidade, os departamentos de emergência enfrentam desafios para realizar a triagem de maneira precisa e eficiente. O equilíbrio entre as limitações de recursos e o impacto das decisões destaca a importância de um sistema de triagem confiável, preciso e com capacidade para capturar nuances [Tam, Chung and Lou, 2018].

As escalas de triagem atuais geralmente utilizam medidas ordinais para classificar as condições dos pacientes, fornecendo classificações baseadas na gravidade; no entanto, elas não agregam múltiplos indicadores clínicos em um único escore unificado [Kuriyama, Urushidani e Nakayama, 2017; Su et al., 2022]. Essa falta de agregação significa que cada sinal vital ou sintoma é frequentemente considerado de forma independente, o que pode levar a uma avaliação incompleta da estabilidade geral do paciente e ignorar a interação entre diferentes parâmetros clínicos. Essa abordagem unidimensional limita a capacidade dos sistemas de triagem de priorizar pacientes com precisão quando muitas variáveis precisam de uma avaliação de forma conjunta, isto é, de maneira agregada.

Os métodos de Análise Multicritério de Decisão (MCDA, na sigla em inglês) surgiram como ferramentas promissoras para enfrentar esse desafio, permitindo a agregação de múltiplos critérios clínicos em um único escore interpretável. Os métodos MCDA possibilitam uma abordagem estruturada que integra diversos indicadores, atribuindo pesos a cada um de acordo com sua importância clínica. [Mühlbacher e Kaczynski, 2016; Ghaderi, Ruiz e Agell, 2017; Dutta, 2018; Glaize et al., 2019; Gardas, Ghongade e Jagtap, 2022; Khan, Pintelon e Martin, 2022]. Na triagem em departamentos de emergência, esses métodos podem oferecer uma avaliação abrangente da estabilidade dos pacientes ao combinar sinais vitais e sintomas em um perfil de risco coeso, facilitando assim uma priorização de pacientes mais precisa e acionável [Gardas, Ghongade e Jagtap, 2022; Johnson, Punches e Smith, 2021; Khan, Pintelon e Martin, 2022; Mühlbacher e Kaczynski, 2016; Su et al., 2022; Tam, Chung e Lou, 2018].

Este artigo utiliza Conjuntos Fuzzy com Imagens (PFS) combinados com o método TOPSIS, apoiados pelo método MPSI-MARA para determinar os pesos, como uma abordagem inovadora para classificar a estabilidade de pacientes em contextos de emergência. O objetivo desta pesquisa é apresentar um sistema de triagem multicritério que substitua as escalas ordinais tradicionais, oferecendo uma avaliação mais detalhada e agregada dos dados clínicos, enfrentando as limitações das escalas de triagem atuais no manejo de informações clínicas complexas e incertas.

2. Fundamentação teórica

A literatura sobre metodologias de triagem revela limitações em sistemas tradicionais, como o *Emergency Severity Index* (ESI) e o *Manchester Triage System* (MTS), que classificam os pacientes em categorias amplas de urgência, frequentemente utilizando escalas ordinais simples que não capturam plenamente a complexidade das condições dos pacientes em cuidados de emergência. Métodos MCDA, particularmente o TOPSIS, demonstram um potencial para abordar essas limitações ao classificar os pacientes com base na proximidade de uma solução ideal, permitindo uma priorização mais precisa das necessidades dos pacientes. Estudos como os de Hassanain *et al*. e Khan *et al*. destacam a adaptabilidade e robustez do TOPSIS em contextos de saúde, especialmente quando combinado com lógica fuzzy para lidar com as incertezas inerentes aos dados clínicos. [Khan, Pintelon and Martin, 2022; Hassanain, Eldosoky and Soliman, 2023]. Ao quantificar a distância relativa de cada caso em relação aos estados ideal e anti-ideal, o TOPSIS permite uma estratificação de risco mais detalhada do que as abordagens ordinais tradicionais, alinhando-se melhor às expectativas clínicas para uma triagem eficaz. A incorporação da lógica fuzzy, conforme discutido por Gardas *et al*., potencializa ainda mais o TOPSIS ao capacitar o modelo para processar dados ambíguos e atribuir níveis mais refinados de risco, algo essencial em contextos de emergência onde avaliações precisas e oportunas são cruciais [Gardas, Ghongade e Jagtap, 2022].

1.1. Precisão e desafios nos sistemas de triagem em departamentos de emergências

As escalas de estratificação de risco em departamentos de emergência frequentemente dependem de sinais vitais como indicadores primários para avaliar rapidamente a gravidade de um paciente e a necessidade de intervenção imediata [Fu et al., 2020; Johnson, Punches e Smith, 2021; Kerr et al., 2021; Kuriyama, Urushidani e Nakayama, 2017; Romero-Brufau et al., 2014; Su et al., 2022]. Parâmetros como frequência cardíaca, frequência respiratória, pressão arterial e temperatura são componentes integrais dessas escalas, pois representam medidas objetivas e de obtenção rápida da estabilidade fisiológica. Por exemplo, sistemas

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212614
https://proceedings.science/p/212614?lang=pt-br

como o *Early Warning Score* (EWS) incorporam esses sinais para detectar deteriorações precoces, alertando as equipes de saúde sobre mudanças que podem preceder desfechos adversos, como transferência para terapia intensiva ou parada cardíaca [Fu et al., 2020; Su et al., 2022].

No desenvolvimento de novas escalas de triagem, a integração da Teoria dos Conjuntos Fuzzy e de métodos MCDA propõe uma abordagem sofisticada para lidar com as incertezas inerentes e os diversos fatores nas avaliações de pacientes. Os conjuntos fuzzy permitem a incorporação de dados ambíguos e subjetivos, como diferentes graus de gravidade dos sintomas, ao possibilitar classificações graduais em vez de limites rígidos, refletindo de maneira mais precisa a complexidade das situações clínicas. [Keeney, 2013; Więckowski et al., 2023]. A abordagem com MCDA, por outro lado, fornece uma estrutura estruturada para ponderar e priorizar múltiplos critérios simultaneamente, o que é essencial na área da saúde, onde as decisões devem considerar a urgência clínica e a alocação de recursos. Essa combinação aprimora a precisão e a flexibilidade dos sistemas de triagem e apoia um processo de tomada de decisão mais detalhado e objetivo, resultando em melhores desfechos para os pacientes e em uma utilização mais eficiente dos recursos [Keeney, 2013; Więckowski et al., 2023]

1.2. Contextualização sobre conjuntos *fuzzy* e sua aplicação na tomada de decisão

Introduzidos por Zadeh [1965], os conjuntos *fuzzy* (FS) trouxeram uma nova abordagem para representar a incerteza em variáveis qualitativas, descrevendo o grau de pertinência de um elemento x_i dentro de um conjunto *fuzzy* $\tilde{A}$ como $\mu_{\tilde{A}}(x_i) \in [0,1]$. Embora eficazes, os FS tradicionais possuem limitações, pois não consideram a hesitação ou a indeterminação, que frequentemente desempenham um papel crucial nos processos de tomada de decisão.

Para capturar essas características adicionais, Atanassov (1986) introduziu os conjuntos *fuzzy* intuitionísticos (IFS) expandindo a teoria dos FS para incluir uma medida de não-pertinência. Cada elemento x_i em um IFS é caracterizado por dois graus: pertinência $\mu_{\tilde{A}}(x_i)$, não pertinência $\nu_{\tilde{A}}(x_i)$. Assim, os IFS fornecem uma representação mais abrangente da incerteza, particularmente útil quando há ambiguidade entre a aceitação e a rejeição de um elemento.

Cuong *et al*. [2013] avançaram ainda mais o campo com a introdução dos PFS, que incorporam quatro graus: pertinência positiva (μ), negativa (ν), neutra (η) e de recusa (ε). [Cuong e Kreinovich, 2013; Cuong e Pham, 2015; Cuong, Kreinovitch e Ngan, 2016] . Essa estrutura em quatro níveis permite que os PFS capturem formas ainda mais sutis de indeterminação e ambiguidade. É particularmente valiosa em tomadas de decisão complexas, como diagnóstico médico, avaliação de risco e planejamento socioeconômico. O trabalho de Cuong representa um marco significativo na evolução da teoria dos FS, ao conectar o arcabouço conceitual dos IFS com as demandas práticas de aplicações que exigem uma compreensão mais profunda da incerteza e da neutralidade [Cuong e Kreinovich, 2013; Cuong e Pham, 2015; Cuong, Kreinovitch e Ngan, 2016].

A Tabela 1 resume as principais características desses diferentes tipos de conjuntos *fuzzy*, destacando suas propriedades e os componentes que cada extensão adiciona para representar incertezas de forma mais abrangente.

Tabela 1: Características principais dos tipos de conjuntos fuzzy e suas extensões

Tipo de Conjunto *Fuzzy*	**Componentes**	**Descrição**
Um Conjunto ***Fuzzy*** $\tilde{A}$ no universo X: $\tilde{A} = \{(x_i, \mu_{\tilde{A}}(x_i)) : \mu_{\tilde{A}}(x_i) \in [0,1]; \forall x_i \in X\}$ [Zadeh, 1965]	Grau de pertencimento $\mu_{\tilde{A}}(x_i)$, onde $\mu_{\tilde{A}}(x_i) (\in [0,1])$	Representa o grau de pertencimento de um elemento a um conjunto, onde $(\forall x_i \in X)\ (\mu_{\tilde{A}}(x_i) \leq 1)$. O grau de não-pertinência não pode ser calculado como $\nu_{\tilde{A}}(x_i) = 1 - \mu_{\tilde{A}}(x_i)$.
Um conjunto **Intuitionistic *Fuzzy*** $\tilde{A}$ no universo X: $\tilde{A} = \{(x, \mu_{\tilde{A}}(x), \nu_{\tilde{A}}(x) \mid x \in X)\}$ [Atanassov, 1986]	Grau de pertencimento, onde $\mu_{\tilde{A}}(x_i) (\in [0,1])$, Grau de não pertencimento, onde $\nu_{\tilde{A}}(x_i) (\in [0,1])$	Adiciona um grau de hesitação aos FSs, capturando a incerteza entre pertinência e não-pertinência, onde $(\forall x_i \in X)\ (\mu_{\tilde{A}}(x_i) + \nu_{\tilde{A}}(x_i) \leq 1)$, e o grau de hesitação não pode ser calculado como $\pi_{\tilde{A}} x_i = 1 - \mu_{\tilde{A}}(x_i) + \nu_{\tilde{A}}(x_i)$ Se $\pi_{\tilde{A}} x_i = 0$, IFS se torna FS.
Um conjunto ***Picture Fuzzy Set*** $\tilde{A}$ no universo X: $\tilde{A} = \{(x_i, \mu_{\tilde{A}}(x_i), \nu_{\tilde{A}}(x_i), \eta_{\tilde{A}}(x_i) \mid x_i \in X)\}$ [Cuong e Kreinovich, 2013]	Grau de pertencimento **positivo**, onde $\mu_{\tilde{A}}(x_i) (\in [0,1])$, Grau de pertencimento **negativo**, onde $\nu_{\tilde{A}}(x_i) (\in [0,1])$, Grau de pertencimento **neutro**, onde	Estende os IFS permitindo múltiplos tipos de resposta (positiva, negativa, neutra, recusa), onde $(\forall x_i \in X)\ (\mu_{\tilde{A}}(x_i) + \nu_{\tilde{A}}(x_i) + \eta_{\tilde{A}}(x_i) + \varepsilon_{\tilde{A}}(x_i) \leq 1)$. O grau de recusa pode ser calculado como $\varepsilon_{\tilde{A}}(x_i) = 1 - (\mu_{\tilde{A}}(x_i) + \nu_{\tilde{A}}(x_i) + \eta_{\tilde{A}}(x_i))$ Se $\varepsilon_{\tilde{A}}(x_i) = 0$, PFS se torna IFS.

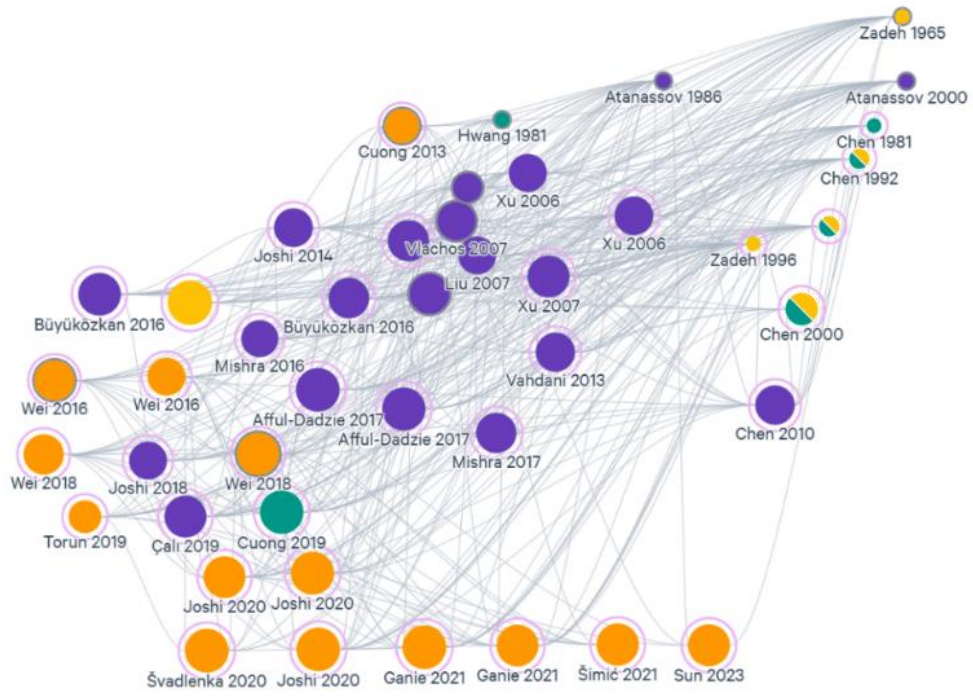
DOI: 10.59254/sbpo-2025-212614
https://proceedings.science/p/212614?lang=pt-br

$\eta_{\tilde{A}}(x_i)$ ($\in [0,1]$),
Grau de pertencimento de **recusa**, onde
$\varepsilon_{\tilde{A}}(x_i)$ ($\in [0,1]$)

1.3. Conjuntos *Picture Fuzzy* para lidar com a incerteza em dados na área da saúde

Vários pesquisadores expandiram o trabalho fundamental de Cuong, explorando várias aplicações e aprimoramentos dentro do *framework* dos PFS ([Cuong e Kreinovich, 2013; Cuong e Pham, 2015; Cuong, Kreinovitch e Ngan, 2016; Wei, 2016, 2018; Van Dinh e Xuan Thao, 2017; Dutta, 2018; Wei et al., 2018; Joshi, 2020; Jin, Zhao e You, 2021; Šimić, Lazarević e Dobrodolac, 2021; Sulaiman et al., 2024]. Por exemplo, Singh (Singh, 2015) propôs um coeficiente de correlação para PFS, que tem sido aplicado na análise de agrupamento. Son *et al.* (Son, 2016) introduziram novos métodos de previsão de séries temporais e modelos de previsão do tempo baseados nos princípios dos PFS. No campo da medicina, Dutta desenvolveu um modelo de diagnóstico médico baseado em medidas de distância entre PFS (Dutta, 2018). Outros pesquisadores [Cuong e Pham, 2015; Cuong, Kreinovitch e Ngan, 2016; Wei, 2016; Van Dinh e Xuan Thao, 2017; Joshi, 2020; Torun e Gördebil, 2020; Ganie e Singh, 2021] contribuíram ainda mais para o campo, desenvolvendo operadores de agregação e técnicas de tomada de decisão baseadas em PFS, possibilitando abordagens mais refinadas para problemas de MCDA. O grafo ilustrado na Figura 1 mostra claramente uma progressão dos trabalhos mais antigos, no canto superior direito, para estudos mais recentes, no canto inferior esquerdo.

Figura 1: Rede de citações das principais contribuições em pesquisas sobre Conjuntos Fuzzy, Conjuntos Fuzzy Intuitionísticos e Conjuntos Fuzzy de Imagem



Fonte: Grafo gerado no Litmaps (2024).

Um PFS $\tilde{A}$ no universo de X é interpretado como:

$$\tilde{A} = \{\langle \mu_{\tilde{A}}(x_i), \eta_{\tilde{A}}(x_i), \nu_{\tilde{A}}(x_i) \rangle | x_i \in X\},$$

onde
$\mu_{\tilde{A}}(x_i): X \rightarrow [0,1]$ é o grau de pertinência positivo;
$\eta_{\tilde{A}}(x_i): X \rightarrow [0,1]$ é o grau de pertinência neutro;
$\nu_{\tilde{A}}(x_i): X \rightarrow [0,1]$ é o grau de pertinência negativo, em um conjunto FS tal que

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212614
https://proceedings.science/p/212614?lang=pt-br

$$0 \leq \mu_{\tilde{A}}(x_i) + \eta_{\tilde{A}}(x_i) + \nu_{\tilde{A}}(x_i) \leq 1, \forall x_i \in X.$$

Também,

$$\varepsilon_{\tilde{A}}(x_i) = 1 - \mu_{\tilde{A}}(x_i) + \eta_{\tilde{A}}(x_i) + \nu_{\tilde{A}}(x_i)$$

A tríade $(\mu_{\tilde{A}},\ \eta_{\tilde{A}},\ \nu_{\tilde{A}})$ é chamado de número *fuzzy* de imagem (PFN) ou valor *fuzzy* de imagem (PFV).
Vários autores fornecem as operações básicas com PFN. [Cuong e Kreinovich, 2013; Cuong e Pham, 2015; Ohlan e Ohlan, 2016; Van Dinh e Xuan Thao, 2017; Wei, 2017; Jana et al., 2019].
Por conveniência, seja $\alpha = (\mu_\alpha,\ \eta_\alpha,\ \nu_\alpha)$ nomeado como um PFN [Wei, 2017] :
$\mu_\alpha \in [0,1]$,
$\eta_\alpha \in [0,1]$,
$\nu_\alpha \in [0,1]$,

$$\mu_\alpha + \eta_\alpha + \nu_\alpha \leq 1.$$

Então,
Definição 1. Uma função de escore S de um PFN pode ser:
$S(a) = \mu_\alpha - \nu_\alpha,\ S(\bar{a}) \in [-1,1]$.
Definição 2. Uma função de precisão *H* de um PFN pode ser:
$H(a) = \mu_\alpha + \eta_\alpha + \nu_\alpha,\ H(a) \in [0,1]$.
Definição 3. Seja $\alpha = (\mu_\alpha,\ \eta_\alpha,\ \nu_\alpha)$ and $\beta = (\mu_\beta,\ \eta_\beta,\ \nu_\beta)$ dois números PFN, então:
$\bar{\alpha} = \alpha = (\nu_\alpha, \eta_\alpha, \mu_\alpha)$
$\alpha \wedge \beta = \left(min\{\mu_\alpha, \mu_\beta\}, max\{\eta_\alpha, \eta_\beta\}, max\{\nu_\alpha, \nu_\beta\}\right)$
$\alpha \vee \beta = \left(max\{\mu_\alpha, \mu_\beta\}, min\{\eta_\alpha, \eta_\beta\}, min\{\nu_\alpha, \nu_\beta\}\right)$
$\alpha \oplus \beta = \left(\mu_\alpha + \mu_\beta - \mu_\alpha\mu_\beta, \eta_\alpha\eta_\beta, \nu_\alpha\nu_\beta\right)$
$\alpha \otimes \beta = \left(\mu_\alpha\mu_\beta, \eta_\alpha + \eta_\beta - \eta_\alpha\eta_\beta, \nu_\alpha + \nu_\beta - \nu_\alpha\nu_\beta\right)$
$\lambda\alpha = \left(1 - (1 - \mu_\alpha)^\lambda, \eta_\alpha^\lambda, \nu_\alpha^\lambda\right)$

$$\alpha^\lambda = \left(\mu_\alpha^\lambda, 1 - (1 - \lambda_\alpha)^\lambda, 1 - (1 - \nu_\alpha)^\lambda\right)$$

1.4. Operadores de agregação aritmética *Picture Fuzzy*

Seja $\alpha_j (j = 1, 2, \ldots, n)$ um conjunto de números PFN. Um operador de média ponderada *picture fuzzy* (PFWA, sigla em inglês) é uma função de mapeamento $P^n \rightarrow P$ tal que (Wei, 2017):

$$PFWA_\omega(\alpha_1, \alpha_2, \ldots, \alpha_n) = \bigoplus_{j=1}^{n} (\omega_j \alpha_j)$$

O operador PFWA combina um PFN em uma única medida ponderada. Esse operador é útil em MCDA, onde as alternativas são avaliadas com base em uma coleção de números PFN, cada uma com um peso específico.

1. $\alpha_j (j = 1, 2, \ldots, n)$: representa um conjunto de PFNs, que são valores usados em PFS. Cada α_j inclui graus de pertinência positiva, pertinência neutra, pertinência negativa e recusa.
2. ω_j: é o peso associado a cada PFN α_j. Esse peso indica a importância relativa de cada α_j na média ponderada. Todos os pesos ω_j devem somar 1 para que a média ponderada seja corretamente normalizada.
3. $\oplus$: denota a operação de agregação para combinar os PFNs, que, no contexto fuzzy, geralmente envolve uma operação de agregação específica entre os valores, em vez de uma simples adição aritmética. Para os PFNs, essa soma considera os diferentes componentes (pertinência positiva, pertinência neutra, pertinência negativa e recusa).
4. $PFWA_\omega(\alpha_1, \alpha_2, \ldots, \alpha_n)$: representa o valor agregado resultante, que é o PFWA das entradas α_j com seus respectivos ω_j.

O operador PFWA combina cada PFN α_j, ponderado por ω_j. Em outras palavras, ele calcula uma média ponderada considerando a importância de cada α_j na avaliação final.

1.5. Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution (TOPSIS)

O uso do método TOPSIS na tomada de decisões em saúde tem ganhado destaque por sua capacidade de priorizar opções de forma eficaz com base na proximidade das condições ideais, o que é essencial em contextos como a triagem de emergência, onde decisões rápidas e precisas são cruciais. Como destacado por Khan et al., o TOPSIS é uma ferramenta amplamente utilizada em MCDA na área da saúde devido à sua capacidade de lidar com múltiplos critérios de decisão, tornando-a adequada para aplicações que exigem a priorização rápida das condições dos pacientes [Khan, Pintelon e Martin, 2022]. A dependência desse método em calcular a distância geométrica de cada opção em relação às soluções ideal e anti-ideal oferece uma abordagem objetiva para classificar as necessidades dos pacientes, ao contrário das escalas tradicionais de triagem, que geralmente categorizam os pacientes com base apenas em escalas subjetivas ou ordinais.

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212614
https://proceedings.science/p/212614?lang=pt-br

Além disso, estudos de Glaize *et al*. e Hassanain *et al*. demonstraram que a incorporação da lógica *fuzzy* no método TOPSIS aprimora sua capacidade de gerenciar as incertezas e variações comuns em ambientes clínicos [Glaize et al., 2019; Hassanain, Eldosoky e Soliman, 2023]. Por exemplo, a lógica fuzzy junto com o métodoTOPSIS foram aplicados no redesenho de instalações de saúde e em cenários de gestão de pacientes, permitindo uma tomada de decisão mais detalhada que captura os graus de urgência clínica enquanto acomoda as incertezas. Essa adaptabilidade é uma vantagem em relação a sistemas de triagem ordinais, como o ESI ou o MTS, que podem não ter a flexibilidade necessária para abordar completamente as diversas apresentações clínicas [Gardas, Ghongade e Jagtap, 2022].

Gardas *et al*. demonstram ainda que a lógica *fuzzy* junto com o método TOPSIS podem integrar variáveis clínicas complexas, permitindo que os profissionais de saúde classifiquem e priorizem as necessidades dos pacientes com base em indicadores de estabilidade abrangentes. [Gardas, Ghongade e Jagtap, 2022]. Ao utilizar esse modelo aprimorado, o processo de triagem se beneficia de uma avaliação multidimensional, facilitando uma abordagem mais holística e precisa de estratificação de risco, o que é essencial em ambientes dinâmicos como os departamentos de emergência. Essa combinação de lógica fuzzy e TOPSIS, portanto, representa uma metodologia avançada que pode aprimorar os sistemas de triagem existentes, alinhando a urgência do tratamento de forma mais estreita com a estabilidade do paciente e a disponibilidade de recursos.

Desenvolver um método para resolver problemas de MCDA é frequentemente uma tarefa complexa. Uma abordagem criada para enfrentar esse desafio é o TOPSIS [Hwang, 1981]. Em problemas de MCDA, o objetivo geralmente é avaliar e classificar as alternativas A_i om base em critérios específicos C_i. Cada alternativa A_i representa uma opção potencial disponível para o tomador de decisão que precisa ser priorizada. Por sua vez, cada critério C_i representa um fator que influencia o processo de tomada de decisão, ajudando a classificar as alternativas. A importância relativa de cada critério C_i é indicada pelos pesos atribuídos.

3. Metodologia

O uso de dados simulados neste estudo, embora eficaz para demonstrar a aplicabilidade do modelo, apresenta limitações quanto à sua validade em ambientes clínicos naturais. Os dados simulados não capturam completamente a variabilidade e a complexidade das condições de saúde observadas em uma população natural de pacientes, o que pode afetar a precisão e a generalização dos resultados. Em contextos clínicos, fatores adicionais, como a variabilidade individual nos sinais vitais e a presença de comorbidades influenciam diretamente a classificação de risco. Portanto, seria relevante discutir essas limitações e sugerir estudos futuros que validem o modelo com dados do mundo real, permitindo uma avaliação mais robusta e precisa de sua aplicabilidade e impacto no atendimento de emergência.

Como a tomada de decisão em cenários do mundo real frequentemente envolve incerteza devido às diversas perspectivas humanas, Torum e Gördebil aplicaram o método TOPSIS combinado com vários contextos *fuzzy*, incluindo ambientes *fuzzy* tradicionais (F-TOPSIS), *fuzzy* intuitionísticos (IF-TOPSIS) e *fuzzy* de imagem (PF-TOPSIS) [Torun e Gördebil, 2020].

Em modelos híbridos de conjuntos *fuzzy* com TOPSIS, os tomadores de decisão utilizam números *fuzzy* para avaliar as alternativas. Os passos computacionais para tais abordagens podem ser resumidos da seguinte forma:

Passo 1. Construir a matriz de decisão. Usando PFS-TOPSIS, a matriz de decisão *fuzzy* $(\tilde{A})$ pode ser definida como:

$$\tilde{A} = \begin{bmatrix} (\mu_{11}, \nu_{11}, \eta_{11}, \epsilon_{11}) & \dots & (\mu_{1j}, \nu_{1j}, \eta_{1j}, \epsilon_{1j}) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ (\mu_{i1}, \nu_{i1}, \eta_{i1}, \epsilon_{i1}) & \dots & (\mu_{ij}, \nu_{ij}, \eta_{ij}, \epsilon_{ij}) \end{bmatrix}$$

Passo 2. Determinar a solução ideal positiva (PIS) e a solução ideal negativa (NIS) como:

$$\boldsymbol{PFS_PIS} = \left(\boldsymbol{max}\,\mu_{ij}, \boldsymbol{min}\,\nu_{ij}, \boldsymbol{min}\,\eta_{ij}, \boldsymbol{min}\,\varepsilon_{ij}\right) = \left(\mu_j^+, \nu_j^+, \eta_j^+, \varepsilon_j^+\right)$$

$$\boldsymbol{PFS_NIS} = \left(\boldsymbol{min}\,\mu_{ij}, \boldsymbol{max}\,\nu_{ij}, \boldsymbol{max}\,\eta_{ij}, \boldsymbol{max}\,\varepsilon_{ij}\right) = \left(\mu_j^-, \nu_j^-, \eta_j^-, \varepsilon_j^-\right)$$

Passo 3. Calcular a distância de cada alternativa em relação à PIS e NIS como as distâncias euclidianas normalizadas, como:

$$D_i^+ = \sqrt{\frac{1}{4}\sum_{i=1}^{n}\left\{\left(\mu_{ij} - \mu_j^+\right)^2 + \left(\nu_{ij} - \nu_j^+\right)^2 + \left(\eta_{ij} - \eta_j^+\right)^2 + \left(\varepsilon_{ij} - \varepsilon_j^+\right)^2\right\}}$$

$$D_i^- = \sqrt{\frac{1}{4}\sum_{i=1}^{n}\left\{\left(\mu_{ij} - \mu_j^-\right)^2 + \left(\nu_{ij} - \nu_j^-\right)^2 + \left(\eta_{ij} - \eta_j^-\right)^2 + \left(\varepsilon_{ij} - \varepsilon_j^-\right)^2\right\}}$$

Passo 4. Calcular os coeficientes de proximidade como:

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212614
https://proceedings.science/p/212614?lang=pt-br

$$C_i = \frac{D_i^-}{D_i^+ + D_i^-}$$

Passo 5. Classificar as alternativas de acordo com os valores de C_i. A melhor alternativa é a que possui o maior valor de C_i.

4. Resultados e discussão

Organizamos os resultados utilizando tabelas e gráficos para fornecer uma apresentação clara e estruturada dos dados, facilitando a interpretação das classificações dos pacientes e os *rankings* de prioridade. O modelo híbrido priorizou com precisão os pacientes de alto risco, demonstrando a sua capacidade para apoiar decisões rápidas e baseadas em dados em cenários de emergência. Ao associar as classificações do modelo com os desfechos clínicos esperados, destacamos seu potencial para reduzir os atrasos no tratamento de casos críticos, melhorando, assim, a segurança do paciente e a qualidade do atendimento.

Nossa análise também ressalta como a metodologia PFS-TOPSIS, aprimorada pela atribuição de pesos baseada no MPSI-MARA, oferece um sistema de triagem mais preciso do que as escalas ordinais tradicionais. A integração da lógica *fuzzy*, juntamente com a determinação estruturada de pesos, possibilita uma diferenciação mais detalhada nos níveis de estabilidade dos pacientes, abordando a variabilidade entre os pacientes. Essa abordagem permite uma melhor alocação de recursos, priorizando pacientes com base em um espectro de risco que os métodos tradicionais de triagem podem não perceber. Ao reduzir os riscos de sobretriagem e subtriagem, o modelo PFS-TOPSIS facilita um sistema de gestão de pacientes equilibrado e eficiente, alinhando-se de forma mais próxima com as prioridades clínicas e os resultados essenciais em ambientes de emergência de alta pressão.

4.1. Aplicando o PFWA para avaliação dos sinais vitais

Considere a Tabela 2, que contém dados clínicos simulados de sinais vitais de dez pacientes. Os dados simulados são vinhetas [Riley et al., 2021] criadas para fins ilustrativos por médicos especialistas. Os parâmetros refletem valores normais e alterados entre os pacientes. Com base nesses dados, os especialistas atribuíram graus de pertinência PFS, representando positividade, neutralidade, negatividade e recusa associados a cada sinal vital.

Essa atribuição resultou na Tabela 3, proporcionando uma visão detalhada do estado de saúde de cada paciente, incorporando incertezas e diferentes graus de relevância clínica para uma tomada de decisão mais informada. Cada sinal vital é representado por um PFN, capturando quatro dimensões: pertinência positiva (indicando normalidade), pertinência neutra (indicando valores limítrofes), pertinência negativa (indicando anormalidade) e recusa (indicando incerteza).

Tabela 2: Sinais vitais dos pacientes simulados no departamento de emergência

Paciente	NA (AVPU)	FR (r/min)	SaO2 (%)	FC (bpm)	PAS (mmHg)	PAS (mmHg)	TC (°C)
P1	4	18	98	115	140	90	39.2
P2	1	8	85	40	85	50	35.2
P3	2	10	88	45	90	55	35.8
P4	4	16	97	75	118	78	36.7
P5	3	28	90	95	140	85	37.8
P6	4	20	96	85	125	82	36.5
P7	3	25	89	100	135	83	37.5
P8	1	9	84	42	88	52	35.5
P9	2	30	99	130	160	100	39.5
P10	4	18	98	72	120	80	40.0

NA – Neuroatividade; FR – Frequência Respiratória; $SatO_2$ – Saturação de Oxigênio; FC – Frequência Cardíaca; PAS – Pressão Arterial Sistólica; PAD – Pressão Arterial Diastólica; TC – Temperatura Corporal

Tabela 3: Graus de pertinência PFS para sinais vitais de pacientes no departamento de emergência

Paciente	NA (μ, η, ν, ε)	FR (μ, η, ν, ε)	$SatO_2$ (μ, η, ν, ε)	FC (μ, η, ν, ε)	PAS (μ, η, ν, ε)	PAD (μ, η, ν, ε)	TC (μ, η, ν, ε)
P1	(0,9; 0,05; 0,03; 0,02)	(0,8; 0,1; 0,05; 0,05)	(0,95; 0,03; 0,01; 0,01)	(0,85; 0,1; 0,03; 0,02)	(0,9; 0,05; 0,03; 0,02)	(0,85; 0,1; 0,03; 0,02)	(0,7; 0,15; 0,1; 0,05)
P2	(0,1; 0,05; 0,8; 0,05)	(0,1; 0,05; 0,8; 0,05)	(0,1; 0,05; 0,8; 0,05)	(0,1; 0,05; 0,8; 0,05)	(0,1; 0,05; 0,8; 0,05)	(0,1; 0,05; 0,8; 0,05)	(0,1; 0,1; 0,75; 0,05)
P3	(0,3; 0,2; 0,4; 0,1)	(0,2; 0,1; 0,6; 0,1)	(0,2; 0,15; 0,6; 0,05)	(0,2; 0,1; 0,6; 0,1)	(0,2; 0,1; 0,6; 0,1)	(0,2; 0,1; 0,6; 0,1)	(0,1; 0,1; 0,75; 0,05)
P4	(0,9; 0,05; 0,03; 0,02)	(0,85; 0,1; 0,03; 0,02)	(0,9; 0,05; 0,03; 0,02)	(0,85; 0,1; 0,03; 0,02)	(0,9; 0,05; 0,03; 0,02)	(0,85; 0,1; 0,03; 0,02)	(0,7; 0,15; 0,1; 0,05)

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212614
https://proceedings.science/p/212614?lang=pt-br

P5	(0,7; 0,15; 0,1; 0,05)	(0,6; 0,2; 0,15; 0,05)	(0,65; 0,2; 0,1; 0,05)	(0,65; 0,2; 0,1; 0,05)	(0,7; 0,15; 0,1; 0,05)	(0,65; 0,2; 0,1; 0,05)	(0,6; 0,2; 0,15; 0,05)
P6	(0,9; 0,05; 0,03; 0,02)	(0,8; 0,1; 0,05; 0,05)	(0,85; 0,1; 0,03; 0,02)	(0,8; 0,1; 0,05; 0,05)	(0,85; 0,1; 0,03; 0,02)	(0,8; 0,1; 0,05; 0,05)	(0,7; 0,15; 0,1; 0,05)
P7	(0,7; 0,15; 0,1; 0,05)	(0,6; 0,2; 0,15; 0,05)	(0,65; 0,2; 0,1; 0,05)	(0,65; 0,2; 0,1; 0,05)	(0,7; 0,15; 0,1; 0,05)	(0,65; 0,2; 0,1; 0,05)	(0,6; 0,2; 0,15; 0,05)
P8	(0,1; 0,05; 0,8; 0,05)	(0,1; 0,05; 0,8; 0,05)	(0,1; 0,05; 0,8; 0,05)	(0,1; 0,05; 0,8; 0,05)	(0,1; 0,05; 0,8; 0,05)	(0,1; 0,05; 0,8; 0,05)	(0,1; 0,1; 0,75; 0,05)
P9	(0,2; 0,1; 0,6; 0,1)	(0,1; 0,05; 0,8; 0,05)	(0,95; 0,03; 0,01; 0,01)	(0,9; 0,05; 0,03; 0,02)	(0,1; 0,05; 0,8; 0,05)	(0,95; 0,03; 0,01; 0,01)	(0,9; 0,05; 0,03; 0,02)
P10	(0,95; 0,03; 0,01; 0,01)	(0,85; 0,1; 0,03; 0,02)	(0,9; 0,05; 0,03; 0,02)	(0,9; 0,05; 0,03; 0,02)	(0,85; 0,1; 0,03; 0,02)	(0,9; 0,05; 0,03; 0,02)	(0,1; 0,05; 0,8; 0,05)

Para aplicar o operador PFWA para uma avaliação agregada, os pesos devem ser atribuídos a cada sinal vital com base na importância clínica ou em prioridades médicas específicas. O PFWA combina cada componente do PFN de acordo com seu peso, permitindo uma avaliação abrangente do estado de saúde de cada paciente em todas as variáveis monitoradas.

4.2. Passo a passo para a aplicação do PFWA

Passo 1: Atribuir pesos. Determine o peso de cada sinal vital de acordo com sua importância relativa. Os pesos para cada sinal vital podem ser determinados com base em sua importância relativa, calculada usando um método de MCDA. Este estudo utilizou o método MPSI-MARA (Análise de Importância Sequencial de Múltiplos Pontos - Análise de Classificação de Múltiplos Atributos) [Araujo, 2022; Gligorić et al., 2022] para atribuir pesos aos critérios de avaliação dos sinais vitais. Este método de análise multicritério permite a distribuição de pesos com base na importância relativa de cada parâmetro clínico, refletindo seu impacto nas decisões de triagem e monitoramento. A aplicação do MPSI-MARA resultou na seguinte distribuição de pesos: Neuroatividade (NA) (**0,3384**), Frequência Respiratória (FR) (**0,2413**), Saturação de Oxigênio ($SatO_2$) (**0,0123**), Frequência Cardíaca (FC) (**0,2057**), Pressão Arterial Sistólica (PAS) (**0,0902**), Pressão Arterial Diastólica (PAD) (**0,1054**) e Temperatura Corporal (TC) (**0,0067**). Essa alocação de pesos garante que os critérios mais críticos para a avaliação clínica sejam priorizados na análise dos dados dos pacientes, aprimorando o modelo de tomada de decisão com base nos sinais vitais observados.

Passo 2: Multiplicar cada PFN pelo seu peso. Para cada paciente e cada sinal vital, multiplique os componentes do PFN positivos(η), neutros (η), negativos (ν), de recusa (ε) pelos respectivos pesos.

Abaixo está o exemplo de cálculo do PFWA para o Paciente P1 (Tabela 4). Você pode aplicar o mesmo método para os pacientes restantes.

Tabela 4: Cálculo do PFWA para o Paciente 1

Critério	PFS (μ, η, ν, ε)	Peso	Resultado
Neuroatividade	(0,9; 0,05; 0,03; 0,02)	0,3384	(0,3046; 0,0169; 0,0102; 0,0068)
Frequência respiratória	(0,8; 0,1; 0,05; 0,05)	0,2413	(0,1930; 0,0241; 0,0121; 0,0121)
Saturação de oxigênio	(0,95; 0,03; 0,01; 0,01)	0,0123	(0,0117; 0,0004; 0,0001; 0,0001)
Frequência cardíaca	(0,85; 0,1; 0,03; 0,02)	0,2057	(0,1748; 0,0206; 0,0062; 0,0041)
Pressão arterial sistólica	(0,9; 0,05; 0,03; 0,02)	0,0902	(0,0812; 0,0045; 0,0027; 0,0018)
Pressão arterial diastólica	(0,85; 0,1; 0,03; 0,02)	0,1054	(0,0896; 0,0105; 0,0032; 0,0021)
Temperatura corporal	(0,7; 0,15; 0,1; 0,05)	0,0067	(0,0047; 0,0010; 0,0007; 0,0003)

Passo 3: Agregar o PFN ponderado. Some os componentes ponderados do PFN para cada paciente em todos os sinais vitais.

A soma dos componentes do PFWA para o Paciente P1:

- **Positivo**: 0,3046 + 0,1930 + 0,0117 + 0,1748 + 0,0812 + 0,0896 + 0,0047 = **0,85960**.
- **Neutro**: 0,0169 + 0,0241 + 0,0004 + 0,0206 + 0,0045 + 0,0105 + 0,0010 = **0,0780**
- **Negativo**: 0,0102 + 0,0121 + 0,0001 + 0,0062 + 0,0027 + 0,0032 + 0,0007 = **0,0352**
- **Recusa**: 0,0068 + 0,0121 + 0,0001 + 0,0041 + 0,0018 + 0,0021 + 0,0003 = **0,0273**
- **PFWA $_{P1}$** = (**0,8596; 0,0780; 0,0352; 0,0273**)

A Tabela 5 representa os resultados do PFWA para os sinais vitais de cada paciente, distribuídos entre os componentes positivo, neutro, negativo e de recusa, refletindo a avaliação clínica ponderada de cada paciente.

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212614
https://proceedings.science/p/212614?lang=pt-br

Tabela 5: PFWA para cada paciente

Paciente	Positivo (μ)	Neutro (η)	Negativo (ν)	Recusa (ε)
P1	0,8596	0,0780	0,0352	0,0273
P2	0,1414	0,0402	0,7918	0,0450
P3	0,2686	0,0999	0,5487	0,0828
P4	0,8596	0,0780	0,0352	0,0273
P5	0,6544	0,1386	0,1572	0,0498
P6	0,8326	0,0916	0,0484	0,0274
P7	0,6544	0,1386	0,1572	0,0498
P8	0,1414	0,0402	0,7918	0,0450
P9	0,7021	0,0567	0,2208	0,0204
P10	0,8781	0,0663	0,0289	0,0267

Passo 4: Analisar os resultados. Os valores resultantes do PFWA fornecem uma visão holística da saúde de cada paciente. Valores positivos mais altos indicam sinais vitais estáveis, enquanto valores negativos ou de recusa mais altos podem indicar áreas que necessitam de uma avaliação mais aprofundada.
O resultado do PFWA para o Paciente P1 oferece uma interpretação detalhada do estado clínico geral do paciente em quatro dimensões: positividade, neutralidade, negatividade e recusa.

1. **Positivo (0,8596)**: Esse valor alto sugere que os sinais vitais do paciente são predominantemente estáveis ou normais. Uma pontuação próxima de 1 no componente positivo indica um forte alinhamento com os valores ideais ou alvo para estabilidade clínica nos critérios ponderados (como neuroatividade, frequência respiratória e frequência cardíaca). Isso sugere que o Paciente P1 tem um perfil de saúde geralmente favorável.
2. **Neutro (0,0780)**: A pontuação neutra baixa reflete que há uma mínima variação em relação ao intervalo normal. Um valor neutro baixo sugere que os sinais vitais do paciente não estão em uma faixa preocupante. Isso reforça a indicação de estabilidade do componente positivo, pois há pouca necessidade de atenção para desvios marginais.
3. **Negativo (0,0352)**: A pontuação muito baixa no componente negativo destaca que há uma mínima indicação de anormalidade ou risco clínico nos sinais vitais do paciente. Esse componente sinaliza que, com base nos critérios ponderados, não há sinais significativos de deterioração ou anomalias críticas.
4. **Recusa (0,0273)**: O valor baixo de recusa representa uma pequena incerteza ou variabilidade nos dados, provavelmente devido à variabilidade inerente nas medições clínicas. Esse baixo nível de recusa indica confiança na confiabilidade e consistência dos dados.

Os resultados do PFWA para o Paciente P1 revelam uma estabilidade muito positiva dos sinais vitais, com a maioria deles dentro da normalidade. A pontuação alta no componente positivo (0,8596) e a pontuação baixa no componente negativo (0,0352) indicam um perfil clínico estável, com risco ou incertezas mínimos. Esse perfil sugere que o Paciente P1 provavelmente está em boa saúde, com baixa preocupação imediata quanto à sua deterioração clínica.
A Tabela 6 apresenta um resumo do estado clínico de cada paciente em quatro componentes: positivo (μ), neutro (η), negativo (ν) e recusa (ε), refletindo a agregação ponderada de seus sinais vitais. Pacientes como P1, P4, P6 e P10 mostram altos valores positivos ($\mu > 0,8$), indicando que seus sinais vitais estão, em sua maioria, alinhados com as faixas normais, sugerindo estabilidade e menor risco clínico. Em contraste, P2 e P8 apresentam altos valores negativos ($\nu > 0,75$), sinalizando desvios significativos das faixas normais, o que pode exigir atenção clínica imediata. O componente neutro (η), relativamente baixo em todos os pacientes, indica alguns casos de valores limítrofes que não são nem ideais nem críticos. Os valores de recusa (ε), representando incerteza ou variabilidade nos dados, permanecem baixos em todos os pacientes, indicando dados consistentes e confiáveis. Esta tabela fornece uma visão estruturada da condição de cada paciente, ajudando a priorizar aqueles com valores negativos mais altos para avaliação adicional e possível intervenção.

4.3. Passo a passo para a aplicação PFS-TOPIS

Passo 1. Construir a matriz de decisão
A matriz de decisão (Tabela 6) foi calculada utilizando o operador PFWA.

Tabela 6: Matriz de decisão

Paciente	Positivo (μ)	Neutro (η)	Negativo (ν)	Recusa (ε)
P1	0,8596	0,0780	0,0352	0,0273
P2	0,1414	0,0402	0,7918	0,0450
P3	0,2686	0,0999	0,5487	0,0828

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212614
https://proceedings.science/p/212614?lang=pt-br

P4	0,8596	0,0780	0,0352	0,0273
P5	0,6544	0,1386	0,1572	0,0498
P6	0,8326	0,0916	0,0484	0,0274
P7	0,6544	0,1386	0,1572	0,0498
P8	0,1414	0,0402	0,7918	0,0450
P9	0,7021	0,0567	0,2208	0,0204
P10	0,8781	0,0663	0,0289	0,0267

Passo 2. Determinar PFS PIS and PFS NIS

$$\boldsymbol{PFS_PIS} = \left(\boldsymbol{max}\,\mu_{ij}, \boldsymbol{min}\,\nu_{ij}, \boldsymbol{min}\,\eta_{ij}, \boldsymbol{min}\,\varepsilon_{ij}\right) = (\mathbf{0.8781}, \mathbf{0.0402}, \mathbf{0.0289}, \mathbf{0.204})$$

$$\boldsymbol{PFS_NIS} = \left(\boldsymbol{min}\,\mu_{ij}, \boldsymbol{max}\,\nu_{ij}, \boldsymbol{max}\,\eta_{ij}, \boldsymbol{max}\,\varepsilon_{ij}\right) = (\mathbf{0.1414}, \mathbf{0.1386}, \mathbf{0.7918}, \mathbf{0.0828})$$

Passo 3. Calcular a distância de cada alternativa D^+ e D^- das PIS e NIS.

Os cálculos de distância (Tabela 7) serão realizados para o primeiro paciente, e as distâncias para os pacientes restantes seguirão o mesmo método.

$$D_{P1}^{+} = \sqrt{((0.8596 - 0.8781)^2 + (0.078 - 0.0402)^2 + (0.0352 - 0{,}0289)^2 + (0.0273)^2)/4}$$

$$D_{P1}^{-} = \sqrt{((0.8596 - 0.1414)^2 + (0.078 - 0.1386)^2 + (0.0352 - 0{,}7918)^2 + (0.0828)^2)/4}$$

Step 4. Calcular o coefficiente de proximidade $\mathbf{C_i}$

O coeficiente de proximidade (Tabela 7) será calculado para o primeiro paciente, e os coeficientes de proximidade para os pacientes restantes seguirão o mesmo método.

$$C_{P1} = \frac{0.3604}{0.0216 + 0.3604} = \frac{0.3604}{0.3820} = 0.9436$$

Tabela 7: Distância D^+ and D^-; Coeficiente de proximidade C_i

Paciente	**D^+**	**D^-**	**C_i**
P1	0,0216	0,3604	0,9436
P2	0,5304	0,3848	0,4205
P3	0,4028	0,2701	0,4013
P4	0,0216	0,3604	0,9436
P5	0,1388	0,2648	0,6561
P6	0,0359	0,3466	0,9062
P7	0,1388	0,2648	0,6561
P8	0,5304	0,3848	0,4205
P9	0,1305	0,2991	0,6963
P10	0,0134	0,3701	0,9650

Passo 5. Classificar as alternativas (pacientes)

A classificação (Tabela 8) é organizada em ordem decrescente com base no coeficiente de proximidade.

Tabela 8 : Classificação decrescente das pacientes (do mais estável para o menos estável)

Paciente	**C_i**	***Ranking***	**C_i**
P1	0.9436	P10	0.9650
P2	0.4205	P1	0.9436
P3	0.4013	P4	0.9436
P4	0.9436	P6	0.9062
P5	0.6561	P9	0.6963
P6	0.9062	P5	0.6561
P7	0.6561	P7	0.6561
P8	0.4205	P2	0.4205
P9	0.6963	P8	0.4205
P10	0.9650	P3	0.4013

Os resultados da classificação baseados no coeficiente de proximidade (C_i) indicam uma clara priorização entre os pacientes de acordo com a estabilidade agregada dos sinais vitais. O Paciente P10 tem a maior pontuação de C_i, 0,9650, colocando-o no topo da classificação, o que sugere que sua condição está mais

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212614
https://proceedings.science/p/212614?lang=pt-br

próxima da solução ideal entre o grupo. Os Pacientes P2 e P4 seguem de perto, com pontuações de C_i de 0,9436, implicando que suas condições também são relativamente estáveis e ideais.
Os Pacientes P6 e P9 estão classificados na faixa intermediária, com pontuações de $C_i$de 0,9062 e 0,6963, respectivamente. Essas pontuações indicam um desvio moderado da saúde ideal, mas com menos urgência do que os pacientes com pontuação mais alta. Os Pacientes P5 e P7 compartilham uma pontuação de C_i de 0,6561, refletindo um estado de saúde moderado semelhante.
Na parte inferior da classificação, os Pacientes P2 e P8 têm pontuações de $C_i$de 0,4205. Em contraste, o Paciente P3 tem a pontuação mais baixa de C_i 0,4013, sugerindo que esses pacientes estão mais distantes da condição ideal e podem precisar de atenção ou intervenção mais imediata. Essa classificação oferece uma abordagem estruturada para priorizar o atendimento aos pacientes com base na proximidade calculada dos parâmetros ideais de saúde.
A saída do modelo pode impactar os desfechos dos pacientes ao reduzir os tempos de espera para indivíduos de alto risco e melhorar a alocação de recursos. O modelo híbrido PFS-TOPSIS permite que os profissionais de saúde diminuam os riscos associados à intervenção tardia para pacientes instáveis, facilitando uma classificação que leva em consideração os graus de urgência clínica. Além disso, oferece uma base orientada por dados para a triagem, reduzindo a dependência do julgamento subjetivo e aprimorando a consistência do atendimento em diferentes casos e clínicos. Esse *framework* acionável, portanto, serve como uma ponte entre a intuição clínica e a tomada de decisão estruturada, levando, por fim, a um melhor fluxo de pacientes e melhor gerenciamento dos recursos limitados de emergência.

5. Conclusão

Este estudo demonstra o potencial de uma abordagem multicritério, integrando PFS-TOPSIS para melhorar a avaliação da estabilidade dos pacientes em ambientes de atendimento de emergência. Ao incorporar o PFS e a atribuição estruturada de pesos, o TOPSIS fornece um sistema de triagem detalhado e preciso que se alinha melhor com as expectativas clínicas, abordando as limitações das escalas ordinais tradicionais. Os resultados sugerem que essa metodologia aprimora a precisão da priorização para pacientes de alto risco e apoia uma alocação mais eficaz de recursos nos departamentos de emergência, potencialmente reduzindo atrasos e melhorando os desfechos dos pacientes.
Em termos práticos, a adoção deste modelo em ambientes clínicos poderia fortalecer os processos de tomada de decisão, particularmente em ambientes de alta pressão, onde uma triagem rápida e confiável é crucial. No entanto, mais pesquisas são necessárias para validar esses resultados com dados reais de pacientes, possibilitando uma compreensão mais abrangente da aplicabilidade do modelo em diversos cenários de emergência. Estudos futuros também poderiam explorar a adaptação do modelo para outros contextos de saúde, como unidades de terapia intensiva ou gestão de doenças crônicas, onde a estratificação de risco precisa ser igualmente precisa. Ao abordar essas áreas, o trabalho futuro pode ajudar a estabelecer um framework de triagem robusto e flexível que avance a qualidade do atendimento aos pacientes em múltiplos domínios da saúde.

Declaração de conflito de interesses

Os autores declaram não haver conflitos de interesse associados a este estudo.

Referências bibliográficas

Araujo, T.M.P. de C.G.C.F.S.S.M. dos (2022). PSI and MPSI-MARA For Decision Making (v1). Brazil.
Atanassov, K.T. (1986). Intuitionistic fuzzy sets, *Fuzzy Sets and Systems*, 20(1), pp. 87–96. Available at: https://doi.org/10.1016/S0165-0114(86)80034-3.
Cuong, B.C. e Kreinovich, V. (2013). Picture fuzzy sets - A new concept for computational intelligence problems, in *2013 Third World Congress on Information and Communication Technologies (WICT 2013)*. IEEE, pp. 1–6. Available at: https://doi.org/10.1109/WICT.2013.7113099.
Cuong, B.C., Kreinovitch, V. e Ngan, R.T. (2016). A classification of representable t-norm operators for picture fuzzy sets, in *2016 Eighth International Conference on Knowledge and Systems Engineering (KSE)*. IEEE, pp. 19–24. Available at: https://doi.org/10.1109/KSE.2016.7758023.
Cuong, B.C. e Pham, V.H. (2015). Some Fuzzy Logic Operators for Picture Fuzzy Sets, in *2015 Seventh International Conference on Knowledge and Systems Engineering (KSE)*. IEEE, pp. 132–137. Available at: https://doi.org/10.1109/KSE.2015.20.
Van Dinh, N. e Xuan Thao, N. (2017). Some Measures of Picture Fuzzy Sets and Their Application, *Journal of Science and Technology: Issue on Information and Communications Technology*, 3(2), p. 35. Available at: https://doi.org/10.31130/jst.2017.49.

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212614
https://proceedings.science/p/212614?lang=pt-br

Dutta, P. (2018). Medical Diagnosis Based on Distance Measures Between Picture Fuzzy Sets, *International Journal of Fuzzy System Applications*, 7(4), pp. 15–36. Available at: https://doi.org/10.4018/IJFSA.2018100102.
Fu, L.-H. *et al.* (2020). Development and validation of early warning score system: A systematic literature review', *Journal of Biomedical Informatics*, 105, p. 103410. Available at: https://doi.org/10.1016/j.jbi.2020.103410.
Ganie, A.H. e Singh, S. (2021). An innovative picture fuzzy distance measure and novel multi-attribute decision-making method, *Complex & Intelligent Systems* [Preprint]. Available at: https://doi.org/10.1007/S40747-020-00235-3.
Gardas, B.B., Ghongade, N.P. e Jagtap, A.H. (2022). Application of multi-criteria decision-making approach in healthcare surgical management, *Journal of Multi-Criteria Decision Analysis*, 29(1–2), pp. 92–109. Available at: https://doi.org/10.1002/mcda.1753.
Ghaderi, M., Ruiz, F. e Agell, N. (2017). A linear programming approach for learning non-monotonic additive value functions in multiple criteria decision aiding, *European Journal of Operational Research*, 259(3), pp. 1073–1084. Available at: https://doi.org/10.1016/j.ejor.2016.11.038.
Glaize, A. *et al.* (2019). Healthcare decision-making applications using multicriteria decision analysis: A scoping review, *Journal of Multi-Criteria Decision Analysis*, 26(1–2), pp. 62–83. Available at: https://doi.org/10.1002/mcda.1659.
Gligorić, M. *et al.* (2022). Novel hybrid MPSI–MARA decision-making model for support system selection in an underground mine, *Systems*, 10(6). Available at: https://doi.org/10.3390/systems10060248.
Hassanain, A.A., Eldosoky, M.A.A. and Soliman, A.M. (2023). Healthcare Facilities Redesign Using Multicriteria Decision-Making: Fuzzy TOPSIS and Graph Heuristic Theories, *Journal of Healthcare Engineering*, 2023(1). Available at: https://doi.org/10.1155/2023/9648510.
Hwang, C.L., Y.K. (1981). *Multiple Attribute Decision Making: Methods and Applications*. Berlin: Spriger.
Jana, C. *et al.* (2019). Picture fuzzy Dombi aggregation operators: Application to MADM process, *Applied Soft Computing*, 74, pp. 99–109. Available at: https://doi.org/10.1016/j.asoc.2018.10.021.
Jin, J., Zhao, P. e You, T. (2021). Picture Fuzzy TOPSIS Method Based on CPFRS Model: An Application to Risk Management Problems, *Scientific Programming*, 2021, pp. 1–15. Available at: https://doi.org/10.1155/2021/6628745.
Johnson, K.D., Punches, B.E. e Smith, C.R. (2021). Perceptions of the Essential Components of Triage: A Qualitative Analysis, *Journal of Emergency Nursing*, 47(1), pp. 192–197. Available at: https://doi.org/10.1016/j.jen.2020.08.009.
Joshi, R. (2020). A new picture fuzzy information measure based on Tsallis–Havrda–Charvat concept with applications in presaging poll outcome, *Computational & Applied Mathematics* [Preprint]. Available at: https://doi.org/10.1007/S40314-020-1106-Z.
Keeney, R.L. (2013). Identifying, prioritizing, and using multiple objectives, *EURO Journal on Decision Processes*, 1(1–2), pp. 45–67. Available at: https://doi.org/10.1007/s40070-013-0002-9.
Kerr, E. *et al.* (2021). Human vital sign determination using tactile sensing and fuzzy triage system, *Expert Systems with Applications*, 175, p. 114781. Available at: https://doi.org/10.1016/j.eswa.2021.114781.
Khan, I., Pintelon, L. e Martin, H. (2022). The Application of Multicriteria Decision Analysis Methods in Health Care: A Literature Review, *Medical Decision Making*, 42(2), pp. 262–274. Available at: https://doi.org/10.1177/0272989X211019040.
Kuriyama, A., Urushidani, S. e Nakayama, T. (2017). Five-level emergency triage systems: variation in assessment of validity, *Emergency Medicine Journal*, 34(11), pp. 703–710. Available at: https://doi.org/10.1136/emermed-2016-206295.Litmaps (2024) *Litmaps (Version 2014-10-3) [Serach tool]*, *https://app.litmaps.com/*.
Mühlbacher, A.C. e Kaczynski, A. (2016). Making Good Decisions in Healthcare with Multi-Criteria Decision Analysis: The Use, Current Research and Future Development of MCDA', *Applied Health Economics and Health Policy*, 14(1), pp. 29–40. Available at: https://doi.org/10.1007/s40258-015-0203-4.
Ohlan, A. e Ohlan, R. (2016). Fundamentals of Fuzzy Information Measures, *Springer eBooks* [Preprint]. Available at: https://doi.org/10.1007/978-3-319-45928-8_1.
Riley, A.H. *et al.* (2021). Vignettes as research tools in global health communication: a systematic review of the literature from 2000 to 2020, *Journal of Communication in Healthcare*, 14(4), pp. 283–292. Available at: https://doi.org/10.1080/17538068.2021.1945766.

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212614
https://proceedings.science/p/212614?lang=pt-br

Romero-Brufau, S. *et al.* (2014). Widely used track and trigger scores: Are they ready for automation in practice? *Resuscitation*, 85(4), pp. 549–552. Available at: https://doi.org/10.1016/j.resuscitation.2013.12.017.
Šimić, V., Lazarević, D. e Dobrodolac, M. (2021). Picture fuzzy WASPAS method for selecting last-mile delivery mode: a case study of Belgrade, *European Transport Research Review* [Preprint]. Available at: https://doi.org/10.1186/S12544-021-00501-6.
Singh, P. (2015). Correlation coefficients for picture fuzzy sets, *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, 28(2), pp. 591–604. Available at: https://doi.org/10.3233/IFS-141338.
Son, L.H. (2016). Generalized picture distance measure and applications to picture fuzzy clustering, *Applied Soft Computing*, 46, pp. 284–295. Available at: https://doi.org/10.1016/j.asoc.2016.05.009.
Su, Y.-C. *et al.* (2022). Revising Vital Signs Criteria for Accurate Triage of Older Adults in the Emergency Department, *International Journal of General Medicine*, Volume 15, pp. 6227–6235. Available at: https://doi.org/10.2147/IJGM.S373396.
Sulaiman, R. *et al.* (2024). On the Picture Fuzzy-TOPSIS Method, *European Journal of Pure and Applied Mathematics*, 17(3), pp. 1727–1736. Available at: https://doi.org/10.29020/nybg.ejpam.v17i3.5225.
Tam, H.L., Chung, S.F. e Lou, C.K. (2018). A review of triage accuracy and future direction', *BMC Emergency Medicine*, 18(1), p. 58. Available at: https://doi.org/10.1186/s12873-018-0215-0.Torun, H. and Gördebil, M. (2020). Multi Criteria Decision Making Based on TOPSIS Method with Extended Fuzzy Sets, in, pp. 558–566. Available at: https://doi.org/10.1007/978-3-030-23756-1_68.
Wei, G. (2016). Picture fuzzy cross-entropy for multiple attribute decision making problems. Available at: https://doi.org/10.3846/16111699.2016.1197147.
Wei, G. (2017). Picture fuzzy aggregation operators and their application to multiple attribute decision making, *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, 33(2), pp. 713–724. Available at: https://doi.org/10.3233/JIFS-161798.
Wei, G. *et al.* (2018). Projection models for multiple attribute decision making with picture fuzzy information, *International Journal of Machine Learning and Cybernetics* [Preprint]. Available at: https://doi.org/10.1007/S13042-016-0604-1.
Wei, G. (2018). TODIM Method for Picture Fuzzy Multiple Attribute Decision Making, *Informatica* [Preprint]. Available at: https://doi.org/10.15388/INFORMATICA.2018.181.
Więckowski, J. *et al.* (2023). Recent advances in multi-criteria decision analysis: A comprehensive review of applications and trends, *International Journal of Knowledge-based and Intelligent Engineering Systems*, 27(4), pp. 367–393. Available at: https://doi.org/10.3233/KES-230487.
Zadeh, L.A. (1965). Fuzzy sets. Information and Control., *Information and Control*, 8, pp. 338–353.

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212614
https://proceedings.science/p/212614?lang=pt-br