

UNIVERSIDADE FEDERAL DE ALFENAS

Bernardo Paulo Dias de Melo Eduardo

**PRECIFICAÇÃO DE SEGUROS PARA VEÍCULOS AUTÔNOMOS VIA SISTEMAS
BASEADOS EM REGRAS *FUZZY***

Varginha /MG

2025

BERNARDO PAULO DIAS DE MELO EDUARDO

**PRECIFICAÇÃO DE SEGUROS PARA VEÍCULOS AUTÔNOMOS VIA SISTEMAS
BASEADOS EM REGRAS *FUZZY***

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado
como parte dos requisitos para obtenção do
título de Bacharel em Ciências Atuariais pela
Universidade Federal de Alfenas.

Orientador: Prof. Dr. Leandro Ferreira

Varginha/MG

2025

Sistema de Bibliotecas da Universidade Federal de Alfenas
Biblioteca Campus Varginha

Eduardo, Bernardo Paulo Dias de Melo.

Precificação de seguros para veículos autônomos via sistemas baseados em regras fuzzy / Bernardo Paulo Dias de Melo Eduardo. - Varginha, MG, 2025.

26 f. : il. -

Orientador(a): Leandro Ferreira.

Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em Ciências Atuariais) - Universidade Federal de Alfenas, Varginha, MG, 2025.

Bibliografia.

1. Lógica fuzzy. 2. Precificação de seguros. 3. Veículos autônomos. I. Ferreira, Leandro, orient. II. Título.

BERNARDO PAULO DIAS DE MELO EDUARDO

**PRECIFICAÇÃO DE SEGUROS PARA VEÍCULOS AUTÔNOMOS VIA SISTEMAS
BASEADOS EM REGRAS *FUZZY***

O Presidente da banca examinadora abaixo assina a aprovação do Trabalho de Conclusão de Curso apresentado como parte dos requisitos para obtenção do título de Bacharel em Ciências Atuariais pela Universidade Federal de Alfenas.

Aprovada em: 10 de dezembro de 2025

Prof. Dr. Leandro Ferreira
Universidade Federal de Alfenas

Assinatura:

Prof. Dr. Leonardo Biazoli
Universidade Federal de Alfenas

Prof. Dr. Silvio Antônio Bueno Salgado
Universidade Federal de Alfenas

AGRADECIMENTOS

Primeiramente, agradeço a Deus, que sempre esteve ao meu lado, me guiando para as melhores decisões e me dando forças para seguir em frente. Ao meu orientador, Leandro, que foi essencial não apenas para a realização deste Trabalho de Conclusão de Curso, mas também para meu aprendizado ao longo das disciplinas que cursei com ele. Sua dedicação, paciência e disposição para esclarecer dúvidas foram fundamentais para que eu pudesse evoluir e aprender com excelência. À minha mãe e à minha irmã, que, mesmo com o coração apertado, me permitiram trilhar meu caminho a 313 km de distância de casa, sempre me apoiando e acreditando em mim. Ao meu pai, que me incentivou a escolher a UNIFAL e o curso de Ciências Atuariais, e que me motivou a correr atrás do sonho de estudar em uma universidade federal e construir um futuro grandioso. Por fim, deixo uma citação que representa a essência desta jornada: “Conhecimento é poder.” – Francis Bacon.

RESUMO

Este trabalho desenvolve um sistema baseado em regras *fuzzy* (SBRF) de precificação de seguros para veículos autônomos utilizando lógica *fuzzy* como ferramenta principal para avaliação de riscos tecnológicos. O modelo proposto incorpora duas variáveis: o nível de autonomia do veículo (NAV), baseado na classificação SAE J3016, e o nível de vulnerabilidade cibernética (NVC), avaliando exposição a ameaças digitais. A implementação computacional, realizada em Python com a biblioteca *scikit-fuzzy*, demonstrou capacidade efetiva em capturar relações entre essas variáveis, produzindo fatores multiplicadores que variam de 0,5 a 3,0 em relação à tarifa base convencional. A análise de múltiplos cenários revelou padrões consistentes, onde veículos com alta autonomia e baixa vulnerabilidade recebem reduções de até 34% no prêmio, enquanto aqueles com baixa autonomia e alta vulnerabilidade sofrem acréscimos de até 154%. Os resultados validam a eficácia do sistema *fuzzy* em traduzir complexidades técnicas em decisões de precificação, oferecendo às seguradoras uma ferramenta robusta para enfrentar os desafios da mobilidade autônoma. O trabalho contribui para o avanço das metodologias de avaliação de risco em seguros tecnológicos.

Palavras-chave: lógica *fuzzy*; precificação de seguros; veículos autônomos.

ABSTRACT

This work develops a Fuzzy Rule-Based System (FRBS) for pricing autonomous vehicle insurance, utilizing fuzzy logic as the primary methodology for assessing technological risks. The proposed model incorporates two critical input variables: the vehicle's autonomy level (VAL), based on the SAE J3016 classification, and the cyber vulnerability level (CVL), evaluating exposure to digital threats. The computational implementation, developed in Python using the scikit-fuzzy library, demonstrated effective capability in capturing nonlinear relationships between these variables, generating multiplicative factors ranging from 0.5 to 3.0 relative to conventional base premiums. Analysis of multiple scenarios revealed consistent patterns, where vehicles with high autonomy and low vulnerability receive premium reductions up to 34%, while those with low autonomy and high vulnerability face increases up to 154%. The results validate the FRBS effectiveness in translating technical complexities into transparent and auditable pricing decisions, providing insurers with a robust tool to address autonomous mobility challenges. This research contributes to advancing risk assessment methodologies in technology insurance by establishing a replicable framework for pricing emerging technologies.

Keywords: fuzzy logic; insurance pricing; autonomous vehicles.

LISTA DE FIGURAS

| | |
|--|----|
| Figura 1 – Módulos de um SBRF | 15 |
| Figura 2 – Representação gráfica das funções de pertinência das variáveis de entrada e saída do SBRF | 18 |
| Figura 3 – Cortes nos conjuntos <i>fuzzy</i> de saída..... | 23 |
| Figura 4 – Conjunto <i>fuzzy</i> de saída..... | 23 |

LISTA DE TABELAS

| | |
|--|----|
| Tabela 1 – Conjuntos <i>fuzzy</i> das variáveis de entrada e saída..... | 17 |
| Tabela 2 – Base de regras..... | 19 |
| Tabela 3 – Conjuntos <i>fuzzy</i> ativados pelos valores de entrada..... | 21 |
| Tabela 4 – Regras ativadas pelos valores de entrada..... | 21 |
| Tabela 5 – Aplicação do operador mínimo..... | 22 |
| Tabela 6 – Resultados do SBRF para diferentes cenários | 24 |

SUMÁRIO

| | | |
|----------|--|-----------|
| 1 | INTRODUÇÃO | 10 |
| 2 | REFERENCIAL TEÓRICO | 11 |
| 2.1 | NÍVEIS DE AUTOMAÇÃO..... | 11 |
| 2.2 | MERCADO SEGURADOR E VEÍCULOS AUTÔNOMOS | 12 |
| 2.3 | LÓGICA <i>FUZZY</i> | 13 |
| 2.3.1 | Sistemas baseados em regras <i>fuzzy</i> | 14 |
| 3 | METODOLOGIA..... | 16 |
| 3.1 | VARIÁVEIS DO SISTEMA..... | 16 |
| 3.2 | CONJUNTO DE REGRAS | 19 |
| 3.3 | MÓDULO DE DEFUZZIFICAÇÃO | 20 |
| 3.4 | IMPLEMENTAÇÃO COMPUTACIONAL | 20 |
| 4 | RESULTADOS E DISCUSSÃO | 20 |
| 5 | CONSIDERAÇÕES FINAIS | 24 |
| | REFERÊNCIAS..... | 26 |

1 INTRODUÇÃO

Ao longo da evolução histórica dos seguros, observa-se uma crescente necessidade de proteção contra eventos aleatórios, evoluindo desde as primeiras formas de cobertura de mercadorias em transportes marítimos até os complexos sistemas contemporâneos de proteção financeira e de frota. Neste contexto de constante transformação, o mercado segurador enfrenta o desafio de adaptar-se às inovações tecnológicas, destacando-se recentemente o surgimento dos veículos autônomos.

A introdução desta nova tecnologia pela indústria automotiva representa uma mudança fundamental para o setor de seguros, exigindo abordagens inovadoras para precificação e gestão de riscos. A escassez de bibliografia especializada e a ausência de dados históricos robustos sobre sinistralidade nestes veículos configuram-se como obstáculos significativos para o desenvolvimento de modelos tradicionais de precificação.

Diferentemente dos seguros automotivos convencionais, os veículos autônomos introduzem variáveis técnicas complexas, incluindo níveis de autonomia, vulnerabilidades cibernéticas, sistemas de controle avançados, questões éticas de responsabilidade e desafios de engenharia específicos. Estas particularidades demandam metodologias capazes de lidar com incertezas e informações qualitativas especializadas.

Diante deste cenário, este trabalho tem como objetivo principal desenvolver um sistema de precificação de seguros para veículos autônomos utilizando lógica *fuzzy*. Os objetivos específicos compreendem: (i) analisar a literatura especializada sobre riscos tecnológicos em veículos autônomos; (ii) desenvolver um sistema baseado em regras *fuzzy* considerando autonomia e vulnerabilidade cibernética como variáveis críticas; (iii) implementar o modelo computacionalmente; (iv) analisar cenários representativos para verificar a coerência do sistema; e (v) contribuir para o avanço científico na precificação de tecnologias emergentes no setor segurador.

A estrutura deste trabalho organiza-se em cinco seções, incluindo esta introdução, seguida pelo referencial teórico e metodologia de desenvolvimento do sistema, análise de resultados e considerações finais, apresentando uma abordagem para enfrentar os desafios da precificação nesta nova fronteira tecnológica.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 NÍVEIS DE AUTOMAÇÃO

Diante da escassez de referências abrangentes sobre os níveis de automação veicular, este trabalho adotará como principal referência o estudo publicado pela MAPFRE (2025), empresa global com reconhecida expertise nos segmentos segurador, financeiro, de saúde e assistência. A escolha fundamenta-se na autoridade técnica da instituição e na relevância de sua pesquisa para o desenvolvimento do presente estudo.

Os veículos autônomos representam um dos segmentos mais promissores e intensivos em pesquisa do setor automotivo, com investimentos bilionários realizados por grandes montadoras e empresas de tecnologia. Para que esta tecnologia inovadora atinja plena maturidade e seja comercializada em larga escala, é fundamental que seus sistemas autônomos demonstrem níveis excepcionais de confiabilidade e segurança operacional, garantindo proteção integral aos usuários e ao ecossistema viário.

A operação segura de veículos autônomos depende fundamentalmente da integração entre seus múltiplos componentes, como câmeras, sensores, lidars e radares, que devem operar de forma coordenada para garantir a percepção completa do ambiente viário. Essa arquitetura tecnológica precisa ser capaz de interpretar com precisão elementos complexos do trânsito, incluindo pedestres, sinalização semaforica, placas indicativas e situações imprevistas, superando as limitações da percepção humana. O objetivo primordial dessa integração tecnológica é alcançar um nível de confiabilidade superior à capacidade visual humana, elevando significativamente os padrões de segurança viária e proteção de todos os envolvidos no ecossistema de transporte.

A implementação de veículos autônomos tem ocorrido de forma gradual e controlada, exigindo rigorosos processos de validação e aprimoramento contínuo por meio de técnicas de *machine learning*. Para estabelecer parâmetros técnicos claros e padronizar essa evolução tecnológica, a Sociedade de Engenheiros Automotivos (SAE *International*) desenvolveu uma categorização de seis níveis de automação, que permite classificar objetivamente o grau de autonomia de cada veículo.

Conforme estabelecido pela SAE (2021), os níveis de automação veicular são

definidos com base na distribuição de responsabilidades entre os três agentes envolvidos na Tarefa Dinâmica de Direção (DDT - *Dynamic Driving Task*) e na respectiva recuperação em situações de falha (DDT *fallback*): o usuário humano, o sistema de automação e demais componentes veiculares. Compreender os diferentes níveis de automação veicular é fundamental para delimitar as responsabilidades do condutor e do sistema. De acordo com a classificação SAE J3016 (SAE, 2021), nos níveis de automação iniciais (0 a 2), o condutor permanece como o principal responsável pela condução, devendo supervisionar constantemente o ambiente de tráfego e intervir quando necessário, mesmo com recursos de assistência ativos. A transição ocorre a partir do nível 3, onde, sob condições específicas, o sistema automatizado assume a tarefa de dirigir, e o condutor pode deixar de supervisionar ativamente, porém deve estar preparado para retomar o controle quando solicitado. Por fim, nos níveis 4 e 5 de automação, o sistema é totalmente capaz de gerenciar toda a tarefa de condução em determinados cenários ou todos eles, não sendo mais necessária a intervenção do condutor.

A revolução tecnológica dos veículos autônomos apresenta desafios significativos para o setor de seguros, particularmente no que concerne à precificação de apólices. O ritmo acelerado de inovação nestas tecnologias cria uma lacuna entre as capacidades técnicas disponíveis e a estrutura regulatória e ética necessária para sua plena implementação. Um dos aspectos mais complexos desta discussão reside precisamente na definição de parâmetros éticos e na alocação de responsabilidades legais e civis envolvendo acidentes com veículos autônomos, exigindo uma reavaliação profunda dos modelos tradicionais de seguro.

2.2 MERCADO SEGURADOR E VEÍCULOS AUTÔNOMOS

A difusão dos veículos autônomos tende a reconfigurar profundamente o mercado de seguros, deslocando o eixo de responsabilidade dos condutores para fabricantes e provedores de tecnologia. Essa transição exige que as seguradoras repensem seus modelos de negócio, uma vez que a responsabilidade por acidentes passa a envolver múltiplas partes, incluindo fabricantes de veículos, desenvolvedores de *software* e operadores de infraestrutura (LIN; LEE; FAN, 2025). Nesse contexto, as apólices tradicionais, baseadas no perfil do condutor, tornam-se progressivamente menos adequadas, demandando a criação de produtos

customizados que contemplem riscos tecnológicos e de responsabilidade civil produto.

Do ponto de vista operacional, as seguradoras enfrentam o desafio de adaptar seus processos de subscrição, análise de sinistros e desenvolvimento de produtos. A complexidade na determinação da culpa em acidentes com veículos autônomos, que pode envolver desde falhas de *software* até interrupções em sistemas de satélite, exigirá ajustes substanciais nos fluxos de trabalho e uma dependência maior de dados em tempo real para avaliação de riscos.

Entre os novos riscos que emergem com a tecnologia, destacam-se as vulnerabilidades cibernéticas, as falhas sistêmicas nos sistemas de direção autônoma e a desatualização de *softwares*. As seguradoras demonstram elevada preocupação com reivindicações que envolvem múltiplas partes, bem como com a possibilidade de mau funcionamento da rede ou dos sistemas de condução autônoma (LIN; LEE; FAN, 2025). Estes riscos sublinham a necessidade de as seguradoras reforçarem a sua gestão de riscos e estabelecerem protocolos robustos de cibersegurança, áreas que se tornarão centrais na subscrição de apólices para veículos autônomos. O setor segurador precisa adotar uma postura proativa perante a era dos veículos autônomos, sendo que a adaptação dos modelos tradicionais, focada na inovação e na gestão de riscos emergentes, será crucial para que as seguradoras possam atuar com sucesso na transformação que os veículos autônomos trazem para a mobilidade e para o seu próprio setor.

2.3 LÓGICA *FUZZY*

A teoria dos conjuntos *fuzzy*, proposta por Lotfi Zadeh em 1965, oferece uma estrutura matemática para o tratamento de incertezas e imprecisões (Zadeh, 1965). Em contraste com os pressupostos binários da lógica convencional, esse sistema admite graus de pertinência representados por valores contínuos no intervalo [0,1]. Essa abordagem permite a modelagem matemática de conceitos subjetivos expressos na linguagem cotidiana, como "velocidade moderada", "temperatura elevada" ou "distância considerável", estabelecendo uma ponte formal entre o raciocínio humano e o processamento computacional.

Segundo Zimmermann (2010), a teoria dos conjuntos *fuzzy*, tem passado por um contínuo desenvolvimento e expandido aplicações para múltiplas áreas do

conhecimento, como medicina, engenharia de controle, suporte à decisão, sistemas especializados, lógica, gestão, pesquisa operacional, identificação de padrões e robótica.

Os conjuntos *fuzzy* são representados por funções de pertinência que traduzem a imprecisão inerente a diversas variáveis de análise (BARROS; BASSANEZI, 2015). Entre essas funções, as triangulares e trapezoidais sobressaem pela simplicidade paramétrica, o que explica sua predominância em aplicações práticas.

Como exemplo, a função de pertinência triangular descreve o grau de pertencimento de um elemento x a um conjunto *fuzzy* A por meio de uma função em forma de triângulo, definida pelos parâmetros a , u e b , onde a base do triângulo é o intervalo $[a, b]$ e, como único vértice fora desta base, o ponto $(u, 1)$, sendo u o valor de x que admite pertinência máxima ($\mu_A(u) = 1$) ao conjunto *fuzzy* A . Matematicamente, a função de pertinência triangular $\mu_A(x)$ é expressa como:

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 0, & \text{se } x \leq a \\ \frac{x-a}{u-a}, & \text{se } a < x \leq u \\ \frac{b-x}{b-u}, & \text{se } u < x < b \\ 0, & \text{se } x \geq b \end{cases} \quad (1)$$

2.3.1 Sistemas baseados em regras *fuzzy*

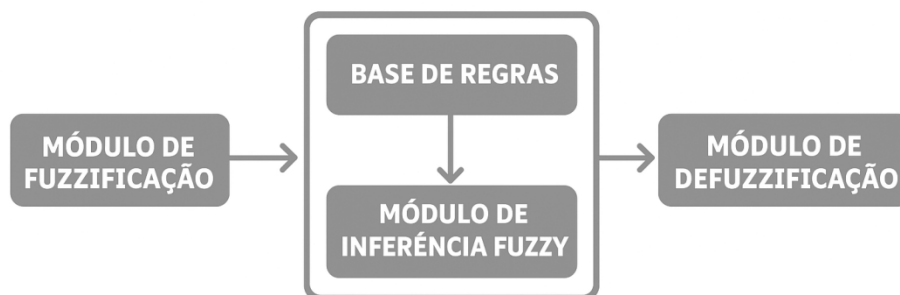
Uma das aplicações da teoria dos conjuntos *fuzzy* reside nos sistemas baseados em regras *fuzzy* (SBRF). Tais sistemas possibilitam a modelagem e o processamento de conhecimento vago ou incerto mediante a utilização de regras linguísticas, o que aproxima o processo decisório computacional do raciocínio humano perante situações caracterizadas por ambiguidade. A versatilidade dos SBRFs reflete-se na sua ampla adoção em domínios como controle de processos industriais, diagnóstico médico, previsão de demanda, análise de risco e suporte à decisão multicritério. A relevância metodológica desses sistemas advém da sua capacidade de incorporar, de forma estruturada, tanto o conhecimento especializado quanto o raciocínio aproximado.

Em um SBRF, a estrutura de decisão é estabelecida por meio de um conjunto

de regras condicionais do tipo "Se-Então", que mapeiam relações entre variáveis de entrada e saída. Cada variável é caracterizada por conjuntos *fuzzy* com suas respectivas funções de pertinência, mecanismo que permite a tradução de valores numéricos em classificações linguísticas como "baixo", "médio" ou "alto". O processo de inferência realiza a combinação dessas regras, determinando o grau de ativação de cada uma para gerar uma saída *fuzzy*. Esta saída é subsequentemente convertida em um valor numérico através de métodos de defuzzificação, completando assim o ciclo de processamento do conhecimento.

De acordo com Barros & Bassanezi (2015), um SBRF é composto, essencialmente, por quatro módulos interligados: fuzzificação, base de regras, inferência *fuzzy* e defuzzificação (Figura 1). Cada módulo desempenha um papel específico no processo de transformação de informações numéricas em decisões baseadas em conhecimento linguístico.

Figura 1 – Módulos de um SBRF



Fonte: Elaborado pelo autor, 2025.

1. Fuzzificação: consiste na transformação de valores de entrada em graus de pertinência a conjuntos *fuzzy*. Por meio de funções de pertinência pré-definidas – como as de formato triangular e trapezoidal – variáveis são traduzidas em classificações linguísticas (por exemplo, "baixo", "médio", "alto").

2. Base de regras: contém o conhecimento especializado no sistema, formalizado mediante proposições condicionais da forma "Se-Então". Cada uma dessas regras estabelece relações entre as variáveis de entrada e saída, fundamentadas seja no conhecimento de especialistas, seja em evidências empíricas extraídas de dados observados.

3. Inferência *fuzzy*: consiste na avaliação do conjunto de regras, estabelecendo o nível de ativação individual com base nas entradas disponíveis. Durante esta fase, operadores lógicos – incluindo os conectivos "E" e "OU" – são empregados para integrar os valores de pertinência das variáveis, derivando assim a saída *fuzzy* correspondente a cada regra. Entre os métodos de inferência, destacam-se os métodos de Mamdani e Sugeno, que se diferenciam principalmente pela estruturação e mecanismos de cálculo das saídas do sistema.

4. Defuzzificação: consiste na transformação do conjunto *fuzzy* de saída em um valor numérico. Dentre os métodos de defuzzificação, destacam-se os métodos centro de gravidade (centroide), média dos máximos e centro dos máximos.

3 METODOLOGIA

3.1 VARIÁVEIS DO SISTEMA

Esta seção descreve a metodologia empregada no desenvolvimento do sistema baseado em regras *fuzzy* (SBRF) de precificação de seguros para veículos autônomos, fundamentado na lógica *fuzzy*. O sistema proposto utiliza três variáveis estratégicas para capturar a complexidade do risco inerente a esta tecnologia emergente: “nível de autonomia do veículo”, que quantifica o nível de automação conforme a classificação SAE J3016 (SAE, 2021); “nível de vulnerabilidade cibernética”, que avalia a exposição a ameaças digitais e falhas de segurança; e “fator multiplicador” da tarifa base, que sintetiza o impacto dessas variáveis no prêmio final de forma relativa e adaptável.

Foram definidos conjuntos *fuzzy* e funções de pertinência para cada variável de forma arbitrária, podendo ser ajustados com base em dados históricos reais (como percentis ou distribuições de probabilidade) ou no conhecimento de especialistas da área de estudo. Para a variável “nível de autonomia do veículo (NAV)”, foi adotado o domínio [1, 5], alinhado com a classificação SAE J3016, representado por três conjuntos *fuzzy*: "baixo", "médio" e "alto", utilizando funções de pertinência trapezoidais e triangulares. A variável “nível de vulnerabilidade cibernética (NVC)” opera no domínio [0, 10], permitindo uma avaliação granular do risco digital através dos conjuntos "baixo", "médio" e "alto". A variável "fator

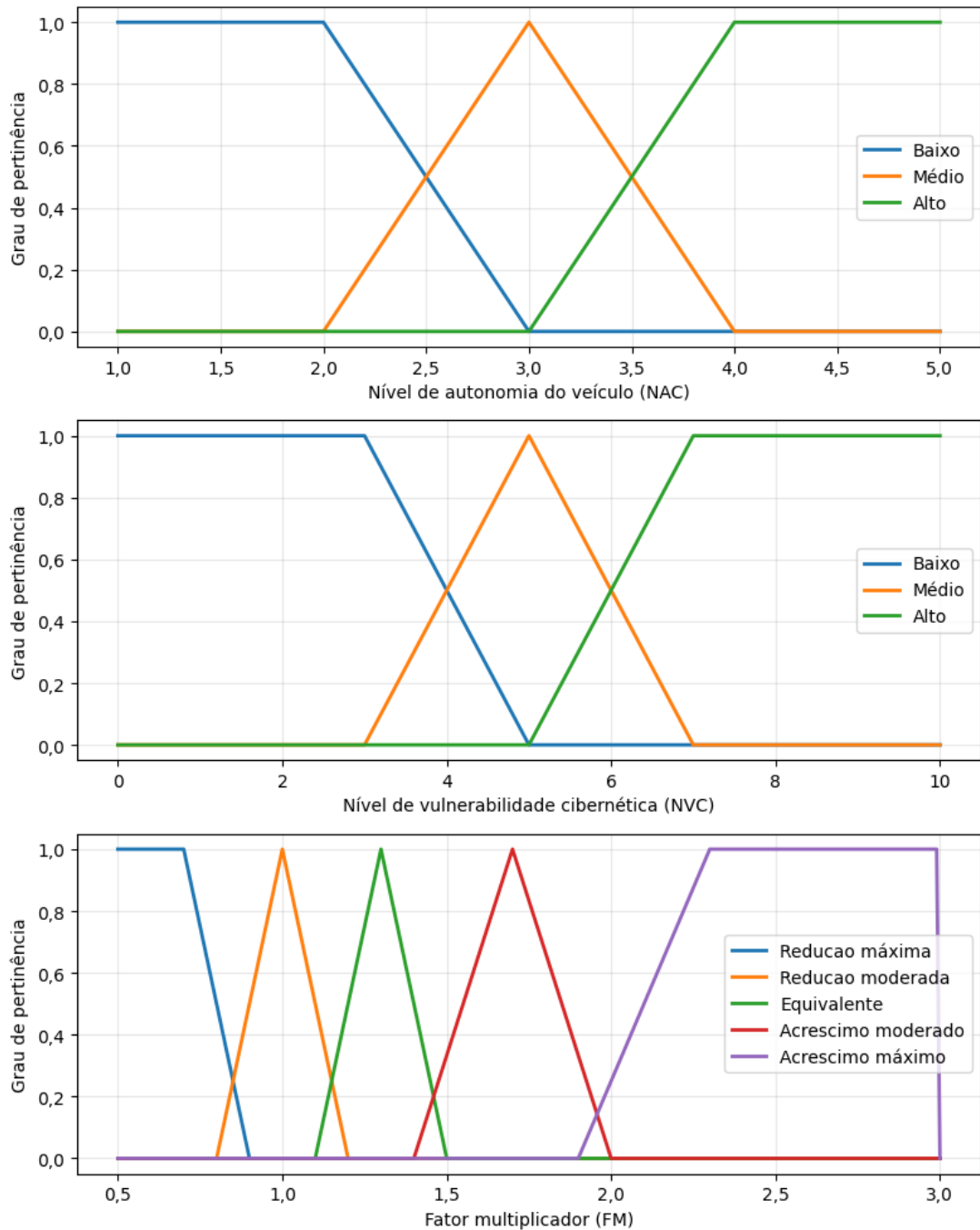
multiplicador (FM)" foi definida no domínio [0,5, 3,0], onde fator 1,0 representa 100% do prêmio base (sem alteração), fator 2,0 equivale a 200% do prêmio base (acréscimo de 100%) e fator 3,0 corresponde a 300% do prêmio base (acréscimo de 200%). Esta escala foi estabelecida com cinco conjuntos *fuzzy* que capturam nuances desde "redução máxima" até "acréscimo máximo", permitindo modelar desde cenários de veículos altamente seguros até situações extremas de risco tecnológico que justificariam triplicar o valor do prêmio em relação à tarifa base convencional. Esta estrutura de domínios e conjuntos permite ao sistema processar entradas contínuas e produzir saídas precisas, mantendo a flexibilidade necessária para lidar com a imprecisão inerente à avaliação de riscos em tecnologias emergentes. A Tabela 1 apresenta os conjuntos *fuzzy* correspondentes às variáveis de entrada e saída do SBRF. A Figuras 2 apresenta as representações gráficas das funções de pertinência associadas às variáveis de entrada e de saída do sistema.

Tabela 1 – Conjuntos *fuzzy* das variáveis de entrada e saída

| Variável de entrada | Conjunto <i>fuzzy</i> | Função de pertinência | Intervalo |
|--|-----------------------|-----------------------|------------|
| Nível de autonomia do veículo (NAV) | Baixo | Trapezoidal | [1, 3] |
| | Médio | Triangular | [2, 4] |
| | Alto | Trapezoidal | [3, 5] |
| Nível de vulnerabilidade cibernética (NVC) | Baixo | Trapezoidal | [0, 5] |
| | Médio | Triangular | [3, 7] |
| | Alto | Trapezoidal | [5, 10] |
| Variável de saída | Conjunto <i>fuzzy</i> | | Intervalo |
| Fator multiplicador (FM) | Redução máxima | Trapezoidal | [0,5, 0,9] |
| | Redução moderada | Triangular | [0,8, 1,2] |
| | Equivalente | Triangular | [1,1, 1,5] |
| | Acréscimo moderado | Triangular | [1,4, 2,0] |
| | Acréscimo máximo | Trapezoidal | [1,9, 3,0] |

Fonte: Elaborado pelo autor, 2025.

Figura 2 – Representação gráfica das funções de pertinência das variáveis de entrada e saída do SBRF



Fonte: Elaborado pelo autor (2025).

3.2 CONJUNTO DE REGRAS

Optou-se pela utilização do método de inferência de Mamdani, empregando o operador mínimo (\wedge) para representar o conectivo lógico "e" e o operador máximo (\vee) para o conectivo lógico "ou" na composição das regras *fuzzy*. Esta abordagem foi selecionada por sua capacidade de reproduzir o processo decisório humano, permitindo que o conhecimento especializado em precificação de seguros seja traduzido de forma intuitiva em regras linguísticas que relacionam autonomia do veículo, vulnerabilidade cibernética e fator multiplicador do prêmio.

A Tabela 2 apresenta a base de regras construída para o SBRF proposto. A base de regras do sistema *fuzzy* estabelece relações entre NAV e NVC, onde a combinação de NAV “alto” com NVC “baixo” resulta em redução máxima no prêmio (regra 7), enquanto NAV “baixo” com NVC “alto” gera acréscimo máximo (regra 3). O sistema opera por compensação limitada, sendo que níveis equivalentes de autonomia e vulnerabilidade produzem fator multiplicador neutro (regras 1, 5 e 9), enquanto assimetrias moderadas levam a ajustes proporcionais (regras 2, 4, 6 e 8). A vulnerabilidade demonstra maior poder de influência na precificação, uma vez que mesmo veículos com nível de autonomia médio ou alto não conseguem neutralizar completamente os efeitos de níveis de vulnerabilidades elevados, refletindo a natureza crítica dos riscos cibernéticos na avaliação de seguros para veículos autônomos.

Tabela 2 – Base de regras

| | Se | NAV | e | NVC | Então | FM |
|---|----|-------|---|-------|-------|--------------------|
| 1 | | Baixo | | Baixo | | Equivalente |
| 2 | | Baixo | | Médio | | Acréscimo moderado |
| 3 | | Baixo | | Alto | | Acréscimo máximo |
| 4 | | Médio | | Baixo | | Redução moderada |
| 5 | | Médio | | Médio | | Equivalente |
| 6 | | Médio | | Alto | | Acréscimo moderado |
| 7 | | Alto | | Baixo | | Redução máxima |
| 8 | | Alto | | Médio | | Redução moderada |
| 9 | | Alto | | Alto | | Equivalente |

Fonte: Elaboração própria (2025).

3.3 MÓDULO DE DEFUZZIFICAÇÃO

A defuzzificação foi conduzida mediante o método do centro de gravidade, o qual determina um valor numérico de saída como a média ponderada de todos os elementos do conjunto *fuzzy* de saída (S). Nessa abordagem, cada valor x_i do domínio é ponderado pelo respectivo grau de pertinência $\mu_S(x_i)$, resultando em um valor final calculado pela razão entre a soma dos produtos de cada x_i por $\mu_S(x_i)$ e a soma total dos graus de pertinência. Este método é amplamente adotado na literatura em virtude de sua estabilidade e clareza na interpretação dos resultados.

3.4 IMPLEMENTAÇÃO COMPUTACIONAL

Para o desenvolvimento do SBRF, adotou-se a linguagem de programação Python devido à sua versatilidade e ampla adoção na comunidade científica. A implementação foi realizada com o suporte do pacote *scikit-fuzzy* (SCIKIT-FUZZY, 2025), uma biblioteca de código aberto que disponibiliza ferramentas robustas para modelagem de sistemas *fuzzy*, abrangendo a definição de variáveis linguísticas, funções de pertinência e mecanismos de inferência. Esta escolha tecnológica viabilizou a construção de um sistema eficiente e transparente para precificação de seguros, alinhando-se às melhores práticas atuais no desenvolvimento de sistemas inteligentes aplicados ao setor segurador.

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Para demonstrar a funcionalidade do SBRF desenvolvido, foi analisado um cenário representativo com as seguintes características: NAV = 2,3 e NVC = 6,2. A Tabela 3 apresenta os conjuntos *fuzzy* ativados por cada variável de entrada e seus respectivos graus de pertinência, evidenciando o processo de fuzzificação dos dados.

Tabela 3 – Conjuntos *fuzzy* ativados pelos valores de entrada

| Valor de entrada | Conjunto <i>fuzzy</i> | Grau de pertinência |
|------------------|-----------------------|---------------------|
| NAV = 2,3 | Baixo | 0,7 |
| | Médio | 0,3 |
| | Alto | 0,0 |
| NVC = 6,2 | Baixo | 0,0 |
| | Médio | 0,4 |
| | Alto | 0,6 |

Fonte: Elaborado pelo autor, 2025.

Com base no mapeamento dos conjuntos *fuzzy* ativados pelos valores de entrada NAV = 2,3 e NVC = 6,2, constatou-se o acionamento simultâneo de múltiplas regras de inferência no sistema. A análise dos graus de pertinência revelou que o nível de autonomia do veículo apresentou maior aderência ao conjunto "baixo" (grau de pertinência igual a 0,7) em comparação com "médio" (grau de pertinência igual a 0,3), enquanto o nível de vulnerabilidade cibernética demonstrou predominância no conjunto "alto" (grau de pertinência igual a 0,6) sobre "médio" (grau de pertinência igual a 0,4). Esta configuração resultou na ativação das regras 2, 3, 5 e 6, que combinam níveis de autonomia "baixo" e "médio" com níveis de vulnerabilidade "médio" e "alto" (Tabela 4).

Tabela 4 – Regras ativadas pelos valores de entrada

| Se | NAV | e | NVC | Então | FM |
|----|-------|---|-------|-------|--------------------|
| 2 | Baixo | | Médio | | Acréscimo moderado |
| 3 | Baixo | | Alto | | Acréscimo máximo |
| 5 | Médio | | Médio | | Equivalente |
| 6 | Médio | | Alto | | Acréscimo moderado |

Fonte: Elaborado pelo autor, 2025.

Na etapa seguinte do processo de inferência *fuzzy*, aplica-se o operador mínimo (\wedge) conforme o Método de Mamdani, definindo o grau de ativação de cada regra pelo menor valor de pertinência entre seus antecedentes. Conforme detalhado na Tabela 5, que exhibe os graus de corte aplicados aos conjuntos *fuzzy* de saída, a regra 3 destaca-se como a mais significativa, com grau de ativação de 0,6 no conjunto "acréscimo máximo". A regra 2 contribui com 0,4 de ativação para "acréscimo moderado", consolidando a tendência de elevação do prêmio. As regras 5 e 6, por sua vez, manifestam influência secundária, com ativações de 0,3 para "equivalente" e "acréscimo moderado", respectivamente, reflexo dos valores

intermediários de pertinência do NAV. Nota-se que o NAV "baixo" (0,7) e NVC "alto" (0,6) emergem como variáveis decisivas na composição do prêmio, ao passo que o NVC "médio" opera como elemento modulador entre diferentes patamares de acréscimo.

Tabela 5 – Aplicação do operador mínimo

| | Se | NAV | e | NVC | Então | FM |
|---------------------|----|-------|----------|-------|-------|--------------------|
| 2 | | Baixo | | Médio | | Acréscimo moderado |
| Grau de pertinência | | 0,7 | \wedge | 0,4 | | 0,4 |
| 3 | | Baixo | | Alto | | Acréscimo máximo |
| Grau de pertinência | | 0,7 | \wedge | 0,6 | | 0,6 |
| 5 | | Médio | | Médio | | Equivalente |
| Grau de pertinência | | 0,3 | \wedge | 0,4 | | 0,3 |
| 6 | | Médio | | Alto | | Acréscimo moderado |
| Grau de pertinência | | 0,3 | \wedge | 0,6 | | 0,3 |

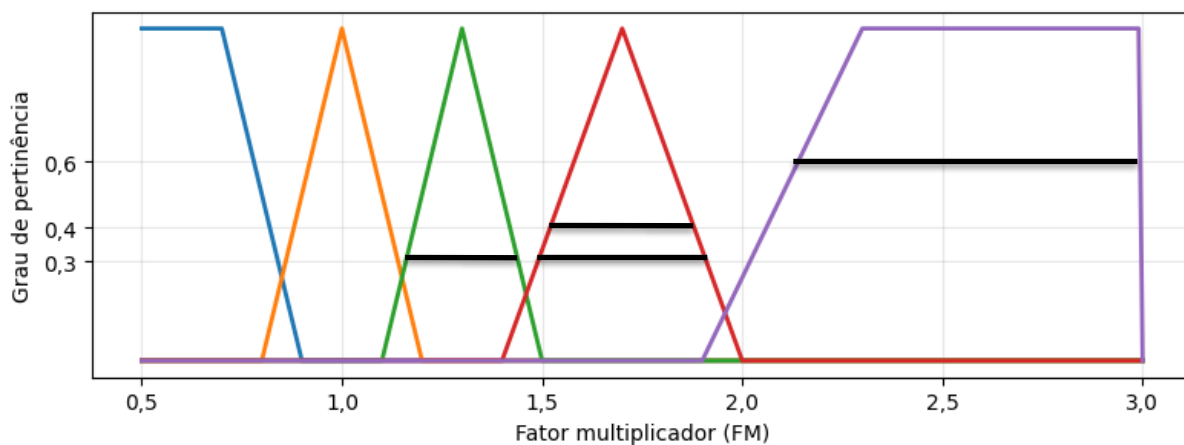
Fonte: Elaborado pelo autor, 2025.

A Figura 3 apresenta os conjuntos *fuzzy* da variável de saída após a operação de mínimo, demonstrando visualmente os cortes aplicados aos conjuntos *fuzzy* "acréscimo moderado" (0,4 e 0,3), "acréscimo máximo" (0,6) e "equivalente" (0,3). Em seguida, foi realizada a agregação das regras mediante o operador máximo (\wedge), responsável por consolidar as contribuições individuais de cada regra ativada em um único conjunto *fuzzy* de saída, selecionando os maiores valores de pertinência para cada ponto do universo de discurso. O resultado desta operação de agregação é visualizado na Figura 4, que exhibe o conjunto *fuzzy* de saída.

Para transformar a saída *fuzzy* em um valor numérico aplicável à precificação, empregou-se o método do centro de gravidade. No contexto deste modelo de precificação para veículos autônomos, o método mostra-se particularmente adequado por distribuir proporcionalmente o peso das diferentes regiões ativadas da variável de saída, com ênfase especial na área correspondente ao "acréscimo máximo", que recebeu a contribuição mais expressiva da regra 3. Esta metodologia assegura que o valor final incorpore harmonicamente todas as regras acionadas, gerando uma saída contínua que preserve as nuances do processo inferencial.

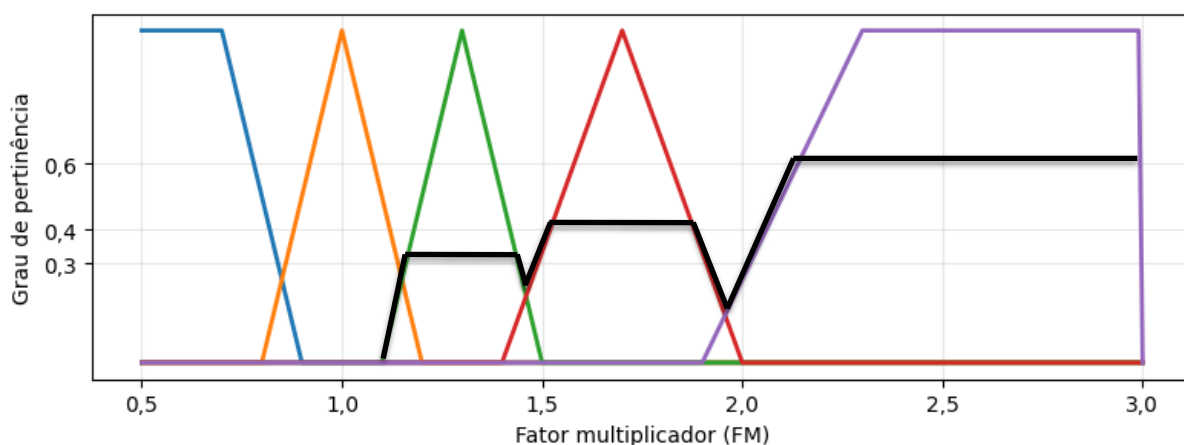
O cenário analisado resultou em um fator multiplicador defuzzificado de 2,2, indicando que o prêmio do seguro deverá ser majorado em 120% em relação à tarifa base convencional. Este resultado posiciona o veículo analisado na faixa superior de risco tecnológico, refletindo a combinação crítica entre autonomia limitada e vulnerabilidades cibernéticas significativas. A aplicação do método do centro de gravidade demonstra sua eficácia em converter avaliações qualitativas em parâmetros quantitativos diretamente aplicáveis à precificação, mantendo coerência com as premissas que fundamentam o sistema desenvolvido.

Figura 3 – Cortes nos conjuntos *fuzzy* de saída



Fonte: Elaborado pelo autor, 2025.

Figura 4 – Conjunto *fuzzy* de saída



Fonte: Elaborado pelo autor, 2025.

A Tabela 6 apresenta os resultados do SBRF para quatro cenários propostos. Os cenários 1 e 3, representando veículos com alta autonomia e baixa vulnerabilidade cibernética, convergem para um fator multiplicador de 0,66, indicando uma redução de 34% no prêmio base. Os cenários 2 e 4, caracterizados por baixa autonomia e alta vulnerabilidade, resultam em fator multiplicador de 2,54, correspondente a um acréscimo de 154% no prêmio, evidenciando a resposta do sistema frente a tecnologias com comprometimentos significativos de segurança. A simetria observada nos resultados dos cenários extremos atesta a robustez do modelo em representar relações entre as variáveis, evidenciando o papel preponderante da vulnerabilidade cibernética como determinante crítico para majoração de prêmios, enquanto a autonomia consolida-se como fator redutor apenas quando integrada a sistemas com adequados níveis de segurança.

Tabela 6 – Resultados do SBRF para diferentes cenários

| Cenário | | NAV | NVC | FM | Decisão |
|---------|----------------------|-----|-----|------|------------------|
| 1 | SUV Premium | 4 | 3 | 0,66 | Redução máxima |
| 2 | Sedan Médio | 2 | 8 | 2,54 | Acréscimo máximo |
| 3 | Veículo futurista | 5 | 2 | 0,66 | Redução máxima |
| 4 | Veículo experimental | 1 | 9 | 2,54 | Acréscimo máximo |

Fonte: Elaborado pelo autor, 2025.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

O presente trabalho demonstrou a viabilidade e eficácia da aplicação de sistemas baseados em regras *fuzzy* na precificação de seguros para veículos autônomos, desenvolvendo um modelo capaz de capturar a complexidade inerente à avaliação de riscos tecnológicos emergentes. A implementação do sistema mostrou-se particularmente adequada para tratar a imprecisão e subjetividade características deste domínio, permitindo a incorporação de conhecimento especializado.

Os resultados obtidos revelaram padrões consistentes na precificação, com destaque para a relação entre autonomia e vulnerabilidade cibernética. A análise dos cenários propostos evidenciou que a vulnerabilidade cibernética emerge como fator determinante na majoração de prêmios, enquanto a autonomia atua como elemento redutor apenas quando associada a sistemas seguros.

A metodologia empregada mostrou-se capaz de produzir decisões de precificação, com a base de regras *fuzzy* permitindo rastreabilidade completa do

processo decisório. O uso do método do centro de gravidade na defuzzificação garantiu saídas numéricas suaves e proporcionais, adequadas para aplicação prática no mercado segurador.

Como limitações, destaca-se a dependência do modelo de conhecimento especializado em vez de dados históricos extensivos, característica inerente a tecnologias emergentes. Adicionalmente, o modelo considera um conjunto limitado de variáveis, podendo ser expandido para incorporar outros fatores relevantes.

Para trabalhos futuros, sugere-se: a inclusão de variáveis adicionais como confiabilidade do fabricante e ambiente operacional; o desenvolvimento de mecanismos de aprendizado para atualização automática das regras *fuzzy*; e a validação do modelo com dados reais à medida que se tornem disponíveis.

O SBRF desenvolvido representa um avanço significativo na abordagem de precificação para veículos autônomos, oferecendo às seguradoras uma ferramenta robusta para enfrentar os desafios impostos pela mobilidade autônoma. A flexibilidade do modelo permite sua adaptação contínua frente à evolução tecnológica, posicionando-se como uma solução sustentável para a gestão de riscos em um setor em transformação acelerada.

REFERÊNCIAS

BARROS, L. C.; BASSANEZI, R. C. **Tópicos de lógica fuzzy e biomatemática**. 3. ed. Campinas: IMECC-UNICAMP, 2015.

LIN, X.; LEE, C. Y.; FAN, C. K. Exploring the Impacts of Autonomous Vehicles on the Insurance Industry and Strategies for Adaptation. **World Electric Vehicle Journal**, v. 16, n. 119, 2025.

MAPFRE. **O que significam os 5 níveis da direção autônoma dos carros?** Disponível em: <https://www.mapfre.com.br/para-voce/seguro-auto/artigos/o-que-significam-os-5-niveis-da-direcao-autonoma-dos-carros/>. Acesso em: 30 mar. 2025.

SAE International. SAE Levels of Driving Automation™ Refined for Clarity and International Audience. SAE International, 2021. Disponível em: <https://www.sae.org/blog/sae-j3016-update>. Acesso em: 30 mar. 2025.

SCIKIT-FUZZY. **Scikit-fuzzy: fuzzy logic toolbox for Python**. Disponível em: <https://github.com/scikit-fuzzy/scikit-fuzzy>. Acesso em: 15 out. 2025.

ZADEH, L. A. *Fuzzy sets*. **Information and control**, v. 8, n. 3, p. 338-353, 1965.

ZIMMERMANN, H. J. **Fuzzy set theory—and its applications**. 4. ed. Boston: Kluwer Academic Publishers, 2010.