

15º Congresso de Inovação, Ciência e Tecnologia do IFSP - 2024

INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL NA EDUCAÇÃO: PERSONALIZANDO ESTILOS DE APRENDIZAGEM COM DADOS E INTELIGÊNCIAS MÚLTIPLAS

SUELEN V. SILVA¹, LUCINEIDE N. PIMENTA², ANA PAULA A. C. SHIGUEMORI³

¹ Graduanda em Tecnologia de Análise e Desenvolvimento de Sistemas, Bolsista PIBIFSP, IFSP, Campus Jacareí, s.suelen@aluno.ifsp.edu.br

² Mestranda em Inovação Tecnológica pela UNIFESP - Universidade Federal de São Paulo, IFSP, Campus Jacareí, lucineide.pimenta@ifsp.edu.br

³ Doutora em Computação Aplicada pelo INPE - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, IFSP, Campus Jacareí, anapaula.acs@ifsp.edu.br

Área de conhecimento (Tabela CNPq): 1.03.03.04-9 Sistemas de Informação

RESUMO: Esta pesquisa investiga a aplicação da inteligência artificial (IA) no ambiente educacional por meio do SIRE.EDU (Sistema de Recomendação Educacional), que utiliza a teoria das inteligências múltiplas e estilos de aprendizagem para personalizar o ensino. O sistema tem como objetivo aumentar a eficiência do processo de ensino-aprendizagem, favorecendo tanto a compreensão quanto a retenção de conteúdo pelos alunos. A implementação do SIRE.EDU demanda uma integração eficiente com as estruturas existentes, métodos de coleta e análise de dados, e o desenvolvimento de algoritmos de IA capazes de lidar com a complexidade das diferentes teorias de aprendizagem. Este estudo contribui significativamente para o campo educacional, ao demonstrar como a IA pode personalizar trajetórias de aprendizagem e impactar positivamente o desempenho dos estudantes. Com o SIRE.EDU, espera-se reduzir índices de evasão escolar e retenção, ao mesmo tempo em que se oferece suporte aos educadores na escolha de metodologias mais adequadas às competências individuais dos alunos.

PALAVRAS-CHAVE: personalização educacional; metodologias inovadoras; sistemas inteligentes.

ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN EDUCATION: PERSONALIZING LEARNING STYLES WITH DATA AND MULTIPLE INTELLIGENCES

ABSTRACT: This research investigates the application of artificial intelligence (AI) in the educational environment through SIRE.EDU (Educational Recommendation System), which uses the theory of multiple intelligences and learning styles to personalize teaching. The system aims to increase the efficiency of the teaching-learning process, favoring both comprehension and retention of content by students. The implementation of SIRE.EDU requires efficient integration with existing structures, data collection and analysis methods, and the development of AI algorithms capable of dealing with the complexity of different learning theories. This study makes a significant contribution to the educational field by demonstrating how AI can personalize learning trajectories and positively impact student performance. SIRE.EDU is expected to reduce dropout and retention rates, while supporting educators in choosing methodologies best suited to students' individual skills.

KEYWORDS: educational personalization; innovative methodologies; intelligent systems.

INTRODUÇÃO

A Inteligência Artificial (IA) tem promovido mudanças significativas na educação, permitindo a personalização do ensino e tornando a avaliação mais eficiente (Cassol, 2023). Com a crescente integração da IA nas atividades pedagógicas, sua relevância no campo educacional tem aumentado (Estevam, 2023). Diversos sistemas utilizam IA para melhorar o ensino-aprendizagem. Por exemplo, Bittencourt (2018) desenvolveu o MAZK, um tutor inteligente que apoia alunos em áreas específicas. Outro exemplo é o *chatterbot* de Lima (2017), que simula conversas humanas para oferecer suporte educacional e atuar como tutor virtual.

Nesse contexto, a Lógica *Fuzzy* é uma ferramenta eficaz para identificar e adaptar os estilos de aprendizagem dos estudantes, lidando com a incerteza e a subjetividade do processo educativo (Stopa, 2023). Diferente das técnicas tradicionais de IA que exigem dados precisos, a Lógica *Fuzzy* opera com valores intermediários, facilitando a análise de perfis educacionais diversos. Essa flexibilidade é essencial para considerar as múltiplas inteligências, uma vez que cada aluno possui combinações únicas de habilidades e preferências.

O Sistema de Recomendação Educacional (SIRE.EDU), uma versão aprimorada do Sisen da Unifesp, inicialmente utiliza técnicas tradicionais para identificar as inteligências múltiplas dos alunos. Este estudo investiga a aplicação da Lógica *Fuzzy* no SIRE.EDU, com o objetivo de reconhecer as pertinências das inteligências múltiplas propostas por Gardner (1994): linguística, lógico-matemática, rítmico-musical, visual-espacial, corporal-cinestésica, interpessoal, intrapessoal e naturalista, além dos estilos de aprendizagem de cada aluno. Com essa abordagem, busca-se oferecer uma personalização mais precisa e alinhada às necessidades individuais dos alunos (Corrêa *et al.*, 2021).

MATERIAL E MÉTODOS

A metodologia adotada para o desenvolvimento do projeto foi organizada em seis módulos distintos, conforme ilustrado na Figura 1. Cada módulo desempenha um papel específico e interligado, desde o planejamento inicial até a avaliação dos resultados, buscando garantir que o sistema SIRE.EDU com a lógica *fuzzy* ofereça uma personalização eficaz no ensino.

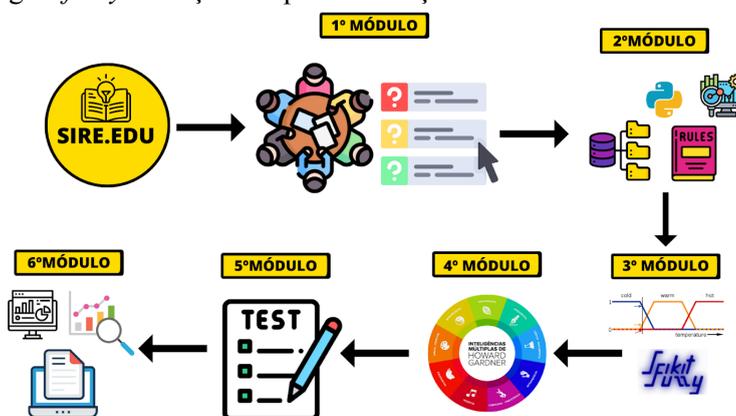


FIGURA 1. Diagrama de fluxo do projeto

A Figura 1 apresenta o fluxo do projeto, detalhando seis módulos principais. Este diagrama detalha as etapas que orientaram a estruturação do sistema, começando com o alinhamento das expectativas e definição dos dados de entrada, até o desenvolvimento do sistema *fuzzy*, os testes e, por fim, a análise dos resultados.

No **Módulo 1**, foram realizadas reuniões iniciais com os participantes do projeto SIRE.EDU, com o objetivo de explicar o sistema e discutir o questionário a ser aplicado. Esse alinhamento inicial foi fundamental para estabelecer o escopo e garantir que todos estivessem cientes das metas e expectativas.

O **Módulo 2** focou na definição de variáveis antecedentes (pontuações dos questionários) e a variável consequente (grupo de pertencimento dos alunos) com a biblioteca *Scikit-Fuzzy* em *Python*. Essas variáveis foram selecionadas para capturar os principais indicadores de estilos de aprendizagem e inteligências múltiplas.

No **Módulo 3**, focou na criação das regras *fuzzy* que conectam as variáveis antecedentes e a variável consequente. Por exemplo, uma regra *fuzzy* pode estabelecer que, se um aluno pontua alto em "lógica" e "espacial", ele pertence predominantemente ao grupo de "inteligência lógico-matemática". Essa abordagem permitiu a inclusão de sobreposição entre categorias, essencial para capturar a complexidade dos perfis educacionais.

O **Módulo 4** concentrou-se na categorização dos grupos de inteligências múltiplas, ajustando as regras *fuzzy* para acomodar alunos que possuam afinidades em mais de um grupo. Assim, o sistema reconhece e se adapta a perfis híbridos, comuns na prática educacional.

Durante o **Módulo 5**, foram conduzidos testes para validar o sistema, assegurando a classificação correta dos perfis de aprendizagem dos alunos. Foram comparados os resultados com a técnica utilizada no SIRE.EDU que realiza o cálculo tradicional de porcentagem para casos de controle para verificar a robustez e precisão das regras *fuzzy*.

Por fim, o **Módulo 6** envolveu a análise detalhada dos dados gerados pelo sistema, revisando a eficácia do modelo e identificando possíveis ajustes para aprimorar a precisão das recomendações.

Para o desenvolvimento do sistema, foram utilizados diversos materiais e ferramentas que desempenharam um papel crucial na criação de uma solução robusta e eficiente. Entre esses recursos, destaca-se o *Google Colaboratory (Colab)*, uma plataforma baseada em *Jupyter Notebook* hospedada na nuvem (Colab, 2023). O *Colab* simplificou o processo ao eliminar a necessidade de configurações complexas, além de fornecer acesso gratuito a recursos computacionais avançados, como *GPUs* e *TPUs*, o que o torna especialmente útil para projetos de aprendizado de máquina, ciência de dados e educação.

A linguagem *Python* foi selecionada por sua combinação de simplicidade e poder. Sua eficiência na manipulação de dados, associada a uma vasta biblioteca de ferramentas voltadas para inteligência artificial, torna o *Python* uma escolha ideal. Sua tipagem dinâmica e sintaxe clara permitem o desenvolvimento ágil e eficiente de aplicações em uma ampla gama de áreas (Python, 2023).

Entre as bibliotecas utilizadas, o *Scikit-Fuzzy*, parte do ecossistema *SciPy*, foi essencial para modelar a incerteza e a ambiguidade dos perfis educacionais. Essa biblioteca forneceu algoritmos sofisticados que possibilitaram o desenvolvimento de um sistema adaptativo capaz de avaliar estilos de aprendizagem e inteligências múltiplas de maneira flexível e precisa, oferecendo maior personalização na análise dos perfis (Scikit-Fuzzy, 2023).

RESULTADOS E DISCUSSÃO

Nesta seção, são apresentados os resultados obtidos a partir da aplicação da Lógica *Fuzzy*. Para os primeiros testes, foram consideradas três das oito inteligências múltiplas propostas por Gardner: linguística, lógico-matemática e visual-espacial. Os dados de entrada para o sistema *fuzzy* consistem nas respostas de questionários aplicados, cada um com 10 questões para cada tipo de inteligência, com 4 alternativas pontuadas de 0 a 3. Nos testes, utilizou-se o método de defuzzificação *centroid*, em conjunto com funções de pertinência trapezoidais.

Na Figura 2, são exibidos os *arrays* que representam os valores das variáveis antecedentes e consequentes. Foram declaradas as variáveis antecedentes "linguística", "matemática" e "visual-espacial" e cada uma pode ter de 0 a 30 pontos. A variável consequente, denominada "grupo", indica o grupo ao qual o aluno pertence, com um valor máximo de 90, que representa a soma dos pontos das três inteligências. Além disso, foi especificado que o método de defuzzificação utilizado é o *centroid*.

```
linguistics= ctrl.Antecedent(np.arange(0, 31, 1), 'linguistica')
mathematics= ctrl.Antecedent(np.arange(0, 31, 1), 'matematica')
space= ctrl.Antecedent(np.arange(0, 31,1), 'visual_espacial')

grupo = ctrl.Consequent(np.arange(0,91, 1), 'grupo', defuzzify_method='CENTROID')
```

FIGURA 2. Declaração do universo das variáveis de entrada e saída no sistema *fuzzy*

No próximo passo, apresentado na Figura 3 foram definidas as funções de pertinência para cada inteligência. Os valores variaram no intervalo de -1 a 32, com base nas pontuações dos questionários. Por exemplo, uma pontuação entre 7 e 16 pontos indicava baixa pertinência ao grupo linguístico, enquanto pontuações entre 23 e 32 pontos indicavam uma alta pertinência. A função de pertinência trapezoidal foi utilizada nesse caso. Esse processo foi repetido para as outras duas inteligências: lógico-matemática e visual-espacial.

```
linguistics['nunca'] = fuzz.trapmf(linguistics.universe, [-1, -1, 5, 8])
linguistics['raramente'] = fuzz.trapmf(linguistics.universe, [7, 10, 13, 16])
linguistics['muitas_vezes'] = fuzz.trapmf(linguistics.universe, [15, 18, 21, 24])
linguistics['sempre'] = fuzz.trapmf(linguistics.universe, [23, 26, 32, 32])
```

FIGURA 3. Funções de pertinência para o grupo linguístico

A Figura 4 ilustra a definição das variáveis de saída e seus respectivos valores de pertinência. Por exemplo, se a pontuação de saída estivesse entre -1 e 32, o aluno teria maior pertencimento ao grupo linguístico; se entre 31 e 64, ao grupo matemático; e se entre 63 e 95, ao grupo visual-espacial. Essas definições permitem ao sistema *fuzzy* categorizar os alunos com base em suas respostas. Dessa forma, é utilizada a função “view” para mostrar o gráfico formado.

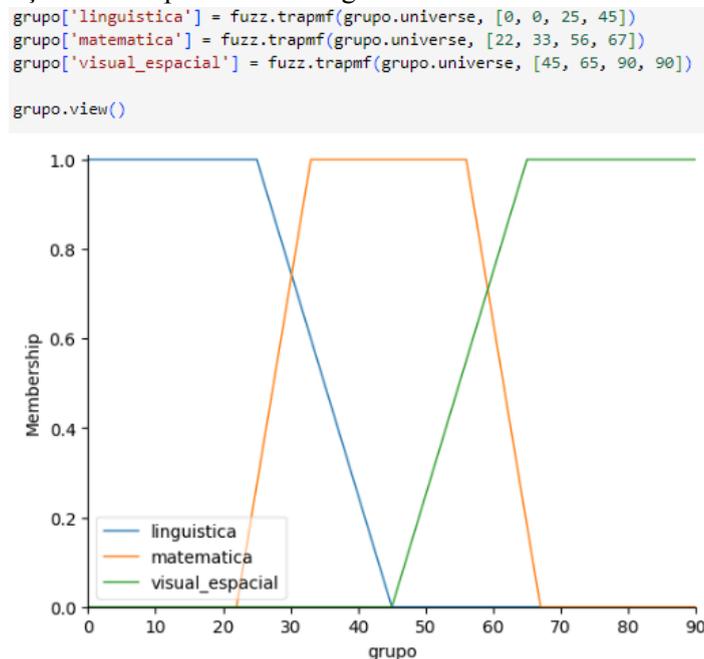


FIGURA 4. Conjuntos *fuzzy* para os grupos linguístico, matemático e visual-espacial

Na Figura 5 é possível identificar as regras que foram ativadas com os valores de entrada inseridos.

```
rule55 = ctrl.Rule(mathematics['sempre'] & space['sempre'] & linguistics['nunca'], grupo['matematica'])
rule56 = ctrl.Rule(mathematics['sempre'] & space['sempre'] & linguistics['nunca'], grupo['visual_espacial'])
```

FIGURA 5. Conjuntos *fuzzy* para os grupos linguístico, matemático e visual-espacial

Na Figura 5, são apresentadas duas regras. De acordo com as regras 55 e 56, se as entradas forem [SEMPRE] para os grupos "matemática" e "visual-espacial" e [NUNCA] para o grupo "linguístico", a saída, que representa o grupo dominante do discente, deve ser atribuída aos grupos "matemática" e "visual-espacial".

Na Figura 6, foram inseridos os valores de entrada para as variáveis: linguística, matemática e visual espacial.

```
grupo_simulador.inputs({
    'linguistica': 0,
    'matematica': 25,
    'visual_espacial': 25
})
grupo_simulador.compute()
```

FIGURA 6. Inserção dos valores de entrada das variáveis

Na Figura 6, observa-se que o grupo "Linguística" recebeu um valor de 0 pontos, enquanto os grupos "Matemática" e "Visual Espacial" receberam 25 pontos cada, valores previamente definidos para o teste. Esses valores foram armazenados na variável “grupo_simulador” e, em seguida, a função “compute” foi utilizada para calcular a saída do sistema *Fuzzy* com base nesses *inputs*.

Na Figura 7, é apresentado o resultado obtido com o sistema *fuzzy* desenvolvido até o momento.

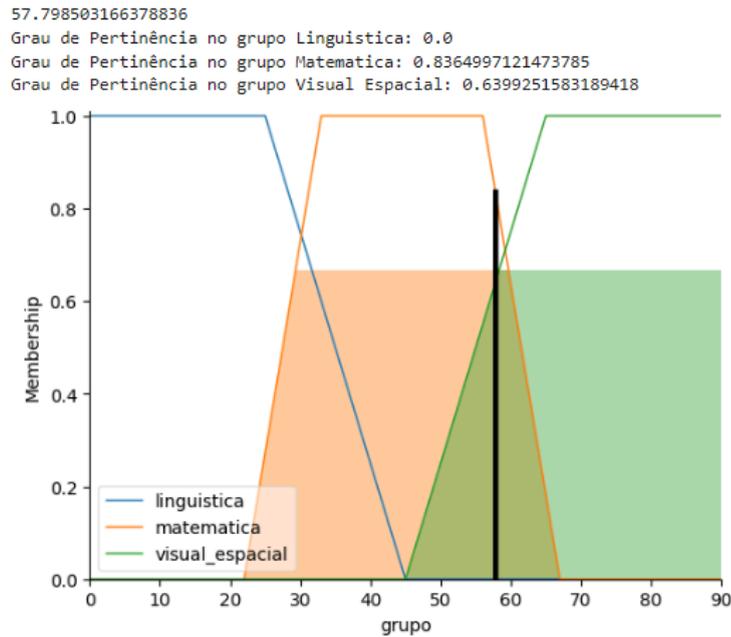


FIGURA 7. Resultado obtido com o sistema *Fuzzy*

Na Figura 7, são analisados os resultados gerados pelo sistema, onde 57.79 representa o valor de saída do sistema *fuzzy*, utilizando o método *centroid* para determinar a quais grupo(s) o discente pertence, com base nas pontuações fornecidas como entrada. A pontuação para o grupo "Linguística" foi 0, indicando que o discente não pertence a esse grupo, e, por isso, o trapézio correspondente não foi preenchido. Em contraste, as entradas para os grupos "Matemática" e "Visual Espacial" foram 25, um valor dentro do intervalo que, segundo as regras definidas, indica que o discente pertence a esses grupos. Assim, os trapézios correspondentes foram preenchidos com suas cores, confirmando o pertencimento a esses dois grupos. O valor de 57.79 foi obtido porque o método *centroid* calcula a média ponderada dos valores, buscando o ponto central. Considerando que os grupos de saída começam no ponto 22, correspondente ao início do grupo "Matemática", e se estendem até 90, correspondente ao final do grupo "Visual Espacial", o método determinou 62.13 como o valor central entre 22 e 90.

Os graus de pertinência obtidos para cada grupo foram: 0.0 para "Linguística", 0.83 para "Matemática" e 0.63 para "Visual Espacial". Como a pontuação para "Linguística" foi 0, era esperado que a pertinência também fosse 0. No entanto, mesmo com uma pontuação de 25 tanto para "Matemática" quanto para "Visual Espacial", os graus de pertinência foram diferentes. No sistema SIRE.EDU, os resultados seriam 0% para "Linguística" e 83,3% para "Matemática" e "Visual Espacial". Esse cálculo é feito de maneira proporcional: considerando que a pontuação máxima no questionário é 30, o que corresponde a 100%, uma pontuação de 25 resulta em 83,3%.

Ao comparar os graus de pertinência obtidos pelo método *fuzzy* com as porcentagens do SIRE.EDU, observou-se uma diferença no resultado para o grupo "Visual Espacial" (0.63 em vez de 0.83). Essa discrepância indica a necessidade de investigar a causa e verificar se é possível aprimorar o método *fuzzy* para calcular de forma mais precisa os graus de pertinência quando o aluno apresenta habilidades significativas em mais de um grupo. Além disso, explorar outras técnicas de inteligência artificial pode ajudar a alcançar resultados mais precisos no futuro.

CONCLUSÕES

Este projeto teve como objetivo explorar como a aplicação da Lógica *Fuzzy*, em conjunto com a Teoria das Inteligências Múltiplas e estilos de aprendizagem, pode auxiliar na classificação do perfil dos discentes a partir de um questionário. Para implementar e avaliar a eficácia da Lógica *Fuzzy* na categorização de cada tipo de inteligência, foram definidos os seguintes objetivos: desenvolver um sistema *fuzzy* utilizando uma biblioteca em *Python*, realizar testes com diferentes funções de pertinência, como triangular e trapezoidal, e experimentar métodos de defuzzificação, incluindo

bisector, centroid, som, mom e lom, comparando os resultados. Até o momento, o método *centroid* combinado com a função trapezoidal apresentou o melhor desempenho. No entanto, em alguns casos, os valores de pertinência em determinados grupos ainda não refletem com precisão a realidade, o que indica a necessidade de ajustes para aprimorar a precisão do sistema.

À medida que o projeto evoluir para abranger todos os tipos de inteligências múltiplas e estilos de aprendizagem, serão realizados novos testes. Além disso, outras técnicas de aprendizado de máquina e inteligência artificial poderão ser investigadas para otimizar ainda mais o sistema. Um passo futuro importante seria, após classificar o perfil do aluno, o sistema recomendar objetos de aprendizagem personalizados, baseando-se no perfil identificado, com o uso de técnicas avançadas de IA.

CONTRIBUIÇÕES DOS AUTORES

Suelen V. Silva contribuiu para pesquisa, desenvolvimento e testes do sistema e escrita do artigo.

Lucineide N. Pimenta e Ana Paula A. C Shiguemori contribuíram para instruções, orientar sobre as melhores metodologias disponíveis, revisar e corrigir os documentos e o código do projeto.

AGRADECIMENTOS

Agradeço ao Programa Institucional de Bolsas de Iniciação Científica e Tecnológica do Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de São Paulo (PIBIFSP), campus Jacareí, por incentivar a pesquisa e possibilitar o desenvolvimento do projeto.

REFERÊNCIAS

BITTENCOURT, W. N. **A utilização do tutor inteligente mazk no processo de ensino-aprendizagem**. 2018. 137 p. Dissertação (Mestrado em Tecnologias da Informação e Comunicação), Universidade Federal de Santa Catarina, Araranguá, 2018. Disponível em: <https://repositorio.ufsc.br/bitstream/handle/123456789/193343/PTIC0043-D.pdf?sequence=-1&isAllowed=y>. Acesso em: 24 ago. 2024.

CASSOL, D. **Quais os impactos do ChatGPT e da Inteligência Artificial na Educação?** 2023. Disponível em: <https://www.ifsc.edu.br/web/ifsc-verifica/w/quais-os-impactos-do-chatgpt-e-da-inteligencia-artificial-na-educacao->. Acesso em: 02 out. 2023.

COLAB. **Google Colaboratory**. Disponível em: <https://colab.google/>. Acesso em: 16 out. 2023.

CORRÊA, D. G. M. *et al.* Sisen - Sistema Computacional baseado na Teoria das Inteligências Múltiplas e nos Estilos de Aprendizagem para Auxiliar os Processo de Ensino-Aprendizagem. **Revista Novas Tecnologias na Educação**, Porto Alegre, v. 19, n. 1, p. 533-542, 28 jul. 2021. Disponível em: <https://seer.ufrgs.br/index.php/renote/article/view/118545>. Acesso em: 28 ago. 2024.

ESTEVAM, P. **Veja os principais impactos da inteligência artificial na educação, seus benefícios e como utilizá-la dentro e fora da sala de aula**. 2023. Disponível em: <https://www.ifsc.edu.br/web/ifsc-verifica/w/quais-os-impactos-do-chatgpt-e-da-inteligencia-artificial-na-educacao->. Acesso em: 02 out. 2023.

GARDNER, H. **Estruturas da mente: a Teoria das Inteligências Múltiplas**. Porto Alegre: Artes Médicas Sul, 1994;

LIMA, C. E. T. **Um chatterbot para criação e desenvolvimento de ontologias com lógica de descrição**. 2017. 102 p. Dissertação (Mestrado em Ciência da Computação), Universidade Federal de Pernambuco, Recife, 2017. Disponível em: <https://repositorio.ufpe.br/bitstream/123456789/25236/1/DISSERTA%3%87%3%83O%20Carlos%20Eduardo%20Teixeira%20Lima.pdf>. Acesso em: 24 ago. 2024.

PYTHON. Disponível em: <https://docs.python.org/pt-br/3/tutorial/>. Acesso em: 17 out. 2023.

SCIKIT-FUZZY. Disponível em: <https://pythonhosted.org/scikit-fuzzy/overview.html>. Acesso em: 17 out. 2023.

STOPA, S. **Inteligência Artificial com Lógica Fuzzy e sua aplicação no mundo real**. 2023. Disponível em: <https://community.revelo.com.br/inteligencia-artificial-com-logica-fuzzy-e-sua-aplicacao-no-mundo-real/>. Acesso em: 17 out. 2024.