



**INSTITUTO
FEDERAL**
Brasília

Instituto Federal de Brasília
Campus Estrutural
Especialização em Matemática, Educação e Tecnologias

DANIEL SOARES DE SOUZA

**APRIMORANDO SELEÇÕES ACADÊMICAS COM TÉCNICAS DE ENTROPIA E
MÉTODO AHP-TOPSIS-2N**

Brasília/ DF
2023

DANIEL SOARES DE SOUZA

**APRIMORANDO SELEÇÕES ACADÊMICAS COM TÉCNICAS DE ENTROPIA E
MÉTODO AHP-TOPSIS-2N**

Artigo Científico apresentado como TCC da Especialização em Matemática, Educação e Tecnologias do IFB como requisito parcial para a obtenção do título de Especialista.

Orientador: Mestre Pedro Carvalho Brom

Brasília/ DF
2023



MINISTÉRIO DA EDUCAÇÃO
Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de Brasília

DANIEL SOARES DE SOUZA

**APRIMORANDO SELEÇÕES ACADÊMICAS COM TÉCNICAS DE ENTROPIA E
MÉTODO AHP-TOPSIS-2N**

Trabalho de conclusão de curso apresentado ao Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de Brasília Campus Estrutural como parte dos requisitos necessários à obtenção do título de Especialista em Matemática, Educação e Tecnologias.

Aprovado em 18 de dezembro de 2023.

BANCA EXAMINADORA

Prof. Me. Pedro Carvalho Brom

Profa. Dra. Ana Maria Liborio de Oliveira

Profa. Ma. Adriana Barbosa de Souza

Brasília

2023

Documento assinado eletronicamente por:

- **Pedro Carvalho Brom**, PROFESSOR ENS BASICO TECN TECNOLOGICO, em 19/12/2023 10:12:45.
- **Ana Maria Liborio de Oliveira**, PROFESSOR ENS BASICO TECN TECNOLOGICO, em 19/12/2023 10:21:22.
- **Adriana Barbosa de Souza**, PROFESSOR ENS BASICO TECN TECNOLOGICO, em 19/12/2023 23:28:48.

Este documento foi emitido pelo SUAP em 18/12/2023. Para comprovar sua autenticidade, faça a leitura do QRCode ao lado ou acesse <https://suap.ifb.edu.br/autenticar-documento/> e forneça os dados abaixo:

Código Verificador: 512019

Código de Autenticação: 3f282669fe



Campus Estrutural
Área Especial nº 01, Quadra 16, None, Cidade do
Automóvel/SCIA, ESTRUTURAL / DF, CEP 71.255-200

APRIMORANDO SELEÇÕES ACADÊMICAS COM TÉCNICAS DE ENTROPIA E MÉTODO AHP-TOPSIS-2N

ENHANCING ACADEMIC SELECTIONS WITH ENTROPY TECHNIQUES AND AHP-TOPSIS-2N METHOD

Daniel Soares de Souza*

Pedro Carvalho Brom**

RESUMO

Este trabalho investiga a otimização de processos seletivos acadêmicos, integrando métodos tradicionais e técnicas avançadas como modelagem matemática e análise de dados. O objetivo é desenvolver um processo que melhore a seleção de candidatos, respeitando suas singularidades e subjetividades, através da integração de técnicas de modelagem matemática em processos seletivos acadêmicos. O estudo adota uma abordagem exploratória e aplicada, com foco na coleta de dados de processos seletivos de pós-graduação e na implementação de um modelo a ser replicado em outras seleções e em contextos diversos. A metodologia inclui a identificação de critérios relevantes usando o método de entropia, a raspagem automatizada de dados em documentos PDF via *Python* e a aplicação do método multicritério AHP-TOPSIS-2N. Este método combina o processo de hierarquização do AHP com a técnica de classificação do TOPSIS, permitindo uma análise detalhada e uma classificação justa das alternativas com base em múltiplos critérios. O estudo utiliza também a ferramenta computacional *Web 3DM* para facilitar a implementação e análise dos dados. Os resultados revelam a eficácia dos métodos aplicados em todo o processo na classificação dos candidatos, com uma avaliação holística e equilibrada, permitindo uma tomada de decisão multicritério eficiente e bem fundamentada. A análise de entropia compreende a qualidade da escrita nas cartas de intenção e nos currículos Lattes como indicadores cruciais para a aprovação de candidatos, sublinhando a necessidade de critérios rigorosos de avaliação nestes aspectos. O estudo conclui que a integração de técnicas avançadas com métodos tradicionais permite uma avaliação mais holística e precisa dos candidatos, potencializando o processo seletivo em instituições de ensino superior.

Palavras-chave: Processos Seletivos Acadêmicos; Modelagem Matemática; Método AHP-TOPSIS-2N; Análise de Entropia.

* Pós-Graduando em Matemática, Educação e Tecnologias no Instituto Federal de Brasília - IFB; Mestre em Gestão Pública pela Universidade de Brasília - UnB; Bacharel em Ciências Contábeis na Universidade Norte do Paraná - Unopar; Bacharel em Administração pela IESCFAC e Professor do Instituto Federal de Brasília. E-mail: daniel.souza@ifb.edu.br

** Licenciado em Matemática pela Universidade do Estado de Minas Gerais (fev/01-dez/03), Bacharel em Estatística pela Universidade de Brasília (fev/14-dez/20), Especialista em Matemática e Estatística pela Universidade Federal de Lavras (jul/04-dez/05). Data Science Specialist pela Johns Hopkins University (nov/16-fev/17), Mestre em Estatística (jul/21-jan/23). É professor e pesquisador no Instituto Federal de Brasília, atuando na Matemática Aplicada, Estatística, Modelagem e Programação em linguagem R. E-mail: pedro.brom@ifb.edu.br

ABSTRACT

This study investigates the optimization of academic selection processes, integrating traditional methods and advanced techniques such as mathematical modeling and data analysis. The objective is to develop a process that improves the selection of candidates, respecting their singularities and subjectivities, through the integration of mathematical modeling techniques in academic selection processes. The study adopts an exploratory and applied approach, focusing on the data collection of postgraduate selection processes and the implementation of a model to be replicated in other options and in diverse contexts. The methodology includes a decision of relevant criteria using the entropy method, automated data scraping in PDF documents via Python, and the application of the multicriteria method AHP-TOPSIS-2N. This method combines the AHP hierarchy process with the TOPSIS classification technique, allowing a detailed analysis and a fair classification of alternatives based on several multiple criteria. The study also uses the computational tool Network 3DM to facilitate the implementation and data analysis. The results reveal the effectiveness of the methods applied throughout the process in the classification of candidates, with a holistic and balanced evaluation, allowing an efficient and well-founded multicriteria decision-making. An entropy analysis includes the quality of writing in letters of intent and Lattes resumes as crucial indicators for the approval of candidates, underlining the need for evaluation criteria requirements in these aspects. The study concludes that the integration of advanced techniques with traditional methods allows a more holistic and precise evaluation of candidates, enhancing the selection process in higher education institutions.

Keywords: Academic Selection Processes; Mathematical Modeling; AHP-TOPSIS-2N Method; Entropy Analysis.

1 INTRODUÇÃO

A otimização dos processos seletivos se apresenta como uma frente interessante para instituições de ensino que desejam recrutar, de forma mais eficiente, candidatos para seus cursos acadêmicos. As técnicas tradicionais são fundamentadas em critérios e ferramentas que têm sido usadas há décadas, mas que continuam sendo aplicadas até hoje. Algumas técnicas tradicionais relatadas na literatura incluem: a avaliação mediante provas é um dos métodos mais antigos e ainda amplamente utilizados para selecionar candidatos para cursos acadêmicos. As provas podem variar desde testes de múltipla escolha até ensaios e problemas práticos (SAX et al., 2015). Muitos programas acadêmicos realizam entrevistas para avaliar a compatibilidade do candidato com o curso ou a instituição, bem como suas habilidades de comunicação e motivação (KUNCEL; KOICHEVAR; ONES, 2014). Cartas de recomendação fornecem uma visão externa sobre as qualidades e habilidades do candidato (KYLONEN; BERTLING, 2014). O histórico acadêmico do candidato fornece informações sobre seu desempenho anterior e pode ser um

indicativo de seu sucesso futuro em programas acadêmicos (KUNCEL; CREDÉ; THOMAS, 2005). Essa é uma chance para os candidatos expressarem suas motivações, experiências e objetivos, dando uma visão mais pessoal e profunda sobre sua adequação ao programa (RUBIN; KANG, 2013).

É importante notar que enquanto estas técnicas tradicionais ainda são relevantes, as instituições de ensino estão constantemente explorando novas abordagens e ferramentas para melhorar a eficácia de seus processos seletivos. A incorporação de técnicas avançadas tem desempenhado um papel cada vez mais crucial nos processos seletivos acadêmicos, não apenas por otimizar os processos, mas também para tratar da vasta quantidade de dados e para dar *insights* mais precisos sobre os candidatos. Usando dados históricos, as instituições podem criar modelos matemáticos para prever o sucesso acadêmico potencial de candidatos (BENNETT; NAIR, 2016). Algoritmos de aprendizado de máquina são usados para analisar automaticamente ensaios de admissão, recomendações e outros dados para fornecer e previsões sobre os candidatos (SHAHIRI; HUSAIN; RASHID, 2015). Sistemas de recomendação ajudam as instituições a fazer correspondências entre candidatos e programas acadêmicos que são mutuamente benéficos (PANDEY; SRIVASTAVA, 2019). Processos como coleta de dados, análise preliminar e comunicação com candidatos podem ser automatizados com *scripts* de programação (ROMERO; VENTURA, 2008).

Essas abordagens avançadas, combinadas com as técnicas tradicionais, permitem uma avaliação mais holística e precisa dos candidatos. Também é importante mencionar que, embora essas técnicas avançadas ofereçam muitos benefícios, elas também levantam questões éticas e práticas, como a privacidade dos dados, potenciais vieses nos algoritmos, entre outros. Portanto, é crucial que as instituições abordem essas técnicas com cuidado e conscientização.

O desenvolvimento de um processo automatizado ou semi-automatizado para coletar, processar e avaliar os dados dos candidatos a cursos acadêmicos, utilizando técnicas de processamento de texto e ferramentas multicritério, tem uma amplitude significativa dentro do contexto da seleção acadêmica. Essa abordagem se relaciona diretamente com o processo seletivo, proporcionando uma avaliação mais precisa e com o grau de parcialidade reduzido. A aplicação de técnicas de coleta e processamento de texto permite analisar de forma eficiente as informações contidas nas cartas de intenção e currículos Lattes dos candidatos, enquanto a integração do modelo por entropia permite extrair informações relevantes e convertê-las em uma matriz de decisão.

Além disso, a utilização de ferramentas multicritério, MCDA, do inglês *Multi-Criteria Decision Analysis*, como *Analytic Hierarchy Process* - AHP, focado na decomposição de um problema em sua estrutura hierárquica e na avaliação relativa de alternativas, em conformidade com Awasthi, Chauhan e Goyal (2011). *Elimination Et Choix Traduisant la REalité* - ELECTRE, utilizado para lidar com problemas de decisão com múltiplos critérios, muitas vezes onde há conflito entre eles (MOUSSEAU; FIGUEIRA; NAUX, 2001). *Preference Ranking Organization METHod for Enrichment Evaluation* - PROMETHEE, uma técnica de outranking, ideal

para situações em que as decisões são complexas. Pode ser usado para avaliar e classificar candidatos com base em múltiplos critérios (BEHZADIAN et al., 2012). Muitos outros métodos oferecem uma base objetiva para a classificação e seleção dos candidatos, considerando critérios estabelecidos e ponderados. Essa abordagem afeta diretamente a eficiência do processo seletivo, apoiando para uma avaliação mais justa e transparente. Dessa forma, a delimitação desse estudo visa aprofundar a compreensão das técnicas e ferramentas utilizadas no processo de seleção acadêmica, contribuindo para aprimorar a qualidade e a eficácia desse processo em instituições de ensino superior.

O uso dessas ferramentas de MCDA no processo seletivo acadêmico certamente aumenta a transparência e a eficiência. Os pesquisadores e profissionais podem usar a análise multicritério para avaliar candidatos de maneira mais metodológica, considerando diferentes critérios que podem ser relevantes para o sucesso acadêmico e profissional. Contudo, a implementação dessas ferramentas requer uma compreensão sólida de sua teoria e prática.

Embora o recrutamento de candidatos a cursos acadêmicos possua técnicas e processos seletivos específicos para as instituições de ensino superior, verifica-se a necessidade de adequação dos critérios de seleção às demandas e características particulares de cada instituição, assim como a disponibilidade e acessibilidade dos dados dos candidatos. Além disso, a complexidade e diversidade dos currículos acadêmicos indicam cada vez mais o uso de um sistema automatizado capaz de analisar e classificar de forma precisa e eficiente as informações relevantes para a seleção. Portanto, o estudo pretende se limitar a explorar como a aplicação dessas técnicas em um contexto específico pode contribuir para aprimorar o processo de seleção acadêmica, considerando as particularidades e desafios enfrentados pelas instituições.

Mediante este contexto, emerge o seguinte problema: Como é possível incrementar estratégias que visam a melhoria de processos seletivos de cursos acadêmicos, levando em consideração o recrutamento, o processamento e a avaliação sistematizada de dados dos candidatos, de maneira que sejam tratadas as suas subjetividades naturais?

Como objetivo do trabalho, apresenta-se o seguinte: desenvolver a partir da integração de técnicas de modelagem matemática em processos seletivos acadêmicos, incrementos de automatização e/ou semi-automatização para que se aprimore dado o recrutamento, a avaliação de dados dos candidatos, enquanto contempla e respeita suas singularidades e subjetividades. De maneira específica ao cumprimento geral do objetivo, têm-se: a) elencar de maneira fundamentada os principais critérios que devem estar presentes nos processos seletivos; b) implementar modelos matemáticos adaptáveis que facilitem a coleta, processamento e interpretação de dados dos candidatos, no intuito de uma avaliação mais holística e precisa; c) Avaliar a eficácia do modelo em termos de eficiência, precisão e equidade nas decisões tomadas para classificar e selecionar os candidatos com base em critérios normalizados e ponderados, consoante o grau de importância no processo seletivo.

Diante disso, o estudo buscou desenvolver uma estratégia que permita, a partir dos resultados emanados, automatizar ou semi-automatizar os processos seletivos, em oportunidades

futuras, a depender do contexto e necessidade situacional, incorporando o recrutamento, o processamento e a avaliação sistematizada de dados dos candidatos, dada as contribuições desta pesquisa. Para tanto foi necessário explorar o potencial dos recursos de análise de dados e tomada de decisões automatizadas. Além disso, foi essencial considerar as subjetividades inerentes aos candidatos, como suas experiências pessoais e habilidades não facilmente quantificáveis, garantindo uma avaliação mais completa e equitativa.

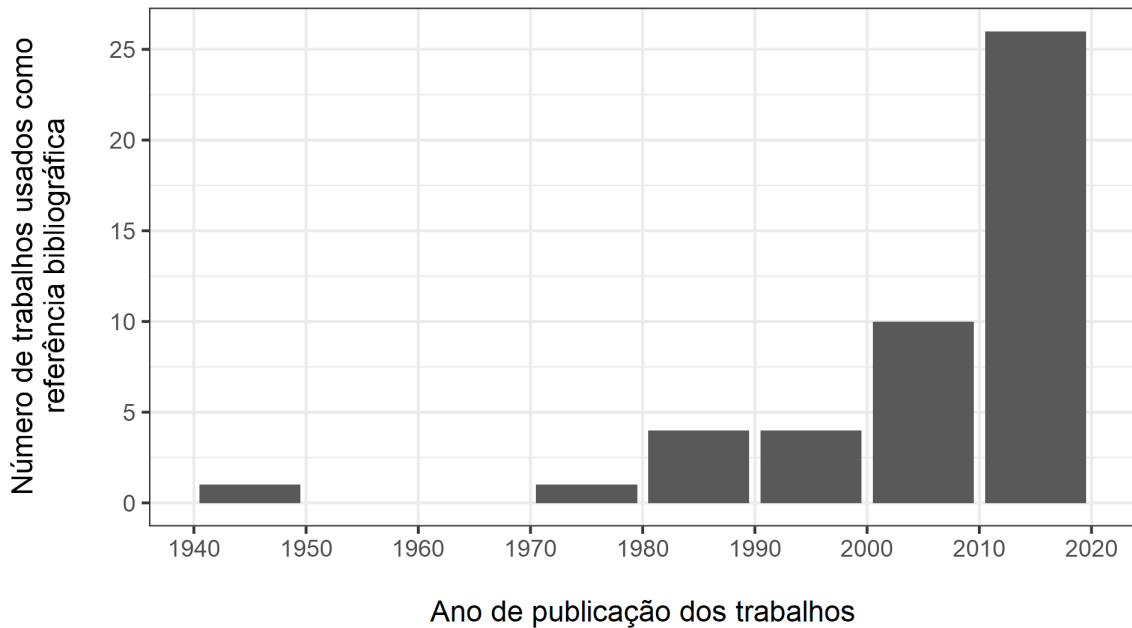
As especificidades da investigação consistiram em identificar os principais critérios e subjetividades presentes nos processos seletivos de cursos acadêmicos e como estudo de caso aplicou-se técnicas e métodos em um curso de pós graduação no Instituto Federal de Brasília, explorou-se ainda técnicas para tratamento de medidas de incertezas ou desordem aparente, sendo estas adequadas para o tratamento e análise de dados dos candidatos. Aplicando tal procedimento de análise sistematizada foi possível considerar tanto critérios objetivos como subjetivos e, por fim, avaliou-se a eficácia e precisão de uma sistemática padrão em comparação com os processos seletivos tradicionais. Com esses direcionamentos em mente, buscou-se contribuir para o aprimoramento dos processos seletivos, gerados em uma seleção mais eficiente, capaz de enfrentar a diversidade, como também controlar excessos de eventuais vieses de seleção.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Há, na literatura de otimização de processos seletivos, uma gama de trabalhos dedicados a explorar o uso dessa abordagem em vários contextos, especialmente no contexto acadêmico. De todas as referências coletadas, lidas e utilizadas no presente trabalho, a maioria foi publicada a partir de 2010, como mostra a Figura 1, indicando que a exploração dessa área do conhecimento ainda é relativamente recente.

Assim, espera-se que o estado da arte seja um tanto incipiente e que publicações que cubram abordagens alinhadas ao escopo da presente pesquisa sejam mais escassas – se não virtualmente inexistentes. Ao pesquisar em bases de dados indexadas de trabalhos acadêmicos por trabalhos recentes (publicados nos últimos 10 anos), tanto em língua inglesa quanto em língua portuguesa, utilizando palavras-chave relacionadas ao uso de técnicas avançadas de modelagem quantitativa e *text mining*, no contexto de processos seletivos acadêmicos (em especial de instituições de ensino superior no Brasil), os motores de pesquisa não retornaram trabalhos com estudos de caso alinhados com o objetivo do presente estudo, o que sugere que a pesquisa realizada aqui se encontra na fronteira do conhecimento.

Figura 1 — Número de trabalhos usados como referências bibliográficas na presente pesquisa acerca da temática



Fonte: Elaborado pelos autores.

Ao analisar dentro de um recorte regional, os estudos de caso realizados na América Latina e, mais especificamente, no Brasil, relatados em Salas-Pilco e Yang (2022), continuam corroborando esse prognóstico. A maioria dos estudos cobrem o uso de um conjunto de técnicas correlatas à área de inteligência artificial – incluindo as técnicas supracitadas – porém nenhuma aplicada ao contexto de processos seletivos.

2.1 Processos Seletivos Acadêmicos

No Brasil, a qualidade das Instituições de Ensino Superior (IESs) tem sido uma preocupação constante, refletida na atuação de órgãos governamentais como o Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais (Inep) e a Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (Capes). Esses órgãos desempenham um papel fundamental na avaliação e acompanhamento do desempenho das instituições de graduação e pós-graduação (IGARASHI et al., 2008). No âmbito da pós-graduação, em particular, o sistema de avaliação da Capes é amplamente reconhecido como eficiente, devido aos critérios que incluem a proposta do programa, a avaliação do corpo docente e discente, a produção intelectual e a inserção social (Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES), 2010) (HOLZ; TUTIKIAN; LEITE, 2000).

Nesse contexto, é de suma importância para os cursos de graduação e pós-graduação, *Lato e Stricto Sensu* adotar critérios de seleção que permitam identificar os candidatos que contribuirão de forma positiva para o desempenho do curso. Diante dessa necessidade, esses cursos geralmente desenvolvem etapas presenciais no processo seletivo, que facilitam a avaliação por parte da banca examinadora. Além disso, são consideradas as características dos candidatos,

que evidenciam seu perfil acadêmico e profissional. Essa abordagem é o foco de pesquisa do presente estudo, que busca investigar e aprimorar os critérios de seleção utilizados, visando selecionar os candidatos mais qualificados e adequados para o programa de pós-graduação.

A seleção dos candidatos para os cursos acadêmicos desempenha um papel que se certa maneira influencia na avaliação desses cursos, uma vez que a avaliação da CAPES atribui 35% de peso à seleção dos candidatos (Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES), 2010). Portanto, é fundamental entender que a seleção dos candidatos é um aspecto relevante, uma vez que evidencia as características acadêmicas e profissionais mais importantes para a aprovação no processo seletivo.

Do ponto de vista dos próprios candidatos, a pesquisa nesta área se justifica como uma forma de se prepararem de maneira mais efetiva para participarem dos processos seletivos, aumentando assim suas chances de aprovação. Através da compreensão dos critérios e características valorizadas pelos programas acadêmicos, os candidatos podem direcionar seus esforços e aprimorar as áreas necessárias, a fim de destacarem-se positivamente na seleção. Portanto, esta pesquisa é relevante tanto para as instituições de ensino, que buscam selecionar os candidatos mais adequados e qualificados, quanto para os próprios candidatos, que almejam ter uma preparação mais direcionada e eficaz para os processos seletivos. Ao investigar e compreender as características valorizadas durante o processo seletivo, os candidatos podem aumentar suas chances de aprovação e alcançar seus objetivos acadêmicos e profissionais.

2.2 Vieses Em Processos Seletivos

Objetivando tratar e não eliminar a subjetividade existente em problemas desta natureza, entende-se que através de um experimento ilustrativo, pode-se investigar o emprego desta abordagem. Neste contexto, observa-se que em muitos casos a tomada de decisão em amplo espectro ocorrem efetivamente em função de opiniões coletadas junto a pessoas conhecidas e/ou que trabalham na área ou atuam diretamente na situação problema, o que infere um alto grau de subjetividade no tratamento das informações quanto à classificação e ordenamento, que resultarão na escolha mais assertiva do que quer que seja o objeto da decisão a ser tomada.

Sob a perspectiva de Trevizano e Freitas (2005), a abordagem proposta não elimina a subjetividade inerente aos problemas decisórios, apenas busca tratar destas através do emprego de um método que possibilita a verificação da consistência dos julgamentos. Em particular, tais julgamentos preferencialmente devem ser conduzidos por profissionais que possuem conhecimentos na área do problema em questão, como o próprio corpo docente e áreas afins. Este é o principal motivo pelo qual não se recomenda o emprego de uma abordagem tão técnica e de considerável complexidade para pessoas consideradas leigas.

Os julgamentos de preferência das alternativas à luz de cada critério e da importância dos critérios em relação ao Foco Principal são obtidos a partir da opinião de especialistas - o que certamente não se caracteriza como uma verdade, visto que existe um alto grau de subjetividade nestes julgamentos. Mais precisamente, os resultados obtidos caracterizam-se pela

opinião única e pessoal do respectivo avaliador, não devendo ser generalizadamente expandida para decisões de todo e qualquer processo seletivo (TREVIZANO; FREITAS, 2005).

2.2.1 Principais Critérios Em Seleções Acadêmicas

Dentro do escopo da seleção acadêmica, recomenda-se reconhecer a dicotomia entre critérios objetivos e subjetivos que guiam o processo de avaliação dos candidatos. Os critérios objetivos, como destaca Sax et al. (2015), geralmente se baseiam em métricas quantitativas. Estes incluem o histórico escolar ou notas, que fornece uma medida quantitativa direta do desempenho acadêmico anterior do candidato. Além disso, as pontuações em testes padronizados, como *Scholastic Assessment Test - SAT*, *Graduate Record Examination - GRE* e *Graduate Management Admission Test - GMAT*, atuam como indicadores do potencial acadêmico em contextos específicos. Não menos importante são os projetos de pesquisa anteriores, como publicações ou participações em conferências, e a experiência prévia relacionada à área de estudo, como estágios ou trabalho voluntário.

Por outro lado, os critérios subjetivos oferecem uma visão mais profunda da personalidade, motivações e caráter de um candidato. Kuncel, Kochevar e Ones (2014) salientam a importância das cartas de recomendação no processo de admissão, pois oferecem perspectivas valiosas de professores, supervisores ou colegas sobre a capacidade e caráter do candidato. Igualmente importantes são os ensaios ou declarações pessoais, que permitem aos candidatos expressar suas motivações, interesses e visão. Além disso, entrevistas, muitas vezes conduzidas por painéis acadêmicos, servem como uma ferramenta para avaliar diretamente habilidades de comunicação, paixão e adequação ao programa ou instituição. O envolvimento em atividades extracurriculares também pode fornecer *insights* sobre a personalidade e interesses de um candidato.

No entanto, ao avaliar os candidatos com base nesses critérios, surgem preocupações sobre possíveis vieses inerentes. Nickerson (1998) identifica o viés de confirmação como um dos mais prevalentes, onde os avaliadores tendem a dar mais peso às informações que confirmam suas crenças ou ideias preexistentes. Além disso, o efeito halo, termo que foi descrito pelo psicólogo americano, Edward Thorndike, para descrever o potencial que o cérebro humano tem de analisar, julgar, concluir e definir uma pessoa a partir de uma única característica, pode causar distorções onde a percepção positiva em um critério pode influenciar indevidamente a avaliação de outros critérios.

Para abordar esses vieses e garantir uma avaliação justa, a normalização e a ponderação dos critérios são fundamentais. A normalização garante que todos os critérios estejam em uma escala comparável, tornando as comparações mais justas. A ponderação, por outro lado, garante que diferentes critérios sejam avaliados de acordo com sua relevância para o programa ou instituição. Esta abordagem objetiva minimiza vieses e promove decisões de admissão mais equitativas e transparentes.

2.3 Modelagem Matemática E Automatização Como Ferramentas De Equidade

A modelagem matemática é o processo de usar linguagem matemática para descrever e analisar problemas do mundo real (TRIANAPHYLLOU, 2000). Ao fazer isso, os pesquisadores podem transformar problemas complexos e muitas vezes ambíguos em estruturas compreensíveis, permitindo soluções objetivas. No contexto da seleção acadêmica, isso se manifesta na forma de decisões multicritério, onde vários critérios (tanto objetivos quanto subjetivos) são ponderados e avaliados simultaneamente para chegar a uma decisão final sobre a admissão de um candidato.

Com a ascensão da tecnologia, a automatização e semi-automatização tornaram-se elementos cruciais nos processos seletivos (BRYNJOLFSSON; HITT, 2000). A automação pode lidar com tarefas repetitivas e de alta frequência, como a triagem inicial de aplicativos com base em critérios objetivos (DWIVEDI et al., 2016). Isso não apenas reduz o tempo, mas também garante uma consistência que pode ser difícil de alcançar em avaliações manuais.

No entanto, com esses benefícios vêm desafios inerentes. Um desses desafios é a possibilidade de codificar vieses existentes nas ferramentas automatizadas, levando a decisões que refletem as desigualdades do passado. Além disso, a automação pode não ser adepta de capturar nuances ou qualidades intangíveis, evidentes em uma revisão manual.

Quando corretamente aplicada, a modelagem matemática tem o potencial de identificar e mitigar vieses inerentes (ONGGO et al., 2018). Por exemplo, técnicas de otimização podem ser empregadas para garantir que uma variedade de critérios sejam considerados de forma equitativa, evitando a super-representação de um único critério dominante.

A automatização, quando usada judiciosamente, pode também desempenhar um papel na promoção da equidade. Sistemas automatizados podem ser programados para não considerar fatores potencialmente enviesados, como origem étnica ou socioeconômica, garantindo que as decisões sejam baseadas apenas em méritos acadêmicos e outros critérios relevantes (ANGWIN et al., 2016). Portanto, a integração da modelagem matemática e automação em processos seletivos acadêmicos oferece uma oportunidade para instituições melhorarem a eficiência e a equidade de suas decisões de admissão. Entretanto, recomenda-se abordar essa integração com cuidado e consciência para maximizar seus benefícios e minimizar potenciais desafios.

2.4 Incrementos De Instrumentos Para Melhoria De Processos

A eficiência em seleções acadêmicas refere-se à capacidade de um sistema ou processo de realizar suas tarefas de seleção com o mínimo de desperdício de recursos e tempo (HE, 2013). Isso envolve a análise rápida e correta de candidaturas, bem como a tomada de decisões de admissão em tempo hábil (SHAH; SINHA, 2018).

A precisão, por outro lado, foca na correção das decisões tomadas. Um processo preciso identifica e admite candidatos possivelmente qualificados e adequados para o programa ou curso em questão (KUNCEL; CREDÉ; THOMAS, 2010). A equidade aborda a justiça e im-

parcialidade do processo de seleção, garantindo que todos os candidatos tenham uma mesma oportunidade (POPE; PRICE; WOLFERS, 2016).

Para avaliar a eficiência de um modelo, pode-se utilizar métricas como tempo de processamento (LIM; LEE, 2017). A precisão é avaliada através de métricas como acurácia, *recall* e precisão, enquanto a equidade pode ser avaliada através da análise de grupos desfavorecidos (DWORK et al., 2012).

A adoção de modelos matemáticos no processo de seleção acadêmica tem o potencial de aumentar a objetividade e reduzir vieses humanos. No entanto, esses modelos são tão bons quanto os dados e os critérios em que se baseiam. Se os dados históricos usados para treinar um modelo contêm vieses, o modelo também os terá (BAROCAS; SELBST, 2016).

Dito isso, técnicas modernas de modelagem oferecem maneiras de identificar e controlar vieses. Ao combinar dados robustos, análise cuidadosa e revisão regular, é possível desenvolver modelos que promovam a justiça e a equidade na seleção acadêmica, garantindo que todos os candidatos sejam avaliados com base em seus méritos e qualificações (CORBETT-DAVIES et al., 2017).

3 METODOLOGIA

Este estudo é inserido, conforme a classificação proposta por Gil (2010), no âmbito das pesquisas exploratórias e aplicadas. As pesquisas exploratórias têm como objetivo proporcionar maior familiaridade com o problema, tornando-o explícito ou construindo hipóteses. Dada a natureza inovadora da proposta, a integração da técnica de entropia, da automatização para raspagem de dados e do método multicritério em processos seletivos, é essencial uma abordagem exploratória que permite o aprofundamento e a compreensão das variáveis envolvidas. Já o caráter aplicado da pesquisa corre da sua intenção prática de aperfeiçoar e otimizar processos seletivos reais em contextos acadêmicos. Foram coletados dados do processo seletivo da pós-graduação, objeto do estudo de caso desta pesquisa, sendo informações sobre os documentos comprobatórios exigidos no próprio processo, resguardados os devidos cuidados aos dados sensíveis dos candidatos, conforme pressuposto na Lei Geral de Proteção de Dados - LGPD.

A seguir, detalha-se as etapas metodológicas adotadas, que é composta de três fases principais, cada uma dedicada a uma etapa específica do processo de seleção: identificação de critérios, coleta de dados e avaliação multicritério.

3.1 Identificação De Critérios Com Entropia

O primeiro passo é identificar os critérios mais relevantes para o processo seletivo. Para isso, utilizamos o método de entropia, que permite determinar a importância relativa de cada critério com base na dispersão das informações. A entropia é uma medida de incerteza ou desordem em um conjunto de dados. Em termos de classificação, quando a entropia é alta, significa que temos muita incerteza sobre a classificação; quando é baixa, temos mais certeza

(ZELENY, 1982).

A tomada de decisões em processos seletivos acadêmicos requer a identificação precisa de critérios que refletem os valores, objetivos e missões de uma instituição educacional. Estes critérios, muitas vezes, são múltiplos e variados, tornando a seleção uma tarefa complexa. A utilização do método de entropia surge como uma abordagem promissora para determinar a relevância de cada critério, otimizando a decisão final (SHANNON, 1948; ZELENY, 1982).

O conceito de entropia, originado da teoria da informação, é uma medida da magnitude de ambiguidade ou caos em um conjunto de dados (SHANNON, 1948). No contexto dos processos seletivos, a entropia ajuda a determinar quais critérios possuem maior variação ou dispersão de informações entre os candidatos, sinalizando sua potencial relevância no processo. Critérios com alta entropia indicam uma grande diversidade nas respostas ou desempenho dos candidatos, tornando-os essenciais para a diferenciação e decisão. Por outro lado, critérios com baixa entropia têm respostas semelhantes entre os candidatos, e talvez possam ser menos determinantes no processo de seleção.

A utilização do método de entropia proporciona de filtragem, reduzindo a dimensão de informação, primando pela importância relativa dos critérios no processo seletivo. Ao adotar essa abordagem, as instituições podem criar um sistema de avaliação mais impessoal, imparcial e adaptado à sua missão educacional (WANG; LEE, 2007). Além disso, a entropia pode ser combinada com outras técnicas multicritério para uma análise ainda mais refinada. Por exemplo, a entropia pode ser usada em conjunto com o AHP ou o Método PROMETHEE para aprimorar a ponderação de critérios e a tomada de decisão (LIANG; WANG, 2015).

3.1.1 Cálculo Da Entropia

No contexto de um processo seletivo onde a mineração de texto de cartas de intenção e currículos Lattes é utilizada para classificar candidatos como aprovados ou não surge como uma ferramenta estatística, parte integrante deste arcabouço metodológico. A entropia, denotada como $H(Y|X)$, quantifica a incerteza na classificação dos candidatos, aprovado ou não, dada a informação extraída dos documentos fornecidos.

A entropia condicional, um conceito fundamentado na teoria da informação (SHANNON, 1948), é uma medida importante na análise de variáveis aleatórias. Em termos matemáticos, a entropia de Shannon, $H(Y)$, de uma variável aleatória Y (por exemplo, o resultado da aprovação de candidatos) é calculada usando a fórmula:

$$H(Y) = - \sum_{y \in Y} p(y) \log_2 p(y)$$

Nesta expressão, $p(y)$ denota a probabilidade de um resultado específico y (aprovado ou não aprovado). Por outro lado, a entropia condicional $H(Y|X)$ de Y dado X (que podem ser

informações de cartas de intenção e currículos Lattes) é definida como:

$$H(Y|X) = \sum_{x \in X} p(x) H(Y|X = x),$$

onde $H(Y|X = x)$ representa a entropia de Y com a condição de X fixado em um valor específico x , e $p(x)$ é a probabilidade de X assumir esse valor. O cálculo de $H(Y|X = x)$ para um valor específico de X é:

$$H(Y|X = x) = - \sum_{y \in Y} p(y|X = x) \log_2 p(y|X = x),$$

aqui $p(y|X = x)$ é a probabilidade condicional de y dado $X = x$.

Na prática, para calcular a entropia condicional, primeiro determina-se a probabilidade de cada categoria em X , ou seja, $p(x)$ para cada x em X . Depois, para cada categoria x , calcula-se $p(y|X = x)$, que é utilizada para determinar $H(Y|X = x)$. Finalmente, $H(Y|X)$ é obtida como a soma ponderada desses valores de $H(Y|X = x)$ pelas probabilidades $p(x)$. Assim, a fórmula final para o cálculo da entropia condicional é:

$$H(Y|X) = \sum_{x \in X} p(x) \left(- \sum_{y \in Y} p(y|X = x) \log_2 p(y|X = x) \right).$$

Essa abordagem fornece uma base sólida para a análise de dados no processo seletivo, permitindo uma avaliação mais precisa dos candidatos. A entropia condicional ajuda a entender quais aspectos das cartas de intenção e currículos são mais preditivos para a decisão de aprovação, melhorando a eficácia do processo de seleção.

3.2 Raspagem De Dados Automatizada

A raspagem de dados de PDFs, implementada por meio de programação em *Python*, representa uma abordagem sofisticada e especializada do processo conhecido como *web scraping*. Esta técnica envolve a extração automatizada de informações de documentos em formato PDF utilizando *scripts Python*, que são capazes de decodificar e analisar documentos digitais estruturados de maneira complexa, como tabelas, gráficos e textos formatados (MUNZERT et al., 2015).

O uso de *Python* para raspagem de PDFs é significativo devido à sua flexibilidade e às poderosas bibliotecas disponíveis, como *PyPDF2* e *PDFMiner*, que permitem a interpretação eficiente do conteúdo dos PDFs. Essas ferramentas transformam os dados extraídos em formatos analisáveis, facilitando a coleta de informações de uma variedade de fontes documentais, especialmente útil em campos como a pesquisa acadêmica, onde os PDFs são um meio comum de comunicação de dados (BOETTIGER, 2015).

A automação dessa raspagem de dados mediante de *Python* não apenas aumenta a efi-

ciência e a amplitude da coleta de dados, mas também permite uma maior personalização no processo de extração, adaptando-se às especificidades dos documentos em PDF. Isso torna possível realizar análises mais profundas e abrangentes, essenciais para pesquisas empíricas e meta-análises (SAVAGE; BURROWS, 2014).

Contudo, a raspagem de dados de PDFs via *Python* também enfrenta desafios. Além das questões técnicas, como a variabilidade na formatação dos documentos PDF, há considerações éticas e legais relacionadas à extração de dados sem autorização, que devem ser cuidadosamente avaliadas para garantir a conformidade com as normas de direitos autorais e privacidade (RESENDE; ZEILBERGER, 2018).

3.3 Método Multicritério AHP-TOPSIS-2N

O Método AHP-TOPSIS-2N representa uma abordagem avançada na tomada de decisão, particularmente adequada para situações em que os aspectos subjetivos desempenham um papel significativo. Este método é indicado para cenários onde as preferências pessoais e as percepções individuais influenciam fortemente a escolha entre diferentes alternativas e critérios. Como destacado por Saaty (2008), o Método AHP, *Analytic Hierarchy Process*, é eficaz na quantificação de elementos subjetivos, transformando raciocínios qualitativos em quantitativos. Esta capacidade é crucial em contextos onde as métricas são intrinsecamente subjetivas e complexas, como a avaliação da satisfação do cliente ou a definição de prioridades estratégicas.

Além disso, o Método AHP-TOPSIS-2N é particularmente útil em situações com um grande número de alternativas, dado que não possui restrições quanto ao número de opções a serem avaliadas. Esta característica o torna adequada para ambientes de decisão complexos, onde diversas opções precisam ser consideradas. Segundo Hwang e Yoon (1981), o método TOPSIS, *Technique for Order of Preference by Similarity to Ideal Solution*, é eficiente na análise de múltiplas alternativas, facilitando a ordenação em um conjunto extenso.

No entanto, ao utilizar critérios quantitativos, é importante observar as limitações de até 15 critérios para garantir a previsão dos cálculos de consistência, conforme especificado por Saaty (1980). Esta limitação não reflete uma restrição metodológica, mas sim uma adaptação prática para manter a precisão e a confiabilidade do processo de tomada de decisão. A gestão da tolerância à inconsistência, conforme apontado por Saaty, não é uma falha do método, mas uma representação da complexidade e das nuances da realidade enfrentada durante o processo decisório.

No contexto da seleção de candidatos para o programa de pós-graduação em Matemática, Educação e Tecnologias, a implementação do método para a classificação ordenada surge como uma ferramenta analítica robusta e eficaz. Como já explanado, este método se concentrou em duas dimensões principais: a carta de intenção e o currículo Lattes dos candidatos, daí a aplicação da entropia nessas dimensões permitiram uma avaliação mais objetiva e quantitativa das informações. Na carta de intenção, a entropia ajudou a discernir a clareza e a coerência das motivações e objetivos do candidato, assim como o alinhamento destes com os objetivos

do programa. Por outro lado, no currículo Lattes, a entropia quantificou a relevância e a diversidade das experiências acadêmicas e profissionais, avaliando a profundidade e a amplitude das realizações dos candidatos. Esta abordagem multidimensional, fundamentada pela teoria da entropia combinada com o método híbrido multicritério, facilita uma comparação mais equilibrada e justa entre os candidatos, garantindo que a seleção seja feita com base em critérios bem definidos e mensuráveis, refletindo uma combinação equilibrada de qualidades acadêmicas e profissionais.

3.3.1 Explicação Matemática Do AHP-TOPSIS-2N

O método AHP-TOPSIS-2N combina o processo de hierarquização do AHP com a técnica de classificação do TOPSIS. Este método é particularmente eficaz para tomadas de decisão que envolvem múltiplos critérios.

AHP para Determinação dos Pesos dos Critérios: O primeiro passo envolve a utilização do AHP para determinar os pesos dos critérios. Este processo se inicia com a criação de uma matriz de comparação par a par para os critérios, onde os elementos a_{ij} representam a importância relativa do critério i em relação ao critério j .

$$A = \begin{bmatrix} 1 & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ \frac{1}{a_{12}} & 1 & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{1}{a_{1n}} & \frac{1}{a_{2n}} & \cdots & 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

Os pesos dos critérios são então derivados a partir desta matriz, normalmente através do cálculo do vetor de prioridades ou autovalores.

TOPSIS para Classificação das Alternativas: Com os pesos dos critérios estabelecidos, o TOPSIS é aplicado para classificar as alternativas. Inicialmente, constrói-se uma matriz de decisão normalizada R usando a fórmula:

$$r_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sqrt{\sum_{j=1}^n x_{ij}^2}} \quad (2)$$

onde x_{ij} é o valor do critério i para a alternativa j , e n é o número total de alternativas.

A matriz de decisão ponderada V é então calculada:

$$v_{ij} = w_i \cdot r_{ij} \quad (3)$$

onde w_i é o peso do critério i .

Determinação das Soluções Ideal Positiva e Negativa: A solução ideal positiva A^+ e a solução ideal negativa A^- são determinadas:

$$A^+ = \{\max_j v_{ij} | i \in \text{critérios de benefício}, \min_j v_{ij} | i \in \text{critérios de custo}\} \quad (4)$$

$$A^- = \{\min_j v_{ij} | i \in \text{critérios de benefício}, \max_j v_{ij} | i \in \text{critérios de custo}\} \quad (5)$$

Cálculo das Distâncias para as Soluções Ideais: As distâncias de cada alternativa até as soluções ideais positiva e negativa são calculadas:

$$D_j^+ = \sqrt{\sum_{i=1}^m (v_{ij} - A_i^+)^2} \quad (6)$$

$$D_j^- = \sqrt{\sum_{i=1}^m (v_{ij} - A_i^-)^2} \quad (7)$$

Determinação do Score de Similaridade: Finalmente, calcula-se o score de similaridade para cada alternativa:

$$S_j = \frac{D_j^-}{D_j^+ + D_j^-} \quad (8)$$

As alternativas são então classificadas com base em S_j , com scores mais altos indicando uma posição mais elevada na classificação.

Tem-se aqui uma abordagem estruturada e quantitativa para a tomada de decisão, permitindo uma análise detalhada e uma classificação robusta das alternativas com base em múltiplos critérios.

3.3.2 Ferramenta Computacional Web Three Decision Methods - 3DM

A integração do método AHP-TOPSIS-2N na ferramenta computacional *Web 3DM, Three Decision Methods*, oferece uma plataforma eficiente e acessível para a aplicação desta abordagem de tomada de decisão multicritério. Desenvolvida por Bozza et al. (2020), a ferramenta 3DM é uma solução que facilita a implementação do método, proporcionando uma interface amigável e ferramentas analíticas robustas. Esta ferramenta permite aos usuários inserir dados, realizar análises e visualizar resultados de forma intuitiva e simplificada, tornando o processo de tomada de decisão mais acessível, especialmente para aqueles sem conhecimento profundo em programação ou análise estatística.

A funcionalidade central do 3DM reside na sua capacidade de analisar e analisar grandes conjuntos de dados, aplicando os métodos AHP e TOPSIS sequencialmente para gerar classificações e avaliações planejadas. O software suporta a entrada de dados para concursos, seleções, dentre outras situações que requeiram análises. A execução de comparações par a par no AHP, e a subsequente aplicação do TOPSIS para a obtenção de um ranking final das alternativas faz

com que essa integração de processos possibilite que a tomada de decisão seja baseada em uma análise criteriosa e abrangente, refletindo as nuances e complexidades inerentes aos critérios e alternativas envolvidas.

Além disso, a 3DM destaca-se pela sua adaptabilidade, sendo aplicável a uma variedade de contextos de tomada de decisão, desde análises empresariais até avaliações acadêmicas, podendo ser acessada gratuitamente em <<https://3decisionmethods.com/3DM/index.html>>. A capacidade de analisar dados de maneira eficiente e precisa torna o software uma ferramenta valiosa para pesquisadores, gestores e tomadores de decisão (BOZZA et al., 2020).

3.4 Modelagem E Estruturação Técnica

Na análise de entropia para avaliação do processo seletivo de especialização, observa-se que algumas variáveis específicas e suas combinações oferecem *insights* significativos sobre os critérios de seleção mais eficazes. A análise revelou que as variáveis "Avaliação Qualidade da Escrita_carta" e "Avaliação Qualidade da Escrita_lattes" possuem as menores entropias condicionais individualmente, indicando que esses elementos são cruciais para determinar a aprovação de um candidato.

A baixa entropia condicional sugere que estas variáveis são fortes indicadores do resultado final de aprovação ou não aprovação, proporcionando uma base sólida para a tomada de decisão. Isso implica que a qualidade da escrita, tanto na carta de intenção quanto no currículo Lattes, deve ser um critério chave no processo de seleção. Esta conclusão é suportada pela entropia condicional combinada de zero para pares como "Avaliação Qualidade da Escrita_carta" e "Qualificações_lattes" e "Avaliação Qualidade da Escrita_carta" e "Avaliação Qualidade da Escrita_lattes". Tais combinações indicam uma forte interdependência entre estas variáveis, reforçando ainda mais a importância da qualidade da escrita na seleção dos candidatos.

Portanto, para a tomada de decisão no processo seletivo, recomenda-se a implementação de critérios rigorosos de avaliação da qualidade da escrita nas cartas de intenção e nos currículos Lattes dos candidatos. No contexto do presente estudo, a aplicação da análise de entropia revelou uma sinalização sobre as variáveis mais informativas no processo de seleção. Para ilustrar de forma clara e objetiva os resultados desta análise, o Quadro 1 foi elaborado. Ele resume as entropias condicionais das variáveis individuais e das combinações de variáveis, oferecendo uma visão quantitativa da importância relativa de cada uma delas no contexto da decisão de aprovação de candidatos. Este quadro facilita a compreensão dos dados e suporta a discussão subsequente sobre a formulação de critérios eficazes para o processo seletivo.

Figura 2 — Quadro Resumo da Análise de Entropia para Avaliação de Processo Seletivo

Categoria	Variável/Combinação de Variáveis	Entropia Condicional
Variáveis Individuais	Avaliação Qualidade da Escrita_carta	0.097
	Avaliação Qualidade da Escrita_lattes	0.099
Combinações de Duas Variáveis	Avaliação Qualidade da Escrita_carta & Qualificações_lattes	0.0
	Avaliação Qualidade da Escrita_carta & Avaliação Qualidade da Escrita_lattes	0.0
	Experiência Prévia_carta & Avaliação Qualidade da Escrita_carta	0.0
	Objetivos Profissionais_carta & Avaliação Qualidade da Escrita_carta	0.032
	Objetivos Profissionais_carta & Avaliação Qualidade da Escrita_lattes	0.032

Fonte: Elaborado pelos autores.

Para aplicar o método AHP-TOPSIS-2N na avaliação do processo seletivo, foi desenvolvida uma matriz de decisão que ressalta a relevância das tradições de critérios propostos pela AHP. Nesta matriz, apresentada no quadro da figura 2, cada candidato é avaliado com base em critérios específicos, como 'Experiência Acadêmica e Publicações', 'Qualificações Profissionais e Desempenho Acadêmico', entre outras interações pertinentes. Os valores numéricos atribuídos a esses critérios, específicos pela ocorrência computada dos respectivos elementos, refletem uma avaliação precisa e específica de cada candidato, fornecendo uma base de dados robusta e informativa. Após a atribuição dos pesos dos critérios pela AHP, o método TOPSIS é aplicado para obter um ranking final dos candidatos, facilitando o processo de tomada de decisão multicritério.

Figura 3 — Estrutura da Matriz de Decisão Formatada

ID Candidato	Qualidade Escrita & Qualificações	Qualidade Escrita Carta & Lattes	Experiência & Qualidade Escrita	Objetivos & Qualidade Escrita Carta	Objetivos & Qualidade Escrita Lattes
Candidato 1	Valor numérico	Valor numérico	Valor numérico	Valor numérico	Valor numérico
Candidato 2	Valor numérico	Valor numérico	Valor numérico	Valor numérico	Valor numérico
...
Candidato N	Valor numérico	Valor numérico	Valor numérico	Valor numérico	Valor numérico

Fonte: Elaborado pelos autores.

O processo de tomada de decisão para a seleção dos candidatos foi estruturado utilizando o método AHP-TOPSIS-2N, com uma abordagem específica que permite a diferenciação e ponderação classificada entre critérios qualitativos e quantitativos. A modelagem do problema envolveu várias etapas fundamentais para garantir a robustez e a eficácia da análise. Inicialmente, o AHP foi aplicado para determinar os pesos dos critérios, considerando tanto os aspectos quantitativos quanto qualitativos. Em seguida, o método TOPSIS foi utilizado para classificar os candidatos com base nos critérios ponderados. Este processo garante uma avaliação holística e equilibrada dos candidatos, permitindo uma tomada de decisão multicritério eficiente e bem fundamentada.

3.4.1 Classificação Dos Critérios

Com o apoio da entropia, neste caso, serviu como uma medida da distribuição e da variação das informações relativas aos candidatos em cada critério. Ao captar a frequência de ocor-

rência de cada candidato em cada critério, a entropia condicional permitiu identificar padrões de concentração ou dispersão. Isso pode ser particularmente útil para identificar áreas onde os candidatos são fortes ou fracos em comparação uns com os outros. A justificação dos critérios mencionados como quantitativos, considerando a análise de entropia, envolve transformar aspectos qualitativos em quantitativos, permitindo uma avaliação mais objetiva e mensurável.

3.4.2 Depuração E Tratamento Dos Dados

A depuração dos dados foi realizada via raspagem de dados, onde cada ocorrência identificada em cada critério foi contabilizada. Essa abordagem permitiu uma análise quantitativa mais precisa e uma avaliação qualitativa mais fundamentada.

3.4.3 Aplicação Do Método

O método se baseia nos métodos AHP e TOPSIS, utilizando duas normalizações diferentes que produzem os resultados. Por se tratarem de critérios quantitativos *Exp.Carta & Esc.Carta*; *Obj.Carta & Esc.Carta*; *Esc.Carta & QualLattes*; *Esc.Carta & Esc.Lattes* e *Obj.Carta & Esc.Lattes*, os dados apurados para cada candidato foram inseridos, adotando-se a técnica de avaliação de *performances* de alternativas através da similaridade da mesma com uma solução ideal e também levando em conta a avaliação dos critérios segundo a Escala de Saaty pelos responsáveis pelas decisões. De acordo com essa técnica a melhor alternativa é aquela mais próxima da solução ideal e mais distante da solução não ideal (BOZZA et al., 2020). Neste contexto, os critérios foram tratados como monotônicos de vantagem, onde valores maiores indicam uma preferência maior.

3.4.4 Determinação Das Prioridades Entre Os Critérios

Na etapa seguinte, foi realizada a indicação das prioridades entre os critérios. Para ajustar as prioridades no AHP, cada par de critérios deve ser reavaliado com base na sua importância relativa ao objetivo do processo de seleção. Pode-se ainda, dada a avaliação da comissão de seleção, determinar tais prioridades entre os pares de critérios, sendo esta abordagem vinculada ao edital de chamamento público como procedimento.

Para a aplicação neste estudo de caso, foram arbitradas tais prioridades na tentativa justificada de manter a coerência e equidade nos procedimentos. A figura 3 a seguir apresenta tais atribuições:

Figura 4 — Priorização entre Critérios



Fonte: dados da pesquisa. Bozza et al. (2020).

Justifica-se que a experiência profissional previamente documentada é considerada mais crítica para o sucesso do que as intenções futuras. Isso pode justificar um ajuste para favorecer a experiência (Exp.Carta) sobre os objetivos (Obj.Carta). Por isso, atribuiu-se um valor de 3 na escala AHP, indicando que a experiência e a qualidade da escrita são moderadamente mais importantes.

A qualidade do currículo *Lattes* é elemento importante ao processo, mas a experiência específica articulada na carta é percebida como um melhor indicador de desempenho futuro, pode-se dar um pouco mais de peso à experiência. Portanto, deu-se um valor de 2, mostrando uma importância ligeiramente maior. Qualificações documentadas no currículo *Lattes* (Qual-Lattes) podem ser vistas como uma base sólida para a tomada de decisão, indicando conquistas passadas e habilidades verificáveis. Atribui-se então um valor de 5, indicando uma importância fortemente maior.

A consistência na qualidade da escrita entre diferentes documentos é vista como um indicador de atenção e rigor, isso pode ser considerado mais importante do que os objetivos expressos. Indica-se aqui um valor de 4, refletindo uma importância maior. Já considerando que a consistência na qualidade da escrita pode ser um indicador de comunicação eficaz, importante para o ambiente acadêmico, atribui um valor de 1, indicando igual importância, assumindo que ambos são importantes, mas não um mais do que o outro.

3.4.5 Ranking Final E Análise Dos Resultados

A conclusão do processo resultou no *ranking* final dos candidatos, resultando na relação dos candidatos e suas respectivas pontuações obtidas em ordem decrescente, sendo os primeiros colocados com a melhor pontuação no pleito.

4 APRESENTAÇÃO DOS RESULTADOS

Nesta seção, apresentamos os resultados da aplicação do método AHP-TOPSIS-2N na classificação dos candidatos em um processo seletivo competitivo. Foram analisados 62 candidatos, dos quais destacamos as 10 primeiras colocações com base em critérios cuidadosamente selecionados e ponderados. A Figura 4 mostra os resultados da primeira normalização, enquanto a Figura 5 apresenta os resultados do segundo procedimento de normalização.

Na Figura 4, observa-se que o candidato Cand_n2 destaca-se com uma pontuação relativa de satisfação (RS) de 0.9810, seguido pelo candidato Cand_n5 (RS de 0.5629) e Cand_n36 (RS de 0.5286). Estes resultados refletem uma combinação de proximidade à solução ideal positiva (D+) e distância da solução ideal negativa (D-), com o Cand_n2 apresentando uma distância D+ significativamente baixa (0.0018) e uma distância D- relativamente alta (0.0904), sugerindo um perfil bem alinhado aos critérios estabelecidos.

Figura 5 — Resultados: procedimento 1

RESULTADO - AHP-TOPSIS-2N			
Avaliação de Candidatos em Processo Seletivo			
▶ Matriz Resultado (Procedimento 1)			
	D+	D-	RS
Cand_n1	0.0869	0.0043	0.0468
Cand_n2	0.0018	0.0904	0.9810
Cand_n3	0.0629	0.0297	0.3210
Cand_n4	0.0801	0.0142	0.1510
Cand_n5	0.0432	0.0556	0.5629
Cand_n6	0.0893	0.0018	0.0202
Cand_n7	0.0799	0.0144	0.1529
Cand_n8	0.0891	0.0020	0.0225
Cand_n9	0.0813	0.0100	0.1094
Cand_n10	0.0715	0.0216	0.2323
Alternativa	Pontuação Obtida		
Cand_n2	0.9810		
Cand_n5	0.5629		
Cand_n36	0.5286		
Cand_n41	0.3642		
Cand_n11	0.3410		
Cand_n3	0.3210		
Cand_n40	0.2897		
Cand_n23	0.2619		
Cand_n48	0.2604		
Cand_n37	0.2540		

Fonte: dados da pesquisa. Bozza et al. (2020).

A Figura 5 reforça a superioridade do candidato Cand_n2 com uma RS de 0.9790, mesmo sob um regime de normalização alternativo, o que indica a robustez dos resultados. O candidato Cand_n5 mantém-se em posição proeminente (RS de 0.6223), seguido pelo Cand_n36 (RS de 0.5821). A consistência na classificação dos candidatos entre as duas normalizações sugere que a metodologia AHP-TOPSIS-2N é resiliente a variações na abordagem de normalização dos dados.

Figura 6 — Resultados: procedimento 2

RESULTADO - AHP-TOPSIS-2N			
► Matriz Resultado (Procedimento 2)			
	D+	D-	RS
Cand_n1	0.4443	0.0236	0.0505
Cand_n2	0.0099	0.4616	0.9790
Cand_n3	0.2971	0.1992	0.4013
Cand_n4	0.3870	0.1417	0.2680
Cand_n5	0.1949	0.3210	0.6223
Cand_n6	0.4415	0.1173	0.2099
Cand_n7	0.3858	0.1422	0.2693
Cand_n8	0.4404	0.1174	0.2105
Cand_n9	0.3989	0.1290	0.2443
Cand_n10	0.3416	0.1672	0.3287

Alternativa	Pontuação Obtida
Cand_n2	0.9790
Cand_n5	0.6223
Cand_n36	0.5821
Cand_n41	0.4384
Cand_n11	0.4209
Cand_n3	0.4013
Cand_n40	0.3564
Cand_n23	0.3523
Cand_n37	0.3459
Cand_n48	0.3416

Fonte: dados da pesquisa. Bozza et al. (2020).

É importante notar que, apesar da variação nos valores absolutos das distâncias D+ e D- entre os dois procedimentos, a ordem relativa dos candidatos permaneceu quase inalterada, indicando a confiabilidade do método em determinar a classificação dos candidatos. Os candidatos que aparecem nas primeiras posições demonstraram um perfil holístico que equilibra tanto a excelência documentada em seu currículo Lattes quanto a articulação e clareza de objetivos e experiências em suas cartas de apresentação.

Os resultados obtidos são um testemunho da eficácia do método AHP-TOPSIS-2N em discernir as sutilezas entre os candidatos, proporcionando um julgamento quantitativo que é essencial para uma seleção justa e objetiva. A aplicação deste método revela-se uma ferramenta valiosa para comitês de seleção, permitindo uma comparação multifacetada e uma classificação discriminante entre um grande número de candidatos.

5 DISCUSSÕES

5.1 Quanto Aos Aspectos Metodológicos

Os métodos de normalização utilizados no AHP-TOPSIS-2N são cruciais para padronizar os valores dos critérios, permitindo que eles sejam comparados em uma escala comum, independentemente de suas unidades originais ou magnitudes. Normalmente, dois métodos comuns de normalização são o linear e o vetorial. No método linear, os valores são ajustados para uma escala comum, frequentemente de 0 a 1, onde 0 representa a menor preferência e 1 a maior. No método do vetor, os valores são divididos pelo vetor norma dos critérios, resultando em uma escala unitária que preserva as relações de proporcionalidade.

A discussão dos resultados obtidos através do método AHP-TOPSIS-2N deve considerar a relevância e o peso de cada estratégia prevista no processo seletivo. Por exemplo, se critérios como experiência profissional e qualificações acadêmicas são altamente ponderados, a classificação dos candidatos deve refletir a prioridade dada a estes aspectos. A consistência

dos resultados entre diferentes métodos de normalização indica que os candidatos selecionados como os mais adequados possuem atributos que são robustos e consistentes, independentemente do método de normalização aplicado.

A interpretação deste contexto no processo seletivo deve considerar resultados que os obtidos pelos candidatos refletem uma agregação quantitativa das avaliações de múltiplos critérios, traduzindo-se em uma medida de sua justiça global para a carga ou função em questão. Candidatos com vitórias mais altas são considerados mais alinhados com o perfil desejado, demonstrando não apenas excelência individual em determinados critérios, mas também um equilíbrio entre todos os aspectos avaliados. Isso sugere que esses candidatos têm o potencial de desempenhar suas funções de forma mais eficaz e contribuir significativamente para os objetivos da organização ou instituição.

5.2 Quanto À Literatura

Na discussão dos achados deste estudo no contexto da literatura existente, é essencial considerar o papel dos modelos matemáticos como instrumentos para a melhoria dos processos de seleção acadêmica, conforme salientado por He (2013), Shah e Sinha (2018). A eficiência do processo de seleção, caracterizada pela rapidez e minimização do desperdício de recursos e tempo, é um dos pilares fundamentais que os métodos analíticos buscam otimizar.

Os resultados obtidos através do método alinham-se com os princípios de eficiência, precisão e equidade. A metodologia empregada oferece uma análise rápida das candidaturas, atendendo à demanda por eficiência. Isso se reflete no tempo necessário para analisar e classificar um grande volume de candidatos, uma métrica que Lim e Lee (2017) identificaram como crucial. A precisão do AHP-TOPSIS-2N é demonstrada pela sua capacidade de diferenciar sutilezas entre os candidatos, o que está em consonância com as observações de Kuncel, Credé e Thomas (2005), que enfatizam a importância de identificação de candidatos verdadeiramente verdadeiros.

Quanto à equidade, o método AHP-TOPSIS-2N pode ser considerado um avanço no sentido de atender às preocupações de Pope, Price e Wolfers (2016), já que promove uma avaliação imparcial dos candidatos, baseando-se nas considerações em méritos quantitativos e qualitativos, sem espaço para discriminação subjetiva ou inconsciente. Este aspecto é crítico, visto que a análise de grupos desfavorecidos e a prevenção de vieses são centrais para a equidade do processo (DWORK et al., 2012).

No entanto, como Barocas e Selbst (2016) alertaram, a objetividade de tais modelos está intrinsecamente ligada à qualidade e à imparcialidade dos dados e critérios utilizados. Portanto, os resultados deste estudo também reforçam a necessidade de uma seleção cuidadosa de critérios e uma revisão constante dos dados utilizados, alinhando-se com as recomendações de Corbett-Davies et al. (2017) para o desenvolvimento de modelos que promovam justiça e equidade. Ao implementar o método proposto, este estudo também contribui para a literatura que explora formas de controlar processos complexos, uma vez que a metodologia oferece uma

abordagem estruturada e transparente que pode ser auditada e ajustada para melhorar continuamente a justiça da seleção .

6 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este estudo abordou o processo de seleção acadêmica por meio do método AHP-TOPSIS-2N, uma abordagem analítica que visa melhorar a eficiência, precisão e equidade da seleção de candidatos. A literatura atual aponta para uma crescente necessidade de métodos que reduzam o desperdício de tempo e recursos e promovam decisões justas e imparciais. No entanto, uma limitação recorrente nos estudos existentes é a tendência de subestimar as visões inerentes aos dados e aos critérios utilizados para modelos treinados matemáticos de seleção, conforme planejado por Barocas e Selbst (2016).

As contribuições deste trabalho residem na aplicação prática de uma metodologia robusta que fornece uma análise quantitativa detalhada dos candidatos, conduzindo um processo de seleção mais fundamentado e transparente. Demonstramos que o método AHP-TOPSIS-2N pode efetivamente classificar um grande número de candidatos com consistência, mesmo quando solicitado a diferentes métodos de normalização, destacando a confiabilidade e a validade da abordagem.

Apesar dos avanços, este estudo não explora o impacto de dados históricos vistos na modelagem final e na decisão. Este é um campo fértil para investigações futuras, pois o reconhecimento e a mitigação de vieses são essenciais para a integridade de qualquer processo seletivo. Além disso, embora tenhamos abordado a eficiência e a precisão, a mensuração da equidade em processos de seleção, como também uma automatização total, desde a estruturação, tratamento dos dados e aplicação metodológica para os resultados finais permanecem como lacuna. Trabalhos futuros poderiam se concentrar em estudar análises mais refinadas para avaliar e garantir a equidade, particularmente em relação a grupos desfavorecidos.

Como perspectiva de trabalho futuro, sugere-se a implementação de técnicas de aprendizado de máquina para avaliar e corrigir possíveis vieses nos critérios de seleção. Além disso, recomenda-se uma expansão do estudo para incluir comparações interculturais e interinstitucionais, para validar a generalização do método AHP-TOPSIS-2N em diferentes contextos acadêmicos, e ainda, um mapeamento de todo o processo para uma proposta de automatização computacional completa. A longo prazo, espera-se que tais melhorias nos modelos de seleção acadêmica contribuam para processos mais céleres, justos e equitativos, alinhados com as necessidades e valores de uma sociedade em constante evolução.

REFERÊNCIAS

ANGWIN, J. et al. Machine bias. **ProPublica**, 2016.

- AWASTHI, A.; CHAUHAN, S.; GOYAL, S. Using ahp and dempster-shafer theory for evaluating sustainable transport solutions. **Environmental Modelling and Software**, v. 26, n. 6, p. 787–796, 2011.
- BAROCAS, S.; SELBST, A. D. Big data's disparate impact. **California Law Review**, 2016.
- BEHZADIAN, M. et al. A state-of-the-art survey of topsis applications. **Expert Systems with Applications**, v. 39, n. 17, p. 13051–13069, 2012.
- BENNETT, A.; NAIR, M. Predictive modeling in the admission process: A case study. **Journal of Admission**, v. 2016, p. 12–19, 2016.
- BOETTIGER, C. An introduction to docker for reproducible research. **ACM SIGOPS Operating Systems Review**, ACM, v. 49, n. 1, p. 71–79, 2015.
- BOZZA, G. et al. **Three Decision Methods (3DM) Software Web**. 2020.
- BRYNJOLFSSON, E.; HITT, L. M. Beyond computation: Information technology, organizational transformation and business performance. **Journal of Economic perspectives**, v. 14, n. 4, p. 23–48, 2000.
- Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES). **Relatório de Avaliação 2007-2009, Trienal 2010**. 2010. Disponível em: <<http://trienal.capes.gov.br/wp-content/uploads/2011/02/RELATORIO-DE-AVALIACAO-ADMINISTRACAO.pdf>>. Acesso em: 10 abr. 2012.
- CORBETT-DAVIES, S. et al. Algorithmic decision making and the cost of fairness. **Proceedings of the 23rd ACM SIGKDD international conference on knowledge discovery and data mining**, 2017.
- DWIVEDI, Y. K. et al. Predicting citizens' intent to use an e-government system: Testing the modified utaut model. **Information Systems Frontiers**, v. 18, n. 4, p. 685–696, 2016.
- DWORK, C. et al. Fairness and abstraction in sociotechnical systems. **ACM Conference on Fairness, Accountability, and Transparency**, 2012.
- GIL, A. C. **Como elaborar projetos de pesquisa**. São Paulo: Editora Atlas SA, 2010.
- HE, W. Process efficiency: Strategies for aligning service systems with customer service. **International Journal of Information Management**, v. 33, n. 3, p. 429–437, 2013.
- HOLZ, N. O.; TUTIKIAN, J.; LEITE, D. **Avaliação e compromisso: construção e prática da avaliação institucional em uma universidade pública**. Porto Alegre: Editora da Universidade Federal do Rio Grande do Sul, 2000.
- HWANG, C.-L.; YOON, K. **Methods for Multiple Attribute Decision Making**. [S.l.]: Springer, 1981.
- IGARASHI, D. C. C. et al. A qualidade do ensino sob o viés da avaliação de um programa de pós-graduação em contabilidade: proposta de estruturação de um modelo híbrido. **RAUSP, Revista de Administração**, v. 43, p. 117–137, 2008.

- KUNCCEL, N.; CREDÉ, M.; THOMAS, L. The validity of self-reported grade point averages, class ranks, and test scores: A meta-analysis and review of the literature. **Review of Educational Research**, v. 75, n. 1, p. 63–82, 2005.
- KUNCCEL, N.; KOCHEVAR, R.; ONES, D. A meta-analysis of letters of recommendation in college and graduate admissions: Reasons to be cautious. **Personnel Psychology**, v. 67, n. 1, p. 235–265, 2014.
- KUNCCEL, N. R.; CREDÉ, M.; THOMAS, L. L. The validity of cognitive and non-cognitive measures for college admissions. **Educational and Psychological Measurement**, 2010.
- KYLLONEN, P.; BERTLING, J. Innovative assessment of collaboration. In: _____. **Handbook of international large-scale assessment**. [S.l.]: CRC Press, 2014. p. 427–447.
- LIANG, F.; WANG, Y. Combination of interval-valued fuzzy set and entropy theory for mcdm in the earthquake shelter assessment. **Safety Science**, v. 79, p. 324–334, 2015.
- LIM, S.; LEE, S. Measuring efficiency of using a business intelligence in support of decision making. **Information Systems and e-Business Management**, 2017.
- MOUSSEAU, V.; FIGUEIRA, J.; NAUX, J. Inferring an electre tri model from assignment examples. **Journal of Global Optimization**, v. 20, n. 2, p. 229–251, 2001.
- MUNZERT, S. et al. **Automated Data Collection with R: A Practical Guide to Web Scraping and Text Mining**. [S.l.]: John Wiley and Sons, 2015.
- NICKERSON, R. Confirmation bias: A ubiquitous phenomenon in many guises. **Review of General Psychology**, v. 2, n. 2, p. 175–220, 1998.
- ONGGO, B. S. S. et al. Applications of simulation in business analytics. **European Journal of Operational Research**, v. 264, n. 2, p. 383–397, 2018.
- PANDEY, M.; SRIVASTAVA, A. Course recommendation system for academics using machine learning. In: IEEE. **2019 IEEE International Conference on Electrical, Computer and Communication Technologies (ICECCT)**. [S.l.], 2019. p. 1–6.
- POPE, D. G.; PRICE, J.; WOLFERS, J. The effects of differential admission patterns on minority students' performance, retention, and graduation: A simulation model. **Journal of Policy Analysis and Management**, 2016.
- RESENDE, M.; ZEILBERGER, J. Web scraping techniques to collect data on consumer electronics and airfares for brazilian inflation. **Journal of Economic and Social Measurement**, v. 43, n. 1-2, p. 71–98, 2018.
- ROMERO, C.; VENTURA, S. Data mining in course management systems: Moodle case study and tutorial. **Computers and Education**, v. 51, n. 1, p. 368–384, 2008.
- RUBIN, D.; KANG, O. A study of graduate students' persuasive letter writing and perceptions of writing context. **Journal of Business and Technical Communication**, v. 27, n. 1, p. 67–98, 2013.
- SAATY, T. L. The analytic hierarchy process. **McGraw Hill International**, v. 1, n. 3, p. 1–27, 1980.

SAATY, T. L. **Decision making with the analytic hierarchy process**. [S.l.]: Inderscience Publishers, 2008. v. 1. 83–98 p.

SALAS-PILCO, S.; YANG, Y. Artificial intelligence applications in latin american higher education: a systematic review. **International Journal of Educational Technology in Higher Education**, v. 19, 2022.

SAVAGE, M.; BURROWS, R. Conceptualizing and understanding academic labor in the age of data. **The Sociological Review**, v. 62, p. 105–122, 2014.

SAX, L. et al. Studying"to the test: A case study of evidence-based decision making in undergraduate engineering education. **Research in Higher Education**, v. 56, n. 8, p. 812–830, 2015.

SHAH, R.; SINHA, A. Optimization strategies in business process management. **Business Process Management Journal**, 2018.

SHAHIRI, A.; HUSAIN, W.; RASHID, N. A review on predicting student's performance using data mining techniques. **Procedia Computer Science**, v. 72, p. 414–422, 2015.

SHANNON, C. E. A mathematical theory of communication. **Bell system technical journal**, v. 27, n. 3, p. 379–423, 1948.

TREVIZANO, W. A.; FREITAS, A. L. P. **Emprego do Método da Análise Hierárquica (A.H.P.) na seleção de processadores**. Porto Alegre, RS, Brasil, 2005. XXV Encontro Nacional de Engenharia de Produção. Porto Alegre, RS, Brasil, 29 out a 01 de nov de 2005, ENEGEP 2005 ABEPRO 2972.

TRIANANTAPHYLLOU, E. **Multi-criteria decision making methods: A comparative study**. [S.l.]: Springer US, 2000.

WANG, Y.; LEE, L. On the validity of entropy weighting method for multi-criteria decision making. **Computational Intelligence Magazine, IEEE**, v. 2, n. 1, p. 77–80, 2007.

ZELENY, M. Multiple criteria decision making. **McGraw-Hill**, 1982.

ANEXO A



Avaliação de Candidatos em Processo Seletivo (AHP-TOPSIS-2N)

Resultado da Normalização - Procedimento 1

	D+	D-	RS	D+ : Distância para a solução ideal positiva. D- : Distância para a solução ideal negativa. RS : Proximidade relativa.
Cand_n1	0.0869	0.0043	0.0468	
Cand_n2	0.0018	0.0904	0.9810	
Cand_n3	0.0629	0.0297	0.3210	
Cand_n4	0.0801	0.0142	0.1510	
Cand_n5	0.0432	0.0556	0.5629	
Cand_n6	0.0893	0.0018	0.0202	
Cand_n7	0.0799	0.0144	0.1529	
Cand_n8	0.0891	0.0020	0.0225	
Cand_n9	0.0813	0.0100	0.1094	
Cand_n10	0.0715	0.0216	0.2323	
Cand_n11	0.0655	0.0339	0.3410	
Cand_n12	0.0858	0.0054	0.0595	
Cand_n13	0.0881	0.0031	0.0338	
Cand_n14	0.0860	0.0052	0.0573	
Cand_n15	0.0848	0.0065	0.0712	
Cand_n16	0.0880	0.0031	0.0345	
Cand_n17	0.0769	0.0169	0.1804	
Cand_n18	0.0898	0.0013	0.0146	
Cand_n19	0.0879	0.0033	0.0361	
Cand_n20	0.0911	0.0001	0.0016	
Cand_n21	0.0831	0.0120	0.1262	
Cand_n22	0.0802	0.0142	0.1503	
Cand_n23	0.0686	0.0243	0.2619	
Cand_n24	0.0887	0.0024	0.0267	
Cand_n25	0.0803	0.0141	0.1496	
Cand_n26	0.0894	0.0017	0.0191	
Cand_n27	0.0911	0.0001	0.0016	

Cand_n28	0.0880	0.0031	0.0345
Cand_n29	0.0855	0.0057	0.0630
Cand_n30	0.0888	0.0024	0.0264
Cand_n31	0.0721	0.0211	0.2263
Cand_n32	0.0760	0.0177	0.1890
Cand_n33	0.0714	0.0218	0.2334
Cand_n34	0.0819	0.0094	0.1031
Cand_n35	0.0816	0.0098	0.1069
Cand_n36	0.0433	0.0485	0.5286
Cand_n37	0.0694	0.0236	0.2540
Cand_n38	0.0887	0.0025	0.0271
Cand_n39	0.0875	0.0037	0.0404
Cand_n40	0.0670	0.0273	0.2897
Cand_n41	0.0588	0.0337	0.3642
Cand_n42	0.0843	0.0205	0.1954
Cand_n43	0.0887	0.0027	0.0294
Cand_n44	0.0880	0.0032	0.0349
Cand_n45	0.0907	0.0010	0.0106
Cand_n46	0.0825	0.0098	0.1061
Cand_n47	0.0760	0.0158	0.1724
Cand_n48	0.0798	0.0281	0.2604
Cand_n49	0.0881	0.0031	0.0336
Cand_n50	0.0891	0.0021	0.0226
Cand_n51	0.0888	0.0030	0.0326
Cand_n52	0.0824	0.0126	0.1327
Cand_n53	0.0885	0.0026	0.0288
Cand_n54	0.0876	0.0067	0.0708
Cand_n55	0.0748	0.0195	0.2064
Cand_n56	0.0894	0.0017	0.0187
Cand_n57	0.0895	0.0018	0.0193
Cand_n58	0.0890	0.0022	0.0244
Cand_n59	0.0898	0.0043	0.0453
Cand_n60	0.0779	0.0160	0.1708
Cand_n61	0.0788	0.0160	0.1689
Cand_n62	0.0911	0.0001	0.0016

Alternativa	Pontuação Obtida
Cand_n2	0.9810
Cand_n5	0.5629
Cand_n36	0.5286
Cand_n41	0.3642
Cand_n11	0.3410
Cand_n3	0.3210
Cand_n40	0.2897
Cand_n23	0.2619
Cand_n48	0.2604
Cand_n37	0.2540
Cand_n33	0.2334
Cand_n10	0.2323
Cand_n31	0.2263
Cand_n55	0.2064
Cand_n42	0.1954
Cand_n32	0.1890
Cand_n17	0.1804
Cand_n47	0.1724
Cand_n60	0.1708
Cand_n61	0.1689
Cand_n7	0.1529
Cand_n4	0.1510
Cand_n22	0.1503
Cand_n25	0.1496
Cand_n52	0.1327
Cand_n21	0.1262
Cand_n9	0.1094
Cand_n35	0.1069
Cand_n46	0.1061
Cand_n34	0.1031
Cand_n15	0.0712
Cand_n54	0.0708
Cand_n29	0.0630
Cand_n12	0.0595

Cand_n14	0.0573
Cand_n1	0.0468
Cand_n59	0.0453
Cand_n39	0.0404
Cand_n19	0.0361
Cand_n44	0.0349
Cand_n28	0.0345
Cand_n16	0.0345
Cand_n13	0.0338
Cand_n49	0.0336
Cand_n51	0.0326
Cand_n43	0.0294
Cand_n53	0.0288
Cand_n38	0.0271
Cand_n24	0.0267
Cand_n30	0.0264
Cand_n58	0.0244
Cand_n50	0.0226
Cand_n8	0.0225
Cand_n6	0.0202
Cand_n57	0.0193
Cand_n26	0.0191
Cand_n56	0.0187
Cand_n18	0.0146
Cand_n45	0.0106
Cand_n62	0.0016
Cand_n27	0.0016
Cand_n20	0.0016

Resultado da Normalização - Procedimento 2

	D+	D-	RS	D+ : Distância para a solução ideal positiva. D- : Distância para a solução ideal negativa. RS : Proximidade relativa.
Cand_n1	0.4443	0.0236	0.0505	
Cand_n2	0.0099	0.4616	0.9790	
Cand_n3	0.2971	0.1992	0.4013	

Cand_n4	0.3870	0.1417	0.2680
Cand_n5	0.1949	0.3210	0.6223
Cand_n6	0.4415	0.1173	0.2099
Cand_n7	0.3858	0.1422	0.2693
Cand_n8	0.4404	0.1174	0.2105
Cand_n9	0.3989	0.1290	0.2443
Cand_n10	0.3416	0.1672	0.3287
Cand_n11	0.3057	0.2222	0.4209
Cand_n12	0.4225	0.1207	0.2221
Cand_n13	0.4349	0.1181	0.2136
Cand_n14	0.4236	0.1204	0.2213
Cand_n15	0.4169	0.1222	0.2267
Cand_n16	0.4346	0.1182	0.2138
Cand_n17	0.3697	0.1503	0.2891
Cand_n18	0.4443	0.1171	0.2086
Cand_n19	0.4338	0.1183	0.2143
Cand_n20	0.4514	0.1169	0.2057
Cand_n21	0.4032	0.1351	0.2509
Cand_n22	0.3874	0.1415	0.2675
Cand_n23	0.3264	0.1775	0.3523
Cand_n24	0.4384	0.1176	0.2116
Cand_n25	0.3879	0.1413	0.2670
Cand_n26	0.4420	0.1173	0.2097
Cand_n27	0.4514	0.1169	0.2057
Cand_n28	0.4346	0.1182	0.2138
Cand_n29	0.4209	0.1211	0.2234
Cand_n30	0.4385	0.1176	0.2115
Cand_n31	0.3447	0.1652	0.3239
Cand_n32	0.3649	0.1530	0.2954
Cand_n33	0.3410	0.1676	0.3296
Cand_n34	0.4019	0.1277	0.2411
Cand_n35	0.4001	0.1285	0.2430
Cand_n36	0.2008	0.2797	0.5821
Cand_n37	0.3304	0.1747	0.3459
Cand_n38	0.4382	0.1177	0.2117

Cand_n39	0.4317	0.1186	0.2156
Cand_n40	0.3324	0.1840	0.3564
Cand_n41	0.2764	0.2158	0.4384
Cand_n42	0.4067	0.1646	0.2881
Cand_n43	0.4387	0.1178	0.2117
Cand_n44	0.4345	0.1182	0.2139
Cand_n45	0.4487	0.1170	0.2068
Cand_n46	0.4067	0.1284	0.2400
Cand_n47	0.3727	0.1444	0.2793
Cand_n48	0.3807	0.1975	0.3416
Cand_n49	0.4368	0.1178	0.2124
Cand_n50	0.4407	0.1174	0.2103
Cand_n51	0.4328	0.1192	0.2160
Cand_n52	0.4040	0.1360	0.2518
Cand_n53	0.4388	0.1176	0.2113
Cand_n54	0.4128	0.1308	0.2406
Cand_n55	0.3819	0.1524	0.2852
Cand_n56	0.4428	0.1172	0.2093
Cand_n57	0.4408	0.1175	0.2105
Cand_n58	0.4446	0.1172	0.2086
Cand_n59	0.4290	0.1230	0.2229
Cand_n60	0.3737	0.1480	0.2837
Cand_n61	0.3989	0.1435	0.2646
Cand_n62	0.4514	0.1169	0.2057

Alternativa	Pontuação Obtida
Cand_n2	0.9790
Cand_n5	0.6223
Cand_n36	0.5821
Cand_n41	0.4384
Cand_n11	0.4209
Cand_n3	0.4013
Cand_n40	0.3564
Cand_n23	0.3523

Cand_n37	0.3459
Cand_n48	0.3416
Cand_n33	0.3296
Cand_n10	0.3287
Cand_n31	0.3239
Cand_n32	0.2954
Cand_n17	0.2891
Cand_n42	0.2881
Cand_n55	0.2852
Cand_n60	0.2837
Cand_n47	0.2793
Cand_n7	0.2693
Cand_n4	0.2680
Cand_n22	0.2675
Cand_n25	0.2670
Cand_n61	0.2646
Cand_n52	0.2518
Cand_n21	0.2509
Cand_n9	0.2443
Cand_n35	0.2430
Cand_n34	0.2411
Cand_n54	0.2406
Cand_n46	0.2400
Cand_n15	0.2267
Cand_n29	0.2234
Cand_n59	0.2229
Cand_n12	0.2221
Cand_n14	0.2213
Cand_n51	0.2160
Cand_n39	0.2156
Cand_n19	0.2143
Cand_n44	0.2139
Cand_n28	0.2138
Cand_n16	0.2138
Cand_n13	0.2136

Cand_n49	0.2124
Cand_n38	0.2117
Cand_n43	0.2117
Cand_n24	0.2116
Cand_n30	0.2115
Cand_n53	0.2113
Cand_n8	0.2105
Cand_n57	0.2105
Cand_n50	0.2103
Cand_n6	0.2099
Cand_n26	0.2097
Cand_n56	0.2093
Cand_n58	0.2086
Cand_n18	0.2086
Cand_n45	0.2068
Cand_n62	0.2057
Cand_n27	0.2057
Cand_n20	0.2057
Cand_n1	0.0505

Documento Digitalizado Público

Trabalho de Conclusão de Curso - Artigo Daniel Soares de Souza

Assunto: Trabalho de Conclusão de Curso - Artigo Daniel Soares de Souza
Assinado por: Ana Liborio
Tipo do Documento: Trabalho de Conclusão de Curso - TCC
Situação: Finalizado
Nível de Acesso: Público
Tipo do Conferência: Documento Original

Documento assinado eletronicamente por:

- Ana Maria Liborio de Oliveira, PROFESSOR ENS BASICO TECN TECNOLOGICO, em 27/02/2024 21:05:12.

Este documento foi armazenado no SUAP em 27/02/2024. Para comprovar sua integridade, faça a leitura do QRCode ao lado ou acesse <https://suap.ifb.edu.br/verificar-documento-externo/> e forneça os dados abaixo:

Código Verificador: 565262

Código de Autenticação: 1cf3ff8150

