|  |  |
| --- | --- |
| CURSO DE CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO – TCC | |
| (  ) PRÉ-PROJETO     (  X  ) PROJETO | ANO/SEMESTRE: 2024/1 |

modelo para cálculo da eficiência De setores de uma instituição de ensino superior

Gabriel Torres Reifegerste

Prof. Aurélio Faustino Hoppe – Orientador

# Introdução

A educação desempenha um papel fundamental no desenvolvimento socioeconômico de um país, sendo responsável pela formação de profissionais qualificados e pela geração de conhecimento e inovação. No Brasil, o ensino superior tem passado por um processo de expansão nas últimas décadas, com o aumento do número de instituições de ensino e de estudantes matriculados. Segundo dados do Censo da Educação Superior de 2019, o país contava com 2.608 instituições de ensino superior, sendo 302 públicas e 2.306 privadas (INSTITUTO NACIONAL DE ESTUDOS E PESQUISAS EDUCACIONAIS, 2019).

No Brasil, no período compreendido entre 2009 e 2019, a rede privada cresceu 87,1% e a rede pública aumentou 32,4% no mesmo período (INSTITUTO NACIONAL DE ESTUDOS E PESQUISAS EDUCACIONAIS, 2019). Na cidade de Blumenau, onde está localizada a Universidade Regional de Blumenau (FURB), também houve um aumento significativo na oferta de ensino superior, com a presença de diversas instituições privadas. Esse aumento reflete não apenas a demanda crescente por educação superior, mas também a diversificação do mercado educacional na região. Com a proliferação de instituições privadas, os estudantes têm uma variedade de opções para escolher, aumentando a competição entre as instituições e enfatizando a importância de garantir eficiência e qualidade no ensino e na gestão universitária.

Em relação a FURB, fundada em 1964, é uma instituição de ensino superior pública municipal que desempenha um papel importante na formação de profissionais e no desenvolvimento regional. Com uma capacidade para atender cerca de 15 mil estudantes, a universidade atualmente conta com aproximadamente 6 mil alunos matriculados em seus diversos cursos de graduação e pós-graduação. No entanto, assim como muitas outras instituições de ensino, a FURB enfrenta desafios relacionados à gestão eficiente de seus recursos e à manutenção de sua competitividade no mercado educacional. Atualmente, uma das dificuldades enfrentadas pela FURB e por outras instituições de ensino é a falta de sistemas de monitoramento e avaliação. Embora existam sistemas de gestão que armazenam informações sobre o desempenho individual de professores e alunos, como relatórios de produção científica, carga horária de ensino, pesquisa e extensão, percentual de desistência, iniciação científica e dados sobre a quantidade de professores e alunos, esses dados nem sempre são utilizados de forma integrada para avaliar a eficiência de um grupo ou subgrupo de departamentos subordinados às unidades universitárias da FURB.

Neste contexto, a Data Envelopment Analysis (DEA) se mostra como uma alternativa para lidar com a complexidade inerente à avaliação da eficiência em instituições de ensino superior. A DEA é uma técnica não paramétrica que permite trabalhar com múltiplos insumos e múltiplos produtos sem a necessidade de especificar uma função de produção prévia (CHARNES; COOPER; RHODES, 1978). Além disso, a aplicação da DEA no cálculo da eficiência de um subgrupo de departamentos da FURB pode ser aprimorada com o uso de técnicas de Machine Learning (ML). Essas técnicas podem aprimorar não apenas a seleção de indicadores, mas também a própria modelagem do processo de eficiência. Por exemplo, algoritmos de ML podem ser empregados para identificar padrões complexos nos dados que podem não ser capturados pela abordagem tradicional da DEA. Isso pode incluir relações não lineares entre os insumos e produtos, interações entre diferentes variáveis ​​e até mesmo a presença de *outliers* que podem distorcer a análise.

Diante desse cenário, este trabalho possui a seguinte pergunta de pesquisa: é possível utilizar métodos como DEA e ML de forma integrada para aprimorar a avaliação da eficiência dos departamentos da FURB?

## OBJETIVOS

O objetivo principal deste trabalho é desenvolver um modelo para o cálculo da eficiência de um subgrupo departamentos de unidades universitárias selecionadas da Universidade Regional de Blumenau (FURB) utilizando DEA em conjunto com técnicas de ML.

Os objetivos específicos são:

1. analisar a infraestrutura de dados disponível na FURB e identificar os principais indicadores de desempenho acadêmico e administrativo relevantes para a avaliação da eficiência dos departamentos de Sistemas e Computação e de Administração;
2. implementar modelos de DEA adaptados às características específicas da FURB, levando em consideração as particularidades do subgrupo de departamentos e os múltiplos insumos e produtos envolvidos;
3. integrar técnicas de ML ao processo de avaliação da eficiência, utilizando-as para identificar padrões e correlações nos dados e aprimorar a seleção dos indicadores mais relevantes para a análise;
4. realizar uma avaliação abrangente da eficiência dos departamentos, identificando áreas de excelência e oportunidades de melhoria.

# trabalhos correlatos

Nesta seção são apresentados três trabalhos que possuem semelhanças com o trabalho proposto. A subseção 2.1 aborda a viabilidade de se usar DEA como método de cálculo da eficiência das unidades produtivas do Serviço Nacional de Aprendizagem industrial do estado de Santa Catarina (SENAI/SC) (LORENZETT; LOPES; LIMA, 2010). Na subseção 2.2, apresenta um estudo sobre o desempenho dos cursos de graduação da Universidade Federal do Ceará (UFC), nos anos de 2006 a 2009, através da aplicação da DEA junto com outras técnicas de estatística (CAVALCANTE; ANDRIOLA, 2011). Por fim, a subseção 2.3 descreve-se o método para avaliação de eficiência das universidades federais também utilizando a DEA (FILHO; SOUZA, 2023).

## Avaliação de Desempenho de Unidades Produtivas na Área de Educação Profissional – Uma Aplicação da Análise Envoltória de Dados (DEA)

Lorenzett, Lopes e Lima (2010) utilizaram a DEA para analisar a eficiência relativa das chamadas unidades produtivas, ou seja, cada unidade do SENAI/SC. O modelo adotado pelos autores foi o Banker, Charnes e Cooper (BCC), também conhecido como Variable Returns to Scale (VRS), que considera o retorno variável conforme a variação de escala. Foi escolhida para o modelo a orientação a produto.

Segundo Lorenzett, Lopes e Lima (2010), a metodologia DEA define as unidades da amostra e calcula a eficiência relativa das demais com base nas unidades modelo, apontando o grau de expansão radial possível em todos os produtos, dada a quantidade de insumos. Para tal, calcula-se a fronteira de eficiência sobre a qual estão as unidades consideradas eficientes ou com eficiência 1. Na região abaixo dessa fronteira se encontram as unidades ineficientes, com valor de eficiência maior do que 1, conforme mostra a Figura 1.

Figura 1 – (a) Fronteira de eficiência teórica (não conhecida); (b) Fronteira de eficiência estimada por método não paramétrico, a partir de 5 pontos observados (pontos A até E). Ambas traçadas para um insumo constante e dois produtos

|  |  |
| --- | --- |
| *C*    *D*    *O*    *E*    *A*    *B*        *C*  *D*  *O*    *E*    *A*    *B*    *A’’* | |
| (a) | (b) |

Fonte: Lorenzett, Lopes e Lima (2010).

Lorenzett, Lopes e Lima (2010) apresentam duas perspectivas para aplicação da metodologia, (i) financeira e (ii) qualidade. Para a perspectiva financeira foram selecionados os indicadores “resultado global” e “percentual de auto-sustentação” como produtos. Já para o aspecto de qualidade, foram selecionados os indicadores “índice de satisfação de cliente”, “índice de qualidade de produto” e “índice de qualidade de gestão”. Por fim, o “total de investimentos” e o “total de compulsório” foram utilizados como insumos para ambas as perspectivas.

Lorenzett, Lopes e Lima (2010) optaram por uma abordagem dual para obter indicativos mais abrangentes, com auxílio de dados adicionais, de situações anormais ou desequilíbrios, como falta de sustentabilidade a longo prazo, no caso da unidade que tem eficiência na perspectiva de qualidade, mas é ineficiente na perspectiva financeira. A análise em duas perspectivas, segundo os autores, também possibilita a identificação do desvio de foco, no caso da unidade ser financeiramente eficiente e não sob a perspectiva de qualidade.

Segundo Lorenzett, Lopes e Lima (2010), a pesquisa foi realizada em 21 das 26 unidades produtivas da instituição, nomeadas de UP01 a UP21, durante o ano de 2003, de janeiro a dezembro. Os resultados, segundo os autores, mostram que 33,3% das unidades são eficientes financeiramente, 42,8% possuem qualidade, e 19% em ambas as perspectivas.

Lorenzett, Lopes e Lima (2010) destacam que algumas unidades, sob a perspectiva financeira, foram consideradas ineficientes e obtiveram recomendações de valores muito diferentes dos praticados, evidenciando, segundo os autores, a possível existência de uma metodologia não comparável às das demais unidades. Lorenzett, Lopes e Lima (2010) ressaltam também que a média de eficiência das 21 unidades revela um potencial de crescimento médio de aproximadamente 27,2% na perspectiva financeira sem que haja acréscimo na quantidade de insumos. Já na perspectiva de qualidade, as unidades estão próximas da fronteira da eficiência.

Por fim, Lorenzett, Lopes e Lima (2010) concluem que o método utilizado se mostrou vantajoso pela capacidade de lidar com múltiplos insumos e produtos sem a necessidade de especificar as relações entre esses indicadores. Como limitação, os autores apontam que a complexidade do método dificulta a compreensão de como são obtidos os resultados caso a gestão não possua conhecimento na área e, por conseguinte, sua possível resistência. Além disso, também sugerem com trabalhos futuros a separação das unidades em dois grupos, com base no tamanho de cada unidade.

## AVALIAÇÃO DA EFICIÊNCIA DOS CURSOS DE GRADUAÇÃO DA UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ (UFC) ATRAVÉS DA ANÁLISE ENVOLTÓRIA DE DADOS (DEA)

Cavalcante e Andriola (2011) propuseram, através de um método formal de avaliação de eficiência, estabelecer uma relação entre as atividades acadêmicas como projetos de iniciação científica ou de extensão e a eficiência das unidades dos cursos da Universidade Federal do Ceará (UFC) no período de 2006 a 2009. Assim, através da utilização da DEA é calculado o desempenho de cada uma das unidades sob diferentes abordagens, variando a quantidade de insumos.

Segundo Cavalcante e Andriola (2011), optou-se pelo método DEA pois ele é capaz de avaliar a eficiência considerando múltiplas entradas e múltiplas saídas. Os autores argumentam que essa característica permite uma melhor compreensão das variáveis que podem ser trabalhadas a fim de melhorar os resultados das unidades tomadoras de decisão (do inglês, Decision Making Unit *-* DMU*)* que forem avaliadas como ineficientes. Segundo Cavalcante e Andriola (2011), a DEA ainda se destaca pela possibilidade de avaliar a eficiência por duas perspectivas, (i) orientação a insumo, no qual a saída é fixada e se procura minimizar a quantidade de *inputs*, ou (ii) orientação a produto, que se caracteriza pela busca da maximização de produtos enquanto se fixa a entrada.

Cavalcante e Andriola (2011) optaram pelo modelo BCC, ou VRS, e pela perspectiva orientada a produto devido à natureza do objeto de estudo, a universidade, pois alguns insumos não poderiam ser minimizados, como a quantidade de professores. Cavalcante e Andriola (2011) elaboraram quatro abordagens, denominadas A1, A2, A3 e A4. O número de alunos ingressantes e o esforço da capacidade de docentes foram definidos como sendo os indicadores de entrada. O número de concludentes, quantidade de alunos em monitoria, quantidade de alunos em PIBIC, quantidade de projetos PIBIC, quantidade de alunos em extensão e quantidade de docentes em extensão, os indicadores de saída.

Para selecionar os cursos a serem avaliados, Cavalcante e Andriola (2011) estabeleceram alguns critérios: (i) estarem sediados em Fortaleza, (ii) possuírem alunos concluintes no período de 2006 a 2009 e (iii) disponibilizarem as informações necessárias para o desenvolvimento da pesquisa. Ao término desse processo, foram escolhidos 30 cursos. Os autores também destacam que, inicialmente, haviam definido um conjunto de 14 indicadores para análise. No entanto, perceberam que, para uma medição de desempenho mais eficaz, era necessário selecionar aqueles diretamente relacionados ao processo de ensino-aprendizagem dos cursos de graduação da universidade.

Apesar de terem sido utilizadas quatro abordagens ao longo do estudo, os resultados destacados por Cavalcante e Andriola (2011), se concentraram naqueles obtidos pela abordagem A4, que foi considerada a mais apropriada para avaliar a eficiência dos cursos. Segundo os autores, os resultados dessa análise demonstram uma relação interessante entre baixa eficiência e alta carga horária de professores com doutorado. Cerca da metade dos cursos classificados como ineficientes tinham uma proporção maior de horas-aula ministradas por professores doutores em comparação com os cursos eficientes.

Cavalcante e Andriola (2011) também observaram que a eficiência variou ao longo dos anos entre os diferentes centros da universidade. O Centro de Humanidades se destacou por manter uma eficiência elevada, acima de 80%, durante todo o período analisado. Já o Centro de Ciências Agrárias apresentou um aumento expressivo de eficiência no ano de 2008. Além disso, duas unidades se sobressaíram por atingir a eficiência máxima de 100% em todos os anos: a Faculdade de Direito e a Faculdade de Farmácia, Odontologia e Enfermagem (FFOE). De acordo com os autores, esses resultados indicam que essas faculdades conseguiram utilizar seus recursos da melhor maneira possível para gerar os resultados esperados.

Por fim, Cavalcante e Andriola (2011) concluem que o método se mostrou eficaz para o cálculo da eficiência dos cursos de graduação. Além disso, também sugerem a construção de um software que contemple o processo realizado para a avaliação contínua e melhoria dos processos dentro da universidade, bem como a incorporação de variáveis qualitativas na modelagem da DEA.

## Avaliação de eficiência de universidades federais brasileiras: uma abordagem pela Análise Envoltória de Dado

Filho e Souza (2023) avaliaram a eficiência das universidades públicas federais no período de 2017 a 2021. Para isso, foram utilizados indicadores de performance definidos pelo Tribunal de Contas da União. Filho e Souza (2023) optaram pela metodologia DEA, uma abordagem orientada a dados que utiliza técnicas de programação linear para avaliar a eficiência de um conjunto de unidades DMUs. Ao optar pelo modelo BCC, o qual considera o retorno de escala variável, e orientação a produto, que prioriza a maximização do *output* mantendo a quantidade de insumos constante, os autores argumentam que conseguiram destacar as DMUs com melhores resultados, ao mesmo tempo em que identificaram as DMUs ineficientes.

Segundo Filho e Souza (2023), foram analisadas 68 universidades federais no Brasil. Utilizou-se uma única perspectiva com uma série de indicadores de diversas dimensões do desempenho educacional e institucional. Entre os indicadores de entrada, destacam-se a relação entre o custo corrente sem Hospital Universitário e aluno equivalente, que avalia a eficiência no uso dos recursos financeiros, desconsiderando os gastos com hospitais e maternidades universitários. Além disso, foram analisadas outras variáveis, como a relação entre aluno e professor tempo integral, que visa compreender a relação entre o corpo discente e docente em tempo integral, e a relação entre aluno e funcionário sem Hospital Universitário, que examina a eficiência na relação entre estudantes e funcionários, excluindo os trabalhadores do Hospital Universitário.

No que diz respeito aos indicadores de saída, Filho e Souza (2023) consideraram o conceito CAPES/MEC para pós-graduação, que reflete a qualidade dos programas de mestrado e doutorado oferecidos pela instituição em relação ao número total de programas de pós-graduação. Além disso, a taxa de sucesso na graduação foi analisada, avaliando o percentual de alunos que concluem seus cursos em relação ao número de ingressantes, fornecendo informações importantes sobre a eficácia dos programas educacionais em preparar os estudantes para a conclusão de seus estudos. Segundo os autores, esses indicadores oferecem uma visão abrangente da eficiência e qualidade das universidades federais, fornecendo informações valiosas para a melhoria contínua do sistema educacional do país.

Segundo Filho e Souza (2023), os dados foram coletados a partir de bases de dados públicos do governo federal e através de consulta aos relatórios de gestão de contas das universidades. O período escolhido foi de 5 anos, de 2017 a 2021, que, afirmam os autores, abrangeria o período mais crítico da pandemia a fim de analisar os efeitos desta na eficiência das universidades.

De acordo com Filho e Souza (2023), 12 universidades dentre as 68 analisadas foram eficientes em todos os anos do estudo, sendo elas Universidade Federal de Alagoas (UFAL), Universidade Federal do Cariri (UFCA), Universidade Federal de Minas Gerais (UFMG), Universidade Federal do Oeste da Bahia (UFOB), Universidade Federal do Oeste do Pará (UFOPA), Universidade Federal de Pelotas (UFPEL), Universidade Federal Rural da Amazônia (UFRA), Universidade Federal do Rio de Janeiro (UFRJ), Universidade Federal de Roraima (UFRR), Universidade Federal do Sul da Bahia (UFSB), Universidade Federal do Sul e Sudeste do Pará (UNIFESSPA) e Universidade Tecnológica Federal do Paraná (UTFPR). Outras 12 foram avaliadas como ineficientes nos cinco anos verificados, Universidade Federal do Pampa (UNIPAMPA), Universidade Federal de Ouro Preto (UFOP), Universidade Federal de São Carlos (UFSCar), Universidade Federal de Sergipe (UFS), Universidade Federal de Juiz de Fora (UFJF), Universidade Federal de Pernambuco (UFPE), Universidade Federal do Rio Grande do Norte (UFRN), Universidade Federal Fluminense (UFF), Universidade Federal do Vale do São Francisco (UNIVASF), Universidade Federal da Paraíba (UFPB), Universidade Federal de Mato Grosso do Sul (UFMS) e Universidade Federal da Fronteira Sul (UFFS).

Com relação à reação das universidades ao período pandêmico, os autores apontam uma queda de 0,95% na eficiência das universidades, enquanto que até o ano da pandemia, no período entre 2017 a 2019, houve um aumento de 0,71% na média geral da eficiência.

Filho e Souza (2023) também apresentam o resultado por regiões do país, ao qual destacam a eficiência da região Norte, que apresentou o maior coeficiente de eficiência médio. Segundo Filho e Souza (2023), a região Sudeste apresenta o pior resultado em dois dos cinco anos avaliados. Além disso, os autores enfatizam o impacto significativo que a pandemia de COVID-19 teve nas universidades públicas, apontando a necessidade urgente de adaptação às novas políticas e circunstâncias. Nesse contexto, Filho e Souza (2023) sugerem que o modelo adotado pelas universidades da região Norte merece uma análise mais aprofundada, de modo a identificar práticas e estratégias que possam ser replicadas em outras regiões do país. Segundo os autores, essa abordagem de aprendizado e troca de experiências entre instituições pode contribuir para fortalecer a resiliência e a capacidade de adaptação do sistema universitário brasileiro diante de desafios futuros.

# proposta

Nesta seção é apresentada a justificativa para o desenvolvimento desse trabalho, assim como os requisitos funcionais, não funcionais e a metodologia que será aplicada no desenvolvimento.

## JUSTIFICATIVA

No Quadro 1 é apresentado um comparativo entre os trabalhos correlatos. As linhas representam as características e as colunas os trabalhos.

Quadro 1 – Comparativo dos trabalhos correlatos

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Trabalhos Correlatos  Características | Lorenzett, Lopes e Lima (2010) | Cavalcante e Andriola (2011) | Filho e Souza  (2023) |
| Objeto de estudo | Unidades produtivas do SENAI/SC | Cursos de graduação da UFC | Universidades federais brasileiras |
| Período analisado | Janeiro a dezembro de 2003 | 2006 a 2009 | 2017 a 2021 |
| Modelo DEA utilizado | BCC (VRS) | BCC (VRS) | BCC (VRS) |
| Orientação do modelo | Orientado a produto | Orientado a produto | Orientado a produto |
| Número de DMUs analisadas | 21 unidades | 30 cursos | 68 universidades |
| Perspectivas/Abordagens | Financeira e Qualidade | A1, A2, A3 e A4 | Única perspectiva |
| Principais inputs | Total de investimentos, Total de compulsório | Número de alunos ingressantes, Esforço da capacidade docente | Custo corrente/Aluno equivalente, Aluno/Professor |
| Principais outputs | Resultado global, percentual de autossustentação, Índices de satisfação do cliente, qualidade do produto e gestão | Conceito CAPES/MEC para pós-graduação, Taxa de sucesso na graduação | Número de concluintes, Alunos em monitoria, PIBIC e extensão, Projetos PIBIC, Docentes em extensão |
| Uso de Dados | Dados de 2003 das unidades SENAI/SC | Dados de 2006 a 2009 da UFC | Dados públicos de 2017 a 2021 |

Fonte: elaborado pelo autor.

A partir do Quadro 1, pode-se perceber que os três trabalhos apresentados utilizam a metodologia DEA para avaliar a eficiência de instituições de ensino, porém com escopos e objetivos distintos. Lorenzett, Lopes e Lima (2010) focam nas unidades produtivas do SENAI/SC, Filho e Souza (2023) analisam as universidades federais brasileiras, enquanto Cavalcante e Andriola (2011) estudam os cursos de graduação da Universidade Federal do Ceará (UFC). Em relação ao período analisado, Lorenzett, Lopes e Lima (2010) consideram apenas o ano de 2003, Filho e Souza (2023) abrangem um período de cinco anos, de 2017 a 2021, e Cavalcante e Andriola (2011) estudam os anos de 2006 a 2009. Todos os trabalhos utilizam o modelo DEA BCC (VRS) com orientação a produto, buscando maximizar os outputs mantendo os *inputs* constantes.

Quanto ao número de Decision Making Units (DMUs) analisadas, Lorenzett, Lopes e Lima (2010) consideram 21 unidades do SENAI/SC, Filho e Souza (2023) estudam 68 universidades federais, e Cavalcante e Andriola (2011) analisam 30 cursos de graduação da UFC. Lorenzett, Lopes e Lima (2010) adotam duas perspectivas de análise (Financeira e Qualidade), enquanto Filho e Souza (2023) utilizam uma única perspectiva e Cavalcante e Andriola (2011) consideram quatro abordagens (A1, A2, A3 e A4). Os *inputs* e *outputs* selecionados variam de acordo com o escopo de cada trabalho. Lorenzett, Lopes e Lima (2010) consideram indicadores financeiros e de qualidade, Filho e Souza (2023) utilizam indicadores de desempenho definidos pelo TCU, e Cavalcante e Andriola (2011) incluem variáveis relacionadas ao corpo discente e docente, além de atividades acadêmicas como monitoria, iniciação científica e extensão.

Em relação aos resultados, Lorenzett, Lopes e Lima (2010) identificaram que 19% das unidades foram eficientes em ambas as perspectivas, Filho e Souza (2023) apontaram 12 universidades eficientes em todos os anos analisados, com destaque positivo para a região Norte, enquanto Cavalcante e Andriola (2011) não mencionam explicitamente, mas observam uma relação entre baixa eficiência e alta carga horária de docentes doutores. Contudo, os três trabalhos concluem que o método DEA é vantajoso para lidar com múltiplos inputs e outputs na avaliação da eficiência de instituições de ensino. Lorenzett, Lopes e Lima (2010) ressaltam que a complexidade do método pode gerar resistência, Filho e Souza (2023) observam uma queda de eficiência durante a pandemia, e Cavalcante e Andriola (2011) sugerem a construção de um software para facilitar a aplicação contínua do método na melhoria dos processos da universidade.

Em meio a esse cenário dinâmico e, a partir do desenvolvimento deste trabalho, a avaliação da eficiência de um subgrupo de departamentos da FURB por meio de métodos como a DEA torna-se relevante, pois permitirá que a universidade se posicione estrategicamente, identificando áreas de excelência e oportunidades de melhoria em relação às outras instituições da região. Deste modo, a implementação da DEA na FURB pode fornecer uma avaliação holística da eficiência de alguns departamentos, identificando áreas de melhoria e oportunidades de otimização de recursos. Ao integrar dados sobre desempenho acadêmico, produção científica e outros indicadores relevantes, a DEA pode capacitar a universidade a tomar decisões mais consistentes e estratégicas para aprimorar sua qualidade educacional e sua posição competitiva no mercado. Por exemplo, a análise pode revelar se há correlações entre o desempenho acadêmico dos alunos e o tamanho da turma, a qualificação dos professores e a disponibilidade de recursos tecnológicos.

Além disso, ao incorporar técnicas de ML à análise, também será possível automatizar e aprimorar ainda mais o processo de seleção de variáveis através de algoritmos para identificar padrões complexos nos dados. Por exemplo, algoritmos de aprendizado supervisionado podem ser treinados para identificar quais variáveis têm maior impacto na eficiência de cada departamento, enquanto algoritmos de aprendizado não supervisionado podem revelar agrupamentos naturais nos dados que podem informar estratégias de melhoria da eficiência. Contudo, a combinação de DEA e ML mostra-se uma oportunidade única de aprimorar sua capacidade de avaliação da eficiência acadêmica. Ao adotar uma abordagem integrada que aproveite as vantagens de ambas as técnicas, a FURB pode desenvolver estratégias mais robustas para otimizar seus recursos e fortalecer sua posição competitiva no mercado educacional.

## REQUISITOS PRINCIPAIS DO PROBLEMA A SER TRABALHADO

O modelo computacional a ser desenvolvido deverá contemplar a implementação dos seguintes Requisitos Funcionais (RF) e Requisitos Não Funcionais (RNF):

1. coletar e integrar dados de diferentes fontes, como sistemas internos da universidade, para compor a base de dados necessária para a análise de eficiência de um subgrupo de departamentos da FURB (RF);
2. correlacionar, limpar e normalizar as informações de múltiplas bases de dados (RF);
3. selecionar os departamentos de graduação a serem submetidos ao estudo com base na quantidade e qualidade dos dados disponíveis (RF);
4. utilizar a metodologia DEA, especificamente o modelo BCC (VRS) com orientação a produto, para calcular a eficiência relativa de cada departamento de graduação selecionado (RF);
5. estabelecer a meta de um Produto para uma DMU (RF);
6. utilizar algoritmos de ML para aprimorar seleção de variáveis para aplicação da DEA (RF);
7. estabelecer a acurácia, R², Erro Médio Absoluto (EMA) e o Erro Médio Percentual Absoluto (EMPA) do modelo (RF);
8. gerar relatórios e visualizações gráficas que facilitem a interpretação da eficiência do subgrupo de departamentos de forma a apoiar a tomada de decisão pela gestão da universidade (RF);
9. ser implementado utilizando a linguagem de programação Python (RNF);
10. utilizar bibliotecas de Inteligência Artificial (IA) e ML, como Scikit-learn, Pandas e NumPy, para a seleção de indicadores e o pré-processamento dos dados (RNF);
11. empregar bibliotecas especializadas em DEA, como a PyDEA, para a aplicação do modelo BCC e o cálculo dos *scores* de eficiência (RNF).

## METODOLOGIA

1. levantamento bibliográfico: pesquisar sobre DEA, aprendizado de máquina e trabalhos correlatos;
2. aquisição e montagem da base de dados: importar os dados fornecidos pela Coordenadoria de Planejamento da FURB;
3. entendimento dos dados: realizar uma análise exploratória dos dados para entender as características dos dados fornecidos no item (b);
4. tratamento de dados: limpar a base de dados deixando apenas os registros consistentes (sem informações faltantes), utilizando a linguagem Python e a biblioteca Pandas;
5. definição dos departamentos: definir quais departamentos de graduação serão analisados. Inicialmente, pretende-se utilizar o departamento de Sistemas e Computação e o de Administração;
6. definição das variáveis preditoras: definir, de forma *ad hoc***,** quais variáveis possuem maior relevância e caracterizam a eficiência dos departamentos;
7. definição dos indicadores: definir o conjunto inicial de indicadores que irão fornecer uma visão abrangente da eficiência e qualidade do subgrupo de departamentos da FURB;
8. definição dos algoritmos: definir quais técnicas de aprendizado de máquina serão utilizadas no desenvolvimento da aplicação, com base na etapa (e) e (f);
9. desenvolvimento do modelo: a partir do que foi formalizado nos itens (c) e (g), realizar o carregamento e preparação dos dados, assim como a implementação da DEA especificamente o modelo BCC (VRS) com orientação a produto, e dos algoritmos de aprendizado de máquina, utilizando a linguagem Python e as biblioteca PyDEA e Scikit-learn;
10. análise do modelo: realizar testes a partir das bases de dados para verificar a eficiência e assertividade do modelo elaborado utilizando a validação cruzada, sensibilidade, Erro Médio Absoluto (EMA) e o Erro Médio Percentual Absoluto (EMPA).

As etapas serão realizadas nos períodos relacionados no Quadro 2.

Quadro 2 – Cronograma de atividades a serem desenvolvidas

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| etapas / quinzenas | 2024 | | | | | | | | | |
| jul. | | ago. | | set. | | out. | | nov. | |
| 1 | 2 | 1 | 2 | 1 | 2 | 1 | 2 | 1 | 2 |
| levantamento bibliográfico |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| aquisição e montagem da base de dados |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| entendimento dos dados |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| tratamento de dados |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| definição dos departamentos |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| definição das variáveis preditoras |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| definição dos indicadores |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| definição dos algoritmos |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| desenvolvimento do modelo |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| análise do modelo |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |

Fonte: elaborado pelo autor.

# REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Nesta seção serão apresentados os principais conceitos que fundamentam o estudo proposto. A subseção 4.1 discorre sobre Data Envelopment Analysis (DEA). Por fim, a subseção 4.2 aborda as principais técnicas de aprendizado de máquina.

## Data Envelopment Analysis

A DEA é uma técnica não paramétrica de programação linear que tem sido amplamente utilizada para avaliar a eficiência relativa da Decision Making Unit (DMUs) que operam em um mesmo setor ou realizam atividades similares. Desenvolvida por Charnes, Cooper e Rhodes (1978), a DEA permite considerar múltiplos *inputs* (insumos) e *outputs* (produtos) na análise, sem a necessidade de especificar uma função de produção prévia. Essa característica torna a DEA particularmente útil em contextos complexos, como das instituições de ensino, onde a relação entre os recursos utilizados e os resultados obtidos nem sempre é clara ou linear.

Segundo Charnes, Cooper e Rhodes (1978), a DEA baseia-se no conceito de eficiência de Pareto-Koopmans, que define uma unidade como eficiente se, e somente se, não for possível melhorar algum de seus *inputs* ou *outputs* sem piorar algum outro. A partir desse conceito, a DEA constrói uma fronteira de eficiência composta pelas unidades que apresentam as melhores práticas observadas, e calcula a eficiência das demais unidades em relação a essa fronteira. Ainda de acordo com os autores, essa abordagem permite identificar as DMUs eficientes, que servem como *benchmarks* para as demais, e fornece medidas de eficiência relativa que indicam o quanto cada unidade ineficiente precisa melhorar para alcançar a fronteira.

Casado (2009) aponta que existem diversos modelos de DEA, que se diferenciam quanto à orientação (*input* ou *output*), ao retorno de escala assumido (constante ou variável) e à forma de projeção das unidades ineficientes na fronteira. Os modelos mais utilizados são o Charnes, Cooper e Rhodes (CCR), que assume retornos constantes de escala, e o BCC, que considera retornos variáveis de escala. Segundo o autor, a escolha do modelo adequado depende das características do problema e das propriedades das DMUs analisadas.

A DEA, de acordo com Simar e Wilson (2000), também apresenta limitações inerentes à sua natureza determinística. A sensibilidade a erros de medição e a presença de *outliers* nos dados podem comprometer a precisão dos resultados. Além disso, a DEA, por si só, não permite inferências estatísticas sobre a eficiência das DMUs, o que exige a incorporação de técnicas complementares, como a análise de *bootstrap*, para uma avaliação mais robusta (SIMAR; WILSON, 2000). A seleção criteriosa das variáveis de *input* e *output*, baseada em profundo conhecimento do problema e na disponibilidade de dados confiáveis (CHARNES; COOPER; RHODES, 1978), é crucial para a obtenção de resultados significativos.

Apesar dessas limitações, a DEA se consolida como uma ferramenta valiosa para a avaliação da eficiência em diversos setores, incluindo a educação, como destaca Casado (2009). Sua capacidade de lidar com múltiplos *inputs* e *outputs*, combinada à flexibilidade e à base em programação linear, impulsionou sua popularidade e o desenvolvimento de novas abordagens e extensões do método, como os modelos de DEA em rede propostos por Färe e Grosskopf (2000). As constantes inovações em áreas como Inteligência Artificial (IA) e Machine Learning (ML) abrem um leque de oportunidades para aprimorar e expandir as aplicações da DEA, tornando-a uma ferramenta cada vez mais poderosa na busca incessante pela otimização de recursos e pela melhoria contínua das organizações (CASADO, 2009).

## Aprendizado de máquina

Segundo Russell e Norvig (2021) aprendizado de máquina é uma subárea da inteligência artificial, que utiliza métodos computacionais capazes de reconhecer padrões e aprender de forma autônoma ao terem acesso a um conjunto de dados. Assim os computadores possuem a capacidade de aprender e melhorar seu desempenho em uma tarefa específica, sem serem explicitamente programados. Essa capacidade de aprendizado é alcançada por meio da análise de grandes conjuntos de dados, permitindo que os algoritmos identifiquem padrões e relações subjacentes. Segundo Russell e Norvig (2021), o sucesso dos algoritmos de ML está diretamente relacionado à qualidade e quantidade dos dados utilizados no treinamento sendo então o aprendizado de máquina inerentemente relacionado a análises estatísticas dos dados.

De acordo com Mitchell (1997), os algoritmos de ML podem ser classificados em diferentes categorias, dependendo da natureza dos dados e do tipo de aprendizado envolvido. O método de aprendizado supervisionado, no qual os algoritmos são treinados com um conjunto de dados rotulados, contendo entradas e saídas conhecidas, os algoritmos conseguem identificar padrões em um conjunto com entradas e saídas definidas, sendo utilizado em tarefas de previsão. O autor ainda ressalta que existem várias técnicas de aprendizado supervisionado descritas na literatura, entre elas, árvores de decisão, redes neurais artificiais e *Random Forest*.

Russell e Norvig (2021) também afirmam que o aprendizado por meio de árvores de decisão é um dos métodos mais populares e simples. Elas se baseiam em algoritmos de indução recursiva de cima para baixo, que recebem como atributos um conjunto de dados, executam uma sequência de testes e retornam uma decisão. Além disso, apresentam uma estrutura do tipo fluxograma, onde cada nó interno corresponde a um teste de um dos atributos de entrada, e as ramificações são classificadas com os possíveis valores do atributo e cada nó folha especifica o valor a ser retornado pela função.

Segundo Han, Kamber e Pei (2011), na construção de árvores de decisão, medidas de seleção de atributo são usadas para selecionar o atributo que melhor particiona o conjunto de dados em classes distintas. As ramificações da árvore podem apresentar ruído nos dados de treinamento. Com isso, a poda de árvores tenta identificar e remover essas ramificações, com o objetivo de melhorar a precisão da classificação. Ainda segundo os autores, o *Inductive Decision Tree* (ID3), C4.5 e o *Classification and Regression Tree* (CART) são exemplos de algoritmos de árvore de decisão que usam diferentes medidas de seleção de atributo.

Já o método *random forest*, segundo Breiman (2001), é baseado no conceito de árvores de decisão, porém, utiliza a combinação de várias árvores aleatórias com o objetivo de melhorar a precisão. O autor ainda define o método como um classificador composto por uma coleção de árvores {h(x, k), k = 1,...} onde k são amostras aleatórias independentes e identicamente distribuídas e cada árvore emite um voto unitário para a classe mais popular para a entrada x.

Segundo Han, Kamber e Pei (2011), as *random forest* podem ser construídas usando método *bagging* para criar amostras aleatórias de conjunto de treinamento. As árvores são expandidas no tamanho máximo utilizando a metodologia CART, e não ocorre a poda. As *random forests* formadas dessa maneira, com seleção aleatória de entradas, são chamadas de Forest-RI. Já a Forest-RC, usa combinações lineares aleatórias dos atributos de entrada. No lugar de selecionar aleatoriamente um subconjunto dos atributos, ela cria novos atributos que são uma combinação linear dos atributos existentes. Essa forma de *random forest* é útil quando há poucos atributos disponíveis, para reduzir a correlação entre os classificadores individuais.

Por outro lado, Russell e Norvig (2021) afirmam que as redes neurais artificiais são algoritmos baseados no cérebro humano, capazes de reconhecer padrões e correlações a partir dos dados de entrada. As redes neurais são compostas por nós conectados por ligações que propagam um sinal com um peso numérico atrelado a eles, que indica a sua influência na saída. Então, é feita a soma ponderada dos sinais que produz um nível de atividade, se este nível exceder um certo limite, é determinada uma resposta de saída.

Segundo Mitchell (1997), existem diversos modelos de redes neurais, a mais simples é a rede *perceptron*, que possui um único neurônio artificial. A *perceptron* é um classificador binário, na qual recebe um vetor de entradas com valor real, calcula uma combinação linear dessas entradas e gera a saída 1 se o resultado for maior que algum limiar e -1 caso contrário. Para o processo de treinamento são considerados dois modelos de aprendizado: (i) a regra de aprendizagem *perceptron* ou (ii) a regra delta. Russell e Norvig (2021) também ressaltam que é possível combinar vários *perceptron*, gerando uma *MultiLayer Perceptron* (MLP). Uma rede do tipo MLP apresenta pelo menos três camadas: (a) camada de entrada, onde os valores de entrada são apresentados a rede; (b) camadas ocultas, onde ocorre o processamento; (c) camada de saída, na qual a classificação final é apresentada.

Para desenvolver uma MLP, Han, Kamber e Pei (2011) afirmam que, é necessário decidir sobre a topologia da rede, especificando o número de unidades na camada de entrada, na camada oculta e na camada de saída. Para os valores de entrada, normalmente é realizado a normalização dos valores para cada atributo medido nas tuplas de treinamento, isso ajuda a acelerar a fase de aprendizado. O design da rede é um processo de tentativa e erro, pois o número de unidades de camada oculta, assim como os valores iniciais dos pesos podem afetar a precisão. Os autores ainda apontam que quando isso ocorre é comum repetir o processo de treinamento com uma topologia de rede ou um conjunto de pesos iniciais diferentes sendo necessário a utilização de técnicas de validação cruzada para ajudar a decidir quando uma rede aceitável foi encontrada.

Referências

BANKER, R. D.; CHARNES, A.; COOPER, W. W. **Some Models for Estimating Technical and Scale Efficiencies in Data Envelopment Analysis**. Management Science, 30(9), 1078-1092, 1984.

BREIMAN, L. Random forests. **Machine learning**, [S.l.], v. 45, n. 1, p. 5-32, Out. 2001. Disponível em: <<https://link.springer.com/article/10.1023/A%3A1010933404324>>. Acesso em: 12 jun. 2024.

CASADO, F. L. **Análise Envoltória de Dados**: Conceitos, Metodologia e Estudo da Arte na Educação Superior. Revista Sociais e Humanas, [S. l.], v. 20, n. 1, p. 59–71, 2009.

CAVALCANTE, S. M. A.; ANDRIOLA, W. B. Avaliação da eficiência acadêmica dos cursos de graduação da Universidade Federal do Ceará (UFC): utilização de indicadores de desempenho como elementos estratégicos da gestão. 216 f. 2011.

CHARNES, A.; COOPER, W. W.; RHODES, E. **Measuring the efficiency of decision making units.** 1978. European Journal of Operational Research, V. 2, N. 6, P. 429-444, 1978.

FÄRE, R.; GROSSKOPF, S. **Network DEA.** Socio-Economic Planning Sciences, v. 34, n. 1, p. 35-49, 2000.

FILHO, P. E. G.; SOUSA, E. F. **Avaliação de eficiência de universidades federais brasileiras**: uma abordagem pela Análise Envoltória de Dados. 20 f. 2023. Trabalho Final de Curso (Pós-graduação em Engenharia de Produção com Ênfase em Tecnologias da Decisão) - Instituto Federal do Espírito Santo, Cariacica, 2023.

HAN, J.; KAMBER, M.; PEI, J. **Data mining**: concepts and techniques. 3. ed. [S.l.]: Elsevier, 2011. 744p.

INSTITUTO NACIONAL DE ESTUDOS E PESQUISAS EDUCACIONAIS - INEP. **Censo da educação superior 2019**: notas estatísticas. Brasília: Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira, 2019.

LORENZETT, J.; LOPES, A.; LIMA, M. Aplicação de método de pesquisa operacional (DEA) na avaliação de desempenho de unidades produtivas para área de educação profissional. **Revista Eletrônica de Estratégia & Negócios** v3.1, 168-190, 2010.

MITCHELL, T. M. **Machine learning**. New York: McGraw-Hill, 1997. 414p

RUSSELL, S. J.; NORVIG, P. **Artificial intelligence**: a modern approach. 4th ed. Hoboken: Pearson, 2021.

SIMAR, L.; WILSON, P. W. **Statistical inference in nonparametric frontier models: The state of the art.** Journal of Productivity Analysis, v. 13, n. 1, p. 49-78, 2000.