



Anais do Simpósio Acadêmico de Engenharia de Produção (SAEPRO) da EEL-USP

IX SAEPRO – 25 e 26 de novembro de 2025

Integração entre People Analytics e Network DEA na Avaliação da Eficiência Docente no Ensino Superior

Aneirson Francisco da Silva

Universidade Estadual Paulista (aneirson.silva@unesp.br)

Kelly Cristine Franco de Azevedo

Universidade Estadual Paulista (kelly.franco@unesp.br)

Eduarda Mascarenhas Mafra Guimarães

Universidade Estadual Paulista (eduarda.m.guimaraes@unesp.br)

Matheus Freitas de Andrade

Universidade Estadual Paulista

Isabelle dos Santos Bussmann

Universidade Estadual Paulista (isabelle.bussmann@unesp.br)

Fernando Augusto Silva Marins

Universidade Estadual Paulista (fernando.marins@unesp.br)

Resumo

Este estudo propõe uma abordagem integrada entre People Analytics (PA) e Network Data Envelopment Analysis (NDEA) para a mensuração da eficiência individual de docentes no ensino superior. O modelo, estruturado em dois estágios, avalia inicialmente a conversão de insumos (tempo de contratação e carga horária) em produtos intermediários (orientações de graduação e pós-graduação) e, em seguida, a transformação desses produtos em resultados de impacto científico e de extensão (publicações, bolsa PQ e índice H). A pesquisa é de natureza aplicada, com abordagem quantitativa e método de modelagem e simulação, utilizando dados de nove docentes (DMUs) de uma universidade pública. Os resultados indicaram que as maiores perdas de eficiência ocorrem no segundo estágio, revelando dificuldades na conversão das orientações em produção científica. A análise permitiu identificar docentes de referência (benchmarks) e apontar gargalos operacionais, fornecendo subsídios para políticas de



Anais do Simpósio Acadêmico de Engenharia de Produção (SAEPRO) da EEL-USP

IX SAEPRO – 25 e 26 de novembro de 2025

capacitação e melhoria do desempenho acadêmico. Conclui-se que a integração entre PA e NDEA constitui uma ferramenta robusta para a avaliação docente, favorecendo uma gestão universitária mais justa, baseada em dados e orientada à eficiência.

Palavras-chave: Eficiência docente. People Analytics. Network DEA. Avaliação de desempenho. Ensino superior.

Abstract

This study proposes an integrated approach combining People Analytics (PA) and Network Data Envelopment Analysis (NDEA) to measure the individual efficiency of university professors. The two-stage model initially evaluates the conversion of inputs (hiring time and teaching workload) into intermediate products (undergraduate and graduate supervisions) and subsequently the transformation of these intermediates into outputs of scientific and extension impact (publications, PQ research grants, and H-index). The research is applied in nature, adopts a quantitative approach, and uses modeling and simulation as its methodological framework, based on data from nine professors (DMUs) at a public university. The results indicated that the greatest efficiency losses occur in the second stage, revealing difficulties in converting supervisions into scientific production. The analysis identified benchmark professors and operational bottlenecks, providing insights for training policies and academic performance improvement. It is concluded that the integration of PA and NDEA constitutes a robust tool for faculty evaluation, fostering a more data-driven, fair, and efficiency-oriented university management.

Keywords: Faculty efficiency. People Analytics. Network DEA. Performance evaluation. Higher education.

Resumen



Anais do Simpósio Acadêmico de Engenharia de Produção (SAEPRO) da EEL-USP

IX SAEPRO – 25 e 26 de novembro de 2025

Este estudio propone un enfoque integrado que combina People Analytics (PA) y Network Data Envelopment Analysis (NDEA) para medir la eficiencia individual de los docentes en la educación superior. El modelo, estructurado en dos etapas, evalúa inicialmente la conversión de insumos (tiempo de contratación y carga horaria) en productos intermedios (orientaciones de grado y posgrado) y, posteriormente, la transformación de estos productos en resultados de impacto científico y de extensión (publicaciones, beca PQ e índice H). La investigación es de naturaleza aplicada, con enfoque cuantitativo y método de modelado y simulación, utilizando datos de nueve docentes (DMUs) de una universidad pública. Los resultados indicaron que las mayores pérdidas de eficiencia ocurren en la segunda etapa, lo que revela dificultades en la conversión de las orientaciones en producción científica. El análisis permitió identificar docentes de referencia (benchmarks) y cuellos de botella operativos, ofreciendo aportes para políticas de capacitación y mejora del desempeño académico. Se concluye que la integración entre PA y NDEA constituye una herramienta sólida para la evaluación docente, promoviendo una gestión universitaria más justa, basada en datos y orientada a la eficiencia.

Palabras clave: Eficiencia docente. People Analytics. Network DEA. Evaluación del desempeño. Educación superior.

1. INTRODUÇÃO

A DEA é uma técnica de Programação Linear desenvolvida por Charnes, Cooper e Rhodes (1978), com o objetivo de avaliar a eficiência relativa de unidades tomadoras de decisão (*Decision-Making Units* – DMUs) por meio de múltiplos insumos (*inputs*) e produtos (*outputs*). Essa avaliação é feita com base na comparação entre os recursos consumidos e os resultados gerados por unidade, definindo um índice de eficiência técnica. O uso de modelos quantitativos na avaliação da performance institucional tem se intensificado com o avanço de DEA e suas extensões, como o *Network DEA* (NDEA) (Antunes *et al.*, 2023; Silva *et al.*, 2024; Antunes *et al.*, 2023).

No âmbito do ensino superior, permanece o desafio de se avaliar não apenas a produtividade docente sob critérios quantitativos, mas também a efetividade e o impacto das atividades desenvolvidas, com destaque para a orientação acadêmica e a produção científica (Hung, 2017). Métricas isoladas como o número de publicações ou a carga horária são insuficientes para captar a complexidade e a interdependência dos processos envolvidos na atuação docente, sobretudo quando se considera o papel formativo da orientação discente e o valor agregado de produtos intermediários (Fong; Hu; Zhao, 2020).

A *People Analytics* (PA), também conhecido como análise de pessoas, é uma abordagem baseada em dados para a gestão de recursos humanos, que busca coletar, organizar e analisar informações sobre o comportamento, o desempenho e as características dos colaboradores para embasar decisões estratégicas (Levenson, 2015). Desse modo, a aplicação combinada de PA e NDEA se mostra particularmente relevante diante da natureza multifacetada da atuação docente, que envolve atividades pedagógicas, projetos de pesquisa, extensão universitária e produção técnico-científica (Fong *et al.*, 2020).

Embora existam estudos que utilizam a DEA tradicional (CRS e VRS) para avaliar departamentos ou cursos, identifica-se na literatura uma oportunidade relevante para o avanço das pesquisas por meio da aplicação de modelos NDEA com múltiplos estágios,

especialmente direcionados à análise da eficiência individual de docentes. Essa abordagem mostra-se particularmente promissora ao se considerar o encadeamento entre as atividades de orientação e a geração de impacto científico (Antunes *et al.*, 2021).

Diante deste contexto, tem-se às seguintes questões de pesquisa:

- Quais variáveis devem ser consideradas como insumos exógenos, produtos intermediários e saídas exógenas para uma análise aderente e confiável da eficiência dos docentes?
- Qual é o método mais adequado para a normalização dos dados em análises de eficiência, considerando a heterogeneidade das unidades decisórias?
- Quais procedimentos podem ser adotados para validar os resultados obtidos na análise de eficiência, assegurando a consistência e a confiabilidade das conclusões?

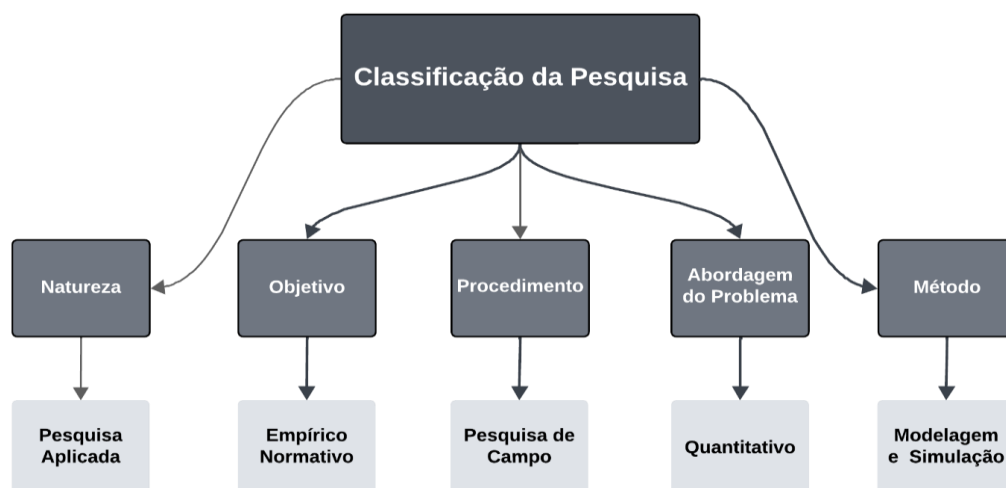
Desse modo, foi formulado o seguinte objetivo: Propor uma abordagem integrada entre PA e NDEA (CRS e VRS) com o objetivo de mensurar a eficiência em dois estágios dos docentes.

Os objetivos específicos são:

- Desenvolver uma modelagem e otimização por meio de VBA-Excel empregando o algoritmo simplex.
- Validar os dados de eficiência.

A Figura 1 apresenta a classificação desta pesquisa, a qual é de natureza aplicada, com objetivos empíricos e normativos, uma vez que se pretende, com os resultados da otimização, gerar políticas e propor estratégias de melhoria institucional orientadas à melhoria contínua do desempenho docente. A abordagem do problema é quantitativa, sendo realizada por meio de pesquisa de campo, e o método de pesquisa adotado é a modelagem e simulação (Bertrand e Fransoo, 2002).

Figura 1: Classificação da pesquisa



Fonte: Bertrand e Fransoo (2002)

A literatura recente (Amaral *et al.*, 2022; Antunes *et al.*, 2023; Asadi *et al.*, 2023) ressalta a importância de modelos analíticos que capturem as relações internas entre subprocessos das unidades avaliadas, sobretudo em contextos com múltiplos produtos intermediários, como é o caso da atuação docente.

O modelo proposto neste trabalho responde a essa oportunidade de pesquisa ao segmentar a atuação do professor em dois estágios distintos, porém conectados: o estágio 1, voltado à orientação de discentes, e o estágio 2, correspondente à geração de impacto científico e extensões universitárias a partir dessas orientações.

Além disso, a adoção do modelo NDEA com estrutura em rede possibilita a avaliação conjunta da eficiência parcial e global, promovendo diagnósticos mais precisos e estratégias mais assertivas para o desenvolvimento institucional. Tal abordagem se alinha às diretrizes de qualidade da educação superior e atende à crescente demanda por métricas de desempenho mais granulares, sensíveis à complexidade da atividade docente.

A PA, também conhecido como *HR Analytics* ou *Talent Analytics*, refere-se à aplicação sistemática de técnicas analíticas e de ciência de dados para a compreensão, previsão e melhoria do comportamento humano nas organizações. Essa abordagem



Anais do Simpósio Acadêmico de Engenharia de Produção (SAEPRO) da EEL-USP

IX SAEPRO – 25 e 26 de novembro de 2025

baseia-se na coleta e análise de grandes volumes de dados relacionados às pessoas e suas interações no ambiente de trabalho, com o objetivo de embasar decisões estratégicas, melhorar a performance e promover práticas organizacionais mais eficazes (Marler e Boudreau, 2017).

No contexto acadêmico, sua aplicação vem ganhando destaque como ferramenta de apoio à avaliação docente, recrutamento, progressão de carreira, alocação de recursos e análise de desempenho. Hung (2017) destaca que, ao integrar redes sociais acadêmicas e vínculos tecnológicos, é possível mapear o papel funcional de docentes e pesquisadores em suas redes institucionais, ampliando a capacidade analítica da gestão universitária.

Além disso, abordagens mais recentes apontam que o uso combinado da PA com modelos de apoio à decisão, como DEA, pode gerar diagnósticos mais robustos e personalizados para diferentes unidades e agentes (Fong *et al.*, 2020).

2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Duas formulações clássicas são amplamente utilizadas na literatura e prática gerencial: DEA com Retornos Constantes à Escala (CRS), modelo CCR; DEA com Retornos Variáveis à Escala (VRS), formulado por Banker, Charnes e Cooper (1984), conhecido como modelo BCC.

A Figura 2 ilustra a estrutura geral dos modelos clássicos de Análise Envoltória de Dados.

Figura 2: Estrutura geral dos modelos clássicos DEA (CCR e BCC)



Fonte: Adaptado de Färe e Grosskopf (2000)

Esses modelos podem ser formulados tanto na forma multiplicativa (modelo dual) quanto na forma de envoltória (modelo primal), com orientação para entrada ou saída, conforme o objetivo da análise (Lim; Zhu, 2019; Amaral *et al.*, 2022; Antunes *et al.*, 2023).

Segundo Charnes *et al.* (1978), o modelo DEA clássico com orientação a entrada e retorno constante à escala (CRS) pode ser formulado da seguinte maneira:

$$Max\theta = \sum_{r=1}^s u_r y_{r0} / \sum_{i=1}^m v_i x_{i0} \quad (1)$$

Sujeito a:

$$\sum_{r=1}^s u_r y_{rj} / \sum_{i=1}^m v_i x_{ij} \leq 1, j = 1, 2, \dots, n \quad (2)$$

$$u_r \geq 0, r = 1, 2, \dots, s \quad (3)$$

$$v_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, m \quad (4)$$

Sendo:

- x_{ij} representa a quantidade do insumo i utilizado pela unidade j ;

- y_{rj} representa a quantidade do produto r gerado pela unidade j ;
- u_r e v_i são os pesos atribuídos às saídas e entradas, respectivamente;
- x_{i0} e y_{r0} são os parâmetros de entrada e saída para a DMU que está sob análise;
- θ é a eficiência do modelo.
- DMU_0 é a unidade avaliada.

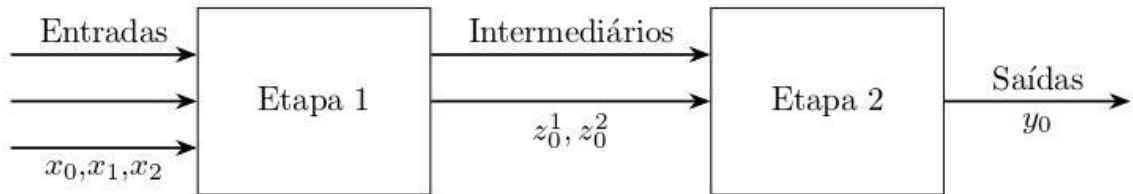
A principal utilidade desses modelos está em identificar as unidades eficientes e, ao mesmo tempo, estabelecer *benchmarks* que sirvam como referência para as unidades ineficientes, orientando melhorias nos processos (Azadeh *et al.*, 2015; Silva *et al.*, 2021). Apesar da utilidade dos modelos DEA clássicos, eles tratam as DMUs como estruturas monolíticas (“único estágio”), ignorando os processos internos e as interações entre subprocessos. Para lidar com essa limitação, Färe e Grosskopf (2000) propuseram a Análise Envoltória de Dados em Rede (*Network DEA* – NDEA), que considera cada unidade como uma rede de subprocessos interligados.

Os primeiros estudos com NDEA modelavam os estágios de forma isolada, desconsiderando a interdependência entre eles (Kao e Hwang, 2008). A abordagem relacional passou a ser adotada posteriormente, permitindo a análise integrada das etapas e a decomposição da eficiência global em eficiências parciais.

Conforme ilustrado na Figura 3, em uma estrutura serial de dois estágios:

- O **Estágio 1** transforma insumos exógenos (x_0, x_1, x_2) em produtos intermediários (z_0^1, z_0^2);
- O **Estágio 2** utiliza esses intermediários como insumos para produzir saídas exógenas (y_0) (Lim e Zhu, 2019).

Figura 3: Processo serial de dois estágios



Fonte: Adaptado de Lim e Zhu (2019)

Kao e Hwang (2008) propuseram a seguinte formulação para o modelo NDEA relacional com retornos constantes à escala (CRS):

$$Max\theta = \sum_{r=1}^s u_r y_{r0} \quad (5)$$

Sujeito a:

$$\sum_{i=1}^m v_i x_{i0} = 1 \quad (6)$$

$$\sum_{r=1}^s u_r y_{rj} - \sum_{d=1}^e w_d Z_{dj} \leq 0, j = 1, 2, \dots, n \quad (7)$$

$$\sum_{d=1}^e w_d Z_{dj} - \sum_{i=1}^m v_i x_{ij} \leq 0, j = 1, 2, \dots, n \quad (8)$$

$$u_r, v_i, w_d \geq 0 \quad (9)$$

Sendo:

- Z_{dj} representa o valor do produto intermediário d da DMU j ;
- w_d é o peso do produto intermediário;
- Os demais parâmetros mantêm a definição anterior.

A eficiência dos estágios é calculada conforme:

$$\theta_1 = \sum_{d=1}^e w_d Z_{d0} / \sum_{i=1}^m v_i x_{i0} \quad (10)$$

$$\theta_2 = \sum_{r=1}^s u_r y_{r0} / \sum_{d=1}^e w_d Z_{d0} \quad (11)$$

$$\theta^* = \theta_1 \times \theta_2 \quad (12)$$

Essa decomposição permite identificar em qual estágio a ineficiência ocorre e fornece uma visão mais detalhada da performance da DMU.

Para incorporar retornos variáveis à escala, o modelo NDEA foi estendido por Chen *et al.* (2009) e Lim e Zhu (2019), com a adição dos termos (fatores de escala) η_1 e η_2 , que representam ajustes livres de escala nos estágios 1 e 2, respectivamente:

$$Max\theta = \sum_{r=1}^s u_r y_{r0} + \eta_1 + \eta_2 \quad (13)$$

Sujeito a:

$$\sum_{i=1}^m v_i x_{i0} = 1 \quad (14)$$

$$\sum_{r=1}^s u_r y_{rj} - \sum_{d=1}^e w_d Z_{dj} + \eta_1 \leq 0, j = 1, 2, \dots, n \quad (15)$$

$$\sum_{d=1}^e w_d Z_{dj} - \sum_{i=1}^m v_i x_{ij} + \eta_2 \leq 0, j = 1, 2, \dots, n \quad (16)$$

$$u_r, v_i, w_d \geq 0; \eta_1, \eta_2 \in R \quad (17)$$

As eficiências parciais e global no modelo VRS são dadas por:

$$\theta_1 = \left(\sum_{d=1}^e w_d Z_{d0} + \eta_1 \right) / \sum_{i=1}^m v_i x_{i0} \quad (18)$$

$$\theta_2 = \left(\sum_{r=1}^s u_r y_{r0} + \eta_2 \right) / \sum_{d=1}^e w_d Z_{d0} \quad (19)$$

$$\theta^* = \sum_{r=1}^s u_r y_{r0} + \eta_1 + \eta_2 \quad (20)$$

As principais modificações entre os modelos (5–12) e (13–20) são:

- A inclusão de variáveis de escala η_1 e η_2 como parâmetros livres;
- O ajuste nas expressões de eficiência parcial;
- A definição da eficiência global como a própria função objetivo do modelo.

Modelos do tipo NDEA com estrutura em rede têm sido expandidos para capturar aspectos mais detalhados da eficiência operacional em sistemas compostos por múltiplos estágios. O modelo PA - NDEA pode ser estruturado em dois estágios com retornos variáveis à escala (VRS), representando, respectivamente, a transformação de entradas exógenas em produtos intermediários (primeiro estágio) e a conversão desses intermediários em saídas finais (segundo estágio).

$$\text{Min}\theta = \left(\sum_{i=1}^m v_i x_{i0} - \eta_1 \right) / \sum_{d=1}^e w_d z_{d0} \quad (21)$$

Sujeito a:

$$\sum_{i=1}^m v_i x_{ij} - \eta_1 / \sum_{d=1}^e w_d z_{dj} \geq 1, j = 1, 2, \dots, n \quad (22)$$

$$v_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, m \quad (23)$$

$$w_d \geq 0, d = 1, 2, \dots, e \quad (24)$$

$$\eta_1 \in R \quad (25)$$

$$\text{Max}\theta = \left(\sum_{r=1}^s u_r y_{r0} + \eta_2 \right) / \sum_{d=1}^e w_d z_{d0} \quad (26)$$

Sujeito a:

$$\sum_{r=1}^s u_r y_{rj} + \eta_2 / \sum_{d=1}^e w_d z_{dj} \leq 1, j = 1, 2, \dots, n \quad (27)$$

$$u_r \geq 0, r = 1, 2, \dots, s \quad (28)$$

$$w_d \geq 0, d = 1, 2, \dots, e \quad (29)$$

$$\eta_2 \in R \quad (30)$$

Dada a semelhança dos denominadores nas Equações (21) e (26), o modelo pode ser linearizado conforme segue Equações 31 a 36.

$$Min = \sum_{r=1}^s v_i x_{i0} - \eta_1 \quad (31)$$

$$Max = \sum_{r=1}^s u_r y_{r0} + \eta_2 \quad (32)$$

Sujeito a:

$$\sum_{d=1}^e w_d Z_{do} = 1 \quad (33)$$

$$\sum_{r=1}^s u_r y_{rj} - \sum_{d=1}^e w_d Z_{dj} + \eta_2 \leq 0, j = 1, 2, \dots, n \quad (34)$$

$$\sum_{d=1}^e w_d Z_{dj} - \sum_{i=1}^m v_i Z_{dj} + \eta_1 \leq 0, j = 1, 2, \dots, n \quad (35)$$

$$u_r, v_i, w_d \geq 0; \eta_1, \eta_2 \in R \quad (36)$$

A versão integrada dos dois estágios é representada pelas Equações 37 a 45.

$$Min = \delta \quad (37)$$

$$\sum_{r=1}^s v_i x_{i0} - \eta_1 - \delta \leq 1 \quad (38)$$

$$\sum_{r=1}^s u_r y_{r0} + \eta_2 + \delta \geq 1 \quad (39)$$

Sujeito a:

$$\sum_{d=1}^e w_d Z_{d0} = 1 \quad (40)$$

$$\sum_{r=1}^s u_r y_{rj} - \sum_{d=1}^e w_d Z_{dj} + \eta_2 \leq 0, j = 1, 2, \dots, n \quad (41)$$

$$\sum_{d=1}^e w_d Z_{dj} - \sum_{i=1}^m v_i Z_{di} + \eta_1 \leq 0, j = 1, 2, \dots, n \quad (42)$$

$$u_r \in R_+, v_i \in R_+, w_d \in R_+ \quad (43)$$

$$\eta_1, \eta_2 \in R \text{ para VRS} \quad (44)$$

$$\eta_1 = \eta_2 = 0 \text{ para CRS} \quad (45)$$

As eficiências por estágio e a eficiência composta são obtidas pelas Equações 46 a 48.

$$\theta_1 = \sum_{d=1}^e w_d Z_{d0} / \left(\sum_{i=1}^m v_i x_{i0} - \eta_1 \right) \quad (46)$$

$$\theta_2 = \left(\sum_{r=1}^s u_r y_{r0} + \eta_2 \right) / \sum_{d=1}^e w_d Z_{d0} \quad (47)$$

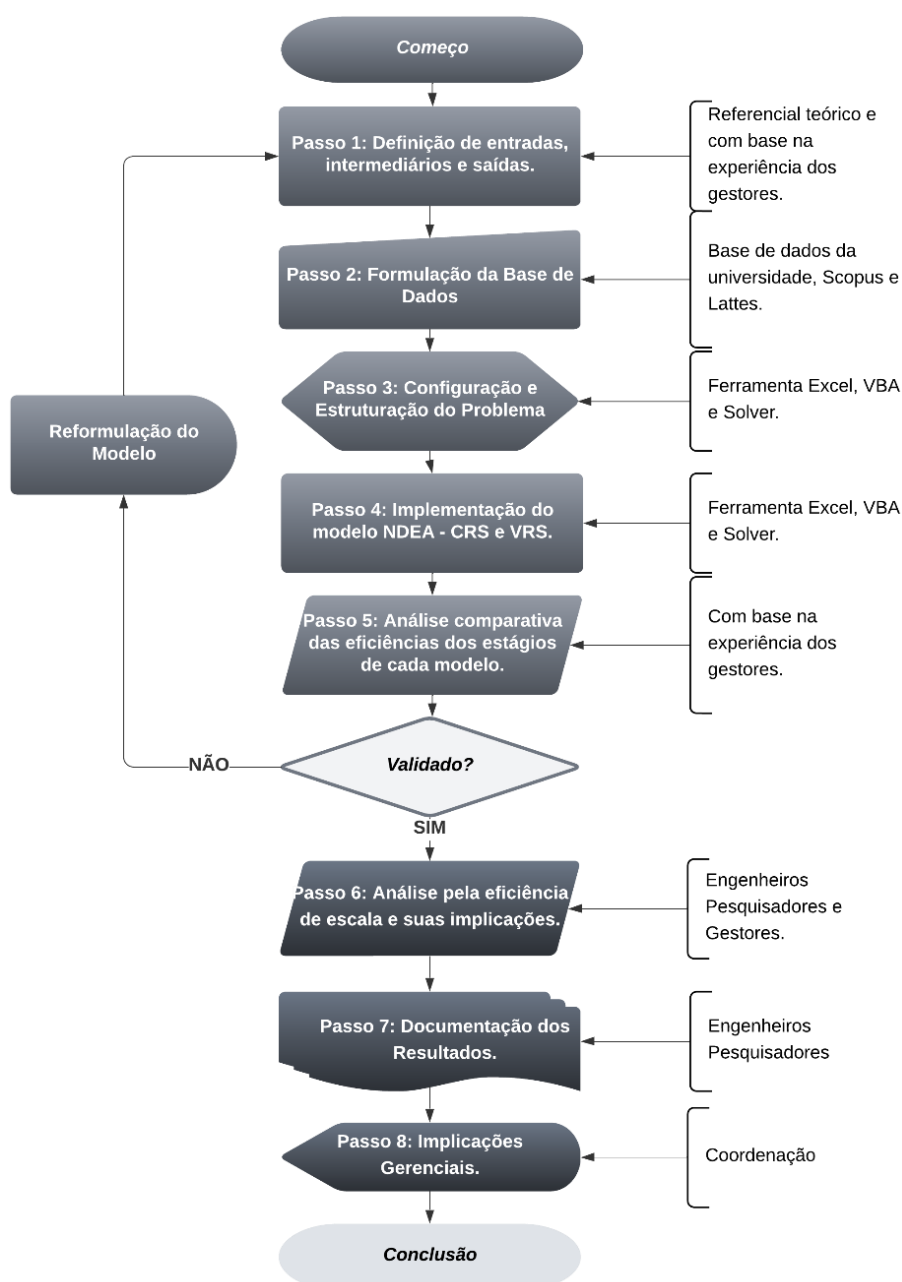
$$\theta^* = \theta_1 \times \theta_2 \quad (48)$$

A escolha entre os modelos com retorno constante à escala (CRS) ou variável (VRS) depende do entendimento da escala de operação da DMU. Conforme argumentam Charnes *et al.* (1989) e Banker *et al.* (1984), a suposição de CRS é apropriada quando a unidade opera de forma ideal, ou seja, um aumento proporcional nas entradas gera aumento proporcional nas saídas. Em contrapartida, o modelo VRS é mais realista em contextos em que as unidades estão sujeitas a restrições operacionais, variações de porte ou capacidades diferentes (Silva *et al.*, 2024).

3. MÉTODO

A Figura 4 apresenta o fluxograma da pesquisa, que foi estruturado em cinco etapas principais.

Figura 4: Fluxograma da pesquisa



Fonte: Autoria Própria



Anais do Simpósio Acadêmico de Engenharia de Produção (SAEPRO) da EEL-USP

IX SAEPRO – 25 e 26 de novembro de 2025

A primeira etapa consistiu na definição das variáveis de entrada exógenas, intermediárias endógenas e de saída exógenas que compõem o modelo. Em seguida, os dados foram organizados e inseridos na planilha de controle. A terceira etapa corresponde à aplicação do modelo NDEA (CRS e VRS) em dois estágios, por meio do qual se calcularam as eficiências técnicas parciais e globais. Na quarta etapa, os resultados obtidos foram analisados quanto à consistência e validade dos parâmetros. Finalmente, a quinta etapa envolveu a avaliação gerencial dos resultados, na qual foram identificadas oportunidades de melhoria, gargalos operacionais e recomendações para aprimoramento institucional.

4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

O objetivo central é mensurar o desempenho individual dos docentes por meio de um modelo NDEA combinado com a PA, implementado em dois estágios. A Tabela 1 contempla os dados utilizados para a realização da análise de eficiência. Sendo, X1= O tempo de contratação, X2= Carga horária semana na graduação; X3= Carga horária semanal na pós-graduação; Z1= Total de Orientações de Graduação, Z2= Total de Orientações na pós-graduação, e por fim, Y1= Total de orientações, aqui cabe destacar que foi utilizado uma ponderação da CAPES (A1= 1, A2= 0,85, etc); Y2= Projetos de extensão, Y3= Se tem bolsa PQ e Y4= Índice H.

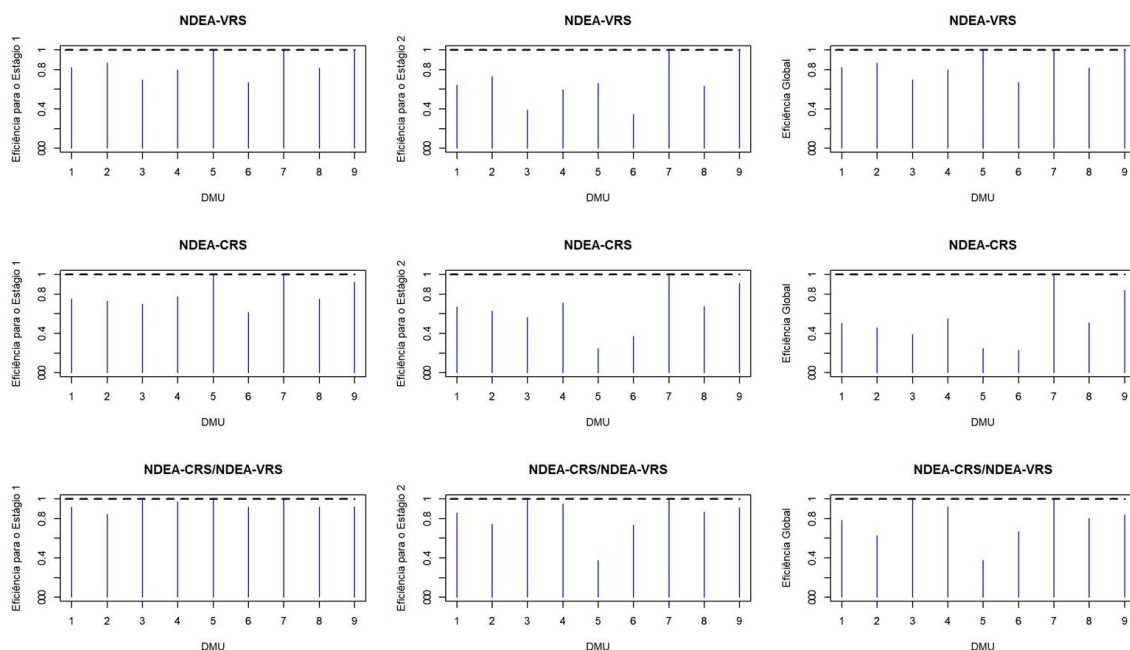
Tabela 1: Dados para Análise de Eficiência

DMU	X1	X2	X3	Z1	Z2	Y1	Y2	Y3	Y4
1	37	20	1E-04	78,00	14,00	10,80	25	1E-04	4
2	16	18	3	54,00	24,00	28,80	1	1E-04	17
3	14	18	1E-04	39,00	0,00	2,55	15	1E-04	2
4	48	21	3	166,00	53,00	53,15	5	1	19
5	14	18	1E-04	56,00	5,00	3,55	1	1E-04	2
6	26	18	3	125,00	29,00	16,85	2	1E-04	14
7	12	21	3	83,00	11,00	28,30	2	1	13
8	18	18	3	45,00	40,00	32,75	3	1E-04	14
9	20	18	3	154,00	38,00	55,35	3	1	24

Fonte: Autoria Própria

Para assegurar o rigor da análise, os valores nulos (0) encontrados na Tabela 1 foram substituídos por 10^{-4} , permitindo o uso adequado do método quantitativo. A seguir, apresenta-se a Figura 5, que resume os resultados da aplicação do modelo PA - NDEA em dois estágios para nove docentes de uma universidade pública (DMUs), avaliando a eficiência técnica por estágio (θ_1 e θ_2), a eficiência global composta (θ^*) e a eficiência de escala relativa.

Figura 5: Eficiência técnica por estágio, global e de escala das DMUs



Fonte: Linguagem R

Dada a estrutura dos dados e os objetivos do estudo, normalizaram-se as variáveis de saída Z e Y (exceto Y3) por X1 (tempo de contratação). Essa abordagem, estatisticamente válida, visa mensurar a eficiência relativa entre docentes com diferentes tempos de atuação, promovendo comparações equitativas e eliminando viés temporal, fator relevante em modelos DEA baseados em proporcionalidade de desempenho.

A estratégia permite controlar o efeito da senioridade, evitando distorções causadas pelo maior volume produtivo de docentes experientes e prevenindo a subavaliação de iniciantes. Essa modelagem segue recomendações metodológicas da literatura, como em Antunes *et al.* (2023), ao tratar o tempo de atuação como moderador crítico da eficiência, o que reforça a comparabilidade e a robustez dos resultados.

A DMU 7 apresentou eficiência total de 100% tanto nos modelos com retornos constantes (CRS) quanto variáveis (VRS), além de eficiências de escala ótima. Isso indica

que: esse docente utiliza de forma ótima seus recursos (X_1 , X_2 , X_3), conseguem transformar orientações em produção científica e em projetos de extensão, de modo eficiente.

A DMU 5: θ_1 (1) vs. θ_2 (0,663 em VRS e apenas 0,250 em CRS). Esse docente é totalmente eficiente no primeiro estágio (orientações), mas possui forte ineficiência no segundo (produção científica e extensão). A eficiência de escala muito baixa (37,66%) em θ_2 e θ^* revela que opera fora da escala ideal e deve rever sua capacidade produtiva/científica e de extensão.

A DMU 6: $\theta_1 = 67,2\%$, $\theta_2 = 51,1\%$, $\theta^* = 34,4\%$ (VRS). Ineficiente em ambos os estágios, com maior gargalo no segundo. A eficiência de escala baixa (67,18%) em θ^* indica que mudanças na escala de operação também são necessárias.

A DMU 3 apresenta a mesma eficiência nos modelos VRS e CRS, e eficiência de escala de 100%: Isso sugere que embora o docente esteja abaixo do ideal ($\theta^* = 39,3\%$), ele já opera na escala correta a ineficiência é puramente técnica, ou seja, ele precisa melhorar a forma como transforma insumos em resultados, e não mudar o tamanho de sua operação.

Diferenças significativas entre VRS e CRS indicam problemas de escala: Exemplo: A DMU 2 tem $\theta^*_{\text{VRS}} = 73,1\%$ vs. $\theta^*_{\text{CRS}} = 45,9\%$, com eficiência de escala = 62,8%. Interpretação: boa parte da ineficiência total é explicada por problemas na escala de operação.

As DMU 1 e 8: Apresentam bons resultados, com θ^* em torno de 64% a 63% (VRS). Têm eficiência de escala razoável ($>78\%$), indicando que ajustes técnicos podem trazer melhoria relevante.

Recomendações Estratégicas: As DMUs como 7 e 9 devem servir como *benchmarks* internos, já que mostraram excelência tanto técnica quanto de escala. Docentes com gargalos no segundo estágio (ex.: DMU 5 e 6) devem ser priorizados em políticas de apoio à pesquisa e produção científica e extensão.

A DMU com ineficiência técnica, mas escala ótima (ex.: DMU 3) demandam melhorias na produtividade e métodos de trabalho, e não ampliação de carga. Professores com baixa eficiência de escala podem estar superdimensionando suas atividades, sendo necessário realinhamento estratégico de sua carga de trabalho ou apoio operacional.

Sobre a interpretação da escala para cada DMU em cada estágio tem-se:

A DMU 1: Decrescente – Decrescente: Interpretação: Está operando acima da escala ideal em ambos os estágios. Implicações: Deve-se evitar o aumento de recursos (tempo, carga horária, orientações), pois há risco de queda na produtividade.

A redistribuição de tarefas pode melhorar o desempenho. A DMU 2: Crescente – Decrescente: Interpretação: No 1º estágio ainda há espaço para expansão produtiva; no 2º estágio, já se ultrapassou a escala ótima. Implicações: Investir mais em carga horária ou tempo pode ser positivo, desde que se ajuste o segundo estágio (ex: melhorar qualidade de orientação ou foco em publicações).

A DMU 3: Decrescente – Decrescente: Interpretação: Ineficiência por escala em ambos os estágios. Implicações: Reduzir carga de trabalho ou melhor distribuir os insumos. Também pode indicar que o docente precisa de suporte para otimizar seus processos (ex: coorientações, apoio técnico). A DMU 4: Decrescente – Decrescente: Interpretação: Mesmo com boas eficiências técnicas ($\theta_1 = 97.09\%$; $\theta_2 = 95\%$), o rendimento de escala sugere excesso de carga. Implicações: Provável sobrecarga. Apesar de produtivo, poderia obter desempenho semelhante com menos recursos. Importante para prevenção de esgotamento.

A DMU 5: Decrescente – Decrescente: Interpretação: Máxima eficiência no primeiro estágio ($\theta_1 = 100\%$), mas rendimento de escala sugere excesso de insumos. Implicações: Rever número de orientações, pois a conversão para publicações/impacto está comprometida. Pode beneficiar-se de menor carga com mais foco.

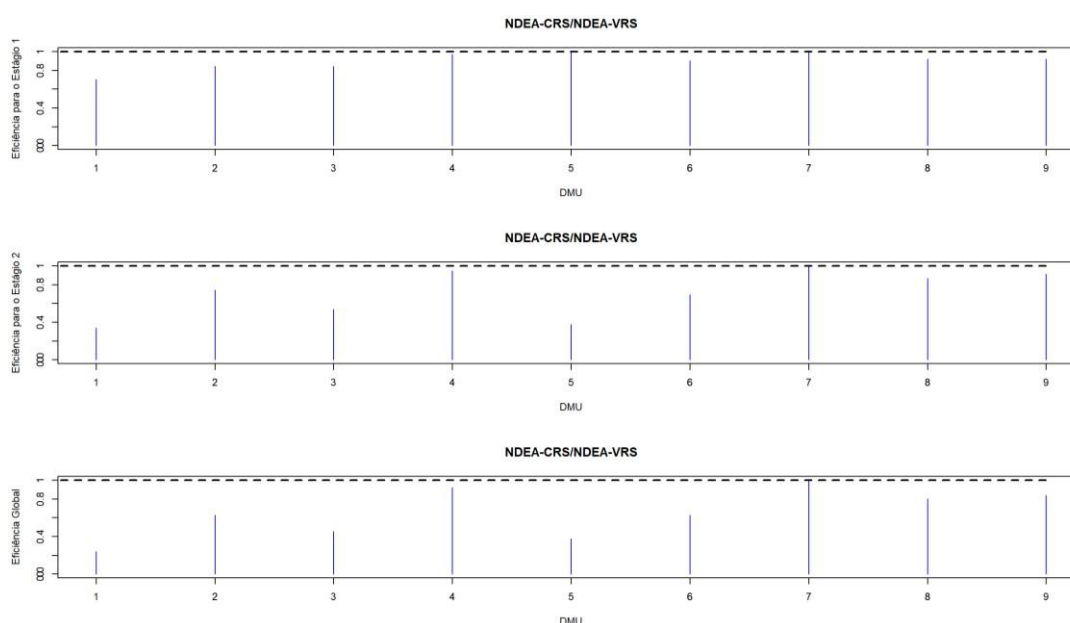
A DMU 6: Decrescente – Decrescente: Interpretação: Perda de escala nos dois estágios. Implicações: A gestão deve considerar redistribuição de tarefas ou suporte metodológico para conversão eficiente de orientação em resultados científicos.

A DMU 7: Decrescente – Decrescente: Interpretação: Apesar de 100% eficiente, está acima da escala ótima. Implicações: Serve de benchmark em termos de eficiência técnica, mas talvez possa fazer o mesmo com menos recursos. Avaliar sustentabilidade da carga.

A DMU 8: Crescente – Decrescente. Interpretação: Ainda pode expandir insumos no estágio 1, mas no estágio 2 há perda de escala. Implicações: Há espaço para mais orientações, mas deve-se melhorar a conversão em publicações e impacto. Talvez precise de incentivo à produção científica. A DMU 9: Decrescente – Decrescente. Interpretação: Eficiência alta, mas escala subótima. Implicações: Pode estar sobrecarregado. Reavaliar distribuição de carga para garantir sustentabilidade e manter qualidade da produção acadêmica.

A Figura 6 contempla a análise de eficiência para a segunda instância, sendo que, nesta instância foi retirada do modelo a variável Y2. Estágio 1 (θ_1): A maioria das DMUs apresenta eficiência alta ($>84\%$), com destaque para DMUs 5 e 7, que são totalmente eficientes. Gargalos no estágio 1 são pouco frequentes; exceção da DMU 1 (70.29%).

Figura 6: Análise de Eficiência de Escala sem considerar a saída exógena Extensão



Fonte: Linguagem R

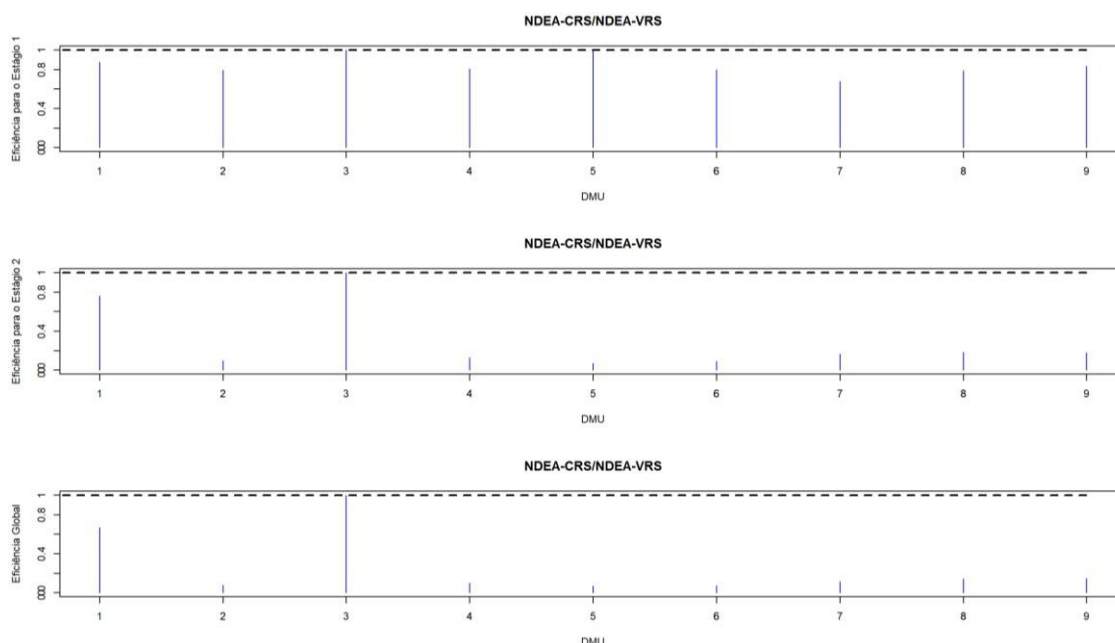
Para o Estágio 2 (θ_2): Desempenho mais variável e crítico: DMUs 1, 3, 5 apresentam eficiência inferior a 55%, indicando que os produtos intermediários (Z1 e Z2) não estão sendo bem convertidos em saídas (Y1, Y3, Y4). Apenas DMU 7 é plenamente eficiente. DMU 4 e 9 também se destacam positivamente ($>90\%$). A eficiência Global (θ^*): A eficiência global é fortemente influenciada pela segunda etapa. A queda entre θ_1 e θ^* revela ineficiências acumuladas no segundo estágio. Ex: DMU 5 mantém $\theta_1=100\%$, mas cai para $\theta^*=37.59\%$, sinalizando ineficiência severa no uso das orientações como insumos para resultados científicos e de impacto.

Para as DMUs como 1, 3 e 5, pode haver excesso de orientação sem geração proporcional de publicações, bolsas PQ ou impacto (Índice H – Base Scopus). Apoiar boas práticas das DMUs eficientes: Estudar o perfil da DMU 7 (eficiente em todos os níveis) para identificar estratégias replicáveis (ex: foco em qualidade da produção intelectual). Atenção à qualidade dos orientandos: A formação de orientandos deve vir acompanhada de metas claras de publicações, participação em grupos de pesquisa e desenvolvimento de projetos com impacto. Capacitação para publicação e obtenção de bolsa PQ: Incentivar capacitações sobre publicação em periódicos qualificados e submissão de projetos ao CNPq.

O modelo NDEA de dois estágios revela que a maior parte das perdas de eficiência ocorre no segundo estágio, onde as orientações acadêmicas devem se converter em produção científica (Artigos, bolsa PQ e índice H). A diferença entre θ_1 e θ^* mostra o potencial ocioso existente nas orientações que não geram resultados mensuráveis. A análise orienta ações institucionais para melhorar a conversão das atividades de ensino e orientação em resultados científicos, com foco em impacto acadêmico e relevância.

A última instância apresentada pelos resultados da Figura 7, tem como objetivo validar a aderência do modelo PA – NDEA proposto. Desse modo, maioria dos docentes apresenta excelente formação de recursos humanos, mas a conversão em impacto social institucionalizado é muito baixa. Isso compromete não apenas a eficiência no NDEA, mas também a aderência institucional à política nacional de extensão.

Figura 7: Análise da Eficiência de Escala considerando apenas Y2 – extensão



Fonte: Linguagem R

Percebe-se que, os docentes que possuem maior quantidade de projetos de extensão (Tabela 1) são os mais eficientes nesta instância. Diante deste cenário, o modelo PA – NDEA pode ser validado, visto que, detectou com muita aderência as especificidades dos docentes analisados.

Por fim, foi realizada uma análise de correlação não paramétrica de Spearman (Wisniewski e Brannan, 2024) e, conforme já era esperado, apenas o segundo estágio das instâncias 1 e 2 apresentou correlação significativa.

5. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este estudo apresentou uma abordagem inovadora para a avaliação da eficiência docente no ensino superior, por meio da integração de técnicas de PA e modelagem com a NDEA em estrutura de dois estágios. A sistemática adotada permite mensurar, de forma abrangente e granular, tanto a eficiência global quanto o desempenho específico em dois subprocessos essenciais: a orientação discente e a geração de impacto científico.

A modelagem proposta se baseou em variáveis cuidadosamente selecionadas para representar a realidade acadêmica, equilibrando insumos, produtos intermediários e saídas de maneira coerente com a lógica dos processos avaliados. A utilização de dados institucionais normalizados por critérios estatísticos assegurou a comparabilidade entre docentes com perfis distintos, respeitando a heterogeneidade das unidades decisórias. Tal abordagem permitiu a obtenção de diagnósticos mais robustos, capazes de refletir tanto o desempenho técnico quanto os retornos de escala associados às atividades docentes.

A decomposição dos indicadores em θ_1 (orientação), θ_2 (impacto) e θ^* (eficiência global) revelou-se particularmente eficaz para identificar gargalos e desequilíbrios entre os estágios. Os resultados evidenciaram que, embora alguns docentes operem de forma equilibrada entre os dois processos, outros apresentam descompassos que sugerem potenciais áreas de intervenção. Essa sensibilidade analítica contribui para a formulação de estratégias mais direcionadas, como programas de capacitação, incentivo à produção científica ou reestruturação de carga horária.

Além disso, a aplicação prática do modelo, por meio de sua implementação automatizada em VBA-Excel, demonstrou a viabilidade técnica da proposta e sua replicabilidade em outros contextos institucionais. A metodologia também foi validada por meio de análises complementares, comparações entre modelos com retornos constantes e variáveis de escala, e pela coerência dos resultados obtidos nos rankings e benchmarks gerados.

Do ponto de vista estratégico, os resultados oferecem subsídios valiosos para o aprimoramento de políticas de avaliação docente mais justas, transparentes e orientadas por evidências. A segmentação por estágios possibilita uma gestão acadêmica mais



Anais do Simpósio Acadêmico de Engenharia de Produção (SAEPRO) da EEL-USP

IX SAEPRO – 25 e 26 de novembro de 2025

eficiente, com foco em ações como capacitação, incentivo à produção científica e reequilíbrio entre as atividades administrativas e acadêmicas.

Como limitação do estudo, destaca-se a ausência de variáveis qualitativas relacionadas às condições de trabalho, infraestrutura e perfil discente, que poderiam enriquecer a análise e contextualizar os níveis de eficiência observados. Para futuras pesquisas, recomenda-se a inclusão de variáveis contextuais e a adoção de modelos híbridos, integrando métodos quantitativos e qualitativos, com vistas ao aumento do poder diagnóstico e prescritivo das análises. Além da ampliação do escopo do NDEA para considerar entradas compartilhadas.

Em síntese, a integração entre People Analytics e NDEA em dois estágios representa uma contribuição metodológica relevante para a gestão universitária, promovendo uma avaliação mais equitativa e estratégica da atuação docente, com impactos positivos sobre a governança institucional e o desempenho acadêmico, reforçando a importância da análise baseada em dados no desenvolvimento de políticas educacionais mais eficazes.

REFERÊNCIAS

- AMARAL, J. V. S. *et al.* Data envelopment analysis for algorithms efficiency assessment in metamodel-based simulation optimization. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, v. 121, p. 7493–7507, 2022.
- ANTUNES, J.; HADI-VENCHEH, A.; JAMSHIDI, A.; TAN, Y.; WANKE, P. TEA-IS. A hybrid DEA-TOPSIS approach for assessing performance and synergy in Chinese health care. *Decision Support Systems*, v. 171, p. 113916, 2023.
- ANTUNES, T. S.; PIRAN, F. S.; STEFANO, G. S.; LACERDA, D. P. An internal benchmarking efficiency evaluation of a Brazilian electrical distributor using data envelopment analysis (DEA). *IEEE Latin America Transactions*, v. 19, n. 3, p. 437–445, 2021.
- ASADI, F. *et al.* An inverse multi-period FDH model with undesirable outputs. *Croatian Operational Research Review*, v. 14, n. 2, p. 111–124, 2023.
- AZADEH, A. *et al.* An integrated fuzzy DEA–simulation for improvement and optimization of human resource productivity: the case of a large telecom company. *Expert Systems with Applications*, v. 42, n. 21, p. 7653–7665, 2015.
- BANKER, R. D.; CHARNES, A.; COOPER, W. W. Some models for estimating technical and scale inefficiencies in data envelopment analysis. *Management Science*, v. 30, p. 1078–1092, 1984.
- BERTRAND, J. W. M.; FRANSOO, J. C. Operations management research methodologies using quantitative modeling. *International Journal of Operations and Production Management*, v. 22, p. 241–264, 2002.
- CHARNES, A.; COOPER, W. W.; RHODES, E. Measuring the efficiency of decision-making units. *European Journal of Operational Research*, v. 2, n. 6, p. 429–444, 1978.
- CHEN, Y. *et al.* Additive efficiency decomposition in two-stage DEA. *European Journal of Operational Research*, v. 196, p. 1170–1176, 2009.



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

FONG, B.; HU, Q.; ZHAO, X. Employee performance analytics using machine learning and DEA: an exploratory study in educational institutions. *Journal of Business Research*, v. 115, p. 104–113, 2020.

HUNG, C.-L. Social networks, technology ties, and gatekeeper functionality: implications for the performance management of R&D projects. *Research Policy*, v. 46, p. 305–315, 2017.

KAO, C. Network data envelopment analysis: a review. *European Journal of Operational Research*, v. 239, p. 1– 16, 2014.

KAO, C.; HWANG, S. N. Efficiency decomposition in two-stage data envelopment analysis: an application to non-life insurance companies in Taiwan. *European Journal of Operational Research*, v. 185, n. 1, p. 418–429, 2008.

LEVENSON, A. *Strategic analytics: advancing strategy execution and organizational effectiveness*. San Francisco: Berrett-Koehler Publishers, 2015.

LIM, S.; ZHU, J. Primal-dual correspondence and frontier projections in two-stage network DEA models. *Omega*, v. 83, p. 236–248, 2019.

MARLER, J. H.; BOUDREAU, J. W. An evidence-based review of HR analytics. *The International Journal of Human Resource Management*, v. 28, n. 1, p. 3–26, 2017.

SILVA, A. F. *et al.* A new multiple criteria data envelopment analysis with variable return to scale: applying bidimensional representation and super-efficiency analysis. *European Journal of Operational Research*, v. 314, n. 1, p. 308–322, 2024.

SILVA, A. F. *et al.* Improving manufacturing cycle efficiency through new multiple criteria data envelopment analysis models: an application in green and lean manufacturing processes. *Production Planning & Control*, v. 32, p. 104–120, 2021.

WISNIEWSKI, S. J., & BRANNAN, G. D. (2024). Correlation (Coefficient, Partial, and Spearman Rank) and Regression Analysis. Em StatPearls. Treasure Island (FL): StatPearls Publishing. Última atualização em 25 de maio de 2024