

DOI: <https://doi.org/10.5007/1983-4535.2022.e84197>

GESTÃO EDUCACIONAL: PROPOSTA DE UMA ABORDAGEM OBJETIVA PARA MENSURAÇÃO DA EFICIÊNCIA DA REDE FEDERAL DE EDUCAÇÃO

**EDUCATIONAL MANAGEMENT: PROPOSAL FOR A OBJECTIVE APPROACH
TO MEASUREMENT OF EFFICIENCY OF THE FEDERAL EDUCATION
NETWORK**

Thiago Henrique Oliveira Silva, Graduado

<https://orcid.org/0000-0003-0812-6006>

thiagohft88@gmail.com

Centro Federal de Educação Tecnológica de Minas Gerais | Programas de Pós-Graduação em Administração
Belo Horizonte | Minas Gerais | Brasil

Elisangela Martins de Sá, Doutora

<https://orcid.org/0000-0002-7801-0087>

elisangelamartins@cefetmg.br

Centro Federal de Educação Tecnológica de Minas Gerais | Programas de Pós-Graduação em Administração
Belo Horizonte | Minas Gerais | Brasil

Brasilio Alves Freitas, Mestre

<https://orcid.org/0000-0002-3788-014X>

brasilio.freitas@ifmg.edu.br

Instituto Federal de Minas Gerais | Departamento de Matemática
Belo Horizonte | Minas Gerais | Brasil

Recebido em 30/setembro/2021

Aprovado em 17/outubro/2021

Publicado em 31/março/2022

Sistema de Avaliação: *Double Blind Review*



Esta obra está sob uma Licença Creative Commons Atribuição-Uso.

RESUMO

Para o fortalecimento da educação pública, mais especificamente em relação à melhoria dos aspectos internos da gestão das instituições federais de ensino, verifica-se cada vez mais a necessidade e o interesse pelo aumento da eficiência. Neste sentido, este trabalho teve por objetivo propor uma abordagem objetiva para medir a eficiência das instituições vinculadas à Rede Federal de Educação Profissional, Científica e Tecnológica (RFEPCT) utilizando as técnicas de Análise de Componentes Principais (ACP) e Análise Envoltória de Dados (DEA), e que, por conseguinte, possa auxiliar o gestor escolar na gestão dos recursos públicos. No que concerne aos métodos utilizados, esta pesquisa é aplicada, com uma abordagem quantitativa e descritiva. Ademais, utilizou-se como base de dados os indicadores da Plataforma Nilo Peçanha (PNP) para o ano de 2020. De posse dos resultados foi possível excluir variáveis de entrada e saída redundantes, apontar o IFSULDEMINAS como única UTD eficiente e referência para 27,5% das UTDs e destacar positivamente as regiões sul e sudeste como aquelas que mais apresentaram UTDs próximas a fronteira de eficiência e negativamente as regiões centro-oeste, norte e nordeste.

Palavras-chave: Análise Envoltória de Dados, Eficiência, Gestão Educacional.

ABSTRACT

For the strengthening of public education, more specifically in relation to the improvement of the internal aspects of the management of federal educational institutions, there is a growing need and interest in increasing efficiency. In this sense, this work aimed to propose an objective approach to measure the efficiency of institutions linked to the Federal Network of Professional, Scientific and Technological Education (FNPSTE) using the techniques of Principal Component Analysis (PCA) and Data Envelopment Analysis (DEA), and that, therefore, can help the school manager in the management of public resources. Concerning the methods used, this research is applied, with a quantitative and descriptive approach. Furthermore, the Nilo Peçanha Platform (NPP) indicators for the year 2020 were used as a database. With the results in hand, it was possible to exclude redundant input and output variables, point IFSULDEMINAS as the only efficient DMU and reference to 27,5% of DMUs, and positively highlighting the south and southeast regions as those with the most DMUs close to the efficiency frontier, and negatively highlighting the central-west, north and northeast regions.

Keywords: Data Envelopment Analysis, Efficiency, Educational Management.

1 INTRODUÇÃO

Em um mundo conectado, globalizado e em constantes mudanças, espera-se que a educação exerça um protagonismo estrutural, fortalecedor e que trabalhe aspectos e competências para o desenvolvimento e crescimento tanto individual quanto coletivo do ser humano.

Corroborando para esse protagonismo, foi criada em 2008 a Rede Federal de Educação Profissional, Científica e Tecnológica (RFEPCT), com campi e unidades administrativas dispostos em 653 cidades nas cinco regiões do Brasil, com oferta de cursos nas modalidades de ensino técnico integrado, subsequente, concomitante, graduações nas áreas de licenciatura, tecnologia, bacharelados e programas de especialização *lato sensu* e *Stricto sensu* nas mais diversas áreas do conhecimento. A RFEPCT contava até o ano de 2020 com 64 instituições de ensino, dentre as Escolas Técnicas Vinculadas, Institutos Federais de Educação, Centros Federais de Educação e Colégio Pedro II, atendendo por sua vez mais de três milhões de alunos Plataforma Nilo Peçanha (PNP, 2020).

Para o fortalecimento da educação pública, mais especificamente em relação à melhoria dos aspectos internos da gestão das instituições federais de ensino, verifica-se cada vez mais a necessidade e o interesse pelo aumento da eficiência. Como exemplo, a implementação e a utilização de indicadores que mensuram os resultados acadêmicos, orçamentários, financeiros, de gestão de pessoas, prestação de contas, transparência, conformidades, dentre outros. Ademais, Ribeiro (1997) reforça a importância de uma administração pública gerencial que atente para uma gestão com maior flexibilidade e criatividade, voltada para inovações e orientada para a obtenção de resultados por meio da análise de indicadores de desempenho.

Nesse sentido, o objetivo postulado neste trabalho é a proposição de uma abordagem objetiva capaz de medir a eficiência das instituições vinculadas a RFEPCT na perspectiva dos indicadores de gestão educacional elencados na PNP. Para tanto, foi realizado a seleção das variáveis de entrada e saída por meio da Análise de Componentes Principais (ACP) de correlação, a mensuração da eficiência das unidades vinculadas a RFEPCT por meio da Análise Envoltória de Dados (DEA), utilizando-se do modelo clássico radial BCC com orientação para a saída e a DEA de fronteira invertida, normalizada e padronizada como critério de desempate entre as Unidades Tomadoras de Decisão (UTDs) mais eficientes.

Assim, considera-se como problemática de pesquisa a ser respondida: quais as possíveis contribuições para a tomada de decisão das instituições vinculadas à RFEPCT ao medir a sua eficiência utilizando a DEA?

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

2.1 A REDE FEDERAL DE EDUCAÇÃO PROFISSIONAL, CIENTÍFICA E TECNOLÓGICA (RFEPCT)

A história da educação profissional no Brasil teve início em 23 de setembro de 1909, promulgado pelo então presidente da república Nilo Peçanha, que instituiu, nas capitais dos estados da federação, as Escolas de Aprendizes Artífices. Estas escolas foram instituídas com o objetivo de oferecer o ensino profissionalizante de forma gratuita, com qualidade e acessível a todos. Além disso, segundo Brasileiro, Costa e Soeira (2015), a educação profissional e tecnológica tem por princípios além da formação técnica e profissional, o de instruir bem como afastar os jovens da violência e da criminalidade.

Em 1990, ocorreu a união das escolas técnicas, agrárias e CEFETs, constituindo o chamado sistema nacional de educação tecnológica, estrutura que permitiu não só a busca por objetivos comuns, mas também o fortalecimento da educação profissional no Brasil. Mais recentemente, a Lei nº 11.892, de 29 de dezembro de 2008, instituiu a RFEPCT por meio de uma estrutura que integrou as escolas pertencentes ao sistema nacional com os institutos federais de educação, tendo, ao longo desses mais de doze anos, papel preponderante na expansão do ensino técnico e superior em todo o Brasil.

Ademais, atendendo ao interesse em oferecer à sociedade um conjunto de informações, que a permitisse conhecer as atividades realizadas pela RFEPCT, foi criada a Plataforma Nilo Peçanha (PNP), que dentre outros objetivos é responsável pela divulgação dos indicadores da Secretaria de Educação Profissional e Tecnológica (PNP, 2018). Os indicadores abarcados pela PNP são exemplos de ferramentas que podem ser usadas pela administração pública para trazer mais rigor no controle das ações desenvolvidas pelos agentes públicos, bem como na busca por maior transparência e eficiência de toda a RFEPCT.

A PNP teve como marco inicial o ano de 2017 por meio da publicação da portaria que instituiu o Grupo de Trabalho (GT), que teve como premissa o estudo, planejamento e execução de indicadores da Rede Federal (PNP, 2020). Em 2018, ocorreu a primeira publicação estatística da plataforma em ambiente virtual tendo como referência os dados do

ano de 2017, cabendo aqui destacar que esta primeira publicação foi um passo para a consolidação e propagação dos dados da rede bem como um maior envolvimento e transparência das instituições a ela vinculada.

No ano de 2020, a plataforma publicou a sua terceira edição, reforçando assim seu objetivo de fomentar não só a divulgação dos dados em uma plataforma única e consolidada, mas de levar para a sociedade informações úteis, de simples visualização, operacionalização e principalmente transparente, conforme postulado na própria plataforma (PNP, 2020).

2.2 ANÁLISE DE COMPONENTES PRINCIPAIS - ACP

A ACP é uma técnica multivariada que, a partir de um dado conjunto de variáveis originais altamente correlacionadas, tem por objetivo gerar componentes principais com alto poder explicativo, produzindo por sua vez componentes não correlacionados entre si (GOTELLI E ELLISON, 2016). Cabe enaltecer que essas componentes principais são obtidas através de uma combinação linear das variáveis originais, utilizando-se de autovetores e autovalores da matriz de correlação (VICINI, 2005).

Nesse sentido, cinco premissas importantes devem ser observadas acerca da ACP. A primeira é no tocante a necessidade de as variáveis originais serem altamente correlacionadas, e a segunda se refere a necessidade ou não da padronização dos dados originais. Por sua vez, a terceira premissa busca verificar se a matriz a ser utilizada, será de correlação ou de covariância.

No tocante a primeira premissa, Gotelli e Ellison (2016, p. 426), destacam que a utilização da ACP, só faz sentido, se as variáveis originais forem altamente correlacionadas, uma vez que o objetivo da técnica é justamente eliminar variáveis redundantes por meio de componentes com alto poder explicativo a partir da variância total obtida.

Por sua vez, no que se refere a necessidade ou não da padronização dos dados originais e o tipo de matriz a ser utilizada na ACP, (MEIRA *et al.*, 2013; MELO, 2017) recomendam a utilização da matriz de correlação quando as variáveis originais forem medidas em escalas diferentes entre si. Outra recomendação é evitar diferenças acentuadas entre as variâncias, uma vez que variáveis originais em escalas diferentes podem impactar no resultado da variância total das componentes principais e conseqüentemente nos coeficientes dos autovalores.

Ademais, Melo (2017) corrobora ainda afirmando que no caso da DEA, por comumente utilizar dados com unidades de medidas diferentes, utiliza-se geralmente a padronização dos dados, chamando comumente esse processo de ACP de correlação. Além disso, Vicini (2015) ratifica tal entendimento ao recomendar a utilização da matriz de correlação quando as variáveis originais são medidas em escalas muito diferentes, o que por sua vez evita-se erros nos resultados.

Porém, se os dados já estiverem na mesma escala ou forem comparáveis é possível usar a ACP de covariância.

Cabe ressaltar também que a padronização da matriz para o teste PCA de correlação pode ser feita diretamente por qualquer *software* estatístico, ou, caso o pesquisador opte pela padronização manual dos dados, tal etapa poderá ser feita por meio da Equação (1), onde y_i é a variável original da característica i sendo \bar{x} a média do conjunto de elementos observados, e σ o desvio padrão do mesmo conjunto de elementos utilizados para se encontrar a média amostral (GOTELLI E ELLISON, 2016).

$$z = \frac{(y_i - \bar{x})}{\sigma} \quad (1)$$

Não obstante, ainda em relação a Equação (1), cabe esclarecer que para cada conjunto de elementos o resultado deverá apresentar uma média amostral igual a 0 e uma variância igual a 1, validando, por conseguinte, o resultado da normalização (z).

Já no que concerne à quarta premissa, cabe ratificar que a ACP se dá por meio de uma transformação algébrica das variáveis originais. Neste sentido, essa transformação cria variáveis artificiais (constructos), onde de posse dos componentes (autovalores) gerados, espera-se que o primeiro componente seja responsável por explicar uma variância significativa dentro do conjunto de variáveis analisadas, seguindo pelas próximas componentes em ordem decrescente, totalizando 100% da variância máxima explicada para aquele conjunto de variáveis originais analisadas.

Formalmente, a ACP é baseada na transformação de um conjunto de pp variáveis originais correlacionadas x_1, x_2, \dots, x_p em um novo conjunto y_1, y_2, \dots, y_p em que o valor do componente i é representado por y_i sendo calculado, conforme a Equação (2), por meio de uma combinação linear entre as variáveis originais padronizadas x_j com coeficientes

(elementos dos autovetores da matriz) α_{ij} sendo $i = 1, 2, \dots, p$ e $\sum_{j=1}^p \alpha_{ij}^2 = 1$ (GOTELLI E ELLISON, 2016; MEIRA *et al.*, 2013).

$$y_i = \alpha_{i1}x_1 + \alpha_{i2}x_2 + \dots + \alpha_{ip}x_p = \sum_{j=1}^p \alpha_{ij}x_j \quad (2)$$

Não obstante os detalhes algébricos e demais propriedades matemáticas não integram o escopo deste trabalho, contudo, podem ser encontrados em (REGAZZI, 2000; GOTELLI E ELLISON, 2016; VICINI, 2005).

Neste sentido, cabe destacar ainda o papel dos autovalores da matriz, que são responsáveis por explicar a variância dos dados originais referentes a cada componente principal. Assim, a proporção de variância explicada e acumulada é determinada a partir do somatório dos autovalores, sendo essa, a referência para a seleção dos componentes principais, em que cada autovalor está associado a sua respectiva componente.

Além disso, os coeficientes dos autovalores de cada componente tem como objetivo representar o peso da variável no seu respectivo componente podendo variar positivamente ou negativamente, indicando assim uma relação de proporcionalidade (GOTELLI E ELLISON, 2016; GOMES *et al.*, 2004). É importante destacar que a variância total depende da quantidade de variáveis utilizadas, de forma que se forem usadas p variáveis originais, observa-se que a variância total será igual a p (SOUZA, 1993).

Já a proporção de variância explicada e acumulada, é gerada a partir do somatório dos autovalores, sendo essa, a referência para a seleção das componentes principais. Por fim, os coeficientes (característica), dos autovalores tem como objetivo representar o peso da variável no seu respectivo componente podendo variar positivamente ou negativamente, indicando assim uma relação de proporcionalidade (GOTELLI E ELLISON, 2016; GOMES *et al.*, 2004).

Outrossim, o Quadro 1 evidencia os pressupostos mais adotados para a seleção dos componentes principais.

Por fim, a quinta premissa busca a partir dos resultados da ACP fazer a seleção das variáveis conforme abordagens predispostas no Quadro 2.

Quadro 1 Seleção das componentes principais

Método	Produto final	Etapas	Objetivos	Interpretação	Referências
Análise dos componentes principais	Componentes	Analisar os componentes (autovalores).	Agrupar as informações de cada variável original em componentes, evitando a redundância das variáveis originais.	Selecionar as componentes que obtiveram variância acumulada igual ou superior a 70%, ou autovalor superior à média para matriz PCA de covariância, ou >1 para matriz de correlação ou pela análise do gráfico scree plot.	Abide Williams (2010), Isotilia (2017), Gotelli e Ellison (2011), Jolliffe (1973), Marôco (2007), Jonhson (1998), Kaiser (1960), Mardia (1979).

Fonte: Elaborado pelos autores (2021).

Quadro 2 Abordagens para seleção de variáveis

Abordagens	Interpretação	Referências
1	Descartar dentre as componentes com menor variância total explicada, aquelas que possuírem o maior coeficiente em módulo em virtude da sua baixa relevância para a variância total.	Leite <i>et al.</i> (2009), Paiva <i>et al.</i> (2010), Barbosa Regazzi e Torres (2005), Regazzi (2002), Pereira (1989), Daher <i>et al.</i> (1997), Mardia Kent, Bibby (1979), Jolliffe (1973), Yamaki <i>et al.</i> (2009), Rodrigues <i>et al.</i> (2018).
2	Selecionar os coeficientes que estão acima da média, ao se analisar cada componente principal.	Melo (2017), Souza e Pereira (2006), Sacramento (2014), Sacramento Souza e Wazlawick (2014).

Fonte: Elaborado pelos autores (2021).

2.3 ANÁLISE ENVOLTÓRIA DE DADOS (DEA)

As primeiras pesquisas sobre eficiência foram propostas por Koopmans (1951), Farrel (1957) e Debreu (1951) que visavam medir a eficiência e produtividade de empresas privadas e instituições públicas. Destaca-se aqui Farrel (1957) que trouxe a importância em se medir a eficiência, observando a relação entre aumento de produção, eficiência e consumo de recursos. Ele foi um dos primeiros a apontar que os principais fatores que ocasionaram a maioria dos problemas de medição de eficiência eram oriundos da não consideração das múltiplas entradas no processo. Até então, a eficiência era medida de forma individual separando do processo todos os insumos.

A partir da nova abordagem de múltiplas entradas proposta por Farrel (1957), verificou-se uma gama de aplicações podendo ir desde uma oficina até uma escola (COOK; SEIFORD, 2009). Nesse sentido, Charnes, Cooper e Rhodes (1978) propuseram uma nova

abordagem para medir a eficiência por meio da utilização de múltiplos critérios de entrada e saída. Introduziram também definições mais claras sobre unidades tomadoras de decisão, adoção de novos conceitos de unidades eficientes por meio do uso de UTDs de referências e, a partir daí, o apontamento de fronteiras mais e menos eficientes, surgindo assim a DEA.

Como afirmado por Mello *et al.* (2005), o objetivo primário da DEA é a comparação de um certo número de UTDs com competências similares, diferenciando-se apenas nos insumos consumidos (entradas) e nos produtos produzidos (saídas).

2.3.1 Modelo BCC – Orientado para entrada e saída

Em 1984, Banker, Charnes e Cooper propuseram o modelo BCC, também chamado de retorno variável de escala (VRS), que segundo Casado e Souza (2007), tinha por objetivo evitar situações não esperadas oriundas de situações imperfeitas, podendo ser inclusive de ordem crescente, decrescente ou constante. Segundo Mariano (2008), a proposta do modelo se deu através da estratificação do modelo CCR em duas variáveis preponderantes: eficiência técnica e eficiência de escala denominada de eficiência pura.

O modelo BCC diz que as UTDs que trabalham com valores baixos de entradas passam a ter retornos crescentes na escala e as que atuam com valores altos passam ter o retorno decrescente na escala, corroborando com a substituição do axioma da proporcionalidade de entradas e saídas inalterada no modelo CCR.

Outra observação em relação ao modelo BCC é a dispensa do conceito de proporcionalidade de entrada virtual e saída virtual adotado no modelo CCR objetivando aumentar a quantidade de UTDs eficientes (BENÍCIO; MELLO, 2014). Observa-se conforme Quadro 3 que esse modelo da mesma forma que o CCR possui orientação tanto para entrada quanto para saída conforme apresentados pelas Equações primal (3) e (4) e Equações dual (5) e (6), (MELLO *et al.* 2005).

Quadro 3 Modelo de programação BCC

Minimização das entradas	Maximização das saídas
Modelo linear primal - Multiplicadores	
$\text{Max } Eff_D = \sum_{j=1}^s u_j y_{jD} + u_w$ <p>Sujeito a:</p> $\sum_{i=1}^r v_i x_{iD} = 1 \quad (3)$ $-\sum_{i=1}^r v_i x_{ik} + \sum_{j=1}^s u_j y_{jk} + u_w \leq 0, \forall k$ $v_i, u_j \geq 0, u_w \in R$	$\text{Min } Eff_D = \sum_{i=1}^r v_i x_{iD} + v_w$ <p>Sujeito a:</p> $\sum_{j=1}^s u_j y_{jD} = 1 \quad (4)$ $-\sum_{i=1}^r v_i x_{ik} + \sum_{j=1}^s u_j y_{jk} + v_w \leq 0, \forall k$ $v_i, u_j \geq 0, u_w \in R$
Modelo linear dual - Envelope	
$\text{Min } h_D$ <p>Sujeito a:</p> $h_D x_{iD} - \sum_{k=1}^n x_{ik} \lambda_k \geq 0, \forall i \quad (5)$ $-y_{jD} + \sum_{k=1}^n y_{jk} \lambda_k \geq 0, \forall j$ $\sum_{k=1}^n \lambda_k = 1$ $\lambda_k \geq 0, \forall k$	$\text{Max } h_D$ <p>Sujeito a:</p> $x_{iD} \sum_{k=1}^n x_{ik} \lambda_k \geq 0, \forall i \quad (6)$ $-h_D y_{jD} + \sum_{k=1}^n y_{jk} \lambda_k \geq 0, \forall j$ $\sum_{k=1}^n \lambda_k = 1$ $\lambda_k \geq 0, \forall k$

Fonte: Adaptado de Mello *et al.* (2005).

2.3.2 Modelos DEA de fronteira invertida, índice de eficiência composta e normalizada

O modelo DEA de fronteira Invertida foi proposto inicialmente por Yamada, Matui e Sugiyama (1994) tendo como objetivo atuar na baixa discriminação dos modelos DEA clássicos. Este modelo permite, a partir de uma análise pessimista das UTDs, identificar as menos eficientes na fronteira dos produtos.

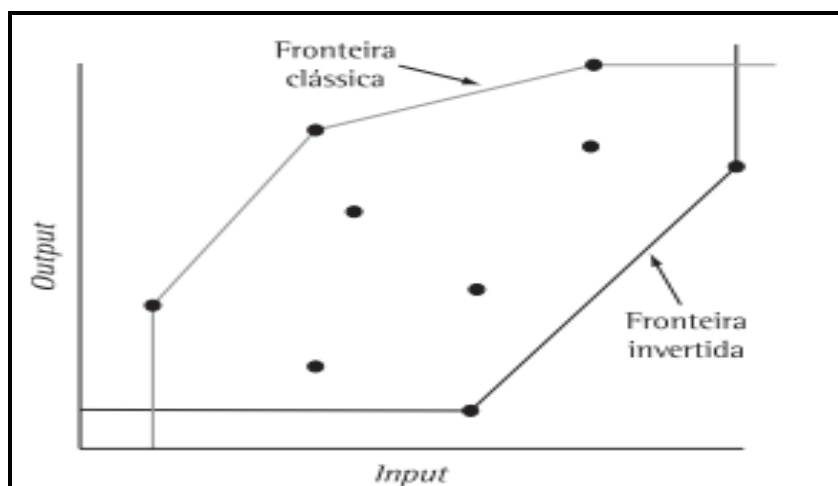
Dessa maneira, conforme apontado por Silveira *et al.* (2012), tendo em vista os resultados apresentados, às UTDs passam a ser consideradas alvos a não serem alcançados, sendo, por conseguinte, as UTDs com as piores práticas gerenciais ou *anti-benchmarking*

Operacionalmente, o que se tem é a inversão das entradas com as saídas no modelo padrão DEA utilizado. Meza *et al.* (2005) ratifica que tal modelo tem por objetivo atuar na baixa discriminação oriunda dos modelos clássicos DEA, auxiliando por sua vez na

organização e ranqueamento das UTDs. De Almeida *et al.* (2007) detalha ainda quatro passos a serem observados acerca da fronteira invertida, sendo: I) inverter as entradas com a saídas, II) analisar a fronteira e localizar as UTDs pessimistas, III) inverter o valor da UTD pessimista, passando está a ser uma boa referência, IV) normalizar os resultados, conforme Equações (8) e (9).

A Figura 1 apresenta como se dá a distribuição das UTDs nas fronteiras tendo em vista o resultado da fronteira invertida. Logo, as UTDs que aparecem na fronteira invertida são consideradas ante referências para as UTDs eficientes.

Figura 1 Comparação entre a fronteira padrão DEA e a fronteira invertida



Fonte: Silveira *et al.* (2012).

Tendo em vista a Equação (7), a literatura comumente define o coeficiente α com um valor igual a 0,5.

$$Eficiência\ composta = [\alpha * Eficiência\ padrão + (1 - \alpha) * (1 - Eficiência\ invertida)] \quad (7)$$

Nesse sentido, a partir dos resultados do índice de eficiência composta, nota-se que para as UTDs a serem consideradas eficientes é necessário ter bons resultados na eficiência padrão e não ter bons resultados na fronteira invertida (SILVEIRA *et al.* 2012).

A partir dos resultados do índice de eficiência composta é possível ainda calcular a eficiência normalizada por meio de uma média aritmética conforme demonstrado na Equação (8).

$$Eficiência\ normalizada = \frac{eficiência\ composta}{Max(eficiência\ composta)} \quad (8)$$

2.4 SELEÇÃO DE VARIÁVEIS DE ENTRADA E SAÍDA

Ainda que amplamente utilizada ao longo de mais de 40 anos, cabe aqui destacar alguns cuidados acerca da utilização da DEA. Tal proposição vem no intuito de apresentar algumas observações propostas por Dyson *et al.* (2001), nomeadas de “armadilhas DEA”, que servem como um guia contendo sete observações a serem consideradas pelo pesquisador a fim de não cometer erros na construção da pesquisa ao utilizar esta metodologia.

As armadilhas se referem aos seguintes pontos, I) homogeneidade, II) variáveis de entrada e saída, III) quantidade de variáveis, IV) correlação entre as variáveis, V) mistura de fatores, VI) entradas ou saídas indesejadas, VII) variáveis qualitativas.

Mais especificamente no que concerne a correlação entre as variáveis de entrada e saída, a atenção deve ser dada em relação a eliminação daquelas que estejam altamente correlacionadas, ou seja, que possuem na sua composição valores iguais ou muito semelhantes. Dyson *et al.* (2001) explica que a correlação pode ocorrer tanto com as variáveis de entrada quanto as de saída. É destacado que ao se verificar uma forte correlação é viável que tal variável seja retirada, pois esta pode influenciar no resultado da eficiência da UTD.

São muitas as abordagens para seleção de variáveis, a partir da ACP, conforme apontado por Pereira (1989). Neste sentido, Jolliffe (1972), por exemplo, utilizou vários métodos, chegando à conclusão de que todos eles alcançaram o objetivo postulado inicialmente, que era rejeitar variáveis redundantes, deixando, entretanto, como observação ao pesquisador que a decisão pela adoção de um método em detrimento do outro, deveria ser pautado levando em consideração dentre outros fatores a facilidade de aplicação ou a tecnologia utilizada.

Por fim, adotou-se a primeira técnica apresentada no Quadro 2 para a seleção das variáveis de entrada e saída utilizadas nessa abordagem.

3 PERCURSO METODOLÓGICO

Segundo Thiollent (2009), a pesquisa de natureza aplicada tem como premissa solucionar problemas oriundos dos mais diversos ambientes, bem como responder às diversas demandas provenientes da sociedade. Tem por motivação ainda contribuir para fins práticos, objetivando a solução de problemas de maneira mais imediatista (BARROS; LEHFELD, 2000).

Neste sentido, esta abordagem foi aplicada uma vez que a sua estrutura, teve por característica ser sistemática no tocante a descrição e relevante em relação às explicações do objeto estudado (DE OLIVEIRA; GIRALDI, 2016).

Como exemplos de aplicação desta abordagem, é possível citar a mensuração da eficiência das UTDs vinculadas a RFEPCT, no intuito de oferecer aos gestores escolares uma visão comparativa da RFEPCT e individual de cada UTD, bem como contribuir para o processo decisório da RFEPCT a partir de decisões menos subjetivas a partir de uma abordagem DEA. Destaca-se ainda que, a partir dos resultados postulados, e tendo em vista o caráter aplicado e objetivo aqui postulado, essa abordagem DEA será utilizada como método quantitativo para o ranqueamento das UTDs vinculadas a RFEPCT na PNP.

Assim, ratifica-se que essa abordagem foi de cunho quantitativo a partir de dois pressupostos. O primeiro concernente a seleção das variáveis de entrada e saída utilizadas, onde para se alcançar tais objetivos foi realizado um percurso estatístico, iniciando pelas suposições de normalidade. A partir dos resultados encontrados foi possível escolher o teste de correlação mais adequado para se verificar a correlação dos dados originais, conforme preconizado por Dyson (2001). Tal pressuposto teve por intuito evitar a inserção de dados redundantes, nesta abordagem e por consequência aumentar a acurácia nos resultados de eficiência das UTDs vinculadas a RFEPCT. Ademais, após o apontamento da correlação, utilizou-se a ACP para a redução das variáveis originais em componentes e por consequência a seleção das variáveis de entrada e saída.

Cabe mencionar ainda que o caráter quantitativo vai ao encontro também da utilização da DEA como uma técnica não paramétrica quantitativa, onde a partir do modelo escolhido, buscou mensurar a eficiência das UTDs vinculadas a RFEPCT.

Já no que tange a população, este trabalho contou com 40 UTDs das 64 unidades vinculadas a RFEPCT conforme Quadro 4. Ademais, destaca-se que este quantitativo de UTDs foi resultado de um pressuposto da DEA que é concernente à homogeneidade dos dados. Ou seja, a partir dessa premissa, teve-se o cuidado em selecionar UTDs com uma certa equivalência na oferta de cursos e modalidades. Destaca-se também a utilização de indicadores concernentes somente à educação, com similaridade na apresentação dos resultados, e comuns a todas as UTDs. Ademais, ressalta-se ainda a busca por uma rede de ensino que dispusesse dos mesmos objetivos, prerrogativas, sujeições e desafios oriundos da administração pública.

Assim, esse trabalho propôs uma abordagem objetiva com base na DEA para medir a eficiência das unidades vinculadas à RFEPCT para o ano de 2020, atendendo a homogeneidade e o quantitativo de variáveis de entrada e saída mínimas necessários sugeridos pela DEA.

Quadro 4 Instituições pertencentes a RFEPCT

Item	Organização Acadêmica	Instituição	UF	Item	Instituição	UF	Item	Instituição	UF
1	CEFET MG	CEFET MG	MG	17	IFMS	MS	33	IFSUL	RS
2	CEFET RJ	CEFET RJ	RJ	18	IFMT	MT	34	IFSULDEMINAS	MG
3	INSTITUTO FEDERAL	IFAC	AC	19	IFNMG	MG	35	IFTM	MG
4		IFAL	AL	20	IFPA	PA	36	IFTO	TO
5		IFAM	AM	21	IFPB	PB	37	IFG	GO
6		IFAP	AP	22	IFPE	PE	38	IFSP	SP
7		IFB	PB	23	IFPI	PI	39	IFFarroupilha	RS
8		IFBA	BA	24	IFPR	PR	40	IFSudeste	MG
10		IFC	CE	26	IFRN	RN			
11		IFCE	CE	27	IFRO	RO			
12		IFES	ES	28	IFRR	RR			
13		IFF	RJ	29	IFRS	RS			
14		IFGOIANO	GO	30	IFS	SE			
15		IFMA	MA	31	IFSC	SC			
16		IFMG	MG	32	IFSERTA O-PE	PE			

Fonte: Adaptado da PNP (2020)

Além disso, destaca-se que o PAST 4.03 foi o *software* estatístico utilizado para os testes de correlação, normalidade e ACP, tendo em vista principalmente ao fato dessa ferramenta ser gratuita, de fácil *download* e de interface simples e intuitiva. Já o SIAD V3 foi o *software* responsável pelos cálculos da DEA, tendo em vista o caráter integrador da ferramenta que em um único ambiente disponibiliza todos os modelos DEA utilizados neste trabalho bem como a simples operacionalização e disponibilidade para *download* no site da Universidade Federal Fluminense (UFF).

4 RESULTADOS

Para o apontamento dos resultados foram considerados três pressupostos. O primeiro concernente ao apresentado por Peixoto (2016), que afirma que a correlação entre as variáveis de entrada seja baixa, porém, mais altas quando comparadas com as variáveis de saída. Já o

segundo foi no tocante à polaridade do indicador (ou seja, da variável), que tem relação direta com a meta institucional que se pretende alcançar com ele e dessa abordagem que é buscar a mensuração da eficiência na perspectiva dos indicadores educacionais. Como exemplo, tem-se o indicador Evasão por Ciclo (EC), que quanto menor for o seu valor obtido melhor terá sido o resultado alcançado pela UTD.

Já o terceiro pressuposto se refere à orientação do modelo DEA utilizado, que vai ao encontro das características da RFEPCT, conforme apontado por Leite (2019), que em virtude do tamanho da rede federal, esta fica sujeita a diversos fatores que influenciam nas variáveis de entrada, tais como aspectos políticas, econômicos e ambientais, sendo as entradas mais susceptíveis a interferências de agentes externos do que as saídas produzidas pela RFEPCT. Ou seja, como a orientação adotada foi para a saída, verificou-se que os indicadores de insumo deveriam ser reduzidos e os indicadores de produtos maximizados levando em consideração a polaridade de cada indicador.

Desta forma, de posse desses três pressupostos, chegou-se às seguintes candidatas a variáveis de entrada: Gastos Totais (GT) e Gasto Corrente por Matrícula (GCM), que dizem respeito ao quanto financeiramente as UTDs tem despendido no total e por matrícula ativa ao longo de um exercício financeiro respectivamente. Ademais, tem-se ainda os indicadores que tratam acerca da eficiência acadêmica da RFEPCT, como a Taxa de Evasão (TE), Evasão por Ciclo (EC) e Retenção por Ciclo (RC). Já as potenciais variáveis de saída foram Relação de Inscritos por Vaga (RIV), que apresenta os aspectos concorrenciais e de demanda de inscritos por curso, Índice Vertical (IV) que trata acerca do quanto efetivo foi cada UTD levando em consideração os cursos e níveis de oferta, a Taxa de Ocupação (TO), que almeja mensurar o quanto da estrutura da rede está sendo utilizado no que tange às vagas ofertadas, os Índice Geral de Cursos (IGC), Índice de Eficiência Acadêmica (IEA), Conclusão por Ciclo (CC), que tratam respectivamente da qualidade, eficiência e quantidade alunos formados em um ciclo escolar. E por fim, os Índice de Titulação do Corpo Docente (ITCD) e Relação Aluno por Professor (RAP) que medem respectivamente a titulação média dos professores efetivos da RFEPCT e a quantidade de alunos matriculadas equivalentes por docentes, levando em consideração o tipo de regime de trabalho.

Por conseguinte, a Tabela 1 denota os resultados do teste de normalidade das variáveis de entrada originais por meio do teste de Shapiro-Wilks, onde observa-se, que os indicadores GCM e RC, apresentaram um *p*-valor (nível de significância) inferior a 5%, evidenciando que

estas variáveis destacadas não são homogêneas, sendo possível rejeitá-las e concluir que a distribuição dos dados originais se diferiu de maneira estatisticamente significativa de uma distribuição normal, não cabendo por sua vez a utilização do teste de correlação de Pearson.

Assim, ao se verificar após os testes que a distribuição dos dados não possui uma distribuição normal, a literatura recomenda a utilização de um teste não paramétrico, sendo aqui adotado, o coeficiente de correlação posto-ordem de Spearman, uma vez que este método trabalha com variáveis quantitativas com ou sem distribuição normal (LEVIN E RUBIN, 2004; PONTES, 2010; SCATTOLIN, DIOGO E COLOMBO, 2007; ZAR, 1999).

Tabela 1 Teste de normalidade das variáveis de entrada

Teste de normalidade	GT	GCM	TE	EC	RC
N	40	40	40	40	40
Shapiro-Wilk W	0,9636	0,9425	0,9683	0,9728	0,8871
p-valor	0,2216	4,215%	31,770%	43,930%	0,082%

Fonte: Elaborado pelos autores (2021).

Dando sequência por meio da correlação de Spearman, foi elaborada uma matriz de correlação utilizando-se dessa técnica no intuito de verificar a existência de uma alta correlação entre as variáveis originais. A Tabela 2 apresenta os resultados encontrados, onde segundo Baba, Vaz e Costa (2014), é possível verificar uma correlação baixa entre TE e EC (0,35646) e moderada entre TE com RC (-0,49974), cabendo apenas pontuar que o sinal aponta apenas o sentido da correlação, ou seja, o sinal negativo corresponde a uma relação inversa entre as variáveis e o sinal positivo corresponde a uma relação diretamente proporcional.

Tabela 2 Teste de correlação de Spearman das variáveis de entrada

Indicadores	GT	GCM	TE	EC	RC
GT		-0,021951	0,053483	-0,106	0,1108
GCM			0,16936	-0,03602	-0,20978
TE				0,35646	-0,49974
EC					-0,32545
RC					

Fonte: Elaborado pelos autores (2021).

De posse de apenas correlações baixas, muito baixas e apenas uma moderada entre as variáveis de entrada, optou-se em não utilizar a ACP, uma vez que um dos principais pressupostos da técnica é a redução das variáveis originais altamente correlacionadas em

componentes principais, o que não foi visto nessa primeira etapa (GOTELLI E ELLISON, 2016).

Em um segundo momento, foi realizado o teste de normalidade das variáveis de saída, cujos resultados são apresentados na Tabela 3. Verifica-se, analisando esta tabela, que os indicadores TO, IGC, CC, ITCD e RAP apresentaram um *p*-valor inferior a 5%, evidenciando a não normalidade dos dados e a possibilidade de utilização de um teste não paramétrico, aqui adotado da mesma forma que nas variáveis de entrada o teste de correlação de Spearman.

Tabela 3 Teste de normalidade das variáveis de saída

Teste de normalidade	IVAGA	IV	TO	IGC	IEA	CC	ITCD	RAP
N	40	40	40	40	40	40	40	40
Shapiro-Wilk W	0,8455	0,9701	0,9266	0,6037	0,9465	0,9409	0,9348	0,9428
P-valor	6,99%	36,24%	1,25%	0,00035%	5,75%	3,72%	2,31%	4,29%

Fonte: Elaborado pelos autores (2021).

A Tabela 4 apresenta os resultados da correlação das variáveis de saída, onde foi possível identificar uma correlação moderada entre as variáveis IV e IVAGA com coeficiente de correlação igual a (-0,4605), entre as variáveis IVAGA e IEA com coeficiente de correlação igual a (-0,41589), bem como entre as variáveis IGC e ITCD com coeficiente de correlação igual a (0,58755). Já as variáveis IEA e CC apresentaram uma correlação muito forte (coeficiente de correlação igual a 0,84013).

Tabela 4 Teste de correlação de Spearman das variáveis de saída

Indicadores	IVAGA	IV	TO	IGC	IEA	CC	ITCD	RAP
IVAGA		-0,4605	-0,27518	-0,16347	-0,41589	-0,36005	-0,31552	-0,23735
IV			-	0,17709	0,11971	0,24663	0,37039	0,056663
TO				0,065845	0,36131	0,10902	-0,15872	0,31654
IGC					0,022704	0,054488	0,58755	0,07265
IEA						0,84103	0,005358 3	- 0,081805
ITCD								- 0,015647
RAP								

Fonte: Elaborado pelos autores (2021).

Com uma correlação muito forte, e três moderadas, deu-se sequência na análise dos dados por meio da ACP. A Tabela 5 apresenta os componentes gerados, seus respectivos

autovalores, bem como a variância individual e acumulada explicada pelas componentes geradas. Assim, de posse da redução das variáveis originais em componentes principais, utilizou-se o critério de redução em componentes apontado por Abdi e Williams (2010), Melo (2017); Gotelli e Ellison (2016), Jolliffe (1973), Marôco (2007), onde foi escolhido apenas as componentes com autovalor superior a 1. Outra heurística pertinente é no tocante a seleção de componentes com uma variância total acumulada acima de 70% e, conseqüentemente, com maior poder explicativo a partir das variáveis originais.

Tabela 5 ACP para as variáveis de saída

Componentes principais	Autovalores	Variância explicada (%)	Variância acumulada(%)
1	2,50	31,26	31,26
2	1,90	23,73	54,99
3	1,43	17,89	72,88
4	0,83	10,35	83,23
5	0,57	7,10	90,33
6	0,46	5,73	96,06
7	0,28	3,54	99,59
8	0,03	0,40	100

Fonte: Elaborado pelos autores (2021).

A Tabela 6 apresenta os resultados dos coeficientes de correlação de cada componente com menor poder explicativo, conforme apontado por leite *et al.* (2009), Paiva *et al.* (2010), Barbosa (2003), Regazzi (2002), Pereira (1989), Daher *et al.* (1997), Mardia (1979), Jolliffe (1972), que corroboram afirmando que quanto maior for o coeficiente de correlação na componente com menor poder explicativo, menor será a contribuição desta componente para explicação da variância total. Ou seja, um coeficiente com alta correlação absoluta em uma componente com pouco poder explicativo em um método que gera componentes independentes, não trará informação adicional sendo, portanto, irrelevante e, conseqüentemente, passível de descarte.

Tabela 6 Análise dos coeficientes da ACP

Indicadores	PC 4	PC 5	PC 6	PC 7	PC 8
IVAGA	0,027846	0,52126	0,45743	0,46436	-0,0034424
IV	-0,73738	0,48848	-0,16583	0,037473	-0,096218
TO	0,2625	0,3655	-0,3883	0,38216	0,19765
IGC	0,55331	0,49502	0,13162	-0,39133	0,019313
IEA	0,14357	0,018911	0,21546	0,10529	-0,70788
CC	-0,061354	-0,01105	0,32973	-	0,66937

				0,028627	
ITCD	0,17452	-0,2963	-0,062693	0,68601	0,04551
RAP	-0,16002	-0,15094	0,66037	0,035527	-0,0083492

Fonte: Elaborado pelos autores (2021).

Logo, foi possível descartar as variáveis IEA, ITCD, RAP, IVAGA, IV, ficando apenas com os indicadores TO, CC e IGC, sendo apresentadas juntamente com as variáveis de entrada conforme Quadro 5.

Quadro 5 Variáveis selecionadas

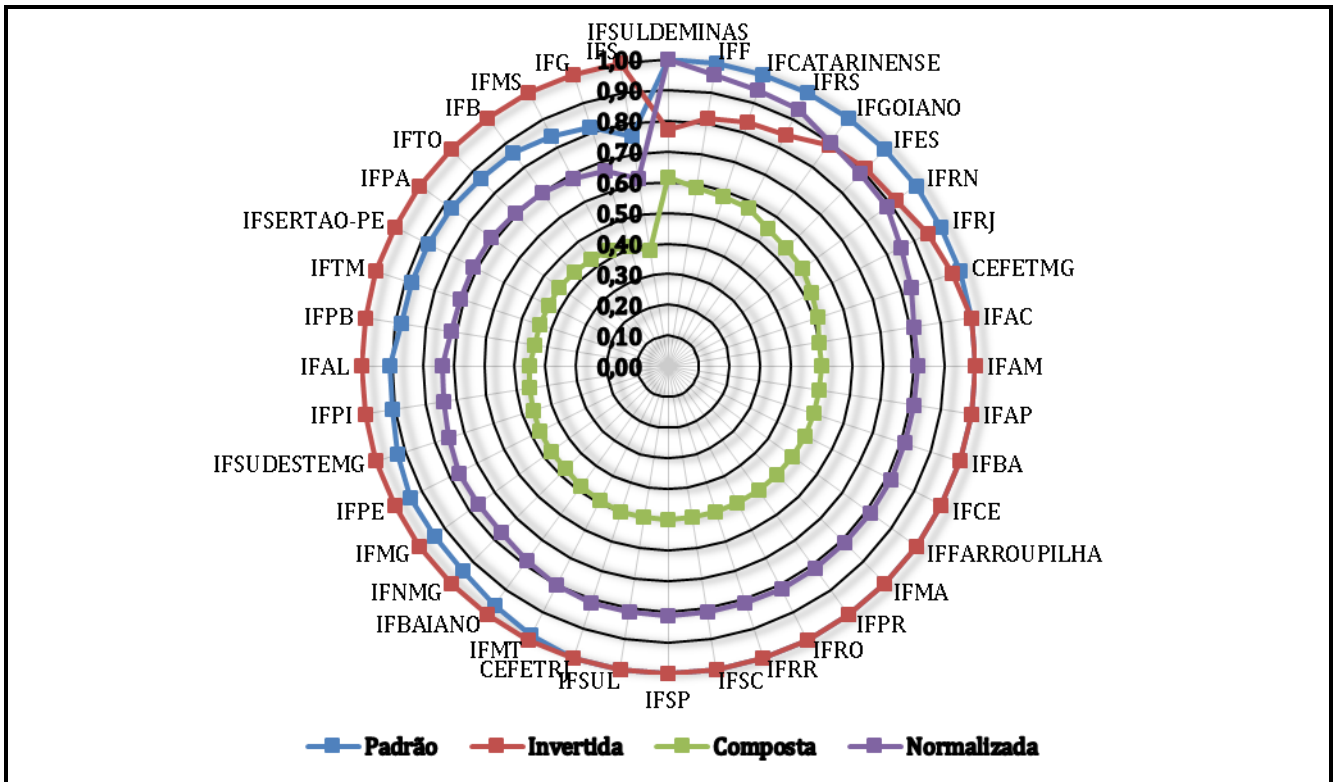
Tipo de indicador (entrada)	Variáveis de entrada selecionadas (insumo)	Variáveis de saída selecionadas (produto)	Tipo de indicador (saída)
Financeiro	Gastos Totais (GT)	Gestão	Taxa de Ocupação (TO)
Financeiro	Gasto Corrente por Matrícula (GCM)	Acadêmico	Conclusão por Ciclo (CC)
Educacional	Taxa de Evasão (TE)	Acadêmico	Índice Geral de Cursos (IGC)
Educacional	Evasão por Ciclo (EC)		
Educacional	Retenção por Ciclo (RC)		

Fonte: Elaborado pelos autores (2021).

Após a seleção das variáveis, a Figura 3 apresenta um gráfico de radar com os resultados das eficiências padrão, invertida, composta e normalizada para cada uma das 40 UTDs. Pode-se observar que na fronteira DEA padrão encontram-se 23 UTDs eficientes, isto é, UTDs com eficiência igual a 1, demonstrando uma benevolência e dificuldade em discriminar UTDs falsamente eficientes. Por outro lado, a DEA de fronteira invertida e composta, que tem por premissa apontar UTDs com práticas gerenciais ruins, e por conseguinte desempatar UTDs, identificou apenas 9 UTDs eficientes, que são o IFSULDEMINAS, IFF, IFCATARINENSE, IFRS, IFGOIANO, IFES, IFRN, IFRJ e CEFET MG, conforme Barbosa e Fuchigami (2018), Carvalho (2016), Giacomello e oliveira (2014), Leta *et al.* (2005), Mello *et al.* (2005), Meza *et al.* (2007), Tschaffon e Meza (2011).

Essas UTDs, são realmente consideradas eficientes, uma vez que possuíram bons resultados na fronteira padrão, e resultados ruins na fronteira invertida, sendo esta considerada pessimista uma vez que aponta as UTDs com as piores práticas gerenciais. Ou seja, quanto mais longe da fronteira invertida, mais eficiente essa será.

Figura 3 Resultado das fronteiras de eficiência DEA



Fonte: Elaborado pelos autores (2021).

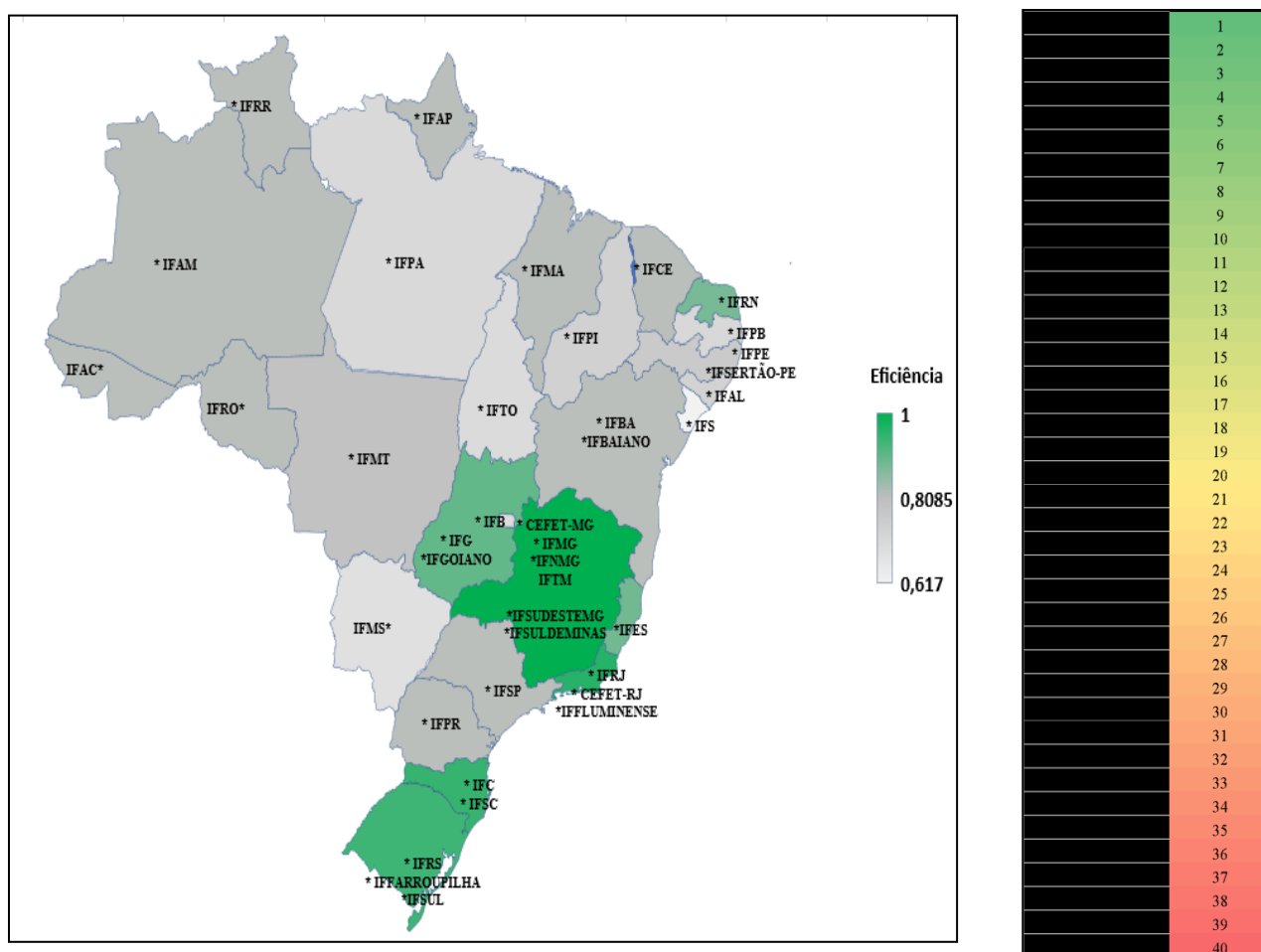
Por conseguinte, para melhor apresentação dos resultados de eficiência das UTDs vinculadas à RFEPCT, a Figura 4 apresenta um mapa coroplético que tem por premissa trazer os resultados tanto numa visão nacional quanto regionalizada das instituições vinculadas à RFEPCT bem como um respectivo ranqueamento no que tange a eficiência no ano de 2020.

Em primeiro lugar, após a normalização do índice de eficiência composto o IFSULDEMINAS, aparece como sendo a única UTD a alcançar a eficiência ao se considerar os indicadores e período analisado. Entre as 10 UTDs mais bem ranqueadas no período, cinco são da região sudeste, duas da região sul, uma da região norte, uma da região nordeste e uma da região centro-oeste. Já em relação as 10 últimas colocadas no ranqueamento de eficiência, apenas uma unidade é da região sudeste.

A presença maciça das regiões sul e sudeste, com cerca de 70% entre as melhores ranqueadas, evidencia a importância de se entender as boas práticas que estas UTDs têm utilizado. Cabendo destacar, contudo, uma ênfase no IFSULDEMINAS, como única UTD de *benchmarking* para as demais, principalmente no que tange as UTDs que estão localizadas na mesma região e que não foram eficientes, apresentando por sua vez colocações como a do IFTM (33º lugar).

Ressalta-se ainda que as instituições da RFEPCT ainda que presente em diferentes regiões do Brasil estão sujeitas às mesmas prerrogativas e sujeições oriundas do governo federal no tocante a produtos e insumos, e que mesmo possuindo estruturas diferentes, principalmente no que tange a corpo técnico, docente e financeiro, essas são medidas e avaliadas por indicadores de gestão educacionais idênticos. Nesse sentido, a partir dos resultados dos indicadores da RFEPCT, bem como a trabalhos que utilizam abordagens objetivas para mensuração da eficiência, cabe a essas instituições identificar porque as instituições do mesmo estado, região ou com as mesmas características de porte e recursos, como CEFET RJ e CEFET MG, apresentaram resultados tão distintos.

Figura 4 Eficiência da RFEPCT



Fonte: Elaborado pelos autores (2021).

A DEA, além de identificar as UTDs eficientes, também permite analisar o uso dessas unidades como *benchmarking* para as demais UTDs avaliadas. A Tabela 7 apresenta os valores dos indicadores de entrada e saída selecionados, referentes à UTD eficiente

IFSULDEMINAS que por sua vez são alvos para que outras UTDs melhorem sua eficiência. O IFSULDEMINAS é referência para 27,5% das UTDs vinculadas à RFEPCT. Ou seja, para serem consideradas eficientes essas UTDs teriam que estabelecer políticas, programas ou projetos para se alcançar tais resultados.

Tabela 7 Alvo a ser alcançado

IFSULDEMINAS (eficiência:1,0)	
Variável	Alvo
GT	R\$ 289.281.398,46
GCM	R\$ 11.076,46
TE	11,40%
EC	51,41%
RC	2,25%
TO	99,61%
CC	46,34%
IGC	4

Fonte: Elaborado pelos autores (2021).

De posse dessas referências, o próximo passo e a partir dos resultados apresentados pelas UTDs na PNP, é no tocante por exemplo a elaboração e priorização de políticas de gestão pedagógicas, de pessoas, orçamentária e financeira para se alcançar os resultados semelhantes ao do IFSULDEMINAS.

Outrossim, de posse de uma referência é possível estreitar políticas de gestão e boas práticas, que não incomum, são feitas pela UTD eficiente, como captação de recursos externos por meio de emendas partidárias, alocação de mais ou menos recursos financeiros específicos no planejamento orçamentário da instituição. Ademais, é possível ainda, a criação de setores técnicos para se dedicarem ao acompanhamento e controle dos indicadores da RFEPCT elencados na PNP, a realização constante de auditorias internas, a busca por um diálogo constante tanto internamente quanto externamente entre UTDs, a adoção dos indicadores elencados na PNP com uma prioridade a ser incluída no Plano de Desenvolvimento Institucional (PDI), bem como uma maior alinhamento estratégico junto aos órgãos de controle externo como CGU e TCU.

5 CONCLUSÃO

Por fim, verifica-se que os objetivos postulados nessa abordagem foram atingidos, primeiramente ao se verificar uma abordagem objetiva, e que, ao ser estratificada por etapas,

mostrou-se capaz de trazer reflexões e possíveis contribuições no que tange a gestão educacional das UTDs vinculadas a RFEPCT. Um segundo resultado obtido, foi no tocante a replicabilidade da abordagem, podendo assim ser utilizados nas mais diversas aplicações e objetivos tais como indicadores internos, concomitante com outros indicadores externos, com recorte de períodos diferentes, de forma regionalizada ou até mesmo para setores, cursos e demais situações que ensejam uma mensuração quantitativa e por consequência a busca por uma maior eficiência.

Como limitação, destaca-se a utilização dos indicadores apenas disponibilizados na PNP, e a utilização de apenas um período de recorte. Já como sugestões futuras, é possível a utilização de modelos DEA não radiais, com ou sem alocação de pesos e a utilização de outras técnicas para seleção de variáveis como *AHP* ou *Stepwise* separadamente, concomitante ou de forma comparativa.

Ademais, sugere-se ainda a adoção de todo período já divulgado pela PNP (2018, 2019 e 2020), seja no intuito de se mensurar a eficiência da RFEPCT separadamente ou de forma comparativa entre os anos, e por fim, comparar os resultados encontrados com outras redes de ensino tanto no âmbito privado quanto estadual e municipal.

AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem à Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES), ao Instituto Federal de Minas Gerais (IFMG) e ao Centro Federal de Educação Tecnológica de Minas Gerais (CEFET-MG) pelo apoio ao desenvolvimento deste trabalho.

REFERÊNCIAS

- ABDI, Hervé; WILLIAMS, Lynne J. Principal component analysis. **Wiley interdisciplinary reviews: computational statistics**, v. 2, n. 4, p. 433-459, 2010.
- BABA, Ricardo Kazuo; VAZ, Maria Salete Marcon Gomes; COSTA, Jéssica da. Correção de dados agrometeorológicos utilizando métodos estatísticos. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 29, n. 4, p. 515-526, 2014.
- BANKER, Rajiv D.; CHARNES, Abraham; COOPER, William Wager. Some models for estimating technical and scale inefficiencies in data envelopment analysis. **Management science**, v. 30, n. 9, p. 1078-1092, 1984.
- BARBOSA, Leandro. Utilização de técnicas de análise multivariada na avaliação de características quantitativas de uma população F2 de suínos. 2003.

BARBOSA, L. et al. Seleção de variáveis de desempenho de suínos por meio da análise de componentes principais. **Arq. bras. med. vet. zootec**, p. 805-810, 2005.

BARBOSA, F. C.; FUCHIGAMI, H. Y. *Análise Envoltória de Dados: Teoria e aplicações práticas*. 1. ed. Itumbiara: Ulbra, 2018.

BARROS, Aidil. de JP de; LEHFELD, N. de A. de S. **Natureza humana: conhecimento e saber**. In: **BARROS, A. de JP de, 2000**.

BENICIO, Juliana; SOARES DE MELLO, J. C. C. B. Retornos de escala em DEA: críticas ao BCC e novo modelo. **Temiminós Revista Científica**, v. 4, n. 2, p. 42-61, 2014.

BRASIL. Presidência da República. **Lei nº 11.892, de 29 de dezembro de 2008**. Institui a Rede Federal de Educação Profissional, Científica e Tecnológica, cria os Institutos Federais de Educação, Ciência e Tecnologia, e dá outras providências. Brasília, DF, Disponível em: <http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_ato20072010/2008/lei/11892.htm> Acesso em: 28 jul. 2021.

CARVALHO, N. P. Relative size and csw-efficiency: Two new concepts based on DEA to guide management of capital. **Federal Fluminense University**, 2016.

CASADO, Frank Leonardo. Análise envoltória de dados: conceitos, metodologia e estudo da arte na educação superior. **Revista Sociais e Humanas**, v. 20, n. 1, p. 59-71, 2007.

CHARNES, Abraham; COOPER, William W.; RHODES, Edwardo. Measuring the efficiency of decision making units. **European journal of operational research**, v. 2, n. 6, p. 429-444, 1978.

COOK, W. D.; SEIFORD, L. M. Data envelopment analysis (DEA) - Thirty years on. **European Journal of Operational Research**, v. 192, n. 1, p. 1-17, 2009.

COSTA, M. C. F. dá S.; SOEIRA, Elaine dos Reis; BRASILEIRO, Reina Maria de Oliveira. A evasão estudantil nos cursos de licenciatura do Instituto Federal de Alagoas: a formação docente em questão. **COLÓQUIO INTERNACIONAL SOBRE EDUCAÇÃO PROFISSIONAL E EVASÃO ESCOLAR**, 4., 2015, Belo Horizonte. Anais do IV Colóquio Internacional sobre Educação Profissional e Evasão Escolar. Belo Horizonte: RIMEPES, 2015. p. 23.

DAHER, R. F. et al. Seleção de caracteres morfológicos discriminantes em capim-elefante (*Pennisetum purpureum* Schum.). **Revista Brasileira de Zootecnia**, v. 26, n. 2, p. 247-254, 1997.

DEBREU, G. The coefficient of resource utilization. **Econometrica**, Journal of the Econometric Society, v.19, no 3, 1951.

DE ALMEIDA, Mariana Rodrigues; MARIANO, Enzo Barberio; REBELATTO, DA do N. Análise de eficiência dos aeroportos internacionais brasileiros. **Revista Produção Online, edição especial**, 2007.

DE OLIVEIRA, Dr^a Sonia VW Borges; DE ME GIRALDI, Dr^a Janaina. **Tratamento e Análise de Dados.**

DYSON, RG, Allen, R., Camanho, AS, Podinovski, VV, Sarrico, CS, & Shale, EA (2001). Armadilhas e protocolos em DEA. **European Journal of Operational Research**, 132 (2), 245–259.

FARREL, J. The measurement of Productive efficiency. *Journal of the Royal Statistical Society. Series A, General* 125. **Part**, n. 2, p. 252, 1957.

GIACOMELLO, Cintia Paese; DE OLIVEIRA, Ronald Lopes. Análise Envoltória de Dados (DEA): uma proposta para avaliação de desempenho de unidades acadêmicas de uma universidade. **Revista Gestão Universitária na América Latina-GUAL**, p. 130-151, 2014.

GOTELLI, Nicholas J.; ELLISON, Aaron M. **Princípios de estatística em ecologia.** Artmed Editora, 2016.

GOMES, J. B. V. et al. Análise de componentes principais de atributos físicos, químicos e mineralógicos de solos do bioma cerrado. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v. 28, p. 137-153, 2004.

JOLLIFFE, Ian T. Discarding variables in a principal component analysis. II: Real data. **Journal of the Royal Statistical Society: Series C (Applied Statistics)**, v. 22, n. 1, p. 21-31, 1973.

KAISER, Henry F. The varimax criterion for analytic rotation in factor analysis. **Psychometrika**, v. 23, n. 3, p. 187-200, 1958.

KENT, J. T.; BIBBY, John; MARDIA, K. V. **Multivariate analysis.** Amsterdam: Academic Press, 1979.

KOOPMANS, T. C. An analysis of production as an efficient combination of activities. In: **Activity analysis of production and allocation.** Cowles Commission for Research in Economics, Monograph n. 13. New York: John Weley and Sons, Inc. 1951.

LEITE, Carla Daniela Suguimoto et al. Avaliação de características de desempenho e de carcaça de codornas de corte por meio da análise de componentes principais. **Arquivo Brasileiro de Medicina Veterinária e Zootecnia**, v. 61, p. 498-503, 2009.

LEITE, Tiago Rodrigues Torres *et al.* Sistemática de mensuração da eficiência no setor público: uma modelagem para os Institutos Federais de Educação, Ciência e Tecnologia. 2019.

LETA, Fabiana Rodrigues et al. Métodos de melhora de ordenação em DEA aplicados à avaliação estática de tornos mecânicos. **Investigação Operacional**, v. 25, n. 2, p. 229-242, 2005.

LEVIN, Richard I.; RUBIN, David S. **Estadística para administración y economía**. Pearson Educación, 2004.

MARIANO, Enzo Barberio. **Sistematização e comparação de técnicas, modelos e perspectivas não-paramétricas de análise de eficiência produtiva**. 2008. Tese de Doutorado. Universidade de São Paulo.

MARÔCO, João. **Análise Estatística com o SPSS Statistics.: 7ª edição**. ReportNumber, Lda, 2018.

MELO, Isotilia Costa. **Análise de eficiência em rotas de transporte de soja nos principais corredores brasileiros e norte-americanos utilizando Análise Envoltória de Dados (DEA)**. 2017. Tese de Doutorado. Universidade de São Paulo

MEIRA, C. T. et al. Seleção de características morfofuncionais de cavalos da raça Mangalarga Marchador por meio da análise de componentes principais. **Arquivo Brasileiro de Medicina Veterinária e Zootecnia**, v. 65, p. 1843-1848, 2013.

MELLO, J. C. C. B. S., Meza, L. Â., Gomes, E. G., & Biondi Neto, L. (2005). Curso de Análise Envoltória de Dados. Anais do **Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional**, Gramado, RS, Brasil, 37.

MEZA, Lidia Angulo et al. Seleção de variáveis em DEA aplicada a uma análise do mercado de energia eléctrica. **Investigação Operacional**, v. 27, n. 1, p. 21-36, 2007.

PAIVA, André Luis da Costa et al. Análise de componentes principais em características de produção de aves de postura. **Revista Brasileira de Zootecnia**, v. 39, n. 2, p. 285-288, 2010.

PEIXOTO, Maria Gabriela Mendonça. **Análise envoltória de dados e análise de componentes principais: uma proposta de medição do desempenho de organizações hospitalares sob a perspectiva de Hospitais Universitários Federais do Brasil**. 2016. Tese de Doutorado. Universidade de São Paulo.

PEREIRA, Antonio Vander. **Utilização de análise multivariada na caracterização de germoplasma de mandioca (Manihot esculenta Crantz)**. 1989. Tese de Doutorado. Universidade de São Paulo.

PNP, Plataforma Nilo Peçanha, Ano Base 2019. 2020. Disponível em: <
<http://plataformanilopecanha.mec.gov.br/2020.html> />. Acesso em: 22 ago. 2021.

PONTES, Antonio Carlos Fonseca. Ensino da correlação de postos no ensino médio. **Simpósio Nacional de Probabilidade e Estatística (SINAPE)**, v. 19, p. 26-30, 2010.

REGAZZI, A. J. **Análise multivariada: notas de aula**. Viçosa: UFV, 2002. ROSTAGNO, H.S. Tabelas brasileiras para aves e suínos: composição de alimentos e exigências nutricionais. Viçosa: UFV, 2000. 141p.

REGAZZI, A.J. Análise multivariada: notas de aula. **Viçosa: UFV**, 2002.

RIBEIRO FILHO, José Francisco. Controle gerencial para entidades da administração pública. **Monografia submetida à Comissão Julgadora do**, v. 2, 1997.

RODRIGUES, Dieferson de Oliveira et al. **Análise dos componentes principais das características e composição das carcaças de cordeiros Pantaneiros e Comerciais**. 2018.

SACRAMENTO, Isaac Leonardo Santos et al. **Redução dimensional dos dados de entrada em previsões de consumo industrial de energia no longo prazo**, 2014.

SACRAMENTO, Isaac Santos; SOUZA, Gueibi Peres; WAZLAWICK, Raul Sidnei. Principal component analysis to reduce forecasting error of industrial energy consumption in models based on neural networks. In: **International Conference on Artificial Intelligence and Soft Computing**. Springer, Cham, 2014. p. 143-154.

SCATTOLIN, Fátima Ayres de Araújo; DIOGO, Maria José D.'Elboux; COLOMBO, Roberta Cunha Rodrigues. Correlação entre instrumentos de qualidade de vida relacionada à saúde e independência funcional em idosos com insuficiência cardíaca. **Cadernos de Saúde Pública**, v. 23, p. 2705-2715, 2007.

SILVEIRA, Juliana Quintanilha da; MEZA, Lidia Angulo; MELLO, João Carlos Correia Baptista Soares de. Identificação de benchmarks e anti-benchmarks para companhias aéreas usando modelos DEA e fronteira invertida. **Production**, v. 22, n. 4, p. 788-795, 2012.

SOUZA, ADRIANO MENDONÇA. Componentes Principais: Aplicação Na Redução Das Variáveis Econômicas Para O Estudo De Séries Temporais. **Santa Maria: UFSM**, 1993.

SOUZA JÚNIOR, Celso Vila Nova de; GASPARINI, Carlos Eduardo. Análise da equidade e da eficiência dos estados no contexto do federalismo fiscal brasileiro. **Estudos Econômicos (São Paulo)**, v. 36, n. 4, p. 803-832, 2006.

THIOLLENT, Michel. **Pesquisa-ação nas organizações**. Atlas, 2009.

TSCHAFFON, Pâmela Botelho; MEZA, Lidia Angulo. Um estudo de outputs indesejáveis em DEA com aplicação no setor de distribuição de energia elétrica. **XLIII Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional**, p. 533-544, 2011.

Vicini, Lorena. "**Análise multivariada: da teoria à prática**." (2005).

ZAR, J. H. Biostatistical analysis 4th edition prentice-hall. **Jersey, New**, v. 199, 1999.

YAMADA, Y., Matui, T. and Sugiyama, M. (1994) New analysis of efficiency based on DEA, **Journal of the Operations Research Society of Japan**, Vol 37, No 2, pp. 158-167.

YAMAKI, M.; BARBOSA, L.; PAIVA, A.L.C. et al. Avaliação de características de produção de aves de corte por meio de componentes principais. In: REUNIÃO ANUAL DA SOCIEDADE BRASILEIRA DE ZOOTECNIA. 42., 2005, Goiânia. Anais... Goiânia: SBZ, 2005.