57º SBPO
SIMPÓSIO BRASILEIRO DE PESQUISA OPERACIONAL
Gramado • RS
DE 5 A 9 DE OUTUBRO DE 2025

DESENVOLVIMENTO DE INDICADORES COMPOSTOS PARA AVALIAÇÃO DE SISTEMAS DE SAÚDE: UMA NOVA ABORDAGEM BASEADA EM ENTROPIA LINEAR

André G. Coimbra, Matheus P. Libório, Angélica C. G. Santos
Programa de Pós-graduação em Modelagem Computacional e Sistemas – UNIMONTES
Montes Claros, Minas Gerais, Brazil
{andregcoimbra, m4th32s, angelicacidalia}@gmail.com

João B. Mendes, Marcos F. S. V. D'Angelo
Departamento de Ciência da Computação – UNIMONTES
Montes Claros, Minas Gerais, Brazil
{joao.mendes, marcos.dangelo}@unimontes.br

Thallyta M. Vieira
Departamento de Biologia Geral – UNIMONTES
Montes Claros, Minas Gerais, Brazil
{thallyta.vieira}@unimontes.br

Elisa Fusco
University of Florence
Florence, Italy
{efusco86}@gmail.com

RESUMO

Este artigo propõe uma nova abordagem de ponderação para a construção de indicadores compostos chamada de Entropia Linear. Este método pretende mitigar o impacto dos valores extremos e aumentar a poder de discriminação do indicador composto final. A abordagem calcula a dispersão dos subindicadores em relação à uma distribuição uniforme ideal para atribuir os respectivos pesos. O método é aplicado na avaliação do sistemas de saúde público em 57 municípios mineiros, com população maior ou igual a 30 mil habitantes, no ano de 2019, que ofereceram serviços de saúde em sua localidade. Os resultados obtidos pela abordagem proposta são comparados com os resultados obtidos através da ponderação baseada na entropia de Shannon e revelam diferenças importantes nos pesos atribuídos aos subindicadores, como uma redução significativa, de 21,3%, no subindicador Produção Hospitalar e um aumento, de 8,8%, no subindicador Saúde da Família.

PALAVRAS CHAVE. Entropia Linear, Entropia de Shannon, Indicador Composto, Sistema de Saúde.

SA – PO na Área de Saúde, OA – Outras aplicações em PO

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212588
https://proceedings.science/p/212588?lang=pt-br

ABSTRACT

This paper proposes a new weighting approach for the construction of composite indicators called Linear Entropy. This method aims to mitigate the impact of extreme values and increase the discriminatory power of the final composite indicator. The approach calculates the dispersion of the sub-indicators in relation to an ideal uniform distribution to assign their respective weights. The method is applied to the evaluation of the public health systems in 57 municipalities in Minas Gerais, with a population greater than or equal to 30 thousand inhabitants, in 2019, which offered health services in their locality. The results are then compared with those obtained through Shannon entropy-based weighting. The results obtained by the proposed approach are compared with the results obtained through weighting based on Shannon entropy and reveal important differences in the weights attributed to the sub-indicators, such as a significant reduction, of 21.3%, in the Hospital Production sub-indicator and an increase, of 8.8%, in the Family Health sub-indicator.

KEYWORDS. Linear Entropy, Shannon Entropy, Composite Indicator, Health System.

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212588
https://proceedings.science/p/212588?lang=pt-br

1. Introdução

Instituições públicas e privadas do Brasil e do mundo lidam frequentemente com problemas de tomada de decisão de natureza multidimensional. Pesquisas publicadas na European Journal of Operation Research [Zanella et al., 2015b; Van Puyenbroeck e Rogge, 2017; Zhou et al., 2018], Journal of the Operational Research Society [Despotis, 2005; Cherchye et al., 2008] e Annals of Operations Research [Zanella et al., 2015a; Zhu, 2022], entre outras [Figueira et al., 2023; Matos et al., 2021], evidenciam a importância e aderência do projeto de pesquisa para área da pesquisa operacional. Mais precisamente, o cerne das pesquisas publicadas em periódicos da área da pesquisa operacional, bem como do presente estudo, está associado à superação de desafios metodológicos da construção de indicadores compostos. Dentro deste espectro, pesquisadores da área da pesquisa operacional tem oferecido contribuições importantes para tornar as representações de fenômenos multidimensionais mais precisas, e facilitar a análise e a tomada de decisões sobre avaliação de impacto da pandemia [Figueira et al., 2023], análise econômica de hospitais públicos [Matos et al., 2021], vulnerabilidade, prontidão e resiliência às mudanças climáticas [Walheer, 2024] entre outros.

Uma frente de pesquisa bastante explorada está associada a ponderação dos subindicadores e sua propagação para os scores do indicador composto [Zanella et al., 2015b; Nguyen e Gigliarano, 2025; Tofallis, 2014; Karagiannis e Karagiannis, 2025]. Este estudo está inserido nesta frente de pesquisa, e explora meios para oferecer representações mais realísticas de fenômenos multidimensionais através da superação de limitações existentes no que diz respeito a ponderação de indicadores compostos. Em particular, este estudo investiga as limitações do uso da entropia de Shanon como esquema de ponderação de indicadores compostos. A entropia de Shannon, no contexto da teoria da informação, é definida como a medida da incerteza ou imprevisibilidade associada a uma fonte de informação. Quanto maior a incerteza, maior a entropia [Shannon, 1948].

Este estudo também busca responder a aspectos fundamentais: a incerteza é uma medida de dispersão aplicável ao contexto de indicadores compostos? Ela oferece uma medida do poder discriminante do subindicador? Ou seja, ela pode sinalizar a facilidade ou dificuldade do tomador de decisão diferenciar as unidades de tomada de decisão?

Este estudo explora essas questões com objetivo duplo. Investigar a aplicação da entropia de Shanon como esquema de ponderação de indicadores compostos, levantando suas limitações. Desenvolver um novo esquema de ponderação que captura e transfere o poder discriminante dos indicadores para a definição de seus respectivos pesos. A aplicabilidade desse novo esquema de ponderação e as limitações da entropia de Shanon são evidenciadas através da construção de um indicador composto de sistema públicos de saúde de municípios de minas gerais.

O método proposto, entropia Linear, busca mitigar o efeito de valores extremos e que seja capaz de produzir um indicador composto com maior variabilidade. Ao utilizar a entropia de Shannon na agregação de indicadores com valores muito concentrados geram baixa entropia e peso elevado. Em outras palavras a entropia linear favorece uma distribuição mais equilibrada entre as variáveis, enquanto a entropia de Shannon amplifica os valores extremos.

Este artigo está organizado em cinco seções. Além desta introdução, a seção 2 apresenta os indicadores compostos, dando destaque para o esquema de ponderação por entropia, bem como para o novo esquema de ponderação proposto. A Seção 3 apresenta o caso do sistema de saúde, apresentando o construto, dados e procedimentos utilizados para calculo dos pesos. Os resultados, comparando os dois esquemas de ponderacao são apresentados na seção 4. Finalmente, a seção 5 apresenta as conclusões, limitações e linhas de investigação futura.

2. Indicadores compostos

O indicador composto é uma ferramenta para sintetizar características que vão além de uma dimensão e auxiliam na compreensão, avaliação, comparação e medição de realidades complexas. Do ponto de vista operacional, indicadores oferecem uma visão agregada e simplificada

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212588
https://proceedings.science/p/212588?lang=pt-br

do fenômeno multidimensional. Há diversos métodos para construção de indicadores compostos, com principal variação na forma de ponderação e agregação dos subindicadores. A diversidade de aplicações de indicadores compostos é extensa, abrangendo os mais diversos campos do conhecimento oferecendo soluções para problemas multidimensionais. Destes, podemos citar: sustentabilidade [Vollmer et al., 2016], resiliência comunitária [Asadzadeh et al., 2017], meio ambiente [Burgass et al., 2017], saúde [McDonnell et al., 2023], qualidade do trabalho [Stefana et al., 2021], turismo [Purwaningsih et al., 2020], transporte [Dimitriou e Sartzetaki, 2022], educação Camanho et al. [2023], desigualdade espacial [Rabiei-Dastjerdi e Matthews, 2021] e vulnerabilidade ao consumo de alimentos [Ássimos et al., 2021], entre muitos outros [Fusco et al., 2023]. Em suma esses indicadores são construídos pela normalização, ponderação e agregação dos subindicadores dos respectivos fenômenos.

Dentre os métodos de ponderação podemos citar: análise de componente principal(PCA), análise fatorial(FA), análise envoltória de dados (DEA), abordagem benefício da dúvida(BOD) OECD et al. [2008] e entropia [Karagiannis e Karagiannis, 2020].

O presente estudo está focado na ponderação, mais especificamente na utilização da entropia dos dados como método de ponderação. A ponderação utilizando a entropia é uma abordagem bastante elaborada na construção de indicadores compostos, onde os pesos dos subindicadores são obtidos baseados na variabilidade dos dados. No entanto, para ser eficaz, o método depende de uma quantidade relevante de dados e variabilidade dos subindicadores, podendo subestimar indicadores com pouca variabilidade. Também, a sensibilidade a casos extremos pode distorcer o indicador composto, influenciado pela atribuição desproporcional dos pesos [Karagiannis e Karagiannis, 2020].

[Karagiannis e Karagiannis, 2020] propõe um método de ponderação baseado na teoria da informação e, mais precisamente, na entropia de Shannon [Shannon, 1948], o método, pode-se derivar um conjunto de pesos comuns (mas não necessariamente iguais) para os indicadores compostos, que são determinados endogenamente com base na variabilidade relativa dos subindicadores entre as unidades analisadas. O conjunto resultante de pesos comuns permite uma comparação e classificação completas de todas as unidades.

2.1. Normalização dos Dados

Para garantir comparabilidade [Nardo et al., 2008], os subindicadores foram normalizados utilizando o método *Min-Max*. A fórmula utilizada é:

$$\tilde{X}ij = \frac{Xij - \min(X_j)}{\max(X_j) - \min(X_j)} \tag{1}$$

onde $\tilde{X}ij$ é o valor normalizado, Xij é o valor original, e $\min(X_j)$ e $\max(X_j)$ são os valores mínimo e máximo do subindicador j, respectivamente.

2.2. Entropia de Shanon em indicadores compostos

A entropia de Shannon mede a incerteza associada a uma distribuição de probabilidade [Shannon, 1948]. Para cada subindicador j, a probabilidade normalizada é calculada como:

$$p_{ij} = \frac{\tilde{X}ij}{\sum_{i=1}^{n} \tilde{X}_{ij}} \tag{2}$$

A entropia de Shannon para o subindicador j é dada por:

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212588
https://proceedings.science/p/212588?lang=pt-br

$$E_j = -\frac{1}{\ln(n)} \sum_{i=1}^{n} p_{ij} \ln(p_{ij} + \epsilon) \tag{3}$$

onde ϵ é um pequeno valor $\epsilon = 10^{-16}$ adicionado para evitar problemas com logaritmos de zero, e $\ln(n)$ é o fator de normalização, garantindo que $E_j \in [0, 1]$. Valores menores de E_j indicam maior variabilidade no indicador, sugerindo maior importância [Karagiannis e Karagiannis, 2020].

2.3. Abordagem proposta: Entropia Linear

A entropia linear avalia a dispersão dos dados em relação a uma distribuição ideal uniforme. Para um subindicador j, os valores são ordenados $\tilde{X}_j$, e uma distribuição ideal é gerada como uma sequência de n valores igualmente espaçados entre o mínimo e o máximo dos valores ordenados:

$$\tilde{X}j^{\text{ideal}} = \min(\tilde{X}j) + \frac{i-1}{n-1} \cdot (\max(\tilde{X}j) - \min(\tilde{X}j)) \tag{4}$$

onde (i = 1, 2, . . . , n).

A entropia é calculada como a soma das diferenças absolutas:

$$S_j = \sum_{i=1}^{n} |\tilde{X}ij - \tilde{X}ij^{\text{ideal}}| \tag{5}$$

A entropia linear é então normalizada em relação à soma total das entropias dos subindicadores:

$$E_j = \frac{S_j}{\sum_{k=1}^{m} S_k} \tag{6}$$

onde m é número total de subindicadores. Essa abordagem captura desvios em relação a uma distribuição uniforme, sendo menos sensível a distribuições extremas.

3. Exemplo de aplicação: Índice de sistema de saúde.

Esta seção aborda a proposta de construção de indicadores compostos para avaliar o desempenho do sistema de saúde de 57 municípios do estado de Minas Gerais com população maior ou igual a 30 mil habitantes, utilizando dados dos municípios que prestaram serviços de saúde em sua localidade no ano de 2019.

A abordagem consiste na adoção da entropia dos subindicadores como cirtério de ponderação para criar indicadores compostos seguindo as etapas:

- Normalização dos subindicadores (*Min-Max*);
- Cálculo da entropia dos subindicadores (*Shannon e Linear*);
- Cálculo do pesos;
- Agregação utilizando média aritmética;
- Cálculo da incerteza de ranking dos indicadores;
- Teste de entropia dos indicadores compostos.

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212588
https://proceedings.science/p/212588?lang=pt-br

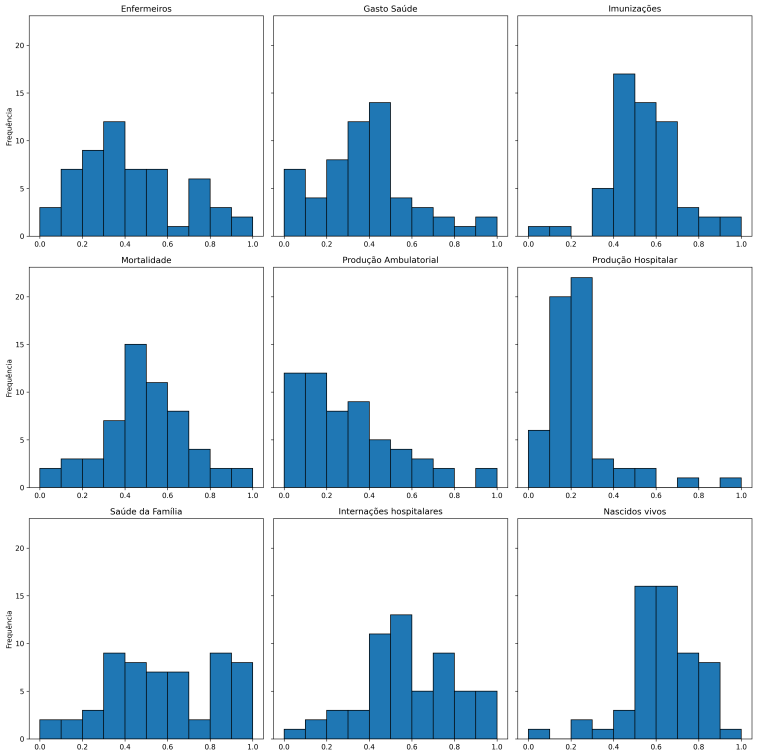
3.1. Sistema de saúde: Um fenômeno multidimensional.

A qualidade do sistema de saúde pública é um fenômeno multidimensional, influenciado por uma profusão de subindicadores disponíveis, podendo dificultar a análise proficiente da realidade e implicação na implementação de estratégias coerentes de políticas de saúde. Fenômenos de natureza multidimensionais são complexos e interconectado. A obtenção de informações estratégicas e eficazes a partir deste cenário é uma tarefa árdua, dado a interdependência entre diferentes fatores, dificultando a identificação de causas e efeitos diretos. Toda esta complexidade exige robustez nas análises e esforço contínuo para obtenção efetiva de *insights* e informações estratégicas.

3.2. Subindicadores: coleta de dados

Os subindicadores foram obtidos de fontes secundárias, como o Tribunal de Contas do Estado de Minas Gerais [TCEMG], o Departamento de Informação e Informática do Sistema Único de Saúde [DATASUS] e a Fundação João Pinheiro [FJP]. Os subindicadores foram selecionadas devido à sua capacidade de refletir aspectos importantes para fornecer serviços de saúde à população, são eles: enfermeiros [DATASUS], gasto saúde [TCEMG], imunizações [DATASUS], mortalidade [DATASUS], produção ambulatorial e hospitalar [DATASUS], saúde da família [FJP], internações hospitalares [FJP], e nascidos vivos [FJP]. Para proporcionar a coerência dos subindicadores, ou seja, quanto maior melhor, os subindicadores mortalidade e internações hospitalares, foram invertidos. Na Figura 1 são apresentadas as distribuições dos subindicadores utilizados para a construção dos indicadores compostos.

Figura 1: Distruição dos Subindicadores



3.3. Definição dos pesos e repercussões nos resultados

Os pesos dos subindicadores foram obtidos com base na entropia de cada subindicador, conforme dado pela fórmula [Zou et al., 2006]:

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212588
https://proceedings.science/p/212588?lang=pt-br

$$w_j = \frac{1 - E_j}{\sum_{k=1}^{m}(1 - E_k)} \tag{7}$$

onde w_j é o peso do subindicador j e m é o número total de subindicadores. Essa abordagem atribui maior peso a subindicadores com menor entropia, ou seja, apresentam maior variabilidade e maior capacidade discriminatória.

Os indicadores compostos, calculados com as abordagens apresentadas no estudo, foram submetidos a análise de incerteza de ranking para avaliar a robustez dos resultados. A comparação foi realizada a partir do cálculo da incerteza absoluta entre os rankings gerados nas duas abordagens, seguido da estimativa da incerteza relativa(instabilidade), obtida pela razão entre a incerteza absoluta e a incerteza máxima. Para avaliar a capacidade de discriminação de cada método, foi calculada a entropia dos indicadores compostos criados segundo as duas abordagens. A capacidade de discriminação da entropia linear foi testada por meio da razão entre a entropia do sistema e a entropia máxima, conforme a fórmula a seguir:

$$E_{\mathbf{teste}} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n} |\tilde{X} - \tilde{X}^{\text{ideal}}|}{\sum_{i=1}^{n} |X^{\max} - \tilde{X}^{\text{ideal}}|} \tag{8}$$

onde:

- $\tilde{X}$: são os valores ordenados dos scores;
- $\tilde{X}^{\text{ideal}}$: é uma sequência de n valores igualmente espaçados entre o $\min(\tilde{X})$ e $\max(\tilde{X})$;
- $X^{\max}$: $[\underbrace{\min(X), \ldots, \min(X)}_{n-1 \text{ vezes}}, \max(X)]$.

4. Resultados

Nesta seção, serão apresentados os resultados obtidos na aplicação da metodologia proposta aos subindicadores dos 57 municípios de Minas Gerais com população maior ou igual a 30 mil habitantes e que prestarem serviços de saúde em sua localidade. A análise pretende comparar o comportamento dos pesos obtidos em cada abordagem e avaliar o impacto nos respectivos rankings.

Na Tabela 1 são apresentados os pesos obtidos para cada subindicador e respectivas variações percentuais entre os métodos abordados. É possível observar variações importantes nos pesos obtidos pelo método de entropia linear em relação à abordagem de Shannon, com destaque para os subindicadores *Produção Hospitalar*, que apresentou a maior queda, 21,322% e *Saúde da Família*, com o maior aumento percentual, 8,787%, seguido de *Internações* com 8,136% de aumento.

Tabela 1: Pesos dos Subindicadores

Método	Enfermeiros	Gasto Saúde	Imunizações	Mortalidade	Produção Ambulatorial	Produção Hospitalar	Saúde da Família	Internações Hospitalares	Nascidos Vivos
Shannon	0,112935	0,114644	0,107489	0,109809	0,118237	0,120336	0,106252	0,106262	0,104036
Linear	0,115584	0,112654	0,111745	0,114832	0,105146	0,099187	0,116488	0,115673	0,108691
Variação	2,292%	-1,767%	3,809%	4,375%	-12,450%	-21,322%	8,787%	8,136%	4,283%

A análise da incerteza segundo as abordagens se mostrou consistente. Na Tabela 2 é possível observar que, dos 57 municípios analisados, 27 apresentaram incerteza 0(zero), seguidos

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212588
https://proceedings.science/p/212588?lang=pt-br

Tabela 2: Municípios agrupados por Incerteza/Instabilidade

Municípios	**Incerteza**	**Instabilidade**
São Sebastião Do Paraíso (1), Congonhas (2), Alfenas (3), Poços De Caldas (6), Teófilo Otoni (7), Patrocínio (8), Ponte Nova (9), Divinópolis (10), Janaúba (18), Patos De Minas (20), Araguari (24), Muriaé (27), Caratinga (28), Campo Belo (29), Juiz De Fora (32), João Monlevade (33), Formiga (34), Contagem (38), Três Corações (41), São João Del Rei (42), Lavras (43), Frutal (44), Itaúna (48), Conselheiro Lafaiete (49), Cataguases (54), Ribeirão Das Neves (55), Santa Luzia (56), Januária (57)	0	0%
Itabira (4), Varginha (5), Pouso Alegre (12), Uberlândia (13), Pirapora (14), Montes Claros (15), Para De Minas (16), Ipatinga (17), Uberaba (23), Paracatu (25), Guaxupé (30), Araxá (31), Unai (40), Coronel Fabriciano (46), Três Pontas (47), Vespasiano (50), Ubá (51), Sabará (52), Ituiutaba (53)	1	4%
Betim (11), Viçosa (19), Barbacena (21), Pedro Leopoldo (35), Sete Lagoas (37), Ibirité (45)	2	7%
Lagoa Santa (22), Governador Valadares (26), Itajuba (39)	3	11%
Nova Serrana (36)	4	14%

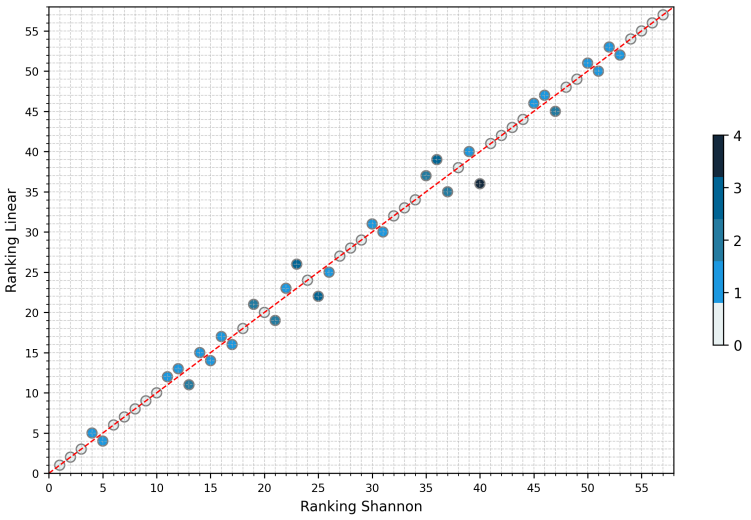
* Os números referem-se ao ranking do **Indicador Composto Entropia Linear**.

de 20 municípios com incerteza 1, enquanto 6 apresentaram incerteza 2. Apenas 7 municípios apresentaram maior grau de incerteza, com incerteza de 3 e 4 posições.

O município com maior variação foi Nova Serrana, com incerteza absoluta de 4 posições. Na Figura 2 observa-se que Nova Serrana subiu da 40ª, Shannon, para a 36ª posição, Linear. Apesar de ser a maior variação apresentada entre os métodos, a instabilidade foi de 14%. As variações de ranking podem estar relacionadas à sensibilidade de cada método à distribuição dos subindicadores. A entropia linear, que utiliza uma distribuição ideal como referência, tende a reduzir o impacto de valores extremos e favorecer um equilíbrio. Isso explica, por exemplo, a melhora no posicionamento de Nova Serrana, que foi penalizada por apresentar a pior performance no subindicador Produção Hospitalar, que sob o perspectiva da entropia de Shannon, obteve o maior peso.

O município de São Sebastião do Paraíso ocupou a primeira posição em ambos os rankings, desempenho de destaque na prestação de serviços de saúde sob a perspectivas dos subindicadores selecionados. Municípios como Congonhas, Alfenas, Poços de Caldas e Teófilo Otoni também mantiveram posições de destaque com 0(zero) de instabilidade.

Figura 2: Variação da Incerteza



No que diz respeito ao poder de discriminação dos indicadores compostos criados por cada método, ao serem testados com as entropias de Shannon e Linear, é possível observar, conforme a Tabela 3, que o indicador composto ponderado pelo método da entropia linear apresentou maior capacidade de discriminação dos indicadores compostos.

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212588
https://proceedings.science/p/212588?lang=pt-br

Tabela 3: Teste de entropia dos Indicadores Compostos cálculados

	Método de Ponderação	
Método de Teste	Shannon	Linear
Shannon	0,994	0,995
Linear	0,806	0,814

5. Conclusões

Este estudo propõe a aplicação sistemática da entropia linear como ferramenta analítica para a gestão pública, estabelecendo uma abordagem metodológica robusta para subsidiar a tomada de decisões baseada em dados e otimizar a alocação de recursos. Os resultados mostraram a eficácia da entropia como medida de dispersão e como base para a construção de indicadores compostos no âmbito da administração pública.

A metodologia adotada gerou indicadores com maior poder discriminatório, privilegiando subindicadores que apresentam: (a) maior capacidade de diferenciação informacional, (b) menor viés intrínseco, e (c) ponderações derivadas diretamente dos dados. A abordagem por entropia revelou-se versátil, adaptando-se a diferentes domínios e tipologias de dados, assegurando que os subindicadores mais informativos exerçam influência proporcional na composição dos indicadores finais - resultando em representações mais precisas e contextualizadas.

Como limitação do estudo, reconhece-se que as análises foram conduzidas em uma única base de dados, o que pode afetar a generalização dos resultados. Para pesquisas futuras, recomenda-se: (a) replicação do método em bases diversificadas e múltiplos contextos setoriais para validar sua aplicabilidade; e (b) investigação comparativa de técnicas alternativas de normalização, visando incrementar a robustez dos resultados.

Referências

Asadzadeh, A., Kotter, T., Salehi, P., e Birkmann, J. (2017). Operationalizing a concept: The systematic review of composite indicator building for measuring community disaster resilience. *International Journal of Disaster Risk Reduction*, 25:147–162.

Burgass, M., Halpern, B., Nicholson, E., e Milner-Gulland, E. (2017). Navigating uncertainty in environmental composite indicators. *Ecological Indicators*, 75:268–278.

Camanho, A., Stumbriene, D., Barbosa, F., e Jakaitiene, A. (2023). The assessment of performance trends and convergence in education and training systems of european countries. *European Journal of Operational Research*, 305:356–372.

Cherchye, L., Moesen, W., Rogge, N., Van Puyenbroeck, T., Saisana, M., Saltelli, A., e Tarantola, S. (2008). Creating composite indicators with dea and robustness analysis: the case of the technology achievement index. *Journal of the Operational Research Society*, 59(2):239–251.

DATASUS (2024). Departamento de Informação e Informática do Sistema Único de Saúde. `https://datasus.saude.gov.br/informacoes-de-saude-tabnet/`. Acessado: 2024-04-29.

Despotis, D. K. (2005). A reassessment of the human development index via data envelopment analysis. *Journal of the Operational Research Society*, 56(8):969–980.

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212588
https://proceedings.science/p/212588?lang=pt-br

Dimitriou, D. e Sartzetaki, M. (2022). Performance assessment modeling for managing transport enterprises based on modified fuzzy topsis analysis. *Operational Research*, 22:6037–6053.

Figueira, J. R., Oliveira, H. M., Serro, A. P., Colaço, R., Froes, F., Cordeiro, C. R., e Guimarães, M. (2023). A multiple criteria approach for building a pandemic impact assessment composite indicator: The case of covid-19 in portugal. *European Journal of Operational Research*, 309(2): 795–818.

FJP (2024). Fundação João Pinheiro. `https://imrs.fjp.mg.gov.br/`. Acessado: 2024-04-26.

Fusco, E., Libório, M., Rabiei-Dastjerdi, H., Vidoli, F., Brunsdon, C., e Ekel, P. (2023). Harnessing spatial heterogeneity in composite indicators through the ordered geographically weighted averaging (ogwa) operator. *Geographical Analysis*.

Karagiannis, R. e Karagiannis, G. (2020). Constructing composite indicators with shannon entropy: The case of human development index. *Socio-Economic Planning Sciences*, 70:100701.

Karagiannis, R. e Karagiannis, G. (2025). Distance-based weighting methods for composite indicators, with applications related to energy sustainability. *International Transactions in Operational Research*, 32(1):478–501.

Matos, R., Ferreira, D., e Pedro, M. I. (2021). Economic analysis of portuguese public hospitals through the construction of quality, efficiency, access, and financial related composite indicators. *Social Indicators Research*, 157:361–392.

McDonnell, T., Cosgrove, G., Hogan, E., Martin, J., McNicholas, T., O'Dowd, M., Rizoaica, F., e McAuliffe, E. (2023). Methods to derive composite indicators used for quality and safety measurement and monitoring in healthcare: A scoping review protocol. *BMJ Open*, 13:e071382.

Nardo, M., Saisana, M., Saltelli, A., Tarantola, S., Hofman, A., e E., G. *Handbook on constructing composite indicators: Methodology and user guide*, 2008.

Nguyen, V. D. e Gigliarano, C. (2025). Sensitivity-based weighting method for composite indicators. *Annals of Operations Research*, p. 1–33.

OECD, European Union, e EC-JRC (2008). *Handbook on constructing composite indicators: methodology and user guide*. OECD Publishing.

Purwaningsih, R., Agusti, F., Pranomo, S., Susanty, A., e Purwanggono, B. (2020). Assessment sustainable tourism: A literature review composite indicator. In *E3S Web of Conferences*, volume 202, p. 03001.

Rabiei-Dastjerdi, H. e Matthews, S. (2021). Who gets what, where, and how much? composite index of spatial inequality for small areas in tehran. *Regional Science Policy & Practice*, 13: 191–205.

Shannon, C. E. (1948). A mathematical theory of communication. *The Bell System Technical Journal*, 27(3):379–423.

Stefana, E., Marciano, F., Rossi, D., Cocca, P., e Tomasoni, G. (2021). Composite indicators to measure quality of working life in europe: A systematic review. *Social Indicators Research*, 157: 1047–1078.

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212588
https://proceedings.science/p/212588?lang=pt-br

TCEMG (2024). Tribunal de Contas do Estado de Minas Gerais. https://fiscalizandocomtce.tce.mg.gov.br/#/public/gastos. Acessado: 2024-04-29.

Tofallis, C. (2014). On constructing a composite indicator with multiplicative aggregation and the avoidance of zero weights in dea. *Journal of the Operational Research Society*, 65(5):791–792.

Van Puyenbroeck, T. e Rogge, N. (2017). Geometric mean quantity index numbers with benefit-of-the-doubt weights. *European Journal of Operational Research*, 256(3):1004–1014.

Vollmer, D., Regan, H., e Andelman, S. (2016). Assessing the sustainability of freshwater systems: A critical review of composite indicators. *Ambio*, 45:765–780.

Walheer, B. (2024). A sequential benefit-of-the-doubt composite indicator. *European Journal of Operational Research*, 316(1):228–239.

Zanella, A., Camanho, A. S., e Dias, T. G. (2015a). The assessment of cities' livability integrating human wellbeing and environmental impact. *Annals of Operations Research*, 226:695–726.

Zanella, A., Camanho, A. S., e Dias, T. G. (2015b). Undesirable outputs and weighting schemes in composite indicators based on data envelopment analysis. *European Journal of Operational Research*, 245(2):517–530.

Zhou, H., Yang, Y., Chen, Y., e Zhu, J. (2018). Data envelopment analysis application in sustainability: The origins, development and future directions. *European Journal of Operational Research*, 264(1):1–16.

Zhu, J. (2022). Dea under big data: Data enabled analytics and network data envelopment analysis. *Annals of Operations Research*, 309(2):761–783.

Zou, Z. H., Yi, Y., e Sun, J. N. (2006). Entropy method for determination of weight of evaluating indicators in fuzzy synthetic evaluation for water quality assessment. *Journal of Environmental Sciences*, 18(5):1020–1023.

Ássimos, B., de Rezende Pinto, M., e Marra, A. (2021). The vulnerability of the young adult consumer to food consumption. *Revista Pensamento Contemporâneo em Administração*, 15: 54–71.

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212588
https://proceedings.science/p/212588?lang=pt-br