

**AVALIAÇÃO DA ECOEFICIÊNCIA NO TRANSPORTE PÚBLICO
URBANO DOS ESTADOS BRASILEIROS: UM ESTUDO BASEADO NA
ABORDAGEM *BENEFIT OF THE DOUBT* EM *DATA ENVELOPMENT
ANALYSIS*.**

**Wagner Rui Correa Olaya^a, Victor Welder Santiago Araújo^a, Renata Melo e Silva de
Oliveira^a*, Andreia Zanella^b**

^a Departamento de Ciências Sociais Aplicadas (DCSA) - Universidade do Estado do Pará (UEPA)

^b Departamento de Informática e Estatística (INE) - Universidade Federal de Santa Catarina (UFSC)

Recebido 22/12/2021, aceito 15/03/2023

RESUMO

Este artigo relata a quantificação da ecoeficiência do transporte coletivo urbano nos estados brasileiros. O modal em foco é o ônibus urbano. Para isso, foi especificado um indicador composto para atender às premissas de Consumo e da Produção Sustentável (C&PS) no domínio do planejamento urbano. Este artigo pode ser considerado uma pesquisa aplicada o qual adota a abordagem *Benefit of the Doubt* (BoD) em um modelo baseado em *Data Envelopment Analysis* (DEA). DEA é uma técnica não paramétrica recomendada pela Organização para Cooperação e Desenvolvimento Econômico (OCDE) para avaliações de desempenho usando indicadores compostos. O escopo desta pesquisa abrange 26 capitais de estados brasileiros e a capital do Distrito Federal e considerados dados do ano base de 2019. Este artigo também relata a estrutura dos Indicadores Chave de Desempenho (KPIs), os quais refletem a realidade do sistema de transporte urbano no Brasil. Os resultados alcançados revelam que 24 estados Brasileiros tem potencial de melhoria de desempenho em termos de ecoeficiência. Implicações gerenciais e *insights* sobre o potencial de melhoria dos estados são apresentados ao final deste artigo.

Palavras-chave: *Data Envelopment Analysis*; **Indicador Compósito; Ecoeficiência; Transporte Urbano.**

ABSTRACT

This work reports the quantification of the eco-efficiency of urban public transport in the Brazilian states. The modal in focus is the urban bus. For this, a composite indicator was specified to meet the assumptions of Sustainable Consumption and Production (SP&C) in the field of urban planning. This article can be considered applied research that adopts the *Benefit of the Doubt*(BoD) approach in a model based on *Data Envelopment Analysis* (DEA). DEA is a non-parametric technique recommended by the Organisation for Economic Co-operation and Development (OECD) for performance evaluations using composite indicators. The scope of this research covers 26 capitals of Brazilian states and the capital of the Federal District and considered data from the base year of 2019. This article also reports the structure of Key Performance Indicators (KPIs), which reflect the reality of the urban transport system in Brazil. The results achieved show that 24 Brazilian states have the potential to improve their performance in terms of eco-efficiency. Managerial implications and insights on the improvement potential of states are presented at the end of this article.

Keywords: *Data Envelopment Analysis*; **Composite Indicator; Eco-efficiency; Urban Transportation.**

* Autor para correspondência. E-mail: renata.oliveira@uepa.br
DOI: 10.4322/PODes.2023.002

1. Introdução

A rápida urbanização observada desde o final do século XX fez com que mais da metade da população mundial vivesse em cidades. Portanto, tornou-se essencial avaliar e gerir as novas características urbanas decorrentes desta transformação, como infraestrutura, instalações, distribuição da população, empregos e serviços que desempenham um papel fundamental na saúde, habitabilidade urbana e sustentabilidade.

Alta densidade populacional nos grandes centros urbanos é considerada um problema do ponto de vista das cidades sustentáveis. Notadamente, grandes regiões metropolitanas possuem alta demanda de deslocamentos e de mobilidade. No contexto da América Latina, este fenômeno ocasiona o aumento no uso de veículos automotores individuais para traslados urbanos. Portanto, não são raras discussões para a formulação de soluções mais ecoeficientes no âmbito da mobilidade urbana e do desenvolvimento sustentável. É considerado um grande desafio para a gestão das cidades o desenvolvimento urbano e do serviço de transporte segundo as metas internacionais de proteção ao meio ambiente e da garantia da inclusão social.

No sentido contrário ao fenômeno do aumento dos deslocamentos nas cidades, a Agenda 2030 (UN, 2015b) define como meta crítica das cidades a redução das emissões atmosféricas provenientes do transporte urbano e todos os seus modais. Essas metas de redução nas emissões têm particular relevância ao combate às mudanças climáticas.

Nesse contexto, alguns países da América Latina destacam-se pelas altas taxas de emissões de CO₂ provenientes do transporte urbano. O Brasil ocupou a sexta posição no ranking de países com maior emissão de gás carbônico no ano de 2016. Esta posição no ranking tem forte relação com as emissões geradas pelo transporte rodoviário urbano no Brasil. Este setor é responsável por cerca de 94% do consumo energético Brasileiro (Carvalho, 2016) e também por 90% das emissões de CO₂ nas cidades. Detalhadamente, 70% das emissões são proveniente de automóveis particulares, 7% são oriundas das motocicletas e 13% são oriundas do transporte coletivo rodoviário (Albuquerque et al., 2020).

Portanto, o estudo da ecoeficiência do transporte urbano sob uma perspectiva interdisciplinar tornou-se mais relevante em anos recentes. Por exemplo, a formulação de políticas públicas pode impactar as emissões de gases de efeito estufa (GEE) e, conseqüentemente, pode contribuir para o alcance das metas climáticas do Brasil. Similarmente, políticas para o aumento da qualidade do serviço de transporte coletivo urbano pode influenciar as escolhas de modais por parte dos usuários.

Da perspectiva da tomada de decisão, a formulação de políticas de rodízio de veículos em grandes cidades resultou no aumento da frota de veículos particulares e aumento das emissões. Decisões como esta, não levaram em consideração a ecoeficiência dos modais e incorreram no aumento das emissões de CO₂ que se pretendia evitar. Porém, o Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada (IPEA) registrou um aumento de 50% na frota rodoviária das cidades que adotaram o rodízio entre os anos de 1997 e 2011.

Uma forma de controlar o aumento das emissões por conta de transportes individuais pode ser garantir um serviço de transporte urbano e torná-lo ecoeficiente. A situação da ecoeficiência no Brasil seguiu em anos recentes uma tendência de decrescente. Observa-se desde os anos 2010 o aumento de incentivos à produção, venda e utilização de veículos privados movidos a combustão. Portanto, pode-se afirmar que prevalece no Brasil a política de priorizar o transporte individual com emissões atmosféricas (Vasconcellos et al., 2011).

No sentido oposto, muitas nações com taxas de emissão mais baixas formularam no mesmo período políticas orientadas ao transporte coletivo. Elas também priorizaram políticas para a compra de veículos movidos a energia limpa (Rupprecht Consult - Forschung & Beratung GmbH, 2019).

As recentes descobertas do impacto do transporte urbano nas mudanças climáticas tornaram a gestão da mobilidade tão relevante quanto conter o desmatamento na Amazônia. Por exemplo, em alguns estudos brasileiros foi constatado que as emissões atmosféricas nas cidades caíram

entre 10% e 30% (Jones et al., 2021) durante as medidas de restrições ocasionadas pela Pandemia da COVID-19. Por consequência, as cidades alcançaram suas metas de redução de emissão pela primeira vez na história.

Considerando este contexto, o monitoramento da ecoeficiência dos transportes urbanos por meio de indicadores quantitativos pode auxiliar a tomada de decisão de políticas públicas de mobilidade mais sustentáveis.

Portanto, o principal objetivo deste estudo é propor um indicador compósito para quantificar a ecoeficiência dos transportes coletivos urbanos nos 27 estados brasileiros. Para tanto, utilizam-se *Key Performance Indicators* (KPI) referenciados pela literatura. Os KPIs selecionados representam em termos de *input* e *output* as emissões atmosféricas; a quantidade de usuários atendidos e o consumo de combustíveis. O indicador compósito desenvolvido é calculado com uso da técnica baseada em Programação linear, denominada *Data Envelopment Analysis* (DEA) (Charnes et al., 1978) e adota a abordagem do *Benefit of the Doubt* (BoD) de Cherchye et al. (2007).

Este artigo está estruturado da seguinte forma. A seção 2 apresenta revisão bibliográfica que deu base à condução desta pesquisa. Ela reporta conceitos sobre mobilidade urbana (subseção 2.2), a evolução histórica da ecoeficiência (subseção 2.3) e também reporta algumas das principais aplicações de DEA neste campo. A seção 3 apresenta a metodologia deste estudo e descreve os procedimentos para selecionar e utilizar os dados. A seção 4 discute os resultados encontrados e *insights* extraídos. Por fim, a seção 5 apresenta as considerações finais inferidas dos resultados, bem como prevê oportunidades para pesquisas posteriores.

2. Revisão Bibliográfica

2.1. Dimensões do Consumo e da Produção Sustentável nas Cidades

A ideia de repensar as cadeias de produção que abastecem as cidades não é recente e uma variedade de ações orientadas ao consumo sustentável (que também é mencionado na literatura como consumo responsável), podem ser encontradas no domínio da formulação das políticas públicas e também em programas destinados à indústria.

No ano de 2015, a Assembleia Geral da ONU lançou A Agenda 2030 e os “Objetivos de Desenvolvimento Sustentável” (ODS) (UN, 2015a). Além de diretrizes para o Desenvolvimento Sustentável, são uma coleção de 17 objetivos globais interligados que caracterizam um “projeto compartilhado para a paz e a prosperidade das pessoas e do planeta, agora e no futuro” (UN, 2015a).

Os padrões de consumo sustentáveis do século 21 são definidos por Hertwich e Katzmayer (2004) como estilos de vida capazes de satisfazer as necessidades humanas no sentido da Declaração Universal dos Direitos Humanos UN (1948) e no conceito moderno de Desenvolvimento Sustentável (UNSD, 1996).

Em muitos países desenvolvidos, a cultura da sociedade orientada ao consumo (e.g., moda rápida e do transporte individual privado) tornou-se insustentável devido à elevada demanda de muitos recursos não renováveis e da priorização de fontes de energia de altas emissões de CO_2 . Além disso, esses mesmos países dão força às cadeias de produção altamente poluentes em outras nações menos desenvolvidas.

Nos países em desenvolvimento, vive-se uma realidade insustentável porque não se consegue atender às necessidades humanas básicas numa realidade em que há concentração de riqueza nas elites e baixo poder aquisitivo da maioria (United Nations, 2015; Mukherjee et al., 2015). Outra causa do padrão insustentável desse segundo grupo de países é a economia baseada na extração irracional de recursos naturais, que impacta tanto o meio ambiente quanto os sistemas humanos. Portanto, considerando-se que em 2022 a superpopulação humana alcançou a marca de 8 bilhões, a ONU (Gaigbe-Togbe et al., 2022) reforçou a previsão do iminente esgotamento de alguns recursos naturais vitais baseada na tendência de aumento da extração global por um fator superior a 35 vezes em comparação ao século 20.

Nas cidades é onde se concentra a maior parte da população mundial no século 21. Então, o consumo sustentável deve associar-se a ações para alcançar uma distribuição mais equitativa dos bens de consumo e de serviços de modo a reduzir a pressão ambiental exercida pelos habitantes das áreas urbanas. Consequentemente, ações associadas à melhoria das condições de vida, transporte, saúde, alimentação dos habitantes de áreas urbanas com redução das emissões de poluentes podem ser consideradas iniciativas de ecoeficiência e de consumo mais responsável.

O Programa das Nações Unidas para o Meio Ambiente (PNUMA) da United Nations (2015), aponta que são necessárias mudanças no estilo de vida das sociedades para reduzir o impacto ambiental das grandes cidades sob as perspectivas das funções vitais de consumo. Para tanto, a ONU adotou desde anos 1990 a classificação proposta no trabalho seminal intitulado “Sete maneiras de fazer desaparecer o problema populacional dos países menos desenvolvidos - em teoria” (Keyfitz, 1992).

Keyfitz (1992) propôs categorizar os pontos de pressão que o estilo de vida das pessoas exerce sobre o meio ambiente, e como combatê-lo. Dessa forma, o consumo e a produção sustentáveis podem ser classificadas nas seguintes funções vitais: nutrição, habitação, vestuário, saúde & educação e mobilidade. Cada função vital está descrita nos próximos parágrafos seguindo as definições de Hertwich e Katzmayr (2004) e Mukherjee et al. (2015).

- **Nutrição:** Consumir alimentos e produtos alimentares de maneira mais responsável com a saúde do ser humano e com o meio ambiente.

- **Habitação:** Casas ecoeficientes e ecológicas. Casas inteligentes.

- **Vestuário:** Consumo racional de peças sem perder o estilo. Construção de um olhar mais crítico à moda rápida.

- **Saúde e Educação:** Consideradas indissociáveis na Agenda 2030, referem-se a garantir serviços de saúde, garantir o bem-estar e educação com justiça social.

- **Mobilidade:** Sistemas de transportes coletivos movidos a energias limpas, a um preço justo e com confiabilidade de serviço.

Atendo-se à avaliação da ecoeficiência da função vital mobilidade urbana, este artigo tem como objeto de estudo o transporte público coletivo nas cidades brasileiras. Na próxima subseção, apresentam-se definições e particularidades desta função vital.

2.2. Mobilidade Urbana Sustentável

Mobilidade pode ser definida como a capacidade de se deslocar entre diferentes espaços (Rupprecht Consult - Forschung & Beratung GmbH, 2019). O rápido aumento da urbanização das grandes cidades mostrou que o crescimento não planejado da estrutura de mobilidade urbana pode impactar negativamente o meio ambiente. Esse aumento pode também comprometer a qualidade de vida dos sistemas humanos (ex., congestionamentos, qualidade do ar, ruído). Noutra vertente, a mobilidade também consiste na capacidade de caminhar, pedalar ou utilizar outros modais não motorizados (McCreery, 2013).

A mobilidade nas cidades provou ser um importante recurso que articula a sociedade. Isto pode ser explicado pela intensa relação entre mobilidade e as hierarquias socioespaciais (OECD., 2020). Por exemplo, a mobilidade influencia, e ao mesmo tempo é influenciada, por fatores como renda, ocupação, sexo, idade e estilo de vida. Portanto, fatores como estes podem determinar condições individuais e coletivas de mobilidade.

Mundialmente, observa-se um “boom” de inovações em termos de modais de mobilidade

urbana. Trata-se de uma perspectiva holística de integração de transportes. Por exemplo, instituições internacionais como a Organização das Nações Unidas (ONU) e a Organização para a Cooperação e Desenvolvimento Econômico (OECD) recomendam às nações que aderiram à Agenda 2030 e 2050 adotem políticas públicas voltadas a um coletivo mais sustentável e à inovação.

De modo sistematizado, categorizamos as muitas recomendações destas duas instituições da seguinte forma (UN, 2018; OECD, 2021.):

- Questões científicas decorrentes de questões de mobilidade urbana (ex.: otimização, modelos estatísticos, gestão de filas, ecoeficiência)
- Conceitos de mobilidade integrada (ex.: e-micro-mobilidade eletrificação da frota de veículos, direção autônoma, controle das emissões);
- Tecnologias de mobilidade (ex.: inovação em plataformas de mobilidade; métodos de propulsão; infraestrutura habilitadora);
- Modelos de negócios do século XXI (ex.: negócios digitais; compartilhamento multimodal, logística da cidade);
- Questões éticas e morais no âmbito da mobilidade (ex.: políticas públicas, acessibilidade, justiça social, combate à importunação sexual; segurança digital e segurança física).

2.3. Ecoeficiência

O conceito de ecoeficiência pode ser rastreado desde os anos 1970, com a publicação da Declaração de Estocolmo denominada “*Declaration of the United Nations Conference on the Human Environment*” (UN, 1972).

Na década de 1980, as discussões sobre esse tema centraram-se nos desafios enfrentados pelos governos e pela sociedade para o alcance da qualidade ambiental nos centros urbanos. Nesse período, surgiram alguns dos marcos que deram origem às diretrizes seguidas nos anos seguintes sobre a eficiência ambiental global. Por exemplo, são consideradas relevantes as seguintes publicações: o relatório “Nosso Futuro Comum” (UN, 1987); o lançamento da primeira edição do “Programa de Produção Mais Limpa” em 1989 (United Nations, 2015) e o lançamento do texto alemão “*Ökologische Rationalität*” (racionalidade ambiental) de Schaltegger e Sturm (1990).

Foi durante os anos de 1990 que o termo ecoeficiência ganhou notoriedade mundial. Ele foi introduzido em 1992 pelo *World Business Council for Sustainable Development (WBCSD)*, no livro intitulado “*Changing Course*” (Schmidheiny, 1992) que foi lançado na conferência RIO-92. O conceito de ecoeficiência criado pela Organização das Nações Unidas (ONU) logo se desdobrou no documento denominado Agenda 21 (United Nations, 1992).

Foi também da década de 1990 que a definição de ecoeficiência foi proposta pela primeira vez por Schmidheiny (1992) como a “entrega de bens e serviços com preços competitivos que satisfaçam as necessidades humanas e tragam qualidade de vida, reduzindo progressivamente os impactos ecológicos e a intensidade de recursos ao longo de todo o ciclo de vida, a um nível pelo menos compatível com a capacidade de suporte estimada da Terra” (WBCSD, 2000, p.9). Este conceito foi popularizado pela OCDE (1998) e rapidamente foi adotado em estudos voltados à avaliação quantitativa do desempenho ambiental e econômico. Como resultado, as questões de eficiência ambiental e ecoeficiência começaram a figurar com destaque nos campos científicos do Desenvolvimento Sustentável e Gestão de Negócios.

Para a gestão das cidades, construímos o seguinte conceito para ecoeficiência. Trata-se de uma filosofia de gestão que essencialmente se dedica a criar mais valor com o menor impacto ambiental possível. Portanto, sistemas de transporte podem ser considerados ecoeficientes se, e somente se, possuírem a habilidade de entregar aos cidadãos benefícios econômicos e eficiência ambiental em simultâneo.

Portanto, em termos quantitativos a ecoeficiência pode ser expressa por meio da razão entre o valor econômico gerado do serviço (ou da mobilidade) e os impactos ambientais ocasionados por ele.

Consequentemente, com o conhecimento das variáveis envolvidas, é possível equacionar a ecoeficiência e até mesmo estimar cenários para dar suporte a decisões de melhoria. São exemplos de variáveis a considerar na análise de ecoeficiência (Oliveira et al., 2017):

- Intensidade do consumo de materiais;
- Intensidade do consumo de água e energia;
- Dispersão de compostos tóxicos;
- Desperdícios de *input* de reciclagem;
- Uso de recursos renováveis;
- Durabilidade dos produtos e veículos;
- A própria intensidade do uso de produtos e serviços.

A literatura sobre a quantificação da ecoeficiência de transportes baseada em técnicas de análise multicritério de apoio à decisão (MCDM/A) e otimização multiobjetivo é extensa. No domínio das avaliações baseadas em Análise Envoltória de Dados (em Inglês, *Data Envelopment Analysis* - DEA), nota-se um aumento no volume de publicações entre os anos de 2001 e 2021. Neste período, 125 publicações sobre este tema foram encontradas em *journals* do 1º quartil da base Scopus (SCOPUS, 2021). Em anos recentes, Moutinho et al. (2020) elaboraram um modelo baseado em (DEA) e análise de fronteira estocástica (SFA) para quantificar a ecoeficiência para 24 cidades alemãs. Vázquez-Ibarra et al. (2020) reportaram um estudo para quantificar a ecoeficiência usando *Life Cycle Assessment* (LCA) e DEA. Castilho et al. (2021) examinaram a ecoeficiência de 22 países da América Latina e Caribe usando dados de painel entre os anos de 1995 a 2016. Semelhantemente, Yao et al. (2021) quantificaram ecoeficiência de 30 províncias da China entre os 2008 e 2017. Moutinho e Madaleno (2021) avaliaram a evolução da ecoeficiência de cidades europeias ao longo do tempo. Mais recentemente, Zhang e Xu (2022) propuseram uma avaliação híbrida baseada em LCA e DEA para avaliar a ecoeficiência de empresas em centros urbanos.

Dentre os trabalhos em ecoeficiência aplicados à indústria e a outros setores, destacam-se os seguintes estudos avançados: avaliações do setor industrial (e.g., Zhang et al., 2008; Oggioni et al., 2011); a introdução do conceito de ecoeficiência expandida, usando Funções de Distâncias Direcionais para incluir na avaliação critérios de passivos ambientais, de benefícios econômicos e de benefícios ambientais (Oliveira et al., 2017). Sob uma luz diferente, podem-se rastrear trabalhos desde os anos 2000 que estimaram o índice Malmquist usando DEA para quantificar a evolução desempenho ambiental de unidades tomadoras de decisão ao longo do tempo. Por exemplo, Kortelainen (2008) conduziram uma avaliação, baseada em DEA e no índice Malmquist, da performance ambiental de países membros da união europeia. Similarmente, uma avaliação da ecoeficiência em vinícolas foi reportada alguns anos depois por Vázquez-Rowe et al. (2012); Aplicações similares podem ser rastreadas para avaliar a ecoeficiência do setor de saneamento urbano (Lorenzo-Toja et al., 2015) e no setor energético (Korhonen e Luptacik, 2004; Mardani et al., 2017). Outros exemplos de aplicações recentes também podem ser interesse do leitor e, por isso, referem-se os seguintes trabalhos: Yoshino et al. (2010), Vázquez-Rowe e Iribarren (2015), Daraio et al. (2016), Caiado et al. (2018), Park et al. (2018), Braga et al. (2019).

Os artigos descritos nos parágrafos anteriores tratam da avaliação da ecoeficiência em uma variedade de setores. Dentre os estudos que reportam análises desse tipo no setor de transporte urbano, destaca-se o artigo de Pereira et al. (2016), o qual analisa os países-membros da União Europeia quanto às suas emissões de CO_2 . Para isso, usa o modelo DEA-BCC proposto por Banker (1984), tendo como *input* o volume anual de transporte de cargas e o volume anual de transporte de passageiros, ambos dados relativos ao PIB dos países. Como *output*, o estudo considerou apenas as emissões anuais de gases de efeito estufa, em milhões de toneladas de CO_2 .

Um estudo similar ao de Pereira et al. (2016) foi conduzido por Gabriele et al. (2013), os autores analisaram as emissões de gases de efeito estufa relacionados aos transportes rodoviário e ferroviário em 41 países da OCDE. O estudo utilizou uma combinação dos modelos de DEA assumindo VRS e CRS e orientação à redução de *input*. Como *outputs* desejáveis, o estudo considerou o número de passageiros rodoviário e ferroviário por quilômetro e a carga rodoviária e

ferroviária por quilômetro. Como *output* indesejável, foram consideradas as emissões de CO_2 . O *output* indesejável foi incorporado no modelo tradicional de DEA como um *input*.

Com uma abordagem metodológica um pouco diferente dos dois estudos anteriores, Chang et al. (2013) analisam a ecoeficiência do setor de transportes em trinta regiões do interior da China por meio de um modelo de DEA chamado *slacks-based measure* (SBM). Diferentemente dos modelos tradicionais de DEA, os modelos baseados em SBM admitem melhorias não proporcionais nos *inputs* e *outputs* avaliados. O estudo conduzido por Chang et al. (2013) considerou como *inputs* o número de pessoas empregadas, o capital e a energia consumida. Como *output*, considerou o valor agregado (*output* desejável) e as emissões de CO_2 (*output* indesejável). Anos mais tarde, os autores Song et al. (2015) conduziram uma reavaliação das trinta regiões considerando o mesmo modelo e as mesmas variáveis. Em ambos os estudos uma quantidade significativa de províncias mostrou grande potencial de redução das emissões de CO_2 tendo em conta os recursos utilizados e valor agregado gerado.

Observa-se que os trabalhos analisados nesta revisão sobre a ecoeficiência dos transportes urbanos englobam o estudo de diferentes modais e não fazem distinção entre as emissões que são decorrentes do transporte de cargas ou do transporte de passageiros. Especificamente sobre a eficiência na gestão do transporte público, foi encontrado na literatura o trabalho de Carvalho et al. (2015) que avaliou a eficiência de 21 grandes cidades brasileiras. A avaliação, que foi conduzida utilizando um modelo de DEA de super-eficiência, não levou em conta variáveis ambientais. Ao invés disso, a análise considerou como *inputs* o número de habitantes do município e a quantidade de ônibus disponíveis. Como *output*, considerou a média diária de passageiros transportados. Em relação à eficiência da infraestrutura, o estudo apontou as cidades de Curitiba e Betim como as mais eficientes da amostra estudada.

3. Dados e Métodos

3.1. Modelo de IC Baseado em DEA para Avaliar a Ecoeficiência de Transportes

O Indicador Compósito (IC) para estimar a Ecoeficiência em transportes urbanos baseou-se na técnica denominada *Data Envelopment Analysis* (DEA), a qual é considerada um método não-paramétrico baseado em Programação Linear (PL).

O conceito de DEA foi discutido conceitualmente por Farrell (1957) e desenvolvido anos depois por Charnes et al. (1978). A formulação de um modelo baseado em DEA envolve a seleção de *inputs* e de *outputs* para representar um processo de produção. Trata-se de uma técnica para quantificar a eficiência relativa de um conjunto homogêneo de *Decision Making Units* (DMUs), termo traduzido para o português como unidades tomadoras de decisão ou unidades produtivas.

DEA possibilita calcular uma medida agregada de eficiência para cada DMU por meio de comparações entre outras DMUs incluídas na amostra, por isso é particularmente interessante para realização de exercícios de benchmarking. Dessa forma, é possível quantificar o desempenho das DMUs com base nos valores de múltiplos *inputs* consumidos e *outputs* produzidos efetivamente observados num dado período.

Apesar desta técnica ter sido desenvolvida inicialmente para quantificar a eficiência, ela também pode ser usada no contexto da construção de indicadores compósitos. Um indicador compósito (IC) tem como objetivo agregar em uma medida global um conjunto de indicadores-chave de desempenho (do inglês *Key-Performance Indicators*, KPIs). Portanto, o IC é capaz de representar conceitos multidimensionais que não poderiam ser quantificados em um único KPI.

O uso de uma medida agregada de IC tem a vantagem de concatenar informação complexa e facilitar sua interpretação em comparação aos *dashboards* complexos de dados. Nardo et al. (2008), ajudaram a popularizar a ideia de indicadores compósitos e recomendam o uso de DEA no “Manual para construção de indicadores compósitos”, proposto pela Organização para a Cooperação e Desenvolvimento Econômico (OCDE).

A ideia da formulação de ICs baseados em DEA foi introduzida por Cook et al. (1991). Anos mais tarde, o trabalho de Cherchye et al. (2007) disseminou no meio científico seu uso. Estes autores propuseram um modelo de relativa fácil aplicação do ponto de vista matemático, que foi denominado de “Benefit-of-the-doubt (BoD) composite indicator” (IC de “benefício da dúvida”). BoD significa que os pesos de cada KPI são atribuídos na otimização endogenamente e para cada DMU em avaliação. Dessa maneira, cada DMU é avaliada com os pesos que mais a favorecem na avaliação, evitando o uso de um único sistema de pesos que poderia desfavorecer alguma outra DMU.

O modelo (1) foi especificado sob os preceitos de Cherchye et al. (2007) e é equivalente ao modelo original de DEA introduzido por Charnes et al. (1978), orientado ao *input*, em que todos os KPIs são tratados como *outputs* e uma variável dummy igual a “1” é atribuída como *input* unitário para todas as DMUs. Assim como o modelo original, a formulação (1) assume retorno constante na escala (em inglês *Constant Returns to Scale, CRS*).

$$\begin{aligned}
 IC_k &= \max \sum_{r=1}^s u_r y_{rk} \\
 \text{s.t.} \quad &\sum_{r=1}^s u_r y_{rj} \leq 1 \quad j = 1, \dots, n \\
 &u_r \geq \epsilon, \quad r = 1, \dots, s
 \end{aligned} \tag{1}$$

Na formulação (1), y_r ($r = 1, \dots, s$) são os *outputs* desejáveis de cada DMU j a serem expandidos na maximização. Os pesos u_r ($r = 1, \dots, s$) são as variáveis de decisão que resultam na maximização da função objetivo (CI^*). Os valores do indicador compósito variam entre 0 (pior desempenho) e 1 (maior desempenho). ϵ é um infinitesimal matemático garantindo que os pesos sejam estritamente positivos para que todas as entradas e saídas sejam levadas em consideração na avaliação. O modelo é resolvido n vezes, uma vez para cada DMU avaliada k .

Este IC resulta em uma medida adimensional, portanto não variável a unidades de medida, consequentemente, a típica restrição de normalização em modelos DEA torna-se neste caso redundante. Por essa razão ela foi removida do problema de PL (Cherchye et al., 2008). As aplicações de DEA baseadas nesta abordagem dedicam atenção especial à seleção de KPIs com significado.

3.1.1. Ilustração da Abordagem BoD para Indicadores Compósitos

A interpretação deste modelo pode ser facilitada por meio de um pequeno exemplo ilustrativo. No cenário deste pequeno exemplo, um analista deseja avaliar a ecoeficiência de cinco linhas de ônibus urbano em um município. Para garantir a comparabilidade entre os *outputs* de cada linha foram selecionados dois KPIs Y_1^g e Y_2^g .

A compilação de KPIs em rácio é considerada uma prática comum em estudos de avaliação de desempenho envolvendo DEA (Thanassoulis et al., 1996). Em outros domínios de conhecimento, também se encontram exemplos. No domínio de avaliações econômicas (ex: índice de inflação) e também em avaliações de desempenho em saúde (ex: índice de massa corporal).

No contexto desse exemplo ilustrativo, Y_1^g representa a razão entre o número de veículos com acessibilidade sobre o tamanho da frota. Y_2^g reporta a razão entre a quantidade média de passageiros transportados na linha e a distância média percorrida pela frota da linha (Pax/km). Os dados coletados pelo analista são reportados na Tabela 1.

Os dados da Tabela 1 geraram o conjunto de possíveis soluções (*Production Possibility Set* - PPS) ilustrado na Figura 1. As linhas A B e C apresentam os melhores resultados em termos dos KPIs de acessibilidade (Y_1^g) e de Pax/km (Y_2^g), o quais estão respectivamente ilustrados nos eixos horizontal e vertical.

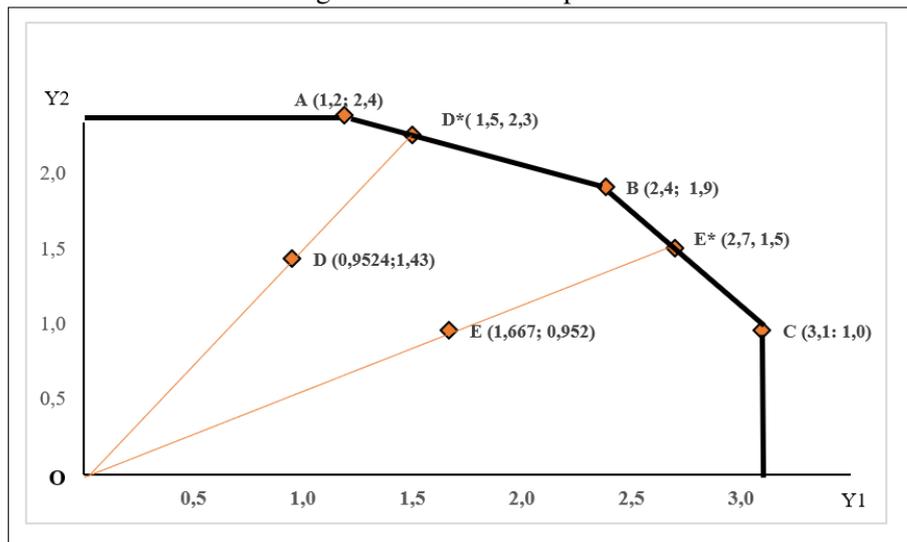
Na Figura 1, as DMUs A, B e C apresentam os melhores desempenhos observados neste PPS. Estas obtiveram valor máximo possível para o indicador compósito $IC_k = 1$. Essas três

Tabela 1: Dados para exemplo 1.

DMU	% de acessibilidade da frota (Y_1^g)	Pax/km (Y_2^g)
A	1,2	2,4
B	2,4	1,9
C	3,1	1,0
D	0,9524	1,43
E	1,667	0,952

Fonte: Elaborada pelos autores.

Figura 1: PPS do exemplo 1 .



Fonte: Elaborada pelos autores.

DMUs compõem a fronteira de desempenho, a partir da qual os escores de IC das unidades D e E serão calculados. Tomando como exemplo a DMU D para o cálculo do escore de ecoeficiência, o indicador composto é obtido por meio do rácio entre o segmento da origem O até D (\overline{OD}) e o segmento entre a origem O e o ponto D^* ($\overline{OD^*}$). Note-se que o ponto D^* , projetado na fronteira de desempenho, representa o nível ótimo de *output* para a linha de ônibus D . Por se tratar de uma medida radial, em que todos os *output* devem melhorar proporcionalmente, o indicador composto de ecoeficiência pode ser calculado tomando como base o eixo horizontal ($IC_D = \frac{0,9524}{1,5} = 0,63493$) ou o eixo vertical ($IC_D = \frac{1,4286}{2,25} = 0,63493$).

Note-se que o ponto D^* representa uma projeção na fronteira de desempenho. Este ponto pode ser interpretado como o potencial de melhoria na ecoeficiência da linha D . Se atingi-lo, a linha de ônibus D poderá atingir níveis de ecoeficiência relativa e passar a operar na fronteira. O ponto em que a DMU D atinge a ecoeficiência na fronteira foi projetado no segmento de reta \overline{AB} .

Como as linhas de ônibus A e B podem ser consideradas referências de ecoeficiência para a linha D , é possível conduzir um exercício de *benchmarking* para que D aprenda quais práticas de gestão levam A e B até a entrega de performances superiores.

4. Resultados

4.1. Desenvolvimento de KPIs

Os KPIs desenvolvidos para quantificar a ecoeficiência dos transportes coletivos urbanos nos estados brasileiros segue os conceitos de Parmenter (2015). Para este autor, os KPIs podem ser caracterizados pelo rácio comparando uma ou mais grandezas. Portanto, os KPIs são índices

adimensionais que refletem a performance de uma determinada DMU.

Embora os KPIs geralmente sejam desenvolvidos a partir de uma relação entre *output* e *input*, é possível relacionar *outputs* entre si sem a necessidade de conhecer o *input* de cada DMU. Neste artigo, o denominador escolhido para todos os KPIs foram múltiplos da população de cada estado (DMU), os quais representam a população dos potenciais usuários do serviço de transporte coletivo. Como resultado desses procedimentos, obteve-se KPIs de magnitudes semelhantes, variando entre 0 e 1 no dataset.

Tabela 2: KPIs de Ecoeficiência.

Classificação	KPI
<i>output</i> indesejável	Emissões Atmosféricas da frota por 100 mil habitantes (Y_1^b)
<i>output</i> desejável	Tamanho da frota de ônibus por 100 mil habitantes (Y_2^g)
<i>output</i> desejável	Nº condutores Habilitados por 100 mil habitantes (Y_3^g)

Fonte: Elaborada pelos autores.

Os KPIs reportados na Tabela 2 foram desenvolvidos para representar múltiplas dimensões da ecoeficiência dos transportes. Os indicadores desenvolvidos para este estudo levaram em consideração as recomendações de Bermond et al. (2019). Estes autores reportaram evidências de que a ecoeficiência dos transportes públicos deve levar em consideração critérios como o combate às mudanças climáticas, eficiência da frota e políticas públicas pró-transporte público.

As emissões atmosféricas representam a pressão ambiental do modal por habitante do estado. Portanto, as “Emissões Atmosféricas da frota por 100 mil habitantes” (Y_1^b) deve ser interpretado como um *output* indesejável.

O *output* desejável “Tamanho da frota de ônibus por 100 mil habitantes” (Y_2^g) representa o benefício social do transporte coletivo. Portanto, Y_2^g pode ser interpretado como um KPI da qualidade do transporte coletivo e para avaliar a política pública de transporte urbano de cada estado. Embora os ônibus no Brasil sejam movidos prioritariamente a diesel, um veículo é capaz de transportar em média 57 pessoas. Portanto, se utilizado apropriadamente, o serviço de transporte coletivo poderia retirar de circulação 10 veículos particulares. Dessa forma, na ausência de perspectivas de substituição por veículos elétricos, o uso de ônibus é mais amigável ao meio ambiente que o uso de veículos de passeio.

O KPI “Nº condutores Habilitados por 100 mil habitantes” (Y_3^g) pode ser considerado um KPI *proxy* da direção responsável. Deste indicador, infere-se que uma maior população de condutores habilitados na categoria D está relacionado ao aumento da segurança e eficiência do transporte coletivo. Inclusive no que diz respeito ao uso racional de combustíveis. Y_3^g deve ser tratado como um *output* desejável.

4.2. Cálculo de KPIs a Partir de Dados Coletados

Foram coletados dados de domínio público oriundos de Observatórios do Clima, Estatísticas oficiais do Governo Federal e agências de monitoramento. As observações coletadas para esta pesquisa foram certificadas por partes terceiras independentes e apresentaram relatórios de validação. O ano base foi o de 2019. Os volumes de emissões atmosféricas (CO_2) de ônibus de linha por estado foi extraído de SEEG (2019). As informações sobre o tamanho das frotas de ônibus urbanos e da população de condutores com habilitação profissional tipo D foram levantadas da Secretaria Nacional de Trânsito (SENATRAN, 2021). Os dados sobre a população dos estados (milhões de habitantes) foram obtidos do IBGE (2021).

Os dados coletados foram utilizados para calcular os KPIs em rácio. Todos os rácios tiveram como denominados a população de cada estado. A Tabela 3 reporta os valores dos KPIs de cada unidade da federação.

Para acomodar o *output* indesejável no modelo (1), adotou-se o procedimento de reversão de *outputs* indesejáveis proposto por Seiford e Zhu (2002). Estes autores propuseram o uso da

Tabela 3: KPIs dos estados em 2019.

Estado (DMU)	Y_1^b	\bar{Y}_1^b	Y_2^g	Y_3^g
Acre (DMU 1)	0.0385765	0.29524157	0.13923929	0.271387347
Alagoas (DMU 2)	0.0369276	0.296890543	0.25017149	0.166604683
Amapá (DMU 3)	0.0406051	0.293212999	0.14720993	0.188937144
Amazonas (DMU 4)	0.0393153	0.294502827	0.2241955	0.156900659
Bahia (DMU 5)	0.074392	0.259426153	0.27979155	0.187483199
Ceará (DMU 6)	0.0392635	0.294554605	0.20087907	0.228884978
Distrito Federal (DMU 7)	0.0443214	0.289496669	0.44162779	0.535414533
Espírito Santo(DMU 8)	0.088087	0.245731065	0.38002812	0.363703234
Goiás (DMU 9)	0.1393879	0.194430218	0.33883101	0.364006971
Maranhão (DMU 10)	0.0511554	0.282662668	0.13748058	0.121390251
Mato Grosso (DMU 11)	0.2902766	0.04354149	0.36108833	0.36315665
Mato Grosso do Sul (DMU 12)	0.1718127	0.16200544	0.36027529	0.3886324
Minas Gerais (DMU 13)	0.1105763	0.223241789	0.38249704	0.338968295
Pará (DMU 14)	0.0909693	0.242848763	0.22277462	0.157603543
Paraíba (DMU 15)	0.0384386	0.295379553	0.19220398	0.203931832
Paraná (DMU 16)	0.1713858	0.162432297	0.40037758	0.440366095
Pernambuco (DMU 17)	0.051197	0.282621129	0.21635326	0.214901004
Piauí (DMU 18)	0.0581669	0.275651238	0.25348004	0.173535889
Rio de Janeiro (DMU 19)	0.0461982	0.287619868	0.25816477	0.330358229
Rio Grande do Norte (DMU 20)	0.0447307	0.289087406	0.21597712	0.227610339
Rio Grande do Sul (DMU 21)	0.114352	0.219466112	0.37132032	0.437238683
Rondônia (DMU 22)	0.1597907	0.174027424	0.35752367	0.378169337
Roraima (DMU 23)	0.0505595	0.283258565	0.20090432	0.242739298
Santa Catarina (DMU 24)	0.1298858	0.20393234	0.28489329	0.533639376
São Paulo (DMU 25)	0.0914554	0.242362709	0.35825437	0.488459768
Sergipe (DMU 26)	0.0488494	0.284968701	0.32467674	0.225495041
Tocantins (DMU 27)	0.2346188	0.099199266	0.35991623	0.295437755
Desvio Padrão	0.066038	0.06603781	0.0878604	0.12093847
Média	0.092418	0.241399756	0.2837087	0.29722061
Mínimo	0.036928	0.043541492	0.1374806	0.12139025
Máximo	0.290277	0.296890543	0.4416278	0.53541453

Fonte: Elaborada pelos autores.

reversão de dados por meio de processos aditivos para traduzir *outputs* indesejáveis em *outputs* clássicos de DEA. Este procedimento foi recomendado por Seiford e Zhu (2002) e por Färe e Grosskopf (2004) por utilizar a propriedade de invariância de classificação para acomodar *outputs* indesejáveis em modelos clássicos de DEA orientados ao *input*. A reversão do *output* não desejável é obtida por meio da expressão $\bar{Y}_1^b = -Y_1^b + w$, em que w é uma constante positiva que quando somada a todo $-Y_1^b$ resulta em um número positivo. O resultado da adição é o valor do *output* indesejável traduzido.

Na Tabela 3, a coluna intitulada \bar{Y}_1^b representa os valores KPI Emissões Atmosféricas da frota por 100 mil habitantes (Y_1^b) após o procedimento de reversão. O valor traduzido do *output* indesejável Y_1^b foi obtido adotando-se o valor de $w = 0.33382$ (i.e., $Y_1^b + 15\% \times \max Y_1^b$). Tomando como exemplo, a tradução do valor de Y_1^b do estado do Mato Grosso (DMU 11), que apresenta a maior taxa de emissões atmosféricas do dataset, a tradução dos dados dados resulta nos seguintes valores: $\bar{Y}_{1DMU11}^b = -0.29028 + 0.33382 \Leftrightarrow \bar{Y}_{1DMU11}^b = 0.04354$. Por fim, a Tabela 3 também reporta as principais medidas de estatística descritiva do dataset de KPIs.

4.3. Análise da Ecoeficiência de Linhas de Ônibus dos Estados Brasileiros

A Tabela 4 reporta os escores de ecoeficiência (IC) de transporte público estimados para cada estado brasileiro. Dos 27 estados da federação brasileira, três alcançaram os escores máximos ($\theta_k = 100\%$) e foram classificados como ecoeficientes em termos de transporte público (Distrito Federal, Acre e Alagoas). Os demais estados alcançaram escores abaixo da eficiência relativa dos *peers*. Portanto, foram classificados como ineficientes. O escore médio das DMUs ineficientes é $\bar{\theta}_k = 90.87\%$. $\bar{\theta}_k$ pode ser interpretado como o potencial de melhorias proporcionais para todos os KPIs na busca pela ecoeficiência do transporte público.

Para cada estado considerado ineficiente, o modelo (1) permite estimar metas de melhorias (*targets*) e identificar os estados que podem ser considerados *benchmarks* em ecoeficiência (*peers*). Deste recurso do modelo DEA, pode-se inferir quais são as melhores práticas de gestão pública adotadas por trás dos KPIs reportados.

Tabela 4: Ecoeficiência das linhas de ônibus nos estados brasileiros em 2019.

Estado	DMU	Ecoeficiência (θ_k)	<i>peers</i> (λ_k)
Acre	1	100.00%	7 vezes
Alagoas	2	100.00%	13 vezes
Amapá	3	98.89%	DMU 1 (0.2308) DMU 2 (0.7581)
Amazonas	4	99.20%	DMU 2 (0.9920)
Bahia	5	88.15%	DMU 2 (0.5720) DMU 7 (0.3095)
Ceará	6	99.56%	DMU 1 (0.4894) DMU 2 (0.4745) DMU 7 (0.0318)
Distrito Federal	7	100.00%	20 vezes
Espírito Santo	8	86.05%	DMU 7 (0.8605)
Goiás	9	76.72%	DMU 7 (0.7672)
Maranhao	10	95.21%	DMU 2 (0.9521)
Mato Grosso	11	81.76%	DMU 7 (0.8176)
Mato Grosso do Sul	12	81.58%	DMU 7 (0.8158)
Minas Gerais	13	86.61%	DMU 7 (0.8661)
Pará	14	82.03%	DMU 2 (0.7285) DMU 7 (0.0918)
Paraíba	15	99.69%	DMU 1 (0.3611) DMU 2 (0.6358)
Parana	16	90.66%	DMU 7 (0.9066)
Pernambuco	17	95.52%	DMU 1 (0.3119) DMU 2 (0.5808) DMU 7 (0.0626)
Piauí	18	93.11%	DMU 2 (0.8239) DMU 7 (0.1073)
Rio de Janeiro	19	97.94%	DMU 1 (0.4454) DMU 2 (0.2072) DMU 7 (0.3268)
Rio Grande do Norte	20	97.75%	DMU 1 (0.3761) DMU 2 (0.5327) DMU 7 (0.0687)
Rio Grande do Sul	21	84.08%	DMU 7 (0.8408)
Rondônia	22	80.96%	DMU 7 (0.8096)
Roraima	23	95.89%	DMU 1 (0.4964) DMU 2 (0.3786) DMU 7 (0.0840)
Santa Catarina	24	99.67%	DMU 7 (0.9967)
São Paulo	25	91.23%	DMU 7 (0.9123)
Sergipe	26	97.05%	DMU 2 (0.5428) DMU 7 (0.4277)
Tocantins	27	81.50%	DMU 7 (0.8150)

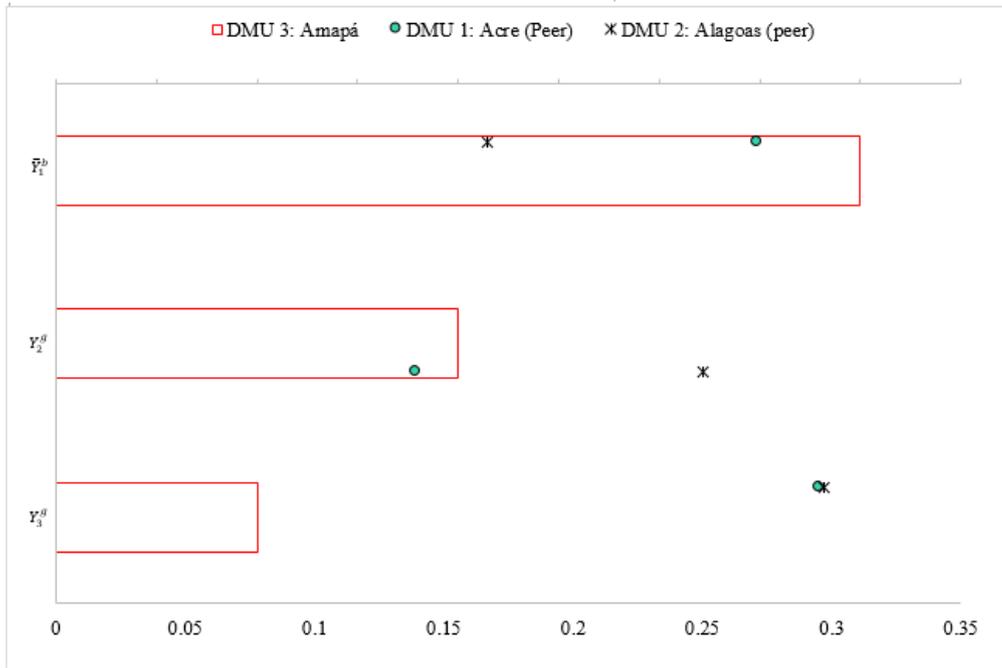
Fonte: Elaborada pelos autores.

É também possível executar uma análise do potencial de melhoria de cada DMU em avaliação tomando-se como base a comparação entre o desempenho do estado em avaliação e seus *benchmarks* empíricos. A ilustração do exercício de *benchmarking* é discutido nos próximos parágrafos tomando como exemplo o caso do Amapá (DMU 3) que tem como *peers* o estado amazônico do Acre (DMU 1) e o estado de Alagoas (DMU 2), da Região Nordeste do Brasil.

A Figura 2 ilustra uma proposta de visualização de dados que permite comparar os KPIs da DMU em avaliação e seus *peers*. A DMU 3 em 2019 emitiu virtualmente o dobro de emissões de CO_2 por 100 mil habitantes que a DMU 2. Para melhorar seu desempenho nos KPIs Y_1^b e Y_3^g , a

DMU 3 pode guiar-se por ambos os seus *peers*. Para guiar suas ações de melhoria no indicadores Y_2^g , a DMU 3 tem como referência exclusivamente a DMU 2.

Figura 2: Análise do potencial de melhoria no estado Amapá.



Fonte: Elaborada pelos autores.

Com o intuito de ilustrar as implicações gerenciais na comparação dos estados, toma-se como exemplo as informações sobre o estado de Goiás (DMU 9), o qual apresentou o maior potencial de desempenho do dataset analisado neste estudo. A Tabela 5 permite a comparação entre o atual nível de ecoeficiência dos transportes urbanos da DMU 9, seus *targets* radiais.

Tabela 5: Targets para Goiás.

	Estado	\bar{Y}_1^b	Y_2^g	Y_3^g
Valores atuais para Goiás (DMU 9)		0.1944	0.3388	0.3640
Targets radiais para Goiás (DMU 9)		0.1492	0.4416	0.4745

Fonte: Elaborada pelos autores.

A DMU 9 possui um potencial radial redução em $\bar{Y}_1^b = 0.1944$ para $\bar{Y}_1^b = 0.1492$ (i.e., $\bar{Y}_1^b \times \theta_9 = 0.1944 \times 76.72\% = 0.1492$). O potencial de expansão radial do *output* desejável Y_2^g pode ser calculado da seguinte forma $Y_2^g = Y_2^g \times \frac{1}{\theta_9} = 0.3388 \times \frac{1}{76.72\%} = 0.4416$. O mesmo procedimento pode ser adotado para estimar-se o *target* radial do KPI Y_3^g .

5. Considerações Finais

Neste estudo de ecoeficiência, foram desenvolvidos KPIs que relacionam a quantidade de habitantes em cada estado e emissões atmosféricas dos ônibus urbanos de linha, práticas de direção responsável e o tamanho de frota nos estados. O uso de KPIs adimensionais permitiu a comparação de resultados entre estados de diferentes tamanhos e populações. Este é um recurso particularmente interessante que o modelo de BoD pode oferecer.

Ao contextualizar os resultados obtidos neste estudo com outros trabalhos semelhantes

encontrados na literatura, observou-se que este artigo diferencia-se pelo seu contexto de aplicação e também pela metodologia empregada. Dentre as publicações analisadas para quantificar a ecoeficiência dos transportes, destacam-se estudos europeus para avaliar o desempenho em nível de países. Esses estudos levaram em conta KPIs relacionados prioritariamente ao transporte de cargas e de passageiros. Outros KPIs reportados na literatura também refletem as emissões atmosféricas. Considerando a diferença entre os contextos de aplicação dos estudos na literatura e a avaliação de ecoeficiência em transportes urbanos reportada neste artigo, a comparação direta de resultados torna-se inviável.

Encontrou-se no entanto, um único estudo desenvolvido no Brasil em contexto análogo ao dos transportes em geral. O trabalho de Carvalho et al. (2015), que foi referido na seção 2 Revisão Bibliográfica, levou em conta indicadores que representam o tamanho da ônibus disponível nas cidades e a média de passageiros transportados para quantificar a eficiência dos transportes. Apensar disso, não levou em conta questões ambientais associadas à ecoeficiência. Diferentemente do estudo de Carvalho et al. (2015), este artigo considerou tanto o tamanho das frotas quanto práticas de direção responsável e as emissões atmosféricas dos veículos. Portanto, o *framework* de KPIs construído neste estudo, permite quantificar a ecoeficiência transporte público das cidades no modal ônibus e explorar potenciais de melhoria neste mesmo âmbito. Outra diferença é o uso do modelo (1) de indicador compósito baseado em DEA no lugar de modelos tradicionais de DEA. Esta escolha metodológica foi tomada baseada na recomendação de Nardo et al. (2008) avaliações de performance em que o foco é avaliar os resultados alcançados (*outputs* desejáveis e indesejáveis) e não a transformação de recursos (*inputs*) em resultados (*outputs*).

Do ponto de vista das limitações desta pesquisa, aponta-se que o modelo BoD especificado permitiu flexibilidade nos pesos atribuídos aos KPIs. Apesar deste recurso permitir estimar a ecoeficiência dos estados sob a perspectiva dos sistemas de pesos mais favoráveis, ele também traz a potencial desvantagem de pesos com valores próximos a zero serem alocados em KPIs com valores indesejáveis na DMU em avaliação.

Portanto, como oportunidade de pesquisas e refinamentos, ressalta-se a possibilidade de se executarem estudos com enfoque na seleção de restrições de pesos associados aos KPIs da avaliação de desempenho. Estudos deste tipo podem permitir explorar a sensibilidade dos dados a variações nas variáveis de decisão. Eles também podem dar suporte ao desenvolvimento de novos métodos interativos de restrições de peso para modelos baseados em DEA.

Por fim, note-se que os resultados discutidos levaram em consideração dados de 2019. Portanto, antevê-se como oportunidade de pesquisa, avaliar o impacto ambiental do isolamento social pós 2020 nas emissões atmosférica das cidades.

Referências

Albuquerque, I., Alencar, A., Angelo, C., Azevedo, T., Barcellos, F., Coluna, I., Junior, C. C., Marcelo Cremer, Marina Piatto, R. P., Quintana, G., Shimbo, J., Tsai, D., Zimbres, B., Albuquerque, I., Alencar, A., Angelo, C., Azevedo, T., Barcellos, F., Coluna, I., Junior, C. C., Cremer, M., Piatto, M., Potenza, R., Quintana, G., Shimbo, J., Tsai, D., e Zimbres, B. *Análise das Emissões Brasileiras de Gases de Efeito Estufa e suas implicações para as metas de clima do Brasil*. , Instituto de Energia e Meio Ambiente (IEMA).São Paulo, 2020.

Banker, R. D. Estimating most productive scale size using data envelopment analysis. *European Journal of Operational Research*, v. 17, n. 1, p. 35–44, 1984. ISSN 03772217.

Bermond, V., Caliman, R. R., de Alvarenga Rosa, R., Pereira, E. P., e Carvalhaes, B. B. A method to assess the eco-efficiency of a public bus transportation service. *International Journal of Sustainable Transportation*, v. 13, 2019. ISSN 1556-8318.

Braga, I. P. C., Dantas, H. F. B., Leal, M. R. D., de Almeida, M. R., e dos Santos, E. M. Urban

mobility performance indicators: a bibliometric analysis. *Gestão & Produção*, v. 26, n. 3, 2019. ISSN 1806-9649.

Caiado, R. G. G., Simão, V. G., Rangel, L. A. D., Quelhas, O. L. G., e Lima, G. B. A. Análise multicritério da ecoeficiência do transporte de cargas com veículos leves. *TRANSPORTES*, v. 26, n. 1, p. 68–83, 2018. ISSN 2237-1346.

Carvalho, C. H. R. d. *TD2198 - Textos para discussão: Desafios da mobilidade urbana no Brasil*, Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada. Rio de Janeiro, 2016.

Carvalho, M., Syguiy, T., e Silva, D. N. Efficiency and effectiveness analysis of public transport of brazilian cities. *Journal of Transport Literature*, v. 9, p. 40–44, 2015.

Castilho, D., Fuinhas, J. A., e Marques, A. C. The impacts of the tourism sector on the eco-efficiency of the Latin American and Caribbean countries. *Socio-Economic Planning Sciences*, v. 78, n. May, 2021. ISSN 00380121.

Chang, Y.-T., Zhang, N., Danao, D., e Zhang, N. Environmental efficiency analysis of transportation system in china: A non-radial dea approach. *Energy Policy*, v. 58, p. 277–283, 2013. ISSN 0301-4215.

Charnes, A., Cooper, W., e Rhodes, E. Measuring the efficiency of decision making units. *European Journal of Operational Research*, v. 2, n. 6, p. 429–444, 1978. ISSN 03772217.

Cherchye, L., Moesen, W., Rogge, N., Van Puyenbroeck, T., Saisana, M., Saltelli, A., Liska, R., e Tarantola, S. Creating composite indicators with DEA and robustness analysis: the case of the Technology Achievement Index. *Journal of the Operational Research Society*, v. 59, n. 2, p. 239–251, 2008. ISSN 0160-5682.

Cherchye, L., Moesen, W., Rogge, N., e Puyenbroeck, T. V. An introduction to 'benefit of the doubt' composite indicators. *Social Indicators Research*, v. 82, n. 1, p. 111–145, 2007. ISSN 03038300.

Cook, W. D., Kazakov, A., e Seiford, L. M. A Data Envelopment Approach to Measuring Efficiency: Case Analysis of Highway Maintenance Patrols. *The Journal of Socio-Economics*, v. 20, n. 1, 1991.

Daraio, C., Diana, M., Di Costa, F., Leporelli, C., Matteucci, G., e Nastasi, A. Efficiency and effectiveness in the urban public transport sector: A critical review with directions for future research. *European Journal of Operational Research*, v. 248, n. 1, p. 1–20, 2016. ISSN 03772217.

Färe, R. e Grosskopf, S. Modeling undesirable factors in efficiency evaluation: Comment. *European Journal of Operational Research*, v. 157, n. 1, p. 242–245, 2004. ISSN 03772217 <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0377221703001917>.

Farrell, M. The Measurement of Productive Efficiency. *Journal of the Royal Statistical Society*, v. 120, n. 3, p. 253–290, 1957.

Gabriele, P. D., Brandão, L. C., Treinta, F. T., Soares de Mello, J. C. C. B., e Carvalhal, R. Comparação internacional da eficiência ambiental dos modos de transporte rodoviário e ferroviário. *Journal of Transport Literature*, v. 7, p. 212–229, 2013.

Gaigbe-Togbe, V., Bassarsky, L., Gu, D., Spoorenberg, T., e Zeifman, L. *World Population Prospects 2022*. , UNEP New York https://www.un.org/development/desa/pd/sites/www.un.org.development.desa.pd/files/wpp2022{_}summary{_}of{_}results.pdf, 2022.

Hertwich, E. e Katzmayer, M. *SUSTAINABLE CONSUMPTION : Review , Classification and Analysis. SUSTAINABLE CONSUMPTION : Review , Classification and Analysis*: NTNU1 edition. ISBN 8279480374, 2004.

IBGE. *Instituto brasileiro de geografia e estatística*, 2021. Disponível em: <https://www.ibge.gov.br>.

Jones, C. D., Hickman, J. E., Rumbold, S. T., Walton, J., Lamboll, R. D., Skeie, R. B., Fiedler, S., Forster, P. M., Rogelj, J., Abe, M., Botzet, M., Calvin, K., Cassou, C., Cole, J. N., Davini, P., Deushi, M., Dix, M., Fyfe, J. C., Gillett, N. P., Ilyina, T., Kawamiya, M., Kelley, M., Kharin, S., Koshiro, T., Li, H., Mackallah, C., Müller, W. A., Nabat, P., van Noije, T., Nolan, P., Ohgaito, R., Olivié, D., Oshima, N., Parodi, J., Reerink, T. J., Ren, L., Romanou, A., Séférian, R., Tang, Y., Timmreck, C., Tjiputra, J., Tourigny, E., Tsigaridis, K., Wang, H., Wu, M., Wyser, K., Yang, S., Yang, Y., e Ziehn, T. The Climate Response to Emissions Reductions Due to COVID-19: Initial Results From CovidMIP. *Geophysical Research Letters*, v. 48, n. 8, 2021. ISSN 0094-8276.

Keyfitz, N. Seven ways of causing the less developed countries' population problem to disappear-in theory. *European Journal of Population*, v. 8, n. 2, p. 149–167, 1992. ISSN 01686577.

Korhonen, P. J. e Luptacik, M. Eco-efficiency analysis of power plants: An extension of data envelopment analysis. *European Journal of Operational Research*, v. 154, n. 2, p. 437–446, 2004. ISSN 03772217.

Kortelainen, M. Dynamic environmental performance analysis: A Malmquist index approach. *Ecological Economics*, v. 64, n. 4, p. 701–715, 2008. ISSN 09218009.

Lorenzo-Toja, Y., Vázquez-Rowe, I., Chenel, S., Marín-Navarro, D., Moreira, M. T., e Feijoo, G. Eco-efficiency analysis of Spanish WWTPs using the LCA + DEA method. *Water Research*, v. 68, p. 651–666, 2015. ISSN 00431354.

Mardani, A., Zavadskas, E. K., Streimikiene, D., Jusoh, A., e Khoshnoudi, M. A comprehensive review of data envelopment analysis (DEA) approach in energy efficiency. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, v. 70, p. 1298–1322, 2017. ISSN 13640321.

McCreery, A. C. Transportation ecoefficiency: Quantitative measurement of urban transportation systems with readily available data. *Environment and Planning A: Economy and Space*, v. 45, 2013. ISSN 0308-518X.

Moutinho, V. e Madaleno, M. A two-stage dea model to evaluate the technical eco-efficiency indicator in the eu countries. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, v. 18, n. 6, p. 1–21, 2021. ISSN 16604601.

Moutinho, V., Madaleno, M., e Macedo, P. The effect of urban air pollutants in Germany: eco-efficiency analysis through fractional regression models applied after DEA and SFA efficiency predictions. *Sustainable Cities and Society*, v. 59, n. April, 2020. ISSN 22106707.

Mukherjee, S., Bonini, A., Calderon, C., Cazabat, C., Hsu, Y.-C., Lengfelder, C., Lucic, S., Mukhopadhyay, T., Nayyar, S., Roca, T., Heriberto, Tapia, Teksoz, K., e Zampino, S. *HUMAN DEVELOPMENT REPORT 2015 -Technical notes*. , United Nations Development Programme, 2015.

Nardo, M., Saisana, M., Saltelli, A., Tarantola, S., Hoffman, A., e Giovannini, E. *Handbook on Constructing Composite Indicators*. Paris: OECD PUBLICATIONS1 edition. ISBN 9789264043459, 2008.

OCDE. *Eco-Efficiency*. Paris: OECD Publications1 edition. ISBN 9789264160859, 1998.

OECD. *Decarbonising urban mobility with land use and transport policies: The case of auckland*. , OECDParis, 2020.

OECD. *Corporate Partnership Board CPB The Innovative Mobility Landscape The Case of Mobility as a Service Case-Specific Policy Analysis*. , OECD.Paris, 2021.

Oggioni, G., Riccardi, R., e Toninelli, R. Eco-efficiency of the world cement industry: A data envelopment analysis. *Energy Policy*, v. 39, n. 5, p. 2842–2854, 2011. ISSN 03014215.

Oliveira, R., Camanho, A. S., e Zanella, A. Expanded eco-efficiency assessment of large mining firms. *Journal of Cleaner Production*, v. 142, n. 4, p. 2364–2373, 2017. ISSN 09596526.

Park, Y. S., Lim, S. H., Egilmez, G., e Szmerekovsky, J. Environmental efficiency assessment of U.S. transport sector: A slack-based data envelopment analysis approach. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, v. 61, p. 152–164, 2018. ISSN 13619209.

Parmenter, D. *Key Performance Indicators. Developing, Implementing, and Using Winning KPIs*. volume 1 of 10. : Wiley3 edition. ISBN 978-1-119-01984-8, 2015.

Pereira, D. S., Wolff, M. G. C., e Meza, L. A. Ecoeficiência no setor de transportes de países influentes da União Europeia. Rio de Janeiro. XXX Congresso Nacional de Pesquisa em Transporte da ANPET, 2016.

Rupprecht Consult - Forschung & Beratung GmbH. *SUMP Planning for more resilient and robust urban mobility*. , E.U.Amsterdam, 2019.

Schaltegger, S. e Sturm, A. Öologische Rationalität (German/in English: Environmental rationality). *Die Unternehmung*, v. 4, p. 117–131, 1990.

Schmidheiny, S. *Changing course: A global perspective on development and the environment*. Cambridge MA: The MIT Press1 edition. ISBN 9780262691536, 1992.

SCOPUS. *SCOPUS*, 2021. Disponível em: <https://www.scopus.com>.

SEEG. *Seeg municípios*, 2019. Disponível em: <https://plataforma.seeg.eco.br/map>.

Seiford, L. M. e Zhu, J. Modeling undesirable factors in efficiency evaluation. *European Journal of Operational Research*, v. 142, 2002. ISSN 03772217.

SENATRAN. *Secretaria Nacional de Trânsito*, 2021. Disponível em: <https://portalservicos.senatran.serpro.gov.br>.

Song, X., Hao, Y., e Zhu, X. Analysis of the environmental efficiency of the chinese transportation sector using an undesirable output slacks-based measure data envelopment analysis model. *Sustainability*, v. 7, n. 7, p. 9187–9206, 2015. ISSN 2071-1050.

Thanassoulis, E., Boussofiane, A., e Dyson, R. A comparison of data envelopment analysis and ratio analysis as tools for performance assessment. *Omega*, v. 24, 1996. ISSN 03050483.

UN. *Universal Declaration of Human Rights*. , Geneve, 1948.

UN. *Declaração de estocolmo na conferência das nações unidas.*, 1972. Disponível em: .

UN. *Report of the World Commission on Environment and Development: Our Common Future*. 1, United NationsNew York, 1987.

UN. *Guide to Corporate Sustainability*, 2015a. ISSN 02637863. Disponível em: .

UN. *Transforming our world: the 2030 Agenda for Sustainable Development*. October, The United Nations Geneva, 2015b.

UN. *World Urbanization Prospects 2018 Highlights*. , The United Nations Geneva, 2018.

United Nations. Rio declaration on environment and development. Number June. Rio de Janeiro. The United Nations Files, 1992. p. 351.

United Nations. *UNEP : Resource Efficient and Cleaner Production*, 2015. Disponível em: <http://www.unep.org/resourceefficiency/Business/CleanerSaferProduction>.

UNSD. *Glossary on Environment Statistics and the glossar.pdf*. New York: United Nations 1st edition. ISBN 9211613868, 1996.

Vasconcellos, E. A. d., de Carvalho, C. H. R., e Pereira, R. H. M. *Textos para Discussão TD-34 CEPAL 34 -Transporte e mobilidade urbana* Eduardo Alcântara de Vasconcellos Carlos Henrique Ribeiro de Carvalho Rafael Henrique Moraes Pereira. , Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada – IPEA Brasília, 2011.

Vásquez-Ibarra, L., Rebolledo-Leiva, R., Angulo-Meza, L., González-Araya, M. C., e Iriarte, A. The joint use of life cycle assessment and data envelopment analysis methodologies for eco-efficiency assessment: A critical review, taxonomy and future research. *Science of the Total Environment*, v. 738, p. 139538, 2020. ISSN 18791026.

Vázquez-Rowe, I. e Iribarren, D. Review of Life-Cycle Approaches Coupled with Data Envelopment Analysis: Launching the CFP + DEA Method for Energy Policy Making. *The Scientific World Journal*, v. 2015, p. 1–10, 2015. ISSN 2356-6140.

Vázquez-Rowe, I., Villanueva-Rey, P., Iribarren, D., Teresa Moreira, M., e Feijoo, G. Joint life cycle assessment and data envelopment analysis of grape production for vinification in the Rías Baixas appellation (NW Spain). *Journal of Cleaner Production*, v. 27, p. 92–102, 2012. ISSN 09596526.

WBCSD. *Eco-Efficiency: creating more value with less impact*. Geneva: WBCSD 1st edition. ISBN 2-940240-17-5, 2000.

Yao, J., Xu, P., e Huang, Z. Impact of urbanization on ecological efficiency in China: An empirical analysis based on provincial panel data. *Ecological Indicators*, v. 129, n. May, p. 107827, 2021. ISSN 1470160X.

Yoshino, D., Fujiwara, A., e Zhang, J. Environmental Efficiency Model Based on Data Envelopment Analysis and Its Application to Environmentally Sustainable Transport Policies. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, v. 2163, n. 1, p. 112–123, 2010. ISSN 0361-1981.

Zhang, B., Bi, J., Fan, Z., Yuan, Z., e Ge, J. Eco-efficiency analysis of industrial system in China: A data envelopment analysis approach. *Ecological Economics*, v. 68, n. 1-2, p. 306–316, 2008. ISSN 09218009.

Zhang, X. e Xu, D. Assessing the eco-efficiency of complex forestry enterprises using LCA/time-series DEA methodology. *Ecological Indicators*, v. 142, n. July, p. 109166, 2022. ISSN 1470160X.