

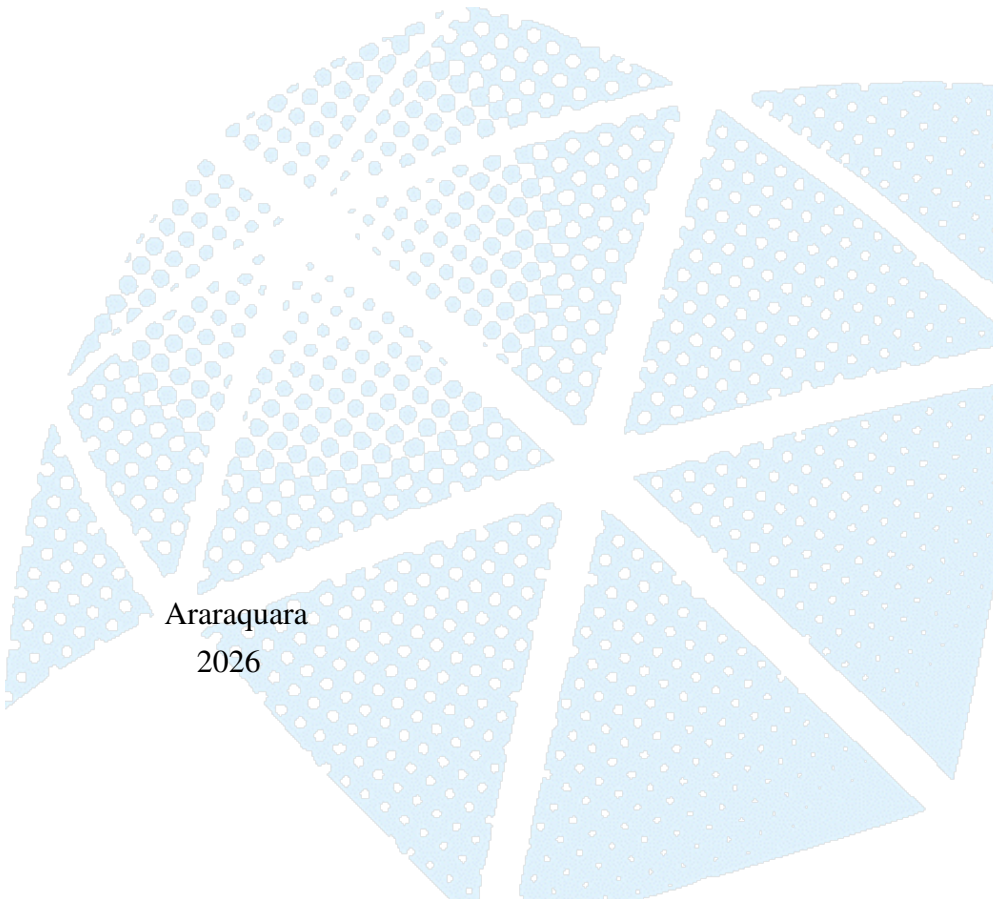
UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA - UNESP

Faculdade de Ciências e Letras (FCLAr)- Campus de Araraquara

GUSTAVO SANTOS BORGES

DESEMPENHO AMBIENTAL E COMPLEXIDADE ECONÔMICA:
evidências internacionais por meio da Análise Envoltória de Dados (DEA)

Araraquara
2026



GUSTAVO SANTOS BORGES

DESEMPENHO AMBIENTAL E COMPLEXIDADE ECONÔMICA:
evidências internacionais por meio da Análise Envoltória de Dados (DEA)

Dissertação apresentada à Universidade Estadual Paulista (UNESP), Faculdade de Ciências e Letras (FCLAr), Araraquara, para obtenção do título de Mestre em Economia.

Área de Concentração: Economia da Tecnologia e da Inovação

Orientadora: Prof.^a Dr.^a Érika Capelato

Araraquara
2026

B732d	Borges, Gustavo Santos Desempenho ambiental e complexidade econômica : evidências internacionais por meio da Análise Envoltória de Dados (DEA) / Gustavo Santos Borges. -- Araraquara, 2026 75 p. : tabs., mapas Dissertação (mestrado) - Universidade Estadual Paulista (UNESP), Faculdade de Ciências e Letras, Araraquara Orientadora: Érika Capelato 1. Desempenho Ambiental. 2. Complexidade Econômica. 3. Análise Envoltória de Dados (DEA). 4. Medida Baseada em Folgas (SBM). 5. Benchmarking. I. Título.
-------	---

IMPACTO POTENCIAL DESTA PESQUISA

O impacto esperado desta pesquisa ocorre tanto na formulação de políticas públicas quanto no avanço científico. O estudo contribui para a literatura ao integrar a complexidade econômica com indicadores ambientais no contexto da Análise Envoltória de Dados (DEA), ampliando a avaliação comparativa entre países ao considerar simultaneamente dimensões econômicas e ambientais. A utilização do Índice de Complexidade Econômica (ECI) como *proxy* de desempenho econômico constitui uma contribuição para a análise da relação entre estrutura produtiva e sustentabilidade. Adicionalmente, a incorporação de redes de benchmarking permite identificar referências de desempenho e potenciais trajetórias de aprendizado entre países com diferentes níveis de renda. Os resultados podem subsidiar políticas e estratégias de cooperação internacional voltadas ao crescimento econômico com menor impacto ambiental, ao evidenciar países que combinam maior complexidade produtiva com menor pressão ambiental. Por fim, ao analisar uma ampla amostra de países, o estudo contribui para o debate internacional sobre desenvolvimento sustentável, em alinhamento aos Objetivos de Desenvolvimento Sustentável (ODS).

POTENTIAL IMPACT OF THIS RESEARCH

The expected impact of this research lies in both public policy formulation and scientific advancement. The study contributes to the literature by integrating economic complexity with environmental indicators within the context of Data Envelopment Analysis (DEA), thereby enhancing cross-country comparative assessments by jointly considering economic and environmental dimensions. The use of the Economic Complexity Index (ECI) as a proxy for economic performance represents a contribution to the analysis of the relationship between productive structure and sustainability. In addition, the incorporation of benchmarking networks allows for the identification of performance references and potential learning trajectories among countries with different income levels. The results may support policies and international cooperation strategies aimed at promoting economic growth with lower environmental impact, by highlighting countries that combine higher productive complexity with lower environmental pressure. Finally, by analyzing a broad sample of countries, the study contributes to the international debate on sustainable development, in alignment with the Sustainable Development Goals (SDGs).

GUSTAVO SANTOS BORGES

DESEMPENHO AMBIENTAL E COMPLEXIDADE ECONÔMICA:
evidências internacionais por meio da Análise Envoltória de Dados (DEA)

Dissertação apresentada à Universidade Estadual Paulista (UNESP), Faculdade de Ciências e Letras (FCLAr), Araraquara, para obtenção do título de Mestre em Economia.

Área de Concentração: Economia da Tecnologia e da Inovação

Data de defesa: 27/03/2026

BANCA EXAMINADORA

Prof.^a Dr.^a Érika Capelato
UNESP – Faculdade de Ciências e Letras (FCLAr) – Campus de Araraquara

Prof.^a Dr.^a Ana Elisa Périco
UNESP – Faculdade de Ciências e Letras (FCLAr) – Campus de Araraquara

Prof^o Dr. Diogo Ferraz
USP – Departamento de Engenharia Química e Produção – Campus de Lorena

Aos meus pais, Marcilene e Elias, pelo apoio incondicional.

AGRADECIMENTOS

Acredito que a ciência se constrói de forma coletiva, por meio de uma rede de colaboração que conecta indivíduos e possibilita o avanço do conhecimento. Nesse processo, as contribuições acadêmicas frequentemente emergem de parcerias formais, discussões informais e trocas de experiências que, direta ou indiretamente, contribuem para o desenvolvimento intelectual e científico. Assim, a realização deste trabalho representa não apenas um esforço individual, mas também o resultado das interações e aprendizados compartilhados ao longo dessa trajetória. Nesse sentido, registro minha sincera gratidão a todos que contribuíram, de diferentes formas, para a conclusão desta etapa e para meu crescimento acadêmico e pessoal.

Agradeço aos meus pais, Marcilene e Elias, e aos meus irmãos, Lorena e Marcos, pelo apoio incondicional, pelo incentivo constante e por sempre acreditarem nos meus objetivos, mesmo diante dos desafios impostos pela distância.

Expresso minha profunda gratidão à minha companheira, Ana Alice, pela presença constante, pelo apoio nos momentos de incerteza e dificuldade, pelo companheirismo diário, pelas conversas que tantas vezes trouxeram conforto e motivação, e por acreditar em mim e nos meus sonhos mesmo nos períodos mais desafiadores.

Agradeço também aos meus irmãos de vida Gregory Moraes, Luana Viana e Gabriel Amoro, que tiveram papel importante nesta trajetória, contribuindo com discussões, reflexões, sugestões e inúmeras horas de debates sobre possíveis caminhos metodológicos e analíticos para o desenvolvimento deste trabalho. Sou grato pelo apoio, pela parceria e pela presença constante durante essa caminhada, tornando esse percurso acadêmico mais enriquecedor e significativo.

Por fim, agradeço à minha orientadora, Prof^a. Dr^a. Erika Capelato, pelo incentivo, pela confiança, pelo suporte acadêmico e pelas contribuições ao longo desta pesquisa. Estendo também minha gratidão a todos os professores do Departamento de Economia, cujos ensinamentos, discussões e experiências acadêmicas foram fundamentais para minha formação.

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – Brasil (CAPES) – Código de Financiamento 001.

RESUMO

O aumento dos impactos ambientais associados à atividade econômica tem intensificado o debate sobre estratégias capazes de conciliar crescimento econômico e sustentabilidade. Diante disso, este estudo tem como objetivo analisar o desempenho ambiental e econômico de 92 países no período de 2010 a 2020, investigando sua capacidade de reduzir pressões ambientais e, simultaneamente, ampliar os níveis de complexidade econômica. Para tanto, aplica-se a metodologia de Análise Envoltória de Dados (DEA), sob a especificação do modelo *Slack-Based Measure* (SBM) e com utilização da análise de janelas para dados em painel. Os resultados permitem mensurar o desempenho relativo dos países considerando indicadores ambientais como a pegada ecológica e a poluição atmosférica por material particulado fino como *inputs* e o Índice de Complexidade Econômica (ECI) como *output*. Além disso, verifica-se o desempenho dos países considerando as diferenças entre grupos segundo níveis de desenvolvimento e faixas de renda. Os resultados indicam a existência de diferenças estatisticamente significativas entre países desenvolvidos e em desenvolvimento. A análise por faixas de renda confirma esse padrão, evidenciando que países de renda mais elevada apresentam, em média, maior desempenho relativo. A investigação das redes de *benchmarking* revela ainda a presença de países que atuam como referências. Entre os principais *benchmarks* identificados destacam-se Finlândia, Suíça, Suécia e Japão, enquanto economias como México, Brasil, Filipinas e Indonésia assumem posições centrais entre países em desenvolvimento. Os resultados ampliam a compreensão sobre o papel das estruturas produtivas na promoção de trajetórias de desenvolvimento sustentável e na formulação de estratégias de cooperação internacional.

Palavras-Chave: Desempenho Ambiental; Complexidade Econômica; Análise Envoltória de Dados (DEA); Medida Baseada em Folgas (SBM); Benchmarking.

ABSTRACT

The increasing environmental impacts associated with economic activity have intensified the debate on strategies capable of reconciling economic growth and sustainability. In this context, this study aims to analyze the environmental and economic performance of 92 countries over the period from 2010 to 2020, investigating their ability to reduce environmental pressures while simultaneously enhancing levels of economic complexity. To this end, the study employs the Data Envelopment Analysis (DEA) methodology, under the specification of the Slack-Based Measure (SBM) model, combined with window analysis for panel data. The results allow for the assessment of countries' relative performance by considering environmental indicators—such as ecological footprint and fine particulate matter air pollution—as inputs, and the Economic Complexity Index (ECI) as the output. In addition, the study examines country performance by accounting for differences across groups based on development levels and income classifications. The findings indicate the presence of statistically significant differences between developed and developing countries. The income-based analysis confirms this pattern, showing that higher-income countries tend, on average, to exhibit superior relative performance. Furthermore, the investigation of benchmarking networks reveals the presence of countries that serve as reference units. Among the main benchmarks identified are Finland, Switzerland, Sweden, and Japan, while economies such as Mexico, Brazil, the Philippines, and Indonesia occupy central positions among developing countries. Overall, the results contribute to a deeper understanding of the role of productive structures in fostering sustainable development pathways and in shaping strategies for international cooperation.

Keywords: Environmental Performance; Economic Complexity; Data Envelopment Analysis (DEA); Slack-Based Measure (SBM); Benchmarking.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Quadro 1	Estudos empíricos sobre desempenho ambiental com aplicação da DEA . . .	23
Quadro 2	Descrição dos dados utilizados neste estudo	25
Quadro 3	Modelos radiais DEA na forma de multiplicadores	28
Figura 1	Estrutura conceitual do modelo DEA não orientado	30
Figura 2	Contribuição das Variáveis nos Componentes Principais	37
Figura 3	Matriz de correlação das variáveis	39
Figura 4	Nível de desempenho médio dos países para o último ano da amostra . . .	40
Figura 5	Rede de <i>benchmarking</i> para países desenvolvidos	47
Figura 6	Rede de <i>benchmarking</i> para países em desenvolvimento	49
Figura 7	Rede de <i>benchmarking</i> para países renda-média baixa	52
Figura 8	Rede de <i>benchmarking</i> países renda-média alta	53
Figura 9	Rede de <i>benchmarking</i> países renda alta	55
Quadro 4	Países por nível de desenvolvimento e grupo de renda	69

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Teste de Adequação da Amostra (KMO)	35
Tabela 2 – Teste de Esfericidade de Bartlett	36
Tabela 3 – Comunalidades das variáveis	36
Tabela 4 – Variância explicada pelos componentes principais	36
Tabela 5 – Estatísticas descritivas das variáveis utilizadas	38
Tabela 6 – Desempenho relativo geral	42
Tabela 7 – Estatísticas descritivas por nível de renda e desenvolvimento	43
Tabela 8 – Teste de normalidade de Shapiro–Wilk para os escores de eficiência das janelas	44
Tabela 9 – Teste- <i>U</i> de Mann-Whitney entre países desenvolvidos e em desenvolvimento	45
Tabela 10 – Desempenho relativo dos países desenvolvidos	46
Tabela 11 – Desempenho relativo dos países em desenvolvimento	48
Tabela 12 – Teste- <i>H</i> de Kruskal-Wallis entre faixas de renda	50
Tabela 13 – Desempenho relativo dos países com renda média-baixa	51
Tabela 14 – Desempenho dos países com renda média-alta	53
Tabela 15 – Desempenho dos países com renda alta	54
Tabela 16 – Resultados dos países desenvolvidos	70
Tabela 17 – Resultados dos países em desenvolvimento	71
Tabela 18 – Resultados dos países de renda média-baixa	72
Tabela 19 – Resultados dos países de renda média-alta	73
Tabela 20 – Resultados dos países de renda alta	74

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

BCC	Variable Returns to Scale
CAPES	Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior
CCR	Constant Returns to Scale
CO ₂	Dióxido de carbono
DEA	Data Envelopment Analysis
DMU	Decision Making Unit
ECI	Economic Complexity Index
KMO	Kaiser-Meyer-Olkin Measure
MSA	Measure of Sampling Adequacy
PCA	Principal Component Analysis
PE	Pegada Ecológica
PIB	Produto Interno Bruto
PM2.5	Material Particulado Fino com diâmetro inferior a 2,5 micrômetros
SBM	Slack-Based Measure
WDEA	Window Data Envelopment Analysis

LISTA DE SÍMBOLOS

Σ	Símbolo de somatório
χ	Letra grega qui
$\ln$	Logaritmo natural
R	Matriz de correlação
τ	Letra grega tau
λ	Letra grega lambda
$\geq$	Maior ou igual
$>$	Maior que
μ	Letra grega mi
σ	Letra grega sigma

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	15
2	REVISÃO DA LITERATURA	17
2.1	MUDANÇA ESTRUTURAL E INOVAÇÃO	17
2.2	COMPLEXIDADE ECONÔMICA E CAPACIDADES PRODUTIVAS . . .	17
2.3	ESTRUTURA PRODUTIVA E PRESSÕES AMBIENTAIS	19
2.4	INDICADORES DE DESEMPENHO AMBIENTAL E ECONÔMICO VIA DEA	20
3	MATERIAIS E MÉTODOS	24
3.1	VARIÁVEIS	24
3.2	ANÁLISE DE COMPONENTES PRINCIPAIS	25
3.3	ANÁLISE ENVOLTÓRIA DE DADOS	27
3.3.1	Análise de Benchmarking	30
3.4	DADOS EM JANELAS	31
3.5	TESTES ESTATÍSTICOS NÃO PARAMÉTRICOS	33
4	RESULTADOS	35
4.1	ANÁLISE DAS VARIÁVEIS DO MODELO	35
4.2	ANÁLISE DO DESEMPENHO GLOBAL DOS PAÍSES	40
4.3	ANÁLISE POR GRUPO DE DESENVOLVIMENTO	44
4.3.1	Países desenvolvidos	45
4.3.2	Países em desenvolvimento	48
4.4	ANÁLISE POR FAIXAS DE RENDA	50
4.4.1	Faixa de renda média-baixa	51
4.4.2	Faixa de renda média-alta	52
4.4.3	Faixa de renda alta	54
5	RECOMENDAÇÕES POLÍTICAS	56
6	CONSIDERAÇÕES FINAIS	57
	REFERÊNCIAS	59

APÊNDICES	68
APÊNDICE A – RESULTADOS POR DESENVOLVIMENTO	70
APÊNDICE B – RESULTADOS POR FAIXAS DE RENDA	72

1 INTRODUÇÃO

As crescentes pressões ambientais associadas à atividade econômica têm se consolidado como um dos principais desafios para o planejamento e a gestão dos sistemas produtivos. A intensificação da poluição, a exploração de recursos naturais e a degradação dos ecossistemas evidenciam que os processos produtivos operam por meio de interações complexas com o meio ambiente (Ekins; Zenghelis, 2021; Shittu et al., 2021; Usman; Balsalobre-Lorente, 2022).

Evidências indicam que a expansão da atividade econômica tende a intensificar os impactos ambientais (Li et al., 2014; Fujii; Managi, 2016). Entretanto, a literatura também aponta que transformações na estrutura produtiva podem contribuir para a mitigação dessas pressões ambientais (Doğan; Saboori; Can, 2019; Shahzad et al., 2021). Essa relação, contudo, não é homogênea entre países e regiões, uma vez que as diferenças produtivas decorrem de uma combinação complexa de fatores produtivos, tecnológicos e institucionais (Hausmann; Hidalgo, 2011). Países que apresentam estruturas produtivas mais complexas e sofisticadas tendem a gerar capacidade de inovação, diversificação tecnológica e adoção de processos produtivos menos intensivos em recursos naturais (Hidalgo et al., 2007; Fraccascia; Giannoccaro; Albino, 2018). Essa perspectiva aproxima o debate ambiental da literatura sobre complexidade econômica, segundo a qual o conjunto de capacidades produtivas acumuladas por uma nação influencia sua trajetória de desenvolvimento de longo prazo (Hidalgo et al., 2007; Hausmann et al., 2014).

De acordo com Shahzad et al. (2021), estruturas produtivas mais complexas tendem a incorporar processos produtivos mais avançados, o que pode contribuir para a redução dos danos ambientais. Entretanto, países com estruturas produtivas menos diversificadas e menor acúmulo de capacidades produtivas enfrentam restrições para acessar, adaptar ou produzir tais processos e tecnologias, limitando suas estratégias de mitigação ambiental (Romero; Gramkow, 2021; Mealy; Teytelboym, 2022). Nesse contexto, torna-se relevante analisar quais estratégias os países podem adotar para reduzir seus impactos ambientais e manter níveis de crescimento da economia (Hashmi; Alam, 2019). Isso porque a condução das atividades econômicas sem a internalização dos custos ambientais tende a gerar externalidades negativas, comprometendo o funcionamento das economias, a saúde humana e as condições de vida das populações (Hui-Min et al., 2021).

A literatura aponta diferentes abordagens para analisar o desempenho ambiental e econômico, sendo os modelos de Análise Envoltória de Dados (DEA) amplamente utilizados devido à sua capacidade de lidar simultaneamente com múltiplas variáveis (Zhang et al., 2008; Moutinho et al., 2018; Wang; Ding; Liu, 2019). Entretanto, conforme observam Hartmann et al. (2021), a literatura baseia-se predominantemente em indicadores agregados, como o Produto Interno Bruto (PIB), oferecendo poucos instrumentos que capturem explicitamente as diferenças nas estruturas produtivas entre países. Embora o PIB constitua um indicador relevante e amplamente utilizado na literatura, trata-se de uma medida agregada que não captura o desenvolvimento econômico das nações (Dědeček; Dudzich, 2022).

Em essência, o PIB mensura o valor total dos bens e serviços produzidos em uma economia, mas não distingue a qualidade, a composição ou o conteúdo tecnológico dessa produção, refletindo o volume de atividade econômica. Nesse sentido, torna-se pertinente analisar abordagens alternativas que incorporem dimensões qualitativas do desenvolvimento. Assim, este estudo propõe analisar o desempenho econômico dos países por meio de um indicador que capture a sofisticação da estrutura produtiva, ou seja, a capacidade de uma economia de produzir e exportar bens de maior complexidade tecnológica e maior valor agregado, refletindo o nível de conhecimento incorporado, diversificação produtiva e intensidade tecnológica das atividades econômicas (Hidalgo; Hausmann, 2009; Hausmann et al., 2014).

Portanto, este estudo investiga o desempenho ambiental e econômico de 92 países no período de 2010 a 2020 por meio da DEA. Usando o modelo *Slack-Based Measure* (SBM) e a análise de janelas, avalia-se a capacidade dos países de reduzir os danos ambientais e, simultaneamente, elevar seus níveis de complexidade econômica. Assim, será possível responder a seguinte pergunta norteadora deste estudo: *quais países são relativamente mais eficientes em conciliar a redução dos impactos ambientais com o aumento da complexidade econômica?*. Adicionalmente, o estudo investiga a existência de diferenças nesse desempenho entre países por grupos segundo o nível de desenvolvimento, bem como entre distintas faixas de renda. Para alcançar esse propósito, busca-se: (i) mensurar o desempenho relativo de cada país, considerando indicadores ambientais como a pegada ecológica e a poluição atmosférica por partículas finas (*inputs*) e o Índice de Complexidade Econômica (ECI) (*output*); (ii) aplicar testes estatísticos para verificar se os níveis de eficiência obtidos diferem entre diferentes grupos de países; (iii) identificar países *benchmark* dentro de cada grupo; e (iv) examinar as implicações dos resultados para a formulação de políticas públicas.

Desta forma, este trabalho apresenta algumas contribuições: primeiro, do ponto de vista teórico, o estudo aprofunda o debate sobre a relação entre estruturas produtivas e impactos ambientais, ao discutir o papel da sofisticação produtiva na mitigação de danos ambientais (Fraccascia; Giannoccaro; Albino, 2018). Em segundo lugar, ao aplicar a metodologia de DEA a dados em painel, propõe-se uma abordagem empírica capaz de identificar melhores desempenhos relativos na redução de impactos ambientais e na elevação da complexidade econômica, considerando o ECI como proxy de desempenho econômico (Hartmann et al., 2021). Terceiro, ao examinar países com distintos níveis de desenvolvimento (desenvolvidos e em desenvolvimento) e diferentes faixas de renda (média-baixa, média-alta e alta), verifica-se melhores níveis de desempenho diferem entre esses agrupamentos (Bello et al., 2025). Quarto, identificar países que podem servir como *benchmark*, fomentando parcerias estratégicas entre nações. Por fim, busca-se oferecer subsídios para a formulação de políticas públicas voltadas à promoção simultânea da sofisticação produtiva e da redução dos impactos ambientais.

2 REVISÃO DA LITERATURA

Este capítulo tem por finalidade construir os fundamentos teóricos que sustentam a articulação entre mudança estrutural, complexidade econômica e desempenho ambiental.

2.1 MUDANÇA ESTRUTURAL E INOVAÇÃO

Historicamente, as transformações estruturais desempenham papel central no processo de desenvolvimento econômico das nações. Desde a Revolução Industrial, o deslocamento de recursos da agricultura para setores industriais e de serviços mais sofisticados redefiniu os padrões de produção e geração de riqueza. Essa dinâmica foi amplamente discutida pela literatura estruturalista clássica, representada por Rosenstein-Rodan (1943), Hirschman (1958) e Singer (1975), que compreendem o desenvolvimento como um processo de mudança profunda e contínua da estrutura produtiva. Nessa perspectiva, o progresso econômico depende da diversificação e sofisticação das atividades produtivas que compõem a economia, e não apenas da expansão do produto agregado.

Nesse contexto, a inovação assume papel central ao viabilizar a transição para estruturas produtivas mais sofisticadas e diversificadas. Conforme Schumpeter (1961), os processos de inovação podem ocorrer por meio da criação de novos produtos, da implementação de tecnologias ou da reorganização de processos produtivos e têm o potencial de impulsionar transformações estruturais significativas. Esse processo implica a substituição contínua de setores e tecnologias por atividades mais eficientes e intensivas em conhecimento, alterando de forma dinâmica a estrutura produtiva das economias ao longo do tempo (Frenken; Oort; Verburg, 2007; Saviotti; Pyka; Jun, 2020).

Além disso, o processo de inovação ocorre de forma incremental e cumulativa, uma vez que a diversificação produtiva tende a seguir trajetórias baseadas na proximidade entre atividades relacionadas, nas quais novos setores emergem a partir das capacidades e conhecimentos já existentes (Hidalgo et al., 2007; Frenken; Oort; Verburg, 2007). Assim, países e regiões diversificam sua cesta produtiva ao explorar competências previamente acumuladas, o que reforça o caráter *path-dependent* da inovação, condicionado pelo estoque de conhecimento herdado do passado (Malerba, 2002). Ademais, esse processo é fortemente influenciado pelo ambiente institucional, no qual o Estado desempenha papel estratégico ao direcionar e acelerar a dinâmica inovativa por meio de políticas públicas e sistemas nacionais de inovação (Mazzucato, 2014; Lundvall, 1992; Bell; Pavitt, 1993).

2.2 COMPLEXIDADE ECONÔMICA E CAPACIDADES PRODUTIVAS

À medida que a mudança estrutural e a inovação se tornam centrais ao desenvolvimento econômico, cresce a necessidade de instrumentos analíticos capazes de avaliar as diferenças entre estruturas produtivas. Ao longo do século XX, a literatura econômica buscou operacionalizar essa

análise por meio de indicadores quantitativos como participação setorial da produção (agricultura, indústria e serviços), índices de concentração produtiva (Herfindahl, 1997; Hirschman, 1980; Imbs; Wacziarg, 2003) e medidas de diversificação entre produtos relacionados ou não (Teece et al., 1994; Saviotti; Frenken, 2008). Embora tais métricas representem avanços relevantes, permanecem limitações importantes, uma vez que não capturam diferenças qualitativas entre produtos nem o grau de sofisticação tecnológica e organizacional das economias.

Nesse sentido, o conceito de complexidade econômica, desenvolvida por Hidalgo e Hausmann (2009) e expandida por Hausmann et al. (2014), oferece uma interpretação alternativa da estrutura produtiva. O conceito tem origem na literatura sobre mudança estrutural e transbordamento de aprendizado, surgindo como uma forma de entender por que algumas economias crescem e se desenvolvem mais rápido do que outras, funcionando como uma alternativa aos modelos tradicionais de crescimento econômico (Valverde-Carbonell, 2025). Essa abordagem parte do pressuposto de que a evolução da estrutura produtiva decorre da acumulação, combinação e difusão de capacidades produtivas e do conhecimento tácito incorporado na economia.

Países cuja pauta exportadora é mais diversificada e composta por bens tecnologicamente sofisticados tendem a concentrar maior capital humano, instituições mais robustas e redes produtivas mais densas, favorecendo processos cumulativos de aprendizado, inovação e progresso econômico (Hidalgo, 2021). Quanto mais sofisticadas e diversificadas forem as atividades produtivas de um país, mais “complexa” é sua economia. Assim, a estrutura produtiva passa a ser entendida como um reflexo das capacidades humanas, institucionais e organizacionais de uma sociedade.

A partir dessa perspectiva, a complexidade econômica passou a ser formalizada por meio de indicadores quantitativos capazes de capturar essas características. O Índice de Complexidade Econômica (ECI), por exemplo, mensura simultaneamente a diversidade da pauta exportadora e a raridade (ou baixa ubiquidade) dos produtos exportados (Hidalgo; Hausmann, 2009). A ubiquidade refere-se ao número de países capazes de produzir ou exportar determinado bem, de modo que produtos altamente ubíquos são aqueles amplamente produzidos no mundo, enquanto produtos pouco ubíquos refletem capacidades produtivas raras e específicas. Economias com maior complexidade econômica tendem a produzir bens menos comuns, que exigem maior acúmulo de *know-how*¹ produtivo, tecnológico e organizacional (Hausmann et al., 2014). Nesse sentido, a complexidade econômica emerge da interação entre diversidade produtiva e baixa ubiquidade, refletindo sistemas produtivos mais interconectados, tecnologicamente avançados e competitivos (Hausmann et al., 2014).

Conforme mostram Hausmann, Hwang e Rodrik (2007) e Hidalgo e Hausmann (2009), economias mais complexas tendem a apresentar consistentes trajetórias de crescimento no longo prazo e maior capacidade de gerar e acumular conhecimento produtivo — aspectos que, conforme evidências posteriores (Hartmann et al., 2017; Ferraz et al., 2018; Vu, 2020; Denis et al., 2025;

¹ Conhecimento prático e especializado necessário para realizar tarefas produtivas complexas, acumulado por meio da experiência e da aprendizagem coletiva no processo de produção.

Ferraz; Mariano; Hartmann, 2025), mostram que estruturas produtivas complexas tendem a gerar ocupações mais qualificadas, distribuir melhor a renda e criar condições para avanços em diferentes aspectos no processo de desenvolvimento das nações. Neste estudo, o ECI é utilizado para ampliar a noção da dimensão econômica ao enfatizar a qualidade e a sofisticação da estrutura produtiva.

2.3 ESTRUTURA PRODUTIVA E PRESSÕES AMBIENTAIS

A literatura recente tem recorrido de forma crescente ao Índice de Complexidade Econômica (ECI) para examinar a relação entre estrutura produtiva e impactos ambientais. O estoque de conhecimento, as capacidades tecnológicas e as competências organizacionais acumuladas ao longo do tempo refletem-se na composição produtiva dos países, condicionando não apenas o desempenho econômico, mas também os padrões de uso de recursos naturais, a intensidade das emissões e a capacidade de difusão e adoção de tecnologias ambientalmente mais eficientes (Fraccascia; Giannoccaro; Albino, 2018).

Do ponto de vista empírico, os resultados da literatura são heterogêneos. Estudos indicam que o aumento da complexidade econômica pode estar associado tanto à intensificação quanto à mitigação dos impactos ambientais. Doğan et al. (2019), por exemplo, encontraram que a complexidade econômica tende a elevar as emissões de CO₂ em países de renda média, enquanto exerce um efeito redutor em economias de alta renda. Resultados semelhantes são discutidos por Can e Gozgor (2017), que destacam a existência de efeitos assimétricos entre grupos de países com diferentes níveis de desenvolvimento. Em contrapartida, Boleti et al. (2021) identificaram que níveis mais elevados de complexidade econômica estão associados à melhor desempenho ambiental geral. Romero e Gramkow (2021) argumentam que a complexidade econômica contribui para a redução da intensidade das emissões de gases de efeito estufa em diferentes países.

Apesar dessa diversidade de resultados, economias mais complexas tendem a apresentar maior capacidade de inovação, diversificação produtiva e desenvolvimento de tecnologias verdes, o que pode favorecer a transição para padrões de crescimento mais sustentáveis (Fraccascia; Giannoccaro; Albino, 2018; Shahzad et al., 2021). Por outro lado, países com estruturas produtivas menos sofisticadas, fortemente dependentes de setores intensivos em recursos naturais e de baixo conteúdo tecnológico, enfrentam maiores restrições à mitigação dos impactos ambientais e à internalização de práticas produtivas mais eficientes (Yin; Zheng; Chen, 2015; Romero; Gramkow, 2021; Mealy; Teytelboym, 2022). Assim, a relação entre estrutura produtiva e meio ambiente não é linear, mas mediada pela forma como as capacidades produtivas são mobilizadas e transformadas em desempenho econômico e ambiental.

Nesse sentido, é importante avançar na construção de indicadores capazes de avaliar, de forma integrada, a estrutura produtiva e os impactos ambientais das economias, possibilitando comparações entre os países (Hartmann et al., 2021). A Análise Envoltória de Dados (DEA)

destaca-se como uma proposta metodológica amplamente utilizada para esse fim. Os modelos DEA permitem avaliar o desempenho relativo das unidades analisadas, identificar fontes de ineficiência e estabelecer benchmarks (Mariano; Sobreiro; Rebelatto, 2015), oferecendo um arcabouço metodológico consistente para integrar economia e meio ambiente.

2.4 INDICADORES DE DESEMPENHO AMBIENTAL E ECONÔMICO VIA DEA

Indicadores de eficiência têm sido amplamente utilizados na literatura para avaliar o desempenho relativo de unidades produtivas, considerando simultaneamente dimensões econômicas e ambientais (Čiković; Mandić; Dmitrović, 2025). Nesse contexto, a Análise Envoltória de Dados (DEA) constitui uma das abordagens mais utilizadas, pois permite comparar países ou regiões a partir de diferentes combinações de *inputs* e *outputs*, identificar unidades eficientes e estabelecer referências de desempenho relativas entre as unidades analisadas (Mariano, 2008).

Conforme evidenciado na revisão sistemática conduzida por Mardani et al. (2018), diferentes especificações metodológicas da DEA têm sido empregadas para mensurar simultaneamente desempenho econômico e ambiental. Contudo, apesar da diversidade de modelos e aplicações apresentada no estudo, observa-se relativa convergência quanto às variáveis utilizadas, sobretudo na dimensão econômica em que o Produto Interno Bruto (PIB) figura como principal indicador de desempenho.

O Quadro 1 sintetiza estudos representativos que aplicam DEA na avaliação conjunta de desempenho econômico e ambiental. Esses trabalhos contemplam distintos recortes geográficos e temporais, incluindo análises em nível nacional, regional e por blocos econômicos. Em termos metodológicos, observa-se a utilização de modelos CCR, BCC, SBM e WDEA, demonstrando a flexibilidade da abordagem na incorporação de diferentes estruturas analíticas.

Wang Yu e Zhang (2013), ao investigarem o desempenho ambiental de províncias chinesas, adotaram uma estrutura de variáveis composta por trabalho, capital, energia, Produto Interno Bruto (PIB) e emissões de CO₂ e SO₂. O estudo emprega a técnica de Análise em Janela para avaliar as províncias no período de 2000 a 2008, incorporando simultaneamente variáveis desejáveis e indesejáveis ao modelo. De forma semelhante, Moutinho et al. (2018) avaliaram países latino-americanos incorporando variáveis relacionadas à estrutura energética e à produtividade econômica. O estudo utiliza o uso do consumo de energia renovável, produtividade do trabalho, formação bruta de capital, PIB e as emissões de CO₂.

Mamghaderi et al. (2023), utilizaram força de trabalho, capital e consumo de energia como fatores produtivos em países da OCDE. Nesse estudo, o PIB representa o desempenho econômico, enquanto a Pegada Ecológica é utilizada como indicador da pressão ambiental exercida sobre os recursos naturais. Cámara-Aceituno et al. (2024) consideraram fatores associados à matriz energética e à atividade industrial nos países da União Europeia. É utilizado a geração elétrica baseada em combustíveis fósseis, produção industrial, volume de veículos, PIB, PIB per capita, CO₂ e CH₄ para avaliar a eficiência ambiental.

Hartmann et al. (2021) diferenciam-se da literatura convencional ao incorporar o Índice de Complexidade Econômica (ECI) como variável associada à dimensão produtiva dos países. Diferentemente do PIB, o ECI permite captar aspectos qualitativos relacionados à sofisticação da estrutura produtiva. Os autores relacionam essa dimensão produtiva à Pegada Ecológica e às emissões de CO₂, buscando compreender como economias mais complexas influenciam padrões de sustentabilidade ambiental.

Contudo, embora os estudos avancem na integração entre desempenho econômico e impactos ambientais via DEA, a maior parte das aplicações dedica pouca atenção às especificidades das estruturas produtivas (Hartmann et al., 2021). Em geral, o desempenho econômico é representado exclusivamente pelo PIB, o que limita a capacidade analítica dos modelos em captar diferenças qualitativas associadas à sofisticação da estrutura produtiva dos países. Entre os estudos elencados, Hartmann et al. (2021) constitui uma contribuição relevante ao incorporar o ECI como proxy da dimensão econômica em modelos DEA voltados à análise ambiental. Entretanto, o estudo difere desta pesquisa em alguns aspectos centrais: i) a análise é conduzida para um único ano; e ii) o modelo empregado não incorpora o tratamento explícito das folgas.

Considerando esses aspectos, o presente estudo avança ao incorporar o ECI em uma perspectiva temporal, permitindo avaliar a evolução do desempenho relativo dos países ao longo do período analisado por meio do modelo *Slack-Based Measure* (SBM). À medida que os países avançam em termos de renda e desenvolvimento, a expansão das atividades econômicas e do consumo tende a intensificar as pressões sobre o meio ambiente, seja pelo aumento do uso de recursos naturais, seja pela elevação dos níveis de emissões e poluição (Alam et al., 2016; Özokcu; Özdemir, 2017; Mamghaderi; Mamkhezri; Khezri, 2023). Integrar esses aspectos simultaneamente à estrutura produtiva contribui para entender se economias mais complexas são capazes de sustentar trajetórias de crescimento associadas à redução relativa dos impactos ambientais. Portanto, este estudo adota dois indicadores ambientais com o objetivo de capturar diferentes dimensões das pressões ambientais associadas à estrutura produtiva dos países: a concentração de material particulado fino (PM2.5) e a Pegada Ecológica (PE).

A concentração de PM2.5 é amplamente utilizada como indicador da qualidade do ar e de impactos ambientais de natureza local, estando associada à atividade industrial, ao uso de energia e à intensidade das emissões, além de ser sensível a variações na industrialização, na estrutura produtiva, na urbanização e no transporte (Li et al., 2016; Hao et al., 2018; Ouyang et al., 2019; Leffel et al., 2022; Wang; Cao, 2023). Trata-se de uma métrica para avaliar externalidades ambientais de curto prazo, com efeitos diretos sobre a saúde humana e o bem-estar. A exposição ao PM2.5 está associada ao aumento da mortalidade, o que implica redução da produtividade do trabalho, além de maior incidência de doenças cardiovasculares, respiratórias e cerebrovasculares, bem como elevação dos custos com saúde (Feng et al., 2016; Wei et al., 2019; Maciejewska, 2020; Orellano et al., 2020; Yu et al., 2024).

Ma, Li e He (2021) argumentam que o acelerado crescimento econômico observado na China ao longo das últimas décadas contribuiu significativamente para o agravamento da poluição atmosférica associada ao PM2.5. De maneira complementar, Hao et al. (2018) identificaram que níveis mais elevados de renda tendem a contribuir para a mitigação das emissões de PM2.5 nos países da OCDE, sugerindo que economias mais desenvolvidas podem apresentar maior capacidade de reduzir essas emissões. Além disso, Mahiyuddin et al. (2023) destacam que há evidências crescentes na literatura de que a exposição ao PM2.5 permanece entre os principais fatores de risco à saúde.

Por sua vez, a Pegada Ecológica permite captar a pressão exercida pelas atividades econômicas sobre os recursos naturais em uma perspectiva mais abrangente, incorporando o uso de terra, energia e capacidade de absorção de resíduos (Bergh; Grazi, 2014; Lin et al., 2018; Neagu, 2020; Mamghaderi; Mamkhezri; Khezri, 2023; Akpanke et al., 2024). Diferentemente de indicadores estritamente baseados em emissões, essa métrica oferece uma visão sistêmica da sustentabilidade ambiental ao considerar o balanço entre demanda por recursos e a capacidade regenerativa dos ecossistemas.

Diversos estudos empíricos têm utilizado a Pegada Ecológica para investigar a relação entre crescimento econômico, consumo energético e impacto ambiental. Por exemplo, Destek, Ulucak e Doğan (2018) investigaram a Curva de Kuznets Ambiental (EKC) utilizando a pegada ecológica como proxy de degradação ambiental para os países da União Europeia. Li, Wang e Wang (2022) analisaram a pegada ecológica como variável ambiental para avaliar os efeitos da energia renovável e não renovável no crescimento econômico e na degradação ambiental em 120 países. Além disso, Wang et al. (2022) investigaram a relação entre pegada ecológica e crescimento econômico em 166 países, segmentados em diferentes níveis de renda.

A utilização conjunta do PM2.5 e da Pegada Ecológica permite construir uma análise ambiental mais abrangente e consistente, integrando dimensões distintas e complementares da degradação ambiental. Enquanto o PM2.5 reflete impactos ambientais locais associados aos fluxos de poluição e à intensidade das emissões, a Pegada Ecológica captura pressões estruturais e de longo prazo relacionadas ao padrão de uso dos recursos naturais. Dessa forma, a combinação dessas variáveis amplia a capacidade do modelo em avaliar como diferentes estruturas produtivas se traduzem em distintos padrões de impacto ambiental. Nesse contexto, a incorporação de indicadores associados à estrutura produtiva e às múltiplas dimensões ambientais amplia o potencial analítico da DEA ao permitir comparações mais consistentes entre economias com distintos níveis de complexidade produtiva e padrões de impacto ambiental. Além disso, a abordagem possibilita a identificação de benchmarks internacionais, contribuindo para a formulação de estratégias de aprendizado e políticas voltadas à redução dos impactos ambientais por meio do aprimoramento estrutural das economias.

Quadro 1 – Estudos empíricos sobre desempenho ambiental com aplicação da DEA

Artigo	Método	DMUs	Série temporal	Inputs	Ouputs
Wang Yu e Zhang (2013)	DEA/WDEA	Províncias chine- sas	2000–2008	Trabalho, capital e energia	Produto Interno Bruto (PIB); Emissões de CO ₂ ; Emissões de SO ₂
Moutinho, Fuinhas, Marques e Santiago (2018)	DEA BCC/CCR	Países da América Latina	1994–2003	Uso de energia primária; Densidade popu- lacional; Produtividade do trabalho; Con- sumo de energia renovável; Produtividade na Formação Bruta de Capital	PIB; CO ₂
Hartmann, Ferraz, Bezerra, Pyka e Pinheiro (2021)	DEA BCC/RCA	Países	2014	Índice de Complexidade Econômica (ECI)	CO ₂ ; Pegada Ecológica
Mamghaderi, Mamkhezri e Khezri (2023)	DEA SBM	Países da OCDE	2000–2017	Força de trabalho anual; Estoque líquido de capital; Consumo de energia	PIB; Pegada Ecológica
Cámara-Aceituno et al. (2024)	DEA BCC	Países da União Europeia	2012–2020	Geração de eletricidade a partir de carvão, petróleo ou energia nuclear; Taxa de produ- ção industrial; Volume de veículos	PIB; PIB per capita; CO ₂ ; Emissões de CH ₄

Fonte: Elaborado pelo autor (2026).

3 MATERIAIS E MÉTODOS

Neste capítulo, apresentam-se os dados e as etapas metodológicas adotadas para avaliar o desempenho ambiental e a estrutura produtiva dos países ao longo do tempo. O estudo caracteriza-se como retrospectivo, baseado em dados secundários. Por se tratar de uma pesquisa observacional, sem intervenção do autor nas variáveis analisadas, a pesquisa configura-se como descritiva. A amostra analisada compreende 92¹ países no período de 2010 a 2020. É importante ressaltar que o estudo considera apenas países com população superior a 1,5 milhão de habitantes e exportações superiores a 1 bilhão de dólares, de modo a eliminar pequenas economias nacionais equivalentes a cidades de médio porte, conforme critérios utilizados na literatura (Hartmann et al., 2017). Além disso, apenas países com dados completos para todas as variáveis consideradas foram incluídos, condição necessária para a aplicação da Análise Envoltória de Dados (DEA).

3.1 VARIÁVEIS

As pressões ambientais dos países foram representadas pela pegada ecológica (PE) e a poluição atmosférica por material particulado fino (PM2.5), com dados fornecidos pelo Global Footprint Network (2025) e pelo World Bank (2025), respectivamente. A escolha da variável PE se justifica por ser um indicador abrangente do impacto ambiental ao incorporar múltiplas dimensões do uso de recursos naturais e da capacidade de suporte dos ecossistemas, sendo amplamente influenciada por fatores como renda, abertura comercial, estrutura energética e utilização de recursos renováveis (Zafar et al., 2019; Neagu, 2020; Rafique et al., 2022). Adicionalmente, a inclusão da variável PM2.5 é motivada por sua reconhecida relevância como um dos poluentes atmosféricos mais prejudiciais à saúde humana, ao meio ambiente e ao desempenho econômico (Yu et al., 2018; Ma; Li; He, 2021). Essas partículas finas estão associadas a graves doenças respiratórias e cardiovasculares, além de contribuírem significativamente para o aumento da mortalidade em regiões com elevados níveis de poluição, configurando-se como um indicador crítico de pressão ambiental urbana e industrial (Yu et al., 2018). A variável PE foi considerada em termos per capita para controlar diferenças populacionais entre os países, enquanto a variável PM2.5 não requer ajuste adicional.

Para representar o desempenho produtivo dos países, foi utilizado o Índice de Complexidade Econômica (ECI), obtido a partir do Observatory of Economic Complexity (2025). O ECI mensura o grau de sofisticação das estruturas produtivas nacionais ao refletir simultaneamente a diversidade das exportações e a raridade dos produtos exportados (Hausmann et al., 2014; Hidalgo; Hausmann, 2009). O Quadro 2 sintetiza as variáveis utilizadas, indicando sua classificação no modelo DEA, unidade de medida, descrição conceitual e referências de estudos prévios que adotaram tais indicadores.

¹ O Quadro 4 no Apêndice apresenta a lista completa dos países.

Quadro 2 – Descrição dos dados utilizados neste estudo

Tipo	Variáveis	Medida	Descrição	Referências
<i>Input</i>	Pegada Ecológica (PE)	Consumo em hectares globais (gha) por habitante	Mede quanta terra e água biologicamente produtivas um indivíduo, uma população ou uma atividade requer para produzir todos os recursos que consome e também absorve os resíduos que gera, usando tecnologia predominante e práticas de gestão de recursos.	(Neagu, 2020; Mamghaderi; Mamkhezri; Khezri, 2023)
	Poluição atmosférica por material particulado fino (PM2.5)	Microgramas por metro cúbico	Mensura o nível médio de exposição da população de uma nação a concentrações de partículas suspensas medindo menos de 2,5 microns de diâmetro aerodinâmico, que são capazes de penetrar profundamente no trato respiratório e causar danos graves à saúde. A exposição é calculada ponderando as concentrações médias anuais de PM2.5 pela população em áreas urbanas e rurais.	(Wu et al., 2016; Yu et al., 2018; Ma; Li; He, 2021)
<i>Output</i>	Índice de Complexidade Econômica (ECI)	0 a 1	O ECI é uma medida quantitativa que avalia a sofisticação e a diversidade da economia de um país com base em sua estrutura de exportações. Mensura a complexidade das capacidades produtivas de uma nação por meio da análise da diversidade e da ubiquidade dos produtos exportados. Países com pontuação mais elevada no ECI são considerados detentores de economias mais complexas, indicando maior capacidade de produzir uma ampla gama de bens que exigem conhecimento e habilidades avançadas.	(Hartmann et al., 2017; Hartmann et al., 2021)

Fonte: Elaborado pelo autor (2026).

3.2 ANÁLISE DE COMPONENTES PRINCIPAIS

A Análise de Componentes Principais (PCA) consiste em uma técnica estatística multivariada voltada à redução dimensional dos dados, buscando sintetizar a informação contida em um conjunto amplo de variáveis em um número menor de componentes. Esses componentes são construídos a partir de combinações lineares das variáveis originais, preservando a maior parcela possível da variância total dos dados (Adler; Yazhemsky, 2010; Hair et al., 2019).

No contexto deste estudo, a PCA é empregada como um instrumento de análise exploratória e validação da estrutura informacional das variáveis ambientais e do índice de complexidade econômica (ECI). Busca-se verificar a existência de correlações significativas entre essas variáveis, identificar possíveis redundâncias informacionais e avaliar a adequação da base de dados para técnicas de redução de dimensionalidade. Para tanto, são utilizados testes estatísticos consolidados na literatura (Adler; Yazhemsky, 2010), como o índice de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO), o teste de esfericidade de Bartlett, a matriz anti-imagem, as comunalidades e a análise dos autovalores.

O índice KMO avalia a adequação da amostra para a aplicação da PCA, comparando a magnitude das correlações observadas com a magnitude das correlações parciais (Kaiser, 1974). Esse teste é útil para decidir se a matriz de correlação entre os itens é adequada para ser fatorada (Hair et al., 2009). No contexto das variáveis ambientais e do ECI, valores elevados de KMO indicam que essas variáveis compartilham uma estrutura comum de variância, sugerindo a existência de dimensões subjacentes associadas à relação entre desenvolvimento produtivo e desempenho ambiental. O teste estatístico KMO é definido como:

$$KMO = \frac{\sum_{j \neq k}^m \sum_k^m r_{jk}^2}{\sum_{j \neq k}^m \sum_k^m r_{jk}^2 + \sum_{j \neq k}^m \sum_k^m p_{jk}^2} \quad (1)$$

em que r_{ij} representa o coeficiente de correlação entre as variáveis i e j , e p_{ij} corresponde à correlação parcial entre essas variáveis. Valores de KMO próximos de 1 indicam que os padrões de correlação são compactos e que a aplicação da PCA é apropriada. Por outro lado, valores abaixo de 0,5 sugerem que as variáveis não compartilham variância suficiente, comprometendo a validade da técnica (Hair et al., 2009).

A matriz anti-imagem é utilizada para avaliar a adequação individual das variáveis no modelo. Segundo Hair et al. (2009, p. 101), a matriz anti-imagem é definida como: “Matriz das correlações parciais entre variáveis após a análise fatorial, e que representa o grau em que os fatores explicam um ao outro nos resultados. A diagonal contém as medidas de adequação da amostra para cada variável, e os demais valores são correlações parciais entre variáveis”. Os valores da diagonal são chamados (MSA). Quando os valores individuais de MSA são inferiores a 0,5 são considerados inadequados, sugerindo exclusão da variável (Hair et al., 2009; Lorenzo-Seva; Ferrando, 2021).

O teste de esfericidade de Bartlett consiste em um procedimento estatístico utilizado para avaliar a significância geral de todas as correlações na matriz de correlação (Bartlett, 1951). Esse teste verifica a hipótese nula de ausência de correlação entre as variáveis na população, analisando se a matriz de correlação populacional apresenta diferenças estatisticamente significativas de uma matriz identidade (Bartlett, 1951; Hair et al., 2009). Nesse contexto, um p -valor inferior a 0,05 indica a rejeição da hipótese nula, evidenciando a existência de correlações significativas entre as variáveis e justificando a aplicação da análise fatorial (Hair et al., 2009). No escopo deste estudo, esse resultado sugere que as variáveis ambientais e o ECI não são independentes, mas sim inter-relacionados dentro de uma estrutura comum. O teste é baseado na seguinte estatística:

$$\chi^2 = - \left[(n - 1) - \frac{2p + 5}{6} \right] \ln |\mathbf{R}| \quad (2)$$

A estatística do teste segue uma distribuição qui-quadrado com graus de liberdade $v = \frac{p(p-1)}{2}$. Onde n é o tamanho da amostra, p o número de variáveis e $|\mathbf{R}|$ o determinante da matriz de correlação.

Já as comunalidades correspondem à quantia total de variância que uma variável original compartilha com todas as outras variáveis incluídas na análise. Nesse sentido, indicam a proporção da variância de cada variável explicada pelos componentes principais extraídos. Valores próximos de zero indicam baixa explicação pelos fatores, enquanto valores próximos de 1 indicam alta explicação. Comunalidades elevadas nas variáveis ambientais e no ECI indicam que a variável está bem representada pelas dimensões latentes que sintetizam o nível de complexidade econômica e os fatores ambientais considerados para os países. Recomenda-se a exclusão de variáveis com valores inferiores a 0,5 (Hair et al., 2009).

Por fim, os autovalores correspondem à soma dos quadrados das cargas fatoriais associadas a cada fator, sendo também denominado raízes latentes. Representam a variância explicada por cada componente principal. Componentes com maiores autovalores retêm maior proporção da variabilidade dos dados, enquanto valores baixos indicam menor contribuição. A análise dos autovalores permite identificar quantas dimensões são necessárias para representar a interação entre o ECI e as variáveis ambientais, contribuindo para uma interpretação do fenômeno analisado. Essa medida é utilizada para definir o número de componentes a serem mantidos, assegurando a retenção da informação mais relevante do conjunto de dados (Abdi, 2007).

Portanto, a aplicação da PCA neste estudo permite avaliar de forma sistemática a estrutura de inter-relações entre as variáveis ambientais e o ECI. Essa análise constitui uma etapa preliminar para a especificação do modelo de Análise Envoltória de Dados (DEA), na medida em que permite verificar a adequação e a consistência do conjunto de variáveis a ser utilizado, evitando problemas associados à multicolinearidade e à inclusão de variáveis redundantes. Dessa forma, a PCA não apenas valida a consistência estatística da base de dados, mas também orienta a seleção de variáveis mais informativas, contribuindo para uma modelagem DEA mais robusta e capaz de refletir de maneira consistente as relações entre as variáveis analisadas.

3.3 ANÁLISE ENVOLTÓRIA DE DADOS

Um sistema autônomo pode ser representado por uma Unidade Tomadora de Decisão (DMU)², que transforma um conjunto de entradas (*inputs*) em um conjunto de saídas (*outputs*). A eficiência relativa dessas unidades é avaliada por meio da Análise Envoltória de Dados (DEA), proposta por Charnes, Cooper e Rhodes (1979) que trata-se de um método não paramétrico de programação linear que permite identificar as DMUs eficientes e estimar, a partir dos dados observados, a fronteira empírica de produção (Cook; Zhu, 2014; Périco; Santana; Rebelatto, 2017).

A DEA calcula os níveis de eficiência das DMUs com base em pesos endógenos ao modelo, determinados de modo a maximizar o desempenho individual de cada unidade (Cooper; Seiford; Tone, 2007). Os escores de eficiência variam entre zero e um, sendo que as DMUs eficientes definem a fronteira de melhores práticas, enquanto as demais são avaliadas pela distância relativa a essa fronteira (Charnes et al., 1984; Cook; Zhu, 2014).

² Uma DMU pode corresponder a uma máquina, empresa, país ou qualquer outro sistema sujeito à análise comparativa.

Os modelos clássicos correspondem às formulações radiais que deram origem aos modelos de Retornos Constantes de Escala (CCR) e Retornos Variáveis de Escala (BCC) (Charnes; Cooper; Rhodes, 1979; Banker; Charnes; Cooper, 1984). Essas formulações podem ser expressas nas formas multiplicativa ou envoltória e avaliam a eficiência por meio da redução equiproporcional dos *inputs* ou da expansão equiproporcional dos *outputs* necessária para alcançar a fronteira de eficiência (Quadro 3).

Quadro 3 – Modelos radiais DEA na forma de multiplicadores

Modelo	Orientado ao <i>Input</i>	Orientado ao <i>Output</i>
CCR	$\max \sum_{i=1}^m u_i \cdot y_{i0}$ <i>Sujeito a:</i> $\sum_{j=1}^n v_j \cdot x_{j0} = 1$ $\sum_{i=1}^m u_i \cdot y_{ik} - \sum_{j=1}^n v_j \cdot x_{jk} \leq 0, \text{ para } k = 1, 2, \dots, h$	$\min \sum_{j=1}^n v_j \cdot x_{j0}$ <i>Sujeito a:</i> $\sum_{i=1}^m u_i \cdot y_{i0} = 1$ $\sum_{i=1}^m u_i \cdot y_{ik} - \sum_{j=1}^n v_j \cdot x_{jk} \leq 0, \text{ para } k = 1, 2, \dots, h$
BCC	$\max \sum_{i=1}^m u_i \cdot y_{i0} + w$ <i>Sujeito a:</i> $\sum_{j=1}^n v_j \cdot x_{j0} = 1$ $\sum_{i=1}^m u_i \cdot y_{ik} - \sum_{j=1}^n v_j \cdot x_{jk} + w \leq 0, \text{ para } k = 1, 2, \dots, h$ <i>w sem restrição de sinal</i>	$\min \sum_{j=1}^n v_j \cdot x_{j0} - w$ <i>Sujeito a:</i> $\sum_{i=1}^m u_i \cdot y_{i0} = 1$ $\sum_{i=1}^m u_i \cdot y_{ik} - \sum_{j=1}^n v_j \cdot x_{jk} + w \leq 0, \text{ para } k = 1, 2, \dots, h$ <i>w sem restrição de sinal</i>

Fonte: Mariano e Rebelatto (2014).

Os modelos DEA diferenciam-se principalmente quanto às hipóteses de retornos de escala e à orientação do modelo. O modelo CCR assume uma proporcionalidade constante entre *inputs* e *outputs*, não capturando variações de escala. Em contraste, o modelo BCC permite variação nessa relação, definindo três regiões ao longo da fronteira: retornos crescentes (*outputs* crescem mais que os *inputs*), constantes (proporcionalidade direta) e decrescentes (*outputs* crescem menos que os *inputs*) (Mariano; Sobreiro; Rebelatto, 2015). Nos modelos orientados aos *inputs*, estima-se a redução máxima de recursos sem alterar o nível de produção, enquanto nos modelos orientados aos *outputs* avalia-se o potencial de expansão da produção com os mesmos recursos (Cooper; Seiford; Tone, 2007). Contudo, os modelos radiais podem classificar uma DMU como eficiente mesmo na presença de folgas, devido à natureza poliedral da fronteira estimada.

As folgas representam excessos de *inputs* ou insuficiências de *outputs* identificados na solução ótima do problema de programação linear, indicando desvios residuais em relação à posição plenamente eficiente na fronteira (Tone, 2001). Assim, mesmo quando a DMU atinge eficiência radial igual a 1, a existência de folgas revela ineficiências não capturadas pelo movimento proporcional dos modelos tradicionais (Tone, 2001). Para superar essa limitação, Tone (2001) propôs o modelo *Slack-Based Measure* (SBM).

O SBM é um modelo não radial que projeta as DMUs para a fronteira eficiente por meio da minimização de uma função objetivo baseada nas folgas (Tone, 2001). Em contraste com os modelos radiais, o SBM incorpora as ineficiências residuais associadas a cada variável, tornando-se especialmente apropriado quando há heterogeneidade de escala (Tone, 2001), diferenças na estrutura produtiva e distintos níveis de impactos ambientais (Camimoto; Mariano; Rebelatto, 2014). Essa característica confere ao modelo maior poder discriminatório entre DMUs eficientes e ineficientes, além de garantir invariância às unidades de medida para os *inputs* e *outputs*, assegurando que os escores de eficiência sejam obtidos independentes das unidades de medida adotadas para cada variável (Cooper; Seiford; Tone, 2007). A formulação do modelo SBM utilizada neste estudo é apresentada nas Expressões (3)-(8), seguindo a abordagem proposta por Tone (2001) e empregada por Camimoto, Mariano e Rebelatto (2014).

$$\min \tau = t - \frac{1}{n} \cdot \sum_{j=1}^n \frac{S_j}{x_{j_0}} \quad (3)$$

Sujeito a:

$$1 = t + \frac{1}{m} \cdot \sum_{i=1}^m \frac{S_i}{y_{i_0}} \quad (4)$$

$$\sum_{k=1}^z x_{jk} \cdot \lambda_k + S_j = t \cdot x_{j_0}, \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (5)$$

$$\sum_{k=1}^z y_{jk} \cdot \lambda_k - S_i = t \cdot y_{j_0}, \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (6)$$

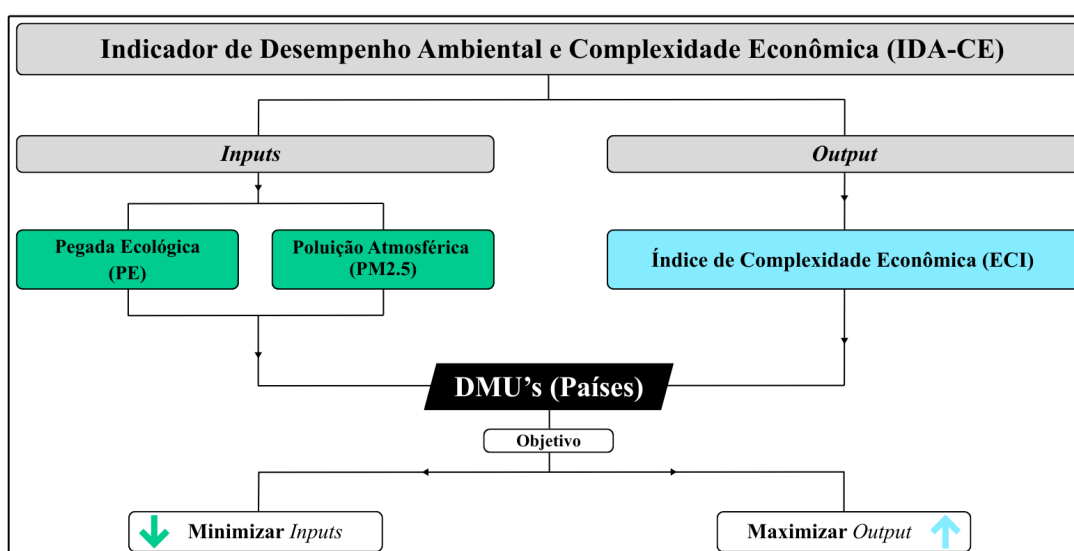
$$\sum_{k=1}^z \lambda_k = t \quad (7)$$

$$\lambda_k, S_j, S_i \geq 0 \quad \text{e} \quad t > 0 \quad (8)$$

em que: λ_k representa a contribuição do país k na composição da fronteira eficiente da unidade sob análise; x_{jk} denota o valor da variável ambiental j do país k , enquanto y_{ik} indica o nível de complexidade econômica i do mesmo país; x_{j_0} e y_{i_0} correspondem, respectivamente, aos valores das variáveis ambientais e da complexidade econômica do país avaliado; z é o total de países considerados na análise; m refere-se à quantidade de indicadores de complexidade econômica e n à quantidade de variáveis ambientais; S_i e S_j representam as folgas associadas à complexidade econômica e às variáveis ambientais, respectivamente; por fim, t é a variável utilizada para o ajuste linear do modelo. A Figura 1 representa a estrutura conceitual do modelo proposto, o qual se baseia em um conjunto de *inputs* e *output* para mensurar o desempenho relativo dos países.

Neste estudo, adota-se a versão do modelo SBM sem orientação, na qual a minimização dos *inputs* e a maximização dos *outputs* são consideradas de forma simultânea. Tal escolha mostra-se particularmente adequada sob a perspectiva ambiental (Camimoto; Mariano; Rebelatto, 2014), uma vez que o objetivo consiste em reduzir os impactos ambientais (i.e., pegada ecológica e poluição atmosférica) e, simultaneamente, ampliar os níveis de complexidade econômica. A estimação será realizada sob a hipótese de retornos variáveis à escala (VRS), abordagem consolidada na literatura por permitir comparações de eficiência entre regiões que operam em diferentes escalas (Cooper; Seiford; Tone, 2006; Bogetoft; Otto, 2010). A partir dessa especificação, obtém-se o Indicador de Desempenho Ambiental e Complexidade Econômica (IDA-CE).

Figura 1 – Estrutura conceitual do modelo DEA não orientado



Fonte: Elaborado pelo autor (2026).

3.3.1 Análise de Benchmarking

No contexto da análise de eficiência, o benchmarking pode ser entendido como um desdobramento direto da avaliação de desempenho relativo entre unidades produtivas. De forma geral, trata-se de um processo sistemático de comparação entre unidades tomadoras de decisão (DMUs) que utilizam insumos para gerar produtos, com o objetivo de identificar padrões de melhor desempenho e promover aprendizado, coordenação e melhoria contínua (Bogetoft; Otto, 2010).

Na Análise Envoltória de Dados (DEA), essa lógica é formalizada a partir da construção de uma fronteira eficiente, definida pelas DMUs que apresentam os melhores desempenhos observados. Essas unidades eficientes passam a desempenhar o papel de benchmarks, ou seja, referências para aquelas consideradas ineficientes. Diferentemente de abordagens baseadas em indicadores isolados, o benchmarking em DEA considera simultaneamente múltiplos inputs e outputs, permitindo uma avaliação mais abrangente da eficiência (Bogetoft; Otto, 2010).

No contexto deste estudo, os benchmarks representam países que conseguem combinar, de forma relativamente mais eficiente, maiores níveis de complexidade econômica com menores impactos ambientais, característica do modelo não orientado. A ideia central é que uma DMU ineficiente não é comparada diretamente a uma única unidade, mas sim a uma combinação convexa de DMUs eficientes que define uma meta factível de desempenho (Mariano, 2008). Nesse sentido, o conjunto de referência (*peer group*) é composto pelas unidades eficientes que servem de base para a projeção da DMU ineficiente sobre a fronteira.

No modelo SBM adotado, a análise é conduzida a partir da identificação de excessos de insumos e insuficiências de produtos, capturados diretamente pelas folgas associadas a cada variável. Nesse contexto, o vetor de intensidades (λ_k) assume papel central na análise de benchmarking, pois define a combinação de países eficientes que serve como referência para cada unidade avaliada (Mariano, 2008). Países associados a valores positivos de (λ_k) compõem o conjunto de pares de referência, sendo aqueles que efetivamente delimitam a fronteira eficiente relevante para a DMU ineficiente (Mariano, 2008). A partir dessa estrutura, as metas e as referências são determinadas de forma implícita pelo próprio modelo.

Países que aparecem com maior frequência como benchmark para outras DMUs podem ser interpretados como referência em termos de desempenho relativo dentro da amostra analisada. A operacionalização dessas medidas foi realizada por meio do pacote `deaR` no ambiente R, o qual possibilita a extração da matriz de (λ), a identificação dos pares de referência e a análise da frequência com que cada país é utilizado como benchmark. A partir dessas informações, foi possível construir uma estrutura relacional entre os países, evidenciando agrupamentos baseados na proximidade em relação à fronteira eficiente.

De acordo com Bogetoft e Otto (2010), a análise de benchmarking permite acompanhar o desempenho das mesmas unidades ao longo de diferentes períodos. Tal abordagem é relevante para este estudo na medida em que a identificação de unidades de referência permite orientar processos de aprendizado e difusão de boas práticas entre os países analisados. Países com menores níveis de desempenho podem utilizar como base aqueles que compõem sua fronteira de referência. Nesse contexto, a identificação desses pares abre espaço para a discussão de mecanismos de cooperação internacional, nos quais a troca de experiências, políticas e tecnologias pode contribuir para a redução das ineficiências observadas.

3.4 DADOS EM JANELAS

A incorporação do fator temporal na Análise Envoltória de Dados pode ser realizada por meio de abordagens baseadas em dados em painel. Nesse sentido, o método *Window Data Envelopment Analysis* (WDEA) utiliza a análise em janelas para combinar observações das DMUs ao longo de diferentes períodos, por meio de aplicações sucessivas da DEA em subconjuntos temporais (Cooper, 2001). Essa abordagem permite avaliar simultaneamente a evolução do desempenho ao longo do tempo e as diferenças relativas entre os países (Peykani et al., 2021).

O método é implementado por meio da definição de janelas temporais que abrangem um número limitado de anos, nas quais os escores de eficiência são estimados (AlKhars; Alnasser; AlFaraj, 2022). Deste modo, a extensão da janela deve ser suficiente para garantir um número mínimo de DMUs e preservar o poder discriminatório do modelo, sem ser excessivamente longa a ponto de incorporar mudanças tecnológicas significativas, o que poderia resultar em comparações inadequadas entre períodos distintos (Flokou; Aletras; Niakas, 2017).

De acordo com Camioto, Mariano e Rebelatto (2014), a aplicação do WDEA requer como etapa inicial a definição da estrutura temporal da análise. Para isso, é necessário determinar o tamanho de cada janela e o número total de janelas a serem consideradas a partir dos dados disponíveis. Esses parâmetros são obtidos por meio das expressões (9)-(10), nas quais k indica o número de períodos observados e p corresponde à amplitude da janela.

$$\text{Tamanho da Janela } (p) = \frac{k + 1}{2} \quad (9)$$

$$\text{Número de Janelas} = k - p + 1 \quad (10)$$

Portanto, para a definição do tamanho e do número de janelas, utilizam-se dados dos países no período de 2010 a 2020 ($k = 11$). Com base nas expressões (9) e (10), o tamanho e o número de janelas deve ser igual a 6. Assim, a estrutura temporal considerada é composta pelas janelas: J_1 (2010-2015), J_2 (2011-2016), J_3 (2012-2017), J_4 (2013-2018), J_5 (2014-2019) e J_6 (2015-2020). Para cada janela, o modelo DEA é estimado separadamente, gerando escores de eficiência para cada país em cada período considerado. Posteriormente, os resultados são organizados de forma a permitir a consolidação dos escores ao longo do tempo. Nesse contexto, a eficiência final de cada país é obtida pela média dos escores calculados em todas as janelas e anos (Camioto; Mariano; Rebelatto, 2014; Flokou; Aletras; Niakas, 2017; Peykani et al., 2021).

O método WDEA foi adotado por permitir a incorporação da dimensão temporal mantendo a estrutura clássica da DEA, sendo adequado ao objetivo de analisar a evolução do desempenho dos países ao longo do tempo. Essa abordagem amplia o poder discriminatório do modelo, reduz a influência de flutuações aleatórias e possibilita avaliar a estabilidade do desempenho entre períodos (Charnes et al., 1984). Ademais, a estrutura WDEA permite sua combinação com modelos sem orientação, permitindo a análise em contextos nos quais não se pretende priorizar exclusivamente a orientação a insumos ou a produtos. Não obstante, a WDEA apresenta limitações. A definição do tamanho da janela envolve um trade-off entre consistência temporal e capacidade de discriminação, não havendo consenso na literatura quanto ao critério ótimo de escolha (Camioto; Mariano; Rebelatto, 2014; AlKhars; Alnasser; AlFaraj, 2022). Além disso, a sobreposição das janelas e a hipótese de relativa estabilidade tecnológica em cada período podem impor restrições à análise, enquanto a agregação dos escores tende a suavizar variações intertemporais. Ainda assim, o método mostra-se adequado ao propósito do estudo, ao conciliar a análise dinâmica do desempenho com a comparabilidade entre unidades ao longo do tempo.

3.5 TESTES ESTATÍSTICOS NÃO PARAMÉTRICOS

Esta seção descreve os testes estatísticos não paramétricos empregados para examinar se os escores de eficiência relativa obtidos pelo modelo DEA apresentam diferenças estatisticamente significativas entre grupos independentes, definidos segundo nível de desenvolvimento e faixas de renda. A escolha por procedimentos não paramétricos decorre das propriedades dos escores de eficiência, que frequentemente não atendem às suposições requeridas por métodos paramétricos, em particular a normalidade da distribuição. Para verificar essa condição, a normalidade dos escores foi examinada por meio do teste de Shapiro–Wilk, conforme recomendado por Razali e Wah (2011). Essa avaliação fundamenta a escolha dos testes estatísticos a serem empregados na análise comparativa entre os grupos de países, a fim de testar as hipóteses da pesquisa.

- **Hipótese 1.** Há diferença nos níveis de eficiência entre países desenvolvidos e em desenvolvimento.
- **Hipótese 2.** Há diferença nos níveis de eficiência entre as faixas de renda.

A literatura tem demonstrado que o avanço da complexidade econômica pode tanto intensificar quanto mitigar os impactos ambientais, a depender do estágio de desenvolvimento e das diferentes faixas de renda às quais os países pertencem (Can; Gozgor, 2017; Doğan; Saboori; Can, 2019; Boleti et al., 2021; Rafique et al., 2022; Neagu; Teodoru, 2019; Shahzad et al., 2020). Contudo, ainda é limitada as evidências que comparam o desempenho relativo entre grupos de países considerando suas estruturas produtivas (Hartmann et al., 2021).

Nesse contexto, a aplicação de testes não paramétricos permite verificar se existem diferenças estatisticamente significativas no desempenho dos países em reduzir pressões ambientais e ampliar seus níveis de complexidade econômica. Em outras palavras, torna-se possível avaliar se países em estágios mais avançados de desenvolvimento e em faixas de renda mais elevadas apresentam níveis superiores de desempenho em comparação aos demais grupos (Bello et al., 2025). Essa abordagem é relevante por permitir identificar se o desempenho relativo de eficiência dos países está distribuído de forma desigual entre grupos, oferecendo subsídios para que políticas ambientais e industriais sejam formuladas de maneira diferenciada conforme o nível de desenvolvimento e renda.

Para testar a Hipótese 1, que envolve a comparação entre dois grupos independentes, aplica-se o teste- U de Mann–Whitney (Mann; Whitney, 1947). Esse teste avalia se as distribuições dos escores de eficiência diferem entre países desenvolvidos e em desenvolvimento, sem impor suposições quanto à forma funcional da distribuição dos dados. A hipótese nula do teste estabelece que não há diferença estatisticamente significativa nos escores de eficiência entre os dois grupos. As estatísticas do teste de Mann–Whitney são definidas como:

$$U_1 = n_1 n_2 + \frac{n_1(n_1 + 1)}{2} - R_1 \quad (11)$$

$$U_2 = n_1 n_2 + \frac{n_2(n_2 + 1)}{2} - R_2 \quad (12)$$

onde R_1 e R_2 correspondem à soma dos *rankings* dos grupos de países desenvolvidos e em desenvolvimento, respectivamente e; n_1 e n_2 representam o número de observações em cada grupo. Para amostras onde o número de observações em cada grupo for maior que oito, as estatísticas z podem ser utilizadas para testar a diferença entre U_1 e U_2 . As estatísticas z são definidas como:

$$z = U - \frac{\mu}{\sigma} = U - \frac{\left(\frac{n_1 n_2}{2}\right)}{\sqrt{\frac{n_1 n_2 (n_1 + n_2 + 1)}{12}}} \quad (13)$$

onde, $U = \min(U_1, U_2)$ e $\mu = \frac{(U_1 + U_2)}{2} = \frac{n_1 n_2}{2}$ é a média da distribuição de U e σ é o respectivo desvio padrão.

Para testar a Hipótese 2, que envolve a comparação entre grupos independentes definidos por faixas de renda (média-baixa, média-alta e alta), utiliza-se o teste- H de Kruskal–Wallis (Kruskal; Wallis, 1952). Esse teste é um método não paramétrico semelhante à ANOVA, pois compara as distribuições de três ou mais grupos. No entanto, a ANOVA é usada para dados que seguem a distribuição F , enquanto o teste- H é utilizado para dados não paramétricos. Esse teste é a alternativa não paramétrica à análise de variância e avalia se as distribuições dos escores de eficiência diferem entre os grupos considerados. A hipótese nula do teste estabelece que não há diferenças estatisticamente significativas entre as distribuições (ou medianas) dos grupos. A estatística do teste de Kruskal–Wallis é dada por:

$$H = \left(\frac{12}{N(N+1) \sum_{i=1}^k R_i^2 / n_i} \right) - 3(N+1) \quad (14)$$

em que: N é o total de observações, k é o número de grupos, n_i representa as observações no grupo i , e R_i é a soma dos *rankings* do grupo i . Dessa forma, a análise comparativa é conduzida exclusivamente por meio de testes estatísticos não paramétricos, assegurando consistência metodológica com as propriedades dos escores DEA e robustez na inferência estatística.

4 RESULTADOS

Este capítulo apresenta e discute os principais resultados obtidos na pesquisa. Inicialmente, apresenta-se uma análise das variáveis empregadas como *inputs* e *outputs* no modelo DEA, com o objetivo de compreender o comportamento dos dados. Em seguida, examinam-se os níveis de desempenho obtidos, bem como os *rankings* gerados para os países da amostra. Por fim, são apresentados os resultados dos testes estatísticos realizados, permitindo uma análise mais detalhada dos resultados a partir de desagregação por nível de desenvolvimento e por faixa de renda.

4.1 ANÁLISE DAS VARIÁVEIS DO MODELO

Com o objetivo de sintetizar as principais características das variáveis utilizadas¹, apresenta-se uma análise por meio da Análise de Componentes Principais (PCA). Inicialmente, foram aplicados o teste de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) e o teste de esfericidade de Bartlett, a fim de avaliar a adequação dos dados à aplicação da PCA.

Conforme evidenciado na Tabela 1, o índice KMO global obtido foi de 0,52. Embora não haja consenso absoluto quanto aos pontos de corte, Hair et al. (2009) consideram valores a partir de 0,50 como aceitáveis. A análise da matriz anti-imagem, por meio das medidas individuais de adequação amostral (MSA), resultou em valores de 0,51 para ECI, 0,53 para PE e 0,53 para PM2,5. De acordo com a literatura, valores inferiores a 0,50 na diagonal indicam inadequação da variável para a análise, sugerindo sua eventual exclusão do modelo (Kaiser; Rice, 1974).

Tabela 1 – Teste de Adequação da Amostra (KMO)

Variável	Índice MSA (KMO)
ECI	0,51
PE	0,53
PM2.5	0,53
KMO	0,52

Fonte: Elaborado pelo autor (2026).

A partir dos resultados obtidos e com o objetivo de complementar a avaliação sobre a adequação da aplicação da PCA, procedeu-se à realização do teste de esfericidade de Bartlett. Conforme apresentado na Tabela 2, rejeita-se a hipótese nula de que a matriz de correlação é uma matriz identidade ($\chi^2(3) = 556,42, p < 0,001$), evidenciando que existe associação estatisticamente significativa entre as variáveis. Esse resultado confirma a viabilidade da aplicação da PCA, uma vez que a técnica pressupõe a existência de inter-relações lineares substanciais entre as variáveis analisadas (Bartlett, 1951).

¹ Os critérios de exclusão das variáveis utilizadas nos modelos exploratórios apresentados na banca de qualificação estão detalhados no Apêndice ??.

Tabela 2 – Teste de Esfericidade de Bartlett

Qui-quadrado (χ^2)	556,42
Graus de liberdade (df)	3
<i>p</i> -valor	$2,81 \cdot 10^{-120}$

Fonte: Elaborado pelo autor (2026).

Portanto, os testes de adequação indicam que a aplicação da PCA é estatisticamente viável. Nesse sentido, a primeira métrica analisada são as comunalidades, que representam a parcela da variância de cada variável explicada pelos componentes principais. Esse indicador expressa a variância compartilhada entre variáveis e fatores extraídos. De acordo com Hair et al. (2009), comunalidades superiores a 0,50 são recomendadas para assegurar a adequação das análises.

Tabela 3 – Comunalidades das variáveis

Variável	Comunalidade
ECI	0,784
PM2.5	0,909
PE	0,920

Fonte: Elaborado pelo autor (2026).

As comunalidades apresentadas na Tabela 3 indicam elevada proporção da variância explicada pelas componentes principais, com valores variando entre 78% e 92%. Esses resultados sugerem que as variáveis analisadas são bem representadas pela estrutura fatorial extraída. Isso indica que a maior parte da informação contida em cada variável foi preservada na estrutura reduzida, ou seja, as altas comunalidades sugerem boa representação individual das variáveis no modelo.

Em seguida, a decomposição da variância total, apresentada na Tabela 4, indica que os dois primeiros componentes principais concentram a maior parte da informação dos dados, explicando conjuntamente 87% da variância total (59% no primeiro componente e 28% no segundo). Isso indica que grande parte da informação contida nas variáveis originais pode ser representada por esses dois componentes, o que é desejável em termos de redução dimensional sem perda substancial de informação.

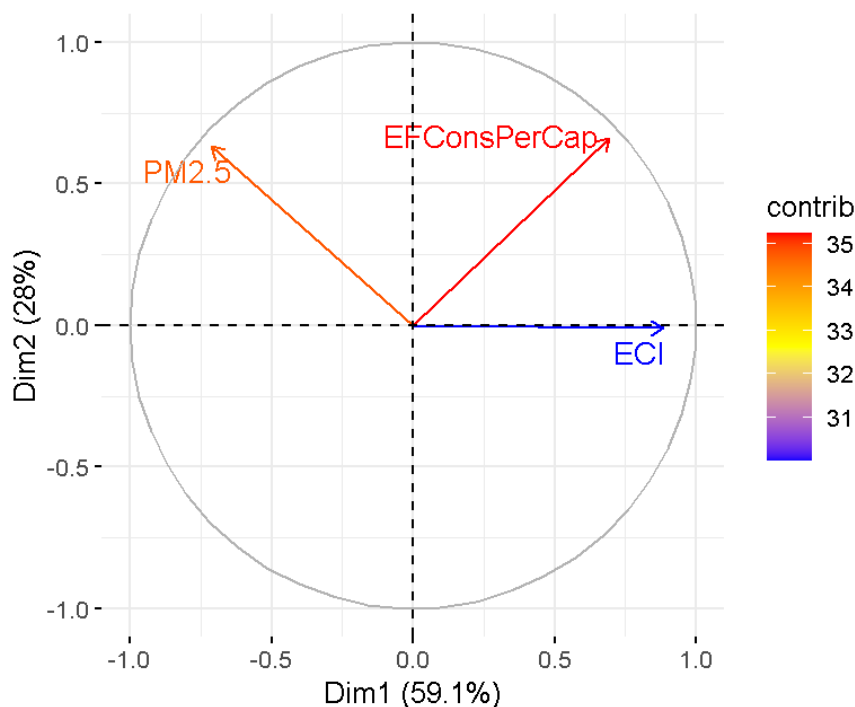
Tabela 4 – Variância explicada pelos componentes principais

Métrica	PC1	PC2	PC3
Autovalores (SS Loadings)	1,77	0,84	0,39
Proporção da Variância	0,59	0,28	0,13
Proporção Acumulada	0,59	0,87	1,00

Fonte: Elaborado pelo autor (2026).

A fim de ilustrar a contribuição das variáveis para a formação dos componentes principais, apresenta-se a Figura 2. No gráfico, cada vetor representa uma variável, e sua direção e intensidade indicam o grau e o sentido de sua influência sobre os componentes.

Figura 2 – Contribuição das Variáveis nos Componentes Principais



Fonte: Elaborado pelo autor (2026).

Observa-se na representação gráfica (Figura 2) que o ECI apresenta orientação oposta à do PM2.5 ao longo do primeiro componente, indicando uma relação inversa entre complexidade econômica e poluição atmosférica. Já a pegada ecológica se destaca no segundo componente, evidenciando sua independência relativa em relação à poluição do ar. Adicionalmente, a disposição angular das variáveis sugere baixa redundância, indicando que cada variável contribui com uma dimensão específica do fenômeno analisado. Essa característica é particularmente relevante para aplicações em modelos DEA, nos quais a utilização de variáveis não redundantes é desejável. De modo geral, os resultados indicam que, apesar da baixa adequação amostral apontada pelo KMO, a existência de correlações significativas (Bartlett), a elevada variância explicada e as altas comunalidades dos componentes principais fornecem evidências consistentes de que as variáveis selecionadas são estatisticamente válidas para análise conjunta.

Nesse sentido, para aprofundar a análise dos dados, foram examinadas as estatísticas descritivas das variáveis. Com base na Tabela 5, observa-se que a amostra global apresenta elevada heterogeneidade tanto em termos ambientais quanto econômicos. A variável pegada ecológica (PE) apresenta média de 3,717 e coeficiente de variação de 62,10%, indicando significativa dispersão entre os países analisados. O material particulado fino (PM2.5) apresenta média de 25,065 e coeficiente de variação ainda mais elevado (67,20%), evidenciando que a exposição à poluição atmosférica local varia substancialmente entre as economias consideradas. Já o Índice de Complexidade Econômica (ECI) apresenta média de 0,503 e coeficiente de variação de 42,60%.

A comparação entre países desenvolvidos e em desenvolvimento reforça a presença de diferenças estruturais relevantes. As economias desenvolvidas apresentam média significativamente mais elevada de PE (5,479) e ECI (0,714), ao mesmo tempo em que registram menor concentração média de material particulado fino (PM2.5), estimada em 13,524. Além disso, apresentam baixa dispersão relativa em todas as variáveis, especialmente no Coeficiente de Variação (CV) das variáveis PE e ECI com 25,8% e 18,50%, respectivamente, evidenciando maior homogeneidade nos dados. Em contraste, os países em desenvolvimento apresentam médias significativamente menores para as variáveis PE (2,732) e ECI (0,385). Porém, enfrentam níveis substancialmente mais elevados de poluição atmosférica local (PM2.5 médio de 31,520). A maior dispersão relativa medida pelo CV com os valores de 77,50% para a PE e de 39,60% para a ECI, sugere heterogeneidade estrutural mais intensa neste grupo.

Tabela 5 – Estatísticas descritivas das variáveis utilizadas

Região	Obs.	Variável	Média	Mediana	DP	CV	Mín.	Máx.
Global	1012	PE	3,717	3,393	2,308	0,621	0,579	16,428
		PM2.5	25,065	20,334	16,852	0,672	4,895	97,700
		ECI	0,503	0,502	0,215	0,426	0	1
Países Desenvolvidos	363	PE	5,479	5,297	1,414	0,258	2,749	9,250
		PM2.5	13,524	12,683	5,406	0,400	4,895	28,376
		ECI	0,714	0,730	0,132	0,185	0,327	1
Países em Desenvolvimento	649	PE	2,732	2,167	2,116	0,775	0,579	16,428
		PM2.5	31,520	24,353	17,618	0,559	10,089	97,700
		ECI	0,385	0,376	0,153	0,396	0	0,728
Renda Média-baixa	286	PE	1,575	1,383	0,679	0,431	0,579	3,969
		PM2.5	37,393	26,718	18,720	0,501	14,984	83,036
		ECI	0,323	0,324	0,125	0,387	0	0,616
Renda Média-alta	297	PE	3,047	2,881	1,197	0,393	1,453	8,111
		PM2.5	23,748	21,727	8,640	0,364	10,089	58,466
		ECI	0,434	0,435	0,167	0,385	0,009	0,728
Renda Alta	429	PE	5,609	5,275	2,077	0,370	2,444	16,428
		PM2.5	17,757	13,797	15,150	0,853	4,895	97,700
		ECI	0,671	0,701	0,160	0,239	0,297	1

Nota: DP = desvio padrão; CV = coeficiente de variação; Obs. = número de observações.

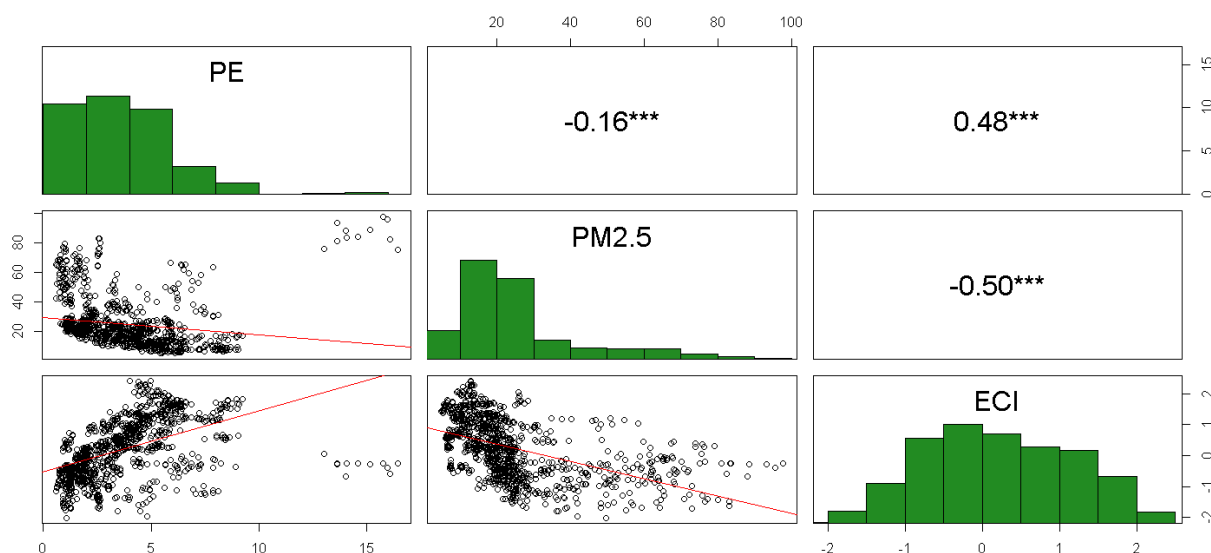
Fonte: Elaborado pelo autor (2026).

Quando a análise é desagregada por nível de renda, o gradiente torna-se ainda mais evidente. Economias de renda média-baixa apresentam a menor PE média (1,575) e o menor ECI (0,323), mas registram o maior nível médio de PM2.5 (37,393), indicando alta exposição à poluição atmosférica. Já as economias de renda média-alta ocupam posição intermediária, tanto em complexidade econômica quanto em impactos ambientais, com redução consistente do PM2.5 (23,748) em relação ao grupo de renda média-baixa. As economias de renda alta apresentam

médias elevadas em ECI (0,671) e em PE (5,609) e com média inferior, em relação ao outro grupo de renda, somente na variável PM2.5 (17,757). Contudo, o CV do PM2.5 nesse grupo é elevado (85,30%), indicando que, mesmo entre países de alta renda, há diferenças significativas na qualidade do ar.

Em geral, os dados indicam que países situados em faixas de renda mais elevadas e com maiores níveis de desenvolvimento tendem a apresentar maior pressão ambiental em termos globais. Ao mesmo tempo, esses países exibem níveis elevados de complexidade econômica e melhores indicadores de qualidade do ar. Nesse sentido, observa-se que a poluição atmosférica medida por PM2.5 incide de forma mais intensa sobre economias de menor renda e menor complexidade econômica.

Figura 3 – Matriz de correlação das variáveis



Estatisticamente significativo: (***) ao nível de 1%; (**) ao nível de 5%; (*) ao nível de 10%.

Fonte: Elaborado pelo autor (2026).

Com o objetivo de examinar a relação entre as variáveis utilizadas, a Figura 3 apresenta os coeficientes de correlação estimados. Observa-se que as variáveis ambientais apresentam correlação negativa e estatisticamente significativa ao nível de 1% (coeficiente = $-0,16^{***}$). Esse resultado indica que maiores valores de poluição atmosférica medida por PM2.5 estão associados a menores valores de pegada ecológica (PE). Contudo, a magnitude do coeficiente sugere que se trata de uma associação de baixa intensidade. Ressalta-se ainda que os dois indicadores capturam dimensões distintas da pressão ambiental, uma vez que a PE está relacionada ao uso de recursos e ao padrão de consumo, enquanto o PM2.5 reflete condições de poluição atmosférica e qualidade do ar.

Adicionalmente, o ECI apresenta correlação positiva e estatisticamente significativa com a PE ($0,48^{***}$), sugerindo que maiores níveis de complexidade econômica tendem a estar associados a maiores pressões ambientais relacionadas ao uso de recursos.

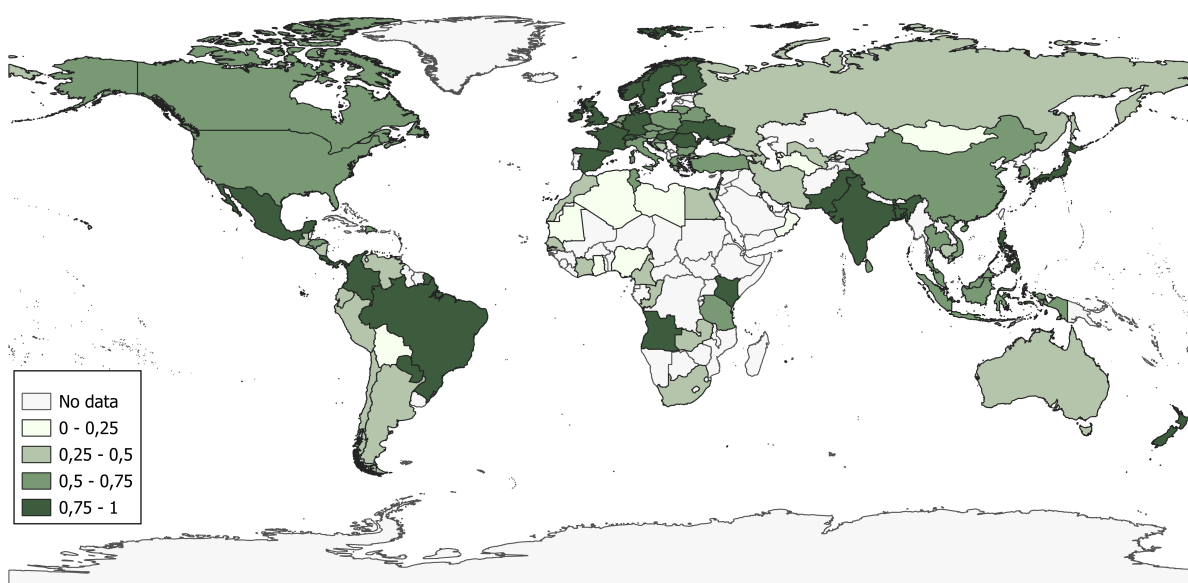
Por outro lado, a correlação entre o ECI e os níveis de poluição atmosférica (PM2.5) é negativa e estatisticamente significativa ($-0,50^{***}$), ao nível de 1%. Isso indica que níveis mais elevados de complexidade econômica estão associados a menores níveis de poluição atmosférica local. Os resultados obtidos sugerem que países com estruturas produtivas mais complexas apresentam menores níveis de poluição atmosférica local, ao mesmo tempo em que apresentam elevados níveis de consumo de recursos, refletidos em maiores valores de pegada ecológica.

4.2 ANÁLISE DO DESEMPENHO GLOBAL DOS PAÍSES

Após a aplicação da Análise Envoltória de Dados (DEA), sob a especificação *Slack-Based Model* (SBM), procedeu-se à Análise de Janelas (WDEA) com o objetivo de avaliar o desempenho relativo de 92 países no período de 2010 a 2020. A modelagem foi estruturada de modo a capturar, simultaneamente, a redução dos insumos “pegada ecológica (PE)” e “poluição atmosférica (PM2.5)” e a expansão do produto “Índice de Complexidade Econômica (ECI)”. Essa configuração permite uma avaliação conjunta da dimensão ambiental e da sofisticação produtiva, resultando na construção do Indicador de Desempenho Ambiental e Complexidade Econômica (IDA-CE), que sintetiza o desempenho relativo das economias ao longo do tempo.

A Figura 4 apresenta a distribuição da eficiência dos países no último ano da amostra (2020), permitindo visualizar de forma comparativa o desempenho relativo das economias no período mais recente analisado. A distribuição espacial dos níveis de desempenho evidencia forte heterogeneidade entre os países quanto à capacidade de simultaneamente reduzir pressões ambientais e ampliar a complexidade econômica.

Figura 4 – Nível de desempenho médio dos países para o último ano da amostra



Fonte: Elaborado pelo autor (2026).

Ainda com base na Figura 4, observa-se concentração dos maiores níveis de desempenho (intervalo entre 0,75 e 1) em parte significativa da Europa, além de alguns países da Ásia e das Américas, como Índia, Japão, Brasil e México. Em níveis intermediários (0,25 a 0,75), encontram-se diversos países da América Latina, do Sudeste Asiático e partes da África. Por outro lado, os menores níveis de desempenho (até 0,25) concentram-se principalmente em regiões da África, do Oriente Médio e da Ásia Central.

Diante do panorama geral observado para o último ano da amostra, a Tabela 6 apresenta os países com os maiores e menores níveis médios de desempenho. Os resultados mostraram que os dez países com maiores níveis médios na redução das pressões ambientais e no aumento da complexidade econômica foram: Filipinas, Finlândia, Japão, Suécia, Suíça, Índia, Brasil, Bangladesh, Reino Unido e Alemanha. A composição desse grupo evidencia a presença simultânea de economias desenvolvidas e em desenvolvimento, abrangendo também diferentes faixas de renda. Entretanto, com exceção das Filipinas, observa-se que o desvio padrão dos países em desenvolvimento tende a ser substancialmente maior do que o dos países desenvolvidos, indicando maior variabilidade no desempenho ao longo das janelas temporais.

Em contraposição, os dez países que apresentaram os menores níveis médios foram: Gana, Nigéria, Omã, Argélia, Kuwait, Turcomenistão, Mongólia, Catar, Líbia e Mauritânia. Observa-se que uma parcela significativa dessas economias apresenta elevada dependência da exploração de recursos naturais. Além disso, verifica-se que todos os países pertencem ao grupo de economias em desenvolvimento, ainda que distribuídos em diferentes faixas de renda. Por fim, o baixo desvio padrão na maioria desses países indica um desempenho relativo consistentemente inferior ao longo das janelas analisadas.

Vale destacar que os níveis de desempenho encontrados neste estudo apresentam classificações similares com aquelas observadas na literatura. Por exemplo, Maciel e Khan (2017) estimaram um índice de eficiência para 51 países, utilizando dados em janela no período de 1991 a 2012, e observaram redução da eficiência média ao longo do tempo, com melhor desempenho dos países desenvolvidos, especialmente europeus. De forma semelhante, Zhou et al. (2008) identificaram desempenho ambiental superior entre os países da OCDE, reforçando o padrão recorrente de concentração das melhores posições entre economias mais desenvolvidas.

No entanto, os resultados deste estudo revelam um aspecto que difere desse padrão. Observa-se a presença de países como Filipinas, Índia, Brasil e Bangladesh entre as melhores posições. Esse achado sugere que economias em desenvolvimento podem alcançar e sustentar desempenhos relativamente elevados mesmo quando consideradas em uma amostra global, indicando a possibilidade de combinar níveis mais altos de complexidade econômica com menores impactos ambientais. Nesse contexto, o indicador IDA-CE contribui ao oferecer uma perspectiva alternativa para a avaliação do desempenho dos sistemas produtivos. Ao incorporar as capacidades produtivas, o indicador permite uma leitura mais abrangente do desempenho econômico e ambiental. Além disso, o IDA-CE mostra-se relevante por possibilitar a identificação de referências e a promoção de parcerias estratégicas de cooperação e aprendizagem entre países.

Tabela 6 – Desempenho relativo geral

Top-10	Países	Faixa de Renda	Estágio de Desenvolvimento	Janelas (%)						Média (%)	Desvio Padrão (%)
				J_1	J_2	J_3	J_4	J_5	J_6		
1	Filipinas	Média-baixa	Em desenvolvimento	96,45	98,09	97,91	98,92	98,91	93,64	97,32	4,09
2	Finlândia	Alta	Desenvolvido	96,07	97,63	98,52	97,77	95,73	93,62	96,56	3,72
3	Japão	Alta	Desenvolvido	97,25	97,79	97,61	97,64	94,65	92,08	96,17	3,98
4	Suécia	Alta	Desenvolvido	94,64	97,01	98,54	97,47	95,60	91,72	95,83	4,71
5	Suíça	Alta	Desenvolvido	85,57	91,73	93,50	95,77	92,85	90,99	91,73	6,35
6	Índia	Média-baixa	Em desenvolvimento	92,56	91,24	96,79	96,79	96,32	76,09	91,63	9,80
7	Brasil	Média-alta	Em desenvolvimento	82,63	85,19	87,27	91,15	92,36	93,84	88,74	9,74
8	Bangladesh	Média-baixa	Em desenvolvimento	82,43	89,03	90,43	87,42	85,94	82,88	86,36	10,53
9	Reino Unido	Alta	Desenvolvido	82,73	88,07	87,52	88,61	84,25	83,35	85,76	5,23
10	Alemanha	Alta	Desenvolvido	76,29	81,36	81,59	83,28	81,17	79,73	80,57	4,93

Bottom-10	Países	Faixa de Renda	Estágio de Desenvolvimento	Janelas (%)						Média (%)	Desvio Padrão (%)
				J_1	J_2	J_3	J_4	J_5	J_6		
83	Gana	Média-baixa	Em desenvolvimento	24,55	24,32	23,11	21,69	19,51	16,36	21,59	4,05
84	Nigéria	Média-baixa	Em desenvolvimento	12,80	18,42	21,84	22,82	24,12	21,17	20,19	7,13
85	Omã	Alta	Em desenvolvimento	17,47	17,52	18,19	19,10	19,63	19,07	18,49	1,86
86	Argélia	Média-alta	Em desenvolvimento	17,57	17,60	17,50	18,36	18,69	19,05	18,13	1,99
87	Kuwait	Alta	Em desenvolvimento	19,00	18,70	17,84	17,64	17,67	16,65	17,92	1,61
88	Turcomenistão	Média-alta	Em desenvolvimento	14,77	14,28	13,05	13,84	14,53	14,46	14,15	3,30
89	Mongólia	Média-alta	Em desenvolvimento	10,86	9,93	9,63	9,41	8,68	8,50	9,50	1,33
90	Catar	Alta	Em desenvolvimento	8,10	8,43	8,82	9,08	8,99	8,92	8,72	0,78
91	Líbia	Média-alta	Em desenvolvimento	5,19	6,12	7,86	8,35	9,80	10,79	8,02	4,35
92	Mauritânia	Média-baixa	Em desenvolvimento	7,87	8,37	7,04	7,52	7,87	7,84	7,75	2,57

Fonte: Elaborado pelo autor (2026).

Adicionalmente, analisa-se a distribuição dos níveis de desempenho ao longo do tempo entre os países, considerando seu estágio de desenvolvimento e faixa de renda. A Tabela 7 apresenta os resultados.

Tabela 7 – Estatísticas descritivas por nível de renda e desenvolvimento

Grupo	Obs.	Média	Mediana	DP	CV	Mín.	Máx.
Países desenvolvidos	363	0,666	0,642	0,162	0,243	0,299	1,000
Países em desenvolvimento	649	0,478	0,473	0,240	0,502	0,000	1,000
Renda média-baixa	286	0,492	0,440	0,251	0,510	0,000	1,000
Renda média-alta	297	0,494	0,518	0,223	0,450	0,006	1,000
Renda alta	429	0,617	0,614	0,209	0,339	0,072	1,000

Nota: DP = desvio padrão; CV = coeficiente de variação; Obs. = número de observações.

Fonte: Elaborado pelo autor (2026).

Os resultados apresentados na Tabela 7 evidenciam diferenças relevantes entre os países quando considerados seus estágios de desenvolvimento e faixas de renda. Em termos de desenvolvimento, observa-se que os países desenvolvidos apresentam média de desempenho significativamente superior (0,666) em comparação aos países em desenvolvimento (0,478), além de menor dispersão relativa, indicada pelo coeficiente de variação de 24,30% frente a 50,20%. Esse resultado sugere que, além de níveis médios mais elevados, as economias desenvolvidas também apresentam maior homogeneidade em seus resultados, enquanto os países em desenvolvimento revelam maior heterogeneidade e presença de valores extremos, evidenciada inclusive pelo valor mínimo igual a zero.

Ao considerar a classificação por faixa de renda, observa-se um padrão semelhante. Países de renda alta apresentam maior desempenho médio (0,617) e menor dispersão relativa (CV de 33,90%), indicando um desempenho relativamente mais consistente entre essas economias. Por outro lado, países de renda média-baixa e média-alta apresentam médias bastante próximas (0,492 e 0,494, respectivamente), acompanhadas de maior variabilidade nos resultados, com coeficientes de variação superiores a 45%. Esses resultados sugerem que dentre os países analisados, níveis mais elevados de renda e desenvolvimento tendem a estar associados a melhores desempenhos médios de eficiência e a menor dispersão, enquanto economias em estágios intermediários ou inferiores apresentam maior heterogeneidade nos resultados observados.

Diante das diferenças observadas, optou-se por comparar os escores de eficiência obtidos por meio de testes estatísticos. Inicialmente, a condição de normalidade dos escores foi examinada por meio do teste de Shapiro–Wilk. Esse procedimento permite verificar se a distribuição dos escores obtidos atende ao pressuposto de normalidade, condição necessária para a aplicação de testes paramétricos. Caso a hipótese de normalidade seja rejeitada, justifica-se a utilização de métodos não paramétricos para a comparação entre grupos. A seguir, apresenta-se a Tabela 8 com os resultados do teste.

Tabela 8 – Teste de normalidade de Shapiro–Wilk para os escores de eficiência das janelas

Grupo de países	Observações	W	<i>p</i> -valor
Desenvolvidos	363	0,9638	8,25e-08***
Em desenvolvimento	649	0,9793	6,27e-08***
Renda média-baixa	286	0,9515	4,03e-08***
Renda média-alta	297	0,9807	4,98e-04***
Renda alta	429	0,9641	9,94e-09***

Estatisticamente significativo: (***) ao nível de 1%; (**) ao nível de 5%; (*) ao nível de 10%.

Fonte: Elaborado pelo autor (2026).

Os resultados do teste Shapiro–Wilk, considerando a amostra completa no período de 2010 a 2020, indicam que a hipótese nula de normalidade é rejeitada para todos os grupos analisados. Observa-se que os valores de *p*-valor são inferiores a 0,05, sugerindo que a distribuição dos escores de eficiência difere de uma distribuição normal, ou seja, o pressuposto de normalidade exigido por métodos paramétricos não é atendido. Diante disso, a análise comparativa entre os grupos será conduzida por meio de testes estatísticos não paramétricos.

4.3 ANÁLISE POR GRUPO DE DESENVOLVIMENTO

Inicialmente, realizou-se uma análise comparativa dos níveis de desempenho dos países com objetivo de testar a Hipótese (H_1), que propõe a existência de diferenças nos níveis de eficiência entre países desenvolvidos e em desenvolvimento. Para esse fim, aplicou-se o teste não paramétrico de Mann–Whitney, o qual permite avaliar se duas amostras independentes apresentam distribuições estatisticamente distintas, sem assumir o pressuposto de normalidade nos resultados obtidos. A amostra total compreende 1.012 observações, sendo 363 referentes a países desenvolvidos e 649 a países em desenvolvimento.

Conforme apresentado na Tabela 9, o teste de Mann–Whitney indica diferença estatisticamente significativa entre os dois grupos ao nível de 1%. A estatística do teste ($U = 61983$) representa o número de pares de observações em que o nível de desempenho de um país desenvolvido supera o de um país em desenvolvimento. O valor padronizado da estatística ($z = -12,51$) indica que a diferença observada entre os grupos é substancialmente maior do que aquela esperada ao acaso; o sinal negativo, por sua vez, revela que os países em desenvolvimento tendem a apresentar classificações de desempenho inferiores às dos países desenvolvidos. Por fim, o *p*-valor associado ao teste ($p < 0,001$) indica que a probabilidade de observar uma diferença dessa magnitude apenas por acaso é extremamente baixa, confirmando a significância estatística do resultado.

Tabela 9 – Teste- U de Mann-Whitney entre países desenvolvidos e em desenvolvimento

Estatística	Resultado
Teste- U	61983
Estatística- z	-12,51
Valor- p	6,20009e-36***

Estatisticamente significativo: (***) ao nível de 1%; (**) ao nível de 5%; (*) ao nível de 10%.

Fonte: Elaborado pelo autor.

Dessa forma, rejeita-se a hipótese nula, indicando que o desempenho na redução das pressões ambientais e no aumento da complexidade econômica difere significativamente entre países desenvolvidos e em desenvolvimento na amostra analisada. Esse resultado é consistente com as estatísticas descritivas apresentadas anteriormente, as quais indicam que países com maior nível de renda e estágio de desenvolvimento tendem a apresentar, em média, desempenho superior no período analisado.

Diante da evidência estatística de diferenças significativas nos níveis de desempenho entre países em distintos estágios de desenvolvimento, a etapa seguinte da análise consiste na segmentação da amostra. Para isso, aplica-se o mesmo modelo DEA-SBM não orientado, com retornos variáveis de escala em painel, permitindo avaliar separadamente os dois grupos de países e identificar os respectivos *benchmarks*. A amostra considerada é composta por 33 países desenvolvidos e 59 países em desenvolvimento, conforme a classificação disponibilizada pelo Programa das Nações Unidas (UNDP, 2026).

4.3.1 Países desenvolvidos

Com base na Tabela 10, observa-se que as cinco nações desenvolvidas com melhor desempenho na redução das pressões ambientais e no aumento da complexidade econômica são: Finlândia, Japão, Suécia, Suíça e Romênia. Por outro lado, os países com os menores desempenhos foram: Israel, Singapura, Grécia, Rússia e Austrália. É interessante notar que, tanto no Top-5 quanto no Bottom-5, o desvio padrão se mantém relativamente baixo, indicando pouca variação nos resultados entre as janelas analisadas. A exceção é a Romênia que apresenta maior variabilidade em comparação às demais nações.

Os resultados indicam forte presença de países europeus entre os melhores desempenhos, especialmente do Norte e do Centro da Europa. Esse padrão é consistente com evidências da literatura que apontam maior eficiência ambiental e melhor desempenho em indicadores de sustentabilidade entre economias europeias mais avançadas tecnologicamente. Nesse sentido, Matsumoto *et al.* (2020), ao avaliar a eficiência ambiental de países europeus por meio da DEA, identificaram que economias da Europa Ocidental apresentam desempenho ambiental superior, em grande parte associado a níveis mais elevados de tecnologia e à maior eficiência no uso dos fatores produtivos.

Tabela 10 – Desempenho relativo dos países desenvolvidos

Top-5	Países	Janelas (%)						Média (%)	Desvio Padrão (%)
		J_1	J_2	J_3	J_4	J_5	J_6		
1	Finlândia	96,07	97,63	98,52	97,77	95,73	93,62	96,56	3,72
2	Japão	97,25	97,79	97,61	97,64	94,81	92,08	96,20	3,98
3	Suécia	94,64	97,01	98,54	97,47	95,60	91,72	95,83	4,72
4	Suíça	85,57	91,73	93,51	95,77	92,85	90,99	91,74	6,35
5	Romênia	93,73	94,65	94,61	90,65	88,07	83,20	90,82	10,93

Bottom-5	Países	Janelas (%)						Média (%)	Desvio Padrão (%)
		J_1	J_2	J_3	J_4	J_5	J_6		
29	Israel	48,29	50,93	52,25	54,10	52,81	51,05	51,57	4,73
30	Singapura	53,16	53,33	51,58	51,92	49,60	48,45	51,34	2,89
31	Grécia	45,22	46,58	47,84	49,18	47,29	44,74	46,81	3,88
32	Rússia	45,71	47,52	47,47	47,46	45,07	43,33	46,09	2,12
33	Austrália	37,03	36,77	36,70	36,47	33,90	32,39	35,54	2,44

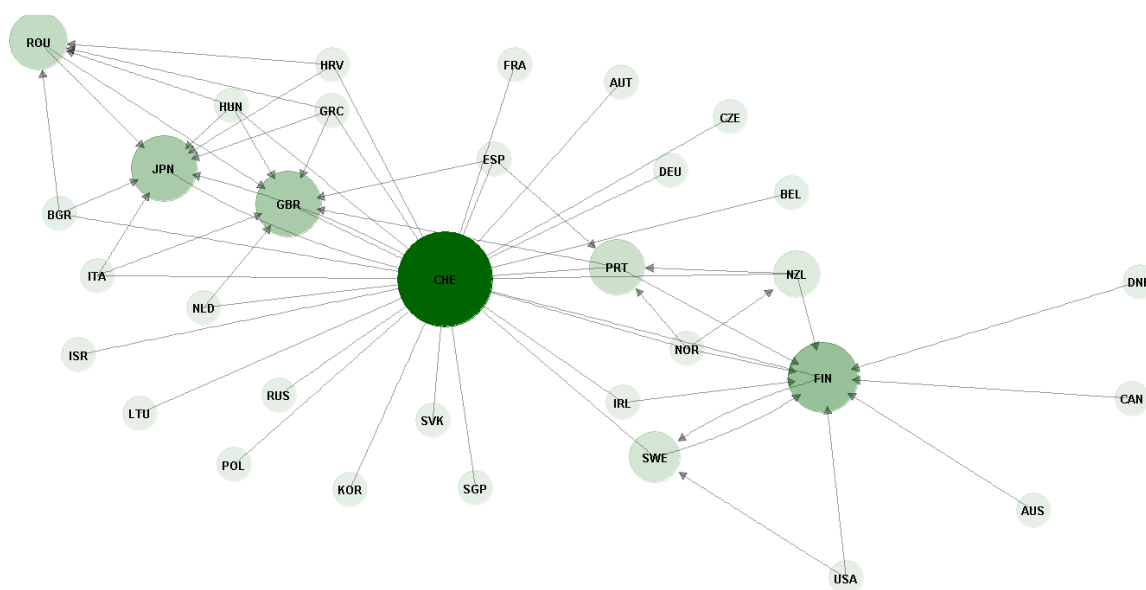
Fonte: Elaborado pelo autor (2026).

Resultados semelhantes são encontrados em Mamghaderi *et al.* (2023), que analisaram a eficiência ambiental de países da OCDE utilizando o modelo DEA-SBM com janelas temporais. Os autores observaram que economias desenvolvidas tendem a apresentar melhores níveis de eficiência. Além disso, Camarero *et al.* (2013), analisaram a convergência em ecoeficiência de 22 países da OCDE entre 1980 e 2008. Utilizando a DEA, identificaram que a Suíça apresentou o melhor desempenho ao longo do período. Wang *et al.* (2021) propõe um modelo DEA estendido para mensurar a eficiência entre as principais economias asiáticas no período de 2005 a 2019. Os resultados indicam quatro países com desempenho médio superior, com destaque para o Japão.

Os países do Bottom-5 apresentam menor desempenho médio e permanecem distantes da fronteira eficiente ao longo do tempo. Entre as economias desenvolvidas, esse resultado está associado a estruturas produtivas mais intensivas em energia e recursos naturais, o que dificulta a redução dos impactos ambientais. A Rússia, por exemplo, possui forte dependência de setores extrativos e energéticos (Yang et al., 2017), enquanto a Austrália apresenta elevada intensidade de emissões, apesar do crescimento econômico (Leal; Marques; Fuinhas, 2019). Assim, mesmo com níveis semelhantes de complexidade econômica, esses países são relativamente ineficientes quando comparados às economias do Top-5, que conseguem combinar maior sofisticação produtiva com menor intensidade ambiental. Portanto, esses países revelam uma combinação de desempenho econômico relativamente elevado com impactos ambientais severos, o que compromete seu desempenho relativo dentro da amostra considerada.

Além da análise comparativa entre os países desenvolvidos pertencentes aos grupos Top-5 e Bottom-5, realizou-se também uma investigação dos *benchmarks* identificados pelo modelo DEA, com o objetivo de mapear os países que atuam como referência na amostra. Cabe destacar que, na DEA, essas unidades de referência são definidas a partir de comparações internas entre as unidades avaliadas, considerando o desempenho nas variáveis do modelo e os ajustes associados aos *slacks* de insumos e produtos. Nesse contexto, a Figura 5 apresenta uma rede direcionada que ilustra as relações de *benchmarking* entre os países, com base nos resultados do modelo estimado.

Figura 5 – Rede de *benchmarking* para países desenvolvidos



Fonte: Elaborado pelo autor (2026).

Cada nó representa um país, enquanto as setas direcionais indicam o fluxo de referência, apontando de países com desempenho inferior para seus *benchmarks*. O tamanho e a intensidade da cor dos nós refletem a frequência com que cada país é citado como referência, de modo que nós maiores e mais escuros identificam os *benchmarks* mais recorrentes na amostra. Esse padrão permite identificar potenciais polos de difusão de boas práticas associadas simultaneamente ao desempenho econômico e ambiental. Em contraste, países com menor destaque visual recorrem com maior frequência a outros como *benchmark* e não são, por sua vez, tomados como referência.

Observa-se que a Suíça (CHE) ocupa a posição mais central da rede. O elevado número de conexões direcionadas a esse país indica que diversas economias utilizam seu desempenho relativo como referência. Essa centralidade sugere que a Suíça apresenta elevado desempenho na relação entre geração de valor econômico e controle de impactos ambientais. Consequentemente, o país configura-se como um potencial vetor de difusão de práticas produtivas mais sustentáveis, podendo exercer papel estratégico em iniciativas de cooperação internacional voltadas à transferência de conhecimento, inovação tecnológica e aprimoramento institucional (Aerni, 2021; Pandey; Coninck; Sagar, 2022).

Outro ponto relevante é a presença de relações de *benchmarking* mútuo entre Suécia (SWE) e Finlândia (FIN). Esse tipo de relação tende a favorecer parcerias colaborativas, nas quais o processo de aprendizado ocorre de forma bidirecional. Nesse contexto, iniciativas conjuntas voltadas ao desenvolvimento de tecnologias limpas, políticas de inovação verde e estratégias de aumento da complexidade econômica poderiam ser particularmente eficazes (Smith; Sochor; Sarasini, 2018; Kilpeläinen, 2020; Pei et al., 2020; Rodriguez et al., 2021).

Além dessas conexões, a rede também evidencia países que funcionam como intermediários ou referências regionais. O Reino Unido (GBR) e o Japão (JPN), por exemplo, apresentam múltiplas conexões. Essas posições intermediárias são importantes porque facilitam a circulação de conhecimento e a adaptação de soluções tecnológicas a diferentes contextos produtivos. Em contraste, alguns países aparecem com menor número de conexões ou situados na periferia da rede. Embora façam parte do conjunto de economias desenvolvidas, sua posição sugere menor papel como referência direta dentro dessa configuração específica de *benchmarking*. Para esses países, o fortalecimento de parcerias com economias mais centrais pode contribuir para acelerar processos de aprendizado tecnológico e aperfeiçoamento de políticas ambientais.

4.3.2 Países em desenvolvimento

Após a análise dos padrões de desempenho entre os países desenvolvidos, procede-se à avaliação do desempenho dos países em desenvolvimento.

Tabela 11 – Desempenho relativo dos países em desenvolvimento

Top-5	Países	Janelas (%)						Média (%)	Desvio Padrão (%)
		J_1	J_2	J_3	J_4	J_5	J_6		
1	Filipinas	96,45	98,09	97,91	98,92	98,92	93,64	97,32	4,09
2	México	89,98	92,60	95,10	95,17	97,72	98,61	94,86	5,75
3	Brasil	90,35	92,08	93,83	95,73	97,02	99,29	94,72	5,84
4	Índia	92,56	91,24	96,79	96,79	96,32	76,09	91,63	9,80
5	Bangladesh	82,43	89,03	90,43	87,42	85,94	82,88	86,36	10,53
Bottom-5	Países	Janelas (%)						Média (%)	Desvio Padrão (%)
		J_1	J_2	J_3	J_4	J_5	J_6		
55	Turcomenistão	18,48	17,70	15,43	16,52	18,20	18,55	17,48	4,31
56	Mongólia	13,58	12,50	11,71	11,69	11,22	11,12	11,97	1,49
57	Catar	9,70	10,08	10,01	10,22	10,40	10,65	10,18	1,05
58	Líbia	5,30	6,25	7,91	8,35	9,81	10,93	8,09	4,35
59	Mauritânia	7,87	8,37	7,04	7,52	7,87	7,84	7,75	2,57

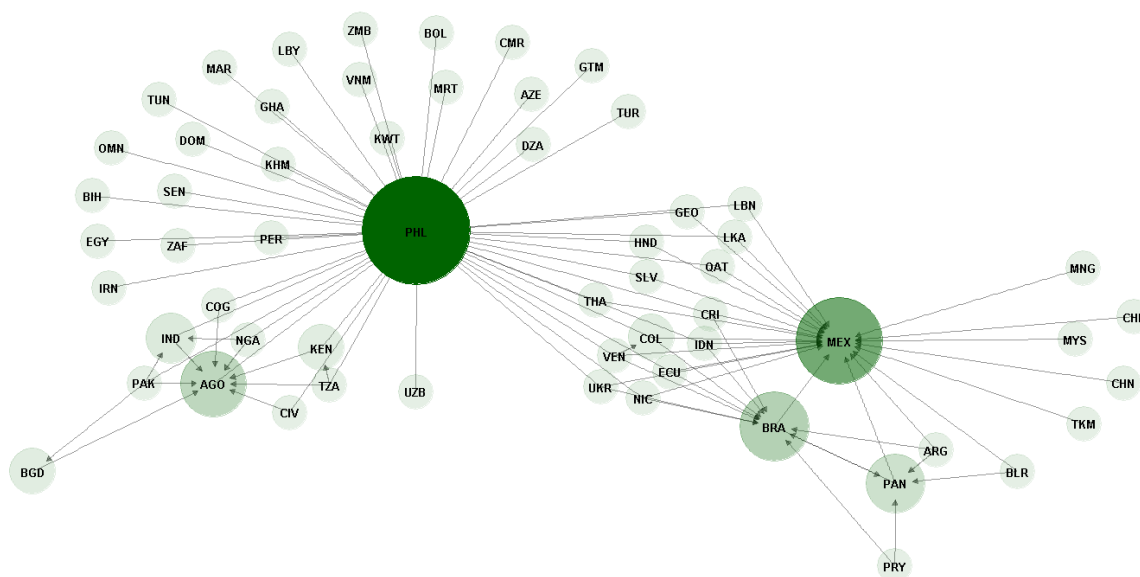
Fonte: Elaborado pelo autor (2026).

A Tabela 11 apresenta os cinco países com maiores níveis de desempenho médio, a saber: Filipinas, México, Brasil, Índia e Bangladesh. Observa-se que apenas os três primeiros apresentam baixo desvio padrão, indicando maior estabilidade do desempenho entre as janelas analisadas. A partir da Índia, verifica-se aumento da variabilidade, sugerindo maior oscilação no desempenho ao longo do período.

Por outro lado, os cinco países com os piores níveis de desempenho foram: Turcomenistão, Mongólia, Catar, Líbia e Mauritânia. Nesse grupo, o desvio padrão se mantém relativamente estável, com variação um pouco mais elevada na Líbia e no Turcomenistão. Além disso, observa-se que esses países também figuram entre as últimas posições da amostra global, o que sugere consistência nos padrões de ineficiência. Apesar de localizados em regiões distintas, esses países apresentam algumas características semelhantes. Em geral, suas economias são fortemente dependentes da exploração de recursos naturais e possuem baixa diversificação produtiva.

Por fim, a rede de *benchmarking* apresentada na Figura 6 evidencia as relações de referência estabelecidas pelo modelo DEA. Filipinas (PHL) se destaca como o principal ponto de referência, sendo amplamente utilizadas como *benchmark* por diversos países da amostra.

Figura 6 – Rede de *benchmarking* para países em desenvolvimento



Fonte: Elaborado pelo autor (2026).

Outro polo relevante na rede é o México (MEX), que exerce influência sobre um conjunto grande de países. De forma semelhante, o Brasil (BRA) também apresenta diversas conexões com Colômbia (COL), Paraguai (PRY), Argentina (ARG), Nicarágua (NIC) e Venezuela (VEN). Esse padrão evidencia a presença de múltiplas relações de referência envolvendo países latino-americanos. A proximidade geográfica e os vínculos comerciais entre essas economias indicam oportunidades para fortalecer parcerias voltadas à redução de impactos ambientais e ao aumento da complexidade econômica. Nesse contexto, a cooperação com países que enfrentam desafios semelhantes pode favorecer estratégias conjuntas (Calzada; Spinola, 2022).

No caso africano, observa-se que Angola (AGO) aparece como um polo relevante, recebendo fluxos de referência de países como Nigéria (NGA), Quênia (KEN) e Zâmbia (ZMB). Nesse contexto, iniciativas voltadas ao fortalecimento do comércio intra-africano e da cooperação institucional podem ampliar as parcerias e a integração entre os países da região (Ojonta; Ogbuabor, 2025).

De forma geral, a estrutura da rede sugere que a cooperação internacional entre países em desenvolvimento pode ser organizada a partir de três eixos principais: polos centrais de difusão de boas práticas, subgrupos regionais baseados na proximidade geográfica e vínculos produtivos, e conexões inter-regionais que ampliam as possibilidades de aprendizado coletivo. A identificação dessas relações de *benchmarking* fornece, portanto, subsídios relevantes para a formulação de estratégias de cooperação voltadas à promoção de padrões de crescimento econômico mais complexos e ambientalmente menos danosos.

4.4 ANÁLISE POR FAIXAS DE RENDA

Esta seção examina o desempenho dos países, considerando a classificação por faixas de renda. A amostra é composta por 26 países de renda média-baixa, 27 de renda média-alta e 39 de renda alta, conforme a classificação do Banco Mundial (2026). Inicialmente, com o objetivo de testar a Hipótese H_2 , segundo a qual existem diferenças estatisticamente significativas entre as faixas de renda, aplicou-se o teste não paramétrico de Kruskal-Wallis. O teste foi utilizado para verificar a existência de diferenças entre os três grupos de renda considerados (média-baixa, média-alta e alta).

Tabela 12 – Teste- H de Kruskal-Wallis entre faixas de renda

Estatística	Resultado
Kruskal-Wallis- H	83,71
Valor- p	$2,2e-16^{***}$

Estatisticamente significativo: (***) ao nível de 1%; (**) ao nível de 5%; (*) ao nível de 10%.

Fonte: Elaborado pelo autor (2026).

Os resultados do teste não paramétrico de Kruskal-Wallis, apresentados na Tabela 12, indicam a existência de diferenças estatisticamente significativas entre as faixas de renda consideradas. A estatística do teste ($H = 83,71$) mede a magnitude das diferenças entre os rankings médios dos grupos analisados. Valores mais elevados de H indicam maior divergência entre as distribuições dos grupos. No presente caso, o elevado valor da estatística sugere diferenças expressivas entre os países classificados nas distintas faixas de renda. O valor- p obtido ($p < 0,001$) indica que a probabilidade de observar uma diferença dessa magnitude entre os grupos, sob a hipótese de igualdade entre as distribuições, é praticamente nula. Dessa forma, rejeita-se a hipótese nula de igualdade entre as faixas de renda ao nível de 1% de significância. Portanto, a análise a seguir segmenta os países pelas faixas de renda e apresenta os resultados obtidos a partir da aplicação do modelo DEA-SBM, bem como a identificação dos respectivos *benchmarks*.

4.4.1 Faixa de renda média-baixa

A Tabela 13 apresenta o ranking dos países de renda média-baixa com os melhores e piores desempenhos relativos. Observa-se que a Filipinas mantém a liderança no grupo, o que reforça sua posição como uma DMU consistentemente eficiente, tanto na análise geral quanto na segmentação por faixa de renda e desenvolvimento. Os países mais bem classificados foram: Filipinas, Índia, Bangladesh, Paquistão e Quênia. Um ponto relevante é que o desvio padrão desse grupo permanece elevado, indicando maior dispersão dos valores em relação à média. Cabe destacar o estudo de Belucio e Guarini (2023), que analisaram a ecoeficiência de 108 países por meio de dois modelos complementares, considerando o ano de 2018. Os resultados indicam que Bangladesh e Quênia figuram entre os dez mais eficientes na amostra analisada.

Tabela 13 – Desempenho relativo dos países com renda média-baixa

Top-5	Países	Janelas (%)						Média (%)	Desvio Padrão (%)
		J_1	J_2	J_3	J_4	J_5	J_6		
1	Filipinas	96,45	98,09	97,91	98,92	98,92	93,64	97,32	4,09
2	Índia	92,56	91,24	96,79	96,79	96,32	76,09	91,63	9,80
3	Bangladesh	82,43	89,03	90,43	87,42	85,94	82,88	86,36	10,53
4	Paquistão	82,74	84,99	88,44	87,57	89,23	80,21	85,53	9,31
5	Quênia	71,89	74,97	81,00	85,15	85,33	76,59	79,16	12,29

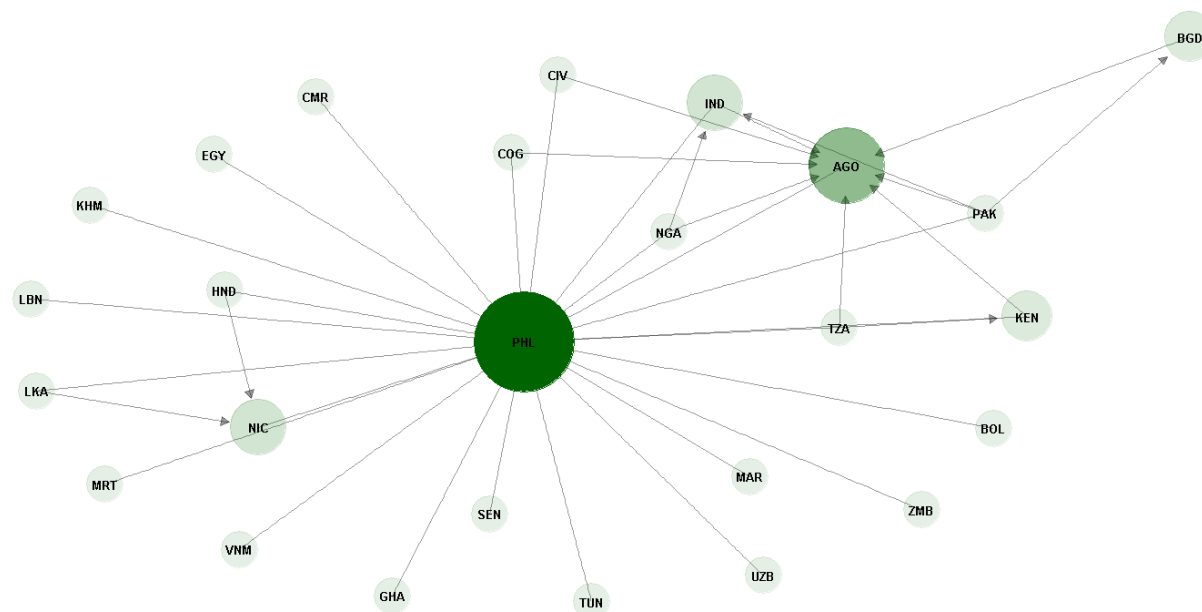
Bottom-5	Países	Janelas (%)						Média (%)	Desvio Padrão (%)
		J_1	J_2	J_3	J_4	J_5	J_6		
22	Camarões	20,75	25,62	29,06	31,39	31,17	28,24	27,70	8,47
23	Bolívia	27,71	26,90	25,60	24,07	22,86	21,74	24,81	3,78
24	Gana	24,55	24,32	23,11	21,69	19,51	16,36	21,59	4,05
25	Nigéria	12,80	18,42	21,84	22,82	24,12	21,17	20,19	7,13
26	Mauritânia	7,87	8,37	7,04	7,52	7,87	7,84	7,75	2,57

Fonte: Elaborado pelo autor (2026).

Ainda com base na Tabela 13, observa-se que os cinco países com as piores classificações são: Camarões, Bolívia, Gana, Nigéria e Mauritânia. Esses países apresentam os menores desempenhos relativos, o que evidencia fragilidades na articulação entre reduzir os danos ambientais e aumentar os níveis de complexidade econômica. É importante destacar que esses países apresentam baixo nível de complexidade econômica aliado a pressões ambientais superiores à média observada entre os países dessa faixa de renda.

A Figura 7 apresenta a estrutura relacional entre os países de renda média-baixa, destacando as DMUs que atuam como referência para as demais. Observa-se que as Filipinas (PHL) ocupam uma posição central na rede, configurando-se como o principal referencial de desempenho para a maioria dos países analisados, o que é evidenciado pela elevada concentração de setas direcionadas a esse nó e pela coloração verde escura.

Figura 7 – Rede de *benchmarking* para países renda-média baixa



Fonte: Elaborado pelo autor (2026).

Angola (AGO) também se destaca como uma importante DMU de referência, ainda que em menor escala, sendo utilizada como *benchmark* por países como Índia (IND), Nigéria (NGA), Paquistão (PAK), Tanzânia (TZA), Congo (COG) e Quênia (KEN).

4.4.2 Faixa de renda média-alta

Dando continuidade à análise dos resultados, a Tabela 14 apresenta os cinco países de renda média-alta com as melhores classificações ao longo das janelas analisadas: Indonésia, México, Brasil, Tailândia e Colômbia. Nota-se que a Tailândia apresenta o maior desvio padrão entre os países, indicando maior variação de desempenho entre as janelas. Em contraste, os demais países exibem desvios padrão similares, sugerindo que seus níveis de desempenho permanecem relativamente próximos às respectivas médias.

Adicionalmente, os países que apresentaram os piores desempenhos foram: Irã, Argélia, Turcomenistão, Mongólia e Líbia. Observa-se que os três últimos países registraram os níveis mais baixos de desempenho em todas as análises nas quais estiveram presentes. Esse resultado sugere a existência de dificuldades para conciliar a redução dos impactos ambientais com o aumento dos níveis de complexidade econômica. Diante desse cenário, torna-se relevante identificar quais países podem atuar como referência para esse grupo, de modo a fomentar possíveis parcerias e processos de aprendizado que contribuam para a melhoria do desempenho relativo desses países.

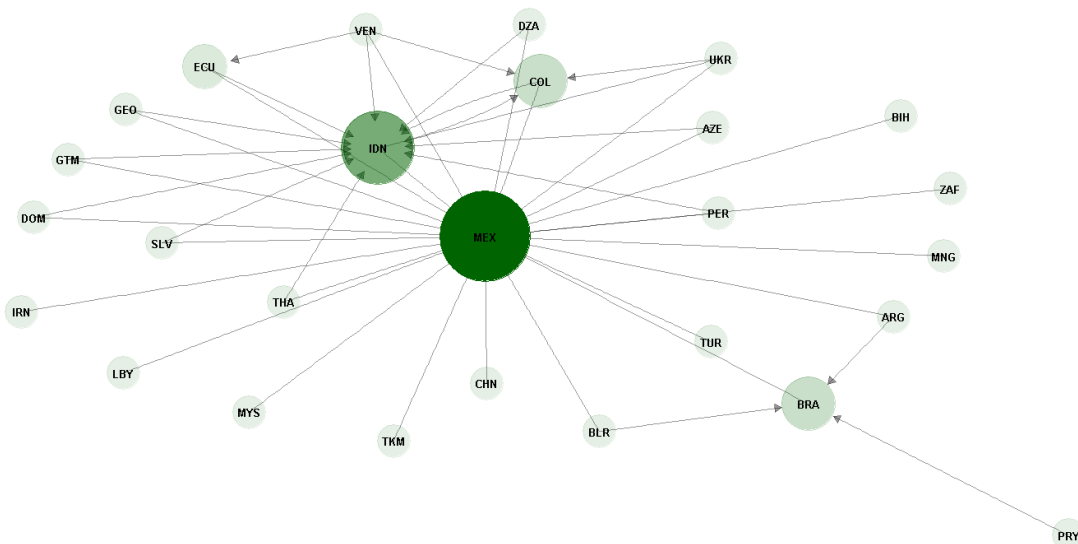
Tabela 14 – Desempenho dos países com renda média-alta

Top-5	Países	Janelas (%)						Média (%)	Desvio Padrão (%)
		J_1	J_2	J_3	J_4	J_5	J_6		
1	Indonésia	97,94	97,11	97,11	96,58	94,09	93,46	96,05	4,72
2	México	91,42	93,60	96,07	95,24	97,72	98,61	95,44	5,04
3	Brasil	91,21	92,64	94,86	95,81	97,02	99,34	95,15	5,35
4	Tailândia	89,81	91,07	91,78	93,87	97,43	94,84	93,14	7,65
5	Colômbia	91,86	92,43	93,33	92,28	91,95	88,59	91,74	4,02

Bottom-5	Países	Janelas (%)						Média (%)	Desvio Padrão (%)
		J_1	J_2	J_3	J_4	J_5	J_6		
23	Irã	29,64	34,47	37,60	39,04	39,71	37,85	36,39	6,64
24	Argélia	21,40	21,33	22,15	22,55	22,63	21,85	21,98	2,66
25	Turcomenistão	19,14	18,49	16,94	17,21	18,31	18,55	18,11	4,30
26	Mongólia	14,07	12,91	12,61	11,94	11,22	11,12	12,31	1,69
27	Líbia	6,21	7,31	9,64	9,93	11,41	12,22	9,45	5,08

Fonte: Elaborado pelo autor (2026).

A rede de *benchmarking* para países de renda média-alta apresenta uma estrutura relativamente concentrada. Observa-se que o México (MEX) ocupa a posição central da rede, apresentando elevado número de conexões. Esse padrão indica que diversos países utilizam seu desempenho relativo como referência na busca por maior equilíbrio entre aumentar a complexidade econômica e reduzir os impactos ambientais simultaneamente. Além disso, a diversidade de conexões observadas, envolvendo países da América Latina, Ásia, África e Oriente Médio, indica potencial para iniciativas de cooperação internacional voltadas a diferentes países.

Figura 8 – Rede de *benchmarking* países renda-média alta

Fonte: Elaborado pelo autor (2026).

A Indonésia também aparece como um nó intermediário relevante que recebe fluxos de referência de diversos países. As conexões observadas envolvem Equador (ECU), Geórgia (GEO), Venezuela (VEN), Argélia (DZA), Guatemala (GTM), República Dominicana (DOM), El Salvador (SLV), Tailândia (THA) e Colômbia (COL). Esse conjunto evidencia que o país funciona como referência para economias localizadas em diferentes regiões do mundo, como a América Latina, o Norte da África e partes da Ásia.

No contexto latino-americano, a presença de conexões envolvendo Brasil (BRA), Argentina (ARG) e Paraguai (PRY) indica a existência de um grupo regional dentro da rede. Nesse contexto, o Brasil aparece como um nó intermediário, conectado tanto ao México quanto a outros países da região, sugerindo potencial para atuar como articulador de iniciativas de cooperação regional.

Por outro lado, Turcomenistão (TKM), Mongólia (MNG) e Líbia (LBY) apresentaram os menores níveis em todas as análises. A rede de benchmarking indica que esses países utilizam o México como principal referência. Assim, os resultados sugerem potencial para o estabelecimento de parcerias estratégicas com esse país.

4.4.3 Faixa de renda alta

A Tabela 15 apresenta o Top-5 países de renda alta: Finlândia, Japão, Suécia, Suíça e Romênia. Considerando esse grupo, observa-se que esses países mantêm os melhores desempenhos independentemente da segmentação adotada na amostra. Exceto pela Romênia, que apresentou desvio padrão mais elevado, os demais países mantiveram níveis de desempenho estáveis ao longo de todas as janelas.

Tabela 15 – Desempenho dos países com renda alta

Top-5	Países	Janelas (%)						Média (%)	Desvio Padrão (%)
		J_1	J_2	J_3	J_4	J_5	J_6		
1	Finlândia	96,07	97,63	98,52	97,77	95,73	93,62	96,56	3,72
2	Japão	97,25	97,79	97,61	97,64	94,78	92,08	96,19	3,99
3	Suécia	94,64	97,01	98,54	97,47	95,60	91,72	95,83	4,72
4	Suíça	85,57	91,73	93,51	95,77	92,85	90,99	91,74	6,35
5	Romênia	85,57	91,73	93,51	95,77	92,85	90,99	91,74	11,22

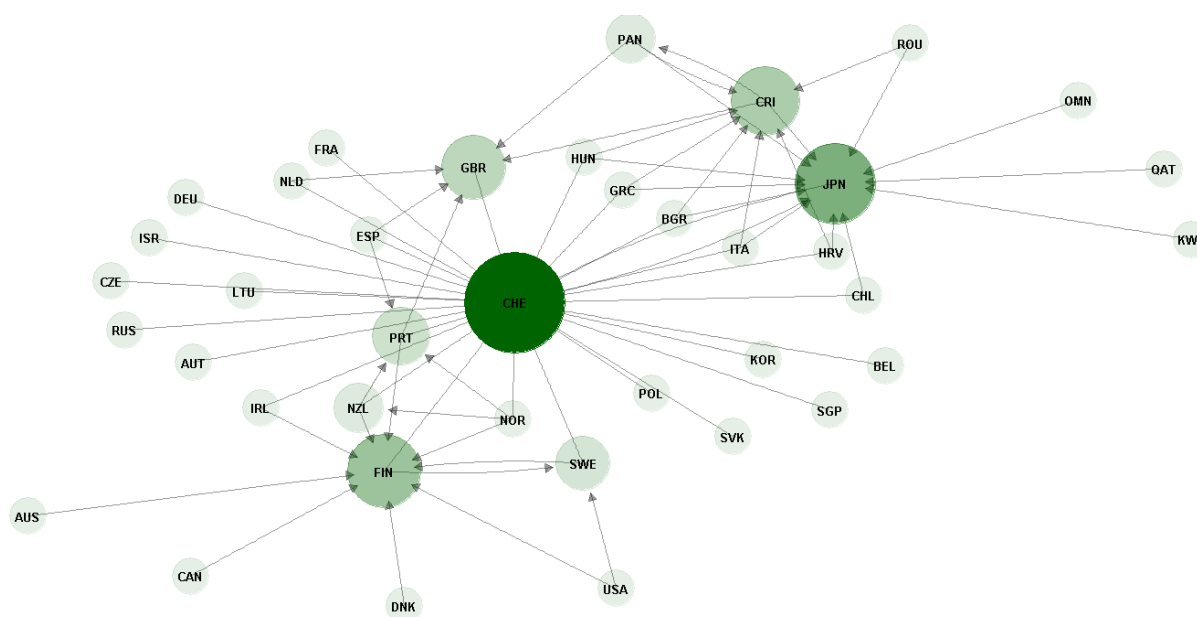
Bottom-5	Países	Janelas (%)						Média (%)	Desvio Padrão (%)
		J_1	J_2	J_3	J_4	J_5	J_6		
35	Austrália	37,03	36,77	36,70	36,47	33,90	32,39	35,54	2,44
36	Chile	33,37	32,95	33,18	33,13	31,72	29,27	32,27	2,36
37	Kuwait	19,92	19,42	19,07	18,60	17,96	16,72	18,61	1,98
38	Omã	17,47	17,52	18,26	19,25	19,80	19,07	18,56	1,91
39	Catar	8,10	8,43	8,82	9,08	8,99	8,92	8,72	0,78

Fonte: Elaborado pelo autor (2026).

Já os países com os menores níveis de desempenho nessa faixa de renda são: Austrália, Chile, Kuwait, Omã e Catar. Como observado anteriormente, essas posições refletem padrões consistentes de baixo desempenho identificados em análises anteriores.

Por fim, apresenta-se a rede de *benchmarking* entre os países pertencentes à faixa de renda alta. Conforme ilustrado na Figura 9, observa-se que Suíça (CHE), Japão (JPN) e Finlândia (FIN) se destacam como os principais *benchmarks*, seguidos do Reino Unido (GBR), Costa Rica (CRI) e Portugal (PRT).

Figura 9 – Rede de *benchmarking* países renda alta



Fonte: Elaborado pelo autor (2026).

É interessante notar que o tamanho do nó associado à Suíça indica elevada frequência como país de referência no processo de projeção dos países ineficientes, sugerindo que sua combinação de alto nível de complexidade econômica e menores impactos ambientais relativos constitui um padrão de desempenho para diversas economias de alta renda. Essa centralidade evidencia o papel da Suíça como principal benchmark dentro do grupo analisado, funcionando como referência recorrente para o ajuste das trajetórias de desempenho dos demais países.

Considerando o recorte geográfico, observa-se que determinadas parcerias podem ser particularmente estratégicas. No contexto europeu, por exemplo, economias como Alemanha e França poderiam intensificar iniciativas de cooperação com países de referência como Suíça e Finlândia. Na Ásia, o Japão se destaca como um potencial polo. Já nas Américas, a Costa Rica surge como um exemplo de boas práticas, podendo estabelecer parcerias com países como Canadá e Austrália que apresentaram resultados relativamente baixos. Nesse sentido, a estrutura de conexões revela não apenas relações de desempenho relativo, mas também oportunidades para a construção de cooperação internacional.

5 RECOMENDAÇÕES POLÍTICAS

Os resultados obtidos a partir do Indicador de Desempenho Ambiental e Complexidade Econômica (IDA-CE) apresentam implicações relevantes para a formulação de políticas públicas e estratégias de cooperação internacional. A evidência de que países desenvolvidos tendem a apresentar melhor desempenho quando comparados às economias em desenvolvimento sugere a importância do fortalecimento de parcerias voltadas à transferência de tecnologia e ao estímulo à inovação. Considerando que países em desenvolvimento frequentemente apresentam maior intensidade de poluição, em grande parte associada à presença de atividades extrativistas e estruturas produtivas menos sofisticadas, a cooperação com economias mais avançadas pode contribuir para ampliar o acesso a tecnologias mais limpas e processos produtivos ambientalmente mais eficientes.

Esse tipo de colaboração pode favorecer tanto a difusão tecnológica quanto o desenvolvimento conjunto de soluções voltadas à redução das pressões ambientais. Nesse sentido, a identificação de países com melhor desempenho pode servir como referência para a formulação de estratégias globais de cooperação. A partir dessas referências, torna-se possível fomentar iniciativas multilaterais de pesquisa e desenvolvimento, bem como programas de inovação que promovam a difusão de boas práticas produtivas e ambientais entre economias com diferentes níveis de desenvolvimento.

Entre as possíveis diretrizes estão o fortalecimento de políticas de diversificação produtiva, o estímulo à incorporação de tecnologias menos poluentes, o avanço em marcos regulatórios ambientais e a promoção de setores com maior valor agregado e menor intensidade ambiental. No caso específico de economias como Brasil e México, o resultado sugere que já existem capacidades instaladas que podem ser ampliadas por meio de políticas direcionadas à inovação e à sustentabilidade.

Por fim, os resultados reforçam a importância de estratégias diferenciadas de política pública. Para países no bottom-5, as prioridades tendem a envolver o fortalecimento institucional, a melhoria da regulação ambiental e a redução da dependência de atividades intensivas em recursos naturais. Já para aqueles próximos ao topo, o foco recai sobre a consolidação de trajetórias sustentáveis por meio de inovação contínua e liderança em tecnologias verdes. Em ambos os casos, a cooperação internacional permanece um elemento central, especialmente no que se refere à transferência de tecnologia, financiamento climático e desenvolvimento conjunto de soluções sustentáveis.

6 CONSIDERAÇÕES FINAIS

A partir da aplicação da metodologia da Análise Envoltória de Dados (DEA), sob a especificação do modelo *Slack-Based Model* (SBM), foi possível identificar padrões de desempenho entre os países pertencentes a diferentes faixas de renda e estágios de desenvolvimento. Os resultados encontrados são particularmente relevantes, pois permite identificar quais economias conseguem conciliar de forma mais eficiente a redução dos impactos ambientais com o aumento dos níveis de complexidade econômica. Assim, a análise contribui para ampliar a compreensão comparativa do desempenho ambiental e econômico entre países, oferecendo subsídios relevantes para a formulação de políticas públicas no contexto internacional.

Inicialmente, observa-se que economias com maior nível de desenvolvimento apresentam, em média, menores níveis de poluição atmosférica local, medida pela concentração de material particulado fino (PM2.5), ao mesmo tempo em que registram níveis mais elevados de complexidade econômica e de pegada ecológica. Em contrapartida, economias com menores níveis de desenvolvimento apresentam maiores níveis de PM2.5, e registram menores níveis de complexidade econômica e de pegada ecológica.

Nesse sentido, os resultados obtidos ao longo deste estudo permitem identificar três padrões principais. Em primeiro lugar, observa-se a existência de diferenças estatisticamente significativas no desempenho entre países desenvolvidos e em desenvolvimento, evidenciando que níveis mais elevados de desenvolvimento estão associados a maior capacidade de conciliar redução de pressões ambientais com aumento da complexidade econômica. Em segundo lugar, a análise por faixas de renda confirma a existência de diferenças significativas entre os grupos analisados. Os resultados indicam que economias de renda mais alta apresentam, em média, maior desempenho relativo, enquanto países classificados nas faixas inferiores exibem maior heterogeneidade nos níveis de desempenho observados. Por fim, a análise das redes de *benchmarking* revela que determinados países assumem papel central como referências no processo de difusão de boas práticas produtivas e ambientais. Esses resultados sugerem que o processo de transição para padrões de desenvolvimento mais sustentáveis não ocorre de forma homogênea entre as economias (Acemoglu; Johnson; Robinson, 2001; Stojkoski; Koch; Hidalgo, 2023).

Nesse sentido, países que apresentam níveis mais elevados de desempenho relativo podem desempenhar papel estratégico no apoio a economias que ainda enfrentam maiores desafios, contribuindo para a difusão de conhecimento, tecnologias e práticas produtivas mais sustentáveis. Esse processo pode favorecer a transição dessas economias para trajetórias de desenvolvimento que combinem maior sofisticação produtiva com menor intensidade de impactos ambientais (UNEP, 2023).

Além disso, os resultados desta pesquisa estabelecem relação direta com a agenda internacional dos Objetivos de Desenvolvimento Sustentável (ODS). As evidências identificadas nas redes de *benchmarking*, ao indicarem possibilidades de cooperação entre países, estão alinhadas ao ODS 17 (Parcerias e Meios de Implementação), que enfatiza o fortalecimento da cooperação in-

ternacional como um mecanismo fundamental para a promoção do desenvolvimento sustentável (UN, 2015). Além disso, os resultados também se relacionam com o ODS 9 (Indústria, Inovação e Infraestrutura) e o ODS 12 (Consumo e Produção Responsáveis), ao indicarem que economias mais complexas podem apresentar maior eficiência produtiva e menor intensidade de pressões ambientais. Adicionalmente, a redução da poluição atmosférica (PM2.5) estabelece conexão com o ODS 3 (Saúde e Bem-Estar) e com o ODS 11 (Cidades e Comunidades Sustentáveis), que incluem metas voltadas à melhoria da qualidade do ar e à redução dos danos ambientais urbanos. Por fim, a diminuição da pegada ecológica se relaciona com o ODS 13 (Ação Contra a Mudança Global do Clima), ao refletir esforços voltados à mitigação dos impactos ambientais associados às atividades econômicas (UN, 2015).

Economias como Finlândia, Suécia, Suíça e Japão emergem como polos centrais na rede entre países desenvolvidos, sugerindo elevado potencial para liderar iniciativas de cooperação internacional voltadas à difusão de tecnologias limpas, políticas de inovação verde e estratégias de aumento da complexidade econômica com menor intensidade de pressão ambiental. Paralelamente, os resultados indicam que a cooperação entre países em desenvolvimento pode desempenhar papel relevante na disseminação de soluções adaptadas a contextos semelhantes. A presença de polos regionais de referência, como México e Brasil na América Latina e Angola no contexto africano, sugere que países com menor desempenho podem se beneficiar de mecanismos de cooperação com esses *benchmarks*. A proximidade geográfica, os vínculos comerciais e as similaridades estruturais entre essas economias podem facilitar a adaptação de políticas e tecnologias, tornando o processo de aprendizado mais efetivo.

Adicionalmente, a incorporação da estrutura produtiva dos países em modelos de Análise Envoltória de Dados (DEA) com variáveis ambientais representa uma contribuição metodológica para a literatura, uma vez que permite avaliar possibilidades de avanço ambiental sem desconsiderar o desempenho econômico. Tal abordagem é particularmente relevante, pois os países necessitam manter suas atividades produtivas ao mesmo tempo em que buscam reduzir as pressões ambientais associadas ao processo de desenvolvimento. Nesse contexto, o estudo contribui ao propor uma forma alternativa de representar o desempenho econômico ao utilizar o Índice de Complexidade Econômica (ECI). Entretanto, a análise não está isenta de limitações. Embora o ECI capture aspectos importantes da sofisticação produtiva, trata-se de uma medida baseada principalmente em informações de comércio internacional. Dessa forma, pode não refletir integralmente atividades econômicas não transacionáveis, como determinados serviços e produções voltadas predominantemente ao mercado doméstico. Além disso, pesquisas futuras podem avançar ao incorporar outras estratégias de análise temporal, como o índice de Malmquist, bem como ao ampliar o conjunto de variáveis relacionadas aos impactos ambientais, permitindo uma avaliação mais abrangente das relações entre estrutura produtiva, desempenho econômico e pressões ambientais.

REFERÊNCIAS

- ABDI, H. The eigen-decomposition: Eigenvalues and eigenvectors. **Encyclopedia of measurement and statistics**, Sage Thousand Oaks, CA, v. 304, 2007.
- ACEMOGLU, D.; JOHNSON, S.; ROBINSON, J. A. The colonial origins of comparative development: An empirical investigation. **American economic review**, American Economic Association, v. 91, n. 5, p. 1369–1401, 2001.
- ADLER, N.; YAZHEMSKY, E. Improving discrimination in data envelopment analysis: PCA–DEA or variable reduction. **European journal of operational research**, Elsevier, v. 202, n. 1, p. 273–284, 2010.
- AERNI, P. Decentralized economic complexity in switzerland and its contribution to inclusive and sustainable change. **Sustainability**, MDPI, v. 13, n. 8, p. 4181, 2021.
- AKPANKE, T. A. et al. Ecological footprint in the OECD countries: do energy efficiency and renewable energy matter? **Environmental Science and Pollution Research**, Springer, v. 31, n. 10, p. 15289–15301, 2024.
- ALAM, M. M. et al. Relationships among carbon emissions, economic growth, energy consumption and population growth: Testing environmental kuznets curve hypothesis for brazil, china, india and indonesia. **Ecological Indicators**, Elsevier, v. 70, p. 466–479, 2016.
- ALKHARS, M. A.; ALNASSER, A. H.; ALFARAJ, T. A survey of dea window analysis applications. **Processes**, MDPI, v. 10, n. 9, p. 1836, 2022.
- BANKER, R. D.; CHARNES, A.; COOPER, W. W. Some models for estimating technical and scale inefficiencies in data envelopment analysis. **Management science**, INFORMS, v. 30, n. 9, p. 1078–1092, 1984.
- BARTLETT, M. S. The effect of standardization on a χ^2 approximation in factor analysis. **Biometrika**, JSTOR, v. 38, n. 3/4, p. 337–344, 1951.
- BELL, M.; PAVITT, K. Technological accumulation and industrial growth: contrasts between developed and developing countries. **Industrial and corporate change**, Oxford university press, v. 2, n. 2, p. 157–210, 1993.
- BELLO, G. B. et al. Renewable energy index: The country-group performance using data envelopment analysis. **Energies**, MDPI, v. 18, n. 14, p. 3803, 2025.
- BELUCIO, M.; GUARINI, G. Analyzing the influence of philanthropy on eco-efficiency in 108 countries. **Sustainability**, MDPI, v. 15, n. 2, p. 1085, 2023.
- BERGH, J. C. M. van den; GRAZI, F. Ecological footprint policy? land use as an environmental indicator: Land use as an environmental indicator. **Journal of Industrial Ecology**, Springer, v. 18, n. 1, p. 10–19, 2014.
- BOGETOFT, P.; OTTO, L. **Benchmarking with dea, sfa, and r**. [S.l.]: Springer Science & Business Media, 2010. v. 157.

BOLETI, E. et al. Economic complexity and environmental performance: evidence from a world sample. **Environmental modeling & assessment**, Springer, v. 26, n. 3, p. 251–270, 2021.

CALZADA, B.; SPINOLA, D. Complexity and productive structure in latin america: A network analysis of trade patterns. Centre for Applied Finance and Economics (CAFE), Birmingham City Business . . . , 2022.

CÁMARA-ACEITUNO, J. et al. Application of the data envelopment analysis technique to measure the environmental efficiency of the 27 countries of the european union during the period 2012–2020. **Clean Technologies and Environmental Policy**, Springer, v. 26, n. 5, p. 1477–1505, 2024.

CAMARERO, M. et al. Eco-efficiency and convergence in OECD countries. **Environmental and Resource Economics**, Springer, v. 55, n. 1, p. 87–106, 2013.

CAMIOTO, F. de C.; MARIANO, E. B.; REBELATTO, D. A. do N. Efficiency in brazil's industrial sectors in terms of energy and sustainable development. **Environmental Science & Policy**, Elsevier, v. 37, p. 50–60, 2014.

CAN, M.; GOZGOR, G. The impact of economic complexity on carbon emissions: evidence from France. **Environmental Science and Pollution Research**, Springer, v. 24, p. 16364–16370, 2017.

CHARNES, A. et al. A developmental study of data envelopment analysis in measuring the efficiency of maintenance units in the US air forces. **Annals of operations Research**, Baltzer Science Publishers, Baarn/Kluwer Academic Publishers Dordrecht, v. 2, n. 1, p. 95–112, 1984.

CHARNES, A.; COOPER, W. W.; RHODES, E. Measuring the efficiency of decision-making units. **European journal of operational research**, Elsevier BV, v. 3, n. 4, p. 339, 1979.

ČIKOVIĆ, K. F.; MANDIĆ, A.; DMITROVIĆ, V. Global research trends in data envelopment analysis for evaluating sustainability of complex socioeconomic systems: A systematic bibliometric perspective. **Systems**, MDPI, v. 13, n. 10, p. 903, 2025.

COOK, W. D.; ZHU, J. Data envelopment analysis: A handbook of modeling internal structure and network. Springer, 2014.

COOPER, W. W. Data envelopment analysis. In: **Encyclopedia of operations research and management science**. [S.l.]: Springer, 2001. p. 183–191.

COOPER, W. W.; SEIFORD, L. M.; TONE, K. **Introduction to data envelopment analysis and its uses: with DEA-solver software and references**. [S.l.]: Springer, 2006.

COOPER, W. W.; SEIFORD, L. M.; TONE, K. The basic CCR model. **Data envelopment analysis: a comprehensive text with models, applications, references and DEA-solver software**, Springer, p. 21–39, 2007.

DĚDEČEK, R.; DUDZICH, V. Exploring the limitations of GDP per capita as an indicator of economic development: A cross-country perspective. **Review of Economic Perspectives**, Mendel University in Brno, v. 22, n. 3, p. 193–217, 2022.

DENIS, U. B. et al. Economic complexity and health outcomes in africa: Empirical insights from panel data analysis. **Journal of the Knowledge Economy**, Springer, p. 1–26, 2025.

DESTEK, M. A.; ULUCAK, R.; DOGAN, E. Analyzing the environmental kuznets curve for the eu countries: the role of ecological footprint. **Environmental science and pollution research**, Springer, v. 25, n. 29, p. 29387–29396, 2018.

DOĞAN, B.; SABOORI, B.; CAN, M. Does economic complexity matter for environmental degradation? An empirical analysis for different stages of development. **Environmental Science and Pollution Research**, Springer, v. 26, n. 31, p. 31900–31912, 2019.

EKINS, P.; ZENGHELIS, D. The costs and benefits of environmental sustainability. **Sustainability Science**, Springer, v. 16, n. 3, p. 949–965, 2021.

FENG, S. et al. The health effects of ambient PM2.5 and potential mechanisms. **Ecotoxicology and environmental safety**, Elsevier, v. 128, p. 67–74, 2016.

FERRAZ, D.; MARIANO, E. B.; HARTMANN, D. Transforming gross domestic product into human development: Concept and determinants of social efficiency. **Social Indicators Research**, Springer, p. 1–32, 2025.

FERRAZ, D. et al. Economic complexity and human development: DEA performance measurement in asia and latin america. **Gestão & Produção**, SciELO Brasil, v. 25, n. 4, p. 839–853, 2018.

FLOKOU, A.; ALETRAS, V.; NIAKAS, D. A window-DEA based efficiency evaluation of the public hospital sector in Greece during the 5-year economic crisis. **PloS one**, Public Library of Science San Francisco, CA USA, v. 12, n. 5, p. e0177946, 2017.

FRACCASCIA, L.; GIANNOCARO, I.; ALBINO, V. Green product development: What does the country product space imply? **Journal of cleaner production**, Elsevier, v. 170, p. 1076–1088, 2018.

FRENKEN, K.; OORT, F. V.; VERBURG, T. Related variety, unrelated variety and regional economic growth. **Regional studies**, Taylor & Francis, v. 41, n. 5, p. 685–697, 2007.

FUJII, H.; MANAGI, S. Economic development and multiple air pollutant emissions from the industrial sector. **Environmental Science and Pollution Research**, Springer, v. 23, n. 3, p. 2802–2812, 2016.

Global Footprint Network. **Open Data Platform**. 2025. Acesso: 29 out. 2024. Disponível em: <https://data.footprintnetwork.org>.

HAIR, J. F. et al. **Análise multivariada de dados**. [S.l.]: Bookman editora, 2009.

HAIR, J. F. et al. **Multivariate data analysis**. Cengage, 2019.

HAO, Y. et al. How harmful is air pollution to economic development? new evidence from PM2.5 concentrations of chinese cities. **Journal of Cleaner Production**, Elsevier, v. 172, p. 743–757, 2018.

HARTMANN, D. et al. Comparing cars with apples? Identifying the appropriate benchmark countries for relative ecological pollution rankings and international learning. **Frontiers in Environmental Science**, Frontiers Media SA, v. 9, p. 779378, 2021.

HARTMANN, D. et al. Linking economic complexity, institutions, and income inequality. **World development**, Elsevier, v. 93, p. 75–93, 2017.

HASHMI, R.; ALAM, K. Dynamic relationship among environmental regulation, innovation, CO2 emissions, population, and economic growth in OECD countries: A panel investigation. **Journal of cleaner production**, Elsevier, v. 231, p. 1100–1109, 2019.

HAUSMANN, R.; HIDALGO, C. A. The network structure of economic output. **Journal of economic growth**, Springer, v. 16, n. 4, p. 309–342, 2011.

HAUSMANN, R. et al. **The atlas of economic complexity: Mapping paths to prosperity**. [S.l.]: Mit Press, 2014.

HAUSMANN, R.; HWANG, J.; RODRIK, D. What you export matters. **Journal of economic growth**, Springer, v. 12, n. 1, p. 1–25, 2007.

HERFINDAHL, O. C. **Concentration in the steel industry**. [S.l.]: Columbia university, 1997.

HIDALGO, C. A. Economic complexity theory and applications. **Nature Reviews Physics**, Nature Publishing Group UK London, v. 3, n. 2, p. 92–113, 2021.

HIDALGO, C. A.; HAUSMANN, R. The building blocks of economic complexity. **Proceedings of the national academy of sciences**, National Acad Sciences, v. 106, n. 26, p. 10570–10575, 2009.

HIDALGO, C. A. et al. The product space conditions the development of nations. **Science**, American Association for the Advancement of Science, v. 317, n. 5837, p. 482–487, 2007.

HIRSCHMAN, A. O. **The strategy of economic development**. New Haven, Conn.: Yale University, 1958.

HIRSCHMAN, A. O. **National power and the structure of foreign trade**. [S.l.]: Univ of California Press, 1980. v. 105.

HUI-MIN, L. et al. Understanding systemic risk induced by climate change. **Advances in Climate Change Research**, Elsevier, v. 12, n. 3, p. 384–394, 2021.

IMBS, J.; WACZIARG, R. Stages of diversification. **American economic review**, American Economic Association, v. 93, n. 1, p. 63–86, 2003.

KAISER, H. F. An index of factorial simplicity. **psychometrika**, Springer, v. 39, n. 1, p. 31–36, 1974.

KAISER, H. F.; RICE, J. Little jiffy, mark iv. **Educational and psychological measurement**, Sage Publications Sage CA: Thousand Oaks, CA, v. 34, n. 1, p. 111–117, 1974.

KILPELÄINEN, S. Developing nordic cooperation in renewable electricity policy: Exploring views from finland and sweden. **Politics and Governance**, v. 8, n. 4, p. 44–52, 2020.

KRUSKAL, W. H.; WALLIS, W. A. Use of ranks in one-criterion variance analysis. **Journal of the American statistical Association**, Taylor & Francis, v. 47, n. 260, p. 583–621, 1952.

LEAL, P. A.; MARQUES, A. C.; FUINHAS, J. A. Decoupling economic growth from ghg emissions: Decomposition analysis by sectoral factors for australia. **Economic Analysis and Policy**, Elsevier, v. 62, p. 12–26, 2019.

- LEFFEL, B. et al. Metropolitan air pollution abatement and industrial growth: Global urban panel analysis of PM10, PM2.5, NO2 and SO2. **Environmental Sociology**, Taylor & Francis, v. 8, n. 1, p. 94–107, 2022.
- LI, G. et al. The effect of economic growth, urbanization, and industrialization on fine particulate matter (PM2.5) concentrations in china. **Environmental science & technology**, ACS Publications, v. 50, n. 21, p. 11452–11459, 2016.
- LI, Q. et al. Economic growth and pollutant emissions in china: A spatial econometric analysis. **Stochastic environmental research and risk assessment**, Springer, v. 28, n. 2, p. 429–442, 2014.
- LI, R.; WANG, X.; WANG, Q. Does renewable energy reduce ecological footprint at the expense of economic growth? an empirical analysis of 120 countries. **Journal of cleaner production**, Elsevier, v. 346, p. 131207, 2022.
- LIN, D. et al. Ecological footprint accounting for countries: updates and results of the national footprint accounts, 2012–2018. **Resources**, MDPI, v. 7, n. 3, p. 58, 2018.
- LORENZO-SEVA, U.; FERRANDO, P. J. Msa: The forgotten index for identifying inappropriate items before computing exploratory item factor analysis. **Methodology**, v. 17, n. 4, p. 296–306, 2021.
- LUNDVALL, B.-A. National innovation systems: Towards a theory of innovation and interactive learning (london: Pinter). **Lundvall, B.-Å. and Borrás, S.(1997) The globalisation learning economy: implication for innovation policy**, TSER programme, DG XII, Commission of the European Union. **MacKenzie, S. and Podsakoff, P.(2012) Common method bias in marketing: Causes, mechanisms, and procedural remedies**, **Journal of Retailing**, v. 88, n. 4, p. 542–555, 1992.
- MA, D.; LI, G.; HE, F. Exploring PM2.5 environmental efficiency and its influencing factors in China. **International journal of environmental research and public health**, MDPI, v. 18, n. 22, p. 12218, 2021.
- MACIEJEWSKA, K. **Short-term impact of PM2. 5, PM10, and PMc on mortality and morbidity in the agglomeration of Warsaw, Poland**, **Air Qual. Atmos. Hlth.**, 13, 659–672. 2020.
- MACIEL, H. M.; KHAN, A. S. O índice de ecoeficiência em âmbito internacional: uma análise comparativa do desempenho de 51 países entre os anos de 1991 e 2012. **Sustentabilidade em Debate**, 2017.
- MAHIYUDDIN, W. R. W. et al. Cardiovascular and respiratory health effects of fine particulate matters (pm2. 5): a review on time series studies. **Atmosphere**, MDPI, v. 14, n. 5, p. 856, 2023.
- MALERBA, F. Sectoral systems of innovation and production. **Research policy**, Elsevier, v. 31, n. 2, p. 247–264, 2002.
- MAMGHADERI, M.; MAMKHEZRI, J.; KHEZRI, M. Assessing the environmental efficiency of OECD countries through the lens of ecological footprint indices. **Journal of environmental Management**, Elsevier, v. 338, p. 117796, 2023.

MANN, H. B.; WHITNEY, D. R. On a test of whether one of two random variables is stochastically larger than the other. **The annals of mathematical statistics**, JSTOR, p. 50–60, 1947.

MARDANI, A. et al. Data envelopment analysis in energy and environmental economics: An overview of the state-of-the-art and recent development trends. **Energies**, MDPI, v. 11, n. 8, p. 2002, 2018.

MARIANO, E. B. **Sistematização e comparação de técnicas, modelos e perspectivas não-paramétricas de análise de eficiência produtiva**. 2008. Tese (Doutorado) — Universidade de São Paulo, 2008.

MARIANO, E. B.; REBELATTO, D. A. d. N. Transformation of wealth produced into quality of life: analysis of the social efficiency of nation-states with the DEA's triple index approach. **Journal of the Operational Research Society**, Taylor & Francis, v. 65, n. 11, p. 1664–1681, 2014.

MARIANO, E. B.; SOBREIRO, V. A.; REBELATTO, D. A. do N. Human development and data envelopment analysis: A structured literature review. **Omega**, Elsevier, v. 54, p. 33–49, 2015.

MATSUMOTO, K.; MAKRIDOU, G.; DOUMPOS, M. Evaluating environmental performance using data envelopment analysis: The case of european countries. **Journal of cleaner production**, Elsevier, v. 272, p. 122637, 2020.

MAZZUCATO, M. **O estado empreendedor: desmascarando o mito do setor público vs. setor privado**. [S.l.]: Portfolio-Penguin, 2014.

MEALY, P.; TEYTELBOYM, A. Economic complexity and the green economy. **Research Policy**, Elsevier, v. 51, n. 8, p. 103948, 2022.

MOUTINHO, V. et al. Assessing eco-efficiency through the DEA analysis and decoupling index in the Latin America countries. **Journal of Cleaner Production**, Elsevier, v. 205, p. 512–524, 2018.

NEAGU, O. Economic complexity and ecological footprint: evidence from the most complex economies in the world. **Sustainability**, MDPI, v. 12, n. 21, p. 9031, 2020.

NEAGU, O.; TEODORU, M. C. The relationship between economic complexity, energy consumption structure and greenhouse gas emission: Heterogeneous panel evidence from the EU countries. **Sustainability**, MDPI, v. 11, n. 2, p. 497, 2019.

OJONTA, O. I.; OGBUABOR, J. E. Economic complexity in africa: The role of trade and governance institutions. **Economy**, Asian Online Journal Publishing Group, v. 12, n. 2, p. 165–174, 2025.

ORELLANO, P. et al. Short-term exposure to particulate matter (PM10 and PM2.5), nitrogen dioxide (NO2), and ozone (O3) and all-cause and cause-specific mortality: Systematic review and meta-analysis. **Environment international**, Elsevier, v. 142, p. 105876, 2020.

OUYANG, X. et al. Environmental regulation, economic growth and air pollution: Panel threshold analysis for OECD countries. **Science of the total environment**, Elsevier, v. 657, p. 234–241, 2019.

- ÖZOKCU, S.; ÖZDEMİR, Ö. Economic growth, energy, and environmental kuznets curve. **Renewable and sustainable energy reviews**, Elsevier, v. 72, p. 639–647, 2017.
- PANDEY, N.; CONINCK, H. D.; SAGAR, A. D. Beyond technology transfer: Innovation cooperation to advance sustainable development in developing countries. **Wiley Interdisciplinary Reviews: Energy and Environment**, Wiley Online Library, v. 11, n. 2, p. e422, 2022.
- PEI, M. et al. Toward a fossil free future with hybrit: Development of iron and steelmaking technology in sweden and finland. **Metals**, MDPI, v. 10, n. 7, p. 972, 2020.
- PÉRICO, A. E.; SANTANA, N. B.; REBELATTO, D. A. d. N. Eficiência dos aeroportos internacionais brasileiros: uma análise envoltória de dados com bootstrap. **Gestão & Produção**, SciELO Brasil, v. 24, p. 370–381, 2017.
- PEYKANI, P. et al. Window data envelopment analysis approach: A review and bibliometric analysis. **Expert systems**, Wiley Online Library, v. 38, n. 7, p. e12721, 2021.
- RAFIQUE, M. Z. et al. Does economic complexity matter for environmental sustainability? Using ecological footprint as an indicator. **Environment, Development and Sustainability**, Springer, v. 24, n. 4, p. 4623–4640, 2022.
- RAZALI, N. M.; WAH, Y. B. et al. Power comparisons of shapiro-wilk, kolmogorov-smirnov, lilliefors and anderson-darling tests. **Journal of statistical modeling and analytics**, v. 2, n. 1, p. 21–33, 2011.
- RODRIGUEZ, E. et al. Tensions in the energy transition: Swedish and finnish company perspectives on bioenergy with carbon capture and storage. **Journal of cleaner production**, Elsevier, v. 280, p. 124527, 2021.
- ROMERO, J. P.; GRAMKOW, C. Economic complexity and greenhouse gas emissions. **World Development**, Elsevier, v. 139, p. 105317, 2021.
- ROSENSTEIN-RODAN, P. N. Problems of industrialisation of eastern and south-eastern europe. **The economic journal**, Oxford University Press Oxford, UK, v. 53, n. 210-211, p. 202–211, 1943.
- SAVIOTTI, P. P.; FRENKEN, K. Export variety and the economic performance of countries. **Journal of Evolutionary Economics**, Springer, v. 18, n. 2, p. 201–218, 2008.
- SAVIOTTI, P.-P.; PYKA, A.; JUN, B. Diversification, structural change, and economic development. **Journal of Evolutionary Economics**, Springer, v. 30, n. 5, p. 1301–1335, 2020.
- SCHUMPETER, J. A. Capitalismo, socialismo e democracia (tradução ruy jungmann). **Rio de Janeiro, RJ: Editora Fundo de Cultura**, 1961.
- SHAHZAD, U. et al. Investigating the nexus between economic complexity, energy consumption and ecological footprint for the United States: New insights from quantile methods. **Journal of Cleaner Production**, Elsevier, v. 279, p. 123806, 2021.
- SHAHZAD, U. et al. Export product diversification and CO₂ emissions: Contextual evidences from developing and developed economies. **Journal of Cleaner Production**, v. 276, p. 124146, 2020. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2020.124146>.

SHITTU, W. et al. An investigation of the nexus between natural resources, environmental performance, energy security and environmental degradation: evidence from asia. **Resources Policy**, Elsevier, v. 73, p. 102227, 2021.

SINGER, H. W. The distribution of gains between investing and borrowing countries. In: **The strategy of international development: Essays in the economics of backwardness**. [S.l.]: Springer, 1975. p. 43–57.

SMITH, G.; SOCHOR, J.; SARASINI, S. Mobility as a service: Comparing developments in sweden and finland. **Research in Transportation Business & Management**, Elsevier, v. 27, p. 36–45, 2018.

STOJKOSKI, V.; KOCH, P.; HIDALGO, C. A. Multidimensional economic complexity and inclusive green growth. **Communications earth & environment**, Nature Publishing Group UK London, v. 4, n. 1, p. 130, 2023.

TEECE, D. J. et al. Understanding corporate coherence: Theory and evidence. **Journal of economic behavior & organization**, Elsevier, v. 23, n. 1, p. 1–30, 1994.

The Observatory of Economic Complexit. **International Datasets**. 2025. Acesso: 02 nov. 2024. Disponível em: <https://oec.world/en/resources/bulk-download/international?category=ECI&topic=Complexity>.

TONE, K. A slacks-based measure of efficiency in data envelopment analysis. **European journal of operational research**, Elsevier, v. 130, n. 3, p. 498–509, 2001.

UN, U. N. Transforming our world: the 2030 agenda for sustainable development. 2015. Disponível em: <https://sdgs.un.org/goals>.

UNDP, U. N. D. P. **Human Development Data Center: Documentation and Downloads**. 2026. Acesso em: 16 de março de 2025. Disponível em: <https://hdr.undp.org/data-center/documentation-and-downloads>.

UNEP, U. N. E. P. **Innovative Solutions for the Environmental Dimension of the 2030 Agenda for Sustainable Development**. 2023. Accessed: 17 de março de 2025. Disponível em: <https://www.unep.org/resources/policy-and-strategy/innovative-solutions-environmental-dimension-2030-agenda-sustainable>.

USMAN, M.; BALSALOBRE-LORENTE, D. Environmental concern in the era of industrialization: can financial development, renewable energy and natural resources alleviate some load? **Energy Policy**, Elsevier, v. 162, p. 112780, 2022.

VALVERDE-CARBONELL, J. Rethinking the literature on economic complexity indexes. **Economic Analysis and Policy**, Elsevier, v. 87, p. 123–145, 2025.

VU, T. V. Economic complexity and health outcomes: A global perspective. **Social Science & Medicine**, Elsevier, v. 265, p. 113480, 2020.

WANG, C.-N.; NGUYEN, H.-P.; CHANG, C.-W. Environmental efficiency evaluation in the top asian economies: An application of dea. **Mathematics**, MDPI, v. 9, n. 8, p. 889, 2021.

WANG, K.; YU, S.; ZHANG, W. China's regional energy and environmental efficiency: A DEA window analysis based dynamic evaluation. **Mathematical and Computer Modelling**, Elsevier, v. 58, n. 5-6, p. 1117–1127, 2013.

WANG, Q. et al. The impact of renewable energy on decoupling economic growth from ecological footprint—an empirical analysis of 166 countries. **Journal of Cleaner Production**, Elsevier, v. 354, p. 131706, 2022.

WANG, X.; DING, H.; LIU, L. Eco-efficiency measurement of industrial sectors in China: A hybrid super-efficiency DEA analysis. **Journal of Cleaner Production**, Elsevier, v. 229, p. 53–64, 2019.

WANG, Y.; CAO, J. Examining the effects of socioeconomic development on fine particulate matter (PM_{2.5}) in china's cities based on spatial autocorrelation analysis and mgwr model. **International Journal of Environmental Research and Public Health**, MDPI, v. 20, n. 4, p. 2814, 2023.

WEI, Y. et al. **Short term exposure to fine particulate matter and hospital admission risks and costs in the Medicare population: time stratified, case crossover study. BMJ 367: l6258.** 2019.

World Bank. **World Development Indicators**. 2025. Acesso: 29 out. 2024. Disponível em: <https://databank.worldbank.org>.

World Bank. **World Bank Country and Lending Groups**. 2026. Acessado em 05 de janeiro de 2026. Disponível em: <https://datahelpdesk.worldbank.org/knowledgebase/articles/906519-world-bank-country-and-lending-groups>.

WU, X. et al. A study of allocative efficiency of PM_{2.5} emission rights based on a zero sum gains data envelopment model. **Journal of Cleaner Production**, Elsevier, v. 113, p. 1024–1031, 2016.

YANG, X. et al. Study of the relationship between greenhouse gas emissions and the economic growth of russia based on the environmental kuznets curve. **Applied energy**, Elsevier, v. 193, p. 162–173, 2017.

YIN, J.; ZHENG, M.; CHEN, J. The effects of environmental regulation and technical progress on CO₂ Kuznets curve: An evidence from China. **Energy Policy**, Elsevier, v. 77, p. 97–108, 2015.

YU, A. et al. Estimation of PM_{2.5} concentration efficiency and potential public mortality reduction in urban China. **International Journal of Environmental Research and Public Health**, MDPI, v. 15, n. 3, p. 529, 2018.

YU, W. et al. Estimates of global mortality burden associated with short-term exposure to fine particulate matter (PM_{2.5}). **The Lancet Planetary Health**, Elsevier, v. 8, n. 3, p. e146–e155, 2024.

ZAFAR, M. W. et al. The impact of natural resources, human capital, and foreign direct investment on the ecological footprint: the case of the United States. **Resources Policy**, Elsevier, v. 63, p. 101428, 2019.

ZHANG, B. et al. Eco-efficiency analysis of industrial system in China: A data envelopment analysis approach. **Ecological economics**, Elsevier, v. 68, n. 1-2, p. 306–316, 2008.

ZHOU, P.; ANG, B. W.; POH, K. L. Measuring environmental performance under different environmental DEA technologies. **Energy economics**, Elsevier, v. 30, n. 1, p. 1–14, 2008.

Apêndices

Quadro 4 – Países por nível de desenvolvimento e grupo de renda

Países	Desenvolvimento	Renda	Países	Desenvolvimento	Renda
África do Sul	Em desenvolvimento	Renda média-alta	Hungria	Desenvolvido	Renda alta
Albânia	Em desenvolvimento	Renda média-alta	Índia	Em desenvolvimento	Renda média-baixa
Alemanha	Desenvolvido	Renda alta	Indonésia	Em desenvolvimento	Renda média-alta
Angola	Em desenvolvimento	Renda média-baixa	Irlanda	Desenvolvido	Renda alta
Arábia Saudita	Em desenvolvimento	Renda alta	Israel	Desenvolvido	Renda alta
Argélia	Em desenvolvimento	Renda média-alta	Itália	Desenvolvido	Renda alta
Argentina	Em desenvolvimento	Renda média-alta	Jamaica	Em desenvolvimento	Renda média-alta
Armênia	Em desenvolvimento	Renda média-alta	Japão	Desenvolvido	Renda alta
Austrália	Desenvolvido	Renda alta	Jordânia	Em desenvolvimento	Renda média-baixa
Áustria	Desenvolvido	Renda alta	Kuwait	Em desenvolvimento	Renda alta
Azerbaijão	Em desenvolvimento	Renda média-alta	Letônia	Desenvolvido	Renda alta
Bahrein	Em desenvolvimento	Renda alta	Líbano	Em desenvolvimento	Renda média-baixa
Bangladesh	Em desenvolvimento	Renda média-baixa	Lituânia	Desenvolvido	Renda alta
Bélgica	Desenvolvido	Renda alta	Malásia	Em desenvolvimento	Renda média-alta
Bolívia	Em desenvolvimento	Renda média-baixa	Marrocos	Em desenvolvimento	Renda média-baixa
Bósnia e Herzegovina	Em desenvolvimento	Renda média-alta	Maurício	Em desenvolvimento	Renda média-alta
Botsuana	Em desenvolvimento	Renda média-alta	México	Em desenvolvimento	Renda média-alta
Brasil	Em desenvolvimento	Renda média-alta	Nicarágua	Em desenvolvimento	Renda média-baixa
Bulgária	Em desenvolvimento	Renda média-alta	Nigéria	Em desenvolvimento	Renda média-baixa
Camarões	Em desenvolvimento	Renda média-baixa	Noruega	Desenvolvido	Renda alta
Canadá	Desenvolvido	Renda alta	Nova Zelândia	Desenvolvido	Renda alta
Catar	Em desenvolvimento	Renda alta	Omã	Em desenvolvimento	Renda alta
Cazaquistão	Em desenvolvimento	Renda média-alta	Países Baixos	Desenvolvido	Renda alta
Chile	Em desenvolvimento	Renda alta	Panamá	Em desenvolvimento	Renda alta
China	Em desenvolvimento	Renda média-alta	Paquistão	Em desenvolvimento	Renda média-baixa
Chipre	Desenvolvido	Renda alta	Paraguai	Em desenvolvimento	Renda média-alta
Colômbia	Em desenvolvimento	Renda média-alta	Peru	Em desenvolvimento	Renda média-alta
Costa do Marfim	Em desenvolvimento	Renda média-baixa	Polônia	Desenvolvido	Renda alta
Costa Rica	Em desenvolvimento	Renda média-alta	Portugal	Desenvolvido	Renda alta
Croácia	Desenvolvido	Renda alta	Quênia	Em desenvolvimento	Renda média-baixa
Dinamarca	Desenvolvido	Renda alta	Reino Unido	Desenvolvido	Renda alta
El Salvador	Em desenvolvimento	Renda média-alta	República Dominicana	Em desenvolvimento	Renda média-alta
Emirados Árabes	Em desenvolvimento	Renda alta	Romênia	Desenvolvido	Renda alta
Equador	Em desenvolvimento	Renda média-alta	Senegal	Em desenvolvimento	Renda média-baixa
Eslovênia	Desenvolvido	Renda alta	Singapura	Em desenvolvimento	Renda alta
Espanha	Desenvolvido	Renda alta	Sri Lanka	Em desenvolvimento	Renda média-baixa
Estados Unidos	Desenvolvido	Renda alta	Suécia	Desenvolvido	Renda alta
Estônia	Desenvolvido	Renda alta	Suíça	Desenvolvido	Renda alta
Filipinas	Em desenvolvimento	Renda média-baixa	Tailândia	Em desenvolvimento	Renda média-alta
Finlândia	Desenvolvido	Renda alta	Tanzânia	Em desenvolvimento	Renda média-baixa
França	Desenvolvido	Renda alta	Trindade e Tobago	Em desenvolvimento	Renda alta
Gana	Em desenvolvimento	Renda média-baixa	Tunísia	Em desenvolvimento	Renda média-baixa
Geórgia	Em desenvolvimento	Renda média-alta	Ucrânia	Em desenvolvimento	Renda média-baixa
Grécia	Desenvolvido	Renda alta	Uruguai	Em desenvolvimento	Renda alta
Guatemala	Em desenvolvimento	Renda média-alta	Vietnã	Em desenvolvimento	Renda média-baixa
Honduras	Em desenvolvimento	Renda média-baixa	Zâmbia	Em desenvolvimento	Renda média-baixa

APÊNDICE A – RESULTADOS POR DESENVOLVIMENTO

Tabela 16 – Resultados dos países desenvolvidos

Ranking	Países	Janelas (%)						Média (%)	Desvio Padrão (%)
		J_1	J_2	J_3	J_4	J_5	J_6		
1	Finlândia	96,07	97,63	98,52	97,77	95,73	93,62	96,56	3,72
2	Japão	97,25	97,79	97,61	97,64	94,81	92,08	96,20	3,98
3	Suécia	94,64	97,01	98,54	97,47	95,60	91,72	95,83	4,72
4	Suíça	85,57	91,73	93,51	95,77	92,85	90,99	91,74	6,35
5	Romênia	93,73	94,65	94,61	90,65	88,07	83,20	90,82	10,93
6	Portugal	88,06	93,32	93,61	91,08	84,62	75,68	87,73	12,64
7	Reino Unido	82,73	88,08	87,87	88,85	84,81	83,66	86,00	5,57
8	Alemanha	76,29	81,36	81,59	83,28	81,17	79,73	80,57	4,93
8	Hungria	84,57	82,16	82,41	77,84	75,34	69,51	78,64	8,97
10	Espanha	78,46	80,95	83,15	81,01	78,47	68,36	78,40	9,33
11	Irlanda	76,44	78,80	78,89	78,49	75,19	74,63	77,07	3,34
12	Noruega	72,63	78,46	79,07	79,48	74,04	71,86	75,92	9,53
13	França	70,27	74,31	73,83	75,11	72,09	69,93	72,59	3,81
14	Nova Zelândia	72,80	72,23	72,04	70,97	63,34	65,79	69,53	11,42
15	Estados Unidos	66,86	68,56	69,53	69,54	67,70	66,34	68,09	2,43
16	Itália	64,05	66,39	68,59	69,46	67,32	64,21	66,67	4,13
17	Áustria	64,13	67,47	67,45	68,01	65,33	63,22	65,94	3,36
18	Países Baixos	58,27	63,37	66,61	69,12	66,55	63,20	64,52	7,12
19	Eslováquia	62,23	62,85	63,76	62,82	59,92	57,92	61,58	3,14
20	República Tcheca	58,47	61,27	61,42	61,04	58,58	57,31	59,68	3,13
21	Lituânia	59,49	61,28	60,25	61,05	57,94	56,63	59,44	2,88
22	Bulgária	61,19	61,49	61,03	60,76	58,32	53,09	59,31	5,39
23	Croácia	60,95	60,73	61,35	60,83	58,90	51,88	59,11	4,46
24	Dinamarca	56,42	57,75	58,26	58,09	55,20	54,84	56,76	2,18
25	Bélgica	53,78	57,09	57,42	58,77	57,07	55,93	56,68	3,64
26	Polônia	53,54	54,77	55,57	55,83	54,39	52,23	54,39	3,02
27	Canadá	54,00	55,23	54,86	54,69	53,61	52,44	54,14	1,90
28	Coreia do Sul	54,61	54,50	54,71	54,84	53,13	51,57	53,89	1,80
29	Israel	48,29	50,93	52,25	54,10	52,81	51,05	51,57	4,73
30	Singapura	53,16	53,33	51,58	51,92	49,60	48,45	51,34	2,89
31	Grécia	45,22	46,58	47,84	49,18	47,29	44,74	46,81	3,88
32	Federação Russa	45,71	47,52	47,47	47,46	45,07	43,33	46,09	2,12
33	Austrália	37,03	36,77	36,70	36,47	33,90	32,39	35,54	2,44

Fonte: Elaborado pelo autor (2026).

Tabela 17 – Resultados dos países em desenvolvimento

Ranking	Países	Janelas (%)						Média (%)	Desvio Padrão (%)
		J_1	J_2	J_3	J_4	J_5	J_6		
1	Filipinas	96,45	98,09	97,91	98,92	98,92	93,64	97,32	4,09
2	México	89,98	92,60	95,10	95,17	97,72	98,61	94,86	5,75
3	Brasil	90,35	92,08	93,83	95,73	97,02	99,29	94,72	5,84
4	Índia	92,56	91,24	96,79	96,79	96,32	76,09	91,63	9,80
5	Bangladesh	82,43	89,03	90,43	87,42	85,94	82,88	86,36	10,53
6	Malásia	86,73	88,16	86,73	83,17	82,94	85,46	85,53	8,18
7	Paquistão	82,74	84,99	88,44	87,57	89,23	80,21	85,53	9,31
8	Tailândia	81,56	84,41	85,29	84,86	88,73	84,06	84,82	10,20
9	Panamá	82,76	84,45	84,24	84,38	85,31	85,82	84,49	5,37
10	Paraguai	69,51	76,38	84,20	88,75	90,08	93,47	83,73	16,05
11	China	67,90	73,57	77,10	83,54	88,28	87,63	79,67	16,23
12	Quênia	71,89	74,97	81,00	85,15	85,33	76,59	79,16	12,29
13	Belarus	78,87	80,71	79,43	75,85	74,10	73,98	77,16	4,85
14	Colômbia	75,32	76,45	72,45	73,86	77,44	80,67	76,03	6,61
15	Ucrânia	72,06	73,99	72,97	73,33	74,18	74,60	73,52	4,92
16	Indonésia	74,01	74,90	70,33	70,26	69,63	69,10	71,37	4,65
17	Argentina	76,31	75,45	73,89	71,48	66,97	62,77	71,15	5,78
18	Costa Rica	66,53	68,11	65,73	68,24	71,32	72,48	68,73	5,94
19	Rep. Dominicana	67,84	67,57	62,30	61,00	59,69	57,46	62,64	4,46
20	Tunísia	63,32	65,06	62,07	62,25	62,26	60,21	62,53	2,79
21	El Salvador	59,62	60,57	59,87	61,16	62,71	61,26	60,86	2,71
22	Vietnã	62,55	63,16	60,37	59,94	59,60	57,81	60,57	3,07
23	Sri Lanka	61,46	62,75	58,98	59,24	59,00	57,36	59,80	4,56
24	Líbano	61,00	62,51	59,21	59,09	58,12	56,39	59,39	2,70
25	Turquia	59,59	60,33	57,96	58,52	58,68	57,83	58,82	1,78
26	Geórgia	56,03	53,92	50,77	51,13	51,41	50,68	52,32	2,93
27	Guatemala	48,09	48,47	47,65	48,49	49,63	47,78	48,35	1,84
28	África do Sul	50,63	50,54	47,90	47,53	46,95	45,42	48,16	2,38
29	Zâmbia	48,04	49,36	49,37	49,67	48,57	43,92	48,15	4,42
30	Tanzânia	47,48	45,03	45,06	48,62	53,07	47,62	47,82	8,40
31	Honduras	46,31	47,13	47,10	48,06	49,81	48,43	47,81	3,32
32	Nicarágua	41,89	41,95	40,97	42,38	52,54	51,97	45,29	13,70
33	Camboja	40,97	43,72	44,24	46,42	47,98	45,06	44,73	7,07
34	Bósnia e Herzegovina	43,87	44,35	43,19	43,40	44,49	44,74	44,01	2,11
35	Costa do Marfim	41,30	42,59	43,50	44,57	47,12	36,02	42,52	6,65
36	Marrocos	42,09	43,58	41,84	42,44	42,76	40,74	42,24	2,81
37	Equador	41,61	42,67	40,65	40,20	39,81	40,44	40,89	2,93
38	Angola	44,87	34,97	36,89	40,11	40,00	42,94	39,96	28,32
39	Egito	37,95	39,36	39,46	40,07	40,82	37,88	39,26	2,36
40	Chile	40,37	40,29	38,36	38,23	37,94	36,04	38,54	2,16
41	Venezuela	39,52	38,50	35,64	35,30	35,39	35,55	36,65	3,68
42	Senegal	38,04	38,15	36,38	35,81	34,59	29,66	35,44	4,23
43	Uzbequistão	31,68	32,47	33,22	34,65	35,56	33,63	33,54	3,03
44	República do Congo	20,06	23,54	31,08	37,48	44,01	38,79	32,49	15,40
45	Peru	33,85	33,72	32,20	31,81	31,25	29,00	31,97	2,17
46	Azerbaijão	30,47	31,20	30,04	30,08	30,13	29,15	30,18	2,05
47	Irã	23,93	27,76	29,21	31,12	32,25	32,08	29,39	5,36
48	Camarões	20,75	25,62	29,06	31,39	31,17	28,24	27,70	8,47
49	Bolívia	27,71	26,90	25,60	24,07	22,86	21,74	24,81	3,78
50	Gana	24,55	24,32	23,11	21,69	19,51	16,36	21,59	4,05
51	Nigéria	12,80	18,42	21,84	22,82	24,12	21,17	20,19	7,13
52	Omã	18,70	18,79	18,66	19,57	20,42	20,44	19,43	2,10
53	Kuwait	19,00	18,74	17,84	17,64	17,97	17,64	18,14	1,57
54	Argélia	17,57	17,61	17,50	18,36	18,69	19,05	18,13	1,99
55	Turcomenistão	18,48	17,70	15,43	16,52	18,20	18,55	17,48	4,31
56	Mongólia	13,58	12,50	11,71	11,69	11,22	11,12	11,97	1,49
57	Catar	9,70	10,08	10,01	10,22	10,40	10,65	10,18	1,05
58	Líbia	5,30	6,25	7,91	8,35	9,81	10,93	8,09	4,35
59	Mauritânia	7,87	8,37	7,04	7,52	7,87	7,84	7,75	2,57

Fonte: Elaborado pelo autor (2026).

APÊNDICE B – RESULTADOS POR FAIXAS DE RENDA

Tabela 18 – Resultados dos países de renda média-baixa

Ranking	Países	Janelas (%)						Média (%)	Desvio Padrão (%)
		J_1	J_2	J_3	J_4	J_5	J_6		
1	Filipinas	96,45	98,09	97,91	98,92	98,92	93,64	97,32	4,09
2	Índia	92,56	91,24	96,79	96,79	96,32	76,09	91,63	9,80
3	Bangladesh	82,43	89,03	90,43	87,42	85,94	82,88	86,36	10,53
4	Paquistão	82,74	84,99	88,44	87,57	89,23	80,21	85,53	9,31
5	Quênia	71,89	74,97	81,00	85,15	85,33	76,59	79,16	12,29
6	Sri Lanka	66,41	68,01	64,86	63,67	59,53	57,95	63,40	12,70
7	Tunísia	63,32	65,06	62,07	62,25	62,26	60,21	62,53	2,79
8	Líbano	68,03	70,57	59,21	59,09	58,17	57,80	62,15	9,73
9	Vietnã	63,16	63,78	60,37	59,94	59,60	57,81	60,78	3,51
10	Zâmbia	48,04	49,36	49,37	49,67	48,57	43,92	48,15	4,42
11	Honduras	46,31	47,13	47,10	48,06	50,00	48,64	47,87	3,42
12	Tanzânia	47,48	45,03	45,06	48,62	53,07	47,62	47,82	8,40
13	Nicarágua	41,89	42,00	40,97	51,24	53,34	54,65	47,35	16,53
14	Camboja	40,97	43,72	44,24	46,42	47,98	45,06	44,73	7,07
15	Costa do Marfim	41,30	42,59	43,50	44,57	47,12	36,02	42,52	6,65
16	Marrocos	42,09	43,58	41,84	42,44	42,76	40,74	42,24	2,81
17	Angola	44,87	34,97	36,89	40,11	40,00	42,94	39,96	28,32
18	Egito	37,95	39,36	39,46	40,07	40,82	37,88	39,26	2,36
19	Senegal	38,04	38,15	36,38	35,81	34,59	29,66	35,44	4,23
20	Uzbequistão	31,68	32,47	33,22	34,65	35,56	33,63	33,54	3,03
21	República do Congo	20,06	23,54	31,08	37,48	44,01	38,79	32,49	15,40
22	Camarões	20,75	25,62	29,06	31,39	31,17	28,24	27,70	8,47
23	Bolívia	27,71	26,90	25,60	24,07	22,86	21,74	24,81	3,78
24	Gana	24,55	24,32	23,11	21,69	19,51	16,36	21,59	4,05
25	Nigéria	12,80	18,42	21,84	22,82	24,12	21,17	20,19	7,13
26	Mauritânia	7,87	8,37	7,04	7,52	7,87	7,84	7,75	2,57

Fonte: Elaborado pelo autor (2026).

Tabela 19 – Resultados dos países de renda média-alta

Ranking	Países	Janelas (%)						Média (%)	Desvio Padrão (%)
		J_1	J_2	J_3	J_4	J_5	J_6		
1	Indonésia	97,94	97,11	97,11	96,58	94,09	93,46	96,05	4,72
2	México	91,42	93,60	96,07	95,24	97,72	98,61	95,44	5,04
3	Brasil	91,21	92,64	94,86	95,81	97,02	99,34	95,15	5,35
4	Tailândia	89,81	91,07	91,78	93,87	97,43	94,84	93,14	7,65
5	Colômbia	91,86	92,43	93,33	92,28	91,95	88,59	91,74	4,02
6	Malásia	86,79	88,18	87,04	83,21	82,94	85,46	85,60	8,14
7	Paraguai	69,51	76,38	84,20	88,75	90,08	93,97	83,81	16,07
8	China	69,36	74,21	77,54	83,64	88,28	87,63	80,11	15,65
9	Rep. Dominicana	82,15	82,61	81,94	79,39	76,94	69,94	78,83	5,57
10	El Salvador	77,49	78,29	79,69	79,72	79,54	73,15	77,98	3,02
11	Ucrânia	76,87	78,36	81,97	78,02	76,80	75,03	77,84	5,81
12	Belarus	79,06	80,76	80,10	76,02	74,10	74,03	77,34	4,86
13	Argentina	76,31	75,45	74,67	71,48	66,97	62,77	71,28	5,84
14	Turquia	66,33	66,97	67,48	64,82	63,20	59,76	64,76	2,98
15	Guatemala	63,33	63,59	64,48	64,65	65,17	61,04	63,71	2,19
16	Geórgia	68,88	65,65	63,67	60,83	58,10	52,42	61,59	6,28
17	África do Sul	56,27	56,41	56,24	53,28	51,23	47,65	53,51	3,60
18	Equador	52,08	53,80	53,75	52,59	51,65	58,64	53,75	8,70
19	Bósnia e Herzegovina	51,82	51,82	52,35	50,04	49,22	46,73	50,33	2,43
20	Peru	43,89	43,60	43,19	41,75	40,51	35,29	41,37	3,50
21	Venezuela	42,44	41,66	41,13	39,02	38,18	37,36	39,96	4,22
22	Azerbaijão	39,02	39,87	39,74	39,00	38,41	35,16	38,53	3,21
23	Irã	29,64	34,47	37,60	39,04	39,71	37,85	36,39	6,64
24	Argélia	21,40	21,33	22,15	22,55	22,63	21,85	21,98	2,66
25	Turcomenistão	19,14	18,49	16,94	17,21	18,31	18,55	18,11	4,30
26	Mongólia	14,07	12,91	12,61	11,94	11,22	11,12	12,31	1,69
27	Líbia	6,21	7,31	9,64	9,93	11,41	12,22	9,45	5,08

Fonte: Elaborado pelo autor (2026).

Tabela 20 – Resultados dos países de renda alta

Ranking	Países	Janelas (%)						Média (%)	Desvio Padrão (%)
		J_1	J_2	J_3	J_4	J_5	J_6		
1	Finlândia	96,07	97,63	98,52	97,77	95,73	93,62	96,56	3,72
2	Japão	97,25	97,79	97,61	97,64	94,78	92,08	96,19	3,98
3	Suécia	94,64	97,01	98,54	97,47	95,60	91,72	95,83	4,72
4	Suíça	85,57	91,73	93,51	95,77	92,85	90,99	91,74	6,35
5	Romênia	93,73	94,65	94,61	90,65	87,30	77,26	89,70	11,22
6	Portugal	88,06	93,32	93,61	91,08	84,48	75,68	87,70	12,64
7	Reino Unido	82,73	88,08	87,87	88,85	84,54	83,66	85,95	5,52
8	Costa Rica	82,15	81,32	80,58	84,96	82,64	78,25	81,65	9,88
9	Alemanha	76,29	81,36	81,59	83,28	81,17	79,73	80,57	4,93
10	Hungria	84,57	82,16	82,41	77,84	74,42	69,01	78,40	9,02
11	Espanha	78,46	80,95	83,15	81,01	76,70	68,36	78,11	9,19
12	Panamá	79,27	78,41	79,29	80,85	77,06	73,38	78,04	6,85
13	Irlanda	76,44	78,80	78,89	78,49	75,19	74,63	77,07	3,34
14	Noruega	72,63	78,46	79,07	79,48	74,04	71,86	75,92	9,53
15	França	70,27	74,31	73,83	75,11	72,09	69,93	72,59	3,81
16	Nova Zelândia	72,80	72,23	72,04	70,97	63,34	65,79	69,53	11,42
17	Estados Unidos	66,86	68,56	69,53	69,54	67,70	66,34	68,09	2,43
18	Itália	64,05	66,39	68,59	69,46	67,04	64,19	66,62	4,11
19	Áustria	64,13	67,47	67,45	68,01	65,33	63,22	65,94	3,39
20	Países Baixos	58,27	63,37	66,61	69,12	66,11	63,20	64,45	7,03
21	Eslováquia	62,23	62,85	63,76	62,82	59,89	57,92	61,58	3,14
22	República Tcheca	58,47	61,27	61,42	61,04	58,58	57,31	59,68	3,13
23	Lituânia	59,49	61,28	60,25	61,05	57,94	56,63	59,44	2,88
24	Bulgária	61,19	61,49	61,03	60,76	57,84	52,02	59,05	5,43
25	Croácia	60,95	60,73	61,35	60,83	58,42	51,81	59,01	4,47
26	Dinamarca	56,42	57,75	58,26	58,09	55,20	54,84	56,76	2,18
27	Bélgica	53,78	57,09	57,42	58,77	57,07	55,93	56,68	3,64
28	Polônia	53,54	54,77	55,57	55,83	54,37	52,23	54,38	3,02
29	Canadá	54,00	55,23	54,86	54,69	53,61	52,44	54,14	1,90
30	Coreia do Sul	54,61	54,50	54,71	54,84	53,13	51,57	53,89	1,80
31	Israel	48,29	50,93	52,25	54,10	52,81	51,05	51,57	4,73
32	Singapura	53,16	53,33	51,58	51,92	49,60	48,45	51,34	2,89
33	Grécia	45,22	46,58	47,84	49,18	46,86	44,43	46,68	3,77
34	Federação Russa	45,71	47,52	47,47	47,46	45,07	43,33	46,09	2,12
35	Austrália	37,03	36,77	36,70	36,47	33,90	32,39	35,54	2,44
36	Chile	33,37	32,95	33,18	33,13	31,72	29,27	32,27	2,36
37	Kuwait	19,92	19,42	19,07	18,60	17,96	16,72	18,61	1,98
38	Omã	17,47	17,52	18,26	19,25	19,80	19,07	18,56	1,91
39	Catar	8,10	8,43	8,82	9,08	8,99	8,92	8,72	0,78

Fonte: Elaborado pelo autor (2026).