



**EFICIÊNCIA AMBIENTAL DE PAÍSES SUL-AMERICANOS:
UM ESTUDO DE CASO EM
ANÁLISE ENVOLTÓRIA DE DADOS**

DANIELA BARACUÍ PEREIRA

**PROJETO DE GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO**

FACULDADE DE TECNOLOGIA

UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA

**UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA
FACULDADE DE TECNOLOGIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO**

**EFICIÊNCIA AMBIENTAL DE PAÍSES SUL-AMERICANOS:
UM ESTUDO DE CASO EM
ANÁLISE ENVOLTÓRIA DE DADOS**

DANIELA BARACUÍ PEREIRA

Orientador: PROF. ANDRÉ LUIZ MARQUES SERRANO, EPR/UNB

PROJETO DE GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO

**PUBLICAÇÃO E.P.G - XXX/AAAA
BRASÍLIA-DF, 07 DE JULHO DE 2023.**

**UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA
FACULDADE DE TECNOLOGIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO**

**EFICIÊNCIA AMBIENTAL DE PAÍSES SUL-AMERICANOS:
UM ESTUDO DE CASO EM
ANÁLISE ENVOLTÓRIA DE DADOS**

DANIELA BARACUÍ PEREIRA

PROJETO DE GRADUAÇÃO SUBMETIDO AO DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO DA FACULDADE DE TECNOLOGIA DA UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA, COMO PARTE DOS REQUISITOS NECESSÁRIOS PARA A OBTENÇÃO DO GRAU DE ENGENHEIRO DE PRODUÇÃO.

APROVADA POR:

**Prof. André Luiz Marques Serrano, EPR/UnB
Orientador**

**Prof. Clovis Neumann, EPR/UnB
Examinador interno**

**Prof. Carlos Rosano Peña, ADM/UnB
Examinador interno**

BRASÍLIA, 07 DE JULHO DE 2023.

FICHA CATALOGRÁFICA

DANIELA BARACUÍ PEREIRA

EFICIÊNCIA AMBIENTAL DE PAÍSES SUL-AMERICANOS: UM ESTUDO DE CASO EM ANÁLISE ENVOLTÓRIA DE DADOS

2023xv, 34p., 201x297 mm

(EP/FT/UnB, Engenheiro de Produção, Engenharia de Produção, 2023)

Projeto de Graduação - Universidade de Brasília

Faculdade de Tecnologia - Departamento de Engenharia de Produção

REFERÊNCIA BIBLIOGRÁFICA

DANIELA BARACUÍ PEREIRA (2023) EFICIÊNCIA AMBIENTAL DE PAÍSES SUL-AMERICANOS: UM ESTUDO DE CASO EM ANÁLISE ENVOLTÓRIA DE DADOS. Projeto de Graduação em Engenharia de Produção, Publicação xxx/AAAA, Departamento de Engenharia de Produção, Universidade de Brasília, Brasília, DF, 34p.

CESSÃO DE DIREITOS

AUTOR: Daniela Baracuí Pereira

TÍTULO: EFICIÊNCIA AMBIENTAL DE PAÍSES SUL-AMERICANOS: UM ESTUDO DE CASO EM ANÁLISE ENVOLTÓRIA DE DADOS.

GRAU: Engenheiro de Produção ANO: 2023

É concedida à Universidade de Brasília permissão para reproduzir cópias deste projeto de graduação e para emprestar ou vender tais cópias somente para propósitos acadêmicos e científicos. O autor se reserva a outros direitos de publicação e nenhuma parte deste projeto de graduação pode ser reproduzida sem a autorização por escrito do autor.

Daniela Baracuí Pereira

danielabaracui@gmail.com

Agradecimentos

Expresso, por meio desta breve mensagem, a minha gratidão a todas as pessoas que foram essenciais durante minha jornada na graduação em Engenharia de Produção na Universidade de Brasília. Sem o apoio e encorajamento de vocês, eu não teria chegado tão longe.

À minha família, agradeço pelo suporte incondicional ao longo desses anos. Vocês estiveram sempre presentes, me incentivando e depositando sua fé em mim. Sem a paciência e os ensinamentos de cada um de vocês, eu não teria alcançado essa conquista. Agradeço também aos meus amigos, que foram uma rede de apoio fundamental. Suas palavras de incentivo e momentos compartilhados me mantiveram motivada e me ajudaram a superar os desafios.

Não posso deixar de mencionar meus professores do curso de Engenharia de Produção. Agradeço pela dedicação e pelo conhecimento compartilhado. Suas aulas e orientações foram fundamentais para o meu crescimento profissional. E, por fim, agradeço ao meu professor orientador do presente trabalho, André Luiz Marques Serrano. Sua orientação e experiência foram valiosas durante todo o processo. Agradeço por sua disponibilidade e pelas conversas construtivas. Sua orientação contribuiu para o aprimoramento da minha pesquisa.

A todos que fizeram parte da minha trajetória universitária, sejam familiares, amigos, professores ou orientadores, saibam que vocês tiveram uma influência significativa em minha trajetória. Obrigada por acreditarem em mim e por tornarem essa jornada tão significativa.

Resumo

Nos últimos anos, a eficiência ambiental tem sido um tema interessante tanto para acadêmicos quanto para profissionais da indústria ao discutir o desenvolvimento sustentável. Diante desse cenário, o presente estudo examina a eficiência ambiental em uma perspectiva estática e dinâmica de nove países da América do Sul no período de 2000 a 2021, por meio da aplicação de um modelo de Análise Envoltória de Dados. Como uma metodologia não paramétrica, a Análise Envoltória de Dados é usada para medir a eficiência ambiental através de múltiplas entradas e saídas. Força de trabalho e consumo de energia foram as variáveis de entrada utilizadas, enquanto PIB e emissões de CO_2 foram aplicadas como variáveis de saída do modelo.

Para medir a eficiência ambiental dinâmica dos países analisados, o índice de produtividade de Malmquist foi aplicado para estimar a variação média da eficiência de 2000 a 2021. Os resultados demonstram diferenças consideráveis na eficiência ambiental na América do Sul como um todo. No geral, países com uma maior estrutura econômica no contexto do continente sul-americano, como Colômbia e Chile, se destacaram em eficiência ambiental. Também foi possível inferir que a eficiência dinâmica é influenciada por fenômenos socioeconômicos, como a situação financeira global crise desencadeada nos Estados Unidos e a pandemia da COVID-19. Tais resultados permitem que países e formuladores de políticas melhor entendam seu desempenho ambiental, identifiquem pontos fortes e fracos e definam metas para melhorias adicionais com base nas melhores práticas de seus benchmarkings.

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	1
2	REFERENCIAL TEÓRICO	3
2.1	PESQUISA BIBLIOMÉTRICA	3
2.1.1	ANÁLISE ENVOLTÓRIA DE DADOS (DEA)	3
2.1.2	DEA E EFICIÊNCIA AMBIENTAL.....	4
2.1.3	MALMQUIST PRODUCTIVITY INDEX	11
3	METODOLOGIA	13
3.1	ANÁLISE ENVOLTÓRIA DE DADOS (DEA)	13
3.1.1	ASPECTOS GERAIS DE MODELOS DE ANÁLISE ENVOLTÓRIA DE DADOS	15
3.1.2	MODELO DEA DE SUPEREFICIÊNCIA	19
3.1.3	ANÁLISE DEA DE OUTPUTS INDESEJÁVEIS.....	20
3.2	ANÁLISE DE PRODUTIVIDADE EM SÉRIES TEMPORAIS: ÍNDICE DE PRODUTIVIDADE DE MALMQUIST (MPI).....	20
3.3	DADOS E VARIÁVEIS	21
3.3.1	ESCOLHA DAS VARIÁVEIS	21
3.3.2	ESTATÍSTICA DESCRITIVA	22
4	RESULTADOS	24
4.1	REMOÇÃO DE OUTLIERS.....	24
4.2	MODELO VRS E SUPEREFICIÊNCIA	26
4.3	MALMQUIST PRODUCTIVITY INDEX	27
5	CONCLUSÃO	29
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	31

LISTA DE FIGURAS

2.1	Publicações DEA por ano entre 1970-2022.....	4
2.2	Fontes mais citadas (2018-2022)	6
2.3	Autores mais citados (2018-2022)	6
2.4	Mapa de Produção Científica por país (2018-2022).....	7
2.5	Gráfico de Produção Científica por País (2018-2022)	7
2.6	Top 10 Artigos mais citados (2018-2022)	8
2.7	Rede de Palavras-chave (2018-2022)	9
2.8	Mapa Temático de Palavras-chave (2018-2022)	10
3.1	Representação da Fronteira de Eficiência resultante do uso da DEA.....	15
3.2	Classificação entre ganhos de escala e orientação	16
3.3	Valores Médios de Entradas e Saídas - 2000 a 2021	23
4.1	Fronteira de eficiência ambiental - 2000 a 2021	25
4.2	Fronteira de eficiência ambiental após remoção de outliers - 2000 a 2021	25
4.3	Malmquist Productivity Index - Média e Desvio-Padrão - 2000 a 2021	28

LISTA DE TABELAS

2.1	Principais Áreas de Pesquisa em DEA - 1970 a 2022	5
2.2	Utilização de Inputs e Outputs na literatura.....	12
3.1	Escolha de Variáveis de entrada e saída.....	22
3.2	Descrição estatística das variáveis de entrada e saída	23
4.1	PTE (Eficiência Técnica Pura) - Modelo BBC e Supereficiência por país	27
4.2	Malmquist Productivity Index por país entre 2000-2021	27

Capítulo 1

Introdução

O conceito de eficiência ambiental - também denominado como ecoeficiência - foi descrito pela primeira vez por [Mcintyre 1978], mas somente em 1992 o termo foi formalmente cunhado e amplamente divulgado por Stephan Schmidheiny em seu livro *Changing Course* [Schmidheiny 1992]. Schmidheiny decidiu "mudar a percepção da indústria como parte do problema da degradação ambiental para a realidade de se tornar parte - uma parte fundamental - da solução para a sustentabilidade e o desenvolvimento global".

A eficiência ambiental é um dos pilares críticos do desenvolvimento sustentável. O Objetivo de Desenvolvimento Sustentável 13 visa “tomar medidas urgentes para combater mudanças climáticas e seus impactos”. Tal objetivo foi criado com base no fato de que as mudanças climáticas estão cada vez mais relacionadas ao desenvolvimento sustentável, e são consideradas um desafio global inevitável e urgente com implicações de longo prazo para o desenvolvimento sustentável de todos os países.

De fato, o termo eficiência ambiental tem sido globalmente promovido e citado por analistas de políticas ambientais, especialmente devido às crescentes preocupações com o aquecimento global. Dessa forma, uma quantidade cada vez maior de economias reconhecem a importância de avaliar a eficiência ambiental. Autoridades governamentais têm tido, por exemplo, uma preocupação crescente a respeito das mudanças climáticas devido aos aumentos globais de emissões de dióxido de carbono (CO_2).

A eficiência ambiental é um conceito de eficiência relacionado com questões ambientais, indicando o quanto uma organização aumenta a produção desejável (por exemplo, geração de eletricidade) ou reduz a produção indesejável (por exemplo, emissões de dióxido de carbono), especialmente em um cenário com escassez de recursos, alterações no clima, poluição severa e regulamentações ambientais rigorosas, conforme relatado em [Malin Song 2012] e [Sabuj Kumar Mandal 2010]. A avaliação da eficiência ambiental tem, assim, sido considerada uma questão relevante na literatura [Sabuj Kumar Mandal 2010]. Além disso, o crescimento econômico e populacional de determinados países resultou em fortes pressões sobre o meio ambiente, com conseqüente deterioração nos últimos anos. Apesar de a literatura

concentrar os estudos de eficiência ambiental em países dos continentes Asiático e Europeu, [Victor Moutinho 2018] também defendem esse argumento ao criarem um estudo sobre a eficiência ambiental em países da América Latina.

Dessa forma, desenvolver uma declaração de política ambiental e um plano para atingir os objetivos ambientais é fundamental quando há o objetivo de crescimento econômico e sustentável de uma nação, e envolve, entre outras coisas, a medição e revisão da eficiência ambiental. De fato, a medição cuidadosa das tendências e desempenhos ambientais fornece uma base para uma formulação de políticas eficaz, especialmente quando questões como as mudanças climáticas são consideradas. Em particular, tal estudo pode fornecer às partes interessadas e formuladores de políticas informações quantitativas com fortes implicações práticas, tornando as decisões contidas na formulação de políticas ambientais mais científicas, empíricas, e sistemáticas.

Sob tais circunstâncias, o presente trabalho teve como objetivo avaliar a eficiência ambiental de 9 Países da América do Sul durante o período dos anos 2000 a 2021, por meio de uma abordagem de Análise Envoltória de Dados (DEA) para identificar as tendências do desempenho ambiental dos países, considerando variáveis socioeconômicas e ambientais. Em particular, força de trabalho, consumo de energia, produto interno bruto (PIB) e emissões de CO_2 foram as variáveis consideradas no presente estudo para determinar as eficiências ambientais de cada país. Além disso, foi aplicado o Índice de Produtividade de Malmquist (MPI) para avaliar mudanças no desempenho ambiental ao longo do tempo.

O presente estudo está estruturado na seguinte forma: No Capítulo 2, é realizada uma revisão da literatura, levando em consideração os temas de DEA, eficiência ambiental e aplicações de MPI, respectivamente; O Capítulo 3 fornece a descrição da metodologia utilizada para aplicação dos modelos DEA e MPI; e o Capítulo 4 descreve as variáveis e dados usados na análise e, finalmente, os resultados são apresentados e discutidos. Por fim, o Capítulo 5 levanta algumas conclusões resultantes das análises observadas, e pontua direções para pesquisas futuras.

Capítulo 2

Referencial Teórico

O presente estudo objetiva não apenas apresentar um caso de aplicação específica da Análise Envoltória de Dados, mas também tornar evidente a sua relevância na literatura internacional. Como bem colocado por [Wade D. Cook 2009], o histórico de aplicação de DEA em estudos globais apresentou muitos avanços e diferentes formas de abordagem desde a sua criação. Dessa forma, as secções a seguir abordam o histórico de utilização da mesma, exemplificando seus estudos e contextos de aplicação por autores e revistas renomadas do Estado da Arte.

2.1 Pesquisa Bibliométrica

A revisão acerca das formulações de DEA desde o seu surgimento até os tempos presentes foi realizada por meio de uma pesquisa bibliométrica dos estudos desenvolvidos ao longo dos últimos 45 anos. As informações apresentadas a seguir foram geradas na plataforma Web of Science, e seus dados foram analisados e cruzados por meio da utilização do pacote Bibliometrix do software R.

2.1.1 Análise Envoltória de Dados (DEA)

As primeiras formulações originais da Análise Envoltória de Dados surgiram na década de 1950, as quais procederam as contribuições da teoria da produção que levantaram reflexões acerca dos métodos matemáticos de programação como formas de alocação eficiente de recursos na economia. Em 1957, foi publicado um artigo no jornal Royal Statistical Society por M. J. Farrell [Farrell 1957] acerca da medição da eficiência produtiva. Tal estudo viria a fornecer toda a base da metodologia DEA como é conhecida hoje, a qual foi oficialmente introduzida no Estado da Arte por meio do trabalho de [Charnes A 1978], que objetivou avaliar a eficiência técnica de escolas públicas primárias do Texas nos Estados Unidos.

Desde então, a metodologia DEA tem crescido rapidamente, conforme ilustrado pela

Figura 2.1, e a mesma tem sido amplamente utilizada por pesquisadores, economistas e especialistas de várias áreas de aplicação - sobretudo em Pesquisa Operacional e Ciência da Administração [FINN R. FØRSUND 2005]. Dessa forma, a Análise Envoltória de Dados se mostra ser um tema de grande relevância na literatura internacional, e que tem chamado a atenção de diversos autores e revistas renomadas.

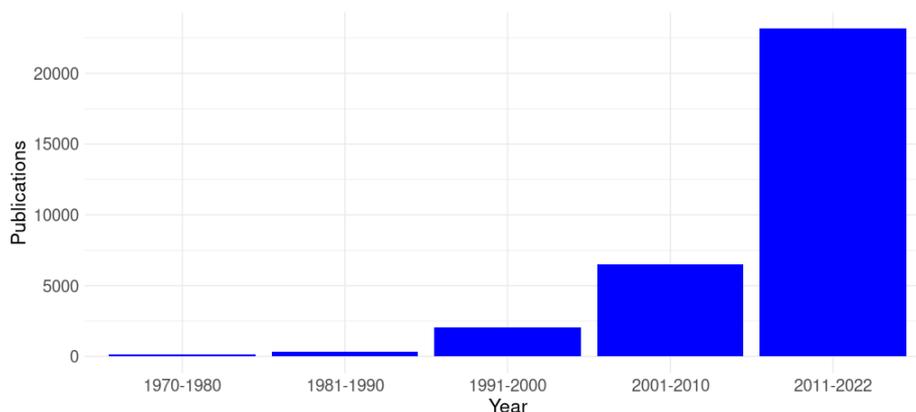


Figura 2.1: Publicações DEA por ano entre 1970-2022
Fonte: Web of Science, adaptado pela própria autora

Após oficialmente introduzida à literatura, DEA foi abordada por diversos autores em diferentes aspectos nos últimos tempos. [Cooper W 2007] discutiram em seu trabalho acerca da teoria de surgimento de modelos DEA. [Adler LFN 2002] forneceu uma revisão dos diferentes métodos de aplicação em DEA, enquanto [Kuah CT 2010] focou em seu desenvolvimento metodológico. [Liu JS 2013] fez uma revisão de todas as citações relevantes da metodologia no Estado da Arte entre os anos 1978-2010. [LM 1997] e [Emrouznejad A 2008] forneceram uma pesquisa bibliométrica de 30 anos de existência de DEA. [Mardani A 2017] elaboraram um estudo relevante acerca da medição de eficiência energética baseada em DEA. Dentre inúmeros outros estudos aplicados em DEA, os trabalhos citados foram, definitivamente, fundamentais para o desenvolvimento da metodologia como é conhecida hoje.

Com o objetivo de melhor elucidar os diferentes campos de aplicação em DEA, foi elaborada para o presente estudo uma análise dos 1000 artigos mais relevantes por citação em DEA entre os anos 1970 a 2022, os quais foram agrupados entre os 10 campos de aplicação mais relevantes. Seus resultados revelaram que, dentre os temas mais abordados em DEA, podemos citar Pesquisa Operacional, Engenharia, Economia e Ciências Ambientais, conforme evidenciado na Tabela 2.1 abaixo:

2.1.2 DEA e Eficiência Ambiental

Conforme evidenciado na Tabela 2.1, estudos relacionados às Ciências Ambientais possuem uma relevância significativa no campo da Análise Envoltória de Dados. O presente

Research Areas (WoS Category)	Total
Operations Research & Management Science	22.40%
Management	18.21%
Engineering	10.42%
Economics	8.86%
Environmental Sciences	8.18%
Engineering	6.72%
Chemistry	6.72%
Economics	6.43%
Business	6.33%
Energy & Fuels	5.74%

Tabela 2.1: Principais Áreas de Pesquisa em DEA - 1970 a 2022
Fonte: Web of Science, adaptado pela própria autora

estudo, por sua vez, baseou-se em trabalhos posteriores que objetivaram compreender a performance ambiental de determinada organização utilizando a metodologia DEA. A análise a seguir evidencia a importância de tais estudos na literatura internacional. Para a sua elaboração, foram coletados os dados referentes aos 1000 artigos mais relevantes entre os anos 2018 a 2022 contendo as palavras-chave "DEA" e "Environmental Efficiency" (Eficiência Ambiental).

2.1.2.1 Fontes mais citadas

A fonte mais citada na amostra de artigos analisada é, definitivamente, a Journal Of Cleaner Production, uma revista internacional e multidisciplinar que contempla temas focados em práticas e pesquisas em Produção Limpa, Meio-Ambiente e Sustentabilidade. Dentre os estudos mais relevantes publicados pela revista e focados em Eficiência Ambiental com utilização de DEA, podemos citar: o trabalho de [Lucio Cecchini 2018], o qual, aplicou o modelo SBM DEA (Slack-Based Measure) e LCA (Life Cycle Analysis) em 10 fazendas de gado leiteiro em Umbria (Itália) para estimar sua eficiência ambiental e potencial redução de emissões de gases poluentes; já [Yang 2019] aplicou o modelo CE (Cross-Efficiency) de DEA para analisar a eficiência energética do fator total urbano de 26 cidades chinesas sob restrições ambientais; [Lili Ding 2019], por sua vez, combinou o modelo CE com o Malmquist Productivity Index (MPI) para investigar a mudança dinâmica de emissão de gás carbônico em 30 províncias da China.

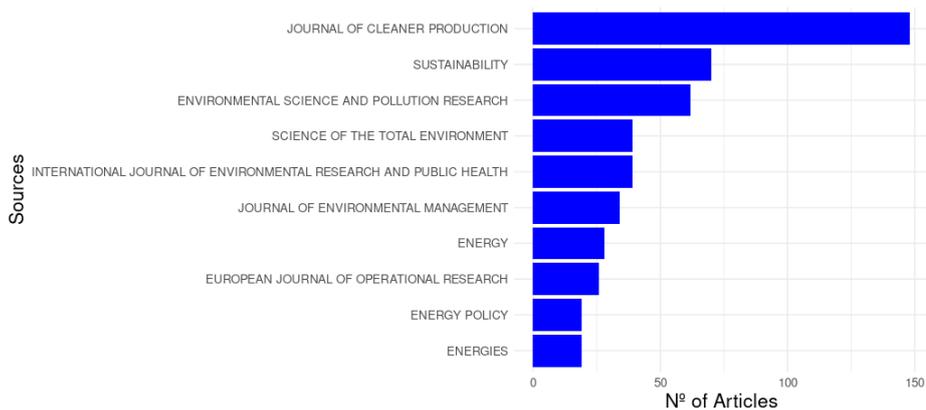


Figura 2.2: Fontes mais citadas (2018-2022)
 Fonte: Web of Science, adaptado em Bibliometrix

2.1.2.2 Autores mais citados

O autor mais citado na amostra de artigos analisada é LI Ying. O mesmo desenvolveu estudos relacionados a combustíveis energéticos e eficiência ambiental a níveis nacionais, como evidenciado em seus artigos [Li Y 2020] e [Hsieh 2019]. Em [Li Y 2020], Li Ying examinou as eficiências de redução da poluição do ar e energia em trinta províncias e municípios chineses de 2013 a 2016, usando o Malmquist Productivity Index (MPI) combinado a um modelo dinâmico baseado em folga de rede (DNSBM). Já em [Hsieh 2019], o mesmo também utiliza o DEA combinado com o MPI para medir a eficiência energética ambiental de 28 países da União Europeia (UE) durante o período de 2006 a 2013. Uma curiosidade acerca do tema explorado na presente análise é que a grande maioria dos estudos mais relevantes são elaborados na China, fato evidente tanto na Figura 2.3, quanto no mapa ilustrado na Figura 2.4.

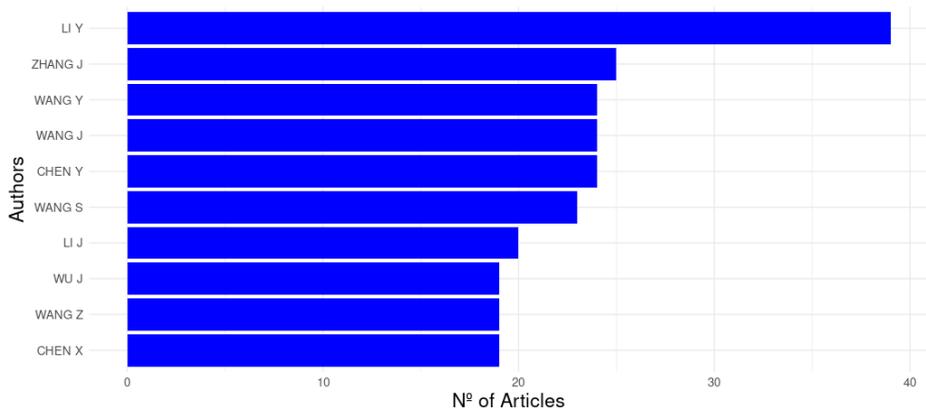


Figura 2.3: Autores mais citados (2018-2022)
 Fonte: Web of Science, adaptado em Bibliometrix

2.1.2.3 Produção Científica por País

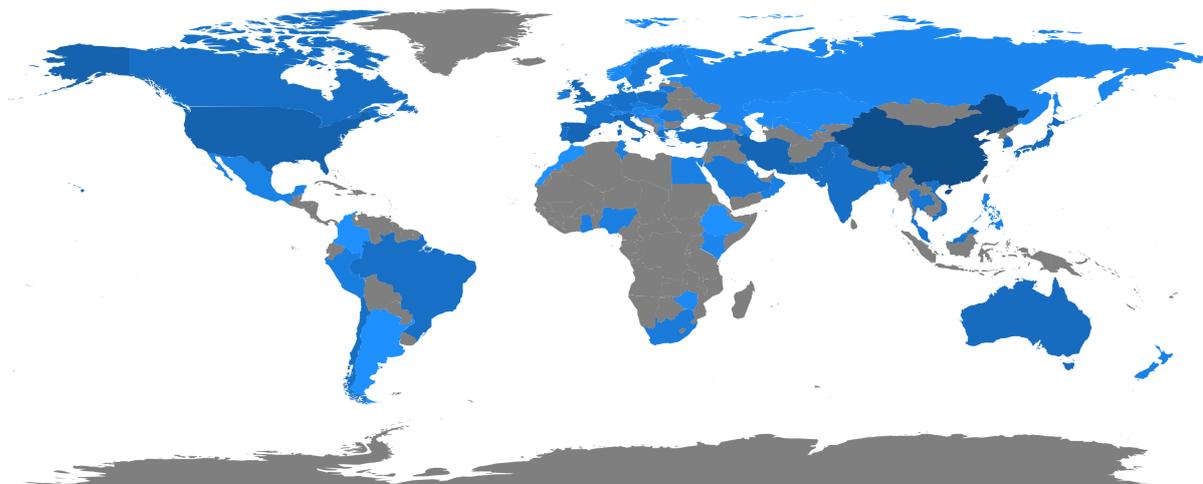


Figura 2.4: Mapa de Produção Científica por país (2018-2022)
Fonte: Web of Science, adaptado em Bibliometrix

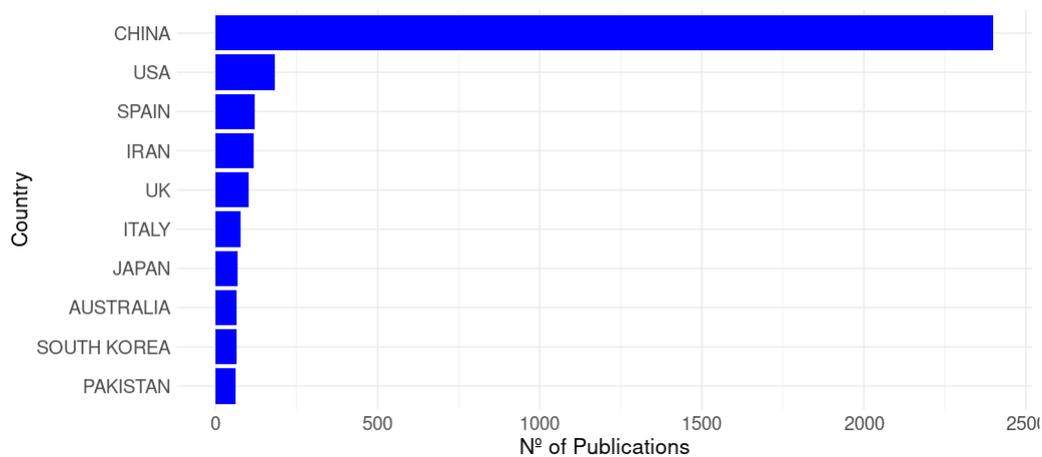


Figura 2.5: Gráfico de Produção Científica por País (2018-2022)
Fonte: Web of Science, adaptado em Bibliometrix

2.1.2.4 Artigos mais citados

Da amostra de artigos analisados, percebe-se que DEA é comumente utilizada na investigação da eficiência em determinado intervalo de tempo - também conhecida como análise de séries temporais. O artigo mais citado foi o trabalho de [Chengchao Lv 2021], o qual combina o modelo DEA-SBM (Data Envelopment Analysis-Super Slack Based Measure) e GML (Global Malmquist-Luenberger) para medir a eficiência da inovação de tecnologia verde em 30 províncias da China de 2003 a 2017. O mesmo utiliza estrutura financeira, escala financeira e eficiência financeira para descrever o grau de desenvolvimento financeiro e examina a relação entre performance financeira e inovação em tecnologia verde. Já em [Su Shuai 2020], o 2º artigo mais citado da amostra, o objetivo foi criar um sistema de índice de medição de eficiência econômica, utilizando dados de várias regiões da China de 2007 a 2018. Em seguida, o modelo DEA de Supereficiência foi empregado para medir a eficiência da economia verde da China. Em seguida, o modelo Tobit foi usado para verificar a influência da regulamentação ambiental na eficiência da extensão e direção da economia verde regional da China.

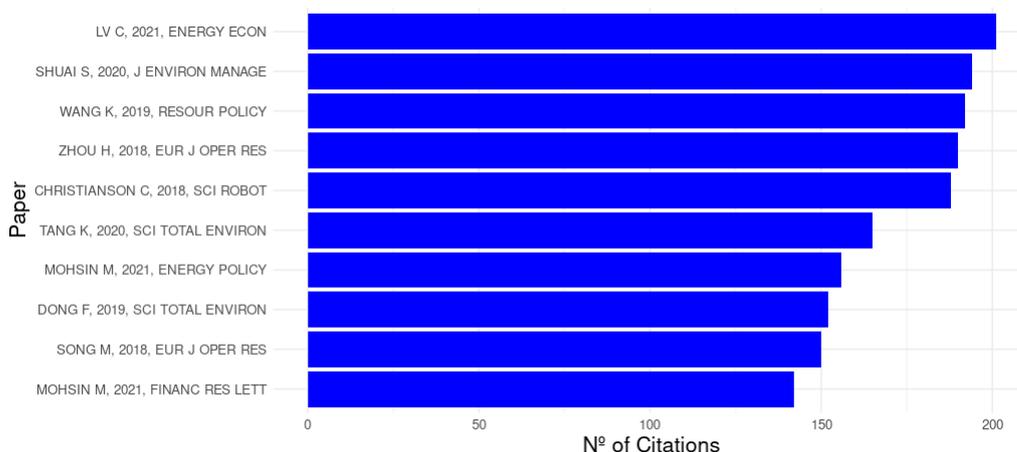


Figura 2.6: Top 10 Artigos mais citados (2018-2022)

Fonte: Web of Science, adaptado em Bibliometrix

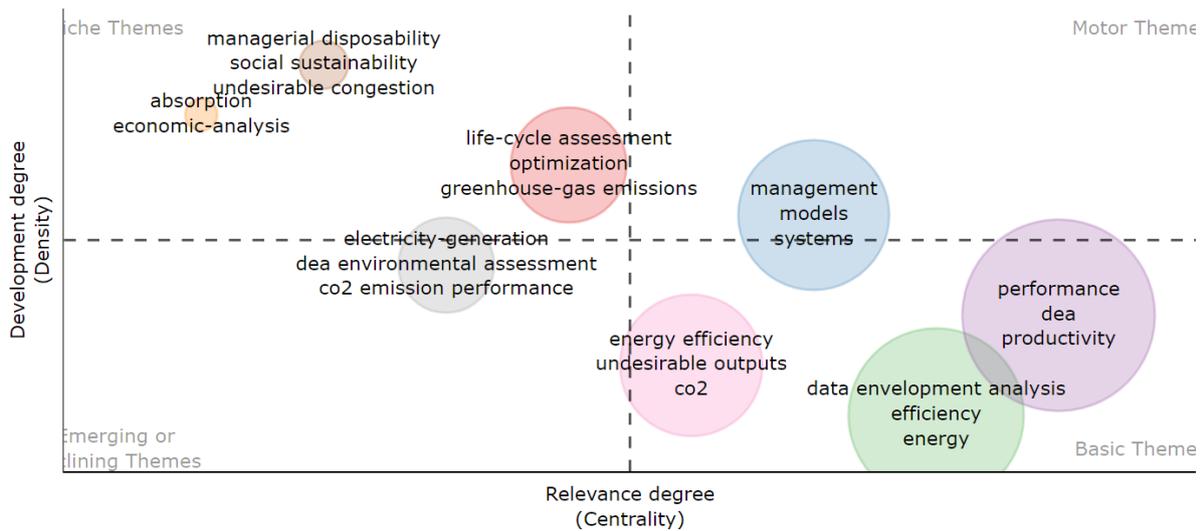


Figura 2.8: Mapa Temático de Palavras-chave (2018-2022)

Fonte: Web of Science, adaptado em Bibliometrix

Os estudos pertencentes ao 1º quadrante são conhecidos como "Motor Themes". Os mesmos abordam temas e análises com alto desenvolvimento e relevância, e são responsáveis por reafirmar a importância da área de estudo em questão na literatura. Os estudos do 2º quadrante são conhecidos como "Niche Themes", que contemplam estudos com alto grau de desenvolvimento em uma aplicação mais específica e direcionada da área de estudos em questão. O 3º quadrante reúne os "Emerging Themes", que representa os estudos que possuem baixo desenvolvimento e relevância em relação ao tema desenvolvido. Finalmente, o 4º quadrante contempla estudos com alto grau de relevância, mas ainda não tão desenvolvidos. Os mesmos são conhecidos como "Basic Themes".

Pode-se inferir pelo mapa que os estudos da amostra analisada em DEA e eficiência ambiental dividem-se entre os quadrantes superior esquerdo (Niche Themes) e inferior direito (Basic Themes). O primeiro grupo aparece em menor quantidade, tratando-se de temas desenvolvidos porém aplicados a um campo de estudo mais enxuto e específico. Como exemplo referente ao cluster "absorption", presente no quadrante superior esquerdo, podemos citar o trabalho de [Ehsan Elahi 2022], o qual utiliza uma técnica de otimização híbrida (ANN e DEA) para estimar pacotes inteligentes de entrada de energia e reduzir as emissões ambientais das pisciculturas. Já o segundo grupo abriga temas menos desenvolvidos, porém mais genéricos e, conseqüentemente, podendo ser citados e replicados em uma maior quantidade de estudos e revistas, ganhando relevância na literatura internacional. Um exemplo de artigo pertencente a esse grupo e, especificamente, ao cluster "data envelopment analysis", é o estudo elaborado em [Keying Wanga 2019], no qual foi empregada uma medida baseada em folgas (Slack-Based Measure) com uma abordagem DEA Window Analysis para estimar a eficiência das emissões de carbono e o potencial de redução dos mesmos em províncias da China, durante o período de 2003 a 2016.

Por fim, a análise nos releva que, ainda que DEA aplicado com fins ambientais seja um tema extremamente relevante na literatura, ainda há um grande espaço para o desenvolvimento do mesmo, dado, também, que é uma área de estudo extremamente recente. Se, por um lado, essa informação nos releva um lado negativo da existente incerteza acerca de algumas regras e contextos de aplicação, a mesma também mostra que há um grande espaço de oportunidades e possibilidades de aplicações ainda não exercidas em DEA e meio-ambiente.

2.1.3 Malmquist Productivity Index

Na metodologia tradicional, o uso de DEA é restrito a análise transversal, ou seja, comparações multilaterais entre diferentes DMUs no mesmo ponto em tempo. No entanto, no caso da avaliação da performance a níveis estaduais, nacionais e até mesmo continentais, geralmente há um grande interesse em investigar como sua produtividade muda ao longo do tempo. O Índice de Malmquist (MPI), é um método comumente utilizado para realizar comparações de desempenho de DMUs em determinado intervalo de tempo.

Foi realizada uma pesquisa bibliográfica mais direcionada ao tema específico do presente estudo, baseando-se nos trabalhos mais relevantes relacionados ao mesmo. Na literatura internacional há uma gama de trabalhos relacionados ao estudo da eficiência ambiental em diversos níveis de entidades e organizações ao longo do tempo. Os estudos [Chungwon Woo 2015] e [Neda Kiani Mavia 2019] utilizaram o Malmquist Index para analisar a eficiência ambiental em países da OECD (Organização para a Cooperação e Desenvolvimento Econômico), focando no setor energético. Já [Chia-Nan Wang 2017] utilizou o modelo SBM (Super Slack-Based) combinado com o Malmquist Index para investigar a eficiência energética de 17 países entre os anos 2010 e 2015. [Chia-Nan Wang 2021] utilizou o modelo DEA de outputs indesejáveis - o qual, conforme observado nos estudos de referência em eficiência ambiental, é comumente utilizado para representar os valores de emissões de gases poluentes e desperdícios - nos Top 20 países mais econômicos da Ásia, entre os anos 2005 e 2019. [Sadorsky 2021] se baseou em um modelo de predição automatizado para estimar a Ecoeficiência dos anos 2021 a 2040, utilizando DEA e Malmquist Index em países do G18. Por fim, [Victor Moutinho 2018] utilizaram o Decoupling Index (DI) para medir a taxa de variação do consumo de recursos em relação a taxa de variação da escala econômica de países da América Latina.

Article	Year	Inputs	Outputs
[Chungwon Woo 2015]	2015	Labor Force Capital Renewable energy supply	GDP Carbon Dioxide emissions
[Chia-Nan Wang 2017]	2017	% of GDP (Gross Capital Formation) Labor Force Total Energy Consumption	GDP Carbon Dioxide Emissions
[Victor Moutinho 2018]	2018	Carbon Dioxide Emissions (inverse of output)	GDP
[Neda Kiani Mavia 2019]	2019	Labor Force Energy Use	GDP Renewable Energy Greenhouse Gas emissions Municipal Waste
[Ken'ichi Matsumoto 2020]	2020	Labor Capital Energy	GDP Carbon Dioxide emissions Waste
[Chia-Nan Wang 2021]	2021	Energy Consumption Volume of Vehicles	GDP Carbon Dioxide emissions Methane emissions
[Sadorsky 2021]	2021	Employment Rate Domestic Material Consumption per capita	GDP per capita

Tabela 2.2: Utilização de Inputs e Outputs na literatura
Fonte: Web of Science, adaptado pela própria autora

Em relação aos indicadores utilizados como variáveis de entrada e saída para o cálculo da Eficiência Ambiental, dentre os estudos analisados, destacaram-se como variáveis de entrada: Força de trabalho, utilizada em [Chungwon Woo 2015], [Neda Kiani Mavia 2019], [Ken'ichi Matsumoto 2020] e [Chia-Nan Wang 2017]); e Uso de energia, utilizada em [Chungwon Woo 2015], [Neda Kiani Mavia 2019], [Ken'ichi Matsumoto 2020] e [Chia-Nan Wang 2017] e [Chia-Nan Wang 2021]). Já nas variáveis de saída, as métricas mais utilizadas foram: Emissões de CO_2 , utilizada em [Chungwon Woo 2015], [Ken'ichi Matsumoto 2020], [Chia-Nan Wang 2017] e [Chia-Nan Wang 2021]) e GDP, a qual foi utilizada como uma variável de saída em todos os artigos presentes na Tabela 2.2.

Capítulo 3

Metodologia

A metodologia aplicada nesse estudo é a Análise Envoltória de Dados (DEA), uma metodologia bem estabelecida para avaliar as eficiências relativas de um conjunto de entidades/organizações comparáveis por meio de um modelo de programação matemática. Tais entidades são, frequentemente, denominadas Unidades Tomadoras de Decisão (DMUs), das quais os sistemas produtivos transformam múltiplas entradas em múltiplas saídas.

A principal vantagem de DEA é que a mesma não requer quaisquer suposições anteriores acerca das relações entre as entradas e saídas das DMUs avaliadas. É, portanto, uma abordagem não paramétrica. Além disso, DEA é uma técnica de análise de fronteira baseada em dados distribuídos em uma fronteira com base em observações empíricas, o que é extremamente vantajoso para analisar dados de forma realista. Por fim, DEA também pode ser analisada por meio de um modelo de aplicação de séries temporais, com o intuito de analisar a eficiência ao longo do tempo. Tal modelo é conhecido como Índice de Produtividade de Malmquist (MPI), e também será abordado ao longo deste capítulo.

3.1 Análise Envoltória de Dados (DEA)

O modelo básico da Análise Envoltória de Dados foi introduzido por [Charnes A 1978] com o intuito de avaliar a eficiência técnica de escolas públicas primárias do Texas nos Estados Unidos, sendo este considerado como a primeira elaboração oficial de um estudo com aplicação de DEA. Para desenvolver um modelo capaz de avaliar a performance de duas ou mais DMUs entre si, o estudo se baseou na conceitualização de eficiência relativa. A eficiência, por definição, é o quociente da produção (introduzida por [Charnes A 1978] como outputs - variáveis de saída) pelos insumos empregados (inputs - variáveis de entrada), conforme dado na Equação 3.1:

$$\frac{Outputs}{Inputs} \quad (3.1)$$

O conceito de eficiência sugere que a produção esteja sendo realizada sem desperdícios e que os insumos estejam sendo utilizados da melhor forma possível - ou seja, sem excesso. Na Análise Envoltória de Dados, que utiliza o recurso de otimização da programação linear, a utilização de insumos além do estritamente necessário (excesso) ou produção aquém da adequada (escassez) são denominadas folgas. No entanto, é um trabalho complexo avaliar o desempenho relativo (comparado a um benchmark, isto é, a um padrão ou referência) de uma organização quando há múltiplos produtos (inputs) e insumos (outputs) a serem considerados na análise de um sistema produtivo.

Dessa forma, A metodologia DEA garante a eficiência de cada DMU como a proporção de saídas ponderadas para as entradas ponderadas. Os pesos são derivados dos dados e, portanto, o modelo DEA visa maximizar a eficiência de cada DMU, calculando a eficiência que atribui os pesos mais favoráveis para cada unidade. As pontuações de eficiência derivadas para todas as unidades situam-se entre 0 e 1. Assim, pontuações mais altas são indicativos de DMUs mais eficientes.

Portanto, pode-se dizer que a Análise Envoltória de Dados é capaz de lidar com múltiplas entradas e múltiplas saídas em oposição a outras técnicas, como análise de razão ou regressão. As principais vantagens de DEA envolvem a incorporação de várias entradas e saídas e sua receptividade a modificações, o que fornece flexibilidade o suficiente para adaptar o método a diferentes estudos e contextos.

A fim de fornecer um análise significativa, [Homburg 2001] propõe que o número de DMUs deve ser pelo menos duas vezes maior do que o número de entradas e saídas. O desempenho de uma unidade é então avaliado comparando seu desempenho com as unidades de melhor desempenho na amostra, que compreende a fronteira de eficiência. Se a unidade não estiver no modo eficiente fronteira, esta será considerada ineficiente. A medida do desempenho é expresso na forma de pontuação de eficiência.

Percebe-se, portanto, que a fronteira eficiente de produção será aquela que representa as unidades avaliadas que conseguem maximizar o uso dos inputs na produção de outputs ou, ainda, consegue produzir uma quantidade maior de outputs com uma quantidade menor de inputs.

A estimação de uma fronteira de eficiência em que se situam as unidades eficientes é ilustrada por [Celso Vila Nova de Souza Júnior 2006] na Figura 3.1 abaixo:

- x : representa as variáveis de entradas (inputs) do sistema produtivo;
- y : representa as variáveis de saída (outputs) do sistema produtivo;
- $f(x)$: é a função da produção, ou seja, a capacidade máxima de produção;
- Os dados são relacionados às DMUs fictícias A,B,C,D e E.

Observa-se que os pontos B e D atingiram a fronteira de eficiência; são, portanto, as unidades eficientes. O ponto D, por exemplo, utilizou a mesma quantidade de insumos de

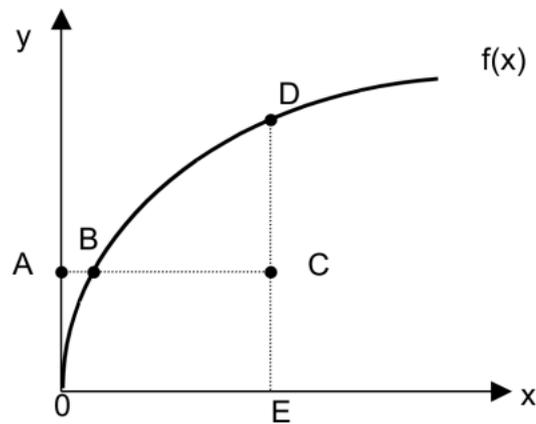


Figura 3.1: Representação da Fronteira de Eficiência resultante do uso da DEA
 Fonte: [Celso Vila Nova de Souza Júnior 2006]

C, porém obteve resultados superiores. Já o ponto C situou-se abaixo da fronteira, implicando em menor eficiência, pois embora C tenha utilizado a mesma quantidade de recursos (insumos) que D, aquele obteve resultados inferiores (outputs).

Percebe-se, portanto, que a fronteira eficiente de produção será aquela que representa as unidades avaliadas que conseguem maximizar o uso dos inputs na produção de outputs ou, ainda, conseguem produzir uma quantidade maior de outputs com uma quantidade menor de inputs.

3.1.1 Aspectos gerais de modelos de Análise Envoltória de Dados

O objetivo de um modelo DEA é comparar DMUs que executam tarefas e diferem nas quantidades de insumos que consomem e nas saídas que produzem. No Estado da Arte há dois modelos DEA clássicos: o modelo CRS, também conhecido como CCR [Charnes A 1978], o qual considera retornos constantes de escala; e o modelo VRS, ou BCC [R.D. Banker and Cooper 1984], que considera retornos variáveis de escala, o qual assume que não há proporcionalidade existente entre entradas e saídas:

- Retorno de Escala Constante (Constant Return to Scale - CRS)
- Retorno de Escala Variável (Variable Return to Scale - VRS)

Ademais, os modelos DEA também podem ser classificados segundo o tipo de orientação desejada: quando deseja-se obter o máximo nível de outputs mantendo fixos os inputs, deve-se aplicar um modelo orientado a outputs; já quando o objetivo obter um menor uso de inputs dado o nível dos outputs, deve-se utilizar um modelo orientado a inputs.

De acordo com a metodologia clássica de Análise Envoltória de Dados e conforme apresentado na Figura 3.2 por [Kassai 2002], os modelos de DEA podem, então, assumir as seguintes classificações:

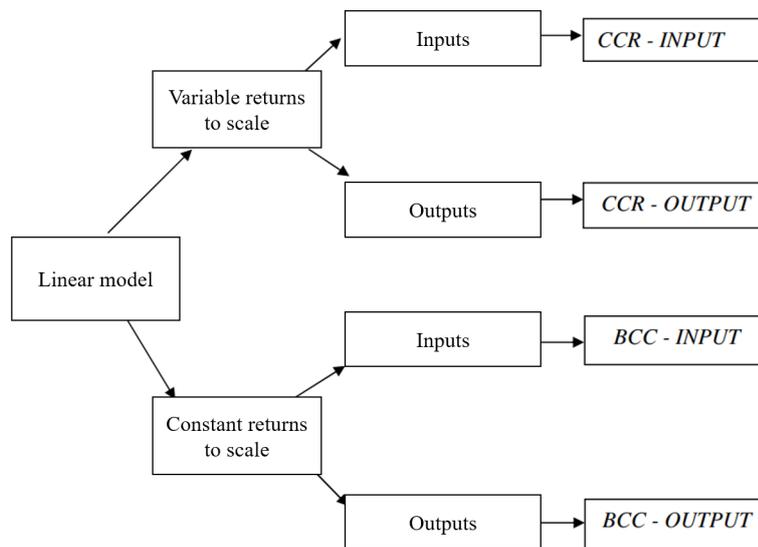


Figura 3.2: Classificação entre ganhos de escala e orientação
Fonte: [Kassai 2002]

3.1.1.1 Modelo CCR

O modelo CCR original, apresentado por Charnes, Cooper e Rhodes em [Charnes A 1978], foi inicialmente concebido como um modelo orientado às entradas, e trabalha com retorno constante de escala (CRS); isto é, qualquer variação nas entradas (inputs) produz variação proporcional nas saídas (outputs). Dessa forma, a característica essencial do modelo CCR é a redução de múltiplos produtos e insumos (para cada DMU) para um único produto "virtual" e um único insumo "virtual". Logo, para uma DMU, a razão entre o produto e o insumo virtuais fornecem uma medida de eficiência que é função dos multiplicadores. Essa proporção deverá ser maximizada, formando a função-objetivo para a DMU sendo avaliada [A Charnes 1996].

Considere um conjunto de n DMUs, com cada DMU j , ($j = 1, \dots, n$), usando m entradas x_{ij} ($i = 1, \dots, m$) e gerando s produzindo y_{rj} ($r = 1, \dots, s$). Se os preços ou multiplicadores u_r ; v_i associados às saídas r e entradas i , respectivamente, são conhecidos, então, em teoria, pode-se expressar a eficiência \bar{e}_j da DMU_j como a razão de saídas ponderadas para entradas ponderadas, conforme na equação a seguir:

$$\sum_{j=1}^S \bar{u}_j y_{j0} / \sum_{i=1}^r v_i x_{i0} \quad (3.2)$$

Na ausência de multiplicadores conhecidos, [Charnes A 1978] propôs derivar multiplicadores apropriados para uma dada DMU, resolvendo um determinado problema de programação não-linear. Logo, o modelo proposto para medir a eficiência relativa dessa DMU é dado pela solução ao problema de programação fracionária:

$$\begin{aligned}
e_o &= \max \frac{\sum_r u_r y_{ro}}{\sum_i v_i x_{io}} \\
\text{s.t.} \quad \sum_r u_r y_{rj} - \sum_i v_i x_{ij} &\leq 0, \text{ all } j \\
u_r, v_i &\geq \varepsilon, \text{ all } r, i
\end{aligned} \tag{3.3}$$

em que ε é um valor não arquimediano projetado para impor positividade estrita sob os pesos u_r e v_i , evitando que qualquer entrada ou saída sendo totalmente ignorada na determinação de tal eficiência. Cabe ressaltar que este modelo, o qual envolve a razão de saídas para entradas, se refere ao modelo orientado a inputs. Pode-se, também, inverter esta razão e resolver o problema de minimização orientado para a saída correspondente.

A fim de determinar os pesos que, em última análise, maximizariam a razão no cálculo da eficiência relativa, este modelo pode ser linearizado e transformado, através da transformação proposta por [A Charnes 1962], em um Problema de Programação Linear (PPL). Os pesos variam de uma DMU para outra, uma vez que são derivados de dados para cada DMU, sendo esta uma das principais características de uma aplicação de DEA. Dessa forma, aplicando a teoria de programação fracionária proposta e realizando a mudança de variáveis, a Equação 3.3 pode ser convertida ao modelo de PL (Programação Linear):

$$e_o = \max \sum_r u_r y_{ro} \tag{3.4}$$

Por dualidade, este problema é equivalente ao problema de Programação Linear:

$$\begin{aligned}
\min \quad & \theta_0 - \varepsilon \left(\sum_r s_r^+ + \sum_i s_i^- \right) \\
\text{s.t.} \quad & \sum_j \lambda_j x_{ij} + s_i^- = \theta_0 x_{io}, i = 1, \dots, m \\
& \sum_j \lambda_j y_{rj} - s_r^+ = y_{ro}, r = 1, \dots, s \\
& \lambda_j, s_i^-, s_r^+ \geq 0, \forall i, j, r \\
& \theta_0 \text{ unconstrained.}
\end{aligned} \tag{3.5}$$

Dessa forma, a Equação 3.4 é denominada Modelo Envelope, enquanto a Equação 3.5 se

refere ao Modelo de Multiplicadores [Wade D. Cook 2009].

O modelo DEA, então, calcula a combinação ótima de entradas e saídas que maximizam a eficiência da DMU e_0 com todas as eficiências das DMUs sendo menores ou iguais a 1, de forma que as DMUs mais eficientes produzam eficiências de 1 ou próximas a 1.

A Análise Envoltória de Dados somente atribui o score $\theta = 1$ a uma DMU se a eficiência verificada for superior às eficiências calculadas para as demais DMUs. Logo, a pontuação de θ representa uma eficiência relativa, ou não paramétrica, pois caso todas as DMUs comparadas estejam trabalhando em condições de ineficiência, será considerada eficiente a que apresentar a menor ineficiência.

3.1.1.2 Modelo BBC

Elaborado por Banker, Charnes e Cooper em [R.D. Banker and Cooper 1984], o modelo BCC trabalha com o conceito de retorno variável de escala (VRS), permitindo acomodar situações em que existe uma conexão entre escala e eficiência. Aplicando-se DEA em um contexto realista, alguns fatores de entrada ou saída podem ser externos ao controle das DMUs - como condições ambientais, geográficas, ou questões legislativas. Dessa forma, no modelo BCC (VRS), os escores de eficiência dependem da orientação escolhida.

O modelo fracionário de Retorno Variável de Escala (BCC) difere de Equação 3.3 por meio de uma variável adicional, como mostrado a seguir:

$$\begin{aligned}
 e_0^* &= \max \left[\frac{\sum_r u_r y_{ro} - u_o}{\sum_i v_i x_{io}} \right] \\
 \text{s.t. } \sum_r u_r y_{rj} - u_o - \sum_i v_i x_{ij} &\leq 0, j = 1, \dots, n \\
 u_r &\geq \varepsilon, v_i \geq \varepsilon, \forall i, r \\
 u_0 &\text{ unrestricted in sign.}
 \end{aligned} \tag{3.6}$$

A programação linear equivalente a Equação 3.6 é:

$$\begin{aligned}
 e_0^* &= \max \sum_r \mu_r y_{ro} - \mu_o \\
 \text{s.t. } \sum_i v_i x_{io} &= 1 \\
 \sum_r \mu_r y_{rj} - \mu_o - \sum_i v_i x_{ij} &\leq 0, j = 1, \dots, n \\
 \mu_r &\geq \varepsilon, v_i \geq \varepsilon, \forall i, r \quad \mu \text{ unconstrained}
 \end{aligned} \tag{3.7}$$

enquanto o modelo dual é dado por:

$$\begin{aligned}
& \min \theta_0 - \varepsilon \left(\sum_i s_i^- + \sum_r s_r^+ \right) \\
\text{s.t. } & \sum_j \lambda_j x_{ij} + s_i^- = \theta_0 x_{io}, \quad i = 1, \dots, m \\
& \sum_j \lambda_j y_{ro} - s_r^+ = y_{ro}, \quad r = 1, \dots, s. \\
& - \sum_j \lambda_j = 1 \\
& \lambda_j, s_i^-, s_r^+ \geq 0 \quad \forall i, r, j \\
& \theta_0 \text{ unrestricted.}
\end{aligned} \tag{3.8}$$

Adicionalmente, existem outras variantes DEA além dos modelos básicos mencionados anteriormente - ou seja, CCR e BBC - tal como o modelo da Supereficiência, o qual procura os melhores desempenhos entre as DMUs eficientes. A Supereficiência permite a identificação da quantidade possível de aumentos de insumos ou reduções em resultados que DMUs eficientes podem realmente sofrer, sem perder o status de eficiência.

3.1.2 Modelo DEA de Supereficiência

Existem dois tipos de DMUs no modelo DEA tradicional: DMUs eficientes e ineficientes. O modelo CCR/BBC tradicional possui pouca capacidade de discriminação quando DMUs estão simultaneamente na fronteira de produção, a qual, muitas vezes, dificulta uma avaliação mais aprofundada e uma comparação realista entre essas DMUs. A fim de remediar tal limitação e avaliar as eficiências das DMUs de forma eficaz e realisticamente, o modelo de supereficiência, proposto por [Andersen 2002], é capaz de distinguir eficiência entre DMUs e, em seguida, classificar a relativa eficiência dessas DMUs. No modelo DEA de supereficiência, a DMU ineficiente tem a mesma pontuação de eficiência do modelo CCR ou BBC. No entanto, no caso de uma DMU eficiente, suas entradas podem fazer um aumento de acordo com sua pontuação de eficiência inalterada, então a proporção de sua entrada crescente é seu valor de supereficiência. Por exemplo, dado que a pontuação de eficiência ambiental de uma determinada província é 1.2, então ao aumentar os insumos desta província em 20 por cento, a pontuação de eficiência ambiental ficará acima de um, logo, ela ainda será relativamente eficiente em relação a todas as amostras. Dessa forma, o valor de supereficiência indica o alcance máximo de mudança sob a premissa de uma DMU permanecendo eficiente.

3.1.3 Análise DEA de Outputs Indesejáveis

Os modelos tradicionais de DEA não são capazes de mensurar saídas indesejáveis, uma vez que há neles a suposição da maximização da produção [Sabuj Kumar Mandal 2010]. Em termos práticos, saídas indesejáveis são inevitáveis, e como forma de contornar esse problema, muitos autores estudaram como considerar saídas indesejáveis em modelos DEA - [Bai-Chen Xie 2014], [G. Oggioni 2011] e [Sigbjørn Atle Berg and Jansen 1992] são alguns exemplos. Alguns estudos consideraram saídas indesejáveis como entradas para aumentar ou diminuir saídas desejáveis, como em [H. Dyckhoff 2001] e [Malin Song 2012]. Este estudo optou, no entanto, por usar um método de transformação linear para incluir saídas indesejáveis no modelo DEA tradicional. Esta escolha de método é razoável, uma vez que mantém relações de convexidade, como também abordado nos trabalhos [Lawrence M. Seiford 2002] e [Chungwon Woo 2015].

Primeiramente, assumimos que os dados DEA são como demonstrado em Equação 3.9:

$$\begin{bmatrix} Y \\ -X \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Y^d \\ Y^u \\ -X \end{bmatrix} \quad (3.9)$$

em que Y^d e Y^u se referem às saídas desejáveis e indesejáveis, respectivamente. Com o objetivo de utilizar a transformação linear de saídas indesejáveis, Y^u é multiplicado por -1, e então um vetor de translação ω é adicionado para alterar todas as saídas indesejáveis de valores negativos para positivos. A Equação 3.10 mostra a aplicação da transformação linear nos dados DEA:

$$\begin{bmatrix} Y \\ -X \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Y^d \\ Y^{u'} \\ -X \end{bmatrix} \quad (3.10)$$

em que a j -ésima coluna de saídas indesejáveis é $Y^{u'} = -Y^u + \omega > 0$.

3.2 Análise de Produtividade em Séries Temporais: Índice de Produtividade de Malmquist (MPI)

O Malmquist Productivity Index (MPI) foi sugerido inicialmente por [Malmquist 1953] como um índice para análise do consumo de entradas no sistema produtivo. Posteriormente, [Rolf Färe and Zhang 1994] desenvolveram um Índice de Produtividade que mede como a

produtividade muda ao longo do tempo, considerando dois efeitos: EC - Efficiency Change (Mudança na Eficiência) e TEC - Technological Efficiency Change (Mudança na Eficiência Tecnológica). Logo, o MPI passou a ser utilizado em estudos de referência de Análise Envoltória de Dados por meio do cálculo de aumento de produtividade em séries temporais. Dessa forma, o MPI nada mais é do que o produto dos seguintes componentes:

- EC (Efficiency Change): representa o quanto uma DMU se aproxima da fronteira de eficiência ao longo do tempo - isso é, se está alcançando ou ficando para trás);
- TEC (Technological Efficiency Change): se refere a quanto a fronteira de produção da DMU referência (benchmark) se difere em relação às entradas de cada DMU observada.

De acordo com [Tone 2001], considerando uma análise aplicada entre os períodos t e $t + 1$, $\theta^t(x_0^t, y_0^t)$ e $\theta^{t+1}(x_0^t, y_0^t)$ representam as medidas de eficiência orientada às entradas de uma determinada DMU observada, baseadas em suas entradas e saídas, considerando um período t . Concomitantemente, o estudo também assume que $\theta^t(x_0^{t+1}, y_0^{t+1})$ e $\theta^{t+1}(x_0^{t+1}, y_0^{t+1})$ são as medidas de eficiência orientada às entradas em um período $t + 1$, baseadas em suas entradas e saídas. O índice MPI seria, então, calculado da seguinte maneira:

$$MPI_t^{t+1} = \frac{\theta^{t+1}(x_0^{t+1}, y_0^{t+1})}{\theta^t(x_0^t, y_0^t)} \times \left[\frac{\theta^t(x_0^t, y_0^t) \theta^t(x_0^{t+1}, y_0^{t+1})}{\theta^{t+1}(x_0^t, y_0^t) \theta^{t+1}(x_0^{t+1}, y_0^{t+1})} \right]^{\frac{1}{2}} \quad (3.11)$$

O primeiro termo da Equação 3.11 mede a magnitude da Mudança da Eficiência Técnica (TEC) entre os períodos t e $t + 1$. Dessa forma, $EC = \frac{\theta^{t+1}(x_0^{t+1}, y_0^{t+1})}{\theta^t(x_0^t, y_0^t)}$ indica se a Eficiência Técnica diminuiu, aumentou ou permaneceu a mesma. Já o segundo termo $\left[\frac{\theta^t(x_0^t, y_0^t) \theta^t(x_0^{t+1}, y_0^{t+1})}{\theta^{t+1}(x_0^t, y_0^t) \theta^{t+1}(x_0^{t+1}, y_0^{t+1})} \right]^{\frac{1}{2}}$ representa o componente FC, e o mesmo mede a mudança na Fronteira de Eficiência entre os períodos t e $t + 1$.

3.3 Dados e Variáveis

3.3.1 Escolha das Variáveis

Para medir o desempenho ambiental, este estudo utilizou dados referentes a 12 países da América do Sul entre os anos 2000 e 2021, realizando um modelo baseado em uma combinação de fatores econômicos e ambientais. A seleção das variáveis foi baseada na revisão da literatura existente - conforme ilustrado pela Tabela 2.2 no Capítulo 2 -, na disponibilidade de dados e em seu impacto significativo sobre a eficiência ambiental dos países analisados. As variáveis escolhidas foram descritas na Tabela 3.1, com suas respectivas unidades e fon-

tes. As unidades de X1, X2 e Y2 foram ajustadas para manter todas as variáveis na mesma ordem de grandeza, afim de garantir uma boa performance do modelo DEA aplicado.

Code	Type	Variable (Units)	Data Source
X1	Input	Labor Force - (Employees)/100,000	World Bank Data
X2		Total Energy Consumption - quadrillion Btu x 100	U.S. Energy Information Administration
Y1	Output	Gross Domestic Product (GDP) - Billions of U.S. dollars	International Monetary Fund
Y2		Carbon Dioxide Emissions - Tonnes/1,000,000	Our World in Data

Tabela 3.1: Escolha de Variáveis de entrada e saída

Em relação às variáveis de entrada para os modelos DEA, este estudo utilizou variáveis relacionadas às atividades econômicas dos países semelhantes aos comumente utilizados na literatura. A Força de trabalho é um dos insumos básicos das funções de produção em economia. Ademais, em diversos estudos anteriores com escopo similar ao deste, as variáveis Força de trabalho e Consumo de energia se mostraram dados econômicos determinantes para a medição da Ecoeficiência de uma DMU (vide Tabela 2.2).

Conforme ilustrado na Secção 3.1.3, as variáveis de saída podem ser divididas em duas categorias: desejáveis e indesejáveis. Variáveis de saída desejável são aquelas que produzem efeitos socioeconômicos favoráveis. O PIB (GDP) foi utilizado neste estudo como uma variável de saída positivo, uma vez que é freqüentemente usado para explicar a economia geral e a atividade econômica de um país. Especificamente, desconsiderando a produção de bens intermediários, o PIB é usado como medida do valor total da economia de uma nação. O valor agregado serve como o número do indicador, o que explica o uso dos dados do PIB em uma análise transnacional de ecoeficiência.

As variáveis de saída indesejável, por outro lado, são aquelas que provocam um impacto adverso no meio ambiente ou no sistema socioeconômico. Como a mudança climática provocada pelas emissões de CO_2 possui uma ampla gama de efeitos nas atividades socioeconômicas, incluindo não apenas efeitos atmosféricos, mas também efeitos hidrológicos, terrestres e ecológicos, este estudo empregou as emissões de CO_2 como uma variável básica de saída indesejável.

3.3.2 Estatística Descritiva

Para ter uma maior precisão no processo de avaliação final, uma descrição estatística geral foi implementada para análise das variáveis, conforme mostrado na Tabela 3.2.

Em relação à variável Força de trabalho (X1) durante o período 2000-2021, o valor máximo da média (1074.15 - mil e setenta e quatro inteiros e cento e cinquenta e um décimos) foi registrado no Brasil em 2019, enquanto os valores mais baixos foram registrados em países como Suriname, Guyana e Uruguay: 1.51 (um inteiro e cinquenta e um décimos), 2.73 (dois inteiros e setenta e três décimos), e 14.87 (quatorze inteiros e oitenta e sete décimos), respectivamente. No que tange ao Consumo Total de Energia (X2), o valor máximo

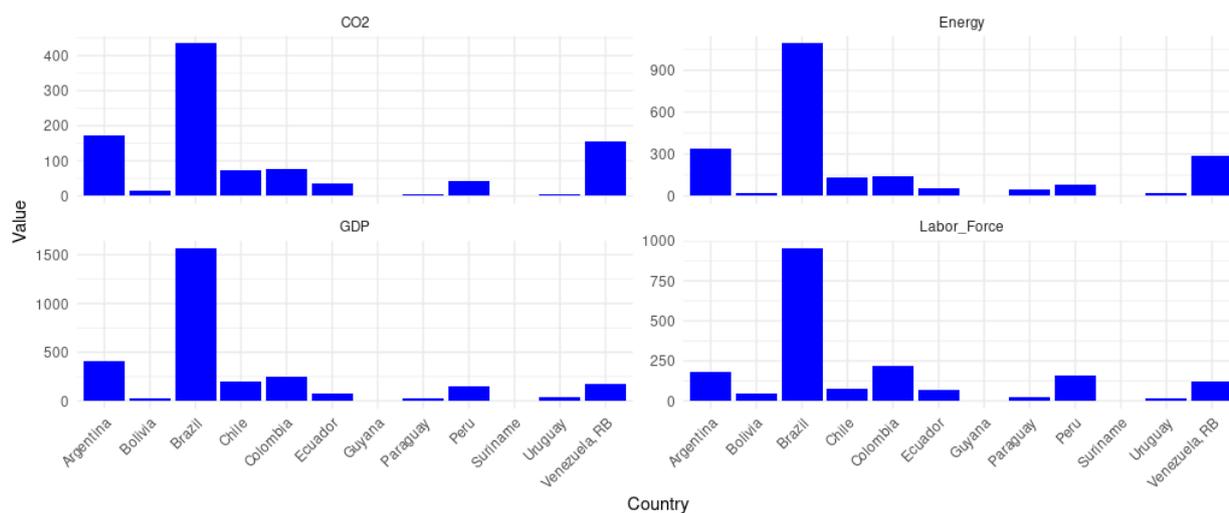


Figura 3.3: Valores Médios de Entradas e Saídas - 2000 a 2021
Fonte: R Studio

Type	Code	Variable (Units)	Max	Min	Average
Input	X1	(Employees)/100,000	1074.15	1.51	156.60
	X2	Quadrillion Btu x 100	1284.42	1.89	241.41
Output	Y1	Billions of U.S. dollars	2614.02	1.16	241.48
	Y2	Tonnes/1,000,000	557.90	1.50	84.86

Tabela 3.2: Descrição estatística das variáveis de entrada e saída

é atingido no Brasil no ano de 2014 (1284.42 - mil e duzentos e oitenta e quatro inteiros e quarenta e dois décimos), e o valor mínimo é encontrado na Guyana em 2006 (1.89 - um inteiro e oitenta e nove décimos).

Em termos de PIB, o Brasil possui o maior PIB (Y1), registrando um valor médio de 655.45 (seiscentos e cinquenta e cinco inteiros e quarenta e cinco décimos) em 2000 e 1608.08 (mil e seiscentos e oito inteiros e oito décimos) em 2021, enquanto o PIB mais baixo é registrado na Guyana, com um valor médio de 1.49 (um inteiro e quarenta e nove décimos) em 2000 e 7.71 (sete inteiros e setenta e um décimos) em 2021. Em relação à emissão de dióxido de carbono (Y2), três países se destacam com a maior emissão de CO_2 , sendo estes: Brasil, Argentina e Venezuela, apresentando valores médios de 434.58 (quatrocentos e trinta e quatro inteiros e cinquenta e oito inteiros), 172.69 (cento e setenta e dois inteiros e sessenta e nove décimos) e 154.01 (cento e cinquenta e quatro inteiros e um centésimo), respectivamente, no período de 2000 a 2021. A posição do Brasil em relação aos demais no ranking de emissões de dióxido de carbono é coerente, uma vez que sua escala econômica é maior do que a de qualquer outro país, de acordo com total de trabalho e PIB.

Capítulo 4

Resultados

Com base na metodologia descrita, o presente estudo aplicou os modelos BCC (VRS - retorno variável de escala) e Malmquist Productivity Index (MPI) para examinar a eficiência ambiental estática nos países da América do Sul entre os anos 2000 a 2021, com base nas variáveis escolhidas na seção 3.3.1. Ambos foram orientados a outputs, e conforme já descrito no Capítulo 3, tal modelo de orientação consiste em medir a otimização da eficiência calculada por meio do aumento de produtos (variáveis de saída) mantendo-se os insumos (variáveis de entrada) constantes. Os cálculos relacionados ao presente estudo foram desenvolvidos em R por meio do pacote deaR.

4.1 Remoção de Outliers

A primeira etapa do desenvolvimento dos cálculos de eficiência consiste na remoção de DMUs com valores de inputs e outputs discrepantes e com potencial de enviesar o modelo DEA em questão - em outras palavras, consiste na remoção de outliers. De acordo com a documentação R da própria biblioteca utilizada para realizar o cálculo de outliers, é recomendado que não sejam escolhidas para remoção mais do que 4 DMUs. Dessa forma, o cálculo de outliers presentes nos inputs e outputs apresentados recomendou até 3 DMUs para serem retiradas, em ordem decrescente de priorização: Brazil, Argentina e Venezuela. Essa recomendação se dá, principalmente, pelos valores de emissões de CO_2 dos mesmos países, conforme apresentado na Tabela 3.2. Na Figura 4.1 é apresentada graficamente a fronteira de eficiência considerando todas as DMUs.

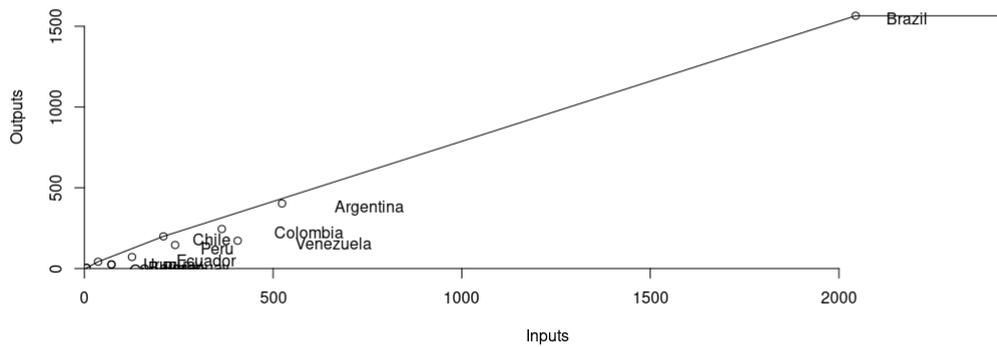


Figura 4.1: Fronteira de eficiência ambiental - 2000 a 2021
 Fonte: R Studio

Após realizada a remoção das DMUs outliers recomendadas - Brazil, Argentina e Venezuela -, a nova disposição de DMUs na fronteira de eficiência é apresentada na Figura 4.2. Nota-se que, após removidas as DMUs outliers, as DMUs Colômbia e Chile passam a se situar na fronteira de eficiência. Isso se dá pela característica relativa do modelo DEA (conforme descrito na secção 3.1 em que a eficiência pode ser alterada conforme a mudança de DMUs escolhidas na amostra em que o modelo DEA é aplicado).

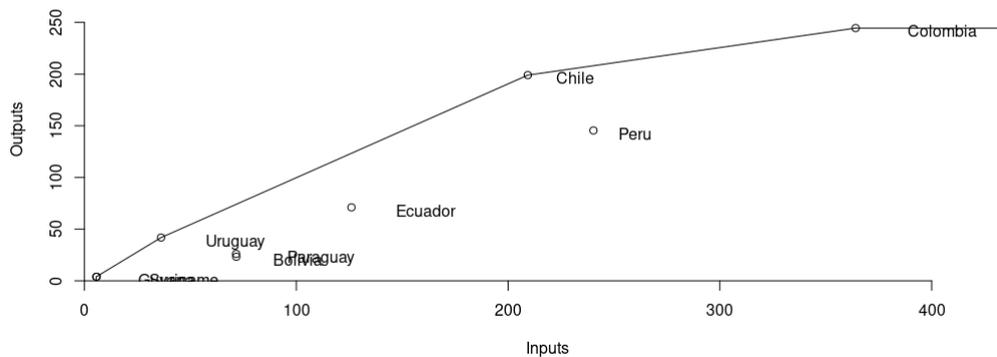


Figura 4.2: Fronteira de eficiência ambiental após remoção de outliers - 2000 a 2021
 Fonte: R Studio

4.2 Modelo VRS e Supereficiência

A Tabela 4.1 apresenta os valores médios de Inputs e Outputs para cada um dos países entre os anos 2000 a 2021, bem como suas eficiências calculadas referentes aos modelos BBC e Supereficiência. Os valores de insumos e produtos das três DMUs outliers - Brazil, Argentina e Venezuela - foram adicionados ao final da tabela, apesar de as mesmas não participarem do ranking de eficiência.

Inicialmente, ao rodar o modelo DEA VRS, obteve-se como resultado as DMUs eficientes Colombia, Chile, Uruguay, Suriname e Guyana, enquanto Peru, Ecuador, Paraguay e Bolívia se destacaram como DMUs ineficientes, em ordem crescente de ineficiência. Conforme já apresentado no Capítulo 3, a ocorrência de múltiplas DMUs eficientes em um mesmo modelo é um fenômeno comumente observado na aplicação de DEA. Ainda, é possível distinguir DMUs que se destacam positivamente dentre as eficientes, as quais são denominadas DMUs super-eficientes. Dessa forma, quanto mais próximo de 1 estiver o novo valor de eficiência mensurado, mais perto determinada DMU estará de ser super-eficiente.

Outro fenômeno frequentemente observado é a ocorrência do que se chama de DMUS inviáveis - ou invisíveis. Tratam-se de DMUs que, no ranking de super-eficiência, destacam-se como infinitamente mais eficientes ou ineficientes em relação às demais, matematicamente falando. No presente estudo, duas DMUs eficientes destacam-se como invisíveis: Guyana e Suriname. Isso se dá pelo fato de que os valores de insumos e produtos foram calculados considerando a média total dos anos 2000 a 2021, o que pode mascarar valores altamente ou fracamente eficientes performados pelas DMUs no mesmo período. [Mei Xue 2002] propõem um estudo detalhado acerca do entendimento de DMUs infeasibles, bem como instruem a melhor forma de ranqueá-las na ocorrência de tal fenômeno.

Após a implementação do modelo e analisando os resultados de super-eficiência, pode-se concluir que a Colômbia é o país da América do Sul - com exceção dos outliers Brazil, Argentina e Venezuela retirados da análise - que registrou a maior eficiência ambiental, considerando os valores médios de insumos e produtos analisados entre os anos 2000 a 2021.

Durante o período de 2000 a 2021, a Colômbia se destacou como um dos países sul-americanos que mais implementou políticas ambientais com o objetivo de proteger e preservar seus recursos naturais, enfrentar os desafios das mudanças climáticas e promover o desenvolvimento sustentável. Como exemplo de tais iniciativas podemos citar: o Plano Nacional de Desenvolvimento Sustentável (2001); a Política Nacional para a Gestão Integral da Biodiversidade e dos Serviços Ecossistêmicos (2002); o Plano Nacional de Mudanças Climáticas (2003); a Lei de Serviços Ecossistêmicos (2010); o Acordo de Paz com as Política Nacional de Economia Circular (2019) e a Iniciativa Amazônia 2020. Dentre outras, as políticas citadas podem ser potenciais causas de o país se destacar positivamente em eficiência ambiental comparativamente aos demais analisados.

Country	Labor Force	Energy	GDP	CO2	PTE	Super	Ranking
Colombia	221.78	142.33	244.49	74.97	1.00	0.81	1
Chile	78.08	131.24	198.99	72.52	1.00	0.52	2
Uruguay	16.50	19.66	41.66	6.44	1.00	0.72	3
Suriname	2.04	3.73	3.44	2.17	1.00	-Inf	4
Guyana	2.82	2.75	3.36	2.06	1.00	-Inf	5
Peru	156.30	84.03	145.43	43.21	1.02	1.02	6
Ecuador	68.25	57.79	71.01	33.97	1.44	1.44	7
Paraguay	27.39	44.21	25.81	5.47	2.03	2.03	8
Bolivia	47.48	24.20	23.17	16.23	2.12	2.12	9
Brazil	952.64	1091.59	1565.26	434.58			
Argentina	185.01	338.71	402.66	172.70			
Venezuela	120.92	285.07	171.76	154.01			

Tabela 4.1: PTE (Eficiência Técnica Pura) - Modelo BBC e Supereficiência por país

4.3 Malmquist Productivity Index

A Tabela 4.2 apresenta os resultados do Malmquist Productivity Index aplicados aos países entre os anos 2000 a 2021. Um valor de MPI acima de um indica uma melhoria na eficiência ambiental, abaixo de um, um declínio na eficiência ambiental e, igual a um, nenhuma mudança na eficiência. Os resultados evidenciam que, inicialmente, todos os países - com exceção do Ecuador - apresentaram um MPI inicial abaixo de um - ou seja, de 2000 a 2001, a maioria dos países ainda não havia apresentado uma melhoria em sua eficiência ambiental. Após vinte e um anos, no intervalo de 2020 a 2021, a maioria dos países estava, de fato, apresentado uma melhoria significativa em sua eficiência ambiental, com exceção do Ecuador, Paraguay e Suriname.

Period	DMUs								
	Bolivia	Chile	Colombia	Ecuador	Guyana	Paraguay	Peru	Suriname	Uruguay
2000-2001	0.854	0.973	0.987	1.032	0.990	0.874	0.993	0.934	0.922
2001-2002	1.062	1.009	0.997	1.034	1.026	1.022	1.044	1.078	0.711
2002-2003	1.307	1.041	0.981	1.098	1.026	1.055	1.074	0.911	0.895
2003-2004	1.016	1.166	1.134	1.047	0.982	0.924	1.122	1.102	1.112
2004-2005	0.959	1.124	1.118	1.063	0.902	0.974	1.116	0.997	1.252
2005-2006	1.035	1.109	1.079	1.005	0.902	1.075	1.150	1.065	1.046
2006-2007	1.075	1.041	1.130	1.064	1.227	0.959	1.102	0.925	1.156
2007-2008	0.992	1.007	1.081	1.024	0.950	1.005	1.172	1.156	1.283
2008-2009	0.959	0.961	0.960	1.047	1.029	0.968	0.995	1.010	1.025
2009-2010	0.994	1.113	1.113	1.037	1.087	1.018	1.142	1.152	1.273
2010-2011	1.014	1.084	1.151	1.026	1.077	1.030	1.046	0.851	1.155
2011-2012	1.216	1.019	1.070	1.007	1.132	0.960	1.062	1.067	1.068
2012-2013	0.983	1.031	1.032	1.002	0.974	1.008	1.023	0.952	1.110
2013-2014	0.961	0.950	1.022	1.057	0.992	0.954	1.018	0.955	0.978
2014-2015	1.092	0.978	0.867	0.907	1.009	1.006	0.993	0.899	0.953
2015-2016	1.010	1.033	0.988	0.939	1.122	1.075	1.016	1.008	1.000
2016-2017	0.948	1.053	1.051	0.988	0.991	0.942	1.083	1.144	1.098
2017-2018	0.969	1.041	1.032	1.044	0.986	0.961	1.047	0.995	1.005
2018-2019	0.988	0.965	0.985	0.997	1.226	0.851	1.020	0.992	0.955
2019-2020	0.836	0.954	0.853	0.927	0.990	0.956	0.895	0.980	0.909
2020-2021	1.101	1.140	1.136	0.914	1.080	0.830	1.095	0.978	1.072

Tabela 4.2: Malmquist Productivity Index por país entre 2000-2021

Conforme mostrado na Tabela 4.2, os valores MPI gerados para os países da América do Sul flutuam em torno de 1 durante todo o período analisado. Tal tendência torna evidente o

fato de que os países analisados lutam para melhorar eficiência durante o período de estudo, mesmo que elementos externos tendam a influenciar negativamente a eficiência. Nenhum país apresentou uma melhora contínua ao longo de todo o período, implicando que ainda há uma dificuldade existente em alocar recursos econômicos de forma otimizada para reduzir a emissão de CO_2 .

A Tabela 4.2 também mostra que, no período 2008-2009, 7 das DMUs sofreram queda em seus valores de MPI em relação ao período anterior. O período em questão se refere à grande Crise Financeira de 2008, a qual gerou consequências econômicas em escala global. Estes números mostram que a crise financeira global desencadeada em 2007 ao início de 2009 influenciou na flutuação do MPI. [Bai-Chen Xie 2014] também sustentam esse argumento ao examinarem os índices de Malmquist das indústrias de energia elétrica em Países da OCDE e BRICS. Além disso, no período entre 2019-2020, todos os valores de MPI situaram-se abaixo de 1, o que significa que houve queda na eficiência ambiental de todos os países analisados. Tal fato pode ser uma evidência da correlação existente entre eficiência ambiental e a pandemia da COVID-19 de 2020, fenômeno este que também acarretou em consequências econômicas em escala mundial.

Em relação aos resultados absolutos do período total de análise - 2000 a 2021 -, a Figura 4.3 apresenta os valores referentes à média e desvio-padrão dos países analisados. Os dados mostram que apenas um dos nove países analisados apresentaram valores de MPI abaixo de 1, tratando-se do Paraguai, apresentando um valor de 0.972. Isso significa que, em média, o mesmo país não foi capaz de aprimorar sua eficiência ambiental ao longo do período de 2000 a 2021. Tal fenômeno pode ser justificado pelos valores da Tabela 4.1, em que fica evidente que o Paraguai foi o penúltimo país no ranking de supereficiência orientada à outputs o que significa, em termos práticos, que o país não está gerando seus produtos de forma otimizada mantendo-se fixos seus insumos. Dentre os demais, os países que apresentaram maior valor médio de mudança da eficiência ambiental para o período analisado foram Peru e Colômbia, com valores de MPI de 1.057 e 1.046 e desvio-padrão de 0.065 e 0.138, respectivamente.

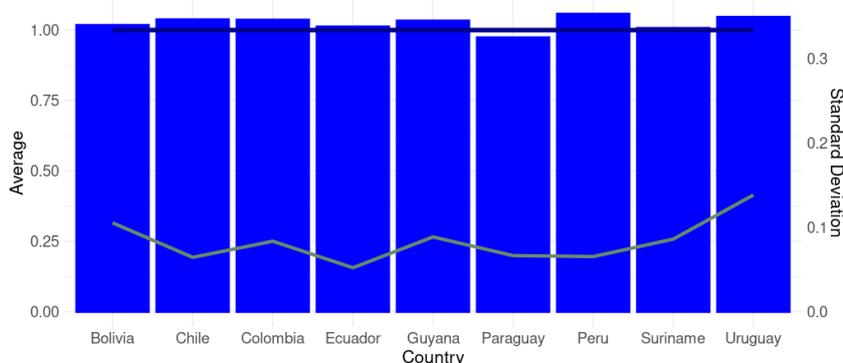


Figura 4.3: Malmquist Productivity Index - Média e Desvio-Padrão - 2000 a 2021
Fonte: R Studio

Capítulo 5

Conclusão

Neste estudo, um modelo de Análise Envoltória de Dados foi aplicado para medir o desempenho ambiental em nove países da América do Sul desde 2000 até 2021. Em particular, três modelos DEA foram executados usando mão de obra, consumo de energia, PIB e CO_2 como variáveis para determinar a eficiência ambiental de cada um. Além disso, o Índice de Malmquist (MPI) foi aplicado para avaliar as mudanças no desempenho ambiental ao longo do período analisado. Os resultados, que foram obtidos considerando variáveis energéticas, econômicas, e ambientais, mostraram que, em particular, o desempenho ambiental médio foi maior em dois dos países com maior PIB (Colômbia e Chile) e em países com baixa emissão de CO_2 (Uruguay, Suriname e Guyana).

As nações da América do Sul apresentaram, ao longo do século XXI, diversos objetivos estratégicos para construir uma sociedade voltada ao desenvolvimento sustentável, a fim de melhorar a eficiência energética e combater as mudanças climáticas resultantes da emissão de gases poluentes. Para tanto, medir o desempenho ambiental é uma passo na tomada de decisão em sistemas energéticos e ambientais, uma vez que pode fornecer informações valiosas no processo de melhoria ambiental.

Sob tais circunstâncias, análise apresentada neste estudo permite que os países tenham ciência de seu desempenho ambiental, identifiquem pontos fortes e pontos fracos e estabeleçam metas para melhorias adicionais com base nas boas práticas exercidas por seus benchmarkings. Considerando os resultados deste estudo, os formuladores de políticas socioambientais são capazes de identificar os principais passos que devem ser seguidos para melhorar o desempenho ambiental de cada país, ajudando a alcançar o equilíbrio ecológico e o desenvolvimento. Além disso, os formuladores de políticas podem entender como a eficiência ambiental pode ser influenciada por fenômenos socioeconômicos, como a Crise Global de 2008 e a Pandemia da COVID-19 de 2020, conforme analisado na análise da Tabela 4.2.

Existem algumas questões relacionadas à aplicação do presente estudo e metodologia que devem ser melhor abordadas em pesquisas futuras. Por exemplo, a análise poderia ser estendida para examinar a condução fatores de desempenho ambiental, com foco nos efei-

tos de medidas políticas, pesquisa e desenvolvimento ambiental, bem como vários fatores socioeconômicos. A relação entre aspectos ambientais e temas correlatos, como eficiência energética e segurança, também é digna de investigação. Considerando que o uso de energia renovável é crucial para aumentar a eficiência ambiental, poderia ser interessante introduzir energia renovável na análise, conforme proposto por [Chungwon Woo 2015] em um estudo similar a este. Finalmente, a extensão da análise a um contexto global também é importante. Do lado metodológico, além do DEA, outras abordagens também poderiam ser consideradas, como técnicas de auxílio à decisão multicritério e análise de fronteira estocástica. Além disso, combinar métodos para avaliação de desempenho ambiental com técnicas de análise de cenário e simulação pode ajudar os pesquisadores a examinar várias incertezas que são inerentes ao planejamento de política ambiental de longo prazo e tomada de decisão envolvidos na análise da eficiência ambiental de uma nação.

Referências Bibliográficas

- [A Charnes 1996] A Charnes, W Cooper, A. Y. L. . L. M. S. (1996). Data Envelopment Analysis Theory, Methodology and Applications. *Journal of the Operational Research Society*.
- [A Charnes 1962] A Charnes, W. C. (1962). Programming with linear fractional functionals. *Naval Research Logistics Quarterly*, pages 67–88.
- [Adler LFN 2002] Adler LFN, S.-S. Z. (2002). Review of ranking methods in the data envelopment analysis context. *Eur J Oper Res*, 140:249–265.
- [Andersen 2002] Andersen, N. C. P. (2002). A Procedure for Ranking Efficient Units in Data Envelopment Analysis . *Management Science*, 39.
- [Bai-Chen Xie 2014] Bai-Chen Xie, Li-Feng Shang, S.-B. Y. B.-W. Y. (2014). Dynamic environmental efficiency evaluation of electric power industries: Evidence from OECD (Organization for Economic Cooperation and Development) and BRIC (Brazil, Russia, India and China) countries . *Energy*, 74.
- [Celso Vila Nova de Souza Júnior 2006] Celso Vila Nova de Souza Júnior, C. E. G. (2006). Análise da equidade e da eficiência dos estados no contexto do federalismo fiscal brasileiro. *Estudos Econômicos*, 36(4):803–832.
- [Charnes A 1978] Charnes A, Cooper WW, R. E. (1978). Measuring the efficiency of decision making units. *European Journal of Operational Research*, 2(6):429–444.
- [Chengchao Lv 2021] Chengchao Lv, Changhua Shao, C.-C. L. (2021). Green technology innovation and financial development: Do environmental regulation and innovation output matter? *Energy Economics*, 98.
- [Chia-Nan Wang 2021] Chia-Nan Wang, Hong-Xuyen Thi Ho, C.-W. C. (2021). Environmental Efficiency Evaluation in the Top Asian Economies: An Application of DEA . *Energies*, 9.
- [Chia-Nan Wang 2017] Chia-Nan Wang, Hong-Xuyen Thi Ho, M.-H. H. (2017). An Integrated Approach for Estimating the Energy Efficiency of Seventeen Countries. *Energies*, 10.

- [Chungwon Woo 2015] Chungwon Woo, Yanghon Chung, D. C. H. S.-S. H. (2015). The static and dynamic environmental efficiency of renewable energy: A Malmquist index analysis of OECD countries. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 47.
- [Cooper W 2007] Cooper W, Seiford L, T. K. Z. J. (2007). Some models and measures for evaluating performances with dea: past accomplishments and future prospects. *J Prod Anal*, 26:151–163.
- [Ehsan Elahi 2022] Ehsan Elahi, Z. K. (2022). Estimating smart energy inputs packages using hybrid optimisation technique to mitigate environmental emissions of commercial fish farms. *Applied Energy*, 326.
- [Emrouznejad A 2008] Emrouznejad A, Parker BR, T. G. (2008). Evaluation of research in efficiency and productivity: a survey and analysis of the first 30 years of scholarly literature in dea. *Socioecon Plann Sci*, 42:151–157.
- [Farrell 1957] Farrell, M. (1957). The Measurement of Productive Efficiency. *Journal of the Royal Statistical Society*, 120:253–281.
- [FINN R. FØRSUND 2005] FINN R. FØRSUND, N. S. (2005). The Tale of Two research Communities: The Diffusion of Research on Productive Efficiency. *Università degli Studi di Siena*.
- [G. Oggioni 2011] G. Oggioni, R. Riccardi, R. T. (2011). Eco-efficiency of the world cement industry: A data envelopment analysis. *Energy Policy*, 39.
- [H. Dyckhoff 2001] H. Dyckhoff, K. A. (2001). Measuring ecological efficiency with data envelopment analysis (DEA). *European Journal of Operational Research*, 132.
- [Homburg 2001] Homburg, C. (2001). Using data envelopment analysis to benchmark activities. *International Journal of Production Economics*, 73(1):429–444.
- [Hsieh 2019] Hsieh, J.-C.; Lu, C.-C. L. Y. C. Y.-H. X. Y.-S. (2019). Environmental Assessment of European Union Countries. *Energies*, 295.
- [Kassai 2002] Kassai, S. (2002). Utilização da Análise Envoltória de Dados (DEA) na Análise de Demonstrações Contábeis. *Universidade de São Paulo (USP)*.
- [Ken'ichi Matsumoto 2020] Ken'ichi Matsumoto, Georgia Makridou, M. D. (2020). Evaluating environmental performance using data envelopment analysis: The case of European countries. *Journal of Environmental Management*, 272.
- [Keying Wanga 2019] Keying Wanga, Meng Wua, Y. S. X. S. A. S.-P. Z. (2019). Resource abundance, industrial structure, and regional carbon emissions efficiency in China. *Resources Policy*, 60.

- [Kuah CT 2010] Kuah CT, Wong KY, B. F. (2010). A review on data envelopment analysis (dea). *2010 fourth Asia international conference on mathematical/analytical modelling and computer simulation, IEEE*, pages 168–173.
- [Lawrence M. Seiford 2002] Lawrence M. Seiford, J. Z. (2002). Modeling undesirable factors in efficiency evaluation . *European Journal of Operational Research*, 142.
- [Li Y 2020] Li Y, Chiu Y, W. L. Z. Y. L. T. (2020). Dynamic and network slack-based measure analysis of China’s regional energy and air pollution reduction efficiencies. *Journal of Cleaner Production*, 251.
- [Lili Ding 2019] Lili Ding, Ying Yang, W. W. A. C. C. (2019). Regional carbon emission efficiency and its dynamic evolution in China: A novel cross efficiency-malmquist productivity index. *Journal of Cleaner Production*, 241.
- [Liu JS 2013] Liu JS, Lu LY, L. W.-M. L. B. (2013). Data envelopment analysis 1978–2010: a citation-based literature survey. *Omega*, 41:3–15.
- [LM 1997] LM, S. (1997). A bibliography for data envelopment analysis (1978–1996). *Ann Oper Res*, 73:393–438.
- [Lucio Cecchini 2018] Lucio Cecchini, Sonia Venanzi, A. P.-M. C. (2018). Environmental efficiency analysis and estimation of CO₂ abatement costs in dairy cattle farms in Umbria (Italy): A SBM-DEA model with undesirable output. *Journal of Cleaner Production*, 197.
- [Malin Song 2012] Malin Song, Qingxian An, W. Z.-Z. W. J. W. (2012). Environmental efficiency evaluation based on data envelopment analysis: A review . *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 16.
- [Malmquist 1953] Malmquist, S. (1953). Index Numbers and Indifference Surfaces . *Trabajos de Estadística*, 4.
- [Mardani A 2017] Mardani A, Zavadskas EK, S. D.-J. A. K. M. (2017). A comprehensive review of data envelopment analysis (dea) approach in energy efficiency. *Renew Sustain Energy Rev*, 70:1298–1322.
- [Mcintyre 1978] McIntyre, Robert J. Thornton, J. R. (1978). Urban design and energy utilization: A comparative analysis of soviet practice. *Journal of Comparative Economics*, 2:334–354.
- [Mei Xue 2002] Mei Xue, P. T. H. (2002). Note: Ranking DMUs with Infeasible Super-Efficiency DEA Models . *Management Science*, 48.
- [Neda Kiani Mavia 2019] Neda Kiani Mavia, R. K. M. (2019). Energy and environmental efficiency of OECD countries in the context of the circular economy: Common weight analysis for malmquist productivity index. *Journal of Environmental Management*, 247.

- [R.D. Banker and Cooper 1984] R.D. Banker, A. C. and Cooper, W. (1984). Some models for estimating technical and scale inefficiencies in data envelopment analysis. *Management Science*, pages 1078–1092.
- [Rolf Färe and Zhang 1994] Rolf Färe, Shawna Grosskopf, M. N. and Zhang, Z. (1994). Productivity Growth, Technical Progress, and Efficiency Change in Industrialized Countries . *The American Economic Review*, 84.
- [Sabuj Kumar Mandal 2010] Sabuj Kumar Mandal, S. M. (2010). Environmental efficiency of the Indian cement industry: An interstate analysis . *Energy Policy*, 38.
- [Sadorsky 2021] Sadorsky, P. (2021). Eco-Efficiency for the G18: Trends and Future Outlook . *Energies*, 13.
- [Schmidheiny 1992] Schmidheiny, S. (1992). *Changing Course – A Global Business Perspective on Development the Environment*. MIT Press, 3 edition.
- [Sigbjørn Atle Berg and Jansen 1992] Sigbjørn Atle Berg, F. R. F. and Jansen, E. S. (1992). Malmquist Indices of Productivity Growth during the Deregulation of Norwegian Banking, 1980-89 . *The Scandinavian Journal of Economics*, 94.
- [Su Shuai 2020] Su Shuai, Z. F. (2020). Modeling the role of environmental regulations in regional green economy efficiency of China: Empirical evidence from super efficiency DEA-Tobit model. *Journal of Environmental Management*, 261.
- [Tone 2001] Tone, K. (2001). A slacks-based measure of efficiency in data envelopment analysis . *European Journal of Operational Research*, 130.
- [Victor Moutinho 2018] Victor Moutinho, Jose Alberto Fuinhas, A. C. M. R. S. (2018). Assessing eco-efficiency through the DEA analysis and decoupling index in the Latin America countries . *Journal of Cleaner Production*, 205.
- [Wade D. Cook 2009] Wade D. Cook, L. M. S. (2009). Data envelopment analysis (DEA) – Thirty years on. *European Journal of Operational Research*, pages 1–17.
- [Yang 2019] Yang, ZS (Yang, Z. W. X. W. X. (2019). The measurement and influences of China’s urban total factor energy efficiency under environmental pollution: Based on the game cross-efficiency DEA. *Journal of Cleaner Production*, 209.