

UNIVERSIDADE FEDERAL DE RIO GRANDE

Programa de Pós-Graduação em Modelagem Computacional

**Produtividade Primária Líquida como sequestro de carbono
via Análise Envoltória de Dados (DEA)**

Diogo Alves da Silva Lima

Rio Grande - RS

Dezembro

2023

Diogo Alves da Silva Lima

**Produtividade Primária Líquida como sequestro de carbono
via Análise Envoltória de Dados (DEA)**

Trabalho de Dissertação apresentado ao Programa de Pós-Graduação em Modelagem Computacional, Universidade Federal de Rio Grande, como requisito parcial para obtenção do Grau Mestre em Modelagem Computacional, linha de pesquisa - Problema de Programação Linear, sob orientação do Prof. Dr. André Andrade Longaray.

Rio Grande - RS
Dezembro
2023

Ficha Catalográfica

L732p Lima, Diogo Alves da Silva.

Produtividade primária líquida como sequestro de carbono via
Análise Envoltória de Dados (DEA) / Diogo Alves da Silva Lima. –
2023.

50 f.

Dissertação (mestrado) – Universidade Federal do Rio Grande –
FURG, Programa de Pós-Graduação em Modelagem Computacional,
Rio Grande/RS, 2023.

Orientador: Dr. André Andrade Longaray.

1. Análise Envoltória de Dados (DEA) 2. Emissão de Carbono
3. Produtividade Primária Líquida 4. Crédito de Carbono I. Longaray,
André Andrade II. Título.

CDU 004

Catálogo na Fonte: Bibliotecário José Paulo dos Santos CRB 10/2344

Agradecimentos

Primeiramente agradeço a minha mãe Valdete e ao meu pai Valdeir, por acreditar nos meus sonhos, em especial, minha mãe, por sempre passar horas e horas ao telefone, sempre me dando “conselhos de mãe” e me motivando a não desistir dos meus sonhos. Agradeço também a minha esposa Marcelli por me incentivar/apoiar a continuar caminhando durante momentos complicados da minha vida e sempre mostrando ser uma grande esposa/namorada/amiga/parceira durante toda nossa trajetória. Agradeço também aos meus grandes amigos: Mathielo, Mateus, Pedro C., Vitor Monthay, Cristiano, Julia, Jonas, Álvaro, Victor, Marcos, Luan por estarem sempre ao meu lado e fazerem parte de toda essa jornada. Agradeço de forma muito especial a Dalvana, uma grande amiga que fiz durante a minha trajetória no mestrado e em Rio Grande - RS. Agradeço também a Professora Dra. Catia, que desde o primeiro contato durante o meu estágio docência sempre se mostrou solícita me auxiliando, incentivando e colaborando ao decorrer desta jornada. Agradeço ao professor Dr. Munhoz por sempre estar incentivando e colaborando de forma assídua com meu trabalho. Agradeço de maneira muito especial ao Professor Dr. André Andrade Longaray, que com orgulho chamo de orientador, pois, desde o ingressar no PPGMC-FURG até a conclusão desta dissertação, sempre se mostrou paciente com minhas dificuldades, além disto, colaborando de uma forma imprescindível com minha formação acadêmica, me proporcionando uma Dissertação com o qual me sinto realizado e, além disto, aqui apresento apenas um pouco dos meus agradecimentos, pois é difícil expressar tamanha gratidão.

*Sempre que te perguntarem se podes fazer um trabalho,
respondas que sim e te ponhas em seguida a aprender como se faz.*

F. Roosevelt

Diogo Alves da Silva Lima

**“PRODUTIVIDADE PRIMÁRIA LIQUIDA COMO SEQUESTRO DE CARBONO VIA
ANÁLISE ENVOLTÓRIA DE DADOS (DEA)”**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Modelagem Computacional da Universidade Federal do Rio Grande - FURG, como requisito parcial para obtenção do Grau de Mestre. Área de concentração: Modelagem Computacional.

Aprovada em:

BANCA EXAMINADORA

Documento assinado digitalmente
 **ANDRE ANDRADE LONGARAY**
Data: 05/12/2023 14:15:42-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Prof. Dr. André Andrade Longaray (Orientador – FURG)

Documento assinado digitalmente
 **CATIA MARIA DOS SANTOS MACHADO**
Data: 05/12/2023 18:23:02-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Profa. Dra. Catia Maria dos Santos Machado (FURG)

Documento assinado digitalmente
 **TIRZAH MOREIRA SIQUEIRA**
Data: 05/12/2023 14:36:01-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Profa. Dra. Tirzah Moreira Siqueira (UFPel)

Rio Grande - RS
2023

Resumo

Apresentado como um novo mercado, onde é comercializado Créditos de Carbono, propiciando empresas, organizações e indivíduos compensem as suas emissões de Gases de Efeito Estufa (GEE) a partir de créditos gerados por projetos de redução de emissões e/ou de captura de carbono.

Este estudo tem como objetivo analisar o potencial de obtenção de créditos de carbono por meio da análise das variáveis que influenciam o sequestro de carbono. Com base na revisão sistemática de literatura e no trabalho de Wu, Wang e Liu, busca-se explorar medidas que incentivem o interesse e a participação em projetos de crédito de carbono.

A pesquisa tem como ponto de partida realizar uma revisão sistemática de literatura sobre o tema de crédito de carbono e tendo como objetivo principal, apresentar modelos matemáticos aplicados a esse contexto, identificando lacunas de pesquisa. Além disso, pretende-se aplicar o modelo CRS (Constant Returns to Scale) usando o software RStudio para analisar os créditos de carbono.

A estrutura do trabalho consiste em uma seção de revisão teórica, descrevendo a metodologia utilizada, seguida por uma seção dedicada à revisão sistemática. Serão apresentados dois modelos decorrentes das lacunas identificadas, destacando suas contribuições para estudos futuros. Os resultados e discussão serão abordados em uma seção específica, seguida pela conclusão do estudo. O anexo contém o código utilizado no RStudio.

Palavras-chaves: Análise Envoltória de Dados (DEA), Emissão de Carbono, Produtividade Primária Líquida, Crédito de Carbono.

Abstract

Presented as a new market, where Carbon Credits are traded, providing companies, organizations, and individuals the opportunity to offset their Greenhouse Gas (GHG) emissions through credits generated by emission reduction and/or carbon capture projects.

This study aims to analyze the potential for obtaining carbon credits by examining the variables that influence carbon sequestration. Based on a systematic literature review and the work of Wu, Wang, and Liu, we seek to explore measures that incentivize interest and participation in carbon credit projects.

The main objective of the research is to conduct a systematic literature review on the topic of carbon credits and present mathematical models applied in this context, identifying research gaps. Additionally, we intend to apply the Constant Returns to Scale (CRS) model using RStudio software to analyze carbon credits.

The structure of the study consists of a theoretical review section, describing the methodology used, followed by a section dedicated to the systematic review. Two models resulting from the identified research gaps will be presented, highlighting their contributions to future studies. The results and discussion will be addressed in a specific section, followed by the conclusion of the study. The appendix contains the code used in RStudio.

Keywords: Data Envelopment Analysis (DEA), Carbon Emission, Net Primary Productivity, Carbon Credit.

Lista de Figuras

1	Resultado da busca na base de dados e filtragens dos artigos.	22
2	Relações de publicações por ano (2019 - 2023).	23
3	Relações de publicações por revistas.	24
4	Relações por campos de interesse.	25
5	Correlação entre autores.	26
6	Correlação de citação por autores.	27
7	Correlação de citação por palavras-chave.	28

Lista de Tabelas

1	Obtidos na base de Dados.	27
2	Emissões de GEE em 2020.	29
3	Tabela contendo os indicadores.	30
4	Tabela de Dados Referente a PPL por Bioma do Brasil.	31
5	Estados com Biomas selecionados.	31
6	Dados da Área, PPL e da Taxa de fotossíntese.	32
7	Dados de Densidade Demográfica.	33
8	Dados de emissão de GEE.	34
9	Dados importados para o RStudio.	35
10	Eficiência, proporções de pesos, retornos à escala e <i>DMUs</i> referência.	35
11	Folgas dos <i>inputs</i> e <i>outputs</i> nas unidades produtivas.	37
12	Metas ou referências desejadas para os <i>inputs</i> e <i>outputs</i> nas unidades produtivas.	38
13	Comparação dos dados de entradas e as Metas (ou referências) desejadas para os <i>inputs</i> e <i>outputs</i> nas unidades produtivas do Bioma da Floresta Amazônica.	39
14	Comparação dos dados de entradas e as Metas (ou referências) desejadas para os <i>inputs</i> e <i>outputs</i> nas unidades produtivas do Bioma da Caatinga.	40
15	Comparação dos dados de entradas e as Metas (ou referências) desejadas para os <i>inputs</i> e <i>outputs</i> nas unidades produtivas do Bioma da Cerrado.	40
16	Comparação dos dados de entradas e as Metas (ou referências) desejadas para os <i>inputs</i> e <i>outputs</i> nas unidades produtivas do Bioma do Pampa.	41
17	Comparação dos dados de entradas e as Metas (ou referências) desejadas para os <i>inputs</i> e <i>outputs</i> nas unidades produtivas do Bioma da Floresta Atlântica.	41

Sumário

1	Introdução	10
2	Referencial Teórico	14
2.1	Biomassas Brasileiras - Caracterização Prévia e Principais Diferenças	14
2.2	Análise Envoltória de Dados	16
3	Metodologia	19
3.1	Revisão Sistemática de Literatura	19
3.2	Análise dos Dados	20
4	Revisão Sistemática	22
5	Resultados e Discussão	29
6	Considerações Finais	43
A	Apêndice	48

1 Introdução

As principais problemáticas relacionadas às causas do aquecimento global, foram amplamente discutidas nas conferências realizadas pelas Nações Unidas e consolidadas na assinatura de um tratado denominado Protocolo de Kyoto (1997). Esse tratado estabelece determinados compromissos específicos que visam a adoção de políticas públicas nos países para a redução das emissões dos principais Gases de Efeito Estufa (GEE): dióxido de carbono (CO_2), o gás metano (CH_4), o óxido nitroso (N_2O) e o hexafluoreto de enxofre (SF_6). Dentre as diversas formas de incentivo à economia decorrentes desse compromisso firmado, surgiu o conceito de Crédito de Carbono ([Wong et al. \(2009\)](#)). Assim, iniciou-se um novo mercado que comercializa os Créditos de Carbono, dando possibilidade às empresas, organizações e indivíduos compensarem as suas emissões de GEE, desde que adquiram créditos gerados por projetos de redução de emissão e/ou de captura de carbono.

O crédito de carbono visa compensar financeiramente métodos adotados que promovam a redução de emissão dos gases do efeito estufa, visando combater as mudanças climáticas. Um crédito de carbono é gerado a cada tonelada de carbono que deixa de ser emitida. Por exemplo, quando uma empresa ou país atinge sua meta de redução e deixa de emitir uma tonelada de carbono, recebe uma certificação emitida pelo Mecanismo de Desenvolvimento Limpo (MDL). Esses créditos podem então ser utilizados esses créditos como moeda de negociação com outras empresas ou outros países que não alcançaram suas metas de crédito.

De acordo com [Souza et al. \(2012a\)](#), o Mercado de crédito de carbono segmenta-se em duas categorias distintas. A primeira é o Mercado de Carbono Regulado, que se caracteriza pela existência de mecanismos que delimitem as emissões setorizadas. A partir disso, as empresas que compõem determinado setor, negociam seus limites através de mercado secundário. Por outro lado, o segundo segmento é o Mercado de Carbono Voluntário, cujo foco recai sobre as transações espontâneas de créditos, através de contratos bilaterais ou em mercados organizados.

Diante deste contexto, as discussões acerca de Crédito de Carbono e emissões de carbono evidenciam a crescente preocupação com o meio ambiente, tendo como consequência o aquecimento global e implicando na maior participação da população nesse cenário. Segundo [Horst D. J.; De Andade Júnior \(2020\)](#), é essencial atentar-se sobre os mecanismos de monitoramento e de regulação de emissões, de sequestro/captura, e de créditos de carbono, com ênfase no setor florestal. Isso pode ser abordado por meio de Ações no Setor Florestal, Ações no Setor Privado, Ações em Equipamentos e Processos, Ações sobre Emissões de Gases e Mudanças climáticas, bem como por Modelos Matemáticos e Mercado de Carbono, como abordado na revisão de literatura dos referidos autores.

Por outro lado, também é possível ter uma visão financeira do Mercado de Crédito

de Carbono. No estudo realizado por [Oliveira M. R.; De Souza \(2016\)](#), analisou-se a flutuação desse mercado no Brasil no período de 2011 a 2013. Observou-se a eficácia da utilização de instrumentos econômicos para questões ambientais, demonstrando que o mercado brasileiro de carbono oferece possibilidades de ganhos financeiros associados à conservação ambiental. Essa análise possui alta relevância diante das perspectivas de aquecimento global e das mudanças climáticas, que são temas de debates mundiais em busca de soluções para a sustentabilidade e conscientização.

No Brasil, políticas voltadas ao incentivo e a adoção de medidas que estimulam ou auxiliam na produção e negociação de créditos de carbono ainda são escassas. Isso ocorre principalmente por haver lacunas expressivas na compreensão de como este crédito de carbono pode ser adquirido, valorizado comercialmente e negociado. Para compreensão da complexidade do fluxo de carbono produzido e emitido, existe uma correlação importante com a fotossíntese realizada pelos organismos autotróficos (fotossintetizantes). Esses organismos são capazes de fixar o carbono atmosférico e convertê-lo em matéria orgânica por meio de processos bioquímicos. Desta maneira define-se Produtividade Primária Líquida (PPL), do inglês *Net Primary Productivity* (NPP), como a diferença entre a fotossíntese e a respiração autotrófica da vegetação natural, por unidade de tempo e espaço ([Field, Randerson e Malmström \(1995\)](#); [Sun et al. \(2004\)](#); [Feng et al. \(2007\)](#)). Todavia, a PPL atua como um indicador da saúde do ecossistema, compreendendo de carbono presente na biosfera.

Em grande parte dos ecossistemas terrestres a PPL está associada às vegetações presentes nestes ambientes. As vegetações são responsáveis por realizar a fixação do carbono atmosférico e posteriormente convertê-lo em matéria orgânica. Esta por sua vez, entra em fluxo de energia que alimenta as teias e cadeias alimentares garantindo a manutenção natural dos ecossistemas ([Sun et al. \(2004\)](#)). No Brasil, devido ao seu grande território geográfico e a diversidade biológica expressiva presente, considerando as diferentes regiões que compõem os Biomas brasileiros, hipotetiza-se que possam haver PPL distintas em cada um destes domínios. Essas diferenças são influenciadas pela fitofisiologia, clima, diversidade biológica e dinâmica ecológica que se apresenta em tamanha diversidade natural ([Cao et al. \(2004\)](#)). Tais fatores justificam a necessidade de compreender de maneira mais ampla como a PPL pode auxiliar nos fatores econômicos a cerca da geração de créditos de carbono.

Desta maneira, considerando tamanha diversidade biológica, o Brasil possui um potencial para o sequestro de carbono, visando explorar esta cobertura de vegetação que desempenha papel crucial na dinâmica e no fluxo de carbono. Isso vai além de projetos de reflorestamento, pois existem diversas possibilidades a serem exploradas. Tal fato é evidenciado pelo [BNDS \(2022\)](#), que propõem uma chamada para projetos geradores de crédito de carbono. Esses projetos devem ser integralmente desenvolvidos

e implantados em território brasileiro, demonstrando, de acordo com os padrões de certificação voluntários, sua contribuição para a captura e/ou redução de emissões de gases de efeito estufa (GEE) e devem gerar créditos de carbono.

Sendo assim, é possível observar que existem vários projetos brasileiros relacionados a créditos de carbono, tais como REDD+ (Redução de Emissão por Desmatamento e Degradação Florestal), Energia, Reflorestamento, Metano para Energia, Biomassa para Energia, Agricultura Sustentável e Regenerativa (compostagem).

Além disso, estudos correlatos aos apresentados anteriormente buscam a harmonia entre o desenvolvimento econômico e a preservação ambiental. Por exemplo, [Chevallier \(2011\)](#) descreve um modelo com o objetivo de precificação de carbono levando em conta dois fatores fundamentais das permissões da União Europeia: atividade econômica e preços de energia. Em um outro estudo, [Dye e Yang \(2015\)](#) discorre sobre decisões de crédito e reposição de comércio sustentável com demanda vinculadas a crédito sob restrições de emissão de carbono. Essas pesquisas consideram questões de sustentabilidade no contexto do crédito comercial conjunto e gestão de estoques em que a demanda depende da duração do período de crédito pelo varejista aos seus clientes.

A utilização de modelos matemáticos, que podem desempenhar um papel de auxiliar nessas tomadas de decisões, torna-se um recurso científico fundamental, para avaliar as demandas de produção de crédito de carbono. Segundo [Pidd \(1996\)](#): existem várias definições de modelo, tanto de forma geral, quanto específicas nas ciências administrativas. Por outro lado, [Ackoff e Sasieni \(1968\)](#) afirmam que um modelo é uma representação da realidade. No entanto, pode-se definir um modelo como uma representação planejada da realidade, para ser usada por alguém responsável pelo gerenciamento ou entendimento dessa realidade.

Neste contexto, este trabalho apresenta uma seção de revisão sistemática de literatura, com o objetivo principal de identificar as principais lacunas de conhecimento que poderiam subsidiar discussões a cerca da produção de crédito de carbono. Utilizando uma base de dados composta por 59 artigos verificados na *Web of Science* chegou-se a um portfólio de 36 artigos. Deste, destacando o seguinte trabalho de [Wu et al. \(2020\)](#) baseado em um modelo *Carnegie-Ames-Stanford* aprimorado, o qual, emprega a *Data Envelopment Analysis* (DEA) com dados de painel para estimar os benefícios potenciais resultantes do comércio de carbono.

Tendo em vista que o mercado de carbono desempenha um papel central na transição para uma economia de baixa emissão de carbono, incentivando a redução das emissões, impulsionando a inovação tecnológica e criando oportunidades econômicas sustentáveis, além de desempenhar um papel crucial no enfrentamento das mudanças climáticas e no cumprimento das metas de mitigação globalmente acordadas, estabelecemos a seguinte pergunta: A Produtividade Primária Líquida pode ser uma variável relevante a ser

considerada na avaliação da viabilidade da geração de crédito de carbono?

Buscando responder a essa pergunta e baseado-se no trabalho de [Wu et al. \(2020\)](#), no qual o modelo da Análise Envoltória de Dados (DEA) que avalia a PPL, este estudo busca explorar medidas que possam incentivar o interesse e a participação em projetos de crédito de carbono. O objetivo geral deste trabalho é demonstrar por meio da aplicação da metodologia de Análise Envoltória de Dados (DEA) que a variável Produtividade Primária Líquida influencia o sequestro de carbono. Como objetivos específicos, tem-se: a) Examinar a literatura no que tange a discussão da PPL e suas relações com a temática de Crédito de Carbono; b) Coletar dados primários e secundários, em busca do estabelecimento da Taxa de Fotossíntese; c) Realizar levantamento de dados secundários de Densidade Demográfica, Emissões de $CO_2e(t)$ e PPL, para composição do modelo; d) utilizar o modelo CRS para verificar a existência da influência da PPL no que diz respeito ao sequestro de carbono.

2 Referencial Teórico

2.1 Biomas Brasileiros - Caracterização Prévia e Principais Diferenças

A caracterização dos biomas é fundamental para compreender a Produtividade Primária Líquida (PPL) que é usualmente expressa em unidade de matéria orgânica seca por unidade de área por unidade de tempo (por exemplo: g/m^2 dia, kg/ha mês ou kg/ha ano). Cada bioma possui características específicas que influenciam a PPL, como clima, vegetação e nutrientes. Essa compreensão é importante para ecologia, conservação, gestão de recursos naturais e tomada de decisões sustentáveis. A caracterização dos biomas também auxilia no monitoramento de mudanças ambientais e no desenvolvimento de estratégias de conservação e manejo sustentável dos recursos naturais.

No Brasil, são reconhecidos seis grandes biomas: Cerrado, Floresta Atlântica, Floresta Amazônica, Caatinga, Pampa e Pantanal. A localização geográfica destes biomas está condicionada aos diferentes fatores que os caracterizam, principalmente pela sua diversidade biológica, fitofisionomias, clima, temperatura, pluviosidade e caracterização do solo. Estes fatores são essenciais para compreender a dinâmica ecológica complexa formada por microecossistemas que compõe cada um destes biomas ([Nimer \(1989\)](#)).

A Floresta Amazônica é o maior bioma do Brasil e possui uma biodiversidade excepcionalmente rica. É conhecida pela sua densa vegetação, com árvores altas e copas fechadas, além de uma grande variedade de espécies animais. A Amazônia também abriga rios extensos, como o Rio Amazonas, e é caracterizada por um clima quente e úmido. A floresta amazônica é caracterizada por sua exuberante vegetação ([Oliveira-Filho, Ratter e Shepherd \(1990\)](#)). Apresenta uma estratificação vertical, com árvores altas que formam um dossel fechado, impedindo a entrada da maior parte da luz solar. Abaixo do dossel, existem diferentes camadas de vegetação, incluindo árvores menores, arbustos, lianas e epífitas (plantas que crescem sobre outras plantas). A vegetação é densa e diversificada, com uma ampla variedade de espécies de árvores, muitas delas com raízes aéreas e copas largas ([Kuhlmann e Correia \(1981\)](#)).

O Cerrado é o segundo maior bioma do Brasil e é caracterizado por uma vegetação de savana, com árvores baixas, arbustos e gramíneas. Possui uma grande diversidade de fauna e flora, com várias espécies endêmicas. O clima do Cerrado varia de úmido a semiárido, com duas estações distintas: uma estação chuvosa e uma estação seca. O cerrado possui uma vegetação de savana com árvores baixas e retorcidas, além de uma grande quantidade de arbustos e gramíneas. A fisionomia do cerrado pode variar dependendo do tipo de solo, da quantidade de chuvas e do histórico de incêndios. Em áreas mais úmidas, podem ocorrer árvores de porte maior, enquanto em áreas mais secas a vegetação se torna mais rasteira e adaptada à escassez de água. O cerrado também possui uma diversidade de

plantas com raízes profundas, que permitem a sobrevivência durante períodos prolongados de seca (Lopes (1975); Nogueira-Neto (1991); Martins (2006)).

A Mata Atlântica é um dos biomas mais ameaçados do Brasil. Ela se estende ao longo da costa atlântica e possui uma grande variedade de ecossistemas, incluindo florestas tropicais úmidas, restingas e manguezais. A Mata Atlântica é conhecida por sua riqueza em biodiversidade, abrigando muitas espécies endêmicas. A mata atlântica apresenta uma vegetação densa e exuberante, composta por diferentes estratos. O dossel superior é formado por árvores altas, com copas amplas e folhagem perene. Abaixo do dossel, existem árvores menores, arbustos, epífitas e samambaias. A mata atlântica também possui uma grande variedade de plantas de porte baixo, como bromélias e orquídeas, que se desenvolvem no solo e nos troncos das árvores. Essa fitofisionomia é influenciada pelo clima úmido e pela grande quantidade de chuvas na região (Fernandes e Bezerra (1990); Martins (2006)).

O Pantanal é a maior área úmida continental do mundo e abrange partes do Brasil, Bolívia e Paraguai. É um bioma de transição entre a Floresta Amazônica e o Cerrado, caracterizado por uma extensa planície alagável durante a estação chuvosa, cuja vegetação é adaptada as flutuações sazonais de inundações. O Pantanal é conhecido pela sua rica fauna, incluindo diversas espécies de aves, mamíferos e répteis. Durante a estação chuvosa, ocorre a inundação das áreas, e a vegetação é composta principalmente por gramíneas, que são capazes de tolerar a água em abundância. Na estação seca, as áreas alagadas secam, e a vegetação consiste em árvores, arbustos e plantas aquáticas, como aguapés e vitória-régias (Fernandes e Bezerra (1990); Martins (2006);Walter (1996)).

A Caatinga é um bioma exclusivo do Brasil, predominante na região Nordeste. É caracterizado por uma vegetação adaptada à aridez, com árvores e arbustos espinhosos, além de plantas resistentes à seca, como cactos e bromélias. O clima é quente e seco, com chuvas escassas e irregulares. A caatinga é um bioma caracterizado por uma vegetação adaptada à aridez e à escassez de água. A fisionomia da caatinga é composta por árvores e arbustos espinhosos, de folhas pequenas e caules grossos, que armazenam água. Existem também cactos e bromélias que conseguem armazenar água em suas estruturas(Fonseca (1991); Walter (1996))

O Pampa é uma região de campos naturais localizada principalmente no sul do Brasil, estendendo-se também para o Uruguai e a Argentina. O clima predominante no Pampa é o subtropical, com verões de temperaturas elevadas, com médias variando de 20°C a 28°C e invernos com temperaturas mais baixas, com médias variando de 8°C a 14°C. A precipitação é relativamente bem distribuída ao longo do ano, com chuvas frequentes, variando entre 1.000 a 1.500 milímetros anuais. A fitofisionomia do bioma Pampa é caracterizada pelos campos naturais, que consistem em extensas áreas cobertas por gramíneas e herbáceas. Essa vegetação é adaptada às condições de clima

temperado e apresenta uma diversidade considerável. Os campos do Pampa exibem uma estrutura horizontal, com gramíneas de diferentes alturas formando um tapete vegetal contínuo. Os campos são compostos principalmente por gramíneas perenes, como o capim-barba-de-bode (*Andropogon lateralis*) e o capim-mimoso (*Paspalum notatum*). Também é comum encontrar espécies herbáceas, como trevos e margaridas, além de arbustos dispersos e pequenas matas ciliares próximas aos cursos d'água. A vegetação do Pampa é adaptada à frequente ocorrência de incêndios naturais, que ajudam a manter a estrutura e a diversidade dos campos. Após os incêndios, as gramíneas rebrotam rapidamente, garantindo a persistência desse tipo de vegetação (Ratter, Bridgewater e Ribeiro (2003); Walter (1996); Fernandes e Bezerra (1990)).

2.2 Análise Envoltória de Dados

A Análise Envoltória de Dados (DEA - do inglês *Data Envelopment Analysis*), é uma técnica não-paramétrica que utiliza a programação linear para calcular e comparar a eficiência de sistemas produtivos abrangendo bens e serviços. A DEA constrói uma fronteira de eficiência que permite avaliar e classificar as unidades de tomada de decisão (DMUs - do inglês *Decision Making Unit*) com base em sua eficiência relativa. Essa abordagem é especialmente útil para identificar quais unidades estão operando de maneira eficiente e quais têm potencial para melhorar seu desempenho (Barbosa e Fuchigami (2018)). A DEA é amplamente aplicada em diversas áreas, desde economia e gestão até saúde e educação, fornecendo uma ferramenta valiosa para a análise e aprimoramento da eficiência produtiva (Vilela, Nagano e Merlo (2007); Souza, Scatena e Kehrig (2016); Ribeiro e Longaray (2022)).

Com relação à modelagem, existem dois modelos clássicos: o primeiro é o modelo CRS (*Constant Returns to Scale*) também conhecido por CCR, em homenagem aos seus criadores - Charnes, Cooper e Rhodes (Førsund e Sarafoglou (2002)). O segundo é o modelo VRS (*Variable Returns to Scale*) também conhecido como BCC, em homenagem a seus criadores: Banker, Charnes e Cooper.

Para o modelo CRS, Charnes, Cooper e Rhodes (1978) não considerava o porte da DMU ao escolhê-la como referência para as demais. Em vez disso, utilizava um método que considerava retornos constantes de escala, onde, a eficiência pode ser aumentada tanto pela maximização dos *outputs* quanto pela minimização dos *inputs*. Já o modelo VRS leva em consideração a escala que a DMU se encontra no cálculo da eficiência. A DMU analisada pode encontrar-se tanto em escalas onde o retorno de escala é crescente, quanto em escalas onde o retorno é decrescente.

No entanto, é importante ressaltar que o tamanho ou o porte das *DMUs* podem ter um impacto significativo em sua eficiência. Ao não levar em conta essa variável, o método pode não fornecer uma análise precisa e abrangente da eficiência das unidades

de produção. É necessário considerar o porte das *DMUs* para uma comparação mais adequada e obter *insights* mais relevantes sobre sua eficiência relativa.

O modelo CRS é dado da seguinte forma:

$$\max \sum_{r=1}^n u_r \cdot y_{r0} + c_0$$

sujeito a:

$$\sum_{i=1}^m v_i \cdot x_{i0} = 1$$

$$\sum_{r=1}^s u_r \cdot y_{rj} - \sum_{i=1}^m v_i \cdot x_{ij} + x_0 \leq 0, j = 1, 2, 3, \dots$$

$$u_r, \geq 0, r = 1, 2, 3, \dots, s.$$

$$v_i, \geq 0, i = 1, 2, 3, \dots, m.$$

Sendo:

j - Representa o índice das unidades de tomada de decisão (*DMUs*), $j = 1, \dots, n$;

r - é o índice das saídas, com $r = 1, \dots, s$;

i - é o índice das entradas, $i = 1, \dots, m$;

y_{rj} - é o valor da r -ésima saída para a j -ésima *DMU*;

x_{ij} - é o valor da i -ésima entrada para a j -ésima *DMU*;

u_r - é o peso associado à r -ésima saída;

v_i - é o peso associado à i -ésima entrada;

w_0 - é a eficiência relativa da DMU_0 , que é a *DMU* sob avaliação;

y_{r0}, x_{i0} - são os coeficientes tecnológicos das matrizes de dados de saída e entrada, respectivamente.

Por outro lado, o modelo VRS, proposto por [Banker, Charnes e Cooper \(1984\)](#), é utilizado para avaliar a eficiência relativa das unidades de tomada de decisão (*DMUs*) levando em consideração retornos variáveis de escala. Nesse modelo, a eficiência é medida considerando que as *DMUs* podem operar em diferentes escalas de produção([Benicio e Mello \(2014\)](#)).

A DEA-VRS compara a eficiência das *DMUs* com base em sua capacidade de utilizar os recursos disponíveis para gerar as saídas desejadas, considerando as variações nas escalas de produção. Dessa forma, é possível identificar as *DMUs* que estão operando de maneira eficiente, independentemente do tamanho da operação.

O modelo VRS da DEA é uma ferramenta valiosa para a análise da eficiência relativa em contextos onde os retornos de escala podem variar, permitindo uma avaliação mais precisa e abrangente das unidades produtivas([Mariano \(2008\)](#)).

O modelo VRS é dado da seguinte forma:

$$\max \sum_{r=1}^n U_r \cdot Y_{r0}$$

sujeito a:

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^m v_i \cdot y_{i0} &= 1 \\ \sum_{r=1}^s u_r \cdot y_{rj} - \sum_{i=1}^m v_i \cdot x_{ij} &\leq 0, j = 1, 2, 3, \dots \\ u_r, &\geq 0, r = 1, 2, 3, \dots, s. \\ v_i, &\geq 0, i = 1, 2, 3, \dots, m. \end{aligned}$$

Sendo:

j - Representa o índice das unidades de tomada de decisão (DMU), $j = 1, \dots, n$;

r - é o índice das saídas, com $r = 1, \dots, s$;

i - é o índice das entradas, $i = 1, \dots, m$;

y_{rj} - é o valor da r -ésima saída para a j -ésima DMU ;

x_{ij} - é o valor da i -ésima entrada para a j -ésima DMU ;

u_r - é o peso associado à r -ésima saída;

v_j - é o peso associado à i -ésima entrada;

w_0 - é a eficiência relativa da DMU_0 , que é a DMU sob avaliação;

y_{r0}, x_{i0} - são os coeficientes tecnológicos das matrizes de dados de saída e entrada, respectivamente.

Portando, ao contrário do modelo CRS, que assume retornos constantes de escala, o modelo VRS permite que as $DMUs$ operem em diferentes tamanhos, o que reflete a realidade de muitos sistemas produtivos.

3 Metodologia

Os procedimentos metodológicos deste trabalho são apresentados de acordo com sua natureza, objetivos e propósito da pesquisa, levando em conta o instrumento de coleta de dados e a técnica de análise de dados, conforme proposto por [Roesch, Becker e Mello \(2013\)](#).

Em relação à natureza, a classificação deve estar alinhada com o objetivo geral deste estudo. Assim, segundo [Roesch, Becker e Mello \(2013\)](#), a pesquisa é classificada como pesquisa diagnóstica, utilizando método de pesquisa exploratória, a técnica de coleta de dados bibliográfica e a técnica de análise sendo por meio de métodos matemáticos.

Como técnica de coleta de dados bibliográfica foi empregado a revisão sistemática de literatura. Para a análise dos dados foi empregado a técnica matemática da DEA.

3.1 Revisão Sistemática de Literatura

A realização da revisão sistemática, consiste em uma investigação científica que tem por finalidade reunir, avaliar criticamente e guiar uma síntese dos resultados de múltiplos estudos primários mediante buscas em bases de dados ([Sampaio e Mancini \(2007\)](#)). Segundo [Galvão e Pereira \(2014\)](#), a Revisão Sistemática de Literatura é classificada como um estudo secundário. Neste contexto, os estudos primários são considerados como fonte dos dados. Esses estudos primários referem-se aos artigos científicos que relatam os resultados de pesquisas realizadas diretamente pelos autores.

Inicialmente, definiu-se a *Web of Science* como a base de dados para pesquisa e seleção dos artigos a serem explorados. Essa plataforma abrange um grande número de artigos científicos, principalmente nas áreas de matemática e economia. A coleção principal da *Web of Science* inclui cerca de 22 mil revistas desde 1900 e também abrange diversas revistas de renomadas como *SciELO Citation Index*, *Scopus*, *ScienceDirect*, entre outras.

O processo de busca foi realizado através de uma pesquisa manual na base de dados selecionada. A combinação da palavra-chave definida foi *carbon credit mathematical model*, visando a busca pelo maior número de artigos. Esta combinação de palavra-chave foi formulada devido ao fator do campo de estudo de interesse e a importância da temática.

O critério de inclusão dos artigos levou em consideração a busca por artigos científicos e artigos de revisão e também direcionou-se o filtro temporal relativo aos anos de 2019-2023, mais especificamente 17 de janeiro de 2023. Desta forma, buscou-se por produções acadêmicas e suas aplicações mais recentes, no que tange modelos matemáticos de crédito de carbono.

Frente ao exposto, definiu-se um portfólio geral, no entanto, para a finalidade da

investigação científica, é preciso realizar algumas filtrações dos artigos que compõem o portfólio em questão. Assim, artigos sobre os seguintes tópicos foram excluídos: em uma primeira filtração, foram excluídos artigos repetidos. Na segunda filtração, verificou-se a partir da leitura dos títulos, dos resumos, das palavras-chave e considerou-se apenas os artigos alinhados ao tema desta pesquisa. Por último, foi realizada a análise dos textos quanto ao cumprimento dos critérios de modelos matemáticos para crédito de carbono e suas aplicações.

Para a bibliometria foram estabelecidos os seguintes critérios: i) Seleção do portfólio; ii) Ano de publicação; iii) Revista científica; (iv) Campo de aplicação dos modelos; v) Correlação entre autor; vi) Correlação de citação por autores; vii) Correlação de citação por palavra-chave.

Por fim, tendo em vista os passos estabelecidos para a bibliometria, foram utilizados dois *softwares* para melhor explorar o portfólio selecionado. O primeiro *software* foi o *Mendeley*, um gerenciador bibliográfico gratuito. O segundo *software* utilizado foi o *VOSviewer*, uma ferramenta que permite a construções e visualização de redes bibliométricas, como redes de citações, acoplamento bibliográfico, cocitação ou coautoria.

3.2 Análise dos Dados

Com base na Revisão Sistemática, estabeleceu-se que o modelo DEA, proposto por [Wu et al. \(2020\)](#), seria utilizado na análise de dados deste trabalho, levando em conta suas variáveis identificadas nas bases de dados nacionais.

Desta forma, para que houvesse um melhor e mais profundo entendimento dos modelos foi preciso testá-los e analisá-los, a partir dos dados primários e secundários. Os dados secundários, devem ser coletados de acordo com as definições pelo modelo CRS (vide 2.2) proposto inicialmente por [Charnes, Cooper e Rhodes \(1978\)](#). Sendo assim, foi considerado como *inputs*: as emissões de $CO_2e(t)$ (X1) e da PPL (X2), enquanto os *outputs* compreendem as Taxas de Fotossíntese (Y 1) e na Densidade Demográfica (Y 2).

Sendo assim, para a capacidade de carga de sequestro de carbono e pressão ecológica utilizou-se dados do produto MODIS MOD17 de 30 segundos de arco (~ 1 km) ([Running e Zhao \(2015\)](#)) e calculou o PPL para as áreas e períodos de estudo com base em um modelo de abordagem *Carnegie-Ames-Stanford* aprimorado ([Field, Randerson e Malmström \(1995\)](#)). Considerando a $area_k$ como área geográfica, $NPP_{k,t}$ como produtividade primária líquida por unidade de área, $cs_{k,t}$ como quantidade de carbono sequestrado, k como região e t ano. A equação de fotossíntese e respiração foi usada como base para estimar a Taxas de Fotossíntese em cada região é dada por:

$$cs_{k,t} = \frac{NPP_{k,t} * area_k}{45\%} * 1.62 \quad (1)$$

Para a realização da análise e teste do modelo matemático, foram explorados bancos de dados como [IBGE \(2023a\)](#) e [SEEG \(2020\)](#). Ambas caracterizam-se como plataformas governamentais nas quais tem dispostas informações a partir de levantamentos realizados no país, contendo dados sobre a densidade demográfica dos estados e as emissões de carbono, respectivamente. Portanto considerou-se a utilização dos dados fornecidos nestas plataformas segmentados por Unidades Federativas (estados), gerando então uma base de dados para cada estado do Brasil. Assim, para os dados sobre produtividade primária líquida foi considerado a amplitude dos dados fornecido por [Bazame et al. \(2019\)](#).

Para o levantamento dos dados, levou-se em conta a filtragem do ano, a fim de contemplar informações que se aproximam do cenário atual. Foram considerados dados relacionados a áreas de matas remanescentes, áreas de desmatamento e exploração de madeira, áreas de plantio aberto de monoculturas, áreas de plantio em estufa de monoculturas ou de modo geral, as informações que foram necessárias para avaliação do modelo a ser testado. O modelo DEA foi implementado utilizando métodos computacionais de programação. O código desenvolvido para essa implementação está apresentado no Apêndice [A](#), permitindo que o modelo seja testado e utilizado por meio do *software* RStudio.

A análise matemática feita pela DEA considerando o modelo CRS, de acordo com [2.2](#), visou compreender a veracidade e a eficiência do modelo proposto. Para isso, realizou-se uma análise de simulação numérica via o *software* RStudio, para que o potencial do modelo devidamente testado. Seguiu-se a seguinte sequência de tratamento dos dados: os dados levantados das plataformas foram preparados de acordo com as variáveis apresentadas pelo modelo, desta forma os dados foram transformados ou normalizados de acordo com a necessidade para padronização. Posteriormente os dados foram separados em conjuntos de treinamento e teste. O conjunto de treinamento foi utilizado para ajustar o modelo, enquanto o conjunto de teste foi usado para avaliar o desempenho do modelo.

4 Revisão Sistemática

Conforme apresentado na figura 1, após a busca na base de dados da *Web of Science*, foram selecionados 59 artigos para composição do Portfólio Bibliográfico Geral. Por meio do *software Mendeley* e atendendo aos filtros estabelecidos anteriormente, o processo de refinamento do Portfólio Geral resultou em um novo Portfólio Bibliográfico denominado Portfólio Bibliográfico Final, constituído por 36 artigos.

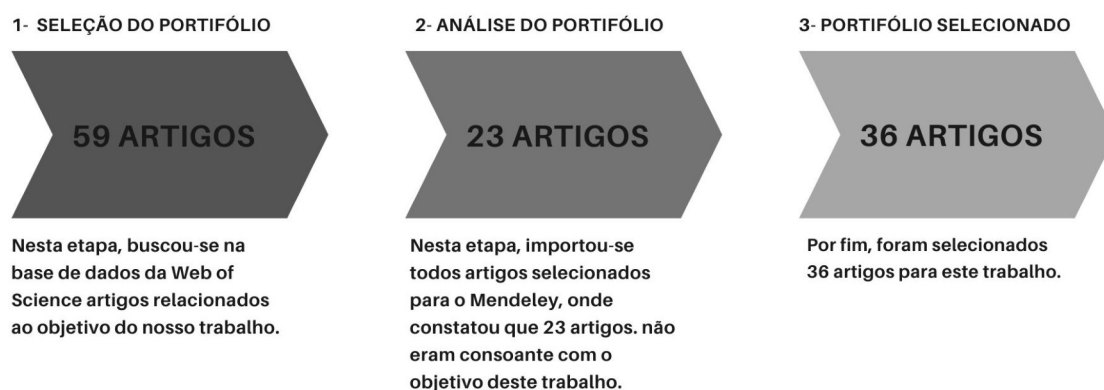


Figura 1: Resultado da busca na base de dados e filtragens dos artigos.

Estabelecido Portfólio Bibliográfico Final, o próximo passo da revisão sistemática foi ampliar as concepções relacionadas ao tema, atendendo a Bibliometria. Nesta etapa, foram extraídos dados dos artigos selecionados, utilizando técnicas avaliativas e relacionadas a revisão sistemática. O objetivo foi identificar a produção literária, suas características e agregar diferentes resultados dos artigos selecionados, em consonância com o objetivo deste trabalho.

Como um marco inicial, um dos primeiros critérios estabelecidos foi a análise da relação de publicações por ano. A figura 2 evidencia que nos últimos 5 anos, os 36 artigos selecionados, apontam um aumento no número das publicações ao longo dos anos. Especificamente, o ano de 2022 registra o maior número de publicações, com 15 artigos, seguido pelos anos de 2021 com 12 artigos, 2020 com 6 artigos, 2019 com 2 artigos e 2023 com 1 artigo.

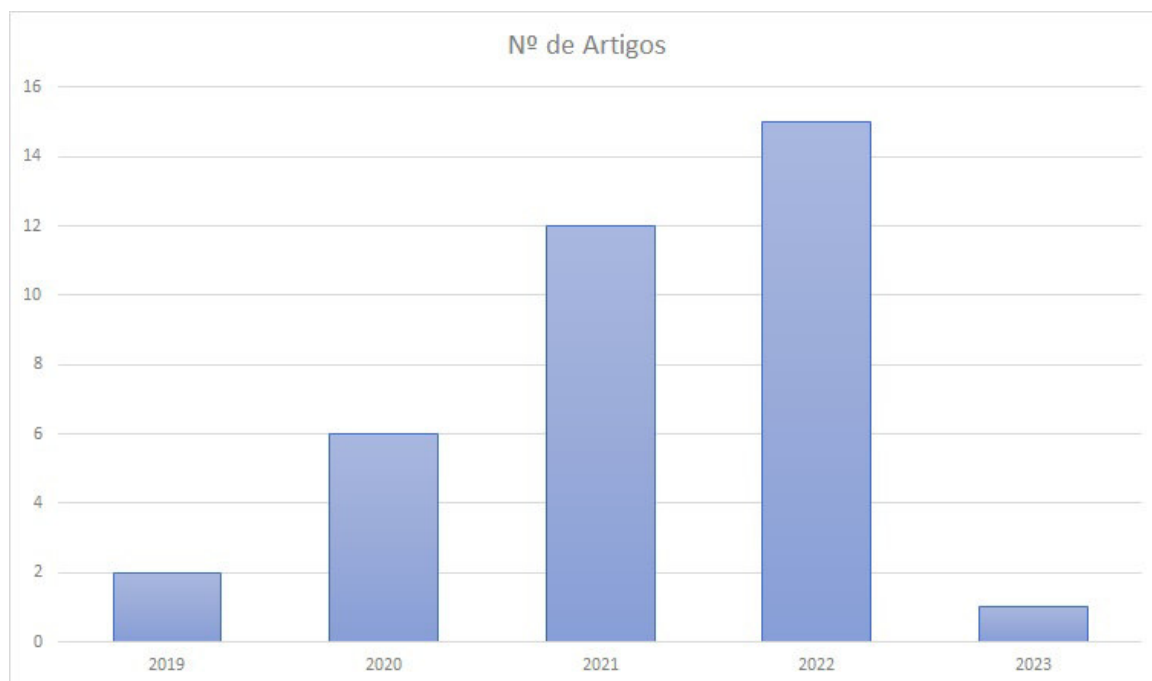


Figura 2: Relações de publicações por ano (2019 - 2023).

O crescimento da produção acadêmica, propõem um aumento de interesse e visibilidade em relação aos modelos matemáticos de crédito de carbono. Esses modelos matemáticos podem contribuir de forma importante para fornecer orientação e embasar tomada de decisão em um certo contexto específico. Estes oferecem diferentes formas de expressar os ganhos de crédito de carbono ou até mesmo a redução dos Gases de Efeito Estufa (GEE). Além disto, o aumento da produção acadêmica, pode ser atribuído ao fortalecimento do mercado de crédito de carbono, que está se consolidando de maneira mais consistente.

Considerando um outro critério da bibliometria, a figura 3 apresenta as produções em revistas científicas, contabilizando 29 revistas. Observa-se uma grande variedade de escopo de revistas, sendo estas distribuídas em áreas de interesses como pesquisa operacional, inteligência artificial, otimização de processos energéticos, prática de finanças verdes, química e matemática. Esse cenário evidencia a harmonia e pluralidade dos estudos relacionados aos créditos de carbono.

Além do mais, as revistas *ANNALS OF OPERATIONS RESEARCH*, *ENERGIES*, *JOURNAL OF CLEANER PRODUCTION*, *MATHEMATICS* e *PROCESS INTEGRATION AND OPTIMIZATION FOR SUSTAINABILITY*, apresentaram o maior número de publicações nos últimos 5 anos. Em particular, estas revistas concentram-se, respectivamente, nas seguintes áreas de estudos: pesquisa operacional, incluindo teoria, prática e computação; desenvolvimento de tecnologia, engenharia e estudos em política e gestão; Pesquisa e prática de Produção Mais Limpa, Ambiental e Sustentabilidade; Matemática; Inovação, pesquisa, desenvolvimento e demonstração nas áreas de conservação de recursos, uso otimizado de vários recursos, análise e

otimização de vários sistemas e processos, redução e mitigação de poluições ambientais e desenvolvimentos sustentáveis em geral.

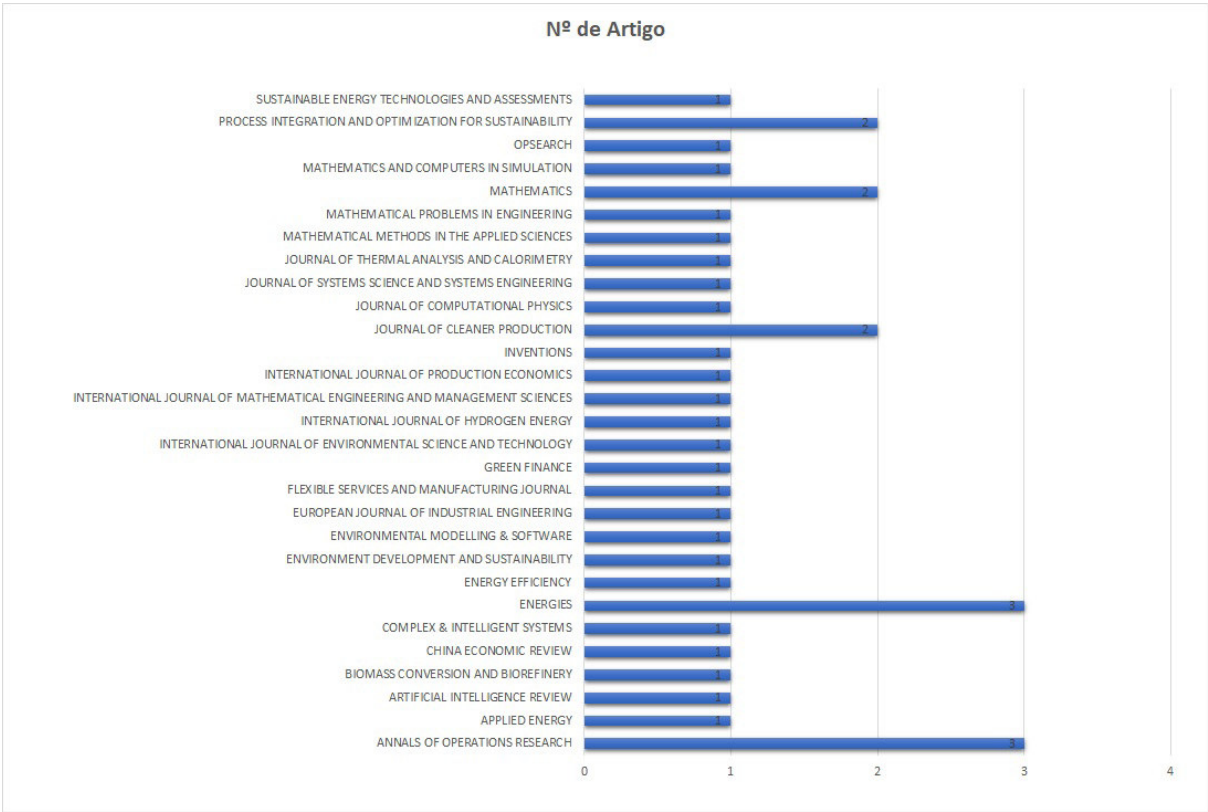


Figura 3: Relações de publicações por revistas.

O crédito de carbono desperta o interesse em diversos setores econômicos. Visto que, os impactos causados pelas mudanças climáticas apontados por estudos científicos, podem afetar de forma geral o meio ambiente, a saúde humana, a segurança alimentar, as atividades econômicas os recursos naturais, as infraestruturas físicas, entre outros, conforme apontado por estudos científicos (Maroun (2007)).

Além de considerar os modelos apresentados nos trabalhos selecionados no Portfólio Bibliográfico Final, é importante verificar as áreas de interesses abordadas por esses artigos. Neste sentido, considerou-se três campos de interesse: Agricultura e Agropecuária, Indústria e Biocombustível. A figura 4 ilustra o interesse de cada setor em modelos de crédito de carbono, revelando um maior interesse no setor industrial, contabilizando 25 artigos. Seguido por 8 artigos no setor de agricultura e agropecuária e por fim 3 artigos no setor de biocombustível.

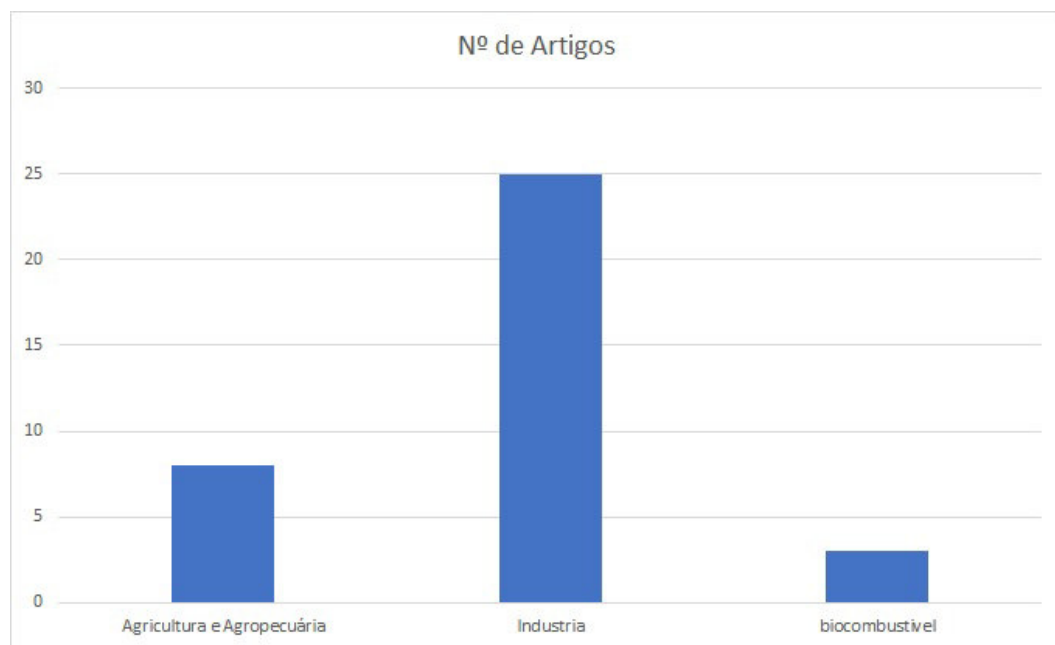


Figura 4: Relações por campos de interesse.

Um dos principais problemas e discussões abordados neste trabalho, são relacionados a projetos que visam reduzir as emissões de Gases de Efeito Estufa. Com base na análise dos artigos selecionados, pode-se conjecturar que é possível apresentar soluções via modelos matemáticos e suas ferramentas, para que não ocorra divergência no tratamento de questões climáticas e de produção.

Visando expandir ainda mais o conhecimento sobre a nossa proposta, utilizou-se técnicas de análise relacional. A figura 5, expõe o efeito da análise de coautoria, a qual, dispõem de 6 *clusters*. Sendo o maior *clusters*, evidenciado de vermelho, representado por um conjunto de 7 autores, o qual destaca-se Mishara, U., que colobora com 8 autores em três artigos.

O segundo maior *clusters*, em verde, representado por um conjunto de 6 autores, destaca-se Singh, S. R., que colabora com 9 outros autores apresenta-se em três artigos. Em seguida, tem-se 2 *clusters* compostos por 5 autores cada, identificados pelas cores azul marinho e amarelo, respectivamente. Estes *clusters* são apresentados por Pareek, S. e Pervin, M., ambos apresentam com dois artigos em colaboração.

Igualmente, tem-se dois *clusters*, compostos por 3 autores cada, destacados pelas cores azul turquesa e roxo. No primeiro *clusters* (azul turquesa), todos os autores, distintamente, apresentam colaboração com outros 4 autores em três artigos. No segundo *clusters* (roxo), composto por 3 autores, tendo como autor chave Sarkar, B., que trabalha em colaboração com 13 autores em oito artigos

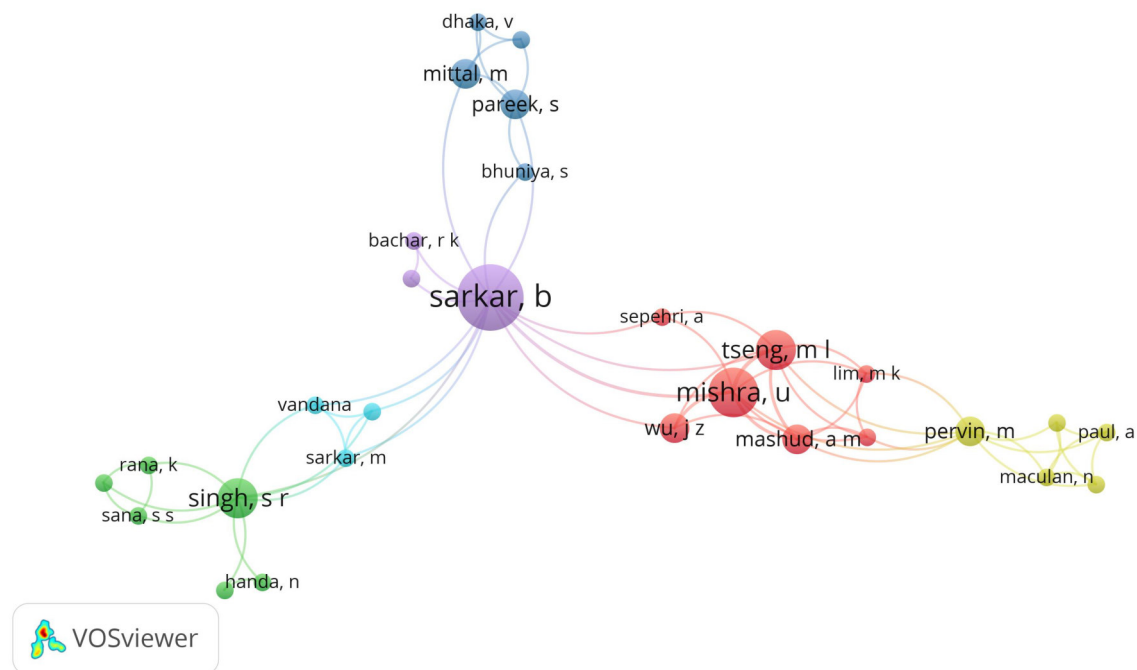


Figura 5: Correlação entre autores.

Complementando a análise anterior, a figura 6, apresenta a correlação de citações por autores, dividindo-os em cinco *clusters* distintos. O primeiro *cluster* é composto por 12 autores, seguido por dois *cluster*, compostos por 11 autores cada. Por fim, tem-se um *cluster* composto por 5 autores e um *cluster* composto por 3 autores. De modo geral, observa-se que Sarkar, B., é um autor chave, visto que colabora com os autores de todos os outros *cluster*. Reforçando a relevância de Sarkar, B., uma vez que sua colaboração abrange todos os grupos de autores mencionados.

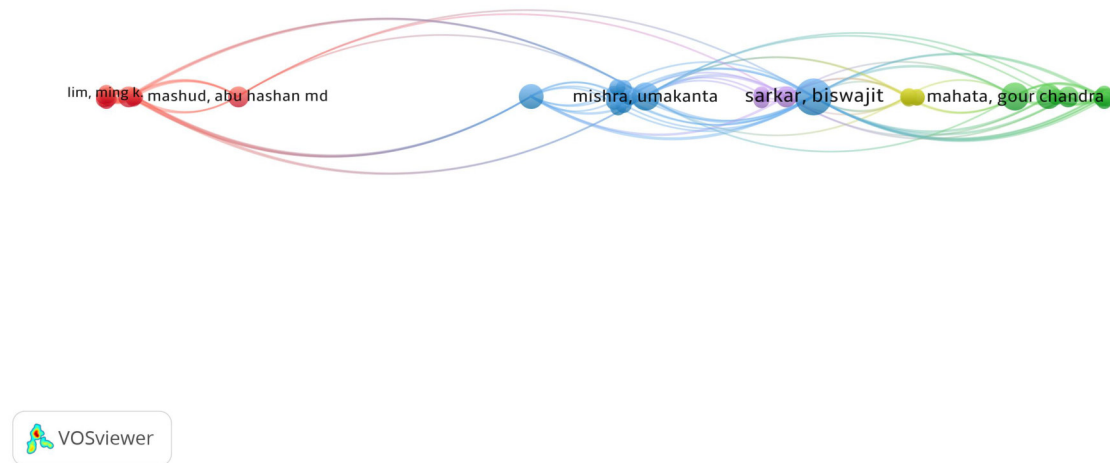


Figura 6: Correlação de citação por autores.

A análise das médias de citações dos autores é apresentada na Tabela 1. Nota-se que Sarkar, Biswajit é o autor com maior número de citações, tendo 123 citações, seguido por Mishra, Umakanta com 111 citações. Novamente, reforça a ideia de Sarkar, Biswajit ser um autor chave na correlação entre autores.

Autor	Citação
Sarkar, Biswajit	123
Mishra, Umakanta	111
Wu, Jei-Zheng	72
Tseng, Ming-Lang	53
Pervin, Magfura	41
Chen, Jiandong	34
Liu, Xin	34
Song, Malin	34
Wang, Ping	34
Wu, Yinyin	34

Tabela 1: Obtidos na base de Dados.

As palavras-chave que mais se interagiram, considerando palavras-chave, exibiram a existência de dois *clusters*, em que todas as palavras-chave se relacionam (Figura 7). Mesmo do ponto de vista dos artigos aqui selecionados, nota-se que emissão carbono possui conexões com créditos comerciais, modelos, políticas e demanda.

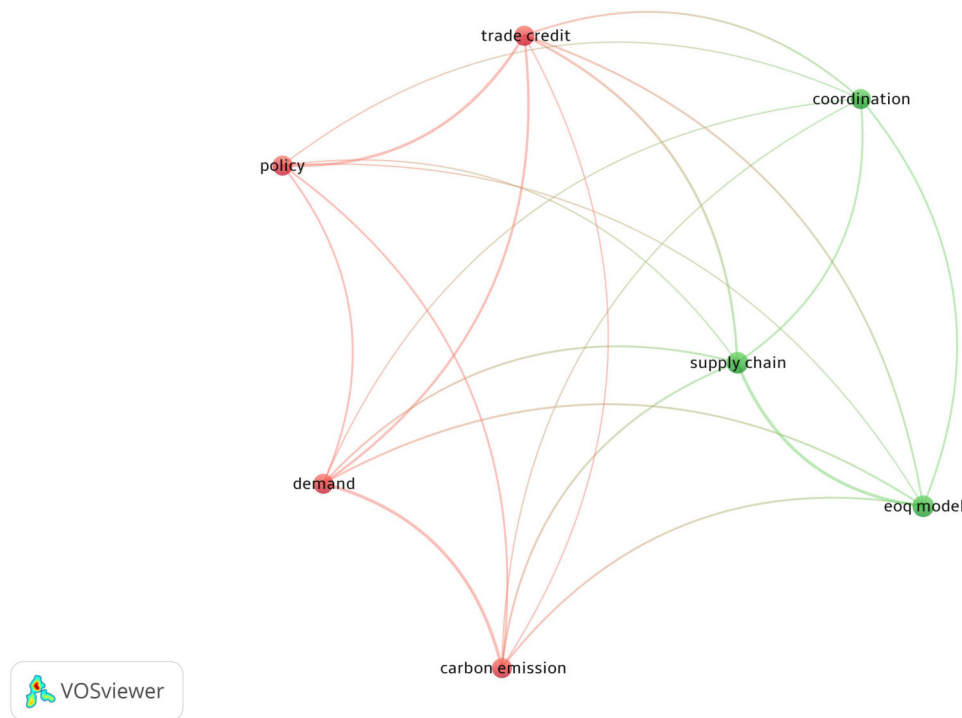


Figura 7: Correlação de citação por palavras-chave.

A revisão sistemática apresenta trabalhos publicados em revistas de alto impacto e em revistas com diferentes escopos, expondo a pluraridade do tema sobre os modelos matemáticos de créditos de carbono. Abordando principalmente setores da agricultura, agropecuária, indústria e biocombustível.

Ao longo desta revisão, destaca o estudo de [Wu et al. \(2020\)](#) baseado na NPP calculado pelo modelo de Abordagem *Carnegie-Ames-Stanford* aprimorado e na equação de fotossíntese e respiração, este estudo demonstrou distribuições regionais de NPP e situações regionais de saque a descoberto de carbono na China durante 2005-2015.

Além disto, com base nas conclusões e descobertas do referido estudo, foram identificadas recomendações de políticas relacionadas: as reduções totais de emissões em determinadas regiões, necessidade de reduzir as intensidades de emissão de carbono e incentivar e regulamentar o desenvolvimento de sumidouros de carbono com a construção de um comércio de emissões de carbono.

5 Resultados e Discussão

No ano em que a Organização Mundial da Saúde (OMS) caracterizou a Covid-19 como pandemia, [Clima \(2020\)](#) expôs a análise das emissões brasileiras de GEE, o qual em 2020, o Brasil apresentou um aumento das emissões brutas de GEE em 9,5%, o maior nível verificado desde 2006. Enquanto isso, [Friedlingstein et al. \(2020\)](#) relataram uma redução de 6,7% nas emissões globais.

Além disto, os dados de emissões de GEE por setores a partir de [Clima \(2020\)](#), evidenciaram que o fragmento de 46% do total bruto do ano de 2020 foram gerados pelas mudanças de uso na terra (Tabela 2). Tal fator pode ser relacionado a condições ligadas a fenômenos como *El Niño* ou ao desmatamento. No primeiro caso, conforme verificado por [Clark \(2004\)](#), o fenômeno mencionado torna as florestas uma fonte de carbono significativa, devido à diminuição da produtividade florestal e ao aumento nas taxas de mortalidade decorrentes do aumento da temperatura e severidade das secas. No caso de desmatamento, torna-se uma fonte expressiva de GEE para a atmosfera, pois é possível liberar carbono armazenado tanto na madeira quanto na vegetação ([Fearnside \(1997\)](#) e [Houghton et al. \(2000\)](#)).

SETORES	EMISSIONES (%)	EMISSIONES (MtCO ₂ e)
AGROPECUÁRIA	27	577.022.998
ENERGIA	18	393.705.260
PROCESSOS INDÚSTRIAS	5	99.964.389
RESÍDUOS	4	92.047.812
MUDANÇAS DO USO DA TERRA	46	997.923.296

Tabela 2: Emissões de GEE em 2020.
Fonte: Tabela adaptada de [Clima \(2020\)](#).

Apesar dos dados apresentados anteriormente, o Brasil se destaca por possuir fontes energéticas majoritariamente limpas, maior capacidades de reflorestamento em comparação com outros os países e também a maior floresta tropical do mundo. Conforme [SNIF \(2020\)](#) a área florestal do Brasil representa uma parcela significativa de seu território, equivalendo a 58,5%, o que corresponde a uma extensão de 497.962.509 hectares. Dentro desse total, as florestas naturais compreendem 98% da área, enquanto as florestas plantadas representam apenas 2%.

Essa vasta cobertura florestal coloca o Brasil em uma posição privilegiada no mercado global de carbono. Por exemplo, o estudo de [Phillips et al. \(1998\)](#) buscou analisar somente a fixação de carbono na madeira, isto é, através da fotossíntese realizada pelas árvores

ocorre o sequestro do carbono da atmosfera e sua transformação em biomassa vegetal. O estudo concluiu que a floresta de terra firme próxima de Manaus sequestra anualmente uma tonelada de carbono por hectare.

Em um outro estudo, [Souza et al. \(2012b\)](#) apresenta um estudo no período entre 2005 e 2010 na região de Manaus-AM, mais especificamente na área da Floresta Experimental, pertencente à Embrapa Amazônia Ocidental e localizada no km 54 da BR-174. Este destaca que no período estudado a floresta primária atuou como sumidouro de carbono da atmosfera.

No entanto, é crucial observar os indicadores que forneceram informações relevantes sobre o campo de estudo em questão, utilizados neste trabalho (3).

Dimensão	Variável	Fonte	Função	Correlação com a Dimensão
Ambiental	Taxa de Fotossíntese	Equação de Fotossíntese e respiração	<i>Output</i>	Quanto maior, Melhor.
	Densidade Demográfica	IBGE	<i>Output</i>	Quanto maior, Pior.
	Emissão de carbono	SEEG	<i>Input</i>	Quanto Maior, Pior.
	PPL - Produtividade Primária Líquida	Coleta de Dados Secundários	<i>Input</i>	Quanto maior, Melhor.

Tabela 3: Tabela contendo os indicadores.

Fonte: Criada pelo autor.

O quarto indicador, a PPL, é utilizado para medir a taxa de produção de biomassa pelos organismos autotróficos em um ecossistema. Esta refere-se à quantidade de energia capturada pelos produtores primários, como plantas e algas, por meio da fotossíntese, descontando a energia utilizada por eles mesmos na respiração. A PPL desempenha um papel fundamental para avaliar a “saúde” dos ecossistemas, a utilização dos recursos naturais e o fluxo de carbono na biosfera ([Cao et al. \(2004\)](#)).

Os dados sobre os indicadores da PPL foram apresentados a partir do estudo realizado por [Bazame et al. \(2019\)](#). O estudo avaliou o desempenho de técnicas de aprendizado de máquina na modelagem da produtividade primária líquida e identificou tendências regionais no território brasileiro. Foram utilizadas estimativas de evapotranspiração, índice de vegetação, hipsometria e dados meteorológicos. Os modelos de regressão passo a passo, rede neural bayesiana regularizada e regressão cúbica foram aplicados. A Tabela 4 contém uma síntese das informações com respeito ao máximo, mínimo e amplitude da PPL extraídos de [Bazame et al. \(2019\)](#).

De modo geral, pode ser observado que os biomas brasileiros indicam variações significativas quanto à PPL. A Floresta Amazônica, por exemplo, é reconhecida como uma das maiores reservas de biodiversidade do mundo e possui uma alta taxa de PPL devido à sua densa vegetação e às condições climáticas favoráveis. O Pantanal, por sua

Biomassas	PPL Mínimo ($\text{gCm}^{-2}\text{ano}^{-1}$)	PPL Máximo ($\text{gCm}^{-2}\text{ano}^{-1}$)	PPL Amplitude ($\text{gCm}^{-2}\text{ano}^{-1}$)
Floresta Amazônica	409	1.846	1.437
Caatinga	241	1.020	779
Cerrado	335	1.650	1.315
Pantanal	398	824	426
Pampa	542	1.556	1.014
Floresta Atlântica	579	1.807	1.228

Tabela 4: Tabela de Dados Referente a PPL por Bioma do Brasil.
 Fonte: Tabela adaptada e com dados de [Bazame et al. \(2019\)](#).

vez, é uma área de planície alagada que abriga uma diversidade de espécies e possui uma PPL significativa. Essa produtividade é impulsionada pela vegetação aquática e pelo regime de inundação sazonal. Outros biomas, como a Mata Atlântica e o Cerrado, também apresentam uma produtividade primária líquida considerável, embora em níveis variados.

É importante ressaltar que a PPL pode ser influenciada por diversos fatores, como clima, disponibilidade de água, fertilidade do solo e interferência humana. Esses biomas também enfrentam desafios de desmatamento, degradação ambiental e perda de habitat, o que pode afetar sua produtividade no longo prazo.

Sendo assim, neste trabalho consideramos apenas os Estados com Biomas “predominantes” (Tabela 5).

Biomassas	Estados
Floresta Amazônica	AM, AC, PA, RR, AP
Caatinga	CE, PB, PE, RN
Cerrado	GO, TO, MA
Pampa	RS
Floresta Atlântica	ES, RJ, SC, SE

Tabela 5: Estados com Biomas selecionados.

O primeiro dos indicadores é a Taxa de Fotossíntese. O processo fotossintético das plantas ocorre nos cloroplastos, organelas celulares responsáveis principalmente pela fotossíntese ([Guarda e Campos \(2014\)](#)). Esse processo resulta na liberação de oxigênio molecular e na captura de carbono da atmosfera. A partir da equação 1 e considerando a amplitude apresentada na tabela 4, obtém a tabela 6.

ESTADOS	ÁREA (km^2)	PPL ($\text{g C m}^{-2} \text{ ano}^{-1}$)	TAXA DE FOTOSSÍNTESE
AM	1.559.255	1.846	10.362.185.028
AC	164.173	1.846	1.091.028.089
PA	1.245.870	1.846	8.279.553.672
RR	223.644	1.846	1.486.248.566
AP	142.470	1.846	946.798.632
CE	148.894	779	417.558.334
PB	56.467	779	158.356.055
PE	98.068	779	275.722.999
RN	52.809	779	148.097.560
GO	340.242	1.315	1.610.705.628
TO	277.423	1.315	1.313.320.482
MA	329.651	1.315	1.560.567.834
RS	281.707	1.014	1.028.343.233
ES	46.074	1.228	203.683.939
RJ	43.750	1.228	193.410.000
SC	95.731	1.228	423.207.605
SE	21.938	1.228	96.983.510

Tabela 6: Dados da Área, PPL e da Taxa de fotossíntese.
Fonte: [IBGE \(2023b\)](#), [Bazame et al. \(2019\)](#) e adaptado pelo autor.

O segundo indicador é a Densidade Demográfica, que pode ser usada para entender o nível de pressão populacional sobre recursos disponíveis, infraestrutura, serviços públicos e ambiente. Além disto, a densidade demográfica pode variar amplamente em diferentes regiões, estados e países. Tal fato pode ser observado na tabela 7, conforme [IBGE \(2023a\)](#).

ESTADOS	Densidade Demográfica (hab/km ²)
AM	2,23
AC	4,47
PA	6,07
RR	2,01
AP	4,69
CE	56,76
PB	66,7
PE	89,62
RN	59,99
GO	17,65
TO	4,98
MA	19,81
RS	37,96
ES	76,25
RJ	365,23
SC	65,27
SE	94,31

Tabela 7: Dados de Densidade Demográfica.
Fonte: IBGE (2023b).

A relação entre densidade demográfica e emissão de carbono pode variar dependendo de vários fatores, incluindo o nível de desenvolvimento econômico, a eficiência energética, a matriz energética, as políticas ambientais e o estilo de vida da população. Em geral, áreas com alta densidade demográfica tendem a ter uma maior demanda por energia, transporte e recursos, o que pode levar a maiores emissões de carbono. Isso ocorre devido ao aumento da atividade industrial, transporte de pessoas e bens, consumo de energia para residências e infraestrutura urbana.

No entanto, é importante ressaltar que essa relação não é linear e pode ser influenciada por outros fatores, como a utilização de energias renováveis, práticas de eficiência energética, políticas de mitigação de emissões e mudanças nos padrões de consumo. Além disso, áreas com densidade demográfica mais baixa podem ter emissões per capita mais altas devido à falta de eficiência nas infraestruturas e ao uso ineficiente dos recursos. Portanto, a relação entre densidade demográfica e emissão de carbono é complexa e dependente de diversos fatores que devem ser considerados ao analisar um determinado contexto.

O terceiro indicador refere-se a Emissão de Carbono, usada para avaliar a quantidade de GEE, principalmente o CO_2 , liberados na atmosfera como resultado das atividades humanas. Essas emissões estão diretamente relacionadas à queima de combustíveis fósseis, tais como carvão, petróleo e gás natural, bem como a desmatamento e outras práticas industriais. Durante o ano de 2010 pode ser observado as emissões de $CO_2e(ton)$, conforme [SEEG \(2020\)](#) (Tabela 8).

ESTADOS	EMISSIONES DE CO ₂ e(ton)
AM	61.722.380
AC	25.669.123
PA	231.337.928
RR	12.159.452
AP	5.448.210
CE	21.541.140
PB	10.017.470
PE	21.199.265
RN	10.428.895
GO	79.517.669
TO	39.719.479
MA	77.309.621
RS	99.951.800
ES	27.929.770
RJ	67.994.990
SC	43.862.686
SE	8.914.684

Tabela 8: Dados de emissão de GEE.
Fonte: [SEEG \(2020\)](#).

Em seguida, foi investigado quais dos 17 estados selecionados anteriormente de acordo com os biomas predominantes, demonstram capacidade de sequestro de carbono com base no estudo de [Bazame et al. \(2019\)](#). A partir da metodologia DEA buscou avaliar a eficiência dos estados dado a Taxa de Fotossíntese e a Densidade Demográfica em relação às emissões de carbono e a PPL. Dito de outra forma, foi considerado as região como sendo as DMU_s . Os *inputs* consistem nas emissões de $CO_2e(t)$ (X_1) e da PPL (X_2), enquanto os *outputs* compreendem das Taxas de Fotossíntese (Y_1) e Densidade Demográfica (Y_2).

Dessa forma, os dados coletados e apresentados alternadamente, foram organizados juntamente com seus respectivos indicadores (Tabela 9). Sendo classificadas as $DMUs$ pela ordem dos Estados selecionados e seus respectivos dados. Usando a Análise Envoltória de Dados (DEA) e o *software* RStudio, aplicou-se o modelo CRS orientado aos *inputs* da DEA para explorar e analisar esses dados.

DMU	ESTADOS	Output		Inputs	
		y1	y2	x1	x2
1	AM	10.362.185.028	2,23	61.722.380	1.846
2	AC	1.091.028.089	4,47	25.669.123	1.846
3	PA	8.279.553.672	6,07	231.337.928	1.846
4	RR	1.486.248.566	2,01	12.159.452	1.846
5	AP	946.798.632	4,69	5.448.210	1.846
6	CE	417.558.334	56,76	21.541.140	779
7	PB	158.356.055	66,7	10.017.470	779
8	PE	275.021.899	89,62	21.199.265	779
9	RN	148.097.560	59,99	10.428.895	779
10	GO	1.610.705.628	17,65	79.517.669	1.315
11	TO	1.313.320.482	4,98	39.719.479	1.315
12	MA	1.560.567.834	19,81	77.309.621	1.315
13	RS	1.028.343.233	37,96	99.951.800	1.014
14	ES	203.683.939	76,25	27.929.770	1.228
15	RJ	193.410.000	365,23	67.994.990	1.228
16	SC	423.207.605	65,27	43.862.686	1.228
17	SE	96.983.510	94,31	8.914.684	1.228

Tabela 9: Dados importados para o RStudio.

A Tabela 10 fornece informações sobre a eficiência das *DMUs* (*efficiencies.eff*), as proporções de pesos (lambdas) para cada variável (*returns.lambsum*) e os retornos à escala (*returns.rts*). Também são apresentados os rendimentos das *DMUs* de referência, que servem como *benchmarks*.

Eficiências				Referências / Benchmarks			
DMU	efficiencies.eff	returns.lambsum	returns.rts	DMU1	DMU15	DMU17	DMU5
DMU1	1	1	Constante	1	0	0	0
DMU2	0,26437627	0,27707	Crescente	0,0914	0	0,0379	0,1477
DMU3	0,80660834	0,81054	Crescente	0,7988	0,0117	0	0
DMU4	0,718107217	0,71811	Crescente	0,0856	0	0	0,6325
DMU5	1	1	Constante	0	0	0	1
DMU6	0,527541878	0,31621	Crescente	0,0366	0,1119	0,1677	0
DMU7	0,879247762	0,5529	Crescente	0,0097	0,057	0,4862	0
DMU8	0,740802925	0,45948	Crescente	0,0208	0,1779	0,2608	0
DMU9	0,775249189	0,48711	Crescente	0,0093	0,055	0,4228	0
DMU10	0,261213804	0,20194	Crescente	0,1546	0,0474	0	0
DMU11	0,211446757	0,16284	Crescente	0,1264	0,0046	0,0318	0
DMU12	0,259816734	0,20294	Crescente	0,1496	0,0533	0	0
DMU13	0,302306054	0,20065	Crescente	0,0973	0,1033	0	0
DMU14	0,448795557	0,44153	Crescente	0,0144	0,1326	0,2945	0
DMU15	1	1	Constante	0	1	0	0
DMU16	0,308956775	0,2903	Crescente	0,037	0,1524	0,1008	0
DMU17	1	1	Constante	0	0	1	0

Tabela 10: Eficiência, proporções de pesos, retornos à escala e *DMUs* referência.
Fonte: Resultados da pesquisa.

Utilizando o conceito de retornos constantes de escala (“crs”), a eficiência técnica relativa ao modelo DEA é classificada nas seguintes *DMUs*: *DMU1*, *DMU5*, *DMU15* e *DMU17*, que correspondem aos estados do Amazonas (AM), Amapá (AP), Rio de Janeiro (RJ) e Sergipe (SE), respectivamente.

Além disto, destaca-se a que o estado do Amazonas - AM (*DMU1*) obteve como referência / *benchmark* outros 13 estados (*DMUs*). Em seguida, o estado do Rio de Janeiro - RJ (*DMU15*) que foi *benchmark* para 11 estados (*DMUs*), Sergipe - SE (*DMU17*) para 8 estados (*DMUs*) e por último, o AP (*DMU5*) obteve o menor número de *benchmark*, sendo utilizada por 2 estados (*DMUs*).

No modelo, o índice de eficiência com valor 1 corresponde ao aproveitamento de 100%. Neste contexto, considere o primeiro caso onde os retornos à escala dos estados: Amazonas (AM), Amapá (AP), Rio de Janeiro (RJ) e Sergipe (SE) é constante, isso quer dizer que, à medida que os *inputs* aumentam em uma proporção fixa, os *outputs* aumentam em uma proporção constante. Nesse caso, não há rendimentos decrescentes de escala. Isso implica que a unidade produtiva está operando com eficiência máxima em relação à escala de produção em que está operando.

Além disto, no segundo caso, os demais estados (*DMUs*) possuem retornos à escala crescente, ou seja, à medida que os *inputs* aumentam em uma proporção fixa, os resultados aumentam em uma proporção maior. Nesses casos, verificaram-se ganhos adicionais de eficiência ao aumentar a escala de produção, indicando retornos crescentes de escala.

Em ambos casos, o modelo CRS presume que as unidades produtivas estejam operando em uma escala de produção ideal, na qual, obtêm-se resultados proporcionais ou superiores em relação ao aumento dos insumos (Barbosa e Fuchigami (2018)).

As folgas (*slack*) indicam a diferença entre os valores observados e os valores ótimos ou eficientes para as variáveis de interesse e para cada insumo em uma unidade produtiva específica, conforme na Tabela 11. No contexto do modelo CRS orientado aos insumos, uma folga positiva indica que a unidade está subutilizando aquele insumo em relação ao nível ótimo, enquanto uma folga negativa indicaria um uso excessivo do insumo.

Valores maiores de *slack* indicam uma maior margem de melhoria ou ajuste necessário para a unidade se tornar mais eficiente em relação aos insumos e resultados. Neste caso, segundo Coelli (1996), uma *DMU* é considerada ineficiente se apresentar qualquer folga diferente de zero, seja nos *inputs* ou nos *outputs*.

<i>Slack</i>				
<i>Inputs</i>		<i>Outputs</i>		
DMU	x1	x2	y1	y2
DMU1	0	0	0	0
DMU2	0	0	0	0
DMU3	136.497.023	0	0	0
DMU4	0	0	0	1,147245325
DMU5	0	0	0	0
DMU6	0	0	0	0
DMU7	0	0	0	0
DMU8	0	0	0	0
DMU9	0	0	0	0
DMU10	8.009.786,425	0	0	0
DMU11	0	0	0	0
DMU12	7.226.318,12	0	0	0
DMU13	17.183.132,22	0	0	0
DMU14	0	0	0	0
DMU15	0	0	0	0
DMU16	0	0	0	0
DMU17	0	0	2,58645E-05	0

Tabela 11: Folgas dos *inputs* e *outputs* nas unidades produtivas.
Fonte: Resultados da pesquisa.

Ao analisarmos as folgas do *input* “Emissões de Carbono” (x1) em relação aos *outputs* “Taxa de Fotossíntese” (y1) e “Densidade Demográfica” (y2), pode observar que os Estados do Pará - PA (*DMU3*), Goiás - GO (*DMU10*), Maranhão - MA (*DMU12*) e Rio Grande do Sul - RS (*DMU13*) apresentam as seguintes folgas positivas, em toneladas de carbono: 136.497.023, 8.009.786, 425, 7.226.318, 12 e 17.183.132, 22, respectivamente, no *input* x1 para os *outputs* y1 e y2.

Nos demais estados (*DMUs*), tanto para o *input* x1 quanto para o *input* x2, que possuem o valor “0”, indicam que não há folga nos *inputs* correspondentes. Portanto, essas unidades estão utilizando-os de forma eficiente.

Neste contexto, quando se analisa as folgas do *output* em y1, nota-se que apenas o estado do Sergipe - SE (*DMU17*) possui folga de 0,000025864486430244, sendo este um valor muito pequeno de folga, o que indica que esse Estado está produzindo o *output* de forma muito próxima ao desempenho ideal, com uma diferença insignificante entre os valores observados e os valores eficientes. Os demais estados (*DMUs*) possuem valor “0” indicando que não há folga nos *outputs* correspondentes.

De maneira similar, quando se observa as folgas do *output* em y2, apenas o estado do Amapá - AP (*DMU4*) apresenta folga de 1,1472453250264 e as demais *DMUs* possuem valor “0” indicando que não há folga nos *outputs* correspondentes.

A Tabela 12 apresenta os parâmetros *targets*, que são usados para definir as metas ou referências desejadas para os insumos (*inputs*) e resultados (*outputs*) nas unidades produtivas. Esses parâmetros *targets* indicam ao modelo CRS orientado aos *inputs* as referências ou metas que desejadas para avaliar a eficiência das unidades produtivas em relação a esses valores alvo específicos.

DMU	<i>Targets</i>			
	<i>Outputs</i>		<i>Inputs</i>	
	y1	y2	x1	x2
DMU1	10.362.185.028	2,23	61.722.380	1.846
DMU2	1.091.028.089	4,47	6.786.307	488
DMU3	8.279.553.672	6,07	50.102.079	1.489
DMU4	1.486.248.566	3,16	8.731.790	1.326
DMU5	946.798.632	4,69	5.448.210	1.846
DMU6	417.558.334	56,76	11.363.853	411
DMU7	158.356.055	66,70	8.807.838	685
DMU8	275.021.899	89,62	15.704.478	577
DMU9	148.097.560	59,99	8.084.992	604
DMU10	1.610.705.628	17,65	12.761.326	343
DMU11	1.313.320.482	4,98	8.398.555	278
DMU12	1.560.567.834	19,81	12.860.015	342
DMU13	1.028.343.233	37,96	13.032.902	307
DMU14	203.683.939	76,25	12.534.757	551
DMU15	193.410.000	365,23	67.994.990	1.228
DMU16	423.207.605	65,27	13.551.674	379
DMU17	96.983.510	94,31	8.914.684	1.228

Tabela 12: Metas ou referências desejadas para os *inputs* e *outputs* nas unidades produtivas.

Fonte: Resultados da pesquisa.

Portanto, os *targets.x1* e *targets.x2* apresentam, respectivamente, as metas desejadas para o primeiro e para o segundo *input* das unidades produtivas. Isso indica que as unidades serão avaliadas em relação a como estão se aproximando dessas metas para o primeiro e para o segundo *input*.

Para análise apresentada adiante, considere os Biomas e seus respectivos estados como expostos anteriormente na Tabela 5. Sendo assim, tem-se os seguintes casos:

Floresta Amazônica: foi considerado os estados do Amazonas (*DMU1*), Acre (*DMU2*), Pará (*DMU3*), Roraima (*DMU4*) e Amapá (*DMU5*). Na Tabela 13, obtida a partir das Tabelas 9 e 12, pode ser observado que o Estado do Amazonas (*DMU1*) e do Amapá (*DMU5*) operam com eficiência máxima em relação à escala de *input*, não sofrendo alterações.

DMU	DADOS DE ENTRADA				TARGETS			
	Outputs		Inputs		Outputs		Inputs	
	y1	y2	x1	x2	y1	y2	x1	x2
1	10.362.185.028	2,23	61.722.380	1.846	10.362.185.028	2,23	61.722.380	1.846
2	1.091.028.089	4,47	25.669.123	1.846	1.091.028.089	4,47	6.786.307	488
3	8.279.553.672	6,07	231.337.928	1.846	8.279.553.672	6,07	50.102.079	1.489
4	1.486.248.566	2,01	12.159.452	1.846	1.486.248.566	3,16	8.731.790	1.326
5	946.798.632	4,69	5.448.210	1.846	946.798.632	4,69	5.448.210	1.846

Tabela 13: Comparação dos dados de entradas e as Metas (ou referências) desejadas para os *inputs* e *outputs* nas unidades produtivas do Bioma da Floresta Amazônica.

Fonte: Resultados da pesquisa.

Quando se observa os outros estados (*DMUs*) com respeito aos *inputs* e aos *outputs*, o primeiro estado a se destacar é Roraima (*DMU4*), onde, pode ser notado que existe a possibilidade de um aumento na densidade demográfica (*outputs y2*) de 1,15 (hab/km²). No que se refere as emissões de carbono (*inputs x1*), Roraima (*DMU4*) apresenta a menor diferença entre o dado de entrada (*input x1*) e os valores-alvo (*target.x1*), apresentando uma redução de 3.427.662 tonelada de carbono, além da possibilidade de reduzir a PPL (*inputs x2*) em 520 $g C m^{-2} ano^{-1}$.

Seguido pelo Estado do Acre (*DMU2*), que apresenta uma redução (*inputs x1*) de 18.882.816 tonelada de Carbono e para a PPL (*inputs x2*) a redução pode ser de 1.358 $g C m^{-2} ano^{-1}$. O Estado do Pará (*DMU3*) apresenta a maior diferença para redução de emissão de carbono (*inputs x1*), correspondente a 181.235.849 tonelada de Carbono onde a PPL (*inputs x2*) pode ser reduzida em 357 $g C m^{-2} ano^{-1}$.

Portanto, ao analisar o bioma da Floresta Amazônica, a diferença entre os dados de entrada e o valores-alvo (*targets*) dos estados (*DMUs*): Roraima (*DMU4*), Acre (*DMU2*) e Pará (*DMU3*), pode ser considerada como uma folga positiva, indicando uma oportunidade de melhoria buscando reduzir as emissões de carbono (*inputs x1*) e PPL (*inputs x2*).

Para a Caatinga: foram considerados os estados do Ceará (*DMU6*), Paraíba (*DMU7*), Pernambuco (*DMU8*) e Rio Grande do Norte (*DMU9*). Na Tabela 14, obtida a partir das Tabelas 9 e 12, pode ser observado que todos os Estados (*DMUs*), sofreram alterações indicando uma oportunidade de melhoria na utilização dos *inputs*.

No entanto, quando se observa a diferença entre os dados de entrada e o valor-alvo das emissões de carbono (*inputs x1*), o Estado da Paraíba (*DMU7*) apresenta o menor valor a ser reduzido, sendo de 1.209.632 toneladas de carbono. Seguido pelos

	DADOS DE ENTRADA				TARGETS			
	Inputs		Outputs		Inputs		Outputs	
	DMU	y1	y2	x1	x2	y1	y2	x1
6	417.558.334	56,76	21.541.140	779	417.558.334	56,76	11.363.853	411
7	158.356.055	66,7	10.017.470	779	158.356.055	66,70	8.807.838	685
8	275.021.899	89,62	21.199.265	779	275.021.899	89,62	15.704.478	577
9	148.097.560	59,99	10.428.895	779	148.097.560	59,99	8.084.992	604

Tabela 14: Comparação dos dados de entradas e as Metas (ou referências) desejadas para os *inputs* e *outputs* nas unidades produtivas do Bioma da Caatinga.

Fonte: Resultados da pesquisa.

estados do Rio Grande do Norte (*DMU9*) com diferença de 2.343.903, Pernambuco (*DMU8*) com diferença de 5.494.787 toneladas de carbono e por fim, o estado do Ceará (*DMU6*) que apresentou a maior diferença de valor a reduzido, sendo de 10.177.287 toneladas de carbono.

Para o Cerrado: foram considerados os estados de Goiás (*DMU10*), Tocantins (*DMU11*) e Maranhão (*DMU12*). Na Tabela 15, obtida a partir das Tabelas 9 e 12, pode ser observado que todos os estados (*DMUs*), sofreram alterações indicando uma oportunidade de melhoria na utilização dos *inputs*.

	DADOS DE ENTRADA				TARGETS			
	Inputs		Outputs		Inputs		Outputs	
DMU	y1	y2	x1	x2	y1	y2	x1	x2
10	1.610.705.628	17,65	79.517.669	1.315	1.610.705.628	17,65	12.761.326	343
11	1.313.320.482	4,98	39.719.479	1.315	1.313.320.482	4,98	8.398.555	278
12	1.560.567.834	19,81	77.309.621	1.315	1.560.567.834	19,81	12.860.015	342

Tabela 15: Comparação dos dados de entradas e as Metas (ou referências) desejadas para os *inputs* e *outputs* nas unidades produtivas do Bioma da Cerrado.

Fonte: Resultados da pesquisa.

No entanto, quando se observa a diferença entre os dados de entrada e o valor-alvo das emissões de carbono (*inputs* x1), todos estados apresentaram grandes valores a serem reduzidos. Sendo o Estado Goiás (*DMU10*) com a maior diferença de 66.756.343 toneladas de carbono. Seguido pelo estado Maranhão (*DMU12*) com a diferença de 64.449.606 toneladas de carbono e por último o estado Tocantins (*DMU11*) apresentando a menor diferença entre os dados de entrada e o valor-alvo das emissões de carbono (*inputs* x1), sendo 31.320.924 toneladas de carbono.

Para o Pampa: foi considerado apenas o estado do Rio Grande do Sul (*DMU13*). Na Tabela 16, obtida a partir das Tabelas 9 e 12, pode ser observado que o estado do Rio Grande do Sul (*DMU13*), sofreu alterações indicando uma oportunidade de melhoria na utilização dos *inputs*.

DMU	DADOS DE ENTRADA				TARGETS			
	<i>Inputs</i>		<i>Outputs</i>		<i>Inputs</i>		<i>Outputs</i>	
	y1	y2	x1	x2	y1	y2	x1	x2
13	1.028.343.233	37,96	99.951.800	1.014	1.028.343.233	37,96	13.032.902	307

Tabela 16: Comparação dos dados de entradas e as Metas (ou referências) desejadas para os *inputs* e *outputs* nas unidades produtivas do Bioma do Pampa.

Fonte: Resultados da pesquisa.

Portanto, verifica-se que a diferença entre o dado de entrada e o valor-alvo das emissões de carbono (*inputs* x1) fornece um valor muito grande. Para o estado do Rio Grande do Sul (*DMU13*) trabalhar de forma eficiente é preciso reduzir as emissões em 86.918.898 toneladas de carbono e a diferença entre o dado de entrada e o valor-alvo da PPL (*inputs* x2) é de $707 \text{ g C m}^{-2} \text{ ano}^{-1}$.

Para a Floresta Atlântica: foram considerados os estados: do Espírito Santo (*DMU14*), Rio de Janeiro (*DMU15*), Santa Catarina (*DMU16*) e Sergipe (*DMU17*). Na Tabela 17, obtida a partir das Tabelas 9 e 12, pode ser observado que os estados (*DMUs*): do Rio de Janeiro (*DMU15*) e do Sergipe (*DMU17*), operam com eficiência máxima em relação à escala de *input*, não sofrendo alterações.

DMU	DADOS DE ENTRADA				TARGETS			
	<i>Inputs</i>		<i>Outputs</i>		<i>Inputs</i>		<i>Outputs</i>	
	y1	y2	x1	x2	y1	y2	x1	x2
14	203.683.939	76,25	27.929.770	1.228	203.683.939	76,25	12.534.757	551
15	193.410.000	365,23	67.994.990	1.228	193.410.000	365,23	67.994.990	1.228
16	423.207.605	65,27	43.862.686	1.228	423.207.605	65,27	13.551.674	379
17	96.983.510	94,31	8.914.684	1.228	96.983.510	94,31	8.914.684	1.228

Tabela 17: Comparação dos dados de entradas e as Metas (ou referências) desejadas para os *inputs* e *outputs* nas unidades produtivas do Bioma da Floresta Atlântica.

Fonte: Resultados da pesquisa.

Contudo, o estado do Espírito Santo (*DMU14*) apresenta a diferença entre o dado de entrada e o valor-alvo das emissões de carbono (*inputs* x1) de 15.395.013 toneladas de carbono e de PPL (*inputs* x2) $677 \text{ g C m}^{-2} \text{ ano}^{-1}$. Já o estado de Santa Catarina (*DMU16*) apresenta a diferença entre as emissões de carbono (*inputs* x1)

de 30.311.012 toneladas de carbono e para a PPL (*inputs* x2) a diferença é de $849 \text{ g C m}^{-2} \text{ ano}^{-1}$.

Portanto, busca-se identificar estratégias ou ajustes que possam ser implementados para otimizar o desempenho e alcançar eficiência máxima na produção de cada produto avaliado. Cada linha da Tabela 12 indica um caminho específico a ser seguido para atingir a eficiência desejada. Essas ações podem incluir melhorias nos processos produtivos, realocação de recursos, identificação de práticas mais eficientes, redução de desperdícios ou qualquer outra ação que contribua para maximizar os resultados em relação aos produtos.

Sendo assim, ao realizar análises específicas para cada bioma, foi possível notar a necessidade de implementar alguns movimentos nas *DMUs*, dos seguintes estados: Pernambuco (*DMU7*), Rio Grande do Norte (*DMU9*), Roraima (*DMU4*) e Paraíba (*DMU8*). Identificaram-se oportunidades de melhoria e estabeleceram-se metas para aprimorar a eficiência na produção dos produtos avaliados visando a obtenção de créditos de carbono.

6 Considerações Finais

Este trabalho teve como objetivo analisar a possibilidade de obter créditos de carbono por meio do estudo das variáveis que influenciam o sequestro de carbono, aplicando a metodologia de Análise Envoltória de Dados (DEA). Além disso, busca-se identificar regiões que possam necessitar de investimento necessário para alcançar os créditos desejados.

Para tanto, foi adotada a metodologia diagnóstica visando obter informações relevantes, precisas e confiáveis para compreender a natureza e a causa dos problemas e, assim, tomar decisões informadas sobre ações corretivas ou estratégias de melhoria. Uma vez que uma metodologia diagnóstica é um conjunto de procedimentos e abordagens sistemáticas usadas para identificar e analisar problemas, falhas ou condições específicas em um determinado contexto.

O referencial teórico abordou a caracterização dos biomas, essencial para compreender a PPL e a DEA, como instrumento de intervenção, que é uma técnica de análise quantitativa que avalia a eficiência relativa de unidades de tomada de decisão (*DMUs*) em atividades similares.

O presente estudo comprovou que os estados do Amazonas (AM), Amapá (AP), Rio de Janeiro (RJ) e Sergipe (SE) apresentaram o melhor desempenho da PPL quanto as emissões de carbono. Enquanto Pará, Rio Grande do Sul, Maranhão e Goiás obtiveram o pior desempenho considerando o modelo CRS orientado aos *inputs*. É importante salientar que este estudo apresenta algumas limitações, como a seleção não aleatória dos estados e não consideração de todos os biomas. Além disso, outras variáveis de *inputs* e *outputs* não foram abordadas, e projetos específicos de sequestro de carbono não foram considerados.

Como recomendações de trabalhos futuros, sugere-se aplicar e comparar os dados considerando os modelos VRS e CRS. Além disto, seria relevante abranger todos os estados brasileiros levando em conta os dados de PPL obtidos via sensores remotos. Essas medidas podem contribuir para uma análise mais abrangente e precisa da eficiência do sequestro de carbono em diferentes regiões do país.

Referências

- ACKOFF, R. L.; SASIENI, M. W. **Fundamentals of Operations Research**. [S.l.]: John Wiley Sons Inc, 1968. 468 p.
- BANCO DE DESENVOLVIMENTO ECONÔMICO E SOCIAL. **2ª chamada pública para aquisição de créditos de carbono no mercado voluntário**. 2022. Disponível em: <https://www.bndes.gov.br/wps/portal/site/home/mercado-de-capitalis/segunda-chamada-publica-aquisicao-de-creditos-de-carbono>. Acesso em: 18 jan. 2023.
- 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.
- BARBOSA, F. C.; FUCHIGAMI, H. Y. **Análise Envoltória de Dados: Teoria e aplicações práticas**. [S.l.]: Itumbiara Goiás, 2018. v. 1.
- BAZAME, H. C. et al. Modeling the net primary productivity: A study case in the brazilian territory. **Journal of the Indian Society of Remote Sensing**, Springer, v. 47, p. 1727–1735, 2019.
- BENICIO, J.; MELLO, J. Soares de. Retornos de escala em dea: críticas ao bcc e novo modelo. **Temiminós Revista Científica**, v. 4, n. 2, p. 42–61, 2014.
- CAO, M. et al. Remotely sensed interannual variations and trends in terrestrial net primary productivity 1981–2000. **Ecosystems**, Springer, v. 7, p. 233–242, 2004.
- CHARNES, A.; COOPER, W. W.; RHODES, E. Measuring the efficiency of decision making units. **European journal of operational research**, Elsevier, v. 2, n. 6, p. 429–444, 1978.
- CHEVALLIER, J. Nonparametric modeling of carbon prices. **Energy Economics**, Elsevier, v. 33, n. 6, p. 1267–1282, 2011.
- CLARK, D. A. Sources or sinks? the responses of tropical forests to current and future climate and atmospheric composition. **Philosophical Transactions of the Royal Society of London. Series B: Biological Sciences**, The Royal Society, v. 359, n. 1443, p. 477–491, 2004.
- CLIMA, O. do. Análise das emissões brasileiras de gases de efeito estufa e suas implicações para as metas de clima do brasil. **Brasil. Available online at: https://bit.ly/3I9EORD**, 2020.
- COELLI, T. A guide to deap version 2.1: a data envelopment analysis (computer) program. **Centre for Efficiency and Productivity Analysis, University of New England, Australia**, v. 96, n. 08, p. 1–49, 1996.
- DYE, C.-Y.; YANG, C.-T. Sustainable trade credit and replenishment decisions with credit-linked demand under carbon emission constraints. **European Journal of Operational Research**, v. 244, p. 187–200, 2015.
- FEARNSIDE, P. M. Greenhouse gases from deforestation in brazilian amazonia: net committed emissions. **Climatic Change**, Springer, v. 35, n. 3, p. 321–360, 1997.

- FENG, X. et al. Net primary productivity of china's terrestrial ecosystems from a process model driven by remote sensing. **Journal of environmental management**, Elsevier, v. 85, n. 3, p. 563–573, 2007.
- FERNANDES, A. G.; BEZERRA, P. **Estudo fitogeográfico do Brasil**. [S.l.]: Stylus Comunicações, 1990.
- FIELD, C. B.; RANDERSON, J. T.; MALMSTRÖM, C. M. Global net primary production: combining ecology and remote sensing. **Remote sensing of Environment**, Elsevier, v. 51, n. 1, p. 74–88, 1995.
- FONSECA, M. R. da. **Análise da vegetação arbustivo-arborea da caatinga hiperxerófila do nordeste do Estado de Sergipe**. Tese (Doutorado) — Tese (Doutorado em Ecologia) Universidade Estadual de Campinas, 1991.
- FØRSUND, F. R.; SARAFIOGLOU, N. On the origins of data envelopment analysis. **Journal of Productivity Analysis**, Springer, v. 17, p. 23–40, 2002.
- FRIEDLINGSTEIN, P. et al. Global carbon budget 2020. **Earth System Science Data**, Copernicus GmbH, v. 12, n. 4, p. 3269–3340, 2020.
- GALVÃO, T. F.; PEREIRA, M. G. Revisões sistemáticas da literatura: passos para sua elaboração. **Epidemiologia e serviços de saúde**, SciELO Public Health, v. 23, p. 183–184, 2014.
- GUARDA, V. D. A.; CAMPOS, L. J. M. Bases ecofisiológicas da assimilação de carbono e suas implicações na produção de forragem. Palmas: Embrapa Pesca e Aquicultura, 2014., 2014.
- HORST D. J.; DE ANDADE JÚNIOR, P. P. Uma revisão sistemática sobre os mecanismos de monitoramento e captura, regulação de emissões e créditos de carbono. **Energías Renovables y Medio Ambiente**, v. 45, p. 51–62, 2020. ISSN 0328-932X.
- HOUGHTON, R. A. et al. Annual fluxes of carbon from deforestation and regrowth in the brazilian amazon. **Nature**, Nature Publishing Group UK London, v. 403, n. 6767, p. 301–304, 2000.
- INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **2010 Densidade demográfica**. 2023. Densidade demográfica. Disponível em: <https://www.ibge.gov.br/geociencias/cartas-e-mapas/sociedade-e-economia/15955-densidade-demografica.html>. Acesso em: 23 Maio 2023.
- INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **Cidades e Estados**. 2023. Disponível em: <https://www.ibge.gov.br/cidades-e-estados/ma.html>. Acesso em: 24 Maio 2023.
- KUHLMANN, E.; CORREIA, D. d. S. Nomenclatura fitogeográfica brasileira. In: **Anais do XXXII Congresso Nacional-de Botanica**. Teresina. [S.l.: s.n.], 1981. p. 97–108.
- LOPES, A. S. **A Survey of Fertility Status of Soils Under Cerrado Vegetation in Brasil**. Raleigh, 138p. Tese (Doutorado) — Dissertação (Mestrado)-North Carolina State University, 1975.

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

MAROUN, M. R. **Adaptação as Mudanças Climáticas: Uma Proposta de Documento de Concepção de Projeto (DCP) no Âmbito do Mecanismo de Desenvolvimento Limpo (MDL)**. Tese (Doutorado) — M. Sc. thesis, Energy Planning Program (COPPE/UFRJ), Rio de Janeiro, 2007.

MARTINS, M. M. Comparative seed dispersal effectiveness of sympatric *Alouatta guariba* and *Brachyteles arachnoides* in southeastern Brazil 1. **Biotropica: The Journal of Biology and Conservation**, Wiley Online Library, v. 38, n. 1, p. 57–63, 2006.

NIMER, E. Climatologia do Brasil, IBGE. **Rio de Janeiro, Departamento de Recursos Naturais e Estudos Ambientais, 422p**, 1989.

NOGUEIRA-NETO, P. Savanas neotropicais. uma proposta de taxonomia para os cerrados e outros geobiomas-climáticos. 1991.

OLIVEIRA-FILHO, A. T. de; RATTER, J. A.; SHEPHERD, G. J. Floristic composition and community structure of a central Brazilian gallery forest. **Flora**, Elsevier, v. 184, n. 2, p. 103–117, 1990.

OLIVEIRA M. R.; DE SOUZA, G. H. S. Determinação da taxa de crescimento das cotações do volume de crédito de carbono praticado no Brasil. **Revista de Administração de Roraima-RARR**, v. 6, p. 415–429, 2016.

PHILLIPS, O. L. et al. Changes in the carbon balance of tropical forests: evidence from long-term plots. **Science**, American Association for the Advancement of Science, v. 282, n. 5388, p. 439–442, 1998.

PIDD, M. **Modelagem empresarial:: Ferramentas para tomada de decisão**. 1. ed. [S.l.]: Bookman, 1996. 314 p.

RATTER, J. A.; BRIDGEWATER, S.; RIBEIRO, J. F. Analysis of the floristic composition of the Brazilian cerrado vegetation III: comparison of the woody vegetation of 376 areas. **Edinburgh journal of botany**, Cambridge University Press, v. 60, n. 1, p. 57–109, 2003.

RIBEIRO, D. L.; LONGARAY, A. A. O uso da análise envoltória de dados (DEA) na mensuração da eficiência da segurança pública. **Proceeding Series of the Brazilian Society of Computational and Applied Mathematics**, v. 9, n. 1, 2022.

ROESCH, S. M. A.; BECKER, G. V.; MELLO, M. I. D. **Projetos de estágio e de pesquisa em administração: guia para estágios, trabalhos de conclusão, dissertações e estudos de caso**. [S.l.]: Editora Atlas SA, 2013.

RUNNING, S. W.; ZHAO, M. Daily GPP and annual NPP (MOD17A2/A3) products NASA Earth Observing System MODIS Land Algorithm. **MOD17 Users Guide**, v. 2015, p. 1–28, 2015.

SAMPAIO, R. F.; MANCINI, M. C. Estudos de revisão sistemática: um guia para síntese criteriosa da evidência científica. **Brazilian Journal of Physical Therapy**, SciELO Brasil, v. 11, p. 83–89, 2007.

SISTEMA DE ESTIMATIVAS DE EMISSÕES E REMOÇÕES DE GASES DE EFEITO ESTUFA. **Painel de Dados**. 2020. Emissões de Gases de Efeito Estufa. Disponível em: <https://plataforma.seeg.eco.br/>. Acesso em: 15 Maio 2023.

SISTEMA NACIONAL DE INFORMAÇÕES FLORESTAIS. **Mapa das florestas do Brasil**. 2020. Florestas no Brasil. Disponível em: <https://snif.florestal.gov.br/pt-br/os-biomas-e-suas-florestas>. Acesso em: 20 abr. 2023.

SOUZA, A. L. et al. O mercado internacional de créditos de carbono: Estudo comparativo entre as vertentes regulada e voluntária no brasil no período de 2004 a 2011. UFF, 2012.

SOUZA, C. R. et al. Dinâmica e estoque de carbono em floresta primária na região de manaus/am. **Acta Amazonica**, SciELO Brasil, v. 42, p. 501–506, 2012.

SOUZA, P. C.; SCATENA, J. H. G.; KEHRIG, R. T. Aplicação da análise envoltória de dados para avaliar a eficiência de hospitais do sus em mato grosso. **Physis: Revista de Saúde Coletiva**, SciELO Brasil, v. 26, p. 289–308, 2016.

SUN, R. et al. Spatial distribution of net primary productivity and evapotranspiration in changbaishan natural reserve, china, using landsat etm+ data. **Canadian journal of remote sensing**, Taylor & Francis, v. 30, n. 5, p. 731–742, 2004.

VILELA, D. L.; NAGANO, M. S.; MERLO, E. M. Aplicação da análise envoltória de dados em cooperativas de crédito rural. **Revista de Administração Contemporânea**, SciELO Brasil, v. 11, p. 99–120, 2007.

WALTER, B. M. T. Distribuição espacial de espécies perenes em uma mata de galeria inundável no distrito federal: florística e fitossociologia. **Acta Botanica Brasilica**, SciELO Brasil, v. 10, p. 392–393, 1996.

WONG, B.-T. et al. Carbon balance of anaerobic granulation process: Carbon credit. **Bioresource technology**, Elsevier, v. 100, n. 5, p. 1734–1739, 2009.

WU, Y. et al. Analysis of regional carbon allocation and carbon trading based on net primary productivity in china. **China Economic Review**, v. 60, p. 101401, 2020.

A Apêndice

Rsudio

File Edit Code View Plots Session Build Debug Profile Tools Help

Rsudio x

Source on Save

Run

Source

1
2
3
4
5
6
7
8
9
10
11
12
13
14
15
16
17
18
19
20
21
22
23
24
25
26
27
28
29
30
31
32
33
34
35
36
37
38
39
40
41
42
43
44
45
46
47
48
49
50
51
52
53
54
55
56
57

```
getwd()

#itemos utilizar o pacote benchmarking
install.packages("benchmarking")
library(benchmarking)

# RTS :texto ou número definindo o modelo DEA a ser estimado/retornos à escala
## 0 fdh : Free disposability hull, não é assumido convexidade:
## 1 vrs : Retornos decrescentes à escala, convexidade e free disposability
## 2 vrs : Retornos constantes à escala, convexidade, dom-scaling e free disposability
## 3 ccs : Retornos constantes à escala, convexidade e free disposability
## 4 fcs : Retornos crescentes à escala, convexidade e free disposability
## 5 fcs2: Retornos crescentes à escala, convexidade e free disposability
## 6 up-scaling, mas não dom-scaling, additividade e free disposability
## 7 up-scaling, mas não dom-scaling, additividade e free disposability
## 8 free disposability: também conhecido uma replicabilidade e free disposability
## 9 free disposability: também conhecido uma replicabilidade e free disposability
## 10 free disposability: também conhecido uma replicabilidade e free disposability
## 11 free disposability: também conhecido uma replicabilidade e free disposability
## 12 free disposability: também conhecido uma replicabilidade e free disposability
## 13 free disposability: também conhecido uma replicabilidade e free disposability
## 14 free disposability: também conhecido uma replicabilidade e free disposability
## 15 free disposability: também conhecido uma replicabilidade e free disposability
## 16 free disposability: também conhecido uma replicabilidade e free disposability
## 17 free disposability: também conhecido uma replicabilidade e free disposability
## 18 free disposability: também conhecido uma replicabilidade e free disposability
## 19 free disposability: também conhecido uma replicabilidade e free disposability
## 20 free disposability: também conhecido uma replicabilidade e free disposability
## 21 free disposability: também conhecido uma replicabilidade e free disposability
## 22 free disposability: também conhecido uma replicability e free disposability
## 23 free disposability: também conhecido uma replicabilidade e free disposability
## 24 free disposability: também conhecido uma replicabilidade e free disposability
## 25 free disposability: também conhecido uma replicabilidade e free disposability
## 26 free disposability: também conhecido uma replicabilidade e free disposability
## 27 free disposability: também conhecido uma replicabilidade e free disposability
## 28 free disposability: também conhecido uma replicabilidade e free disposability
## 29 free disposability: também conhecido uma replicabilidade e free disposability
## 30 free disposability: também conhecido uma replicabilidade e free disposability
## 31 free disposability: também conhecido uma replicabilidade e free disposability
## 32 free disposability: também conhecido uma replicabilidade e free disposability
## 33 free disposability: também conhecido uma replicabilidade e free disposability
## 34 free disposability: também conhecido uma replicabilidade e free disposability
## 35 free disposability: também conhecido uma replicabilidade e free disposability
## 36 free disposability: também conhecido uma replicabilidade e free disposability
## 37 free disposability: também conhecido uma replicabilidade e free disposability
## 38 free disposability: também conhecido uma replicabilidade e free disposability
## 39 free disposability: também conhecido uma replicabilidade e free disposability
## 40 free disposability: também conhecido uma replicabilidade e free disposability
## 41 free disposability: também conhecido uma replicabilidade e free disposability
## 42 free disposability: também conhecido uma replicabilidade e free disposability
## 43 free disposability: também conhecido uma replicabilidade e free disposability
## 44 free disposability: também conhecido uma replicabilidade e free disposability
## 45 free disposability: também conhecido uma replicabilidade e free disposability
## 46 free disposability: também conhecido uma replicabilidade e free disposability
## 47 free disposability: também conhecido uma replicabilidade e free disposability
## 48 free disposability: também conhecido uma replicabilidade e free disposability
## 49 free disposability: também conhecido uma replicabilidade e free disposability
## 50 free disposability: também conhecido uma replicabilidade e free disposability
## 51 free disposability: também conhecido uma replicabilidade e free disposability
## 52 free disposability: também conhecido uma replicabilidade e free disposability
## 53 free disposability: também conhecido uma replicabilidade e free disposability
## 54 free disposability: também conhecido uma replicabilidade e free disposability
## 55 free disposability: também conhecido uma replicabilidade e free disposability
## 56 free disposability: também conhecido uma replicabilidade e free disposability
## 57 free disposability: também conhecido uma replicabilidade e free disposability
```

Environment

History

Connections

Tutorial

Global Environment

17 obs. of 5 variables

List of 9

17 obs. of 39 variables

Files

Plots

Package

Help

Viewer

Zoom

Export

