



UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA
“JÚLIO DE MESQUITA FILHO”
Faculdade de Engenharia de Bauru

ELOÁ CAROLINA NAVA CARDOSO PALMA

Metodologia de Inteligência de Negócios para
Recomendação de Alocação de Fontes Renováveis de
Energia

Bauru
2022

ELOÁ CAROLINA NAVA CARDOSO PALMA

Metodologia de Inteligência de Negócios para
Recomendação de Alocação de Fontes Renováveis de
Energia

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação
em Engenharia Elétrica da Universidade Estadual
Paulista "Júlio de Mesquita Filho" como parte dos
requisitos para obtenção do título de Doutora em
Engenharia Elétrica.

Área de Concentração: Automação

Orientador: Prof. Dr. Eduardo Paciência Godoy

Coorientador : Prof. Dr. Jomil Costa Abreu Sales

Bauru

2022

P171m Palma, Eloá Carolina Nava Cardoso
Metodologia de Inteligência de Negócios para
Recomendação de Alocação de Fontes Renováveis de Energia /
Eloá Carolina Nava Cardoso Palma. -- Bauru, 2022
126 p. : il.

Tese (doutorado) - Universidade Estadual Paulista
(Unesp), Faculdade de Engenharia, Bauru
Orientador: Eduardo Paciência Godoy
Coorientador: Jomil Costa Abreu Sales

1. Energias renováveis. 2. Lógica fuzzy. 3. AHP. 4.
Sistemas de Apoio a decisão. 5. Business Intelligence. I.
Título.

Sistema de geração automática de fichas catalográficas da Unesp. Biblioteca da
Faculdade de Engenharia, Bauru. Dados fornecidos pelo autor(a).

Essa ficha não pode ser modificada.

ATA DA DEFESA PÚBLICA DA TESE DE DOUTORADO DE ELOA CAROLINA NAVA CARDOSO PALMA, DISCENTE DO PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA, DA FACULDADE DE ENGENHARIA - CÂMPUS DE BAURU.

Aos 08 dias do mês de agosto do ano de 2022, às 14:00 horas, por meio de Videoconferência, realizou-se a defesa de TESE DE DOUTORADO de ELOA CAROLINA NAVA CARDOSO PALMA, intitulada **METODOLOGIA DE INTELIGÊNCIA DE NEGÓCIOS PARA RECOMENDAÇÃO DE IMPLANTAÇÃO DE ENERGIAS RENOVÁVEIS**. A Comissão Examinadora foi constituída pelos seguintes membros: Prof. Dr. EDUARDO PACIÊNCIA GODOY (Orientador(a) - Participação Presencial) do(a) Departamento de Engenharia de Controle e Automação / Instituto de Ciência e Tecnologia - UNESP - Câmpus de Sorocaba, Prof. Dr. FERNANDO PINHABEL MARAFÃO (Participação Presencial) do(a) Departamento de Engenharia de Controle e Automação / Instituto de Ciência e Tecnologia - UNESP - Câmpus de Sorocaba, Prof. Dr. JOSE ARNALDO FRUTUOSO ROVEDA (Participação Presencial) do(a) Departamento de Engenharia Ambiental / Instituto de Ciência e Tecnologia - UNESP - Câmpus de Sorocaba, Prof^a. Dr^a. VANESSA CEZAR SIMONETTI (Participação Presencial) do(a) Departamento de Engenharia / Universidade de Sorocaba (UNISO), Prof. Dr. HÉLIO RUBENS JACINTHO PEREIRA JUNIOR (Participação Presencial) do(a) Departamento de Engenharia / Athon Ensino Superior. Após a exposição pela doutoranda e arguição pelos membros da Comissão Examinadora que participaram do ato, de forma presencial e/ou virtual, a discente recebeu o conceito final: APROVADO. Nada mais havendo, foi lavrada a presente ata, que após lida e aprovada, foi assinada pelo(a) Presidente(a) da Comissão Examinadora.

Prof. Dr. EDUARDO PACIÊNCIA GODOY

PROPOSTA DE ALTERAÇÃO DO TÍTULO

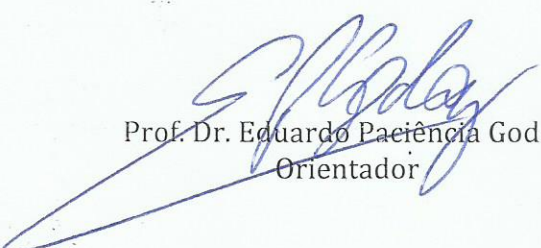
A COMISSÃO EXAMINADORA PROPÕE A ALTERAÇÃO DO TÍTULO DO TRABALHO DA ALUNA:
ELOÁ CAROLINA NAVA CARDOSO PALMA

DE: "METODOLOGIA DE INTELIGÊNCIA DE NEGÓCIOS PARA RECOMENDAÇÃO DE IMPLANTAÇÃO
DE ENERGIAS RENOVÁVEIS"

PARA:

METODOLOGIA DE INTELIGENCIA DE NEGÓCIOS PARA
RECOMENDAÇÃO DA ALOCAÇÃO DE FONTES RENOVÁVEIS DE
ENERGIA

Bauru, 08 de Agosto de 2022.


Prof. Dr. Eduardo Paçiência Godoy
Orientador

*Dedico este trabalho a Deus a todas
as pessoas que de alguma forma
me ajudaram ao longo do caminho.
Ninguém consegue nada sozinho.
Precisamos uns dos outros, sempre!
"Assim, permanecem agora estes três:
a fé, a esperança e o amor.
O maior deles, porém, é o amor."
(1 Coríntios 13:13)*

Agradecimentos

Primeiramente agradeço à Deus, o grande orientador da minha vida. À minha querida mãe Rita e aos meus amados avós Helena e Ângelo (*in memoriam*), tia Isabel, tia Laudiceia, tio João e meu primo João Vitor que tanto me amaram desde pequena, sempre me incentivando com palavras e atitudes sábias, de carinho, respeito e serenidade, cuidando de mim em todos os momentos da minha vida e estando sempre prontos para me acolher independente das circunstâncias. Ao meu marido Luís e aos meus amados filhos Luís Gabriel e Maria Clara pelo incentivo, apoio, respeito, compreensão, confiança e amor. Deus foi muito generoso comigo quando me ofereceu pessoas tão lindas com quem posso contar sempre! Embora seja uma família pequena, é muito unida e repleta de valores e princípios abençoados. Eu os amo infinitamente.

Ao meu orientador Prof. Dr. Eduardo Paciência Godoy, e ao meu coorientador Prof. Dr. Jomil Costa Abreu Sales, pela infinita paciência, assistência, confiança e respeito. Vocês foram primordiais nesta jornada e eu não conseguiria concluir este trabalho sem o apoio incondicional que me deram. Vocês me ensinaram muito além do técnico, mostrando a real importância de um professor como agente social na formação integral de alguém. Em todos os momentos que pensei que não seria capaz, vocês me deram suporte técnico e emocional, com brandura e empatia. Mesmo diante de todas minhas limitações enquanto cientista, vocês me acolheram e pacientemente me orientaram, mostrando um estilo de liderança que todo aluno gostaria de vivenciar em sua jornada acadêmica. Saibam que possuem meu eterno respeito, carinho, admiração e gratidão.

Aos professores Dr. Fernando Pinhabel Marafão, Dra. Sandra Regina Monteiro Masalskiene Roveda, Dr. José Arnaldo Frutuoso Roveda, Dr Roberto Wagner Lourenço pela atenção, apoio e disposição em me auxiliar em diversos momentos. Vocês são muito especiais e competentes. Foi um grande privilégio poder aprender e conviver com vocês. Agradeço ainda à banca avaliadora, muito solícita, que se dispôs a colaborar com este trabalho de forma tão eficiente.

Aos amigos Karina Lucas, Welington Alves (Tom), Risomar Santos, Rodrigo Rolle, Nelson Almeida, Marcelão, Alexandre Marcelo, Wesley Angelino, Geninho, Felipe Almeida, Danilo Caldas, Leo Victorino, Camille Vasconcelos, a todos do Grupo de Automação e Sistemas Integráveis -GASI- da Unesp de Sorocaba (foram momentos maravilhosos vividos ali), e também a todos do laboratório de Geoprocessamento da Unesp de Sorocaba. Não posso deixar de mencionar todas as pessoas que trabalharam comigo ao longo desse período, que me ajudaram e deram apoio ao longo de todos esses anos (foram muitas pessoas).

Agradeço a todos os profissionais de saúde física e mental que me ajudaram neste

período. O doutorado, em toda a sua intensidade me proporcionou reflexões importantes, grandes lições de vida, de superação e aprendizado técnico imersivo.

Resumo

O presente trabalho propõe uma metodologia de Inteligência de Negócios (BI - *Business Intelligence*) a fim de auxiliar no processo de tomada de decisão e recomendação para a implantação de energias renováveis (eólica e solar) em determinada localização do território brasileiro. Essa metodologia é sistematizada num modelo hierárquico de quatro camadas, que considera a influência de múltiplas variáveis (técnica, econômica, geológica, climatológica e ambiental) para aprimorar a indicação de regiões favoráveis para a implantação de energia renovável. A primeira camada é a de Mineração de Dados, responsável pela captação de dados brutos dessas variáveis e transformação em informação. Esses dados brutos têm origem em diferentes fontes de dados oficiais (Global Solar Atlas, Global Wind Atlas, IBGE, Cadastro Nacional de Unidades de Conservação, Operador Nacional do Sistema e EMBRAPA), sendo transformados em mapas das variáveis com pontos georreferenciados (grid de 10 km x 10 km) em todo o território brasileiro. A segunda camada é a de Análise Fuzzy, baseada em um sistema de inferência com regras estabelecidas a fim de gerar a variável Potencial Eólico. A terceira camada é a de Análise AHP (*Analytic Hierarchy Process*), responsável pela análise multicritério das variáveis Potencial Solar, Potencial Eólico, Investimento Solar, Investimento Eólico, Declividade do solo, Geotecnia, Distância física das Linhas de Transmissão de energia elétrica e Consumo de Energia Elétrica. Essa camada reclassifica os valores dessas variáveis, através de uma hierarquia de pesos, padronizando suas saídas em índices Muito Baixo, Baixo, Moderado, Alto e Muito Alto. A quarta camada é a da Indicação, responsável pela álgebra de mapas das variáveis da análise AHP em conjunto com as áreas de unidades de conservação ambiental nacional. O resultado dessa camada é um mapa georreferenciado destacando as regiões do território brasileiro de acordo com seu potencial de implantação de energia solar e/ou eólica. A análise geral e em regiões específicas desses mapas, em confronto com suas indicações, comprovam a coerência dos resultados e validam a metodologia desenvolvida. Finalmente, a recomendação de implantação de energia solar e/ou eólica pode ser realizada com base no índice de favorabilidade ou indicação da fonte naquela localidade no território brasileiro.

Palavras-chave: Energias renováveis, Lógica fuzzy, AHP, Sistemas de Apoio a decisão, *Business Intelligence*, Energia eólica, Energia solar.

Abstract

The present work proposes a methodology of Business Intelligence (BI - Business Intelligence) in order to assist in the decision-making and recommendation process for the implementation of renewable energies (wind and solar) in a certain location of the Brazilian territory. This methodology is systematized in a four-layer hierarchical model, which considers the influence of multiple variables (technical, economic, geological, climatological and environmental) to improve the indication of favorable regions for the implementation of renewable energy. The first layer is Data Mining, responsible for capturing raw data from these variables and transforming them into information. These raw data originate from different official data sources (Global Solar Atlas, Global Wind Atlas, IBGE, National Registry of Conservation Units, National System Operator and EMBRAPA), being transformed into maps of the variables with georeferenced points (grid of 10 km x 10 km) throughout the Brazilian territory. The second layer is Fuzzy Analysis, based on an inference system with established rules in order to generate the Wind Potential variable. The third layer is the AHP Analysis (Analytic Hierarchy Process), responsible for the multicriteria analysis of the variables Solar Potential, Wind Potential, Solar Investment, Wind Investment, Soil Slope, Geotechnics, Physical Distance from Power Transmission Lines Electricity and Electricity Consumption. This layer reclassifies the values of these variables, through a hierarchy of weights, standardizing their outputs in Very Low, Low, Moderate, High and Very High indices. The fourth layer is the Indication layer, responsible for the algebra of maps of the variables of the AHP analysis together with the areas of national environmental conservation units. The result of this layer is a georeferenced map highlighting the regions of the Brazilian territory according to their potential for deploying solar and/or wind energy. The general analysis and in specific regions of these maps, in comparison with their indications, prove the coherence of the results and validate the developed methodology. Finally, the recommendation to implement solar and/or wind energy can be made based on the favorability index or indication of the source in that location in Brazilian territory.

Keywords: Renewable energies, Fuzzy logic, AHP, Decision support systems, Business Intelligence, Wind energy, Solar energy.

Lista de Ilustrações

Figura 1 – Geração de Eletricidade Mundial (2017).	14
Figura 2 – Variação média anual global da produção de energia por combustível (1971-2017).	15
Figura 3 – Maiores produtores de energia por combustível.	16
Figura 4 – Irradiação Global - Panorama mundial.	17
Figura 5 – Irradiação Global Horizontal - Brasil.	18
Figura 6 – Curvas características de painel fotovoltaico.	19
Figura 7 – Velocidade do vento: Panorama mundial.	21
Figura 8 – Atlas eólico do Brasil: Velocidade do vento.	22
Figura 9 – Função de densidade de probabilidade Weibull para diferentes valores de k e c .	23
Figura 10 – Arquitetura de Sistemas de Informações Geográficas.	25
Figura 11 – Pirâmide de abstração.	27
Figura 12 – Pilares do <i>Business Intelligence</i> .	29
Figura 13 – Processo de descoberta de conhecimento (KDD).	32
Figura 14 – Estrutura geral.	39
Figura 15 – Arquitetura proposta.	41
Figura 16 – Esquema de fatores para gerar a variável de Produção de eletricidade fotovoltaica (PVOUT) utilizada neste trabalho.	45
Figura 17 – Fator de capacidade.	49
Figura 18 – Camada de Mineração de Dados (em vermelho).	54
Figura 19 – Seleção das fontes de dados utilizadas neste trabalho.	57
Figura 20 – Imagem raster representando elevação (a) e área (b) do pixel.	58
Figura 21 – Dados brutos de PVOUT no formato .tiff.	59
Figura 22 – Propriedade de referência espacial.	60
Figura 23 – Camada de Análise Fuzzy (em vermelho).	61
Figura 24 – Mapa de Função de Densidade de Probabilidade Weibull - Brasil.	62
Figura 25 – Mapa de Potencial de produção anual de energia - Brasil.	62
Figura 26 – Álgebra de Mapas - Ferramenta Raster Calculator	63
Figura 27 – Mapa com dados externos ao Brasil - Potencial Eólico.	64
Figura 28 – Álgebra de Mapas - Mapa com dados externos ao Brasil já eliminados Potencial Eólico.	64
Figura 29 – Álgebra de Mapas- (a) - Raster extraído para pontos, (b)-Tabela de atributos resultante com os valores da álgebra.	65
Figura 30 – Álgebra de Mapas: Potencial Eólico - Brasil.	66
Figura 31 – Exemplo de uma área interpolada.	67
Figura 32 – Sistema de Inferência Fuzzy - Potencial Eólico	69

Figura 33 – Camada de Análise AHP (em vermelho).	71
Figura 34 – Mapa resultante da interpolação - Potencial Solar.	72
Figura 35 – Mosaicos de imagem do relevo brasileiro.	76
Figura 36 – Mapa do relevo brasileiro.	77
Figura 37 – Mapa de Geotecnia do Brasil.	78
Figura 38 – Mapa resultante da interpolação - Potencial Eólico.	81
Figura 39 – a) Potencial Eólico b) Álgebra de Mapas (Weibull x Potencial de Produção de Energia)	82
Figura 40 – Mapa reclassificado - Potencial Solar.	84
Figura 41 – Mapa reclassificado - Potencial Eólico.	85
Figura 42 – Mapa reclassificado - (b) Investimento Eólico e (c) Investimento Solar. . . .	86
Figura 43 – Mapa reclassificado - Geotecnia.	87
Figura 44 – Mapa reclassificado - Linhas de Transmissão.	90
Figura 45 – Mapa reclassificado - Declividade.	91
Figura 46 – Mapa reclassificado - Consumo de Energia Elétrica.	93
Figura 47 – Mapa de recomendação Energia Solar.	96
Figura 48 – Mapa de recomendação Energia Solar com Unidades de Conservação e corpos hídricos.	97
Figura 49 – Mapa de recomendação Energia Eólica.	99
Figura 50 – Mapa de recomendação Energia Eólica com Unidades de Conservação e corpos hídricos.	100

Lista de Tabelas

Tabela 1 – Escala Absoluta, Definição e Justificativa para o processo decisório com a AHP.	31
Tabela 2 – Classes de turbinas eólicas (IEC).	48
Tabela 3 – Nomenclatura das classes de solo.	51
Tabela 4 – Análise da média do consumo anual em MWh, por estado - Novembro/2021.	52
Tabela 5 – Regras relacionando variáveis de entrada e Potencial Eólico	70
Tabela 6 – Matriz de comparação e Pesos - Subcritério Potencial Solar	73
Tabela 7 – Matriz de comparação e Pesos - Subcritério Potencial Eólico	73
Tabela 8 – Matriz de comparação e Pesos - Subcritério Investimento Solar	74
Tabela 9 – Matriz de comparação e Pesos - Subcritério Investimento Eólico	74
Tabela 10 – Matriz de comparação e Pesos - Subcritério Declividade	76
Tabela 11 – Subcritérios e Tipos de solos	79
Tabela 12 – Matriz de comparação e Pesos - Subcritério Geotecnia	79
Tabela 13 – Matriz de comparação e Pesos - Subcritério Distância da linha de transmissão	80
Tabela 14 – Matriz de comparação e Pesos - Critérios	80
Tabela 15 – Ranking dos estados mais ricos do Brasil na produção do agronegócio	89
Tabela 16 – Consumo de energia elétrica na rede (MWh) por estado - Novembro/2021	94

Lista de Abreviaturas e Siglas

AHP	<i>Analytic Hierarchy Process</i>
ANEEL	<i>Agência Nacional de Energia Elétrica</i>
BI	<i>Business Intelligence</i>
CCEE	<i>Câmara de Comercialização de Energia Elétrica</i>
CCST	<i>Centro de Ciência do Sistema Terrestre</i>
CEM	<i>Clean Energy Ministerial</i>
CEPEL	<i>Centro de Pesquisas de Energia Elétrica</i>
CGTS	<i>Coordenação de Tecnologias Setoriais</i>
CMSE	<i>Comitê de Monitoramento do Setor Elétrico</i>
CNPE	<i>Conselho Nacional de Política Energética</i>
CNUC	<i>Cadastro Nacional de unidades de Conservação</i>
CPRM	<i>Companhia de Pesquisa de Recursos Minerais</i>
CRESESB	<i>Centro de Referência para Energia Solar e Eólica</i>
CRM	<i>Customer relationship management</i>
DIF	<i>Diffuse Horizontal Irradiation</i>
DNI	<i>Direct Normal Irradiation</i>
DTU	<i>Technical University of Denmark</i>
ECMWF	<i>European Centre for Medium-Range Weather Forecasts</i>
EIS	<i>Executive Information System</i>
ELE	<i>Elevation</i>
EMBRAPA	<i>Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária</i>
EPE	<i>Empresa de Pesquisa Energética</i>
ERP	<i>Enterprise Resource Planning</i>

ESMAP	<i>Energy Sector Management Assistance Program</i>
ETL	<i>Extract, Transform, Load</i>
GDSS	<i>Group Decision Support Systems</i>
GHI	<i>Global Horizontal Irradiation</i>
GIS	<i>Sistemas de Informação Geográficas</i>
GSA	<i>Global Solar Atlas</i>
GTI	<i>Global Tilted Irradiation</i>
GWA	<i>Global Wind Atlas</i>
IA	<i>Inteligência Artificial</i>
IDW	<i>Inverse Distance Weighted</i>
IEA	<i>International Energy Agency</i>
IEC	<i>International Electrotechnical Commission</i>
IFC	<i>International Finance Corporation</i>
INMET	<i>Instituto Nacional de Meteorologia</i>
INPE	<i>Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais</i>
KDD	<i>Knowledge Discovery in Databases</i>
LABREN	<i>Laboratório de Modelagem e Estudos de Recursos Renováveis de Energia</i>
MCDA	<i>Multi-Criteria Decision Analysis</i>
MCDM	<i>Método de decisão multi-critério</i>
MCTIC	<i>Ministério da Ciência, Tecnologia e Inovação</i>
MDS	<i>Management Decision System</i>
MEE	<i>Método da Energia Equivalente</i>
MIS	<i>Management Information Systems</i>
MMA	<i>Ministério do Meio Ambiente</i>
MME	<i>Ministério de Minas e Energia</i>

NASA	<i>National Aeronautics and Space Administration</i>
NOAA	<i>National Oceanic and Atmospheric Administration</i>
OCDE	<i>Organização para a Cooperação e Desenvolvimento Econômico</i>
OLAP	<i>On-line Analytical Processing</i>
ONS	<i>Operador Nacional do Sistema Elétrico</i>
OPTA	<i>Optimum inclination [°] for inclined and fixed equator facing PV modules</i>
PDF	<i>Probability Density Function</i>
PVOUT	<i>PV Electricity Output</i>
RNA	<i>Redes Neurais Artificiais</i>
SAD	<i>Sistema de Apoio à Decisão</i>
SETEC	<i>Secretaria de Desenvolvimento Tecnológico e Inovação</i>
SGB	<i>Sistema Geodésico Brasileiro</i>
SGBD	<i>Sistema Gerenciador de Banco de dados</i>
SIGEL	<i>Sistema de Informações Georreferenciadas do Setor Elétrico</i>
SIGRAS	<i>Sistema de Referência Geocêntrico para as América</i>
SIN	<i>Sistema Interligado Nacional</i>
SNUC	<i>Sistema Nacional de Unidades de Conservação da Natureza</i>
SONDA	<i>Sistema de Organização Nacional de Dados Ambientais</i>
SWERA	<i>Solar and Wind Energy Resource Assessment</i>
TEMP	<i>Temperatura do ar na altura de 2m.</i>
WASP	<i>Wind energy industry-standard software</i>
WLC	<i>Combinação Linear Ponderada</i>

Sumário

1	INTRODUÇÃO	9
1.1	Objetivos Gerais	12
1.2	Objetivos Específicos	12
1.3	Estrutura e Conteúdo	13
2	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	14
2.1	Setor Elétrico Global	14
2.2	Energia Solar Fotovoltaica	16
2.3	Energia Eólica	20
2.4	Sistemas de Informações Geográficas	24
2.5	Sistemas de Apoio à Decisão	25
2.6	Inteligência de Negócios (BI)	26
2.7	Lógica Fuzzy	28
2.8	Processo de Hierarquia Analítica (AHP)	30
2.9	Mineração de Dados	32
2.10	Trabalhos Relacionados	33
3	INTELIGÊNCIA DE NEGÓCIOS EM ENERGIAS RENOVÁVEIS	39
3.1	Descrição das Variáveis	42
3.1.1	Variáveis de Pré-Requisito	43
3.1.2	Potencial Solar	43
3.1.2.1	Potencial de Energia Fotovoltaica (PVOUT)	43
3.1.3	Potencial Eólico	44
3.1.3.1	Função de Densidade de Probabilidade da Velocidade do Vento de Weibull	45
3.1.3.2	Potencial de Produção Anual de Energia	47
3.1.4	Declividade	49
3.1.5	Distância da Linha de Transmissão	50
3.1.6	Geotecnia	50
3.1.7	Consumo de Energia Elétrica	51
3.1.8	Investimento Solar e Investimento Eólico	52
3.1.8.1	Valor da Terra Nua	53
3.1.9	Custo da Mão de Obra	53
4	DESENVOLVIMENTO	54
4.1	Camada de Mineração de Dados	54
4.1.1	Seleção de Dados: Fontes de Dados	55

4.1.2	Preparação de Dados: Georreferenciamento e Organização dos Dados . . .	57
4.1.3	Transformação de Dados: Tratamento de dados	60
4.2	Camada de Análise Fuzzy	61
4.2.1	Álgebra de Mapas	61
4.2.2	Lógica Fuzzy	65
4.2.2.1	Potencial Eólico	68
4.3	Camada de Análise AHP	68
4.3.1	Desenvolvimento do AHP	69
4.3.1.1	Potencial Solar	70
4.3.1.2	Potencial Eólico	71
4.3.1.3	Investimento Solar e Investimento Eólico	71
4.3.1.4	Declividade	74
4.3.1.5	Geotecnia	75
4.3.1.6	Consumo de Energia Elétrica	77
4.3.1.7	Distância da Linha de Transmissão	79
4.3.2	Álgebra de Mapas	80
5	DISCUSSÃO E RESULTADOS	81
5.1	Saída da Camada de Análise Fuzzy - Mapa de Potencial Eólico . . .	81
5.2	Saída das Reclassificações do AHP	83
5.2.1	Mapa de Reclassificação Potencial Solar e Potencial Eólico	83
5.2.2	Mapa de Reclassificação Investimento solar e Investimento eólico	85
5.2.3	Mapa de Reclassificação - Geotecnia	87
5.2.4	Mapa de Reclassificação Distância das Linhas de Transmissão	88
5.2.5	Mapa de Reclassificação Declividade	90
5.2.6	Mapa de Reclassificação Consumo de Energia Elétrica	92
5.3	Fonte preferencial	94
5.3.1	Mapa de Recomendação - Energia Solar	95
5.3.2	Mapa de Recomendação - Energia Eólica	98
6	CONCLUSÕES	101
7	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	103

1 INTRODUÇÃO

Segundo o *World Bank Group* (WBC, 2020), o acesso à energia é essencial para reduzir inclusive a pobreza. Globalmente, 1 bilhão de pessoas ainda vivem sem eletricidade e 3 bilhões de pessoas usam combustíveis poluentes por exemplo para cozinhar, prejudicando sua saúde, perspectivas de desenvolvimento e qualidade de vida.

A captação da radiação solar, através de painéis fotovoltaicos, ou a captação dos ventos, através de turbinas eólicas para produção de energia elétrica apresentam-se como mercados promissores na área de energias renováveis. O uso de energias renováveis como solar e eólica por exemplo, segundo o Greenpeace (GREENPEACE, 2020) é considerado a principal solução para a mitigação de gases de efeito estufa no mundo e, em inúmeras situações, capazes de reduzir impactos socioambientais provenientes da implantação de usinas e sistemas convencionais – como no caso de grandes empreendimentos hidrelétricos e termoeletrônicos. Aliado à isso, a análise espacial de localização de instalações é crucial para a realização de uma boa gestão, seja para o setor privado ou público, sendo a localização ótima aquela que traz o maior benefício social, maximizando o nível de serviço prestado (DASKIN, 2011).

O elevado crescimento da demanda energética, associado a uma possível diminuição da oferta de combustíveis convencionais não renováveis e ao aumento da conscientização sobre a necessidade de se preservar o meio ambiente, está estimulando os cientistas e o meio industrial a empreenderem e inovar na pesquisa e desenvolvimento de outras fontes de energia que sejam renováveis, bem como menos poluentes e que sejam viáveis economicamente.

A evolução dos estudos de energias renováveis, especificamente nas fontes, aplicação em regiões, uso futuro, efeito ambiental, métodos de produção, armazenamento, gerenciamento, distribuição, políticas aliadas e limitações técnicas limitadas, etc. são detalhados em vários trabalhos disponíveis na literatura (PANWAR N. L.; KAUSHIK, 2011), (TURNER, 1999), (DINCER, 2000), (ELLIOTT, 2000), (EVANS ANNETTE; STREZOV, 2009), (ENERDATA., 2015), (MITCHELL CATHERINE; CONNOR, 2004). Algumas pesquisas incluem avaliação do ciclo de vida (ACV) (BHAT, 2009), (GÓRALCZYK, 2003), (PEHNT, 2006), efeitos sociais, econômicos e ambientais (ZOULIAS; LYMBEROPOULOS, 2007), (SHEIKH; KOCAOGLU; LUTZENHISER, 2016), (ERSHADI; KARIMIPOUR, 2018), sistema eficaz de armazenamento e realocação (KALDELLIS; ZAFIRAKIS, 2007), (CORONEL; BUZARQUIS; BLANCO, 2017), (STERNER; THEMA, 2019), planejamento e projeto de sistemas de integração e fornecimento de rede (ISLAM, 2018), (ABDULKARIM et al., 2018), (MA et al., 2018), aquisição de dados e sistemas de monitoramento (REZK

et al., 2017), (DOŠEN; ŽNIDAREC; ŠLJIVAC, 2019).

Ainda existem trabalhos referentes a sistemas de apoio à decisão, que em geral foram desenvolvidos para vários aspectos de energias renováveis, como na avaliação de possibilidades de locais de instalação, usando o banco de dados de sistema de informação geográfica (SIG) (SARMIENTO et al., 2019), (KONSTANTINOS; GEORGIOS; GARYFALOS, 2019), (NOOROLLAHI; YOUSEFI; MOHAMMADI, 2016), (SAH; WIJAYATUNGA, 2017).

A inteligência artificial (IA) por sua vez também é bastante utilizada em estudos relacionados a energias renováveis. Ela visa entender o pensamento humano, a fim de construir entidades inteligentes que tenham desempenho eficiente para alguns problemas complicados (HU et al., 2019), (LIEBOWITZ, 2019), (ALI; HACIMAHMUD, 2020), mesmo que a compreensão do pensamento complexo de um cérebro humano seja uma questão difícil para ser resolvida. A IA é baseada em várias teorias de aprendizado, como aprendizado estatístico, aprendizado neural, aprendizado evolutivo etc. (HU et al., 2019), (LIEBOWITZ, 2019), (ALI; HACIMAHMUD, 2020), (POOLE; MACKWORTH, 2017), (RUSSELL; NORVIG, 2016).

Nos últimos anos, métodos híbridos de IA também estão sendo usados em muitas aplicações com o objetivo de obter a melhor precisão do que o que poderia ser alcançado usando um único método. Alguns dos métodos híbridos de IA são (i) Neuro-fuzzy (combinação de RNA e sistema de inferência fuzzy); (ii) Neuro-genético (combinação de RNA e algoritmo genético, este último é usado para a otimização da conexão dos anteriores); (iii) Fuzzy-genetic (combinação de sistema de inferência fuzzy e algoritmo genético, este último é usado na otimização do limite de decisão do anterior) e muitos outros tipos poderão estar disponíveis no futuro. A utilização destas técnicas aplicadas à energias renováveis são diversas. Dentre elas temos aplicações de construção de energia, previsão de energia solar/eólica em um sistema híbrido de energia renovável usando, obtenção de redução do consumo de energia e melhoria sistema de gestão e distribuição (GEORGIU; CHRISTODOULIDES; KALOGIROU, 2018), (MELLIT; KALOGIROU, 2018), (JHA et al., 2017), (KHOSRAVI, 2018).

No aspecto de potencial energético disponível tanto eólico quanto solar, é importante basear-se em variáveis ambientais, em termos de legislação, disponibilidade de ligação à rede elétrica para distribuição, além de avaliar questões geográficas locais. Em relação ao aspecto econômico, o investimento para implantação da energia tanto eólica quanto solar deve ser avaliado para gerar a viabilidade econômica do local (JACOBSEM et al., 2022), (SILVA; FERRARINI; ALVES, 2021), (PEREIRA; ESCOLANO; PASTORE, 2020), (COSTA, 2022).

O sistema de apoio à decisão estabelecido em (YUE; YANG, 2007), integra avaliações potenciais, análises de custos, incentivos legais e análises de retornos sobre investi-

mentos com o auxílio de um sistema de informações geográficas (SIG). Esse sistema pode fornecer informações para os formuladores de políticas sobre locais de implantação, para os legisladores se os atuais incentivos legais são suficientes para incentivar o investimento privado e para os investidores se os investimentos na exploração de fontes de energia renováveis são economicamente viáveis. Técnicas de computação, como lógica fuzzy, redes neurais, algoritmos genéticos estão sendo adotadas na modelagem de energia para mapear com precisão os sistemas de energia (SUGANTHI; INIYAN; SAMUEL, 2015). Com várias opções de energia concorrentes, modelos de energia baseados na lógica difusa permitem aos pesquisadores selecionar realisticamente o mix certo de recursos energéticos – considerando os vários critérios conflitantes como custos, disponibilidade, emissão etc. Os modelos fuzzy também tem sido bastante utilizados nos últimos anos, fornecendo estimativas realistas para avaliação de locais, instalação de parques fotovoltaicos / eólicos, rastreamento de pontos de energia em energia solar fotovoltaica / eólica, otimização entre critérios conflitantes (CANEPPELE; SERAPHIM, 2010).

Metodologias de tomada de decisão multicritério difusas são sugeridas para a seleção entre alternativas de energia renovável, através de três grupos de critérios: (i) tecnológicos, (ii) energéticos e ambientais, (iii) social e econômico (KAHRAMAN; KAYA; CEBI, 2009). Variáveis fuzzy como tecnologia, mercado, economia, meio ambiente e políticas também são usados (HEO; KIM; BOO, 2010). Para seleção entre alternativas de energia renovável com base em um processo de hierarquia analítica difusa na Indonésia (TASRI; SUSILAWATI, 2014) foram usados 53 critérios de avaliação como qualidade da energia, sócio-político, econômico, tecnológico e ambiental, além de dubabilidade, distância da rede elétrica, sustentabilidade, política governamental, impacto no trabalho.

Entretanto, é importante entender que deve existir um equilíbrio com a questão de geração de energia possível de acordo com cada região, bem como com o retorno do investimento. Tais valores podem ser expressos em regras linguísticas compreensíveis, em que estas variáveis são os antecedentes e a fonte energética indicada para dada localidade é o consequente das regras. Com isto, pode-se recomendar mais de uma fonte energética com o respectivo grau de viabilidade para diversas localizações no território brasileiro, indicando as áreas mais aptas para a localização e realizar o dimensionamento de uma usina solar fotovoltaica ou eólica bem como seu possível percentual de viabilidade. Em função da complexidade da manipulação do grande número de variáveis bem como o tempo restrito, reduziu-se o escopo de análise de variáveis às mais utilizadas na literatura, que serão apresentadas neste trabalho.

No entanto, essa análise para indicação de determinada fonte energética em função de sua localidade necessita considerar uma série de variáveis técnicas, econômicas, geológicas, climatológicas e ambientais. Segundo (NETO et al., 2022), a geração de energia próxima ao local de consumo gera economia nos investimentos em transmissão e melhor

eficiência (menos perdas). Quanto maior a densidade demográfica, maior a carga ligada ao sistema e mais propício o investimento de geração renovável em suas proximidades. Em contrapartida, áreas de topografia acidentada e áreas de proteção ambiental não são viáveis para a implantação. Assim, fatores como a proximidade de centros consumidores, de linhas de transmissão de energia, de disponibilidade de infraestrutura econômica e tecnológica, aspectos geográficos e topográficos devem ser considerados para indicação de geração solar e/ou eólica, da mesma forma que a presença ou não de irradiação solar e velocidade do vento. Nesse sentido, a presente pesquisa descreve o desenvolvimento de uma Metodologia de Inteligência de Negócios para Recomendação de Implantação de Energias Renováveis (solar e eólica) para cada região do território nacional. Para isso foi usado Lógica Fuzzy, aliado a AHP (*Analytical Process Hierarchy*), permitindo dar suporte a tomada de decisão com base em atributos (critérios) que podem ser qualitativos ou quantitativos, aliada a técnicas de geoprocessamento para inteligência de negócios. Vale ressaltar que nem todos os critérios encontrados na literatura foram utilizados, sendo necessária a limitação das variáveis apresentadas no decorrer deste trabalho em função da complexidade tanto para utilização destes dados (por ser um volume demasiadamente grande, por exemplo 11 milhões de linhas em um arquivo), quanto para sua obtenção, preparação e modelagem.

1.1 Objetivos Gerais

Este trabalho tem por objetivo geral criar uma Metodologia de Inteligência de Negócios para Recomendação de Alocação de Fontes Renováveis de Energias, para combinar diversas variáveis tais como Potencial Solar, Potencial Eólico, Declividade, Distância da linha de transmissão, Investimento Eólico, Investimento Solar, Consumo de energia elétrica e Geotecnia, com propósito de dar suporte à decisão para recomendação para implantação de energia solar ou eólica. A hipótese do trabalho é que a metodologia de Inteligência de Negócios usando técnicas variadas, através da utilização de diferentes dados de entrada, seja capaz fornecer elementos para o processo de tomada de decisão quanto a recomendação de implantação de determinada fonte de energia renovável numa determinada região do território brasileiro.

1.2 Objetivos Específicos

Estudar as variáveis necessárias para recomendação de alocação de Fontes Renováveis de Energia, bem como limitá-las ao contexto do trabalho.

Estudar a relação entre energias renováveis eólica e solar com as variáveis elencadas.

Propor uma metodologia de apoio a decisão para combinar as variáveis de acordo com critérios estabelecidos através do uso de lógica fuzzy e AHP.

Georreferenciar os resultados obtidos.

1.3 Estrutura e Conteúdo

O presente trabalho está dividido em 6 (seis) capítulos considerando a presente introdução e desconsiderando referências bibliográficas.

A introdução, bem como os objetivos gerais e objetivos específicos são apresentados no capítulo 1.

O capítulo 2, trata da revisão bibliográfica, onde é apresentado um panorama dos conceitos utilizados neste trabalho, bem como as aplicações apresentadas na literatura.

A proposta do trabalho baseado em inteligência de negócios em energias renováveis é apresentada no capítulo 3. Neste capítulo ainda todas as variáveis são apresentadas de forma detalhada.

No capítulo 4 são apresentadas a camada de Mineração de Dados, a camada de Análise Fuzzy, a camada de Análise AHP e todo o desenvolvimento de cada camada e suas etapas.

A discussão e resultados da camada final, de Inteligência de Negócios são discutidos no capítulo 5.

O capítulo 6 trata das conclusões .

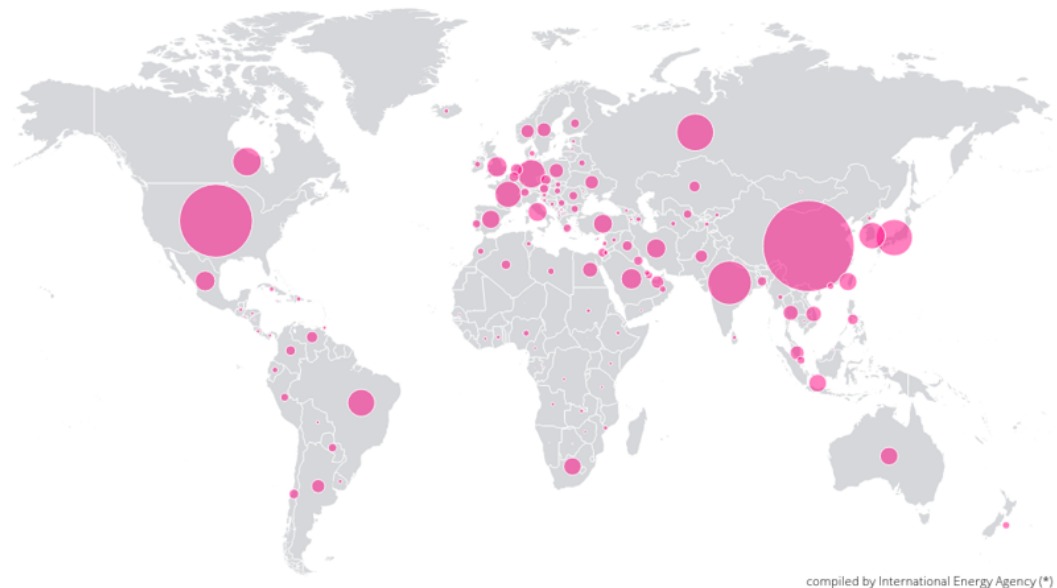
2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1 Setor Elétrico Global

Em 2017, a produção global de eletricidade aumentou 2,5%, atingindo 25 721 TWh (BIROL et al., 2017). Em termos de participação na produção, como pode-se observar na Figura 1, combustíveis representam cerca de 66,8% da produção total bruta de eletricidade no mundo (dos quais: 64,5% de combustíveis fósseis; 2,3% de biocombustíveis e resíduos); usinas hidrelétricas: 16,3%; usinas nucleares: 10,2%; vento: 4,4%; solar: 1,8%; e geotérmica, maré e outras fontes: 0,5%.

Figura 1 – Geração de Eletricidade Mundial (2017).

Electricity generation (TWh) (2017)

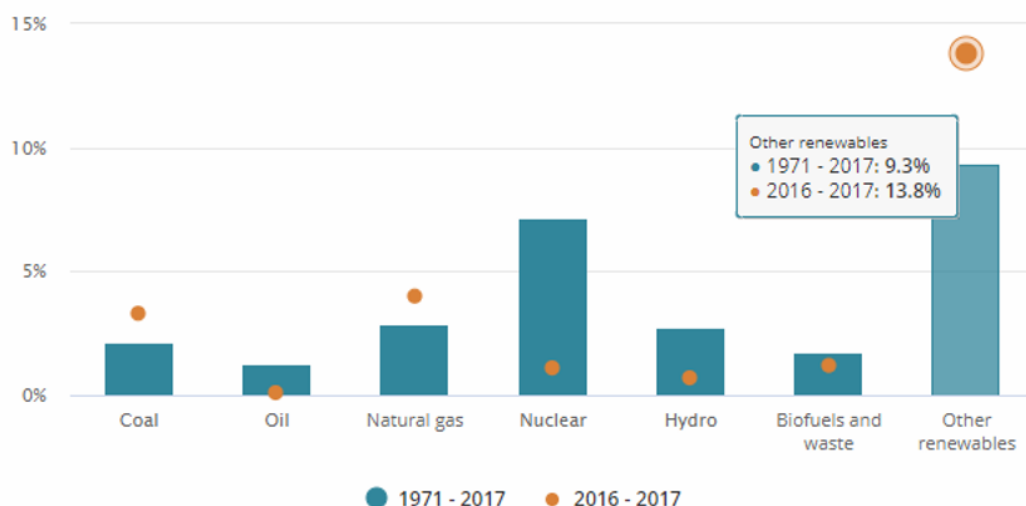


Fonte: Birol et al. (2017).

A preocupação com a geração de energia por fontes renováveis tornou-se mais evidente com a celebração do Acordo de Paris, na COP 21, no ano de 2015. Em 2017, segundo o *Global Status Report* (REN21, 2019), a população mundial sem acesso à energia elétrica caiu abaixo de 1 bilhão, com cerca de 122 milhões de pessoas em todo o mundo tenham acesso desde o ano anterior. A Figura 2 mostra a evolução (1971-2017 e 2016-2017) do cenário global de produção de energia, dividido em carvão, petróleo, gás natural, nuclear, hidrelétrica, biocombustíveis e resíduos e outras energias renováveis. A produção mundial de energia foi de 14 035 Mtoe (milhões de toneladas equivalentes de petróleo) em 2017 - um aumento de 2,2% em relação a 2016. Esse aumento foi impulsionado pelo carvão e gás

natural, ambos aumentando em mais de 120 Mtoe em 2017, e por fontes renováveis que não sejam hidrelétricas e biocombustíveis, que cresceram ligeiramente mais de 30 Mtoe. A produção de petróleo foi estável e, juntos, os combustíveis fósseis representaram 81,3% da produção em 2017. Um dado bastante relevante para esta pesquisa é que a média anual de produção de energia renovável no mundo aumentou, de 2016 para 2017 em 13,8%.

Figura 2 – Variação média anual global da produção de energia por combustível (1971-2017).

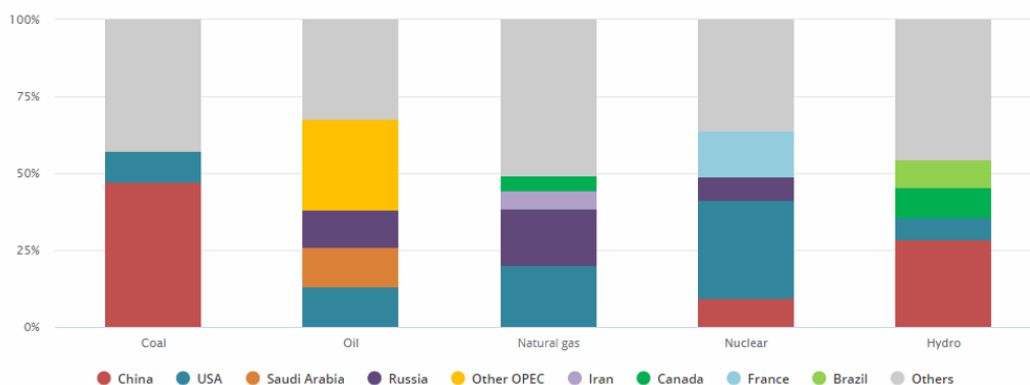


Fonte: IEA (2017).

Embora a produção de energia de todos os combustíveis seja muito concentrada, com mais da metade da produção concentrada em menos de cinco países (e em alguns casos apenas em dois países), há uma variação significativa (EPE, 2016). A China produziu quase metade do carvão mundial em 2017 e quase um terço da energia hidrelétrica, enquanto os Estados Unidos e a França juntos produziram quase 50% de toda a energia nuclear. Arábia Saudita, Rússia e Estados Unidos contribuíram com pouco menos de 40% do petróleo mundial, enquanto a Rússia e os EUA também representaram 40% do gás natural mundial. A única mudança notável na produção de energia em 2017 em comparação a 2016 é que o Canadá substituiu o Catar como o quarto maior produtor de gás natural, como visto na Figura 3, que representa os maiores produtores por combustível (IEA, 2017).

De acordo com o *Renewables 2019 Global Status Report* (REN21, 2019), o ano de 2018 viu um mercado relativamente estável para tecnologias de energia renovável. A capacidade de energia renovável total cresceu a um ritmo consistente em comparação com 2017, e o número de países que integram grande participação de energia renovável variável (VRE) continuou a subir.

Figura 3 – Maiores produtores de energia por combustível.



Fonte: IEA (2017).

2.2 Energia Solar Fotovoltaica

O aproveitamento da energia solar para conversão em energia elétrica é relativamente recente em comparação com as demais fontes, tendo seu início por volta da década de 1950. Para esse fim, basicamente existem duas tecnologias de conversão, distinguindo-se entre fotovoltaica, que converte a energia proveniente dos raios solares em eletricidade e a heliotérmica, que absorve a energia na forma de calor, sendo considerada uma fonte térmica de geração de energia elétrica (TOLMASQUIM, 2016). A energia solar fotovoltaica (PV) é uma das indústrias que mais crescem em todo o mundo e, para manter esse ritmo, novos desenvolvimentos têm aumentado em termos de uso de material, consumo de energia para fabricar esses materiais, design de dispositivos, produção tecnologias, bem como novos conceitos para melhorar a eficiência global das células (PARIDA; INIYAN; GOIC, 2011).

O Atlas Brasileiro de Energia Solar é a principal fonte de dados solarimétricos nacionais, com dados variados do Brasil todo. Produzido no âmbito do projeto SWERA (*Solar and Wind Energy Resource Assessment*), sob coordenação do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais – INPE, o Atlas disponibiliza diversos atributos climáticos do Brasil, sendo que pode-se inferir por exemplo, que média anual de irradiação global é consideravelmente uniforme, com médias anuais altas em todo país (MARTINS et al., 2017).

Apesar dos altos níveis de irradiação solar no território brasileiro, o uso da fonte para geração de energia elétrica não apresenta a mesma relevância que possui em outros países, nem o mesmo desenvolvimento de outras fontes renováveis, como eólica e biomassa, que já representam, respectivamente, 6,7% e 9,4% da capacidade de geração instalada no Brasil, contra apenas 0,05% da fonte solar (NASCIMENTO, 2017).

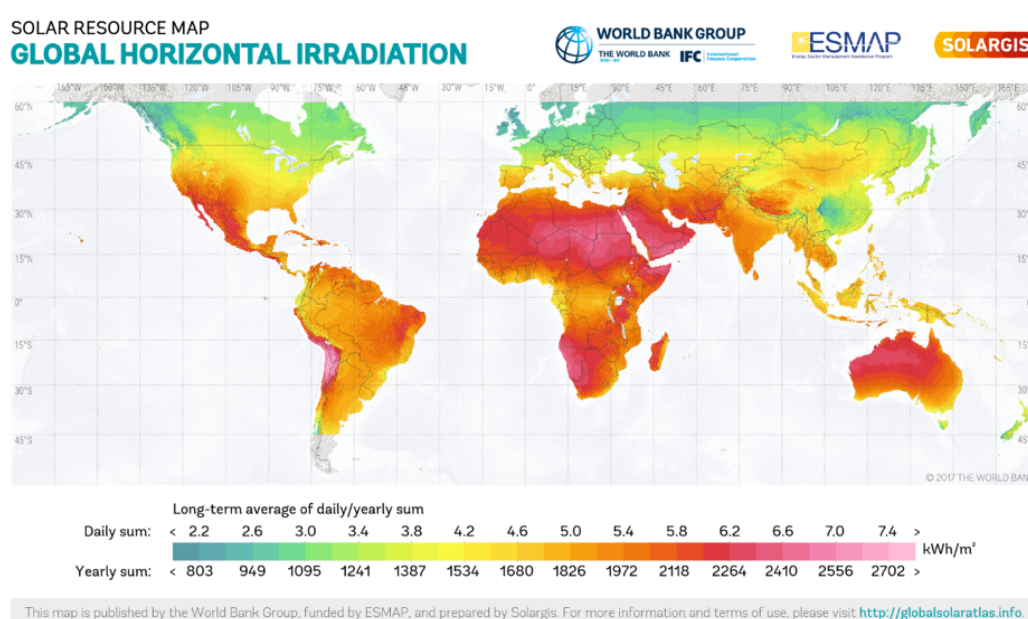
Radiação solar é o termo utilizado para definir o fluxo de potência emitida pelo Sol, transmitida na forma de energia eletromagnética, provendo calor e luz para a Terra

(PERAZA, 2013). Ela é considerada como fonte de vida porque, graças a ela, crescem as plantas que produzem oxigênio e nos dão alimento, que fornecem energia para a manutenção da vida. Mas a radiação solar também pode ser aproveitada para produzir eletricidade e alimentar o planeta. Uma das formas de o fazer é através da conversão fotovoltaica em que um dispositivo, chamado célula solar, converte a energia solar em energia elétrica. Trata-se de um processo confiável, limpo e sustentável, é inesgotável e não poluidor, e é um recurso abundante e bem distribuído pelo planeta.

Para se avaliar o potencial da energia solar fotovoltaica numa determinada região ou cidade, ou para projetar sistemas fotovoltaicos, interessa caracterizar a radiação solar que chega a cada localidade e em cada instante.

A 2ª edição do Atlas Solarimétrico (INPE, 2017), cita que além da tecnologia fotovoltaica, a geração de eletricidade por meio de aproveitamento térmico da energia solar também é uma tecnologia em crescimento, liderada pela Espanha e Estados Unidos, que juntos representam 80% da capacidade instalada global. Índices elevados de irradiação solar direta na superfície ocorrem em grande parte do Nordeste Brasileiro e são o principal requisito para a viabilidade desta tecnologia de geração (INPE, 2017). A Figura 4 mostra o cenário da irradiação global mundial. A média anual de irradiação solar global no Brasil oferece uma boa uniformidade, tendo maior destaque no Nordeste, com níveis nacionais de irradiância solar global muito maiores que os de países que fazem uso da tecnologia solar fotovoltaica para geração de energia elétrica em grande escala, como a Alemanha por exemplo.

Figura 4 – Irradiação Global - Panorama mundial.



Fonte: Solargis (2020).

Segundo o *Global Solar Atlas* (SOLARGIS, 2020), a irradiação normal direta é um componente de radiação solar que atinge diretamente a superfície [kWh / m^2], sendo um dado considerado relevante para a concentração de usinas de energia solar térmica e tecnologias de concentração fotovoltaica. A irradiação horizontal difusa representa um componente de radiação solar espalhado pela atmosfera [kWh / m^2]. Por fim, a irradiação horizontal global representa a soma dos componentes diretos e difusos da radiação solar [kWh / m^2] e é considerado uma referência climática, pois permite comparar locais ou regiões individuais.

Pode-se notar na Figura 5, que os dados referentes ao Brasil, mostram que o maior valor de irradiação global – $6,5 \text{ kWh}/\text{m}^2$ (estado da Bahia) está próximo à fronteira com o estado do Piauí e a menor irradiação solar global – $4,25 \text{ kWh}/\text{m}^2$ no litoral norte de Santa Catarina. Os valores de irradiação solar global incidente em qualquer região do território brasileiro ($1500\text{-}2500 \text{ kWh}/\text{m}^2$) acima de grande parte dos países da União Europeia, como Alemanha ($900\text{-}1250 \text{ kWh}/\text{m}^2$), França ($900\text{-}1650 \text{ kWh}/\text{m}^2$) e Espanha ($1200\text{-}1850 \text{ kWh}/\text{m}^2$), que investem intensamente na implantação de fontes solares. No Brasil especificamente, esta informação também está disponível (INPE, 2017). Os valores estão ilustrados na Figura 5.

Figura 5 – Irradiação Global Horizontal - Brasil.



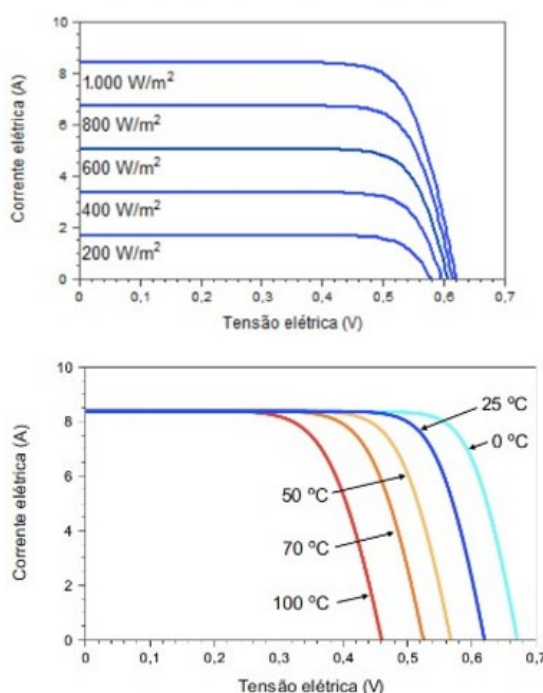
Fonte: Solargis (2020).

Os módulos solares são fabricados nas condições padrões de teste, ou STC na sigla em inglês, e, ao serem utilizados e determinado local, questões climáticas, como a temperatura ambiente e a velocidade dos ventos, afetam o desempenho do módulo nessa localidade. Logo, pode-se afirmar que o desempenho de módulos solares é dependente da localização real e as condições climáticas predominantes às quais eles estão sujeitos (ETTAH; ENO; UDOIMUK, 2009).

A potência de geração da placa fotovoltaica é igualmente afetada pelas variações das condições ambientais. Ela diminui por exemplo, com o aumento da temperatura das células. Os próprios fabricantes devem informar qual a taxa de decrescimento de geração de potência em função da temperatura (o chamado “coeficiente de temperatura”, dado em graus Celsius, com valor negativo). Um painel fotovoltaico não se comporta como uma fonte de corrente convencional.

O ponto de operação do módulo fotovoltaico, ou seja, os valores de tensão e corrente nos seus terminais, depende do que está conectado aos seus terminais. A relação entre tensão e corrente na saída é representada através das suas curvas características, nas quais são apresentados os pontos de máxima potência, ponto de corrente de curto-circuito e ponto de tensão de circuito aberto. As curvas corrente tensão (I-V) (Figura 6) são obtidas nas condições padrões de teste (STC), ou seja, com irradiância solar de 1000 W/m^2 , temperatura de 25°C na célula e distribuição espectral de $1,5 \text{ AM}$ (GUENOUNOU; MALEK; AILLERIE, 2016).

Figura 6 – Curvas características de painel fotovoltaico.



Fonte: GTES (2014).

Estão presentes implicitamente nas curvas características radiação e temperatura, os fatores que influenciam fortemente no desempenho dos painéis fotovoltaicos (GOKILAVANI; PRABHAKARAN; KANNADASAN, 2014). O trabalho de (RUVIARO R.S.; DALTROZO, 2018) mostra que com o aumento da temperatura, ocorre a redução da tensão e, consequentemente, a potência gerada diminui. As perdas por temperatura são decorrentes em questão da redução da tensão, e como o resultado da potência elétrica é uma proporção da tensão e da corrente, ocasiona uma menor geração de energia. Geralmente os valores de potência máxima real são extraídos das especificações de cada fabricante de placa.

Os dois fatores climáticos que mais afetam o desempenho dos sistemas fotovoltaicos, são temperatura e radiação (ABDELKADER et al., 2010). Os módulos solares apresentam melhor desempenho em certas condições climáticas estáveis e com temperaturas mais amenas. No entanto, como as condições climáticas alternam consideravelmente e, a maioria dos módulos fotovoltaicos solares não operam em condições otimizadas de operação. O desempenho de um sistema fotovoltaico não depende apenas das suas características básicas, mas também de algumas questões ambientais. Uma dessas questões, como a temperatura ambiente, possui um importante papel no processo de conversão fotovoltaica (SIDDIQUI; BAJPAI, 2012).

2.3 Energia Eólica

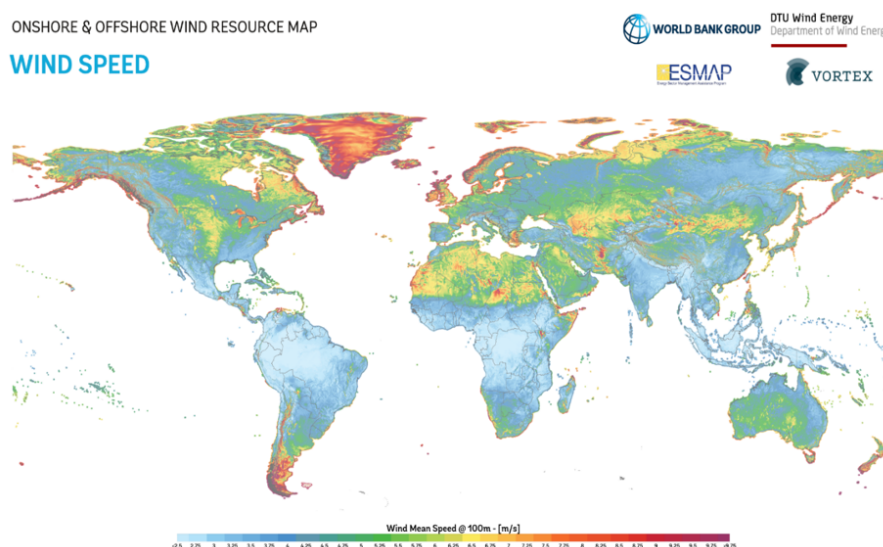
Certamente, dentro da energia eólica, o regime de velocidade do vento é um fator importante. Se a velocidade média do vento aumentar de 6 m/s para 10 m/s a produção de eletricidade aumentará em 130% (ASSOCIATION, 2009). Informações detalhadas sobre a velocidade e a direção do vento são vitais para o desenvolvimento de uma usina eólica. Na última década diversos países, entre eles o Brasil, elaboraram atlas de potencial eólico de suas regiões para ajudar neste processo. As avaliações do recurso eólico disponível estão sendo progressivamente refinadas e novos parâmetros como: geografia, meio ambiente e alternativas de uso do solo são inseridos nos contextos técnico, econômico e financeiro. Embora a exploração da energia eólica tenha avançado em todo o mundo, a maioria dos países ainda tem grandes recursos eólicos a serem explorados. Um dos fatores que limitam investimentos em empreendimentos eólicos é a falta de dados adequados e confiáveis (AMARANTE, 2001).

Estima-se que 1-2% da energia solar na Terra seja convertida naturalmente em energia eólica. Na Figura 7, pode-se notar o cenário global de velocidade do vento a 100m, disponibilizado pelo GWA (*Global Wind Atlas*) (GWA, 2020), variando de 2.5m/s até 9.75m/s. Com o desenvolvimento da estação de energia eólica de 55 kW, em 1981, os custos outrora elevados da energia eólica foram drasticamente reduzidos. A energia eólica é, atualmente, uma das fontes energéticas menos dispendiosas, se forem considerados todos

os custos externos (por exemplo, os danos ambientais).

A geração de energia a partir de turbinas eólicas teve início, no Brasil, em julho de 1992, com a instalação de uma turbina de 75 KW na ilha de Fernando de Noronha, em iniciativa pioneira do Centro Brasileiro de Energia Eólica. O Brasil passou a investir de fato nesse tipo de geração em 2004, mas só em 2006 entrou em operação o primeiro parque eólico do Brasil. Atualmente, o país possui parques no Nordeste, nos estados do Ceará, Rio Grande do Norte, Bahia, Pernambuco e Paraíba; e no Sul, no Rio Grande do Sul e Santa Catarina.

Figura 7 – Velocidade do vento: Panorama mundial.



Fonte: GWA (2020).

De acordo com o *Global Wind Report* do GWEC (*Global Wind Energy Council*) (GWEC, 2018), o mercado *onshore* chinês instalou 21,2 GW em 2018 e é principal mercado desde 2008. A China completou um total de 206 GW instalações no final de 2018 sendo o primeiro mercado a superar 200 GW da capacidade total instalada - atingindo sua meta de 200 GW dois anos antes (com base no plano quinquenal 2016-2020). O segundo maior mercado de 2018 foi os EUA com 7,6 GW de novas instalações onshore e instalações terrestres totais de 96GW. Além da China e dos EUA, os cinco principais mercados eólicos em 2018 são completados pela Alemanha (2,4 GW), Índia (2,2 GW) e Brasil (1,9 GW).

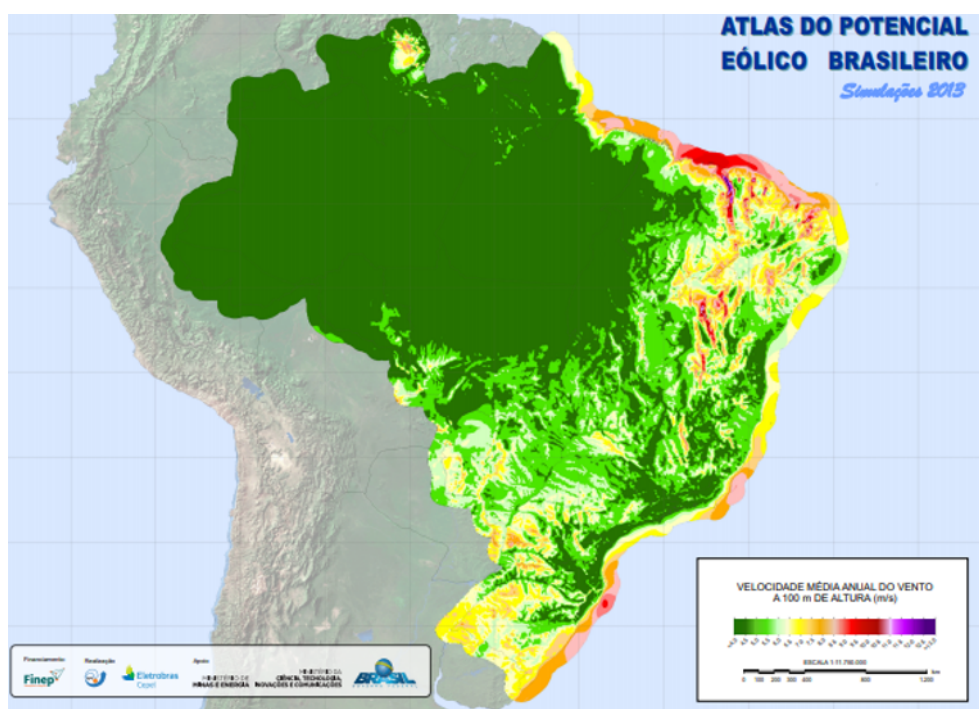
A energia eólica pelas suas características de intermitência e variabilidade, requer uma avaliação mais detalhada para sua implantação. Para isso, foi desenvolvido o Atlas do Potencial Eólico Brasileiro, publicado em 2001 (AMARANTE, 2001) e concebido para a altura de 50 metros (altura suficiente para as tecnologias dos aerogeradores da época), foi, sem dúvida, um importante marco para o desenvolvimento do setor eólico no Brasil. Conforme os anos foram se passando, o setor cresceu (seja pelo Programa de Incentivo às Fontes Alternativas de Energia Elétrica – Proinfa, ou por questões de leilões

de energia), e a tecnologia de aerogeradores desenvolveu-se disponibilizando modelos de maiores potências e dimensões para operação em alturas mais elevadas, em relação aos modelos comercializados em 2001 (AMARANTE, 2001).

Sendo assim, o Ministério da Ciência, Tecnologia e Inovação (MCTI) através da Secretaria de Desenvolvimento Tecnológico e Inovação (Setec) e da Coordenação Geral de Tecnologias Setoriais (CGTS), tomou a iniciativa de atualizar o Atlas do Potencial Eólico Brasileiro de 2001 (AMARANTE, 2001), considerando alturas superiores a 50 metros e as novas tecnologias disponíveis comercialmente, sob o título “Atualização do Atlas Eólico Brasileiro” (AMARANTE, 2013). Os mais variados estudos já concluídos e os em andamento têm suportado a exploração comercial da energia eólica, pela implantação de parques de geração, chamados de parques eólicos, em diversas regiões, que são denominadas de sítios eólicos (SAUER et al., 2006).

A Figura 8 mostra os dados de velocidade do vento a 100m de acordo com o Atlas do Potencial Eólico Brasileiro já atualizado (AMARANTE, 2013), disponibilizado em 2017 que apesar das simulações consolidadas abordarem apenas o ano de 2013, os dados mostram que a partir da comparação da distribuição espacial da velocidade do vento nas alturas de 50 e de 100 metros, houve um expressivo aumento nas regiões Sul e Nordeste, aonde a fonte vem se estabelecendo no país. Novas simulações com o modelo Brams, relativas aos anos de 2012, 2014 e 2015, serão realizadas, para se obter o ano típico, a partir do quadriênio 2012-2015.

Figura 8 – Atlas eólico do Brasil: Velocidade do vento.



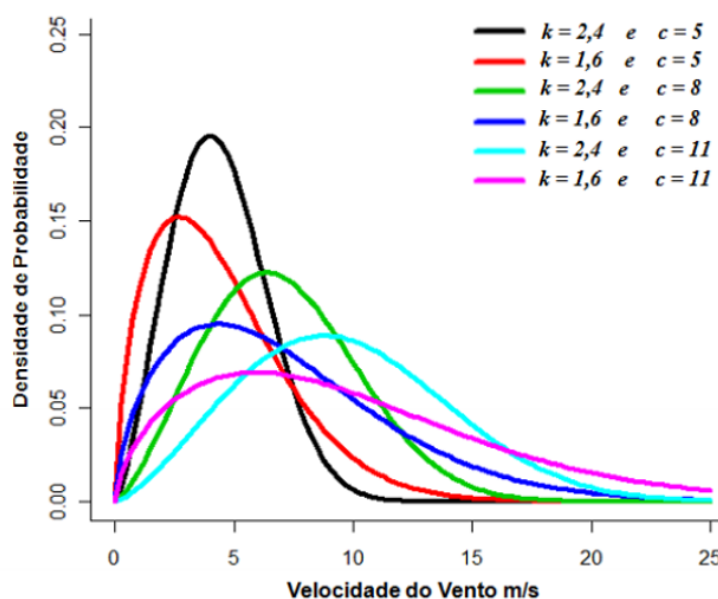
Fonte: Amarante (2013).

Embora o conhecimento gerado por esses levantamentos seja relevante, certamente há divergências quanto à aplicação de metodologias para identificar locais potenciais para geração de energia eólica. Os motivos variam desde falta de informações consistentes (inclusive sem falhas) e à falta de dados de velocidade do vento em altitude, na altura em que são instalados os aerogeradores (entre 80 e 120 m) por exemplo.

Segundo (CUSTÓDIO, 2009) as distribuições de Weibull ou de Rayleigh são os modelos probabilísticos que melhor descrevem a distribuição de frequência da velocidade do vento. A distribuição de Weibull possui dois parâmetros de cálculo: o fator de escala (c) e o fator de forma (k). O parâmetro de forma, k , é conhecido também como a inclinação da distribuição de Weibull. Os diferentes valores do parâmetro de forma podem indicar efeitos no comportamento da distribuição. O parâmetro de escala, c , quando sofre uma mudança tem o mesmo efeito de uma mudança de escala no eixo da abscissa para a distribuição. Sua alteração influencia o valor de pico da curva da distribuição.

Valores maiores de k indicam maior constância dos ventos, com menor ocorrência de valores extremos. Em geral, nas distribuições anuais da velocidade do vento o parâmetro k situa-se entre 2 e 3. Excepcionalmente, o parâmetro k da distribuição mensal da velocidade do vento pode atingir valores superiores a 6 em regiões de ventos alísios, como no Nordeste brasileiro (AMARANTE, 2013). Por sua vez, o fator de escala c tem relação com a velocidade média. Na Figura 9 pode ser observado o comportamento da velocidade do vento associado a uma distribuição Weibull com diferentes valores de k e c .

Figura 9 – Função de densidade de probabilidade Weibull para diferentes valores de k e c .



Fonte: Souza (2015).

Vale citar que este trabalho utiliza alturas de aerogeradores de 100 em função dos

dados oficiais disponíveis até o momento em nível nacional. Entretanto vale ressaltar que existem na literatura aerogeradores citados com alturas de até 220m de altura (CORRÊA et al., 2018).

2.4 Sistemas de Informações Geográficas

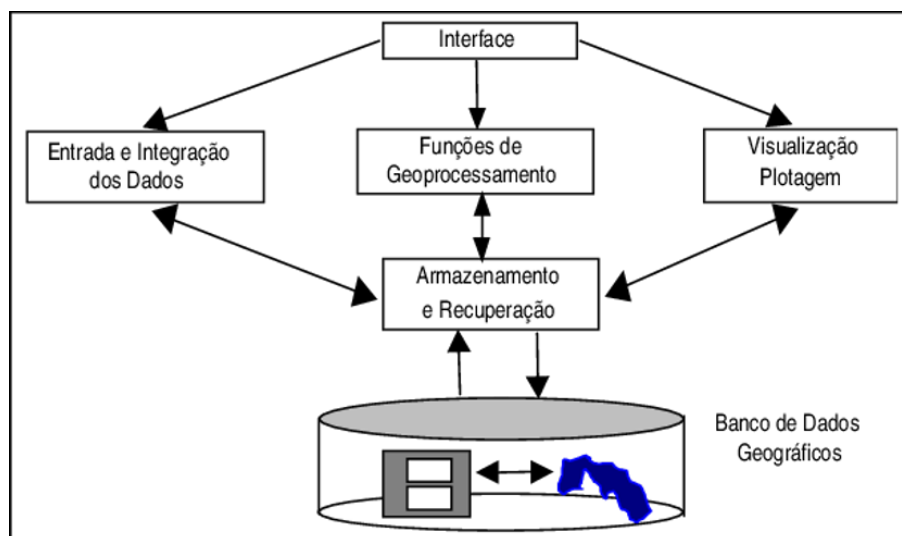
A partir da metade do século XX, os dados geográficos passam a serem tratados por um conjunto de técnicas matemáticas e computacionais denominadas de Geoprocessamento. Uma nova ciência foi necessária, denominada de Ciência da Geoinformação, com o objetivo do estudo e a implementação de diferentes formas de representação computacional do espaço geográfico, já que trabalhar com a geoinformação significa, antes de mais nada, utilizar computadores como instrumentos de representação de dados espacialmente referenciados (CASANOVA et al., 2005). Os Sistemas de Informação Geográfica (SIG) correspondem às ferramentas computacionais de Geoprocessamento, que permitem a realização de análises complexas, ao integrar dados de diversas fontes e ao criar bancos de dados georreferenciados.

Um sistema de informação geográfica (SIG), também conhecido como GIS (acrônimo inglês de *Geographic Information System*), é um sistema de hardware, software, informação espacial, procedimentos computacionais e recursos humanos que permite e facilita a análise, gestão ou representação do espaço e dos fenômenos que nele ocorrem. Os SIG são um conjunto/sistema de *hardware*, *software* e procedimentos concebidos para apoiar o recolhimento, a gestão, a análise, a modelagem e a visualização de dados georreferenciados para solucionar problemas de planejamento e de gestão (MENDES, 2013).

De acordo com a ESRI (empresa estadunidense especializada na produção de soluções para a área de informações geográficas), um sistema de informações geográficas (SIG) é uma estrutura para coletar, gerenciar e analisar dados, integrando diversos tipos de dados, sendo aplicáveis nas mais diversas áreas. Ele analisa a localização espacial e organiza camadas de informações em visualizações usando mapas. Com seus recursos os Sistemas de informação geográficos revelam com profundidade várias informações sobre dados, como padrões, relacionamentos e situações - ajudando os usuários a tomar decisões mais assertivas. Quando a informação produzida necessita ser espacializada geograficamente como um conhecimento para permitir a tomada de decisão, o conceito de Sistemas de Informação Geográfica (SIG) surge como uma ferramenta primordial. (CÂMARA; CASANOVA; MAGALHÃES, 1997) dão uma visão mais abrangente da arquitetura dos SIGs visto na Figura 10.

Para que diversos dados sejam trabalhados em forma de superfícies, é necessário o emprego de métodos matemáticos aplicados aos softwares de SIG, como o software ArcGIS por exemplo, que representam procedimentos para permitir que análises da gestão de recursos e/ou fenômenos, sejam representados de forma computacional. Esse tipo de

Figura 10 – Arquitetura de Sistemas de Informações Geográficas.



Fonte: Câmara, Casanova e Magalhães (1997).

recurso permite utilizar e trabalhar informações atribuindo valores aos pontos, e avaliando a possibilidade de utilização de um local para exploração energética, por exemplo, através da combinação de dados prospectados com as informações espaciais da região (SANTOS, 2015).

2.5 Sistemas de Apoio à Decisão

SAD (Sistema de Apoio à Decisão) é um sistema de informação computadorizado que combina modelos e dados em uma tentativa de resolver os problemas semi estruturados e alguns problemas não estruturados, com intenso envolvimento do usuário (TURBAN et al., 2007). Sistemas de informação representam um conjunto de componentes inter-relacionados trabalhando juntos para coletar, recuperar, processar, armazenar e distribuir informações com a finalidade de facilitar o planejamento, o controle, a coordenação, a análise e o processo decisório em empresas e outras organizações (LAUNDON; LAUNDON, 1999). Outra definição importante (SPRAGUE; WATSON, 1986) afirma que, SAD como sistemas computacionais que ajudam os responsáveis pela tomada de decisões a enfrentar problemas estruturais através da interação direta com modelos de dados e análises.

A análise de decisões é uma escola de fundamentos que estabelece uma linha de aperfeiçoamento de decisores para metodologias e ferramentas, abordado por Keeney (2014) como métodos e processos que atendem 4 critérios:

- Estruturação do problema, especificação de seus objetivos e alternativas;

- Especificação das consequências e descrição do quanto cada alternativa interfere em cada objetivo;
- Avaliação de cada uma das consequências para indicar quais são melhores do que outras, incluindo a quantificação de suas diferenças;
- Integração das informações dos três primeiros critérios de forma a avaliar as alternativas de maneira lógica.

Tradicionalmente, acadêmicos e profissionais de computação discutiram a criação de um SAD em termos de quatro componentes principais (SPRAGUE; WATSON, 1986):

1. A interface do usuário;
2. O banco de dados;
3. Os modelos e ferramentas analíticas;
4. A arquitetura e a rede do SAD.

2.6 Inteligência de Negócios (BI)

Inteligencia de Negócio (BI - *Business Intelligence*) pode ser definido como sistemas que combinam: Coleta de dados, armazenamento de dados e gerenciamento de conhecimento com análise para avaliar informações corporativas e competitivas complexas para apresentação aos planejadores e tomadores de decisão, com o objetivo de melhorar o processo de decisão (BURSTEIN; HOLSAPPLE, 2008). BI representa uma solução mais avançada e ampla que os sistemas de apoio da decisão.

Também pode ser definido como a proposta de valor que ajuda as organizações a aproveitar informações de tomada de decisão que os relatórios regulares não fornecem (SINGER, 2001), destacando que o BI requer ferramentas, aplicativos e tecnologias focadas na tomada de decisões aprimorada e é comumente usado na cadeia de suprimentos, vendas, finanças e marketing. É possível ainda uma definição mais abrangente, considerando como um processo orientado a dados que combina armazenamento e coleta de dados com gerenciamento de conhecimento para fornecer informações ao processo de tomada de decisões de negócios (NEGASH; GRAY, 2008).

O processo de inteligência de negócios permite que as organizações aprimorem o processo de tomada de decisão e requer processos, habilidades, tecnologia e dados. Mais recentemente, a definição de BI foi estendida incluindo aplicativos, ferramentas, infraestrutura e práticas para permitir o acesso e a análise de informações para otimizar o desempenho e a tomada de decisões (GLOSSARY, 2013); (HALPERN, 2015). As

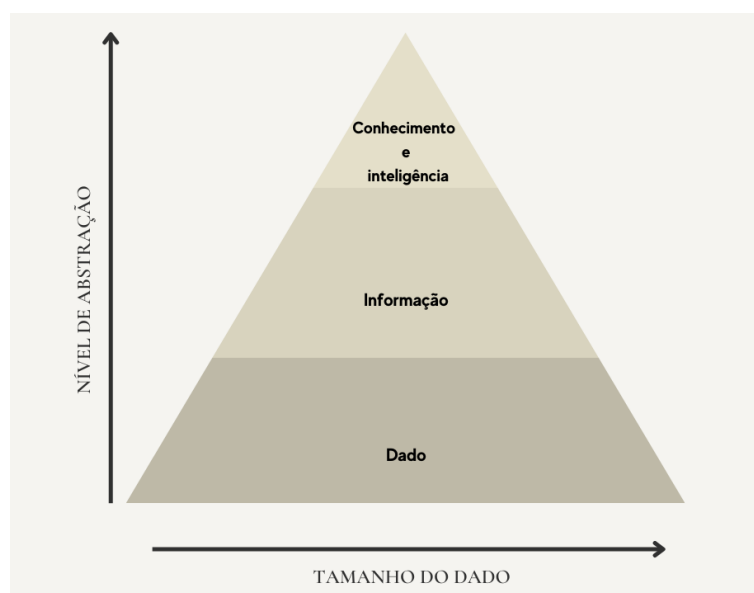
esperanças e objetivos em relação à informatização constituem uma extensa lista, tendo como posições de liderança nessa lista automação, fluxo de trabalho e melhoria de processos de negócios (aplicativos operacionais) (JESTON; NELIS, 2014), aquisição de conhecimento sobre sistemas e dispositivos (aplicativos de medição) e soluções de análise e previsão (aplicativos analíticos) (LECH, 1986).

Em geral, o profissional envolvido no processo de BI está preocupado com a capacidade de explorar informações de uma maneira que possa melhorar a maneira como uma empresa (ou qualquer organização) opera. No entanto, o objetivo final da exploração de dados se baseia em uma pirâmide de abstração como ilustrado na Figura 11 que se relaciona com as maneiras pelas quais se gerenciam informações e a capacidade de fornecer acesso a esse ativo de conhecimento deve primeiro gerenciar efetivamente o fluxo de informações em uma plataforma de inteligência.

A Inteligência de negócios foi introduzida em diferentes áreas, a fim de tomar melhores decisões, e fornecer diversos níveis de informação para as partes interessadas, com base em suas necessidades de informação. É possível afirmar que BI analisa o desempenho de uma organização e aumenta sua receita e competitividade (BAHRAMI; ARABZAD; GHORBANI, 2012); (HSIEH, 2011); (KAUFMANN, 2016).

Outras definições de conceitos amplos também são aceitos, categorizando BI como uma ferramenta de inteligência baseada em informações que monitoram o ambiente usando dados de diferentes fontes (PETRINI; POZZEBON; FREITAS, 2004); segundo, uma ferramenta tecnológica para apoiar as decisões de negócios gerenciais nas organizações por meio de software (AFFELDT; JUNIOR et al., 2013).

Figura 11 – Pirâmide de abstração.



Fonte: Adaptado de Loshin (2012).

O BI adquire informações e conhecimento de grandes volumes de dados de negócios usando um conjunto de técnicas de mineração e análise de dados (CHEUNG; LI, 2012); (HAYASHI; HSIEH; SETIONO, 2010); (KLEESUWAN et al., 2010). Recentemente, o BI foi aplicado em vários domínios para tomar melhores decisões e resolver problemas diferentes (AZMA; MOSTAFAPOUR, 2012); (SEAH; HSIEH; WENG, 2010). Existem diversas técnicas para obter *Business intelligence*. Estas facilitaram o trabalho, especialmente na tarefa que envolve reunir e analisar uma grande quantidade de dados não estruturados. A Tabela 1 mostra as técnicas e suas descrições.

Em resumo, o *Business Intelligence* se apoia em 3 pilares:

- Coleta dos dados: eles são captados e armazenados de forma segura e confiável. As fontes podem ser a mais diversas, desde buscas automatizadas na internet, os próprios sistemas de CRM , ERP e outros da empresa, ou mesmo pesquisas digitais.
- Análise dos dados: ela é feita por meio do cruzamento das informações em busca de padrões que indiquem alguma tendência. Além disso, podem ser usados para criar gráficos e outros tipos de visualizações mais intuitivas, facilitando o surgimento de *insights*.
- Monitoramento das ações: com a tomada de decisão, as ações postas em prática são monitoradas para se verificar seu progresso e fazer ajustes, se necessário.

A Figura 12 ilustra os pilares/etapas de BI que, analogamente à este trabalho, tem-se como armazenamento de dados as planilhas/arquivos .json que foram devidamente baixados das fontes de dados e serão utilizados como entrada. A extração dos dados foi feita através do *software* Matlab. O processamento e análise dos dados ocorrerão no *software* ArcGis, através da técnica AHP. Por fim, a visualização dos dados em forma de mapas.

Os obstáculos comuns experimentados tradicionalmente em projetos de BI incluem: requisitos não binários (justificando o uso de lógica fuzzy neste presente trabalho); falta de entendimento sobre como os dados são criados e usados; dificuldade na medição e conhecimento da qualidade dos dados; desenvolvimento baseado em percepções de dados; ausência de resultados não são demonstrados em tempo hábil; falta de confiança entre as partes interessadas de TI e de negócios (ECKERSON, 2009).

2.7 Lógica Fuzzy

A aplicação de técnicas baseadas em inteligência artificial no sistema de controle tornou-se uma questão importante nas últimas duas décadas. Uma técnica baseada na inteligência artificial amplamente utilizada é lógica fuzzy, também conhecida como lógica difusa (SYAHPUTRA; ROBANDI; ASHARI, 2014). Diferente da lógica primitiva que

Figura 12 – Pilares do *Business Intelligence*.

Fonte: Adaptado de Primak (2008).

reconhece apenas dois estados, a saber "sim" ou "não", a lógica difusa ele pode reconhecer variáveis linguísticas.

A lógica fuzzy (difusa ou nebulosa ou não-formal) foi proposta por Lotfi A. Zadeh em 1965, sendo baseada em teoria dos conjuntos fuzzy (ZADEH, 1965). Ela difere dos sistemas lógicos tradicionais em suas características e seus detalhes. Nesta lógica, o raciocínio exato corresponde a um caso limite do raciocínio aproximado, sendo interpretado como um processo de composição de relações nebulosas (GOMIDE; GUDWIN, 1994). A lógica nebulosa é uma ferramenta computacional que simplesmente imita a tomada de decisão dos seres humanos usando um conjunto de regras simples em um método conveniente e mais rápido.

Informações vagas, incertas, qualitativas, linguísticas, capacidade de aprendizado e de criar estratégias de tomadas de decisão são características humanas. Portanto, a teoria fuzzy é geralmente referida como inteligente, pois busca simular a inteligência humana de forma realmente lógica (MCNEILL; FREIBERGER, 1994). Sistemas de inteligência artificial, como redes neurais, lógica nebulosa e algoritmo genético, estão sendo usados para construir modelos de otimização.

A lógica difusa lida com o conceito de valor de verdade que varia entre completa-

mente verdadeiro e completamente falso (0–1). Ela tem sido aplicada em muitas áreas. Os vários tipos de funções de associação normalmente usadas na lógica nebulosa são: 'triangular', 'trapezoidal', função 'S', conjunto nebuloso gaussiano. Todas essas funções podem ser usadas na modelagem de sistemas de energia.

No contexto de lógica fuzzy aplicada a energia, é possível, por exemplo, simular o controle inteligente de um sistema híbrido de geração de energia elétrica, utilizando as energias solar fotovoltaica e eólica (CANEPPELE; SERAPHIM, 2010). Pode ainda contribuir para eficiência energética, otimização do consumo e combate ao desperdício de energia através da inserção da cultura empreendedora e fontes de inovação tecnológica (WEIGMANN et al., 2004). Contribui ainda para avaliar a probabilidade de compra de sistemas fotovoltaicos residenciais usando um método de modelagem quantitativa de lógica fuzzy também é uma aplicação importante encontrada neste contexto (ZHAI; WILLIAMS, 2012). Outras aplicações são apresentadas na seção 3 deste trabalho.

2.8 Processo de Hierarquia Analítica (AHP)

O processo de hierarquia analítica (AHP) é um método usado como uma ferramenta para tomada de decisão com vários critérios (do inglês *multi criteria decision making* - MCDM) ou como uma técnica de estimativa de peso. O AHP é usado em muitas áreas, como seleção de locais, planejamento de território, novas energias etc (WANG; LUO; HUA, 2008), além de permitir a solução de problemas de natureza geográfica ou baseados em GIS (VAHIDNIA et al., 2008). Foi introduzido por Thomas Saaty (1980), é uma ferramenta eficaz para lidar com tomadas de decisões complexas e pode ajudar o tomador de decisões a definir prioridades e tomar a melhor decisão. A hierarquização do método AHP originou-se na escalada de Saaty (SAATY, 1987), variando de 1 a 9 de acordo com as intensidades e suas justificativas, como visto na Tabela 1.

Em determinadas situações, a classificação do julgamento é um processo com certo grau de dificuldade podendo conter erros nas medidas dos atributos, imparcialidade nas avaliações e disponibilidade de informação, além de ambiguidades intrínsecas ao processo (CHANG; CHANG; CHEN, 2009). Este método baseia-se no método que busca tratar a complexidade com a decomposição e divisão do problema em fatores, que podem ainda ser decompostos em novos fatores até ao nível mais baixo, claros e dimensionáveis e estabelecendo relações para depois sintetizar. Dessa forma, segundo (COSTA, 2002) este método baseia-se em três etapas de pensamento analítico:

- O AHP gera um peso para cada critério de avaliação, de acordo com as comparações dos critérios do tomador de decisão (ou seja, definição de critérios). Quanto maior o peso, mais importante é o critério correspondente, conforme já apresentado na Tabela 1.

Tabela 1 – Escala Absoluta, Definição e Justificativa para o processo decisório com a AHP.

Intensidade da importância da escala absoluta	Definição	Justificativa
1	Igual importância	As duas atividades contribuem equitativamente para o objetivo
3	Importância moderada de um sobre o outro fator	Julgamento e experiência favorecendo fortemente uma atividade sobre a outra
5	Essencial ou forte importância	Julgamento e experiência favorecendo fortemente uma atividade sobre a outra
7	Importância muito forte	Uma atividade é fortemente favorecida e sua dominância é demonstrada na prática
9	Importância extrema	Evidência favorecendo uma atividade sobre a outra é a mais expressiva possível na ordem de afirmação
2, 4, 6, 8	Valores intermediários entre os julgamentos adjacentes	Quando há necessidade de compromisso

Fonte: (SAATY, 1987).

- Em seguida, para um critério fixo, o AHP atribui uma pontuação a cada opção de acordo com as comparações pareadas do tomador de decisão das opções com base nesse critério. Quanto maior a pontuação, melhor o desempenho da opção em relação ao critério considerado.
- Finalmente, o AHP combina os pesos dos critérios e as pontuações das opções, determinando assim uma pontuação global para cada opção e uma classificação consequente. A pontuação global para uma determinada opção é uma soma ponderada das pontuações obtidas em relação a todos os critérios.

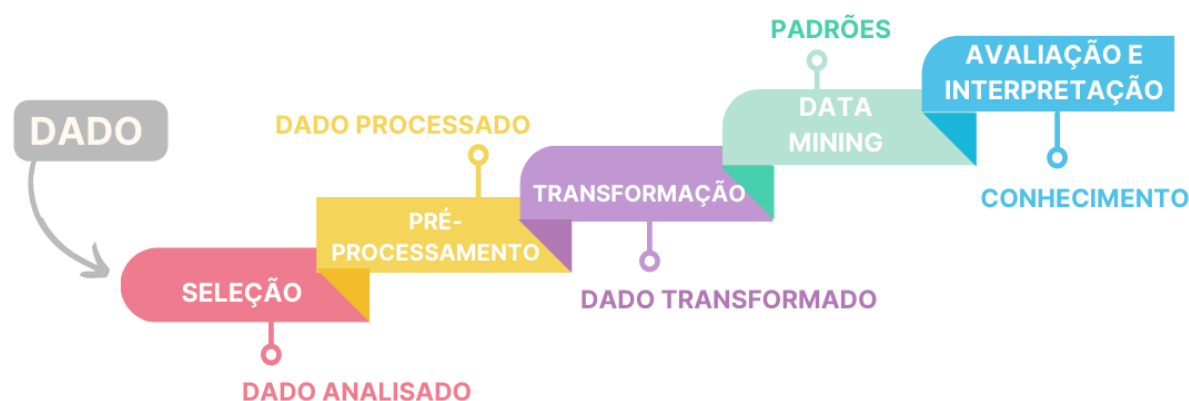
Mesmo a escala de preferência sendo considerada objetiva, a atribuição das preferências por parte do decisor geralmente será subjetiva visto que sua importância depende de cada contexto (SAATY; SODENKAMP, 2008).

2.9 Mineração de Dados

O mundo está produzindo uma quantidade cada vez maior de dados. Desta forma, surgiu uma área para armazenar e manipular esses dados com o propósito de suporte a tomada de decisão. A mineração de dados é um processo de extração de informações úteis e padrões de dados enormes, também conhecido como processo de descoberta de conhecimento, mineração de conhecimento de dados, extração de conhecimento ou dados / padrão análise (RAVAL, 2012). A mineração de dados está presente nas mais diversas áreas, como por exemplo: energias renováveis (DOU et al., 2018), (PEÑA et al., 2016), (MAHMOUD; MOUSSA; BADR, 2016), detecção de *fake news* em mídias sociais (SHU et al., 2017), predição da incidência do COVID-19 (AYYOUBZADEH et al., 2020), agricultura (MAJUMDAR; NARASEEYAPPA; ANKALAKI, 2017), educação (DEVASIA; VINUSHREE; HEGDE, 2016), mercado financeiro (TKACHENKO et al., 2019), marketing (MOODLEY et al., 2020) até mesmo na preservação de privacidade na mineração dos dados (MANIKANDAN et al., 2018) dentre outras.

A mineração de dados pode ser definida como um processo de análise de suporte à decisão para encontrar conhecimento enterrado em dados corporativos e entregar compreensão aos profissionais de negócios (KLEISSNER, 1998). Observa-se que *Data Mining* é parte de um processo maior, conhecido como KDD (*Knowledge Discovery in Databases*) – em português, Descoberta de Conhecimento em Bases de Dados –, permitindo a extração não trivial de conhecimento que não se tinha domínio (CORRÊA; SFERRA, 2003), como ilustrado na Figura 13.

Figura 13 – Processo de descoberta de conhecimento (KDD).



Fonte: Adaptado de Fayyad, Piatetsky-Shapiro e Smyth (1996a).

Antes de todas as etapas de KDD, deve ser desenvolvida a compreensão do domínio de aplicação e identificado o objetivo do processo. Na etapa de seleção, é escolhido um conjunto de dados em que a descoberta deve ser realizada. Logo depois temos a etapa de

pré-processamento onde as operações básicas incluem a remoção de ruído e de duplicidade por exemplo, ou seja, a limpeza destes dados brutos. Na etapa de transformação, são encontrados recursos úteis para representar os dados dependendo do objetivo da tarefa. Nesta etapa, o número de variáveis sob consideração pode ser reduzido. Chega-se então na etapa de *Data Mining*, onde o método a ser aplicado é determinado, como algoritmos de descoberta de padrões. Por fim, tem-se interpretação e avaliação, onde é possível interpretar padrões extraídos. Esta etapa também pode envolver visualização dos padrões extraídos, modelos e visualização dos dados.

2.10 Trabalhos Relacionados

Uma das principais aplicações dos SIGs em termos de planejamento é a avaliação de aptidão de áreas para os mais diversos objetivos. Pode-se citar por exemplo esta avaliação para a implantação de viabilidade de instalação de usinas eólicas e usinas solares. A análise espacial de localização de instalações é crucial para a realização de uma boa gestão, seja para o setor privado ou público, sendo a localização ótima aquela que traz o maior benefício social, maximizando o nível de serviço prestado (DASKIN, 2011).

No artigo sobre desenvolvimento e aplicação de uma abordagem assistida por SIG para localizar parques eólicos no Reino Unido (BABAN; PARRY, 2001), um questionário direcionado a setores públicos e privados relevantes no mesmo país revelou a falta de critérios nacionais coerentes para a localização de parques eólicos. Usando as informações do questionário e a literatura do país publicada disponível, critérios simples de localização de parques eólicos auxiliados pelo Sistema de Informações Geográficas (SIG) foram desenvolvidos para o país.

O AGIS (IDRISI) foi empregado para aplicar esses critérios usando dois métodos diferentes para combinar as camadas de informação de um local. O primeiro considerava todas as camadas igualmente importantes e dava a elas o mesmo peso. O segundo agrupou as camadas e as classificou de acordo com a importância percebida. As saídas foram compostas de classes de 0 a 10, onde 0 representa locais ideais e 10 representa locais inadequados.

O uso do segundo método resultou em um ligeiro aumento na extensão geográfica dos locais mais adequados. Trinta e uma organizações tiveram um documento para localizar parques eólicos. Os critérios usados para a avaliação incluem: físico, econômico, impacto ambiental, recurso, considerações visuais e de planejamento. As autoridades locais forneceram uma lista dos fatores a serem considerados para o planejamento da permissão a ser concedida e são eles: proximidade de áreas residenciais, ruído/incômodo, tremulação das sombras, topografia, ecologia, classificação de terras agrícolas, áreas de conservação e distância das linhas de energia elétrica. Por outro lado, as consultorias privadas listaram os

seguintes fatores: velocidade do vento, terreno, vegetação, proximidade de áreas residenciais, ruído e aparência.

A conclusão foi que os parques eólicos precisariam estar localizados em locais elevados, evitando topos e enfrentando as condições de vento prevalecentes no Reino Unido. Além disso, a velocidade média do vento nos locais deveria ser capaz de produzir energia economicamente viável. Obtidos os dados, os mapas foram importados para o SIG para armazenamento, seguidos pela alocação de pesos para cada camada e pontuações diferentes para cada atributo. Finalmente, o mapa de restrições foi composto para combinar todas as camadas. Esses mapas podem ser usados para auxiliar no processo de tomada de decisão na localização de parques eólicos.

Alves e Lira (2018) utilizaram valores de irradiação solar na localização geográfica da unidade consumidora de Teresina, no estado do Piauí, no Brasil (ALVES; LIRA, 2018). Os objetivos foram dimensionar o gerador solar fotovoltaico em função do consumo, levantar o histórico de consumo de energia elétrica mensal durante o ano, realizar comparativo dos cenários de faturamento com e sem a implantação da geração solar e calcular a viabilidade econômica do investimento. Para este trabalho, os dados utilizados foram da CRESESB (Centro de Referência para Energia Solar e Eólica Sérgio de Salvo Brito) e da SWERA (*Solar and Wind Energy Resource Assessment*).

A escolha para a instalação de uma usina solar fotovoltaica é uma tarefa complexa, sendo que a escolha dos melhores locais para a implantação depende de diversos fatores econômicos, ambientais e técnicos, sendo que, nem sempre apenas os locais com os melhores índices de irradiância são os melhores locais para uma usina (UYAN, 2013). As condições legais, como áreas de uso restrito ou de proteção ambiental obrigam optar por locais com menor irradiância. O local escolhido para este trabalho foi a cidade de Cônia na Turquia. As variáveis utilizadas para a determinação de locais adequados para fazendas solares foram: qualidade do terreno, fatores climáticos locais, proximidade à linhas de transmissão, instalações agrícolas e questões de conservação ambiental. A análise AHP foi utilizada juntamente com SIG. O modelo de índice final foi agrupado em quatro categorias como “pouco adequado”, “moderado”, “adequado” e “melhor adequado” com igual método de classificação por intervalos. Em resumo, o trabalho utilizou os critérios de classificação AHP. Foram utilizados fatores ambientais: Distância de áreas residenciais, uso da terra (se a terra está ocupada com agricultura ou não) e fatores econômicos como distância de rodovias, declividade e distância de linhas de transmissão.

No mesmo trabalho, o autor afirma que o potencial solar não foi considerado pois a variação é relativamente baixa (UYAN, 2013). Um mapa do índice de adequação da terra foi determinado pela combinação do AHP com o SIG para a localização dos melhores locais de implantação de fazendas solares na região. Como resultado, 15,38% (928,18 km^2) da área de estudo tem baixa adequação, 14,38% (867,83 km^2) possui moderação adequada,

15,98% (964,39 km^2) é adequado e 13,92% (840,07 km^2) é o mais adequado para a área solar. 40,34% (2434,52 km^2) da área de estudo não é adequada para áreas de fazenda solares. Para evitar o problema da propriedade, os locais candidatos foram selecionados como terras públicas. Neste estudo, com base nas opiniões de especialistas e decisões, os critérios de avaliação foram determinados e categorizados.

DOORGA, RUGHOOPUTH, BOOJHAWON (2019) investigaram a adequação espacial para instalações de fazendas solares com base em normas legais, sociais, técnicas, econômicas, ambientais e perspectivas culturais através do uso de análise de Sistema de Informação Geográfica combinado com técnicas multicritérios de tomada de decisão. Um conjunto de seis critérios de exclusão foram identificados e removidos da camada do mapa considerada explorável para construção, tendo sido considerada uma metodologia bastante eficiente. A AHP foi então usada para determinar os pesos de critérios de avaliação encontrados para influenciar as colocações das fazendas. Logo, o artigo usou critérios de exclusão e critérios de avaliação. Como critérios de exclusão foram usados: patrimônios mundiais, vegetação nativa, áreas religiosas e turísticas, aeroportos, corpos de água permanentes, áreas urbanizadas. Como critérios de avaliação foram utilizadas as seguintes variáveis: Radiação solar global, duração do sol, temperatura do ar, umidade relativa, elevação, declividade, aspecto topográfico, proximidade com estradas principais; proximidade com a rede de transmissão.

O processo combinatório através da técnica de Combinação Linear Ponderada (do inglês *weighted linear combination* - WLC), que corresponde à ferramenta de sobreposição ponderada do ArcGIS, gerou uma espécie de atlas de potencial de recursos solares, classificando regiões das Ilhas Maurício de alto a baixo potencial para instalação de fazenda solar. Os resultados indicam três melhores locais, todos situados nas planícies do norte da ilha (DOORGA; RUGHOOPUTH; BOOJHAWON, 2019).

O trabalho de Silva (2003), considerando a região do nordeste brasileiro, buscou melhor entendimento e modelamento das condições de vento da região Nordeste para suportar estudos de viabilidade técnica e econômica de projetos de centrais eólicas na Região. As características de recursos eólico avaliadas para modelagem desses recursos foram: Intensidade do vento, Níveis de turbulência, Dispersão das ocorrências, Gradiente vertical, Constância direcional, Variação sazonal, Valores extremos, Regularidade interanual. Para efeito de verificar características eólicas do nordeste e seus efeitos nas turbinas eólicas, as variáveis utilizadas foram: Velocidade anual [m/s], Parâmetro k de Weibull, Parâmetro c de Weibull, Massa específica do ar e Direção do vento. Através das variáveis em questão, o trabalho propõe o Método da Energia Equivalente (MEE), que se mostrou uma poderosa ferramenta matemática para a representação adequada de condições eólicas semelhantes às observadas no Nordeste Brasileiro (SILVA, 2003).

Nicoletti e Massimini (2016), trabalharam com análise da viabilidade para implan-

tação de um parque eólico. Foi avaliado em específico a viabilidade da implantação de um parque eólico na cidade de São Carlos, estado de São Paulo. Foram avaliadas variáveis de fator de Weibull (indicador da constância dos ventos) representada pela letra “k” e também a velocidade do vento, que pode apresentar diferentes intensidades. Este trabalho constatou que o investimento seria viável, embora a região não seja a mais adequada do país (NICOLETTI R. S. ; MASSIMINI, 2016).

Para Shoaib (2019), para avaliar o potencial de energia eólica, as características do vento de Jhampir (Paquistão) foram investigadas para determinar o potencial. Análises mensais, sazonais e anuais foram realizadas ajustando os dados medidos da velocidade do vento a uma função de distribuição Weibull. Os valores da energia eólica obtidos para diferentes períodos e direções sugerem que o Jhampir é um local adequado para o desenvolvimento da usina eólica (SHOAIB et al., 2019).

A viabilidade técnica para implantação de um parque de geração de energia elétrica através de geradores eólicos, entre as regiões Oeste de Santa Catarina e Sudoeste do Paraná (ROSSONI, 2013) avaliou variáveis como intensidade de ventos, rugosidade da região, vias de acesso para equipamentos, os principais relatórios ambientais necessários, e redes de distribuição para conexão do parque de geração, até os consumidores finais. Para esta análise, devem ser realizadas as seguintes etapas: Definição do local apropriado para implantação do parque, e os principais fatores que devem ser levados em conta no momento da escolha do local; determinação de tempo mínimo para medição de ventos, a sazonalidade dos ventos e predominância de sentido de sopro através da rosa dos ventos, para melhor alocação das torres de geração; análise do gerador com melhor rendimento de acordo com as características de ventos e rugosidade da região; cálculo aproximado de capacidade de geração do parque eólico; aproximação de cálculo de energia gerada através de dados de ventos aplicados a região em estudo; pesquisa das redes de conexão próximas do parque de geração de energia elétrica visando distribuição desta energia até consumidor final.

As pré-análises foram feitas através de: Recurso eólico disponível, infraestrutura do local, rugosidade da região, disponibilidade de local, medição de ventos, disponibilidade de rede elétrica, consumo de energia. Conclusivamente, os principais pontos de análise do projeto foram atendidos, e caracterizam que há viabilidade a ser desenvolvido. Este trabalho sinalizou a necessidade de estudos futuros como trabalhos de medições de ventos, estudo de turbulências dos ventos em função da levantamentos ambientais sobre fauna e flora, possíveis rotas migratórias de pássaros na região, e análise financeira mais detalhada de custos de implantação de torres e projetos de parques.

O trabalho de modelagem SIG multicritério de parques eólicos e solares no Colorado (JANKE, 2010) avaliou a aptidão ou viabilidade de uma área para a instalação de qualquer empreendimento baseado na agregação de diversos dados espaciais de diferentes fontes, de

forma a gerar um resultado combinado. O Colorado é o 11º estado dos Estados Unidos da América (EUA) com mais vento e tem mais de 250 dias ensolarados por ano. Os objetivos desta pesquisa foram: determinar quais classes de cobertura de terra são afiliadas ao alto potencial eólico e solar; e identificar áreas que são adequadas para parques eólicos e solares usando técnicas de modelagem SIG multicritério.

Critérios como potencial renovável tanto eólico quanto solar (medições da velocidade do vento da NREL a 50 m acima do solo e dados anuais de insolação da NREL), cobertura da terra, densidade populacional, terras federais e distância de estradas, linhas de transmissão e cidades foram reclassificados de acordo com sua adequação. Cada um recebeu pesos com base em sua importância relativa um para o outro. As áreas mais vantajosas estão localizadas em locais altos. Porém, essas áreas não são adequadas para o desenvolvimento de fazendas de grande escala, devido à sua inacessibilidade e localização em um ecossistema sensível.

As áreas públicas estadunidenses (terras federais) têm baixo potencial eólico. De acordo com o modelo SIG, as áreas ideais para o desenvolvimento de parques eólicos estão localizadas no nordeste do Colorado. Cerca de 41 850 km^2 do estado têm resultados de modelos que estão na faixa dos 90% - 100% de adequação. Embora a radiação solar anual varie um pouco, as áreas menos elevadas entre montanhas recebem a maior parte de insolação. Ainda quanto às terras federais estudinenses, as reservas indígenas têm o maior aporte solar. O modelo SIG indica que as áreas ideais para o desenvolvimento solar estão localizadas no noroeste do Colorado e no leste de Denver. Apenas 191 km^2 do estado tinham escores de modelos que estavam na faixa de 90% - 100% de adequação solar. Esses resultados sugerem que as variáveis utilizadas nesta análise têm mais efeito na eliminação de áreas não adequadas para fazendas em larga escala; existe uma área maior para parques eólicos adequados. No entanto, considerando os altos valores de insolação em todo o estado com variação mínima, os projetos solares podem ser mais adequados para projetos residenciais ou comerciais de pequena escala.

As técnicas de sensoriamento remoto são capazes de produzir grande quantidade de dados para apoio ao conhecimento dos recursos disponíveis e das limitações do ambiente. Assim, apesar dos desafios atuais do planejamento baseado em SIG em relação à sua integração com os sistemas de energia e à disponibilidade, homogeneidade e estrutura dos dados (RESCH et al., 2014) os SIGs têm sido largamente utilizados para a construção de bases de dados e para a modelagem de diversas variáveis importantes para a avaliação de viabilidade através de potencial energético (BLANKENHORN; RESCH, 2014; MARTINS et al., 2007; MULLER, 2006; RAMACHANDRA; SHRUTHI, 2007; OMITAOMU et al., 2012).

Em relação a sistemas de apoio à decisão, a análise por múltiplos critérios é uma ferramenta de auxílio à tomada de decisão que envolve a utilização de dados espaciais com

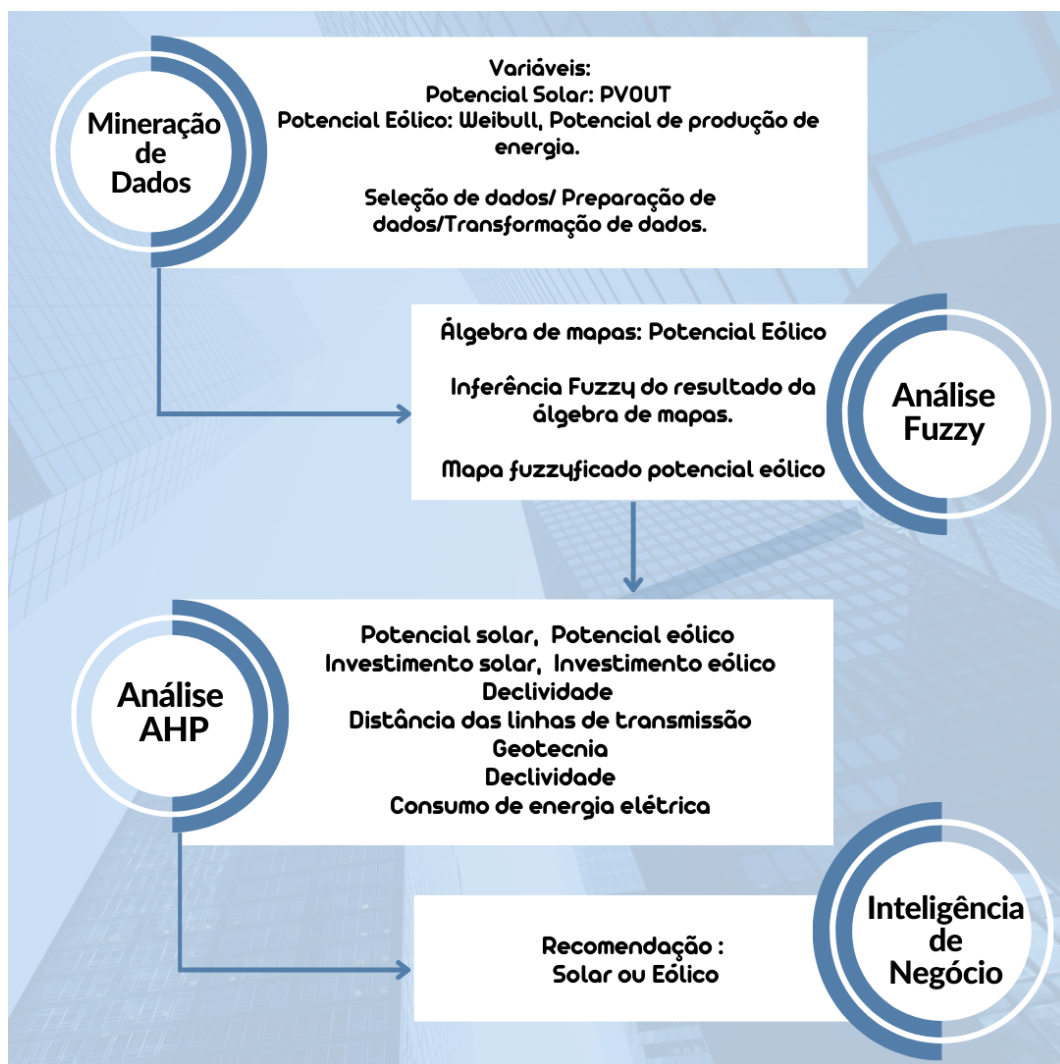
um conjunto de definições definidas pelo tomador de decisão, gerando frequentemente um mapa (VICARI et al., 2012). A partir dos estudos citados, é possível observar a potencial dos SIGs para a avaliação da viabilidade e/ou aptidão de áreas para a implantação de plantas geradoras de energia eólica e solar. Ressalta-se que embora os trabalhos apresentem alguma similaridade, não foi encontrado na literatura trabalho análogo contendo todos os elementos deste estudo aqui proposto.

O trabalho sobre espacialização das áreas favoráveis à expansão da fronteira agrícola no Estado do Pará, sendo uma avaliação multicritério apoiada por geoprocessamento aborda AHP e geoprocessamento e conclui que a AHP em ambiente SIG, poderá contribuir na formulação de políticas públicas melhor direcionadas para um desenvolvimento agrícola respeitando as características da região, e assim, buscar uma gestão pautada no desenvolvimento regional em consonância com a sustentabilidade (PIMENTA, 2018).

3 INTELIGÊNCIA DE NEGÓCIOS EM ENERGIAS RENOVÁVEIS

O presente trabalho visa ser uma Metodologia de Inteligência de Negócios para Recomendação de Implantação de Energias Renováveis, em quatro camadas, como apresentado na Figura 14.

Figura 14 – Estrutura geral.



Fonte: Autoria Própria.

A primeira camada é de Mineração de Dados. A segunda camada consiste na inferência fuzzy como parte da tomada de decisão, gerando um mapa fuzzyficado com base na álgebra de mapas da primeira camada.

A terceira camada da arquitetura, consiste em utilizar o Processo de Hierarquia

Analítica (AHP) para a tomada de decisão final. A saída final do modelo completo é a indicação do uso das fontes de energia entre: Energia eólica ou Energia solar em função da localidade, sendo a quarta camada chamada de inteligência de negócio. O objetivo da arquitetura proposta é ser capaz de gerar uma recomendação de implantação de determinada fonte de energia renovável usando técnicas de lógica fuzzy e *Analytic Hierarchy Process* (AHP). Todo este processo está ilustrado na Figura 14.

O modelo proposto neste trabalho divide o problema de análise de localidade para implantação de energias renováveis em quatro partes: A primeira parte é baseada em mineração de dados, utilizando álgebra de mapas para gerar o Potencial Eólico. A segunda parte é baseada em um sistema de inferência Fuzzy com regras estabelecidas a fim de gerar a variável Potencial Eólico. O Potencial Solar tem origem no *Global Solar Atlas*, sendo dispensado o uso de álgebra de mapas e de lógica fuzzy para esta variável. Tanto Potencial Solar quanto Potencial Eólico são variáveis que foram utilizadas na próxima camada do modelo juntamente com outras variáveis.

Na terceira camada do modelo, são utilizadas as seguintes variáveis, além das duas já geradas anteriormente (Potencial Solar -PVOUT, e o Potencial Eólico gerado por Fuzzy): Investimento Solar, Investimento Eólico, Declividade, Geotecnia, Distância Física e Elétrica das Linhas de Transmissão e Consumo de Energia Elétrica. Foram aplicados à estas variáveis pesos através da técnica de AHP. Todos os pontos foram tratados de forma georreferenciada (em um *grid* de 10km x 10km), considerando o Brasil todo. Após a camada de análise AHP, é feita uma álgebra de mapas. Logo, este trabalho visa unir técnicas de SIG, Fuzzy e AHP para Inteligência de Negócios em energias renováveis, a fim de recomendar a alocação de Fontes Renováveis de Energia. A ilustração da arquitetura proposta está disponível na Figura 15.

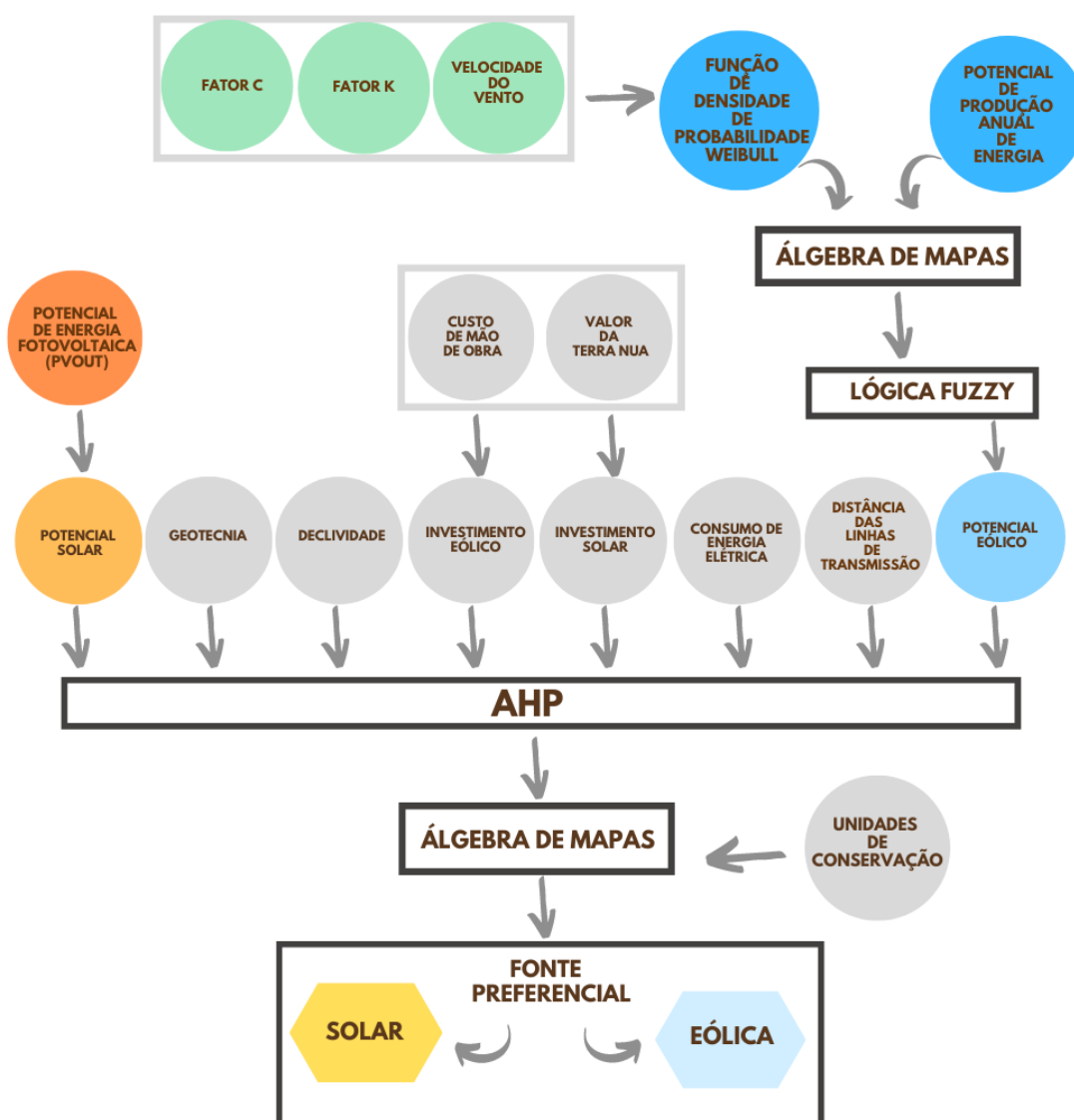
Definidas todas as variáveis apresentadas nas subseções do Capítulo 4, iniciou-se com a primeira e segunda camadas. Para a geração do Potencial Eólico, é também foi feita a álgebra de mapas a partir das variáveis Função de Distribuição de Probabilidade de Weibull (geradas pelas variáveis velocidade do vento, fator de forma, fator de escala) e Potencial de Produção Anual de Energia (Fator de Capacidade).

Obtidos o Potencial Solar (PVOUT extraído do *Global Solar Atlas* e o Potencial Eólico, segue-se para a análise multicritério. Esta avaliação foi feita a partir das variáveis de Potencial Solar, Potencial Eólico, Declividade, Distância física e elétrica das linhas de transmissão, Geotecnia, Consumo de energia, Investimento Solar e Investimento Eólico. Então, os dados necessários para criar camadas de mapas correspondentes a cada critério de restrição foram obtidos já georreferenciados seguidos pela alocação de pesos para cada camada e pontuações diferentes para cada atributo dentro as camadas usando métodos de AHP.

Finalmente, através de álgebra de mapas com AHP, o mapa final de recomendação

é composto usando a função de sobreposição para combinar todas as camadas, subtraído das unidades de conservação. Este mapa mostra as áreas com percentuais mais e menos adequadas para localizar um parque eólico e solar bem como as possíveis inviabilidades presentes em cada ponto como mostrado na Figura 15.

Figura 15 – Arquitetura proposta.



Fonte: Autoria Própria.

Utilizou-se inicialmente álgebra de mapas, posteriormente um sistema de inferência Fuzzy, desenvolvido no *software* Matlab através de definições de variáveis de entrada e saída, bem como variáveis linguísticas associadas a cada variável referentes às funções de pertinência para cada uma (em função dos valores reais destas variáveis).

3.1 Descrição das Variáveis

O modelo de BI contém variáveis de entrada e saída relacionadas com aspectos técnicos, econômicos, geológicos, climatológicos e ambientais relevantes ao processo de decisão para implantação de energia renovável. Essa análise complexa baseada em diversos parâmetros permite aprimorar o processo de tomada de decisão para recomendação de regiões favoráveis para a implantação de energia renovável. O modelo definido nesse trabalho contempla as seguintes variáveis de entrada:

- Potencial Solar, obtida através da variável:
 - Potencial de Energia Fotovoltaica (PVOUT)
- Potencial Eólico, obtida através das variáveis:
 - Função de Densidade de Probabilidade da Velocidade do Vento Weibull, variável obtida através das seguintes variáveis:
 - * Fator c
 - * Fator k
 - * Velocidade do vento
- Potencial de Produção Anual de Energia
- Declividade
- Distância da linha de transmissão
- Geotecnia
- Consumo de Energia Elétrica
- Investimento Solar
- Investimento Eólico

Tanto a variável de investimento eólico quanto a variável de investimento solar foram geradas através das variáveis:

- Custo da mão de obra
- Valor da terra nua

Como Saída, obtem-se a recomendação para instalação das seguintes possibilidades de fontes de energias renováveis em determinada coordenada geográfica:

- Solar

- Eólica

O mapa final ainda é acrescido de todas as unidades de conservação compostas por Estação Ecológica, Reserva Biológica, Parque Nacional, Monumento Natural e Refúgio de Vida Silvestre (BRASIL, 2000), além dos corpos hídricos em destaque, a fim de agregar valor no processo de tomada de decisão:

3.1.1 Variáveis de Pré-Requisito

Além das variáveis utilizadas neste trabalho, existem outras que devem ser avaliadas, porém, por falta de dados bem estabelecidos nas bases buscadas e por aumentar de forma considerável a complexidade da metodologia proposta, algumas variáveis foram consideradas como pré-requisitos, não sendo variáveis avaliadas no modelo proposto:

- Limitação elétrica: Verificação se há alguma limitação que impede a implantação de um parque eólico ou solar.
- Legislação ambiental: Verificação de licenciamento ambiental para implantação de usina de energia eólica/solar. Esta variável é necessária avaliar de acordo com a legislação ambiental corrente.
- Área física disponível: verificação se a área em questão está disponível ou não para uso. Por exemplo: se há residências ou vegetação que inviabiliza a implantação no local.
- Facilidade de acesso ao terreno: Podem ser consideradas dificuldades para acesso ao local entre outros. Esta variável deixaria o modelo muito mais complexo, em função da dificuldade em discretizar milhares de pontos georreferenciados. Logo, ela deve ser avaliada de forma individual e não será incluída no modelo.

3.1.2 Potencial Solar

Para gerar o potencial solar, algumas variáveis devem ser consideradas neste trabalho. Nesta seção, elas serão apresentadas e a origem dos dados aqui utilizados será justificado.

3.1.2.1 Potencial de Energia Fotovoltaica (PVOUT)

Mapas de potencial de energia solar, energia fotovoltaica e dados GIS podem ser baixados no *Global Solar Atlas*. Os mapas e dados estão disponíveis para 147 países (elegíveis para o apoio do Comitê de Assistência ao Desenvolvimento atuando sob a OCDE) e regiões selecionadas, os quais foram preparados pela Solargis para o Banco Mundial

(SOLARGIS, 2020). A pedra angular do estudo é a avaliação do potencial fotovoltaico prático, ou seja, a saída de energia alcançável por uma configuração típica do sistema fotovoltaico em escala da concessionária, levando em consideração o potencial teórico, a temperatura do ar afetando o desempenho do sistema, a configuração do sistema, sombreamento e solo e restrições topográficas e de uso do solo.

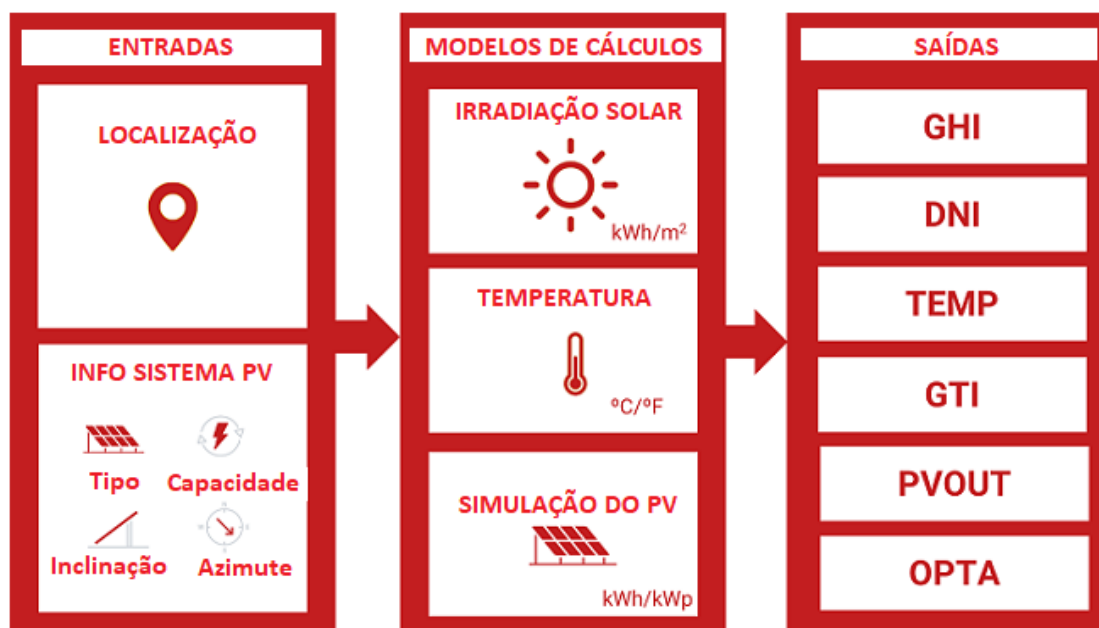
A saída de energia fotovoltaica (PVOUT), definida como o rendimento específico, é usada para ilustrar esse potencial. PVOUT representa a quantidade de energia gerada por unidade de capacidade fotovoltaica instalada no longo prazo e é medida em quilowatts / horas por quilowatt-pico instalado da capacidade do sistema (kWh / kWp). Há três níveis de potencial prático: O nível 0 desconsidera quaisquer limitações ao desenvolvimento e operação de usinas de energia solar. Para avaliar o potencial de forma mais realista, excluem-se terras inadequadas, com o uso de conjuntos de dados globais relevantes. No Nível 1, excluem-se áreas devido a restrições físicas / técnicas, como terreno acidentado, presença de áreas urbanizadas / industriais, florestas e áreas muito distantes dos centros de atividade humana. No Nível 2, também são consideradas restrições "leves", ou seja, áreas que podem ser inadequadas devido a regulamentos impostos por autoridades nacionais ou regionais (como a conservação de terras agrícolas ou conservação da natureza). Consequentemente, avalia-se e compara-se a distribuição espacial dos valores anuais de PVOUT em países e regiões, e também é explorada a variabilidade sazonal derivada dos valores médios de PVOUT mensais.

Os dados podem ser usados para visualização, processamento adicional e análise geográfica no software SIG convencional, com recursos de processamento de dados. O recurso solar, o potencial de energia fotovoltaica e outros parâmetros são fornecidos na forma de dados raster em dois formatos: GeoTIFF e AAIGRID (Esri ASCII Grid). Os arquivos compactados, fornecidos para download contêm as camadas de: PVOUT (potencial de energia fotovoltaica), GHI (irradiação horizontal global), DIF (irradiação horizontal difusa), GTI (irradiação global para superfície com inclinação ideal), OPTA (inclinação ideal do módulo PV para maximizar o rendimento anual), DNI (irradiação normal direta), TEMP (temperatura do ar a 2 m acima do nível do solo em °C), ELE (elevação do terreno acima do nível do mar em metros) (SOLARGIS, 2020). A natureza da geração desta variável fica evidente na Figura 16.

3.1.3 Potencial Eólico

Para gerar o potencial eólico, todas as variáveis aqui utilizadas têm origem no Global Wind Atlas (GWA, 2020). Estes dados podem colaborar com formuladores de políticas, planejadores e investidores a identificar áreas de forte vento para geração de energia eólica virtualmente em qualquer lugar do mundo, oferecendo:

Figura 16 – Esquema de fatores para gerar a variável de Produção de eletricidade fotovoltaica (PVOUT) utilizada neste trabalho.



Fonte: Adaptado de Solargis (2020).

- Cobertura global *onshore*;
- Cobertura *offshore* até 200 km da costa;
- Mapeamento de recursos eólicos em espaçamento de grade horizontal de 250 m;
- Mapeamento de recursos eólicos a 10, 50, 100, 150 e 200 m acima do nível do solo / mar. Para este trabalho a altura utilizada é de 100 m.

Os dados disponíveis permitem que os usuários avaliem o recurso eólico em um ponto, sobre uma área personalizada, ou dentro de um país ou primeira unidade administrativa (estado / província / etc.). Fornece conjuntos de dados permitindo acessar os dados, ferramentas e metodologias mais recentes, *download* dos dados em formato GIS para todas as camadas em um ponto, em uma área personalizada, ou dentro de um país ou primeira unidade administrativa.

O *Global Wind Atlas* é validado. Esta validação é uma tarefa contínua que usa dados de campanhas de medição financiadas pelo ESMAP e outros dados de vento públicos de alta qualidade. O acesso é gratuito a todos os dados, ferramentas e metodologias.

3.1.3.1 Função de Densidade de Probabilidade da Velocidade do Vento de Weibull

Variáveis aleatórias são onipresentes na Natureza. Um exemplo de uma variável aleatória é o resultado do lançamento de um dado que pode dar qualquer número entre 1

e 6. Ela pode ser uma medição de um parâmetro que pode gerar valores diferentes. Por exemplo, todas as variáveis que são medidas experimentalmente apresentam flutuação e, portanto, são aleatórias. Além disso, a falta de informações sobre um determinado processo ou sistema leva à incerteza e aleatoriedade (VEIGA, 2018).

O comportamento das variáveis aleatórias é descrito por distribuições de probabilidade. Uma distribuição probabilidade indica a frequência relativa de ocorrência de um determinado resultado ou realização de a variável aleatória, que é observada após um grande número de medições ou experimentos. Em particular, para variáveis aleatórias contínuas, esta distribuição de probabilidade é descrita pela função de densidade de probabilidade. Assim, todas as propriedades de uma variável aleatória contínua podem ser obtidas a partir do conhecimento de sua função densidade de probabilidade (HERNANDEZ, 2017) .

Até o momento, o método estatístico de função de densidade de probabilidade (PDF - *probability density function*) é bastante aceito para avaliar as probabilidades do vento local (LU; YANG; BURNETT, 2002), (SEGURO; LAMBERT, 2000). Pesquisas anteriores provaram que a função de distribuição de Weibull (também conhecida como PDF Weibull) tem seus méritos na avaliação de recursos eólicos devido à grande flexibilidade e simplicidade, mas, particularmente, ela se ajusta a uma ampla coleção de dados de vento registrados (ULGEN; HEPBASLI, 2002), (LUN; LAM, 2000), (DORVLO, 2002). Para calcular a função de densidade de probabilidade da velocidade do vento, é necessário utilizar os valores de velocidade do vento, fator de forma e fator de escala que serão aqui apresentados.

Uma estimativa confiável do potencial eólico para o local em estudo requer um entendimento de suas características de vento. Isso tem motivado pesquisadores a conduzir estudos utilizando dados de velocidade do vento, empregando funções matemáticas e distribuições apropriadas para modelar dados de velocidade do vento (SHOAIB et al., 2019), fornecendo estimativas confiáveis de locais para o planejamento e instalação de parques eólicos. O comportamento estatístico do vento ao longo do dia é um fator que é influenciado pela variação de velocidade do vento ao longo do tempo. As características topográficas de uma região também influenciam o comportamento dos ventos uma vez que, em uma determinada área, podem ocorrer diferenças de velocidade, ocasionando a redução ou aceleração na velocidade do vento. A medida a ser utilizada para velocidade média do vento considera a altura de 100 m (AMARANTE, 2013). Os dados aqui utilizados foram extraídos do *Global Wind Atlas*, como arquivos globais compatíveis com ArcGIS.

Como a velocidade do vento varia constantemente, para poder prever a produção de uma turbina eólica, é necessário saber a frequência da velocidade do vento. Normalmente, o vento é medido com um anemômetro e a velocidade média do vento é registrada a cada 10 minutos. A energia contida no vento em um determinado local pode então ser expressa por esta distribuição de frequência. Uma função de distribuição estatística de dois parâmetros

conhecida como função de Weibull, proposta por Waloddi Weibull em 1951 (WEIBULL, 1951), é usada para ajustar os dados de velocidade do vento (JUSTUS et al., 1978). Os valores de velocidade média mensal do vento e os desvios padrão podem ser obtidos a partir dos dados medidos usando as equações 3.1 e 3.2, onde v_m equivale a Velocidade média do vento (m/s) e N representa Número de dias no período de tempo considerado:

$$v_m = \frac{1}{N} \left[\sum_{i=1}^N v_i \right] \quad (3.1)$$

$$\sigma = \left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (v_i - v_m)^2 \right]^{\frac{1}{2}} \quad (3.2)$$

A distribuição estatística de Weibull é frequentemente uma boa aproximação da distribuição da velocidade do vento. Ela é definida pelos parâmetros de escala (c) e de forma (k). A frequência de ocorrência de uma velocidade (densidade de probabilidade da velocidade do vento) é definida matematicamente pela equação 3.3:

$$f(v) = \left(\frac{k}{c} \right) \left(\frac{v}{c} \right)^{k-1} \exp \left(- \left(\frac{v}{c} \right)^k \right) \quad (3.3)$$

O fator c é proporcional à velocidade média do vento, enquanto k é o parâmetro de forma Weibull, que especifica a forma de uma distribuição Weibull e assume um valor entre 1 e 7 geralmente. Um pequeno valor para k significa ventos muito variáveis, enquanto ventos constantes são caracterizados por um k maior. Os dados aqui utilizados foram extraídos do *Global Wind Atlas*, como arquivos globais compatíveis com ArcGIS.

Sendo assim, para calcular esta variável, a equação 4.3 é aplicada aos valores extraídos do *Global Wind Atlas*: Fator k , Fator c e velocidade do vento. Esse parâmetro revela a regularidade dos ventos, ou seja, quanto maior o valor de k , maior será a regularidade dos ventos em termos de velocidade, mais estreita será a curva de distribuição (LIMA; CAVALCANTI; SOUZA, 2010).

3.1.3.2 Potencial de Produção Anual de Energia

Para maximizar a produção de energia e os benefícios econômicos, é importante determinar o tipo ideal de turbina eólica para cada local. A classe da turbina eólica é um parâmetro chave ao projetar o complexo processo do sistema de energia eólica. As classes de turbinas eólicas são categorizadas pela média anual velocidade do vento, velocidade extrema de retorno de rajada de 50 anos e intensidade da turbulência no vento em o local de instalação. Existem quatro classes de turbinas eólicas, conforme definido pela *International Electrotechnical Commission* (IEC, código IEC 61400-1), conforme mostrado na Tabela 2 .

Tabela 2 – Classes de turbinas eólicas (IEC).

Classe de Turbina Eólica	Média Anual de Velocidade do Vento <i>m/s</i>	Rajada Extrema em 50 anos <i>m/s</i>	Intensidade de Turbulência de Vento
IEC I	10	70	A- 18% B- 16%
IEC II	8.5	59.5	
IEC III	7.5	52.5	
IEC IV	6.0	42	

Fonte: Adaptado de (OLIVA et al., 2021).

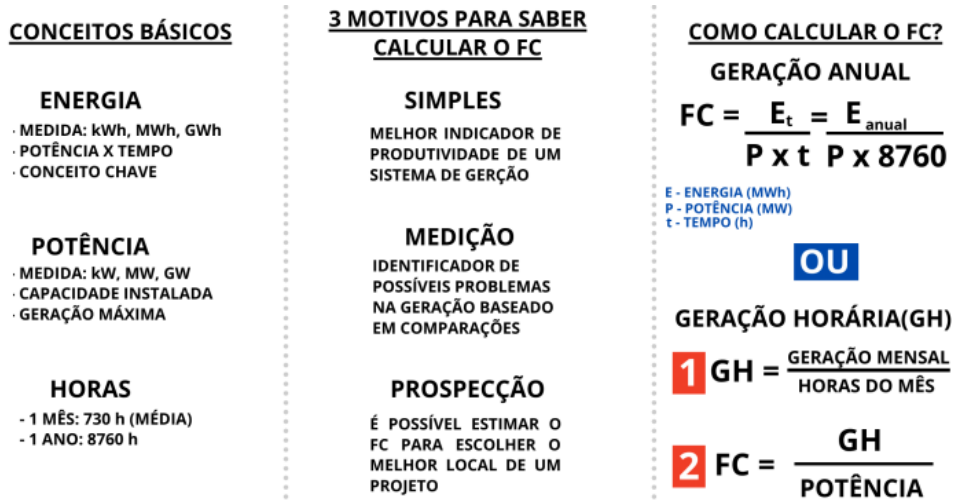
O fator de capacidade é uma medida do rendimento anual de energia de uma turbina eólica, sendo considerada uma forma de avaliar o potencial eólico da região. É uma medida percentual de aproveitamento do total da potência máxima instalada, sendo calculado em dependência do aerogerador instalado e das características do local. Fatores de capacidade mais altos indicam maior rendimento anual de energia. Em geral, os mapas de fator de capacidade mostram fatores de capacidade estimados e que a adequação do local da turbina eólica deve ser considerada separadamente, e por isso, outras variáveis referentes ao local foram consideradas neste trabalho. A energia produzida depende dos ventos locais, das especificações das turbinas e das características do terreno. O indicador que melhor define a capacidade de geração de eletricidade de um parque eólico é o seu fator de capacidade, o qual expressa, em porcentagem, o tempo que a fazenda eólica efetivamente produz energia durante o ano (MACEDO; ALBUQUERQUE; MORALLES, 2017).

O fator de capacidade (FC) de um determinado local é definido como a razão entre a energia produzida (ou estimada) durante um ano, e a energia que seria produzida caso o aerogerador operasse em sua potência nominal durante 100% do tempo e sua unidade de medida é percentual (%). O Fator de Capacidade pode ser escrito como visto na Equação 3.4:

$$FC = \frac{E_{eletrica}}{P_{nominal} \cdot T} \quad (3.4)$$

Onde $P_{nominal}$ é potência nominal do aerogerador (*Watts*) e T é o período de análise em horas, sendo 8760 horas em um ano. Esta variável já está calculada e disponível no *Global Wind Atlas* (GWA, 2020). A Figura 17 ilustra o resumo sobre a explicação do Fator de Capacidade, de forma bastante didática.

Figura 17 – Fator de capacidade.



Fonte: Adaptado de ENERGES (2020).

3.1.4 Declividade

A declividade é a inclinação do relevo em relação ao plano horizontal (FLORENZANO, 2008). São reconhecidas as seguintes classes de relevo:

- Plano – superfície de topografia esbatida ou horizontal, onde os desnivelamentos são muito pequenos, com declividades variáveis de 0% a 3%.
- Suave ondulado – superfície de topografia pouco movimentada, constituída por conjunto de colinas e/ou outeiros (elevações de altitudes relativas até 50 m e de 50 m a 100 m, respectivamente), apresentando declives suaves, predominantemente variáveis de 3% a 8%.
- Ondulado – superfície de topografia pouco movimentada, constituída por conjunto de colinas e/ou outeiros, apresentando declives moderados, predominantemente variáveis de 8% a 20%.
- Forte ondulado – superfície de topografia movimentada, formada por outeiros e/ou morros (elevações de altitudes relativas de 50 m a 100 m e de 100 m a 200 m, respectivamente) e raramente colinas, com declives fortes, predominantemente variáveis de 20% a 45%.
- Montanhoso – superfície de topografia vigorosa, com predomínio de formas acidentadas, usualmente constituídas por morros, montanhas, maciços montanhosos e alinhamentos montanhosos, apresentando desnivelamentos relativamente grandes e declives fortes e muito fortes, predominantemente variáveis de 45% a 75%.

- Escarpado – áreas com predomínio de formas abruptas, compreendendo superfícies muito íngremes e escarpamentos, tais como: aparados, itaimbés, frentes de cuestras, falésias, vertentes de declives muito fortes, usualmente com declividades superiores a 75%.

Muitos fabricantes de estruturas metálicas fixadas em solo apresentam requisitos mínimos de declividade do terreno para a montagem das estruturas de apoio dos módulos fotovoltaicos. Faz-se necessário considerar a declividade pois áreas com alto declive sofrem o efeito de sombreamento durante parte do dia, inviabilizando o máximo aproveitamento das placas fotovoltaicas. Além disso, há a dificuldade técnica de realizar a instalação em terrenos com alta declividade bem como impacto no custo do projeto (PEREIRA, 2019).

3.1.5 Distância da Linha de Transmissão

No Brasil, a geração de energia elétrica é predominantemente formada por usinas hidrelétricas, construídas onde melhor se pode aproveitar as afluições e os desníveis dos rios, muitas vezes em locais distantes dos centros consumidores. Tal situação traz a necessidade da utilização linhas de transmissão capazes de transportar grandes lotes de potência desde a geração até a carga (ENERGÉTICA, 2007). O Sistema Interligado Nacional é composto por diferentes empresas de Norte a Sul do país e de acordo com dados do ONS (Operador Nacional do Sistema) menos de 1% da capacidade de produção de eletricidade do país encontra-se fora do SIN, principalmente em sistemas isolados na região amazônica (ONS, 2019).

3.1.6 Geotecnia

O mapeamento geotécnico é um método para apresentar cartograficamente informações geológicas-geotécnicas para fins de planejamento e uso do território, de projetos, construção e manutenção de obras de Engenharia. Inclui dados relativos à natureza de um mapa geológico, bem como as características e propriedades do solo e subsolo de um determinado local para avaliar seu comportamento, além de prever o comportamento e os prováveis problemas geológico-geotécnicos decorrentes da sua utilização em projetos de Engenharia (VALLEJO, 2002).

A sondagem do terreno é de grande importância para definir a composição do solo, nível de lençol freático ou rocha. Os resultados de uma boa sondagem podem ser utilizados pelos projetistas para a análise de viabilidade técnica de um projeto, métodos de execução de fundações e conseqüentemente uma apuração dos custos, visto que solos arenosos possuem uma característica de baixa coesão e estabilidade para cravação de perfis metálicos diferente de solos mais argilosos. Essas informações determinam a profundidade de cravação dos perfis, a escolha do método de cravação e a necessidade de reforços como,

por exemplo, concreto armado na base do perfil (VALLEJO, 2002). Os dados para o mapa de solos disponível se encontram no site da EMBRAPA (SANTOS, 2015), elaborado com base no novo Sistema Brasileiro de Classificação de Solos. Os nomes das 13 classes são formados pela associação de um elemento formativo com a terminação “-solos”, apresentados na Tabela 3, os nomes das classes e os seus significados.

Tabela 3 – Nomenclatura das classes de solo.

Nomenclatura	Etimologia
ARGISSOLOS	Do latim " <i>argilla</i> ", conotando solos com processo de acúmulo de argila illuvial ou não.
CAMBISSOLOS	Do latim " <i>cambiare</i> ", trocar; conotativo de solos em formação (transformação).
CHERNOSSOLOS	Do russo " <i>cher</i> ", negro; conotativo dos solos ricos em matéria orgânica e coloração escura.
ESPODOSSOLOS	Do grego " <i>spodos</i> " cinza vegetal, solos com horizontes subsuperficial com acúmulo de materiais orgânicos associados à presença de Al e/ou Fe.
GLEISSOLOS	Do russo " <i>gley</i> ", massa de solo pastosa; conotativo de excesso de água.
LATOSSOLOS	Do latim " <i>lat</i> ", material altamente alterado; conotativo de elevado teores de óxidos de Al e/ou Fe.
LUVISSOLO	Do latim " <i>luere</i> ", lavar, conotativo do acúmulo de argila nos horizontes subsuperficiais.
NEOSSOLOS	Do grego " <i>neos</i> ", novo, jovem. Conotativo de solos em início de formação ou pouco desenvolvidos.
NITOSSOLOS	Do latim " <i>nitidus</i> ", brilhante; conotativo de superfícies brilhantes nas unidades estruturais (cerosidade).
ORGANOSSOLOS	Do grego " <i>organikós</i> ", pertinente ou próprio dos compostos de Carbono. Conotativo de solos com maior expressão do carbono orgânico.
PLANOSSOLOS	Do latim " <i>planus</i> ", plano, horizontal; conotativo de solos desenvolvidos sob a influência de encharcamento superficial estaciona (lençol suspenso devido ao relevo plano).
PLINTOSSOLOS	Do grego " <i>plinthos</i> ", tijolo; conotativo de material argiloso colorido (vermelho e/ou amarelo) que endurecem irreversivelmente quando secos.
VERTISSOLOS	Do latim " <i>vertere</i> ", virar/inverter; conotativo do movimento do material de solo na superfície até subsuperfície do solo (expansão e contração).

Fonte: (SANTOS et al., 2018)

3.1.7 Consumo de Energia Elétrica

A Empresa de Pesquisa Energética (EPE) disponibiliza um histórico mensal do consumo de energia elétrica em níveis nacional, regional e por subsistemas, segmentado pelas classes residencial, industrial, comercial e outros (rural, serviço público e iluminação pública). Os dados são atualizados pela Superintendência de Estudos Econômicos e

Tabela 4 – Análise da média do consumo anual em MWh, por estado - Novembro/2021.

UF	Consumo de energia elétrica na rede (MWh)
Rondônia	292.503
Acre	94.744
Amazonas	570.361
Roraima	102.755
Pará	1.804.928
Amapá	103.448
Tocantins	210.095
Maranhão	732.898
Piauí	342.779
Ceará	1.127.432
Rio Grande do Norte	519.805
Paraíba	499.523
Pernambuco	1.316.901
Alagoas	393.823
Sergipe	323.048
Bahia	2.215.274
Minas Gerais	4.996.959
Espírito Santo	854.554
Rio de Janeiro	3.065.162
São Paulo	11.385.250
Paraná	2.882.358
Santa Catarina	2.303.621
Rio Grande do Sul	2.429.035
Mato Grosso do Sul	527.582
Mato Grosso	821.798
Goiás	1.470.477
Distrito Federal	544.724

Fonte: (EPE, 2021)

Energéticos – SEE da Diretoria de Estudos Econômico-Energéticos e Ambientais – DEA. Estes dados foram utilizados para execução deste projeto. A modelagem foi feita a partir do mês de Novembro de 2021, medidos em MWh, por estado do Brasil, como ilustrado na Tabela 4.

3.1.8 Investimento Solar e Investimento Eólico

Os valores de investimentos da implantação tanto para energia solar quanto para energia eólica foram definidos em uma escala de 1 a 10, sendo calculado em função do valor da terra nua e da mão de obra da construção civil em cada local.

3.1.8.1 Valor da Terra Nua

O valor da terra nua é disponibilizado pela Receita Federal. O valor da terra nua é baseada nos seguintes critérios dos imóveis são utilizados:

- A localização
- A aptidão agrícola
- A dimensão

As informações sobre Valor da Terra Nua (VTN) prestadas à Receita Federal servem para a determinação da base de cálculo do ITR, o Imposto sobre a Propriedade Territorial Rural. Além disso, as informações recebidas pela Receita Federal e publicadas na página da internet são utilizadas pelos contribuintes no preenchimento de suas Declarações do Imposto sobre a Propriedade Territorial Rural. Essas informações são enviadas eletronicamente pelos municípios e Distrito Federal, por meio de certificado digital do ente federado, até o último dia útil do mês de abril de cada ano (BRASIL, 2021).

3.1.9 Custo da Mão de Obra

Para o custo da mão de obra neste trabalho foi utilizado o Sistema Nacional de Pesquisa de Custos e Índices da Construção Civil (SINAPI). O SINAPI tem por objetivo a produção de séries mensais de custos e índices para o setor habitacional, e de séries mensais de salários medianos de mão de obra e preços medianos de materiais, máquinas e equipamentos e serviços da construção para os setores de saneamento básico, infraestrutura e habitação (IBGE, 2022).

O Sistema é uma produção conjunta do IBGE e da Caixa Econômica Federal - Caixa, realizada por meio de acordo de cooperação técnica, cabendo ao Instituto a responsabilidade da coleta, apuração e cálculo, enquanto à CAIXA, a definição e manutenção dos aspectos de engenharia, tais como projetos, composições de serviços etc. As estatísticas do SINAPI são fundamentais na programação de investimentos, sobretudo para o setor público. Os preços e custos auxiliam na elaboração, análise e avaliação de orçamentos, enquanto os índices possibilitam a atualização dos valores das despesas nos contratos e orçamentos.

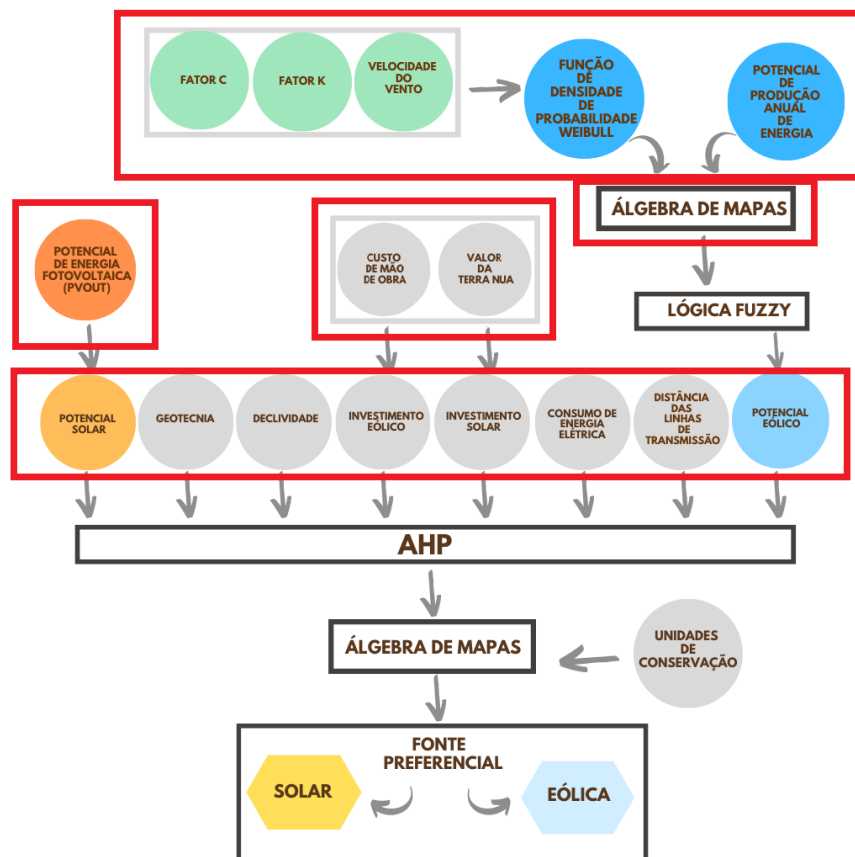
4 DESENVOLVIMENTO

Este capítulo apresenta o desenvolvimento da metodologia, gerando a recomendação de instalação de energia solar ou energia eólica com base nas variáveis e nas técnicas apresentadas.

4.1 Camada de Mineração de Dados

O processo de captação de dados brutos e sua conversão em informação e conhecimento formam o caminho para tomada de decisões inteligentes. De acordo com a Figura 13 citada anteriormente, o processo de descoberta de conhecimento (KDD - *Knowledge Discovery in Databases*) exige algumas etapas: Seleção, Preparação, Transformação, Mineração e Avaliação. Estas etapas foram utilizadas para descrever os métodos utilizados. A Figura 18 ilustra em vermelho no *framework* completo a camada de mineração de dados.

Figura 18 – Camada de Mineração de Dados (em vermelho).



Fonte: Autoria própria.

4.1.1 Seleção de Dados: Fontes de Dados

Preliminarmente, para gerar a variável de Potencial Solar e Potencial Eólico, foram utilizadas fontes de dados validadas e mundialmente reconhecidas, *Global Solar Atlas* e *Global Wind Atlas*.

Em termos de Potencial Solar, a base de dados foi o *Global Solar Atlas* (GSA) (SOLARGIS, 2020), que teve a primeira versão (1.0) lançada em janeiro de 2017 e incluiu os seguintes recursos principais: Acesso a camadas médias anuais de recursos solares, parâmetros de dados meteorológicos e geográficos por meio de ferramenta de mapeamento interativo e como downloads de GIS Mapas de alta resolução de PVOU, GHI e DNI para mais de 100 países e regiões. Desde então, o GSA já passou por mais 5 atualizações (Setembro/2018, Outubro/2019, Dezembro/2019, Fevereiro/2020, Julho/2020). O Banco Mundial e a Corporação Financeira Internacional, em conjunto com o Grupo Banco Mundial, forneceram o Atlas Solar Global, além de uma série de camadas de dados GIS globais, regionais e nacionais e mapas de pôster, para apoiar o aumento de escala da energia solar. Este trabalho é financiado pelo Programa de Assistência à Gestão do Setor de Energia (ESMAP), um fundo fiduciário de vários doadores administrado pelo Banco Mundial e apoiado por 13 doadores bilaterais oficiais. É parte de uma iniciativa global ESMAP de Mapeamento de Recursos de Energia Renovável que inclui biomassa, pequenas hidrelétricas, energia solar e eólica.

Os dados de Potencial Eólico (Velocidade do vento, fator k, fator c, potencial de produção anual de energia - fator de capacidade IEC III), foram extraídos do *Global Wind Atlas* (GWA) (GWA, 2020). A versão 1.0 foi desenvolvida pela *DTU Wind Energy* (Universidade Técnica da Dinamarca), em 2015, no âmbito da Clean Energy Ministerial (CEM) e, em particular, do CEM *Working Group on Solar and Wind Technologies*, liderado pela Alemanha, Espanha e Dinamarca. Esta primeira versão combinou o modelo em microescala WASP com dados de reanálise para fornecer o primeiro mapa global de alta resolução disponível gratuitamente do recurso eólico. A GWA 1.0 foi financiada pelo Programa de Demonstração e Desenvolvimento Tecnológico da Agência de Energia Dinamarquesa (EUDP 11-II, 64011-0347) como a contribuição dinamarquesa para os objetivos do grupo de trabalho CEM.

A versão atual GWA 3.0 é o produto de uma parceria entre o Departamento de Energia Eólica da Universidade Técnica da Dinamarca (*DTU Wind Energy*) e o Grupo do Banco Mundial (formado pelo Banco Mundial e pelo *International Finance Corporation* ou IFC). O trabalho das versões 2.0 e 3.0 foi financiado principalmente pelo *Energy Sector Management Assistance Program* (ESMAP), um fundo fiduciário de múltiplos doadores administrado pelo Banco Mundial e apoiado por 13 doadores bilaterais oficiais. É parte da iniciativa global ESMAP de Mapeamento de Recursos de Energia Renovável que inclui biomassa, pequenas hidrelétricas, energia solar e energia eólica. A versão 3.0 baseia-se em

um compromisso contínuo da DTU (*Technical University of Denmark*) Wind Energy de disseminar dados e ciência sobre recursos eólicos para a comunidade internacional.

Para extração dos dados de declividade, os dados do Mapa de Declividade em Percentual do Relevo Brasileiro foram extraídos do site oficial do Serviço Geológico do Brasil (CPRM), que é uma empresa pública, vinculada ao Ministério de Minas e Energia. Sua missão é gerar e disseminar conhecimento geocientífico com excelência, contribuindo para melhoria da qualidade de vida e desenvolvimento sustentável do Brasil. Os dados estão disponíveis para consulta pública bem como para download e utilização (NETO, 2013).

Para a variável de Distância da Linha de Transmissão, os dados foram extraídos do site do portal de Geoprocessamento da ONS (Operador Nacional do Sistema Elétrico) (ONS, 2019), que reúne os dados geográficos do Setor Elétrico que constam nas bases de dados da agência e tem como objetivo dar publicidade a essas informações conforme preconizam os princípios da administração pública a fim de ter fácil acesso às informações sobre as áreas de Geração, Transmissão e Distribuição de energia, podendo fazer uso desses dados para planejamento e monitoramento do setor, pesquisas acadêmicas ou apenas para conhecer o panorama do Setor Elétrico do país. Estão disponíveis funcionalidades para visualizações, pesquisas e medições através dos Mapas Geográficos do Setor Elétrico e do Catálogo de Aplicações contendo o SIGEL (Sistema de Informações Geográficas do Setor Elétrico), consulta aos Metadados, além de aplicação web para realização do download dos dados nos formatos shapefile e kmz (*Google Earth*) (SIGEL, 2022).

Para a variável de Geotecnia, os dados estão disponíveis de acordo com o Sistema Brasileiro de Classificação de Solos (SiBCS) (SANTOS et al., 2011). A Embrapa Informática Agropecuária conta com um parque tecnológico composto por computadores com alta capacidade de armazenamento e processamento que possibilitam o gerenciamento, a atualização e a evolução do sistema de forma permanente. As ferramentas de *software* também são aperfeiçoadas para atender às necessidades dos cientistas e da sociedade. Essa base de dados, desenvolvida com ferramentas de *software* livre, é atualizada diariamente, de forma automática, garantindo o funcionamento do sistema e a preservação das informações. Além disso, os especialistas distribuídos pelo país podem inserir os trabalhos no sistema, que serão agregados nessa base integrada e ficarão disponíveis ao público. Para que as consultas a essa imensa quantidade de informações seja eficiente, o sistema permite filtrar os trabalhos por categorias e atributos. Qualquer pessoa tem acesso aos trabalhos científicos organizados por perfis, com a possibilidade de realizar variadas buscas de acordo com interesses específicos, como a localização, por exemplo. Para gerar a grade de solos, apenas o atributo classe do mapa vetorial de solo foi selecionado (SOLOS, 2018).

Por fim, para extração de dados de Consumo de Energia Elétrica, os dados têm origem na Empresa de Pesquisa Energética (EPE) que disponibiliza um histórico mensal

do consumo de energia elétrica em níveis nacional, regional e por subsistemas, segmentado pelas classes residencial, industrial, comercial e outros (rural, serviço público e iluminação pública). Os dados são atualizados pela Superintendência de Estudos Econômicos e Energéticos – SEE da Diretoria de Estudos Econômico-Energéticos e Ambientais – DEA. Estes dados foram utilizados para execução deste projeto (EPE, 2021). De forma resumida, a figura 19 representa todas as fontes de dados utilizadas neste trabalho .

Figura 19 – Seleção das fontes de dados utilizadas neste trabalho.



Fonte: Autoria própria.

4.1.2 Preparação de Dados: Georreferenciamento e Organização dos Dados

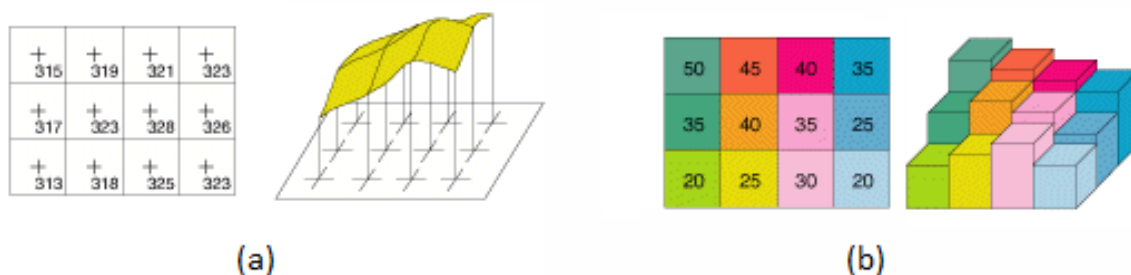
Foi validada a qualidade dos dados armazenados, bem como a limpeza dos dados e remoção de dados ausentes ou incompletos. Nesta etapa foram verificados os pontos

em diferentes padrões de coordenadas geodésicas. Um melhor acesso aos dados significa menos trabalho manual e mais agilidade principalmente na obtenção de informações de valor (FAYYAD; PIATETSKY-SHAPIRO; SMYTH, 1996b), (MOURA, 2021).

Os dados espaciais, em SIG, geralmente têm dois formatos: raster/matricial e vector/vetorial. O formato matricial é baseado numa estrutura de grade de células, enquanto o formato vetorial é mais parecido com um mapa de linhas. Os dados de Potencial Solar e Potencial Eólico aqui presentes estão no formato raster, com a extensão .TIFF (*Tagged Image File Format*). Em conjuntos de dados raster, cada célula (também conhecida como pixel) possui um valor. Os valores das células representam o fenômeno retratado pelo conjunto de dados raster, como categoria, magnitude, altura ou valor espectral. A categoria pode ser uma classe de uso da terra, como pastagem, floresta ou estrada (fatores inclusive aqui utilizados). Os valores das células podem ser positivos ou negativos, inteiros ou ponto flutuante. Valores inteiros são mais bem usados para representar dados categóricos (discretos) e valores de ponto flutuante para representar superfícies contínuas (DAVIS, 2001).

A Figura 20 representa uma imagem raster com valores de elevação (a) e com valores de área (b). Em sua forma mais simples, um raster consiste em uma matriz de células (ou pixels) organizadas em linhas e colunas (ou uma grade), onde cada célula contém um valor que representa informações, como temperatura. Rasters são fotografias aéreas digitais, imagens de satélites, imagens digitais ou mesmo mapas digitalizados (ARCGIS, 2006).

Figura 20 – Imagem raster representando elevação (a) e área (b) do pixel.

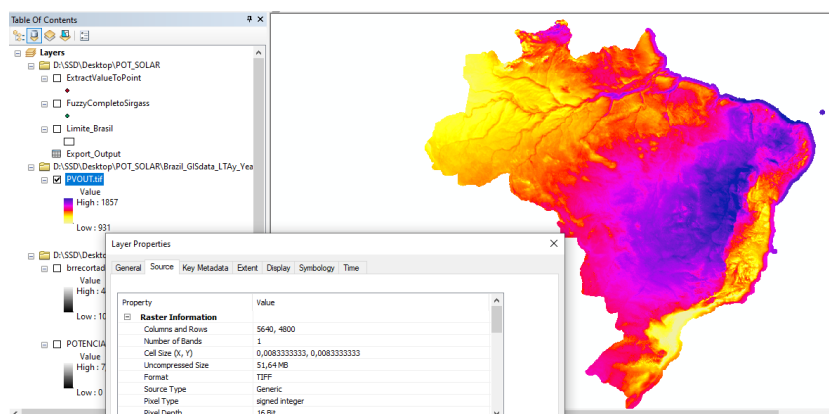


Fonte: (ARCGIS, 2006).

A Figura 21 representa os dados brutos de PVOUT utilizados neste trabalho, na ferramenta ArcGis, que foram geradas através dos dados de entrada, obtidos das fontes de dados já citados neste trabalho. Esta Figura mostra também as propriedades da imagem .tiff. Nela é possível por exemplo verificar o tamanho de cada pixel (0,00833, 0,00833 em graus decimais), profundidade de bits (16 bits = 65536 cores disponíveis) entre outras.

Dados espaciais caracterizam-se especificamente pelo atributo da localização geográfica. Essa localização é estabelecida quando se pode descrevê-los em relação a outro objeto cuja posição seja conhecida, ou quando é determinada em relação a um certo sistema de

Figura 21 – Dados brutos de PVOUT no formato .tiff.



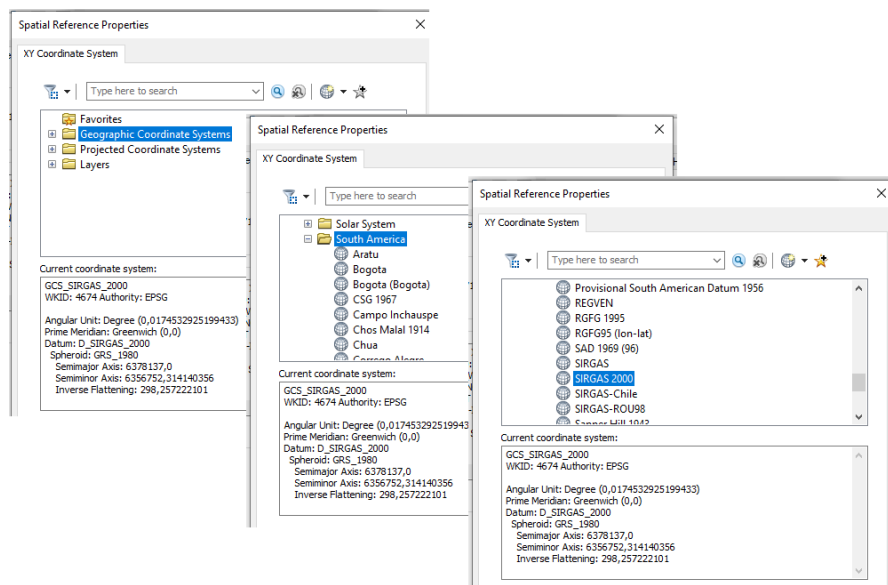
Fonte: Autoria própria.

coordenadas. Em termos de sistemas de coordenadas, é de extrema importância que todos os dados estejam no mesmo formato, já que a variação das coordenadas geográficas pode afetar a exatidão da base de dados (D'ALGE, 2001).

O georrefenciamento, os dados gerados através de levantamentos topográficos, geodésicos e por sensoriamento remoto, que têm como base o Sistema Geodésico Brasileiro (SGB), servem como uma fonte de informações e dados para uma série de aplicações.

Existem diversos DATA (plural de DATUM), mas no Brasil consideram-se três como reconhecidos pelo IBGE que são (IBGE, 2006): Córrego Alegre, SAD69 e SIRGAS 2000. Este último, Sistema de Referência Geocêntrico para as Américas é o novo sistema geodésico de referência adotado oficialmente no Brasil em 25 de fevereiro de 2005, com orientação geocêntrica. Passou a ser o único adotado no Brasil no em 2015. Para este trabalho, foi utilizado este DATUM. A Figura 22 mostra esta etapa do trabalho para potencial solar e eólico, ilustrando o DATUM na ferramenta ArcGis. De acordo com os dados extraídos do GSA, o mapa de PVOUT foi gerado usando o ArcGis e validado de forma comparativa aos mapas disponíveis na mesma fonte de dados.

Figura 22 – Propriedade de referência espacial.



Fonte: Autoria própria.

O mesmo foi feito com as variáveis de Potencial Eólico, passando por todas as etapas aqui citadas, tendo feito o *download* do GWA, pois trata-se de valores de vento. Entretanto, para gerar os mapas das variáveis referentes ao Potencial Eólico, foi necessária uma transformação dos dados.

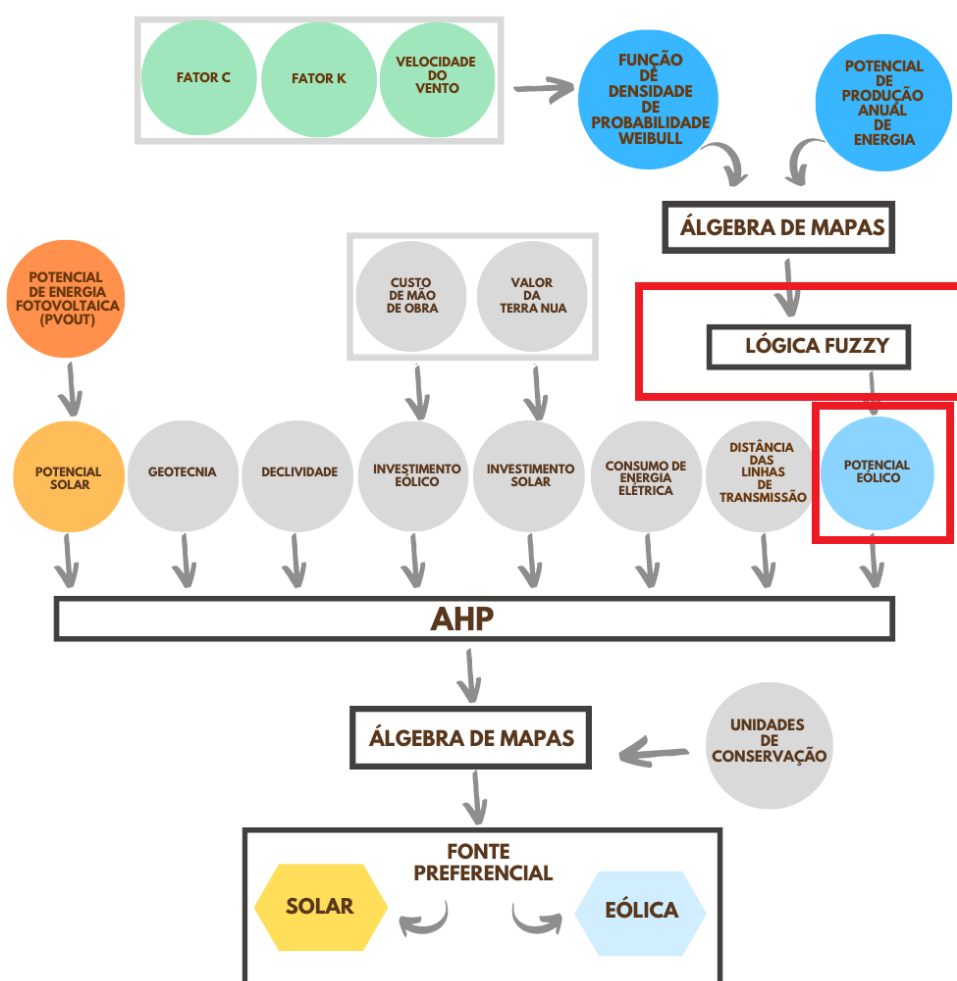
4.1.3 Transformação de Dados: Tratamento de dados

Esta etapa consiste em aplicar técnicas de transformação como: normalização, agregação, criação de novos atributos, redução e sintetização dos dados. Aqui os dados ficam disponíveis agrupados em um mesmo local para a aplicação dos modelos de análise (FAYYAD; PIATETSKY-SHAPIRO; SMYTH, 1996b), (MOURA, 2021). Feito o *download* dos dados e gerado os mapas, partiu-se para a álgebra de mapas, que é um conjunto geral de convenções, recursos e técnicas amplamente adotadas para uso com sistemas de informações geográficas (SIGs) (TOMLIN, 1994). Como os dados são georreferenciados, as colunas referentes à este georreferenciamento não poderiam estar nulas. Estas linhas foram identificadas e eliminadas da base de dados por meio de linguagem de programação Python para então calcular a variável de função de distribuição de probabilidade de Weibull (descrita na equação 3.3). Os resultados foram conferidos usando o *software* WAsP (MORTENSEN et al., 1998).

4.2 Camada de Análise Fuzzy

Nesta camada foi feita a álgebra de mapas, através das variáveis de função de densidade de probabilidade de Weibull e potencial anual de produção de energia. Em seguida, foi aplicada a lógica fuzzy e gerado então o mapa de potencial eólico. A Figura 23 ilustra em vermelho a camada de mineração de dados.

Figura 23 – Camada de Análise Fuzzy (em vermelho).



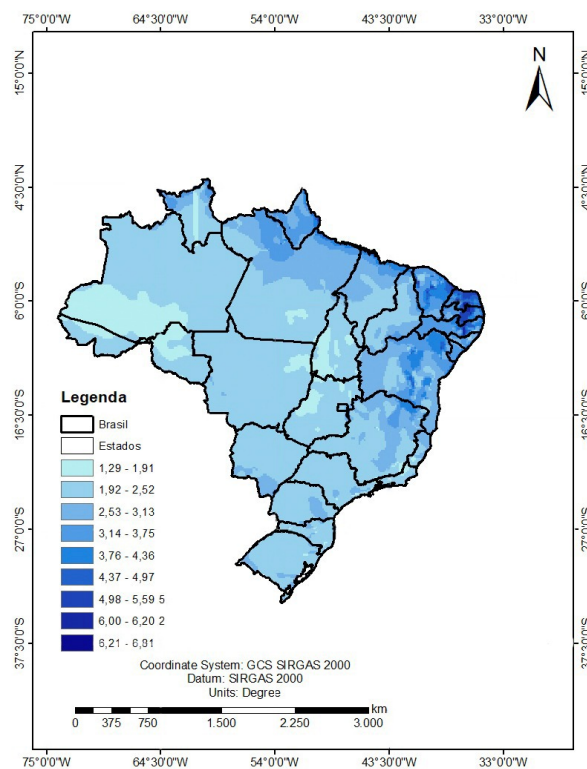
Fonte: Autoria própria.

4.2.1 Álgebra de Mapas

Para a geração da variável de Função de Weibull, foi necessário um processo de interpolação (IDW). Em seguida, foi feita uma reclassificação. Para melhorar a qualidade da imagem do mapa reclassificado, foi aplicado um filtro de vizinhança com base nos oito

pixels vizinhos. Um dos mapas a serem usados no cálculo de Potencial Eólico é ilustrado na Figura 24, representando a constância dos ventos no Brasil.

Figura 24 – Mapa de Função de Densidade de Probabilidade Weibull - Brasil.



Fonte: Autoria própria.

Figura 25 – Mapa de Potencial de produção anual de energia - Brasil.

Fonte: Autoria própria.

Para ser possível iniciar a geração da álgebra de mapas (potencial eólico), o mapa da variável de Potencial de produção anual de energia (IEC) foi gerado, ilustrado na Figura 25 com os dados extraídos do GWA.

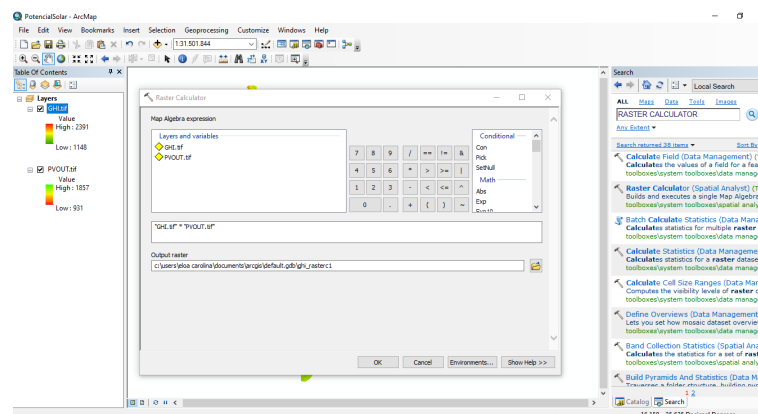
Com os mapas devidamente gerados, foi feita a álgebra de mapas. A álgebra de mapas representa dados e os processa de forma compreensível aos usuários, já que trabalha de forma muito semelhante a uma notação matemática (PULLAR, 2003). Este tipo de estratégia permite que um construtor de modelos expresse processos ambientais na forma de componentes de modelo individuais (SCHMITZ et al., 2013). De forma geral, a álgebra de mapas é a combinação de dados raster feita célula a célula. Essa combinação resulta, consequentemente, em um grande conjunto de funções locais e de vizinhança e em um conjunto menor de funções globais para dados raster (BARBOSA, 2016). As operações e

funções da álgebra de mapas são divididas em quatro grupos: local, global, focal e zonal (TOMLIN, 1990):

- Local: A abordagem mais simples é a álgebra de mapas em uma base célula por célula. Por exemplo, você tem 2 rasters empilhados um em cima do outro. Em seguida, adiciona-se cada célula, ou as multiplica, uma por uma. Se as células raster representam a temperatura, por exemplo, subtrai-se as duas para por exemplo encontrar a diferença de temperatura para cada célula.
- Global: As operações globais aplicam uma alteração em massa a todas as células em um raster. Para adicionar um valor de 1 a todas as células da grade, esta é uma operação global. Por exemplo, a distância euclidiana é um exemplo de operação global. Ao calcular a distância mais próxima de uma fonte, ele aplica a função globalmente em um raster.
- Focal: As operações focais são funções espaciais que calculam um valor de saída de cada célula usando valores de vizinhança. Por exemplo, convolução, kernel e janelas móveis são operações focais.
- Zonal: As operações zonais aplicam uma função matemática a um grupo de células em uma zona especificada. Para descobrir a quantidade de chuva em uma bacia hidrográfica, pode-se usar uma operação zonal. Usando um raster com precipitação, é possível definir a zona como divisor de águas com uma função de soma.

A álgebra de mapas é uma forma de realizar análises espaciais criando expressões em uma linguagem algébrica. Com a ferramenta *Raster Calculator* do ArcGis, é possível verificar o processo do cálculo da álgebra de mapas feito para gerar o Potencial Eólico gerando uma imagem raster. A ferramentapode ser visualizada na Figura 26.

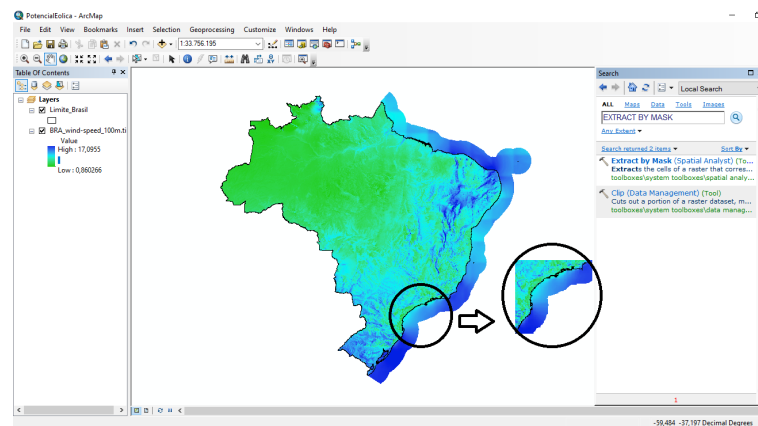
Figura 26 – Álgebra de Mapas - Ferramenta Raster Calculator



Fonte: Autoria própria.

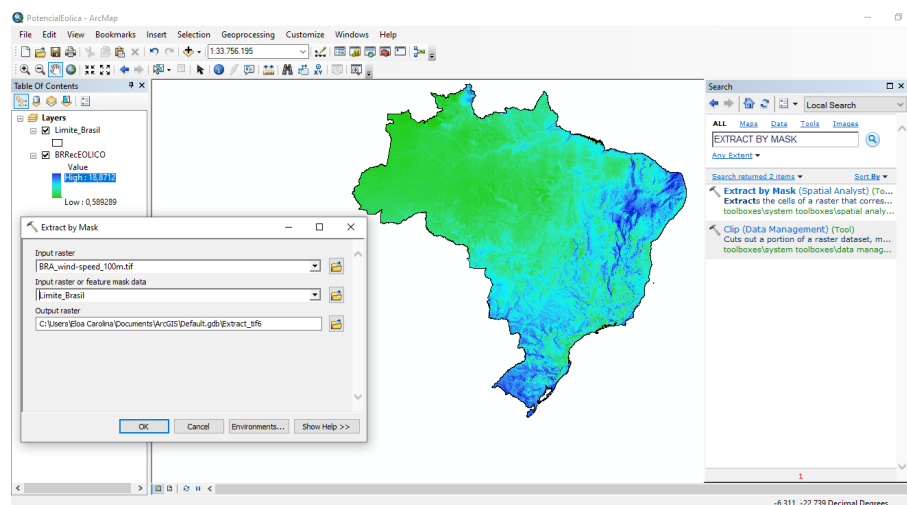
Feita a álgebra de mapas (Potencial Eólico) , a camada de limite do Brasil foi adicionada fim de verificar se todos os pontos ali plotados de fato pertenciam ao país, eliminando o que não pertencia. Nota-se então, como ilustrado na Figura 27 (Potencial Eólico) que existe a necessidade de realizar um recorte, eliminando os pontos externos ao Brasil. Logo em seguida, a Figura 28 ilustram os mapas com os recortes efetuados. Embora não foi necessário fazer álgebra de mapas com o Potencial Solar (PVOUT), o processo de recorte dos pontos externos ao Brasil foi efetuado tanto para Potencial Solar quanto para Potencial Eólico.

Figura 27 – Mapa com dados externos ao Brasil - Potencial Eólico.



Fonte: Autoria própria.

Figura 28 – Álgebra de Mapas - Mapa com dados externos ao Brasil já eliminados Potencial Eólico.



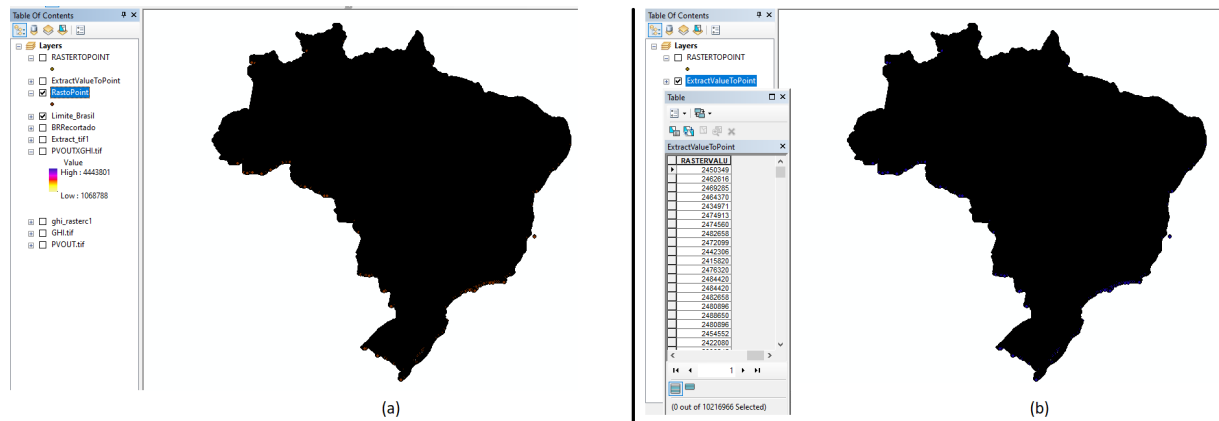
Fonte: Autoria própria.

Logo em seguida, como temos uma imagem raster, foi necessário extrair os pontos da imagem, através da ferramenta *Raster to Point*, como ilustrado na Figura 29 (a). Por

fim, para finalizar o processo de álgebra de mapas (Potencial Eólico), os valores de cada ponto foram extraídos, a fim de iniciar a próxima camada, que é o processamento fuzzy.

Esta etapa de extração de valores de pontos é de extrema importância pois com os valores aqui extraídos, foi possível aplicar as regras fuzzy criadas na próxima etapa, como visto na Figura 29.

Figura 29 – Álgebra de Mapas- (a) - Raster extraído para pontos, (b)-Tabela de atributos resultante com os valores da álgebra.



Fonte: Autoria própria.

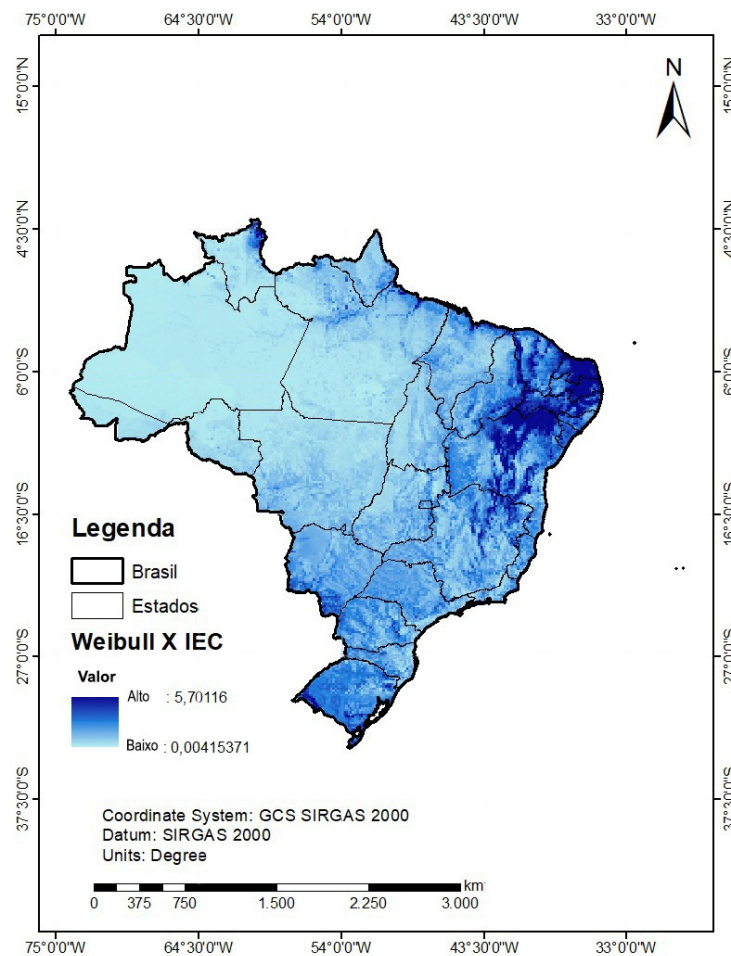
Feitas todas as etapas, a álgebra de mapas foi efetuada , resultando no mapa da Figura 30 para o Potencial Eólico.

4.2.2 Lógica Fuzzy

Nesta etapa, modelos ou técnicas são aplicados a fim de verificar uma hipótese ou ainda obter novos/diferentes padrões. Esta etapa pode ser executada mais de uma vez de acordo com o objetivo do projeto. Aqui é descrito o desenvolvimento fuzzy (feita no *software* MatLab), bem como a manipulação georreferenciada dos resultados, feita no *software* ArcGis.

Para fuzzificar a saída da álgebra de mapas, foi necessária a implementação de um *script*, usando o *software* MatLab. Este *script* foi executado 11 vezes, pois o arquivo da tabela de atributos possui 11 milhões de linhas e era necessário fragmentar esta quantidade de linhas em arquivos de 1 milhão em 1 milhão de linhas. Logo, os dados exportados da tabela de atributos foram fragmentados em 11 arquivos menores, resultando em 11 arquivos de saída. Estes arquivos foram unidos posteriormente dentro do *software* ArcGis através da ferramenta "*JOIN*". Os arquivos gerados com valores de saída (MatLab) foram então adicionados na tabela de dados (que já havia sido obtido - na etapa *Raster Value*) através dos "*JOINS*" dentro da ferramenta ArcGis.

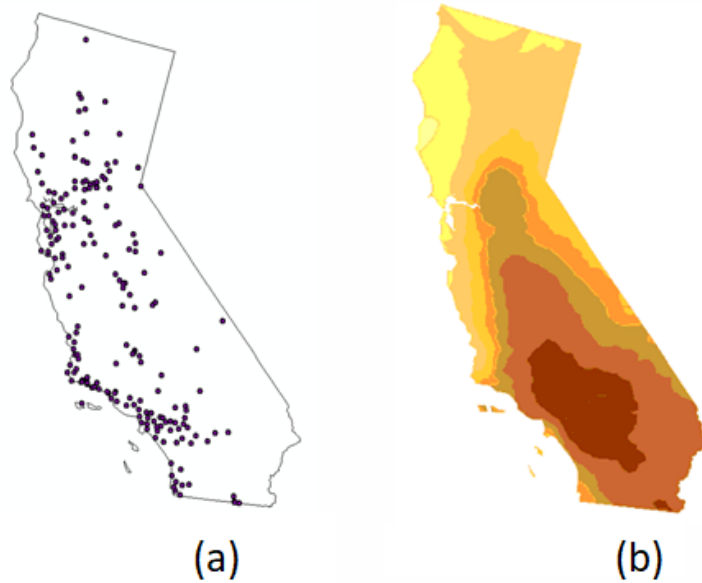
Figura 30 – Álgebra de Mapas: Potencial Eólico - Brasil.



Fonte: Autoria própria.

Seguiu-se então para a interpolação a fim de gerar o mapa de Potencial Solar. A interpolação é um processo que prevê valores para células em um raster a partir de um número limitado de pontos de dados de amostra. Ele pode ser usado para prever valores desconhecidos para quaisquer dados de pontos geográficos, como elevação, precipitação, concentrações químicas e níveis de ruído (ARCGIS, 2006). A suposição que torna a interpolação uma opção viável é que objetos espacialmente distribuídos são espacialmente correlacionados; em outras palavras, coisas próximas tendem a ter características semelhantes. Esta é a base da interpolação. Uma questão básica na análise espacial é interpolar uma superfície contínua de amostras pontuais (LI et al., 2018). Na Figura 31, as ferramentas de interpolação foram usadas para estudar a correlação da concentração de ozônio nas doenças pulmonares na Califórnia. A Figura 31(a) mostra a localização das estações de monitoramento de ozônio, enquanto a Figura 31(b) exibe a superfície interpolada, fornecendo previsões para cada local na Califórnia, a fim de ilustrar o processo de interpolação em outro cenário.

Figura 31 – Exemplo de uma área interpolada.



Fonte: Adaptado de (ARCGIS, 2006).

Existem muitos métodos de interpolação e diversos métodos de interpolação já foram aplicados para mapas (LI; HEAP, 2008), (DELBARI; AFRASIAB; JAHANI, 2013), (SALES et al., 2019), (BORGES et al., 2016). Alguns métodos são bastante flexíveis e podem acomodar diferentes aspectos dos dados de amostra. Outros são mais restritivos e exigem que os dados atendam a condições específicas, por exemplo: Polinômio global, Polinômio local, Ponderação pelo Inverso da Distância (IDW), Krigagem comum, Krigagem simples, Krigagem universal, Krigagem indicadora, Krigagem de probabilidade, Krigagem disjuntiva, Simulações geoestatísticas gaussianas, Interpolação espacial, Krigagem Bayesiana empírica etc (ARCGIS, 2006).

Provavelmente, um dos métodos de interpolação mais famosos é IDW, estando disponível em quase qualquer software GIS, por isso é aplicado com frequência nesta área (LI et al., 2018). Este trabalho utilizou o método IDW de interpolação, que estima valores de pontos não amostrados, fundamentando-se, em pontos amostrados, atribuindo-se valores em cada amostra e a distância entre elas (ALVARENGA et al., 2010). A fórmula para a interpolação IDW é dada na Equação 4.1.

$$Z = \frac{\sum_{i=1}^n \left(\frac{1}{d_i^p}\right) Z_i}{\sum_{i=1}^n \left(\frac{1}{d_i^p}\right)} \quad (4.1)$$

Onde Z é o valor estimado para o ponto de previsão, Z_i é o valor medido para o ponto de amostra, d_i é a distância euclidiana entre o ponto de amostra e o ponto de previsão, p é um parâmetro de potência e n representa o número de pontos de amostra.

Um fator principal que afeta o resultado da interpolação IDW é o valor p . Quando o valor de p aumenta, a suavidade da saída IDW superfície aumenta. Um fato importante a ser mencionando é que o método de interpolação IDW também possui desvantagens. Por exemplo, a qualidade da interpolação pode diminuir, se a distribuição de pontos amostrais é irregular (o que não é o caso para os dados deste trabalho). Outra desvantagem descrita na literatura também é a geração de contornos concêntricos (“*bull’s eyes*”), porém esta característica negativa pode ser resolvida ao adicionar um parâmetro de suavização (TOMCZAK, 1998). Dentro do ArcGis esta fórmula é calculada sem a interferência do usuário através da ferramenta *Special Analyst*.

4.2.2.1 Potencial Eólico

Para o desenvolvimento da lógica fuzzy do Potencial Eólico, as variações de valores da variável de Potencial de produção anual de energia foram extraídos do GWA, enquanto de Weibull foram gerados através de estudo da literatura (OZAWA, 2017), (FILHO et al., 2011), (WEIBULL, 1951), (SILVA et al., 1999), (AMARANTE, 2001).

Vale ressaltar que a Distribuição de Weibull, pode e é utilizada para representar a distribuição de probabilidade da velocidade do vento. Os valores estão referenciados na Tabela 4. Logo em seguida, um sistema de inferência com 25 regras, seguindo a mesma lógica do Potencial Solar foi gerado no *software* Matlab, como apresentado na Figura 32, com as regras criadas disponíveis na Tabela 5. Para a classificação da saída do sistema de inferência, o método de inferência adotado foi o de Mamdani tanto para o Potencial Solar quanto para o Potencial Eólico (MAMDANI; ASSILIAN, 1999).

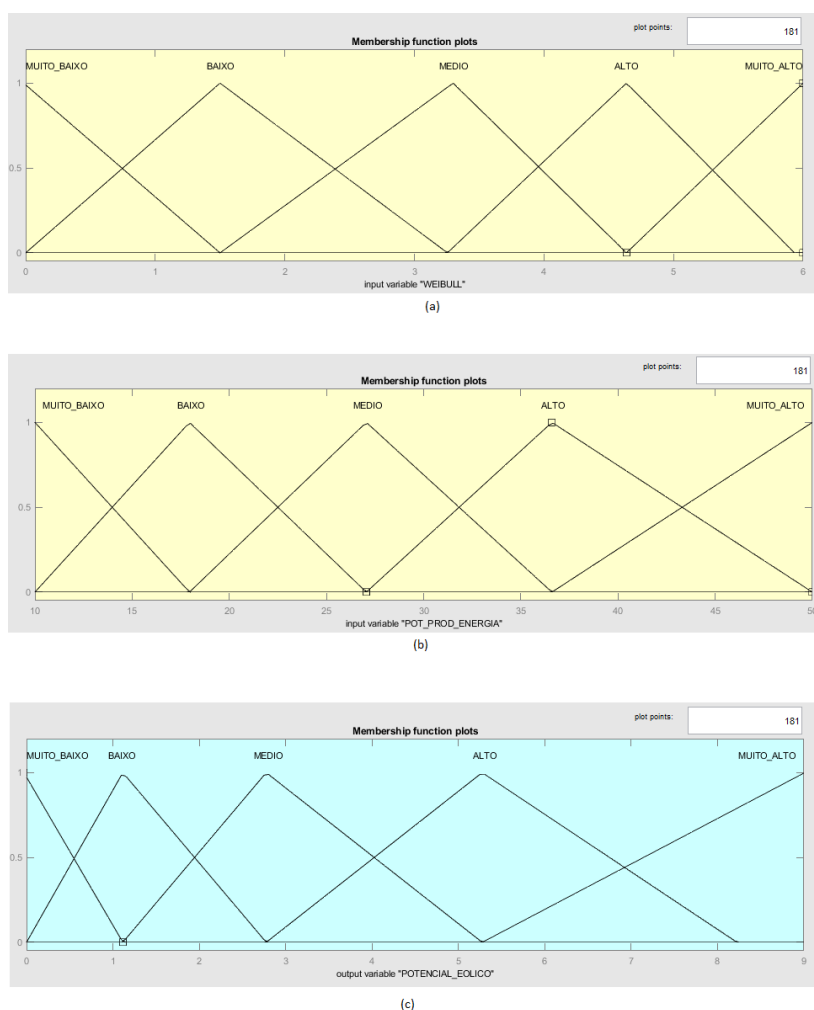
Para fuzzificar a saída da álgebra de mapas, foi necessária a implementação de um script, usando o *software* MatLab. Os dados exportados da tabela de atributos da álgebra de mapas foram exportados, sendo o arquivo de entrada neste *script*, que gerou um arquivo de saída com os valores fuzzyficados de acordo com as regras trabalhadas, georreferenciando-os no *software* ArcGis através da ferramenta "JOIN". Os arquivos gerados com valores de saída (MatLab) foram adicionados à tabela de dados (que já havia sido obtido - na etapa Raster Value). Posteriormente o processo de interpolação foi executado a fim de gerar o mapa de Potencial Eólico.

Esta etapa de resultados parciais corresponde a última etapa do KDD (FAYYAD; PIATETSKY-SHAPIRO; SMYTH, 1996b): Interpretação e Avaliação, onde o desempenho do modelo é avaliado.

4.3 Camada de Análise AHP

Esta seção descreve os passos da aplicação do AHP, combinando a mensuração relativa e absoluta para solucionar o problema de implantação de energia renovável em

Figura 32 – Sistema de Inferência Fuzzy - Potencial Eólico



Fonte: Autoria Própria.

determinando ponto geográfico. O problema em questão apresenta um grande número de alternativas submetidas à avaliação em múltiplos critério inclusive, qualitativos. A Figura 33 ilustra em vermelho no *framework* completo a camada de mineração de dados.

4.3.1 Desenvolvimento do AHP

Os dados deste trabalho são classificados como "não estruturados", ou seja, são os dados nos quais não é possível identificar uma organização clara. Exemplos de dados não estruturados podem ser textos, arquivos, imagens, áudios e vídeos por exemplo. Para gerar qualquer compreensão sobre estes dados é preciso realizar um extenso pré-processamento para recuperar a informação (SILVA, 2010). Por este motivo, a etapa de pré processamento deste trabalho foi demasiadamente custosa em todas as variáveis utilizadas. Uma vez que as variáveis foram definidas, cada dimensão principal foi comparada com as outras usando uma escala de Saaty de nove pontos. Os pesos foram obtidos através da matriz de

Tabela 5 – Regras relacionando variáveis de entrada e Potencial Eólico

Entrada		Saída
Weibull	Pot. Prod. Energia	Potencial Eólico
Muito baixo	Muito Baixo	Muito Baixo
Muito Baixo	Baixo	Baixo
Muito Baixo	Médio	Baixo
Muito Baixo	Alto	Médio
Muito Baixo	Muito Alto	Médio
Baixo	Muito Baixo	Muito Baixo
Baixo	Baixo	Baixo
Baixo	Médio	Médio
Baixo	Alto	Alto
Baixo	Muito Alto	Alto
Médio	Muito Baixo	Muito Baixo
Médio	Baixo	Baixo
Médio	Médio	Médio
Médio	Alto	Alto
Médio	Muito Alto	Muito Alto
Alto	Muito Baixo	Baixo
Alto	Baixo	Baixo
Alto	Médio	Médio
Alto	Alto	Alto
Alto	Muito Alto	Muito Alto
Muito Alto	Muito Baixo	Médio
Muito Alto	Baixo	Médio
Muito Alto	Médio	Alto
Muito Alto	Alto	Alto
Muito Alto	Muito Alto	Muito Alto

Fonte: Autoria Própria.

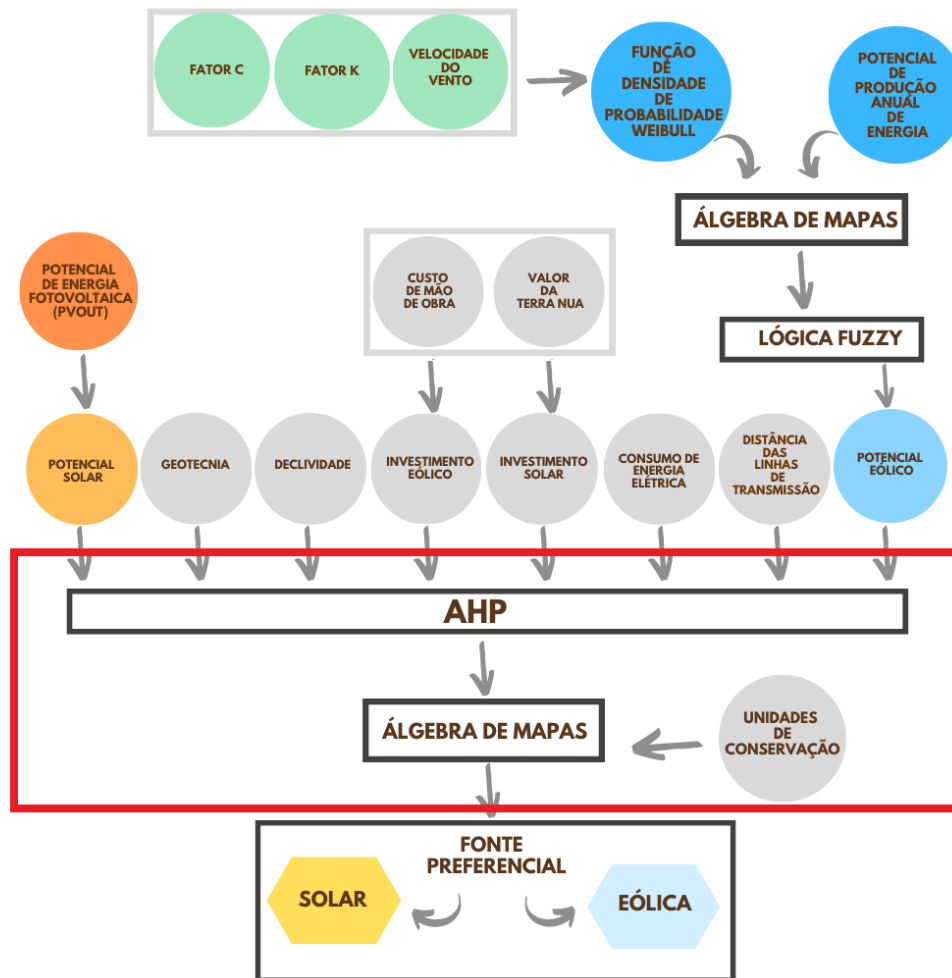
julgamentos com o cálculo das médias geométricas ponderadas e normalizadas.

4.3.1.1 Potencial Solar

Feito o processo de pré processamento, a variável Potencial solar foi gerada e ilustrada na Figura 34.

É possível verificar que os estados da Bahia, Tocantins, Ceará, Rio Grande do Norte, Pará, Mato Grosso, Roraima, Tocantin, Minas Gerais, São Paulo, Goiás e Piauí possuem maior área em termos de potencial solar mais elevado. Por outro lado, não se pode avaliar de forma isolada esta classificação, pois nela o Amazonas possui praticamente o mesmo índice alto de potencial solar do Tocantins. O estado do Amazonas possui a maior área considerada como mais baixa enquanto o estado do Pará apresentou a maior área classificada como mais alta em relação às demais. Esta variável teve origem o PVOUT já apresentado neste trabalho.

Figura 33 – Camada de Análise AHP (em vermelho).



Fonte: Autoria própria.

Os valores foram normalizados em um intervalo de 1 a 10, sendo 1 considerado o menor potencial e 10 o maior potencial solar. Então, foi gerada a matriz de comparação e pesos para a variável de potencial solar, conforme é apresentada na Tabela 6.

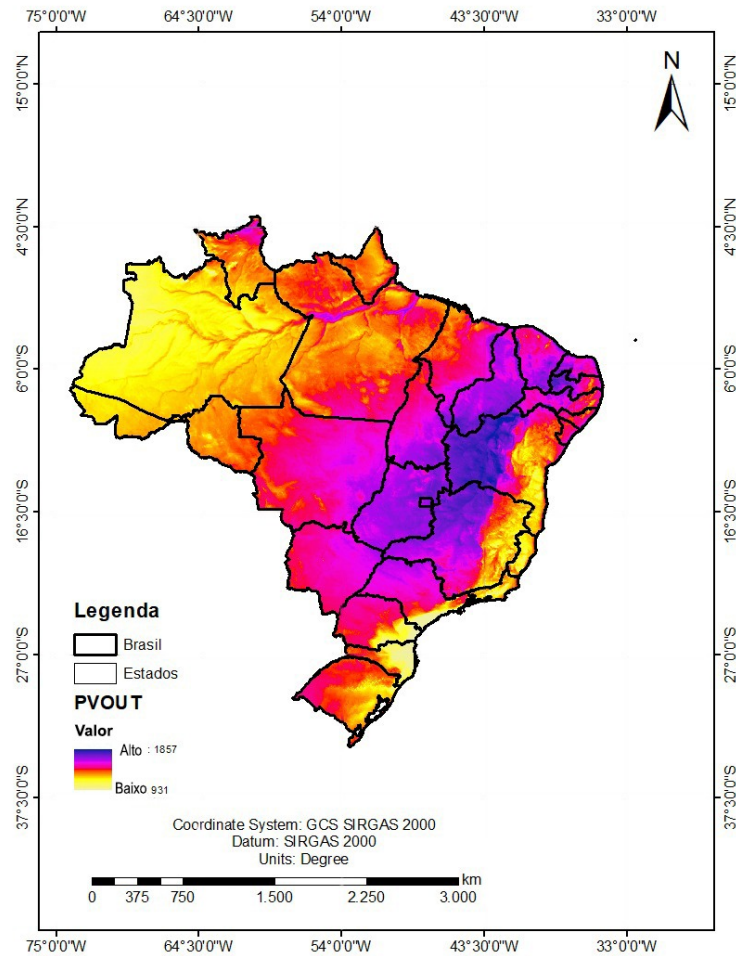
4.3.1.2 Potencial Eólico

Para a geração do Potencial Eólico na camada AHP, foi usada a mesma lógica da variável de Potencial Solar em termos de julgamentos e pesos, conforme Tabela 7.

4.3.1.3 Investimento Solar e Investimento Eólico

O custo de implantação de 1 MW solar gira em torno de US\$ 1,1 mi enquanto no eólico US\$ 1,4 mi. Entretanto, a forma mais usual de comparar a competitividade de diferentes tecnologias de geração é através do conceito de LCOE (*Levelized Cost of*

Figura 34 – Mapa resultante da interpolação - Potencial Solar.



Fonte: Autoria Própria.

Energy) que mede a competitividade através de fatores como custo de capital, fator de capacidade, custos operacionais e eficiência descontados no tempo de vida útil do empreendimento (SHEN et al., 2020). Para o caso solar, o LCOE está em cerca de 25 US\$/MWh e o eólico em 30 US\$/MWh (ENERGIA; TRINITY, 2019). Sendo assim, o custo de instalação eólica é 17% mais caro que o solar, então, para este trabalho, considerou-se que o custo da energia eólica usa um fator de ponderação de 1,17 em comparação ao valor solar.

Para o cálculo do investimento tanto Solar quanto Eólico, foram somados os seguintes parâmetros: valor da terra nua e valor da mão de obra em cada estado do Brasil. Esses valores foram retirados do site da Receita Federal do Brasil, que divulgou a Planilha com os Valores de Terra Nua (VTN) relativos ao ano de 2021. A publicação traz informações de diversos municípios brasileiros. O VTN - Valor de Terra Nua - é o preço de mercado do imóvel, entendido como o valor do solo com sua superfície e a respectiva mata, floresta e pastagem nativa ou qualquer outra forma de vegetação natural, sem contar os valores de mercado relativos a construções, instalações e benfeitorias, culturas

Tabela 6 – Matriz de comparação e Pesos - Subcritério Potencial Solar

Potencial Solar	1	2	3	4	5	6	7	8	9 e 10	Pesos
1	1	2	1/3	1/4	1/5	1/6	1/7	1/8	1/9	0,014932535
2	2	1	1/3	1/4	1/5	1/6	1/7	1/8	1/9	0,017419236
3	3	2	1	1/4	1/5	1/6	1/7	1/8	1/9	0,022235969
4	4	3	2	1	1/5	1/6	1/7	1/8	1/9	0,030258484
5	5	4	3	2	1	1/6	1/7	1/8	1/9	0,043268698
6	6	5	4	3	2	1	1/7	1/8	1/9	0,064431216
7	7	6	5	4	3	2	1	1/8	1/9	0,099287802
8	8	7	6	5	4	3	2	1	1/9	0,157609561
9 e 10	9	8	7	6	5	4	3	2	1	0,256824499

Fonte: Autoria Própria.

Tabela 7 – Matriz de comparação e Pesos - Subcritério Potencial Eólico

Potencial Eólico	1	2	3	4	5	6	7	8	9 e 10	Pesos
1	1	2	1/3	1/4	1/5	1/6	1/7	1/8	1/9	0,014932535
2	2	1	1/3	1/4	1/5	1/6	1/7	1/8	1/9	0,017419236
3	3	2	1	1/4	1/5	1/6	1/7	1/8	1/9	0,022235969
4	4	3	2	1	1/5	1/6	1/7	1/8	1/9	0,030258484
5	5	4	3	2	1	1/6	1/7	1/8	1/9	0,043268698
6	6	5	4	3	2	1	1/7	1/8	1/9	0,064431216
7	7	6	5	4	3	2	1	1/8	1/9	0,099287802
8	8	7	6	5	4	3	2	1	1/9	0,157609561
9 e 10	9	8	7	6	5	4	3	2	1	0,256824499

Fonte: Autoria Própria.

permanentes e temporárias, pastagens cultivadas e melhoradas e florestas plantadas. A localização, aptidão agrícola e a dimensão são critérios dos imóveis utilizados para o VTN. Essas informações são enviadas eletronicamente pelos municípios e Distrito Federal, por meio de certificado digital do ente federado, até o último dia útil do mês de abril de cada ano. A prestação de informações para o VTN é disciplinada pela Instrução Normativa nº1877 de março de 2019 (BRASIL, 2021).

O valor da mão de obra foi obtido através do Sistema Nacional de Pesquisa de Custos e Índices da Construção Civil - SINAPI tem por objetivo a produção de séries mensais de custos e índices para o setor habitacional, e de séries mensais de salários medianos de mão de obra e preços medianos de materiais, máquinas e equipamentos e serviços da construção para os setores de saneamento básico, infraestrutura e habitação (ROSA et al., 2019). O Sistema é uma produção conjunta do IBGE e da Caixa Econômica Federal - Caixa, realizada por meio de acordo de cooperação técnica, cabendo ao Instituto a responsabilidade da coleta, apuração e cálculo, enquanto à CAIXA, a definição e manutenção dos aspectos de engenharia, tais como projetos, composições de serviços etc. As estatísticas do SINAPI são fundamentais na programação de investimentos, sobretudo para o setor público. Os

preços e custos auxiliam na elaboração, análise e avaliação de orçamentos, enquanto os índices possibilitam a atualização dos valores das despesas nos contratos e orçamentos.

Com estes dados em mãos, foi criada uma planilha com o Valor de Terra Nua, Valor da Mão De Obra para cada estado do Brasil. Esses valores foram somados e considerados como um valor para Investimento Solar. Como o Investimento Eólico é 17% mais caro que o valor Solar, foi multiplicado por 1,17 o valor Solar para encontrar o Investimento Eólico. Feito isso, os valores foram classificados de 1 a 10 de acordo com o intervalo calculado do maior valor subtraído do menor valor dividido o resultado por 10. Então, foi criada a matriz de comparação e pesos AHP tanto do Investimento Solar (Tabela 9) quanto do investimento Eólico (Tabela 8). Embora a matriz de comparação seja a mesma, os valores de cada pixel do mapa são diferentes.

Tabela 8 – Matriz de comparação e Pesos - Subcritério Investimento Solar

Investimento Solar	1	2	3	4	5	6	7	8	9 e 10	Pesos
1	1	2	3	4	5	6	7	8	9	0,256824499
2	1/2	1	4	4	5	6	7	8	9	0,227312321
3	1/3	1/2	1	4	5	6	7	8	9	0,172470153
4	1/4	1/3	1/4	1	5	6	7	8	9	0,11734783
5	1/5	1/4	1/3	1/2	1	6	7	8	9	0,088633148
6	1/6	1/5	1/4	1/3	1/2	1	7	8	9	0,059521473
7	1/7	1/6	1/5	1/4	1/3	1/2	1	8	9	0,038625499
8	1/8	1/7	1/6	0,2	1/4	1/3	1/2	1	9	0,02433254
9 e 10	1/9	1/8	1/7	1/6	1/5	1/4	1/3	1/2	1	0,014932535

Fonte: Autoria Própria.

Tabela 9 – Matriz de comparação e Pesos - Subcritério Investimento Eólico

Investimento Eólico	1	2	3	4	5	6	7	8	9 e 10	Pesos
1	1	2	3	4	5	6	7	8	9	0,256824499
2	1/2	1	4	4	5	6	7	8	9	0,227312321
3	1/3	1/2	1	4	5	6	7	8	9	0,172470153
4	1/4	1/3	1/4	1	5	6	7	8	9	0,11734783
5	1/5	1/4	1/3	1/2	1	6	7	8	9	0,088633148
6	1/6	1/5	1/4	1/3	1/2	1	7	8	9	0,059521473
7	1/7	1/6	1/5	1/4	1/3	1/2	1	8	9	0,038625499
8	1/8	1/7	1/6	0,2	1/4	1/3	1/2	1	9	0,02433254
9 e 10	1/9	1/8	1/7	1/6	1/5	1/4	1/3	1/2	1	0,014932535

Fonte: Autoria Própria.

4.3.1.4 Declividade

O mapa de declividade em percentual do relevo brasileiro foi extraído do CPRM (NETO, 2013). O mapa de declividade é uma ferramenta de grande potencial para a

CPRM e a comunidade geocientífica no apoio a estudos geológicos, hidrológicos, ecológicos e geomorfológicos em todo o território brasileiro. A geração de mapas temáticos de classes de declividade tem se destacado como uma técnica importante na detecção de áreas críticas para deslizamento de encostas, traçados de perfis ecodinâmicos da paisagem e análises de terreno para contextualização urbana, bem como, no planejamento de lavouras agrícolas e na identificação de áreas suscetíveis à ocorrência de inundações (NETO, 2013). Em especial, essa ferramenta mostra-se substancial na implantação de bases de dados para tomada de decisão no desenvolvimento de um Sistema Nacional de Monitoramento e Alerta de Desastres Naturais, e também um importante instrumento de análise ambiental para o estudo do espaço geográfico de modo integrado (NETO, 2013). O produto apresentado foi elaborado no software ArcGIS 10, Extensão Spatial Analyst, com uso das ferramentas Slope e Reclassify.

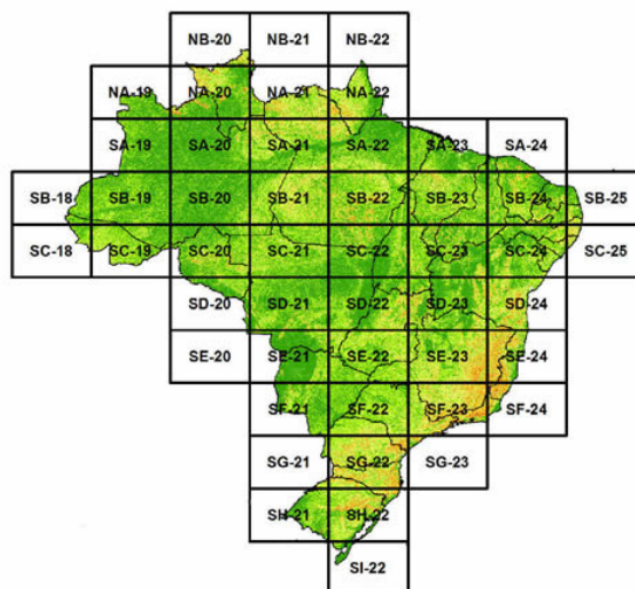
O mosaico de imagem SRTM (*Shuttle Radar Topography Mission*) foi utilizado como dado de base e a classificação da declividade das formas de relevo adotada como referência foi a do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística – IBGE e EMBRAPA (Plano 0 a 3%, Suave ondulado 3 a 8%, Ondulado 8 a 20%, Forte ondulado 20 a 45%, Montanhoso 45 a 75% e Escarpado > 75%). O mapa em questão segue o recorte internacional ao milionésimo e foi gerado no formato raster (extensão tif), a legenda salva em layers (ArcGis 9.0 ou versões mais recentes), e o georreferenciamento efetuado no sistema de coordenadas geográficas DATUM WGS84, que foi posteriormente convertido para SIRGAS2000. Para gerar os dados em nível Brasil, foram baixados os 49 mosaicos de imagem da CPRM, conforme Figura 35.

Feito isso, foi necessário recuperar cada quadrante, adicionando o quadrante de layer respectivo a fim de obter a legenda correta para cada quadrante. Isso foi feito também 49 vezes, sendo uma vez para cada quadrante. Desta forma, com todo o mapa montado, era necessário juntar todos os mosaicos em um único mapa. Então, foi necessário usar o recurso "Mosaico para raster" do ArcGis a fim de juntar todas as imagens em um único arquivo. Esse processo levou em torno de 19 horas para ser processado. O resultado do Mapa de Declividade do Brasil é visto na Figura 36. Para que fosse possível chegar ainda à Figura 36, um último passo foi necessário: fazer o comparativo dos locais das cores geradas no mapa final com as cores de um mosaico, para identificar cada legenda. A Tabela 10 mostra a matriz de comparação e pesos utilizada para o processo AHP.

4.3.1.5 Geotecnia

Este plano de informação representa a distribuição geográfica dos solos do Brasil, de acordo com Sistema Brasileiro de Classificação de Solos (SOLOS, 2018). Os dados foram extraídos da Embrapa e são ilustrados na Figura 37. Dentre fatores que possam limitar ou restringir a implantação de, por exemplo, usinas solares e eólicas além da paisagem

Figura 35 – Mosaicos de imagem do relevo brasileiro.



Fonte: (NETO, 2013).

Tabela 10 – Matriz de comparação e Pesos - Subcritério Declividade

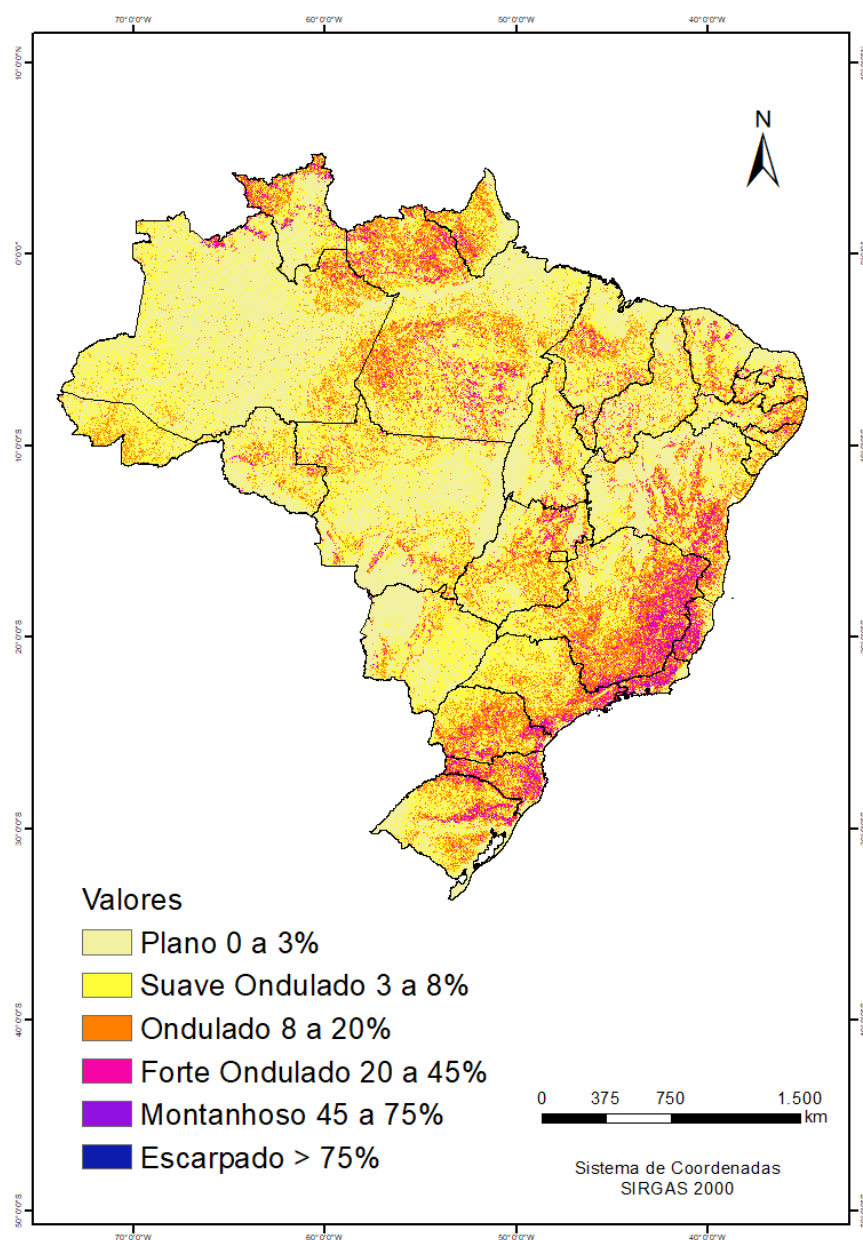
Declividade	1	2	3	4	5	6	Pesos
(1) Plano (0 a 3%)	1	2	3	4	5	6	0,332777086
(2) Suave Ondulado (3 a 8%)	1/2	1	3	4	5	6	0,264125348
(3) Ondulado (8 a 20%)	1/3	1/2	1	4	5	6	0,183134288
(4) Forte Ondulado (20 a 45%)	1/4	1/3	1/2	1	5	6	0,115367372
(5) Montanhoso (45 a 75%)	1/5	1/4	1/3	1/2	1	6	0,067467249
(6) Escarpado (>75%)	1/6	1/5	1/4	1/3	1/2	1	0,037128658

Fonte: Autoria Própria.

natural e do clima, Rodriguez et al.(2010), citam o Impedimento à mecanização como estando diretamente ligado ao relevo do solo e às características físicas e químicas dos mesmos. No entanto, visando entender a relação entre as tipologias edáficas ocorrentes no estado e suas respectivas características com a aptidão para expansão, precisa-se observar quais são estas características e como influenciam.

Os julgamentos da Matriz de decisão hierárquica foram realizados pelos autores, com base na literatura existente que indica a relevância dos critérios e subcritérios para a análise (PIMENTA, 2018), (NETO, 2021), (LIRA; FRANCISCO; FEIDEN, 2022). Os resultados dos julgamentos utilizando a escala de Saaty (1987) são apresentados na Tabela 12. Os critérios de 1 a 15 representam os tipos de solo em nível nacional extraídos da Embrapa (SOLOS, 2018), e estão detalhados na Tabela 11.

Figura 36 – Mapa do relevo brasileiro.

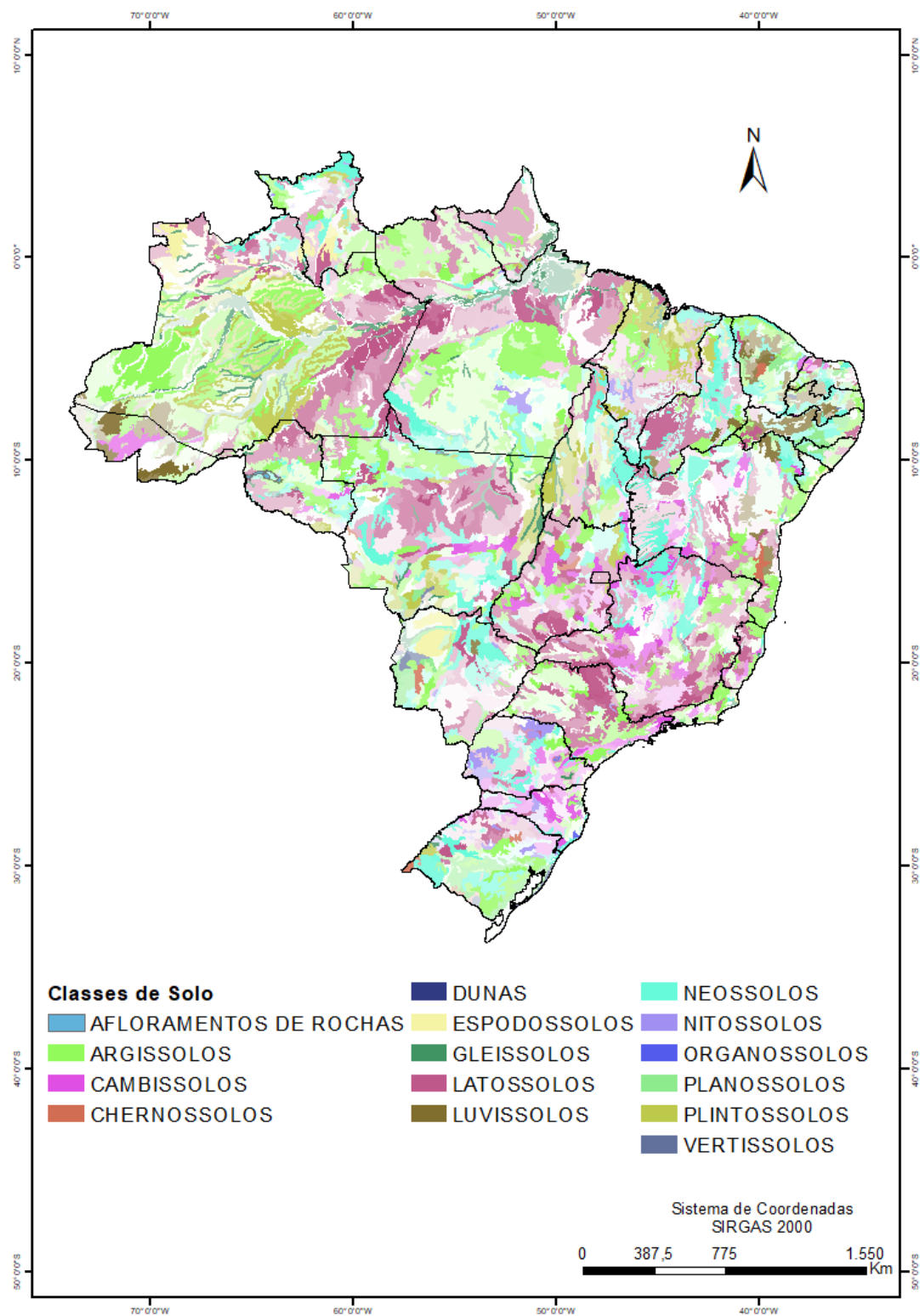


Fonte: Autoria própria.

4.3.1.6 Consumo de Energia Elétrica

A variável de Consumo de energia elétrica na rede (MWh) foi extraída do site oficial da EPE (EPE, 2021), com base no mês de Novembro do ano de 2021. Como os valores eram únicos para cada valor, eles foram reclassificados diretamente na etapa de reclassificação, divididos em quartis.

Figura 37 – Mapa de Geotecnia do Brasil.



Fonte: Autoria própria.

Tabela 11 – Subcritérios e Tipos de solos

Subcritérios	Tipos de Solos
1	Afloramento de Rochas
2	Argissolo
3	Cambissolo
4	Espodossolo
5	Gleissolo
6	Latossolo
7	Neossolo
8	Nitossolo
9	Plintossolo
10	Dunas
11	Organossolos
12	Planossolos
13	Vertissolos
14	Luvissolo
15	Chernossolo

Fonte: Autoria Própria.

Tabela 12 – Matriz de comparação e Pesos - Subcritério Geotecnia

Critérios	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	Pesos
1	1	1/5	1/2	1/3	1/8	1/9	1/4	1/8	1/7	2	1/2	1/5	1/2	1/5	1/9	0,020964343
2	5	1	7	5	3	1/6	3	1/5	1/5	9	7	1	7	1	1/6	0,113823689
3	2	1/7	1	1	1/2	1/8	1/2	1/6	1/5	2	1	1/7	1	1/7	1/8	0,029469122
4	3	1/5	1	1	1/2	1/7	1/2	1/6	1/5	3	1	1/5	1	1/5	1/7	0,033869118
5	4	1/3	2	2	1	1/5	1	1/5	1/3	4	2	1/3	2	1/3	1/5	0,057181719
6	9	6	8	7	5	1	6	2	4	9	8	1/6	8	6	1	0,270409066
7	4	1/3	2	2	1	1/6	1	1/5	1/3	4	2	1/3	2	1/3	1/6	0,055808418
8	8	5	6	6	4	1/2	4	1	2	9	6	5	6	5	1/2	0,24468239
9	7	4	5	5	3	1/5	3	1/2	1	7	5	4	5	4	1/5	0,173792136
10	1/2	1/9	1/2	1/3	1/5	1/9	1/5	1/9	1/7	1	1/2	1/9	1/2	1/9	1/9	0,016860842
11	2	1/7	1	1	1/2	1/8	1/2	1/6	1/5	2	1	1/7	1	1/7	1/8	0,029469122
12	5	1	7	5	3	1/6	3	1/5	1/5	9	7	1	7	1	1/6	0,113823689
13	2	1/7	1	1	1/2	1/8	1/2	1/6	1/5	2	1	1/7	1	1/7	1/8	0,029469122
14	5	1	7	5	3	1/6	3	1/5	1/5	9	7	1	7	1	1/6	0,113823689
15	9	6	8	7	5	1	6	2	4	9	8	1/6	8	6	1	0,270409066

Fonte: Autoria Própria.

4.3.1.7 Distância da Linha de Transmissão

Para o cálculo da distância física e elétrica da linha de transmissão, foi usada a ferramenta de medida do ArcGis, comparando valores de distância do Brasil, a fim de comparar se os valores medidos estavam corretos. Então, chegou-se aos valores utilizados, apresentados na Tabela 13.

Tabela 13 – Matriz de comparação e Pesos - Subcritério Distância da linha de transmissão

Distância da linha de transmissão	1	2	3	4	5	Pesos
<90 km (1)	1	2	3	4	5	0,373965
90 - 250km (2)	1/2	1	3	4	5	0,283412
251 - 470 km (3)	1/3	1/2	1	4	5	0,182629
471 – 750 km (4)	1/4	1/3	1/2	1	5	0,104893
>750km (5)	1/5	1/4	1/3	1/2	1	0,055101

Fonte: Autoria Própria.

4.3.2 Álgebra de Mapas

Feitas todas as etapas necessárias dos subcritérios, iniciou-se então a álgebra de mapas. Neste momento, todas as áreas de unidades de conservação foram retiradas das recomendações. A Tabela 14 mostra a matriz de comparação e pesos dos critérios utilizados a fim de realizar a álgebra de mapas, reclassificando cada pixel com os pesos estabelecidos.

Tabela 14 – Matriz de comparação e Pesos - Critérios

Critérios	1	2	3	4	5	6	7	8	Pesos
(1) Geotecnia	1	1/7	1/5	1/5	1/7	1/7	1/4	1/3	0,02
(2) Distância da Linha de transmissão	7	1	4	4	3	3	4	8	0,31
(3) Investimento Eólico	5	1/4	1	1	1/7	1/7	1/4	8	0,06
(4) Investimento Solar	5	1/4	1	1	1/7	1/7	4	1/2	0,06
(5) Potencial Eólico	7	1/3	7	7	1	1	2	8	0,22
(6) Potencial Solar	7	1/3	7	7	1	1	2	8	0,22
(7) Consumo de energia	4	1/4	4	1/4	1/2	1/2	1	7	0,09
(8) Declividade	3	1/8	1/8	2	1/8	1/8	1/7	1	0,03

Fonte: Autoria Própria.

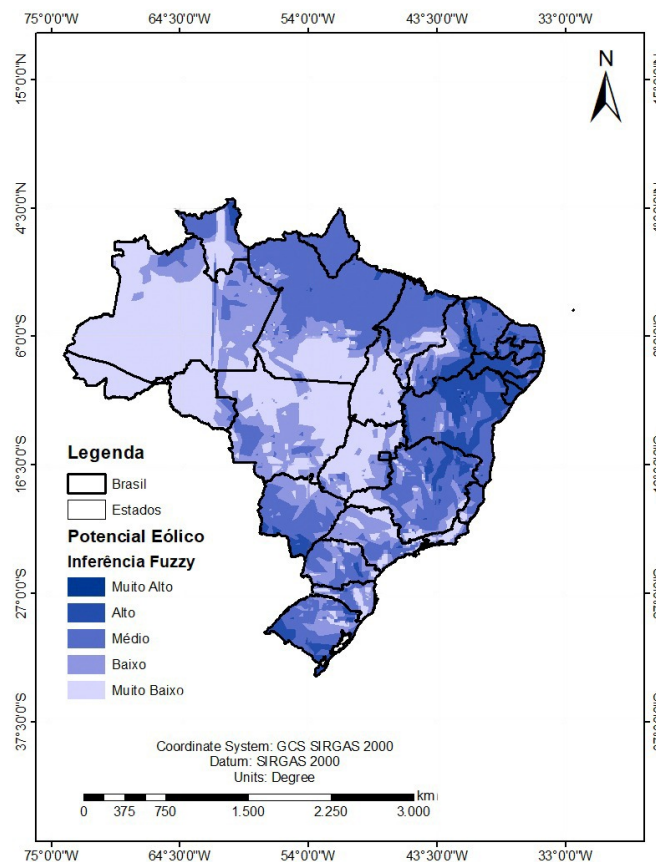
5 DISCUSSÃO E RESULTADOS

Este capítulo apresenta os resultados obtidos, realizando uma discussão através do uso das técnicas de Inferência Fuzzy, AHP, *Data Mining* e Geoprocessamento. A discussão sobre os mapas reclassificados das variáveis já apresentadas no capítulo anterior e a última camada da metodologia proposta é apresentada, mostrando então o resultado da recomendação de energia eólica/ solar e suas análises.

5.1 Saída da Camada de Análise Fuzzy - Mapa de Potencial Eólico

A variável Potencial Eólico, representada na Figura 38 foi gerada após o processo de pré processamento, álgebra de mapas, seguida da interpolação com as regras de inferência fuzzy. Todas as saídas foram classificadas no Brasil, variando de áreas com Potencial Eólico "Muito Baixo" até áreas elencadas como "Muito Alto".

Figura 38 – Mapa resultante da interpolação - Potencial Eólico.



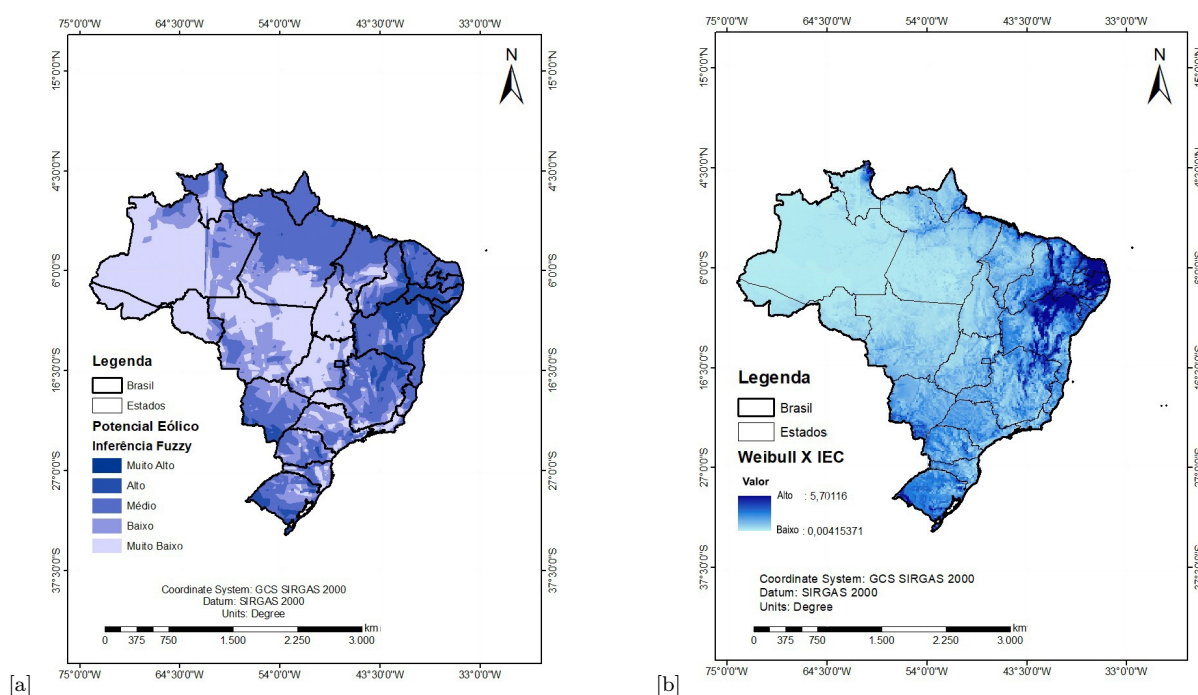
Fonte: Autoria Própria.

Os estados do Amazonas, Tocantins, Acre, Rondônia e Mato Grosso apresentam

menor Potencial Eólico. Por outro lado, no Sudeste por exemplo, os estados indicados com Potencial Eólico mais altos são Rio de Janeiro e Espírito Santo. Na região Sul do Brasil Santa Catarina e Rio Grande do Sul possuem grande área com Potencial Eólico "Alto". Os estados da região Nordeste são classificados com altos níveis de Potencial Eólico. O estado brasileiro com maior área ativada como "Muito Alto" é a Bahia, sendo considerado o estado que mais venta no Brasil.

Analisando o resultado parcial, fica evidente que o Brasil apresenta um elevado potencial eólico, principalmente nas regiões Nordeste, Sul e Sudeste do país, o que vai totalmente de encontro ao resultado obtido pela literatura e pelo mapa obtido através da álgebra de mapas gerado na primeira camada (Weibull x Potencial de produção de energia). É possível verificar essa comparação na Figura 39. É possível afirmar então que o Brasil possui uma alta qualidade de vento, gerando um interessante índice de Potencial Eólico. De acordo com os dados gerados pelo mapa de Potencial Eólico deste trabalho, é coerente entender o motivo da Bahia e do Rio Grande do Norte serem estados com o maior número de parques eólicos no Brasil (NETO et al., 2020).

Figura 39 – a) Potencial Eólico b) Álgebra de Mapas (Weibull x Potencial de Produção de Energia)



Fonte: Autoria Própria.

5.2 Saída das Reclassificações do AHP

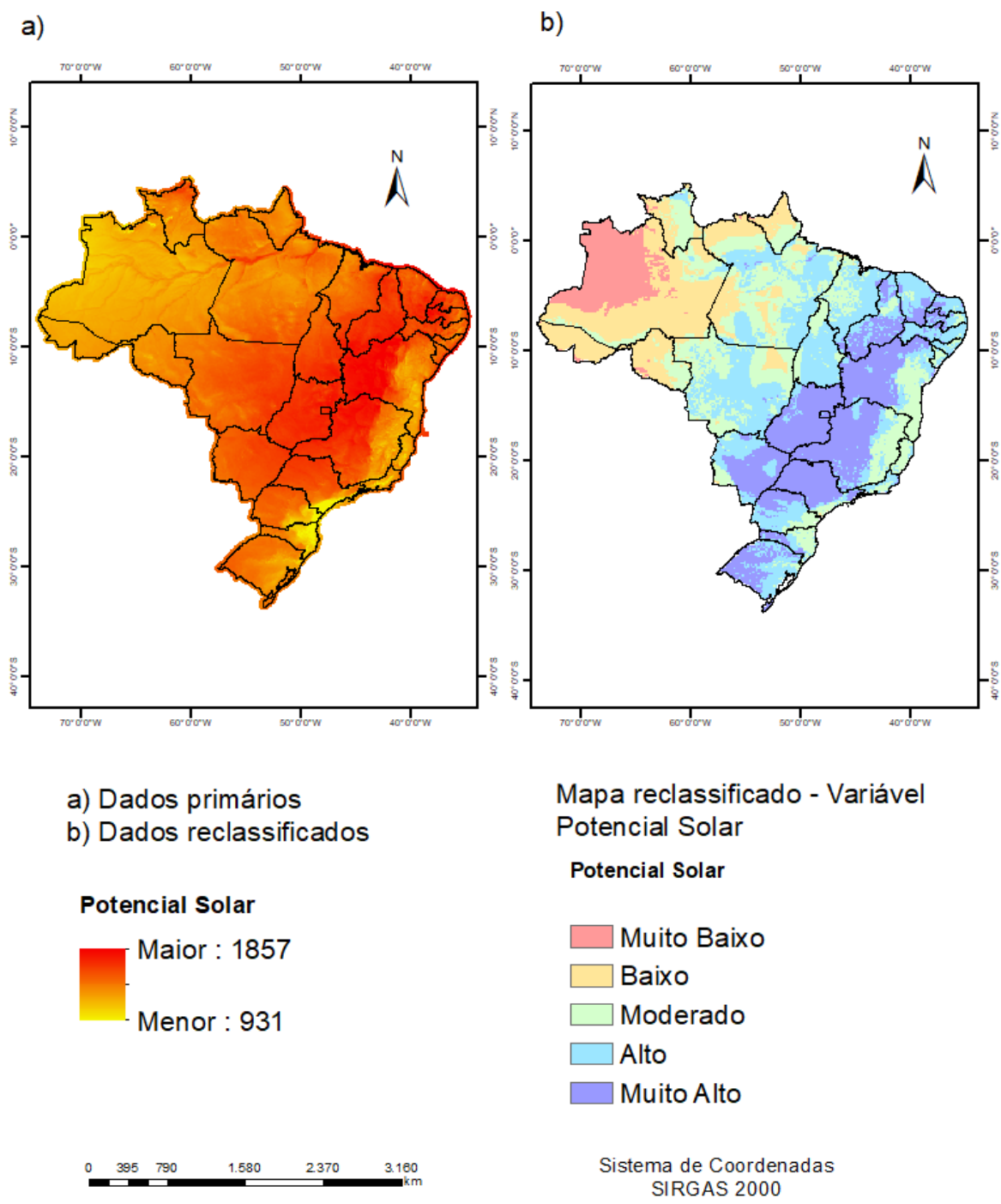
A fim de gerar os mapas de saída reclassificados, utilizou-se do valor da média geométrica ponderada já calculada previamente. Apenas a variável de consumo de energia elétrica foi reclassificada através de quartis, por se tratar de um valor para cada estado, utilizou-se a divisão por quartis. Dessa forma, as variáveis de potencial eólico, potencial solar, investimento eólico, investimento solar, declividade, geotecnia, distância da linha de transmissão foram tratadas como subcritérios AHP. Depois de calculados todos os subcritérios já apresentados no capítulo 4, os mapas foram gerados e reclassificados para que fosse possível a geração final do mapa de recomendação, através dos pesos apresentados na Tabela 14, também apresentada no capítulo 4.

5.2.1 Mapa de Reclassificação Potencial Solar e Potencial Eólico

Para reclassificar tanto o Potencial Solar quanto o Potencial Eólico, procedeu-se da mesma forma. Foi aplicada a Matriz de comparação e pesos AHP, já apresentada na Tabela 7 para Potencial Eólico e na Tabela 6 para Potencial Solar. Foi feita a subtração do maior valor com o menor valor da média geométrica ponderada e o resultado foi dividido por 5, pois trata-se de 5 intervalos: "Muito Baixo", "Baixo", "Moderado", "Alto", "Muito Alto". O maior valor recebeu o valor 1 e o intervalo para calcular os valores foi de 0,19315989. Sendo assim, os pontos do mapa original com valor até 0,227360434, foram reclassificados como "Muito Baixo", os pontos com valor entre 0,227360435 até 0,420520325 foram reclassificados como "Baixo", os pontos com valor entre 0,420520326 até 0,613680217 foram reclassificados como "Moderado", os pontos com valores de 0,613680218 até 0,806840108 foram reclassificados como "Alto" e os pontos de 0,806840109 até 1 foram reclassificados como "Muito Alto". A Figura 40 representa os dados primários e os dados já reclassificados do Potencial Solar enquanto a Figura 41 representa a reclassificação do Potencial Eólico.

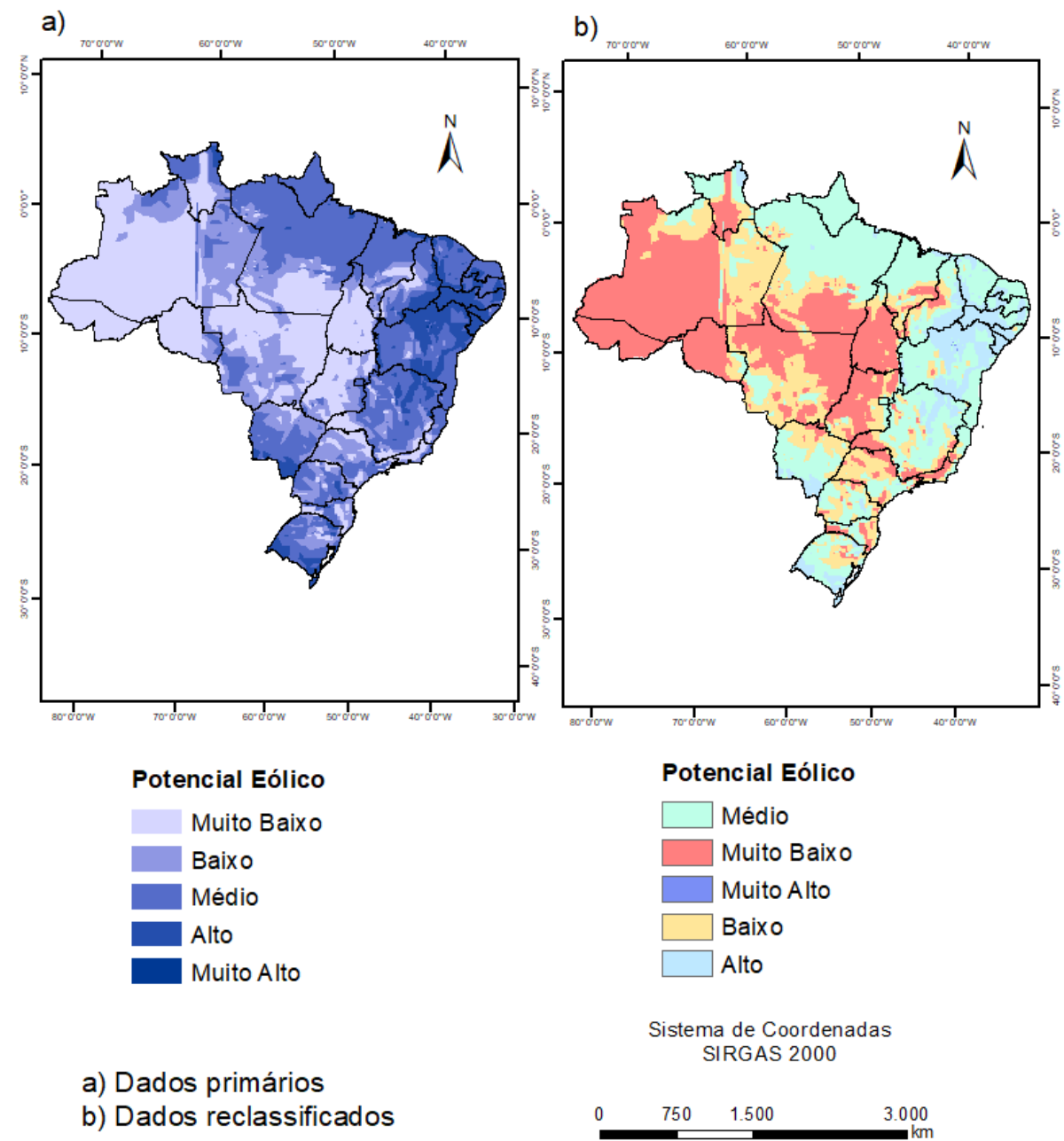
Em termos de Potencial Solar, os estados do Rio Grande do Sul, Mato Grosso do Sul, São Paulo, Goiás, Minas Gerais, Bahia, Piauí, Ceará, Bahia e Rio Grande do Norte receberam a reclassificação de "Muito Alto", Pernambuco, Tocantins, e Mato Grosso possuem um Potencial Solar "Alto" em quase sua totalidade territorial também. Considerando que atualmente, as usinas solares de grande porte operam em nove estados brasileiros, nas regiões Nordeste (Bahia, Ceará, Paraíba, Pernambuco, Piauí e Rio Grande do Norte), Sudeste (Minas Gerais e São Paulo) e Centro-Oeste (Tocantins), a reclassificação aqui executada está de acordo com a realidade recente (ABSOLAR, 2022a).

Figura 40 – Mapa reclassificado - Potencial Solar.



Fonte: Autoria própria.

Figura 41 – Mapa reclassificado - Potencial Eólico.



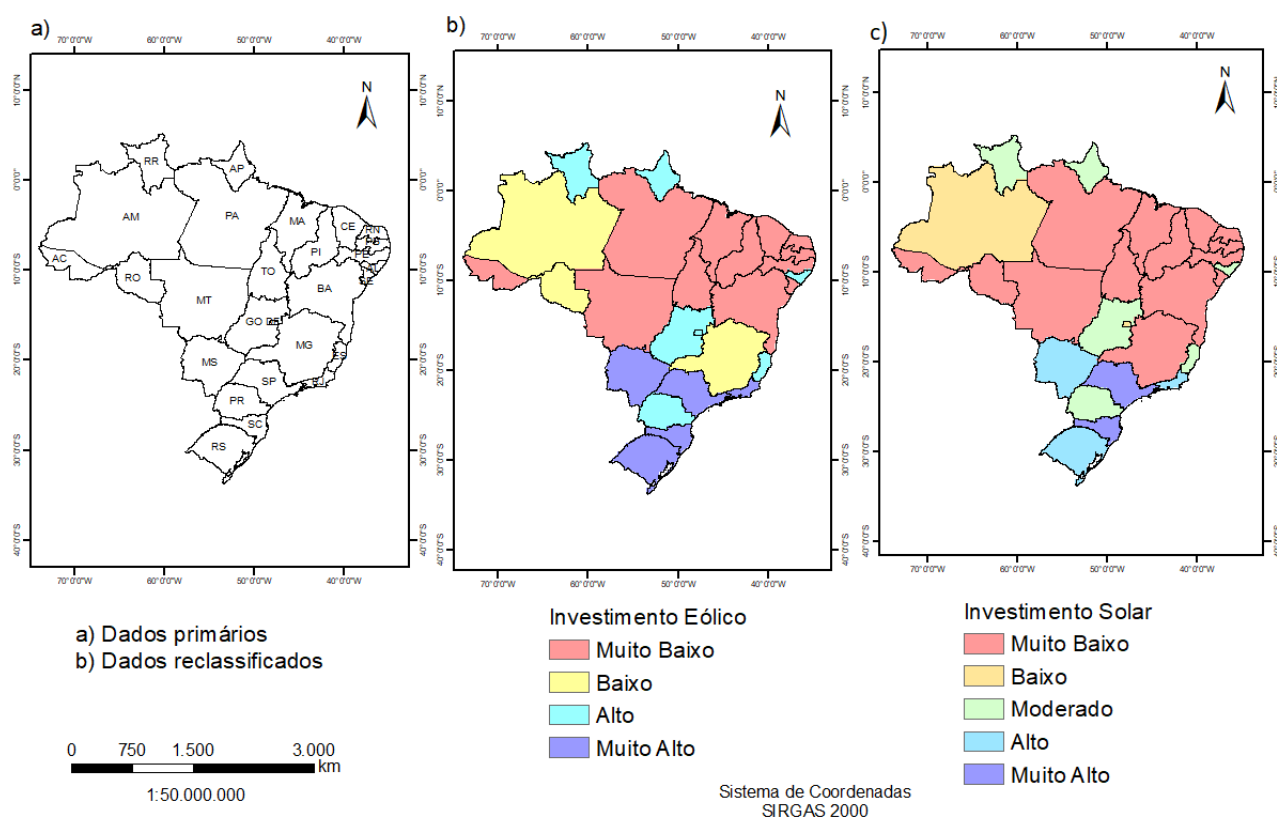
Fonte: Autoria própria.

5.2.2 Mapa de Reclassificação Investimento solar e Investimento eólico

Para reclassificar tanto o Investimento Solar quanto o Investimento Eólico, procedeu-se de forma similar. Foi aplicada a Matriz de comparação e pesos AHP, já apresentada na Tabela 8 para Investimento Eólico e na Tabela 9 para Investimento Solar.

Foi feita a subtração do maior valor com o menor valor da média geométrica

Figura 42 – Mapa reclassificado - (b) Investimento Eólico e (c) Investimento Solar.



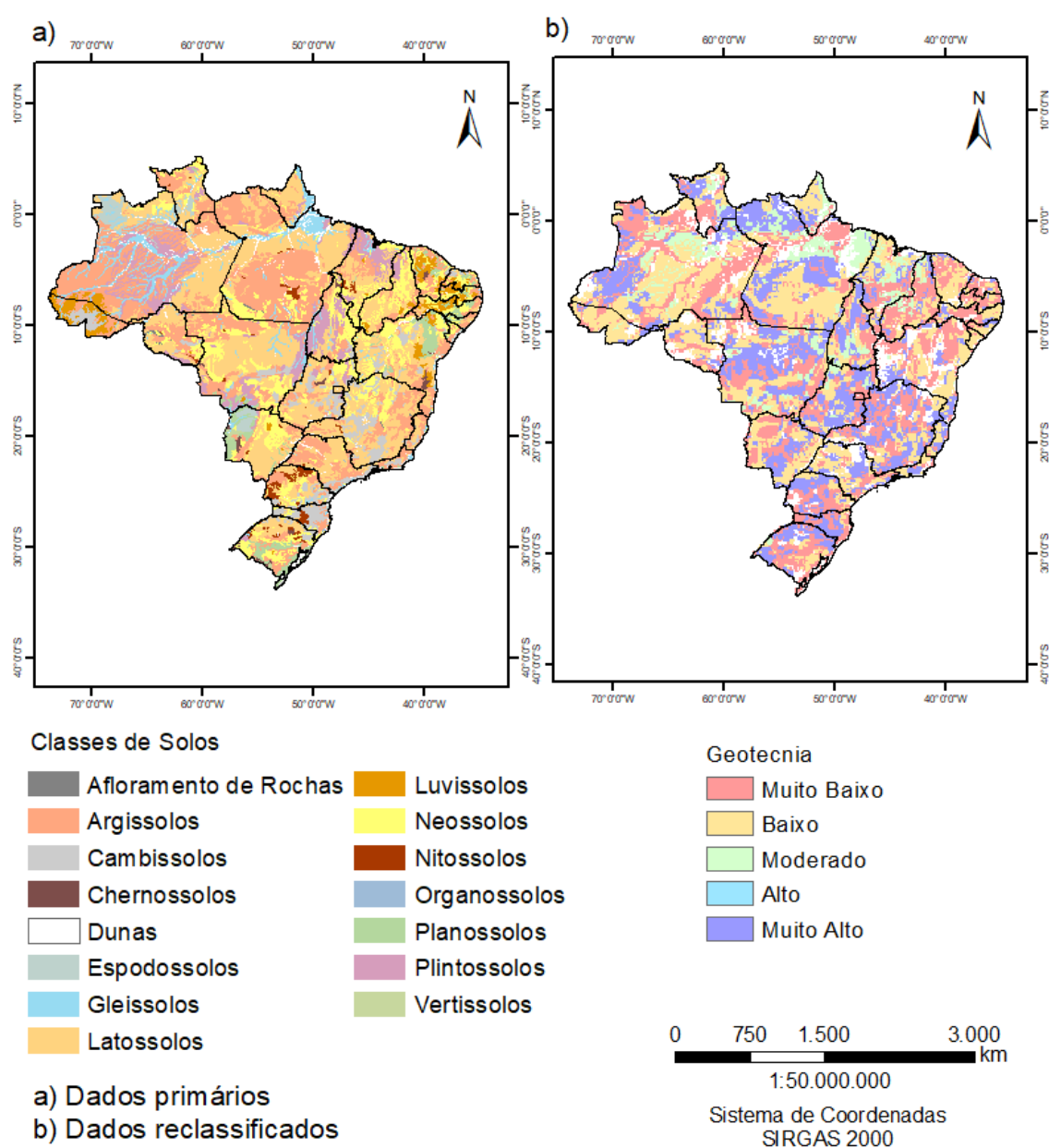
Fonte: Autoria própria.

ponderada e o resultado foi dividido por 5, pois trata-se de 5 intervalos: "Muito Baixo", "Baixo", "Moderado", "Alto", "Muito Alto". O maior valor foi reclassificado com o valor 1 e o intervalo para calcular os valores foi de 0,188371409. Sendo assim, os pontos do mapa original com valor até 0,246514364, foram reclassificados como "Muito Alto" (sendo o investimento considerado muito alto), os pontos com valor entre 0,246514365 até 0,434885773 foram reclassificados como "Alto" (sendo o investimento considerado alto), os pontos com valor entre 0,434885774 até 0,623257182 foram reclassificados como "Moderado" (sendo o investimento considerado moderado), os pontos com valores de 0,623257183 até 0,811628591 foram reclassificados como "Baixo" (sendo o investimento considerado baixo) e os pontos de 0,811628592 até 1 foram reclassificados como "Muito Baixo" (sendo o investimento considerado muito baixo). A tabela de reclassificação do Investimento Eólico e do Investimento Solar é a mesma, porém os valores iniciais são diferentes. Sendo assim, o Investimento Eólico não teve reclassificação "Moderado" por não ter pontos com valor entre 0,434885774 até 0,623257182. A Figura 42(b) representa os dados primários e os dados já reclassificados do Investimento Solar e do Investimento Eólico. A Figura 42(c) representa a reclassificação do Investimento Eólico. De acordo com a reclassificação, tanto para investimento eólico quanto solar de forma geral, pode-se ver que os estados com maior custo de investimento

são São Paulo, Rio Grande do Sul, Santa Catarina, Rio de Janeiro, e Mato Grosso do Sul. Vale evidenciar que para chegar nestes valores outras variáveis foram usadas e já apresentadas neste trabalho. Em termos de imóveis, as cidades mais caras do Brasil, de acordo com a FipeZap são: São Paulo, Rio de Janeiro, Santa Catarina, Rio Grande do Sul (FIPEZAP, 2022). O Índice FipeZAP+ é o primeiro índice de preço com abrangência nacional que acompanha os preços de imóveis residenciais e comerciais.

5.2.3 Mapa de Reclassificação - Geotecnia

Figura 43 – Mapa reclassificado - Geotecnia.



Fonte: Autoria própria.

Para reclassificar a variável Geotecnia, foi aplicada a Matriz de comparação e pesos AHP, já apresentada na Tabela 12. Foi feita a subtração do maior valor com o menor valor da média geométrica ponderada e o resultado foi dividido por 5, pois trata-se de 5 intervalos: "Muito Baixo", "Baixo", "Moderado", "Alto", "Muito Alto". O maior valor recebeu o valor 1 e o intervalo para calcular os valores foi de 0,187529381. Sendo assim, os pontos do mapa original com valor até 0,249882476, foram reclassificados como "Muito Baixo", os pontos com valor entre 0,249882477 até 0,437411857 foram reclassificados como "Baixo", os pontos com valor entre 0,437411858 até 0,624941238 foram reclassificados como "Moderado", os pontos com valores de 0,624941239 até 0,812470619 foram reclassificados como "Alto" e os pontos de 0,812470620 até 1 foram reclassificados como "Muito Alto". A Figura 43 representa os dados primários e os dados já reclassificados da variável Geotecnia.

Predominam os Latossolos, Argissolos e Neossolos, que no conjunto se distribuem em aproximadamente 70% do território nacional. As classes Latossolos e Argissolos ocupam aproximadamente 58% da área e são solos profundos, altamente intemperizados, ácidos, de baixa fertilidade natural e, em certos casos, com alta saturação por alumínio. Também ocorrem solos de média a alta fertilidade, em geral pouco profundos em decorrência de seu baixo grau de intemperismo (SOLOS, 2018).

No mapa de reclassificação do solo, Goiás, Rio Grande do Sul, Santa Catarina, Paraná, Mato Grosso, Mato Grosso do Sul, Minas Gerais receberam o maior percentual de classificação de "Muito Alto". Considerando a lista dos 100 municípios mais ricos do Brasil na produção do agronegócio, que é anualmente publicado pelo Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento (Mapa), encontra-se os estados aqui citados com classificações mais altas, entre os 10 primeiros do ranking, considerando da Produção Agrícola Municipal (PAM), e executado pelo IBGE (IBGE, 2020). A Tabela 15 ilustra o ranking referido.

5.2.4 Mapa de Reclassificação Distância das Linhas de Transmissão

Para reclassificar a distância das linhas de transmissão, aplicou-se a Matriz de comparação e pesos AHP, já apresentada na Tabela 13. Foi feita a subtração do maior valor com o menor valor da média geométrica ponderada e o resultado foi dividido por 5, pois trata-se de 5 intervalos: "Muito Baixo", "Baixo", "Moderado", "Alto", "Muito Alto". O maior valor recebeu o valor 1 e o intervalo para calcular os valores foi de 0,170531536. Sendo assim, os pontos do mapa original com valor até 0,317873855, foram reclassificados como "Muito Baixo", os pontos com valor entre 0,317873855 até 0,488405392 foram reclassificados como "Baixo", os pontos com valor entre 0,488405393 até 0,658936928 foram reclassificados como "Moderado", os pontos com valores de 0,658936929 até 0,829468464 foram reclassificados como "Alto" e os pontos de 0,829468465 até 1 foram reclassificados como "Muito Alto". A Figura 44 representa os dados primários e os dados já reclassificados da variável Distância das Linhas de Transmissão.

Tabela 15 – Ranking dos estados mais ricos do Brasil na produção do agronegócio

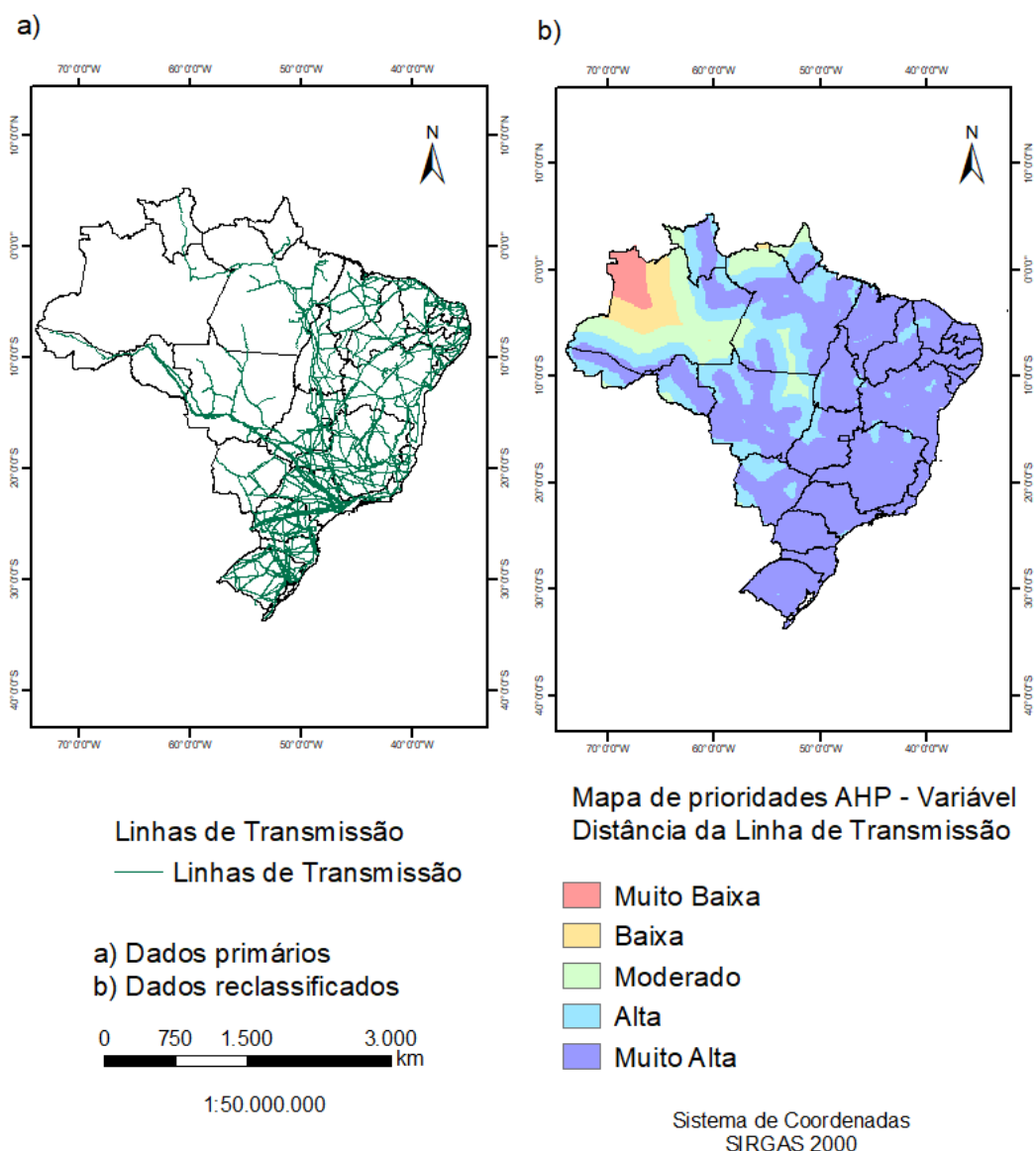
Estado do Brasil	Valor da produção (Mil Reais)
Mato Grosso	78912344
Paraná	57449143
São Paulo	51657286
Goiás	35446566
Rio Grande do Sul	35072578
Mato Grosso do Sul	29457769
Minas Gerais	27915486
Bahia	20778150
Santa Catarina	10398579
Tocantins	8168213
Maranhão	7685447
Pará	6632246
Piauí	5967454
Rondônia	3276464
Pernambuco	2589865
Ceará	2128730
Alagoas	1856005
Rio Grande do Norte	1563907
Sergipe	1337973
Distrito Federal	1317209
Paraíba	1248884
Amazonas	1215208
Rio de Janeiro	1046503
Espírito Santo	777887
Roraima	641743
Acre	334795
Amapá	135562

Fonte: (IBGE, 2020).

Atualmente, existem 212 localidades isoladas no Brasil. A maior parte está na região Norte, nos estados de Rondônia, Acre, Amazonas, Roraima, Amapá e Pará. A ilha de Fernando de Noronha, em Pernambuco, e algumas localidades de Mato Grosso completam a lista. Entre as capitais, Boa Vista (RR) é a única que ainda é atendida por um sistema isolado. O consumo nessas localidades é baixo e representa menos de 1% da carga total do país. A demanda por energia dessas regiões é suprida, principalmente, por térmicas a óleo diesel (ONS, 2019).

Observando o mapa de prioridades reclassificado, nota-se que maior parte do Brasil possui prioridade "Muito Alta". O ponto com prioridade "Muito Baixa" localiza-se no Amazonas, que é o estado que possui a menor prioridade em comparação aos outros estados. Os estados do Pará, Amapá, Amazonas e Roraima apresentam, na reclassificação, menor prioridade em relação aos demais estados do Brasil.

Figura 44 – Mapa reclassificado - Linhas de Transmissão.



Fonte: Autoria própria.

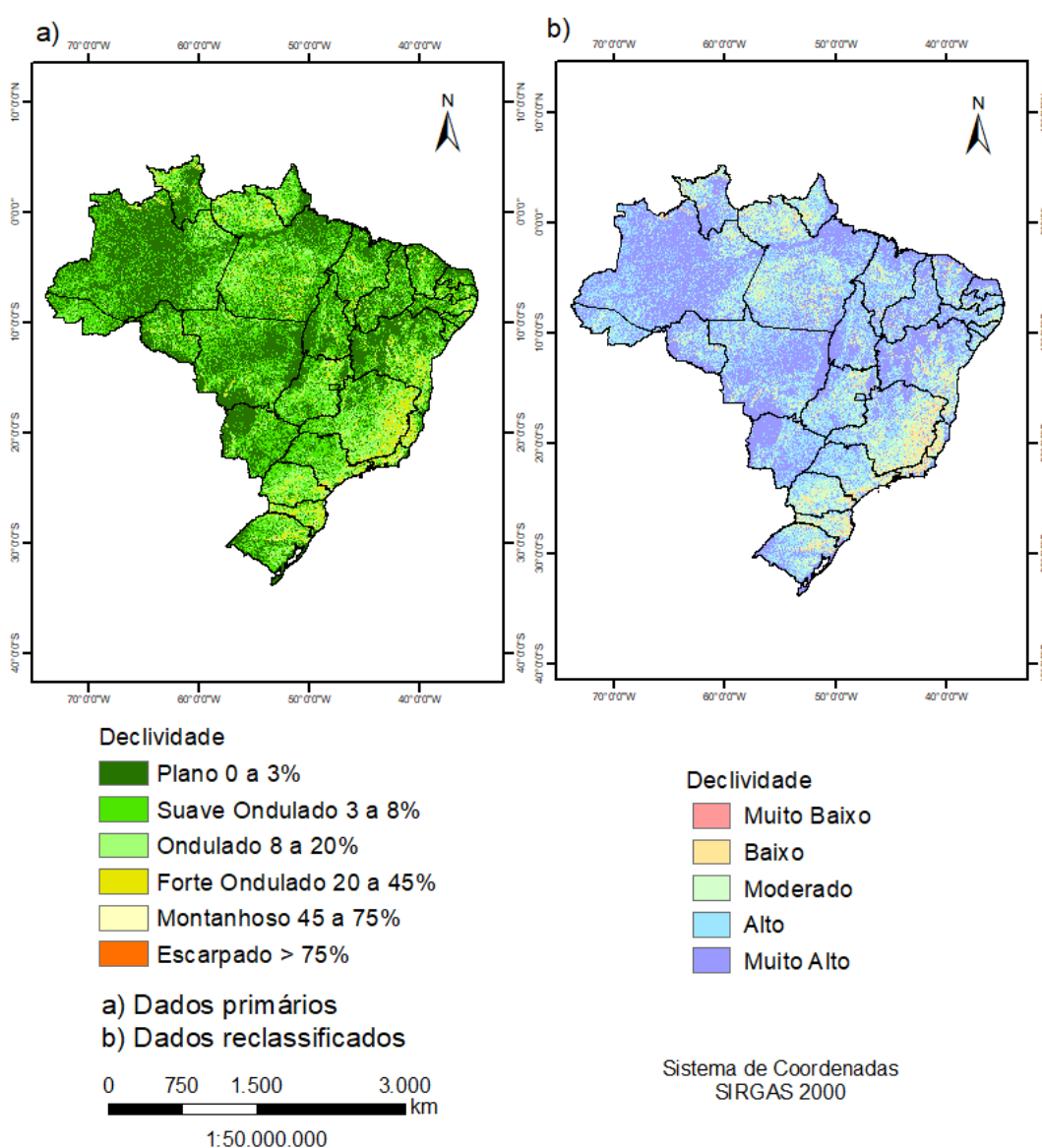
5.2.5 Mapa de Reclassificação Declividade

Para reclassificar a variável de declividade, aplicou-se a Matriz de comparação e pesos AHP, já apresentada na Tabela 10. Foi feita a subtração do maior valor com o menor valor da média geométrica ponderada e o resultado foi dividido por 5, pois trata-se de 5 intervalos: "Muito Baixo", "Baixo", "Moderado", "Alto", "Muito Alto". O maior valor recebeu o valor 1 e o intervalo para calcular os valores foi de 0,170531536. Sendo assim, os pontos do mapa original com valor até 0,317873855, foram reclassificados como "Muito Baixo", os pontos com valor entre 0,317873855 até 0,488405392 foram reclassificados como "Baixo", os pontos com valor entre 0,488405393 até 0,658936928 foram reclassificados como

"Moderado", os pontos com valores de 0,658936929 até 0,829468464 foram reclassificados como "Alto" e os pontos de 0,829468465 até 1 foram reclassificados como "Muito Alto".

A Figura 45 representa os dados primários e os dados já reclassificados da variável Declividade. Para o mapa reclassificado, nota-se que grande parte das áreas classificadas como "plano", passaram a ser denominadas como uma declividade de prioridade "Muito Alta". É possível observar em geral, quanto à favorabilidade à recomendação, que o Brasil possui prioridades muito bem classificadas em termos de aproveitamento do solo ao se considerar esta variável. A região Sul e a região Sudeste apresentam declividade menos apropriada ao se comparar com as demais regiões.

Figura 45 – Mapa reclassificado - Declividade.



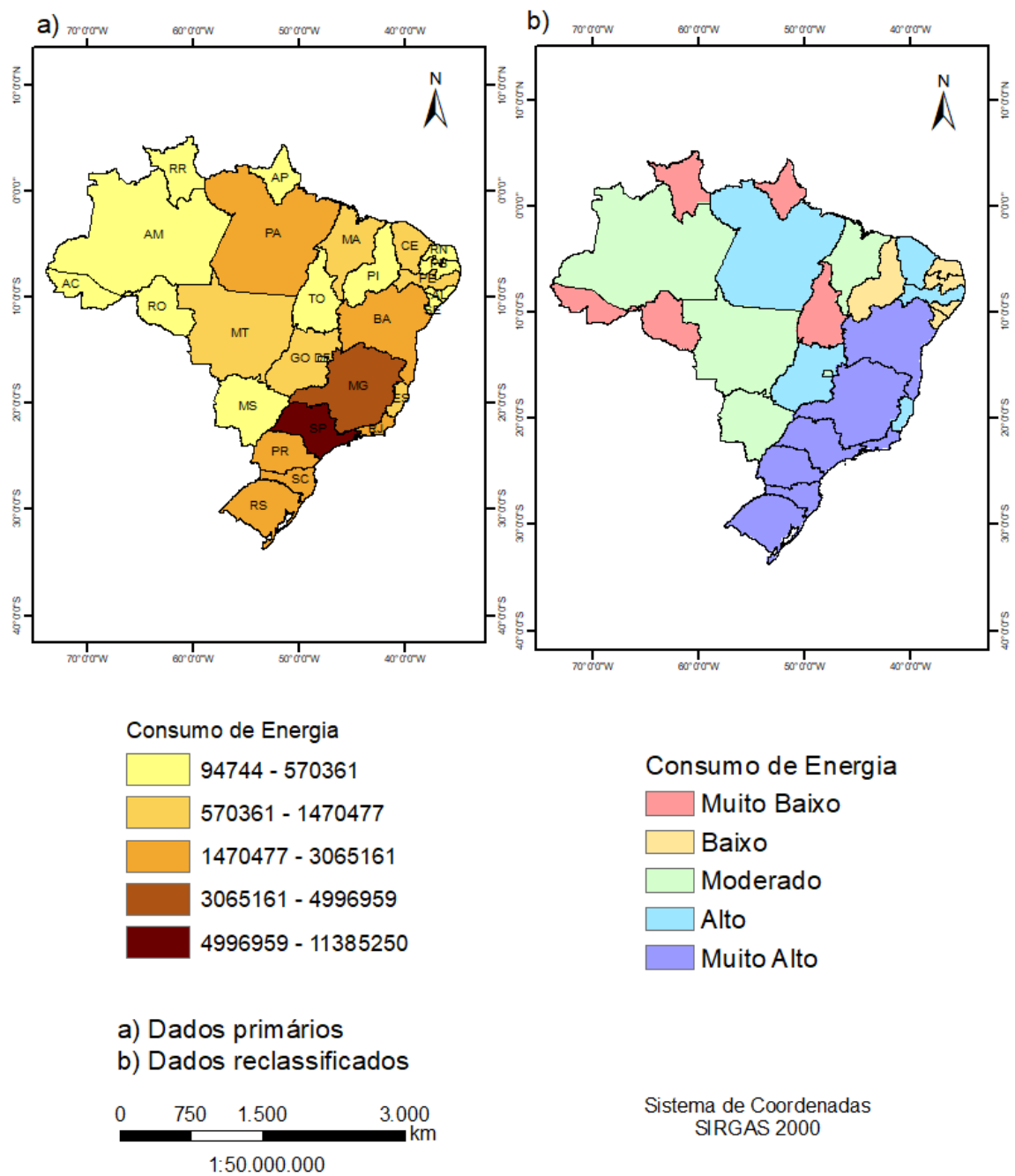
Fonte: Autoria própria.

5.2.6 Mapa de Reclassificação Consumo de Energia Elétrica

A variável de consumo de energia elétrica foi reclassificada através de quartis, extraído da EPE por se tratar de um consumo para cada estado, conforme Tabela 16. A EPE disponibiliza o arquivo com a série histórica, de 2004 em diante, do consumo mensal e anual de energia elétrica em níveis nacional, regional e por subsistemas, segmentado pelas classes residencial, industrial, comercial e outros (rural, serviço público e iluminação pública). Os dados são atualizados na Superintendência de Estudos Econômicos e Energéticos da EPE pela equipe de Estatísticas Energéticas, mensalmente e foram utilizados os dados de Novembro/2021.

O Amapá é o estado que menos consome energia elétrica no Brasil. No mapa reclassificado, ilustrado na Figura 46, ele recebeu a classificação de "Muito Baixo". São Paulo é o estado com maior consumo de energia do país e recebeu a classificação de "Muito Alto". Por se tratar de reclassificação por quartis, toda a região Sul, a região Sudeste (exceto o estado do Espírito Santo), foram classificados como "Muito Alto". Na região Nordeste, tem-se consumo classificado de forma mista, sendo a Bahia "Muito Alto", Maranhão "Moderado" e Piauí, Rio Grande do Norte, Alagoas e Sergipe foram categorizados como "Moderado" consumo. A região do nordeste foi rotulada em "Muito Baixo" consumo para os estados do Acre, Roraima, Rondônia, Amapá e Tocantins. Amazonas foi considerado como "Moderado" e o Pará recebeu a atribuição de "Alto" consumo de energia.

Figura 46 – Mapa reclassificado - Consumo de Energia Elétrica.



Fonte: Autoria própria.

Tabela 16 – Consumo de energia elétrica na rede (MWh) por estado - Novembro/2021

Estado	Consumo de energia elétrica na rede (MWh) Novembro/2021	Reclassificação
Acre	94.744	Muito Baixo
Roraima	102.755	Muito Baixo
Amapá	103.448	Muito Baixo
Tocantins	210.095	Muito Baixo
Rondônia	292.503	Muito Baixo
Sergipe	323.048	Baixo
Piauí	342.779	Baixo
Alagoas	393.823	Baixo
Paraíba	499.523	Baixo
Rio Grande do Norte	519.805	Baixo
Mato Grosso do Sul	527.582	Moderado
Distrito Federal	544.724	Moderado
Amazonas	570.361	Moderado
Maranhão	732.898	Moderado
Mato Grosso	821.798	Moderado
Espírito Santo	854.554	Alto
Ceará	1.127.432	Alto
Pernambuco	1.316.901	Alto
Goiás	1.470.477	Alto
Pará	1.804.928	Alto
Bahia	2.215.274	Muito Alto
Santa Catarina	2.303.621	Muito Alto
Rio Grande do Sul	2.429.035	Muito Alto
Paraná	2.882.358	Muito Alto
Rio de Janeiro	3.065.162	Muito Alto
Minas Gerais	4.996.959	Muito Alto
São Paulo	11.385.250	Muito Alto

Fonte: Autoria Própria.

5.3 Fonte preferencial

Para obter a fonte recomendada em determinada localização geográfica, foi necessário atribuir pesos a cada variável. Assim, a Declividade recebeu o menor peso (0.03), sendo considerada aqui a variável de menor prioridade dentre todas. Tanto Investimento Solar quanto Investimento Eólico receberam peso em segundo nível de menor importância (0.06). A variável Consumo recebeu atribuição mediana, sendo 0.09. Na sequência, Potencial Solar/Eólico em cada ponto foi ponderado como segundo grau de importância, obtendo a prioridade de valor 0.22. Por fim, a variável que recebeu o maior peso foi a Distância da linha de transmissão de energia, com prioridade 0.31.

Dados da Associação Brasileira de Energia Solar Fotovoltaica (Absolar) apontam que, em 2019, milhares megawatts-hora (MWh) não foram aproveitados por falta de linha de transmissão. Esse indicador aumentou para 70,8 mil MWh, em 2020, e alcançou 105 mil MWh em 2021 (ABSOLAR, 2022a). Isso representa um prejuízo financeiro, além de menos energia disponível para consumo. Desta forma, pode-se considerar a proximidade das linhas de transmissão um fator primordial para recomendação. Os resultados deste trabalho mostram-se congruentes com o setor de energias renováveis no Brasil, tanto eólico quanto solar.

5.3.1 Mapa de Recomendação - Energia Solar

Feitas todas as reclassificações necessárias, prosseguiu-se para a álgebra de mapas a fim de obter o mapa de recomendação de energia solar. A Tabela 14 apresentada, foi aplicada para cada pixel do mapa, a fim de obter o mapa final de recomendação, conforme Figura 47. É possível observar que as regiões do Nordeste, Sul e Sudeste apresentam os maiores níveis de recomendação de instalação de energia solar. No Centro-Oeste é possível observar que os maiores valores de recomendação são, em ordem decrescente: Goiás, Mato Grosso do Sul e Mato Grosso. Por sua vez, a região Norte apresenta o menor potencial solar dentre todas as regiões. É possível observar na divisa entre o Acre e o Amazonas, uma faixa de recomendação "Moderado". A responsabilidade por este valor é a existência de uma linha de transmissão exatamente neste local.

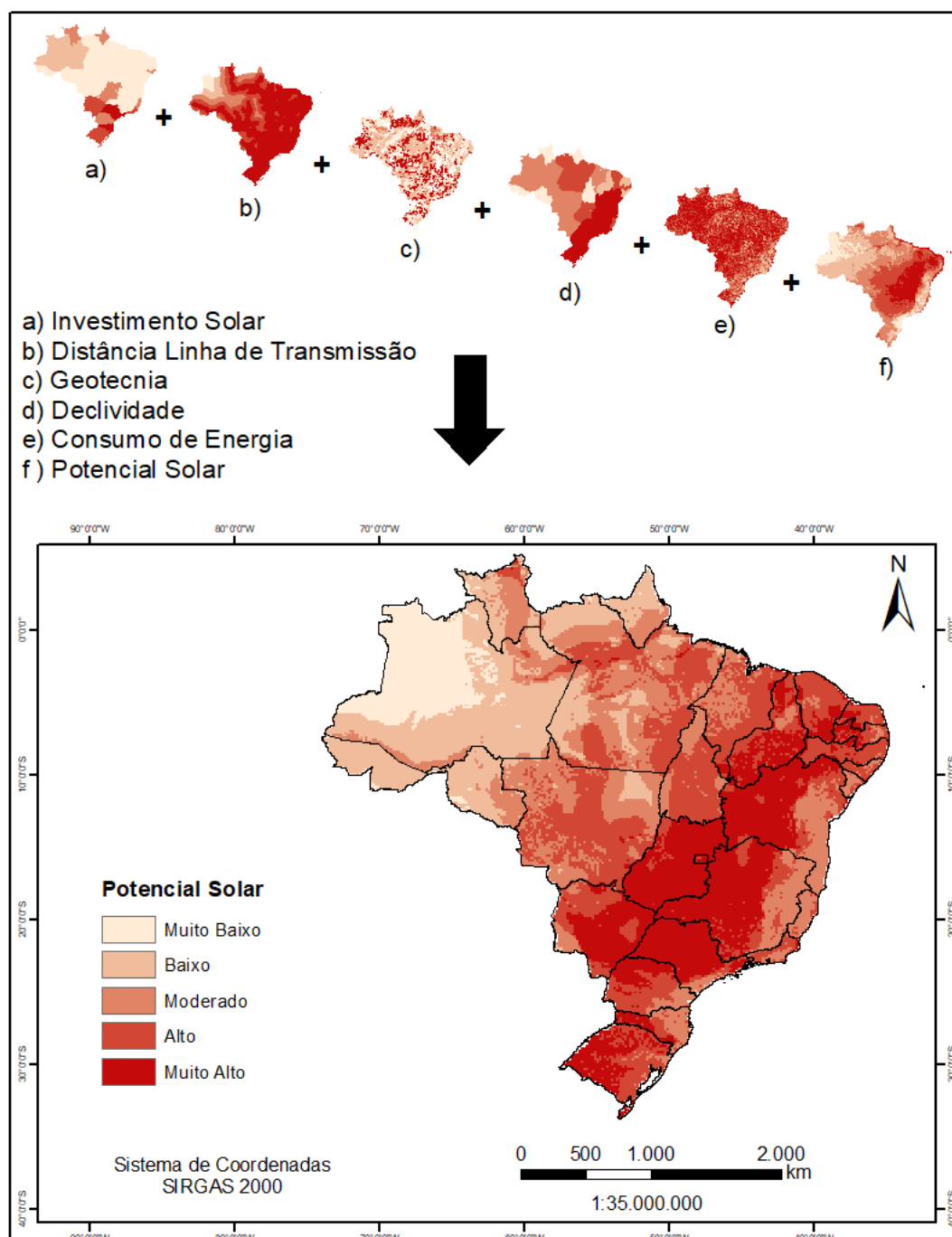
Ainda que Roraima não seja o estado com maior potencial de recomendação, é importante atentar-se à uma região norte do estado classificada como "Muito Alto". Neste local, a maior empresa de telecomunicações do Brasil atualmente, inaugurou em Abril de 2022, sua primeira usina de geração distribuída de energia, de fonte solar, que deverá abastecer as 51 unidades consumidoras da empresa em Roraima, como lojas, antenas e equipamentos de transmissão (ABSOLAR, 2022b). Este é um resultado deste trabalho que se mostra congruente com a evolução do mercado de energia no Brasil.

A ANEEL realizou um ranking com os principais estados que utilizam a fonte renovável de energia, totalizando dez que mais se destacam em todo o território brasileiro: Minas Gerais, Ceará, Rio Grande do Sul, São Paulo, Rio de Janeiro, Santa Catarina, Paraná, Mato Grosso, Pernambuco e Goiás (ANEEL, 2022a). Este é outro dado concordante com os resultados apresentados por este trabalho, visto que todos estes estados foram classificados como "Muito Alto" nível de recomendação.

É possível notar que, embora o Amazonas não represente uma recomendação muito alta, a região de Manaus apresenta uma área de recomendação "Alta". Nesta área, a Cooperativa de Energia Renovável do Amazonas (CooperSol) inaugurou duas das três usinas solares propostas para Manaus. A primeira começou a operar em 2021, enquanto a segunda foi lançada em fevereiro deste 2022, beneficiando 50 pessoas (EPBR, 2022). Este

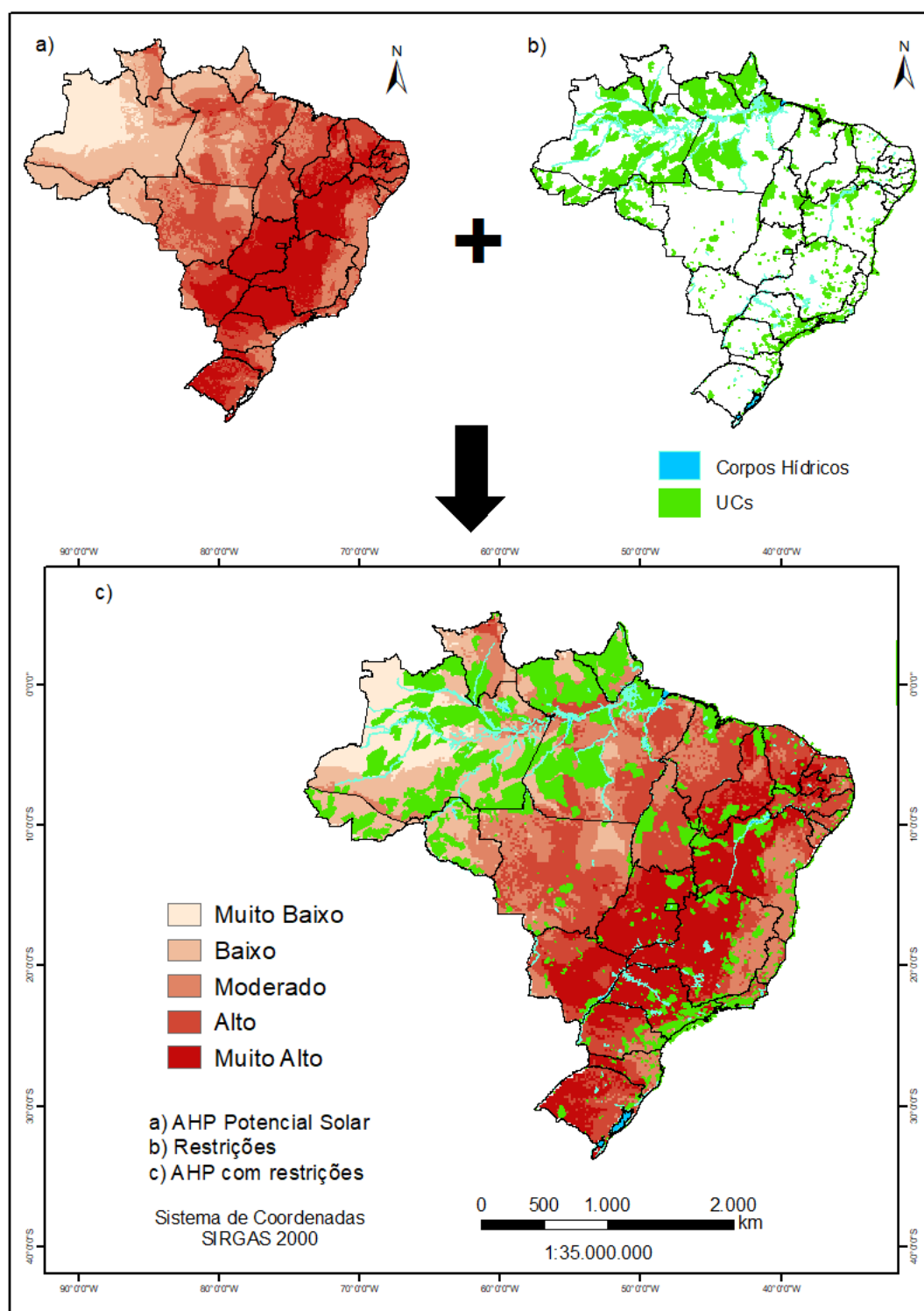
é mais um dos pontos harmônicos deste trabalho com as perspectivas e evoluções reais da energia solar no país.

Figura 47 – Mapa de recomendação Energia Solar.



Fonte: Autoria própria.

Figura 48 – Mapa de recomendação Energia Solar com Unidades de Conservação e corpos hídricos.



Fonte: Autoria própria.

A maior usina de energia solar do Brasil e da América do Sul está localizada na cidade de São Gonçalo do Gurguéia, no Piauí (ABSOLAR, 2022b). Este estado, por sua vez, apresentou indicações de recomendação "Alto" e "Muito Alto", estando assim, o

resultado em concordância mais uma vez com o mercado de energia.

Como ilustrado na Figura 48, é importante considerar as Unidades de Conservação e Corpos Hídricos. As unidades de conservação de proteção integral pertencem ao sistema brasileiro de proteção ao meio ambiente, e são controladas, na esfera federal, pelo Instituto Chico Mendes de Conservação da Biodiversidade (ICMBio), compondo parte do Sistema Nacional de Unidades de Conservação da Natureza (SNUC), instituído em 18 de julho de 2000, através da Lei nº 9985, e regulamentado pelo Decreto nº 4340, de 22 de agosto de 2002. Os órgãos gestores das unidades de conservação são os responsáveis pela inscrição e atualização de informações no Cadastro Nacional de Unidades de Conservação (CNUC), mantido pelo Ministério do Meio Ambiente (SNIRH, 2019). O grupo das unidades de proteção integral é composto pelas categorias de: Estação Ecológica; Reserva Biológica; Parque Nacional; Monumento Natural e; Refúgio de Vida Silvestre.

5.3.2 Mapa de Recomendação - Energia Eólica

Feitas todas as reclassificações necessárias, prosseguiu-se para a álgebra de mapas a fim de obter o mapa de recomendação de energia eólica. A Tabela 14 apresentada, foi aplicada para cada pixel do mapa, a fim de obter o mapa final de recomendação, conforme Figura 49. Este trabalho indica um altíssima recomendação de instalação de energia eólica no país, dado este coerente com dados validados, como por exemplo do ranking global do *Global Wind Energy Report 2022*, que aponta o Brasil (GWEC, 2022) com 21,5 GW de capacidade instalada eólica onshore. O relatório mostra que o país instalou o terceiro maior número de novas usinas eólicas em 2021, atrás apenas da China e dos EUA.

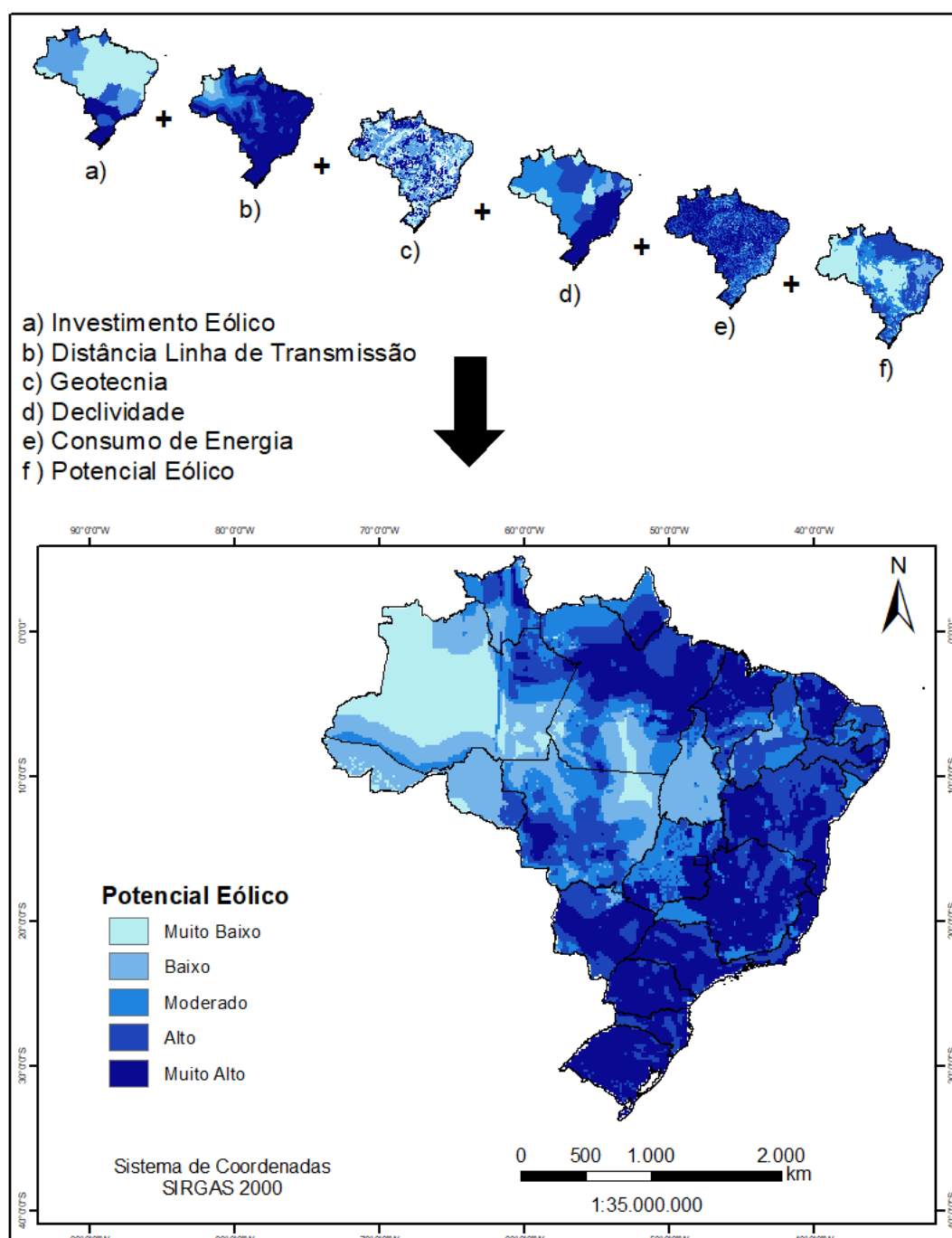
Assim como na recomendação de energia solar, os resultados aqui ilustram na divisa entre o Acre e o Amazonas, uma faixa de recomendação "Moderado". A responsabilidade por este valor é a existência de uma linha de transmissão exatamente neste local.

Com 29 parques eólicos e 327 aerogeradores, o município de João Câmara (RN) poderá receber o título de Capital Nacional dos Ventos (SENADO, 2022) A importância da atividade é tamanha na região que, segundo dados do IBGE, de 2008 a 2012 houve um aumento de 90% no PIB do município. A atividade gera emprego e renda para o município e ajuda no desenvolvimento não somente da região, mas de todo o estado do Rio Grande do Norte. Neste trabalho, é possível notar o estado do Ceará com indicadores "Muito Altos" de recomendação de instalação de energia eólica.

O Nordeste, assim como toda região Sul e Sudeste, apresentam nível de recomendação de instalação de energia eólica "Alto" e "Muito Alto". Os estados com maior potência instalada de origem eólica são Ceará, Rio Grande do Norte, Rio Grande do Sul, , Piauí e Bahia (ANEEL, 2022b). Todos estes estados são considerados pontos de recomendação com peso "Muito Alto" nos resultados deste trabalho.

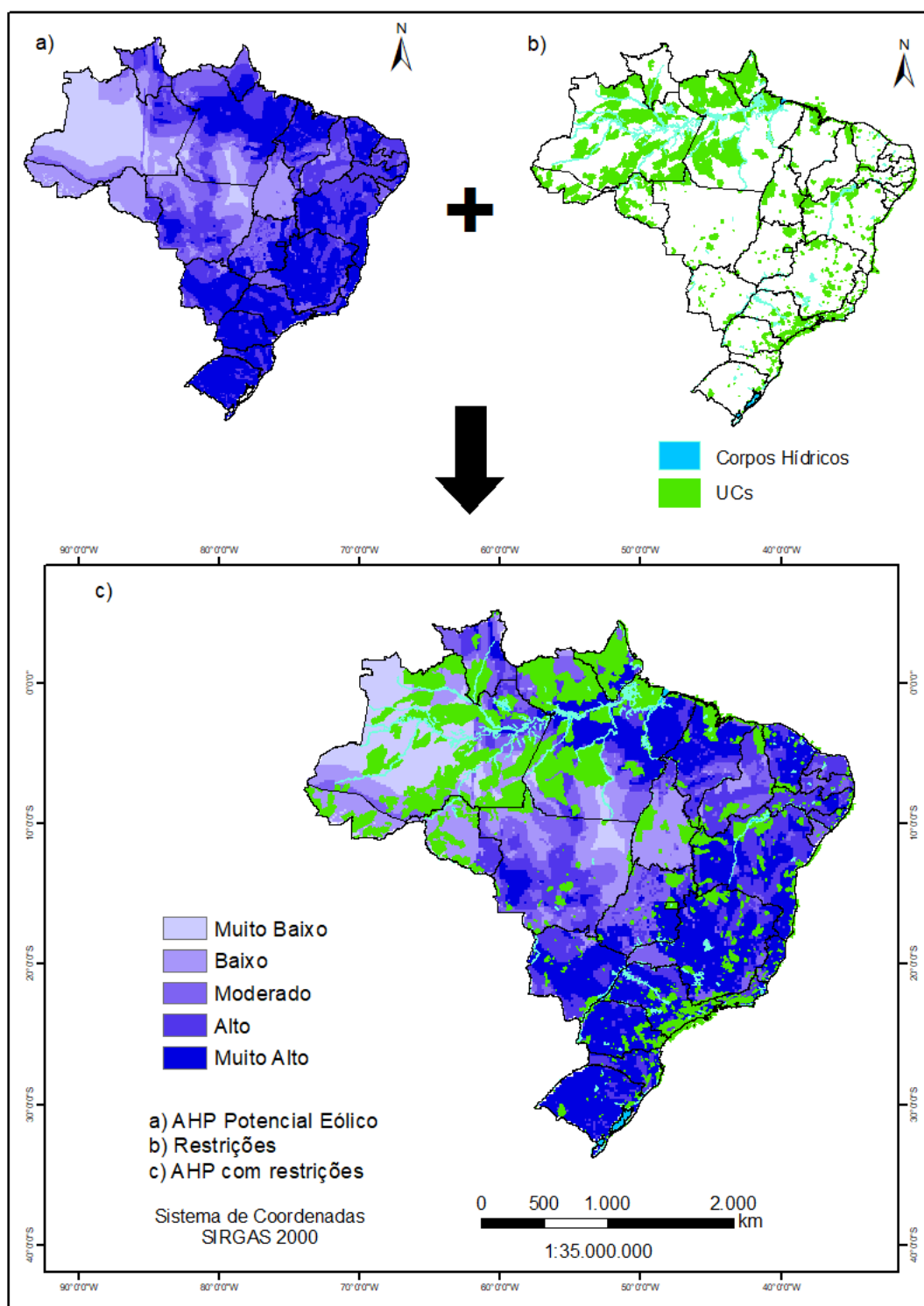
Assim como na Figura 48, que ilustra as unidades de conservação e corpos hídricos juntamente com a recomendação de energia solar, a Figura 50 representa, de forma análoga, usando o mesmo padrão de unidades de conservação e corpos hídricos, porém, aplicado ao mapa de recomendação energia eólica.

Figura 49 – Mapa de recomendação Energia Eólica.



Fonte: Autoria própria.

Figura 50 – Mapa de recomendação Energia Eólica com Unidades de Conservação e corpos hídricos.



Fonte: Autoria própria.

6 CONCLUSÕES

Pela análise dos resultados alcançados, percebe-se o método AHP combinado a lógica fuzzy e mineração de dados, como uma ferramenta eficiente para a seleção e análise dos critérios necessários para analisar o problema proposto. Os estudos apresentados neste trabalho ilustram o desenvolvimento da metodologia, para geração de Recomendação Solar e Recomendação Eólica. Em termos de Energia Solar, o Brasil mostrou-se potencialmente capaz de atender a demanda de energia elétrica de centenas de vezes o necessário para o país. De acordo com o Plano Decenal de Expansão de Energia - PDE 2026 - estima-se que a capacidade instalada de geração solar chegue a 13 GW em 2026, sendo 9,6 GW de geração centralizada e 3,4 GW de geração distribuída. Essa proporção poderá chegar em até 5,7% da potência total. No Brasil, as usinas solares de grande porte estão distribuídas, principalmente, em nove estados: Bahia, Ceará, Paraíba, Pernambuco, Piauí, Rio Grande do Norte, Minas Gerais, São Paulo e Tocantins, segundo informações do Operador Nacional do Sistema Elétrico (ONS). Estes locais foram também classificados como favoráveis neste trabalho.

No que diz respeito a recomendação de energia eólica, o resultado também foi satisfatório dentro das análises feitas, demonstrando que a energia eólica no país tem potencial praticamente inesgotável. De acordo com os mapas, é possível notar que as áreas do Nordeste e Sul são muito favoráveis para instalação de energia eólica, o que condiz com dados disponibilizados pelo *Wind Energy Report 2020* - ABEEólica, do total de 15 GW de capacidade instalada, 13 GW estão no Nordeste e 2 GW no Sul. Entre os estados do Acre e do Amazonas há uma margem classificada como "moderado" tanto para Potencial Eólico quanto para Potencial Solar, que representa a linha de transmissão ali existente, não impactando negativamente a análise, pelo contrário, agregando informação.

Vale ressaltar o tempo de processamento dos dados aqui representados. Como citado no Capítulo 4 na etapa de desenvolvimento, foram manipulados 11 arquivos de entrada, resultantes da tabela de atributos da álgebra de mapas, sendo necessário rodar um *script* personalizado no Matlab com as regras fuzzy para gerar 11 arquivos de saída com os dados fuzzyficados. O tempo de execução de cada um destes 11 arquivos variou entre 1h30m a 2h. Após esta etapa, o processo de manipulação no *software* ArcGis levou mais 48h de processamento, desconsiderando o tempo de manipulação dos dados. Sendo assim, é notório que há um custo computacional alto para a geração Potencial Eólico. Esta etapa não foi paralelizada nem distribuída em uma infraestrutura de nuvem pela limitação dos *softwares* utilizados, sendo executada de forma sequencial e local. Muitas vezes, é necessária a reformatação dos dados (normalização neste caso) para prosseguir

e encontrar padrões de acordo com o objetivo estipulado, isso faz parte do processo de descoberta de conhecimento (KDD) que dá suporte à Inteligência de Negócios.

Finalmente, através de álgebra de mapas com AHP, o mapa final de recomendação foi composto usando a função de sobreposição para combinar todas as camadas. Este mapa mostrou as áreas com percentuais mais e menos adequadas para localizar um parque eólico e solar bem como as possíveis inviabilidades presentes em cada ponto como mostrado na Figura 15. A combinação de Lógica Fuzzy com o Processo Hierárquico Analítico (AHP) foi embasado na literatura, sendo aplicada em diversas áreas (CELIK; ER; OZOK, 2009), (CHAN; KUMAR, 2007), (JUNIOR, 2015), (SANTOS, 2017).

Em termos de extração de conhecimento e mineração de dados, é possível encontrar resultados variados: Desde aqueles que confirmem o óbvio, um conhecimento novo ou até mesmo nenhum relacionamento encontrado (dados aleatórios). Um dos grandes problemas desta área de "*Data Mining*" é a identificação dos dados relevantes, a representação destes dados e a busca por modelos ou padrões válidos. Todas as etapas de acordo com a literatura (FAYYAD; PIATETSKY-SHAPIRO; SMYTH, 1996b) foram seguidas.

Este trabalho apresentou uma Metodologia de Inteligência de Negócios para Recomendação de Alocação de Fontes Renováveis de Energia, para combinar diversas variáveis tais como Potencial Solar, Potencial Eólico (calculado através de outras variáveis), Declividade, Distância da linha de transmissão, Investimento Eólico, Investimento Solar, Consumo de energia elétrica, Geotecnia, com propósito de dar suporte à decisão para recomendação para implantação de energia solar ou eólica. A metodologia aqui proposta utilizou-se de técnicas variadas, através da correlação de diferentes dados de entrada, sendo capaz fornecer uma recomendação de implantação de determinada fonte de energia renovável em uma região do território brasileiro.

Assim sendo, a utilização desta metodologia permite a realização da inteligência de negócios em Energias Renováveis, melhorando a tomada de decisão e a recomendação de implantação. O uso conjunto das várias variáveis do modelo hierárquico aprimora o processo de descoberta do conhecimento das regiões mais favoráveis e indicadas para energia solar e eólica. A informação e o conhecimento geram benefícios legais e estratégicos proporcionando maior segurança na aplicação de determinada estratégia e autonomia no uso de dados brutos.

7 Referências Bibliográficas

ABDELKADER, M. et al. A comparative analysis of the performance of monocrystalline and multi-crystalline pv cells in semi arid climate conditions: the case of Jordan. *Jordan Journal of Mechanical & Industrial Engineering*, Citeseer, v. 4, n. 5, 2010.

ABDULKARIM, A. et al. State of the art in research on optimum design, reliability and control of renewable energy microgrids. *ELEKTRIKA-Journal of Electrical Engineering*, v. 17, n. 3, p. 23–35, 2018.

ABSOLAR. *Usinas Solares de Grande Porte atingem 5 GW e R\$26,7 Bilhões de Investimentos no Brasil*. 2022. Disponível em: <<https://www.absolar.org.br/noticia/usinas-solares-de-grande-porte-atingem-5-gw-e-r267-bilhoes-de-investimentos-no-brasil/>>.

ABSOLAR, N. 2022. Disponível em: <<https://www.absolar.org.br/noticia/>>.

AFFELDT, F. S.; JUNIOR, S. et al. Information architecture analysis using business intelligence tools based on the information needs of executives. *JISTEM-Journal of Information Systems and Technology Management*, SciELO Brasil, v. 10, n. 2, p. 251–270, 2013.

ALI, N. R.; HACIMAHMUD, V. A. Methodology of expert system building. *Technium: Romanian Journal of Applied Sciences and Technology*, v. 2, n. 3, p. 140–146, 2020.

ALVARENGA, L. H. V. et al. Comparação de procedimentos de amostragem na precisão de inventário florestal em fragmento de floresta estacional semidecidual. In: *XIX Congresso de Pós-graduação da UFLA*. [S.l.: s.n.], 2010.

ALVES, D. R. da S.; LIRA, M. A. T. Estudo de viabilidade técnica e econômica para implantação de energia solar fotovoltaica em unidade consumidora no aeroporto de teresina no estado do piauí. In: . [S.l.]: CBENS, 2018.

AMARANTE, O. D. *Atlas do potencial eólico brasileiro*. [S.l.: s.n.], 2001.

AMARANTE, O. D. *Atlas do potencial eólico brasileiro - Simulações 2013*. [S.l.: s.n.], 2013.

ANEEL. 2022. Disponível em: <<https://www.gov.br/aneel/pt-br/assuntos/tarifas/ranking-das-tarifas>>.

ANEEL. 2022. Disponível em: <<https://www.gov.br/aneel/pt-br/assuntos/noticias/2022/com-acrescimo-de-601-5-mw-maio-tem-a-maior-expansao-da-geracao-em-2022>>.

ARCGIS. 2006. Disponível em: <<https://www.arcgis.com/index.html>>.

ASSOCIATION, E. W. E. *The economics of wind energy*. [S.l.]: EWEA, 2009.

AYYOUBZADEH, S. M. et al. Predicting covid-19 incidence through analysis of google trends data in iran: data mining and deep learning pilot study. *JMIR Public Health and Surveillance*, JMIR Publications Inc., Toronto, Canada, v. 6, n. 2, p. e18828, 2020.

- AZMA, F.; MOSTAFAPOUR, M. A. Business intelligence as a key strategy for development organizations. *Procedia Technology*, Elsevier, v. 1, p. 102–106, 2012.
- BABAN, S. M.; PARRY, T. Developing and applying a gis-assisted approach to locating wind farms in the uk. *Renewable energy*, Elsevier, v. 24, n. 1, p. 59–71, 2001.
- BAHRAMI, M.; ARABZAD, S. M.; GHORBANI, M. Innovation in market management by utilizing business intelligence: introducing proposed framework. *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, Elsevier, v. 41, p. 160–167, 2012.
- BARBOSA, L. Álgebra de mapas. *IFMG*, 2016.
- BHAT, I. K. e. a. Lca of renewable energy for electricity generation systems—a review. *Renewable and sustainable energy reviews*, v. 13, n. 5, p. 1067–1073, 2009.
- BIROL, F. et al. Key world energy statistics 2017. *International Energy Agency (IEA)*, v. 3, 2017.
- BLANKENHORN, V.; RESCH, B. Determination of suitable areas for the generation of wind energy in germany: Potential areas of the present and future. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, Multidisciplinary Digital Publishing Institute, v. 3, n. 3, p. 942–967, 2014.
- BORGES, P. de A. et al. Comparison of spatial interpolation methods for the estimation of precipitation distribution in distrito federal, brazil. *Theoretical and applied climatology*, Springer, v. 123, n. 1-2, p. 335–348, 2016.
- BRASIL. Lei nº 9.985, de 18 de julho de 2000. institui o sistema nacional de unidades de conservação da natureza e dá outras providências. *Diário Oficial da União*, n. 138, p. 1–1, 2000.
- BRASIL, R. F. do. *Valores de Terra Nua (VTN)*. 2021. [Urlhttps://www.gov.br/receitafederal/pt-br/centrais-de-conteudo/publicacoes/documentos-tecnicos/vtn](https://www.gov.br/receitafederal/pt-br/centrais-de-conteudo/publicacoes/documentos-tecnicos/vtn).
- BURSTEIN, F.; HOLSAPPLE, C. W. *Handbook on decision support systems 2: variations*. [S.l.]: Springer Science & Business Media, 2008.
- CÂMARA, G.; CASANOVA, M. A.; MAGALHÃES, G. C. Anatomia de sistemas de informação geográfica. 1997.
- CANEPPELE, F. de L.; SERAPHIM, O. J. Aplicação da teoria fuzzy no controle de sistemas de geração de energias alternativas. *Energia na Agricultura*, v. 25, n. 3, p. 24–41, 2010.
- CASANOVA, M. A. et al. *Banco de dados geográficos*. [S.l.]: MundoGEO Curitiba, 2005.
- CELIK, M.; ER, I. D.; OZOK, A. F. Application of fuzzy extended ahp methodology on shipping registry selection: The case of turkish maritime industry. *Expert Systems with Applications*, Elsevier, v. 36, n. 1, p. 190–198, 2009.
- CHAN, F. T.; KUMAR, N. Global supplier development considering risk factors using fuzzy extended ahp-based approach. *Omega*, Elsevier, v. 35, n. 4, p. 417–431, 2007.

- CHANG, N.-B.; CHANG, Y.-H.; CHEN, H.-W. Fair fund distribution for a municipal incinerator using gis-based fuzzy analytic hierarchy process. *Journal of Environmental Management*, Elsevier, v. 90, n. 1, p. 441–454, 2009.
- CHEUNG, C.; LI, F. A quantitative correlation coefficient mining method for business intelligence in small and medium enterprises of trading business. *Expert systems with applications*, Elsevier, v. 39, n. 7, p. 6279–6291, 2012.
- CORONEL, T.; BUZARQUIS, E.; BLANCO, G. A. Analyzing energy storage system for energy arbitrage. In: IEEE. *2017 IEEE URUCON*. [S.l.], 2017. p. 1–4.
- CORRÊA, Â.; SFERRA, H. Conceitos e aplicações de data mining. *Revista de ciência & tecnologia*, v. 11, p. 19–34, 2003.
- CORRÊA, A. G. et al. Climatologia dos ventos e potencial eólico offshore de santa catarina. 2018.
- COSTA, H. G. Introdução ao método de análise hierárquica: análise multicritério no auxílio à decisão. *Niterói: HGC*, 2002.
- COSTA, P. C. d. S. *Tendências e ciclos médios da velocidade do vento e complementaridade energética em regiões próximas a empreendimentos eólicos no Nordeste do Brasil*. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal do Rio Grande do Norte, 2022.
- CUSTÓDIO, R. dos S. *Energia eólica para produção de energia elétrica*. [S.l.]: Eletrobrás, 2009.
- DASKIN, M. S. *Network and discrete location: models, algorithms, and applications*. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2011.
- DAVIS, B. E. *GIS: A visual approach*. [S.l.]: Cengage Learning, 2001.
- DELBARI, M.; AFRASIAB, P.; JAHANI, S. Spatial interpolation of monthly and annual rainfall in northeast of iran. *Meteorology and Atmospheric Physics*, Springer, v. 122, n. 1-2, p. 103–113, 2013.
- DEVASIA, T.; VINUSHREE, T.; HEGDE, V. Prediction of students performance using educational data mining. In: IEEE. *2016 International Conference on Data Mining and Advanced Computing (SAPIENCE)*. [S.l.], 2016. p. 91–95.
- DINCER, I. Renewable energy and sustainable development: a crucial review. *Renewable and sustainable energy reviews*, v. 4, n. 2, p. 157–175, 2000.
- DOORGA, J. R.; RUGHOOPUTH, S. D.; BOOJHAWON, R. Multi-criteria gis-based modelling technique for identifying potential solar farm sites: A case study in mauritius. *Renewable energy*, Elsevier, v. 133, p. 1201–1219, 2019.
- DORVLO, A. S. Estimating wind speed distribution. *Energy Conversion and Management*, Elsevier, v. 43, n. 17, p. 2311–2318, 2002.
- DOŠEN, D.; ŽNIDAREC, M.; ŠLJIVAC, D. Measurement data acquisition system in laboratory for renewable energy sources. In: IEEE. *2019 International Conference on Smart Energy Systems and Technologies (SEST)*. [S.l.], 2019. p. 1–6.

- DOU, C. et al. Hybrid model for renewable energy and loads prediction based on data mining and variational mode decomposition. *IET Generation, Transmission & Distribution*, IET, v. 12, n. 11, p. 2642–2649, 2018.
- D'ALGE, J. C. L. Cartografia para geoprocessamento. *Introdução à ciência da geoinformação*. São José dos Campos: INPE, p. 32, 2001.
- ECKERSON, W. W. Tdwi bi benchmark report. *TDWI, Chatsworth*, 2009.
- ELLIOTT, D. Renewable energy and sustainable futures. *Futures*, v. 32, n. 3-4, p. 261–274, 2000.
- ENERDATA., G. E. S. 2015. (<https://yearbook.enerdata.net/>).
- ENERGES. 2020.
- ENERGÉTICA, E.-E. de P. Plano nacional de energia 2030. *Rio de Janeiro: EPE*, p. 1970–2010, 2007.
- ENERGIA, C. de; TRINITY, B. Investimento: Parque solar x eólico. 2019.
- EPBR. 2022. Disponível em: <<https://epbr.com.br/energia-solar-avanca-na-amazonia-mas-por-que-tao-lentamente/>>.
- EPE. Consumo mensal de energia elétrica por classe (regiões e subsistemas). *EPE*, 2021. Disponível em: <<https://www.epe.gov.br/pt/publicacoes-dados-abertos/publicacoes/consumo-de-energia-eletrica>>.
- EPE, E. de P. E. O compromisso do brasil no combate às mudanças climáticas: produção e uso de energia. *MME: Rio de Janeiro, Brasil*, 2016.
- ERSHADI, H.; KARIMIPOUR, A. Present a multi-criteria modeling and optimization (energy, economic and environmental) approach of industrial combined cooling heating and power (cchp) generation systems using the genetic algorithm, case study: a tile factory. *Energy*, Elsevier, v. 149, p. 286–295, 2018.
- ETTAH, E.; ENO, E.; UDOIMUK, A. The effects of solar panel temperature on the power output efficiency calabar, nigeria. *Journal of Association of Radiographers of Nigeria*, v. 23, p. 16–22, 2009.
- EVANS ANNETTE; STREZOV, V. E. T. J. Assessment of sustainability indicators for renewable energy technologies. *Renewable and sustainable energy reviews*, v. 13, n. 5, p. 1082–1088, 2009.
- FAYYAD, U.; PIATETSKY-SHAPIRO, G.; SMYTH, P. From data mining to knowledge discovery in databases. *AI magazine*, v. 17, n. 3, p. 37–37, 1996.
- FAYYAD, U.; PIATETSKY-SHAPIRO, G.; SMYTH, P. From data mining to knowledge discovery in databases. *AI magazine*, v. 17, n. 3, p. 37–37, 1996.
- FILHO, L. R. G. et al. Caracterização analítica e geométrica da metodologia geral de determinação de distribuições de weibull para o regime eólico e suas aplicações. *Engenharia Agrícola*, SciELO Brasil, v. 31, n. 1, p. 56–66, 2011.
- FIPEZAP. 2022. Disponível em: <<https://fipezap.zapimoveis.com.br/>>.

- FLORENZANO, T. G. Introdução à geomorfologia. *Geomorfologia: conceitos e tecnologias atuais*. São Paulo: Oficina de Textos, p. 11–30, 2008.
- GEORGIOU, G. S.; CHRISTODOULIDES, P.; KALOGIROU, S. A. Implementing artificial neural networks in energy building applications—a review. In: IEEE. *2018 IEEE International Energy Conference (ENERGYCON)*. [S.l.], 2018. p. 1–6.
- GLOSSARY, G. *Definition of Business Intelligence*. [S.l.]: Saatavissa: [https://www.gartner.com/it-glossary/business-intelligence-bi ...](https://www.gartner.com/it-glossary/business-intelligence-bi...), 2013.
- GOKILAVANI, N. S.; PRABHAKARAN, D. D.; KANNADASAN, D. T. Experimental studies and cfd modeling on solar distillation system. *International Journal of Innovative Research in Science Engineering and Technology*, v. 3, n. 9, p. 15818–22, 2014.
- GOMIDE, F. A. C.; GUDWIN, R. R. Modelagem, controle, sistemas e lógica fuzzy. *SBA controle & Automação*, v. 4, n. 3, p. 97–115, 1994.
- GREENPEACE. 2020. (<https://www.greenpeace.org/brasil/>).
- GTES, G. d. T. d. E. S. *GTES. Manual de Engenharia para Sistemas Fotovoltaicos*. [S.l.]: PRC–Prodem, 2014.
- GUENOUNOU, A.; MALEK, A.; AILLERIE, M. Comparative performance of pv panels of different technologies over one year of exposure: Application to a coastal mediterranean region of algeria. *Energy Conversion and Management*, Elsevier, v. 114, p. 356–363, 2016.
- GWA, V. E. S. M. A. P. E. Global wind atlas. *World Bank Group*, 2020. <https://globalwindatlas.info/>.
- GWEC. 2022. Disponível em: <<https://gwec.net/global-wind-report-2022/>>.
- GWEC, G. W. E. *Global Wind Report 2017*. 2018.
- GÓRALCZYK, M. Life-cycle assessment in the renewable energy sector. *Applied Energy*, v. 75, n. 3-4, p. 205–211, 2003.
- HALPERN, F. Next-generation analytics and platforms for business success: tdwi research report. *Available on: www.tdwi.org*, 2015.
- HAYASHI, Y.; HSIEH, M.-H.; SETIONO, R. Understanding consumer heterogeneity: A business intelligence application of neural networks. *Knowledge-Based Systems*, Elsevier, v. 23, n. 8, p. 856–863, 2010.
- HEO, E.; KIM, J.; BOO, K.-J. Analysis of the assessment factors for renewable energy dissemination program evaluation using fuzzy ahp. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Elsevier, v. 14, n. 8, p. 2214–2220, 2010.
- HERNANDEZ, H. Multivariate probability theory: Determination of probability density functions. *ForsChem Research Reports*, v. 13, 2017.
- HSIEH, K.-L. Employing a recommendation expert system based on mental accounting and artificial neural networks into mining business intelligence for study abroad’s p/s recommendations. *Expert Systems with Applications*, Elsevier, v. 38, n. 12, p. 14376–14381, 2011.

- HU, Y. et al. Artificial intelligence approaches. *arXiv preprint arXiv:1908.10345*, 2019.
- IBGE. *SINAPI*. 2022. Disponível em: <<https://www.ibge.gov.br/estatisticas/economicas/precos-e-custos/9270-sistema-nacional-de-pesquisa-de-custos-e-indices-da-construcao-civil.html?=&t=destaques>>.
- IBGE, P. 2020. Disponível em: <<https://www.ibge.gov.br/estatisticas/economicas/agricultura-e-pecuaria/9117-producao-agricola-municipal-culturas-temporarias-e-permanentes.html?=&t=resultados>>.
- IBGE, R. Sigras2000: O referencial geocêntrico do brasil. In: *Ponto de Referência*. [S.l.]: IBGE, 2006.
- IEA, E. B.-S. *Paris: International Energy Agency, 2015*. 2017.
- INPE. Atlas brasileiro de energia solar. *Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais*, v. 2^a edição, 2017. [Http://labren.ccst.inpe.br/atlas2017.html](http://labren.ccst.inpe.br/atlas2017.html).
- ISLAM, M. S. A techno-economic feasibility analysis of hybrid renewable energy supply options for a grid-connected large office building in southeastern part of france. *Sustainable cities and society*, Elsevier, v. 38, p. 492–508, 2018.
- JACOBSEM, G. et al. Critérios geográficos para implantação de parques eólicos: o papel do clima e dos sistemas de informações geográficas. Florianópolis, SC, 2022.
- JANKE, J. R. Multicriteria gis modeling of wind and solar farms in colorado. *Renewable Energy*, Elsevier, v. 35, n. 10, p. 2228–2234, 2010.
- JESTON, J.; NELIS, J. *Business process management*. [S.l.]: Routledge, 2014.
- JHA, S. K. et al. Renewable energy: Present research and future scope of artificial intelligence. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Elsevier, v. 77, p. 297–317, 2017.
- JUNIOR, C. H. L. S. Lógica fuzzy e processo analítico hierárquico (ahp) aplicados ao zoneamento de áreas suscetíveis a deslizamentos: uma revisão. *Revista Monografias Ambientais*, v. 14, n. 3, p. 42–55, 2015.
- JUSTUS, C. et al. Methods for estimating wind speed frequency distributions. *Journal of applied meteorology*, v. 17, n. 3, p. 350–353, 1978.
- KAHRAMAN, C.; KAYA, İ.; CEBİ, S. A comparative analysis for multiattribute selection among renewable energy alternatives using fuzzy axiomatic design and fuzzy analytic hierarchy process. *Energy*, Elsevier, v. 34, n. 10, p. 1603–1616, 2009.
- KALDELLIS, J.; ZAFIRAKIS, D. Optimum energy storage techniques for the improvement of renewable energy sources-based electricity generation economic efficiency. *Energy*, Elsevier, v. 32, n. 12, p. 2295–2305, 2007.
- KAUFMANN, J. Cross-company business intelligence: Definition, model, and quality measurement. 2016.
- KHOSRAVI, A. Prediction of solar/wind energy in a hybrid renewable energy system using artificial intelligence. Universidade Federal de Minas Gerais, 2018.

- KLEESUWAN, S. et al. Business intelligence in thailand's higher educational resources management. *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, Elsevier, v. 2, n. 1, p. 84–87, 2010.
- KLEISSNER, C. Data mining for the enterprise. In: IEEE. *Proceedings of the Thirty-First Hawaii International Conference on System Sciences*. [S.l.], 1998. v. 7, p. 295–304.
- KONSTANTINOS, I.; GEORGIOS, T.; GARYFALOS, A. A decision support system methodology for selecting wind farm installation locations using ahp and topsis: Case study in eastern macedonia and thrace region, greece. *Energy Policy*, Elsevier, v. 132, p. 232–246, 2019.
- LAUNDON, K. C.; LAUNDON, J. P. Sistemas de informação com internet. *LTC, Rio de Janeiro*, 1999.
- LECH, P. Metodyka ekonomicznej oceny przedsięwzięć informatycznych wspomagających zarządzanie organizacją. *Harvard Business Review*, 1986.
- LI, J.; HEAP, A. D. A review of spatial interpolation methods for environmental scientists. *Geoscience Australia Canberra*, 2008.
- LI, Z. et al. An adjusted inverse distance weighted spatial interpolation method. In: ATLANTIS PRESS. *2018 3rd International Conference on Communications, Information Management and Network Security (CIMNS 2018)*. [S.l.], 2018.
- LIEBOWITZ, J. *The handbook of applied expert systems*. [S.l.]: cRc Press, 2019.
- LIMA, F. J. L. de; CAVALCANTI, E. P.; SOUZA, E. P. de. Avaliação do potencial eólico em cinco regiões do estado da paraíba. *Revista de Geografia (Recife)*, v. 27, n. 1, p. 138–153, 2010.
- LIRA, K. C. d. S.; FRANCISCO, H. R.; FEIDEN, A. Classificação de fragilidade ambiental em bacia hidrográfica usando lógica fuzzy e método ahp. *Sociedade & Natureza, SciELO Brasil*, v. 34, 2022.
- LOSHIN, D. *Business intelligence: the savvy manager's guide*. [S.l.]: Newnes, 2012.
- LU, L.; YANG, H.; BURNETT, J. Investigation on wind power potential on hong kong islands—an analysis of wind power and wind turbine characteristics. *Renewable Energy*, Elsevier, v. 27, n. 1, p. 1–12, 2002.
- LUN, I. Y.; LAM, J. C. A study of weibull parameters using long-term wind observations. *Renewable energy*, Elsevier, v. 20, n. 2, p. 145–153, 2000.
- MA, T. et al. The optimal structure planning and energy management strategies of smart multi energy systems. *Energy*, Elsevier, v. 160, p. 122–141, 2018.
- MACEDO, C. A. A.; ALBUQUERQUE, A. A. d.; MORALLES, H. F. Analysis of economic and financial viability and risk evaluation of a wind project with monte carlo simulation. *Gestão & Produção, SciELO Brasil*, v. 24, n. 4, p. 731–744, 2017.
- MAHMOUD, D. F.; MOUSSA, S.; BADR, N. The evolution of data mining techniques to big data analytics: an extensive study with application to renewable energy data analytics. *Asian Journal of Applied Sciences*, v. 4, n. 3, 2016.

- MAJUMDAR, J.; NARASEEYAPPA, S.; ANKALAKI, S. Analysis of agriculture data using data mining techniques: application of big data. *Journal of Big data*, Springer, v. 4, n. 1, p. 20, 2017.
- MAMDANI, E.; ASSILIAN, S. An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller. *International journal of human-computer studies*, Elsevier, v. 51, n. 2, p. 135–147, 1999.
- MANIKANDAN, V. et al. Privacy preserving data mining using threshold based fuzzy cmeans clustering. *ICTACT Journal on Soft Computing*, v. 9, n. 1, 2018.
- MARTINS, F. R. et al. Atlas brasileiro de energia solar 2. Inpe, 2017.
- MARTINS, F. R. et al. Mapeamento dos recursos de energia solar no brasil. In: *XIV Congresso Brasileiro de Meteorologia*. —Florianópolis: SC. [S.l.: s.n.], 2007. v. 27.
- MCNEILL, D.; FREIBERGER, P. *Fuzzy logic: The revolutionary computer technology that is changing our world*. [S.l.]: Simon and Schuster, 1994.
- MELLIT, A.; KALOGIROU, S. A. A survey on the application of artificial intelligence techniques for photovoltaic systems. In: *McEvoy's Handbook of Photovoltaics*. [S.l.]: Elsevier, 2018. p. 735–761.
- MENDES, P. G. *Desenvolvimento de uma aplicação SIG no apoio à gestão da rega: o caso de estudo do Alentejo (Portugal)*. Tese (Doutorado), 2013.
- MITCHELL CATHERINE; CONNOR, P. Renewable energy policy in the uk 1990–2003. *Energy policy*, v. 32, n. 17, p. 1935–1947, 2004.
- MOODLEY, R. et al. A product-centric data mining algorithm for targeted promotions. *Journal of Retailing and Consumer Services*, Elsevier, v. 54, p. 101940, 2020.
- MORTENSEN, N. G. et al. Wind atlas analysis and application program (wasp): Vol. 1: Getting started. Risø National Laboratory, 1998.
- MOURA, K. *Ciclo de Vida dos dados 1*. Medium, 2021. Disponível em: <<https://medium.com/@kvmoura/kdd-process-9b8e3062142>>.
- MULLER, M. D. e. a. Uso de ferramentas de geoprocessamento para mapeamento e estimativa de biomassa florestal no brasil. *Boletim Técnico RENABIO*, 2006.
- NASCIMENTO, R. L. Energia solar no brasil: situação e perspectivas. *Camara dos Deputados. Brasil., Tech. Rep*, 2017.
- NEGASH, S.; GRAY, P. Business intelligence. In: *Handbook on decision support systems 2*. [S.l.]: Springer, 2008. p. 175–193.
- NETO, A. B. de O. et al. Multiparametric identification of favorable regions for wind or solar generation in the state of pernambuco. *IEEE Latin America Transactions*, IEEE, v. 20, n. 6, p. 891–900, 2022.
- NETO, A. M. Análise multicritérios como ferramenta de identificação de áreas aptas à expansão da dendeicultura na bacia hidrográfica do rio acará, pa. UFRA/Campus Belém, 2021.

- NETO, J. A. et al. Evolução e perspectivas do setor eólico no brasil: análise dos principais estados produtores. UniCesumar, 2020.
- NETO, J. F. L. Mapa de declividade em percentual do relevo brasileiro. *Rio de Janeiro: CPRM*, 2013.
- NICOLETTI R. S. ; MASSIMINI, B. . R. L. L. Analise da viabilidade da implantacao de um parque eolico: Estudo de caso do município de sao carlos. *13º Congresso Nacional de Meio Ambiente de Poços de Caldas, 2016, Poços de Caldas. Anais Congresso Nacional de Meio Ambiente de Poços de Caldas*, 2016.
- NOOROLLAHI, Y.; YOUSEFI, H.; MOHAMMADI, M. Multi-criteria decision support system for wind farm site selection using gis. *Sustainable Energy Technologies and Assessments*, Elsevier, v. 13, p. 38–50, 2016.
- OLIVA, R. et al. La normativa iec para sistemas eólicos e híbridos aislados, y la utilización de tecnologías de medición remota: aplicación en contexto patagónico. *Avances en Energías Renovables y Medio Ambiente-AVERMA*, v. 25, p. 234–245, 2021.
- OMITAOMU, O. A. et al. Adapting a gis-based multicriteria decision analysis approach for evaluating new power generating sites. *Applied Energy*, Elsevier, v. 96, p. 292–301, 2012.
- ONS. Sistema interligado nacional. *Operador Nacional do Sistema Elétrico. note = "Disponível:<<http://www.ons.org.br/paginas/sobre-o-sin/o-que-e-o-sin>>"*, 2019.
- OZAWA, M. T. *Aplicação de parâmetros da distribuição de Weibull na análise do potencial energético de um microgerador eólico em cidades do estado do Paraná*. Dissertação (B.S. thesis) — Universidade Tecnológica Federal do Paraná, 2017.
- PANWAR N. L.; KAUSHIK, S. C. K. S. Role of renewable energy sources in environmental protection: A review. *Renewable and sustainable energy reviews*, 2011.
- PARIDA, B.; INIYAN, S.; GOIC, R. A review of solar photovoltaic technologies. *Renewable and sustainable energy reviews*, Elsevier, v. 15, n. 3, p. 1625–1636, 2011.
- PEHNT, M. Dynamic life cycle assessment (lca) of renewable energy technologies. *Renewable energy*, v. 31, n. 1, p. 55–71, 2006.
- PEÑA, M. et al. Rule-based system to detect energy efficiency anomalies in smart buildings, a data mining approach. *Expert Systems with Applications*, Elsevier, v. 56, p. 242–255, 2016.
- PERAZA, D. G. Estudo de viabilidade da instalação de usinas solares fotovoltaicas no estado do rio grande do sul. 2013.
- PEREIRA, C. A. A.; ESCOLANO, T. O.; PASTORE, V. O. Avaliação de aptidão técnica e socioambiental para implantação de parques solares fotovoltaicos com sistema de informação geográfica-sig. *Revista Internacional de Ciências*, v. 10, n. 2, p. 23–42, 2020.
- PEREIRA, G. N. Análise de viabilidade técnica e econômica para a instalação de usina solar fotovoltaica nos 5 principais aterros do brasil. 2019.

- PETRINI, M.; POZZEBON, M.; FREITAS, M. T. Qual é o papel da inteligência de negócios (bi) nos países em desenvolvimento? um panorama das empresas brasileiras. *Anais do 28º ENANPAD, Curitiba-PN*, 2004.
- PIMENTA, L. B. *Espacialização das áreas favoráveis à expansão da fronteira agrícola no estado do Pará: uma avaliação multicritério apoiada por geoprocessamento*. 99 f. Tese (Doutorado) — Dissertação (Mestrado em Ciências Ambientais). Programa de Pós Graduação em ..., 2018.
- POOLE, D.; MACKWORTH, A. *Artificial Intelligence-Foundations of Computational Agents*. 2010. [S.l.]: Cambridge University Press, 2017.
- PRIMAK, F. V. *Decisões com bi (business intelligence)*. [S.l.]: Fabio Vinicius Primak, 2008.
- PULLAR, D. Simulation modelling applied to runoff modelling using mapscript. *Transactions in GIS*, Wiley Online Library, v. 7, n. 2, p. 267–283, 2003.
- RAMACHANDRA, T.; SHRUTHI, B. Spatial mapping of renewable energy potential. *Renewable and sustainable energy reviews*, Elsevier, v. 11, n. 7, p. 1460–1480, 2007.
- RAVAL, K. M. Data mining techniques. *International Journal of Advanced Research in Computer Science and Software Engineering*, Citeseer, v. 2, n. 10, 2012.
- REN21. Renewables 2019: Global status report. *REN21 Secretariat*, 2019.
- RESCH, B. et al. Gis-based planning and modeling for renewable energy: Challenges and future research avenues. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, Multidisciplinary Digital Publishing Institute, v. 3, n. 2, p. 662–692, 2014.
- REZK, H. et al. Performance of data acquisition system for monitoring pv system parameters. *Measurement*, Elsevier, v. 104, p. 204–211, 2017.
- ROSA, M. V. d. et al. Análise de custos diretos: comparativo de um orçamento de unidade habitacional realizado com base no sistema nacional de pesquisa de custos e índices da construção civil—sinapisi e preços locais da praça de barra do garças/mt. Universidade Federal de Mato Grosso, 2019.
- ROSSONI, F. *Estudo da viabilidade técnica para implantação de parque eólico na microregião sudoeste do Paraná e oeste de Santa Catarina*. Dissertação (B.S. thesis) — Universidade Tecnológica Federal do Paraná, 2013.
- RUSSELL, S. J.; NORVIG, P. *Artificial intelligence: a modern approach. Malaysia*. [S.l.]: Pearson Education Limited, 2016.
- RUVIARO R.S.; DALTROZO, J. G. L. L. W. S. I. P. Análise da variação da eficiência do módulo fotovoltaico em função da temperatura. *VII Congresso Brasileiro de Energia Solar*, 2018.
- SAATY, R. W. The analytic hierarchy process—what it is and how it is used. *Mathematical modelling*, Elsevier, v. 9, n. 3-5, p. 161–176, 1987.
- SAATY, T. L.; SODENKAMP, M. Making decisions in hierarchic and network systems. *International Journal of Applied Decision Sciences*, Inderscience Publishers, v. 1, n. 1, p. 24–79, 2008.

- SAH, B. P.; WIJAYATUNGA, P. Geographic information system-based decision support system for renewable energy development: An indonesian case study. Asian Development Bank, 2017.
- SALES, J. C. A. et al. Proposal of methodology for spatial analysis applied to human development index in water basins. *GeoJournal*, Springer, v. 84, n. 3, p. 813–828, 2019.
- SANTOS, H. dos et al. O novo mapa de solos do brasil: legenda atualizada. *Embrapa Solos-Docmentos (INFOTECA-E)*, Rio de janeiro: Embrapa Solos, 2011., 2011.
- SANTOS, H. G. dos et al. *Sistema brasileiro de classificação de solos*. [S.l.]: Brasília, DF: Embrapa, 2018., 2018.
- SANTOS, M. dos. Aplicação da lógica fuzzy e do processo de análise hierárquica no desenvolvimento de uma armadilha elétrica sustentável. *Blucher Design Proceedings*, v. 3, n. 12, p. 179 – 189, 2017. ISSN 2318-6968. Disponível em: <www.proceedings.blucher.com.br/article-details/aplicao-da-lgica-fuzzy-e-do-processo-de-anlise-hierrquica-no-desenvolvimento-de-uma-armadilha-eltrica-sustentvel-27482>.
- SANTOS, P. M. D. d. Procedimento para prospecção de potencial eólico com auxílio de sistemas de informação geográfica. 2015.
- SARMIENTO, N. et al. A solar irradiation gis as decision support tool for the province of salta, argentina. *Renewable Energy*, Elsevier, v. 132, p. 68–80, 2019.
- SAUER, I. L. et al. Energias renováveis: ações e perspectivas na petrobras. *Bahia Análise & Dados, Salvador*, v. 16, p. 9–22, 2006.
- SCHMITZ, O. et al. Map algebra and model algebra for integrated model building. *Environmental modelling & software*, Elsevier, v. 48, p. 113–128, 2013.
- SEAH, M.; HSIEH, M. H.; WENG, P.-D. A case analysis of savecom: The role of indigenous leadership in implementing a business intelligence system. *International journal of information management*, Elsevier, v. 30, n. 4, p. 368–373, 2010.
- SEGURO, J.; LAMBERT, T. Modern estimation of the parameters of the weibull wind speed distribution for wind energy analysis. *Journal of wind engineering and industrial aerodynamics*, Elsevier, v. 85, n. 1, p. 75–84, 2000.
- SENADO. 2022. Disponível em: <<https://www12.senado.leg.br/radio/1/noticia/2022/01/20/menor-parque-eolico-do-pais-joao-camara-rn-pode-se-tornar-capital-nacional-dos-ventos>>.
- SHEIKH, N. J.; KOCAOGLU, D. F.; LUTZENHISER, L. Social and political impacts of renewable energy: Literature review. *Technological Forecasting and Social Change*, Elsevier, v. 108, p. 102–110, 2016.
- SHEN, W. et al. A comprehensive review of variable renewable energy levelized cost of electricity. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Elsevier, v. 133, p. 110301, 2020.
- SHOAIB, M. et al. Assessment of wind energy potential using wind energy conversion system. *Journal of cleaner production*, Elsevier, v. 216, p. 346–360, 2019.

- SHU, K. et al. Fake news detection on social media: A data mining perspective. *ACM SIGKDD explorations newsletter*, ACM New York, NY, USA, v. 19, n. 1, p. 22–36, 2017.
- SIDDIQUI, R.; BAJPAI, U. Deviation in the performance of solar module under climatic parameter as ambient temperature and wind velocity in composite climate. *International Journal of Renewable Energy Research (IJRER)*, v. 2, n. 3, p. 486–490, 2012.
- SIGEL. *SIGEL*. 2022. Disponível em: <<https://sigel.aneel.gov.br/portal/home/>>.
- SILVA, E. R. C. C. *Técnicas de Data e Text Mining Para Anotação de Um Arquivo Digital*. Dissertação (Mestrado), 2010.
- SILVA, E. Z. I. da; FERRARINI, A. d. S. F.; ALVES, A. F. Energia fotovoltaica: Avaliação da legislação setorial e de incidência solar nos municípios paranaenses. *Economia & Região*, v. 9, n. 1, p. 129–146, 2021.
- SILVA, G. R. *Características de Vento da Região Nordeste: análise, modelagem e aplicações para projetos de centrais eólicas*. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal de Pernambuco, 2003.
- SILVA, P. de C. et al. Otimização dos parâmetros da distribuição de weibull. 1999.
- SINGER, T. Information engineering. *Plant Engineering*, Reed Business Information, v. 55, n. 1, p. 30–32, 2001.
- SNIRH. 2019. Disponível em: <<https://metadados.snirh.gov.br/geonetwork/srv/api/records/9407d38f-84d2-48ea-97dd-ee152c493043>>.
- SOLARGIS, E. S. M. A. P. E. Global solar atlas. *World Bank Group*, 2020. <https://globalsolaratlas.info/map>.
- SOLOS, E. *Sistema brasileiro de classificação de solos*. [S.l.]: Rio de Janeiro, 2018.
- SOUZA, R. C. *Previsão da distribuição da densidade de probabilidade da Geração de Energia Eólica usando técnicas não paramétricas*. Tese (Doutorado) — PUC-Rio, 2015.
- SPRAGUE, R.; WATSON, H. *Decision support*. [S.l.]: Prentice-Hall systems, 1986.
- STERNER, M.; THEMA, M. Comparison of storage systems. In: *Handbook of Energy Storage*. [S.l.]: Springer, 2019. p. 637–672.
- SUGANTHI, L.; INIYAN, S.; SAMUEL, A. A. Applications of fuzzy logic in renewable energy systems—a review. *Renewable and sustainable energy reviews*, Elsevier, v. 48, p. 585–607, 2015.
- SYAHPUTRA, R.; ROBANDI, I.; ASHARI, M. Optimization of distribution network configuration with integration of distributed energy resources using extended fuzzy multi-objective method. *International Review of Electrical Engineering (IREE)*, v. 9, n. 3, p. 629–639, 2014.
- TASRI, A.; SUSILAWATI, A. Selection among renewable energy alternatives based on a fuzzy analytic hierarchy process in indonesia. *Sustainable Energy Technologies and Assessments*, Elsevier, v. 7, p. 34–44, 2014.

- TKACHENKO, V. et al. Assessment of information technologies influence on financial security of economy. *Journal of Security & Sustainability Issues*, v. 8, n. 3, 2019.
- TOLMASQUIM, M. T. Energia renovável: hidráulica, biomassa, eólica, solar, oceânica. *EPE: Rio de Janeiro*, 2016.
- TOMCZAK, M. Spatial interpolation and its uncertainty using automated anisotropic inverse distance weighting (idw)-cross-validation/jackknife approach. *Journal of Geographic Information and Decision Analysis*, v. 2, n. 2, p. 18–30, 1998.
- TOMLIN, C. D. *Geographic information systems and cartographic modelling*. [S.l.]: New Jersey, US: Prentice-Hall, 1990.
- TOMLIN, C. D. Map algebra: one perspective. *Landscape and Urban Planning*, Elsevier, v. 30, n. 1-2, p. 3–12, 1994.
- TURBAN, E. et al. Introdução a sistemas de informação: uma abordagem gerencial. 2007.
- TURNER, J. A. A realizable renewable energy future. *Science*, v. 285, n. 5428, p. 687–689, 1999.
- ULGEN, K.; HEPBASLI, A. Determination of weibull parameters for wind energy analysis of izmir, turkey. *International Journal of Energy Research*, Wiley Online Library, v. 26, n. 6, p. 495–506, 2002.
- UYAN, M. Gis-based solar farms site selection using analytic hierarchy process (ahp) in karapinar region, konya/turkey. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Elsevier, v. 28, p. 11–17, 2013.
- VAHIDNIA, M. et al. Fuzzy analytical hierarchy process in gis application. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, v. 37, n. B2, p. 593–596, 2008.
- VALLEJO, L. R. Unidade de conservação: uma discussão teórica à luz dos conceitos de território e políticas públicas. *Geographia*, v. 4, n. 8, p. 57–78, 2002.
- VEIGA, F. R. Aplicação da busca cuco no ajuste de curvas de weibull para energia eólica utilizando dados de vento da cidade de petrolina. 2018.
- VICARI, M. et al. Mapeamento de áreas potenciais para implantação de aterro sanitário em passo fundo (rs), utilizando análise multicriterial. In: *Congresso Internacional de Tecnologia para o Meio Ambiente*. [S.l.: s.n.], 2012. v. 3.
- WANG, Y.-M.; LUO, Y.; HUA, Z. On the extent analysis method for fuzzy ahp and its applications. *European journal of operational research*, Elsevier, v. 186, n. 2, p. 735–747, 2008.
- WBC. World bank group. *International Development, Poverty, & Sustainability*, 2020. <https://www.worldbank.org/>.
- WEIBULL, W. Wide applicability. *Journal of applied mechanics*, v. 103, n. 730, p. 293–297, 1951.

WEIGMANN, P. R. et al. Metodologia para eficiência energética, otimização do consumo e combate ao desperdício de energia através da inserção da cultura empreendedora e fontes de inovação tecnológica. Florianópolis, SC, 2004.

YUE, C.-D.; YANG, G. G.-L. Decision support system for exploiting local renewable energy sources: A case study of the chigu area of southwestern taiwan. *Energy Policy*, Elsevier, v. 35, n. 1, p. 383–394, 2007.

ZADEH, L. A. Fuzzy sets. *Information and control*, Elsevier, v. 8, n. 3, p. 338–353, 1965.

ZHAI, P.; WILLIAMS, E. D. Analyzing consumer acceptance of photovoltaics (pv) using fuzzy logic model. *Renewable Energy*, Elsevier, v. 41, p. 350–357, 2012.

ZOULIAS, E.; LYMBEROPOULOS, N. Techno-economic analysis of the integration of hydrogen energy technologies in renewable energy-based stand-alone power systems. *Renewable Energy*, Elsevier, v. 32, n. 4, p. 680–696, 2007.