

Universidade Federal Fluminense

BÁRBARA RAQUEL MENDONÇA REZENDE

Complementaridade entre fontes renováveis através
da Análise de Componentes Principais

VOLTA REDONDA

2020

BÁRBARA RAQUEL MENDONÇA REZENDE

Complementaridade entre fontes renováveis através da Análise de Componentes Principais

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-graduação em Modelagem Computacional em Ciência e Tecnologia da Universidade Federal Fluminense, como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Modelagem Computacional em Ciência e Tecnologia. Área de Concentração: Modelagem Computacional

Orientador:

Profa. Dra. Eliane da Silva Christo

Coorientador:

Profa. Dra. Cecília Toledo Hernández

UNIVERSIDADE FEDERAL FLUMINENSE

VOLTA REDONDA

2020

Complementaridade entre fontes renováveis através da Análise de Componentes Principais

Bárbara Raquel Mendonça Rezende

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-graduação em Modelagem Computacional em Ciência e Tecnologia da Universidade Federal Fluminense, como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Modelagem Computacional em Ciência e Tecnologia. Área de Concentração: Modelagem Computacional.

Aprovada por:

Profa. Eliane da Silva Christo, D.Sc. / UFF
(Orientadora)

Profa. Cecília Toledo Hernández, D.Sc. / UFF
(Coorientadora)

Profa. Kelly Alonso Costa, D.Sc. / UFF

Prof. Gustavo Benitez Alvarez, D.Sc. / UFF

Prof. Márcio de Oliveira, D.Sc. / UFJF

Volta Redonda, 25 de outubro de 2020.

Agradecimentos

Agradeço a Deus e Nossa Senhora Aparecida, por me guiarem nessa caminhada, fortalecendo-me nos momentos mais difíceis. Obrigada pela oportunidade de iniciar e concluir esse mestrado.

Aos meus pais, Maria Aparecida e Enismar, por serem meu exemplo de vida, por todo apoio e incentivo em toda caminhada. Obrigada por serem fortes, o suficiente para eu conseguir viver longe de casa.

Toda minha gratidão ao meu irmão, Wemerson, pelos momentos de sabedoria, companhia e incentivo de sempre querer mais.

O meu eterno agradecimento ao meu noivo, Arlan, pelo constante apoio, paciência e companhia. Obrigada pelos conselhos e por me encorajar todos os dias.

Aos meus avós, por serem exemplo de vida para todos ao seu redor, por todo carinho, cuidado e oração.

À minha orientadora, Eliane, por me acompanhar e aconselhar nessa dissertação. À banca examinadora pelos conselhos. A vocês, todo meu carinho e admiração.

À toda minha família, pelas orações e apoio em toda jornada de estudo. Àqueles que já partiram dessa vida, agradeço por terem passado pela minha vida e por terem deixado marcas.

Aos funcionários do sítio, pela amizade e bons momentos. Aos amigos de MG e RJ, pelo companheirismo, apoio em cada etapa dessa jornada e por cada mensagem de carinho. Obrigada por tornarem essa caminhada mais suave.

À Capes, pelo suporte financeiro, sem o qual não seria possível a realização deste trabalho. E, por fim, agradeço à Universidade Federal Fluminense e toda sua equipe pela disponibilização de recursos para esse curso.

*"A fé é a certeza daquilo que esperamos e
a prova das coisas que não vemos."*

Hebreus 11:1

Resumo

A energia elétrica é uma das principais formas de energia da vida moderna, além de ser fundamental para o desenvolvimento da economia. Após um longo período de predominância da geração hidrelétrica, o setor elétrico vem sofrendo transformações, com novas tecnologias e as fontes renováveis tem crescido notavelmente em todo o mundo. Nesse sentido, o trabalho busca encontrar alternativas de energias sustentáveis que tenham capacidade de complementar as pequenas centrais hidrelétricas na carga exigida, no estado do Rio de Janeiro. Para isso, coletam-se dados de velocidade do vento, vazões fluviais e radiação solar de usinas existentes nessa região. Avaliam-se as séries de cada uma dessas fontes através da análise de fatores, buscando encontrar a componente principal que compreendesse cada uma das energias, em cada período estudado. As simulações são realizadas no RStudio para o período de 6 anos e para cada estação do ano. A complementaridade é verificada pelo coeficiente de correlação e análise gráfica. As fontes com características diferentes, normalmente, têm correlações baixas, sendo um ponto favorável à complementaridade. Constatou-se que as energias fotovoltaica e eólica são complementares às pequenas centrais hidrelétricas, no geral, em mais de 50% da carga exigida. Os resultados apresentaram vantagens em utilizar essas fontes conjuntas.

Abstract

Electricity is one of the main forms of energy in modern life, in addition to being fundamental to the development of the economy. After a long period of predominance of hydroelectric generation, the electricity sector has undergone transformations, with new technologies and renewable sources have grown notably around the world. In this sense, the work seeks to find sustainable energy alternatives that have the capacity to complement small hydroelectric plants in the required load, in the state of Rio de Janeiro. For this purpose, data on wind speed, river flows and solar radiation are collected from existing plants in this region. The series of each of these sources is evaluated through factor analysis, seeking to find the main component that comprehends each of the energies, in each period studied. The simulations are carried out in RStudio for the period of 6 years and for each season. Complementarity is verified by the correlation coefficient and graphic analysis. The fonts with different characteristics, usually, have low correlations, being a point favorable to the complementarity. It was found that photovoltaic and wind energy are complementary to small hydroelectric plants, in general, in more than 50% of the required load. The results showed advantages in using these joint sources.

Palavras-chave

1. Fontes Renováveis
2. Energia Fotovoltaica
3. Energia Eólica
4. Pequenas Centrais Hidrelétricas
5. Análise de Componentes Principais
6. Complementaridade

Glossário

ANA	:	Agência Nacional de Águas
INPE	:	Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais
ONS	:	Operador Nacional do Sistema Elétrico
PCD	:	Plataforma de Coleta de Dados
SINDA	:	Sistema Interligado de Dados Ambientais
EOL	:	Usina Eólica
PCH	:	Pequena Central Hidrelétrica
UFV	:	Usinas Solares Fotovoltaicas
EPE	:	Empresa de Pesquisa Energética
KMO	:	Teste de Kaiser-Meier-Olkin
ACP	:	Análise de Componentes Principais
OMM	:	Organização Meteorológica Mundial

Sumário

Lista de Figuras	xi
Lista de Tabelas	xiii
1 Introdução	14
1.1 Objetivos	16
1.1.1 Objetivo geral	16
1.1.2 Objetivos Específicos	16
1.2 Justificativa	16
1.3 Estrutura do Trabalho	16
1.4 Limitações	17
2 Fundamentação Teórica	18
2.1 Geração de Eletricidade Atual	18
2.1.1 A eletricidade no Brasil e no mundo	18
2.1.2 A eletricidade no estado do Rio de Janeiro	20
2.2 Energias Renováveis	21
2.2.1 Energia Eólica	21
2.2.2 Energia Hidráulica	25
2.2.3 Energia Solar	29
2.3 Correlação Estatística	33
2.4 Análise Fatorial	36
2.4.1 Adequação da amostra	36

2.4.2	Extração de Fatores	39
2.4.3	Análise de Fatores pelo Método da Componente Principal	40
2.5	Escolha do Número de Fatores	41
2.6	Interpretação dos Fatores	43
2.6.1	Matriz Fatorial	43
2.6.2	Rotação de Fatores	44
2.7	Estudos de Complementaridade	46
3	Metodologia	49
3.1	Obtenção e Tratamento de Dados	50
3.1.1	Base de dados	50
3.2	Avaliação dos Dados	51
3.2.1	Tratamento dos dados de PCDs do INPE	52
3.2.2	Tratamento dos dados do ONS	53
3.2.3	Tratamento dos dados da ANA	53
3.3	Cálculo da Série de Potência	55
3.3.1	Geração Eólica	55
3.3.2	Geração Hidrelétrica	56
3.3.3	Geração Solar Fotovoltaica	57
3.4	Avaliação da Correlação Linear	58
3.5	Análise de Fatores	58
3.5.1	Adequação da amostra	59
3.5.2	Análise de fatores	60
3.6	Avaliação da Complementaridade	62
4	Resultados	63
4.1	Correlação Linear	63

4.2	Análise de Fatores	64
4.2.1	Adequação da amostra	64
4.2.2	Componentes Principais e Avaliação da Complementaridade	66
4.3	Geração ao longo do ano	79
5	Conclusões e Trabalhos Futuros	81
5.1	Conclusões	81
5.2	Trabalhos Futuros	82
	Apêndice A	83
	Apêndice B	84
	Referências	85

Lista de Figuras

2.1	Evolução da capacidade instalada de geração de eletricidade no Brasil . . .	19
2.2	Usinas Termelétricas do Estado do Rio de Janeiro em 2016	21
2.3	Regiões mais favoráveis à instalação de usinas eólicas no estado	23
2.4	Exemplos de turbinas eólicas verticais e horizontais	23
2.5	Geração de potência de um aerogerador	25
2.6	Diagrama geral do funcionamento de uma usina hidrelétrica	27
2.7	Usinas hidrelétricas ao pé da represa e de desvio	28
2.8	Usina hidrelétrica a fio d'água	28
2.9	Usina Hidrelétrica Reversível	29
2.10	Radiação solar global média para cada estação do ano no Brasil	30
2.11	Radiação direta, difusa e refletida	31
2.12	Exemplos de séries com correlação linear positiva, correlação linear negativa e sem correlação linear	33
2.13	Análise das Componentes Principais	41
2.14	Exemplo de gráfico <i>scree</i>	43
2.15	Exemplo de matriz de cargas	44
2.16	Exemplo de rotação Oblíqua e Ortogonal	45
3.1	Diagrama com o resumo dos métodos adotados	49
3.2	Distribuição geográfica das estações em estudo	54
4.1	Correlação estatística entre todas as variáveis	64
4.2	Resultado da análise dos autovalores	67
4.3	Complementaridade das PCHs na carga exigida	69

4.4	Resultado da análise de autovalores referente ao outono	70
4.5	Complementaridade durante o outono	71
4.6	Resultado da análise de autovalores referente à primavera	72
4.7	Complementaridade durante à primavera	74
4.8	Resultado da análise dos autovalores referente ao inverno	75
4.9	Complementaridade durante o inverno	76
4.10	Resultado da análise dos autovalores referente ao verão	77
4.11	Complementaridade durante o verão	79
4.12	Comportamento anual médio	80

Lista de Tabelas

2.1	Empreendimentos de Geração de Energia Elétrica em Operação no Estado do Rio de Janeiro em 2020	20
2.2	Geração hidrelétrica	26
2.3	Interpretação dos valores do coeficiente de correlação linear	36
2.4	Interpretação dos valores do KMO	39
2.5	Interpretação dos valores das cargas da matriz fatorial	44
3.1	Período das estações do ano	50
4.1	Abreviação utilizada nos resultados	63
4.2	Variáveis estudadas	65
4.3	Observações \times Número de variáveis	65
4.4	Teste de Bartlett e cálculo do KMO	66
4.5	Matriz de cargas rotacionada	68
4.6	Alternativa de complementaridade	69
4.7	Matriz de cargas rotacionada no outono	71
4.8	Alternativa de complementaridade no outono	71
4.9	Matriz de cargas rotacionada na primavera	73
4.10	Alternativa de complementaridade na primavera	74
4.11	Matriz de cargas rotacionada no inverno	76
4.12	Alternativa de complementaridade no inverno	76
4.13	Matriz de cargas rotacionada no verão	78
4.14	Alternativa de complementaridade no verão	79

Capítulo 1

Introdução

A eletricidade faz parte do dia-a-dia de grande parte do planeta e sua demanda ainda continua a crescer, sendo a forma de energia mais significativa, além de ser um insumo de extrema importância para a industrialização, urbanização e desenvolvimento financeiro de um país [74]. Em países emergentes, como o Brasil, o setor de energia elétrica está presente em quase todas as esferas organizacionais. Dessa forma, ela é indispensável à vida moderna e se constitui como setor-chave da economia, fornecendo o material básico para estimular o crescimento econômico [11].

Desde o surgimento da eletricidade, a queima de combustíveis fósseis tem sido uma das principais fontes de energia primária na qual a geração de eletricidade se baseia. Porém, há indícios de que essa queima seja uma das principais causas do aquecimento global, devido à emissão de gás de efeito estufa. Por esse motivo, as fontes de energias renováveis tiveram um crescente desenvolvimento [15]. Vale considerar que as fontes renováveis de energia aproveitam as forças da natureza para gerar uma alternativa que não deixa resíduos, sem consumir os recursos não renováveis do planeta, além de não possuírem a necessidade de gastos e investimentos com matéria-prima (como as energias eólica e solar).

A humanidade enfrenta alguns desafios nos dias modernos, como a necessidade de levar energia para as regiões de difícil acesso, o crescimento de demanda por energia e a busca por fonte de energia limpa. No Brasil, é desafiante criar uma infraestrutura capaz de atender a demanda de todas as regiões do país de maneira satisfatória, uma vez que a principal fonte energética do país é a geração por meio de grandes centrais hidroelétricas. Mesmo que seja uma fonte energética renovável, essa dependência do Brasil de uma fonte de energia elétrica é problemática já que é uma fonte que está sujeito a períodos de estiagem (eventualmente inviabilizam o seu uso) e que está chegando ao seu limite de capacidade técnica de geração. Além do mais, ao se utilizar hidrelétricas, há necessidade

de longas linhas de transmissão para atender a demanda de energia no maior espaço geográfico possível, o que torna toda a rede de transmissão e distribuição de energia, ao se utilizar hidrelétricas, muito cara e ineficiente [51].

Esse interesse por energia renovável tem sido significativo, além de ser a fonte dominante no que diz respeito a novas capacidades de geração. A geração de energia, a partir de fontes renováveis, alcançou grande notabilidade nos últimos anos. Para ter uma matriz energética com menor emissão de gases de efeito estufa e mais limpa, muitos países têm introduzido uma porcentagem maior de energias renováveis em seu conjunto de geração de energia [60].

Hoje em dia, as fontes renováveis destacam-se como sendo as que possuem uma expansão mais rápida, com uma expectativa mundial de 2,9% ao ano, entre 2012 e 2040 [24]. Essa expansão deve ser acompanhada com muita atenção, uma vez que os recursos naturais (vento, radiação solar e precipitação) podem variar diariamente, mensalmente e anualmente [55]. Portanto, para que não haja elevação de custos e demanda não atendida para suprir essa instabilidade, há a necessidade de se ter um sistema de energia flexível.

Diversos estudos apontam para a viabilidade de se utilizar fontes renováveis que variem de forma complementar no tempo ou espaço, além de diminuir a variância global da geração [12]. Inclusive, já foram encontrados diversos trabalhos sobre complementaridade entre fontes dessa natureza [42, 12, 63, 64, 10]. Inclusive um desses trabalhos analisa a complementaridade das mesmas três fontes energéticas (eólica, solar e hídrica), além de estudar o comportamento do conjunto renovável, por meio de um processo de otimização [63]. Porém, ela não visa buscar alternativas de energias que complementem as pequenas centrais hidrelétricas na carga exigida em cada período estudado, o que difere do trabalho já existente.

O presente trabalho buscou alternativas de energias renováveis para complementar as pequenas centrais hidrelétricas. As energias em estudo foram as pequenas centrais hidrelétricas, eólicas e solares fotovoltaicas. Então, através da análise de fatores, por meio de simulações no RStudio, pôde-se encontrar a componente principal para cada estação do ano que resultou na alternativa de energia, onde a proporção foi a medida necessária para complementar as pequenas centrais hidrelétricas na carga exigida. Os estudos foram realizados com base em dados adquiridos de plataformas do estado do Rio de Janeiro.

1.1 Objetivos

1.1.1 Objetivo geral

O objetivo geral deste trabalho é identificar a forma com que os recursos eólico e fotovoltaico complementem as pequenas centrais hidrelétricas na carga exigida, no estado do Rio de Janeiro, e avaliar a variabilidade dessa combinação durante as estações do ano.

1.1.2 Objetivos Específicos

- Estudar a matriz energética no estado do Rio de Janeiro;
- Realizar a coleta e análise dos dados;
- Simular os dados através da análise de fatores;
- Encontrar a componente principal de cada estação do ano, a partir dos dados gerais;
- Avaliar a complementaridade entre as fontes de energias.
- Estudar o comportamento anual médio das fontes estudadas.

1.2 Justificativa

O estado do Rio de Janeiro ainda possui uma meta de expansão de energias renováveis, sendo necessário direcionar um estudo de complementaridade de fontes energéticas renováveis com relação às estações do ano, uma vez que as fontes renováveis estudadas (solar fotovoltaica, hidrelétrica e eólica) são influenciadas pelas condições climáticas.

Em certos períodos há um maior consumo de certas energias. Com isso, buscar a componente principal em cada estação do ano é importante uma análise até mesmo para não haver demanda não atendida e elevação de custos, a fim de auxiliar na tomada de decisão e suprir esta instabilidade.

1.3 Estrutura do Trabalho

Esta dissertação é composta por um primeiro capítulo de Introdução que apresenta a contextualização do tema, a justificativa do estudo, seus objetivos gerais e específicos, além de suas limitações. O segundo capítulo contém a Fundamentação Teórica que analisa, com

mais detalhes, a matriz de geração elétrica do estado do Rio de Janeiro, as tecnologias para geração de eletricidade por fontes renováveis e seu potencial na região estudada, além da base teórica das ferramentas que são utilizadas, como correlação estatística e análise de fatores por componentes principais, assim como estudos referentes à complementaridade de energia. O terceiro capítulo apresenta a Metodologia, onde se descreve os métodos aplicados e as informações sobre as bases de dados usadas. No quarto capítulo, intitulado Resultados, estão contidas informações sobre os resultados alcançados e sua análise. Por fim, o quinto capítulo, apresenta as conclusões extraídas deste trabalho, assim como sugestões para trabalhos futuros que possam contribuir com o desenvolvimento do tema. E, na sequência, encontram-se as Referências Bibliográficas que embasaram o estudo e os apêndices da pesquisa.

1.4 Limitações

O trabalho concerne somente ao estado do Rio de Janeiro e o período estudado foi de janeiro de 2012 a setembro de 2017, devido às restrições dos dados disponíveis. Não foi possível uma pesquisa com dados mais recentes, pois as séries provenientes das Plataformas de Coleta de Dados só possuíam medições neste período. Como a análise foi realizada com períodos iguais à todas séries, optou-se por considerar medições até em 2017.

Apenas as séries de potência solar e eólica possuíam resolução horária (medições a cada 3h, resultando em 8 medições por dia). Logo, optou-se em realizar a análise de componentes principais a nível diário.

Durante toda a análise, não levou-se em consideração os custos necessários para produção de energia. Além disso, restrições técnicas e restrições referentes ao modelo estudado não foram abordados, uma vez que não influenciaria no objetivo do trabalho. A queda referente à energia hidráulica foi considerada constante, já que a alteração da queda é mínima com o passar dos anos.

Capítulo 2

Fundamentação Teórica

Este capítulo apresenta as características de consumo e geração de eletricidade no Brasil, no mundo e no estado do Rio de Janeiro, assim como os fundamentos da geração hidrelétrica, eólica e fotovoltaica. Em seguida, são apresentadas as bases teóricas das ferramentas incluídas na metodologia do trabalho, como análise de fatores por meio de componentes principais e estudos referentes à complementaridade de energias.

Vale ressaltar a presença da palavra "usina" e "fonte" ao longo do trabalho. Usina é utilizada quando remete-se à edificação industrial, enquanto que fonte refere-se ao recurso para se obter energia.

2.1 Geração de Eletricidade Atual

Esta seção aborda um pouco sobre a geração e consumo de eletricidade, tanto do estado do Rio de Janeiro, quanto do Brasil e do mundo.

2.1.1 A eletricidade no Brasil e no mundo

A demanda por fontes alternativas está associada à preocupação com os desastres ecológicos, ligados ao suprimento de energia [22], com as finitas reservas de combustíveis fósseis [36] e com a busca por fontes de baixo custo de geração de eletricidade, além de estar associada à esforços globais de diminuir a emissão de gases de efeito estufa, o que leva a uma maior competitividade econômica [71].

As perspectivas de longo prazo continuam melhorando para geração a partir de fontes de energias renováveis. Entre os anos de 2012 e 2040, a expectativa é que aumente cerca

de 2,9% ao ano, cujos recursos não hídricos são as fontes predominante, aumentando cerca de 5,7% ano [24].

Atualmente, o Brasil conta com os seguintes tipos de fontes de geração elétrica [32]:

- Hidrelétrica, que pode ser subdivida em 3 tipos, dependendo da sua potência instalada e área de reservatório, em:
 - pequenas centrais hidrelétricas (PCHs)
 - usinas hidrelétricas (UHEs)
 - centrais geradoras hidrelétricas (CGHs)
- Eólica (EOL);
- Solar Fotovoltaica (UFV);
- Undi-elétrica (CGU);
- Termelétrica (UTE), que pode ser movida à combustíveis fósseis ou biomassa;
- Termonuclear (UTN).

A evolução da capacidade instalada nacional de geração elétrica por cada tipo de fonte é apresentada na Figura 2.1.

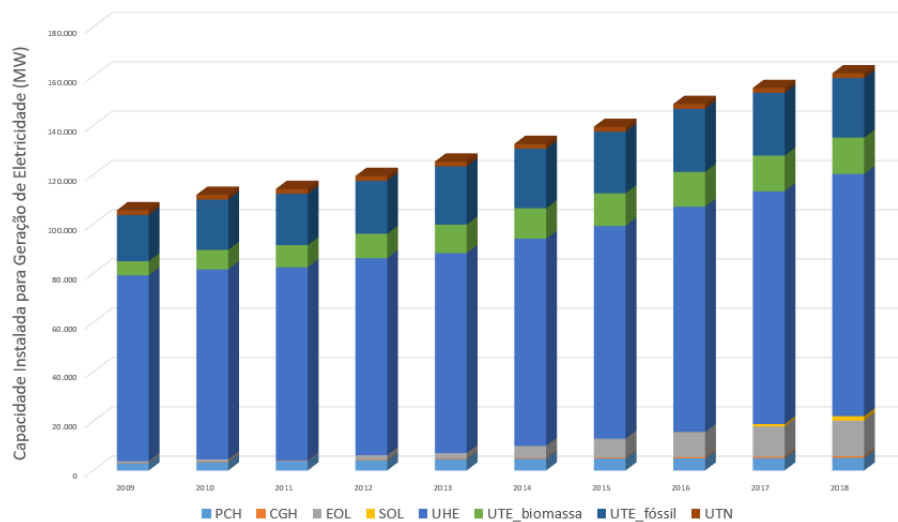


Figura 2.1: Evolução da capacidade instalada de geração de eletricidade no Brasil

Fonte: Elaborado com base em dados de [29]

Pode-se perceber que a matriz elétrica brasileira é predominantemente renovável, porém isso se deve à grande presença das usinas hidrelétricas. A diversificação das fontes renováveis ainda está se iniciando, mas, vale ressaltar, que a geração elétrica a partir de fontes não renováveis teve uma queda no ano de 2018 comparado com o ano de 2017 (de 20,8% para 17,6%). Já a energia eólica teve um aumento de 14,4% entre esses mesmos anos [29].

2.1.2 A eletricidade no estado do Rio de Janeiro

De acordo com [4], a capacidade instalada ¹ de geração de energia elétrica no estado do Rio de Janeiro era de 8.965,88MW, o que equivale a, aproximadamente, 5,2% da capacidade instalada do Brasil. Essa distribuição do estado do Rio de Janeiro pode ser vista na Tabela 2.1.

Tabela 2.1: Empreendimentos de Geração de Energia Elétrica em Operação no Estado do Rio de Janeiro em 2020

Tecnologia	Potência (MW)	Participação (%)
Pequenas Centrais Hidrelétricas	311,86	3,48
Hidrelétricas	1.403,79	15,66
Central Geradora Hidrelétrica	13,39	0,15
Termonuclear	1.990	22,2
Termelétrica	5.214,50	58,16
Solar	4,29	0,05
Eólica	28,05	0,31
Total	8.965,88	100

Fonte: Elaborado com base em dados de [4]

Observa-se que, diferentemente do restante do país, em que predomina a usina hidrelétrica, no estado do Rio de Janeiro, aproximadamente 80% da capacidade instalada corresponde as usinas termelétricas (já incluindo as centrais nucleares). A forte participação dessas usinas na geração de eletricidade induz a uma análise mais específica, referente a quais combustíveis são utilizados. O recurso predominante nessas usinas é o gás natural, seguida pelo urânio, conforme apresentado na Figura 2.2.

A ampla utilização do gás natural na geração termelétrica do estado merece atenção por conta da finalidade do recurso, seu custo e seus impactos ambientais que estão ligados, principalmente, à emissão de gases causadores de efeito estufa, por se tratar de um combustível de origem fóssil [63].

¹Somatório das potências instaladas, concedidas ou autorizadas, das usinas de geração de energia elétrica em operação localizadas no sistema, definidas conforme legislação específica da ANEEL, ponderadas pelas respectivas participações da empresa nestas usinas

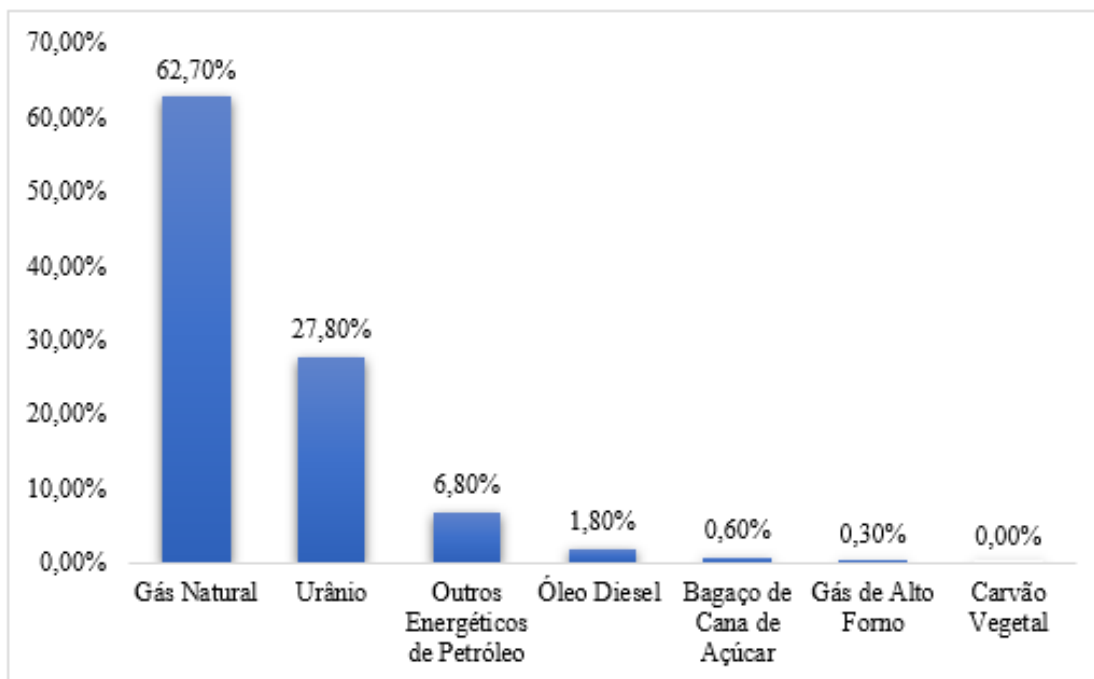


Figura 2.2: Usinas Termelétricas do Estado do Rio de Janeiro em 2016
Fonte: Elaborado com base em dados de [13]

2.2 Energias Renováveis

Energia renovável é uma expressão utilizada para retratar várias fontes de energia que são proporcionadas para gerar eletricidade de forma cíclica, ou seja, os recursos naturais estão sempre disponíveis para utilização e não se esgotam. Além disso, produzem baixos impactos ambientais e não emitem gases de efeito estufa.

Esta seção traz peculiaridades e conceitos da energia hidráulica, fotovoltaica e eólica, assim como informações sobre o potencial de geração no estado.

2.2.1 Energia Eólica

Esta subseção aborda assuntos referentes à geração eólica, apresentando os mecanismos de aproveitamento da energia proveniente dos ventos, o potencial dessa geração no Rio de Janeiro e no Brasil e, também, alguns impactos associados a essa fonte de energia.

2.2.1.1 O recurso e seu potencial

A geração eólica no Brasil passou de 2.705 GWh em 2011 para 48.475 GWh em 2018, ou seja, um crescimento de mais de 45.000 GWh em sete anos [29, 27]. Vale ressaltar que

o líder mundial em energia eólica é a China, com 217 GWh de capacidade acumulada e, o Brasil assume posição de liderança na América Latina em potência instalada, com cerca de 14,5 GWh [77].

Parte da radiação solar incidente sobre a camada externa da atmosfera terrestre é utilizada para movimentar massas de ar. Estas fluem das áreas de alta para as de baixa pressão quando são criadas diferenças de pressão de ar, por exemplo, por variação na temperatura superficial do planeta [44]. Fatores geográficos e ambientais também influenciam na velocidade e nas características do vento em cada localidade [72].

Os empreendimentos que utilizam energia eólica são aqueles que convertem parte da energia cinética na atmosfera em outra forma útil de energia, como a energia mecânica [22]. Como exemplo desses empreendimentos, pode-se citar os moinhos de vento utilizados na moagem de grãos e no bombeamento de água, que se espalharam pela Europa e na Holanda, há muitos anos atrás. Ultimamente, a utilização mais comum da energia dos ventos é feita pelos aerogeradores, que a convertem em eletricidade [35].

O Atlas do Potencial Eólico Brasileiro [20] estimou um potencial de 143GW para o Brasil, cuja potência instalada atualmente é de 15,4 GW, além de 2,80 GW em construção e 4,72 GW cuja construção ainda não foi inicializada, de acordo com Aneel 2020 [4]. O potencial estimado para o Rio de Janeiro é de 0,75 GW, com destaque para a região norte do estado - área 1, região dos Lagos - área 2 e Piraí-Vassouras-Petrópolis - área 3 [38]. As condições consideradas, para os três casos, foram turbinas de 50 m de altura e faixas de velocidade do vento acima de 7 m/s. A Figura 2.3 destaca as três regiões mais favoráveis a instalação de usinas eólicas no estado.

Vale destacar que, além do potencial para grandes e médias usinas eólicas, há uma maior procura pelas mini e micro usinas eólicas. O limite de potência para cada categoria varia de acordo com o país; a Aneel classifica microgeração até 75 kW e minigeração entre 75 kW e 5 MW [7].

2.2.1.2 Técnicas de aproveitamento de energia

O vento faz girar o rotor conectado a um eixo, ligado ao gerador elétrico, cuja finalidade é de converter a energia mecânica do eixo em energia elétrica, por meio de engrenagens. Já o sistema de controle visa o funcionamento seguro de todo o sistema, com o melhor aproveitamento possível do vento, e possui uma série de sensores [22].

As turbinas eólicas podem ser classificadas de acordo com a orientação do eixo do

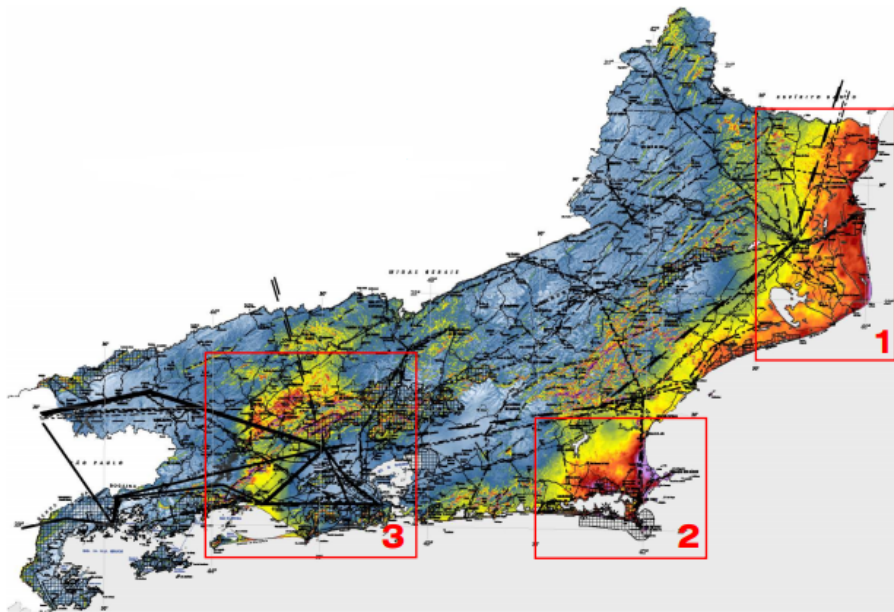


Figura 2.3: Regiões mais favoráveis à instalação de usinas eólicas no estado
Fonte: [38]

rotor em relação à terra: verticais ou horizontais. A Figura 2.4 mostra alguns exemplos dessas turbinas. Os rotores de eixo horizontal atuam perpendicularmente ao escoamento e devem possuir mecanismos capazes de permitir que a área varrida pelas pás esteja sempre perpendicular ao vento. Para geração de energia elétrica, os rotores mais comuns e usuais são com a hélice de três pás, pois possuem uma eficiência superior aos demais modelos. Esses rotores só operam com velocidades elevadas de ventos, pois possuem baixos torques de partida [22]. Já as turbinas com eixo vertical captam a energia sem precisar alterar a posição do rotor com a mudança dos ventos, entretanto, existe a dificuldade em instalar esses modelos em torres altas, por isso, não conseguem aproveitar velocidades de vento mais elevadas [64].



(a) Turbina horizontal de múltiplas pás



(b) Turbina horizontal de três pás



(c) Turbina vertical

Figura 2.4: Exemplos de turbinas eólicas verticais e horizontais
Fonte: (a) - [33], (b) - [34], (c) - [31].

Segundo [72], a máxima potência alcançada por uma corrente de vento é calculada

por meio da Equação 2.1.

$$P = \frac{1}{2} C_p A \rho u_0^3 \quad (2.1)$$

onde:

P = potência eólica [W]

C_p = fator de eficiência que varia de acordo com o equipamento

ρ = densidade do vento no local [kg/m³]

u_0^3 = velocidade do vento [m/s]

A = área por onde passa coluna de vento [m²]

O coeficiente C_p é conhecido como "limite de Betz". Vale ressaltar que, caso um aerogerador alcançasse 100%, que é a eficiência máxima, este extrairia toda a energia cinética e o vento, após passar pelas lâminas, teria velocidade zero, fazendo com que o ar se acumulasse [36].

Os aerogeradores possuem dois tipos de velocidades: *cut-in*, que indica a qual velocidade do vento a turbina é, de fato, capaz de iniciar sua operação e *cut-out*, marca o limite de velocidade do vento para qual o aerogerador continue em operação, já que os ventos muito fortes podem danificar os equipamentos e, assim, o sistema deve se proteger de avarias [22]. Pode-se ilustrar esse comportamento pela Figura 2.5, onde V_m é a velocidade mínima (*cut-in*), V_n é a máxima velocidade de acordo com as características do aerogerador e V_c é a velocidade de corte (*cut-out*).

2.2.1.3 Impactos associados à geração eólica

Os impactos de parques eólicos são muito menores comparados ao de termelétricas ou grandes hidrelétricas e os principais são [22]: a interferência eletromagnética, causada pelo desvio, pelas pás do rotor, de ondas eletromagnéticas (como de rádio e televisão) e que pode ser mitigado através da escolha do material das pás e do formato da torre de acordo com o contexto de comunicações do local de instalação; o ruído mecânico, que possui origem em equipamentos do aerogerador e que pode ser contornado através de utilização de engrenagens silenciosas, estruturas mais resistentes e proteção acústica; o ruído aerodinâmico, decorrente de interação entre o vento e as pás do rotor, que pode ser minimizado fazendo-se com que as turbinas girem com velocidade de rotação menor para



Figura 2.5: Geração de potência de um aerogerador

Fonte: [1]

velocidades de vento baixas; a colisão com pássaros, que apesar de não ser tão comum, alerta para a construção de parques eólicos fora da rota de migração das espécies e, o impacto visual nas paisagens, que depende das características da turbina e do contexto sociocultural de sua instalação [64].

2.2.2 Energia Hidráulica

Esta subseção aborda assuntos referentes à energia hidráulica, abordando assuntos desde mecanismos de aproveitamento até o potencial de geração hidrelétrica no estado do Rio de Janeiro e no Brasil.

2.2.2.1 O recurso e seu potencial

A reserva total de água no mundo se encontra nas formas de vapor atmosférico, rios, lagos, gelo e geleiras, água subterrânea e oceanos. Ao receber a radiação solar, parte da água no estado líquido evapora e fica sob a forma de vapor na camada mais baixa da atmosfera - troposfera, onde circula graças ao movimento do vento e se condensa e precipita novamente sobre a superfície da terra. A água precipitada pode ser absorvida pelo solo, alimentar geleiras, evaporar ou ainda escoar pela terra, alcançando lagos, rios e/ou oceanos. A parcela da precipitação que seguirá cada um desses destinos depende da vegetação, topografia e permeabilidade da região em análise, assim como outros fatores [22, 44, 18].

A energia da água que flui por meio de rios, pode se tornar aproveitável à sociedade através de aproveitamentos hidráulicos (aqueles que usufruem da energia mecânica dos cursos de água para realização de trabalho ou geração de eletricidade), isto é, utilizam tanto a energia potencial existente devido à altitude do recurso em relação ao nível do mar, quanto à energia cinética dada a vazão do mesmo [35].

A utilização de energia hidráulica para geração de trabalho útil através de rodas d'água remete-se ao primeiro século antes de Cristo, devido aos gregos, e, desde então, foi muito utilizada pela humanidade. O advento do gerador elétrico no século XIX revolucionou a utilização da força das águas e permitiu o desenvolvimento de usinas hidrelétricas, capazes de converter a energia mecânica em elétrica, segundo [36].

A participação da geração hidrelétrica na geração elétrica total no mundo, no Brasil e no estado do Rio de Janeiro é apresentada na Tabela 2.2.

Tabela 2.2: Geração hidrelétrica

	Geração Hidrelétrica (TWh)	
	2012	2016
Rio de Janeiro	7,95	4,99
Brasil	415	381
Mundo	3756	4170

Fonte: Elaborado com base nos dados de [29], [28] e [13]

Observa-se uma alta da energia hídrica no mundo entre os anos de 2012 e 2016. Já no Brasil e no Rio de Janeiro nota-se uma queda, proveniente da redução do nível de água nos reservatórios, caracterizado pela crise hídrica que aconteceu entre os anos de 2014 e 2016, no Sudeste.

Empreendimentos hidrelétricos de menor porte vêm recebendo muitos investimentos e incentivos nos últimos anos, uma vez que à construção de grandes hidrelétricas vêm sendo restringida devido a seus grandes impactos ambientais e sociais [22]. A Aneel classifica como PCHs as usinas hidrelétricas com potência instalada superior à 3.000 kW e iguai ou inferior a 30.000 kW, área de reservatórios de até 13 km² e autoprodução ou produção independente de energia elétrica. Empreendimentos hidrelétricos com potência inferior a 3.000 kW são considerados CGHs e estão isentas de registro pela Aneel e, as grandes usinas, conhecidas como UHEs compreendem os demais casos, de acordo com informações de [6].

2.2.2.2 Técnicas de aproveitamento de energia

Um simples esquema da geração de eletricidade em uma usina hidrelétrica pode ser apresentado pela Figura 2.6. A água aciona uma turbina hidráulica que movimenta o rotor de um gerador elétrico para produção de energia elétrica. Essa água é liberada, partindo ou não de um reservatório, para a casa de máquinas, que transformará a energia mecânica em elétrica.

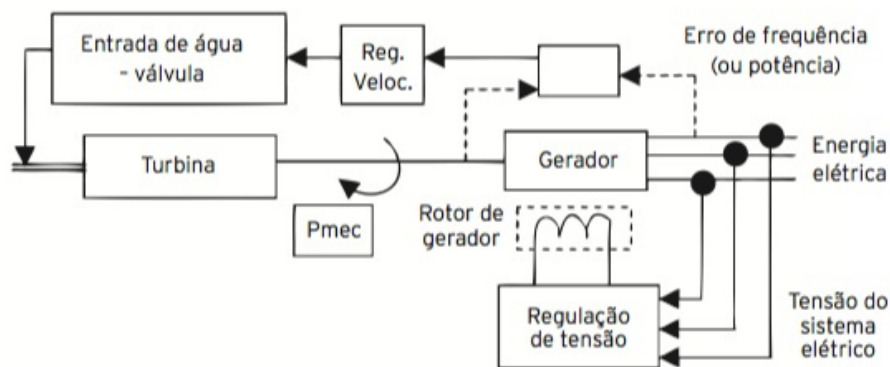


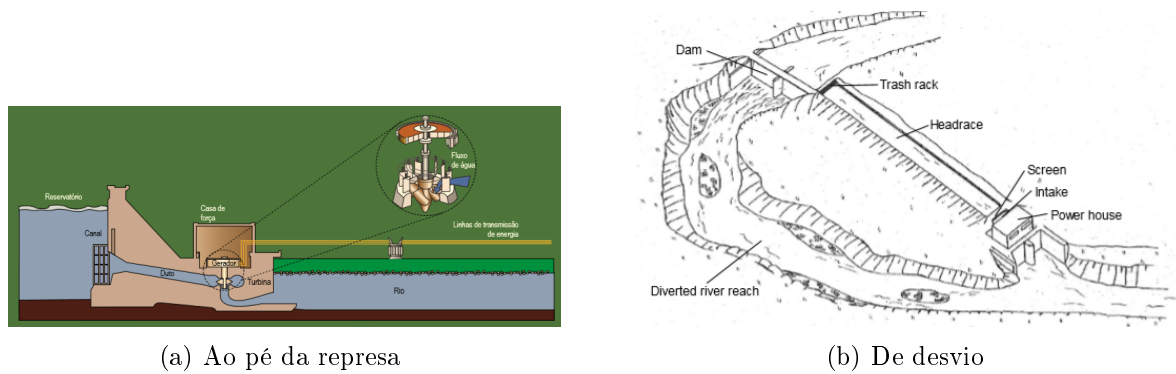
Figura 2.6: Diagrama geral do funcionamento de uma usina hidrelétrica

Fonte: [22]

As condições naturais do meio ambiente e das bacias hidrográficas ao redor das usinas preservam o desenvolvimento de projetos de aproveitamento dos recursos hídricos disponíveis [59]. As usinas hidrelétricas podem ser, basicamente, do tipo fio d'água, ao pé da represa ou de desvio [22]. A seleção do tipo de usina dependerá da vazão natural e da queda líquida, dentre outros.

As usinas hidrelétricas a fio d'água, na grande maioria, não utilizam reservatórios, ou seja, aproveitam apenas a vazão natural do rio [59]. Já as usinas ao pé da represa possuem reservatório e casa de máquinas perto do mesmo, o que não acontece com as usinas de desvio, pois possuem a casa de máquina, fora do leito do rio, o que faz com que a água chegue até ela através de um canal que capta água no rio por meio, geralmente, de uma represa [44]. A Figura 2.7 mostra um exemplo de usina ao pé da represa, Figura 2.7(a); usina de desvio, Figura 2.7(b), e a Figura 2.8 ilustra uma usina hidrelétrica a fio d'água.

Ainda existem as usinas reversíveis, que são baseadas na geração hidrelétrica tradicional, cuja função, dentre outras, é operar em conjunto com as fontes de energia intermitentes para moderar as diferenças periódicas na disponibilidade da mesma. São também conhecidas como usinas de armazenamentos por bombeamento de água ou acumulação hidráulica. Elas consistem no bombeamento de água, desde um reservatório inferior até um



(a) Ao pé da represa

(b) De desvio

Figura 2.7: Usinas hidrelétricas ao pé da represa e de desvio

Fonte: (a) - [5] e (b) - [44].

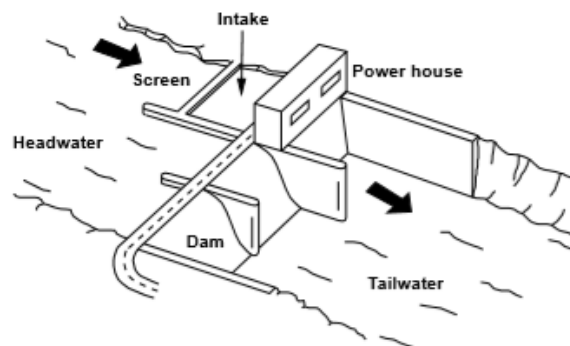


Figura 2.8: Usina hidrelétrica a fio d'água

Fonte: [44]

reservatório superior, gerando energia elétrica nas horas de máxima demanda, conforme ilustra a Figura 2.9.

De acordo com [22], a potência teórica, entre dois pontos específicos de um curso de água, é dada pela Equação 2.2.

$$P = \rho g Q H \quad (2.2)$$

onde:

P = potência hidráulica [W]

ρ = densidade da água [kg/m³]

g = aceleração da gravidade [m/s²]

Q = vazão volumétrica [m³/s]

H = diferença de altura entre dois pontos considerados [m]

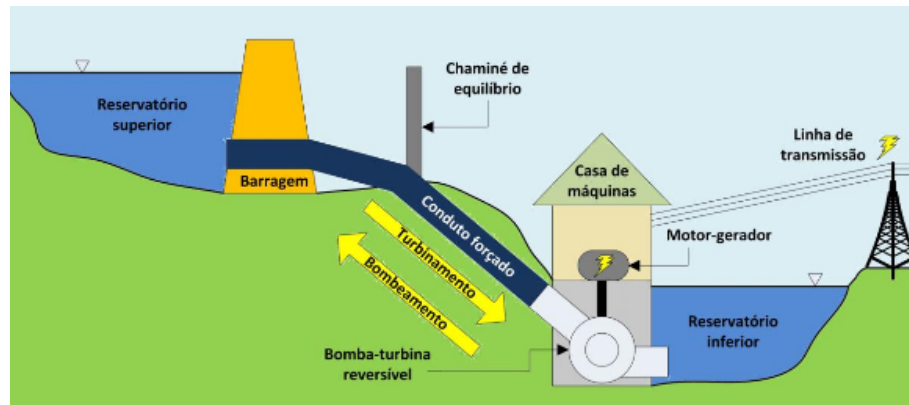


Figura 2.9: Usina Hidrelétrica Reversível
Fonte: [16]

Além disso, a potência de uma usina hidrelétrica depende da multiplicação da potência P , Equação 2.2, pelo rendimento da usina, η_T . Este considera o rendimento do sistema hidráulico, da turbina e do gerador [22].

2.2.3 Energia Solar

Esta subseção aborda assuntos sobre a geração solar, com ênfase na geração fotovoltaica. Apresenta-se os mecanismos dessa forma de geração de energia, seu potencial no Rio de Janeiro e no Brasil e alguns impactos associados a essa fonte.

2.2.3.1 O recurso e seu potencial

As reações de fusão nuclear, que ocorrem no interior do Sol, fazem com que parte de sua massa se converta em energia, aumentando sua temperatura e emitindo radiação [72]. Após ele alcançar a superfície da estrela, se propaga pelo vácuo com distribuição espectral razoavelmente contínua, fazendo com que alcance outros corpos celestes a sua volta [35].

A radiação solar recebida pela atmosfera terrestre é influenciada por vários fatores [44]. Como exemplo, pode-se mencionar o ângulo de inclinação do eixo da Terra com relação a essa órbita, que leva a uma variação da radiação recebida em cada região do planeta e, também, a órbita elíptica da Terra em torno do Sol, que faz com que a radiação varie ao longo do ano.

A Figura 2.10 ilustra a variação da radiação solar global entre as estações do ano no Brasil. Essa radiação é a soma das radiações direta e difusa, que serão apresentadas à frente.

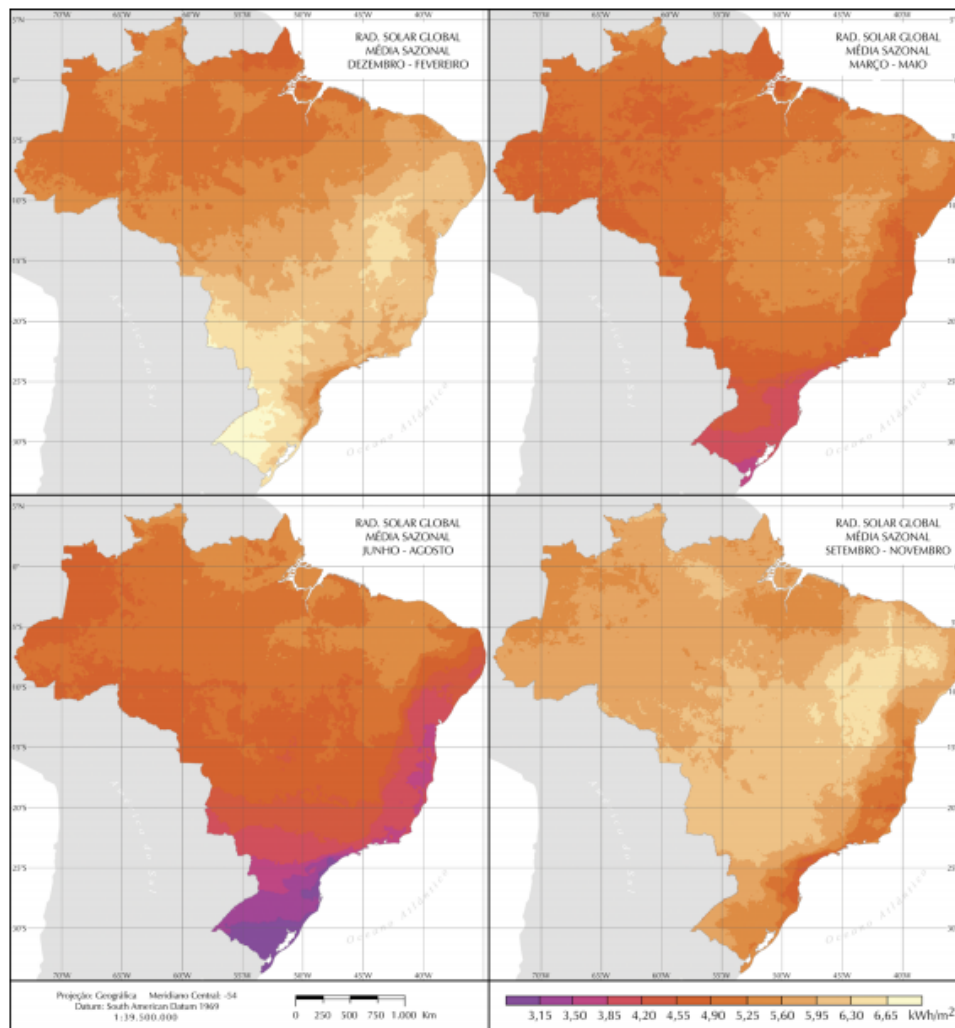


Figura 2.10: Radiação solar global média para cada estação do ano no Brasil
Fonte: [58]

Da radiação que alcança a atmosfera da Terra, cerca de 31% são refletidos ainda nas camadas mais externas da atmosfera, 17,4% são absorvidos pela atmosfera, 4,2% são refletidos próximos à superfície do planeta e, aproximadamente, 47,4% alcançam realmente a superfície de continentes e oceanos [44]. Essa radiação que chega à superfície se divide em radiação direta, que é aquela que vêm diretamente do sol, sem ter tido sua direção influenciada; radiação difusa, que chega de forma indireta, sofrendo difusão na atmosfera, por exemplo, por partículas sólidas ou pelas nuvens e, radiação que pode ser refletida por superfícies, principalmente em áreas próximas ao mar e à neve [35]. Essa divisão é mostrada pela Figura 2.11 .

As tecnologias mais utilizadas, para se converter a radiação solar em eletricidade, atualmente são os sistemas termo-solares e os fotovoltaicos. Estes podem integrar grandes usinas ou podem ser usados em menor escala, como painéis instalados em telhados

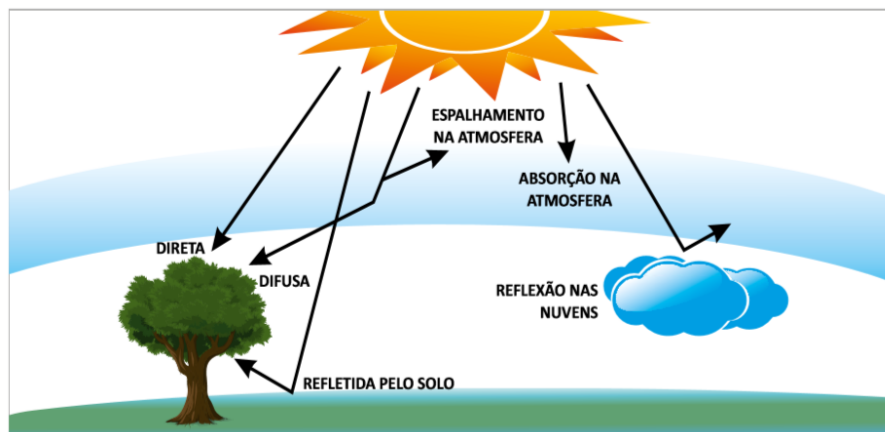


Figura 2.11: Radiação direta, difusa e refletida
Fonte: [38]

residenciais [22].

Um estudo da Empresa de Pesquisa Energética (EPE) estimou o potencial fotovoltaico residencial brasileiro em 287.505 GWh por ano [26]. Já para o estado do Rio de Janeiro, estimou-se um potencial fotovoltaico residencial de 23.521 GWh por ano, com base nos dados de 2013.

2.2.3.2 Técnicas de aproveitamento de energia

Para o bom aproveitamento de sistemas heliotérmicos (concentram a irradiação solar, converte-a em calor e, em seguida, este calor é convertido em eletricidade, através de uma termelétrica ou máquina de vapor) é preciso uma alta incidência de radiação direta (poucas nuvens e baixos níveis pluviométricos) [22, 5]. Os sistemas fotovoltaicos convertem a radiação solar em eletricidade diretamente, por meio do efeito fotovoltaico que acontece quando alguns materiais semicondutores geram corrente elétrica ao incidir sobre eles a radiação solar [35]. Vale ressaltar que os painéis fotovoltaicos convertem energia em dias nublados também, apesar da geração de eletricidade aumentar de acordo com a intensidade da luz [5].

A tecnologia de aproveitamento dos painéis fotovoltaicos encontra-se mais difundida no Brasil, além de ser fácil o processo de instalação dos mesmos em edifícios, não exigindo áreas desocupadas. Por isso, este trabalho focou na geração fotovoltaica.

Para obter-se a potência desejada, as células podem estar associadas em painéis que serão sustentados por uma estrutura de madeira, aço ou alumínio e que pode contar com um dispositivo que rastreie o movimento do Sol, reorientando o sistema conforme a

incidência dos raios solares, segundo [22]. Estas células são formadas por uma camada positiva e outra negativa de semicondutores. Quando estes materiais semicondutores absorvem fótons, seus portadores de carga negativos e positivos se separam, dando a junção das camadas semicondutoras que gera um campo elétrico. A presença deste faz com que gere uma corrente elétrica e possa ser coletada [44, 72].

A potência de saída de um painel fotovoltaico depende da temperatura da célula e da radiação incidente, porque estas variáveis alteram a curva de corrente-tensão do dispositivo [44]. De forma simples, a potência de saída de um sistema fotovoltaico é determinada através da Equação 2.3.

$$P = \eta AR_s \quad (2.3)$$

onde:

P = potência fotovoltaica [W]

η = rendimento total do sistema

A = área do painel [m²]

R_s = radiação solar incidente sobre o painel [W/m²]

2.2.3.3 Impactos associados à geração solar

Quanto ao consumo de energia na fase de produção, este demora de 3 a 4 anos para ser compensado, porém ainda é satisfatório, pois a vida útil estimada para um painel fotovoltaico é em torno de 20 anos [72]. Pode-se dizer que na fase de operação os sistemas fotovoltaicos têm quase nenhum impacto, já que não têm emissões de poluentes, nem geram ruído, segundo [72]. Já na fase de produção dos painéis, os impactos dependem das tecnologias utilizadas, por exemplo, as placas de silício cristalino têm impactos baixos, além de consumirem poucos recursos considerados escassos; as que utilizam cádmio e telúrio trazem alerta quanto à grande quantidade de componentes tóxicos; as placas de cádmio-índio-gálio (CIS) podem gerar gases tóxicos, como o seleneto de hidrogênio, de acordo com [44].

2.3 Correlação Estatística

Quando se estuda duas ou mais variáveis, é comum querer conhecer o relacionamento entre elas, além das estatísticas descritivas normalmente calculadas [46]. As variáveis podem se relacionar de diversas formas, sendo mais conhecida a correlação simples entre duas variáveis, X e Y . Ela será linear quando o valor de uma das variáveis puder ser obtido aproximadamente pela equação da reta ($Y = aX + b$, com a e b sendo constantes). A medida que mostra o grau de relacionamento entre duas variáveis é chamada de coeficiente de correlação, que mede a associação linear entre X e Y [54].

Se a correlação for positiva, a reta terá inclinação positiva e, se a correlação for negativa, a reta terá inclinação negativa. A Figura 2.12 mostra um exemplo de gráfico de dispersão com correlação linear para o caso desse trabalho, que trabalha com séries. Ela mostra as variáveis em ordem cronológica e os mesmos pontos apresentados em três diagramas de dispersão, cada um relacionando uma série à variável base.

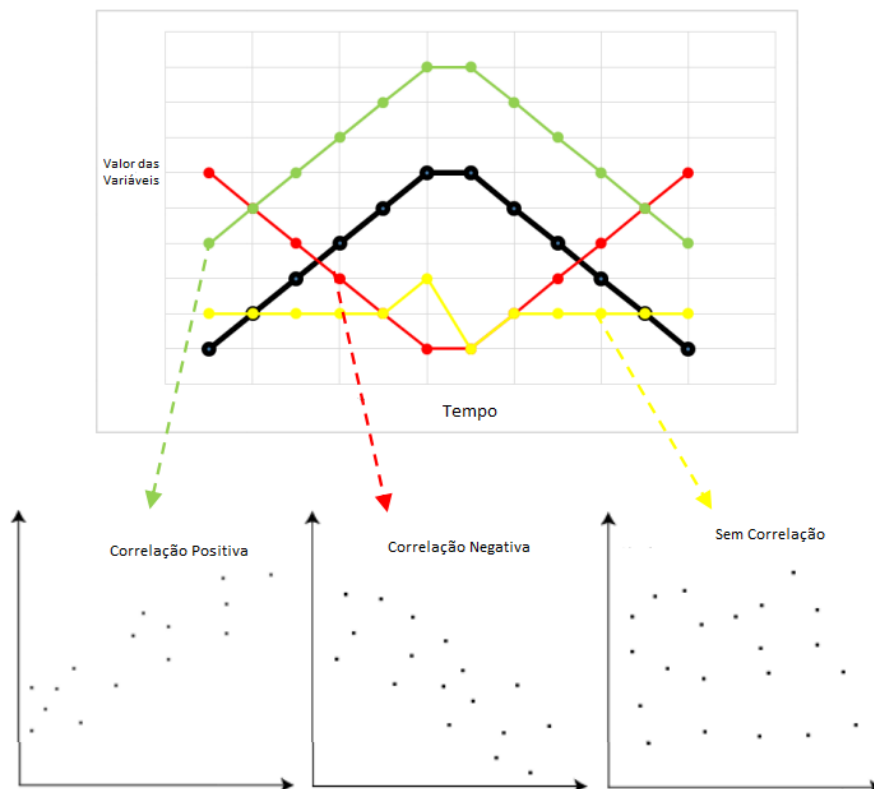


Figura 2.12: Exemplos de séries com correlação linear positiva, correlação linear negativa e sem correlação linear

Fonte: Adaptado de [61]

Quando o interesse em duas variáveis está em apenas saber se há ou não relação linear entre elas e se esta relação é fraca ou forte, recorre-se ao cálculo do coeficiente de correlação de Pearson (ρ), calculado pela Equação 2.4.

$$\rho = \frac{Cov(X, Y)}{\sigma_x \sigma_y} \quad (2.4)$$

onde:

$Cov(X, Y)$ = covariância entre as variáveis X e Y

σ_x = desvio padrão da variável X

σ_y = desvio padrão da variável Y

A covariância de uma amostra é calculada por meio da Equação 2.5:

$$Cov(X, Y) = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{n - 1} \quad (2.5)$$

em que:

x_i = observações da primeira amostra

y_i = observações da segunda amostra

\bar{x} = média das observações da primeira amostra

\bar{y} = média das observações da segunda amostra

n = número de observações nas duas amostras

Já o desvio padrão de uma amostra é calculado por meio da Equação 2.6:

$$\sigma_x = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{n - 1}} \quad (2.6)$$

Dessa forma, substituindo as Equações 2.5 e 2.6 na Equação 2.4, obtemos a forma de cálculo do coeficiente de correlação amostral (r), como apresentado na Equação 2.7.

$$\begin{aligned}
r &= \frac{Cov(X, Y)}{\sigma_x \sigma_y} \\
&= \frac{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{n-1}}{\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{n-1}} \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}{n-1}}} \\
&= \frac{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{n-1}}{\frac{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}}{n-1}} \\
&= \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \\
\therefore r &= \frac{\sigma_{xy}}{\sqrt{\sigma_{xx}} \sqrt{\sigma_{yy}}} \tag{2.7}
\end{aligned}$$

onde:

$$\sigma_{xy} = \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})$$

$$\sigma_{xx} = \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2$$

$$\sigma_{yy} = \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2$$

Pode-se dizer que duas variáveis têm relação positiva quando valores elevados de uma delas coincidem com valores elevados da outra. Por outro lado, nas variáveis relacionadas de forma negativa, quando uma delas apresenta valores mais elevados, a outra assume valores mais baixos e vice-e-versa.

Algumas propriedades importantes do coeficiente de correlação amostral (r), de acordo com [19], são:

1. Havendo duas amostras, a escolha de uma ou outra variável (x ou y) não afeta o valor de r ;
2. O valor de r não é alterado se todas as observações das variáveis forem multiplicadas por alguma constante ou se tiverem uma constante acrescida ao seu valor;
3. O valor de r varia de -1 à 1, isto é, quando as variáveis tem correlação positiva, r tende a 1, quando a correlação é negativa, r tende a -1 e quando não há correlação, r tende a zero.

A análise da interpretação é apresentada na Tabela 2.3:

Tabela 2.3: Interpretação dos valores do coeficiente de correlação linear

Valor de r	Interpretação
$0 \leq r \leq 0,5$	Correlação Linear Fraca
$0,5 \leq r < 0,8$	Correlação Linear Moderada
$ r \geq 0,8$	Correlação Linear Forte

Fonte: Adaptado de [19]

2.4 Análise Fatorial

A análise fatorial aborda o problema de analisar a estrutura das correlações entre um grande número de variáveis, o que define um conjunto de dimensões latentes comuns, que são denominados fatores [40]. O método pode ser aplicado para reduzir o conjunto original de variáveis, além de ser usado para compreender a estrutura de variância de um conjunto de variáveis.

Esse método leva em consideração, na análise, todo o comportamento da variável e não apenas uma característica. A análise fatorial auxilia na seleção de um subconjunto representativo de variáveis ou mesmo na criação de novas variáveis como substitutas das originais e, ainda, mantendo seu caráter original [40].

O objetivo dessa utilização é encontrar a estrutura subjacente em uma matriz de dados e determinar o número e a natureza das variáveis latentes que melhor representam um conjunto de variáveis observadas. Essa análise é conduzida quando o pesquisador não possui uma teoria prévia subjacente ou evidências empíricas suficientes que explicitem como os itens de determinado instrumento devem ser agrupados e avaliados ou quando o pesquisador quer confirmar ou refutar a estrutura fatorial de determinado instrumento.

2.4.1 Adequação da amostra

Para a análise de fatores, o número de observações não deve ser menor do que cinco vezes o número de variáveis, mas o ideal é que haja pelo menos dez vezes mais observações que variáveis [40]. Além disso, outras considerações devem ser feitas:

- **Definir se a análise fatorial é do tipo exploratória ou confirmatória:** a análise exploratória é utilizada nos estágios mais iniciais da pesquisa para realmente explorar os dados, ou seja, explorar a relação entre o conjunto de variáveis para buscar padrões de correlação e; a análise confirmatória é aplicada para testar hipóteses, isto é, o pesquisador testa em que medida determinada variável são representativas

de um conceito.

- **Definir o conjunto de variáveis:** se o objetivo for resumir características, a análise fatorial é do tipo R, onde se analisa um conjunto de variáveis para identificar as dimensões latentes ou, se o objetivo for de agrupar casos (respondentes), a análise é do tipo Q.

Além de avaliar a qualidade da amostra em termos do número de observações, deve-se avaliar também as correlações entre as variáveis, assim como outros procedimentos, como o Teste de Esfericidade de Bartlett e o Coeficiente de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO).

2.4.1.1 Matriz de correlação e análise das comunalidades

A matriz de correlação é uma tabela que mostra as intercorrelações entre todas as variáveis. Na análise da correlação, um grande número de correlações acima de 0,3 é um indício de que a análise fatorial pode ser apropriada, mas não é a única condição que deve ser analisada para tomar a decisão do uso do método, pois envolve inspeção visual, tornando-o um tanto subjetivo. A diagonal da matriz possui sempre o valor 1, pois é a correlação entre a própria variável e os demais valores correspondem às correlações parciais, que devem ser menores que os valores da diagonal para a análise ser viável, conforme Equação 2.4.

Já a comunalidade é a quantia total de variância que uma variável original compartilha com todas as outras variáveis incluídas na análise, ou seja, $\sum_{j=1}^m c_{ij}$, onde c_{ij} é igual à covariância entre uma variável X_i e um fator F_j , isto é, $c_{ij} = Cov(X_i, F_i)$ [40]. Variáveis com comunalidades menores que 0,60 devem ser consideradas como explicação insuficiente e podem ser eliminadas, dependendo da contribuição da mesma para a pesquisa.

2.4.1.2 Teste de Esfericidade de Bartlett

O teste de esfericidade de Bartlett é um teste estatístico para a presença de correlações entre as variáveis. Ele fornece a probabilidade estatística de que a matriz de correlação tenha correlações significantes entre, pelo menos, algumas das variáveis [40].

O teste parte da hipótese de que a matriz de covariância é a matriz identidade, isto é, de que não há correlações significantes entre as variáveis [49, 64]. Se essa hipótese for aceita, a matriz de covariância é a matriz identidade e as variáveis não se correlacionam. Para a análise ser considerada apropriada, a hipótese deve ser rejeitada.

A Equação 2.8 apresenta a estatística do teste, definida por Bartlett:

$$X^2 = - \left[(n - 1) - \frac{(2p + 5)}{6} \right] \ln|R| \quad (2.8)$$

onde:

X^2 = estatística do teste que segue uma distribuição com $\frac{p(p-1)}{2}$ graus de liberdade

n = número de observações (tamanho da amostra)

p = número de variáveis

$|R|$ = determinante da matriz de correlações

No teste de hipótese, o valor da estatística de teste é calculado a partir dos dados que estão sendo avaliados (parâmetro calculado = Θ) e comparado com o valor gerado, considerando a hipótese verdadeira (parâmetro nulo = Θ_0). Se a hipótese for verdadeira, a matriz de correlação é uma matriz identidade. Desse modo, o parâmetro nulo será igual a zero. Por outro lado, conforme as correlações entre as variáveis vão se tornando mais fortes, o determinante da matriz de correlação se aproxima de zero, fazendo com que o valor do parâmetro calculado aumente exponencialmente.

Normalmente, realiza-se o teste de hipótese calculando o valor-p ao invés de realizá-lo para um nível de significância pré determinado. Valor-p é a probabilidade de se obter uma estatística de teste maior do que a calculada, caso a hipótese seja verdadeira, isto é, se p for grande, a estatística calculada não estaria distante do valor do parâmetro assumido na hipótese nula. Comparando o valor-p com a abordagem do nível de significância, aceita-se a hipótese se o valor-p for maior do que o nível de significância e rejeita-se caso o valor-p seja menor do que o nível de significância. Um valor-p menor ou igual a 0,05 é, geralmente, considerado suficiente para o prosseguimento da análise.

2.4.1.3 Teste de Kaiser-Meier-Olkin (KMO)

O KMO é um indicador geral, que se referencia a todo o conjunto de variáveis. Ele é calculado por meio do quadrado das correlações totais dividido pelo quadrado das correlações parciais. Seu valor vai de 0 a 1, alcançando 1 quando cada variável é perfeitamente prevista, sem erro pelas outras variáveis [40].

A Equação 2.9 mostra a forma para se calcular esse índice:

$$KMO = \frac{\sum_{\substack{j \\ j \neq k}} \sum_k r_{jk}^2}{\sum_{\substack{j \\ j \neq k}} \sum_k r_{jk}^2 \sum_{\substack{j \\ j \neq k}} \sum_k q_{jk}^2} \quad (2.9)$$

onde:

r_{jk}^2 = quadrado dos elementos da matriz de correlações originais fora da diagonal

q_{jk}^2 = quadrado das correlações parciais entre as variáveis

A correlação parcial busca identificar se duas variáveis estão mesmo correlacionadas ou se a correlação é fruto da influência de outra variável. Ela é calculada por meio da equação 2.10:

$$q_{jk} = \frac{-b_{jk}}{\sqrt{b_{jj}b_{kk}}} \quad (2.10)$$

onde:

b_{jk} = elemento (j,k) da inversa da matriz de correlação

b_{jj} e b_{kk} = elementos da diagonal principal da matriz de correlação inversa

A interpretação dos valores do KMO é apresentada na Tabela 2.4.

Tabela 2.4: Interpretação dos valores do KMO

Valor do KMO	Interpretação
$KMO < 0,5$	Inaceitável
$0,5 \leq KMO < 0,6$	Mísero
$0,6 \leq KMO < 0,7$	Medíocre
$0,7 \leq KMO < 0,8$	Moderado
$0,8 \leq KMO < 0,9$	Admirável
$KMO > 0,9$	Ótimo

Fonte: Elaborado com base nos dados de [43]

2.4.2 Extração de Fatores

Após analisar e verificar que a base de dados é adequada, o pesquisador deve determinar a técnica de extração de fatores, que está relacionada ao objetivo do pesquisador quanto a variância que ele deseja analisar. Basicamente, existem duas formas de extração de fatores (ainda não existe consenso sobre qual método é mais adequado):

1. Método do Componente Principal: indicado quando o objetivo da análise é obter um número mínimo de fatores necessários que explique a maior parte da variância, a fim de reduzir os dados. Também, quando o pesquisador tem conhecimento prévio, sugerindo que as variâncias específicas e de erro representam uma proporção relativamente pequena da variância total;
2. Método de Fatores Comum: possui melhor capacidade de interpretar a estrutura subjacente às variáveis. Também, quando o pesquisador tem pouco conhecimento sobre a quantia de variância específica e de erro e pretende eliminar essa variância.

De acordo com [40], para se escolher o método de extração, deve-se conhecer as diferenças entre os três tipos de variâncias:

- Comum (ou compartilhada): a variável é compartilhada com todas as outras variáveis da análise
- Específica (ou única): está associada com apenas uma variável específica
- Do erro: devido à não confiabilidade no processo de agrupamento dos dados, no erro de medida ou em uma componente aleatória no fenômeno medido.

Todas as duas técnicas procuram produzir combinações lineares de variáveis que capturem o máximo possível a variância das variáveis observadas [49]. A diferença é que na análise de fatores comum apenas a variância compartilhada é utilizada, sendo a específica desconsiderada e a de erro, admitida e, na análise de componentes principais, toda a variância é utilizada (tanto a compartilhada quanto a específica) [17]. Para este trabalho, utilizou-se o método de Análise de Fatores por componentes principais, uma vez que o objetivo é obter um número mínimo de fator para explicar a maior parte da variância, reduzindo os dados.

2.4.3 Análise de Fatores pelo Método da Componente Principal

A Análise de Componentes Principais (ACP) (em inglês, *Principal Component Analysis - PCA*) envolve um procedimento matemático que transforma o número de variáveis correlacionadas em um número menor não correlacionadas, que são as componentes principais. Possui o objetivo de reduzir o número total de dados, com a menor perda possível das informações. As características são agrupadas em componentes, de acordo com sua variação, ou seja, segundo seu comportamento dentro da população [47].

Cada componente principal é uma combinação linear de todas as variáveis originais [30]. Elas são independentes entre si e estimados com o propósito de reter o máximo de informação, em ordem de estimação, em termos da variação total contida nos dados. As componentes principais podem ser obtidas por meio da matriz de covariância ou, quando há necessidade de padronizar os dados devido à alta dispersão ou escalas de valores diferentes, pela matriz de correlação [50].

Para determinar as componentes principais, é necessário calcular a matriz de variância-covariância (Σ) ou a matriz de correlação (R), encontrar os autovalores e os autovetores e, por fim, escrever as combinações lineares que serão as novas variáveis. A Figura 2.13 ilustra essas etapas para determinação das componentes principais:

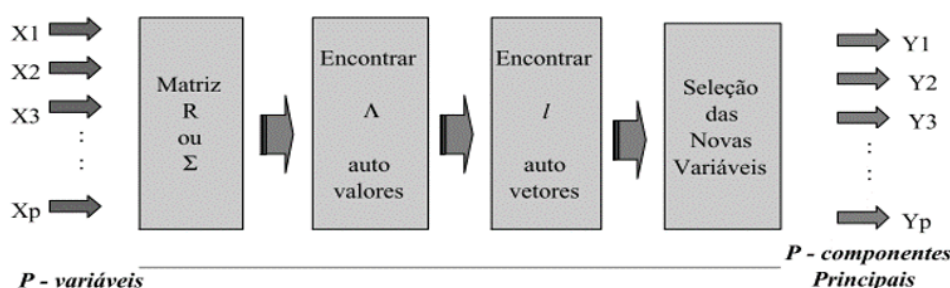


Figura 2.13: Análise das Componentes Principais
Fonte: [70]

As componentes são influenciadas pelas variáveis de maior variância, quando se utiliza a matriz de covariância para extração. Dessa forma, quando existe uma discrepância muito acentuada entre as variâncias, as componentes principais acabam sendo pouco úteis, já que cada componente tende a ser dominada por uma variável. Isso ocorre devido a diferenças existentes nas escalas e unidades de medidas das variáveis. Por isso, nesses casos, deve-se utilizar a matriz de correlação para extrair os componentes para que as variáveis de maior escala numérica não “roubem” a importância da componente para si.

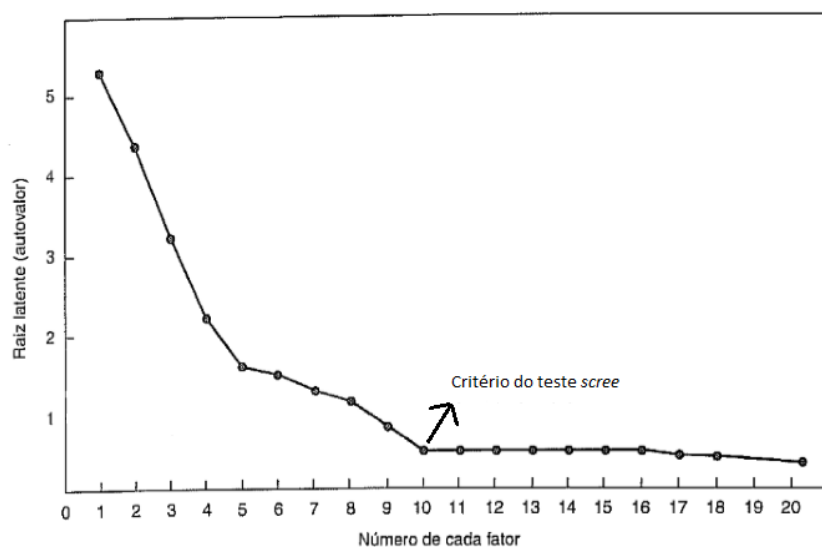
2.5 Escolha do Número de Fatores

O objetivo da extração de fatores é determinar a quantidade de fatores que melhor representa o padrão de correlação entre o conjunto de variáveis. Alguns dos critérios a serem observados para definir o número de fatores são [40]:

1. **Critério da Raiz Latente:** é uma técnica simples de aplicar na análise de componentes principais, bem como na análise de fatores comuns. Ela é mais recomendada

quando o número de variáveis está entre 20 e 50 (menor que 20 há uma tendência para que o método extraia um número muito pequeno de fatores ao passo que mais de 50 variáveis não é raro que muitos fatores sejam extraídos) [40]. Apenas os fatores com autovalores maiores que 1 são considerados significantes e, os demais, devem ser descartados. Uma explicação menos formal para isso é que, quando os dados são padronizados, cada variável contribui com uma unidade à soma dos autovalores, e assim, autovalores menores do que 1 não conseguiriam explicar nem ao menos a variância de uma das variáveis [41].

2. **Critério a priori:** quando aplicado, o pesquisador já sabe quantos fatores extrair antes de realizar a análise fatorial e irá entrar com esse dado de entrada para o computador parar a análise quando o número desejado de fatores for extraído.
3. **Critério da Variância Explicada:** a porcentagem mínima de variância explicada desejada também pode ser um indicador bom do número de fatores desejáveis. Essa porcentagem depende da área de aplicação, por exemplo, em ciências naturais o nível aceitável é mais alto do que na área de ciências sociais.
4. **Critério do teste *scree*:** é usado para identificar o número ótimo de fatores que podem ser extraídos antes que a quantia de variância única comece a dominar a estrutura de variância comum [40]. O teste *scree* é determinado fazendo-se o gráfico das raízes latentes em relação ao número de fatores em sua ordem de extração. Busca-se o ponto em que há uma "dobra" no gráfico e a partir do qual a curva fique, aproximadamente, paralela ao eixo horizontal [41]. A Figura 2.14 apresenta um exemplo de gráfico para o critério do teste *scree*.

Figura 2.14: Exemplo de gráfico *scree*

Fonte: Adaptado de [40]

O exemplo 2.14 mostra que se deve extrair 10 fatores, uma vez que, a partir desse ponto, o gráfico já começa apresentar uma tendência horizontal. Geralmente, utiliza-se mais de um método para a definição do número de fatores a ser adotado [40] [41].

2.6 Interpretação dos Fatores

Depois de verificar a adequabilidade da base de dados, definir a técnica de extração e o número dos fatores, o pesquisador deve decidir o tipo de rotação dos fatores. Essa interpretação envolve alguns passos para seleção da solução final, que serão explicados nas subseções 2.6.1 e 2.6.2.

2.6.1 Matriz Fatorial

A matriz fatorial, também conhecida como matriz de cargas, é tal que as colunas representam fatores e as linhas, variáveis. Os elementos da matriz são as cargas (c_{ij}) da variável i no fator j , como é mostrado no exemplo pela Figura 2.15. A carga fatorial é a correlação de cada variável com o fator e indica o grau de correspondência entre a variável e o fator [40].

A Figura 2.16 retrata cinco variáveis (V_1, V_2, V_3, V_4 e V_5) em um diagrama fatorial bidimensional, onde são representadas os dois tipos de rotações. Pode-se observar que a rotação fatorial oblíqua representa o agrupamento de variáveis com maior precisão, já que o eixo fatorial está mais próximo do grupo de variáveis e, mesmo para a rotação ortogonal, fica claro que o resultado pós rotação é um agrupamento mais óbvio e significativo do que o não rotacionado.

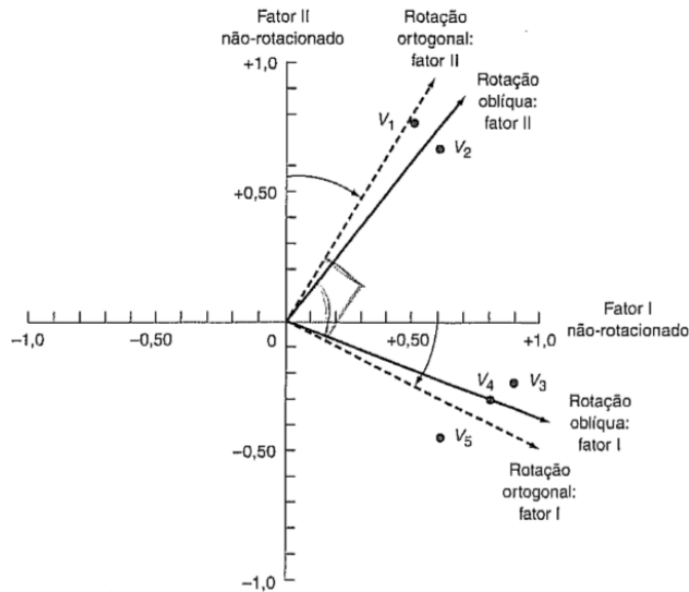


Figura 2.16: Exemplo de rotação Oblíqua e Ortogonal
Fonte: [40]

Pode-se perceber que, originalmente, era difícil discernir de que forma as variáveis se agrupariam, pois as cargas estavam razoavelmente equilibradas entre os fatores. No entanto, após a rotação, fica mais claro quais variáveis estão fortemente ligadas a um fator ou a outro.

As rotações ortogonais são mais utilizadas, uma vez que todos os pacotes computacionais com análise fatorial contém opções de rotação ortogonal. Os métodos oblíquos não são tão difundidos, além dos procedimentos para essa rotação ser limitado na maioria dos pacotes estatísticos. Vale ressaltar que a técnica de rotação pode ser aplicada tanto após a análise por componente principal quanto após a análise de fatores comuns. Segundo [40], os métodos mais comuns de rotação ortogonal são:

- **Quartimax:** busca simplificar as linhas de uma matriz fatorial, ou seja, rotaciona o fator inicial de modo que uma variável tenha carga alta em um fator e cargas bem baixas quanto possíveis em todos os outros fatores. O método não está de acordo

com os propósitos de rotação, isto é, não traz benefício adicional, pois ele tende a agrupar todas as variáveis em um fator só, o que geralmente já ocorre antes da rotação;

- **Varimax:** busca simplificar as colunas e, para deixar a análise mais clara, busca fatores com participações altas de algumas variáveis e baixa das outras, além de maximizar a soma das variâncias de cargas exigidas da matriz fatorial;
- **Equimax:** consiste em um acordo entre os dois métodos anteriores, isto é, em vez de se concentrar na simplificação de linhas ou colunas, ele tenta atingir um pouco de cada. Porém, não tem obtido aceitação e, conseqüentemente, é pouco usado.

2.7 Estudos de Complementaridade

Os estudos envolvendo complementaridade avaliam se duas ou mais fontes intermitentes tem variabilidade não correlacionada ou correlacionada negativamente, de modo que a utilização de ambas diminui as variabilidades individuais. Alternativamente, pode-se avaliar o mesmo recurso, mas em locais diferentes. As técnicas mais utilizadas nesses estudos são análise gráfica e cálculo de correlações.

A combinação das energias hidrelétrica e fotovoltaica foi avaliada através do aproveitando da complementaridade acopladas ao reservatório e/ou armazenamento da bateria. Além disso, propõem um índice numérico adimensional para estudos de complementaridade no estado do Rio Grande do Sul. Esse índice avalia a complementaridade energética entre dois tipos de fontes de energia, no mesmo local ou em locais diferentes, ou entre duas fontes do mesmo tipo em locais diferentes. O produto da complementaridade no tempo, de média e de amplitude, que variam de 0 a 1, gera o valor final do índice [12].

A energia hidrelétrica representa mais de 60% da geração do país. Eles avaliam a possibilidade de complementar o sistema hidrelétrico com energia eólica *offshore*. Para isso, os dados mensais de precipitação foram comparados com os ventos de satélites para avaliar a variabilidade nas escalas de tempo sazonais e interanuais. O período estudado foi de 1989 à 2009, considerando dados de satélites para ventos em doze pontos na costa brasileira, além de dados de precipitação e temperatura para doze bacias hidrográficas no país. Todas as séries foram analisadas através do cálculo do coeficiente de correlação linear (coeficiente de Pearson), da análise de coerência, que analisa correlação no domínio da frequência, e da análise de *cluster*, que agrupa pontos com comportamentos semelhantes.

Conclui-se que a potência eólica *offshore* complementa a si mesmo e à potência hídrica, formando uma alternativa para complementar a geração elétrica do país brasileiro [69].

Analisaram-se as correlações entre as séries de velocidade do vento e de radiação solar registradas na ilha Fernando de Noronha, pertencente ao estado de Pernambuco, no nordeste do Brasil. Os dados obtidos para os recursos de energia eólica e energia solar foram no período entre 2004 e 2013. Após o processo de normalização, analisou-se as séries através do método da Análise de Flutuação Diluída (DFA), que verifica como cada série apresenta dependência de seus valores passados e da Análise de Correlação Cruzada Diluída (DCCA), que avalia a dependência de uma série aos valores históricos dela própria e aos de outra série. Conclui-se que ambas as séries apresentam dependência a seus valores passados e aos valores da outra série, considerando que essa dependência é mais forte na velocidade do vento do que na radiação solar, conforme indicado pelo valor mais alto do expoente de escala. Nos períodos em que a diminuição do expoente de correlação para a velocidade do vento é observada, a radiação solar mostra valores mais altos de expoente de correlação, indicando a existência de certa complementaridade entre a propriedade de persistência dos dois processos [21].

Analisou-se a complementaridade diária da geração de eletricidade proveniente de pequenas centrais hidrelétricas, usinas eólicas e painéis fotovoltaicos no estado do Rio de Janeiro, assim como a complementaridade horária entre os recursos eólico e fotovoltaico. Calculou-se os coeficientes de correlação linear das séries (vazões, velocidade do vento ao cubo e radiação solar global) para dimensionar a relação entre elas. Também realizou um processo de otimização, que buscou minimizar o desvio padrão da potência total do mix renovável proposto. Verificou-se a existência de complementaridade diária entre as fontes propostas, sobretudo entre os recursos hidráulico e solar. O processo de otimização mostrou uma melhora de 61% no desvio da potência total entre o pior e o melhor cenários possíveis [63].

Simularam-se a operação do sistema de energia híbrida eólica e solar, com dados de 86 estações na Polônia no período de 2010 a 2016. Propõem um modelo de cálculo da confiabilidade do sistema, baseando-se nos fatores de capacidade das fontes, coeficientes de correlação entre elas (com escala de 15 em 15 minutos, diária e mensal) e, na capacidade de armazenamento. Constatou-se que a capacidade de armazenamento aumenta a confiabilidade do sistema, em escala horária, mas a níveis diário e mensal, a complementaridade tem papel significativo no aumento da confiabilidade [42].

Foi proposto um novo método de visualização de complementaridade espacial, entre

fontes localizadas em regiões diferentes. Esse método avaliou a complementaridade de uma região com várias outras, sem tomar uma região como referência para comparação. O método sugere o estabelecimento de uma rede hexagonal de células e a determinação de rosas complementares para cada célula que contém usinas de energia. Cada rosa é composta por um conjunto de retas, representando a relação da célula onde a rosa está com as demais. Cada reta aponta na direção de outra célula, sendo que o comprimento da reta representa a distância entre elas e a cor representa a força da complementaridade. Esse método abre caminho para uma melhor utilização do conceito de complementaridade como ferramenta para o gerenciamento de recursos de energia renovável e para a priorização de projetos de geração de energia [62].

Mostram-se a complementaridade entre os potenciais de energia eólica e solar na República do Benin, no continente africano. Os dados diários de velocidade do vento na costa da cidade de Cotonou, precisamente no distrito de Cadjehoun, foram usados para avaliar o potencial de energia eólica. Já o potencial solar é avaliado usando dados espaciais de radiação solar diária temporal que cobrem o país. Buscou encontrar locais que oferecesse complementaridade ideal entre energia solar e eólica, sendo medida com o coeficiente de correlação de Pearson (usado como função objetivo a ser minimizada). O método de otimização usado é o *Particle Swarm Optimization* (PSO), que foi implementado no software Matlab. O resultado foi uma complementaridade ideal entre a costa de Cotonou e a parte central do país [10].

A energia solar pode ser convertida em energia térmica, utilizada no aquecimento de água através de coletores solares, ou em energia elétrica, por meio de sistemas fotovoltaicos. Logo, propõe-se analisar a complementaridade entre sistemas fotovoltaicos e sistemas de aquecimento solar de água, em termos técnicos e econômicos, a fim de suprir a demanda de energia em residências do extremo sul de Santa Catarina. Analisaram quatro sistemas fotovoltaicos com potências nominais entre 1,25 e 4,16 kWp. Os resultados obtidos pela análise técnica apresentaram viabilidade variável entre as hipóteses analisadas enquanto que na análise econômica indicaram menor atratividade da proposta [66].

Capítulo 3

Metodologia

Este capítulo descreverá os métodos utilizados nessa pesquisa. A Figura 3.1 resume a aplicação do método da análise de fatores utilizada neste trabalho. A maior parte das análises foram realizadas através do software RStudio, gratuito e de código aberto, que se aplica à linguagem de programação R.

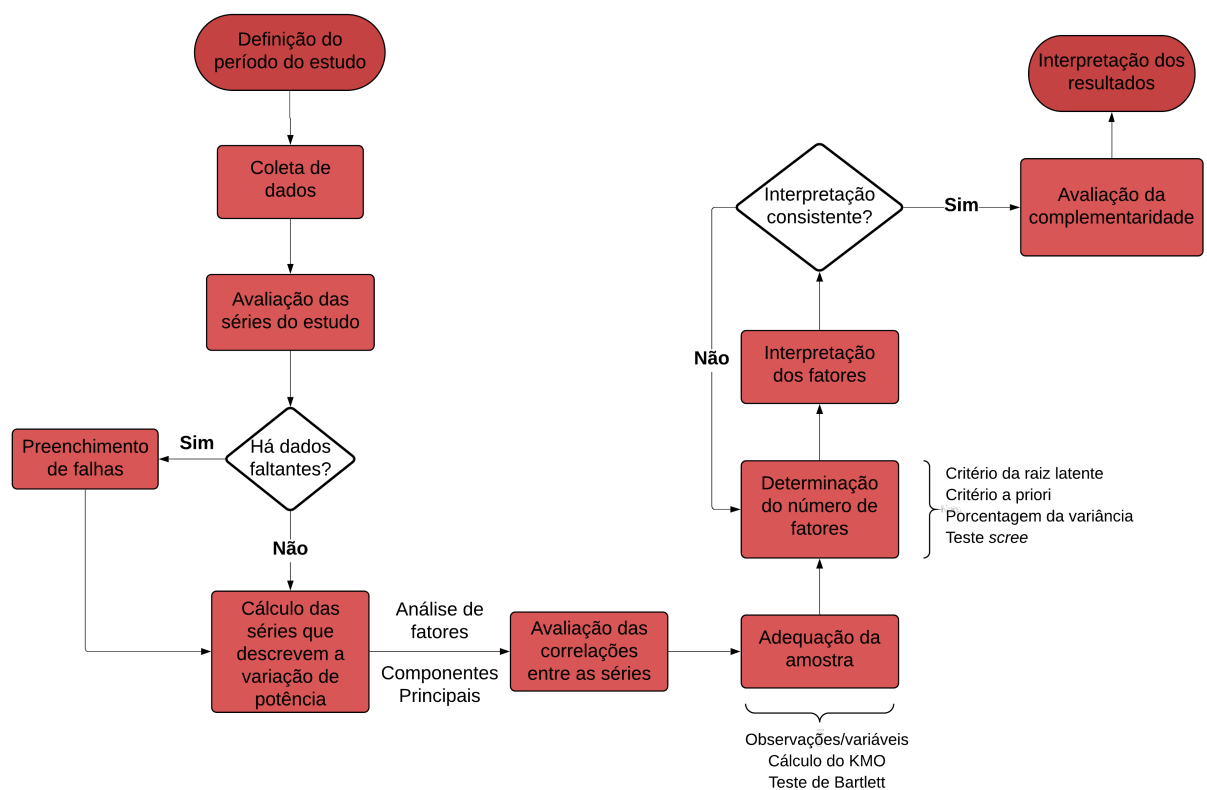


Figura 3.1: Diagrama com o resumo dos métodos adotados

Fonte: Autora, 2020

3.1 Obtenção e Tratamento de Dados

3.1.1 Base de dados

O trabalho concentrou os estudos na geração elétrica de usinas existentes no Rio de Janeiro, com dados medidos entre janeiro de 2012 e setembro de 2017. A base de dados geral foi selecionada e sub-dividida nas estações do ano, onde considerou-se os seguintes períodos, como verifica-se pela Tabela 3.1.

Tabela 3.1: Período das estações do ano

Estação do ano	Período correspondente
Verão	23/12 à 20/03
Outono	21/03 à 21/06
Inverno	22/06 à 23/09
Primavera	24/09 à 22/12

Fonte:

Para a realização desse trabalho, utilizou-se dados ambientais, sendo estes: velocidade do vento, radiação solar e vazões fluviais. Em estudos de complementaridade entre fontes intermitentes, a resolução temporal é importante. Assim sendo, utilizou-se dados provenientes de plataformas de coleta de dados localizadas em solo, uma vez que representam bem a localidade onde estão instaladas.

Duas fontes de dados de vazões fluviais foram utilizadas: as estações do Hidroweb, sistema da Agência Nacional de Águas (ANA) e as estações de responsabilidade do Operador Nacional do Sistema Elétrico (ONS). Já os dados de velocidade do vento e radiação solar foram provenientes de Plataformas de Coleta de Dados (PCDs) gerenciadas pelo Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE) e ligadas ao Sistema Integrado de Dados Ambientais (SINDA). As próximas seções descrevem cada uma dessas fontes de dados.

3.1.1.1 Plataformas de coleta de dados do INPE

As PCDs do sistema SINDA do INPE são estações meteorológicas automáticas espalhadas por todo território nacional. O software do SINDA cadastra as PCDs, coleta e transmite os dados enviados por elas, avalia a consistência desses dados, convertendo-os para unidade padrão e disponibiliza-os no website do INPE [23].

Há estações que transmitem os dados de hora em hora e outras que o fazem de três em três horas. As plataformas de interesse deste trabalho são aquelas dotadas de sensores ultra-sônicos de vento e/ou sensores de radiação solar global. Os dados obtidos pelos

sensores que computam a velocidade do vento independe da altitude, temperatura ou umidade do local. O valor transmitido é a velocidade média do vento, calculada a partir de, aproximadamente, 200 medições instantâneas captadas durante 10 minutos [48]. Já os sensores que captam a radiação solar realizam, em média, 1080 medições com um intervalo de 10 segundos entre elas, durante 3 horas. Os horários registrados desses dados seguem a hora universal GMT e não ao horário oficial de Brasília.

3.1.1.2 Estações da ANA

As estações convencionais da ANA, que enviam dados ao sistema Hidroweb [2] são gerenciadas por diversas entidades, porém a ANA se responsabiliza em enviar relatórios anuais acerca da consistência dos dados medidos. Estes podem ser classificados quanto ao método de obtenção de vazões, quanto ao status de cada medição e quanto à consistência.

3.1.1.3 Estações do ONS

Os dados do Sistema de Acompanhamento de Reservatórios (SAR) [67] do Sistema Interligado Nacional, apesar de ser localizado em um site da ANA, são de responsabilidade do ONS que acompanha as estações fluviométricas. Os dados de vazões recebem um tratamento especial para que as vazões resultantes representem de forma simbólica aquelas que seriam observadas caso não houvesse retirada de água para uso e/ou evaporação devido às represas e reservatórios à montante [3, 56]. As vazões naturais são essenciais para trabalhos que visam a instalação de novos aproveitamentos hídricos, pois seu planejamento depende do conhecimento de características inerentes às bacias.

3.2 Avaliação dos Dados

Para obter uma boa qualidade dos dados é necessário prevenir as falhas, mas mesmo assim podem acontecer erros. Por isso, é importante a validação dos dados, para verificar inconsistência, imprecisão e realizar a correção dos mesmos [76]. A Organização Meteorológica Mundial (OMM) sugere um pré processamento dos dados, onde deve-se checar duplicatas, data e hora das medições, entre outros [75].

Inicialmente, os dados são classificados apenas como corretos ou errados, pois são comparados à faixa de valores possíveis da variável medida. Em seguida, são comparados ao que se espera naquele mês, por exemplo, e daí são classificados como corretos,

inconsistentes, duvidosos, errôneos ou faltantes [75, 76].

Lidar com dados faltantes não é fácil. Por um lado, descartar variáveis com dados faltantes representa um mau uso de informações disponíveis e, por outro lado, ignorar a existência deles pode inviabilizar determinadas análises ou levar a interpretações equivocadas sobre as variáveis [68]. Logo, uma solução para esse caso é substituir os dados faltantes ou inválidos por algum valor plausível. A técnica a ser utilizada depende de diversos fatores como, por exemplo, a extensão dos valores faltantes [73]. Neste trabalho, adotou-se o método de interpolação linear e escolheu-se séries com até 10% de valores faltantes ou duvidosos, uma vez que leva em conta apenas a usina em questão. Dito isto, o tratamento de cada fonte de dados é detalhado nas subseções seguintes.

3.2.1 Tratamento dos dados de PCDs do INPE

Os dados das PCDs são disponibilizados no site do sistema SINDA. Seguiu-se alguns passos para coleta e tratamento dos dados:

1. **Coleta dos dados:** Realizou-se o download das séries históricas de velocidade do vento e radiação solar global de treze PCDs no estado, mas tiveram muitos dados faltantes ou intervalos curtos de medições. Por isso, selecionou-se apenas duas estações com medições a cada três horas;
2. **Verificação de datas, horários duplicados e omissão de algum horário:** Não encontrou-se duplicatas em nenhuma das estações. Em caso positivo de haver omissão de algum horário, inseriu-se o termo "sem dados" no campo de medição correspondente;
3. **Verificação de valores impossíveis:** Buscou-se valores negativos de vazões, mas nenhum foi encontrado, ou seja, os valores extremos (*outliers*) não foram removidos;
4. **Preenchimento de falhas:** O processo adotado foi o mesmo para as séries de radiação solar e para as séries de velocidade do vento. Seguiu-se os passos [64]:
 - Em primeira instância, os valores faltantes foram substituídos pela média entre os valores observados naquele mesmo horário no dia anterior e no seguinte;
 - Quando isso não foi possível, calculou-se a média entre a observação anterior e a posterior;

- E, por fim, se nenhum dos procedimentos anteriores pôde ser aplicado, calculou-se a média mensal do horário.

3.2.2 Tratamento dos dados do ONS

Os dados de vazões naturais médias diárias são disponibilizados no site do sistema SAR, gerenciados pelo ONS. Alguns passos foram seguidos para a coleta e tratamento desses dados:

1. **Coleta dos dados:** Realizou-se o download das séries históricas de vazão diárias das estações na região considerada. Para a seleção das séries, considerou-se apenas rios muito volumosos e que possuíam apenas uma hidrelétrica de grande porte, pois a pesquisa abrange, em sua maioria, as PCHs. Com isso, foram selecionadas quatro estações;
2. **Verificação de datas e horários duplicados:** Não encontrou-se duplicatas em nenhuma das estações;
3. **Verificação de valores impossíveis:** Buscou-se valores negativos de vazões, mas nenhum foi encontrado, ou seja, os valores extremos (*outliers*) não foram removidos.
4. **Calculou-se a disponibilidade dos dados:** Todas as estações estavam completas, sem nenhum valor faltante. Logo, não houve a necessidade de tomar medidas para preenchimento de falhas.

3.2.3 Tratamento dos dados da ANA

As informações das estações da ANA são disponibilizados no site do sistema Hidroweb. Alguns passos foram seguidos para a coleta e tratamento dos dados:

1. **Coleta dos dados:** Realizou-se o download das séries históricas de vazão diárias das estações localizadas no estado do Rio de Janeiro. Pra isso, considerou-se apenas a presença ou não de usinas hidrelétricas nos rios e a data de suas construções para a seleção dessas séries. Foram selecionadas cinco estações;
2. **Verificação de datas e horários duplicados e omissão de algum horário:** Não encontrou-se duplicatas em nenhuma das estações. Em caso positivo de haver omissão de algum horário, inseriu-se o termo "sem dados" no campo de medição correspondente;

3. **Verificação de valores impossíveis:** Buscou-se valores negativos de vazões, mas nenhum foi encontrado, ou seja, os valores extremos (*outliers*) não foram removidos;
4. **Preenchimento de falhas:** Para preenchimento de dados faltantes, seguiu-se os seguintes passos [64]:
 - Em primeira instância, os valores faltantes foram substituídos pela média entre os valores observados naquele mesmo horário no dia anterior e no seguinte;
 - Quando isso não foi possível, calculou-se a média entre a observação anterior e a posterior;
 - E, por fim, se nenhum dos procedimentos anteriores pôde ser aplicado, calculou-se a média mensal do horário.

A Figura 3.2 ilustra a distribuição das estações selecionadas do INPE, da ANA e do ONS.

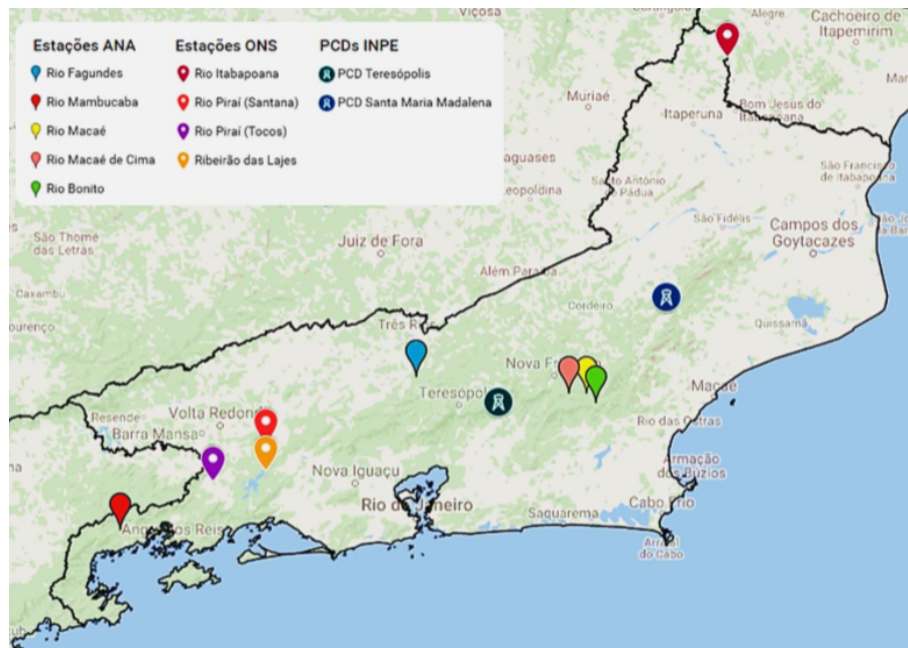


Figura 3.2: Distribuição geográfica das estações em estudo
Fonte: [63]

Ao todo foram selecionadas treze estações: duas eólicas, duas solares e nove hidrelétricas, como visto.

3.3 Cálculo da Série de Potência

Neste trabalho, houve a necessidade de estimar o comportamento da potência de saída, de acordo com as equações de potência teórica de cada tipo de usina, conforme Equações 2.1, 2.2 e 2.3. Como o estado do Rio de Janeiro ainda possui um parque de energia renováveis pouco explorado, que deve ser expandido nos próximos anos, optou-se por não delimitar a fronteira tecnológica do trabalho, tentando não apresentar resultados tendenciosos. Isso porque, para estimar o comportamento da potência de saída, consideram-se características específicas para cada forma de geração de eletricidade e determinadas tecnologias (a partir da escolha de cada modelo de estação), estimando os parâmetros das equações com base nessas seleções, o que acaba condicionando os resultados a tais tecnologias e cenários, o que pode ser indesejado em certos casos.

3.3.1 Geração Eólica

O período estudado da geração eólica foi de janeiro de 2012 à setembro de 2017, respeitando o mesmo período das outras séries.

A potência de saída de um aerogerador é expressa pela Equação 2.3. A área por onde passa a coluna de vento (depende das medidas do equipamento), a densidade do ar e a eficiência podem ser considerados constantes. De acordo com [22], a velocidade medida em estações de coleta de dados não corresponde à velocidade na altura de instalação do rotor, podendo contornar essa situação com a aproximação da velocidade na altura desejada, por meio da Equação 3.1:

$$V = V_0 \left(\frac{H}{H_0} \right)^n \quad (3.1)$$

onde:

V = velocidade do vento na altura que se pretende calcular

V_0 = velocidade do vento já conhecida

H = altura desejada

H_0 = altura de onde já se conhece a velocidade do vento

n = fator de rugosidade do terreno

Porém, a Equação 2.1 pode ser reescrita como na Equação 3.2, uma vez que a altura

desejada, a altura da medição e o fator de rugosidade do terreno para determinado local são constantes, isto é, o termo $\left(\frac{H}{H_0}\right)^n$ pode ser entendido como constante. Assim, a relação entre V e V_0 é linear, de acordo com [37].

$$\begin{aligned}
 P_{AG} &= Y_1 u^3 \\
 &= Y_1 \left(\left(\frac{H}{H_0} \right)^n u_0 \right)^3 \\
 &= Y_1 \left(\frac{H}{H_0} \right)^{3n} u_0^3 \\
 &= Y_1 Y_2 u_0^3 \\
 \therefore P_{AG} &= Y_{AG} u_0^3
 \end{aligned} \tag{3.2}$$

onde:

P_{AG} = potência do aerogerador

Y_1 = termo $\frac{1}{2}C_p A \rho$ da Equação 2.1 assumido como constante

Y_2 = termo $\left(\frac{H}{H_0}\right)^{3n}$ considerado constante

Y_{AG} = constante igual ao produto $Y_1 Y_2$

Logo, a variação da potência de um aerogerador depende basicamente da variação da velocidade do vento ao cubo, na altura conhecida. Portanto, para análise da geração eólica, converteram-se as duas séries de velocidade do vento para velocidade do vento ao cubo.

3.3.2 Geração Hidrelétrica

Para análise da geração hidrelétrica foram utilizadas séries de vazões disponíveis no período de janeiro de 2012 à setembro de 2017, respeitando o mesmo período das outras séries.

Analisando as variáveis envolvidas na Equação 2.2, o produto ρg (ρ é a densidade da água e g é a aceleração da gravidade) é o peso específico da água, cujo valor varia devido a variações de temperatura da água. Porém este pode ser assumido como constante, uma vez que a série de temperaturas de um curso hídrico apresenta uma variação bem pequena do peso específico da água [57]. A diferença entre a altura da tomada d'água e o canal de descarga é chamada de queda líquida, que é a altura considerada para o

cálculo da potência (h) [35, 14]. Como o estudo refere-se às PCHs, esse valor de queda pode ser considerado constante, já que estas apresentam quase nenhuma capacidade de armazenagem de água [45]. Portanto, a única variável que contribui de forma significativa para a variação da potência gerada é a vazão volumétrica da água.

Portanto, a Equação 2.2 pôde ser reescrita como a Equação 3.3:

$$P_H = Y_H Q \quad (3.3)$$

onde:

P_H = potência hidrelétrica

Y_H = constante

Q = vazão volumétrica da água

3.3.3 Geração Solar Fotovoltaica

Para um determinado empreendimento, considerando a potência de um painel fotovoltaico, sabe-se que a área das placas (dos painéis fotovoltaicos) é uma constante, uma vez que os painéis possuem medidas fixas. A eficiência, segundo cada equipamento, varia de acordo com a temperatura das placas, conforme mostra a Equação 2.3. Mas, pode-se assumir que a eficiência varia pouco, o que pode ser considerada constante, de acordo com [37]. Portanto, a única variável que contribui significativamente para a variação da potência gerada é a radiação solar incidente sobre um painel fotovoltaico. Logo, utilizaram-se séries de radiação global, com dados de janeiro de 2012 à setembro de 2017, em concordância com o período disponível das outras fontes.

Não foi possível diferenciar a radiação solar direta da radiação difusa incidente sobre o painel, uma vez que esta informação não é disponibilizada pelas estações de medições. Por esse motivo, a radiação solar global será utilizada como um todo [21]. Também não foi considerada a variação do ângulo de incidência da radiação direta devido ao movimento da Terra, já que a utilização de sistemas de rastreamento permite que se tenha incidência perpendicular durante grande parte do tempo.

Logo, a Equação 2.3 pôde ser reescrita como a Equação 3.4:

$$P_{SFV} = Y_{SFV} R_S \quad (3.4)$$

onde:

P_{SFV} = potência do sistema solar fotovoltaico

Y_{SFV} = produto da eficiência do painel pela área das placas (constante)

R_S = radiação solar incidente sobre as placas

3.4 Avaliação da Correlação Linear

Após todo o preparo das séries, avaliou-se a correlação entre todas as séries (solar fotovoltaica, eólica e hidrelétrica). A matriz de correlação linear (coeficiente de Pearson) foi calculada através do comando `cor()` do pacote `stats` do R.

Em todas as séries, com resolução diária e 2100 dados no total, foi realizado o cálculo (Equação 3.5) para todos os pares de estações, de acordo com a Equação 2.7.

$$r_{xy} = \frac{\sum_{i=1}^{2100} (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{2100} (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^{2100} (y_i - \bar{y})^2}} \quad (3.5)$$

Para facilitar a visualização e a interpretação dos resultados, os valores foram plotados em um correlograma obtido pelo comando `corrplot`. Esse correlograma apresentará um círculo cujo raio dependerá do valor absoluto da correlação, ou seja, quanto maior a correlação, maior o círculo. A cor dependerá do valor, isto é, valores próximos de 1 serão azulados, valores próximos de -1 serão avermelhados e valores próximos de zero serão brancos.

3.5 Análise de Fatores

O objetivo da aplicação da análise fatorial, neste trabalho, é a redução dos dados, simplificando o processo para encontrar a componente principal que auxiliará na análise da complementaridade. Essa análise fatorial é do tipo exploratória, uma vez que não se tem ideias preconcebidas sobre a estrutura dos dados, havendo a necessidade de explorar a relação entre o conjunto de variáveis, além de ser do tipo R, uma vez que o objetivo da pesquisa é resumir informações dos dados.

3.5.1 Adequação da amostra

Para validar as séries, ou seja, saber se elas eram adequadas para a análise de fatores, realizaram-se algumas avaliações, como a comparação do número de variáveis ao número de observações, teste de esfericidade de Bartlett e o cálculo do KMO.

Primeiramente, verificou-se a relação entre o número de observações e a quantidade de variáveis. Para serem consideradas aceitáveis, as séries não devem ser menores do que cinco vezes o número de variáveis.

Em seguida, realizou-se o teste de esfericidade de Bartlett, no RStudio, através da implementação do código apresentado no Algoritmo 1, de autoria do professor Shigenobu Aoki [9]. Inicialmente, define-se o nome do teste. Em seguida, a matriz de dados é atualizada retirando-se valores faltantes, caso existam. O número de observações (n) é definido através do número de linhas e o número de variáveis corresponde ao número de colunas (p). Logo após, calcula-se a estatística de teste qui-quadrado. Os graus de liberdade são calculados de acordo com n e p . Depois, de acordo com a estatística calculada e seus respectivos graus de liberdade, calcula-se o valor- p . Por fim, nomeia-se a estatística calculada e os graus de liberdade e retorna-se os resultados obtidos e as respectivas identificações.

Algorithm 1 Bartlett.sphericity.teste()

```
method <- "Teste de esfericidade de Bartlett"
data.name <- deparse(substitute(x))
x <- subset(x, complete.cases(x))
n <- nrow(x)
p <- ncol(x)
chisq <- (1-n+(2*p+5)/6)*log(det(cor(x))) df <- p*(p-1)/2
p.value <- pchisq(chisq, df, lower.tail=FALSE)
names(chisq) <- "X-squared"
names(df) <- "df"
return(structure(list(statistic=chisq, parameter=df, p.value=p.value, method=method,
data.name=data.name), class="htest"))
```

Assim como o teste de Bartlett, o critério de adequação da amostra KMO também foi implementado no R a partir do código disponibilizado pelo professor Shigenobu Aoki [8], como é exposto no Algoritmo 2. Primeiramente, atualiza-se a matriz de dados (dados faltantes são retirados, caso existam). Depois, calcula-se a matriz de correlações lineares entre as variáveis e cria-se uma matriz com os coeficientes de correlação ao quadrado. Em seguida, para o cálculo das correlações parciais, calcula-se a matriz inversa à de correlação e extraem-se os elementos da diagonal principal dessa matriz inversa, adicionando-os a um

vetor. Então, calcula-se as correlações parciais ao quadrado. Posteriormente, anulam-se esses vetores, uma vez que não se pretende utilizar as diagonais principais das matrizes de correlação e de correlação parcial nos próximos cálculos. Por fim, calcula-se o KMO e retornam-se os valores dos indicadores.

Algorithm 2 KMO()

```
x <- subset(x, complete.cases(x))
r <- cor(x)
r2 <- r2
i <- solve(r)
d <- diag(i)
p2 <- (-i/sqrt(outer(d, d)))2
diag(r2) <- diag(p2) <- 0
KMO <- sum(r2)/(sum(r2)+sum(p2))
return(list(KMO=KMO))
```

3.5.2 Análise de fatores

Após verificar que as amostras são adequadas, partiu-se para a Análise de Fatores propriamente dita. Optou-se por realizá-la pelo método do componente principal, uma vez que o objetivo é reduzir os dados, sem perder informações.

Durante a análise de fatores, realizou-se a padronização (normalização *z-score*) das séries, isto é, de cada potência calculada foi subtraído o valor médio da série correspondente e, em seguida, dividiu-se esse valor resultante pelo desvio-padrão da série. Assim, todas as séries passaram a ter valor médio zero e desvio-padrão de uma unidade. Essa padronização foi feita através da função `scale()` do R e foi necessária para não apresentar resultados tendenciosos.

A normalização foi aplicada em todas as séries (eólicas, solares e hidrelétricas), uma vez que os dados de vazões são extraídos de rios com portes diferentes, os dados de velocidade do vento são encontrados em alturas diferentes e, para que a metodologia fosse a mesma em todas as séries, também realizou-se a padronização nas séries solares. Esse procedimento foi realizado para que as séries de potência seja correspondente ao das séries originais, podendo, assim, fazer a comparação entre a potência de cada fonte (P_H , P_{AG} e P_{SFV}).

3.5.2.1 Escolha do número de fatores

Seguindo os critérios de escolha do número de fatores, Seção 2.5, pôde-se criar um algoritmo implementado no RStudio, como apresentado no Apêndice A. Assim, foi possível avaliar quantos autovalores são maiores ou iguais a uma unidade, ou seja, análise pelo critério da raiz latente; também verifica-se o número de fatores sugerido pelo *teste scree* e, a partir de então, verifica se a variância explicada a ser obtida será satisfatória.

3.5.2.2 Análise de fatores por componente principal

A análise de fatores por componente principal foi realizada através da implementação de um algoritmo no RStudio, que se encontra no Apêndice B. As principais etapas do algoritmo, onde as entradas do algoritmo são a matriz de covariância dos dados e o número de fatores escolhido, são:

1. Calcular os autovalores e autovetores e armazená-los;
2. Calcular a variância explicada para cada autovalor (é dada pela razão entre o autovalor e o traço da matriz de covariância - soma dos elementos da diagonal principal) e a variância explicada acumulada;
3. Calcular as cargas. Cria-se um vetor com as raízes dos autovalores e então, cada elemento desse vetor multiplicará a coluna correspondente da matriz de autovetores, gerando a matriz de cargas;
4. Selecionar as cargas correspondentes aos m fatores;
5. Calcular as comunalidades. Cria-se uma nova matriz com as cargas ao quadrado e a comunalidade de cada variável é dada pela soma dos elementos da linha correspondente;
6. Calcular as variâncias específicas. Para isso, subtrai-se as comunalidades da diagonal principal da matriz de covariância;
7. Calcular a matriz residual. Primeiramente, calcula-se o produto da matriz de cargas pela sua transposta. Em seguida, soma-se essa nova matriz à matriz diagonal de variâncias específicas. A matriz residual é calculada subtraindo esta última matriz da matriz de covariâncias;
8. Calcular o resíduo máximo da matriz residual.

A rotação adotada foi a Varimax, já que ela visa minimizar o número de variáveis que apresentam altas cargas em cada fator. Utilizou-se a função `varimax()` do pacote `stats` do R para realizar tal rotação.

3.6 Avaliação da Complementaridade

A análise de complementaridade envolveu, primeiramente, o cálculo do coeficiente de correlação para pares de séries no domínio temporal diário. A matriz de correlação foi calculada através do comando `cor()` do pacote `stats` do R e apresentadas em forma de correlograma gerado pelo comando `corrplot` do pacote `corrplot`.

Em seguida, avaliou-se as componentes principais de todos os dados e das estações do ano, com o intuito de buscar alternativas de energias sustentáveis que tenham capacidade de complementar as pequenas centrais hidrelétricas na carga exigida. Após encontrar as componentes principais pela análise de fatores, calculou-se a porcentagem que cada fator representaria no total de carga exigida para complementar as pequenas centrais hidrelétricas, seguindo os seguintes procedimentos:

1. Soma-se as componentes principais de cada fator;
2. Calcula-se a parcela representativa que cada componente principal corresponde a complementaridade das PCHs, na carga exigida: o valor da componente principal de cada fator será multiplicado por 100 (que corresponde ao total de 100% da carga exigida) e o resultado, será dividido pelo somatório de todas componentes principais.

A fim de visualizar um resumo de como as séries se comportam ao longo do ano, foi gerado um ano médio. Cada dia desse ano médio é fruto da média dos seus valores nos seis anos estudados. Os anos médios gerados foram normalizados, onde cada foi dividida pela média dos 366 valores respectivos e, em seguida, calculou-se a média para cada fonte de geração, resultando em três séries.

Capítulo 4

Resultados

Este capítulo aborda os resultados obtidos e a interpretação dos mesmos. As séries observadas serão apresentadas de forma abreviada, como mostra a Tabela 4.1.

Tabela 4.1: Abreviação utilizada nos resultados

Abreviação	Origem	Tipo	Localidade	Usina/Estação	Rio
TER_EOL	INPE	Velocidade do Vento	Teresópolis	-	-
SMM_EOL	INPE	Velocidade do Vento	Santa Maria Madalena	-	-
TER_SOL	INPE	Radiação Solar	Teresópolis	-	-
SMM_SOL	INPE	Radiação Solar	Santa Maria Madalena	-	-
LAJ_PCH	ONS	Vazão	-	Lajes	Ribeirão das Lajes
ROS_PCH	ONS	Vazão	-	Rosal	Itabapoana
SAN_PCH	ONS	Vazão	-	Santana	Piraí
TOC_PCH	ONS	Vazão	-	Tocos	Piraí
MAM_PCH	ANA	Vazão	Angra dos Reis	-	Mambucaba
MAC_PCH	ANA	Vazão	Nova Friburgo	-	Macaé
MCC_PCH	ANA	Vazão	Nova Friburgo	-	Macaé de Cima
FAG_PCH	ANA	Vazão	Petropolis	-	Fagundes
BON_PCH	ANA	Vazão	Nova Friburgo	-	Bonito

Fonte: Elaboração própria, com base em [2], [39] e [67]

Abreviações, referentes às usinas utilizadas neste trabalho; a origem de onde foi extraído as informações, o tipo da natureza de cada usina, a localidade, as usinas/estações e os rios são informações que visam auxiliar a compreensão.

4.1 Correlação Linear

As correlações lineares entre todas as séries estudadas são apresentados na Figura 4.1.

Nota-se que não houveram correlações negativas, uma vez que verificou-se apenas as correlações lineares entre as variáveis a nível diário, isto é, buscou-se uma proporcionalidade positiva e/ou negativa entre as variáveis. Além disso, percebe-se um equilíbrio entre o número de correlações positivas fracas e as positivas moderadas e altas. Com isso, pode-se verificar a formação de grupos de estações mais bem correlacionadas. Nota-se a

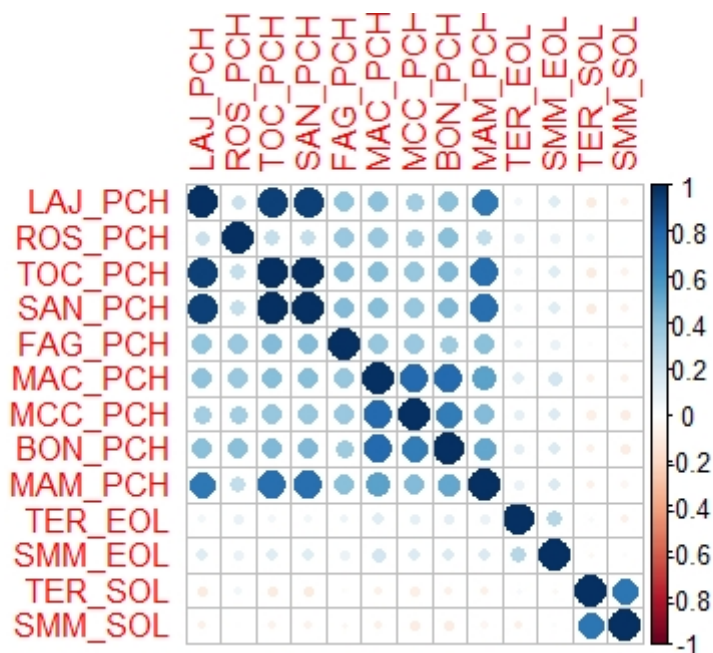


Figura 4.1: Correlação estatística entre todas as variáveis
 Fonte: Autora, 2020

formação de um grande número de pequenas centrais hidrelétricas, resultando em uma correlação positiva moderada ou forte. Com relação às estações eólicas, verifica-se correlações positivas fracas entre si, isto é, essas correlações podem indicar que o recurso eólico tenha potencial para complementar a si mesmo. Já as correlações das estações solares são predominantemente positivas moderadas ou fortes. Correlações fracas são vistas entre as diferentes estações. Isso acontece uma vez que as estações possuem características diferentes entre si. Logo, o grande número de correlações acima de 0,3 indicam que as séries podem ser adequadas à análise de fatores.

4.2 Análise de Fatores

4.2.1 Adequação da amostra

Para saber se as séries eram adequadas para análise, foram realizadas algumas avaliações: comparação do número de variáveis ao número de observações, teste de esfericidade de Bartlett e cálculo do KMO. Os resultados dessa análise são apresentados nas subseções a seguir.

4.2.1.1 Comparação do número de variáveis ao número de observações

Com relação ao número de observações e a quantidade de variáveis, pode-se garantir que todas as séries respeitaram as afirmações propostas por [40], onde deve-se ter, no mínimo, cinco vezes mais observações do que o número de variáveis e, o tamanho da amostra aceitável, deve ter uma proporção de dez para um. O número total de variáveis estudadas foram 13, cuja divisão do tipo de estação é apresentada na Tabela 4.2.

Tabela 4.2: Variáveis estudadas

Tipo	Agente Responsável	Variáveis
Hidrelétrica	ANA	5
Hidrelétrica	ONS	4
Eólica	INPE	2
Solar	INPE	2

Além disso, obteve-se 2557 observações totais, o que contempla a base dos dados gerais, resultando em uma proporção (observações/variáveis) de 196,69. Quando esses dados gerais são divididos pelas estações do ano, o número de variáveis continua sendo o mesmo, porém o número de observações reduz, mas ainda continua respeitando as considerações propostas por [40], como verifica-se pela Tabela 4.3.

Tabela 4.3: Observações \times Número de variáveis

	Variáveis	Observações	Observações/Variáveis
Inverno	13	564	43,38
Outono	13	558	42,92
Primavera	13	458	35,23
Verão	13	520	40

Nota-se que o grupo com a menor proporção foi a estação da primavera, com 35,23 vezes mais observações que variáveis. Logo, todas as estações do ano excedem o mínimo de 10 vezes mais observações, sendo possível a aplicação pela análise de fatores.

4.2.1.2 Teste de Bartlett e cálculo do KMO

A Tabela 4.4 mostra as informações do teste de esfericidade de Bartlett e o resultado do cálculo do KMO. Com relação ao teste de Bartlett, estão inclusos os valores do teste de qui-quadrado de cada teste (X^2) com seus respectivos graus de liberdade. O valor-p é calculado com base neles e valores pequenos, ou seja, próximos de zero, indicam que a hipótese nula deve ser rejeitada.

¹Grau de Liberdade

Tabela 4.4: Teste de Bartlett e cálculo do KMO

	KMO	Bartlett		
		X^2	G.L. ¹	Valor-p
Dados Gerais	0,83	42530	78	< 2.2e-16
Inverno	0,75	9560	78	< 2.2e-16
Outono	0,82	11845	78	< 2.2e-16
Primavera	0,84	7972,4	78	< 2.2e-16
Verão	0,84	12083	78	< 2.2e-16

Verifica-se que o menor valor encontrado para o KMO foi de 0,75, referindo-se à estação de inverno. Apesar de apresentar um valor mais baixo que os demais, ainda assim é satisfatório para a pesquisa, uma vez que segue as recomendações do referencial bibliográfico. Com relação ao teste de esfericidade de Bartlett, o valor encontrado foi muito pequeno ($< 2.2e-16$), indicando que a hipótese nula pode ser rejeitada. Com isso, todos os testes foram aprovados para a análise fatorial.

4.2.2 Componentes Principais e Avaliação da Complementaridade

Após identificar que todos os grupos (dados gerais e estações do ano) foram aprovados para análise de fatores, aplicou-se o método das componentes principais, uma vez que o objetivo é a redução do número de dados para obter um mínimo de fatores necessários para explicar o máximo da variância representada pelas variáveis originais. Em cada grupo foi possível extrair um fator principal de um conjunto muito maior de dados, sem perder as características das variáveis originais, apenas simplificando a análise. Em seguida, realizou-se a avaliação da complementaridade entre as três fontes energéticas: solar fotovoltaica, eólica e hidrelétrica, através do resultado obtido pela componente principal. Assim, foi possível encontrar uma alternativa de energia que complemente as pequenas centrais hidrelétricas na respectiva carga exigida.

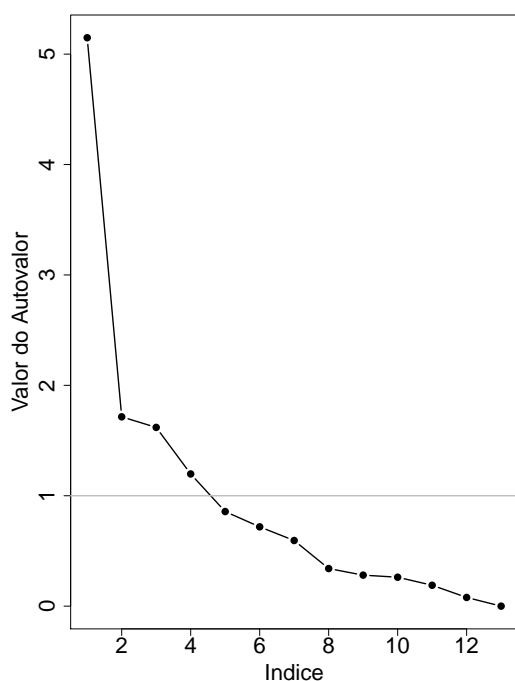
O primeiro passo da análise de fatores resultou no valor dos autovalores e na variância explicada por eles. Gerou-se dois gráficos para cada grupo estudado: o gráfico de *scree plot* (à esquerda), que mostra os autovalores por ordem de extração e o outro (à direita), que mostra a variância acumulada ao longo dos autovalores. Em seguida, calculou-se a matriz de cargas e percebeu-se a existência de um fator geral, onde houve a necessidade de rotacionar a matriz. O tipo de rotação utilizada foi a rotação ortogonal Varimax, uma vez que ela procura minimizar o número de variáveis que apresentam altas cargas em cada fator.

Após a rotação, as cargas obtiveram uma melhor distribuição dos elementos e valores menores que 0,4 foram descartados. Com isso, pôde-se destacar as cargas significantes de cada grupo, representado pela componente principal. Para cada grupo estudado, selecionou-se a carga mais significativa entre as estações de energia (eólica, solar e PCH) do mesmo tipo. Após essa seleção, realizou-se a porcentagem representativa de energia que complementasse as PCHs na carga exigida, respeitando o total de carga 100%.

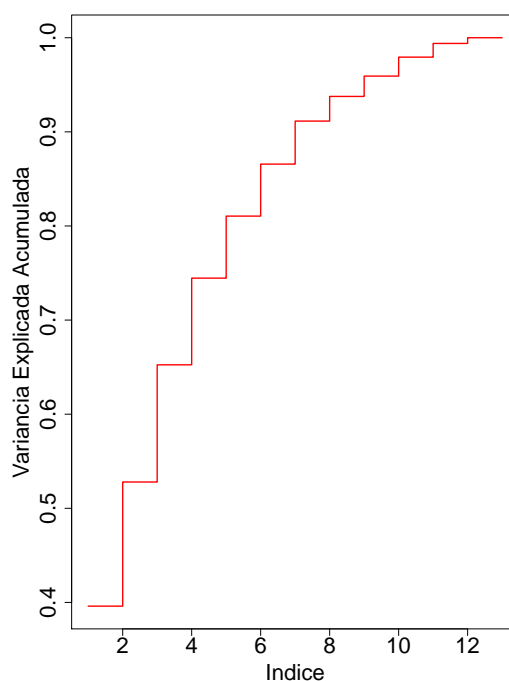
As subseções a seguir mostram os resultados encontrados em cada grupo, bem como sua respectiva análise.

4.2.2.1 Dados Gerais

As séries referentes aos dados gerais tratam-se de informações durante todo o período, desde 2012 até 2017, sem nenhuma seleção e divisão dos dados. A análise com todos os dados fez-se necessária para verificar a complementaridade das energias durante os 6 anos estudado. Para isso, o número de fatores foi definido ao avaliar dois gráficos, sendo um de autovalores, Figura 4.2(a) e outro de variância acumulada, Figura 4.2(b).



(a) Autovalor por ordem de extração



(b) Variância acumulada ao longo dos autovalores

Figura 4.2: Resultado da análise dos autovalores

Fonte: Autora, 2020

Com relação ao critério da raiz latente, verifica-se que os quatro primeiros autovalores

são maiores do que uma unidade. Pelo teste *scree*, a "quebra" no gráfico acontece entre o quarto e o sexto autovalores. E pela variância explicada acumulada passa de 90% com 6 autovalores e precisa de 3 autovalores para explicar mais de 70% da variância.

Inicialmente, realizou-se o teste com cinco fatores, mas os resultados foram insignificantes para a pesquisa. Então, testou-se com seis fatores, porém as discrepâncias aumentaram. Logo, prosseguiu-se a análise com três fatores, onde apresentou resultados bastante significantes, onde não ocorreu casos de variáveis com cargas significativas em mais de um fator.

Depois, calculou-se a matriz de cargas e percebeu-se a existência de um fator global que estava representando a variável com uma variância maior. Logo, surgiu a necessidade de rotacionar essa matriz para obter um padrão fatorial mais significativo. A Tabela 4.5 mostra o resultado obtido após rotacionar a matriz de cargas.

Tabela 4.5: Matriz de cargas rotacionada

	F1	F2	F3
LAJ_PCH	-0,947		0,126
ROS_PCH	-0,139	-0,114	0,593
TOC_PCH	-0,969		0,155
SAN_PCH	-0,969		0,155
FAG_PCH	-0,435		0,417
MAC_PCH	-0,315		0,829
MCC_PCH	-0,252		0,807
BON_PCH	-0,326		0,797
MAM_PCH	-0,787		0,323
TER_EOL			0,302
SMM_EOL			0,309
TER_SOL		-0,924	
SMM_SOL		-0,921	

Cada fator correspondeu a um tipo de energia renovável, após a rotação. Assim, o fator 1 (F1) correspondeu à pequena central hidrelétrica, com a significância de 0,969. O fator 2 (F2) representou a energia solar, com significância de 0,924 e o fator 3 (F3) compreendeu a energia eólica, com significância de 0,309.

Logo, com a componente principal já encontrada, buscou-se encontrar uma alternativa de energia renovável para complementar as PCHs. Para isso, calculou-se a porcentagem que cada fonte energética representaria no total de carga exigida, de acordo com a explicação da seção 3.6, como pode ser visto na Tabela 4.6.

Tabela 4.6: Alternativa de complementaridade

PCH	SOLAR	EÓLICA
44,00545	41,96185	14,0327

A Figura 4.3 mostra a alternativa encontrada.

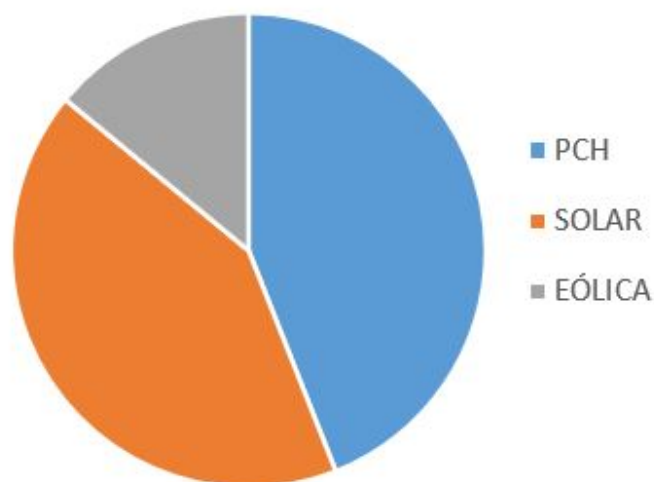


Figura 4.3: Complementaridade das PCHs na carga exigida

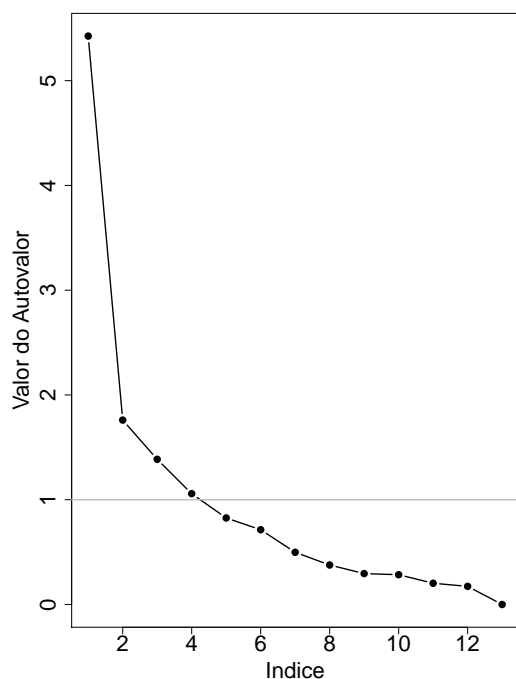
Fonte: Autora, 2020

Verifica-se que as PCHs apresentam uma carga de, aproximadamente, 44%. Para complementar essa fonte energética, há a necessidade de inserir uma parcela com 42% de energia solar e 14% de energia eólica. Apesar das pequenas centrais hidrelétricas se destacarem no estado, verifica-se a forte presença da energia solar com maior parcela para complementar as PCHs, visto que é o recurso solar é predominante na região. Assim, ressalta-se e justifica-se o crescimento da energia solar no estado do Rio de Janeiro, visando não faltar energia e também não elevar os custos para a população e nem para o governo, em mérito de instalação.

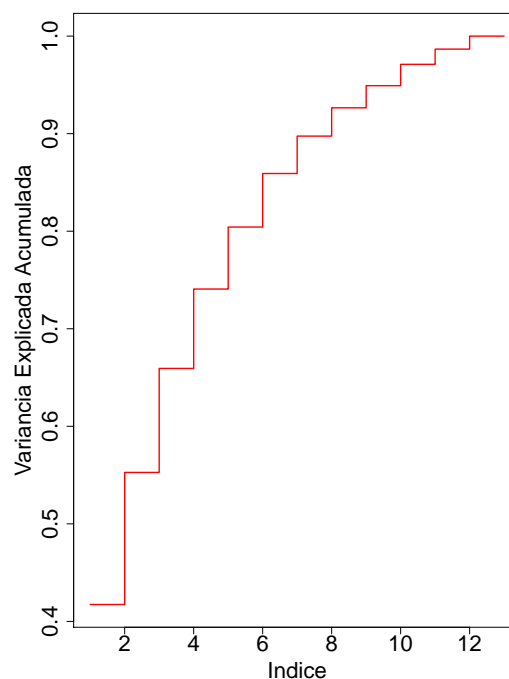
4.2.2.2 Outono

A estação do outono compreende o período de 21 de março à 21 de junho, sendo analisados entre os anos de 2012 à 2017. Para definir o número de fatores, avaliaram-se os autovalores, *scree plot* e a variância acumulada, como apresentado na Figura 4.4: à esquerda, gráfico do autovalor e, à direita, variância acumulada.

Quanto ao critério da raiz latente, os quatro primeiros autovalores são maiores do que uma unidade. Já a "quebra" no gráfico *scree plot* acontece entre o quinto e o sétimo



(a) Autovalor por ordem de extração



(b) Variância acumulada ao longo dos autovalores

Figura 4.4: Resultado da análise de autovalores referente ao outono
 Fonte: Autora, 2020

autovalores. E a variância explicada acumulada passa de 90% com 7 autovalores e precisa de três para explicar mais de 70% da variância.

Inicialmente testou-se a análise com quatro fatores, mas houve certas discrepâncias nos resultados encontrados, onde várias variáveis tinham cargas significantes em mais de um fator. Realizou-se o teste com sete fatores, porém as discrepâncias foram aumentando conforme aumentava o número de fatores. Logo, prosseguiu-se a análise com três fatores, onde apresentou resultados mais satisfatórios para a pesquisa, minimizando os casos de variáveis com cargas significativas em mais de um fator.

Em seguida, calculou-se a matriz de cargas e percebeu-se a existência de um fator global, que estava representando a variável com uma variância maior. Logo, surgiu a necessidade de rotacionar essa matriz para obter um padrão fatorial mais significativo, como segue na Tabela 4.7.

Após a rotação, observou-se que cada fator correspondeu a um tipo de energia renovável. Assim, o fator 1 (F1) correspondeu à pequena central hidrelétrica, com a significância de 0,924. O fator 2 (F2) representou a energia solar, 0,892 e o fator 3 (F3) compreendeu a energia eólica, com significância de 0,708.

Tabela 4.7: Matriz de cargas rotacionada no outono

	F1	F2	F3
LAJ_PCH	-0,886		0,1
ROS_PCH	-0,564		0,228
TOC_PCH	-0,924		0,168
SAN_PCH	-0,924		0,168
FAG_PCH	-0,648		
MAC_PCH	-0,417	-0,213	0,736
MCC_PCH	-0,39	-0,107	0,733
BON_PCH	-0,532	-0,104	0,671
MAM_PCH	-0,722		0,371
TER_EOL		0,162	0,708
SMM_EOL		0,259	0,39
TER_SOL		-0,892	
SMM_SOL		-0,886	

Com a componente principal já encontrada, buscou-se uma alternativa de energia renovável que complementasse as PCHs. Para isso, encontrou-se a porcentagem que cada fonte energética representaria no total de carga exigida pra complementar as PCHs, de acordo com a explicação da seção 3.6, como pode ser visto na Tabela 4.8.

Tabela 4.8: Alternativa de complementaridade no outono

PCH	SOLAR	EÓLICA
36,60856	35,34073	28,05071

A Figura 4.5 apresenta a alternativa de complementaridade das PCHs na estação do outono.

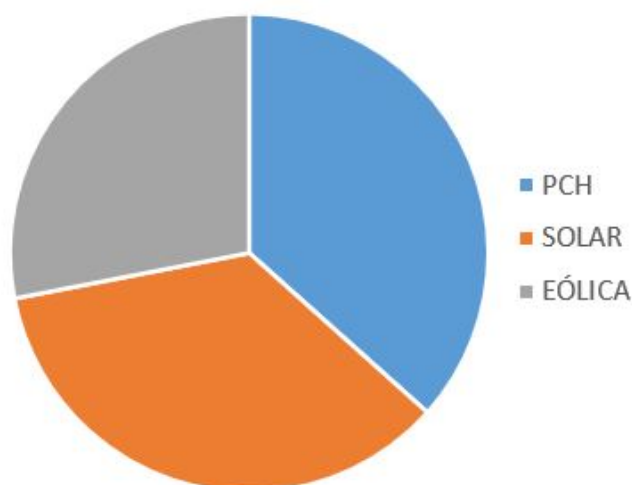
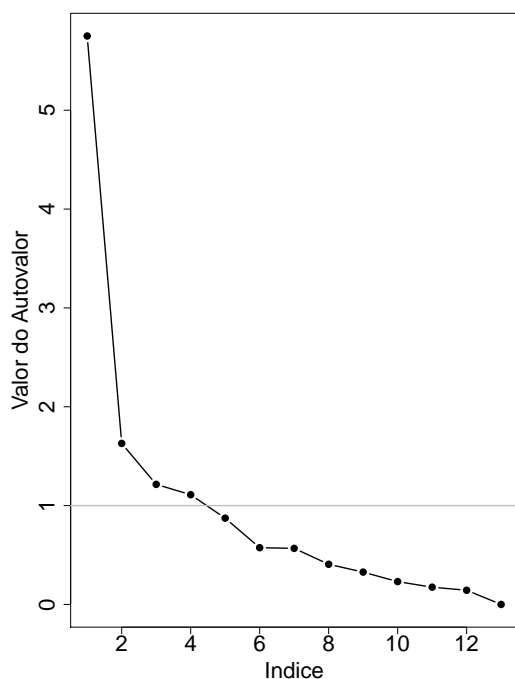


Figura 4.5: Complementaridade durante o outono
Fonte: Autora, 2020

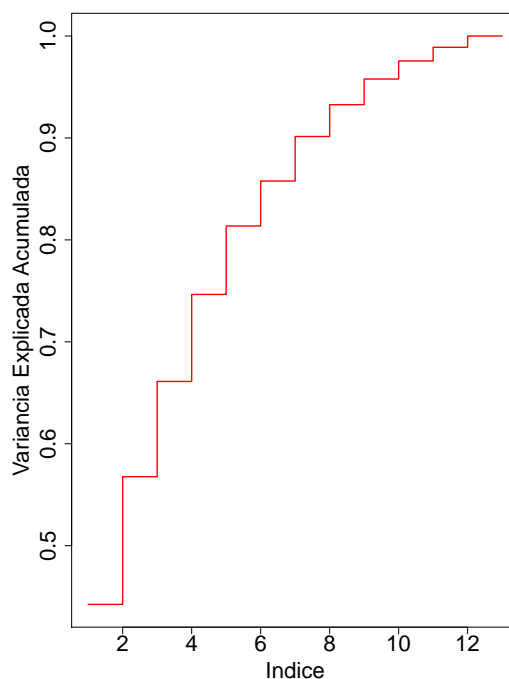
Verifica-se que as PCHs apresentam uma carga de, aproximadamente, 36%. Para complementar essa fonte energética, há a necessidade de inserir uma parcela de 35% de energia solar e 28% de energia eólica. Essa complementaridade de energias se fez necessário pelo fato das PCHs sofrerem impactos influenciados pelo clima, uma vez que dependem de chuvas para manterem instáveis. Como no outono a incidência de chuvas é baixa, complementar com energia solar e energia eólica são alternativas viáveis para não haver demanda não atendida.

4.2.2.3 Primavera

A estação da primavera compreende o período de 24 de setembro à 22 de dezembro, sendo analisados entre os anos de 2012 à 2017. Para definir o número de fatores, avaliaram-se dois gráficos: a Figura 4.6(a) representando os autovalores por ordem de extração e a Figura 4.6(b) correspondendo a variância acumulada.



(a) Autovalor por ordem de extração



(b) Variância acumulada ao longo dos autovalores

Figura 4.6: Resultado da análise de autovalores referente à primavera
Fonte: Autora, 2020

Com relação ao critério da raiz latente, os quatro primeiros autovalores são maiores do que uma unidade. Já pelo teste *scree*, a "quebra" no gráfico acontece entre o quinto e o sétimo autovalores. E a variância explicada acumulada passa de 90% com 7 autovalores

e precisa de, aproximadamente, três autovalores para explicar mais de 70% da variância.

Inicialmente testou-se a análise com quatro fatores, mas os resultados foram bastantes discrepantes, havendo diversas variáveis com cargas significantes em mais de um fator. Então, realizou-se o teste com seis fatores, porém as discrepâncias aumentaram. Realizou-se o teste com sete fatores e o mesmo caso aconteceu, ou seja, de acordo que o número de fatores iam aumentando, o mesmo acontecia com as discrepâncias. Portanto, prosseguiu-se a análise com três fatores, onde apresentou resultados representativos e significantes para a pesquisa, onde os casos de variáveis com cargas significativas em mais de um fator foram minimizados.

Em seguida, calculou-se a matriz de cargas e notou-se a existência de um fator que estava representando a variável com uma variância maior. Logo, surgiu a necessidade de rotacionar essa matriz para obter um padrão fatorial mais significante. A Tabela 4.9 mostra o resultado obtido após rotacionar a matriz de cargas.

Tabela 4.9: Matriz de cargas rotacionada na primavera

	F1	F2	F3
LAJ_PCH	-0,772	-0,173	-0,288
ROS_PCH	-0,568	0,187	0,434
TOC_PCH	-0,949	-0,129	-0,127
SAN_PCH	-0,949	-0,129	-0,127
FAG_PCH	-0,656		0,295
MAC_PCH	-0,754		0,478
MCC_PCH	-0,624		0,47
BON_PCH	-0,739		0,251
MAM_PCH	-0,839	-0,153	0,138
TER_EOL		-0,125	0,385
SMM_EOL			0,591
TER_SOL	0,103	0,908	-0,122
SMM_SOL	0,12	0,887	-0,125

Cada fator correspondeu a um tipo de energia renovável, após a rotação. Assim, o fator 1 (F1) correspondeu à pequena central hidrelétrica, com a significância de 0,949. O fator 2 (F2) representou a energia solar com representatividade de 0,908 e o fator 3 (F3) compreendeu a energia eólica com significância de 0,591.

Com a componente principal já encontrada, buscou-se encontrar uma alternativa de energia renovável para complementar as PCHs. Para isso, calculou-se a porcentagem que cada fonte energética representaria no total de carga exigida, de acordo com a explicação da seção 3.6, como pode ser visto na Tabela 4.10.

Tabela 4.10: Alternativa de complementaridade na primavera

PCH	SOLAR	EÓLICA
38,76634	37,0915	24,14216

A Figura 4.7 mostra a alternativa encontrada para complementar as PCHs na estação da primavera.

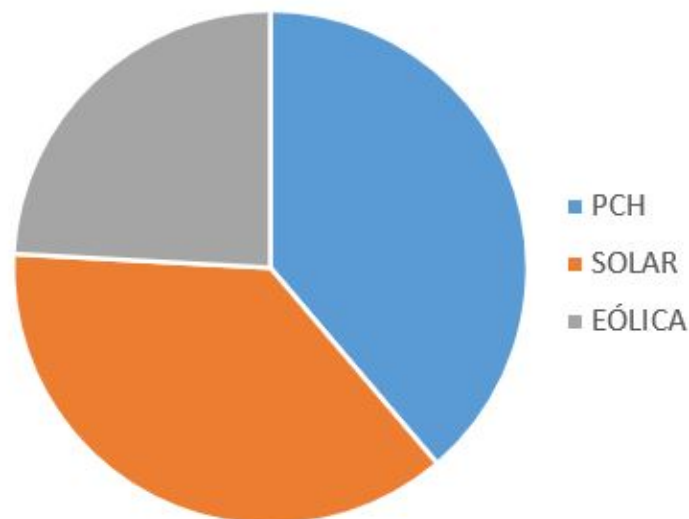


Figura 4.7: Complementaridade durante à primavera

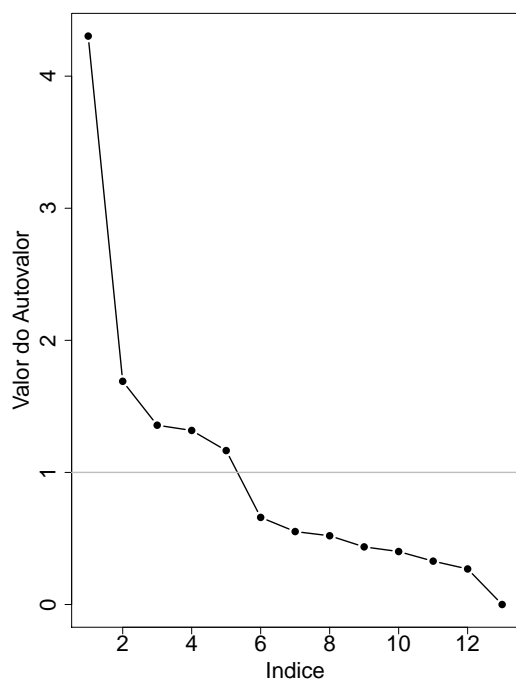
Fonte: Autora, 2020

Verifica-se que as PCHs apresentam uma carga de, aproximadamente, 38%. Para complementar essa fonte energética, há a necessidade de inserir uma parcela de 37% de energia solar e 24% de energia eólica. Essa complementaridade de energias se fez necessário para não haver demanda não atendida na região estudada. O resultado não foi discrepante, uma vez que a primavera é um excelente momento para aproveitar a energia proveniente do sol, justificando sua forte presença na primavera.

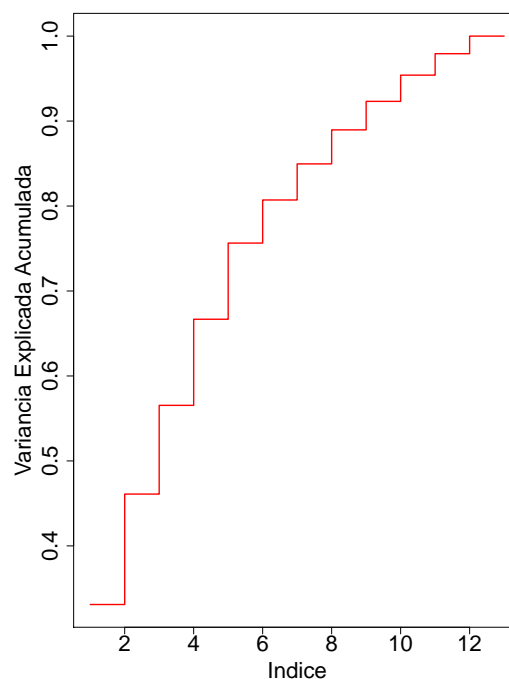
4.2.2.4 Inverno

O inverno é a estação do ano que compreende o período de 26 de junho à 23 de setembro, sendo analisados durante 6 anos, de 2012 à 2017. O número de fatores foi definido ao avaliar dois gráficos, sendo um de autovalores, Figura 4.8(a) e outro de variância acumulada, Figura 4.8(b).

Com relação ao critério da raiz latente, verifica-se que os cinco primeiros autovalores são maiores do que uma unidade. Pelo teste *scree*, a "quebra" no gráfico também acontece no quinto autovalor. E pela variância explicada acumulada passa de 90% com 8



(a) Autovalor por ordem de extração



(b) Variância acumulada ao longo dos autovalores

Figura 4.8: Resultado da análise dos autovalores referente ao inverno
 Fonte: Autora, 2020

autovalores e precisa de 4 autovalores para explicar mais de 70% da variância.

Inicialmente, realizou-se o teste com cinco fatores, mas os resultados foram insignificantes para a pesquisa. Então, testou-se com sete fatores, porém as discrepâncias aumentaram, havendo algumas variáveis com cargas significantes em mais de um fator, o que não era viável para a pesquisa. Portanto, prosseguiu-se a análise com três fatores, apresentando resultados bastante significantes, onde os casos de variáveis com cargas significativas em mais de um fator foram minimizados.

Depois, calculou-se a matriz de cargas e percebeu-se a existência de um fator que estava representando a variável com uma variância maior. Logo, surgiu a necessidade de rotacionar essa matriz para obter um padrão fatorial mais significante. A Tabela 4.11 mostra o resultado obtido, na estação do inverno, após rotacionar a matriz de cargas.

Cada fator correspondeu a um tipo de energia renovável após a rotação. Assim, o fator 1 (F1) correspondeu à energia solar com a significância de 0,419. O fator 2 (F2) representou a energia eólica com representatividade de 0,590 e o fator 3 (F3) compreendeu a pequena central hidrelétrica com significância de 0,905.

Tabela 4.11: Matriz de cargas rotacionada no inverno

	F1	F2	F3
LAJ_PCH	-0,808		
ROS_PCH	-0,208		0,804
TOC_PCH	-0,899		0,252
SAN_PCH	-0,899		0,905
FAG_PCH			
MAC_PCH	-0,361	0,653	
MCC_PCH	-0,278	0,598	-0,117
BON_PCH	-0,456	0,538	
MAM_PCH	-0,508	0,398	0,447
TER_EOL	0,22	0,542	
SMM_EOL	0,124	0,59	
TER_SOL	0,419	-0,32	
SMM_SOL	0,27	-0,478	-0,105

Logo, com a componente principal já encontrada, buscou-se encontrar uma alternativa de energia renovável para complementar as PCHs durante o inverno. Para isso, calculou-se a porcentagem que cada fonte energética representaria no total de carga exigida, de acordo com a explicação da seção 3.6, como pode ser visto na Tabela 4.12.

Tabela 4.12: Alternativa de complementaridade no inverno

PCH	SOLAR	EÓLICA
47,28318	21,89133	30,8255

A Figura 4.9 mostra a alternativa encontrada para complementar as PCHs no período do inverno.

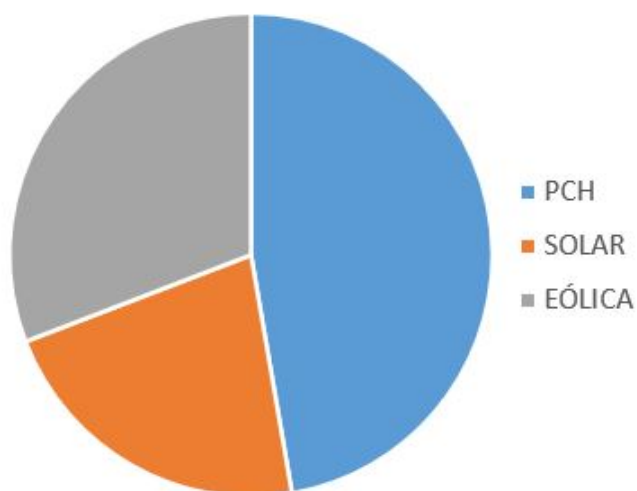
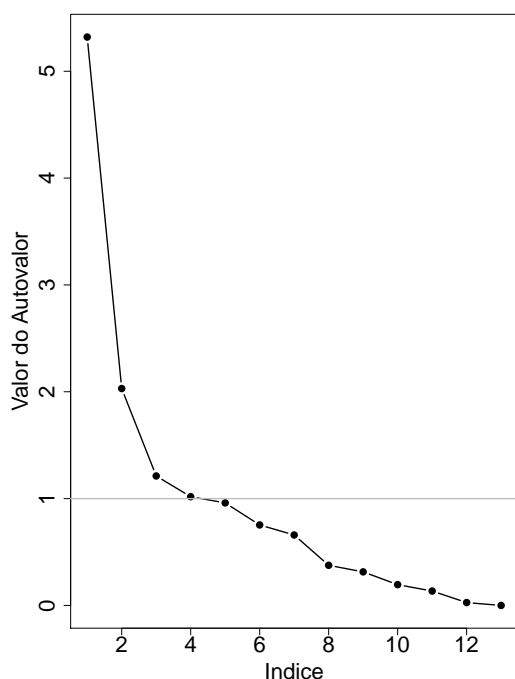


Figura 4.9: Complementaridade durante o inverno
Fonte: Autora, 2020

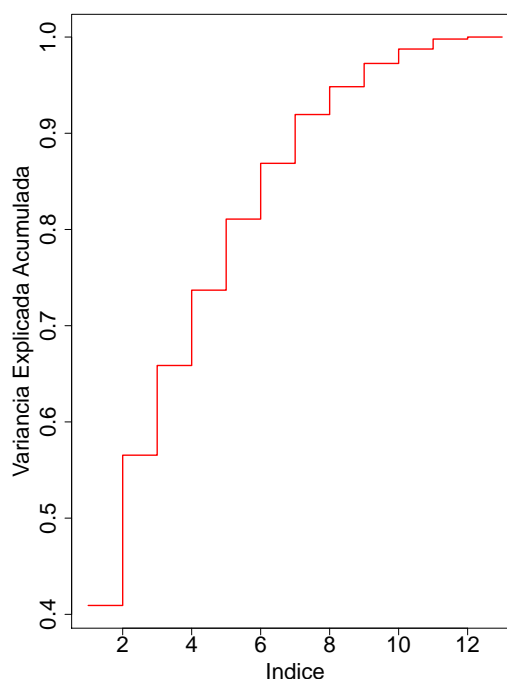
Verifica-se que as PCHs apresentam uma carga de, aproximadamente, 47%. Para complementar essa fonte energética, há a necessidade de inserir uma parcela com 31% de energia eólica e 22% de energia solar. No inverno acontece as mínimas da energia hidrelétrica, onde se faz necessário complementar o sistema com outros recursos, para que não haja demanda não atendida e nem elevados custos. Logo, essa alternativa para o inverno é bastante relevante, uma vez que a presença de vento nessa estação é predominante, se comparada com as outras energias estudadas.

4.2.2.5 Verão

A estação do verão compreende o período de 23 de dezembro à 20 de março, sendo analisados de 2012 à 2017. O número de fatores foi definido ao avaliar dois gráficos: na Figura 4.10(a) verifica-se os autovalores por ordem de extração e na Figura 4.8(b), a variância acumulada.



(a) Autovalor por ordem de extração



(b) Variância acumulada ao longo dos autovalores

Figura 4.10: Resultado da análise dos autovalores referente ao verão

Fonte: Autora, 2020

Analisando os gráficos da Figura 4.10, verifica-se que: com relação ao critério da raiz latente, os três primeiros autovalores são maiores do que uma unidade; pelo teste *scree*, a "quebra" no gráfico acontece entre o quinto e o sétimo autovalores e, pela variância

explicada acumulada passa de 90% com 6 autovalores e é necessário 3 autovalores para explicar mais de 70% da variância.

A partir de então, realizou-se o teste com três fatores, uma vez que eles já explicam 70% da variância. Os resultados encontrados foram significantes, não sendo necessário a realização de outros testes, uma vez que não houve casos de variáveis com cargas significativas em mais de um fator.

Diante disso, calculou-se a matriz de cargas e percebeu-se a existência de um fator que estava representando a variável com uma variância maior. Logo, realizou-se a rotação dessa matriz para obter resultados mais padronizados. A Tabela 4.13 mostra o resultado obtido, na estação do verão, após rotacionar a matriz de cargas.

Tabela 4.13: Matriz de cargas rotacionada no verão

	F1	F2	F3
LAJ_PCH	-0,946	0,154	-0,18
ROS_PCH	0,116	0,215	-0,531
TOC_PCH	-0,947	0,157	-0,19
SAN_PCH	-0,947	0,157	-0,19
FAG_PCH	-0,22	0,132	-0,573
MAC_PCH	-0,136	0,841	-0,304
MCC_PCH		0,817	-0,358
BON_PCH	-0,156	0,861	-0,332
MAM_PCH	-0,768	0,283	-0,15
TER_EOL		0,48	
SMM_EOL	-0,192	0,386	
TER_SOL	0,304		0,738
SMM_SOL	0,269		0,788

Nota-se que cada fator correspondeu a um tipo de energia renovável após a rotação. Assim, o fator 1 (F1) correspondeu às pequenas centrais hidrelétricas com a significância de 0,947. O fator 2 (F2) representou a energia eólica com significância de 0,480 e o fator 3 (F3) compreendeu a energia solar com significância de 0,788.

Assim, com a componente principal encontrada, buscou-se por uma alternativa de energia renovável para complementar as PCHs durante o verão, para não haver demanda não atendida nessa estação. Para isso, calculou-se a porcentagem que cada fonte energética representaria no total de carga exigida, de acordo com a explicação da seção 3.6, como pode ser visto na Tabela 4.14.

Tabela 4.14: Alternativa de complementaridade no verão

PCH	SOLAR	EÓLICA
42,75395	35,57562	21,67043

A Figura 4.11 mostra a alternativa encontrada para complementar as PCHs nesse período.

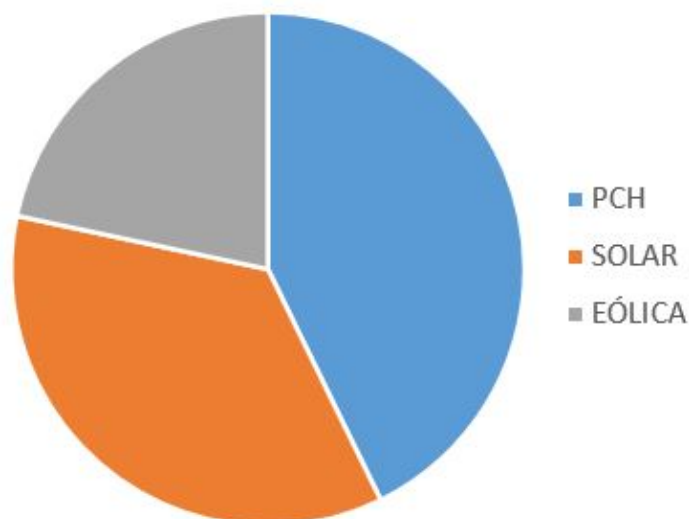


Figura 4.11: Complementaridade durante o verão
Fonte: Autora, 2020

Verifica-se que as PCHs apresentam uma carga de, aproximadamente, 43%. Para complementar essa fonte energética, há a necessidade de inserir uma parcela com 35% de energia solar e 21% de energia eólica. No verão, há muita predominância dos raios solares, o que favorece a energia solar e as condições de vento nessa época do ano não são ideais para a produção de energia eólica, o que justifica o resultado da parcela de energia solar ser maior do que a energia eólica, tornando coerente os resultados encontrados.

4.3 Geração ao longo do ano

Para cada série, calculou-se a média dos valores de cada dia do ano através dos anos analisados, 2012 à 2017. Com isso, obtém-se o comportamento médio anual de cada fonte, ilustrado pela Figura 4.12.

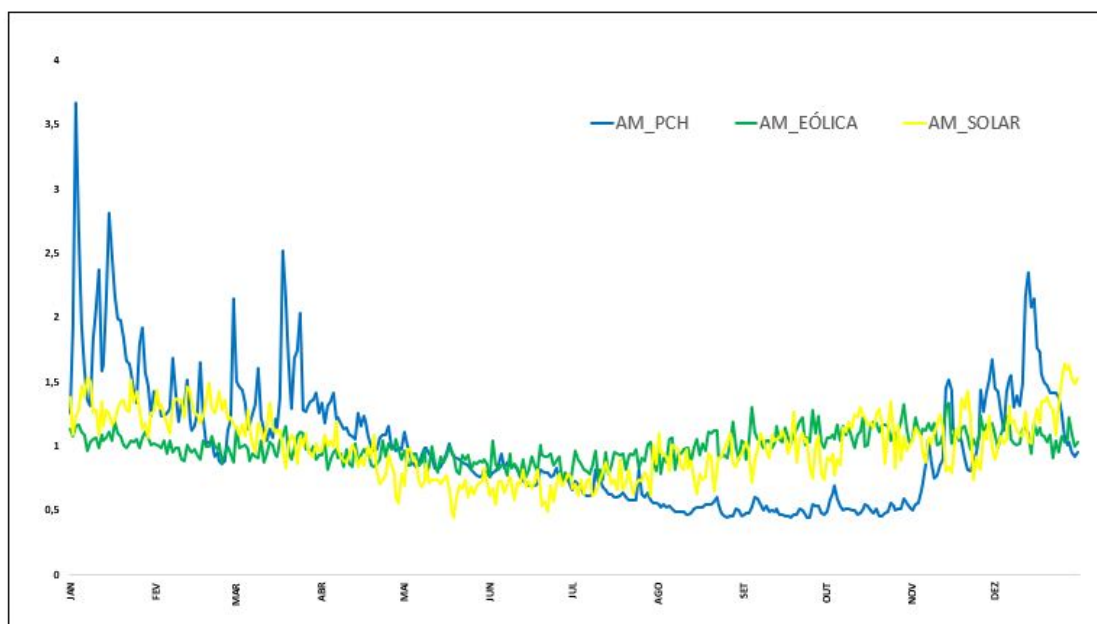


Figura 4.12: Comportamento anual médio

Fonte: Autora, 2020

Entre os meses de julho e novembro observa-se uma queda das pequenas centrais hidrelétricas, proveniente do período de seca (estiagem), o que difere dos meses de dezembro à abril, onde onde o período chuvoso é maior. Já as energias eólica e solar possuem o comportamento bem similares, com poucas divergências entre elas. Essas duas fontes complementam as pequenas centrais hidrelétricas na carga exigida, uma vez que não possuem uma queda brusca no período de estiagem.

Capítulo 5

Conclusões e Trabalhos Futuros

5.1 Conclusões

A pesquisa apresentou uma revisão da matriz elétrica do estado do Rio de Janeiro e pôde-se constatar uma forte dependência de usinas térmicas movidas a combustíveis fósseis. A participação das fontes renováveis, principalmente as fontes estudadas (geração eólica, solar fotovoltaica e pequenas centrais hidrelétricas) ainda é pequena no estado, mesmo que seja viável diante do ponto de vista ambiental.

Coletou-se dados de radiação solar, velocidade do vento e vazões fluviais das usinas espalhadas por todo o estado. Essas séries foram analisadas através da análise de fatores, onde foi possível encontrar uma alternativa de energia renovável que complementasse as pequenas centrais hidrelétricas na carga exigida. O procedimento foi realizado com dados de todas as séries e para períodos das estações do ano.

Em uma análise geral, a alternativa para complementar as PCH resultou na participação de 42% das PCHs, 34% de energia solar e 24% de energia eólica. Portanto, verifica-se que a energia solar tem grande potencial para crescimento no estado e que as hidrelétricas vêm perdendo presença diante das outras energias renováveis. Para não haver demanda não atendida no estado e nem elevação dos custos, a complementaridade de energia renovável foi significativa. Observou-se a forte participação da energia solar em quase todas as estações do ano, a não ser no inverno, onde há pouca incidência de raios solares e maior presença de ventos. Essa proposta foi interessante devido à facilidade de instalar painéis fotovoltaicos.

A potência anual das pequenas centrais hidrelétricas apresentaram uma baixa entre os meses de abril à outubro, devido ao período de seca. Já as gerações eólica e solar

comportam-se sem picos elevados e sem quedas bruscas ao longo do ano, sendo uma alternativa de complementaridade para as pequenas centrais hidrelétricas no estado do Rio de Janeiro.

5.2 Trabalhos Futuros

Como sugestões para trabalhos futuros, propõe-se expandir a análise de complementaridade para outras regiões e com outras fontes de energias renováveis, como termoelétrica, nuclear e outras. Além disso, sugere-se realizar a análise com a utilização de outros softwares estatísticos para obter maior precisão nos resultados, até mesmo para mérito de comparação.

Para implementação do projeto no estado, deve-se realizar uma análise financeira e comparar a geração encontrada com a geração real de eletricidade. Isto se faz necessário para verificar a viabilidade do projeto, uma vez que o investimento das fontes energéticas renováveis é alto e o retorno é gradativo.

Outros métodos de análise podem ser verificados para resolução do problema, como redes neurais. E com relação ao agrupamento de variáveis, as técnicas de redes de Kohonen podem ser consideradas. Também, realizar uma análise com resolução horária para maior precisão nos resultados, sem perder as informações dos dados.

APÊNDICE A

Algorithm 3 AF-part1(cov)

```

nomes<-colnames(cov)
p<-ncol(cov)
Indice=1:p
r<-eigen(cov)
vet<-r$vector
lamb < -r$values
Autov <- paste( c("lamb"), 1:p, sep=")
traco<-sum(diag(cov))
varexpl<-lamb/traco
varexacum<-acumular(varexpl)
par(mar=c(5,7,4,2))
plot(Indice, varexpl,type="b",col="purple",xlab="Indice",ylab="Variância Explicada",
pch=16,cex=1.5,lwd=2,cex.axis=2,cex.lab=2)
plot(Indice,lamb,type="b",col="black",xlab="Indice",ylab="Valor do Autovalor",
pch=16,cex=1.5,lwd=2,cex.axis=2,cex.lab=2)
plot(Indice,varexacum,type="s",col="red",xlab="Indice",ylab="Variância Explicada
Acumulada",cex=1.5,lwd=2,cex.axis=2,cex.lab=2)
MatVarExplicada<-data.frame(Autov,varexpl,varexacum) colnames(MatVarExplicada)<-
c("Autovalor","Var. explicada","Var. expl. acum.")
resultados<-list(número_de_variáveis=p,autovalores=lamb,autovetores=vet,
var_explicada=MatVarExplicada)
return(resultados)

```

APÊNDICE B

Algorithm 4 AF-componente-principal(cov,m)

```

#Definição dos nomes dos fatores e nome das variáveis
FatLabs <- paste( c("F"), 1:m, sep=); nomes<-colnames(cov)
#Cálculo dos autovalores e autovetores
r<-eigen(cov); vet<-r$vectors; lamb<-r$values
#Variância explicada por cada autovalor
traco<-sum(diag(cov)); varexpl<-lamb/traco
varexplsel<-varexpl[c(1:m)]; varexplacum<-acumular(varexplsel)
#Cálculo das cargas e cálculo da comunalidade
lamraiz<-sqrt(lamb)
cargas<-sweep(vet,2,lamraiz,"*"); cargas2<-cargas2
cargas2sel<-cargas2[c(1:m)]; comunalidade<-rowSums(cargas2sel)
#Variâncias Específicas
varesp<-diag(cov)-comunalidade
#Matriz residual
cargassel<-cargas[c(1:m)]; ll<-cargassel%*%t(cargassel)
residual<-cov-(ll+diag(varesp)); residuomaximo<-max(residual)
#Resultados
#1) variâncias específicas MatVarEsp<-data.frame(nomes,varesp)
#2)      cargas      MatCargas<-data.frame(nomes,cargassel);colnames(MatCargas)<-
c("var",FatLabs)
#3) comunalidades MatComunalidades<-data.frame(nomes,comunalidade)
#4) variância explicada MatVarExplicada <- data.frame(FatLabs,varexplsel,varexplacum)
colnames(MatVarExplicada) <- c("Fatores","Var. explicada","Var. expl. acum.")
#Lista com resultados
resul<-list(fatores=FatLabs,variaveis=nomes,autovetores=vet,autovalores=lamb,
traço=traco,var_expl=varexpl,var_expl_m=varexplsel,var_expl_acum=varexplacum,
raiz_autovalores=lamraiz,cargas=cargas,cargas_quad=cargas2,cargas_sel=cargassel,
cargas_quad_sel=cargas2sel,comunalidades=comunalidade,var_específica=varesp,
LL=ll,matriz_residual=residual,matvex=MatVarExplicada,matco=MatComunalidades,
matves=MatVarEsp,matca=MatCargas,residuo_max=residuomaximo)
return(resul); invisible(resul)
#Exibir
print("residuo máximo: "); residuomaximo; print("Variâncias específicas"); MatVarEsp
print("Cargas"); MatCargas; print("Comunalidades"); MatComunalidades
print("Variância Explicada"); MatVarExplicada

```

Referências

- [1] AMARAL, B. M. Modelos varx para geração de cenários de vento e vazão aplicados à comercialização de energia. Dissertação de Mestrado, programa de Pós Graduação em Engenharia Elétrica. Pontífica Universidade Católica do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, RJ, 2011.
- [2] ANA. Hidroweb - sistema de informações hidrológicas. Disponível em: <<http://www.snirh.gov.br/hidroweb/serieshistoricas>>. Acesso em 20 de outubro de 2019, 2019.
- [3] ANA. *Qualificação de Dados Hidrológicos e Reconstituição de vazões Naturais no País*, Relatório Técnico, ANA, Brasília, 2011.
- [4] ANEEL. Banco de informações de geração. Disponível em: <<https://www2.aneel.gov.br/aplicacoes/capacidadebrasil/capacidadebrasil.cfm>>. Acesso em 05 de fevereiro de 2020, 2020.
- [5] ANEEL. *Atlas de Energia Elétrica do Brasil*, 3 ed. Agência Nacional de Energia Elétrica, Brasília, 2008.
- [6] ANEEL. *Resolução normativa nº 673, de 4 de agosto de 2015. Diário Oficial da União*. 2015.
- [7] ANEEL. *Resolução normativa nº 687, de 24 de novembro de 2015. Diário Oficial da União*. 2015.
- [8] AOKI, S. Critérios de adequação da amostragem de kaiser, orkin e mayer. Disponível em: <<<http://aoki2.si.gunma-u.ac.jp/R/kmo.html>>. Acesso em 20 de outubro de 2019, 2019.
- [9] AOKI, S. Teste de esfericidade de bartlett. Disponível em: <<<http://aoki2.si.gunma-u.ac.jp/R/Bartlett.sphericity.test.html>>. Acesso em 20 de outubro de 2019, 2019.
- [10] AZA-GNANDJI, M., FIFATIN, F.-X., HOUNNOU, A. H., DUBAS, F., CHAMAGNE, D., ESPANET, C., VIANOU, A. Complementarity between solar and wind energy potentials in benin republic. *Trans Tech Publications, Switzerland* (2018), 128–138.
- [11] BASTOS, C. M. D. S., CORREA, D. M. M. C., ALVES, A. L. V., RODRIGUES, A. C. P., CAVALCANTE, S. M. D. A. A eficiência relativa das empresas brasileiras distribuidoras de energia elétrica. *Revista Ambiente Contábil, Universidade Federal do Rio Grande do Norte* 12, 1 (2019), 1230–1249.

- [12] BELUCO, A., DE SOUZA, P. K., KRENZINGER, A. A dimensionless index evaluating the time complementarity between solar and hydraulic energies. *Renewable Energy* 33 (2008), 2157–2165.
- [13] BERJ. *Balanço Energético do Estado do Rio de Janeiro 2015-2016*, Relatório Técnico, Rio de Janeiro, 2016.
- [14] BRASIL. Portaria mme nº861 de 18 de outubro de 2010, 2010. Diário Oficial da União.
- [15] BRIONGOS, F., PLATERO, C. A., SÁNCHEZ-FERNÁNDEZ, J. A., NICOLET, C. Evaluation of the operating efficiency of a hybrid wind-hydro powerplant. *Sustainability* 2020, 12, 668 (2020), 1–16.
- [16] CANALES, F. A., BELUCO, A., MENDES, C. A. B. Usinas hidrelétricas reversíveis no brasil e no mundo: Aplicação e perspectivas. *Revista Eletrônica em Gestão, Educação e Tecnologia Ambiental-Revista do Centro de Ciências Naturais e Exatas-UFSM* 19, 2 (2015), 1230–1249.
- [17] DANCEY, C. P., REIDY, J. *Estatística sem Matemática para Psicologia usando SPSS para Windows*, 3 ed. Artmed, 2006.
- [18] DAVIE, T. *Fundamentals of Hydrology*, 2 ed. Routledge, 2008.
- [19] DEVORE, J. L. *Probabilidade e Estatística para Engenharia e Ciências*, 6 ed. Cengage Learning, 2006.
- [20] DO AMARANTE, O. A. C., ZACK, J., BROWER, M., DE SÁ, A. L. *Atlas do Potencial Eólico Brasileiro*. Brasília, 2001.
- [21] DOS ANJOS, P. S., DA SILVA, A. S. A., STOSIC, T., STOSIC, B. Long-term correlations and cross-correlations in wind speed and solar radiation temporal series from fernando de noronha island, brazil. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications* 424 (2015), 90–96.
- [22] DOS REIS, L. B. *Geração de Energia Elétrica*, 2 ed. Editora Manole, 2011.
- [23] DOS SANTOS, M. A. F., FRANCISCO, M. D. F. M., YAMAGUTI, W. O sistema nacional de dados ambientais e a coleta de dados por satélite. *Anais XVI Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto* (2013), 9116–9123.
- [24] EIA. *International Energy Outlook 2016*, Relatório Técnico, U. S. Energy Information Administration. Washington, 2016.
- [25] ELETROBRAS. Potencial hidrelétrico brasileiro em cada estágio por estado - dez. 2018. Disponível em: <<https://eletrobras.com/pt/AreasdeAtuacao/geracao/sipot/Potencial%20Hidrel%C3%A9trico%20Brasileiro%20por%20Estado%20-%20Dezembro%202018.pdf>>. Acesso em 05 de fevereiro de 2020, 2020.
- [26] EPE. *Série: Recursos Energéticos. Nota Técnica DEA 19/14: Inserção da Geração Fotovoltaica Distribuída no Brasil - Condicionantes e Impactos*. Rio de Janeiro, 2014.

- [27] EPE. *Balanço Energético Nacional: ano base 2011*, Relatório Técnico, Empresa de Pesquisa Energética, Rio de Janeiro, 2012.
- [28] EPE. *Balanço Energético Nacional: ano base 2014*, Relatório Técnico, Empresa de Pesquisa Energética, Rio de Janeiro, 2015.
- [29] EPE. *Balanço Energético Nacional: ano base 2018*, Relatório Técnico, Empresa de Pesquisa Energética, Rio de Janeiro, 2019.
- [30] FERREIRA, D. F. *Estatística Multivariada*, 1 ed. UFLA, 2008.
- [31] FLICKR. Savonius rotor windrad in rainau buch. Disponível em: <<https://www.flickr.com/photos/thomaskappel/16892899462/in/%20photolist-xK856-R3A9KZ-hFvYLt-xK7Yj-akKL27-rJLwth>>. Acesso em 19 de setembro de 2019, 2019.
- [32] FREEIMAGES. Banco de informações de geração. Disponível em: <<https://www2.aneel.gov.br/aplicacoes/capacidadebrasil/capacidadebrasil.cfm>>. Acesso em 06 de janeiro de 2020, 2020.
- [33] FREEIMAGES. Free moinho de vento americano stock photo. Disponível em: <<https://pt.freeimages.com/photo/american-windmill-1355153>>. Acesso em 19 de setembro de 2019, 2019.
- [34] FREEIMAGES. Free moinhos de vento stock photo. Disponível em: <<https://pt.freeimages.com/photo/windmills-1315947>>. Acesso em 19 de setembro de 2019, 2019.
- [35] GONZÁLEZ, J. A. C., PÉREZ, R. C., SANTOS, A. C., GIL, M.-A. C. *Centrales de energías renovables: generación eléctrica con energías renovables*. Pearson Prentice Hall, 2009.
- [36] HINRICHS, R. A., KLEINBACH, M. *Energia e Meio Ambiente*, 3 ed. Thomsom Learning, 2008.
- [37] HOICKA, C. E., ROWLAND, I. H. Solar and wind resource complementarity: Advancing options for renewable electricity integration in ontario, canada. *Renewable Energy* 36 (2011), 97–107.
- [38] IEPUC. *Atlas Rio Solar: Atlas Solarimétrico do Estado do Rio de Janeiro*. Instituto de Energia da PUC-RJ. PUC-RJ, Rio de Janeiro, 2016.
- [39] INPE, I. N. D. P. E. Dados históricos de plataformas de coleta de dados. Disponível em: <<http://sinda.crn.inpe.br/PCD/SITE/novo/site/historico/index.php>>. Acesso em 20 de outubro de 2019, 2019.
- [40] JÚNIOR HAIR, J. F., ANDERSON, R. E., TATHAM, R. E., BLACK, W. C. *Análise Multivariada de Dados*, 5 ed. Bookman, 2005.
- [41] JOHNSON, R. A., WICHERN, D. W. *Applied Multivariate Statistical Analysis*, 6 ed. Pearson Prentice Hall, 2007.

- [42] JURASZ, J., BELUCO, A., CANALES, F. A. The impact of complementarity on power supply reliability of small scale hybrid energy systems. *Energy* (2018), 16.
- [43] KAISER, H. F., RICE, JOHN. LITTLE JIFFY, M. I. *Educational and Psychological Measurement*. Sage, nº34, 1974.
- [44] KALTSCHMITT, M., STREICHER, W., WIESE, A. *Renewable Energy: Technology, Economics and Environment*. Springer Science & Business Media, 2007.
- [45] KOUGIAS, I., SZABÓ, S., MONFORTI-FERRARIO, F., BÓDIS, K., HULD, T. A methodology for optimization of the complementarity between small-hydropower plants and solar pv systems. *Renewable Energy* 87 (2016), 1023–1030.
- [46] LIRA, S. A. Análise de correlação: Abordagem teórica e de construção dos coeficientes com aplicações. Dissertação de Mestrado, programa de Pós Graduação em EsMétodos Numéricos em Engenharia dos Setores de Ciências Exatas e de Tecnologia. Universidade Federal do Paraná, Curitiba, 2004.
- [47] LOESCH, C., HOELTGEBAUM, M. *Métodos Estatísticos Multivariados*, 1 ed. Saraiva, 2012.
- [48] MAGINA, F. C. Marsp - monitoramento ambiental eixo rio de janeiro e são paulo. Disponível em: <<http://marsp.cptec.inpe.br/amostragem.shtml>>. Acesso em 15 de janeiro de 2020, 2020.
- [49] MAIA, E. L. D. Padronização da atividade de redução do plano de monitoramento dimensional de uma indústria automobilística. Dissertação de Mestrado, programa de Pós Graduação em Engenharia de Produção. Universidade Federal Fluminense, Volta Redonda, RJ, 2019.
- [50] MANULI, R. C. Uma proposta para a construção de gráficos de controle por meio de componentes principais. Dissertação de Mestrado, programa de Pós Graduação em Estatística Aplicada e Biometria. Universidade Federal de Viçosa, Viçosa, MG, 2015.
- [51] MATOS, B. D. A. Análise dos recursos energéticos e sua complementaridade na viabilidade de sistemas de geração híbridos solar-eólico, 2019. Monografia (Bacharel em Engenharia Elétrica), UFC (Universidade Federal do Ceará), Fortaleza, Brasil.
- [52] MAZO, C. M. G., OLAYA, Y., BOTERO, S. B. Investment in renewable energy considering game theory and wind-hydro diversification. *Energy Strategy Reviews* 28 (2020), 1–12.
- [53] METEOROLOGIA, S. Energia eólica: como o clima interfere na geração de energia elétrica. Disponível em: <<https://blog.somarmeteorologia.com.br/energia-eolica-como-o-clima-interfere-na-geracao-de-energia-eletrica/#:~:text=Fontes%20de%20energia%20renov%C3%A1veis%2C%20como,s%C3%A3o%20influenciadas%20pelas%20condi%C3%A7%C3%B5es%20meteorol%C3%B3gicas.>>. Acesso em 20 de maio de 2020.
- [54] MONTGOMERY, D. C., RUNGER, G. C. *Estatística Aplicada e Probabilidade para Engenheiros*, 6 ed. Rio de Janeiro: LTC, 2016.

- [55] MOURA, P. *Metodologias e tecnologias para a integração em larga escala de fontes renováveis intermitentes*. PhD thesis, programa de Pós Graduação em Engenharia Eletrotécnica e de Computadores. Faculdade de Ciências e Tecnologia da Universidade de Coimbra, Coimbra, 2010, 2010.
- [56] ONS. *Submódulo 9.2 - Acompanhamento, análise e tratamento dos dados hidroenergéticos do Sistema Interligado Nacional*, Relatório Técnico, ONS, 2016.
- [57] ONUDI. *Pequenas centrais hidrelétricas: Aplicação ao seu desenvolvimento na América latina e no Caribe*, 2013. Relatório Técnico.
- [58] PEREIRA, E. B., MARTINS, F. R., DE ABREU, S. L., RUTHER, R. *Atlas Brasileiro de Energia Solar*, 1 ed. Swera, São José dos Campos, 2006.
- [59] PEREIRA, G. M. *Projeto de Usinas Hidrelétricas: passo a passo*. Oficina de Textos, 2015.
- [60] PINTO, A. C. S. *Impactos da geração renovável no mix brasileiro de geração elétrica*. Dissertação de Mestrado, programa de Pós Graduação em Engenharia para Sustentabilidade, Faculdade de Ciências e Tecnologia, Universidade de Coimbra, 2020.
- [61] RAMÍREZ, J. J. *Merra-based study of the wind/solar resource and their complementarity to the hydro resource for power generation in Colombia*. Dissertação de Mestrado, Carl von Ossietzky Universität Oldenburg, Alemanha, 2015.
- [62] RISSO, A., BELUCO, A., ALVEZ, R. D. C. M. *Complementarity roses evaluating spatial complementarity in time between energy resources*. *Energies 11 - MDPI* (2018), 1–14.
- [63] ROSA, C. D. O. C. S. *Estudo de complementaridade entre as energias hidrelétrica, eólica e fotovoltaica no estado do Rio de Janeiro*, 2016. Monografia (Bacharel em Engenharia de Produção), UFF (Universidade Federal Fluminense), Volta Redonda, Rio de Janeiro, Brasil.
- [64] ROSA, C. O. C. S. *Estudo de complementaridade entre as energias hidrelétrica, eólica e fotovoltaica nas regiões sudeste e centro-oeste*. Dissertação de Mestrado, programa de Pós Graduação em Modelagem Computacional em Ciência e Tecnologia. Universidade Federal Fluminense, Volta Redonda, RJ, 2019.
- [65] SANT'ANA, A. C. *Trabalho de Conclusão de Curso de Graduação em Engenharia de Energia*, 2016. Universidade Federal de Santa Catarina - Campus Araranguá, Araranguá.
- [66] SANTOS, A. J. D. L. *Análise da complementaridade entre sistemas fotovoltaicos e sistemas de aquecimento solar de água em unidades prosumidoras do sul de Santa Catarina*, 2019.
- [67] SAR, A. *Sistema de acompanhamento de reservatórios*. Disponível em: <<https://www.ana.gov.br/sar0/MedicaoSin>>. Acesso em 20 de outubro de 2019, 2019.
- [68] SCHNEIDER, T. *Analysis of incomplete climate data: Estimation of mean values and covariance matrices and imputation of missing values*. *Journal of Climate* 14, 5, 853-871, 2001.

- [69] SILVA, A. R., PIMENTA, F. M., ASSIREU, A. T., SPYRIDES, M. H. C. Complementarity of brazil's hydro and offshore wind power. *Renewable and Sustainable Energy Reviews* (2015), 413–427.
- [70] SOUZA, A. M. *Monitoração e ajuste de realimentação em processos produtivos multivariados*. PhD thesis, programa de Pós Graduação em Engenharia de Produção. Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 2000.
- [71] TOLMASQUIM, M. T., GUERREIRO, A., GORINI, R. Matriz energética brasileira: uma prospectiva. *Novos Estudos - CEBRAP* (2007), 47–69.
- [72] TWIDELL, J., WEIR, T. *Renewable Energy Resources*, 2 ed. Taylor & Francis, 2006.
- [73] WEBMET. Webmet - the meteorological resource center. Disponível em: <<http://www.webmet.com/met_monitoring/681.html>. Acesso em 30 de maio de 2020.
- [74] WESCHENFELDER, F. Avaliação da complementaridade dos recursos eólico e solar baseada em dados de reanálise e cenários de mudanças climáticas. Dissertação de Mestrado, programa de Pós Graduação em Engenharia Mecânica, Universidade Federal de Pernambuco, Recife, 2019.
- [75] WMO. *Guide on the global data-processing system.*, Relatório Técnico, World Meteorological Organisation, Geneva, Switzerland, 1993.
- [76] WMO. *Guide to the global observing system.*, Relatório Técnico, World Meteorological Organisation, Geneva, Switzerland, 2017.
- [77] WWEA. *Wind Power Capacity Worldwide Reaches 597GW, 50,1GW added in 2018*, World Wind Energy Association, Press Realeases, Statistics, 2019.