

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO

Metodologia para análise de risco de investimento
em fontes de geração heliotérmica do tipo
torre solar no mercado regulado brasileiro

Tulio André Pereira de Oliveira

Brasília, Novembro de 2020

UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA

FACULDADE DE TECNOLOGIA

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

**METODOLOGIA PARA ANÁLISE DE RISCO DE INVESTIMENTO EM
FONTES DE GERAÇÃO HELIOTÉRMICA DO TIPO TORRE SOLAR
NO MERCADO REGULADO BRASILEIRO**

TÚLIO ANDRÉ PEREIRA DE OLIVEIRA

DISSERTAÇÃO DE Mestrado submetida ao Departamento de Engenharia Elétrica da Faculdade de Tecnologia da Universidade de Brasília, como parte dos requisitos necessários para a obtenção do grau de Mestre.

APROVADA POR:

**FERNANDO CARDOSO MELO, Dr., ENE/UNB
(ORIENTADOR)**

**JORGE ANDRES CORMANE ANGARITA, Dr., FGA/UNB
(EXAMINADOR INTERNO)**

**DAYWES PINHEIRO NETO, Dr., IFG
(EXAMINADOR EXTERNO)**

Brasília, 03 de Dezembro de 2020.

FICHA CATALOGRÁFICA

DE OLIVEIRA, TÚLIO ANDRÉ PEREIRA

Metodologia para análise de risco de investimento em fontes de geração heliotérmica do tipo torre solar no mercado regulado brasileiro [Distrito Federal] 2020.

xvii, 108p., 210 x 297 mm (ENE/FT/UnB, Mestre, Dissertação de Mestrado – Universidade de Brasília. Faculdade de Tecnologia.

Departamento de Engenharia Elétrica

- | | |
|--------------------------|-------------------------|
| 1. Análise de Risco | 2. Energias Renováveis |
| 3. Modelagem Econômica | 4. Fontes Heliotérmicas |
| 5. Método de Monte Carlo | |

I. ENE/FT/UnB

II. Título (série)

REFERÊNCIA BIBLIOGRÁFICA

De Oliveira, T. A. P. (2020). Metodologia para análise de risco de investimento em fontes de geração heliotérmica do tipo torre solar no mercado regulado brasileiro PPGENE.TD-755/20, Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade de Brasília, Brasília, DF, 108p.

CESSÃO DE DIREITOS

AUTOR: Túlio André Pereira de Oliveira.

TÍTULO: Metodologia para análise de risco de investimento em fontes de geração heliotérmica do tipo torre solar no mercado regulado brasileiro.

GRAU: Mestre ANO: 2020.

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

Túlio André Pereira de Oliveira
QI 27 Bloco 06 Apartamento 502
71.060-276 Brasília – DF – Brasil.

Dedicatória

À minha família e amigos, por todo apoio dado nos momentos mais difíceis e por todos aprendizados transmitidos

Tulio André Pereira de Oliveira

Agradecimentos

Gostaria de agradecer em primeiro lugar à minha mãe, por se dedicar de corpo e alma para que eu pudesse atingir meu sucesso acadêmico e profissional. Sem ela nada disso seria possível. Agradeço também às minhas irmãs, que sempre ofereceram apoio incondicional nos momentos mais difíceis.

Agradeço também aos meus amigos mais próximos que sempre estiveram comigo nos momentos mais difíceis. Em especial, meus amigos Diego Reis, Rodrigo Miranda, Yan Watanabe, Leticia Estrela, Clara Szwarcman, Caroline Barbosa, Lúcio Sidney, Antônio Alves, Felipe Borges e Guilherme Torres, com os quais tive o enorme prazer de poder contar durante essa trajetória tão árdua. Sem o bom humor, o suporte, a lealdade e a tolerância de cada um de vocês todo esse processo não teria sido tão divertido e o resultado certamente não teria o mesmo significado para mim.

Agradeço também à minha maior amiga, Aline Moura, que me acompanhou nessa jornada, me ajudando a manter a calma e a paciência. Obrigado por confiar no meu potencial e nunca me deixar esquecer que sou capaz de alcançar meus objetivos, por mais ambiciosos que eles sejam.

Por fim, mas não menos importante, agradeço aos professores Anésio, Elder e Fernando por me guiarem pelo processo de aprendizado e por me ensinarem a vivenciar o mundo da pesquisa. Muito obrigado por cada pedaço de conhecimento compartilhado e por toda paciência e dedicação colocada no desenvolvimento desse trabalho. Vocês me inspiram a ser um profissional melhor.

Tulio André Pereira de Oliveira

RESUMO

A crescente demanda por energia, associada à constante necessidade de diversificação da matriz energética e também aos fatores climáticos brasileiros, criam um ambiente extremamente favorável à integração de novas fontes renováveis de energia, a exemplo dos sistemas heliotérmicos do tipo torre solar. No entanto, o número de estudos que empregam uma análise técnica e econômica criteriosa com objetivo de analisar a viabilidade de integrar tal tecnologia ao cenário brasileiro é ainda incipiente. Visando contornar esse problema, o trabalho aqui desenvolvido se dedica à apresentação de uma metodologia de análise de risco de investimento em fontes de geração heliotérmica de torre solar. Para tanto, por meio da utilização da teoria de processos estocásticos e com a aplicação do Método de Monte Carlo, determinam-se as séries sintéticas das principais variáveis aleatórias do problema. Em seguida, um modelo técnico de geração é apresentado para a tecnologia heliotérmica de torre solar, a partir do qual é possível determinar as séries sintéticas de geração de energia. Adicionalmente, realiza-se a análise de investimento utilizando a modelagem de fluxo de caixa considerando a comercialização da energia no Ambiente de Contratação Regulado (ACR). Por fim, uma análise de sensibilidade é conduzida para os principais parâmetros do estudo, a saber, a eficiência do ciclo de potência, o preço de venda da energia, o custo de implantação e o financiamento. O procedimento descrito foi conduzido para duas cidades brasileiras com alto potencial de geração, Brasília e Bom Jesus da Lapa, sendo que para cada cidade, uma usina de 20 MW foi projetada para a realização do estudo. Os resultados são avaliados a partir das distribuições de probabilidade da energia gerada, do Valor Presente Líquido (VPL), da Taxa Interna de Retorno Modificada (TIRM) e do *Payback* Descontado. A partir da análise de tais dados é possível constatar inviabilidade do projeto inicialmente concebido para as duas cidades, sendo a análise de sensibilidade fundamental para apontar quais estratégias podem ser traçadas para alcançar a viabilidade de tal tecnologia no cenário brasileiro e qual seria um cenário otimista para sua inserção no Brasil. De maneira geral, pode-se afirmar que o estudo aqui conduzido fornece uma ferramenta para a tomada de decisão de investidores do setor elétrico.

ABSTRACT

The increasing demand for energy, associated to the constant need for a diverse energy matrix and the Brazilian climate factors, creates an extremely favorable environment for integrating new renewable sources of energy, such as Concentrated Solar Tower Power Plants (CSTP). However, it is still incipient the number of studies that employ a solid technical and economical analysis willing to assess the viability of integrating this technology into the Brazilian scenario. Aiming to solve this issue, an investment risk analysis methodology is presented for CSTP plants in this study. In order to do so, the synthetic series for the main random variables of the problem are determined by applying stochastic theory and Monte Carlo Method. Then, a technical model of generation is presented for CSTP technology, from which is possible to determine the synthetic series of energy generation. Additionally, an investment assessment is performed using cash flow model and considering energy trade at the Regulated Contracting Environment (RCE). Finally, a sensitivity analysis is conducted taking into account the main parameters of the study, such as, the rated efficiency of power cycle, the selling price of energy, the total cost of implementation and the financing. The described procedure is then executed for two Brazilian sites with high potential for solar generation, Brasília and Bom Jesus da Lapa, being designed for each city a 20 MW power plant, so that the study could be handled. The results are evaluated from probability distributions of the energy generation, the Net Present Value, the Modified Internal Rate of Return and the Discounted Payback. By analyzing these data, it is possible to verify that the project initially conceived for both cities is economically inviable, being the sensitivity analysis a crucial tool for pointing out strategies that would allow the viability of this technology in the Brazilian scenario and also to indicate what would be an optimistic scenario for its integration in Brazil. In general, it is possible to ensure that this study offers an useful tool for decision making of power sector investors.

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	1
1.1	CONSIDERAÇÕES INICIAIS	1
1.2	ESTADO DA ARTE	2
1.3	OBJETIVOS GERAL E ESPECÍFICOS	6
1.4	CONTRIBUIÇÕES DO TRABALHO	6
1.5	ESTRUTURA DO MANUSCRITO	6
2	REFERENCIAL TEÓRICO	8
2.1	INTRODUÇÃO	8
2.2	PROCESSOS ESTOCÁSTICOS	8
2.2.1	CLASSIFICAÇÃO	8
2.2.2	SÉRIES SINTÉTICAS	10
2.2.3	CLASSES DE PROCESSOS ESTOCÁSTICOS	11
2.2.4	MÉTODO DE BOX-JENKINS	13
2.3	ANÁLISE TÉCNICA DOS SISTEMAS HELIOTÉRMICOS	14
2.3.1	HISTÓRICO	14
2.3.2	PRINCÍPIO DE FUNCIONAMENTO	14
2.3.3	PLANTA HELIOTÉRMICA DO TIPO TORRE SOLAR	17
2.4	ANÁLISE DE VIABILIDADE ECONÔMICA DE PROJETOS DE INVESTIMENTO	21
2.4.1	FLUXO DE CAIXA	21
2.4.2	PRECIFICAÇÃO DE CAPITAL	22
2.4.3	MÉTRICAS DE ANÁLISE DE INVESTIMENTO	24
2.4.4	VALOR PRESENTE LÍQUIDO - VPL	24
2.4.5	TAXA INTERNA DE RETORNO MODIFICADA - TIRM	25
2.4.6	<i>Payback</i> DESCONTADO	25
2.5	CONSIDERAÇÕES FINAIS	26
3	METODOLOGIA	27
3.1	INTRODUÇÃO	27
3.2	MODELAGEM ESTOCÁSTICA DAS VARIÁVEIS ALEATÓRIAS	28
3.2.1	OBTENÇÃO DA SÉRIE HISTÓRICA	29
3.2.2	PRÉ-PROCESSAMENTO DOS DADOS	29
3.2.3	ESTIMATIVA DOS PARÂMETROS	31

3.2.4	APLICAÇÃO DO MODELO ESTOCÁSTICO	32
3.2.5	VALIDAÇÃO DO MODELO	34
3.3	MODELO DE GERAÇÃO DE ENERGIA	34
3.3.1	CAMPO SOLAR.....	34
3.3.2	RECEPTOR	36
3.3.3	CICLO DE POTÊNCIA	39
3.3.4	ENERGIA ELÉTRICA GERADA	39
3.4	MODELO DE FLUXO DE CAIXA	40
3.5	CONSIDERAÇÕES FINAIS	43
4	RESULTADOS	44
4.1	INTRODUÇÃO	44
4.2	SÉRIES TEMPORAIS.....	44
4.2.1	PRÉ-PROCESSAMENTO DOS DADOS	45
4.2.2	PARÂMETROS DO MODELO AUTORREGRESSIVO	51
4.2.3	VALIDAÇÃO.....	53
4.3	ANÁLISE TÉCNICA	62
4.4	ANÁLISE DE VIABILIDADE ECONÔMICA	66
4.5	ANÁLISE DE SENSIBILIDADE.....	70
4.5.1	PREÇO DE VENDA DA ENERGIA ELÉTRICA NO ACR	71
4.5.2	CUSTO UNITÁRIO DE IMPLEMENTAÇÃO	74
4.6	CENÁRIO OTIMISTA	77
4.6.1	FINANCIAMENTO	81
5	CONCLUSÕES	83
5.1	TRABALHOS PUBLICADOS	85
5.2	SUGESTÕES DE TRABALHOS FUTUROS	86
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	87
	ANEXOS.....	91
I	ESTIMADORES DE MÁXIMA VEROSSIMILHANÇA	92

LISTA DE FIGURAS

2.1	Fluxograma de geração de série sintética.	10
2.2	Fluxograma - Método Box-Jenkins. (Box et al., 2011)	13
2.3	Fluxograma - Aproveitamento do recurso solar para geração de energia elétrica (Lodi, 2011).	15
2.4	Planta heliotérmica do tipo torre solar (Benammar et al., 2014).....	17
2.5	Heliostato (Reserve, 2020).	18
2.6	Perdas óticas do campo solar (Wagner, 2008).	19
2.7	Receptor cilíndrico (esquerda) e Receptor de cavidade (direita) (Wagner, 2008).....	20
3.1	Fluxograma do trabalho.	28
4.1	Série Histórica para Irradiância Solar Direta - Brasília.	45
4.2	Série Histórica para Irradiância Solar Direta - Bom Jesus da Lapa.....	46
4.3	Série estacionária de média nula para Irradiância Solar Direta - Brasília.	46
4.4	Série estacionária de média nula para Irradiância Solar Direta - Bom Jesus da Lapa.	47
4.5	Série Histórica para Temperatura - Brasília.	47
4.6	Série Histórica para Temperatura - Bom Jesus da Lapa.....	48
4.7	Série estacionária de média nula para Temperatura - Brasília.	48
4.8	Série estacionária de média nula para Temperatura - Bom Jesus da Lapa.....	49
4.9	Série Histórica para Velocidade - Brasília.	49
4.10	Série Histórica para Velocidade - Bom Jesus da Lapa.....	50
4.11	Série estacionária de média nula para Velocidade - Brasília.	50
4.12	Série estacionária de média nula para Velocidade - Bom Jesus da Lapa.	51
4.13	Curva de densidade dos dados históricos e sintéticos para irradiância - Brasília.	55
4.14	Curva de densidade dos dados históricos e sintéticos para temperatura - Brasília.	55
4.15	Curva de densidade dos dados históricos e sintéticos para velocidade do vento - Brasília.	56
4.16	Curva de densidade dos dados históricos e sintéticos para irradiância - Bom Jesus da Lapa.....	57
4.17	Curva de densidade dos dados históricos e sintéticos para temperatura - Bom Jesus da Lapa.....	57
4.18	Curva de densidade dos dados históricos e sintéticos para velocidade do vento - Bom Jesus da Lapa.....	58
4.19	Validação dos cenários sintéticos gerados para irradiância - Brasília.	59

4.20	Validação dos cenários sintéticos gerados para irradiância - Bom Jesus da Lapa.	59
4.21	Validação dos cenários sintéticos gerados para temperatura - Brasília.	60
4.22	Validação dos cenários sintéticos gerados para temperatura - Bom Jesus da Lapa.	60
4.23	Validação dos cenários sintéticos gerados para velocidade do vento - Brasília.	61
4.24	Validação dos cenários sintéticos gerados para velocidade do vento - Bom Jesus da Lapa.	61
4.25	Cenários sintéticos de geração de energia elétrica - Brasília.	63
4.26	Cenários sintéticos de geração de energia elétrica - Bom Jesus da Lapa.	64
4.27	Histograma da geração anual para o primeiro ano de operação (2000 cenários) - Brasília.	65
4.28	Histograma da geração anual para o primeiro ano de operação (2000 cenários) - Bom Jesus da Lapa.	66
4.29	Histograma para o VPL (2000 cenários) - Brasília.	68
4.30	Histograma para o VPL (2000 cenários) - Bom Jesus da Lapa.	69
4.31	Histograma para o TIRM (2000 cenários) - Brasília.	69
4.32	Histograma para o TIRM (2000 cenários) - Bom Jesus da Lapa.	70
4.33	Valor esperado do VPL em função do preço de venda da energia elétrica no ACR - Bom Jesus da Lapa.	71
4.34	Desvio padrão do VPL em função do preço de venda da energia elétrica no ACR - Bom Jesus da Lapa.	72
4.35	Valor esperado da TIRM em função do preço de venda da energia elétrica no ACR - Bom Jesus da Lapa.	73
4.36	Desvio padrão da TIRM em função do preço de venda da energia elétrica no ACR - Bom Jesus da Lapa.	73
4.37	Valor esperado do VPL em função do custo de implementação - Bom Jesus da Lapa.	75
4.38	Desvio padrão do VPL em função do custo de implementação - Bom Jesus da Lapa.	75
4.39	Valor esperado da TIRM em função do custo de implementação - Bom Jesus da Lapa.	76
4.40	Desvio padrão da TIRM em função do custo de implementação - Bom Jesus da Lapa.	76
4.41	Redução do Custo.	78
4.42	Histograma para o VPL no cenário ótimo - Bom Jesus da Lapa.	79
4.43	Histograma para o TIRM no cenário ótimo - Bom Jesus da Lapa.	80
4.44	Histograma para o <i>Payback</i> no cenário ótimo - Bom Jesus da Lapa.	80
4.45	Valor esperado e desvio padrão do VPL em função do financiamento - Bom Jesus da Lapa.	81
4.46	Valor esperado e desvio padrão da TIRM em função do financiamento - Bom Jesus da Lapa.	82

LISTA DE TABELAS

2.1	Classificação das topologias de acordo com o tipo de receptor e coletor.....	16
2.2	Características técnicas das diversas topologias	17
3.1	Correlação para o número de Nusselt	38
3.2	Fluxo de Caixa Livre para Acionistas	41
3.3	Tributos	42
4.1	Dados Históricos para as duas localidades.	44
4.2	Parâmetros estimados para os modelos AR para cada variável - Brasília.	52
4.3	Parâmetros estimados para os modelos AR para cada variável - Bom Jesus da Lapa.	52
4.4	Dados Estatísticos da série histórica para cada variável - Brasília.	53
4.5	Dados Estatísticos da série sintética para cada variável - Brasília.	53
4.6	Dados Estatísticos da série histórica para cada variável - Bom Jesus da Lapa.	54
4.7	Dados Estatísticos da série sintética para cada variável - Bom Jesus da Lapa.....	54
4.8	Erro percentual médio entre os dados estatísticos das séries históricas e sintéticas....	54
4.9	Dados técnicos da planta heliotérmica do tipo torre solar.....	62
4.10	Dados econômicos empregados.	67
4.11	Dados para o cálculo do custo de capital.	67
4.12	Preço mínimo de Venda para viabilidade e respectivos dados estatísticos.	74
4.13	Custo de implementação máximo para viabilidade e respectivos dados estatísticos. ...	77
4.14	Dados utilizados para simulação do cenário otimista.	78

LISTA DE SÍMBOLOS

Símbolos Latinos

A	Área	$[m^2]$
C_p	Calor específico a pressão constante	$[kJ/kg.K]$
h	Coefficiente de transferência de calor	$[W/m^2.K]$
T	Temperatura	$[^{\circ}C]$
V	Velocidade do Vento	$[m/s]$
I	Irradiância Direta Normal	$[W/m^2]$
k	Condutividade térmica	$[W/m.K]$
D	Diâmetro	$[m]$
H	Altura	$[m]$
g	Aceleração da gravidade	$[m/s^2]$

Símbolos Gregos

α	Difusividade térmica	$[m^2/s]$
Δ	Varição entre duas grandezas similares	
ρ	Densidade	$[kg/m^3]$
η	Eficiência	[adimensional]
ζ	Refletividade	[adimensional]
σ	Constante de Stefan-Boltzman	$[W/m^2.K^4]$
ϵ	Emissividade	[adimensional]
β	Coefficiente de expansão volumétrica	$[K^{-1}]$
ν_d	Viscosidade dinâmica	$[Pa.s]$
ν_k	Viscosidade cinemática	$[m^2/s]$

Grupos Adimensionais

Nu	Número de Nusselt
Re	Número de Reynolds
Gr	Número de Grashof

Subscritos

<i>amb</i>	ambiente
<i>ext</i>	externo
<i>in</i>	entrada
<i>ex</i>	saída

Sobrescritos

.	Variação temporal
---	-------------------

Siglas

ABNT	Associação Brasileira de Normas Técnicas
ACR	Ambiente de Contratação Regulado
ANEEL	Agência Nacional de Energia Elétrica
BNDES	Banco Nacional de Desenvolvimento Econômico e Social
BJL	Bom Jesus da Lapa
BSB	Brasília
CAPM	<i>Capital Asset Pricing Mode</i>
COFINS	Contribuição para Financiamento da Seguridade Social
CCEE	Câmara de Comercialização de Energia Elétrica
CSLL	Contribuição Social sobre Lucro Líquido
CSP	<i>Concentrated Solar Power Systems</i>
DNI	<i>Direct Normal Irradiance</i>
EPE	Empresa de Pesquisa Energética
FCD	Fluxo de Caixa Descontado
FCLA	Fluxo de Caixa Livre para os Acionistas
FCLE	Fluxo de Caixa Livre para a Empresa
MMC	Método de Monte Carlo
O&M	Custo de Operação e Manutenção
PASEP	Programa de Formação do Patrimônio do Servidor Público
PIS	Programa de Integração Social
P&D	Pesquisa e Desenvolvimento
SAM	<i>System Advisor Model</i>
STP	<i>Solar Tower Power Systems</i>
TIR	Taxa Interna de Retorno
TIRM	Taxa Interna de Retorno Modificada
TMA	Taxa Mínima de Atratividade
TUSD	Tarifa de Uso do Sistema de Distribuição
TUST	Tarifa de Uso do Sistema de Transmissão
VPL	Valor Presente Líquido
WACC	<i>Weighted Average Cost of Capital</i>

Capítulo 1

Introdução

1.1 Considerações Iniciais

A utilização de fontes renováveis de energia mostra-se cada vez mais como uma saída para a diversificação da matriz energética brasileira e para uma expansão consistente da capacidade produtiva do país. Nesse contexto, vale ressaltar que, de acordo com dados da Agência Nacional de Energia Elétrica (Aneel), aproximadamente 60% da energia produzida no Brasil em 2018 é proveniente de Usinas Hidrelétricas (UHE) (ANEEL, 2018). A dependência de recursos hídricos para geração de energia denota uma clara fragilidade do sistema, o qual possui atualmente condições favoráveis para que a diversificação supracitada ocorra. Um exemplo disso, são as Resoluções Normativas 482 (REN 482) e de sua respectiva atualização, REN 687/2015, nas quais a Aneel define as condições necessárias para que sistemas de mini e microgeração distribuída possam ser integrados à rede de distribuição (ANEEL, 2012).

De maneira concomitante, observa-se um aumento significativo dos sistemas de geração fotovoltaica, que apesar das evidentes vantagens, ainda encontram uma forte barreira em se tratando do fornecimento de energia de maneira contínua, devido ao elevado custo dos sistemas de armazenamento (Ju et al., 2017). Nesse contexto, faz-se necessário ressaltar a possibilidade de integração de outra fonte solar no cenário nacional, a saber, a heliotérmica (*CSP - Concentrated Solar Power*) (Islam et al., 2018). A tecnologia heliotérmica possui diferentes topologias, que se distinguem entre si pelo modo como a luz solar é captada. São quatro as topologias mais difundidas e estudadas, sendo elas, as de calhas parabólicas, as de torre solar, as de refletores de fresnel e as de discos parabólicos. Apesar desta fonte depender unicamente do sol em seu processo de geração, ela permite o fornecimento ininterrupto de energia. Por meio da integração de sistemas de armazenamento com sal derretido, certas topologias heliotérmicas, a se destacar a de torre solar (*STP*), são capazes de alcançar altos fatores de capacidade sem um aumento demasiado dos custos (Ju et al., 2017; Islam et al., 2018).

Nesse contexto, é importante lembrar que o Brasil é um dos países com fatores climáticos mais favoráveis à integração de fontes de energia solar, principalmente no que se refere aos elevados valores de irradiação solar (Martins et al., 2008). Além disso, a integração desse tipo de tecnologia

demanda grande força de trabalho, tanto durante a fase de planejamento e execução quanto depois de instalada e em funcionamento, fator esse que pode trazer desenvolvimento para diversas regiões do país (Soria et al., 2015a).

No entanto, para a criação de um ambiente propício e atrativo para investidores do setor de geração, faz-se necessário a consolidação de estudos precisos quanto à viabilidade técnica e econômica da tecnologia, ressaltando suas vantagens, retornos e riscos associados. Nesse cenário, é crucial realizar a análise de fontes heliotérmicas no ambiente de comercialização de energia brasileiro, levando em consideração os tributos, encargos setoriais e eventuais isenções do negócio. Além disso, é interessante fazer um levantamento dos riscos associados à integração de tal tecnologia no país, determinando quais variáveis são capazes de afetar a geração de energia e, por conseguinte, os retornos financeiros.

1.2 Estado da Arte

A tecnologia heliotérmica do tipo torre solar tem sido amplamente explorada no contexto internacional (Purohit and Purohit, 2010; Abbas and Merzouk, 2012; Amadei et al., 2013; Purohit and Purohit, 2017), principalmente nos países que integram o chamado Cinturão Solar (Amadei et al., 2013), região do planeta com altos valores de irradiância solar direta (DNI). Estes países são especialmente apropriados para a incorporação de tal tecnologia.

Apesar das notáveis vantagens deste tipo de tecnologia, o número de estudos dedicados à avaliação da sua adequabilidade no cenário brasileiro encontra-se em um número incipiente, e em consequência, têm-se poucas usinas instaladas. A literatura, no entanto, aponta a viabilidade de instalação desse tipo de sistema em diversas regiões do mundo. Nesse contexto, os autores de (Purohit and Purohit, 2010; Abbas and Merzouk, 2012; Amadei et al., 2013; Purohit and Purohit, 2017) realizam análises técnicas da instalação de usinas heliotérmicas em variadas regiões. Para tanto, eles realizaram simulações de usinas que já se encontram em operação, preservando as configurações técnicas e alterando as condições climáticas e, em alguns casos, operacionais.

No tocante à simulação dos sistemas heliotérmicos, na literatura atinente, observa-se como prática comum o uso de *softwares* padrão para a previsão da geração anual dos sistemas propostos e para o cálculo de alguns indicadores de viabilidade econômica. Plataformas como o HOMER, TRNSYS (Sahoo et al., 2018), (Starke et al., 2016) e o *System Advisor Model* (SAM) (Purohit and Purohit, 2017) são utilizadas para a realização de análises técnicas e econômicas. No entanto, grande parte dos estudos que as empregam limitam-se à avaliação unicamente do custo nivelado de energia (*levelized cost of energy* - LCOE) como parâmetro para análise da viabilidade econômica. Com isso, o uso de indicadores como a taxa interna de retorno (TIR), o valor presente líquido (VPL), e o *payback* descontado do projeto é negligenciado. Cabe ainda destacar que essas plataformas, além de apresentarem certas limitações no que diz respeito aos sistemas heliotérmicos (Starke et al., 2016), não possuem disponíveis recursos que viabilizam análises que contemplam diferentes ambientes de comercialização de energia utilizados no Brasil.

Como forma de contornar as limitações impostas pelos *softwares*, alguns autores fazem uso de

um misto de plataformas (Starke et al., 2016) na tentativa de se aproximar de um resultado mais preciso. Adicionalmente, é possível identificar trabalhos que empregam técnicas de otimização como forma de se alcançar maior nível de detalhes (Starke et al., 2016). Apesar disso, não se constata a existência de estudos dedicados à análise de viabilidade técnica e econômica da geração de energia elétrica pelos sistemas CSP do tipo torre solar que contemplam as variáveis de risco físicas e financeiras que afetam a viabilidade econômica do investimento. Em outras palavras, os trabalhos existentes até então têm sido desenvolvidos utilizando-se análises determinísticas.

Do levantamento e da análise dos trabalhos disponíveis na literatura atinente, percebe-se a ausência de resultados de uma criteriosa avaliação de viabilidade econômica de sistemas heliotérmicos executada por meio de análises de risco de investimentos, seguida de uma análise de sensibilidade dos parâmetros que mais a afetam. Os estudos executados até então têm empregado, em geral, *softwares* padrão em análises determinísticas que, além de não contemplarem variáveis importantes neste tipo de análise como a TIR, o VPL, e o *payback* descontado do projeto, não apresentam em detalhes as possíveis formas de compensação por meio da exploração dos diferentes ambientes de comercialização de energia brasileiros. O emprego de uma análise de riscos neste tipo de empreendimento caracteriza-se como uma ferramenta capaz de disponibilizar informações precisas para investidores, quando da tomada de decisão sobre geração de energia. Isso pode culminar no crescimento deste tipo de negócios, e em consequência, contribuir para a disseminação de práticas voltadas à melhoria do meio ambiente.

Nesse contexto, cria-se um ambiente favorável para o desenvolvimento de novos trabalhos capazes de contemplar as lacunas existentes na literatura. A pesquisa aqui desenvolvida se propõe a preencher algumas delas, mais especificamente duas. A primeira, e principal, é a realização de uma análise de risco da integração de fontes heliotérmicas do tipo torre solar no cenário nacional considerando-se a imprevisibilidade dos retornos decorrentes das incertezas inerentes ao sistema de geração.

A segunda, e que na verdade constitui um pré-requisito para a primeira, se baseia na análise do desempenho de uma planta heliotérmica durante toda sua vida útil, e não apenas durante seu primeiro ano de operação, por meio do emprego concomitante de duas ferramentas, sendo elas, a teoria de processos estocásticos para determinação das séries sintéticas das variáveis aleatórias mais importantes, e o modelo de geração para a topologia heliotérmica em análise para determinação da energia produzida pela planta. Para tanto, é necessário desenvolver modelos capazes de gerar as séries sintéticas, prever a geração de energia da planta e analisar a viabilidade econômica de sua implementação.

Em se tratando da análise de geração de séries sintéticas a partir de séries temporais conhecidas, destacam-se os trabalhos desenvolvidos por (Gemignani, 2018) e (Neto et al., 2017). Em (Gemignani, 2018) especialmente, diversas classes de processos estocásticos são aplicadas buscando a representação de cenários sintéticos para radiação solar em algumas regiões do Brasil. Para isso, o autor utiliza um histórico de 20 anos da variável de interesse na construção dos modelos estocásticos, os quais são testados quanto à sua adequabilidade por meio da comparação de dados estatísticos das séries reais e sintéticas. No trabalho desenvolvido por (Neto et al., 2017), as séries

sintéticas são utilizadas para avaliar os riscos inerentes à integração de diversas fontes renováveis de energia e são geradas por meio da utilização conjunta de modelos estocásticos de reversão à média e do Método de Monte Carlo. Variáveis como fluência, velocidade do vento e irradiância têm suas séries sintéticas determinadas e posteriormente validadas por meio da comparação com os registros históricos.

Em se tratando da quantificação da energia e modelagem dos sistemas heliotérmicos, em especial os de torre solar, têm-se como principais referências os trabalhos desenvolvidos por (Wagner et al., 2017), (Siebers and Kraabel, 1984) e (Qaisrani et al., 2019). Em (Wagner et al., 2017), uma análise de otimização para o despacho de fontes heliotérmicas do tipo torre solar é conduzida por meio de um modelo de geração simplificado e conciso de tal topologia. Nele, o autor aponta modelos matemáticos compactos para a representação das perdas inerentes à tal sistema de geração. O trabalho contribui na determinação das variáveis climáticas que mais afetam a geração de energia em sistemas heliotérmicos de torre solar. A velocidade do vento e a temperatura ambiente são apontadas como variáveis fundamentais para determinação das perdas por convecção e radiação de receptores solares, sendo essas as perdas mais relevantes no sistema de torre solar.

Adicionalmente, o trabalho de (Qaisrani et al., 2019) faz um estudo detalhado da eficiência de um dos mais importantes componentes nos sistemas de geração heliotérmica, o receptor. Por meio do equacionamento das perdas no receptor e de simulações de Monte Carlo para determinação do fluxo de calor nele incidente, o autor é capaz de determinar sua eficiência. O trabalho tem como principal contribuição o detalhamento das perdas inerentes ao receptor, principalmente no que diz respeito à metodologia empregada. É interessante ressaltar, também, o trabalho desenvolvido por (Siebers and Kraabel, 1984), cuja relevância na literatura é grande, principalmente por se tratar de um dos primeiros trabalhos a detalhar o cálculo das perdas por convecção em sistemas heliotérmicos de torre solar.

Ainda nesse contexto, o trabalho desenvolvido por (Benammar et al., 2014) se propõe a desenvolver um modelo matemático baseado em balanço de energia para a determinação da capacidade de geração, eficiência do receptor e perdas de um sistema heliotérmico de torre solar. Por meio do equacionamento do balanço de energia, o autor constrói um sistema de equações não-lineares que é resolvido utilizando métodos de otimização numérica.

Outros dois trabalhos se destacam na literatura no que tange à modelagem de sistemas de torre solar. Em (Khosravi et al., 2020), a modelagem é feita com intuito de otimizar parâmetros técnicos de plantas heliotérmicas. Após a modelagem, fatores como energia anual e fator de capacidade são otimizados empregando-se algoritmos de inteligência artificial e aprendizado de máquina aos parâmetros de entrada definidos. Em (Awan et al., 2020), por outro lado, a modelagem é feita com intuito de comparar a energia solar heliotérmica com a fotovoltaica, em termos de capacidade de geração, custos, eficiência e ocupação.

Finalmente, outra pesquisa importante em se tratando da modelagem de sistemas heliotérmicos é a desenvolvida por (Dunham and Iverson, 2014). Nele, são avaliadas as eficiências termodinâmicas dos ciclos de potência usualmente empregados para tecnologias de concentração solar. Além disso, o trabalho também contribui para modelagem de sistemas dessa natureza ao apresentar uma

eficiência conjunta do sistema heliotérmico, levando em consideração tanto o ciclo de potência quanto o receptor.

Em se tratando da análise econômica de sistemas heliotérmicos, tem-se uma literatura mais ampla. Como citado anteriormente, muitos trabalhos utilizam softwares específicos para determinação da energia gerada por uma determinada topologia e, de maneira complementar, realizam análises de viabilidade econômica. Nesse contexto, tem-se os trabalhos desenvolvidos por (Purohit and Purohit, 2017; Abbas and Merzouk, 2012). Em (Purohit and Purohit, 2017), utiliza-se o SAM para quantificação da energia gerada por diversas topologias de sistemas heliotérmicos em localidades variadas da Índia com disponibilidade de terra e elevados valores de irradiância solar direta (*direct normal irradiance* - DNI). Por meio da comparação de parâmetros como a energia gerada e LCOE, o autor aponta as melhores regiões do país para integração da tecnologia. De maneira bastante similar, em (Abbas and Merzouk, 2012) utiliza-se o SAM para realização de uma análise técnica e econômica de diferentes topologias na Argélia. Por meio da comparação da energia anual gerada, fator de capacidade, LCOE, e VPL determina-se a topologia mais adequada.

É interessante notar que muitos trabalhos, cujo objetivo é avaliar a potencialidade de uma determinada região ou topologia de sistema heliotérmico, seguem a mesma metodologia desenvolvida por (Purohit and Purohit, 2017; Abbas and Merzouk, 2012). No entanto, é crucial ter em mente que quando o objetivo extrapola o cálculo determinístico da energia anual, faz-se necessário modelar a planta heliotérmica de interesse em detrimento da utilização de *softwares*, como nos trabalhos também citados aqui.

Vale ressaltar que apesar da baixa integração da energia solar heliotérmica no cenário nacional, alguns estudos apontam a sua importância no avanço e na modernização dos sistema elétrico brasileiro, principalmente no que diz respeito ao seu planejamento e expansão. Em (Soria et al., 2015b), são apresentados os principais desafios no planejamento do sistema elétrico quando da alta penetração de energias renováveis variáveis (VER) que têm como base de sua geração fatores climáticos incertos, como a irradiância solar e a velocidade do vento. Os autores ressaltam a necessidade da incorporação de fontes flexíveis, que possuam, além de vantagens econômicas, vantagens operacionais que permitam a expansão do sistema elétrico sem comprometer a sua qualidade e confiabilidade. Nesse contexto, a tecnologia heliotérmica é apresentada como possível alternativa para contornar esse problema. O estudo também apresenta a análise de diferentes modelos de planejamento e operação por meio da realização de uma análise SWOT (*Strengths, Weaknesses, Opportunities, and Threats*) dos diferentes modelos.

Além disso, destaca-se no cenário nacional a implementação da usina Chesf Torre Solar 1. A iniciativa tem como propósito a construção de uma usina heliotérmica do tipo torre solar com potência nominal de 0,25 MW na cidade de Petrolina, município de Pernambuco com alto potencial para integração de fontes solares de geração de energia. O projeto se mostra como uma oportunidade para o desenvolvimento da tecnologia em território brasileiro e para ampliação do protagonismo do país na construção de novas soluções no que diz respeito à energia heliotérmica. A obra tem início previsto para o ano de 2020 e deve entrar em operação nos próximos 48 meses (Melo Filho, 2019).

1.3 Objetivos Geral e Específicos

O objetivo geral desta dissertação consiste no desenvolvimento de uma metodologia de análise de risco de investimentos em plantas heliotérmicas do tipo torre solar, considerando-se as variáveis aleatórias e os aspectos legislatórios e tributários brasileiro.

O primeiro objetivo específico consiste na caracterização das variáveis aleatórias que afetam a geração e a receita bruta da venda da energia elétrica proveniente de plantas heliotérmicas de torre solar. Essa caracterização permite a geração de cenários sintéticos para cada variável aleatória, cuja integração com as simulações de Monte Carlo possibilita a análise de risco desejada.

O segundo objetivo específico do trabalho se baseia na construção de um modelo para planta heliotérmica do tipo torre solar capaz de prever a energia mensal gerada. Tal modelo tem como entrada exatamente as variáveis aleatórias citadas no parágrafo anterior. A integração dos cenários sintéticos das variáveis aleatórias definidas no primeiro objetivo com o modelo de geração de energia elétrica construído no segundo objetivo, permite avaliar a imprevisibilidade na geração mensal de energia elétrica.

O terceiro e último objetivo procura realizar a análise de viabilidade econômica da planta modelada. Para a consecução de tal objetivo é necessário construir um modelo de fluxo de caixa alinhado com a realidade legislatória brasileira, valendo ressaltar que ainda é inicial o grau de regulação específica para a fonte heliotérmica (EPE, 2014). Aqui, tem-se o propósito de mensurar a imprevisibilidade dos retornos financeiros e fornecer aos detentores de capital uma ferramenta para realizar a análise de viabilidade econômica.

1.4 Contribuições do Trabalho

As principais contribuições do trabalho são as seguintes:

- Modelagem das variáveis aleatórias irradiância solar direta, temperatura ambiente e velocidade do vento para as cidades de Brasília e Bom Jesus da Lapa.
- Descrição do modelo de geração para plantas heliotérmicas do tipo torre solar.
- Aplicação da metodologia de análise de risco para mensurar a viabilidade de investimento em fontes heliotérmicas do tipo torre solar.
- Análise de sensibilidade dos principais elementos capazes de viabilizar a implantação da tecnologia heliotérmica no cenário nacional.

1.5 Estrutura do manuscrito

O trabalho encontra-se dividido de tal forma que o leitor seja guiado para o entendimento da problemática existente e também para os objetivos previamente definidos. Para tanto, o restante

desta dissertação está dividida em quatro capítulos, conforme descrição a seguir.

- Capítulo 2: Referencial teórico - Esse capítulo se dedica à apresentação de conceitos iniciais importantes para o entendimento do trabalho. A divisão em subseções foi feita de acordo com os três objetivos da pesquisa. Primeiro, dedica-se parte da discussão à apresentação dos conceitos de processos estocásticos e de geração de séries sintéticas a partir de séries históricas conhecidas. Posteriormente, os componentes e o funcionamento de uma planta heliotérmica de torre solar são discutidos. Por fim, os aspectos mais importantes para análise de viabilidade econômica são introduzidos.
- Capítulo 3: Metodologia - Essa parte do trabalho detalha os procedimentos adotados para a consecução dos objetivos. Aqui, assim como no capítulo anterior, a divisão em subseções procura auxiliar o leitor no entendimento e na visualização do trabalho como um conjunto de etapas intermediárias para o alcance de um objetivo maior. No início do capítulo são detalhadas todas as etapas para geração dos cenários sintéticos. Logo em seguida, o equacionamento empregado para modelagem da planta é detalhado e, finalmente, o modelo de fluxo de caixa é apresentado, detalhando-se os tributos e seu regime de cobrança, encargos setoriais e isenções fiscais.
- Capítulo 4: Resultados - Esse capítulo, como sugere o nome, se dedica à apresentação dos resultados e análise de sua compatibilidade tanto com a teoria, quanto com a literatura. O capítulo também aponta possíveis soluções para tornar as plantas heliotérmicas do tipo torre solar viáveis economicamente e contornar a problemática do reduzido número de plantas heliotérmicas.
- Capítulo 5: Conclusões - O último capítulo do trabalho apresenta as conclusões e contribuições da pesquisa, os artigos científicos produzidos durante a sua execução e também sugere propostas de trabalhos futuros para os que se interessarem por essa problemática.

Capítulo 2

Referencial Teórico

2.1 Introdução

Esse Capítulo se dedica à apresentação dos principais conceitos necessários ao entendimento da pesquisa. Inicialmente, detalha-se o processo de geração de séries sintéticas e o seu significado no âmbito dos processos estocásticos. Em seguida, os conceitos mais importantes acerca dos sistemas heliotérmicos, especialmente os de torre solar, são apresentados. Por fim, conceitos cruciais para realização de uma análise de viabilidade econômica são discutidos.

2.2 Processos Estocásticos

2.2.1 Classificação

Os processos em geral podem ser caracterizados a partir de um determinado critério preestabelecido a depender da aplicação e da análise a ser desenvolvida. Aspectos como linearidade, aleatoriedade e invariância temporal são algumas das características comumente utilizadas no estudo de processos em geral.

Em especial, o critério de aleatoriedade pode ser empregado para distinguir processos determinísticos de processos estocásticos. Os primeiros possuem comportamento bem definido, sendo possível descrevê-los completamente a partir de equações matemáticas sem componentes aleatórios. Dessa forma, a saída de um processo desse tipo pode ser descrita dada as entradas e as equações que o definem.

Os processos estocásticos, por sua vez, caracterizam-se pela impossibilidade de determinação de suas saídas de maneira direta. Diferentemente dos processos determinísticos, as variáveis desses processos são aleatórias. Além disso, por não possuírem lei de formação matemática definida, a evolução dos fenômenos descritos por tais processos depende do comportamento probabilístico das variáveis aleatórias que compõem o problema. Os processos são geralmente descritos por funções de densidade de probabilidade e suas saídas são estimativas com incertezas inerentes ao problema.

É importante ressaltar que a existência de uma variável aleatória no modelo descritivo de determinado fenômeno já torna a realização desse fenômeno um processo estocástico, sendo necessário, precipuamente, a descrição e caracterização de tal variável aleatória.

Nesse contexto, é fundamental apresentar o conceito de séries temporais que, de maneira geral, são definidas como registros ou observações de determinada variável a cada intervalo de tempo estabelecido. Uma série temporal pode ser entendida, também, como o resultado de um processo estocástico, uma vez que os valores a serem observados no futuro não seguem nenhuma equação ou regra matemática específica. Dessa forma, a análise das distribuições de probabilidade das séries temporais e as estatísticas a elas relacionadas podem permitir a construção de um modelo que descreva o processo estocástico responsável por gerar a série temporal.

Em muitos casos, a lógica previamente citada é utilizada para construção de modelos capazes de gerar dados a partir de uma série temporal. No entanto, para construção de tal modelo é crucial a caracterização prévia da série temporal, que pode ser feita por meio do cálculo e análise de dados estatísticos intrínsecos da série. Dentre esses dados, destacam-se a média, o desvio padrão, a covariância e a correlação, cujos cálculos podem ser feitos empregando-se, respectivamente, as Equações 2.1 a 2.4 :

$$\mu = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N z_n \quad (2.1)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (z_n - \mu)^2} \quad (2.2)$$

$$\gamma(k) = \frac{1}{N} \sum_{n=1+k}^N (z_n - \mu)(z_{n-k} - \mu) \quad (2.3)$$

$$\rho(k) = \frac{\gamma(k)}{\sigma^2} \quad (2.4)$$

Onde:

μ : média amostral;

z_n : realização n ou valor amostral n;

N : total de amostras;

σ : desvio padrão amostral;

$\gamma(k)$: covariância de ordem k;

$\rho(k)$: correlação de ordem k.

A análise dos valores calculados permite entender o comportamento da série temporal e as relações de dependência entre as diferentes ocorrências ao longo do tempo. Além disso, características como estacionariedade podem ser observadas a partir da análise dos valores supracitados.

2.2.2 Séries Sintéticas

Com o cálculo dos parâmetros estatísticos da série temporal, é possível construir um modelo capaz de representar o processo estocástico responsável pela geração da série analisada (Gemignani, 2018). Aqui, o principal objetivo é que tal modelo seja capaz de gerar dados que possuirão a mesma probabilidade de ocorrência e os mesmos atributos estatísticos da série temporal. Os dados gerados são denominados séries artificiais ou séries sintéticas e possuem um papel fundamental em análises que necessitam prever valores para eventos aleatórios.

No entanto, para que isso possa ser feito o processo estocástico a ser modelado deve possuir comportamento estável e equilibrado em torno de um certo valor. Esses critérios podem ser definidos a partir da análise do valor esperado da série, ou média, da variância e da auto covariância de diversas ordens.

Se o processo possui média e variância constantes ao longo do tempo e se a covariância depende apenas da diferença temporal das amostras e não do tempo de cada amostra, diz-se que o processo é estacionário. Se, ao contrário, os valores supracitados alteram-se de maneira significativa ao se analisar o processo em diferentes instantes de tempo, diz-se que ele é não estacionário.

Essa análise é fundamental, pois a seguir serão apresentadas algumas classes de processos estocásticos usualmente empregadas na construção de modelos para geração de séries sintéticas. Nelas, a estacionariedade é condição necessária.

O fluxograma apresentado na Figura 2.1 detalha o método de geração de séries sintéticas a partir da observação de uma série temporal cuja ocorrência é regida por um processo estocástico (Leon-Garcia, 2017).

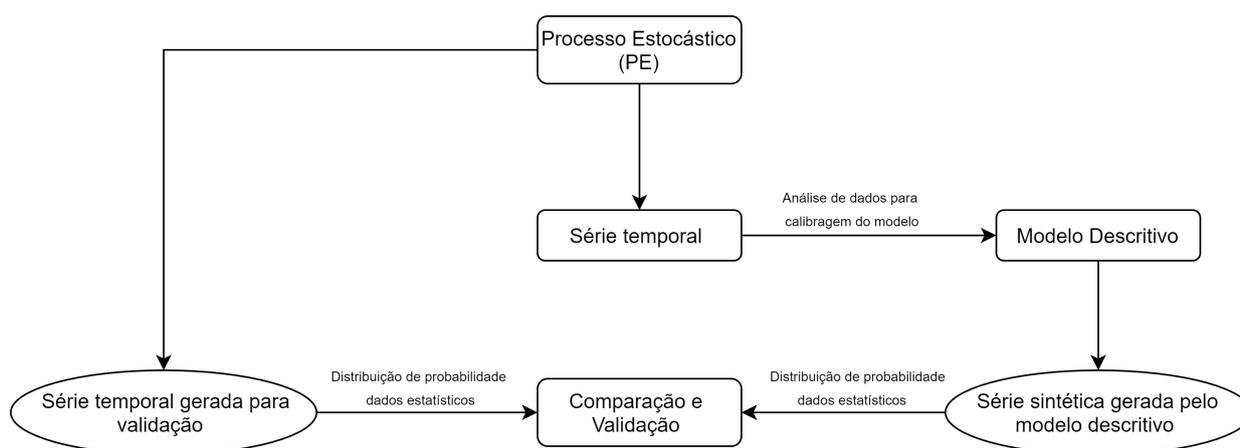


Figura 2.1: Fluxograma de geração de série sintética.

2.2.3 Classes de Processos Estocásticos

Os conceitos e modelos apresentados a seguir são amplamente empregados nas áreas de econometria, finanças e meteorologia, porque têm como objetivo principal a previsão de valores futuros para eventos que, apesar de aleatórios, possuem fortes características de sazonalidade e de correlação com ocorrências passadas.

Como citado anteriormente, dada uma série temporal que descreve certo fenômeno, é comum buscar um modelo que descreva o processo estocástico que a gerou. As classes de processos estocásticos, cujas características são bem conhecidas, buscam exatamente a representação da série temporal por meio de um modelo.

São apresentados os processos autorregressivos (*Auto Regressive - AR*), os de média móvel (*Moving Average - MA*), os autorregressivos com média móvel (*Auto Regressive Moving Average - ARMA*) e os periódicos autorregressivos (*Periodic Auto Regressive - PAR*).

2.2.3.1 AR - autorregressivo

O processo autorregressivo (AR) é indicado para a modelagem de séries temporais cuja dependência com valores passados seja notória. A saída atual pode ser entendida como a combinação de realizações passadas acrescidas de um erro aleatório com atributos estatísticos provenientes da série temporal. Matematicamente, o processo estocástico AR pode ser descrito conforme Equação 2.5 (Gemignani, 2018).

$$z_n = a_1 z_{n-1} + a_2 z_{n-2} + \dots + a_k z_{n-k} + e_n + c \quad (2.5)$$

Onde:

z_n : processo estocástico autorregressivo de ordem k ;

a_k : parâmetro do processo autorregressivo;

e_n : ruído branco no instante n ;

c : constante;

2.2.3.2 MA - média móvel

O processo estocástico de média móvel (MA) caracteriza-se pela modelagem da saída como uma combinação dos erros aleatórios das ocorrências passadas. De maneira geral, pode-se entender tais processos como corretivos, que buscam aproximar a série do valor médio por meio da observação do desvio das realizações anteriores. O processo estocástico de MA é expresso matematicamente conforme Equação 2.6 (Gemignani, 2018).

$$z_n = c_1 e_{n-1} + c_2 e_{n-2} + \dots + c_k e_{n-k} + e_n + c \quad (2.6)$$

Onde:

z_n : processo estocástico de média móvel de ordem k ;

c_k : parâmetro do processo de média móvel;

e_n : ruído branco no instante n ;

2.2.3.3 ARMA - autorregressivo com média móvel

O processo autorregressivo com média móvel é construído com a combinação linear dos dois modelos previamente apresentados. Dessa forma, para geração da saída atual são considerados tanto os valores das realizações passadas, quanto o erro aleatório de cada uma delas. A principal vantagem apontada na literatura para esse processo está no fato da representação de uma determinada série ser realizada com menor quantidade de parâmetros. Matematicamente, o processo ARMA é descrito conforme Equação 2.7 (Gemignani, 2018).

$$z_n = a_1 z_{n-1} + a_2 z_{n-2} + \dots + a_k z_{n-k} + c_1 e_{n-1} + c_2 e_{n-2} + \dots + c_i e_{n-i} + e_n + c \quad (2.7)$$

Onde:

z_n : processo estocástico autorregressivo de ordem k com média móvel de ordem i ;

2.2.3.4 PAR - periódico autorregressivo

O processo estocástico periódico autorregressivo (PAR) é especialmente útil quando uma série possui sazonalidade forte. Dessa maneira, o processo autorregressivo é empregado de forma periódica para que a saída atual do processo tenha dependência com as realizações anteriores dentro do conjunto sazonal definido. O PAR é representado matematicamente conforme Equação 2.8 (Gemignani, 2018).

$$z_n = a_{1,m} z_{n-1} + a_{2,m} z_{n-2} + \dots + a_{k,m} z_{n-k} + e_n + c \quad (2.8)$$

Onde:

z_n : processo estocástico periódico autorregressivo de ordem k para o período m ;

$a_{k,m}$: parâmetro do processo periódico autorregressivo para o período m ;

e_n : ruído branco no instante n ;

2.2.4 Método de Box-Jenkins

O método Box-Jenkins tem como principal intuito otimizar o processo de escolha de um modelo para a representação de uma série temporal. Em tese, qualquer um dos modelos apresentados pode representar adequadamente o processo estocástico gerador de uma série temporal. No entanto, o mais interessante é conseguir gerar os dados com o menor esforço computacional possível. Nos modelos supracitados, tal esforço é diretamente proporcional ao número de parâmetros presentes no modelo e, portanto, deve-se buscar minimizar essa quantidade.

Por meio de um processo iterativo, o método propõe etapas para determinação do modelo mais adequado. É interessante ressaltar também que o método de Box-Jenkins ilustra, de maneira objetiva, o processo de geração das séries sintéticas a partir de uma série temporal. O fluxograma da Figura 2.2 demonstra o processo iterativo discutido (Box et al., 2011).

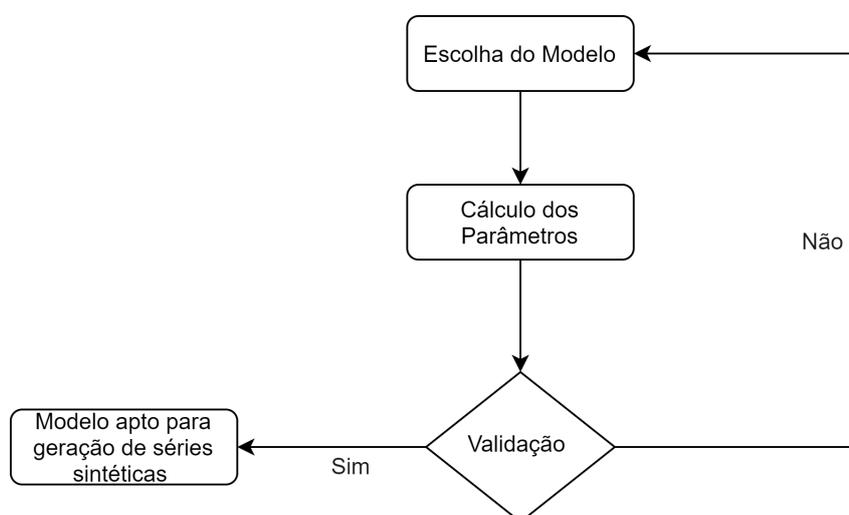


Figura 2.2: Fluxograma - Método Box-Jenkins. (Box et al., 2011)

O método é dividido em três etapas principais. A primeira consiste na simples escolha de um dos modelos apresentados anteriormente. A utilização de um modelo em detrimento de outro nessa primeira fase pode se justificar pelo conhecimento prévio do comportamento da série. Por exemplo, é razoável imaginar que dados climáticos possuam forte sazonalidade, justificando assim, a escolha inicial do modelo PAR.

Posteriormente é feito o cálculo dos parâmetros que descrevem o modelo. Para as classes de processos apresentados tal estimativa consiste no cálculo dos coeficientes de cada modelo, bem como do ruído e da constante. Os coeficientes podem ser estimados utilizando-se métodos como Yule-Walker, mínimos quadrados e máxima verossimilhança Gemignani (2018). Cada método possui uma particularidade, no entanto, todos buscam minimizar a discrepância entre a série temporal conhecida e o valor a ser previsto. Para isso, funções de erro ou distribuições de probabilidade são analisadas em seus valores extremos (mínimos ou máximos).

Estimados os parâmetros, busca-se testar a conformidade da série gerada pelo modelo escolhido com a série temporal conhecida. Isso pode ser feito por meio da comparação das propriedades

estatísticas das duas séries. Nesse contexto, é importante lembrar que a série sintética deve possuir probabilidade de ocorrência similar à da série temporal. Dessa forma, é possível que uma dada série sintética nunca seja observada no mundo real, no entanto, a sua ocorrência é tão provável quanto uma série que tenha sido registrada.

2.3 Análise Técnica dos Sistemas Heliotérmicos

2.3.1 Histórico

O desenvolvimento da energia solar heliotérmica tem sua origem na década de 70 do século passado nos Estados Unidos (Lodi, 2011). Inicialmente com aplicações majoritariamente industriais, as primeiras plantas baseadas em coletores solares foram desenvolvidas em atividade conjunta do *Department of Energy* com o *Sandia National Laboratory*. Nessa mesma época, a tecnologia foi incorporada à matriz energética europeia, mais especificamente na Espanha, país referência na adoção de fontes heliotérmicas.

No entanto, foi apenas na década de 80 que a tecnologia foi incorporada ao portfólio de empresas de distribuição de energia, que em parceria com a empresa a *Luz International Limited*, construíram as famosas plantas SEGS, localizadas na Califórnia. Já nessa época, quando a tecnologia apresentava seus primeiros avanços, a falta de escala e baixa aceitação pelos investidores mostravam-se como barreiras para sua consolidação no mundo.

A baixa competitividade e ausência de suporte político mitigaram o avanço da tecnologia até o final da década de 90, quando novos mecanismos foram adotados por diversos países visando o aumento da participação de fontes renováveis de energia. Nos Estados Unidos, por exemplo, essa época foi marcada pela adoção do chamado *Renewable Portfolio Standard*, cujo propósito era justamente incentivar a inserção de fontes renováveis na matriz energética.

No Brasil, apesar dos diversos incentivos regulatórios e tributários fornecidos às fontes solares e da abundância de recursos climáticos, ainda não há registro de plantas heliotérmicas em operação. Nesse sentido, torna-se crucial analisar, sob os mais diferentes aspectos, a energia heliotérmica e suas vantagens.

As próximas subseções dedicam-se à apresentação do funcionamento básico das diferentes topologias de geração solar heliotérmica.

2.3.2 Princípio de Funcionamento

O princípio de funcionamento da fonte solar heliotérmica se baseia na conversão da energia captada do sol em energia elétrica. No entanto, essa conversão não é direta, como nos sistemas fotovoltaicos, pois existe um processo intermediário de conversão térmica e mecânica. De maneira geral, o aproveitamento do recurso solar para produção de energia elétrica pode ser dividido conforme o esquemático da Figura 2.3.

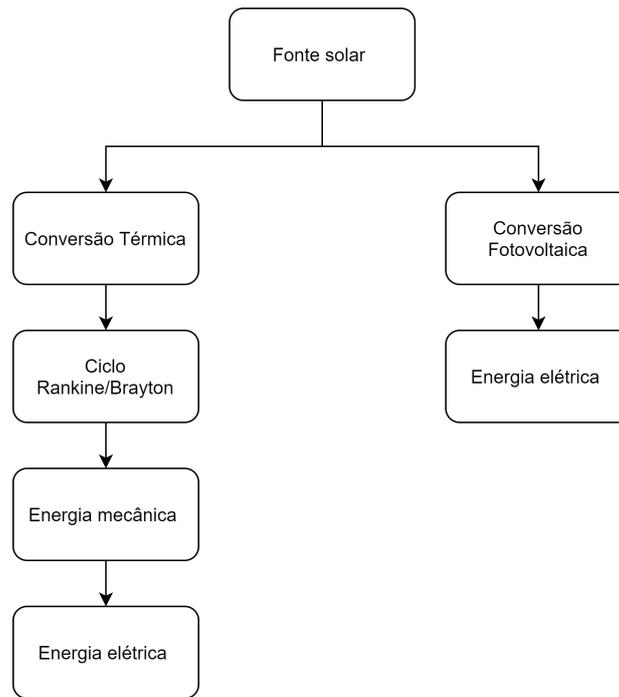


Figura 2.3: Fluxograma - Aproveitamento do recurso solar para geração de energia elétrica (Lodi, 2011).

Dessa forma, a geração de energia solar utilizando concentradores tem como princípio básico a utilização do sol como fonte alimentadora de ciclos termodinâmicos de combustão externa. Tais ciclos são usualmente utilizados para geração de energia utilizando a queima de combustíveis fósseis. O ciclo de Rankine emprega turbinas a vapor, o de Brayton turbinas a gás e o Stirling utiliza motores Stirling.

As topologias heliotérmicas captam a energia solar e a concentram em uma área de dimensão consideravelmente inferior. A energia concentrada é, então, utilizada para aquecer um fluido de transferência de calor que pode ser utilizado diretamente na alimentação do ciclo ou indiretamente na geração de vapor de alta temperatura e pressão que será o responsável por fornecer energia ao ciclo. Uma vez realizada a conversão da energia térmica em mecânica, acopla-se à turbina um gerador que, finalmente, alimentará as redes de distribuição ou transmissão.

Nesse contexto, é importante ressaltar que a principal diferença entre as topologias de concentradores solares está no modo como a energia solar é captada e concentrada. A escolha de uma topologia em detrimento de outra depende da aplicação desejada e dos recursos disponíveis.

A forma como a energia é concentrada determina a temperatura de operação da tecnologia e, conseqüentemente, a eficiência a ela associada. O trabalho desenvolvido por (Rabl, 1985) define duas maneiras de classificar a concentração solar: concentração geométrica e de fluxo. A primeira, e de interesse para fontes baseadas em concentradores, define a concentração como sendo uma razão entre a área de abertura do coletor (A_a) e área do receptor (A_r). A Equação 2.9 apresenta tal relação.

$$C_g = \frac{A_a}{A_r} \quad (2.9)$$

É evidente da relação acima, que quanto maior a área de captação e menor a área do receptor, maior a concentração de irradiação solar. No entanto, é preciso ter em mente que concentração e temperatura são diretamente proporcionais. Dessa forma, um valor muito grande de concentração tem como consequência a obtenção de elevadas temperaturas. A temperatura, por sua vez, é diretamente proporcional à eficiência do ciclo térmico mas inversamente proporcional à eficiência dos coletores. Adicionalmente, os componentes das plantas possuem limites térmicos e, portanto, deve-se projetar tais usinas buscando sempre o ponto ótimo de operação em termos de temperatura (Wagner, 2008). Todas essas peculiaridades justificam a existência de várias topologias heliotérmicas, uma vez que a base para obtenção de diferentes temperaturas de operação está exatamente no modo como a energia é coletada e concentrada. Nesse contexto, é importante definir as características gerais dos coletores e dos receptores.

Em se tratando da forma como a energia é coletada, tem-se em geral uma superfície com elevado valor de refletividade capaz de refletir a maior parte da energia nela incidente para o receptor. No trabalho desenvolvido por (Lodi, 2011), definem-se duas categorias de coletor baseado na alteração de trajetória dos raios de luz dentro da região concentradora. Se as alterações na trajetória ocorrem todas no mesmo plano, diz-se que o coletor é bidimensional ou de foco linear. Se, ao contrário, a trajetória do feixe se altera em todas as direções, tem-se um coletor tridimensional ou de foco circular.

Os receptores são classificados de maneira mais simples. Em geral, pode-se categorizar os receptores levando em consideração sua mobilidade. Os móveis costumam acompanhar o movimento da estrutura coletora para maximizar a energia captada enquanto os fixos permanecem estáticos durante a operação.

Considerando as duas classificações supracitadas é possível dividir as quatro topologias existentes de fontes heliotérmicas. A Tabela 2.1 apresenta informações gerais quanto à operação de cada uma das topologias.

Tabela 2.1: Classificação das topologias de acordo com o tipo de receptor e coletor

Receptor/Coletor	Foco Linear	Foco Pontual
Receptor fixo	Refletor linear de Fresnel	Torre Solar
Receptor móvel	Cilíndrico Parabólico	Disco Parabólico

Fonte: (Philibert, 2010)

Adicionalmente, a Tabela 2.2 apresenta informações gerais quanto às características técnicas de cada uma das topologias.

Tabela 2.2: Características técnicas das diversas topologias

Topologia	Capacidade (MW)	Concentração	Eficiência (%)	Área demandada
Refletor Linear de Fresnel	10 - 200	25 - 100	9 - 11	Médio
Torre Solar	10 - 150	300 - 1000	15 - 30	Médio
Cilíndrico Parabólico	10 - 200	70 - 80	10 - 15	Grande
Disco Parabólico	0,01 - 0,4	1000 - 3000	20 - 30	Pequeno

Fonte: (Philibert, 2010)

A pesquisa aqui desenvolvida se baseou na análise das características da topologia de torre solar e por essa razão a subseção seguinte é dedicada à análise mais detalhada de seus componentes e princípio de funcionamento.

2.3.3 Planta Heliotérmica do tipo Torre Solar

A topologia de torre solar é caracterizada por coletores tridimensionais e por um receptor único e fixo. Além disso, o ciclo usualmente aplicado para conversão da energia térmica em mecânica é o de Rankine, uma vez que, usualmente, o sal fundido é empregado como fluido de transferência de calor para aquecer água e gerar vapor de alta temperatura. De maneira geral, para melhor entendimento do funcionamento da tecnologia costuma-se dividir a planta em três grupos, sendo eles, campo solar, receptor e ciclo de potência. A Figura 2.4 apresenta um esquemático de uma planta de torre solar.

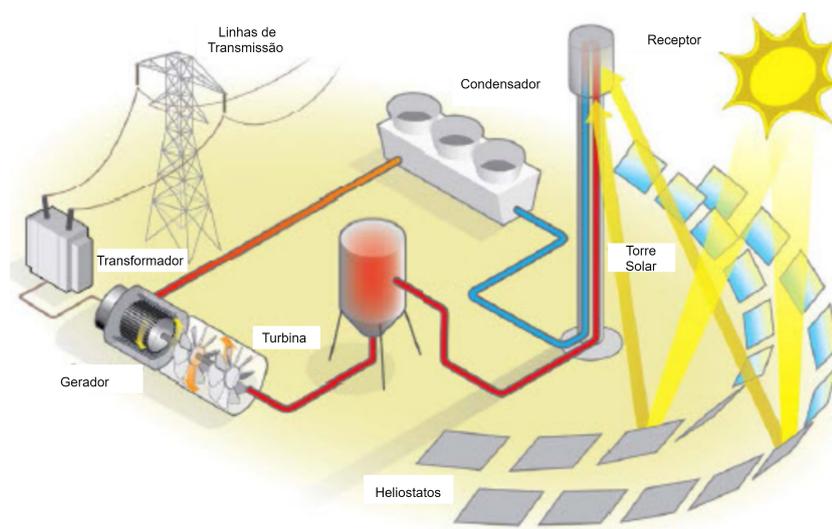


Figura 2.4: Planta heliotérmica do tipo torre solar (Benammar et al., 2014).

2.3.3.1 Campo Solar

O campo solar é responsável por captar os raios solares e concentrá-los em um ponto específico com a maior precisão possível. Essa tarefa é alcançada por meio da utilização de dispositivos óticos denominados refletores, ou heliostatos para o caso da tecnologia de torre solar, capazes de refletir a maior parte da luz neles incidente. A maior dificuldade encontrada nesse bloco da planta é minimizar as perdas inerentes ao processo de reflexão dos raios solares com heliostatos localizados em um raio de até 1 km da torre central (Wagner, 2008). Por essa razão, os heliostatos são construídos agrupando-se conjuntos de espelhos menores para formar uma estrutura de maior alcance. A Figura 2.5 apresenta uma estrutura usualmente empregada como heliostato.



Figura 2.5: Heliostato (Reserve, 2020).

A captação dos raios solares, no entanto, ainda está sujeita às diversas perdas decorrentes tanto do *layout* empregado para planta, quanto das condições climáticas da região. Além disso, deve-se considerar a refletividade do material que compõe o heliostato. De maneira geral, as perdas existentes no campo solar podem ser classificadas da seguinte maneira:

- Efeito cosseno: Pode ser entendido como a atenuação causada pela diferença angular entre o feixe de luz incidente no espelho e o vetor normal à superfície do heliostato. Como o feixe refletido é proporcional ao cosseno desse ângulo, tem-se que tal perda é chamada de efeito cosseno (Wagner, 2008).
- Dispersão atmosférica: As perdas atmosféricas são consequência da dispersão da luz solar devido à existência de partículas suspensas no ar. Em geral, esse valor depende do grau de visibilidade da região e da distância percorrida pelo feixe. Nesse sentido, é razoável imaginar que quanto maior for a distância entre heliostato e torre, maior será essa perda (Wagner, 2008).
- Perdas por bloqueio: As perdas por bloqueio ocorrem quando o feixe já refletido por um heliostato é impedido de alcançar o receptor no alto da torre em decorrência da presença de

um outro objeto, em geral outro heliostato (Wagner, 2008).

- Perdas por sombreamento: As perdas por sombreamento ocorrem quando o feixe de luz é impossibilitado de alcançar o heliostato pois um objeto, normalmente um heliostato, já o refletiu.
- Perdas por *spillage*: O *spillage* é, na verdade, uma somatória de outras perdas que impedem a correta reflexão dos raios solares. Alguns exemplos são o movimento de balanço da torre e as vibrações dos heliostatos devido ao impacto provocado pelo vento.

A Figura 2.6 procura ilustrar as perdas que ocorrem no campo solar de plantas heliotérmicas do tipo torre solar.

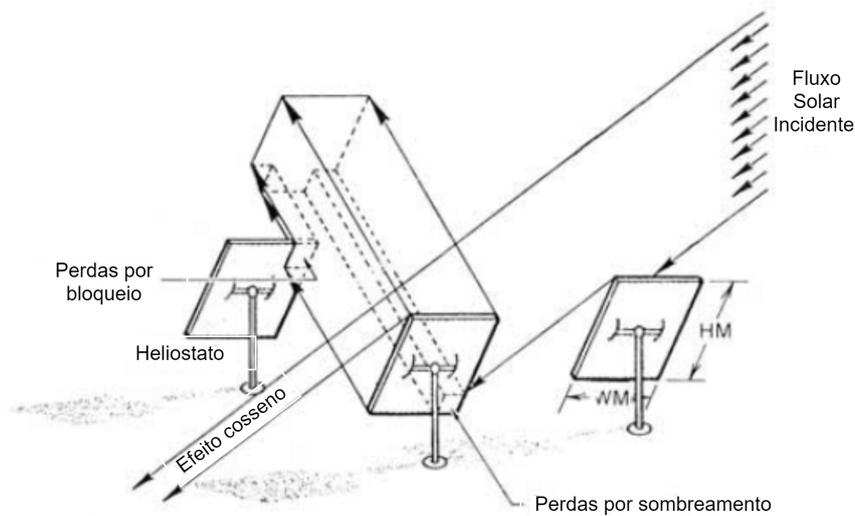


Figura 2.6: Perdas óticas do campo solar (Wagner, 2008).

2.3.3.2 Receptor

Uma vez captados, os raios solares são refletidos para o receptor e toda a energia incidente que não foi perdida por um dos mecanismos do campo solar será transferida ao receptor.

Como mostrado anteriormente, o receptor se localiza no alto da torre e por ele percorre o fluido de transferência de calor, para o qual será transferida a energia concentrada. Nesse contexto, cabe destacar que existem duas arquiteturas de receptor, a cilíndrica e a de cavidade. A Figura 2.7 apresenta um exemplo para cada uma delas.



Figura 2.7: Receptor cilíndrico (esquerda) e Receptor de cavidade (direita) (Wagner, 2008).

Evidentemente, cada uma das estruturas apresentadas possui seus benefícios e desvantagens, mas ambas têm funcionamento interno similar. Nos dois casos, as estruturas são compostas por diversos painéis verticais, no entanto, o perfil cilíndrico tem toda sua estrutura exposta ao ambiente externo, enquanto no de cavidade essa estrutura encontra-se isolada e protegida. Por não estar exposta, a arquitetura de cavidade possui perdas térmicas consideravelmente menores. Em contrapartida, a arquitetura cilíndrica comporta mais heliostatos ao seu redor uma vez que sua exposição é maior.

Os painéis que compõem o receptor possuem uma série de tubos com diâmetro da ordem de 30mm . É por esses tubos, geralmente fabricados de aço inoxidável e revestidos com tinta de alta absorção, que percorre o fluido de transferência de calor (*Heat Transfer Fluid* - HTF) cuja principal função é absorver a energia concentrada no receptor.

Nesse sentido, é importante ressaltar que diversos são os materiais passíveis de utilização como HTF. No entanto, estudos recentes (Serrano-López et al., 2013) têm mostrado as vantagens do sal fundido para o desempenho de tal função, principalmente devido à sua capacidade de armazenamento de energia por longos períodos. O sal fundido utilizado no decorrer desse trabalho possui composição mista (60% NaNO_3 e 40% KNO_3).

Finalmente, destaca-se que, assim como no bloco de campo solar, o receptor também está sujeito às perdas. Por ser o ponto de maior concentração da energia térmica, o receptor é também o principal ponto de perdas térmicas por convecção e radiação. Enquanto as perdas por radiação ocorrem em decorrência da energia trocada com o ambiente externo em torno dos tubos, as perdas por convecção se relacionam com a troca de calor entre o receptor e o ar, que acaba por absorver parte da energia concentrada (Siebers and Kraabel, 1984).

2.3.3.3 Ciclo de Potência

O último bloco que constitui a planta heliotérmica do tipo torre solar é o ciclo de potência. Responsável por converter a energia térmica em mecânica e esta em elétrica, o ciclo é constituído por 4 elementos principais.

- O primeiro elemento encontra-se imediatamente após o receptor e consiste em grupos de trocadores de calor. Nessa fase, a energia coletada pelos tubos do receptor por meio do HTF é transferida para um outro fluido, em geral água, para gerar vapor de alta temperatura e pressão.
- O segundo elemento é o ciclo termodinâmico, cuja função precípua é a conversão da energia térmica contida no vapor de água em energia mecânica por meio da alimentação de uma turbina.
- Uma vez utilizado para alimentar a turbina, o vapor retorna para o terceiro elemento, as condensadoras, momento em que volta para o estado líquido e é reutilizado.
- O último elemento é o gerador que, acoplado à turbina, é responsável por converter a energia mecânica em elétrica e injetá-la na rede de distribuição ou transmissão.

O ciclo de potência pode incluir também tanques de armazenamento para as plantas que contam com sistemas de *storage*. Em tais topologias, o campo solar é superdimensionado visando alimentar tanto o ciclo de potência operando em sua capacidade nominal quanto os tanques de armazenamento. Dessa forma, garante-se a geração de energia por um período prolongado, mesmo na ausência do recurso solar. Ademais, vale lembrar que nas plantas com armazenamento é preciso considerar a eficiência de tal sistema, que reflete, principalmente, o efeito da queda de temperatura do HTF (Benammar et al., 2014).

2.4 Análise de Viabilidade Econômica de Projetos de Investimento

A modelagem econômica possui dois propósitos principais, avaliar os retornos e também os riscos de um determinado investimento. Em se tratando de empreendimentos de geração de energia, que usualmente têm o seu retorno diluído ao longo do tempo à medida que a energia gerada é vendida, e que requerem um investimento alto para serem colocadas em operação, é crucial estabelecer mecanismos capazes de calcular tal retorno e também de determinar o custo de se financiar negócios de tamanha magnitude. Os tópicos a seguir procuram introduzir tais mecanismos.

2.4.1 Fluxo de caixa

Dentro do contexto de modelagem econômica, faz-se necessário mensurar de maneira objetiva e completa os retornos de um dado investimento ou o valor real de um negócio no qual se pretende

investir. Tanto no cálculo dos retornos quanto na determinação do valor do negócio, tem-se como variável principal a expectativa de lucro a ser gerado.

Uma das metodologias mais empregadas para o cálculo dessa expectativa é o Fluxo de Caixa Descontado (FCD). Por meio dele é possível ter noção do valor presente de um determinado negócio considerando um nível alto de detalhamento de custos, despesas, taxa de retorno e tributação. Além de fornecer de maneira satisfatória dados importantes, o FCD propicia objetividade na obtenção de tais valores.

Adicionalmente, é importante ressaltar que o FCD pode ser realizado de duas maneiras distintas a depender do objetivo a ser alcançado. O primeiro, e que contempla investidores cujo propósito seja determinar o retorno de um investimento, é o Fluxo de Caixa Livre para acionistas (FCLA). Nele, como sugere o nome, determina-se a participação dos acionistas em determinado negócio (*equity valuation*). A segunda perspectiva de análise, denominada Fluxo de Caixa Livre para a Empresa (FCLE), se amolda aos propósitos daqueles que desejam calcular o valor de uma empresa como um todo (*firm valuation*). A principal diferença entre os dois está na taxa de desconto aplicada para a determinação do valor presente (Damodaran, 2010; Neto et al., 2017).

Cabe ainda destacar que para o estudo aqui desenvolvido será utilizado o método FCLA, e os detalhes do seu cálculo e montagem serão apresentados no Capítulo 3.

2.4.2 Precificação de capital

Para realizar a análise de viabilidade econômica de um determinado projeto é preciso ter em mente alguns conceitos primordiais e que antecedem o cálculo dos indicadores mais empregados no mercado para análise de empreendimentos e investimentos em geral. Trata-se do custo de capital, tanto próprio quanto de terceiros. A sua importância se justifica, pois esses valores coadunam duas variáveis fundamentais nesse contexto, o retorno e o risco associados a um dado investimento.

O custo de capital representa o custo de oportunidade do recurso a ser empregado em determinado investimento. Dessa forma, é a partir dele que se precifica quanto custa tomar recursos dos agentes detentores do capital e, portanto, capazes de tomar decisões. Nesse contexto, destaca-se que tais agentes podem assumir o risco do negócio (como acionistas, por exemplo) ou simplesmente auxiliarem no empréstimo de capital (no caso dos bancos). Usualmente, o capital próprio é mais bem remunerado por englobar mais risco quando comparado ao capital de terceiros.

Ao se observar o caso concreto e a literatura atinente (Neto et al., 2017; Pinto et al., 2020), tem-se que o Custo Médio Ponderado de Capital (*Weighted Average Cost of Capital* - WACC) representa o modelo mais bem aceito e empregado para mensurar o custo do capital. Como o próprio nome sugere, o modelo pondera os custos de capital próprio e de terceiros com base na estrutura de financiamento do empreendimento. A seguir, serão apresentados os cálculos para cada um dos custos de capital e para o WACC.

Para determinar o custo do capital próprio para empresas de geração, a ANEEL faz uso do Modelo de Precificação de Ativos Financeiros (*Capital Asset Pricing Model* - CAPM). Para tanto, utiliza-se o modelo CAPM empregado nos Estados Unidos, realizando-se um ajuste no beta norte-

americano para que ele se amolde tanto à estrutura de capital quanto às alíquotas de imposto praticadas no Brasil. Adicionalmente, considera-se um risco inerente ao mercado brasileiro. A formulação matemática é apresentada na Equação 2.10. Nela, r_{CAPM} , também chamado de r_e , representa o custo de capital próprio, r_f a taxa de retorno livre de risco do ativo em análise, r_m o risco do mercado, r_B o risco Brasil e β o beta alavancado para o setor de referência.

$$r_e = r_{CAPM} = r_f + \beta \cdot (r_m - r_f) + r_B \quad (2.10)$$

É importante ressaltar aqui o procedimento adotado pela ANEEL para o cálculo do beta, cujo significado pode ser entendido como risco associado ao negócio em análise dado um mercado de referência. A sua determinação, como citado anteriormente, passa por uma análise do mercado norte-americano com ajustes que o amoldam ao mercado brasileiro. Dito isso, as Equações 2.11, 2.12 e 2.13 apresentam a metodologia de cálculo do beta para o caso brasileiro.

Inicialmente, realiza-se o cálculo do denominado beta desalavancado $\beta_n^{(d)}$ para N empresas do setor de referência norte-americano. Cada valor de beta alavancado $\beta_n^{(a)}$ é ponderado pela estrutura de capital da empresa n , sendo E a parcela de capital próprio, D a parcela de capital de terceiros e T a alíquota de imposto do mercado de referência.

$$\beta_n^{(d)} = \beta_n^{(a)} \cdot \left(\frac{E_n}{E_n + D_n(1 - T)} \right) \quad (2.11)$$

Para o cálculo do beta utilizado no caso brasileiro, denominado beta realavancado ($\beta^{(r)}$), utiliza-se a média dos betas desalavancados ($\beta^{(d)}$).

$$\beta^{(d)} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \beta_n^{(d)} \quad (2.12)$$

O ajuste ao caso brasileiro é feito considerando a estrutura de capital do negócio em análise e das alíquotas de imposto praticadas no mercado brasileiro (T).

$$\beta^{(r)} = \beta^{(d)} \cdot \left(\frac{E + D(1 - T)}{E} \right) \quad (2.13)$$

Para o cálculo do WACC, é preciso ainda determinar o custo de capital de terceiros, cujo cálculo pode ser encontrado na Nota Técnica nº 89/2014-SRE/ANEEL. Esse valor, apresentado na Equação 2.14, reflete o risco existente no empréstimo de dinheiro às empresas do mercado considerado. Vale ressaltar que esse valor é, em geral, menor que o calculado para o capital próprio r_{CAPM} , pois a concessão do crédito tem como contrapartida garantias financeiras que minimizam o risco de crédito (r_C).

$$r_d = r_f + r_C + r_B \quad (2.14)$$

Finalmente, pode-se determinar o custo ponderado do capital considerando o peso que cada parcela previamente apresentada tem na estrutura de capital utilizada para a concretização do negócio em análise. A Equação 2.15 apresenta o cálculo do WACC, sendo w_e e w_d o percentual de capital próprio e de terceiros, respectivamente.

$$r_{WACC} = r_e \cdot w_e + r_d \cdot w_d \cdot (1 - T) \quad (2.15)$$

$$w_e = \frac{E}{E + D} \quad (2.16)$$

$$w_d = \frac{D}{E + D} \quad (2.17)$$

2.4.3 Métricas de análise de investimento

A análise de viabilidade econômica de um projeto pode ser implementada por meio da aplicação de algumas métricas que permitem mensurar o retorno do investimento realizado. Neste trabalho, serão apresentados quatro indicadores diferentes para efetuar tal análise, sendo eles, o valor presente líquido (VPL), a taxa interna de retorno modificada (TIRM) e o *payback* descontado.

2.4.4 Valor presente líquido - VPL

O valor presente líquido (VPL), cujo cálculo pode ser realizado por meio da Equação 2.18 (Damodaran, 2010), representa a soma de todas as n parcelas do fluxo de caixa $FC_{n(i)}$ considerando uma taxa de desconto $r_{discount}$. O período de capitalização de tal taxa coincide com o período definido para os retornos do investimento. Por exemplo, se um dado empreendimento possui entradas de fluxo de caixa mensais, a taxa de desconto aplicada será aquela definida para capitalização mensal e o VPL será a soma preestabelecida para todos os t meses.

Vale ressaltar que todos os valores são trazidos para o tempo presente com intuito de desconsiderar a remuneração do capital. Dessa maneira, o valor presente líquido pode ser entendido como a riqueza líquida gerada.

O valor para taxa de desconto empregado para o cálculo do VPL depende do tipo de fluxo de caixa a ser avaliado. Para o FCLE, utiliza-se o WACC e para o FCLA emprega-se o CAPM. Na prática, essa diferença na taxa aplicada se deve ao fato da remuneração do capital avaliada em cada tipo de fluxo de caixa ser diferente.

$$VPL_{(i)} = \sum_{n=0}^t \frac{FC_{n(i)}}{(1 + r_{discount})^n} \quad (2.18)$$

Finalmente, é importante destacar que o subscrito i representa o cenário em análise.

2.4.5 Taxa interna de retorno modificada - TIRM

Outro indicador comumente utilizado em análises de investimento é a taxa interna de retorno modificada (TIRM). O cálculo para determiná-la segue o equacionamento apresentado em 2.19.

A taxa interna de retorno (TIR) é definida como sendo a taxa de desconto para a qual tem-se um VPL igual a zero. Ou seja, é a taxa que, quando aplicada no modelo indicado pela Equação 2.18, gera um resultado nulo.

No entanto, quando o fluxo de caixa em análise apresenta mais de uma inversão de sinal, múltiplos valores podem ser encontrados para a TIR. A TIRM procura contornar essa inconsistência que, apesar de possuir embasamento matemático, não tem significado prático na análise dos retornos de investimento.

Para tanto, aplicam-se duas taxas distintas para os fluxos de caixa positivo $FCP_{n(i)}$ e negativo $FCN_{n(i)}$, sendo R_a e R_c as taxas de aplicação e captação de recursos, respectivamente. A primeira é utilizada para os fluxos positivos e a segunda para os fluxos negativos. No equacionamento abaixo, t representa o período total da análise e pode ser entendido como a vida útil do empreendimento.

$$TIRM_{(i)} = \left[\frac{\sum_{n=0}^t FCP_{n(i)}(1 + R_a)^{t-n}}{\sum_{n=0}^t \frac{|FCN_{n(i)}|}{(1 + R_c)^n}} \right]^{\frac{1}{t}} - 1 \quad (2.19)$$

O entendimento do significado da TIRM, permite também a compreensão da taxa mínima de atratividade (TMA). Tal parâmetro representa o menor valor para taxa de desconto que torna o investimento analisado atraente para certo detentor de recursos. Não existe um valor fixo para TMA uma vez que trata-se de um parâmetro de comparação, ou seja, uma TMA maior ou menor depende das oportunidades existentes no mercado para os investidores. De maneira geral, a aplicação de recursos em determinado investimento só é atraente quando o valor da TIRM é maior que o valor preestabelecido para TMA. Quanto maior for a diferença entre os dois, mais atraente é o investimento.

2.4.6 Payback Descontado

O *payback* é um indicador temporal e pode ser entendido como o período necessário para recuperar o capital investido. O cálculo do *payback* é feito averiguando em que momento a soma dos retornos periódicos do investimento se iguala ao montante inicialmente injetado.

No entanto, a simples soma dos retornos financeiros acaba por desconsiderar o valor do dinheiro no tempo, sendo necessário um ajuste em tal modelo para melhor representar a realidade. Nesse contexto, tem-se o *payback* descontado, cujo cálculo é feito de maneira similar ao *payback* simples mas considerando uma taxa de remuneração do capital investido. Assim, o *payback* descontado pode ser entendido como o período t na Equação 2.18 que torna a expressão igual a zero.

Por fim, é interessante ressaltar que, da mesma forma que o investidor define uma TMA que será comparada ao valor da TIRM para determinar a viabilidade ou não do investimento, pode-se definir, também, um período máximo para que o capital aplicado seja recuperado, a partir do qual torna-se inviável tal aplicação.

2.5 Considerações Finais

Apresentados os conceitos básicos acerca da geração de séries sintéticas, dos componentes que integram uma planta heliotérmica de torre solar e da modelagem econômica para mensuração de retorno e risco de um investimento, pode-se avançar para o detalhamento de cada uma dessas etapas.

O Capítulo seguinte, cuja divisão é similar à este, procura detalhar os processos empregados em cada uma das fases dessa pesquisa para a persecução dos objetivos definidos no início do trabalho.

Capítulo 3

Metodologia

3.1 Introdução

Esse Capítulo se dedica à apresentação da metodologia utilizada para realização da análise de risco de plantas heliotérmicas do tipo torre solar. A metodologia proposta neste estudo é dividida em 3 fases. A primeira fase consiste na modelagem das variáveis aleatórias que impactam a geração de energia em sistemas heliotérmicos, a saber, a irradiância, a temperatura ambiente e a velocidade do vento. O objetivo dessa modelagem é gerar séries sintéticas para cada uma dessas variáveis a partir da observação de séries temporais passadas.

A segunda etapa tem como propósito obter a série sintética da energia elétrica gerada pela planta heliotérmica do tipo torre solar ao longo da sua vida útil, levando-se em consideração as variáveis aleatórias modeladas na fase 1. Para se obter a série sintética da energia elétrica gerada deve-se modelar os 3 grupos que compõem a planta: o campo solar, o receptor e ciclo de potência.

Por fim, a série sintética da energia elétrica gerada é utilizada para a construção do fluxo de caixa do empreendimento analisado. A partir do fluxo de caixa, é possível extrair os indicadores de viabilidade econômica de investimento.

É interessante ressaltar, também, que o processo de geração de séries sintéticas é integrado à uma simulação de Monte Carlo, cuja utilização permite a análise probabilística do problema. Dessa forma, o conjunto de séries sintéticas gerado na primeira fase da pesquisa é empregado na quantificação da energia, permitindo assim, tanto a produção de um conjunto de cenários sintéticos para a geração de energia quanto a análise da imprevisibilidade inerente à tal geração. De maneira semelhante, o conjunto de cenários para energia produzida pode ser utilizado para a construção de séries sintéticas de fluxo de caixa e análise da viabilidade econômica. A análise de risco é realizada com base nas distribuições de probabilidade do VPL, TIR e *payback* modificado.

A Figura 3.1 apresenta o fluxograma geral da metodologia proposta neste estudo.

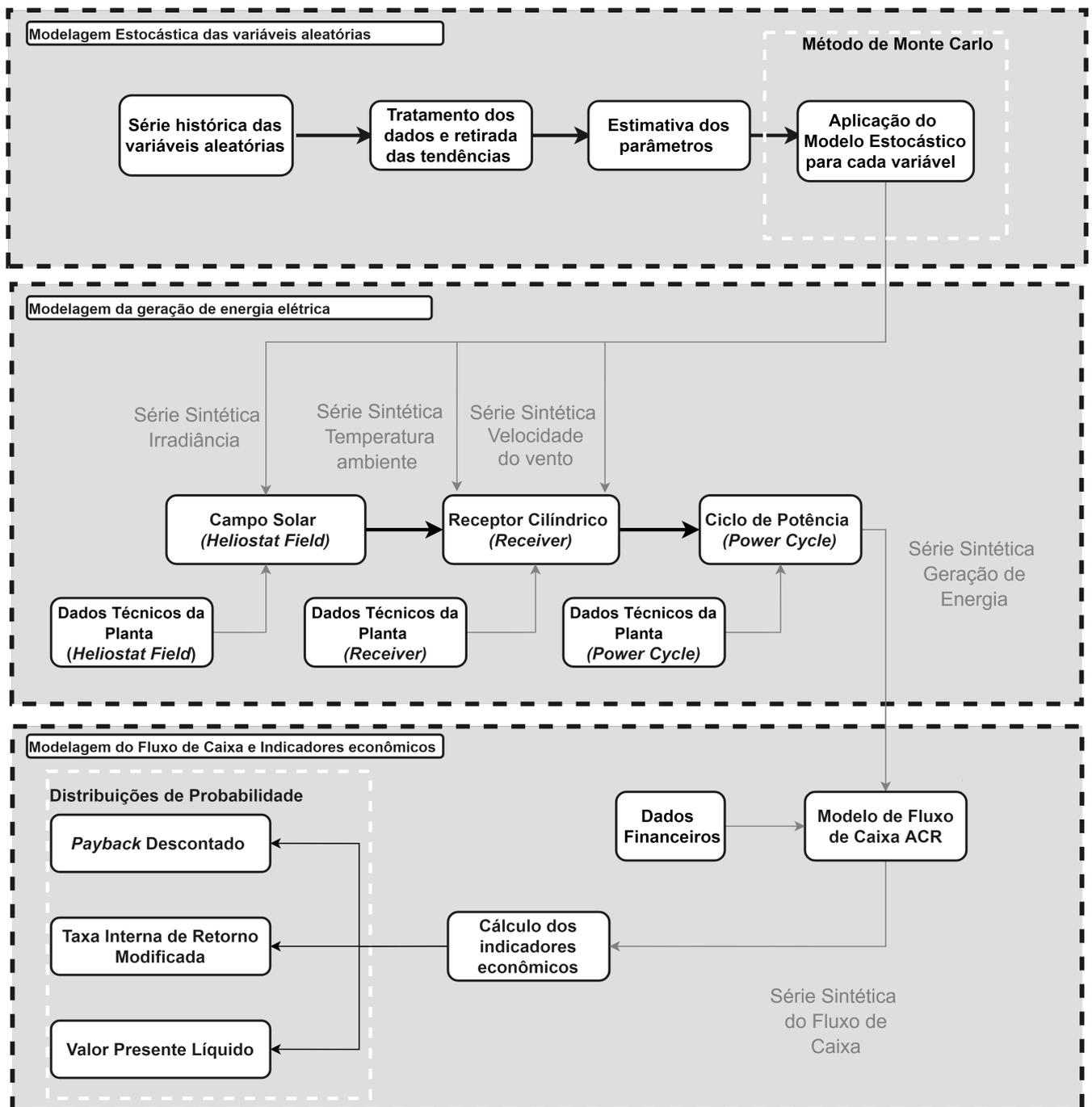


Figura 3.1: Fluxograma do trabalho.

3.2 Modelagem Estocástica das variáveis aleatórias

Em se tratando da modelagem estocástica, tem-se que a metodologia a ser seguida para obtenção dos resultados requer o encadeamento de uma série de subetapas que se inicia com a obtenção dos históricos das variáveis aleatórias irradiância, temperatura ambiente e velocidade do vento e vai até a geração das séries sintéticas a serem utilizadas no decorrer do trabalho. Nesta Seção serão

detalhados todos os procedimentos adotados.

3.2.1 Obtenção da série histórica

O primeiro passo para a geração de séries sintéticas das variáveis aleatórias irradiância, temperatura ambiente e velocidade do vento é a obtenção das respectivas séries temporais. Como evidenciado anteriormente no Capítulo 2, é possível prever o comportamento de uma variável aleatória se suas propriedades estatísticas forem conhecidas e determinadas condições de comportamento forem obedecidas.

Dessa maneira, é crucial ressaltar que as propriedades estatísticas previamente citadas bem como o comportamento temporal da variável de interesse poderão ser avaliados de maneira mais precisa e com maior confiabilidade quanto maior for a amostra disponível para análise (Gemignani, 2018). Assim, fica evidente a necessidade da obtenção de séries históricas consistentes para iniciar a modelagem.

Para a obtenção das séries históricas das variáveis aleatórias supracitadas foi utilizada a base de dados da NSRDB (*National Solar Radiation Database*) para as localidades de interesse. Para cada variável foram obtidas séries temporais dos últimos 20 anos, dos quais 15 foram utilizados para modelagem estocástica e 6 para a validação dos modelos.

Vale lembrar que, a depender da forma como os dados são obtidos, é necessário realizar um pré-processamento para que eles sejam empregados de maneira adequada ao modelo. No caso da base de dados supracitada, a série temporal disponível possui periodicidade horária. Se a geração de séries sintéticas for para qualquer outra periodicidade é preciso realizar esta adequação antes de iniciar a modelagem estocástica.

Adicionalmente, é preciso ter em mente que, para a aplicação dos modelos estocásticos apresentados na Seção 2.2.3, é exigido que a série temporal tenha comportamento bem definido. Mais uma vez, se tal comportamento não for observado, deve-se acrescentar um passo intermediário de pré-processamento para seguir com a modelagem.

Na Seção seguinte, serão apresentados os pré-processamentos requeridos para solução das duas problemáticas descritas.

3.2.2 Pré-processamento dos dados

O pré-processamento dos dados consiste em duas etapas cruciais. A primeira delas se faz necessária para adequação da periodicidade dos dados e a segunda para o ajuste da série temporal aos critérios requeridos para os modelos estocásticos.

O ajuste da periodicidade é feito uma vez que os dados extraídos são horários, enquanto a análise desejada se baseia em valores mensais médios. Dessa forma, o primeiro passo para o tratamento dos dados é o cálculo das médias mensais a partir dos dados horários fornecidos. Para isso, basta aplicar a formulação apresentada no Capítulo 2, mais especificamente na Equação 2.1. O mesmo procedimento deve ser realizado, por exemplo, se uma série diária for desejada.

A segunda etapa do pré-processamento consiste em retirar a tendência e, também, a média dos dados a serem analisados. Esta etapa se faz necessária, pois a utilização de processos estocásticos com as estruturas autorregressivas apresentadas no Capítulo 2 requer um conjunto de dados com média nula e estacionário. Após a geração das séries sintéticas para os dados, tanto a tendência quanto a média são reinseridas para a correta representação da série.

Dessa forma, define-se a variável tendência cuja representação matemática segue o equacionamento proposto em 3.1.

$$t_{ij,z} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N z_{i,j,k} \quad (3.1)$$

Onde:

$t_{ij,z}$: tendência para o dia i do mês j definida para variável z ;

$z_{i,j,k}$: valor da variável aleatória para o dia i do mês j do ano k ;

N : Número total de anos da série temporal histórica.

É importante ressaltar que a modelagem apresentada para a tendência é dotada de generalidade. Dessa maneira, utilizando-se essa formulação é possível definir tendências diárias, semanais ou mensais, bastando fixar um valor, ou um intervalo de valores para o indexador i .

Finalmente, para a retirada da tendência e da média da série temporal de interesse, aplica-se o método descrito por (Gordon and Reddy, 1988), aqui demonstrado pela Equação 3.2:

$$z'_{i,j,k} = \left[\frac{z_{i,j,k}}{t_{ij}} \right] - 1 \quad (3.2)$$

Onde:

$z'_{i,j,k}$: série estacionária de média nula.

A realização do processo apresentado deve ser feito apenas para o ajuste da série temporal aos processos estocásticos utilizados. Assim, esses procedimentos são dispensáveis se a série obtida já possuir média nula. A estacionariedade deve, portanto, ser checada para cada variável aleatória utilizada no trabalho.

A retirada de tendência e média foi realizada para as três variáveis aleatórias consideradas no trabalho, sendo elas, a irradiância, a temperatura ambiente e a velocidade do vento. Uma vez que todo o estudo foi baseado na utilização de séries temporais mensais, a tendência foi definida para cada mês, e não para cada dia como apresentado na formulação genérica da Equação 3.1. A título de exemplo, a Equação 3.3 apresenta a tendência para a variável aleatória irradiância solar direta, sendo que o mesmo método foi utilizado para as demais variáveis do estudo.

$$t_{j,I} = \frac{1}{20} \sum_{k=1}^{20} I_{j,k} \quad (3.3)$$

Onde:

$t_{j,I}$: tendência mês j definida para variável I ;

$I_{j,k}$: valor da variável aleatória para o mês j do ano k .

Da mesma forma, a série para irradiância utilizada no modelo estocástico é a seguinte:

$$I'_{j,k} = \left[\frac{I_{j,k}}{t_{j,I}} \right] - 1 \quad (3.4)$$

Onde:

$I'_{j,k}$: série histórica estacionária de média nula para irradiância ;

3.2.3 Estimativa dos Parâmetros

O processo de estimativa dos parâmetros consiste na determinação tanto dos coeficientes do processo autorregressivo escolhido quanto da variância do ruído existente no modelo. Aqui também existem duas etapas fundamentais para alcançar os resultados desejados. A primeira etapa se baseia na escolha da ordem do modelo a ser utilizado na geração das séries sintéticas. A segunda estabelece os parâmetros previamente citados que descrevem o processo estocástico em si.

A determinação da ordem do modelo foi feita por meio da avaliação da função de autocorrelação de cada uma das variáveis aleatórias utilizadas no trabalho. Como explicitado anteriormente no Capítulo 2, a função de autocorrelação é capaz de descrever o grau de dependência entre duas realizações de um mesmo processo em tempos distintos. Dessa maneira, é possível determinar qual *lag* (atraso) se mostra mais adequado para modelagem estocástica, calculando o grau de aderência dos diferentes instantes de tempo na realização atual. Os instantes de tempo mais significativos, ou seja, com maior valor de autocorrelação, podem ser apropriadamente utilizados para determinação de qual será a ordem do modelo autorregressivo.

Ainda nesse contexto, é importante ressaltar que, além da ordem do modelo deve-se também avaliar o número de *lags* a ser utilizado. Essa avaliação pode ser feita utilizando a metodologia empregada por (Gemignani, 2018). Nesse estudo, os autores avaliam o impacto no desempenho do modelo ao se adicionar mais *lags*. O estudo aqui desenvolvido trabalha apenas com o *lag* mais significativo indicado pela função de autocorrelação. Isso foi feito pois não foi observada melhora no desempenho do modelo ao se acrescentar novos valores de atraso, optando-se, assim, por um modelo computacionalmente mais eficiente.

Determinada a ordem do processo autorregressivo a ser utilizado, parte-se para a estimativa dos coeficientes do modelo. Nesse contexto, cabe destacar que diversos são os métodos para realizar tal

estimativa, destacando-se os modelos de Yulle-Walker (Gemignani, 2018), dos mínimos quadrados (Gemignani, 2018) e o da máxima-verossimilhança (Li et al., 2014). Para o desenvolvimento deste trabalho utilizou-se o método da máxima verossimilhança por seu melhor desempenho, como demonstrado por (Gemignani, 2018; Li et al., 2014), e adequação aos modelos utilizados neste estudo. Os detalhes para o cálculo dos coeficientes são apresentados no Anexo I, mas de maneira geral o método consiste na maximização da função de verossimilhança que é descrita como o produto da distribuição condicional de probabilidade da série temporal em análise.

Uma vez aplicado o método descrito, torna-se possível o cálculo não apenas dos coeficientes do modelo como também da variância do ruído presente em cada uma das estruturas autorregressivas. Feito isso, o próximo passo é aplicar o modelo estocástico para obtenção da série sintética desejada.

3.2.4 Aplicação do modelo estocástico

A aplicação do modelo estocástico consiste na geração da série sintética propriamente dita. Nesse momento, aplica-se a estrutura escolhida, dentre as apresentadas na subseção 2.2.3, para representação da série sintética. Vale ressaltar, que a escolha da estrutura pode ser entendida como a primeira etapa da metodologia Box-Jenkins, e precede o cálculo dos parâmetros detalhado no tópico anterior. Portanto, essa etapa representa tão somente a aplicação do modelo já escolhido previamente.

Dito isso, para cada variável aleatória do problema, a se destacar, a irradiância solar direta, a temperatura ambiente e a velocidade do vento, foram testadas as diversas classes de processos estocásticos considerando diferentes quantidades de *lags*. Apesar da aplicação de processos distintos representar fator determinante na qualidade dos resultados, o mesmo não foi observado para o emprego de diversos valores de *lags*. Por essa razão, independente do processo estocástico escolhido, todas as variáveis aleatórias foram modeladas considerando apenas o *lag* mais significativo. As Equações a seguir apresentam os modelos autorregressivos para as variáveis aleatórias do problema, sendo elas, a irradiância solar direta (3.5), a temperatura (3.6) e a velocidade do vento (3.7).

$$I'_n = a_k I'_{n-k} + e_n + c \quad (3.5)$$

$$T'_n = a_k T'_{n-k} + e_n + c \quad (3.6)$$

$$V'_n = a_k V'_{n-k} + e_n + c \quad (3.7)$$

É importante lembrar que a série sintética gerada em um primeiro momento não carrega as informações de média e tendência de cada variável aleatória, sendo a reinserção necessária para correta representação da série sintética de interesse. Para tanto, basta realizar o processo inverso ao apresentado na Equação 3.2. As Equações 3.8, 3.9 e 3.10 ilustram a reinserção de tendência e média às séries sintéticas geradas no trabalho.

$$I_n = (I'_n + 1).t_{j,I} \quad (3.8)$$

Onde:

I_n : realização para o instante n da série sintética irradiância;

I'_n : realização para o instante n da série sintética irradiância estacionária de média nula;

$t_{j,I}$: tendência para o mês j correspondente ao instante n .

$$T_n = (T'_n + 1).t_{j,T} \quad (3.9)$$

Onde:

T_n : realização para o instante n da série sintética temperatura ambiente;

T'_n : realização para o instante n da série sintética temperatura ambiente estacionária de média nula;

$t_{j,T}$: tendência para o mês j correspondente ao instante n .

$$V_n = (V'_n + 1).t_{j,V} \quad (3.10)$$

Onde:

V_n : realização para o instante n da série sintética velocidade do vento;

V'_n : realização para o instante n da série sintética velocidade do vento estacionária de média nula;

$t_{j,V}$: tendência para o mês j correspondente ao instante n .

Ao processo previamente apresentado é aplicado o Método de Monte Carlo (MMC) para geração das séries sintéticas de cada uma das variáveis aleatórias. Esse passo da metodologia é crucial, pois a partir dele torna-se possível a análise de risco desejada. A simulação de 2.000 cenários é, então conduzida considerando-se a vida útil da planta heliotérmica do tipo torre solar como sendo o período de tempo a ser considerado em cada simulação. Neste estudo, a vida útil da planta foi considerada igual a 30 anos. Na prática, 2.000 séries sintéticas com 30 anos de duração e periodicidade mensal são geradas para cada variável aleatória.

3.2.5 Validação do modelo

Finalmente, o último passo da primeira fase da metodologia proposta é verificar se os resultados obtidos são estatisticamente coerentes e condizem com a série histórica observada. Existem diferentes maneiras de avaliar os resultados obtidos, mas todos se baseiam no cálculo da discrepância entre a série histórica e a série sintética. Nesse trabalho, três abordagens são utilizadas para mensurar tal discrepância, sendo elas, o cálculo dos parâmetros estatísticos, a observação das realizações de cada série em um intervalo de tempo definido, e a comparação dos histogramas (Gemignani, 2018).

A validação do modelo foi feita calculando-se o erro relativo percentual médio (EPM) tanto dos parâmetros estatísticos quanto das realizações das séries sintéticas com relação ao histórico. De maneira geral, o EPM pode ser determinado a partir da Equação 3.11 e representa o erro absoluto médio, em que cada erro individual é ponderado pelo valor do histórico.

$$EPM = \frac{100}{n} \sum_{j=1}^n \frac{|y_j - \hat{y}_j|}{y_j} \quad (3.11)$$

Onde:

EPM : erro relativo percentual médio da variável aleatória y ;

y_j : valor da série histórica;

\hat{y}_j : valor da série sintética.

O valor de n assume diferentes valores a depender do que está sendo comparado. Para o caso dos parâmetros estatísticos, n corresponde ao número de cenários utilizados, uma vez que cada cenário representa uma série sintética com parâmetros próprios que serão comparados aos do histórico. Para as realizações, por outro lado, n corresponde ao número de meses utilizado para validação, já que a realização em cada mês será objeto de comparação.

3.3 Modelo de Geração de Energia

Nesse tópico, busca-se detalhar o processo de quantificação da energia produzida pela planta heliotérmica do tipo torre solar. Os três principais blocos que compõem o sistema heliotérmico de torre solar são detalhados por meio da quantificação das perdas inerentes de cada componente. Dessa maneira, o processo de determinação da energia total produzida se baseia em mensurar a energia total incidente no campo solar e, posteriormente, deduzir as perdas calculadas.

3.3.1 Campo solar

O campo solar tem como função precípua coletar a energia solar e concentrá-la no alto da torre. Em geral, a eficiência total do campo solar é calculada de acordo com a Equação 3.12, conforme

apresentado em (Amadei et al., 2013).

$$\eta_{opt} = \zeta \cdot \cos(\theta_i) \cdot \eta_{att} \cdot \eta_{sb} \cdot \eta_{sp} \quad (3.12)$$

Onde:

η_{opt} : eficiência ótica do campo solar (adimensional);

ζ : refletividade dos espelhos (adimensional);

θ_i : ângulo de incidência (adimensional);

η_{att} : perdas por dispersão atmosférica (adimensional);

η_{sb} : perdas por bloqueio e sombreamento (adimensional);

η_{sp} : perdas por *spillage* (adimensional).

Nesse contexto, é interessante ressaltar que a potência total incidente no campo solar, sem nenhuma dedução feita, pode ser determinada de acordo com o equacionamento 3.13. Aqui, cabe destacar que os equacionamentos a serem apresentados, a partir de agora, seguem a modelagem estocástica previamente detalhada e por isso as variáveis aleatórias consideradas, bem como todas as potências a serem calculadas representam as suas respectivas séries sintéticas.

$$\dot{Q}_n^{inc} = A_h \cdot N_h \cdot I_n \quad (3.13)$$

Onde:

\dot{Q}_n^{inc} : potência total incidente no instante n (W);

A_h : área de um heliostato (m^2);

N_h : número total de heliostatos;

I_n : irradiância direta normal no instante n (W/m^2);

n : número do mês.

Considerando a eficiência do campo solar, tem-se que a potência captada que efetivamente alcança o receptor (\dot{Q}_n^{rec} (W)) é dada pela Equação 3.14:

$$\dot{Q}_n^{rec} = \eta_{opt} \cdot A_h \cdot N_h \cdot I_n \quad (3.14)$$

3.3.2 Receptor

O receptor é caracterizado por duas perdas principais que atenuam a potência transferida ao fluido. A primeira, é a perda por radiação cujo cálculo pode ser realizado de acordo com a Equação 3.15, conforme o desenvolvimento realizado por (Wagner et al., 2017; Dunham and Iverson, 2014).

$$\dot{Q}_n^{rad} = \sigma \cdot \epsilon \cdot A_r \cdot ((T_r)^4 - (T_n)^4) \quad (3.15)$$

Onde:

\dot{Q}_n^{rad} : Perda por radiação no mês n (W);

σ : Constante de Stefan-Boltzman ($W/m^2 \cdot K^4$);

ϵ : Emissividade da superfície do receptor (adimensional);

A_r : área do receptor (m^2);

T_r : Temperatura média do receptor (graus K);

T_n : temperatura ambiente no mês n (graus K).

A segunda perda inerente ao receptor, principalmente aos de topologia cilíndrica, é a perda por convecção, que representa a transferência de calor do receptor para o ambiente externo graças à circulação do ar. O cálculo de tal perda pode ser realizado mediante o emprego da Equação 3.16, conforme detalhado nos trabalhos desenvolvidos em (Wagner et al., 2017; Siebers and Kraabel, 1984).

$$\dot{Q}_n^{conv} = h_m \cdot A_r \cdot (T_r - T_f) \quad (3.16)$$

Onde:

\dot{Q}_n^{conv} : perda por convecção no instante n (W);

h_m : coeficiente de transferência de calor para convecção mista ($W/m^2 \cdot K$);

T_f : temperatura de filme (graus K);

O coeficiente de transferência de calor, utilizado para mensurar o efeito da convecção mista (forçada e natural) pode ser obtido de acordo com a Equação 3.17 (Siebers and Kraabel, 1984).

$$h_m = (h_{fc}^{(a)} - h_{nc}^{(a)})^{\frac{1}{a}} \quad (3.17)$$

Onde:

h_{fc} : coeficiente de transferência de calor para convecção forçada;

h_{nc} : coeficiente de transferência de calor para convecção natural;

a : constante. Para receptores cilíndricos recomenda-se $a = 3, 2$ (Siebers and Kraabel, 1984);

Ainda nesse contexto, é preciso calcular tanto o coeficiente de transferência de calor forçado quanto o natural. O coeficiente forçado é dado pela Equação 3.18, sendo que a determinação do número de Nusselt (Nu_D) é feita seguindo a correlação apresentada na Tabela 3.1, na qual k_s representa uma aproximação para o raio externo dos tubos do receptor. A correlação supracitada é adequada para receptores do tipo cilíndrico, como apresentado no trabalho desenvolvido por (Siebers and Kraabel, 1984) e testado no trabalho de (Achenbach, 1977). Vale ressaltar ainda que tais correlações surgiram a partir da investigação do efeito da rugosidade do cilindro nas perdas por convecção, sendo que a rugosidade está diretamente relacionada às dimensões dos tubos que compõem o receptor.

$$h_{fc} = Nu_D \frac{k_{air}}{D} \quad (3.18)$$

Onde:

k_{air} : condutividade térmica do ar (W/m.K);

D : Diâmetro do receptor (m).

As correlações empregadas são determinadas considerando tanto a rugosidade do receptor quanto o regime de escoamento do fluido que absorve o calor, no caso em análise, o ar. Nesse contexto, é importante destacar que o cálculo do número de Reynolds se faz necessário para determinar o grau de turbulência do fluido e o seu valor é definido a partir da Equação 3.19. Aqui, é interessante observar a dependência direta que existe entre as perdas por convecção e a velocidade do vento, relação essa que se consubstancia no número de Reynolds.

$$Re_D = \frac{\rho \cdot V_w \cdot D}{\nu_d} \quad (3.19)$$

Onde:

ρ : densidade do ar (kg/m³);

V_w : velocidade média do vento (m/s);

ν_d : viscosidade dinâmica do ar (Pa.s).

Tabela 3.1: Correlação para o número de Nusselt

Número de Reynolds	Correlação para Número de Nusselt
$k_s/D = 0$ (1)	
Todos Re_D	$Nu_D = 0,3 + 0,488.Re_D^{0,5} \left(1 + \left(\frac{Re_D}{282000}\right)^{0,625}\right)^{0,8}$
$k_s/D = 75.10^{-5}$ (2)	
$Re_D \leq 7,0.10^5$	Usar relação (1)
$7,0.10^5 < Re_D < 2,2.10^7$	$Nu_D = 2,57.10^{-3}.Re_D^{0,98}$
$Re_D \geq 2,2.10^7$	$Nu_D = 0,0455.Re_D^{0,81}$
$k_s/D = 300.10^{-5}$ (3)	
$Re_D \leq 1,8.10^5$	Usar relação (1)
$1,8.10^5 < Re_D < 4,0.10^6$	$Nu_D = 0,0135.Re_D^{0,89}$
$Re_D \geq 4,0.10^6$	$Nu_D = 0,0455.Re_D^{0,81}$
$k_s/D = 900.10^{-5}$ (4)	
$Re_D \leq 1,0.10^5$	Usar relação (1)
$Re_D > 1,0.10^5$	$Nu_D = 0,0455.Re_D^{0,81}$
Siebers and Kraabel (1984)	

O coeficiente natural para receptores cilíndricos pode ser determinado seguindo a Equação 3.20 (Siebers and Kraabel, 1984). As correlações aplicadas para o número de Nusselt e para o número de Grashof seguem os equacionamentos 3.21 e 3.22, respectivamente.

$$h_{nc} = Nu_H \frac{k_{air}}{H} \quad (3.20)$$

$$Nu_H = 0,098.Gr_H^{\frac{1}{3}} \cdot \left(\frac{T_r}{T_a}\right)^{-0,14} \quad (3.21)$$

$$Gr_H = g \cdot \beta \cdot (T_r - T_a) \cdot \left(\frac{H^3}{\nu_k^2}\right) \quad (3.22)$$

Onde:

H : Altura do receptor (m);

T_r : temperatura receptor (K);

T_a : temperatura ambiente média (K);

g : aceleração da gravidade (m/s²);

β : coeficiente de expansão volumétrica do ar (K⁻¹);

ν_k : viscosidade cinemática do ar (m²/s);

O cálculo dos dois coeficientes permite a correta determinação das perdas por convecção.

Para essa pesquisa, foi empregada a metodologia apresentada por (Wagner et al., 2017) para relacionar as perdas por convecção à velocidade do vento e às perdas por radiação. As perdas por convecção podem ser obtidas por meio de uma regressão de terceira ordem, conforme apresentado na Equação 3.23:

$$\dot{Q}_n^{conv} = (\alpha_1 \cdot V_n^3 + \alpha_2 \cdot V_n^2 + \alpha_3 \cdot V_n + \alpha_4) \cdot \dot{Q}_n^{rad} \quad (3.23)$$

Uma vez realizada essa etapa, pode-se determinar a potência de entrada do ciclo no instante n (\dot{Q}_n^{pc}), último bloco que compõe a planta de torre solar, por meio da Equação 3.24.

$$\dot{Q}_n^{pc} = \dot{Q}_n^{rec} - \dot{Q}_n^{rad} - \dot{Q}_n^{conv} \quad (3.24)$$

3.3.3 Ciclo de Potência

A potência final disponível no instante n (\dot{Q}_n^g) e que será utilizada para o cálculo da energia gerada pela planta heliotérmica do tipo torre solar pode ser calculada levando-se em consideração as eficiências dos componentes do ciclo de potência citados no Capítulo 2, conforme a Equação 3.25.

$$\dot{Q}_n^g = \eta_{pc} \cdot \dot{Q}_n^{pc} \quad (3.25)$$

Onde:

η_{pc} : eficiência do ciclo de potência;

3.3.4 Energia Elétrica Gerada

A energia total gerada para o mês n pode ser calculada considerando o número de horas para cada mês. A partir do equacionamento apresentado em 3.26, é possível obter a série sintética para energia mensal gerada. Ressalta-se que todas as séries artificiais consideradas até aqui possuem dimensão correspondente à vida útil da planta.

$$E_n = \dot{Q}_n^g \cdot m \cdot 24 \quad (3.26)$$

Onde:

E_n : energia total gerada no mês n (W.h);

m : número de dias do mês n ;

A próxima Seção se dedica ao detalhamento do modelo de fluxo de caixa. Nesse sentido, tem-se que a fonte de receita a ser utilizada em tal modelo decorre da venda da energia mensal gerada. Neste estudo, considerou-se que a energia elétrica produzida pela planta heliotérmica do tipo torre solar será comercializada no ambiente de contratação regulado (ACR) do mercado brasileiro de eletricidade. Neste ambiente de comercialização, o preço de venda da energia elétrica é fixo. Dessa forma, a receita bruta mensal pode ser calculada de acordo com a Equação 3.27.

$$RB_{ACR,n} = E_n \cdot p_{ACR} \quad (3.27)$$

Onde:

$RB_{ACR,n}$: receita bruta decorrente da venda da energia elétrica produzida no mês n (R\$);

p_{ACR} : preço fixo de venda da energia no ACR (R\$/MWh).

3.4 Modelo de Fluxo de Caixa

O modelo de fluxo de caixa utilizado para a análise econômica foi o FCLA, principalmente, por permitir o cálculo dos dividendos aos acionistas, se tornando, portanto, o mais apropriado para o processo de escolha do investidor. De maneira geral, o fluxo de caixa pode ser entendido como uma representação das entradas e saídas de recurso em uma determinada empresa. Sendo assim, uma vez definida a fonte de receita é necessário realizar uma análise precisa de todos os custos, despesas, encargos e tributações inerentes ao negócio.

O modelo desenvolvido por (Damodaran, 2010) foi adaptado para incluir as peculiaridades do mercado brasileiro no que se refere à tributação e encargos específicos do setor de geração e posteriormente foi aplicado para análise econômica. Todos os dados a serem considerados para a construção do fluxo de caixa nesse trabalho estão sintetizados na Tabela 3.2.

Tabela 3.2: Fluxo de Caixa Livre para Acionistas

Receita Bruta proveniente da venda de energia

(-) Impostos sobre a Receita Bruta

 PIS/ PASEP

 COFINS

(-) Custos e Despesas Operacionais

 Operação e Manutenção (O&M)

 Seguro Operacional

 Transporte de Energia

 Encargos Setoriais

(=) Lucro Operacional (LAJIRDA/EBTIDA)

(-) Depreciação

(-) Despesas de Financiamento

 Juros do Financiamento

 Remuneração do Capital Próprio

(=) Lucro antes do Imposto de Renda e Amortização (LAIRA)

(-) Impostos de Renda e Contribuição Social (No lucro presumido impostos incidem sobre a receita bruta, no lucro real sobre o LAIRA)

 Imposto de Renda (IR)

 Contribuição sobre Lucro Líquido (CSLL)

(=) Lucro Líquido antes da Amortização

(-) Amortização do Financiamento

(+) Remuneração do Capital Próprio

(+) Depreciação

(+) Financiamento

(-) Investimento

(=) FCLA

A seguir, os itens apresentados na Tabela 3.2 são explicados em detalhe e as alíquotas de impostos bem como eventuais isenções de encargos são explicitadas.

- Impostos sobre a Receita Bruta: O PIS (Programa de Integração Social), instituído pela Lei Complementar *n*º 7/1970, o PASEP (Programa de Formação do Patrimônio do Servidor Público) criado pela lei *n*º 8/1970 e o COFINS (Contribuição para Financiamento da Seguridade Social), instituída pela Lei Complementar *n*º 70/1991, incidem sobre a receita bruta, ou seja, sobre a receita direta com a venda da energia sem nenhuma dedução. As alíquotas consideradas nesse trabalho para tais tributos são apresentadas na Tabela 3.3.
- Custos e despesas Operacionais: Os custos e despesas operacionais englobam todos os gastos relacionados à operação e manutenção da usina durante sua vida útil bem como encargos

setoriais, gastos com transporte de energia, seguro e depreciação dos equipamentos.

- **Lucro Operacional:** O lucro operacional, geralmente denominado LAJIRDA (lucro antes dos juros, imposto de renda, depreciação e amortização) ou EBITDA (*Earnings before interest, taxes, depreciation and amortization*) representa um bom indicador de geração de lucro de uma empresa por desconsiderar o seu endividamento e a tributação sobre a renda.
- **Lucro antes do Imposto de Renda e Amortização:** O LAIRA (lucro antes do imposto de renda e amortização) representa o LAJIRDA depois da retirada da depreciação dos equipamentos, dos juros da dívida e da remuneração do capital próprio. Esse valor é importante quando a empresa opta pela tributação de renda pelo lucro real. O LAIRA representa o montante sobre o qual a alíquota irá incidir. Para empresa que opta pelo lucro presumido, esse valor não possui representatividade no fluxo de caixa.
- **Imposto de renda e CSLL:** O imposto de renda e a contribuição sobre o lucro líquido (CSLL) incidem sobre o LAIRA para o sistema de tributação de lucro real, ou sobre a receita bruta para o sistema de lucro presumido. Vale ressaltar que para o último, existe uma taxa de presunção que irá determinar o real montante a ser tributado. Todos os valores considerados para esse trabalho são apresentados na Tabela 3.3.
- **Lucro líquido:** Após a tributação, o lucro líquido é determinado. A amortização da dívida e o investimento são abatidos enquanto a depreciação e a remuneração do capital próprio são reinseridos, uma vez que a retirada é feita apenas para efeitos de tributação e não importam em saídas reais do fluxo de caixa.

Tabela 3.3: Tributos

Sistema de Tributação de Lucro Presumido	
Imposto	Alíquota
PIS	0,65% da receita bruta
COFINS	3% da receita bruta
Imposto de Renda (IR)	15% sobre o lucro presumido (8 % da receita bruta) até 60 mil/trimestre e 10% sobre o excedente
Contribuição sobre lucro líquido (CSLL)	9% sobre o lucro presumido (12% da receita bruta)

Receita Federal (2020)

Vale ressaltar que o governo federal tem estimulado a geração de energia elétrica por meio de fontes renováveis. Dentre os incentivos, destacam-se as isenções e reduções de diversos encargos setoriais que oneram demasiadamente as concessionárias de geração. A resolução normativa 247 da Aneel, por exemplo, estabelece que fontes solares de geração de energia com potência injetada inferior a 30 MW fazem jus à desconto na Tarifa de uso do sistema de distribuição (TUSD) e transmissão (TUST) de, no mínimo, 50%. Além disso, a lei 10.438 de 2002, responsável pela criação do Programa de Incentivo às Fontes Alternativas de Energia Elétrica (Proinfa), atesta a isenção do pagamento da taxa de Pesquisa e Desenvolvimento (P&D) às concessionárias que gerem

energia exclusivamente a partir de fonte solar. Finalmente, a lei 12.783 de 2013 alterou a alíquota da Taxa de Fiscalização de Serviços de Energia Elétrica, que passou de 0,5% para 0,4% do benefício anual auferido pela concessionária.

Os encargos setoriais, bem como as alíquotas utilizadas nesse trabalho são detalhadas no Capítulo dos Resultados. Não obstante, fica claro do desenvolvimento acima que as fontes solares encontram um ambiente regulatório favorável para sua consolidação.

3.5 Considerações Finais

Esse Capítulo constitui a base para a construção da metodologia proposta. O desenvolvimento da análise de risco é feita a partir da conjunção de todos os blocos apresentados. Cada um desses blocos recebe como entrada o resultado obtido no bloco anterior acrescentado de dados externos necessários para determinação do resultado. Essa característica modular, permite que o modelo seja alterado e adaptado para diferentes realidades.

O Capítulo seguinte detalha os resultados obtidos a partir da aplicação da metodologia proposta para uma planta heliotérmica do tipo torre solar. Os resultados são apresentados partindo da modelagem das variáveis aleatórias, seguido do detalhamento técnico da planta e dos resultados obtidos para geração de energia elétrica e dos retornos econômicos e é concluído com a análise de sensibilidade e construção de um cenário otimista para integração da fonte heliotérmica do tipo torre solar.

Capítulo 4

Resultados

4.1 Introdução

Esse Capítulo se dedica à apresentação e análise dos resultados alcançados para o trabalho, contemplando a geração das séries sintéticas, detalhando cada uma das etapas apresentadas na metodologia, os resultados para análise de viabilidade econômica para plantas heliotérmicas do tipo torre solar em duas localidades brasileiras e, também, alguns estudos de sensibilidade visando detectar os parâmetros financeiros que potencialmente viabilizariam a implantação de tal tecnologia no cenário brasileiro.

4.2 Séries Temporais

Para a construção das séries sintéticas, faz-se necessário a obtenção de uma série histórica cujos dados estatísticos são a base para a modelagem do processo estocástico responsável por gerar a série sintética. Para esse estudo, são necessários os históricos de três variáveis aleatórias para duas regiões do Brasil. A irradiância solar direta, a temperatura ambiente e a velocidade do vento tiveram seus históricos extraídos da base de dados NSRDB para as regiões de Brasília (Distrito Federal) e Bom Jesus da Lapa (Bahia). O histórico possui 21 anos, dos quais 15 foram utilizados para modelagem do processo estocástico e 6 para sua respectiva validação. Os dados apresentados encontram-se concatenados na Tabela 4.1.

Tabela 4.1: Dados Históricos para as duas localidades.

Localidade	Latitude [°]	Longitude [°]	Variável	Período
Brasília (BSB)	-15,78	-47,92	Irradiância Solar Direta	Jan/1998 a Dez/2018 (252 meses)
			Temperatura Ambiente	
Bom Jesus da Lapa (BJL)	-13,26	-43,41	Velocidade do Vento	

As seções seguintes são dedicadas ao detalhamento da modelagem estocástica de cada uma das variáveis aleatórias para as duas regiões do estudo.

4.2.1 Pré-processamento dos Dados

Com o objetivo de construir o modelo estocástico para irradiância solar direta (DNI), obteve-se o seu histórico para a cidade de Brasília, apresentado na Figura 4.1 e para a cidade de Bom Jesus da Lapa, conforme a Figura 4.2.

A partir das duas imagens é possível constatar de imediato que nenhum dos históricos é caracterizado pela nulidade da média, uma vez que os valores mensais médios globais para a irradiância de Brasília e Bom Jesus da Lapa são, respectivamente, $247,10W/m^2$ e $293,75W/m^2$. Adicionalmente, é importante ressaltar que as séries temporais também não apresentam estacionariedade. A explicação para isso reside no fato das diferentes estações do ano estabelecerem médias mensais e desvios padrão variáveis para a irradiância ao longo do tempo, não sendo razoável, portanto, assumir essas séries como sendo estacionárias, uma vez que para isso seria exigido que tais valores permanecessem invariáveis.

As conclusões apresentadas até então quanto às séries históricas para a irradiância solar direta em cada cidade permitem afirmar que é necessário um pré-processamento dos dados para posterior modelagem estocástica.

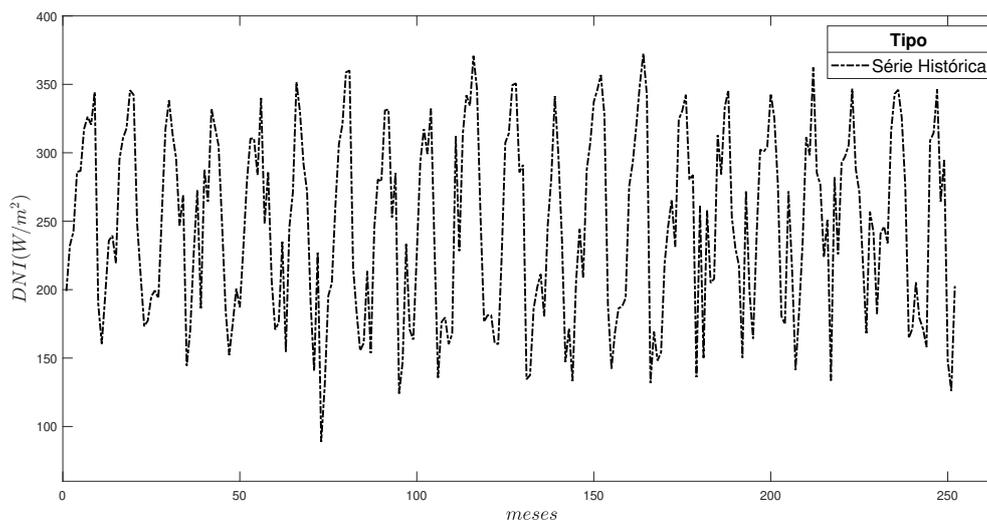


Figura 4.1: Série Histórica para Irradiância Solar Direta - Brasília.

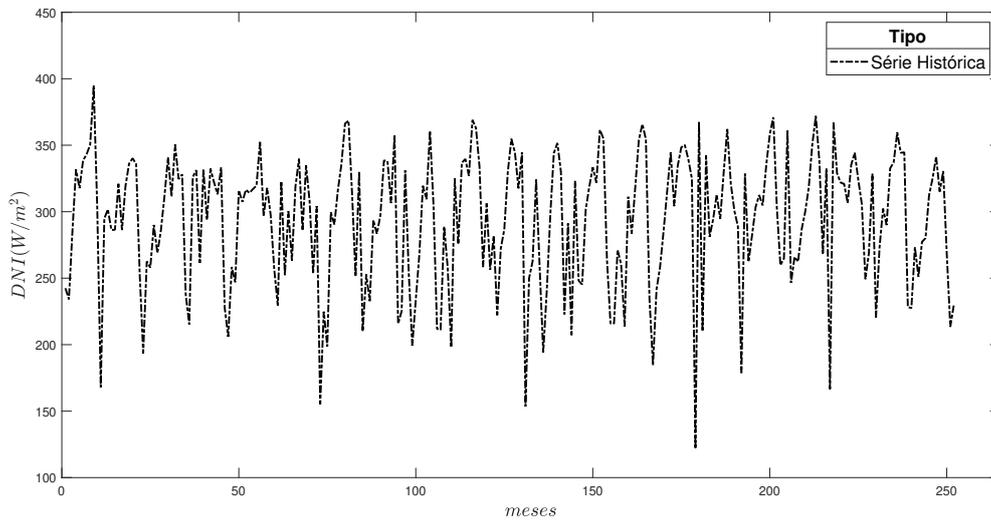


Figura 4.2: Série Histórica para Irradiância Solar Direta - Bom Jesus da Lapa.

A retirada da tendência e a correção da média para zero são feitas em consonância com o equacionamento detalhado na metodologia. As Figuras 4.3 e 4.4 apresentam, respectivamente, as séries temporais transformadas para a irradiância solar direta de Brasília e da Bahia. Essas séries permitem a correta modelagem do processo estocástico utilizando as classes previamente discutidas. Vale ressaltar ainda que a retirada de tendência foi realizada empregando-se o valor médio mensal, ou seja, o vetor tendência é composto de apenas 12 elementos, trazendo maior eficiência ao código.

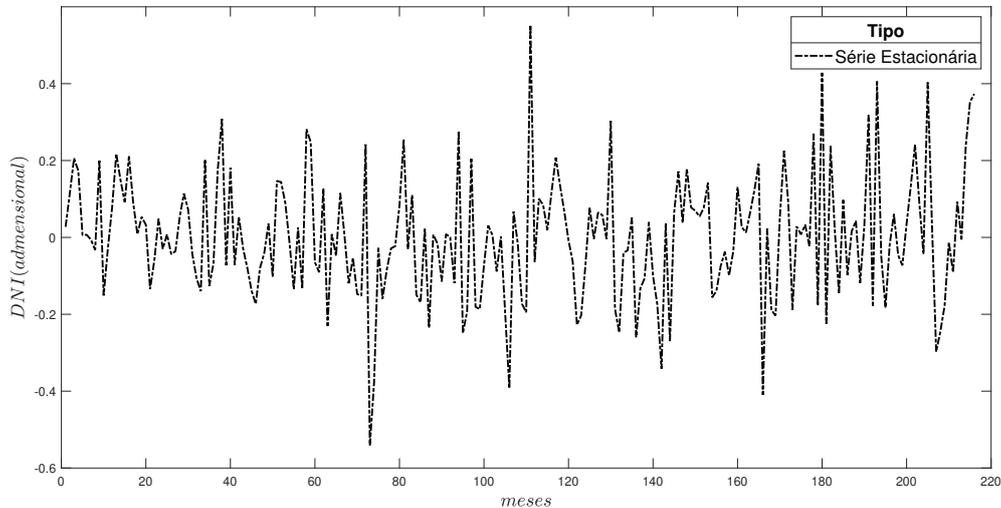


Figura 4.3: Série estacionária de média nula para Irradiância Solar Direta - Brasília.

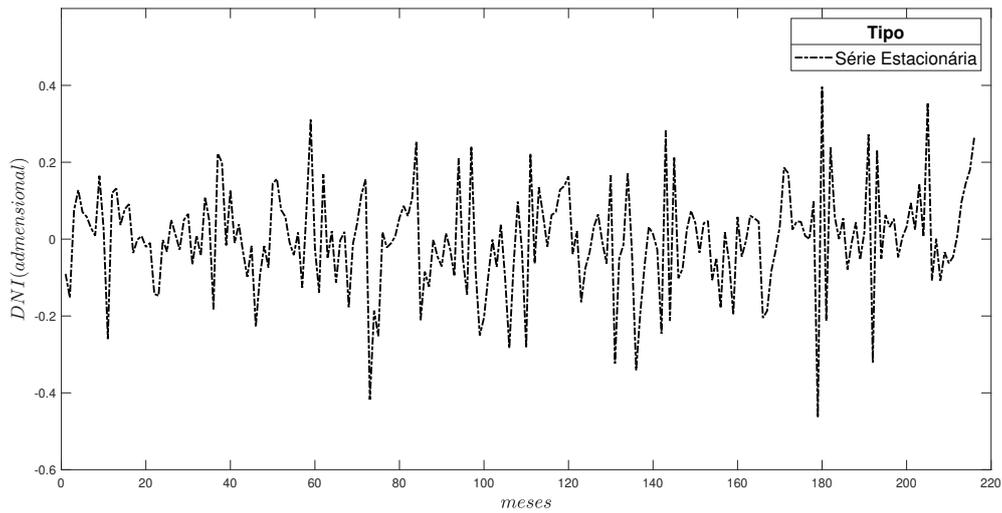


Figura 4.4: Série estacionária de média nula para Irradiância Solar Direta - Bom Jesus da Lapa.

Nota-se, dentre as variáveis aleatórias estudadas, que a irradiância solar direta possui maior volatilidade, sendo esse fato verificado a partir da análise de sua dispersão em torno do valor zero, ou seja, da variância da série temporal de média nula. Conseqüentemente, a previsibilidade dos valores futuros é menor quando comparada às demais variáveis. Ainda assim, com as características necessárias para a modelagem estocástica satisfeitas, é possível realizar o processo de geração das séries sintéticas.

Analogamente ao que foi feito para a irradiância solar direta, o histórico para temperatura ambiente foi extraído da base de dados supracitada para a cidade de Brasília e Bom Jesus da Lapa. As Figuras 4.5 e 4.6 apresentam os valores médios mensais para tal variável.

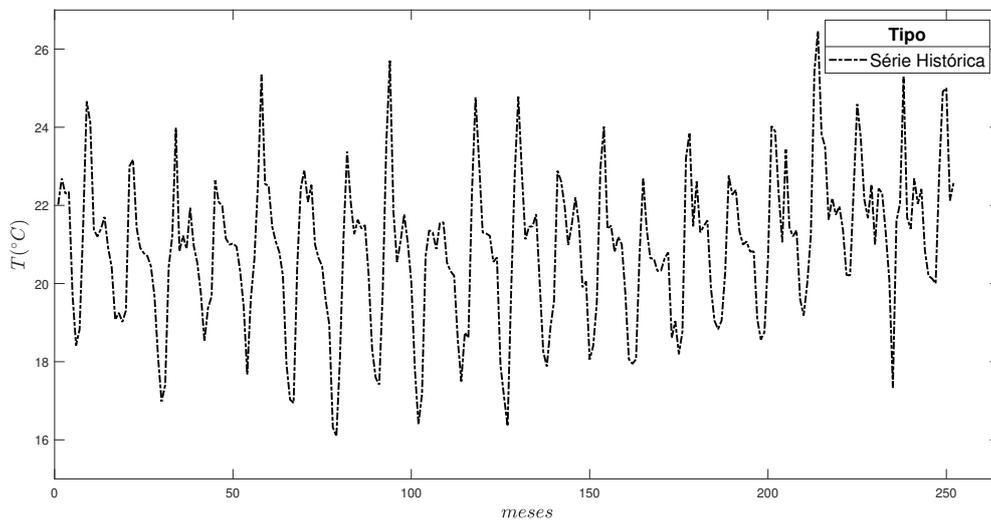


Figura 4.5: Série Histórica para Temperatura - Brasília.

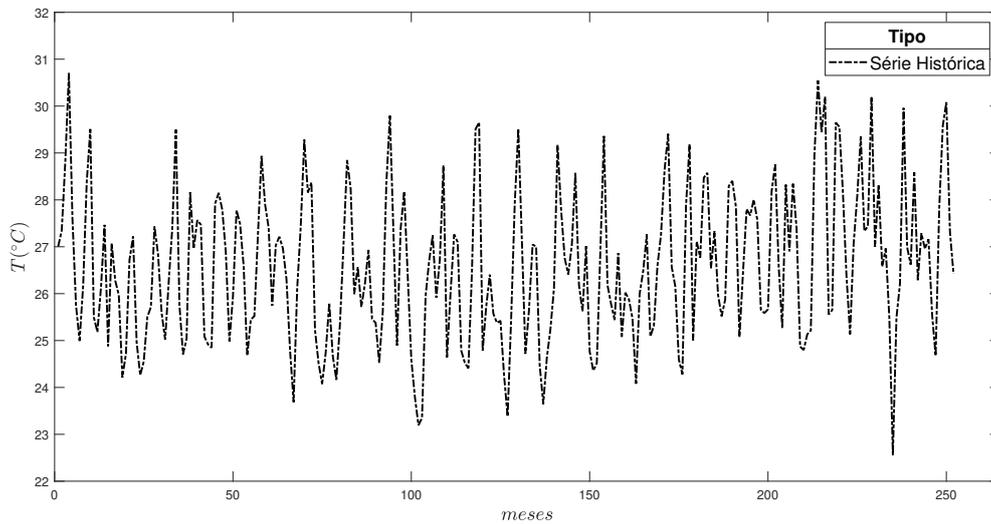


Figura 4.6: Série Histórica para Temperatura - Bom Jesus da Lapa.

A média observada foi de $20,91^{\circ}C$ e $26,57^{\circ}C$ para Brasília e Bom Jesus da Lapa, respectivamente. Fica evidente da análise que não se tratam de séries temporais de média nula, tampouco estacionárias, uma vez que, assim como a irradiância, a temperatura também possui sazonalidades decorrentes das diferentes estações do ano. Independentemente da cidade analisada, os valores para a temperatura ambiente observada sofrem alterações tanto em seu valor médio quanto em sua variância se observados em diferentes instantes de tempo, sugerindo assim, que para as duas cidades deve-se realizar a retirada da tendência.

As séries estacionárias de média nula obtidas após o pré-processamento dos dados são apresentadas nas Figuras 4.7 e 4.8.

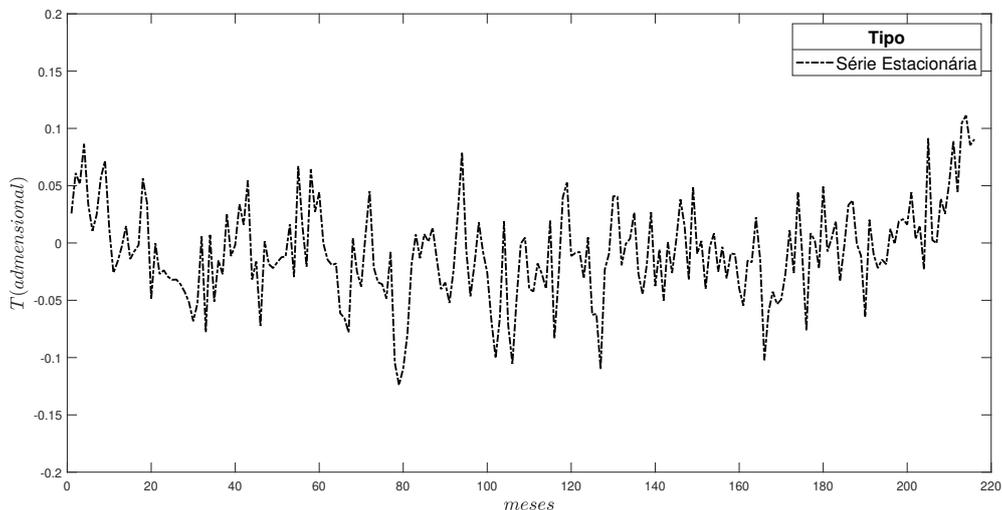


Figura 4.7: Série estacionária de média nula para Temperatura - Brasília.

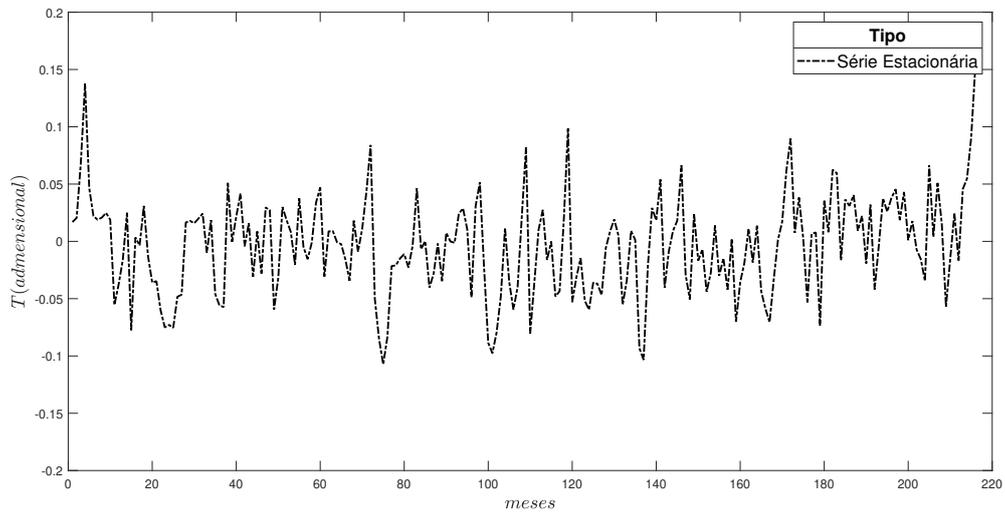


Figura 4.8: Série estacionária de média nula para Temperatura - Bom Jesus da Lapa.

É crucial notar que os valores para as séries apresentadas possuem baixa dispersão em torno de seu valor médio, característica bastante interessante para geração de séries sintéticas, especialmente empregando-se os modelos autorregressivos, uma vez que a previsibilidade dos valores futuros é maior.

Finalmente, o procedimento de extração dos dados foi conduzido para a variável aleatória velocidade do vento, cuja representação gráfica para cada cidade é apresentada nas Figuras 4.9 e 4.10.

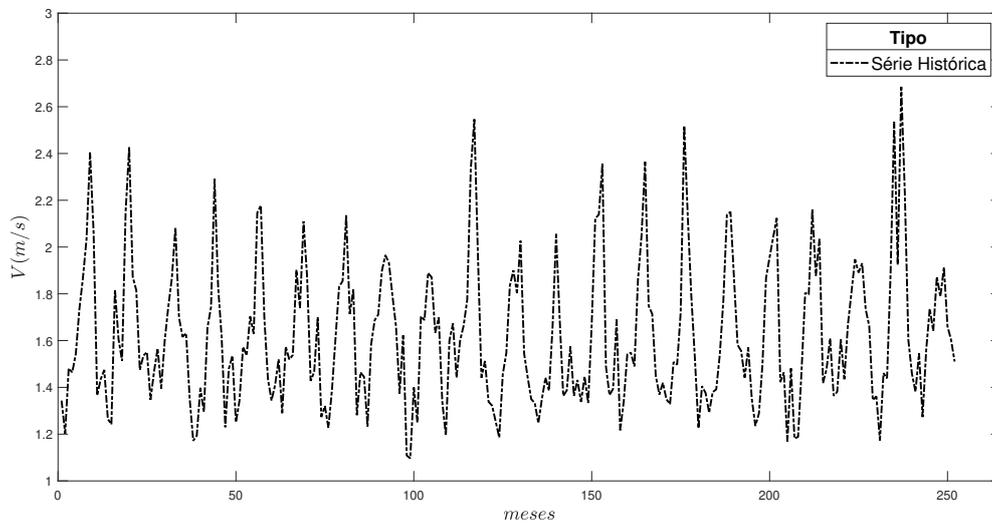


Figura 4.9: Série Histórica para Velocidade - Brasília.

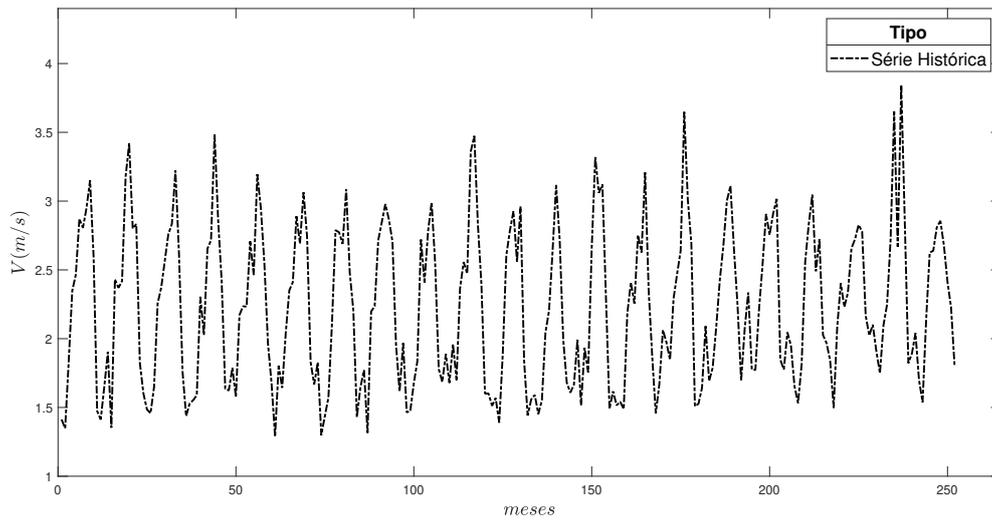


Figura 4.10: Série Histórica para Velocidade - Bom Jesus da Lapa.

Apesar de possuir média bastante inferior às demais variáveis aleatórias previamente analisadas, não se pode supor que a condição de média nula seja atendida para a velocidade do vento, uma vez que uma série temporal estritamente positiva e que não seja zero para todos os instantes de tempo não pode ter média zero. De fato, as médias observadas para as cidades de Brasília e Bom Jesus da Lapa são, respectivamente, $1,62 \text{ m/s}$ e $2,23 \text{ m/s}$. Adicionalmente, a série também não se caracteriza como estacionária, sugerindo que o mesmo processo realizado para irradiância e temperatura seja conduzido. As Figuras 4.11 e 4.12 apresentam os resultados após o pré-processamento dos dados. Assim como para a temperatura, as séries temporais para a velocidade do vento possuem baixa dispersão em torno do zero, sendo este um bom indicador para geração de séries sintéticas.

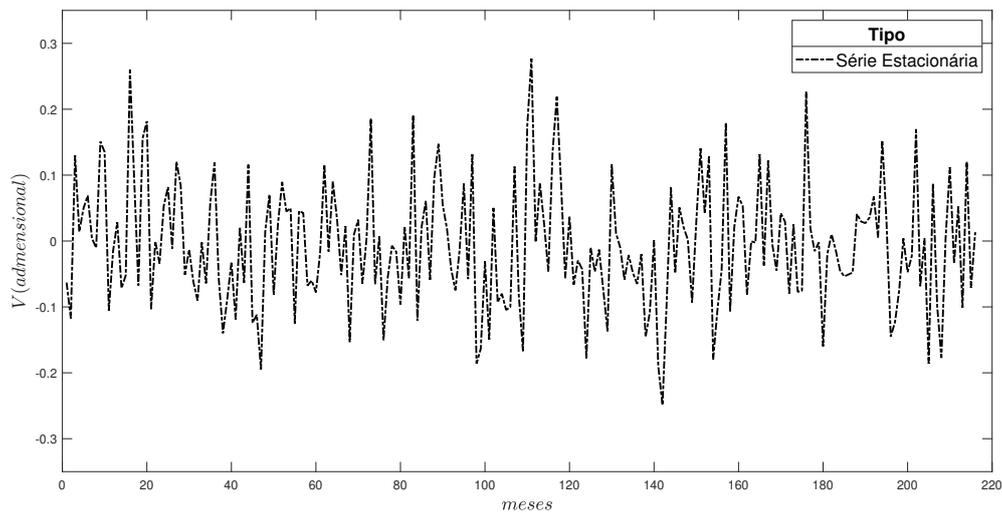


Figura 4.11: Série estacionária de média nula para Velocidade - Brasília.

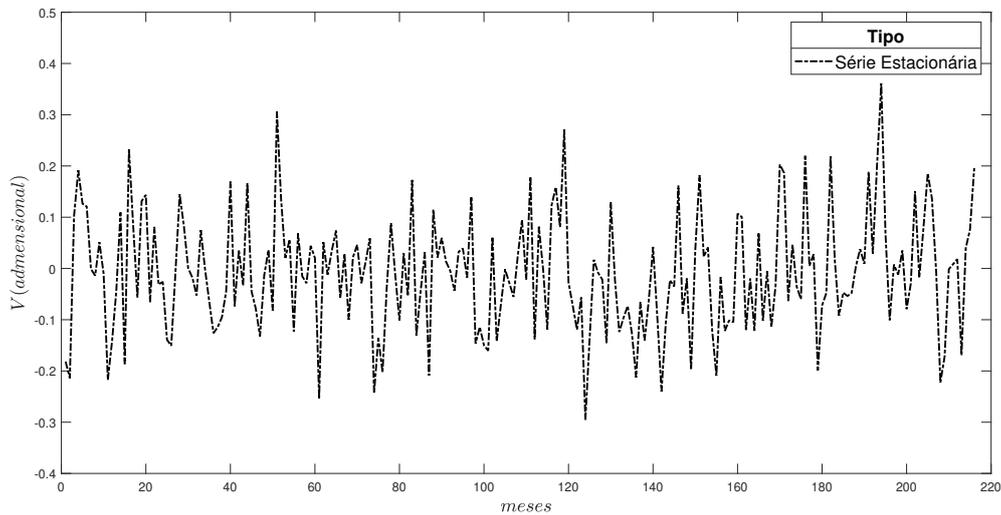


Figura 4.12: Série estacionária de média nula para Velocidade - Bom Jesus da Lapa.

As variáveis aleatórias discutidas no trabalho se caracterizam por forte sazonalidade e dependência com valores passados, propriedades que indicam uma possível adequação dessas séries temporais à classe de processos autorregressivos. Dessa maneira, o primeiro passo para checar tal adequação é exatamente a mensuração do grau de dependência do valor presente com as realizações anteriores. Isso pode ser feito a partir da análise da função de autocorrelação, cujas características permitem determinar tanto a ordem do processo autorregressivo quanto a adequabilidade da classe escolhida. Esse procedimento será apresentado na seção seguinte, na qual são detalhados os parâmetros do modelo autorregressivo.

4.2.2 Parâmetros do Modelo Autorregressivo

Uma vez realizado o pré tratamento dos dados, torna-se possível a modelagem estocástica para classe de processos autorregressivos. Por meio do cálculo da função de autocorrelação é possível detectar quais realizações passadas têm maior influência no valor presente. Em outras palavras, é possível calcular os *lags* mais significativos. Para o desenvolvimento dessa pesquisa foram testados modelos com variados números de *lag*. No entanto, os modelos com apenas o *lag* mais significativo foram os que apresentaram melhor desempenho e por essa razão foram escolhidos.

Uma vez realizados os cálculos dos *lags* mais significativos para a série temporal de cada variável aleatória, torna-se possível construir o modelo autorregressivo, sendo necessário, para tanto, a determinação dos coeficientes correspondentes ao *lag* especificado e do desvio padrão do erro aleatório inerente ao modelo. Para isso, empregou-se um estimador de máxima verossimilhança cujo principal objetivo é maximizar a probabilidade de ocorrência dos valores da série temporal, dada a estrutura autorregressiva escolhida. Esse procedimento foi realizado para todas as séries temporais estacionárias de média nula apresentadas na seção anterior.

As Tabelas 4.2 e 4.3 apresentam o resultado alcançado para as três séries temporais nas duas cidades foco desse trabalho. Os resultados incluem, o *lag* mais significativo (k), o coeficiente linear

do modelo autorregressivo correspondente ao *lag* calculado (a_k), a constante (c) e a variância.

Tabela 4.2: Parâmetros estimados para os modelos AR para cada variável - Brasília.

Variável	k	a_k	c	Variância
$I(W/m^2)$	12	-0,126	$-2,17 \cdot 10^{-4}$	0,026
$T(^{\circ}C)$	1	0,552	$1,11 \cdot 10^{-4}$	0,002
$V(m/s)$	16	0,135	$5,51 \cdot 10^{-4}$	0,009

Tabela 4.3: Parâmetros estimados para os modelos AR para cada variável - Bom Jesus da Lapa.

Variável	k	a_k	c	Variância
$I(W/m^2)$	24	-0,099	$-2,3 \cdot 10^{-6}$	0,017
$T(^{\circ}C)$	1	0,388	$2,7 \cdot 10^{-5}$	0,002
$V(m/s)$	1	0,205	$-3,67 \cdot 10^{-5}$	0,013

É interessante observar que para a série temporal temperatura, o *lag* mais significativo é exatamente o primeiro para as duas cidades, denotando uma forte correlação entre o instante de observação e o mês imediatamente anterior. Para a irradiância, observa-se claramente dependência mais acentuada com os valores observados nos anos anteriores, evidenciando a sazonalidade existente em tal série temporal. Apesar da série velocidade do vento não apresentar um padrão nas duas cidades em estudo, ela também é caracterizada por forte dependência com as realizações dos meses imediatamente anteriores.

Ademais, cabe salientar que, como esperado, a variância observada para a irradiância, e consequentemente o desvio padrão do erro aleatório inerente ao seu modelo autorregressivo, são superiores aos valores observados para as demais variáveis aleatórias. Isso pode ser entendido quando se considera que tal série temporal possui maior volatilidade. Apesar da explicação para isso se basear nas estações do ano e nas condições climáticas de cada cidade, é previsível que a irradiância solar direta apresente maior volatilidade uma vez que a simples passagem de nuvens já é suficiente para alterar o seu valor instantâneo.

As informações apresentadas são suficientes para a geração de séries sintéticas, sendo necessário, no entanto, verificar a adequação das séries sintéticas às realizações observadas. A fase de validação é apresentada na seção seguinte.

4.2.3 Validação

A validação dos modelos apresentados foi conduzida após a geração de 2.000 séries sintéticas pelo período de 72 meses, intervalo de tempo utilizado para a validação, para cada variável aleatória e cidade em análise. Tais séries foram empregadas para obtenção de três resultados distintos cuja comparação com os valores observados permite analisar a viabilidade de utilização das séries sintéticas obtidas.

O primeiro resultado a ser comparado são os dados estatísticos das séries, uma vez que são valores básicos que permitem o entendimento da aleatoriedade das realizações e do comportamento das séries temporais. Para esses dados, espera-se uma compatibilidade alta, já que tanto os dados históricos observados quanto os dados sintéticos gerados seguem, em tese, o mesmo processo estocástico. As Tabelas 4.4 e 4.5 apresentam, respectivamente, os dados estatísticos das séries históricas e sintéticas para a cidade de Brasília. Da mesma forma, as Tabelas 4.6 e 4.7 apresentam os resultados para Bom Jesus da Lapa.

Tabela 4.4: Dados Estatísticos da série histórica para cada variável - Brasília.

Variável	Média	Máximo	Mínimo	Desvio Padrão
$I(W/m^2)$	247,10	372,42	88,86	67,63
$T(^{\circ}C)$	20,91	26,46	16,10	1,91
$V(m/s)$	1,62	2,69	1,10	0,31

Tabela 4.5: Dados Estatísticos da série sintética para cada variável - Brasília.

Variável	Média	Máximo	Mínimo	Desvio Padrão
$I(W/m^2)$	247,06	458,42	162,04	70,69
$T(^{\circ}C)$	20,95	26,24	16,27	1,94
$V(m/s)$	1,62	2,56	1,02	0,30

Tabela 4.6: Dados Estatísticos da série histórica para cada variável - Bom Jesus da Lapa.

Variável	Média	Máximo	Mínimo	Desvio Padrão
$I(W/m^2)$	293,75	394,95	121,66	49,70
$T(^{\circ}C)$	26,57	30,71	22,56	1,61
$V(m/s)$	2,23	3,85	1,29	0,57

Tabela 4.7: Dados Estatísticos da série sintética para cada variável - Bom Jesus da Lapa.

Variável	Média	Máximo	Mínimo	Desvio Padrão
$I(W/m^2)$	293,87	452,52	162,04	52,08
$T(^{\circ}C)$	26,57	31,58	22,19	1,61
$V(m/s)$	2,23	3,82	1,17	0,58

Para todas as variáveis das duas cidades é possível observar proximidade entre os dados históricos e sintéticos, demonstrando que os modelos das variáveis estão em consonância com a teoria de processos estocásticos empregada no trabalho. Adicionalmente, o erro percentual médio (EPM) entre os dados observados e sintéticos é apresentado na Tabela 4.8. Aqui, é interessante ressaltar que apenas essa compatibilidade de dados estatísticos não é suficiente para que se afirme que as séries sintéticas são adequadas e que representam uma boa estimativa para as realizações reais, uma vez que séries com os mais variados comportamentos podem possuir média e desvio padrão similares. Por essa razão, análises incrementais são necessárias e serão apresentadas na sequência.

Tabela 4.8: Erro percentual médio entre os dados estatísticos das séries históricas e sintéticas.

Localidades	Irradiância		Temperatura		Velocidade do Vento	
	$EPM_{\mu}(\%)$	$EPM_{\sigma}(\%)$	$EPM_{\mu}(\%)$	$EPM_{\sigma}(\%)$	$EPM_{\mu}(\%)$	$EPM_{\sigma}(\%)$
Brasília	0,107	4,766	0,263	1,838	0,115	0,485
Bahia	0,002	4,532	0,133	1,449	0,111	0,795

De maneira complementar aos dados apresentados, pode-se analisar a curva de densidade para cada uma das variáveis aleatórias estudadas. A curva de densidade simboliza, de maneira geral, o grau de incidência dos valores de determinada série e, por essa razão, representa uma ferramenta mais precisa de comparação entre séries temporais distintas, uma vez que curvas semelhantes apontam para uma compatibilidade entre os processos estocásticos responsáveis por gerar as séries

comparadas. As Figuras 4.13, 4.14 e 4.15 apresentam, respectivamente, as curvas de densidade para irradiância solar direta, temperatura e velocidade do vento na cidade de Brasília.

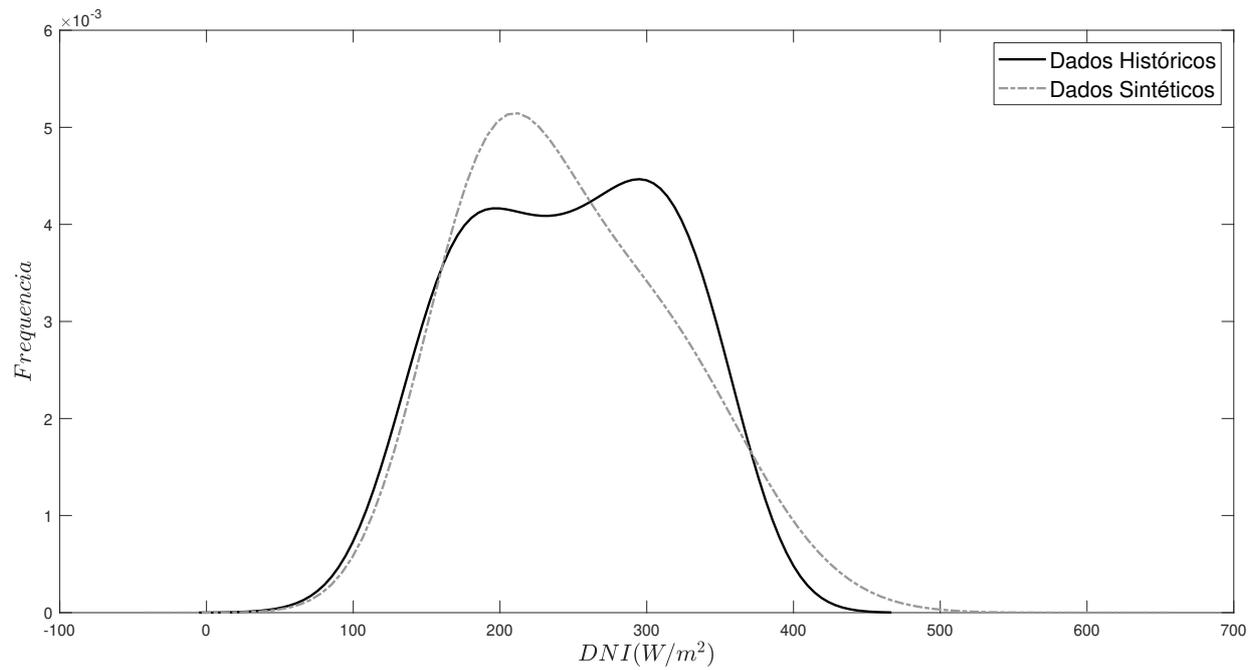


Figura 4.13: Curva de densidade dos dados históricos e sintéticos para irradiância - Brasília.

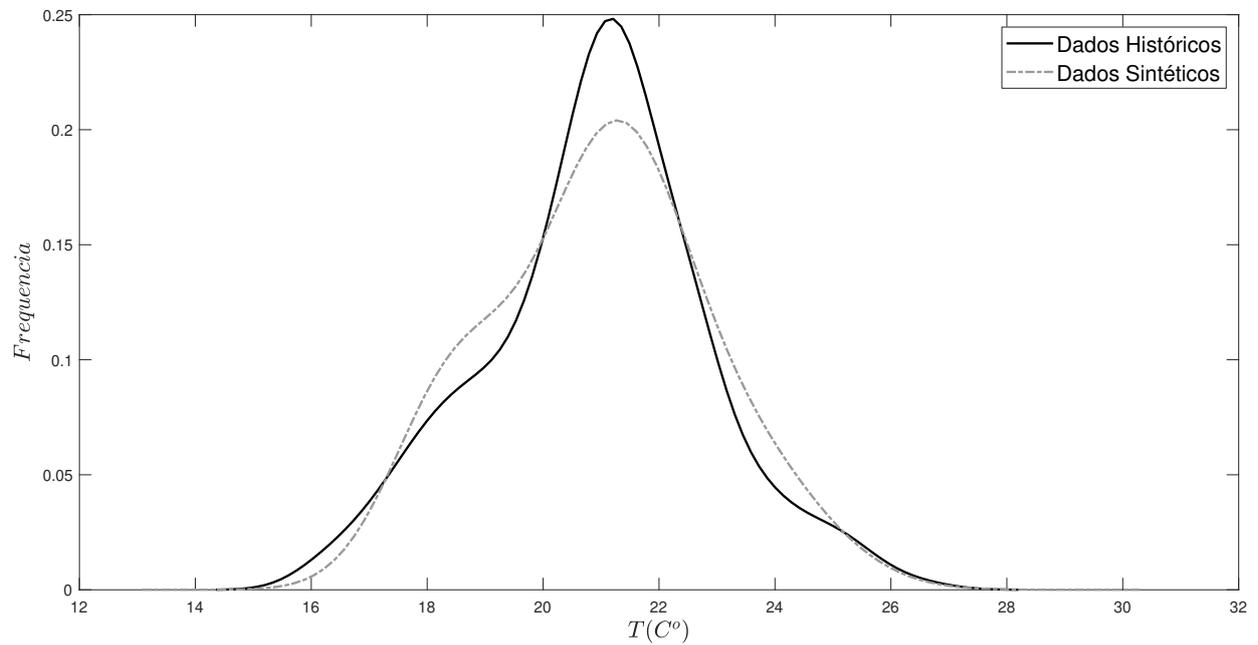


Figura 4.14: Curva de densidade dos dados históricos e sintéticos para temperatura - Brasília.

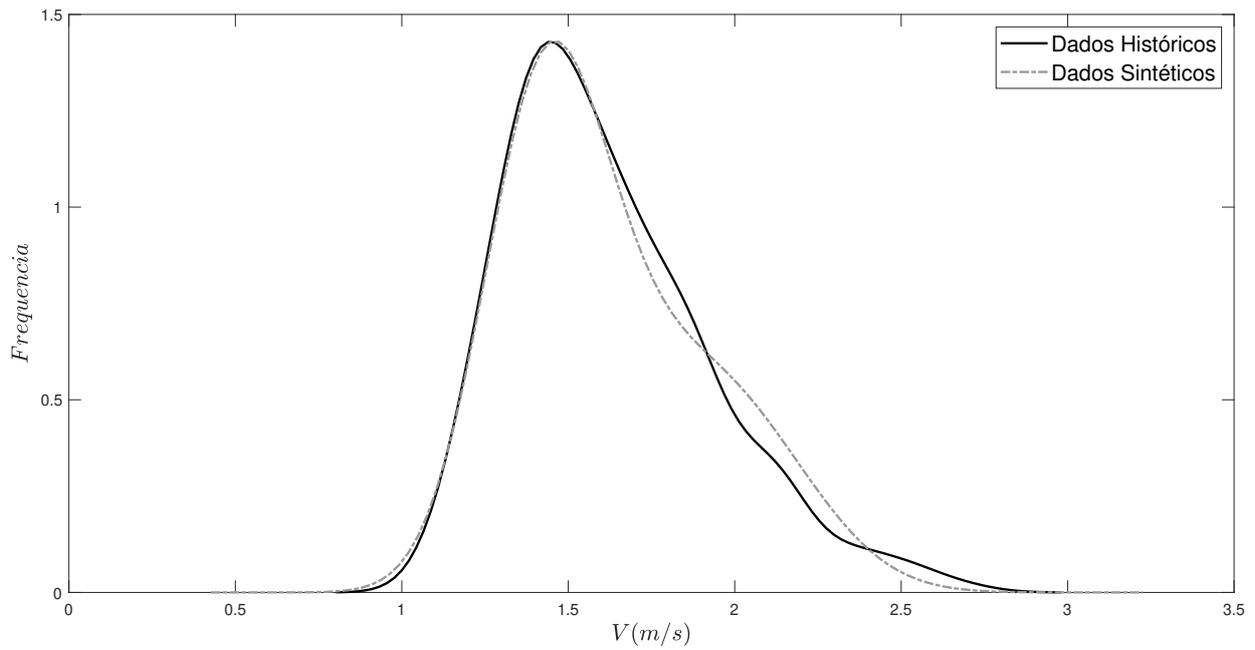


Figura 4.15: Curva de densidade dos dados históricos e sintéticos para velocidade do vento - Brasília.

De maneira geral, observa-se compatibilidade entre as curvas de densidade das séries históricas e sintéticas para a cidade de Brasília. Isso indica que valores semelhantes têm probabilidade de ocorrência similares e, conseqüentemente, realizações sintéticas são tão prováveis quanto as realizações históricas observadas, sendo esse mais um indicativo de adequação dos modelos estocásticos construídos.

A mesma análise é feita para as variáveis aleatórias na cidade de Bom Jesus da Lapa. As Figuras 4.16, 4.17 e 4.18 representam as curvas de densidade para a irradiância, para a temperatura e para a velocidade do vento, respectivamente.

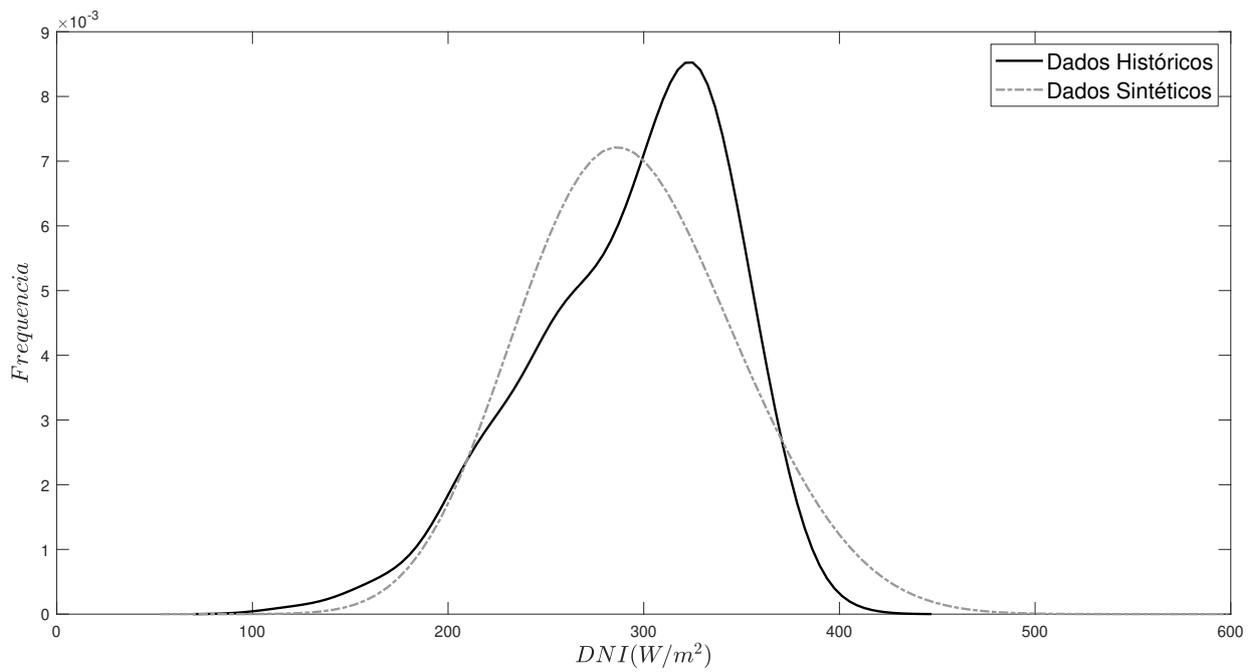


Figura 4.16: Curva de densidade dos dados históricos e sintéticos para irradiância - Bom Jesus da Lapa.

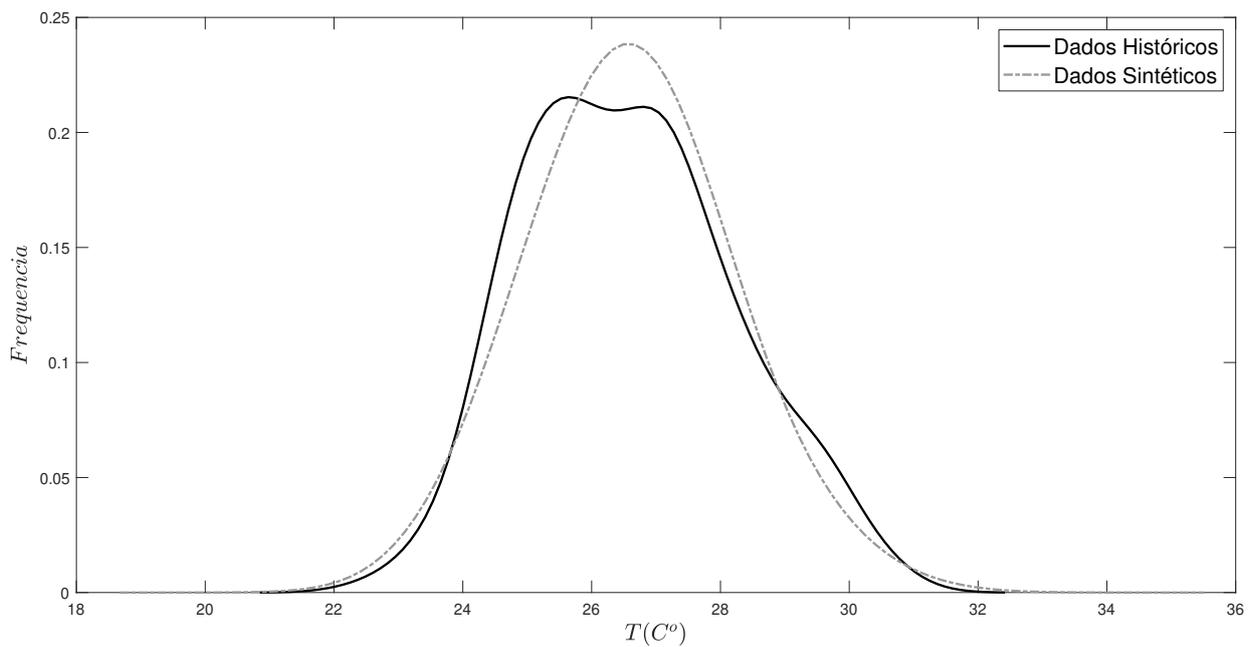


Figura 4.17: Curva de densidade dos dados históricos e sintéticos para temperatura - Bom Jesus da Lapa.

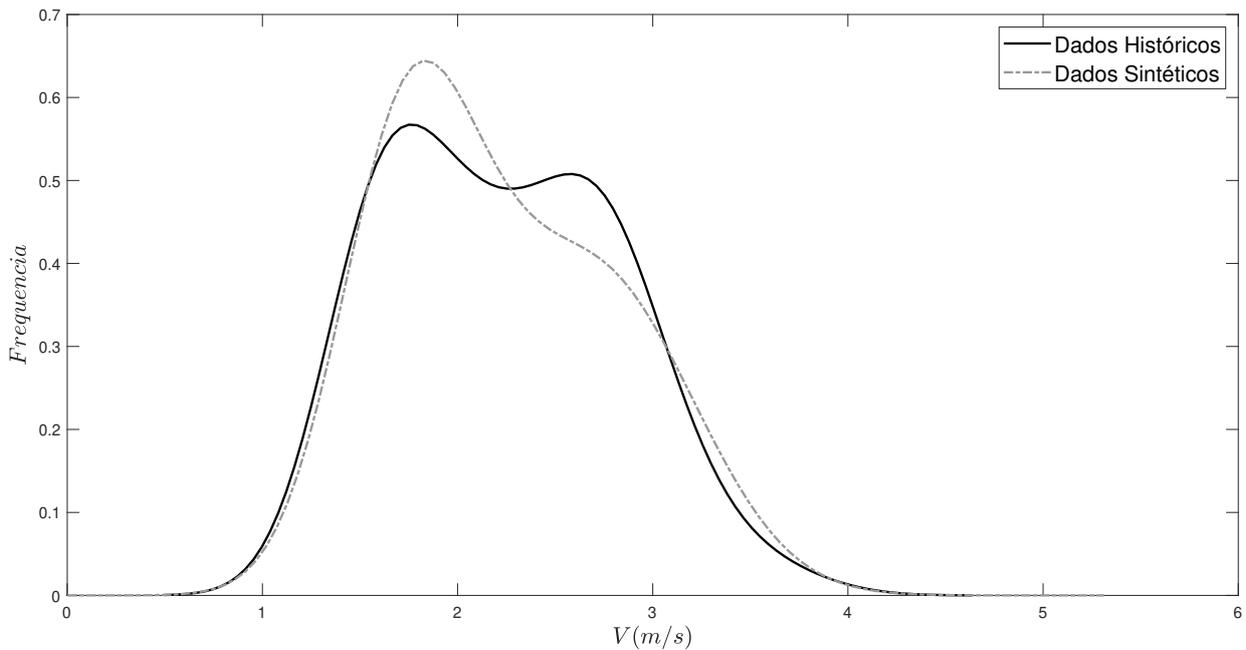


Figura 4.18: Curva de densidade dos dados históricos e sintéticos para velocidade do vento - Bom Jesus da Lapa.

Analisando-se os resultados obtidos para as duas cidades, é importante ressaltar que as probabilidades de ocorrência de um determinado intervalo de valores é diretamente proporcional à área sob a curva. Dessa forma, apesar de pontos específicos apresentarem uma pequena discrepância, é interessante notar que a área das duas curvas se equilibra de tal forma que a probabilidade de ocorrência dos eventos é bastante similar. Ainda assim, é interessante apresentar uma comparação direta entre os cenários sintéticos e os dados históricos observados para confirmar a compatibilidade do modelo.

As Figuras 4.19 e 4.20 apresentam simulações realizadas para as duas cidades com intuito de validar os modelos construídos para a irradiância. É crucial destacar que nos dois casos as realizações sintéticas mantêm a característica de sazonalidade, com valores mínimos e máximos ocorrendo nos mesmos períodos observados no histórico. Adicionalmente, é possível observar que a média das séries sintéticas permanece próxima do histórico de validação. Por fim, destaca-se que os dados históricos utilizados para validação estão sempre contidos dentro da faixa de realização das séries sintéticas, corroborando a ideia de que a série histórica pode ser entendida como uma realização do processo estocástico autorregressivo modelado. Por essas razões, e levando-se em consideração os resultados previamente apresentados, é possível afirmar que o modelo construído para previsão da irradiância solar direta nas duas cidades brasileiras é suficientemente apropriado para a realização dos estudos propostos.

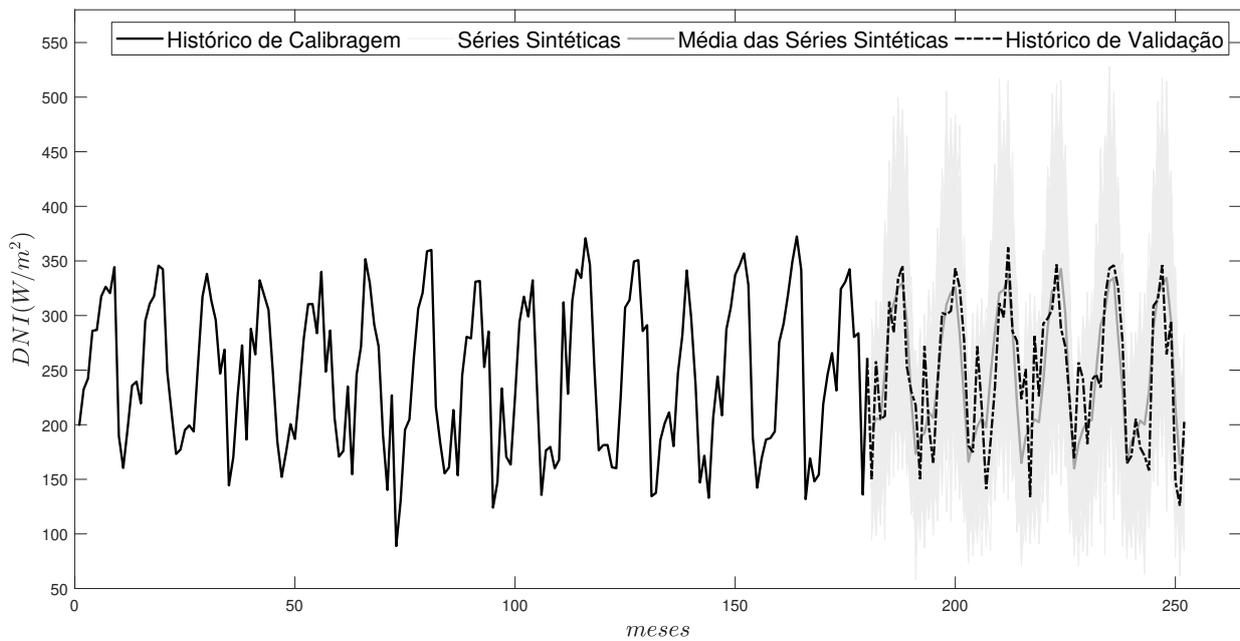


Figura 4.19: Validação dos cenários sintéticos gerados para irradiância - Brasília.

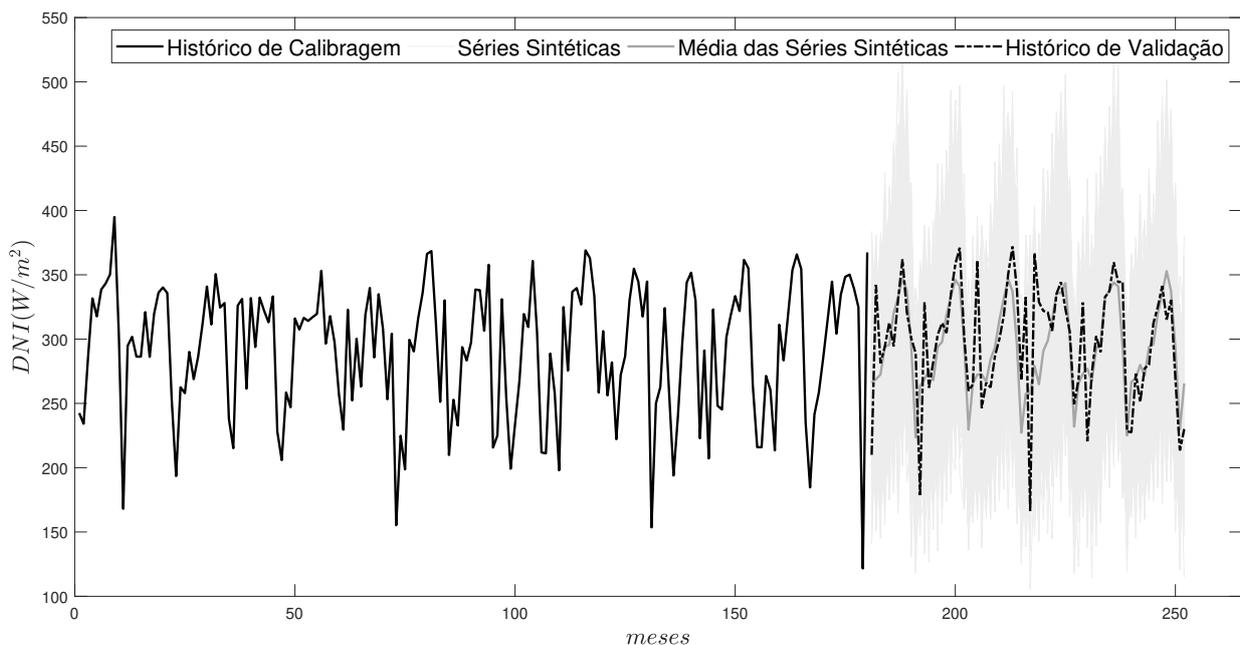


Figura 4.20: Validação dos cenários sintéticos gerados para irradiância - Bom Jesus da Lapa.

Da mesma forma, as Figuras 4.21 e 4.22 apresentam as simulações de validação realizadas para a temperatura ambiente. Aqui, também é possível observar que a média das séries sintéticas se mantém próxima do histórico de validação e que os dados históricos estão sempre contidos dentro da faixa de realização das séries sintéticas. Por essas razões, e levando-se em consideração os resultados previamente apresentados, é possível afirmar que o modelo construído para previsão da temperatura ambiente nas duas cidades brasileiras é adequado para a realização dos estudos

propostos.

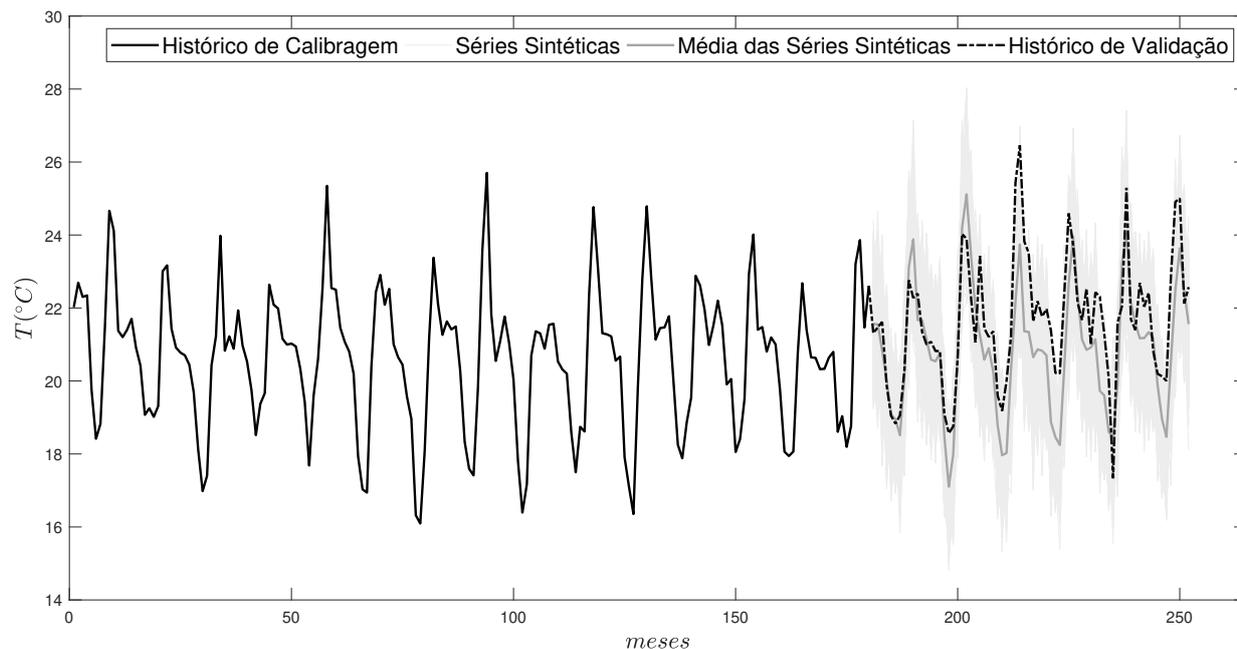


Figura 4.21: Validação dos cenários sintéticos gerados para temperatura - Brasília.

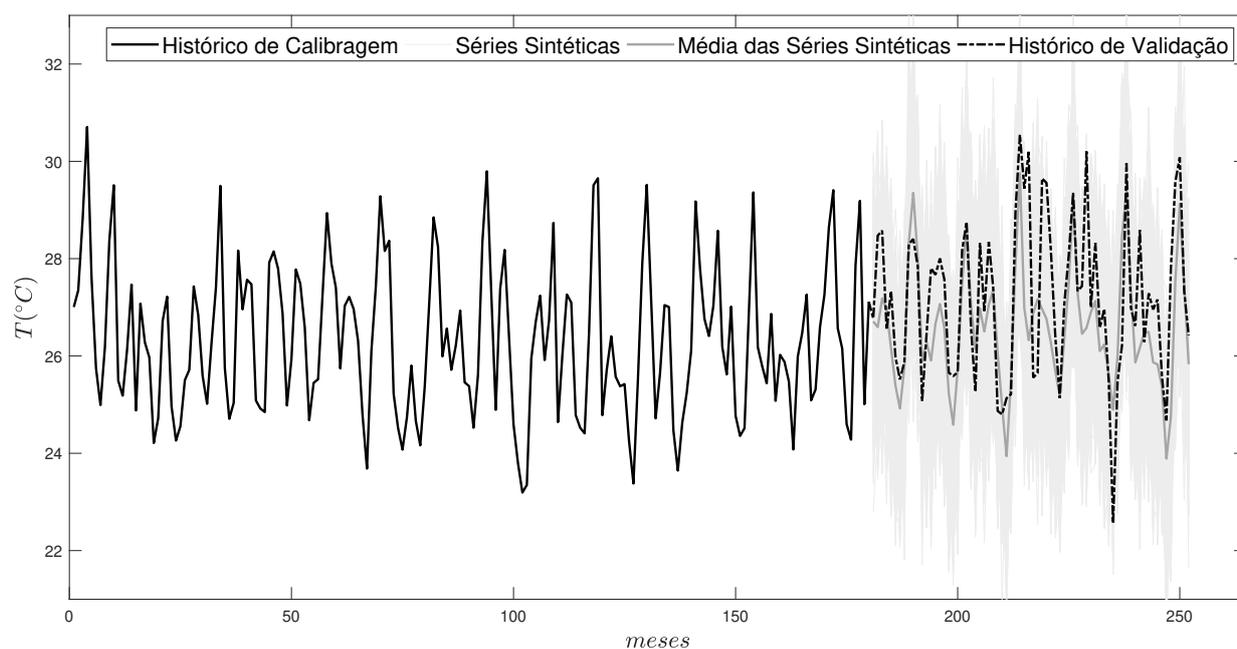


Figura 4.22: Validação dos cenários sintéticos gerados para temperatura - Bom Jesus da Lapa.

Por fim, o mesmo procedimento adotado foi aplicado aos dados históricos e sintéticos de velocidade do vento para as duas cidades. Os resultados são apresentados nas Figuras 4.23 e 4.24. Assim como as demais variáveis aleatórias foco do estudo, a velocidade do vento possui histórico de validação dentro dos limites impostos pelas séries sintéticas. Da mesma forma, a média dos cenários sintéticos possui forte aderência às realizações históricas registradas, mostrando que o modelo

encontra-se dentro do esperado e que, portanto, é adequado para o estudo aqui desenvolvido.

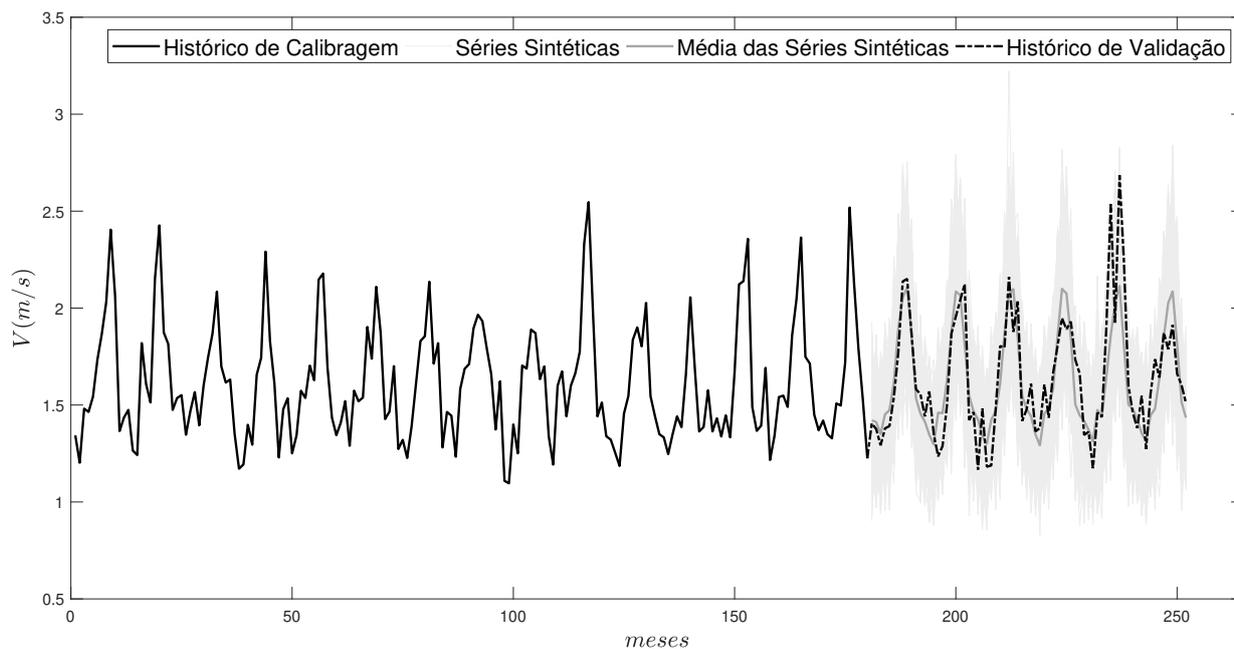


Figura 4.23: Validação dos cenários sintéticos gerados para velocidade do vento - Brasília.

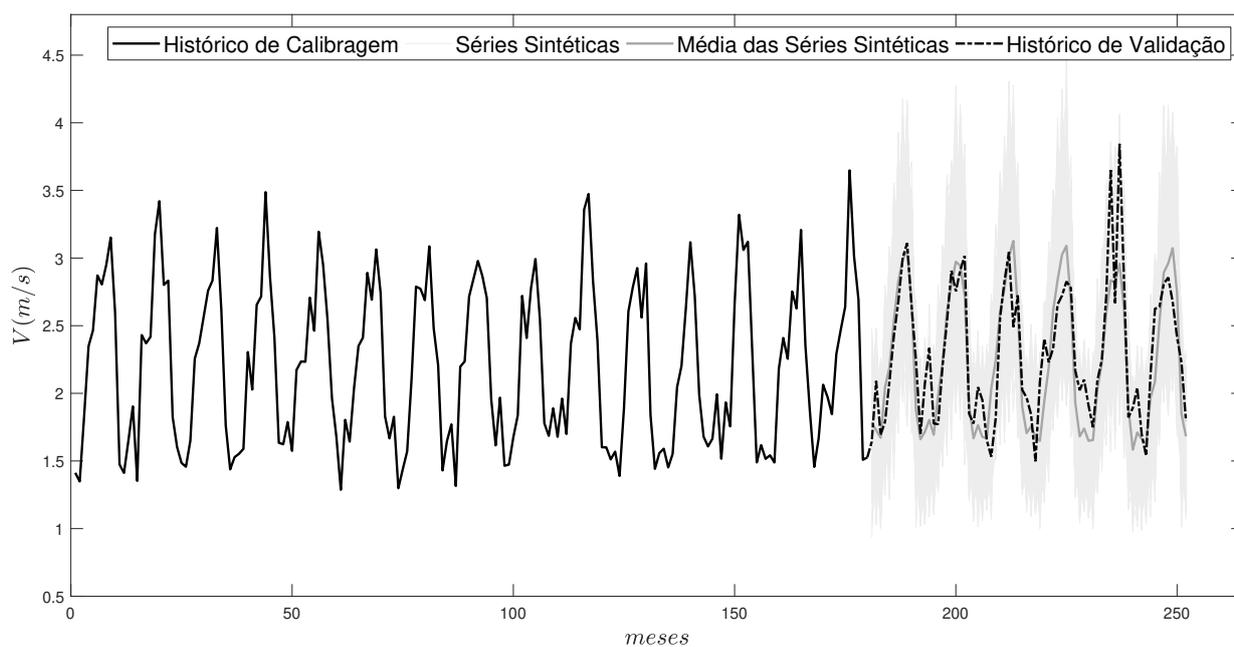


Figura 4.24: Validação dos cenários sintéticos gerados para velocidade do vento - Bom Jesus da Lapa.

Uma vez validados os modelos estocásticos construídos para cada uma das variáveis aleatórias das duas cidades, é possível aplicar as séries sintéticas ao modelo de geração previamente detalhado. A seção seguinte se dedica à apresentação dos resultados obtidos para a geração mensal e ao detalhamento da planta heliotérmica do tipo torre solar simulada.

4.3 Análise Técnica

A geração mensal pode ser quantificada especificados os dados climatológicos necessários e as características técnicas de operação da usina. Para o trabalho aqui desenvolvido, como já citado anteriormente, são necessárias as médias mensais das três variáveis aleatórias previamente detalhadas e os dados técnicos cuja especificação para cada cidade é apresentada na Tabela 4.9.

Tabela 4.9: Dados técnicos da planta heliotérmica do tipo torre solar.

Classe	Característica	Valor (BSB)	Valor (BJL)
Campo Solar	Número de Heliostatos	1136	1167
	Área do Heliostato [m^2]	120	120
	Eficiência Ótica (η_{opt})	0,418	0,424
	Refletividade (ζ)	0,96	0,96
	Área Total ocupada [ha]	78,10	79,72
Receptor Central/ Torre	Altura do Receptor (H) [m]	6,675	6,661
	Diâmetro do Receptor (D) [m]	4,695	4,655
	Altura da Torre [m]	82,081	83,377
	Temperatura de Entrada do HTF [$^{\circ}C$]	565	565
	Temperatura de Saída do HTF [$^{\circ}C$]	290	290
	Temperatura de filme [$^{\circ}C$]	292,96	295,80
	Temperatura do receptor [$^{\circ}C$]	470,3	470,3
	Diâmetro externo do tubo [mm]	40	40
	Coeficiente de regressão (α_1)	0.4365	0.4361
	Coeficiente de regressão (α_2)	-0,0103	-0,0103
	Coeficiente de regressão (α_3)	0,0059	0,0059
	Coeficiente de regressão (α_4)	$-1,694.10^{-4}$	$-1,698.10^{-4}$
	Fluido de Transferência de Calor	60% $NaNO_3$ 40% KNO_3	60% $NaNO_3$ 40% KNO_3
Ciclo de Potência	Eficiência do Ciclo de Potência (η_{pc})	0,414	0,413
	Capacidade Nominal da Turbina [MW_e]	20	20

Especificados os dados de entrada da usina, pode-se aplicar o modelo de geração apresentado para quantificação da energia mensal. Para tanto, 2.000 séries sintéticas foram geradas para cada uma das variáveis aleatórias. Cabe destacar que cada série sintética possui extensão correspondente à vida útil da usina, ou seja, 360 meses. Portanto, a conjugação das três séries sintéticas, uma para cada variável, com os dados técnicos da planta e com o modelo de geração, permite a quantificação da energia mensalmente pelo período de 30 anos. A repetição desse processo é então realizada por meio da utilização de simulações de Monte Carlo.

A Figura 4.25 representa a geração de energia elétrica mensal para cidade de Brasília, sendo que as curvas em cinza representam cada uma das 2.000 séries sintéticas obtidas para geração, e

a curva preta a média dos cenários sintéticos para cada mês. Neste caso, o valor esperado global para a geração mensal da planta ($E[E_g]$) é de 3,49 *GWh* e o desvio padrão ($\sigma[E_g]$) de 0,64 *GWh*.

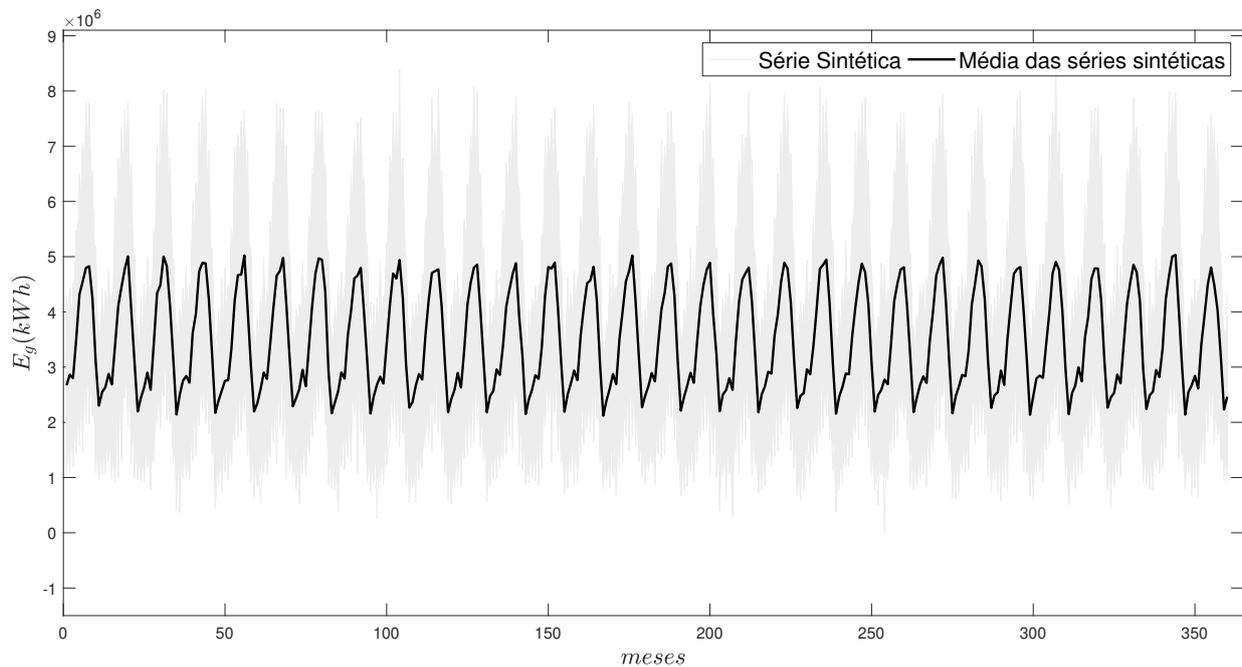


Figura 4.25: Cenários sintéticos de geração de energia elétrica - Brasília.

Fica evidente do resultado acima que, apesar do valor médio das séries sintéticas se manter relativamente semelhante ao longo dos anos de operação da usina, a faixa de variação para a geração mensal é relativamente alta dadas as realizações sintéticas simuladas, denotando a imprevisibilidade em seu valor. Dessa maneira, é possível que modelos determinísticos acabem por subestimar ou superestimar a geração mensal de determinada usina ao desconsiderar a aleatoriedade das variáveis climáticas que afetam a produção de energia elétrica.

De maneira similar, a Figura 4.26 representa a geração mensal para cidade de Bom Jesus da Lapa, sendo que as curvas em cinza representam cada uma das 2.000 séries sintéticas obtidas para geração, e a curva preta a média dos cenários sintéticos para cada mês. Para a cidade baiana, o valor esperado global para a geração mensal da planta ($E[E_g]$) é de 4,24 *GWh* e o desvio padrão ($\sigma[E_g]$) de 0,61 *GWh*.

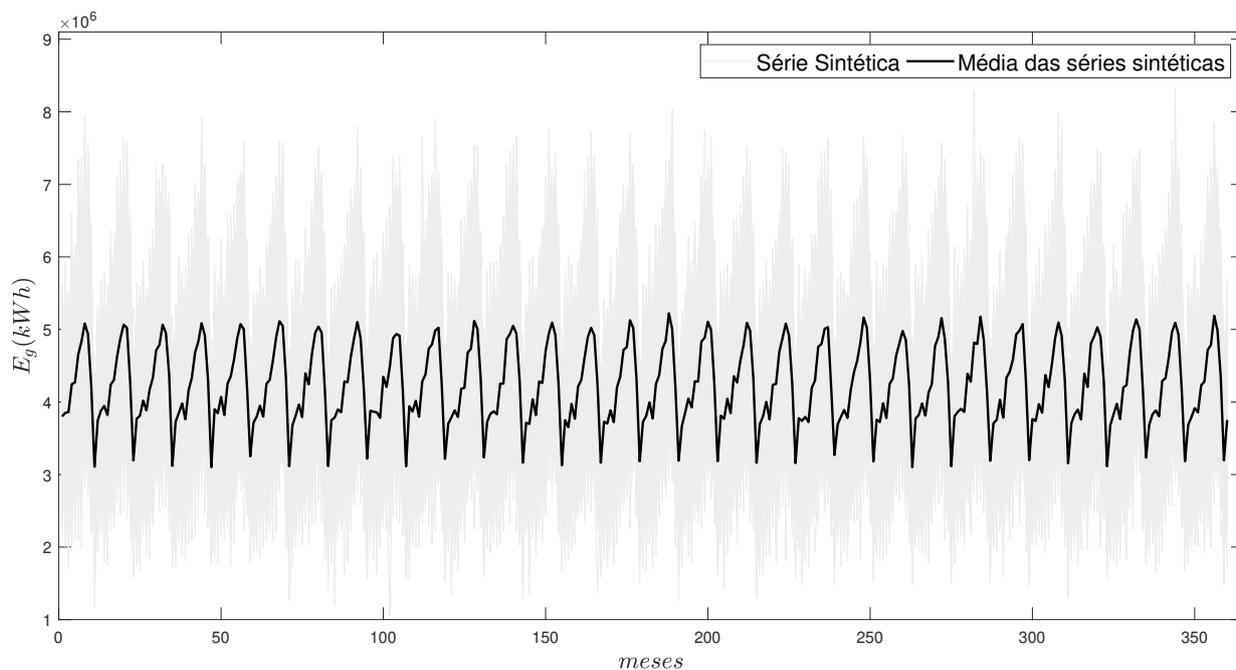


Figura 4.26: Cenários sintéticos de geração de energia elétrica - Bom Jesus da Lapa.

Com intuito de evidenciar as discrepâncias entre a análise de risco conduzida neste estudo e as análises determinísticas usualmente empregadas, foi realizada uma simulação das plantas nos mesmos locais propostos utilizando-se o SAM. O resultado por ele fornecido corresponde à geração anual da planta para o seu primeiro ano de operação. Dessa forma, com intuito de realizar uma comparação, foi calculada a geração anual para o primeiro ano de operação de cada uma das 2.000 séries sintéticas obtidas.

As Figuras 4.27 e 4.28 apresentam os histogramas obtidos com tais resultados, respectivamente, para a cidade de Brasília e Bom Jesus da Lapa. Nele, cada barra representa um pequeno intervalo de valores com a respectiva frequência relativa evidenciada no eixo das ordenadas. Concomitantemente, apresenta-se o resultado obtido com o SAM, evidenciado pela linha vertical tracejada.

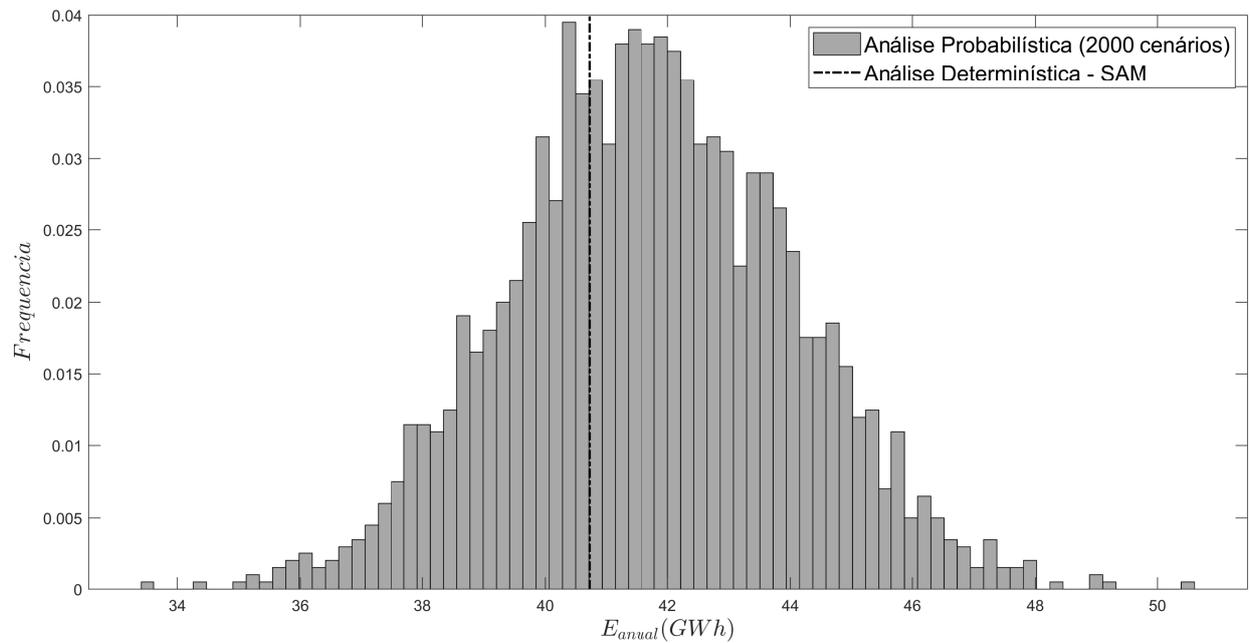


Figura 4.27: Histograma da geração anual para o primeiro ano de operação (2000 cenários) - Brasília.

Para Brasília, o valor médio de energia gerada para o primeiro ano de operação, obtido a partir da análise dos cenários sintéticos, é de $41,72 \text{ GWh}$ com desvio padrão de $2,26 \text{ GWh}$, enquanto o valor dado pelo SAM é de $40,73 \text{ GWh}$. A análise do gráfico e dos valores evidencia a vantagem de se trabalhar com os cenários sintéticos, uma vez que é possível observar a distribuição de probabilidade para a variável de interesse. Nesse caso particular, fica clara a similaridade da distribuição obtida para a geração anual com a distribuição normal, fator que revela particularidades importantes quanto ao comportamento esperado para a energia gerada e que pode ser decisivo na tomada de decisão quanto à implementação da tecnologia.

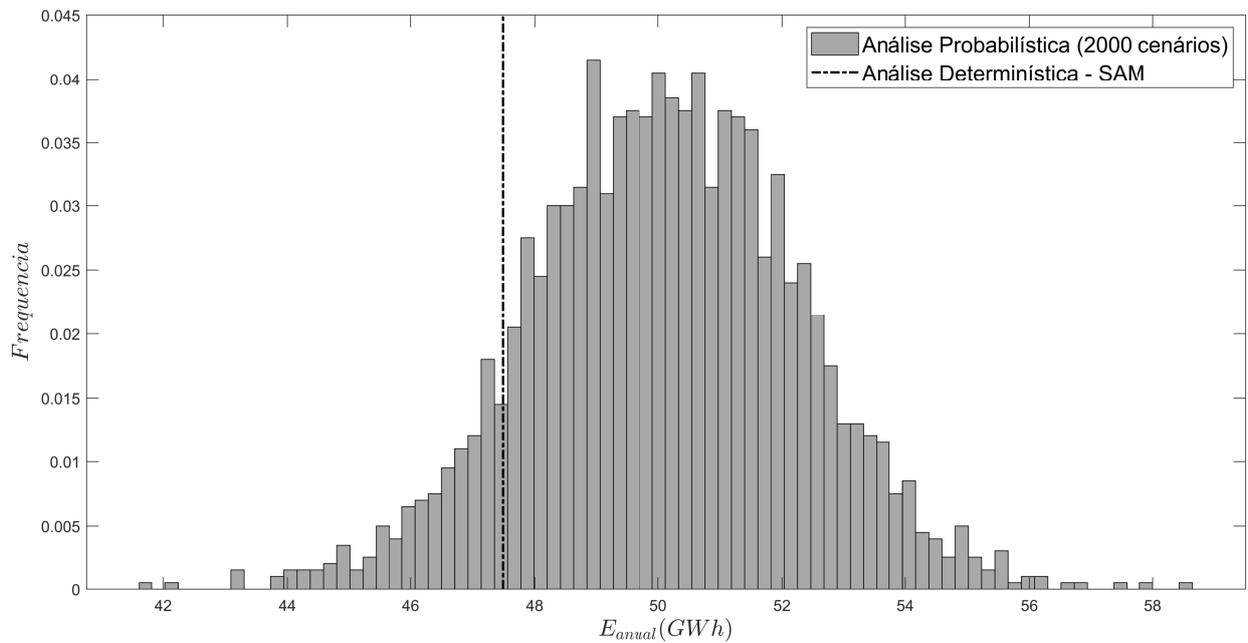


Figura 4.28: Histograma da geração anual para o primeiro ano de operação (2000 cenários) - Bom Jesus da Lapa.

Para Bom Jesus da Lapa, o valor médio de energia gerada para o primeiro ano de operação, obtido a partir da análise dos cenários sintéticos, é de 50,68 GWh com desvio padrão de 2,12 GWh , enquanto o valor dado pelo SAM é de 47,5 GWh . Aqui também se observa semelhança entre a distribuição da energia gerada e a distribuição normal, levando à mesma conclusão previamente discutida. Nesse caso particular, ressalta-se a maior discrepância entre o valor médio dos cenários sintéticos e o fornecido pelo SAM. A principal causa para tal diferença se baseia no fato dos dados climáticos utilizados em cada simulação serem distintos, pois em uma tratam-se de dados sintéticos e na outra de dados climáticos representativos do tipo TMY (*typical meteorological year*).

A principal conclusão retirada da análise dos dois gráficos anteriores é a de que, independente do valor fornecido pelo *software* de simulação empregado, este será a representação de apenas um dos diversos valores possíveis para a geração anual da usina, sendo crucial a consideração das variáveis aleatórias do problema. O mesmo ocorre com a mensuração dos retornos financeiros decorrentes da venda da energia gerada. Na seção seguinte são apresentados os resultados para a análise de risco econômico associado à implantação das plantas em estudo.

4.4 Análise de Viabilidade Econômica

A análise de viabilidade econômica foi feita para as duas localidades brasileiras, considerando os custos associados à construção, operação e manutenção da usina e também todos os tributos incidentes sobre a receita auferida com a venda da energia no Ambiente de Contratação Regulado e eventuais encargos inerentes ao setor de geração. A Tabela 4.10 sintetiza todos os dados necessários para a condução dos estudos de viabilidade econômica.

Tabela 4.10: Dados econômicos empregados.

Característica	Valor
Potência Instalada	20 MW
Custos de Implantação	Milhões USD 4,93/ MW
Vida útil do projeto	30 anos
Preço do Contrato	R\$ 305/MWh (LER Agosto 2015 - Aneel)
Taxa Mínima de Atratividade (TMA)	Igual ao custo de capital próprio
Taxa de Aplicação de Recursos (R_a)	Igual ao custo de capital próprio
Taxa de Captação de Recursos (R_c)	Igual ao custo de capital de terceiros
Taxa de Fiscalização da ANEEL (TFSEE)	0,5% da Receita Bruta
Tarifa de Uso do Sistema de Transmissão (TUST)	R\$ 1,5/kW.mês
O&M - Fixo	USD 65/kW.ano
O&M - Variável	USD 3/MWh
Depreciação Linear	30 anos
Regime de Tributação	Lucro Presumido

De Oliveira et al. (2019); Pinto et al. (2020)

O preço de venda escolhido, referente ao Leilão de Energia de Reserva (LER) realizado em 2015, procura representar um cenário favorável à integração de fontes de energia com elevado custo de produção.

A Tabela 4.11 apresenta os dados percentuais anuais referentes ao cálculo do custo de capital próprio e de terceiros. Cabe ressaltar que, inicialmente, considerou-se uma estrutura de capital sem nenhum tipo de financiamento, ou seja, com 100% do capital investido sendo próprio. No entanto, posteriormente será realizada uma análise de sensibilidade na qual algumas variáveis serão analisadas, dentre elas o nível de endividamento.

Tabela 4.11: Dados para o cálculo do custo de capital.

Custo de Capital Próprio	
Taxa livre de risco	4,59%
Prêmio de risco de mercado	5,79%
Beta médio desalavancado	0,44
Prêmio de risco do país	3,52%
Inflação média EUA	2,47%
Custo de capital próprio (nominal)	10,65%
Custo de capital próprio (real)	7,95%
Custo de Capital de Terceiros	
Prêmio de risco de crédito	2,93%
Custo de capital de terceiros (nominal)	11,04%
Custo de capital de terceiros (real)	8,34%

ANEEL (2020)

Para cada um dos 2.000 cenários de geração apresentados foi construído o fluxo de caixa (FCLA) considerando todas as receitas e despesas de cada mês. A partir de cada cenário de fluxo é possível calcular os indicadores previamente discutidos. O conjunto de valores para cada indicador caracterizam as realizações de um evento aleatório e, portanto, podem ser descritos e analisados a partir de seus histogramas ou curvas de densidade.

As Figuras 4.29 e 4.30 representam os histogramas do VPL do projeto obtidos, respectivamente, para as cidades de Brasília e Bom Jesus da Lapa. Assim como para geração de energia elétrica, os principais dados estatísticos, valor esperado e desvio padrão, podem ser extraídos a partir do conjunto de dados apresentado abaixo e sua análise permite compreender o comportamento e também o risco inerente ao negócio em análise.

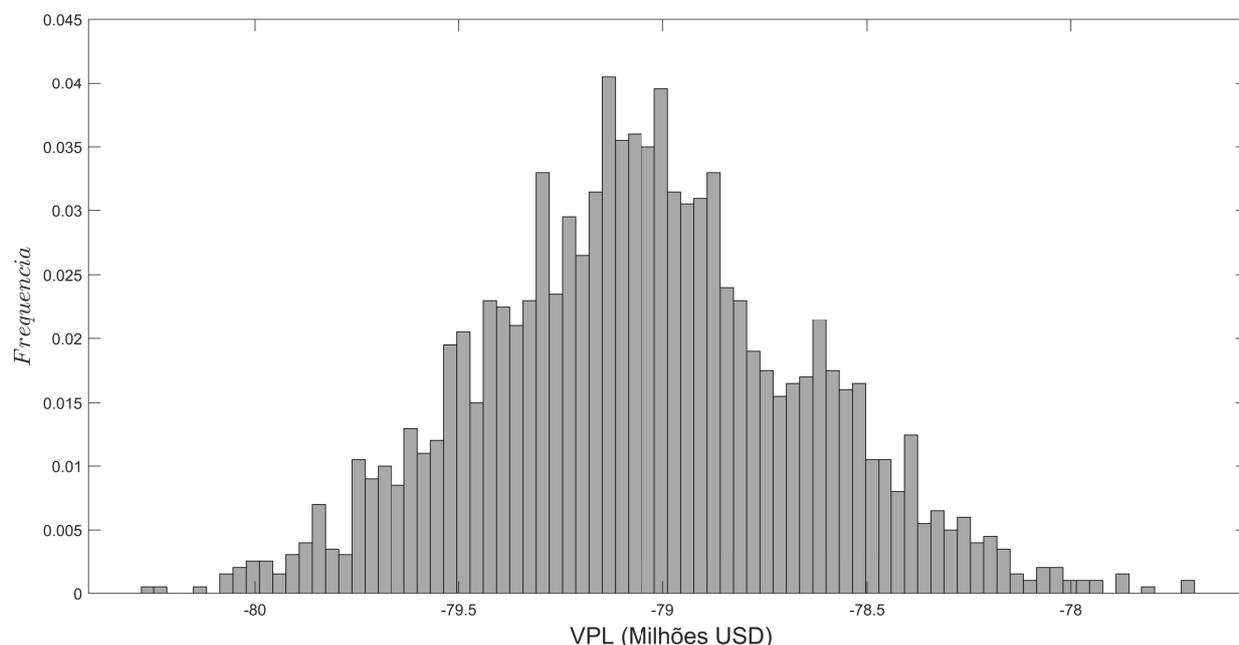


Figura 4.29: Histograma para o VPL (2000 cenários) - Brasília.

Para cidade de Brasília, o valor esperado para o VPL ($E[VPL]$) é de $-79,05$ milhões de dólares e o desvio padrão ($\sigma[VPL]$) de $0,40$ milhões de dólares. Tais resultados indicam para inviabilidade de implantação do projeto da forma como foi especificado, sendo necessário avaliar quais medidas podem ser tomadas para que a viabilidade seja alcançada. Os valores calculados para Bom Jesus da Lapa, apesar de superiores aos encontrados para Brasília, também apontam para inviabilidade do projeto. Para esse caso, o valor esperado para o VPL ($E[VPL]$) é de $-71,75$ milhões de dólares e o desvio padrão ($\sigma[VPL]$) de $0,31$ milhões de dólares. A superioridade observada ao se comparar as duas cidades decorre diretamente do maior potencial energético da cidade baiana.

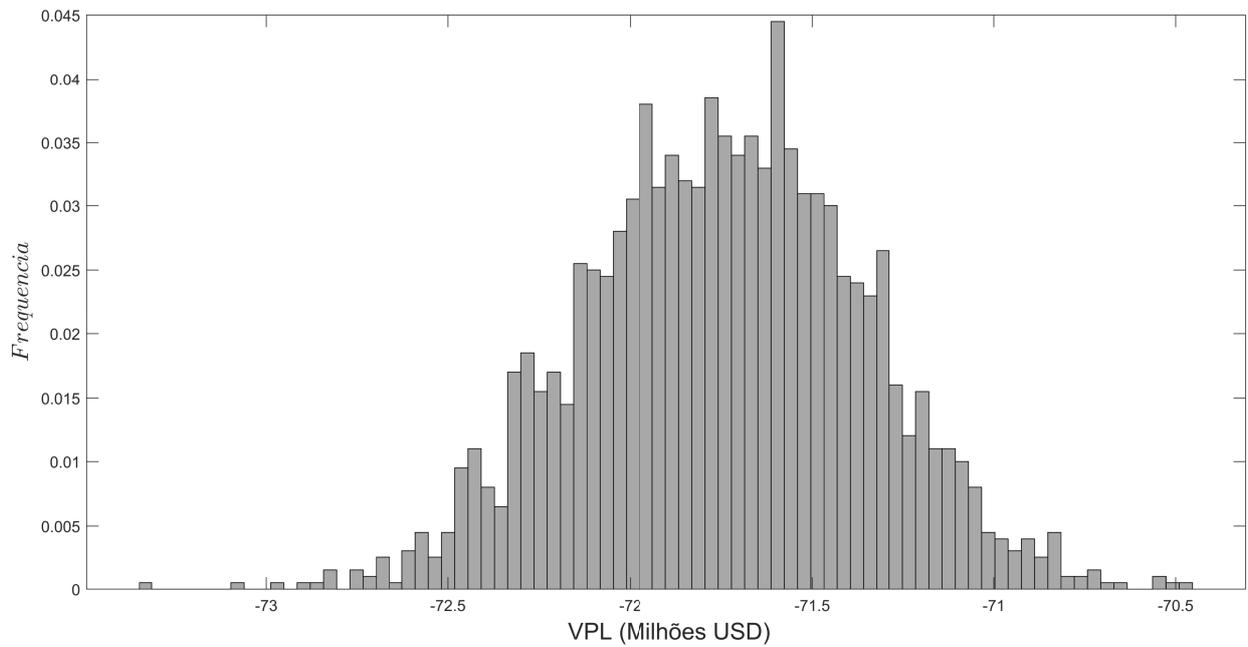


Figura 4.30: Histograma para o VPL (2000 cenários) - Bom Jesus da Lapa.

De maneira complementar, os histogramas, o valor esperado e o desvio padrão obtidos para a TIRM são analisados. As Figuras 4.31 e 4.32 apresentam os histogramas para as duas cidades. Os resultados corroboram as conclusões previamente apresentadas, apontando para a inviabilidade dos projetos e para a superioridade do cenário baiano. Para a cidade de Brasília, o valor esperado calculado ($E[TIRM]$) foi de 2,32%, com desvio padrão ($\sigma[TIRM]$) de 0,069%. Já para Bom Jesus da Lapa, o valor esperado calculado foi de 3,41%, com desvio padrão de 0,04%.

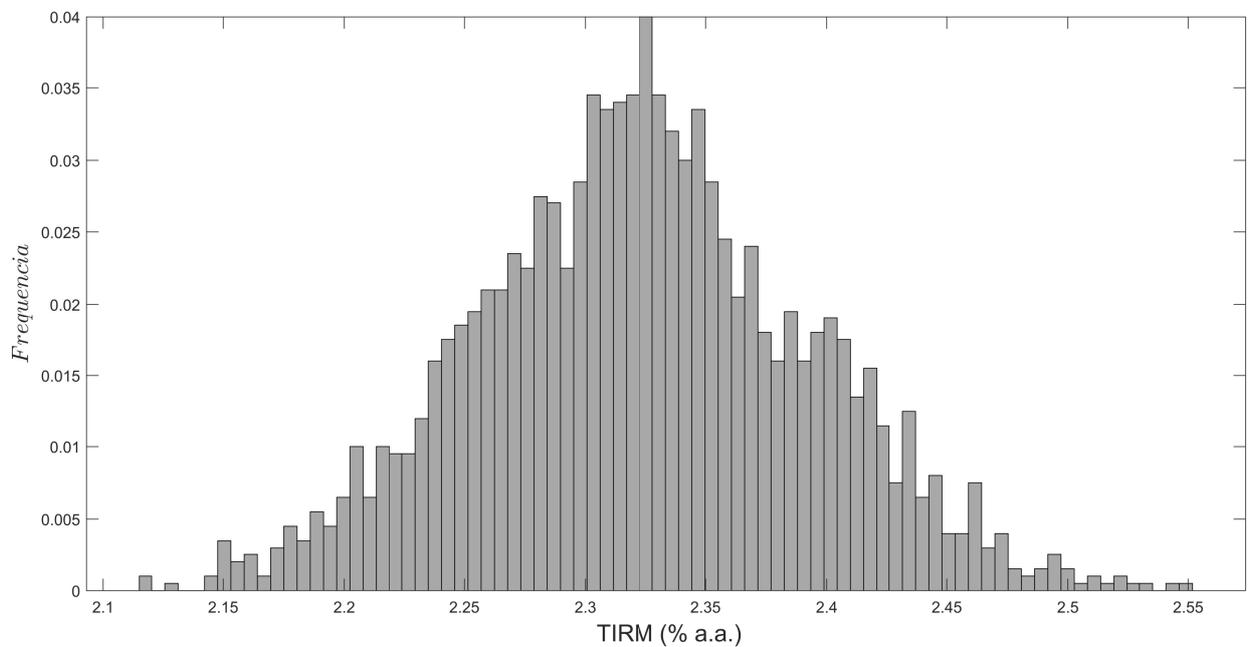


Figura 4.31: Histograma para o TIRM (2000 cenários) - Brasília.

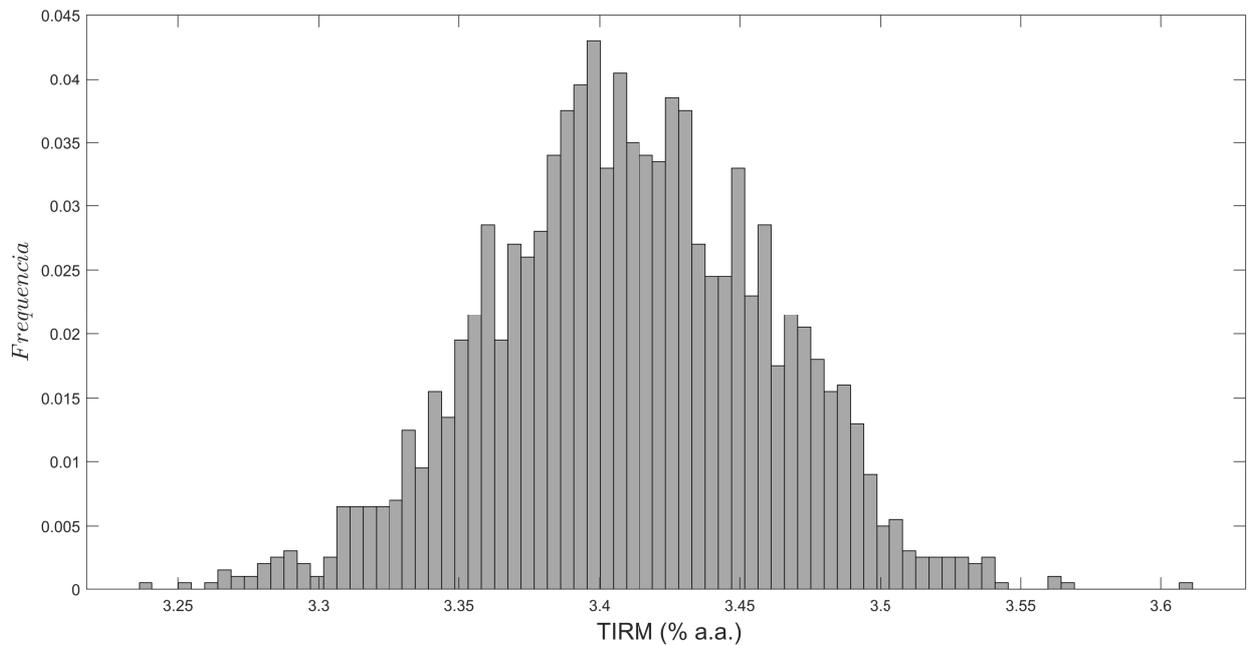


Figura 4.32: Histograma para o TIRM (2000 cenários) - Bom Jesus da Lapa.

Diferentemente do VPL, cujo valor pode ser analisado isoladamente, a TIRM tem seu significado atrelado a outra variável, a Taxa mínima de atratividade (TMA). A viabilidade do projeto é corroborada quando a TIRM é maior ou igual à TMA que, para esse projeto, é de 7,95% *a.a.* Como é possível observar nas Figuras 4.31 e 4.32, isso não ocorre para nenhuma dos cenários simulados.

O terceiro indicador utilizado neste trabalho é o *payback* descontado. No entanto, uma vez que todos os resultados apontam para a inviabilidade do projeto, é evidente que os valores de *payback* calculados são superiores ao período de vida útil da usina, não havendo, dessa forma, uma distribuição a ser analisada.

4.5 Análise de Sensibilidade

Determinada a inviabilidade do projeto, uma possível saída para investigar as condições técnicas e econômicas que viabilizariam a integração de dada tecnologia no cenário nacional, é a realização de uma análise de sensibilidade univariada. Para este trabalho, as análises foram conduzidas apenas para a cidade de Bom Jesus da Lapa, uma vez que para ela foram obtidos os cenários mais favoráveis no que diz respeito à produção mensal de energia.

Ademais, consideraram-se quatro variáveis de sensibilidade, uma técnica e três econômicas, sendo elas, a eficiência do ciclo de potência (%), o preço de venda da energia elétrica no ACR ($R\$/MWh$), o custo de implementação da usina ($R\%$) e o nível de financiamento (%). Para cada valor da variável de sensibilidade, 2.000 cenários foram gerados e a partir deles calculou-se o valor esperado e o desvio padrão do VPL e da TIRM.

A análise é realizada de maneira integrada, com a variável técnica e econômica apresentadas no mesmo gráfico. Dessa forma, para cada valor contido no intervalo da variável econômica têm-se múltiplos resultados.

Para a eficiência do ciclo de potência, utilizou-se o intervalo entre 36% e 46% (Dunham and Iverson, 2014). Vale ainda destacar que o aumento na eficiência não foi feito com uma contrapartida no custo de implementação, uma vez que se deseja mensurar o impacto isolado de uma mudança em tal variável.

4.5.1 Preço de venda da energia elétrica no ACR

A mudança no preço de venda da energia elétrica no ACR, cujo valor é definido em leilão, tem impacto direto na viabilidade econômica da planta, uma vez que quanto maior for o valor definido em contrato, maior será a receita mensal auferida com a venda da energia elétrica. O estudo de sensibilidade aqui conduzido considera o preço de venda na faixa de $0,07 \text{ USD}/kWh$ até $0,375 \text{ USD}/kWh$. O valor mínimo considerado é o mesmo das simulações anteriores (detalhado na Tabela 4.10), considerando uma cotação de $4R\$/USD$ (Bacen, 2020).

As Figuras 4.33 e 4.34 apresentam o comportamento do valor esperado e desvio padrão do VPL, respectivamente, em função da variação no preço de venda da energia elétrica no ACR. Em cada figura, a cor da curva define qual o valor utilizado na simulação para a eficiência do ciclo de potência.

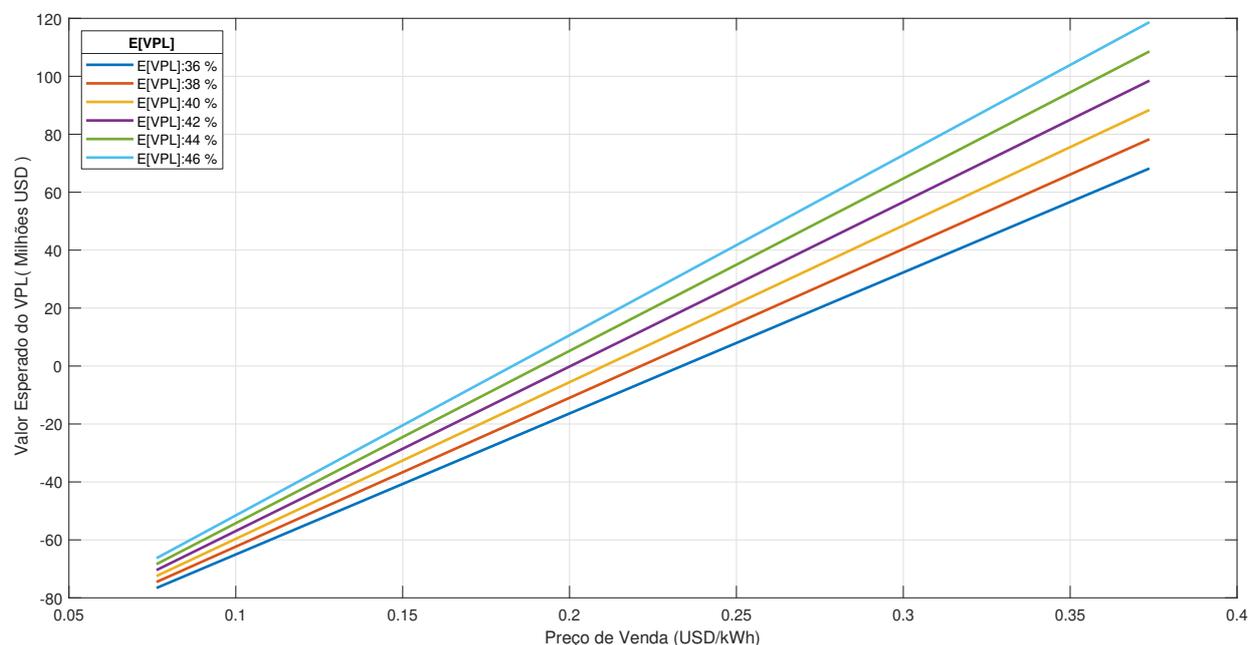


Figura 4.33: Valor esperado do VPL em função do preço de venda da energia elétrica no ACR - Bom Jesus da Lapa.

Nesse contexto, é importante notar o comportamento crescente da curva, independente do valor de eficiência. A explicação para isso decorre logicamente do aumento de receita quando se tem um

aumento no preço de venda, fato que impacta positivamente o fluxo de caixa e, conseqüentemente, o VPL.

Adicionalmente, deve-se notar que a curva referente ao maior valor de eficiência (46%) está mais a esquerda, denotando maior retorno financeiro para um dado preço pactuado. Fica claro da análise, que pequenos incrementos na performance desse componente da usina impacta de maneira significativa o retorno financeiro do empreendimento. Ou seja, quanto maior a eficiência do ciclo de potência, menor é o preço de venda da energia que viabiliza o projeto.

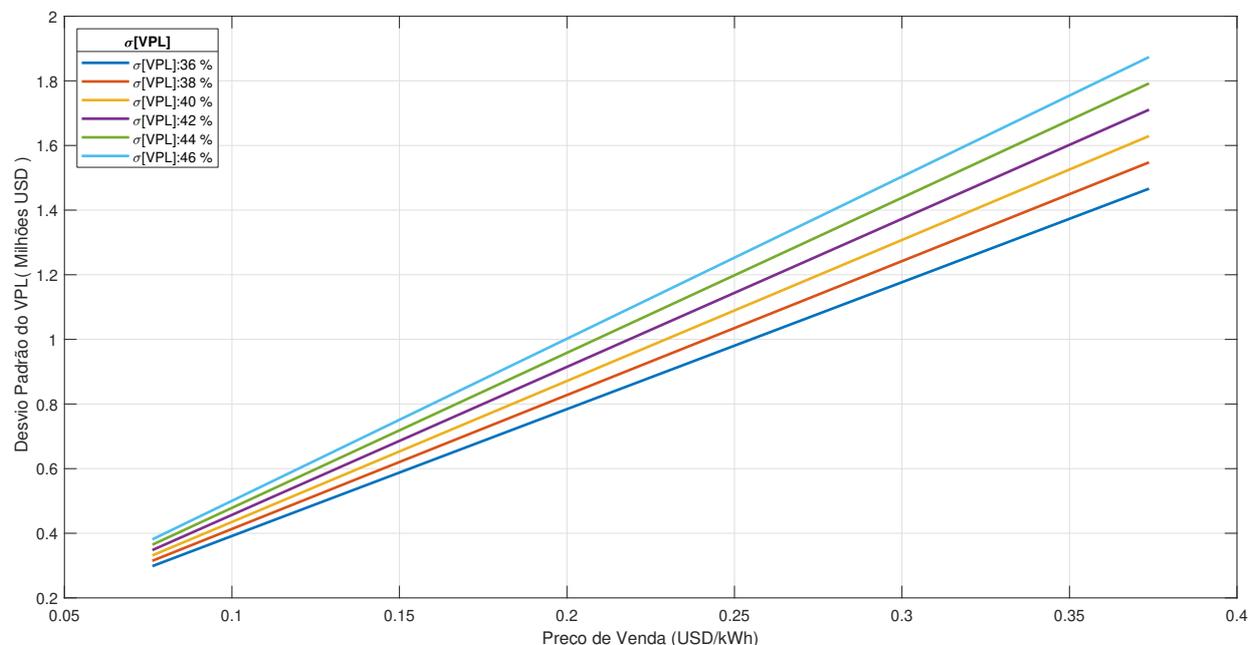


Figura 4.34: Desvio padrão do VPL em função do preço de venda da energia elétrica no ACR - Bom Jesus da Lapa.

É interessante ressaltar também que, apesar de possuir comportamento crescente, o desvio padrão calculado para o VPL ($\sigma[VPL]$) diminui seu valor relativo ao $E[VPL]$ com o aumento do preço de venda. Em termos práticos, isso denota que há uma diminuição no risco com o aumento do valor pactuado no contrato de comercialização.

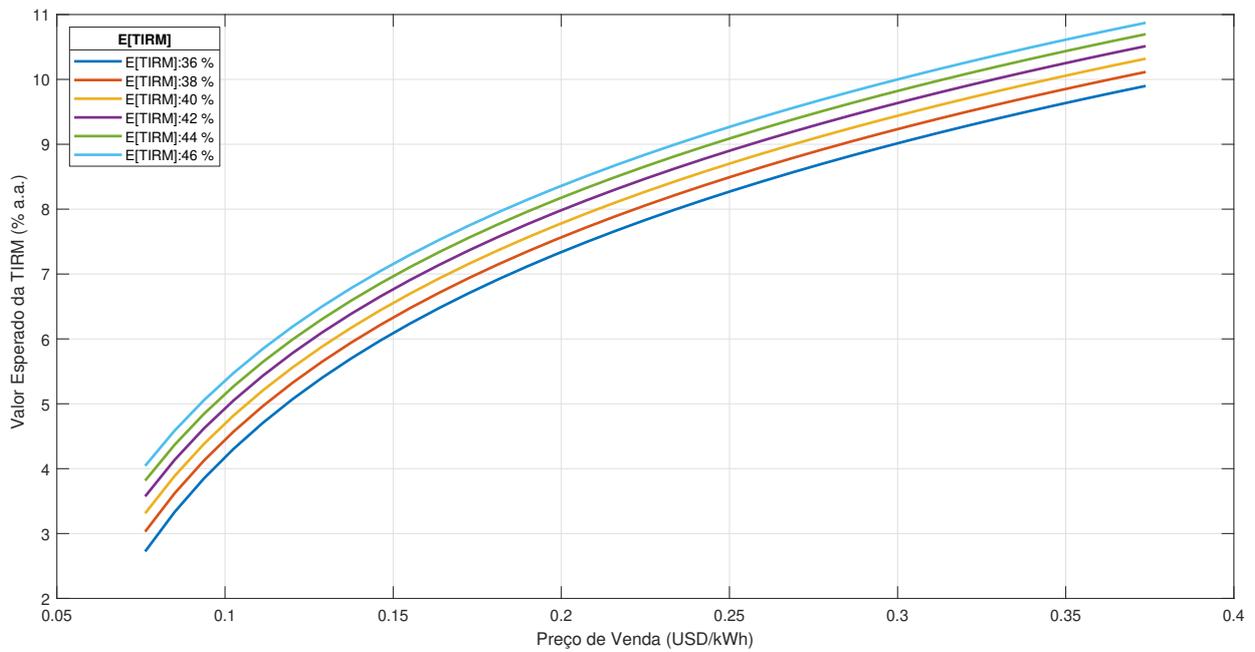


Figura 4.35: Valor esperado da TIRM em função do preço de venda da energia elétrica no ACR - Bom Jesus da Lapa.

De forma similar, tem-se a TIRM, cujo comportamento em termos do valor esperado e do desvio padrão encontra-se representado nas Figuras 4.35 e 4.36. Também aqui, fica evidente o potencial tanto do preço de venda acordado quanto da eficiência na viabilidade da planta.

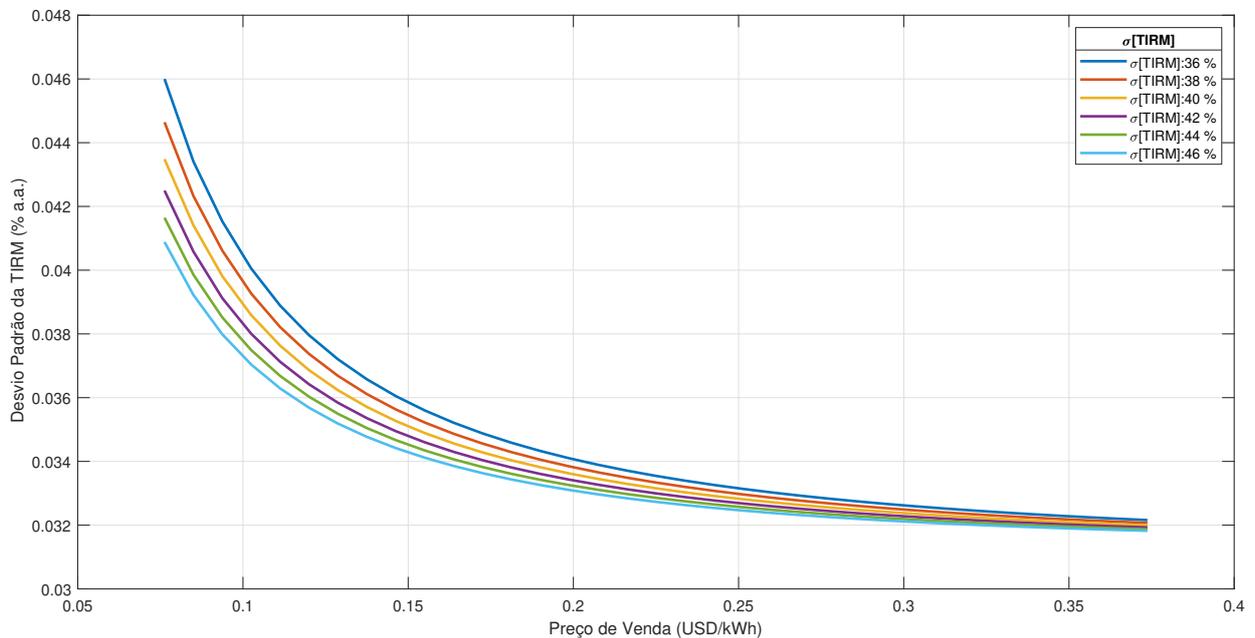


Figura 4.36: Desvio padrão da TIRM em função do preço de venda da energia elétrica no ACR - Bom Jesus da Lapa.

Tanto o VPL quanto a TIRM têm como valor mínimo para a viabilidade preços que variam

entre 0,234 e 0,182 USD/kWh a depender da eficiência considerada, ou seja, para que o projeto apresentado seja viável é preciso que o preço do contrato de comercialização seja maior ou igual aos valores supracitados. Na condição limite, tem-se que o valor esperado para o VPL ($E[VPL]$) é igual a zero e que para a TIRM ($E[TIRM]$) é igual a 7,95 % a.a, valor definido para a TMA. Nessas condições, os desvios padrões observados para o VPL e para a TIRM são, respectivamente, 0,92 milhões de dólares e 0,033%, com pequenas variações em torno desses valores. É interessante notar que o desvio padrão se alterou pouco com a mudança do valor da eficiência.

A Tabela 4.12 apresenta, para cada valor de eficiência, o preço de venda mínimo a ser pactuado para alcançar a viabilidade em termos no VPL e da TIRM.

Tabela 4.12: Preço mínimo de Venda para viabilidade e respectivos dados estatísticos.

Eficiência (μ) (%)	Preço Mínimo (USD/kWh)	$E[VPL]$ (MiUSD)	$\sigma[VPL]$ (MiUSD)	$E[TIRM]$ (% a.a)	$\sigma[VPL]$ (% a.a)
36	0,234	0	0,926	7,95	0,0334
38	0,221	0	0,918	7,95	0,0334
40	0,209	0	0,918	7,95	0,0334
42	0,200	0	0,922	7,95	0,0334
44	0,190	0	0,916	7,95	0,0334
46	0,182	0	0,916	7,95	0,0334

4.5.2 Custo Unitário de Implementação

A segunda variável econômica analisada é o custo unitário de implementação da usina. A relação entre tal variável e a viabilidade da planta é imediata, uma vez que a diminuição do custo inicial tem impacto positivo no fluxo de caixa resultante. Da mesma forma que para o preço de venda da energia elétrica no ACR, o valor esperado e o desvio padrão foram analisados tanto para o VPL quanto para a TIRM.

Nesta etapa, considerou-se uma faixa de variação que se inicia em 10 milhões de dólares e vai até o valor utilizado nas demais simulações do trabalho, apresentado na Tabela 4.10. Essa faixa de variação alta se justifica pois grande parte dos componentes pode ter seu valor reduzido se produzidos no próprio país.

As Figuras 4.37 e 4.38 apresentam os resultados alcançados para o VPL. Aqui o comportamento da curva é decrescente, denotando uma diminuição considerável na viabilidade do projeto quando do aumento do custo de implementação.

Ademais, observa-se que quanto maior a eficiência, mais a direita encontra-se a curva. Isso pode ser entendido se tomarmos um valor fixo de $E[VPL]$. Nesse caso, um custo maior de implementação pode ser suportado se houver uma contrapartida na produção de energia. Esse dado é valioso pois pode ser utilizado como ferramenta de decisão para projetistas.

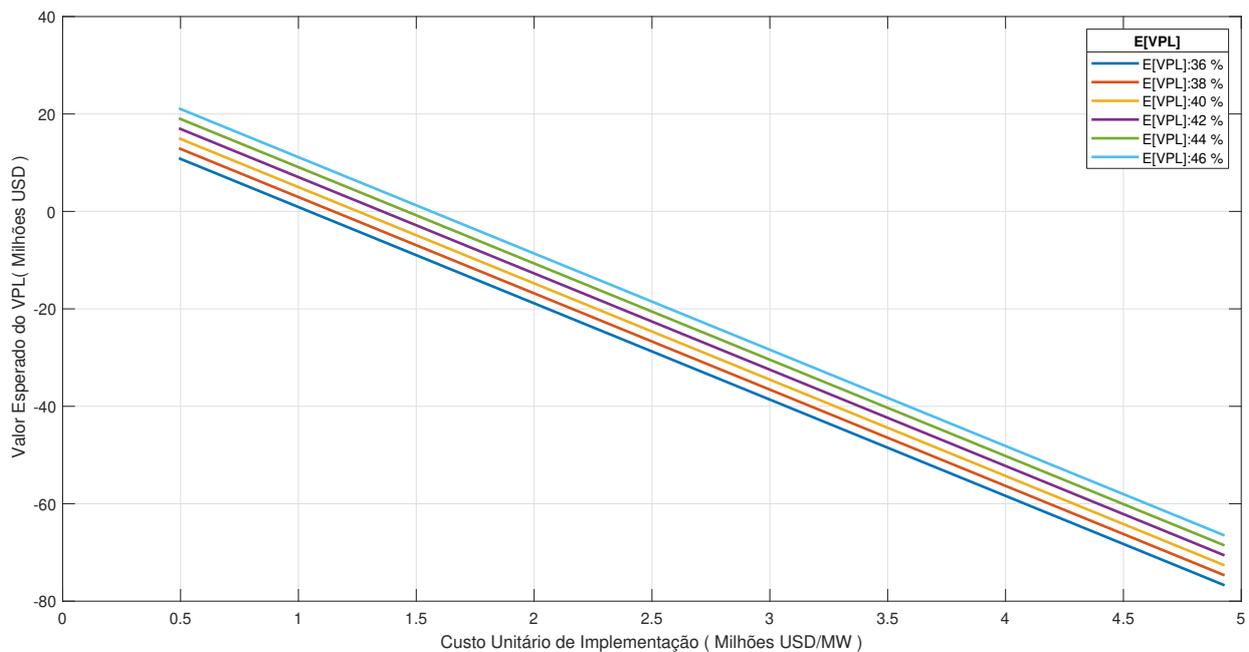


Figura 4.37: Valor esperado do VPL em função do custo de implementação - Bom Jesus da Lapa.

Outro ponto interessante, reside no fato do desvio padrão permanecer constante com a mudança no custo. No entanto, é crucial observar que o risco diminui com a diminuição do custo, dado que o valor relativo do desvio padrão com relação ao $E[VPL]$ diminui.

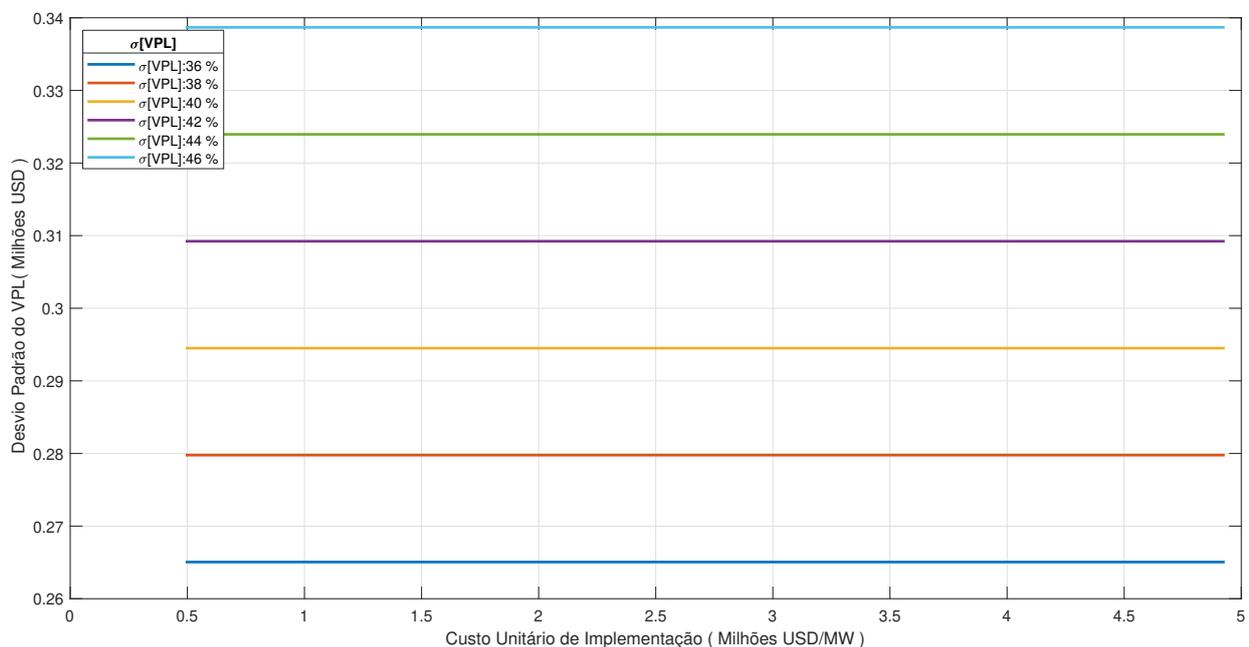


Figura 4.38: Desvio padrão do VPL em função do custo de implementação - Bom Jesus da Lapa.

As mesmas características discutidas para o VPL, podem ser observadas no comportamento da TIRM. As Figuras 4.39 e 4.40 apresentam as curvas para a TIRM.

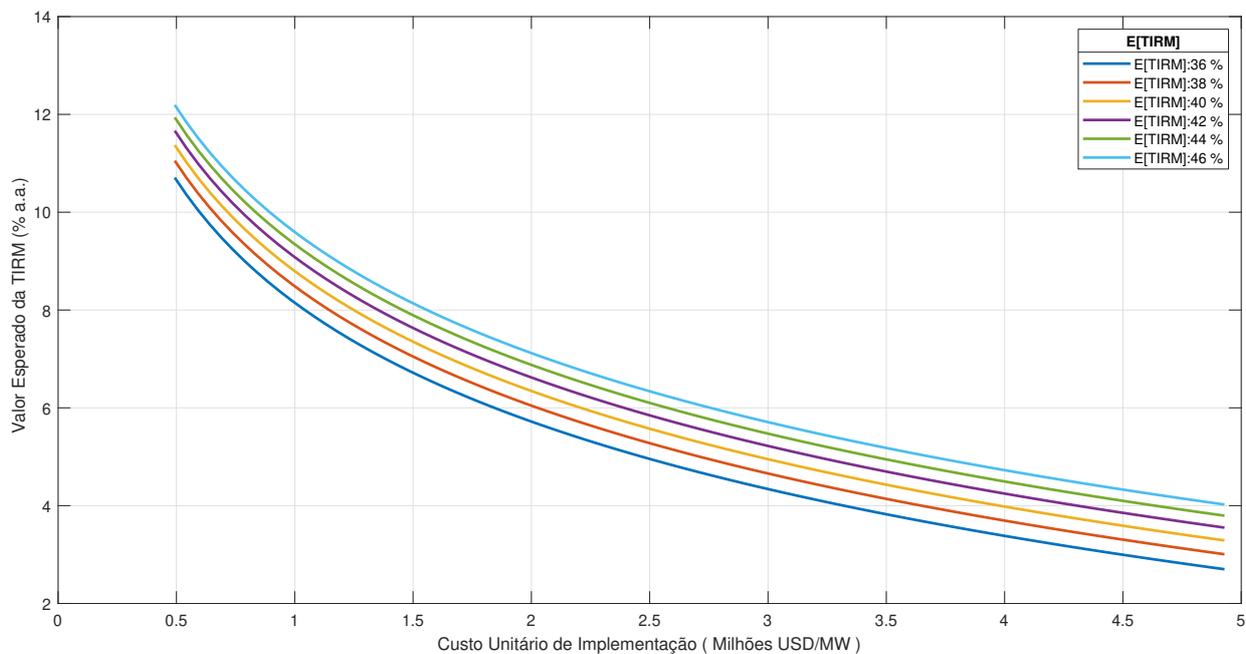


Figura 4.39: Valor esperado da TIRM em função do custo de implementação - Bom Jesus da Lapa.

Observa-se, assim como para o VPL, uma redução acentuada na viabilidade com o aumento no custo de implantação. Adicionalmente, tem-se uma diminuição do risco com a diminuição do custo. Apesar do gráfico para o desvio padrão apresentar comportamento decrescente, alcançando os maiores valores para os cenários com custo mais reduzido, é fácil notar que o valor relativo do desvio padrão em relação ao $E[TIRM]$ reduz com a diminuição do custo de implementação.

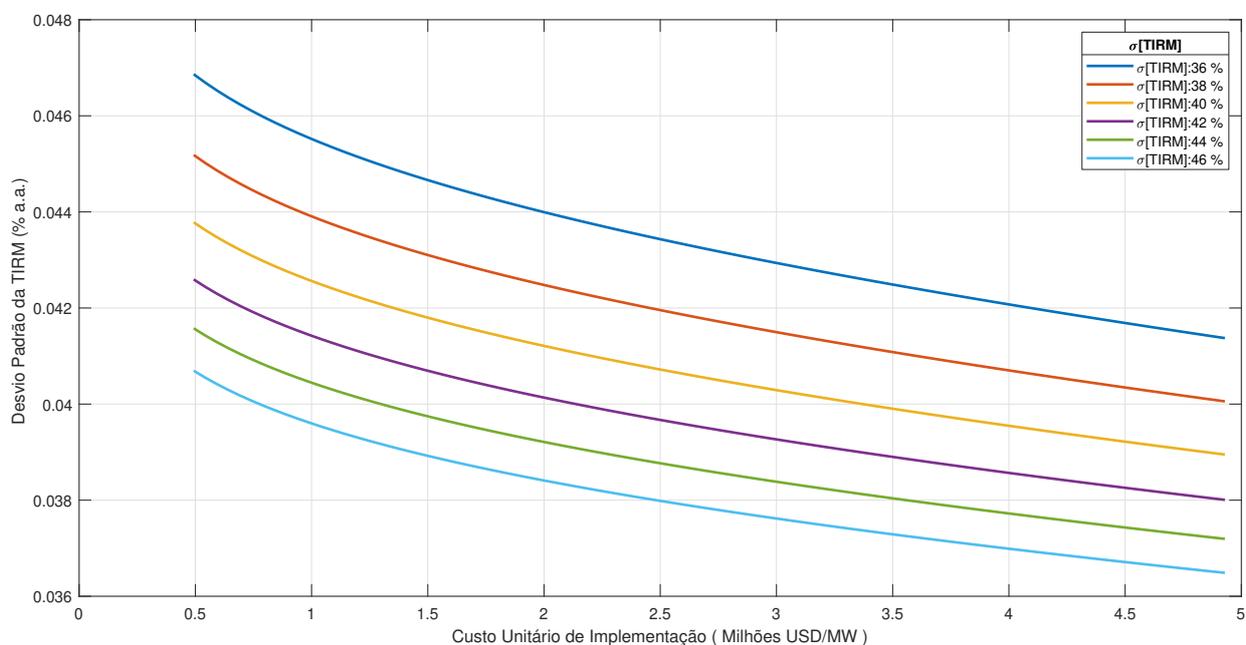


Figura 4.40: Desvio padrão da TIRM em função do custo de implementação - Bom Jesus da Lapa.

Tanto o VPL quanto a TIRM têm como valor máximo para a viabilidade custos unitários que variam entre 1,07 e 1,58 Milhões USD/MW, a depender do valor da eficiência, ou seja, para que o projeto apresentado seja viável é preciso que o custo unitário de implementação da usina seja menor ou igual aos valores supracitados. Na condição limite, tem-se que o valor esperado para o VPL ($E[VPL]$) é igual a zero e que para a TIRM ($E[TIRM]$) é igual a 7,95 %, valor definido para a TMA. Nessas condições, os desvios padrões observados para o VPL variam de 0,265 milhões de dólares, para o menor valor de eficiência, à 0,338 milhões de dólares, valor registrado para a eficiência mais elevada. Em se tratando dos desvios observados para a TIRM, tem-se um intervalo de variação entre 0,0454% e 0,0389%, para o cenário de menor e maior eficiência, respectivamente.

A Tabela 4.13 apresenta, para cada valor de eficiência, o custo unitário máximo para alcançar a viabilidade em termos no VPL e da TIRM.

Tabela 4.13: Custo de implementação máximo para viabilidade e respectivos dados estatísticos.

Eficiência (μ) (%)	Custo Máximo (MiUSD/MW)	$E[VPL]$ (MiUSD)	$\sigma[VPL]$ (MiUSD)	$E[TIRM]$ (% a.a)	$\sigma[TIRM]$ (% a.a)
36	1,07	0	0,265	7,95	0,0454
38	1,18	0	0,280	7,95	0,0437
40	1,29	0	0,294	7,95	0,0422
42	1,39	0	0,309	7,95	0,0409
44	1,49	0	0,323	7,95	0,0398
46	1,58	0	0,338	7,95	0,0389

Fica evidente da análise dos dados que o custo de implementação representa uma das principais variáveis do problema. Além disso, é fundamental destacar que a mudança de tal variável tem baixo impacto no risco associado ao investimento, dado que as alterações no desvio padrão, tanto do VPL quanto da TIRM, são baixos.

4.6 Cenário Otimista

Finalmente, para a cidade de Bom Jesus da Lapa, foi realizada a simulação de um cenário otimista, no qual foram considerados estimativas otimistas tanto para o preço de venda quanto para o custo unitário de implementação da usina. Tais estimativas se basearam no comportamento histórico de tais variáveis. Em se tratando da análise do comportamento do custo unitário de implementação, o cenário otimista levou em consideração as reduções percentuais observadas nos últimos anos. Para o preço, considerou-se evidentemente um preço de venda mais elevado que o previamente utilizado, mas respeitando o grau de variação de tal variável em torno do seu valor médio histórico.

Para o custo, consideraram-se as retrações mais significativas no custo de implementação dos últimos anos, conforme relatório anual da IRENA (IRENA, 2019). Para o preço, considerou-se o grau de variação dos preços de venda de energia solar nos últimos leilões de energia de acordo com

dados da CCEE. O desvio padrão foi utilizado como parâmetro para aferir tal variação.

A Tabela 4.14 detalha os novos valores utilizados na simulação.

Tabela 4.14: Dados utilizados para simulação do cenário otimista.

Dados	Custo Unitário (MiUSD/MW)	Preço de Venda (USD/kWh)	Eficiência (%)
Padrão	4,93	0,077	0,41
Otimista	2,71	0,123	0,42
Diferença	45 %	60%	2,4 %

A redução no custo considera a retração observada para tecnologias CSP entre os anos de 2011 e 2014, conforme a Figura 4.41 (IRENA, 2019). Dessa forma, em um cenário positivo de incorporação de plantas heliotérmicas de grande porte ao cenário brasileiro nos próximos anos, pode-se tomar tal estimativa como sendo otimista.

Já para o preço, considerou-se um aumento correspondente ao valor de 2,5 desvios padrões da série histórica de leilões de venda de energia solar.

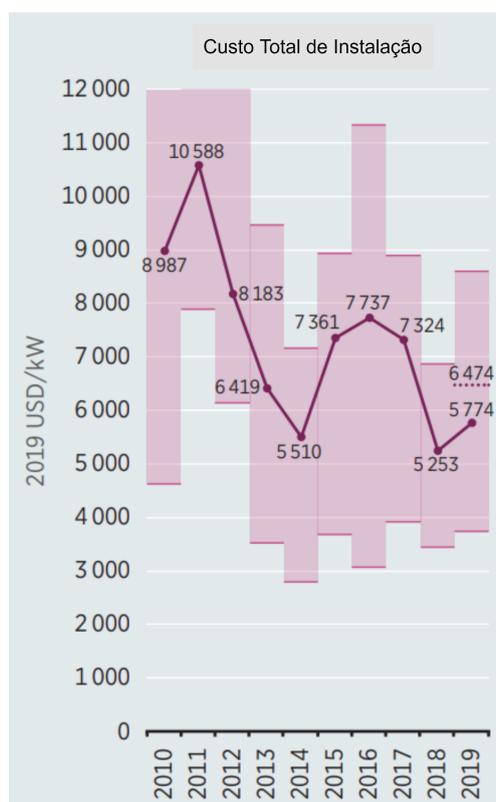


Figura 4.41: Redução do Custo.

A Figura 4.42 apresenta o histograma obtido para o VPL, sendo possível constar de imediato

que todos os cenários simulados apontam para a viabilidade da usina. Nesse contexto, ressalta-se que o valor esperado e o desvio padrão obtidos para tal distribuição são, respectivamente, 12,40 milhões de dólares e 0,75 milhão de dólares. O elevado valor para o VPL e o baixo risco associado demonstram a atratividade do investimento em um cenário favorável de preço e, custo inicial de implantação.

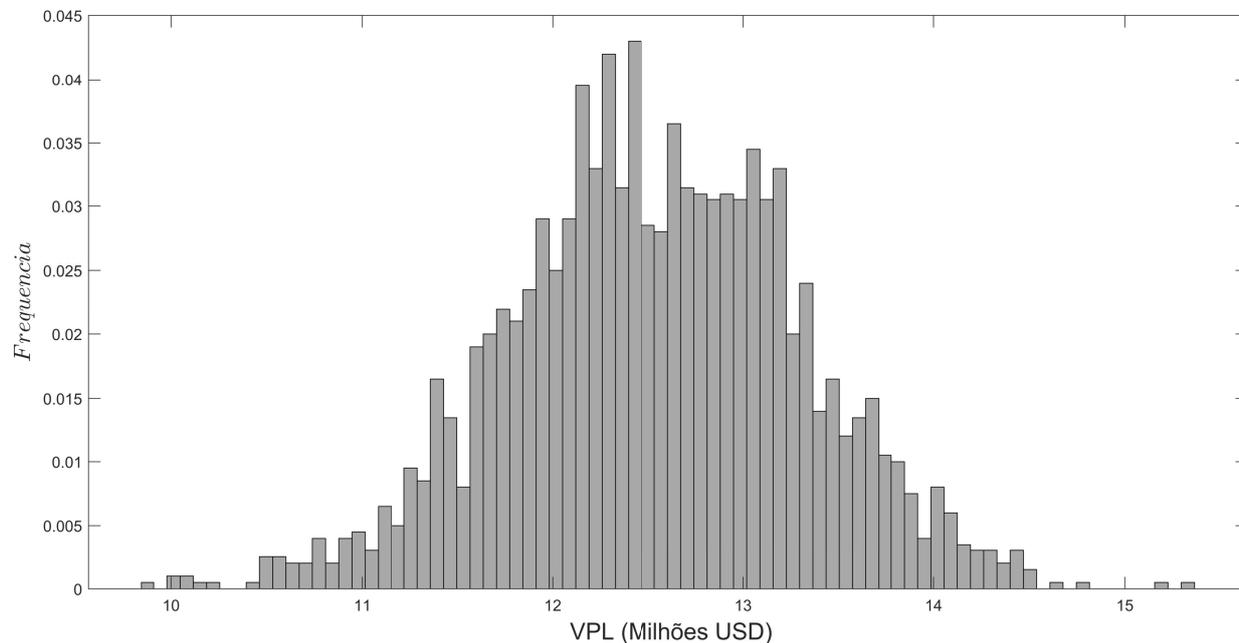


Figura 4.42: Histograma para o VPL no cenário ótimo - Bom Jesus da Lapa.

De maneira complementar, a figura 4.43 apresenta o histograma obtido para a TIRM, cujo resultado corrobora as conclusões previamente discutidas. O valor esperado, de 8,73% é consideravelmente superior a taxa mínima de atratividade inicialmente fixada (7,95%). Ademais, o valor obtido para o desvio padrão, de 0,041%, também demonstra que o risco inerente a tal negócio é baixo, intensificando a atratividade do investimento e as vantagens decorrentes da integração de tal tecnologia no cenário energético brasileiro.

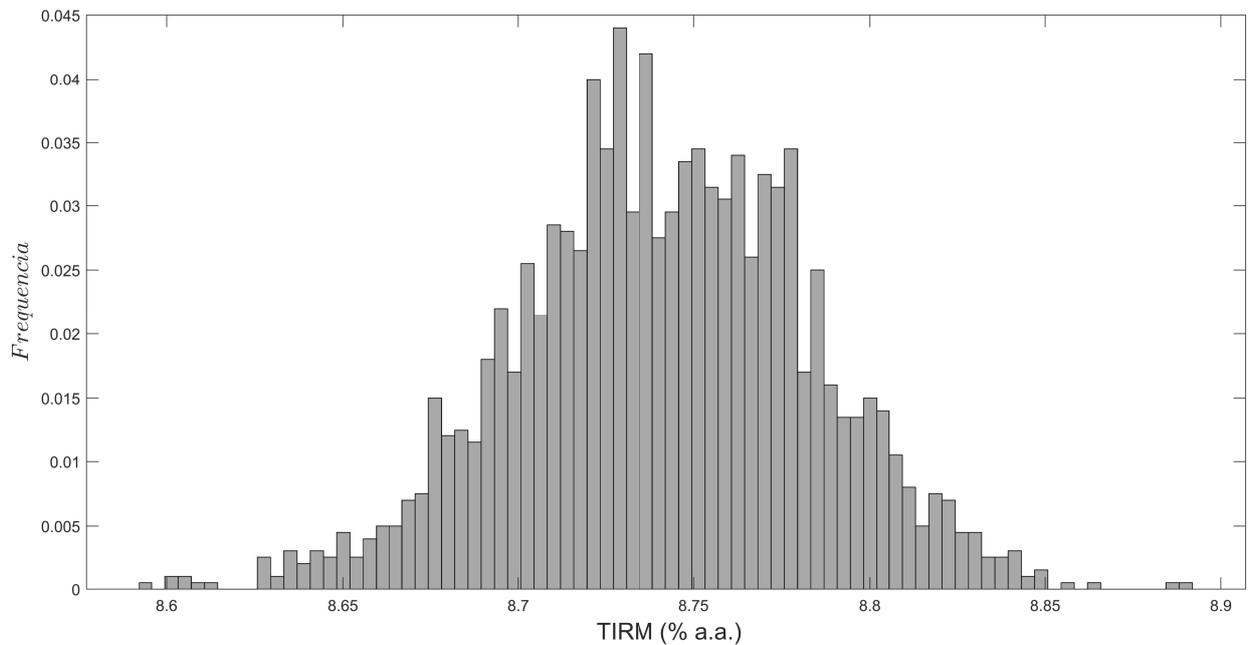


Figura 4.43: Histograma para o TIRM no cenário ótimo - Bom Jesus da Lapa.

Por fim, é crucial realizar também a análise do *payback* esperado para o investimento. Nesse sentido, a Figura 4.44 apresenta o histograma para o *payback* descontado. O valor esperado calculado ($E[\textit{payback}]$) foi de 210 meses e 16 dias, sendo que o desvio padrão obtido ($\sigma[\textit{payback}]$) foi de 6 meses e 1 dia. Com valor esperado para o *payback* próximo de 59% do período total de operação da usina e curto valor de seu desvio padrão, fica corroborada a viabilidade do projeto nas condições otimistas definidas a partir da análise de sensibilidade.

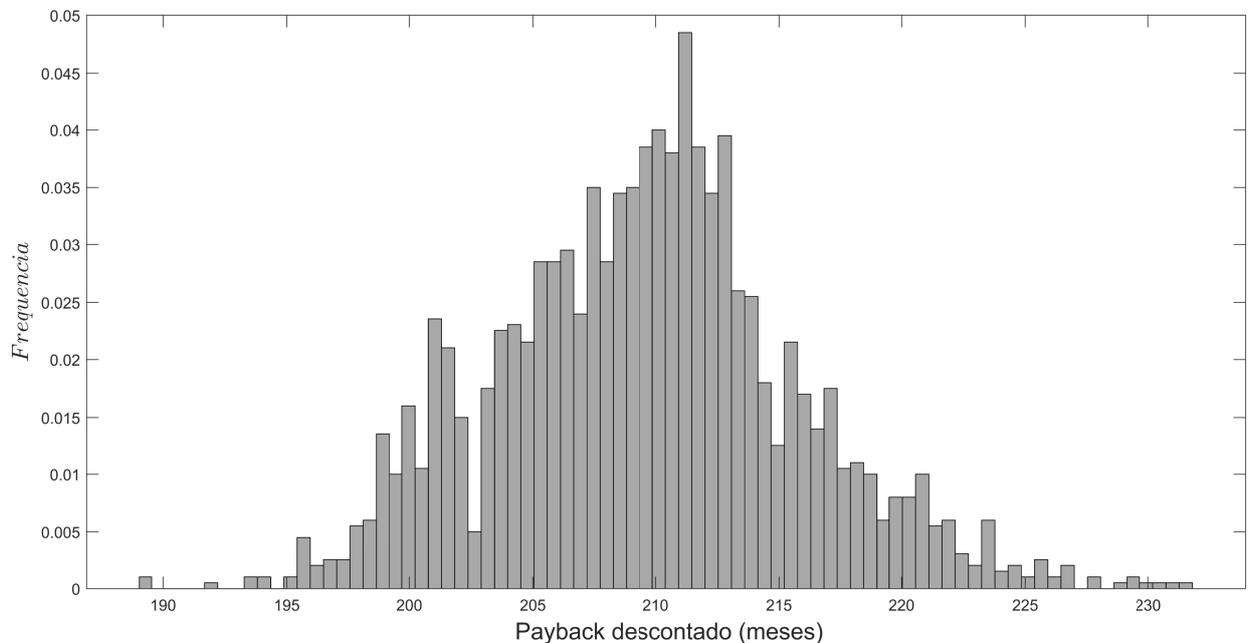


Figura 4.44: Histograma para o *Payback* no cenário ótimo - Bom Jesus da Lapa.

4.6.1 Financiamento

A última variável analisada foi o nível de financiamento, ou seja, a estrutura de capital empregada para a concretização do investimento. As Figuras 4.45 e 4.46 representam os resultados obtidos, respectivamente, para o VPL e para a TIRM. Cada ponto da curva representa uma estrutura de capital distinta, sendo o percentual de capital próprio o complemento do valor definido. Para essa fase do estudo, considerou-se o custo de capital de terceiros (apresentado na Tabela 4.10) como sendo a taxa de financiamento, o período de 100 meses como sendo o intervalo de tempo para amortização da dívida e o sistema de amortização constante (SAC).

Cabe destacar que a análise foi realizada considerando o cenário otimista para o preço de venda da energia e o custo de implementação, apresentados nas subseções anteriores. Essa medida se justifica pois não é razoável considerar o aumento da exposição e da alavancagem de um investimento em que todos os indicadores apontam para a inviabilidade.

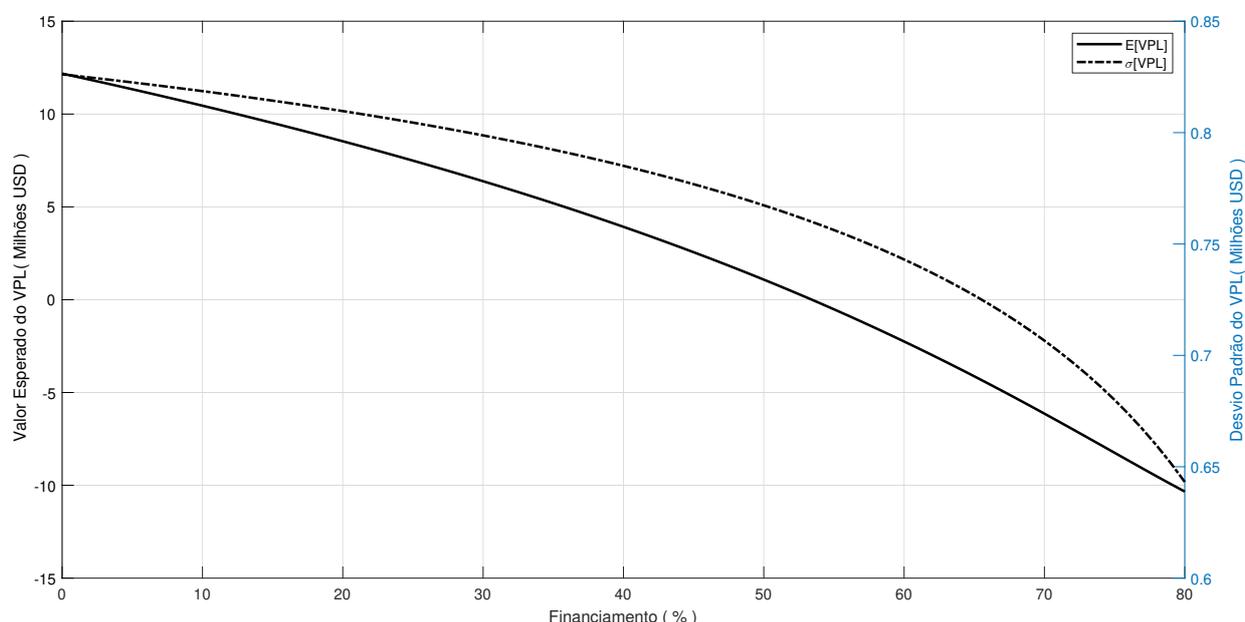


Figura 4.45: Valor esperado e desvio padrão do VPL em função do financiamento - Bom Jesus da Lapa.

Os resultados obtidos para o VPL mostram que o aumento do nível de financiamento diminuiu os retornos do fluxo de caixa. Isso se justifica pelo aumento da dívida e, conseqüentemente, dos valores das amortizações e juros quanto maior for o financiamento. Ademais, tem-se que o aumento do percentual de capital de terceiros impacta diretamente o beta, acarretando maior alavancagem do investimento e elevação do custo de capital próprio, uma vez que atrelada à alavancagem está o risco do negócio. É evidente que o aumento do custo de capital próprio repercute na taxa de desconto, cuja principal função é exatamente ajustar o VPL, sendo esse outro fator que justifica o comportamento decrescente da curva.

A análise do $E[TIRM]$ revela os mesmos resultados previamente discutidos. No entanto, a Figura 4.46 deixa mais evidente os diferentes impactos da alavancagem decorrente do aumento do

financiamento. Apesar da crescente observada para o $E[TIRM]$ é fácil constatar que a curva para a TMA também possui taxa de variação elevada, não significando, dessa forma, que um aumento na TIRM representa um indicador positivo e que o financiamento tem reflexos favoráveis nos retornos do investimento. Essa constatação permite concluir que tanto o VPL quanto a TIRM apresentam comportamentos que indicam impacto negativo do aumento do nível de financiamento.

Além disso, nos dois casos há um aumento do risco, visto que essa é uma consequência imediata da alavancagem. Isso se consubstancia com aumento do desvio padrão tanto do VPL, que apesar de decrescente aumenta seu valor relativo, quanto da TIRM.

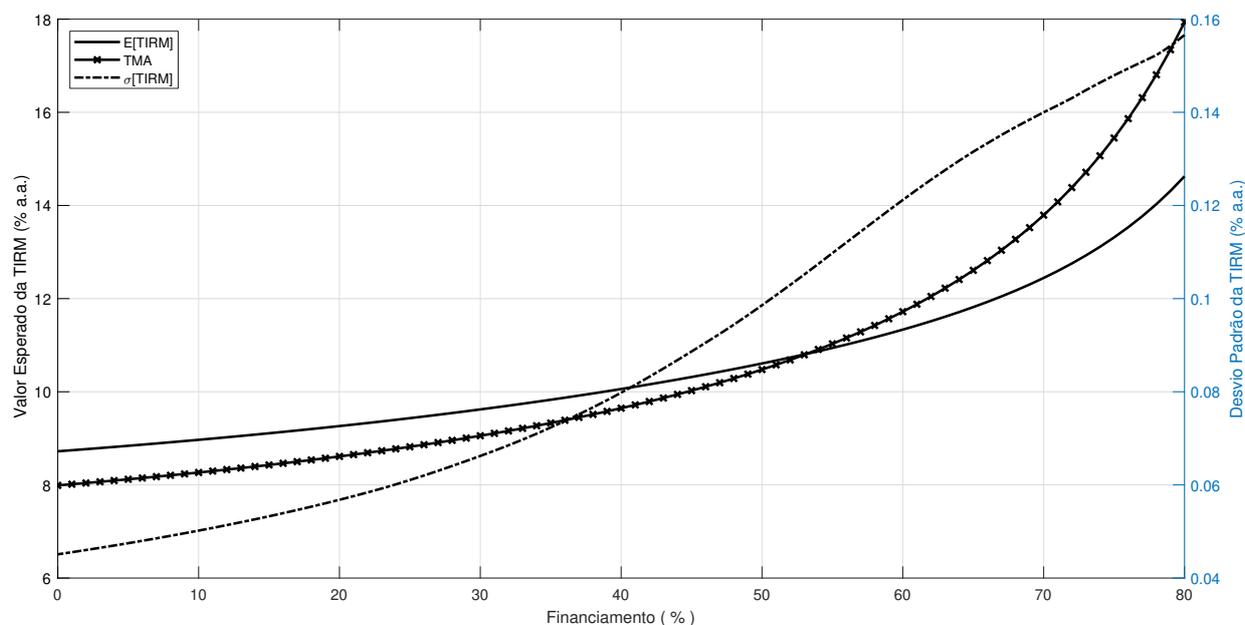


Figura 4.46: Valor esperado e desvio padrão da TIRM em função do financiamento - Bom Jesus da Lapa.

Essa análise se aplica à implantação do cenário otimista em que não se possui todo o capital necessário para o investimento inicial. Nesse caso, é interessante determinar qual o nível de financiamento que não inviabiliza o projeto. Ou seja, qual percentual máximo de capital de terceiros pode ser utilizado na estrutura de financiamento do projeto sem que o VPL seja menor que zero e a TIRM inferior à TMA. Para esse caso específico, a partir de 54% de financiamento o projeto torna-se inviável, com VPL menor que zero e a TIRM com valor inferior à TMA.

Capítulo 5

Conclusões

Esta dissertação propôs uma metodologia de análise de risco com enfoque em investimentos em geração de energia elétrica que utilizam a tecnologia heliotérmica do tipo torre solar, bem como os parâmetros sensíveis que a afetam. A metodologia leva em consideração as variáveis aleatórias irradiância solar direta, temperatura ambiente e velocidade do vento. Os modelos estocásticos, os quais visam contemplar as principais características dessas variáveis, foram desenvolvidos utilizando o método de simulação de Monte Carlo para gerar as 2000 séries sintéticas para cada variável aleatória. Esses modelos abordam a sazonalidade de forma confiável e podem ser facilmente adaptados aos dados climáticos de diferentes localidades. A precisão dos mesmos está diretamente ligada à qualidade dos dados históricos utilizados. Além de considerar as condições climáticas aleatórias da região, a metodologia proposta neste estudo modela a geração de energia da usina a partir dos três blocos principais: campo solar, receptor e ciclo de potência. O modelo de geração leva em consideração as perdas térmicas por radiação e por convecção que ocorrem no receptor, bem como a eficiência dos componentes do ciclo de potência. Visando alcançar resultados precisos para os indicadores econômicos de viabilidade, a metodologia também considera as particularidades legislatórias e tributárias do mercado de energia elétrica brasileiro.

Para validar a metodologia de análise de risco proposta são realizados dois estudos de caso em que uma planta heliotérmica do tipo torre solar de 20 MW é instalada em duas regiões brasileiras com forte potencial para integração de tais fontes, sendo elas, a cidade de Brasília e Bom Jesus da Lapa. Com o objetivo de determinar como os parâmetros-chave afetam a análise de viabilidade econômica, realizou-se uma análise de sensibilidade univariada dos seguintes parâmetros: eficiência do ciclo de potência (%), preço de venda da energia elétrica no ACR (R\$/MWh), custo de implementação da usina (R\$) e o nível de financiamento (%).

Inicialmente, foram levantadas as principais variáveis aleatórias com impacto na geração de energia das plantas heliotérmicas. Para esse estudo, as variáveis utilizadas foram a irradiância solar, a velocidade do vento e a temperatura ambiente. Uma vez identificada, cada variável teve o seu histórico extraído, a partir da base de dados da NSRDB, e devidamente tratado com o objetivo de permitir a sua modelagem estocástica para posterior geração de séries sintéticas ao longo da vida útil da usina. Por meio do emprego da classe de processos autorregressivos, as

variáveis aleatórias foram modeladas e posteriormente validadas utilizando o histórico previamente obtido. Os resultados apresentaram conformidade entre o histórico da variável e seu respectivo cenário sintético cujas características estatísticas mostraram-se satisfatórias para a análise de risco desenvolvida.

As séries sintéticas geradas foram então introduzidas no modelo de geração da usina heliotérmica cujo desenvolvimento foi feito levando em consideração as principais perdas térmicas inerentes de tais sistemas, a se destacar as perdas por convecção e por radiação. O modelo permite a quantificação de séries sintéticas para a geração de energia pelo período de 360 meses. Os resultados apontam características sazonais típicas de cada região e também indicam um potencial de geração relativamente superior na cidade baiana de Bom Jesus da Lapa em decorrência dos fatores climáticos mais favoráveis. Adicionalmente, os cenários de geração no primeiro ano de funcionamento da usina são comparados com resultados determinísticos obtidos com o SAM, corroborando que tais análises podem não ser tão representativas como se espera.

Considerando-se que a energia elétrica produzida é comercializada no ACR, as séries sintéticas de geração de energia elétrica foram utilizadas para determinar as séries sintéticas da receita bruta da venda de energia no ACR e os cenários de fluxo de caixa ao longo da vida útil da planta. Na viabilidade econômica, o fluxo de caixa mensal foi adotado para observar os efeitos da sazonalidade das variáveis aleatórias. A partir dos cenários de fluxo de caixa é possível extrair as distribuições de probabilidade dos indicadores de viabilidade econômica, a saber, o VPL, a TIRM e o *payback* descontado. Tais distribuições permitem determinar o valor esperado e o desvio padrão do conjunto de dados, sendo possível analisar tanto a viabilidade do empreendimento quanto o risco a ele associado em termos da variável em análise. Para os dois estudos de caso apresentados, os resultados mostram total inviabilidade para a planta inicialmente simulada. Dessa forma, para todos os 2000 cenários, o $E[VPL]$ é menor que zero e o $E[TIRM]$ inferior à TMA, ou custo de capital próprio. Nessa análise inicial, os resultados indicaram todos os valores de *payback* descontado acima da vida útil da planta.

Dado o cenário acima, foi realizada uma análise de sensibilidade para a planta heliotérmica na cidade de Bom Jesus da Lapa. Essa análise apresenta o comportamento das distribuições supracitadas ao se alterar variáveis específicas capazes de modificar os retornos financeiros do investimento. O estudo considerou quatro variáveis de sensibilidade, sendo elas, a eficiência do ciclo de potência, o preço de venda da energia, o custo unitário de implementação e o nível de financiamento. Os resultados mostraram que o preço de comercialização, o custo unitário e a eficiência do ciclo de potência são variáveis consideravelmente sensíveis e que pequenas alterações em seus valores podem impactar positivamente os indicadores. O financiamento, por outro lado, apresentou impacto negativo nos indicadores econômicos, acentuando a inviabilidade e o risco financeiro do empreendimento. Nesse sentido, é evidente que uma das possibilidades para que a incorporação de tal tecnologia ocorra de maneira consistente no país é a materialização de políticas públicas fomentadoras da integração de fontes heliotérmicas do tipo torre solar, visando o barateamento do custo de produção e atratividade da tecnologia.

A partir dos resultados encontrados para o preço de venda e custo de implementação na análise

de sensibilidade, foi gerado um cenário otimista para a cidade baiana. Os resultados apontaram para viabilidade do investimento e para o seu baixo risco financeiro, com $E[VPL]$ positivo, $E[TIRM]$ consideravelmente acima da TMA, $E[\textit{payback}]$ abaixo do período de vida útil da usina e, em todos os casos, com desvio padrão reduzido. Essa análise corrobora a atratividade da tecnologia em discussão e fortalece a necessidade de adoção de ações governamentais voltadas para criação de um ambiente político-econômico favorável à sua integração, tais como, isenções tributárias, desonerações e a oferta de crédito à taxas atrativas por meio, por exemplo, do BNDES. Nesse sentido, vale destacar também que o estudo aqui conduzido utilizou os custos de implementação em dólares. Uma análise mais criteriosa, no entanto, pode evidenciar que certos componentes da usina são passíveis de produção nacional, o que acarretaria uma diminuição do custo e aumento da atratividade da tecnologia.

Cabe destacar ainda que todas as análises econômicas aqui realizadas são adequadas apenas para o cenário brasileiro, dado que todos os procedimentos adotados estão alinhados com a legislação nacional, cabendo pequenos ajustes para adaptação a outros países. É importante também ressaltar que os resultados desta análise podem ser afetados devido às considerações feitas a respeito do sistema tributário.

A metodologia proposta neste estudo caracteriza-se como uma ferramenta capaz de fornecer informações precisas aos investidores, os auxiliando, portanto, em seu processo de tomada de decisão de investir em projetos envolvendo a geração de energia elétrica a partir de plantas heliotérmicas do tipo torre solar. Isso pode culminar no crescimento desse tipo de negócio no Brasil e, conseqüentemente, contribuir para a disseminação de práticas voltadas à melhoria do meio ambiente.

5.1 Trabalhos Publicados

Artigos publicados em congresso

Os seguintes artigos foram publicados em congresso a partir dos resultados intermediários da pesquisa desenvolvida.

De Oliveira, T. A. P., de Leles Ferreira Filho, A., and Domingues, E. G. (2019). **Technical analysis of a real and optimized concentrated solar power plant in the brazilian scenario**. In 2019 Workshop on Communication Networks and Power Systems (WCNPS), pages 1-5. IEEE.

Torres, G. d. S., De Oliveira, T. A. P., de Leles Ferreira Filho, A., and Domingues, E. G. (2020). **Economical assess of concentrated solar tower power plants in the brazilian scenario**. In 2020 Simpósio Brasileiro de Sistemas Elétricos (SBSE), pages 1-6. SBSE

5.2 Sugestões de Trabalhos Futuros

- Realizar análise de risco considerando diferentes sistemas de tributação.
- Avaliar e propor alterações na política tributária visando incentivar a incorporação de fontes heliotérmicas à matriz energética brasileira.
- Considerar a comercialização dos Certificados de emissões reduzidas (CER) na análise de viabilidade econômica.
- Realizar análise de risco para as demais topologias heliotérmicas.
- Realizar levantamento de quais componentes do sistema de geração heliotérmico do tipo torre solar poderiam ser adquiridos ou produzidos em território nacional e avaliar o impacto no custo de implementação.
- Realizar análise de risco considerando o ambiente de comercialização livre (ACL).

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Abbas, M. and Merzouk, N. K. (2012). Techno economic study of solar thermal power plants for centralized electricity generation in algeria. In *Environment Friendly Energies and Applications (EFEA), 2012 2nd International Symposium on*, pages 179–183. IEEE.
- Achenbach, E. (1977). The effect of surface roughness on the heat transfer from a circular cylinder to the cross flow of air. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 20(4):359–369.
- Amadei, C., Allesina, G., Tartarini, P., and Yuting, W. (2013). Simulation of gemasolar-based solar tower plants for the chinese energy market: influence of plant downsizing and location change. *Renewable energy*, 55:366–373.
- ANEEL (2018). Big-banco de informações.
- ANEEL, R. N. N. (2012). 482. *Estabelece as condições gerais para o acesso de microgeração e minigeração distribuída aos sistemas de distribuição de energia elétrica, o sistema de compensação de energia elétrica, e dá outras providências*, 17.
- ANEEL, R. N. N. (2020). 12.3. *Taxa Regulatória de Remuneração do Capital da Geração.*, 2.1.
- Awan, A. B., Zubair, M., and Mouli, K. V. C. (2020). Design, optimization and performance comparison of solar tower and photovoltaic power plants. *Energy*, page 117450.
- Bacen, B. C. (2020). Cotações e boletins - câmbio. <https://www.bcb.gov.br/estabilidadefinanceira/historicocotacoes>. Accessed: 2020-01-02.
- Benammar, S., Khellaf, A., and Mohammedi, K. (2014). Contribution to the modeling and simulation of solar power tower plants using energy analysis. *Energy conversion and management*, 78:923–930.
- Box, G. E., Jenkins, G. M., and Reinsel, G. C. (2011). *Time series analysis: forecasting and control*, volume 734. John Wiley & Sons.
- Damodaran, A. (2010). *Applied corporate finance*. John Wiley & Sons.
- De Oliveira, T. A. P., de Leles Ferreira Filho, A., and Domingues, E. G. (2019). Technical analysis of a real and optimized concentrated solar power plant in the brazilian scenario. In *2019 Workshop on Communication Networks and Power Systems (WCNPS)*, pages 1–5. IEEE.

- Dunham, M. T. and Iverson, B. D. (2014). High-efficiency thermodynamic power cycles for concentrated solar power systems. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 30:758–770.
- EPE, E. (2014). Expansão da geração: Empreendimentos eólicos-instruções para solicitação de cadastramento e habilitação técnica com vistas à participação nos leilões de energia elétrica.
- Gemignani, M. M. F. (2018). *Cenários sintéticos de radiação solar para estudos energéticos*. PhD thesis, Universidade de São Paulo.
- Gordon, J. and Reddy, T. A. (1988). Time series analysis of daily horizontal solar radiation. *Solar Energy*, 41(3):215–226.
- IRENA, I. (2019). Renewable power generation costs in 2018. report. *International Renewable Energy Agency, Abu Dhabi*.
- Islam, M. T., Huda, N., Abdullah, A., and Saidur, R. (2018). A comprehensive review of state-of-the-art concentrating solar power (csp) technologies: Current status and research trends. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 91:987–1018.
- Ju, X., Xu, C., Hu, Y., Han, X., Wei, G., and Du, X. (2017). A review on the development of photovoltaic/concentrated solar power (pv-csp) hybrid systems. *Solar Energy Materials and Solar Cells*, 161:305–327.
- Khosravi, A., Malekan, M., Pabon, J., Zhao, X., and Assad, M. (2020). Design parameter modeling of solar power tower system using adaptive neuro-fuzzy inference system optimized with a combination of genetic algorithm and teaching learning-based optimization algorithm. *Journal of Cleaner Production*, 244:118904.
- Leon-Garcia, A. (2017). Probability, statistics, and random processes for electrical engineering.
- Li, Y., Su, Y., and Shu, L. (2014). An armax model for forecasting the power output of a grid connected photovoltaic system. *Renewable Energy*, 66:78–89.
- Lodi, C. (2011). Perspectivas para a geração de energia elétrica no brasil utilizando a tecnologia solar térmica concentrada. *Universidade Federal do Rio de Janeiro/Instituto Alberto Luiz Coimbra de Pós-Graduação e Pesquisa de Engenharia*.
- Martins, F., Pereira, E., Silva, S., Abreu, S., and Colle, S. (2008). Solar energy scenarios in brazil, part one: resource assessment. *Energy Policy*, 36(8):2853–2864.
- Melo Filho, J. B. (2019). Plantas heliotérmicas para o centro de referência em energia solar de petrolina – cresp. Technical report, Companhia Hidrelétrica do São Francisco, Chesf.
- Neto, D. P., Domingues, E. G., Coimbra, A. P., de Almeida, A. T., Alves, A. J., and Calixto, W. P. (2017). Portfolio optimization of renewable energy assets: Hydro, wind, and photovoltaic energy in the regulated market in brazil. *Energy Economics*, 64:238–250.
- Philibert, C. (2010). *Technology roadmap: concentrating solar power*. OECD/IEA.

- Pinto, L. S., Neto, D. P., de Leles Ferreira Filho, A., and Domingues, E. G. (2020). An alternative methodology for analyzing the risk and sensitivity of the economic viability for generating electrical energy with biogas from the anaerobic bio-digestion of vinasse. *Renewable Energy*.
- Purohit, I. and Purohit, P. (2010). Techno-economic evaluation of concentrating solar power generation in india. *Energy policy*, 38(6):3015–3029.
- Purohit, I. and Purohit, P. (2017). Technical and economic potential of concentrating solar thermal power generation in india. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 78:648–667.
- Qaisrani, M. A., Wei, J., Fang, J., Jin, Y., Wan, Z., and Khalid, M. (2019). Heat losses and thermal stresses of an external cylindrical water/steam solar tower receiver. *Applied Thermal Engineering*, 163:114241.
- Rabl, A. (1985). *Active solar collectors and their applications*. Oxford University Press on Demand.
- Receita Federal, C. (2020). Contribuição social sobre o lucro líquido csll. <https://www.gov.br/receitafederal/pt-br/assuntos/orientacao-tributaria/tributos/CSLL>. Accessed: 2020-09-30.
- Reserve, S. (2020). Sr - projects.
- Sahoo, U., Kumar, R., Singh, S., and Tripathi, A. (2018). Energy, exergy, economic analysis and optimization of polygeneration hybrid solar-biomass system. *Applied Thermal Engineering*, 145:685–692.
- Serrano-López, R., Fradera, J., and Cuesta-López, S. (2013). Molten salts database for energy applications. *Chemical Engineering and Processing: Process Intensification*, 73:87–102.
- Siebers, D. L. and Kraabel, J. S. (1984). Estimating convective energy losses from solar central receivers. Technical report, Sandia National Labs., Livermore, CA (USA).
- Soria, R., Portugal-Pereira, J., Szklo, A., Milani, R., and Schaeffer, R. (2015a). Hybrid concentrated solar power (csp)–biomass plants in a semiarid region: A strategy for csp deployment in brazil. *Energy Policy*, 86:57–72.
- Soria, R., Szklo, A., Schaeffer, R., Lucena, A., Tomaschek, J., Fichter, T., Haasz, T., Rochedo, P., Hoffmann, S., Fahl, U., et al. (2015b). Csp tools: Comparison and application of planning tools for grid integration of csp in brazil. *The NoPa Case (GIZ, Brasília, submitted)*.
- Starke, A. R., Cardemil, J. M., Escobar, R. A., and Colle, S. (2016). Assessing the performance of hybrid csp+ pv plants in northern chile. *Solar Energy*, 138:88–97.
- Vecchia, A. (1985). Maximum likelihood estimation for periodic autoregressive moving average models. *Technometrics*, 27(4):375–384.
- Wagner, M. J. (2008). Simulation and predictive performance modeling of utility-scale central receiver system power plants.

Wagner, M. J., Newman, A. M., Hamilton, W. T., and Braun, R. J. (2017). Optimized dispatch in a first-principles concentrating solar power production model. *Applied Energy*, 203:959–971.

ANEXOS

I. ESTIMADORES DE MÁXIMA VEROSSIMILHANÇA

Para a obtenção dos parâmetros do modelo autorregressivo utiliza-se a metodologia apresentada por (Vecchia, 1985).

Primeiramente, dado um processo autorregressivo (AR) de ordem p como o apresentado na equação I.1,

$$z_n = \alpha_1 z_{n-1} + \alpha_2 z_{n-2} + \dots + \alpha_p z_{n-p} + \epsilon_n \quad (\text{I.1})$$

e considerando n observações do processo, tem-se que a respectiva representação matricial pode ser obtida a partir da equação I.2

$$\mathbf{y} = \begin{bmatrix} z_{p+1} \\ z_{p+2} \\ \vdots \\ z_n \end{bmatrix} \quad \mathbf{Z} = \begin{bmatrix} z_p & \dots & z_1 \\ z_{p+1} & \dots & z_2 \\ \vdots & & \vdots \\ z_{n-1} & \dots & z_{n-p} \end{bmatrix} \quad \boldsymbol{\epsilon} = \begin{bmatrix} \epsilon_{p+1} \\ \epsilon_{p+2} \\ \vdots \\ \epsilon_n \end{bmatrix} \quad \boldsymbol{\alpha} = \begin{bmatrix} \alpha_1 \\ \alpha_2 \\ \vdots \\ \alpha_p \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{y} = \mathbf{Z}\boldsymbol{\alpha} + \boldsymbol{\epsilon} \quad (\text{I.2})$$

A escrita do AR(p) como um modelo linear permite a solução do sistema de equações lineares e a estimativa dos parâmetros do modelo, tanto por máxima verossimilhança (EMV) quanto por mínimos quadrados (MMQ).

Para o caso dos EMV, dada a hipótese de normalidade dos erros, ou seja, assumindo $\boldsymbol{\epsilon} \sim N(0, \sigma_\epsilon^2 \mathbf{I}_{n-p})$, tem-se a função de máxima verossimilhança aproximada dada por I.3.

$$L(\boldsymbol{\alpha}, \sigma_\epsilon^2) \propto (\sigma_\epsilon^2)^{\frac{-(n-p)}{2}} \exp \left[\frac{-\sigma_\epsilon^{-2} (\mathbf{y} - \mathbf{Z}\boldsymbol{\alpha})' (\mathbf{y} - \mathbf{Z}\boldsymbol{\alpha})}{2} \right] \quad (\text{I.3})$$

Finalmente, para o cálculo dos EMV de $\boldsymbol{\alpha}$ e σ_ϵ^2 basta realizar a maximização da função previamente apresentada por meio do cálculo de sua derivada parcial com relação a $\boldsymbol{\alpha}$ e σ_ϵ^2 , respectivamente. As equações I.4 e I.5 detalham o cálculo.

$$\frac{\partial \log(L(\boldsymbol{\alpha}, \sigma_\epsilon^2))}{\partial \boldsymbol{\alpha}} = \frac{-\sigma_\epsilon^{-2}}{2} \frac{\partial (\mathbf{y} - \mathbf{Z}\boldsymbol{\alpha})' (\mathbf{y} - \mathbf{Z}\boldsymbol{\alpha})}{\partial \boldsymbol{\alpha}} \quad (\text{I.4})$$

$$\frac{\partial \log(L(\boldsymbol{\alpha}, \sigma_\epsilon^2))}{\partial \boldsymbol{\alpha}} = \frac{-\sigma_\epsilon^{-2}}{2} (-2\mathbf{Z}'\mathbf{y} + 2\mathbf{Z}'\mathbf{Z}\boldsymbol{\alpha})$$

As estimativas para os coeficientes do modelo autorregressivo podem então serem determinados da seguinte maneira:

$$\left. \frac{\partial \log(L(\boldsymbol{\alpha}, \sigma_\epsilon^2))}{\partial \boldsymbol{\alpha}} \right|_{\boldsymbol{\alpha}=\hat{\boldsymbol{\alpha}}} = 0 \iff \hat{\boldsymbol{\alpha}} = (\mathbf{Z}'\mathbf{Z})^{-1}\mathbf{Z}'\mathbf{y}$$

Sabendo que $(\mathbf{y} - \mathbf{Z}\hat{\boldsymbol{\alpha}})'(\mathbf{y} - \mathbf{Z}\hat{\boldsymbol{\alpha}}) = \sum_{t=p+1}^n e_t^2$ temos que:

$$\frac{\partial \log(L(\boldsymbol{\alpha}, \sigma_\epsilon^2))}{\partial \sigma_\epsilon^2} = -\frac{1}{2} \frac{\partial}{\partial \sigma_\epsilon^2} \left[(n-p)\log(\sigma_\epsilon^2) + \sigma_\epsilon^{-2} \sum_{t=p+1}^n e_t^2 \right] \quad (\text{I.5})$$

$$\frac{\partial \log(L(\boldsymbol{\alpha}, \sigma_\epsilon^2))}{\partial \sigma_\epsilon^2} = -\frac{1}{2} \left[(n-p)\sigma_\epsilon^{-2} - \sigma_\epsilon^{-4} \sum_{t=p+1}^n e_t^2 \right]$$

A estimativa para o desvio padrão pode então ser determinada da seguinte maneira:

$$\left. \frac{\partial \log(L(\boldsymbol{\alpha}, \sigma_\epsilon^2))}{\partial \sigma_\epsilon^2} \right|_{\sigma_\epsilon^2=\hat{\sigma}_\epsilon^2} = 0 \iff \hat{\sigma}_\epsilon^2 = \frac{1}{n-p} \sum_{t=p+1}^n e_t^2$$

É interessante ressaltar que para o caso aqui discutido, em que a normalidade dos erros é assumida, as estimativas calculadas com o método da máxima verossimilhança coincidem com as que seriam encontradas com o método dos mínimos quadrados.