

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA
CENTRO TECNOLÓGICO
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA E ELETRÔNICA
CURSO DE GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

Artur Burnier de Vargas

**DESENVOLVIMENTO DE SOFTWARE PARA PREVISÃO E OTIMIZAÇÃO DA
CONTRATAÇÃO DE DEMANDA DE POTÊNCIA**

Florianópolis

2023

Artur Burnier de Vargas

**DESENVOLVIMENTO DE SOFTWARE PARA PREVISÃO E OTIMIZAÇÃO DA
CONTRATAÇÃO DE DEMANDA DE POTÊNCIA**

Trabalho de Conclusão do Curso de Graduação em Engenharia Elétrica do Centro Tecnológico da Universidade Federal de Santa Catarina como requisito para a obtenção do título de Bacharel em Engenharia Elétrica.

Orientador: Prof. Erlon Cristian Finardi, Dr.

Florianópolis

2023

Ficha de identificação da obra

Vargas, Artur Burnier de
Desenvolvimento de software para previsão e otimização
da contratação de demanda de potência / Artur Burnier de
Vargas ; orientador, Erlon Cristian Finardi, 2023.
86 p.

Trabalho de Conclusão de Curso (graduação) -
Universidade Federal de Santa Catarina, Centro Tecnológico,
Graduação em Engenharia Elétrica, Florianópolis, 2023.

Inclui referências.

1. Engenharia Elétrica. 2. Modelo de previsão. 3.
Modelo de otimização. 4. Contratação de demanda de potência
elétrica. I. Finardi, Erlon Cristian. II. Universidade
Federal de Santa Catarina. Graduação em Engenharia
Elétrica. III. Título.

Artur Burnier de Vargas

**DESENVOLVIMENTO DE SOFTWARE PARA PREVISÃO E OTIMIZAÇÃO DA
CONTRATAÇÃO DE DEMANDA DE POTÊNCIA**

Este Trabalho Conclusão de Curso foi julgado adequado para obtenção do Título de “Bacharel em Engenharia Elétrica” e aceito, em sua forma final, pelo Curso de Graduação em Engenharia Elétrica.

Florianópolis, 04 de maio de 2023.

Prof. Miguel Moreto, Dr.
Coordenador do Curso de Graduação em Engenharia Elétrica

Banca Examinadora:

Prof. Erlon Cristian Finardi, Dr.
Universidade Federal de Santa Catarina

Eng. Eletric. Thiago de Souza Santos, Me.
Universidade Federal de Santa Catarina

Eng. Eletric. Julio Boing Neto,
Operador Nacional do Sistema Elétrico

AGRADECIMENTOS

Agradeço inicialmente à minha família, em especial minha mãe Elide e madrinha Mariestela, por todo o apoio e por terem garantido que eu pudesse chegar até aqui.

Aos colegas e amigos que fiz durante a graduação, peças fundamentais à conclusão de inúmeras disciplinas.

À minha amiga Juliana Pabis, que auxiliou na revisão inicial deste trabalho e forneceu valiosíssimas contribuições à estrutura do texto.

Ao então Centro Acadêmico de Engenharia Elétrica, agora Centro Acadêmico das Engenharias Elétrica e Eletrônica, e seus membros, por todos aprendizados e momentos de descontração proporcionados ao longo do curso.

Ao Trote Integrado do CTC, do qual fui parte por muitos anos e onde pude desenvolver habilidades indispensáveis para meu crescimento pessoal e profissional.

Aos servidores do Departamento de Projetos de Engenharia e Arquitetura (DPAE), onde pude realizar meu estágio curricular e descobrir áreas da engenharia até então não desbravadas no curso. Lá pude encontrar uma nova preferência pela área de sistemas de energia e ter contato com a área de mercados de energia, que por fim resultou neste trabalho.

A todos os demais servidores técnicos e professores da UFSC, que através do seu trabalho fazem da Universidade uma referência nacional e internacional, além de garantir um ensino de excelência a todos que o buscam.

Por último, mas não menos importante, agradeço todos aqueles que de alguma forma contribuíram, direta ou indiretamente, para a realização deste trabalho.

RESUMO

Dentre as pautas sobre comercialização de energia elétrica, destaca-se a obrigatoriedade da contratação prévia da demanda de potência, também chamada de Montante de Uso do Sistema de Distribuição (MUSD). No sentido de auxiliar no processo de contratação de demanda de potência, esse trabalho propõe aglutinar métodos de previsão, otimização e análise em um *software* que permita ao usuário uma interação simplificada, traduzindo diversas restrições normativas e tributárias em uma interface visual, contribuindo com o planejamento de contratos e visando a redução de custos. Como objeto principal, foi desenvolvido um sistema que recebe dados históricos, corrige possíveis anomalias nos registros, realiza previsões em um horizonte definido pelo usuário e por fim realiza os cálculos necessários para otimização da contratação de demanda com base em um modelo matemático de otimização, que segue as restrições normativas impostas pela ANEEL aos consumidores. Toda a implementação foi encapsulada em uma interface CLI que facilita o uso e guia o usuário através das telas do programa. Concluída sua utilização, os resultados são exportados em forma de gráficos e em arquivos de texto que podem ser utilizados em outros *softwares* para análise posterior. Foram desenvolvidos e aplicados métodos de teste com objetivo de validar os diversos módulos do *software*, testando suas capacidades e limitações, bem como avaliando sua funcionalidade. O módulo de previsão foi capaz de prever uma série de demanda de potência analisada com erro inferior a 6,5% e 8,5% para os testes realizados com horizonte de 12 e 24 ciclos, respectivamente, mostrando-se muito preciso. A otimização da contratação de demanda também produziu ótimos resultados, sendo capaz de cumprir todas as restrições impostas e obtendo soluções com o menor custo possível, assim, apresentando-se como uma excelente ferramenta de análise.

Palavras-chave: Modelo de previsão. Modelo de otimização. Contratação de demanda de potência elétrica.

ABSTRACT

Among the topics on the commercialization of electric energy, the obligation of prior contracting of power demand stands out, also called the Distribution System Usage Amount (MUSD). To assist in the process of contracting power demand, this work proposes to aggregate prediction, optimization and analysis methods into a software that allows the user a simplified interaction, translating various normative and tax restrictions into a visual interface, contributing to contract planning, and aiming at cost reduction. As the main object, a system was developed that receives historical data, corrects possible anomalies in the records, makes predictions on a horizon defined by the user and finally performs the necessary calculations for optimizing demand contracting based on a mathematical optimization model that follows the normative restrictions imposed by ANEEL on consumers. The entire implementation was encapsulated in a CLI interface that facilitates use and guides the user through the program screens. Once its use is completed, the results are exported in the form of graphs and text files that can be used in other software for further analysis. Test methods were developed and applied with the aim of validating the various software modules, testing their capabilities and limitations, as well as evaluating their functionality. The prediction module was able to predict a power demand series analyzed with an error of less than 6.5% and 8.5% for tests performed with a horizon of 12 and 24 cycles, respectively, proving to be very accurate. The optimization of demand contracting also produced excellent results, being able to comply with all imposed restrictions and obtaining solutions with the lowest possible cost, thus presenting itself as an excellent analysis tool.

Keywords: Prediction model. Optimization model. Electrical energy demand contracting.

LISTA DE FIGURAS E QUADROS

Figura 1 – Interpretação de um processo estocástico como um conjunto de possíveis realizações.	22
Figura 2 – Visualização das componentes de uma série.	24
Figura 3 – Série resultante da combinação das componentes nível, tendência, sazonalidade e ruído.....	25
Figura 4 – Exemplo ilustrativo de séries estacionárias e não estacionárias	26
Figura 5 – Método iterativo de Box-Jenkins	32
Figura 6 – Estrutura de governança do Setor Elétrico Brasileiro.	33
Figura 7 – Estrutura de setorização do Setor Elétrico Brasileiro.	36
Quadro 1 – Grupos e subgrupos de consumidores no ACR.	37
Figura 8 – Função de custo e componentes da TE.	38
Figura 9 – Função de custo e componentes da TUSD.....	38
Quadro 2 – Bandeiras tarifárias.	40
Figura 10 – Modalidades Tarifárias do ACR.	42
Quadro 3 – Regras de faturamento do MUSD.	46
Figura 11 – Diagrama de blocos simplificado do sistema.....	47
Quadro 4 – Modelo dos dados de entrada.	48
Figura 12 – Conversão dos dados de entrada.	49
Figura 13 – Exemplo de aplicação da decomposição STL.....	50
Figura 14 – Fluxograma do módulo de detecção de anomalias.	51
Figura 15 – Fluxograma do módulo de previsão.....	52
Figura 16 – Exemplo de aplicação do sistema de previsão.	53
Figura 17 – Exemplo de tela do <i>software</i>	62
Figura 18 – Gráfico de resíduos do módulo de detecção de anomalias: aplicação na série original.	65
Figura 19 – Gráfico de resíduos do módulo de detecção de anomalias: aplicação na série modificada.	66

Figura 20 – Histórico de demanda medida da UC Hospital Universitário da UFSC (1999-2017).	67
Figura 21 – Gráfico das previsões para horizonte de 24 ciclos, com e sem a correção de anomalias.....	68
Figura 22 – Gráfico de otimização da contratação (horizonte=12).	70
Figura 23 – Gráfico de otimização da contratação (horizonte=20).	71

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ACF	Função de Autocorrelação
ACL	Ambiente de Contratação Livre
ACR	Ambiente de Contratação Regulada
ADF	Teste de Dickey-Fuller Aumentado
AIC	Critério de Informação de Akaike
ANEEL	Agência Nacional de Energia Elétrica
ARIMA	Modelo Autorregressivo Integrado de Médias Moveis
CCEE	Câmara de Comercialização de Energia Elétrica
CCER	Contrato de Compra de Energia Regulada
CELESC	Centrais Elétricas de Santa Catarina
CLI	Interface de linha de comando
CMSE	Comitê de Monitoramento do Setor Elétrico
CNPE	Conselho Nacional de Política Energética
COFINS	Contribuição para o Financiamento da Seguridade Social
COSIP	Custeio do Serviço de Iluminação Pública
CUSD	Contrato de Uso do Sistema de Distribuição
EPE	Empresa de Pesquisa Energética
GUI	Interface Gráfica de Usuário
ICMS	Imposto sobre Circulação de Mercadorias e Serviços
MAPE	Erro Percentual Absoluto Médio
MME	Ministério de Minas e Energia
MUSD	Montante de Uso do Sistema de Distribuição
ONS	Operador Nacional do Sistema
PACF	Função de Autocorrelação Parcial

PIS	Programas de Integração Social
PL	Programação Linear
PLIM	Programação Linear Inteira Mista
SARIMA	Modelo Autorregressivo Integrado de Médias Móveis Sazonal
SEB	Sistema Elétrico Brasileiro
SIN	Sistema Interligado Nacional
Sisol	Sistemas Isolados
STL	Decomposição de Tendência Sazonal usando LOESS
TE	Tarifa de Energia
TUSD	Tarifa de Uso do Sistema de Distribuição
UC	Unidade Consumidora
UFSC	Universidade Federal de Santa Catarina

LISTA DE SÍMBOLOS

Ω	é o espaço amostral não vazio;
A	é uma σ -álgebra de subconjuntos de Ω ;
P	é a medida da probabilidade dos subconjuntos de A ;
μ	é o valor médio da distribuição estatística;
σ^2	é a variância da distribuição estatística;
σ	é o desvio padrão da distribuição estatística;
γ_s	é a covariância de Y_t com Y_{t-s} ;
\bar{E}	é o erro percentual absoluto médio;
n	é o número de total de observações;
O_t	é o valor observado no ciclo de índice t ;
P_t	é o valor previsto para o ciclo de índice t ;
k	é o número de parâmetros do modelo criado;
$\hat{\mathcal{L}}$	é o maior valor da função de verossimilhança \mathcal{L} ;
Y_t	é o valor observado, no ciclo de índice t ;
ε_t	é o valor do erro estocástico, no ciclo de índice t ;
L	é o operador de defasagem temporal (<i>Lag</i>);
(p, d, q)	são os parâmetros não sazonais do modelo ARIMA/SARIMA;
$(P, D, Q)_s$	são os parâmetros sazonais do modelo SARIMA, com sazonalidade s ;
T_{ef}	é a tarifa final de TE ou TUSD paga pelo usuário;
T_{hom}	é a tarifa de TE ou TUSD homologada pela ANEEL;
T_{band}	é a tarifa adicional quando há bandeiras tarifárias;
D_m	é a demanda medida, ou demanda com ICMS, no mês;
D_c	é a demanda contratada no mês;
D_u	é a demanda ultrapassada no mês;
$D_{s/ICMS}$	é a demanda sem ICMS no mês;

T_1	é a tarifa da demanda com ICMS no mês;
T_2	é a tarifa da demanda sem ICMS no mês;
D_{cp}	é a demanda contratada antes do período de testes vigente;
D_{lu}	é o limite de ultrapassagem durante o período de testes;
D_{m_t}	é a demanda medida, no ciclo de índice t ;
D_{c_t}	é a demanda contratada, no ciclo de índice t ;
D_{cef_t}	é o montante de demanda contratada considerada para o cálculo da demanda isenta de ICMS, no ciclo de índice t ;
T_{1_t}	é a tarifa de demanda com ICMS, no ciclo de índice t ;
T_{2_t}	é a tarifa de demanda sem ICMS, no ciclo de índice t ;
b_{u_t}	é a variável binária que identifica a ocorrência de ultrapassagem de demanda, no ciclo de índice t ;
b_{i_t}	é a variável binária que identifica a existência de demanda isenta de ICMS, no ciclo de índice t ;
h	é o horizonte mínimo de dados, em número de ciclos;
N	é o horizonte de otimização, em número de ciclos;
t	é o indexador temporal de cada ciclo;
b_{test_t}	é a variável binária auxiliar à identificação do período de testes, no ciclo de índice t ;
M	é a constante <i>Big-M</i> utilizada para implementação computacional da otimização através do método simplex;
E	é a constante de folga na comparação de valores $E = 1$;
b_{test1_t}	identifica o primeiro ciclo dentro do período de testes, no ciclo de índice t ;
b_{test2_t}	identifica o segundo ciclo dentro do período de testes, no ciclo de índice t ;
b_{test3_t}	identifica o terceiro ciclo dentro do período de testes, no ciclo de índice t ;
b_{test0_t}	identifica a existência de período de testes, no ciclo de índice t ;
D_{lu_t}	é o limite máximo de demanda medida após a qual será caracterizada a ultrapassagem de demanda, no ciclo de índice t ;
$D_{c_{last_t}}$	é o último montante válido de demanda contratada <u>antes</u> do período de testes, no ciclo de índice t ;

$D_{c_{new}t}$	é o último montante válido de demanda contratada <u>dentro</u> do período de testes, no ciclo de índice t ;
b_{a1t}	é a variável auxiliar binária que identifica se a nova demanda é superior a 105% do montante contratado anteriormente, no ciclo de índice t ;
b_{a2t}	é a variável auxiliar binária que identifica se, caso ocorra, a redução no montante de demanda é inferior a 50% do montante adicional contratado no período de testes, no ciclo de índice t ;
b_{a3t}	é a variável auxiliar binária que identifica se houve qualquer redução no montante de demanda contratada, no ciclo de índice t ;
b_{a4t}	é a variável auxiliar binária que identifica, caso tenha ocorrido redução, se foram cumpridos os requisitos para realizar a redução fora do limite após o período de testes, no ciclo de índice t ;
b_{a5t}	é a variável auxiliar binária que contabiliza, caso descumpridos os requisitos de redução após o período de testes, a redução de montante de demanda ou reduções ordinárias, no ciclo de índice t ;
b_{a6t}	é a variável auxiliar binária que identifica aumentos no contrato de demanda, no ciclo de índice t ;
P_1	é a penalidade monetária aplicada para cada redução ordinária no contrato;
P_2	é a penalidade monetária aplicada para cada redução após o período de testes;
P_3	é a penalidade monetária aplicada para cada incremento no contrato;
P_{tot}	é o valor total da penalidade aplicada devido a alterações contratuais.

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	15
1.1	Objetivo Geral.....	16
1.1.1	Objetivos específicos	16
1.2	Estrutura do trabalho	17
2	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	19
3	FUNDAMENTAÇÃO	21
3.1	Séries temporais	21
3.1.1	Processo estocástico	22
3.2	Análise de séries temporais	23
3.2.1	Comportamento das séries	24
3.2.2	Estacionariedade	25
3.2.3	Deteção de anomalias em séries temporais	26
3.2.4	Previsão de séries temporais	28
3.2.4.1	<i>Modelos ARIMA e SARIMA.....</i>	<i>30</i>
4	INTRODUÇÃO AO SETOR ELÉTRICO BRASILEIRO.....	33
4.1	Órgãos, Instituições e Agentes do Setor Elétrico	33
4.2	Ambientes de contratação.....	36
4.3	Estrutura tarifária do ACR.....	37
4.4	Modalidades Tarifárias do ACR.....	40
4.5	Contratos de energia	43
4.5.1	Contrato de Compra de Energia Regulada (CCER)	43
4.5.2	Contrato de Uso do Sistema de Distribuição (CUSD)	43
4.5.2.1	<i>Definições</i>	<i>44</i>
4.5.2.2	<i>Alterações contratuais.....</i>	<i>45</i>
4.5.2.3	<i>Período de testes.....</i>	<i>45</i>
4.5.2.4	<i>Regras de faturamento.....</i>	<i>46</i>
5	METODOLOGIA.....	47
5.1	Estrutura do software	47

5.2	Módulo 1 - Aquisição e tratamento dos dados de entrada.....	48
5.3	Módulo 2 - Identificação e correção de anomalias	49
5.4	Módulo 3 - Previsão de séries temporais	51
5.5	Módulo 4 - Otimização da contratação.....	53
5.5.1	Modelo Matemático.....	54
5.6	Módulo 5 - Interface do usuário	62
6	RESULTADOS	63
6.1	Validação do <i>software</i>	63
6.1.1	Validação do Módulo 1 – Aquisição e tratamento de dados	63
6.1.2	Validação do Módulo 2 – Identificação e correção de anomalias	65
6.1.3	Validação do Módulo 3 – Previsão de séries temporais	67
6.1.4	Validação do Módulo 4 – Otimização da contratação	69
6.1.5	Validação do Módulo 5 – Interface do usuário	72
7	CONCLUSÕES.....	73
7.1	Considerações gerais	73
7.2	Sugestões de trabalhos futuros	74
	REFERÊNCIAS.....	75
	APÊNDICE A – Modelo de otimização implementado em <i>python</i>	79

1 INTRODUÇÃO

Dentre as pautas sobre comercialização de energia elétrica, com regras definidas pela Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL), destaca-se a obrigatoriedade da contratação prévia da demanda de potência, também chamada de Montante de Uso do Sistema de Distribuição (MUSD), devendo ser pactuada com a distribuidora de energia que atende a região onde localizam-se as instalações do acessante. Cabe salientar que os contratos de MUSD são uma exigência que recai sobre todos os consumidores do Grupo Tarifário A, ou seja, aqueles atendidos em tensão maior ou igual a 2,3 kV ou atendidos a partir de sistema subterrâneo de distribuição em tensão menor que 2,3 kV, ou ainda os que optam pela contratação de energia no mercado livre (ANEEL, 2021).

O Contrato de Uso do Sistema de Distribuição (CUSD) funciona como um mecanismo de controle utilizado pelos agentes distribuidores de energia para que possam planejar sua infraestrutura e atender satisfatoriamente às necessidades de potência que venham a ser adicionadas ao sistema de distribuição, além de aumentar a previsibilidade na operação de suas redes.

Com a obrigação regulatória apresentada, cria-se também a necessidade de um planejamento adequado da contratação, para que não sejam gerados custos desnecessários ao contratante, custos estes oriundos tanto da subcontratação quanto da sobrecontratação, cada qual tendo regras específicas em sua precificação.

No sentido de auxiliar no processo de contratação de demanda, esse trabalho propõe aglutinar métodos de predição, otimização e análise em um *software* que permita ao usuário uma interação simplificada, traduzindo diversas restrições normativas e tributárias em uma interface visual, contribuindo com o planejamento de contratos e visando a redução dos custos operacionais com energia.

Cabe destacar que, segundo dados de 2020, os consumidores de alta tensão foram responsáveis por mais de 51% do consumo de energia elétrica no Brasil, mesmo representando apenas 0,2% do total de unidades consumidoras ativas no país. Em valores absolutos, foi registrado consumo de 247.782 GWh e 234.444 GWh para os consumidores de alta e baixa tensão, respectivamente. Em número de consumidores, a alta tensão tinha, com data base de dezembro de 2019, cerca de 202 mil unidades, enquanto a baixa tensão contava com quase 85 milhões (EPE, 2021). Desta forma, mesmo no caso de o *software* proposto resultar em uma

pequena redução percentual nas despesas totais, por estarmos trabalhando com grandes consumidores, esses valores representam fartas quantias em termos monetários.

Tomando como base os dados da Universidade Federal de Santa Catarina, em 2019 a demanda de potência representou cerca de 11,76% do custo total com energia elétrica na instituição, o equivalente a R\$2.017.155,00 em valores monetários (UFSC, 2021a). Nota-se com isso a relevância deste item na composição das despesas, justificando novamente a necessidade de um bom planejamento em sua contratação.

1.1 Objetivo Geral

Este trabalho tem como objetivo o desenvolvimento de um *software* que, além de introduzir funcionalidades, facilita e melhora procedimentos existentes na utilização de modelos preditivos de séries temporais. Propõe-se ainda a formulação de um modelo matemático que contemple as regras brasileiras para contratação de MUSD, que funcionará como peça central do *software* e auxiliará no processo decisório, no planejamento e na análise da contratação de demanda de potência por consumidores.

1.1.1 Objetivos específicos

Definem-se, com base no objetivo geral, os seguintes objetivos específicos:

- Elaboração de um módulo de pré-processamento dos dados de entrada, visando a adequação a um formato padrão e a correção de anomalias presentes nos registros históricos;
- Implementação em *software* de um modelo de previsão autônomo aplicado a séries temporais de demanda de potência;
- Desenvolvimento de um modelo matemático de otimização para definir a contratação ótima de demanda de potência, podendo ser aplicado tanto em dados previstos como em dados já observados, adicionadas as devidas restrições tributárias e regulatórias e adequando-se às normas vigentes do mercado de energia brasileiro com marco temporal de 2022;
- Encapsulamento de toda a implementação desenvolvida em uma interface que facilite o seu uso e melhore a experiência de usuário.

1.2 Estrutura do trabalho

Este trabalho é organizado da seguinte maneira:

No Capítulo 2 é feito um breve levantamento bibliográfico com trabalhos que tratam do mesmo tema ou de temas transversais que de alguma forma foram úteis para a fundamentação.

No Capítulo 3 são estabelecidos os fundamentos teóricos, referenciais e considerações essenciais para o desenvolvimento da metodologia. São abordados aspectos fundamentais sobre séries temporais, como proceder com sua análise, características relevantes, métodos de detecção e correção de anomalias, métodos de modelagem e modelos de previsão de séries.

No Capítulo 4 é feita uma breve introdução ao setor elétrico brasileiro, incluindo informações sobre o mercado de energia, os órgãos e instituições que o compõem e suas funções, os agentes setoriais e uma revisão da legislação vigente, especialmente daquela que trata das regras sobre o ambiente de contratação regulada (ACR), a sua estrutura tarifária, contratos de demanda de potência e de energia e as modalidades de enquadramentos dos consumidores.

No Capítulo 5 é disposta a metodologia empregada para alcançar os objetivos propostos. É exibida a estrutura de funcionamento do *software* desenvolvido, cada um de seus módulos de cálculo e suas funções. Em especial, são detalhadas as equações e inequações utilizadas para concepção do modelo de programação linear utilizado para análise e/ou otimização dos valores contratados de demanda de potência.

No Capítulo 6 são apresentados os resultados obtidos durante a validação do *software* desenvolvido. O programa é posto a teste em uma série de avaliações de desempenho, precisão e funcionalidade. São apresentados os resultados de cada uma das etapas de teste.

No Capítulo 7 são apresentadas as conclusões com o trabalho. São consolidados os resultados obtidos na validação do *software* e são elencadas sugestões para futuros trabalhos de modo a melhorar a metodologia adotada ou aprofundar o estudo nos assuntos abordados.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Neste capítulo, são apresentados trabalhos que tratam do mesmo tema ou de temas transversais que de alguma forma foram úteis para a fundamentação.

Tomou-se como principais referências os trabalhos desenvolvidos por Santos (2020) e Bittencourt (2016), que abordam detalhadamente a contratação de energia elétrica por grandes consumidores.

No trabalho de Santos (2020) são utilizados dados das faturas de energia elétrica da Universidade Federal de Santa Catarina (UFSC), com subsequente aplicação de um método de previsão para gerar estimativas dos valores de demanda de potência e de consumo. Para tal, foi utilizado o modelo SARIMA de Box *et al.* (1970) implementado na plataforma NNQ-*Forecast* que é disponibilizada gratuitamente pelo Núcleo de Normatização e Qualimetria do Departamento de Informática e Estatística da UFSC.

No trabalho também é desenvolvido um modelo de otimização dos valores de demanda e energia a serem contratados, adequando-os às regras do mercado de energia à época. A otimização é realizada através de uma implementação que utiliza conjuntamente o *software MATLAB* e o otimizador *Gurobi* para os resolução dos problemas de Programação Linear (PL) e Programação Linear Inteira Mista (PLIM). Por fim é feita uma análise econômica dos resultados obtidos.

O problema de otimização para contratação de energia por grandes consumidores também é abordado por Bittencourt (2016), onde são utilizadas técnicas estocásticas para definir as melhores possibilidades de contrato. Como se trata de um problema estocástico, é implementada a análise do Valor Condicional em Risco (*CVaR - Conditional Value at Risk*) como medida de risco para o problema de otimização.

3 FUNDAMENTAÇÃO

Neste capítulo são estabelecidos os fundamentos teóricos, referenciais e considerações essenciais para o desenvolvimento da metodologia. São abordados aspectos fundamentais sobre séries temporais, como proceder com sua análise, características relevantes, métodos de detecção e correção de anomalias, métodos de modelagem e modelos de previsão de séries.

3.1 SÉRIES TEMPORAIS

As séries temporais são coleções de dados sequenciais discretos, indexados cronologicamente no tempo, usualmente com mesma periodicidade e com objetivo de representar a variação temporal de uma variável. São encontradas nas mais diversas áreas, tanto nas ciências humanas como nas exatas, e o estudo dessas séries constituem uma importante área da estatística (CHATFIELD, 2019).

Uma série temporal infinita é representada pelo conjunto de seus t-ésimos elementos:

$$\{y_t\}_{t=0}^{\infty} = \{y_0, y_1, \dots, y_{\infty} : t \in \mathbb{Z}\} \quad (3.1)$$

Na prática as séries temporais são limitadas no tempo, possuindo assim um número finito de elementos.

São alguns exemplos de séries temporais e suas aplicações:

- Dados históricos de clima para previsão meteorológica;
- Registros de vendas em empresas para análises econômicas;
- Coleta de parâmetros de máquinas para técnicas de predição de falhas;
- Dados de consumo de energia, para análise e previsão.

Neste trabalho considerar-se-á como série temporal o conjunto de valores reais obtidos através da observação sequencial, finita e equidistante no tempo da realização de um processo estocástico qualquer.

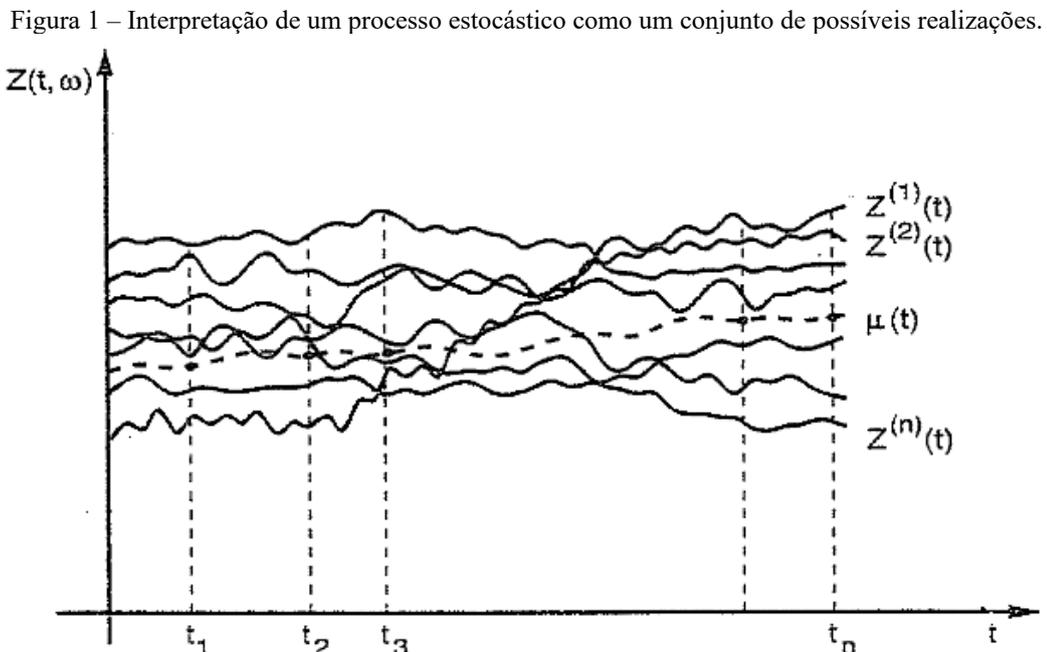
3.1.1 Processo estocástico

Seja $T \in \mathbb{Z}$ um conjunto arbitrário de indexadores, define-se como processo estocástico discreto aquele composto por um conjunto de variáveis aleatórias, $Y = \{Y_t: t \in T, Y \in \mathbb{R}\}$, definidas em um espaço de estados (Ω, A, P) ,

onde:

- Ω é o espaço amostral não vazio;
- A é uma σ -álgebra de subconjuntos de Ω , ou seja, todas as possíveis combinações e subconjuntos dos elementos de Ω , incluindo o conjunto vazio;
- P é a medida da probabilidade dos subconjuntos de A .

Desta forma, tem-se que o processo estocástico nada mais é do que a coleção – *ensemble* – de todas as possíveis séries temporais – realizações – de um fenômeno que poderiam ser observadas (MORETTIN, 2006), isso é representado graficamente na Figura 1. Os n -ésimos $Z(t)$'s representam as possíveis realizações enquanto $\mu(t)$ representa o valor médio esperado dentre todas as realizações possíveis.



Fonte: (MORETTIN, 2006, p. 20).

3.2 ANÁLISE DE SÉRIES TEMPORAIS

A análise de séries temporais pode ser abordada de duas formas distintas: análise no domínio do tempo por meio de modelos paramétricos, também chamados de modelos de dimensões finitas, que são aqueles que possuem um conjunto numerável de parâmetros *a priori*; e análise no domínio da frequência por meio de modelos não-paramétricos, que se caracterizam por possuir flexibilidade na definição dos parâmetros, podendo, inclusive, ser definidos *a posteriori* (MORETTIN, 2006).

Chatfield (2000) traz que, dos métodos de análise, podemos destacar alguns objetivos principais:

- **Descrição** – Descrever os dados utilizando sumarização de parâmetros estatísticos como média, mediana e desvios padrão. Também podem ser adotados métodos gráficos, onde a análise se dá pelo *plot* das informações em um formato conveniente;
- **Modelagem** – Se resume a encontrar um modelo estatístico que descreve satisfatoriamente o processo gerador de uma série temporal. Tem-se a possibilidade da utilização de métodos univariados, onde a série dependa apenas dos valores das observações passadas, ou multivariados, em que se tem a dependência tanto nos dados já registrados da série como também de dados de outras séries temporais correlacionadas. Chatfield (2000) destaca que esse processo é uma forma de arte na mesma proporção que é uma ciência, já que todos os modelos não passam de aproximações do fenômeno real;
- **Previsão** – Resume-se a prever o comportamento e valores futuros de uma série temporal, seja no curto, médio ou longo prazos;
- **Controle** – Intimamente ligado à previsão condicional (*what-if*), aquela cujos valores futuros previstos para uma série são dependentes da variação de parâmetros de outras séries. A análise para controle busca dar ferramentas para tomada de decisão.

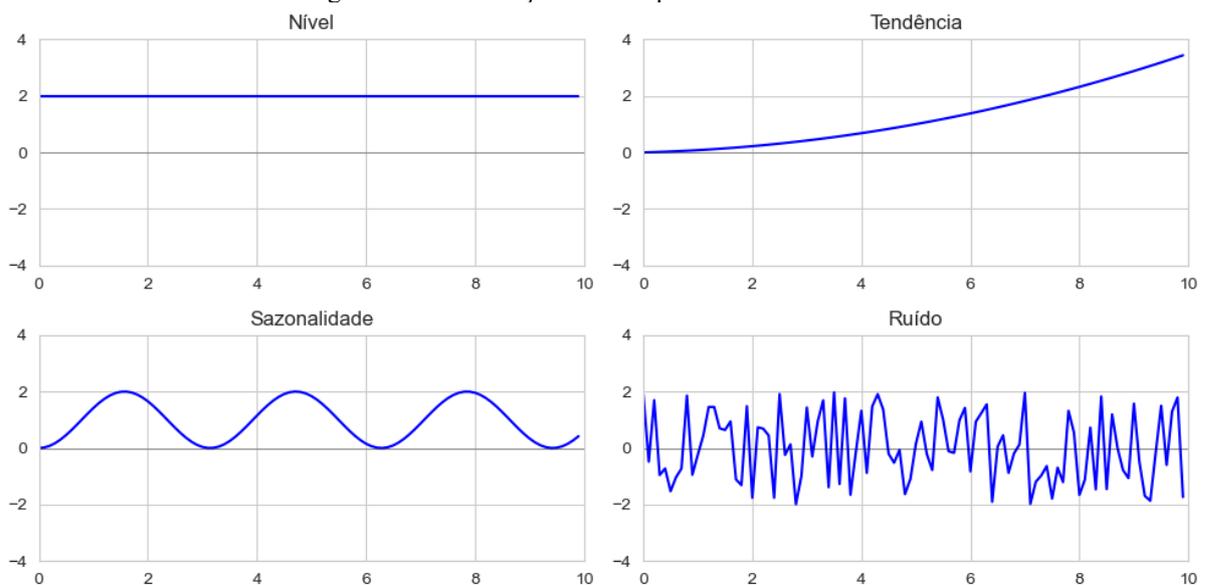
3.2.1 Comportamento das séries

Devido às inúmeras possibilidades de evolução de uma série temporal, para facilitar a sua análise, adota-se a decomposição da série em elementos constituintes que expressam comportamentos característicos, dentre eles estão (SOUZA e CAMARGO, 2004; BITTENCOURT, 2016):

- **Nível:** componente de frequência zero, interpretado como o coeficiente linear em uma função polinomial, também chamado de nível DC em análise de sinais;
- **Tendência:** componente de baixa frequência em uma série, aquele que expressa o comportamento a longo prazo;
- **Sazonalidade:** componentes de médias ou altas frequências que se apresentam como uma repetição de padrão com período definido;
- **Resíduo ou ruído:** componente de alta frequência associada ao processo aleatório originário da série, segue uma distribuição probabilística e possui média zero.

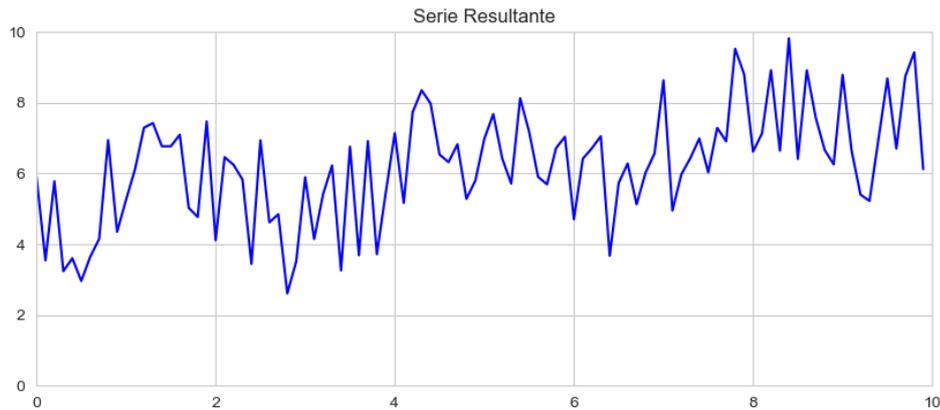
Na Figura 2 são apresentadas as visualizações gráficas de cada um dos elementos constituintes das séries temporais, já na Figura 3 é exposta a série resultante da combinação dos elementos da Figura 2.

Figura 2 – Visualização das componentes de uma série.



Fonte: Elaborado pelo autor (2023).

Figura 3 – Série resultante da combinação das componentes nível, tendência, sazonalidade e ruído.



Fonte: Elaborado pelo autor (2023).

3.2.2 Estacionariedade

A principal característica de uma série temporal, sendo também o que baliza os diversos métodos de análise, é a dependência e correlação entre as observações sequenciais no tempo, de modo que a ordem em que se procede a análise se torna um aspecto fundamental (CHATFIELD, 2000). Possui a característica de estacionariedade toda série cujos parâmetros de sua distribuição de probabilidade não variam ao longo do tempo (GUJARATI e PORTER, 2011). Pode-se afirmar também que:

Na maioria dos casos é difícil verificar se todos os parâmetros que caracterizam a distribuição não dependem do tempo. Portanto, torna-se necessário outra forma de caracterização. Os momentos mais utilizados para caracterizar uma distribuição de probabilidade é a média, que é definida como o valor médio da amostra de dados, a variância que mede o grau de dispersão dos dados em relação ao valor médio e a covariância que mensura o grau de dispersão entre um dado e seu subsequente. (FRACARO, 2018, p. 42)

Essas propriedades podem ser expressas matematicamente através das seguintes expressões:

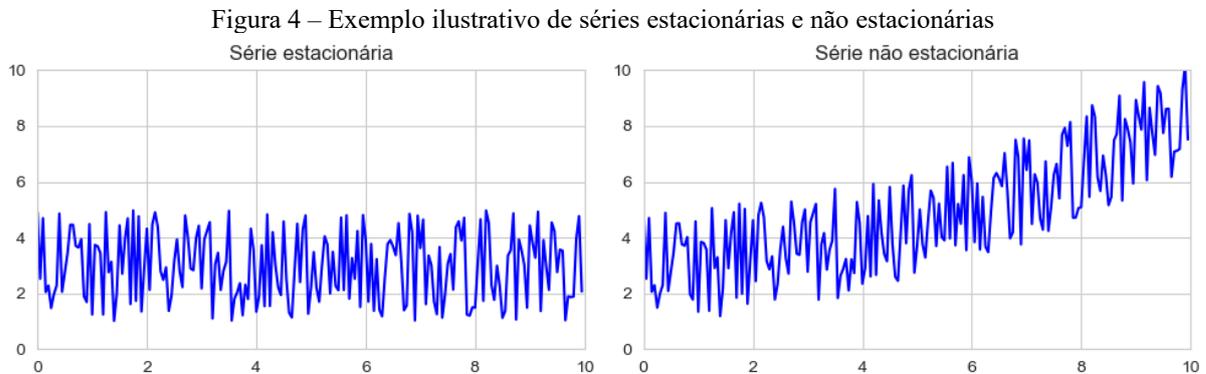
$$\text{Média: } E(Y_t) = \mu \quad (3.2)$$

$$\text{Variância: } E[Y_t - E(Y_t)]^2 = \sigma^2 \quad (3.3)$$

$$\text{Covariância: } cov(Y_t, Y_{t-s}) = \gamma_s \quad (3.4)$$

Onde Y_t é uma série temporal estocástica e γ_s é o valor da covariância entre Y_t e Y_{t-s} dada uma defasagem s qualquer.

Na Figura 4 são apresentados exemplos de série temporal estacionária (à esquerda) e não estacionária (à direita).



Fonte: Elaborado pelo autor (2023).

Muito embora seja possível, em alguns casos, identificar visualmente a estacionariedade de uma série, são necessárias ferramentas formais para definir com precisão essa característica. Neste trabalho será utilizado o Teste Dickey-Fuller Aumentado (*Augmented Dickey-Fuller Test - ADF*) para cumprir esta função.

O teste ADF é uma expansão do método criado por Dickey e Fuller (1979), que permite a verificação da estacionariedade de uma série temporal através de um teste estatístico de hipóteses. Neste teste, assume-se como hipótese nula de que há uma raiz unitária presente no modelo da série, sendo ela, neste caso, não estacionária. Já no caso de a hipótese nula ser rejeitada, não existindo então uma raiz unitária, conclui-se que a série é estacionária.

A diferença entre o teste original e o aumentado está no modelo utilizado para a série. Enquanto o original tratava um modelo autorregressivo de primeira ordem, no aumentado temos a possibilidade de utilizar modelos ordens maiores.

3.2.3 Deteção de anomalias em séries temporais

Anomalia, anormalidade ou ponto fora da curva (*outlier*) é uma observação que, se comparada com as demais de um mesmo fenômeno, aparenta ter sido gerada por um mecanismo distinto (HAWKINS, 1980). Deste modo, as anomalias observadas podem conter informações úteis sobre as alterações sofridas pelo fenômeno gerador dos dados, sendo assim, torna-se importante a detecção e identificação destas ocorrências (AGGARWAL, 2017).

A depender da área de aplicação, as anomalias podem ser interpretadas de formas distintas, sendo compostas por observações singulares ou sequências de observações que apresentam as mesmas características anômalas. Ao ser aplicado nas séries temporais de

demanda de potência, podem ser identificados períodos anômalos que são causados por interrupções do fornecimento de energia ou por variações bruscas no perfil de utilização de determinado centro de consumo.

Sobre as anomalias de uma série, é importante destacar que *outliers* aditivos, que são aqueles cuja influência paira apenas sobre uma observação, são muito mais danosos à qualidade dos dados do que os *outliers* inovativos, aqueles que afetam toda a série a partir do ponto onde foram introduzidos (CHATFIELD, 2000).

A detecção de *outliers* geralmente é feita por algoritmos computacionais, que podem retornar dois tipos de classificação para os dados analisados (AGGARWAL, 2017):

- **Classificação Linear:** Um valor de pontuação, gerado pelo algoritmo, que indica a magnitude na confiança de que um ponto qualquer é uma anomalia. Este tipo de classificação não indica objetivamente quais observações efetivamente são anômalas, porém serve de base para que a análise seja feita e permite o ranqueamento das observações quanto ao seu grau de anormalidade;
- **Classificação Binária:** Neste tipo de classificação as observações são identificadas de forma objetiva se são ou não anomalias. Esse processo depende das condições impostas para a classificação, podendo usar como base valores limiares aplicados em uma classificação linear ou utilizar um método próprio para categorização. Embora contenha menos informações que a classificação linear, impossibilitando assim o ranqueamento, é preferível em situações em que a simples marcação da anomalia seja suficiente.

Além da categorização pelo tipo informação retornada pelos algoritmos, é também possível classificá-los através do método com o qual determinam a anormalidade de uma observação, podendo ser uma das seguintes famílias (SCHMIDL, WENIG e PAPENBROCK, 2022):

- **Métodos de Predição:** Utilizam os dados disponíveis para montar um modelo equivalente da série, com base na previsão do modelo são feitas comparações com a série original. As discrepâncias são tratadas como anomalias, ressalvadas as condições impostas para categorização;
- **Métodos de Reconstrução:** Utilizam os dados disponíveis e os codificam em um espaço dimensional de ordem inferior. Desta codificação, a série é então

reconstruída. Os dados da reconstrução são comparados com a série normal, utilizando as diferenças para identificar o grau de anormalidade;

- **Métodos de Codificação:** Similar aos métodos de reconstrução no que diz respeito à codificação dos dados da série original em um espaço dimensional inferior, diferindo apenas na forma de identificação das anomalias, já que nesta família de métodos o grau de anormalidade é computado diretamente no espaço codificado, sem qualquer reconstrução;
- **Métodos de Distância:** Utilizam métricas para avaliar a distância relativa de um ponto, ou sequência de pontos, do restante da série, classificando as anomalias baseando-se nesses valores;
- **Métodos de Distribuição:** Utilizam uma avaliação da distribuição estatística dos pontos, ou sequência de pontos, da série para identificar valores que fogem do centro da distribuição;
- **Métodos de *Isolation Tree*:** Utiliza classificação por divisão em nós para ramificar os valores observados na série. Por terem menos similaridades com os demais, observações anômalas tendem a ficar mais próximas do nó central, a “raiz” da árvore de classificação, sendo essa a métrica utilizada para identificação de anomalias neste método.

3.2.4 Previsão de séries temporais

A previsão de séries temporais nada mais é do que a obtenção dos valores futuros não realizados de uma série. Os métodos de previsão de uma série podem ser criados utilizando regras algorítmicas sem preocupação com quaisquer elementos estatísticos que a constituem ou também podem ser baseados em um modelo criado especificamente para a série em análise (CHATFIELD, 2000).

Antes de realizar as previsões, é importante definir algumas métricas para que seja possível realizar uma adequada qualificação dos resultados obtidos. Para tal, é utilizado o Erro Percentual Absoluto Médio (MAPE), definido por:

$$\bar{E} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{O_t - P_t}{O_t} \right| \cdot 100 [\%] \quad (3.5)$$

onde:

n é o número de total de observações;

O_t é o valor observado no ciclo de índice t ;

P_t é o valor previsto para o ciclo de índice t .

Verifica-se que o MAPE pode ser utilizado tanto para qualificar os modelos criados para representar a série temporal (*in-sample*) como para avaliar a qualidade das previsões realizadas a partir do modelo (*out-of-sample*) (BITTENCOURT, 2016).

Dos valores de MAPE obtidos, segundo Lewis (1997), podem ser tiradas as seguintes conclusões preliminares:

$\bar{E} \leq 10\%$: Previsão potencialmente muito boa;

$\bar{E} \leq 20\%$: Previsão potencialmente boa;

$\bar{E} \leq 30\%$: Previsão potencialmente razoável;

$\bar{E} > 30\%$: Previsão potencialmente imprecisa.

Além da métrica de erro, também é utilizado o Critério de Informação de Akaike (*Akaike Information Criterion – AIC*) (AKAIKE, 1998) para comparar e qualificar os modelos. O AIC é definido como:

$$AIC = 2k - 2 \ln(\hat{\mathcal{L}}) \quad (3.6)$$

onde:

k é o número de parâmetros do modelo criado;

$\hat{\mathcal{L}}$ é o maior valor da função de verossimilhança \mathcal{L} aplicada ao modelo criado.

Em termos práticos, o AIC mensura a perda de informação devido à modelagem realizada de modo que se busca minimizar o seu valor. Da equação (3.6) também pode ser deduzido que o sobreajuste (*overfitting*), devido a introdução excessiva de parâmetros aos modelos, é severamente penalizado, sendo assim, o melhor candidato será aquele cuja melhor

aproximação para a série seja alcançada utilizando o menor número de parâmetros, de certo modo atendendo ao princípio da parcimônia¹.

Neste trabalho será tratada apenas a previsão utilizando os métodos Box-Jenkins (BOX, JENKINS, *et al.*, 1970).

3.2.4.1 Modelos ARIMA e SARIMA

Os modelos Autorregressivos Integrados de Média Móvel - ARIMA e ARIMA sazonal - SARIMA, são modelos univariados para representação de séries temporais que utilizam apenas os valores do presente e do passado para realizar a previsão. Criados na década de 1970 por Box *et al.* (1970), utilizam um processo iterativo para encontrar os melhores modelos de representação, seu funcionamento baseia-se na pressuposição de que um ruído branco ao ser introduzido em um filtro linear de memória infinita gera um processo estacionário de segunda ordem. Desta forma, ao encontrar o sistema inverso deste filtro, obtém-se o processo gerador da série temporal, capturando toda a dinâmica envolvida (BITTENCOURT, 2016).

De modo geral, os modelos ARIMA e SARIMA tem como diferença a presença de parâmetros que capturam o comportamento sazonal da série e são construídos pelas seguintes componentes:

$$\text{Autorregressiva (p):} \quad \phi_p(L) = 1 - \phi_1(L^1) - \dots - \phi_p(L^p) \quad (3.7)$$

$$\text{Média Móvel (q):} \quad \Phi_q(L) = 1 - \Phi_1(L^1) - \dots - \Phi_q(L^q) \quad (3.8)$$

$$\text{Diferencial (d):} \quad \nabla^d = (1 - L)^d \quad (3.9)$$

$$\text{Autorregressiva Sazonal (P):} \quad \theta_p(L^s) = 1 - \theta_1(L^s) - \dots - \theta_p(L^{ps}) \quad (3.10)$$

$$\text{Média Móvel Sazonal (Q):} \quad \Theta_Q(L^s) = 1 - \Theta_1(L^s) - \dots - \Theta_q(L^{qs}) \quad (3.11)$$

$$\text{Diferencial Sazonal (D):} \quad \nabla_s^D = (1 - L^s)^D \quad (3.12)$$

Unindo as equações de (3.7) a (3.9) e (3.7) a (3.12) tem-se as equações gerais:

$$ARIMA(p, d, q) : \phi_p(L)\nabla^d Y_t = \theta_q(L)\varepsilon_t \quad (3.13)$$

$$SARIMA(p, d, q) \times (P, D, Q)_s : \phi_p(L)\Phi_q(L^s)\nabla^d \nabla_s^D Y_t = \theta_q(L)\Theta_q(L^s)\varepsilon \quad (3.14)$$

¹ O princípio da parcimônia ou princípio da economia, estipula que, dado um conjunto de soluções capazes de satisfazer um problema, a melhor solução é a mais simples.

onde:

Y_t é o valor observado, no ciclo de índice t ;

ε_t é o valor do erro estocástico, no ciclo de índice t ;

L é o operador de defasagem temporal (*Lag*);

(p, d, q) são os parâmetros não sazonais do modelo ARIMA/SARIMA;

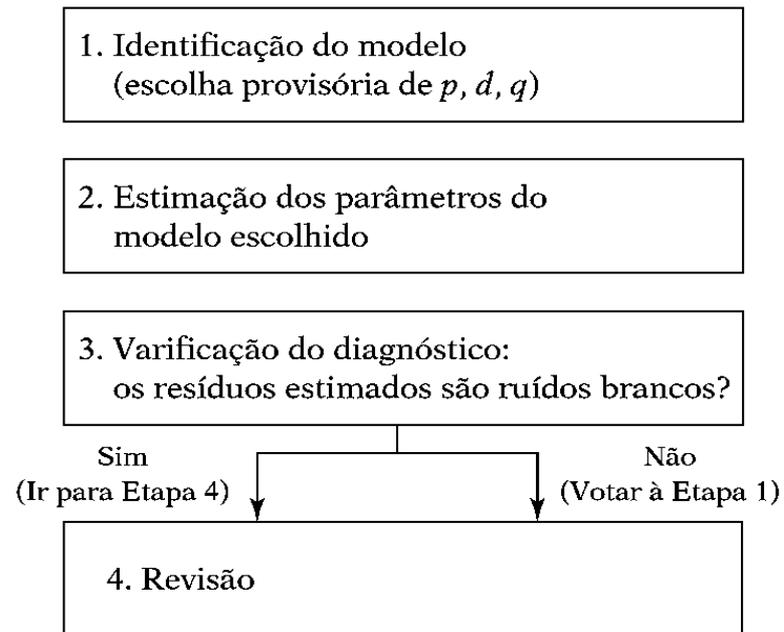
$(P, D, Q)_s$ são os parâmetros sazonais do modelo SARIMA, com sazonalidade s .

Para aplicação dessa metodologia, conforme já mencionado, segue-se um processo iterativo para encontrar o melhor modelo capaz de satisfazer as métricas de erro e informação propostas. O processo iterativo em questão é descrito por Gujarati e Porter (2011) conforme segue:

- **Primeira etapa – Identificação:** Inicialmente devem ser definidos os valores adequados de (p, d, q) . Isso pode ser feito utilizando a função de autocorrelação (ACF) e a função de autocorrelação parcial (PACF). Esses valores são apenas o pontapé inicial e serão alterados durante o processo iterativo;
- **Segunda etapa – Estimação:** Nesta etapa, são feitas alterações nos parâmetros (p, q) para que se obtenha um modelo que represente fielmente os dados da série original;
- **Terceira etapa – Verificação:** Definidos os parâmetros, procede-se à testagem e iteração de alteração de parâmetros até que se obtenha resíduos compatíveis com o ruído branco que é esperado na saída do modelo;
- **Quarta etapa – Previsão:** Nesta última etapa, procede-se com a aplicação do modelo para gerar previsões futuras. Caso os resultados obtidos não sejam satisfatórios, retorna-se ao processo iterativo de ajuste de parâmetros.

Na Figura 5 é ilustrado o fluxograma de aplicação do método de Box-Jenkins:

Figura 5 – Método iterativo de Box-Jenkins



Fonte: (GUJARATI e PORTER, 2011, p. 172).

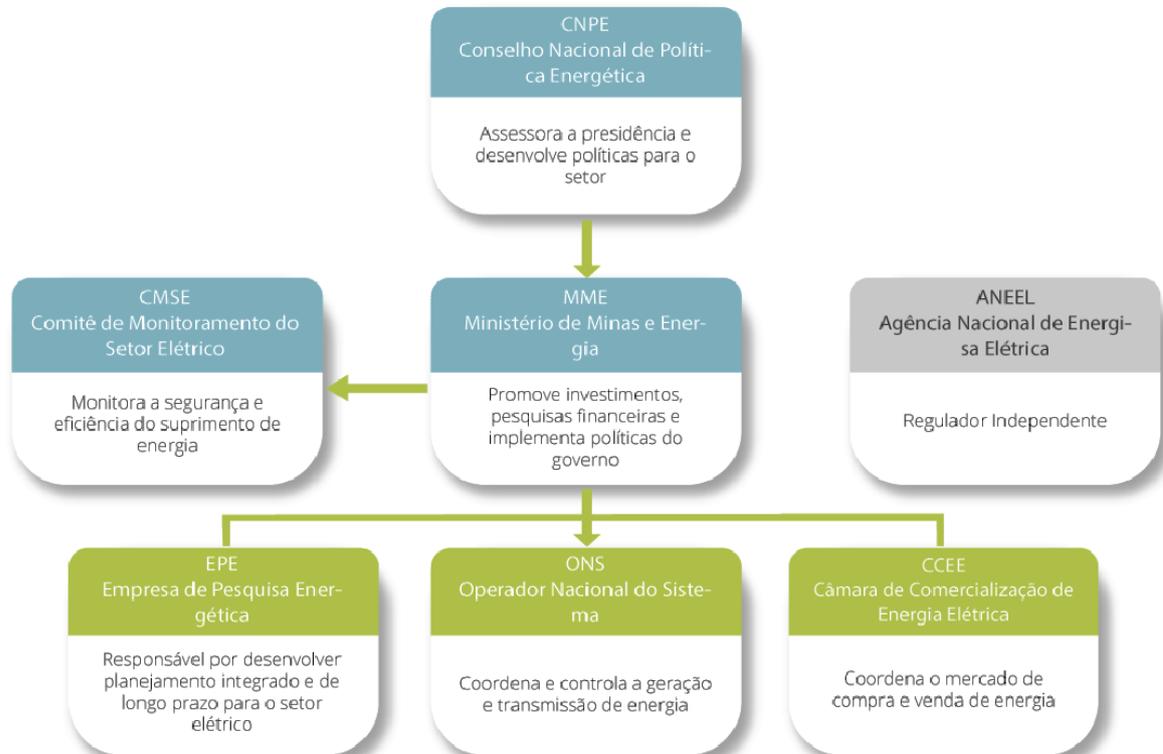
4 INTRODUÇÃO AO SETOR ELÉTRICO BRASILEIRO

Neste capítulo é feita uma breve introdução ao Setor Elétrico Brasileiro (SEB), incluindo informações sobre o mercado de energia, os órgãos e instituições que o compõe e suas funções, os agentes setoriais e uma revisão da legislação vigente, especialmente daquela que trata das regras sobre o ambiente regulado de contratação, a estrutura tarifária, contratos de demanda de potência e de energia e as modalidades de enquadramentos dos consumidores.

4.1 ÓRGÃOS, INSTITUIÇÕES E AGENTES DO SETOR ELÉTRICO

O Setor Elétrico Brasileiro atualmente é composto por agentes de governo, agentes públicos e privados, cada qual com suas atribuições e competências e em equilíbrio institucional. Na Figura 6 é apresentada a estrutura básica do Setor. Em azul os agentes com atividades de governo, em cinza os com atividades de regulação e fiscalização e em verde os agentes com atividades de operação e planejamento (ABRADEE, 2022).

Figura 6 – Estrutura de governança do Setor Elétrico Brasileiro.



Fonte: (ENERGISA, 2022).

Conselho Nacional de Política Energética (CNPE) – Subordinado à Presidência da República e presidido pelo Ministro de Minas e Energia, é o órgão responsável por propor políticas nacionais e medidas destinadas à promoção do aproveitamento racional e assegurar a ampla distribuição dos recursos energéticos do país, além de acompanhar a evolução da matriz energética brasileira e propor diretrizes gerais para o setor (BRASIL, 1997).

Ministério de Minas e Energia (MME) – Subordinado à Presidência da República, é o órgão responsável por definir as políticas nacionais para aproveitamento dos recursos energéticos, estabelecer diretrizes para uso, planejamento e tarifação, fomentar o desenvolvimento e adoção de novas tecnologias no setor e elaborar e aprovar as outorgas relativas ao setor elétrico (BRASIL, 2023).

Comitê de Monitoramento do Setor Elétrico (CMSE) – Subordinado ao Ministério de Minas e Energia e presidido pelo ministro, é o órgão responsável por acompanhar o desenvolvimento das atividades de geração, transmissão, distribuição, comercialização, importação e exportação de energia elétrica, também é incumbido de avaliar as condições de abastecimento e por identificar problemas que nelas possam interferir (BRASIL, 2004a).

Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL) – Vinculada ao Ministério de Minas e Energia, é a Autarquia federal que tem por finalidade regular e fiscalizar a produção, transmissão, distribuição e comercialização de energia elétrica no Brasil, além de, entre outros (BRASIL, 1996):

- Implementar as políticas e diretrizes do governo federal para a exploração da energia elétrica;
- Promover os procedimentos licitatórios para a contratação de concessionárias e permissionárias de serviço público para produção, transmissão e distribuição de energia elétrica;
- Gerir os contratos de concessão ou de permissão de serviços públicos de energia elétrica, de concessão de uso de bem público, bem como fiscalizar as concessões, as permissões e a prestação dos serviços de energia elétrica;
- Estabelecer tarifas para o suprimento de energia elétrica realizado às concessionárias e às permissionárias de distribuição;

- Estabelecer as metas a serem periodicamente alcançadas, visando a universalização do uso da energia elétrica;
- Aprovar as regras e os procedimentos de comercialização de energia elétrica, contratada de formas regulada e livre;
- Homologar as receitas dos agentes de geração na contratação regulada e as tarifas a serem pagas pelas concessionárias, permissionárias ou autorizadas de distribuição de energia elétrica;
- Definir as tarifas de uso dos sistemas de transmissão e distribuição.

Empresa de Pesquisa Energética (EPE) – Vinculada ao Ministério de Minas e Energia, é a empresa pública responsável por prestar serviços na área de estudos e pesquisas destinadas a subsidiar o planejamento do setor energético, tais como energia elétrica, petróleo, gás natural, outras fontes renováveis e eficiência energética (BRASIL, 2004b).

Operador Nacional do Sistema Elétrico (ONS) – É a pessoa jurídica de direito privado, fiscalizada e regulada pela ANEEL, que sob autorização do poder concedente se incumbem das atividades de coordenação e controle da operação da geração e da transmissão de energia elétrica integrantes do Sistema Interligado Nacional (SIN) (BRASIL, 1998), as atividades de previsão de carga e planejamento da operação dos Sistemas Isolados (Sisol), além da coordenação da operação em tempo real dos sistemas isolados de Boa Vista-RR e localidades conectadas (ONS, 2017).

Câmara de Comercialização de Energia Elétrica (CCEE) - É a pessoa jurídica de direito privado, fiscalizada e regulada pela ANEEL, que sob autorização do poder concedente se incumbem das atividades de viabilizar a comercialização de energia elétrica, incluindo a definição de regras e realização de leilões, registro de contratos entre outros (BRASIL, 2004c).

Abaixo da estrutura de governança, encontram-se os agentes setoriais que formam a base do sistema elétrico, sendo composta por agentes de geração, transmissão, distribuição e comercialização. Na Figura 7 apresenta-se uma breve caracterização de cada um destes setores.

Figura 7 – Estrutura de setorização do Setor Elétrico Brasileiro.

	Geração	Transmissão	Distribuição	Comercialização
Função	Geração de energia para o país	Transporte de energia do ponto de geração ao ponto de distribuição ou consumo	Conversão da energia a uma tensão menor e transporte ao consumidor final	Compra e venda de energia elétrica no ambiente de contratação livre
Participantes	Geradores Públicos e Privados/autoprodutores/produtores independentes	Empresas público ou privadas que detenham lotes de transmissão	Concessionárias de distribuição	Geradores, comercializadores, consumidores livres, especiais exportadores e importadores
Regulado?	Em grande parte não	Sim	Sim	Não

Fonte: ENERGISA (2022a).

4.2 AMBIENTES DE CONTRATAÇÃO

No Brasil, os consumidores de energia podem estar em um de dois ambientes de contratação: Ambiente de Contratação Regulada (ACR) ou Ambiente de Contratação Livre (ACL), cada qual operando de forma distinta sobre a formulação do custo da energia e operacionalização dos contratos firmados.

Como este trabalho tem foco em consumidores do Grupo A, que pertencem ao ACR, não serão abordados temas específicos do ACL. Destaca-se, no entanto, que o ferramental desenvolvido pode ser aplicado em qualquer um dos ambientes de contratação.

No ACR, também chamado de mercado cativo, os consumidores realizam compulsoriamente a contratação de energia com a concessionária da região onde estão instalados, sendo por ela fornecidos tanto o serviço de transporte e distribuição como o fornecimento de energia.

Nesse regime de contratação, os consumidores são classificados em dois grupos, de acordo com o nível de tensão de fornecimento: Grupo A para tensões superiores a 2,3 kV e Grupo B para os demais (ANEEL, 2021). Cada um dos grupos ainda é subdividido em subgrupos, conforme apresenta-se no Quadro 1, sendo que para o Grupo A adota-se a

subdivisão pelo nível de tensão de fornecimento enquanto para o Grupo B adota-se a subdivisão por classe de consumidor.

Quadro 1 – Grupos e subgrupos de consumidores no ACR.

Grupo	Subgrupo	Característica
A	A1	Tensão maior ou igual a 230 kV.
	A2	Tensão maior ou igual a 88 kV e menor ou igual a 138 kV.
	A3	Tensão igual a 69 kV.
	A3a	Tensão maior ou igual a 30 kV e menor ou igual a 44 kV.
	A4	Tensão maior ou igual a 2,3 kV e menor ou igual a 25 kV.
	AS	Tensão menor que 2,3 kV, em sistema subterrâneo de distribuição.
B	B1	Residencial.
	B2	Rural.
	B3	Demais classes.
	B4	Iluminação Pública.

Fonte: Adaptado de ANEEL (2021).

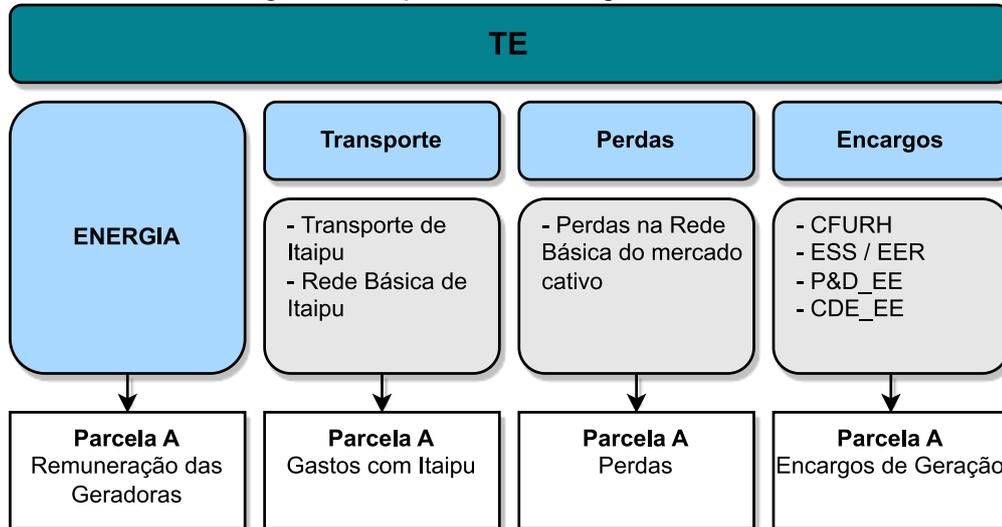
4.3 ESTRUTURA TARIFÁRIA DO ACR

A precificação da energia elétrica fornecida pelas distribuidoras aos consumidores do ACR é composta por Tarifa de Energia (TE), Tarifa pelo Uso do Sistema de Distribuição (TUSD) e os Impostos.

Tarifa de Energia (TE) é o valor utilizado para faturamento mensal do consumo de energia, expresso em R\$/MWh (Reais por megawatt-hora). Tem seu valor definido e reajustado anualmente pela ANEEL de modo a garantir o equilíbrio econômico-financeiro do distribuidor e é uma consolidação de todos os custos envolvidos na cadeia de produção da energia, incluindo perdas, encargos, transporte e o próprio custo com a geração. Destaca-se que uma parte do valor da TE é destinado ao financiamento de programas governamentais para fiscalização, pesquisa e desenvolvimento, incentivos setoriais e outras iniciativas instituídas para o setor (CELESC,

2022; ENERGISA, 2022b). Na Figura 8 é apresentada a função completa de custos da TE, discretizada por origem do custo.

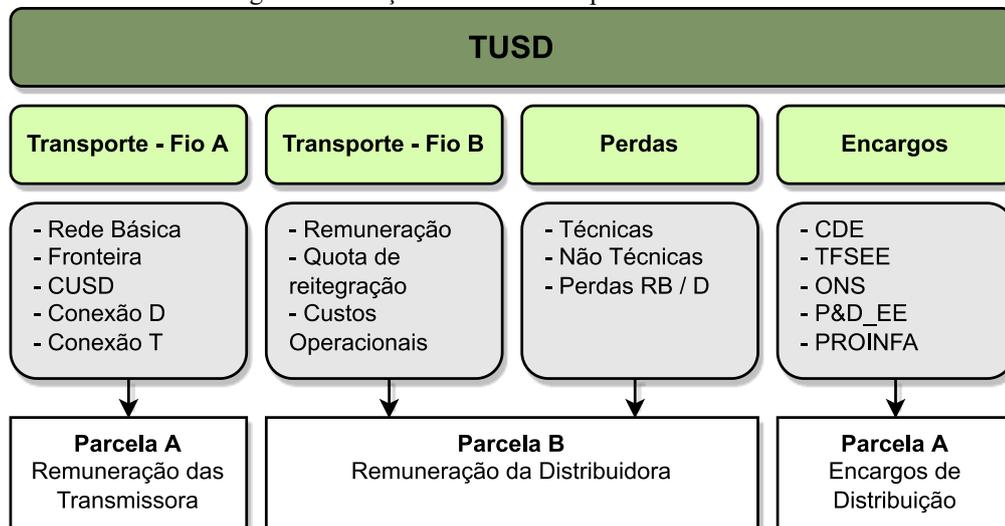
Figura 8 – Função de custo e componentes da TE.



Fonte: Adaptado de ENERGISA (2022b).

Tarifa pelo Uso do Sistema de Distribuição (TUSD) é o valor utilizado para faturamento do uso da infraestrutura de distribuição de energia e das despesas incorridas no processo de transporte da fonte até a carga, incluem-se custos de instalação e manutenção de subestações, transformadores, postes e rede. É expressa em R\$/MW (Reais por megawatt) e R\$/MWh (Reais por megawatt-hora). Assim como na TE, a TUSD também possui em sua composição custos para financiamento de políticas para o setor elétrico (CELESC, 2022; ENERGISA, 2022b; SILVA, 2021). Na Figura 9 é apresentada a função completa de custos da TUSD, discretizada por origem do custo.

Figura 9 – Função de custo e componentes da TUSD.



Fonte: Adaptado de ENERGISA (2022b).

Além da estrutura tarifária composta por TE e TUSD, é possível segmentar a tarifação conforme a capacidade de gestão de custos pelas distribuidoras, compõe-se assim as Parcelas A e B.

Parcela A – Representa os custos não diretamente gerenciáveis pelas distribuidoras de energia, como compra, transporte e os encargos. Essa parcela está presente tanto nos elementos da TE como da TUSD.

Parcela B – Representa os custos diretamente gerenciáveis pelas distribuidoras de energia, como as despesas operacionais, impostos da pessoa jurídica, e custos com capital. Essa parcela está presente apenas na composição da TUSD.

Impostos e contribuições são obrigações devidas ao poder público com pagamento compulsório. Originadas por determinação legal, incidem sobre as mais diversas etapas do processo produtivo de geração, transmissão, distribuição e comercialização de energia. Podem ser segmentados em três esferas, delimitadas pela destinação de cada cobrança, são elas (ENERGISA, 2022):

- **Federal** – Compostas pelos Programas de Integração Social (PIS) e Contribuição para o Financiamento da Seguridade Social (COFINS). São tributos destinados ao Governo Federal para manter programas assistenciais ao trabalhador e para programas sociais. As alíquotas têm variação mensal pois dependem do faturamento do distribuidor e são apuradas de forma não cumulativa entre si;
- **Estadual** – É composto pelo Imposto Sobre Circulação de Mercadorias e Serviços (ICMS). Incide integralmente sobre TE e TUSD. É destinado ao custeio do Estado em que se dá o consumo da energia. As alíquotas são definidas pelo regulamento do ICMS de cada ente da Federação;
- **Municipal** – É composto pelo Custeio do Serviço de Iluminação Pública (CIP/COSIP). Destinado sob forma de contribuição para o município custear exclusivamente os projetos de implementação, expansão, manutenção e custeio da iluminação pública. Os valores e alíquotas são definidas em regras próprias pelas Câmaras Municipais, podendo até mesmo não atingir todos os consumidores.

Adicionalmente, o ACR está sujeito ao sistema de bandeiras tarifárias. Sua função é custear a operação de usinas mais caras durante períodos de geração desfavoráveis, mantendo assim o equilíbrio econômico-financeiro das distribuidoras. As bandeiras tarifárias são homologadas anualmente pela ANEEL, considerando a previsão das variações dos custos com geração (BRASIL, 2015). Atualmente são estabelecidos cinco patamares de cobrança, conforme apresenta-se no Quadro 2.

Quadro 2 – Bandeiras tarifárias.

Bandeira	Custo Adicional por 100 kWh
Verde	Sem custo adicional.
Amarela	R\$ 1,874
Vermelha - Patamar 1	R\$ 3,971
Vermelha - Patamar 2	R\$ 9,492
Escassez Hídrica ²	R\$ 14,20

Fonte: Adaptado de ANEEL (2021b).

De maneira geral, os valores das tarifas TE e TUSD podem ser representados da seguinte maneira

$$T_{ef} = \frac{T_{hom} + T_{band}}{(1 - PIS - COFINS)(1 - ICMS)} \quad (4.1)$$

onde:

T_{ef} é a tarifa final de TE ou TUSD paga pelo usuário;

T_{hom} é a tarifa de TE ou TUSD homologada pela ANEEL;

T_{band} é a tarifa adicional quando há bandeiras tarifárias.

4.4 MODALIDADES TARIFÁRIAS DO ACR

As modalidades tarifárias são metodologias de faturamento aplicadas aos consumidores do ACR. Sua principal característica é o particionamento do faturamento por períodos do dia, definidos nos postos tarifários.

² Instituída pelo Ministério de Minas e Energia através da Resolução Nº 3 de 31 de agosto de 2021, teve vigência entre setembro/2021 até abril/2022 e cumpriu função excepcional de custeio da geração em cenário de baixa hidráulidade no SIN.

Postos tarifários são intervalos do dia em que se aplicam tarifas de forma diferenciada, considerando a seguinte divisão (ANEEL, 2021):

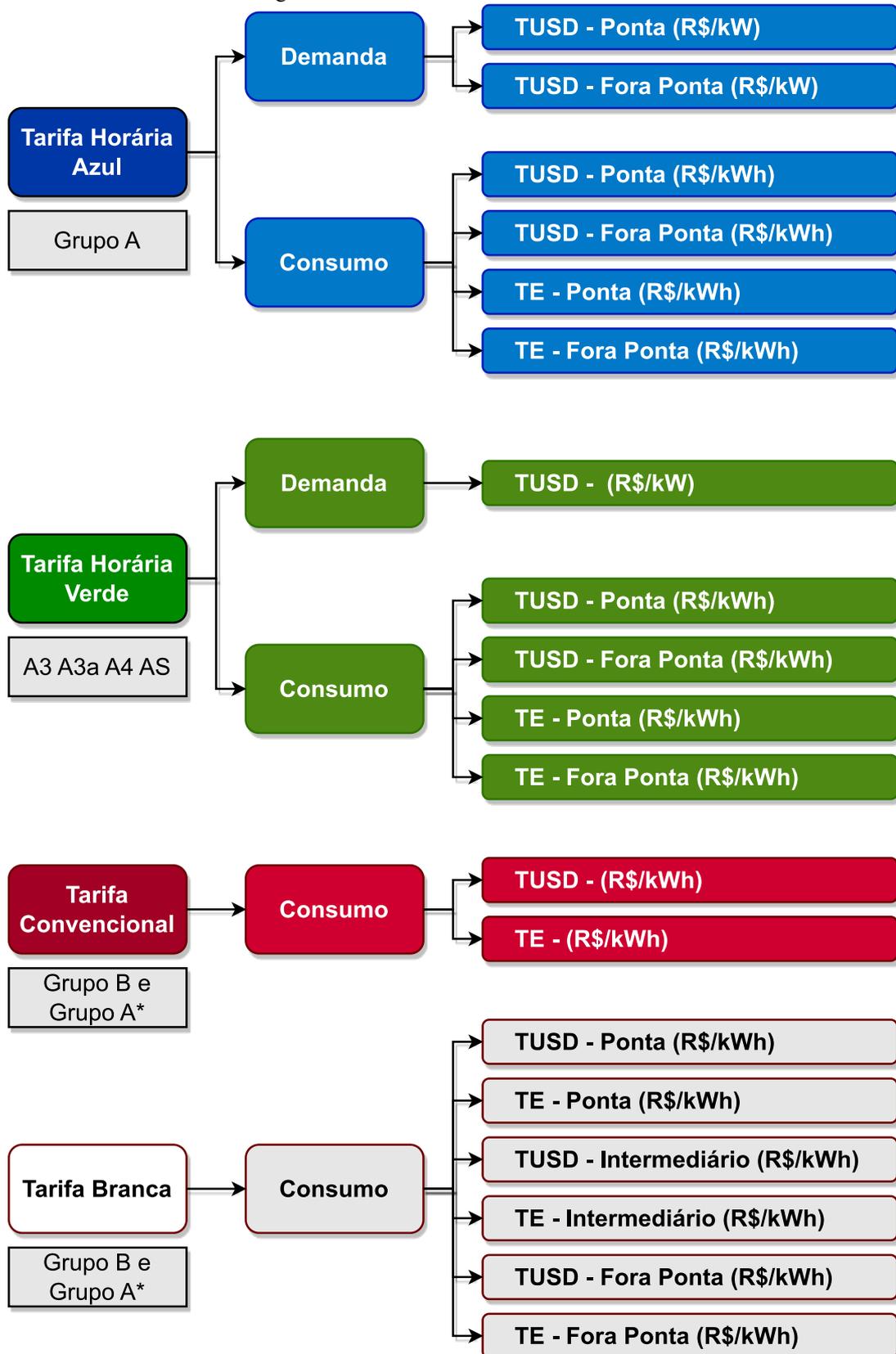
- Posto tarifário ponta: período composto por 3 horas diárias consecutivas definidas pela distribuidora considerando a curva de carga de seu sistema elétrico, aprovado pela ANEEL para toda a área de concessão ou permissão, não se aplicando aos sábados, domingos e feriados nacionais;
- Posto tarifário intermediário: período de duas horas, sendo uma hora imediatamente anterior e outra imediatamente posterior ao horário de ponta. Atualmente aplicado apenas à tarifa horária branca no Grupo B;
- Posto tarifário fora de ponta: período composto pelo conjunto das horas diárias consecutivas e complementares àquelas definidas nos postos ponta e, para o Grupo B, intermediário.

O Grupo B dispõe de duas modalidades: Tarifa Convencional e Tarifa Horária Branca. Ambas utilizam a tarifação monômnia, sem faturamento de demanda, diferenciando-se apenas pela cobrança de energia (TE e TUSD) de acordo com o posto tarifário em que se deu o consumo. Cabe destacar, os consumidores do Grupo B podem optar por qualquer uma das modalidades.

O Grupo A também dispõe de duas modalidades: Tarifa Horária Azul e Tarifa Horária Verde. Aplicam-se a elas a tarifação binômnia, onde há cobrança separada para consumo de energia e demanda de potência. A principal diferença entre as duas modalidades é a existência de postos tarifários de demanda. Enquanto a tarifa verde considera os postos apenas para o consumo, a tarifa azul utiliza-os tanto para o consumo quanto para a demanda. No Grupo A, os consumidores dos subgrupos A1 e A2 devem compulsoriamente ser enquadrados na modalidade azul, enquanto os demais (A3, A3a, A4 e AS) podem optar por azul ou verde. Adicionalmente, em alguns casos especiais definidos no Art. 292 da Resolução normativa ANEEL nº 1.000 de 2021, unidades do Grupo A podem solicitar que seu faturamento seja realizado nas modalidades do Grupo B.

A Figura 10 ilustra as modalidades tarifárias existentes no ACR e sua metodologia de faturamento.

Figura 10 – Modalidades Tarifárias do ACR.



*Conforme Art. 292 da Resolução ANEEL nº 1.000 de 2021

Fonte: Adaptado de ANEEL (2021).

4.5 CONTRATOS DE ENERGIA

Diferentemente daquilo que ocorre no fornecimento de energia para o Grupo B, onde basta a solicitação à concessionária através de um contrato de adesão, para os consumidores do Grupo A há um regramento específico que exige a negociação prévia e firma de contratos de fornecimento.

Os contratos do Grupo A adotam a estrutura tarifária binômia, onde são segregados os custos com consumo de energia e custos pelo uso do sistema de distribuição, dando origem assim a dois tipos de contratos: Contrato de Compra de Energia Regulada – CCER e Contrato de Uso do Sistema de Distribuição – CUSD. Ambos têm suas regras definidas na Resolução Normativa ANEEL Nº 1.000, de 7 de dezembro de 2021 (ANEEL, 2021), que veio em substituição e consolidação de diversas outras normas e resoluções da própria ANEEL.

4.5.1 Contrato de Compra de Energia Regulada (CCER)

CCER é o mecanismo responsável por regular a contratação do montante de energia no ambiente regulado e opera na forma *ex-post*³, de modo que a quantidade de energia contratada será equivalente ao total de energia consumida no período de faturamento.

(Com CCER) ...o consumidor não fica exposto a penalidades na compra da energia. Por outro lado, a distribuidora assume todo o risco relacionado ao montante de energia contratada para atender os consumidores de sua área de concessão, ficando exposta ao PLD e ao pagamento de multa no caso de ausência de lastro. (SANTOS, 2020, p. 42)

4.5.2 Contrato de Uso do Sistema de Distribuição (CUSD)

CUSD é o mecanismo responsável por regular as condições de utilização da rede da distribuidora e o montante de demanda de potência que deverá ser disponibilizado. Diferentemente do CCER, o CUSD opera na forma *ex-ante*⁴, sendo obrigatória a contratação prévia da demanda que se pretende solicitar da rede. Destaca-se que esse contrato é aplicável

³ *Ex-post* – após o fato.

⁴ *Ex-ante* – antes do fato.

tanto aos consumidores do ACR quanto aos do ACL, já que ambos utilizam a infraestrutura de distribuição de energia elétrica.

4.5.2.1 Definições

É importante estabelecer algumas definições para facilitar o entendimento dos contratos de demanda de potência. Alguns destes conceitos são elencados no Art. 2º da Resolução Normativa ANEEL N° 1.000/2021, outros são obtidos em decorrência da aplicação das regras da norma ou outra legislação pertinente, dentre eles temos:

- **Demanda de Potência:** Média das potências elétricas ativas ou reativas, injetada ou requerida do sistema elétrico de distribuição durante um intervalo de tempo especificado;
- **Demanda Contratada:** demanda de potência ativa a ser obrigatória e continuamente disponibilizada pela distribuidora no ponto de conexão, conforme valor e período de vigência fixados em contrato, em kW (quilowatts);
- **Demanda Medida:** maior demanda de potência ativa injetada ou requerida do sistema elétrico de distribuição pela carga ou geração, verificada por medição e integralizada em intervalos de 15 minutos durante o período de faturamento, em kW (quilowatts);
- **Demanda com ICMS:** montante de demanda medida sujeita à incidência de ICMS, utilizada para fins de faturamento;
- **Demanda sem ICMS:** estabelecida após a repercussão geral do Tema 176 julgado pelo Superior Tribunal Federal (STF, 2020). Composta pela diferença entre a demanda contratada e a demanda medida caso haja sobrecontratação. Distingue-se por não ser sujeita à incidência do ICMS;
- **Demanda Ultrapassada:** diferença entre demanda contratada e demanda medida caso haja subcontratação;
- **Potência Disponibilizada:** potência que o sistema elétrico da distribuidora deve dispor para atender aos equipamentos elétricos e instalações do consumidor e demais usuários.

4.5.2.2 Alterações contratuais

Embora a contratação deva ser realizada antes da utilização, o contratante deve seguir as restrições de alterações contratuais estabelecidas pela ANEEL, não sendo possível realizar modificações a qualquer tempo. Dentre as restrições relativas à alteração de demanda contratada destacam-se:

- **Para redução** – Será atendida se formalizada solicitação de redução, limitada a uma a cada período de 12 meses, com contratação mínima de 30 kW e com os seguintes prazos de antecedência:
 - 90 dias para consumidores dos subgrupos A4 e AS;
 - 180 dias para os demais consumidores do Grupo A.
- **Para incremento** – Terá sua viabilidade analisada, após ser formalizada solicitação de incremento, nos seguintes prazos:
 - 15 dias para unidades com microgeração ou sem geração, em tensão menor que 69 kV, em que não haja necessidade de obras no sistema;
 - 30 dias para unidades com microgeração ou sem geração, em tensão menor que 69 kV, em que haja necessidade de obras no sistema;
 - 45 dias para os demais casos.

4.5.2.3 Período de testes

No início do fornecimento ou quando há incremento superior a 5% no contrato de demanda, ocorre o chamado período de testes. Possui duração de três ciclos de faturamento consecutivos, desde que não haja alteração que o inicie novamente. É um mecanismo que flexibiliza as regras de apuração para faturamento de demanda, permitindo até mesmo, ao final do período de vigência, redução da contratação ignorando o limite de reduções no intervalo de 12 meses. Neste caso específico, devem ser atendidas as seguintes condições:

- Redução de até 50% do montante adicional contratado;
- Montante final não inferior a 105% da contratação anterior.

4.5.2.4 Regras de faturamento

O faturamento mensal de MUSD é determinado pela diferença entre a demanda medida e a demanda contratada, podendo ser enquadrado em alguns casos de acordo com essa diferença, ainda, aplicam-se condições especiais quando ocorre o período de testes. As regras são apresentadas no Quadro 3, para períodos normais e período de teste, respectivamente:

Quadro 3 – Regras de faturamento do MUSD.

Caso	Condição	Faturamento no ciclo
Subcontratação	$D_m \geq 1,05 \cdot D_c$	$Custo = D_m \cdot T_1 + \frac{(D_m - D_c) \cdot 2 \cdot T_1}{D_u}$
Adequado	$D_c \leq D_m \leq 1,05 \cdot D_c$	$Custo = D_m \cdot T_1$
Sobrecontratação	$D_m < D_c$	$Custo = D_m \cdot T_1 + \frac{(D_c - D_m) \cdot T_2}{D_{S/ICMS}}$
Subcontratação (em testes)	$D_m \geq D_{lu}$	$Custo = D_m \cdot T_1 + \frac{(D_m - D_c) \cdot 2 \cdot T_1}{D_u}$
Adequado (em testes)	$D_{cp} \leq D_m \leq D_{lu}$	$Custo = D_m \cdot T_1$
Sobrecontratação (em testes)	$D_m < D_{cp}$	$Custo = D_m \cdot T_1 + \frac{(D_{cp} - D_m) \cdot T_2}{D_{S/ICMS}}$

Fonte: Adaptado de ANEEL (2021).

onde:

D_m é a demanda medida, ou demanda com ICMS, no mês;

D_c é a demanda contratada no mês;

D_{cp} é a demanda contratada antes do período de testes vigente;

D_u é a demanda ultrapassada no mês;

D_{lu} é o limite de ultrapassagem durante o período de testes, dado por:

$$D_{lu} = D_c + 0,3 \cdot (D_c - D_{cp}) + 0,05 \cdot D_{cp}$$

$D_{S/ICMS}$ é a demanda sem ICMS no mês;

T_1 é a tarifa da demanda com ICMS no mês;

T_2 é tarifa da demanda sem ICMS no mês;

5 METODOLOGIA

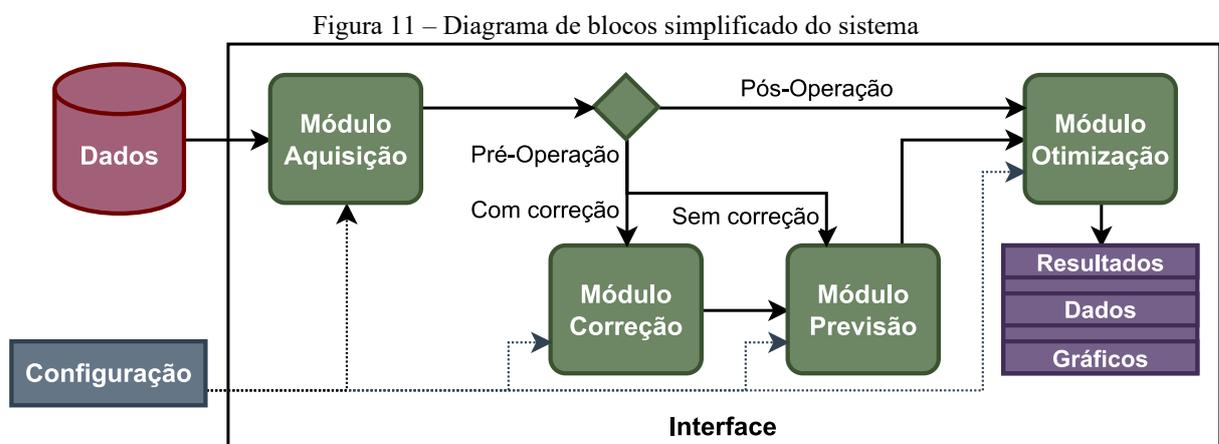
Neste capítulo será abordada a metodologia empregada para chegar aos objetivos propostos no Capítulo 1. É exibida a estrutura básica de funcionamento do *software* desenvolvido, cada um de seus módulos de cálculo e suas funções. Em especial, são detalhadas as equações e inequações utilizadas para concepção do modelo de otimização utilizado na análise dos dados de demanda de potência.

5.1 ESTRUTURA DO *SOFTWARE*

Para o desenvolvimento deste trabalho optou-se pela distribuição das tarefas em cinco grandes blocos de execução, cada qual correspondendo a um dos objetivos específicos apresentados no capítulo 1, são eles:

- Bloco 1 – Aquisição e tratamento dos dados de entrada;
- Bloco 2 - Detecção e correção de anomalias nos dados de entrada;
- Bloco 3 - Modelo de previsão para série temporal de demanda de potência;
- Bloco 4 - Modelo de otimização adequado às normas do setor elétrico;
- Bloco 5 - Interface para o *software*.

Esses objetivos, bem como o funcionamento do sistema, podem ser representados por um diagrama de blocos conforme a Figura 11.



Fonte: Elaborado pelo autor (2023).

O *software* pode ser utilizado de três maneiras distintas: Análise de Pré-Operação, com correção e sem correção, e Análise de Pós-Operação.

Nos dois primeiros casos, utilizam-se dados históricos de demanda de potência, corrigindo-os ou não no que diz respeito a anomalias e usando-os como base para modelagem em um sistema de previsão. Com os dados de demanda previstos, aplica-se a otimização da contratação em um horizonte temporal futuro definido pelo usuário.

No segundo caso, a análise é feita apenas nos dados existentes, tendo assim objetivo de avaliar a qualidade da contratação realizada. A otimização irá ser aplicada para mensurar os potenciais ganhos que teriam se realizado caso o usuário possuísse informação perfeita sobre a evolução da demanda.

5.2 MÓDULO 1 - AQUISIÇÃO E TRATAMENTO DOS DADOS DE ENTRADA

O primeiro passo para utilização do sistema é a criação do banco de dados inicial. Ele deve conter as informações das séries temporais de demanda medida e demanda contratada em cada ciclo de faturamento, conforme o formato apresentado no Quadro 4. O conjunto de dados deve ser salvo em um único arquivo de valores separados por vírgula (.csv). No caso de serem fornecidos dados com formatação diferente da apresentada, estes serão truncados e convertidos para o novo formato, como ilustrado na Figura 12.

Destaca-se que os dados podem ser obtidos diretamente das concessionárias, já que uma de suas obrigações é o fornecimento dos dados de faturamento de pelo menos os últimos 36 ciclos (ANEEL, 2021).

Quadro 4 – Modelo dos dados de entrada.

Campo	Formato
Carimbo de Tempo	Mês/Ano
Demanda Medida	Inteiro
Demanda Contratada	Inteiro
Tarifa com ICMS	Decimal
Tarifa sem ICMS	Decimal

Fonte: Elaborado pelo autor (2023).

Figura 12 – Conversão dos dados de entrada.

Carimbo de Tempo	Demanda Medida	Demanda Contradada		Carimbo de Tempo	Demanda Medida	Demanda Contradada
01/01/2022	951,21	1000	→	01/2022	951	1000
01/02/2022	985,55	1000		02/2022	986	1000
01/03/2022	874,8	950		03/2022	875	950
01/04/2022	900,01	950		04/2022	900	950
01/05/2022	914,25	950		05/2022	914	950

Original Convertido

Fonte: Elaborado pelo autor (2023).

Quanto mais longas forem as séries de dados fornecidas, melhor será o resultado do sistema de previsão. Segundo Box *et al.* (1970), para se obter uma aproximação adequada da distribuição T de Student dos valores que serão utilizados no modelo de previsão, devem ser fornecidos ao menos 50 pontos de dados.

Essa exigência não se aplica no caso da utilização do *software* para análise de pós-operação, já que nesse caso, conforme é descrito na seção 5.5, são necessárias apenas 28 observações para executar a otimização dos últimos 12 ciclos, ou $N+16$ observações para uma quantidade N de ciclos a serem otimizados.

5.3 MÓDULO 2 - IDENTIFICAÇÃO E CORREÇÃO DE ANOMALIAS

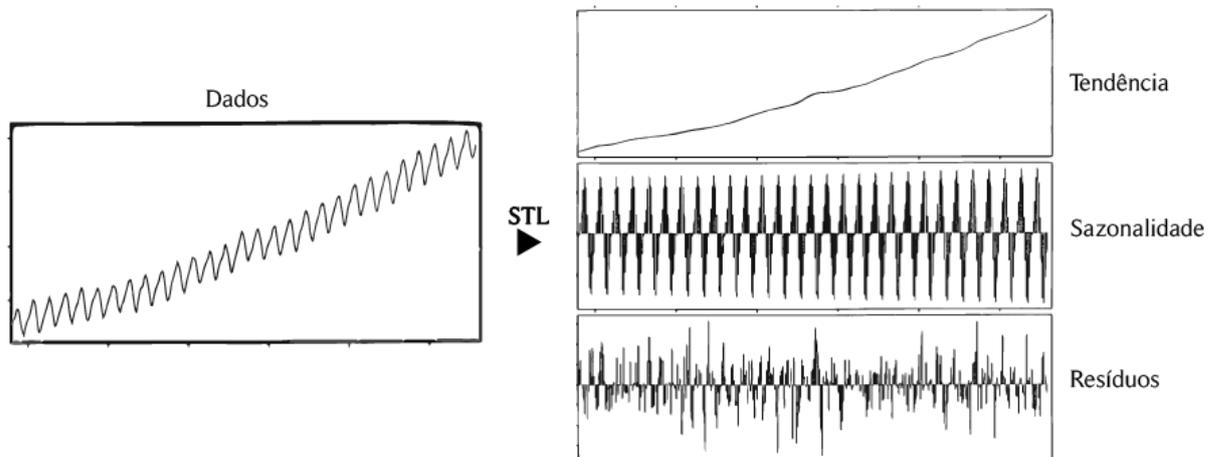
Em posse dos dados de faturamento, quando feita a opção pela análise de pré-operação, procede-se ao primeiro módulo de cálculo. O módulo de detecção de anomalias é o sistema responsável por analisar os registros históricos de entrada que são fornecidos ao modelo de previsão e aplicar um método de decomposição de componentes para que seja possível detectar anomalias que porventura possam ter ocorrido em algum período da série. Após a detecção, é aplicada a devida correção nos pontos encontrados. Esse processo é implementado no intuito de fornecer dados mais precisos sobre o comportamento da grandeza que será analisada, neste caso, a demanda de potência medida. Destaca-se que o sistema implementado apenas trata de *outliers* aditivos, não as do tipo *outliers* inovativo, como descrito na seção 3.2.3.

O sistema de detecção proposto utiliza a Decomposição de Tendência Sazonal usando LOESS (STL - *Seasonal and Trend decomposition using LOESS*) de Cleveland, Cleveland e Terpenning (1990), que separa a série temporal em três componentes básicas: tendência, sazonalidade e resíduos. Enquanto a detecção utiliza principalmente a componente de resíduos,

o sistema de correção dos dados utiliza adicionalmente as componentes de tendência e sazonalidade para gerar uma estimativa do ponto afetado pela anomalia.

Justifica-se a escolha deste método pelo objetivo de sua utilização, visto que o STL teve como premissa em sua criação a robustez a comportamentos anômalos nos dados, além de ter implementação fácil e flexível e ser computacionalmente rápido, características adequadas para o sistema proposto. Na Figura 13 é apresentado um exemplo da aplicação da decomposição STL em uma série fictícia.

Figura 13 – Exemplo de aplicação da decomposição STL.



Fonte: Adaptado de CLEVELAND, CLEVELAND e TERPENNING (1990, p. 10).

O passo inicial da detecção de anomalias, após o carregamento dos dados, é a aplicação direta da decomposição STL. Após ser feita a decomposição da série em suas componentes, vem a primeira etapa de cálculo.

Analisando os dados de resíduos, constrói-se uma distribuição estatística e dela extrai-se o desvio padrão, ele serve como base para o primeiro critério de detecção.

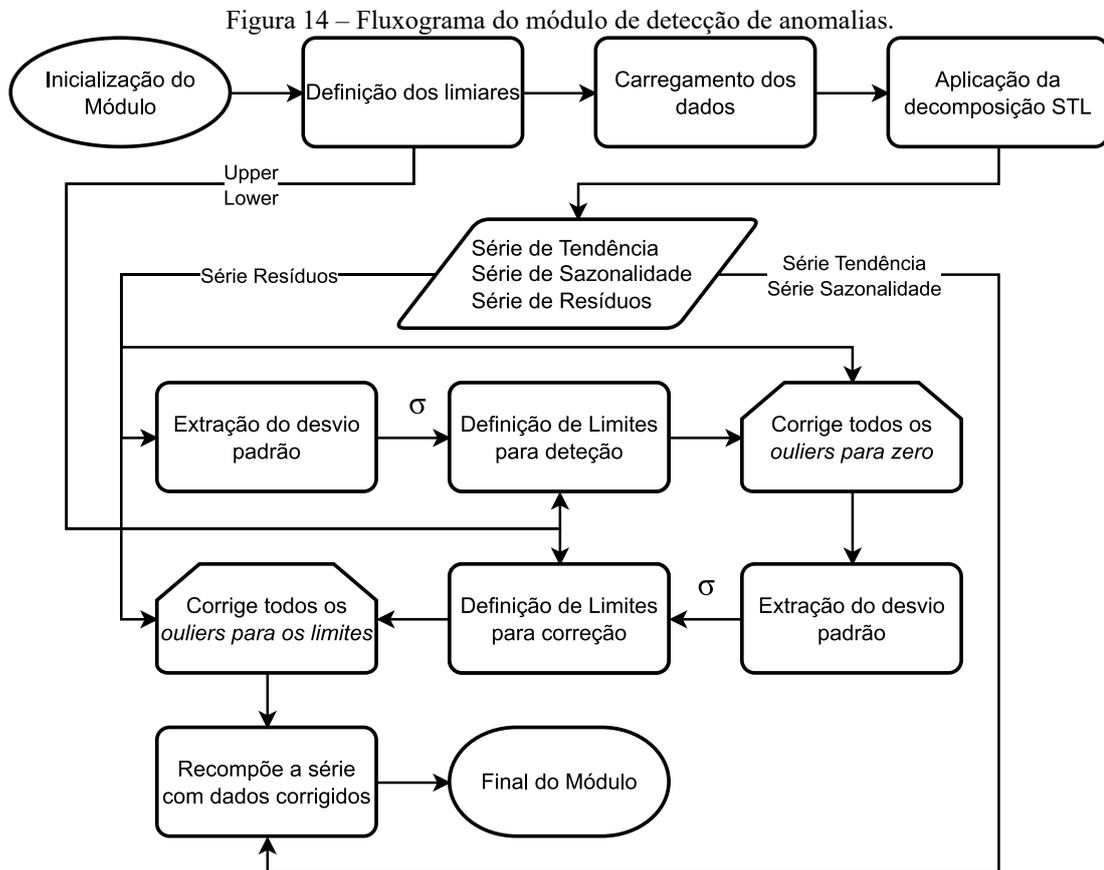
Utilizando uma configuração dada pelo usuário, são definidos limite inferior e superior para o critério de detecção, que são multiplicadores do desvio padrão. Todos os pontos que têm valores fora dos limiares são marcados como anomalias e tem seu valor corrigido para zero.

Numa segunda etapa, utiliza-se a série resultante da primeira etapa para gerar uma nova distribuição e calcular seu desvio padrão. Essa série tem reduzida influência de *outliers*, resultando, de certa forma, em valores não enviesados.

Na sequência procede-se com a redefinição dos limites de detecção. É então realizada uma nova análise da série de resíduos, corrigindo os registros marcados como anômalos para o valor do limite inferior ou superior.

Por fim, em posse da série de resíduos corrigida, aplica-se a recomposição utilizando as componentes de tendência e sazonalidade originais. Como resultado, tem-se uma série que teve minimizada a influência de registros anômalos.

Na Figura 14 é apresentado o fluxograma geral do módulo de detecção de anomalias.



Fonte: Elaborado pelo autor (2023).

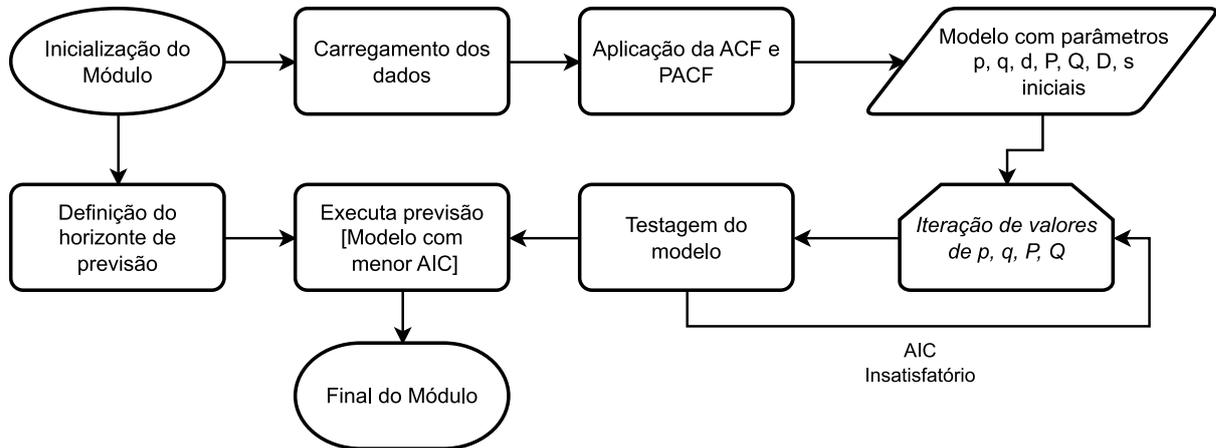
5.4 MÓDULO 3 - PREVISÃO DE SÉRIES TEMPORAIS

Nesta etapa os dados processados e corrigidos são alimentados a um sistema de previsão que deverá gerar uma estimativa de medições futuras de demanda. Para esta etapa é pertinente que o horizonte de eventos, ou seja, o número de pontos futuros a serem previstos, seja ajustável, permitindo assim maior controle e flexibilidade ao usuário.

O método de previsão escolhido baseia-se no modelo SARIMA de Box *et al.* (1970), conforme exposto na seção 3.2.4.1. Essa escolha foi feita pois, segundo Lima *et al.* (2015), o modelo SARIMA mostra-se adequado na previsão de séries de demanda de potência e de

energia que, em geral, apresentam estruturas de autocorrelação e comportamento sazonal. O sistema proposto trabalha de maneira autônoma, utilizando a ferramenta *auto.arima* do pacote *pmdarima* na linguagem *python* e segue o fluxograma apresentado na Figura 15.

Figura 15 – Fluxograma do módulo de previsão.



Fonte: Elaborado pelo autor (2023).

Inicialmente são carregados os dados providos pelo módulo de detecção de anomalia, também deve ser definido um horizonte de previsão.

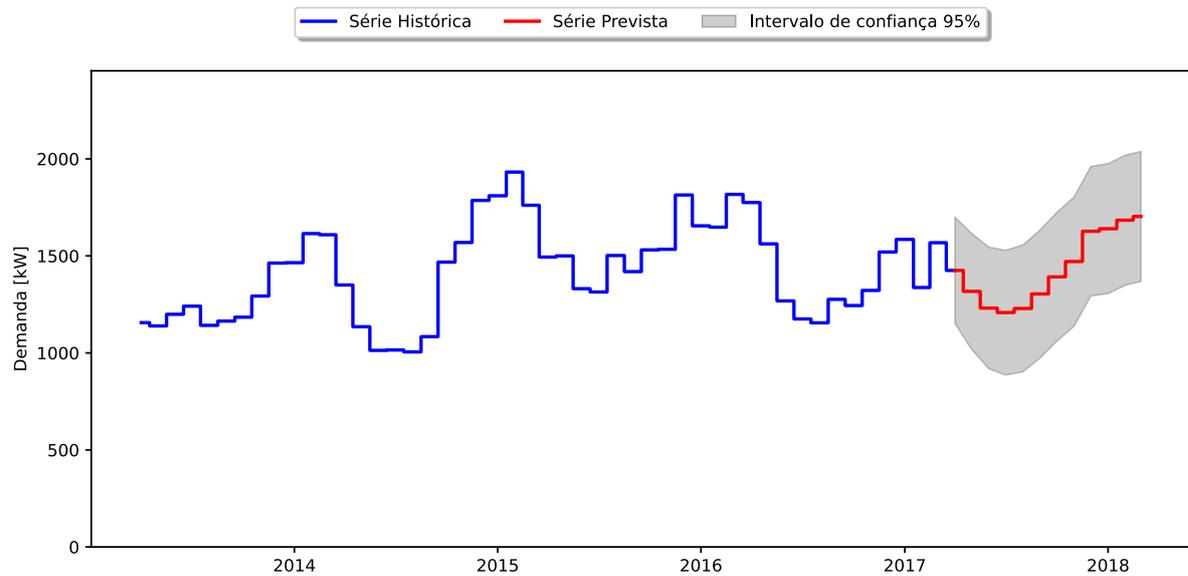
Em posse dos dados, o sistema realiza o cálculo das funções de autocorrelação (ACF) e autocorrelação parcial (PACF). Deste passo são extraídos os valores dos parâmetros ‘d’, ‘D’ e s, que identificam o número de diferenciações necessárias para tornar a série estacionária, que é um dos requisitos do modelo SARIMA.

Em seguida, definem-se valores iniciais para os demais parâmetros e o sistema segue para o processo iterativo que identifica os valores ideais do modelo. O objetivo da iteração é identificar as soluções que tenham menor AIC. Nesta etapa são utilizados limites para os graus dos parâmetros autorregressivo (p, P) e de média móvel (q, Q). Isso é feito no intuito de evitar *overfitting*, ou seja, sobreutilização de parâmetros para se moldar à série resultando em perdas na generalização das previsões. Definiu-se como limite parâmetros de grau 2.

Por fim, com o modelo escolhido aplica-se o processo de previsão no horizonte definido. Os resultados são armazenados em um vetor de dados que é utilizado na próxima etapa do sistema.

Na Figura 16 é apresentado o resultado da aplicação do sistema de previsão em uma série temporal de demanda. Juntamente da previsão é apresentado o intervalo de confiança de 95% associado ao resultado, que também é fornecido pelo modelo.

Figura 16 – Exemplo de aplicação do sistema de previsão.



Fonte: Elaborado pelo autor (2023).

5.5 MÓDULO 4 - OTIMIZAÇÃO DA CONTRATAÇÃO

O sistema de otimização da contratação, último bloco de cálculo do *software*, foi implementado inteiramente em *python* utilizando a biblioteca *pygurobi*, que integra através de sintaxe de alto nível a linguagem de programação ao *software* de otimização *Gurobi Optimizer*.

Otimização é o processo de encontrar a melhor solução em relação a um determinado critério de avaliação, geralmente realizado com a definição de restrições ou limitações. O modelo desenvolvido utiliza métodos de programação linear para construir as fronteiras que as variáveis de otimização devem atender.

A programação linear é uma representação simplificada de um problema real, onde são definidos limites para os possíveis resultados e um ou múltiplos objetivos de otimização. A estrutura de otimização utiliza modelos de Programação Linear Inteira Mista (PLIM), onde são utilizadas variáveis binárias, lineares e inteiras, simultaneamente, para impor restrições ao modelo e definir o objetivo que se deseja alcançar, que neste caso é a redução dos custos com contratação de demanda de potência.

5.5.1 Modelo Matemático

Toda a formulação das restrições, variáveis e função objetivo do modelo de otimização baseia-se nos dispositivos da Resolução Normativa ANEEL nº 1.000/2021, conforme apresentado na seção 4.5.2.

Destaca-se que a formulação utilizada requer pelo menos os dados de medição e contratação dos últimos $N+16$ ciclos de faturamento, sendo executada a otimização da contratação dos últimos N ciclos. Seria possível reduzir o horizonte de dados necessários - de $N+16$ para $N+4$ - caso fosse fornecida, com precisão, a data de ocorrência da última redução contratual de demanda. No entanto optou-se por uma formulação generalista, exigindo assim mais dados, para que possa ser identificada a última redução.

Na hipótese de não haver disponibilidade de todo o horizonte necessário, como no caso de o início do fornecimento ter acontecido recentemente, faz-se a utilização de valores nulos. Quando verificada a falta de dados, o sistema preenche o banco de dados cronologicamente com os valores disponíveis, definindo como valor zero a contratação e medição para os ciclos mais antigos até atender a quantidade necessária.

O índice utilizado na formulação tem como referência o presente, com t igual a zero, sendo incrementado de 1 para cada ciclo no sentido do passado. Esse comportamento pode ser interpretado como o incremento do *lag* temporal em relação ao presente.

$$h = N + 16 \quad (5.1)$$

$$t = [h, h - 1, \dots, 2, 1, 0] \quad (5.2)$$

Como o objetivo geral do sistema é reduzir os custos incorridos na contratação de demanda, define-se inicialmente a função objetivo, que pode ser expressa, para otimização dos últimos N meses, por:

$$\min \sum_{t=0}^N [D_{m_t} \cdot T_{1t} + 2 \cdot (D_{m_t} - D_{c_t}) \cdot T_{1t} \cdot b_{u_t} + (D_{cef_t} - D_{m_t}) \cdot T_{2t} \cdot b_{i_t}] \quad (5.3)$$

$$\{t \in \mathbb{Z} \mid 0 \leq t \leq N\}$$

onde:

D_{m_t} é a demanda medida, no ciclo de índice t ;

D_{c_t}	é a demanda contratada, no ciclo de índice t ;
D_{cef_t}	é o montante de demanda contratada considerada para o cálculo da demanda isenta de ICMS, no ciclo de índice t ;
T_{1t}	é a tarifa de demanda com ICMS, no ciclo de índice t ;
T_{2t}	é a tarifa de demanda sem ICMS, no ciclo de índice t ;
b_{u_t}	é a variável binária que identifica a ocorrência de ultrapassagem de demanda, no ciclo de índice t ;
b_{i_t}	é a variável binária que identifica a existência de demanda isenta de ICMS, no ciclo de índice t ;
h	é o horizonte mínimo de dados, em número de ciclos;
N	é o horizonte de otimização, em número de ciclos;
t	é o indexador temporal de cada ciclo.

Cada termo dentro do somatório representa uma das componentes do faturamento: Demanda com ICMS, Demanda sem ICMS e Demanda ultrapassada. A função objetivo, que também pode ser chamada, neste caso, de função de custo de demanda, está sujeita às restrições descritas a seguir.

Para a caracterização do período de testes, conforme descrito na seção 4.5.2.3, inicialmente é identificada a ocorrência de aumento no montante de demanda contratada superior a 5%. Isso é feito por meio de uma variável binária que indica o início de um período de testes. Na sequência, é identificada a progressão do período de testes através de três variáveis binárias, cada qual sinalizando um dos possíveis estados: primeiro ciclo, segundo ciclo e terceiro ciclo em testes. Uma quarta variável binária também é utilizada, sendo ela responsável por identificar, suplementarmente, o período de testes em qualquer um de seus estados. Essa formulação aplica-se tanto para o início do fornecimento quanto para alterações no contrato. Para implementação da lógica descrita, são aplicadas as seguintes restrições:

$$D_{c_{t+0}} \geq 1.05 \cdot D_{c_{t+1}} + E - M \cdot (1 - b_{test_t}) \quad \{t \in \mathbb{Z} \mid 0 \leq t \leq h - 1\} \quad (5.4)$$

$$D_{c_{t+0}} \leq 1.05 \cdot D_{c_{t+1}} + M \cdot b_{test_t} \quad \{t \in \mathbb{Z} \mid 0 \leq t \leq h - 1\} \quad (5.5)$$

$$b_{test_t} \in \{0, 1\} \quad \{t \in \mathbb{Z} \mid 0 \leq t \leq h - 1\} \quad (5.6)$$

$$M = 2 \cdot \max(D_{m_t}) \quad \{t \in \mathbb{Z} \mid 0 \leq t \leq h - 1\} \quad (5.7)$$

onde:

b_{test_t} é a variável binária auxiliar à identificação do período de testes, no ciclo de índice t ;

M é a constante *Big-M* utilizada para implementação computacional da otimização através do método simplex;

E é a constante de folga na comparação de valores $E = 1$.

Para identificação da posição temporal do ciclo de faturamento dentro do período de testes, tem-se:

$$b_{test1_t} = b_{test_t} \quad \{t \in \mathbb{Z} \mid 0 \leq t \leq h - 1\} \quad (5.8)$$

$$b_{test2_t} = b_{test_{t+1}} \cdot (1 - b_{test1_t}) \quad \{t \in \mathbb{Z} \mid 0 \leq t \leq h - 2\} \quad (5.9)$$

$$b_{test3_t} = b_{test_{t+2}} \cdot (1 - b_{test1_t}) \cdot (1 - b_{test2_t}) \quad \{t \in \mathbb{Z} \mid 0 \leq t \leq h - 3\} \quad (5.10)$$

$$b_{test0_t} = or(b_{test1_t}, b_{test2_t}, b_{test3_t}) \quad \{t \in \mathbb{Z} \mid 0 \leq t \leq h - 1\} \quad (5.11)$$

$$b_{teste_t} + b_{teste_{t+1}} + b_{teste_{t+2}} \leq 1 \quad \{t \in \mathbb{Z} \mid 0 \leq t \leq h - 1\} \quad (5.12)$$

$$b_{teste_{l0_t}}, b_{teste_{l1_t}}, b_{teste_{l2_t}}, b_{teste_{l3_t}} \in \{0, 1\} \quad \{t \in \mathbb{Z} \mid 0 \leq t \leq h - 1\} \quad (5.13)$$

onde:

b_{test1_t} identifica o primeiro ciclo dentro do período de testes, no ciclo de índice t ;

b_{test2_t} identifica o segundo ciclo dentro do período de testes, no ciclo de índice t ;

b_{test3_t} identifica o terceiro ciclo dentro do período de testes, no ciclo de índice t ;

b_{test0_t} identifica a existência de período de testes, no ciclo de índice t ;

Conforme apresentado no Quadro 3 da seção 4.5.2.4, para apuração da ultrapassagem de demanda, aplicam-se regras distintas entre os períodos de faturamento comum e os no período de testes. Para implementar essa diferenciação foi inicialmente necessário definir o efetivo limite que deve ser considerado no cálculo da demanda ultrapassada, só após pode ser feita a identificação da ocorrência de ultrapassagem com a utilização de uma variável binária. Para tal, aplicam-se as seguintes restrições:

$$\begin{aligned}
 D_{lu_t} = & \\
 & b_{test1_t} \cdot (D_{c_t} + 0.05 \cdot D_{c_{t+1}} + 0.3 \cdot (D_{c_t} - D_{c_{t+1}})) + \\
 & b_{test2_t} \cdot (D_{c_t} + 0.05 \cdot D_{c_{t+2}} + 0.3 \cdot (D_{c_t} - D_{c_{t+2}})) + \quad \{t \in \mathbb{Z} \mid 0 \leq t \leq h - 3\} \quad (5.14) \\
 & b_{test3_t} \cdot (D_{c_t} + 0.05 \cdot D_{c_{t+3}} + 0.3 \cdot (D_{c_t} - D_{c_{t+3}})) + \\
 & \quad (1 - b_{test0_t}) \cdot 1.05 \cdot D_{c_t}
 \end{aligned}$$

$$D_{lu_t} \geq D_{m_t} + E - M \cdot (1 - b_{u_t}) \quad \{t \in \mathbb{Z} \mid 0 \leq t \leq h - 3\} \quad (5.15)$$

$$D_{lu_t} \leq D_{m_t} + M \cdot b_{u_t} \quad \{t \in \mathbb{Z} \mid 0 \leq t \leq h - 3\} \quad (5.16)$$

$$b_{u_t} \in \{0, 1\} \quad \{t \in \mathbb{Z} \mid 0 \leq t \leq h - 3\} \quad (5.17)$$

onde:

D_{lu_t} é o limite máximo de demanda medida após a qual será caracterizada a ultrapassagem de demanda, no ciclo de índice t ;

Assim como para ultrapassagem de demanda, a demanda isenta de ICMS segue regras distintas durante o período de testes, sendo assim, o equacionamento elaborado segue a mesma lógica. Como primeiro passo, define-se um valor de referência que é utilizado na comparação com o valor medido. Posteriormente, define-se a variável binária que indica a ocorrência de demanda isenta de ICMS em cada ciclo. A implementação usa as seguintes restrições:

$$\begin{aligned}
D_{cef_t} = & b_{test1_t} \cdot D_{c_{t+1}} + \\
& b_{test2_t} \cdot D_{c_{t+2}} + \\
& b_{test3_t} \cdot D_{c_{t+3}} + \\
& (1 - b_{test0_t}) \cdot D_{c_t}
\end{aligned}
\quad \{t \in \mathbb{Z} \mid 0 \leq t \leq h - 3\} \quad (5.18)$$

$$D_{cef_t} \geq D_{m_t} + E - M \cdot (1 - b_{i_t}) \quad \{t \in \mathbb{Z} \mid 0 \leq t \leq h - 3\} \quad (5.19)$$

$$D_{cef_t} \leq D_{m_t} + M \cdot b_{i_t} \quad \{t \in \mathbb{Z} \mid 0 \leq t \leq h - 3\} \quad (5.20)$$

$$b_{i_t} \in \{0, 1\} \quad \{t \in \mathbb{Z} \mid 0 \leq t \leq h - 3\} \quad (5.21)$$

Por fim, temos as restrições aplicáveis às alterações contratuais, dentro e fora do período de testes, conforme exposto na seção 4.5.2.2. Nesta etapa, inicialmente definem-se dois valores: a última demanda contratada antes do período de testes e a última demanda contratada durante o período de testes. Esses valores servem de base para o equacionamento da possibilidade de redução do contrato após o período de teste, sem que seja contabilizado para o limite de uma única redução nos últimos 12 ciclos. Posteriormente são implementadas as comparações necessárias para verificar essa hipótese. Por fim, implementa-se as restrições gerais para reduções e aumentos de montante contratado, sendo nesse segundo caso por critérios operacionais e não por limitação da legislação.

As restrições para definição dos valores iniciais são as seguintes:

$$D_{c_{last_t}} = b_{test1_{t+3}} \cdot D_{c_{t+4}} \quad \{t \in \mathbb{Z} \mid 0 \leq t \leq h - 4\} \quad (5.22)$$

$$D_{c_{new_t}} = b_{test3_{t+1}} \cdot D_{c_{t+1}} \quad \{t \in \mathbb{Z} \mid 0 \leq t \leq h - 4\} \quad (5.23)$$

onde:

$D_{c_{last_t}}$ é o último montante válido de demanda contratada antes do período de testes, no ciclo de índice t .

$D_{c_{new_t}}$ é o último montante válido de demanda contratada dentro do período de testes, no ciclo de índice t .

No caso de redução de contrato após o período de testes, sem que se infrinja o limite de reduções a cada 12 ciclos, aplicam-se as seguintes restrições.

$$D_{c_t} \geq 1.05 \cdot D_{c_{last_t}} - M \cdot (1 - b_{a1_t}) \quad \{t \in \mathbb{Z} \mid 0 \leq t \leq h - 4\} \quad (5.24)$$

$$D_{c_t} \leq 1.05 \cdot D_{c_{last_t}} + E + M \cdot b_{a1_t} \quad \{t \in \mathbb{Z} \mid 0 \leq t \leq h - 4\} \quad (5.25)$$

$$b_{a1_t} \in \{0, 1\} \quad \{t \in \mathbb{Z} \mid 0 \leq t \leq h - 3\} \quad (5.26)$$

onde:

b_{a1_t} é a variável auxiliar binária que identifica se a nova demanda é superior a 105% do montante contratado anteriormente, no ciclo de índice t .

$$D_{c_t} \geq D_{c_{last_t}} + 0.5 \cdot (D_{c_{new_t}} - D_{c_{last_t}}) - M \cdot (1 - b_{a2_t}) \quad \{t \in \mathbb{Z} \mid 0 \leq t \leq h - 4\} \quad (5.27)$$

$$D_{c_t} \leq D_{c_{last_t}} + 0.5 \cdot (D_{c_{new_t}} - D_{c_{last_t}}) + E + M \cdot b_{a2_t} \quad \{t \in \mathbb{Z} \mid 0 \leq t \leq h - 4\} \quad (5.28)$$

$$b_{a2_t} \in \{0, 1\} \quad \{t \in \mathbb{Z} \mid 0 \leq t \leq h - 3\} \quad (5.29)$$

onde:

b_{a2_t} é a variável auxiliar binária que identifica se, caso ocorra, a redução no montante de demanda é inferior a 50% do montante adicional contratado no período de testes, no ciclo de índice t .

$$D_{c_t} \geq D_{c_{t+1}} - M \cdot (1 - b_{a3_t}) \quad \{t \in \mathbb{Z} \mid 0 \leq t \leq h - 1\} \quad (5.30)$$

$$D_{c_t} \leq D_{c_{t+1}} + E + M \cdot b_{a3_t} \quad \{t \in \mathbb{Z} \mid 0 \leq t \leq h - 1\} \quad (5.31)$$

$$b_{a3_t} \in \{0, 1\} \quad \{t \in \mathbb{Z} \mid 0 \leq t \leq h - 1\} \quad (5.32)$$

onde:

b_{a3_t} é a variável auxiliar binária que identifica se houve qualquer redução no montante de demanda contratada, no ciclo de índice t .

$$b_{a4_t} = \text{and}(b_{a1_t}, b_{a2_t}, b_{test3_{t+1}}) \quad \{t \in \mathbb{Z} \mid 0 \leq t \leq h - 4\} \quad (5.33)$$

$$b_{a5_t} = (1 - b_{a4_t}) \cdot b_{a3_t} \quad \{t \in \mathbb{Z} \mid 0 \leq t \leq h - 4\} \quad (5.34)$$

onde:

b_{a4_t} é a variável auxiliar binária que identifica, caso tenha ocorrido redução, se foram cumpridos os requisitos para realizar a redução fora do limite após o período de testes, no ciclo de índice t .

b_{a5_t} é a variável auxiliar binária que contabiliza, caso descumpridos os requisitos de redução após o período de testes, a redução de montante de demanda ou reduções ordinárias, no ciclo de índice t .

Restringindo as reduções ordinárias de demanda à uma única ocorrência a cada intervalo de 12 ciclos, tem-se:

$$\sum_{t=0}^N \sum_{j=0}^{12} b_{a5_{t+j}} \leq 1 \quad t, j \in \mathbb{Z} \quad (5.35)$$

Restringindo qualquer redução de demanda durante o período de testes, tem-se:

$$\sum_{t=0}^N (b_{a3_t} \cdot b_{test0_t}) = 0 \quad t \in \mathbb{Z} \quad (5.36)$$

Por fim, devido aos custos operacionais como: trâmites de alteração contratual com a concessionária, trâmites de adequação dos sistemas de proteção na entrada de energia e demais atividades administrativas internas e externas, restringiu-se o número de aumentos de montante de demanda contratada à uma única ocorrência a cada intervalo de 6 meses.

$$D_{c_{t+1}} \geq D_{c_t} - M \cdot b_{a6_t} \quad \{t \in \mathbb{Z} \mid 0 \leq t \leq h - 1\} \quad (5.37)$$

$$D_{c_{t+1}} \leq D_{c_t} + E + M \cdot (1 - b_{a6_t}) \quad \{t \in \mathbb{Z} \mid 0 \leq t \leq h - 1\} \quad (5.38)$$

$$b_{a6_t} \in \{0, 1\} \quad \{t \in \mathbb{Z} \mid 0 \leq t \leq h - 1\} \quad (5.39)$$

$$\sum_{t=0}^N \sum_{j=0}^6 b_{a6_{t+j}} \leq 1 \quad t, j \in \mathbb{Z} \quad (5.40)$$

onde:

b_{a6_t} é a variável auxiliar binária que identifica aumentos no contrato de demanda, no ciclo de índice t .

Adicionalmente pode ser incluída na função objetivo uma penalidade monetária para cada alteração contratual, evitando assim que a otimização realize alterações insignificantes no contrato por terem resultado em menor custo.

Penalidade por redução ordinária do contrato:

$$P_{tot} = \sum_{t=0}^N (b_{a5_t} \cdot P_1 + b_{a4_t} \cdot P_2 + b_{a6_t} \cdot P_3) \quad t \in \mathbb{Z} \quad (5.41)$$

onde:

P_1 é a penalidade monetária aplicada para cada redução ordinária no contrato;

P_2 é a penalidade monetária aplicada para cada redução após o período de testes;

P_3 é a penalidade monetária aplicada para cada incremento no contrato;

P_{tot} é o valor total da penalidade aplicada devido a alterações contratuais.

Poderia ainda ser feita uma generalização ao utilizar vetores de penalidades que dependem do ciclo específico onde se aplicam. Essa generalização não foi considerada neste trabalho.

A implementação na linguagem *python* deste modelo de otimização é fornecida no **APÊNDICE A** – Modelo de otimização implementado em *python*

5.6 MÓDULO 5 - INTERFACE DO USUÁRIO

A interface de usuário foi concebida com objetivo de maximizar a compatibilidade entre sistemas e trazer de forma simples e direta o controle de execução dos blocos de cálculo implementados no *software*.

A implementação foi feita inteiramente em CLI (*Command Line Interface*), guiando o usuário, passo a passo, durante as etapas de inserção de dados, definição de parâmetros e exibição dos resultados em tabelas e gráficos.

Os resultados obtidos durante a execução do código são armazenados em arquivos de valores separados por vírgulas (.csv) em uma pasta específica dentro do diretório raiz do programa. Esses arquivos podem posteriormente ser consultados e utilizados para geração de gráficos em programas externos, facilitando assim a compreensão das informações neles contidas. No diretório de resultados também são armazenados os gráficos gerados pelo *software* em cada módulo de cálculo: correção, previsão e otimização. Os arquivos gráficos são salvos no formato gráficos vetoriais escalonáveis (.svg), garantindo qualidade mesmo com posteriores redimensionamentos.

Na Figura 17 é apresentada uma das telas iniciais do *software*, onde pode ser visto o procedimento de seleção da configuração de execução de alguns módulos. Os dados em verde mostram os valores inseridos pelo usuário.

Figura 17 – Exemplo de tela do *software*.

```

Inicialização ----- Carregamento dos dados -----

Modos de análise:
1 - Pré-Operação com correção
  Módulos:
  > Correção de Anomalias
  > Previsão
  > Otimização

2 - Pré-Operação sem correção
  Módulos:
  > Previsão
  > Otimização

3 - Pós-Operação
  Módulos:
  > Otimização

Selecione o modo desejado [1~3]: 1
Selecionado: Análise de Pré-Operação com correção

Inicialização concluída com sucesso!

Arquivos no diretório:
  0 - hu_dem_truth - Copy.csv
  1 - hu_dem_truth.csv

Selecione o arquivo de dados [0~1]: 0
Selecionado: C:\Users\artur\OneDrive\Área de Trabalho
\TCC py\Dados de entrada\hu_dem_truth - Copy.csv
Módulo de Correção de Anomalias -----

Defina os limites de desvio padrão para detecção
Desvio superior [ 0~5]: 3
Desvio inferior [-5~0]: -3

Iniciando correção...

Correção concluída com sucesso!

```

Fonte: Elaborado pelo autor (2023).

6 RESULTADOS

Neste capítulo são apresentados os resultados de validação do *software* desenvolvido. O programa é avaliado em uma série de testes de desempenho, precisão e funcionalidade.

6.1 VALIDAÇÃO DO *SOFTWARE*

Para validar o funcionamento adequado dos módulos do *software*, foram utilizados casos típicos a fim de testar se os resultados obtidos de sua aplicação são condizentes com os valores esperados, conforme a proposta de cada módulo

Todos os testes foram executados em um computador com as seguintes configurações básicas:

- Processador Lógico Intel® Core™ I5-9600K @ 4,60 GHz 6C/6T;
- Memória DDR4 16GB @ 3200 MHz;
- Sistema Operacional Microsoft® Windows 11 64 bits.

Como banco de dados de teste, foram utilizados os registros históricos de demanda da UC Hospital Universitário UFSC de dezembro/1998 a março/2017. Destes dados foram segmentados os 24 últimos ciclos (março/2015 a março/2017) para comparação com os valores de previsão gerados pelo programa.

Essa unidade consumidora foi escolhida pois seu comportamento ao longo dos anos teve um perfil de carga que pode ser caracterizado como comum, sem grandes degraus de variação na demanda, com isso, obtém-se das simulações resultados que podem representar outros grandes consumidores mais fielmente. Outro motivo de escolha se deve ao fato de os dados serem públicos, facilitando sua obtenção.

6.1.1 Validação do Módulo 1 – Aquisição e tratamento de dados

Esse módulo é responsável pelo carregamento dos dados históricos de demanda, bem como sua conversão para compatibilização com a estrutura de dados utilizada pelo *software*.

Para validação foram introduzidos valores de tipos distintos daqueles elencados para uso, sendo aprovada a validação caso os dados resultantes sejam adequados ao modelo. Na

Tabela 1 é apresentado um segmento dos dados originais, enquanto a Tabela 2 contém os dados retornados pelo módulo.

Tabela 1 – Dados de entrada para validação do módulo 1.

Data	Demanda Medida (kW)	Demanda Contratada (kW)	Tarifa T1 (R\$/kW)	Tarifa T2 (R\$/kW)
01/01/1999	1385.22	1410	19.517	15.544
01/02/1999	1473.02	1410	19.517	15.544
01/03/1999	1400.73	1410	19.517	15.544
01/04/1999	1264.12	1410	19.517	15.544
01/05/1999	1066.11	1100	19.517	15.544
01/06/1999	1047.78	1100	19.517	15.544
...

Fonte: Elaborado pelo autor (2023).

Tabela 2 – Dados de saída para validação do módulo 1.

Data	Demanda Medida (kW)	Demanda Contratada (kW)	Tarifa T1 (R\$/kW)	Tarifa T2 (R\$/kW)
01/1999	1385	1410	19.517	15.544
02/1999	1473	1410	19.517	15.544
03/1999	1401	1410	19.517	15.544
04/1999	1264	1410	19.517	15.544
05/1999	1066	1100	19.517	15.544
06/1999	1048	1000	19.517	15.544
...

Fonte: Elaborado pelo autor (2023).

Após o carregamento do arquivo indicado, contendo as informações históricas de demanda, verifica-se que os dados retornados pelo módulo 1 estão de acordo com aqueles estabelecidos no Quadro 4 da seção 485.2, convertendo os dados de demanda medida e contratada para o inteiro mais próximo e formatando o carimbo temporal para o padrão MÊS/ANO. Desta forma, conclui-se que o módulo 1 atende os requisitos para validação. Cabe ressaltar ainda que o programa utiliza o formato americano de notação decimal, ou seja, utiliza o ponto como separador.

6.1.2 Validação do Módulo 2 – Identificação e correção de anomalias

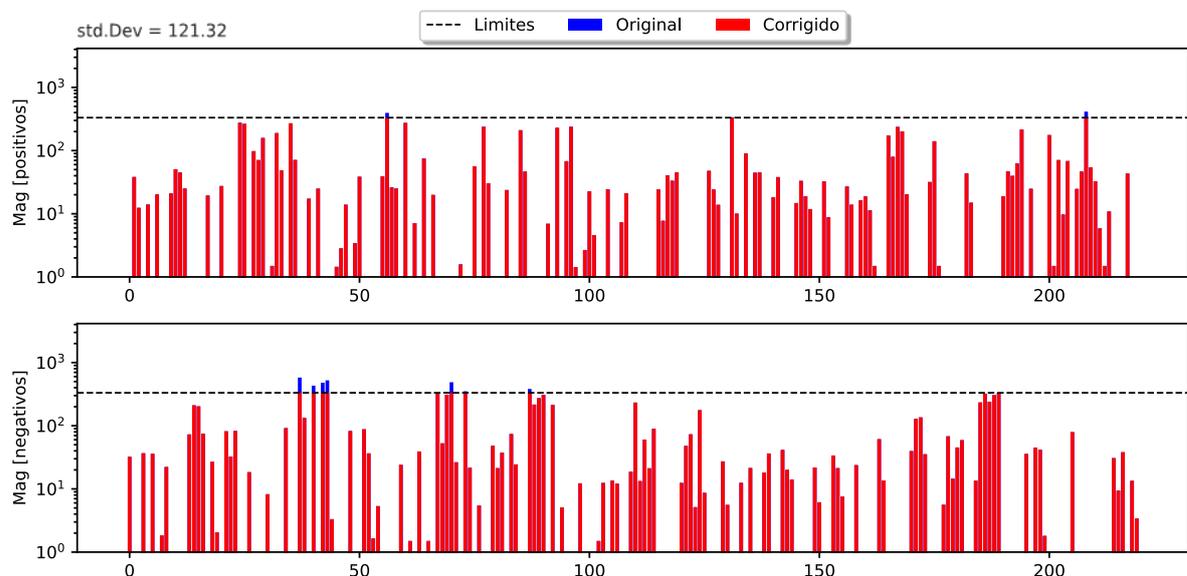
O segundo módulo é responsável por identificar anomalias nos registros históricos de demanda medida. Para sua validação foram utilizadas duas análises.

Num primeiro momento, o módulo foi aplicado nos dados originais de demanda e então foram verificados os resultados obtidos, posteriormente foram alterados dois registros de demanda específicos de modo que resultassem em anomalias facilmente identificáveis visualmente. As referidas alterações foram feitas nas amostras 8 e 123, alterando seus respectivos valores de 1044 para 2044 e 1491 para 491.

O critério de aprovação da validação se verifica caso as séries de demanda tenham seus registros corrigidos, ou seja, tenham sua magnitude limitada aos valores inferior e superior definidos como limites.

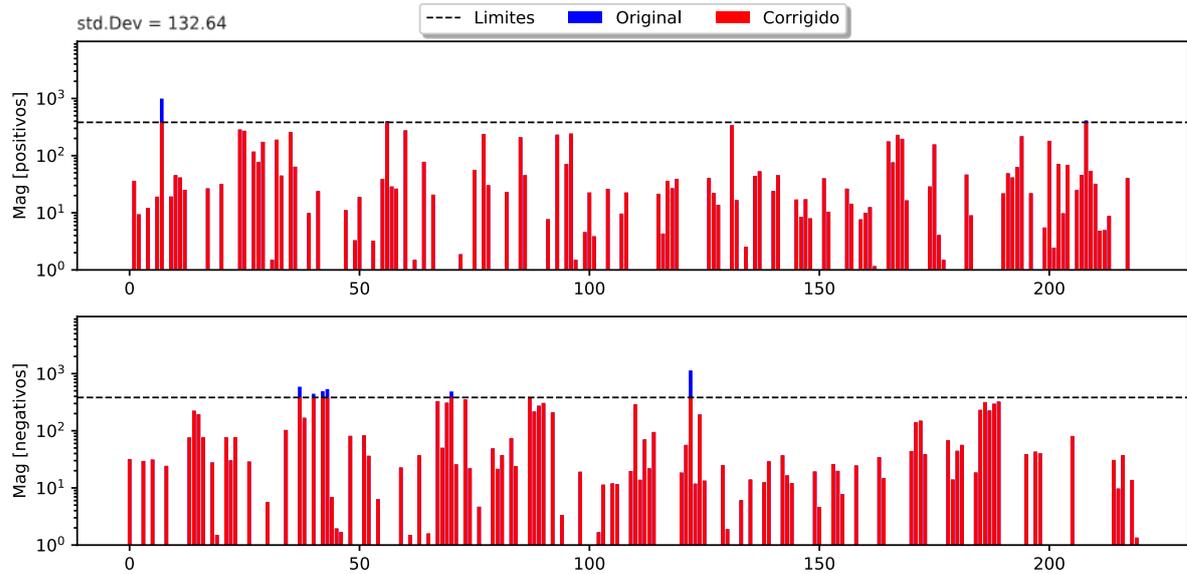
Na Figura 18 são apresentados os resultados obtidos da aplicação do módulo na série original, já a Figura 19 apresenta os resultados da aplicação na série com anomalias introduzidas. Em ambos os casos foram definidos como os valores de 3 e -3 desvios padrão, para limite superior e inferior, respectivamente.

Figura 18 – Gráfico de resíduos do módulo de detecção de anomalias: aplicação na série original.



Fonte: Elaborado pelo autor (2023).

Figura 19 – Gráfico de resíduos do módulo de detecção de anomalias: aplicação na série modificada.



Fonte: Elaborado pelo autor (2023).

Verifica-se pela Figura 18 que o módulo tem o comportamento esperado, realizando a decomposição STL, identificando os registros anômalos e corrigindo os valores de acordo com os limites impostos pelo usuário. Percebe-se ainda que o resultado gráfico tem características satisfatórias, apresentando com clareza as correções feitas, explicitando o valor de desvio padrão utilizado e mostrando os limites definidos.

Ao introduzir artificialmente anomalias da ordem de 1000 kW nos dados de medição, verifica-se na Figura 19 a adição ao gráfico de duas novas anomalias, nos exatos pontos onde foram inseridas na série de dados original. Verifica-se ainda que os pontos anômalos foram detectados tanto nos resíduos positivos quanto nos negativos, indo de encontro com a alteração feita, já que no registro número 8 foram adicionados 1000 kW enquanto no registro 123 esse mesmo valor foi subtraído.

Nota-se também que as mesmas anomalias detectadas na série original se mantêm nessa segunda análise, atestando que o método implementado é robusto em relação aos desvios causados por *outliers* de grande magnitude. Os parâmetros da distribuição de resíduos também se mantiveram praticamente inalterados, com o desvio padrão variando de 121,32 para 132,64, o que representa cerca de 0,57% do delta de 2000 kW adicionados como anomalias.

Em termos de tempo de computação, a aplicação pode ser considerada instantânea.

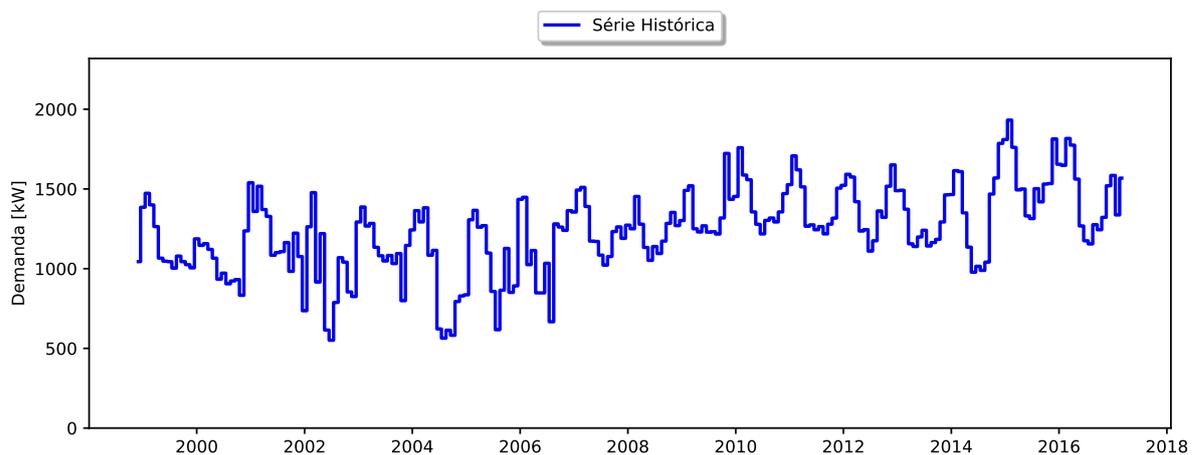
Com os resultados obtidos, o módulo de detecção de anomalias também foi validado.

6.1.3 Validação do Módulo 3 – Previsão de séries temporais

O terceiro módulo é responsável por gerar previsões de séries de demanda de potência a partir de registros históricos fornecidos ao modelo.

Para sua validação, foram elaborados quatro casos de estudo, permitindo verificar a aderência das previsões aos valores que se concretizaram. Em todos os casos são utilizados os mesmos dados usados na validação dos módulos anteriores. Os registros de demanda da UC Hospital Universitário da UFSC são segmentados em duas parcelas, a primeira compõe os dados de treino para o modelo, contemplando dados de 1999 até 2015, já a segunda é composta pelos dados para comparação e validação, contemplando os registros de 2015 a 2017. Na Figura 20 é mostrada a série de dados utilizada.

Figura 20 – Histórico de demanda medida da UC Hospital Universitário da UFSC (1999-2017).

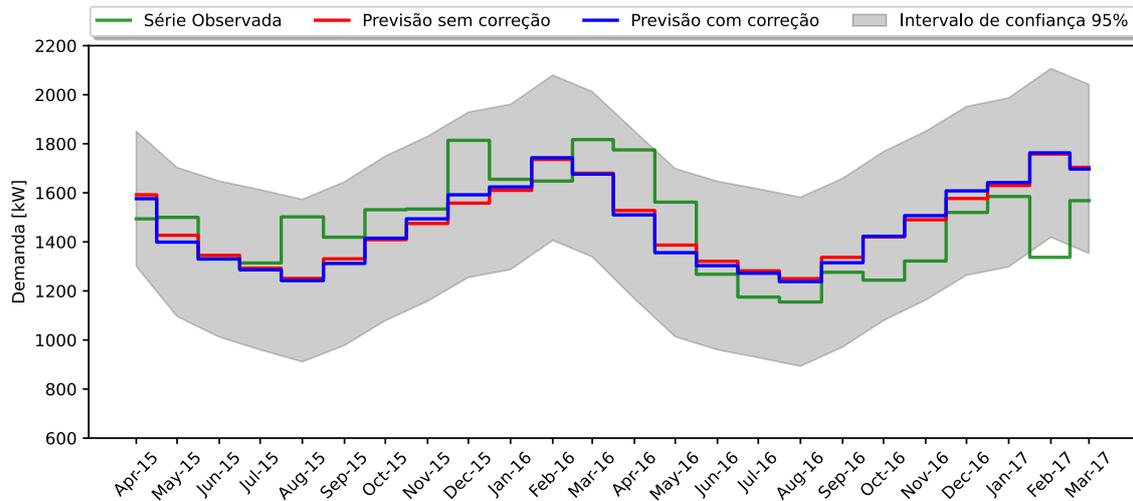


Fonte: Adaptado de Universidade Federal de Santa Catarina (2023).

São aplicadas duas análises distintas nos dados, utilizando ou não o módulo de detecção de anomalias. A métrica para comparação dos valores previstos é o MAPE, conforme já definido na seção 3.2.4. Na Figura 21 são exibidos os resultados obtidos da previsão para um horizonte de 24 ciclos, ambos sem utilizar o módulo de detecção e correção de anomalias.

Na Tabela 3 são elencados os valores numéricos obtidos nas previsões, bem como o erro percentual absoluto em relação ao valor observado em cada ciclo. Ao fim de cada tabela, mostra-se o valor do MAPE para o conjunto de dados, esse dado é apresentado para os 12 primeiros ciclos e para todos os 24 ciclos.

Figura 21 – Gráfico das previsões para horizonte de 24 ciclos, com e sem a correção de anomalias.



Fonte: Elaborado pelo autor (2023).

Tabela 3 – Resultados das previsões para horizontes de 24 ciclos, com e sem a correção de anomalias.

Ciclo	Demanda Observada	Previsão sem correção	Erro relativo	Previsão com correção	Erro relativo
Mês/Ano	kW	kW		kW	
abr/15	1494	1592	6,56%	1576	5,49%
mai/15	1500	1427	4,87%	1399	6,73%
jun/15	1331	1345	1,05%	1330	0,08%
jul/15	1314	1293	1,60%	1286	2,13%
ago/15	1502	1251	16,71%	1242	17,31%
set/15	1419	1331	6,20%	1312	7,54%
out/15	1531	1409	7,97%	1415	7,58%
nov/15	1534	1475	3,85%	1494	2,61%
dez/15	1814	1558	14,11%	1592	12,24%
jan/16	1655	1610	2,72%	1624	1,87%
fev/16	1648	1736	5,34%	1743	5,76%
mar/16	1817	1680	7,54%	1676	7,76%
abr/16	1775	1528	13,92%	1510	14,93%
mai/16	1562	1387	11,20%	1356	13,19%
jun/16	1268	1321	4,18%	1303	2,76%
jul/16	1175	1282	9,11%	1272	8,26%
ago/16	1155	1250	8,23%	1238	7,19%
set/16	1276	1337	4,78%	1315	3,06%
out/16	1244	1420	14,15%	1423	14,39%
nov/16	1322	1490	12,71%	1507	13,99%
dez/16	1520	1577	3,75%	1608	5,79%
jan/17	1585	1630	2,84%	1642	3,60%
fev/17	1337	1758	31,49%	1763	31,86%
mar/17	1568	1704	8,67%	1697	8,23%
		MAPE [12]	6,54%	MAPE [12]	6,42%
		MAPE [24]	8,48%	MAPE [24]	8,51%

Fonte: Elaborado pelo autor (2023).

O tempo médio de construção do modelo pelo *software* foi de 16,5 segundos, utilizando 196 pontos de dados para modelagem. Neste intervalo de tempo o módulo de previsão testou 22 combinações diferentes de parâmetros para o modelo SARIMA, levando em média 0,75 segundos em cada um deles. Para este conjunto de dados o modelo escolhido foi o SARIMA (1,0,1) x (0,1,1) [12], com AIC de 2400,342.

Dos resultados obtidos, verificou-se que a utilização do módulo de detecção de anomalias não resultou em ganhos tangíveis na previsão. Esse resultado se justifica pela pequena quantidade de anomalias presentes nos registros históricos utilizados, desta forma o módulo teve pouca interferência nos dados de criação do modelo.

Verifica-se que as previsões foram consistentes com as demandas observadas, obtendo valores de MAPE inferiores a 10 % em todos os casos, podendo assim ser classificadas, conforme descrito na seção 3.2.4, como previsões potencialmente muito boas.

Com os resultados obtidos, concluiu-se a validação do terceiro módulo do *software*, tendo apresentado funcionamento satisfatório.

6.1.4 Validação do Módulo 4 – Otimização da contratação

O quarto módulo é responsável por realizar a otimização dos valores contratados de demanda de potência, devendo atender uma série de restrições devido a condições operacionais próprias ou impostas pela legislação vigente.

Para validação, foram elaboradas condições de teste que ao serem aplicadas à otimização deverão retornar respostas características, atendendo às restrições impostas. São elas as seguintes:

- Característica 1 – Deverá identificar períodos de testes;
- Característica 2 – Deverá identificar ultrapassagem de demanda;
- Característica 3 – Deverá identificar demanda isenta de ICMS;
- Característica 4 – Deverá identificar alterações no contrato;
- Característica 5 – Deverá ser capaz de atender os limites de alteração contratual estabelecidos pelo usuário;
- Característica 6 – Deverá retornar a melhor contratação dadas as condições.

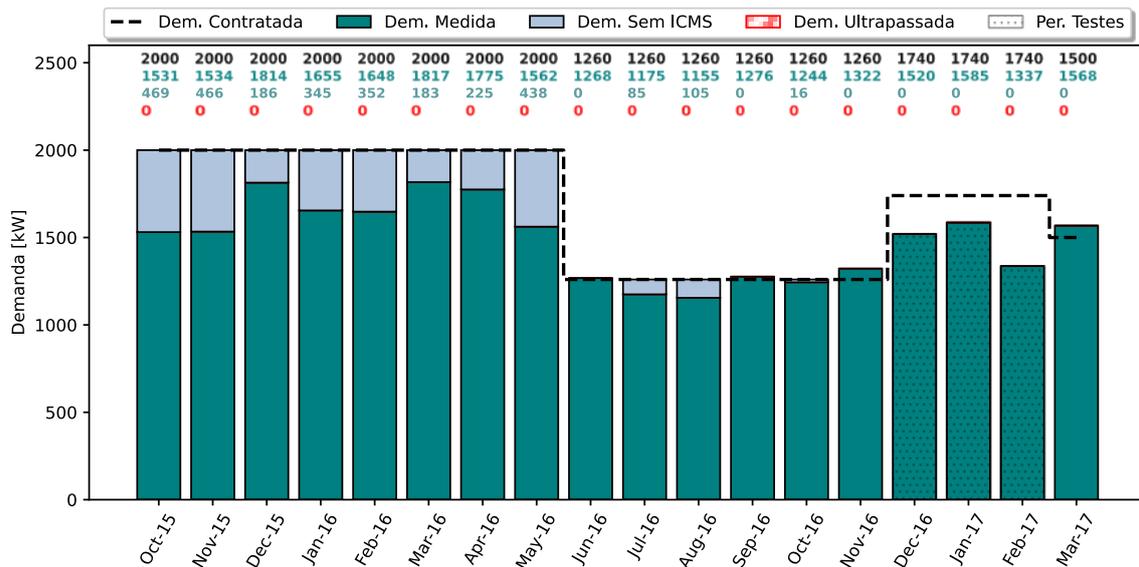
Para auxiliar na validação, foi desenvolvido uma réplica do modelo de otimização em uma planilha Excel. Nela podem ser reproduzidos os dados do contrato de demanda retornados pelo *software* e então poderá ser verificado o atendimento das condições avaliadas no teste.

Novamente foram utilizados os dados históricos de demanda da UC Hospital Universitário da UFSC, exceto que pela simplicidade e por facilitar a visualização teve seus valores de demanda contratada definidos como 2000 kW em toda a série. Adicionalmente foram aplicados os seguintes parâmetros para o otimizador:

- Horizonte de otimização – 12 ciclos;
- Limite de incrementos a cada 6 meses – 1 ocorrência;
- Valor da penalidade por incremento – R\$ 5.000;
- Valor da penalidade por redução – R\$ 5.000;
- Valor da penalidade por redução após o período de testes – R\$ 10.000;
- Valor da tarifa com ICMS – R\$ 19,50;
- Valor da tarifa sem ICMS – R\$ 15,00.

Destes parâmetros, o otimizador definiu a contratação apresentada na Figura 22.

Figura 22 – Gráfico de otimização da contratação (horizonte=12).



Fonte: Elaborado pelo autor (2023).

O programa levou cerca de 3 segundos para realizar as operações de otimização.

Os valores mensais de contratação foram replicados na ferramenta de cálculo no Excel e então foram verificadas as condições de teste estabelecidas anteriormente.

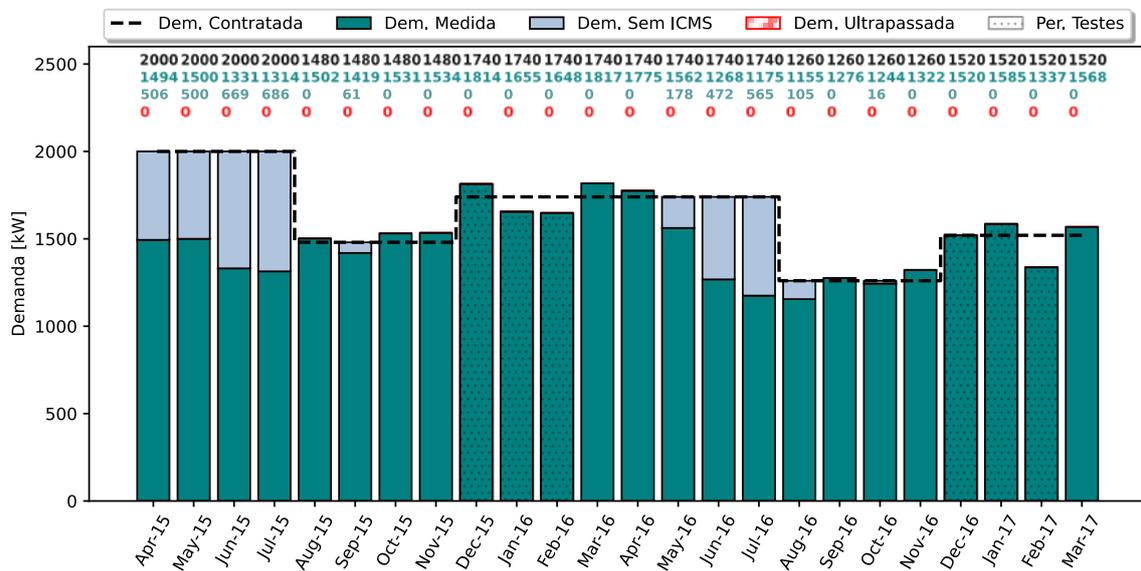
Verifica-se que o otimizador foi capaz de calcular corretamente os valores de demanda medida (ou com ICMS) e demanda isenta de ICMS. Verifica-se também que foi indicada corretamente a presença de um período de testes (entre dez/16 e fev/17). Por fim, nota-se que a otimização foi capaz de realizar alterações no contrato, tanto de redução (mai/16), como de redução após transcorrido o período de testes (mar/17), inclusive efetuando corretamente essa redução que possui regras específicas. Nessa série de dados não foi evidenciada nenhuma ultrapassagem de demanda, embora possam ocorrer, em alguns casos, otimizações em que se torna mais vantajoso tolerar a ultrapassagem em alguns ciclos em troca de obter consideráveis ganhos de economia nos demais.

Todos os valores obtidos pelo *software* verificaram-se em acordo com os cálculos realizados na planilha Excel, não tendo violado nenhuma das restrições elencadas no modelo matemático desenvolvido.

Não foi possível encontrar manualmente uma solução que resultasse em um valor global do contrato menor do que aquele obtido pelo otimizador, que foi de R\$ 362.382,00.

Um segundo teste foi feito, agora utilizando um horizonte de otimização de 20 ciclos, os demais parâmetros foram mantidos. Os resultados obtidos são apresentados na Figura 23.

Figura 23 – Gráfico de otimização da contratação (horizonte=20).



Fonte: Elaborado pelo autor (2023).

Para esta simulação o *software* levou 120 segundos para convergir na solução final, muito embora tenha alcançado esse valor em 12 segundos. Um terceiro teste foi realizado, sendo utilizado um horizonte de 24 ciclos, essa simulação convergiu em cerca de 320 segundos. Nota-

se que o tempo necessário para solucionar o problema cresce exponencialmente com o tamanho do horizonte de otimização, recomenda-se ser o mais parcimonioso possível com a sua definição, a fim de evitar uso computacional desnecessário.

Em relação aos resultados obtidos, seguem aquilo já visto no teste anterior, estando de acordo com os valores da planilha de cálculo em ambos os casos.

Avaliando a funcionalidade do *software*, conclui-se que o otimizador é adequado às regras de contratação de MUSD impostas pela ANEEL, podendo ser utilizado como uma excelente ferramenta de auxílio à tomada de decisão.

Os resultados exportados em arquivo de texto e gráficos também se mostraram adequados, cumprindo todos os requisitos estabelecidos em sua construção.

Concluiu-se assim a validação do quarto módulo.

6.1.5 Validação do Módulo 5 – Interface do usuário

Neste módulo não foi necessária uma rotina específica para validação já que o módulo é responsável apenas pelo controle de fluxo do *software* e pela geração e exportação dos resultados de cada módulo. Sendo assim, foram apenas verificados cada um dos possíveis modos de operação e se os resultados de dados e gráficos estavam satisfatoriamente formatados, inteligíveis e armazenados no diretório indicado.

Verificou-se que o controle de fluxo implementado atendia aquilo que foi proposto, direcionando o usuário aos respectivos módulos em cada um dos modos de operação, bem como realizou as corretas solicitações de entrada de configurações para cada um deles.

Os gráficos gerados pelo programa se mostraram satisfatórios, exprimindo com clareza os dados importantes que se fazem úteis nas análises propostas. Também foram salvos adequadamente, em seu formato .svg, no diretório indicado.

Os resultados exportados para arquivos .csv também se mostraram adequados, não tendo erros de formatação ou de consistência com os dados apresentados nas telas do programa.

Concluiu-se assim a validação do *software* desenvolvido.

7 CONCLUSÕES

Neste capítulo são apresentadas as conclusões gerais obtidas durante o desenvolvimento deste trabalho. São lembrados os objetivos inicialmente definidos e se foram cumpridos. Adicionalmente são feitas recomendações de trabalhos futuros nesta mesma linha de estudo.

7.1 CONSIDERAÇÕES GERAIS

Este trabalho teve como principal objetivo o desenvolvimento de um *software* que introduzisse funcionalidades, facilitasse e melhorasse os procedimentos para utilização de modelos preditivos de séries temporais e realizasse a otimização da contratação de demanda realizada por grandes consumidores do grupo tarifário A.

Como se apresentou no capítulo anterior, o objetivo foi cumprido em sua totalidade, com o desenvolvimento de um amplo sistema que recebe dados de entrada, corrige possíveis anomalias nos registros, realiza previsões em um horizonte definido pelo usuário e por fim realiza a otimização da contratação utilizando um modelo matemático de otimização que segue todas as restrições normativas impostas pela ANEEL aos consumidores do ambiente regulado de contratação (ACR). Toda a implementação foi encapsulada em uma interface CLI que facilita seu uso e guia o usuário através das talas do programa. Por fim, exporta resultados gráficos e em forma de arquivos de texto que podem ser utilizados por outros *softwares* para análise posterior.

Foram desenvolvidos métodos de teste com objetivo de validar os diversos módulos do *software*, testando suas capacidades e limitações, bem como avaliando sua funcionalidade.

Com base nos testes realizados, o programa teve resultados satisfatórios. Foi possível detectar e corrigir anomalias presentes nos dados de entrada, muito embora não tenha resultado em efetivo incremento na precisão das previsões nos casos analisados.

O módulo de previsão foi capaz de prever séries de demanda de potência com erro inferior a 8,5% para intervalos de 12 e 24 ciclos, mostrando-se muito preciso.

A otimização da contratação também produziu ótimos resultados, sendo capaz de cumprir todas as restrições impostas e obtendo soluções com menor custo possível, tornando-se uma excelente ferramenta de análise.

Esta ferramenta, embora tenha sido desenvolvida com a premissa específica de aplicação a consumidores do Grupo A, pode ser utilizada por consumidores do mercado livre de energia, já que os contratos de uso do sistema de distribuição também se aplicam a esses consumidores.

7.2 SUGESTÕES DE TRABALHOS FUTUROS

Como sugestão de trabalhos futuros, com objetivo de aprimorar a metodologia proposta, elencam-se os seguintes itens:

- Aprofundamento da análise de anomalias, sua detecção e correção e seus efeitos em séries temporais, especialmente nas de demanda de potência;
- Utilização de análise multivariada para previsão de séries temporais de demanda de potência, podendo incluir a codificação de características previsíveis como, por exemplo, um cronograma de utilização anual, tirando assim a dependência única nos registros históricos;
- Implementação do modelo matemático de otimização em um *software* de código aberto ou de livre distribuição, já que neste trabalho foi utilizado o *Gurobi Optimizer*, um *solver* proprietário, impossibilitando a utilização caso não o possua;
- Avaliar os impactos aos modelos de previsão e otimização da adição de geração própria à curva de carga, implementando possíveis expansões e correções;
- Avaliar a aplicabilidade e as alterações que devem ser feitas – caso necessárias – para utilização do modelo de otimização por consumidores do ambiente de contratação livre;
- Realizar uma análise econômica entre os benefícios que podem ser obtidos ao utilizar mais alterações contratuais durante o ano, inclusive naquelas permitidas após o fim dos períodos de teste.

REFERÊNCIAS

- ABRADEE. Visão Geral do Setor, 2022. Disponível em: <<https://www.abradee.org.br/setor-eletrico/visao-geral-do-setor/>>. Acesso em: 01 Janeiro 2022.
- AGGARWAL, C. C. Outlier Analysis. 2nd. ed. [S.l.]: Springer, 2017.
- AKAIKE, H. Information theory and an extension of the maximum likelihood principle. In: _____ Selected Papers of Horotogu Akaike. [S.l.]: Springer, 1998. p. 199-213.
- ANEEL. Resolução Normativa Nº 1.000 DE 2021 - Estabelece as Regras de Prestação do Serviço Público de Distribuição de Energia Elétrica; revoga as Resoluções e dá outras providências. Agência Nacional de Energia Elétrica. Brasília. 2021.
- ANEEL. Bandeiras Tarifárias, 2021b. Disponível em: <<https://www.gov.br/aneel/pt-br/assuntos/tarifas/bandeiras-tarifarias>>. Acesso em: 01 Janeiro 2023.
- ANEEL. Resolução Normativa Nº 1.008 de 2022 - Dispõe sobre a Conta Escassez Hídrica, as operações financeiras, a utilização do encargo tarifário da Conta de Desenvolvimento Energético - CDE para estes fins e os procedimentos correspondentes. Agência Nacional de Energia Elétrica. Brasília. 2022.
- BITTENCOURT, E. M. M. Simulação e Otimização Estocástica para Contratação de Energia Elétrica de Grandes Consumidores, p. 95, 2016. Disponível em: <<https://www.maxwell.vrac.puc-rio.br/27918/27918.PDF>>. Acesso em: 11 July 2022.
- BOX, G. E. P. et al. Time séries analysis: forecasting and control. [S.l.]: John Wiley & Sons, 1970.
- BRASIL. Lei Nº 9.427, de 26 de dezembro de 1996 - Institui a Agência Nacional de Energia Elétrica - ANEEL, disciplina o regime das concessões de serviços públicos de energia elétrica e dá outras providências., 1996. Disponível em: <http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/leis/L9427compilada.htm>. Acesso em: 01 Janeiro 2023.
- BRASIL. Lei Nº 9.478, de 6 de agosto de 1997 - Dispõe sobre a política energética nacional, as atividades relativas ao monopólio do petróleo, institui o Conselho Nacional de Política Energética e a Agência Nacional do Petróleo e dá outras providências., 1997. Disponível em: <https://www.planalto.gov.br/ccivil_03/leis/19478.htm>. Acesso em: 01 Janeiro 2023.
- BRASIL. Lei Nº 9.648, de 27 de maio de 1998 - Altera diversas leis perinentes ao setor elétrico, autoriza reestruturação da ELETROBRÁS e dá outras providências., 1998. Disponível em: <https://www.planalto.gov.br/ccivil_03/leis/L9648compilada.htm>. Acesso em: 01 Janeiro 2023.
- BRASIL. Decreto Nº 5.175, de 9 de agosto de 2004 - Constitui o Comitê de Monitoramento do Setor Elétrico - CMSE de que trata o art. 14 da Lei no 10.848, de 15 de março de 2004., 2004a. Disponível em: <http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_Ato2004-2006/2004/Decreto/D5175.htm>. Acesso em: 01 Janeiro 2023.

BRASIL. Lei Nº 10.847, de 15 de março de 2004 - Autoriza a criação da Empresa de Pesquisa Energética – EPE e dá outras providências., 2004b. Disponível em: <http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_ato2004-2006/2004/lei/110.847.htm>. Acesso em: 01 Janeiro 2023.

BRASIL. Lei Nº 10.848, de 15 de março de 2004 - Dispõe sobre a comercialização de energia elétrica, altera leis do setor elétrico e dá outras providências., 2004c. Disponível em: <http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_Ato2004-2006/2004/Lei/L10.848compilado.htm>. Acesso em: 01 Janeiro 2023.

BRASIL. Decreto Nº 8.401, de 4 de fevereiro de 2015 - Dispõe sobre a criação da Conta Centralizadora dos Recursos de Bandeiras Tarifárias., 2015. Disponível em: <http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_ato2015-2018/2015/decreto/d8401.htm>. Acesso em: 01 Janeiro 2023.

BRASIL. Medida Provisória Nº 1.154, de 1º de janeiro de 2023 - Estabelece a organização básica dos órgãos da Presidência da República e dos Ministérios., 2023. Disponível em: <http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_Ato2023-2026/2023/Mpv/mpv1154.htm>. Acesso em: 01 Janeiro 2023.

BREIMAN, L. Statistical Modeling: The Two Cultures. *Statistical Science*, v. 16, n. 3, p. 199-231, 2001.

CELESC. Conta de Energia, 2022. Disponível em: <<https://www.celesc.com.br/conta-de-energia>>. Acesso em: 01 Janeiro 2022.

CHANDOLA, V.; BANERJEE, A.; KUMAR, V. Anomaly detection: A survey. *ACM computing surveys (CSUR)*, v. 41, p. 1–58, 2009.

CHATFIELD, C. Time-séries forecasting. [S.l.]: Chapman and Hall/CRC, 2000.

CHATFIELD, C. The Analysis of time séries - an introduction with R. 7. ed. [S.l.]: CRC Press, Taylor & Francis Group, 2019, 2019.

CLEVELAND, R. B.; CLEVELAND, W. S.; TERPENNING, I. STL: A Seasonal-Trend Decomposition Procedure Based on Loess. *Journal of Official Statistics*, v. 6, n. 1, p. 3, 1990. Disponível em: <<https://www.proquest.com/scholarly-journals/stl-seasonal-trend-decomposition-procedure-based/docview/1266805989/se-2>>. Acesso em: 12 July 2022.

DICKEY, D. A.; FULLER, W. A. Distribution of the Estimators for Autoregressive Time Séries with a Unit Root. *Journal of the American Statistical Association*, n. 74:366a, p. 427-431, 1979. ISSN DOI: 10.1080/01621459.1979.10482531.

ENERGISA. Conheça os encargos atuais que fazem parte da tarifa, 2022a. Disponível em: <<https://www.energisa.com.br/Paginas/informacoes/sua-conta/composicao-tarifa.aspx>>. Acesso em: 01 Janeiro 2022.

ENERGISA. Setor Elétrico Brasileiro, 2022b. Disponível em: <<https://ri.energisa.com.br/a-energisa/setor-eletrico-brasileiro-2/>>. Acesso em: 01 Janeiro 2022.

EPE. Anuário Estatístico de Energia Elétrica 2021 - Ano Base 2020. Empresa de Pesquisa Energética. Brasília-DF. 2021.

ESLING, P.; AGON, C. Time-Séries Data Mining. ACM Computing Survey 45, Novembro 2012. 34.

FRACARO, N. ESTACIONARIEDADE DAS SÉRIES TEMPORAIS DO MODELO MATEMÁTICO ARIMAX DE PROPULSORES ELETROMECÂNICOS. Dissertação de Mestrado, Ijuí, p. 89, Abril 2018.

GUJARATI, D. N.; PORTER, D. C. Econometria Básica. 5 ed. ed. São Paulo: AMGH Editora Ltda., 2011.

HAWKINS, D. M. Identification of Outliers. [S.l.]: Springer Dordrecht, 1980.

LEWIS, C. D. Demand Forecasting and Inventory Control. Cambridge: Woodhead Publishing, 1997.

LIMA, D. et al. Contratação de energia elétrica de grandes consumidores: uma abordagem estatística e de otimização para definição da melhor estratégia de contratação. XXIII Seminário Nacional de Produção e Transmissão de Energia Elétrica, October 2015.

MORETTIN, P. A. Análise de Séries Temporais. 2 ed. ed. [S.l.]: Edgard Blucher, 2006.

ONS. Sistemas Isolados, 2017. Disponível em: <<https://www.ons.org.br/paginas/sobre-0-sin/sistemas-isolados>>. Acesso em: 01 Janeiro 2023.

RODRIGUES, L. H. et al. Pesquisa Operacional - Programação Linear Passo a Passo. 1. ed. [S.l.]: Editora Unisinos, 2014.

SANTOS, T. S. Contratação de Energia Elétrica por Grandes Consumidores no Mercado Cativo e no Mercado Livre, p. 139, 2020. Disponível em: <<https://repositorio.ufsc.br/handle/123456789/215996>>. Acesso em: 11 July 2022.

SCHMIDL, S.; WENIG, P.; PAPENBROCK, T. Anomaly detection in time séries: a comprehensive evaluation. PVLDB Vol 15 Issue 9. [S.l.]: [s.n.]. Maio 2022. p. 1779–1797.

SILVA, J. TE e TUSD: entenda as taxas da conta de luz da sua empresa. Tab Energia, 2021. Disponível em: <<https://tabenergia.com.br/blog/te-e-tusd/>>. Acesso em: 01 Janeiro 2023.

SOUZA, R. C.; CAMARGO, M. E. Análise e previsão de séries temporais: os modelos ARIMA. 2 ed. ed. Rio de Janeiro: Regional, 2004.

STF. ema 176 - Inclusão dos valores pagos a título de “demanda contratada” na base de cálculo do ICMS sobre operações envolvendo energia elétrica. , 2020. Disponível em: <<https://portal.stf.jus.br/processos/downloadPeca.asp?id=15343120349&ext=.pdf>>. Acesso em: 01 Janeiro 2023.

UFSC. Relatório de Energia Elétrica 2019: Consumo e Despesas com Energia Elétrica na UFSC. Universidade Federal de Santa Catarina. Florianópolis. 2021a.

ZHANG, G. P. Time séries forecasting using a hybrid ARIMA and neural network model. Neurocomputing, v. 50, p. 159–175, 2003.

APÊNDICE A – Modelo de otimização implementado em *python*

```

import gurobipy as gp
def optimize(df, horizonte, max_inc, pen1, pen2, pen3):

# -----
# <editor-fold desc="Vetores de dados">
# Carrega os vetores de dados a partir do arquivo

# Extração do comprimento da série de dados
df_len = len(df)

# Estabelece o intervalo de análise [dados = horizonte + 16]
lags = horizonte + 16

vet_lags = list()
vet_date = list()
vet_dem_med = list()
vet_dem_con = list()
vet_t1 = list()
vet_t2 = list()

for i in range(lags):
    vet_lags.append(i)
    vet_date.append(df['Date'].iloc[df_len - i - 1])
    vet_dem_med.append(df['Dmed'].iloc[df_len - i - 1])
    vet_dem_con.append(df['Dcon'].iloc[df_len - i - 1])
    vet_t1.append(df['vt1'].iloc[df_len - i - 1])
    vet_t2.append(df['vt2'].iloc[df_len - i - 1])

# </editor-fold>
# -----
# <editor-fold desc="Definição do modelo e suas variáveis básicas">
# Inicializa o modelo
m = gp.Model()

# Variáveis auxiliares para o problema Big M
M = 2*max(vet_dem_med)
E = 1

# Estabelece o vetor de dados de demanda contratada antedecentes ao horizonte de
otimização
dc = m.addVars(lags, lb=30, ub=M, vtype=GRB.INTEGER, name='dc')

for i in range(lags - horizonte):
    dc[i + horizonte].lb = vet_dem_con[i + horizonte]
    dc[i + horizonte].ub = vet_dem_con[i + horizonte]

# Estabelece o vetor de dados de demanda medida no intervalo de análise
dm = m.addVars(lags, lb=0, ub=M, vtype=GRB.INTEGER, name='dc')

for i in range(lags):
    dm[i].lb = vet_dem_med[i]
    dm[i].ub = vet_dem_med[i]

m.update()

# </editor-fold>
# -----
# <editor-fold desc="Restrições e definições para identificar o período de testes">
# Variável e restrição para cálculo da ocorrência de período de testes
v_btest = m.addVars(lags - 1, vtype=GRB.BINARY, name='v_btest')

c_btest_a = m.addConstrs(dc[i] >= 1.05 * dc[i + 1] + E - M * (1 - v_btest[i])

```

```

        for i in vet_lags[:-1])

c_btest_b = m.addConstrs(dc[i] <= 1.05 * dc[i + 1] + M * v_btest[i]
        for i in vet_lags[:-1])

# Variáveis auxiliares para identificar a posicao do periodo de testes
v_btest0 = m.addVars(lags - 1, vtype=GRB.BINARY, name='v_btest0')
v_btest1 = m.addVars(lags - 1, vtype=GRB.BINARY, name='v_btest1')
v_btest2 = m.addVars(lags - 2, vtype=GRB.BINARY, name='v_btest2')
v_btest3 = m.addVars(lags - 3, vtype=GRB.BINARY, name='v_btest3')
v_btest3_aux = m.addVars(lags - 3, vtype=GRB.BINARY, name='v_btest3_aux')

# Restrições para definicao da posicao do periodo de testes
c_btest1 = m.addConstrs(v_btest1[i] == v_btest[i]
        for i in vet_lags[:-1])

c_btest2 = m.addConstrs(v_btest2[i] == v_btest[i+1]*(1-v_btest1[i])
        for i in vet_lags[:-2])

c_btest3_aux = m.addConstrs(v_btest3_aux[i] == (1-v_btest1[i])*(1-v_btest2[i])
        for i in vet_lags[:-3])

c_btest3 = m.addConstrs(v_btest3[i] == v_btest[i + 2]*v_btest3_aux[i]
        for i in vet_lags[:-3])

c_btest0 = m.addConstrs(v_btest0[i] ==
        gp.or_(v_btest1[i], v_btest2[i], v_btest3[i])
        for i in vet_lags[:-3])

m.update()

# </editor-fold>
# -----
# <editor-fold desc="Restrições e definições para identificar ultrapassagem de demanda">
# Variável e cálculo do limite de demanda para configurar ultrapassagem
v_dlu = m.addVars(lags - 3, vtype=GRB.INTEGER, name='v_dlu')

c_dlu = m.addConstrs(v_dlu[i] ==
        v_btest1[i] * (dc[i] + 0.05 * dc[i+1] + 0.3 * (dc[i] - dc[i+1])) +
        v_btest2[i] * (dc[i] + 0.05 * dc[i+2] + 0.3 * (dc[i] - dc[i+2])) +
        v_btest3[i] * (dc[i] + 0.05 * dc[i+3] + 0.3 * (dc[i] - dc[i+3])) +
        (1 - v_btest0[i]) * (1.05 * dc[i])
        for i in vet_lags[:-3])

# Variável e restrições para cálculo da ocorrência de ultrapassagem de demanda
v_bu = m.addVars(lags - 3, vtype=GRB.BINARY, name='v_bu')

c_bu_a = m.addConstrs(v_dlu[i] >= vet_dem_med[i] + E - M * (v_bu[i])
        for i in vet_lags[:-3])

c_bu_b = m.addConstrs(v_dlu[i] <= vet_dem_med[i] + M * (1 - v_bu[i])
        for i in vet_lags[:-3])

m.update()

# </editor-fold>
# -----
# <editor-fold desc="Resticoes e definições para identificar a demanda isenta de icms">
# Variável e cálculo da demanda efetiva a ser considerada para o cálculo de demanda
isenta
v_dcef = m.addVars(lags - 3, vtype=GRB.INTEGER, name='v_dcef')

c_dcef = m.addConstrs(v_dcef[i] ==
        (1 - v_btest0[i]) * dc[i] +
        v_btest1[i] * dc[i+1] +
        v_btest2[i] * dc[i+2] +

```

```

        v_btest3[i] * dc[i+3]
        for i in vet_lags[:-3])

# Variável e restrições para cálculo da ocorrência de demanda isenta de icms
v_bi = m.addVars(lags - 3, vtype=GRB.BINARY, name='v_bi')

c_bi_a = m.addConstrs(v_dcef[i] >= vet_dem_med[i] + E - M * (1 - v_bi[i])
                    for i in vet_lags[:-3])

c_bi_b = m.addConstrs(v_dcef[i] <= vet_dem_med[i] + M * v_bi[i]
                    for i in vet_lags[:-3])

m.update()

# </editor-fold>
# -----
# <editor-fold desc="Restrições e definições para as alterações contratuais">
# Variáveis e restrições para cálculo da última demanda válida antes do período de testes
v_dclast = m.addVars(lags - 4, vtype=GRB.INTEGER, name='v_dclast')

c_dclast = m.addConstrs(v_dclast[i] == v_btest1[i + 3] * dc[i + 4]
                    for i in vet_lags[:-4])

# Variáveis e restrições para cálculo da nova demanda válida após o período de testes
v_dcnew = m.addVars(lags - 4, vtype=GRB.INTEGER, name='v_dcnew')

c_dcnew = m.addConstrs(v_dcnew[i] == v_btest3[i + 1] * dc[i + 1]
                    for i in vet_lags[:-4])

# Variáveis e restrições para condição de limite inferior de 105% da última demanda
contratada
v_ba1 = m.addVars(lags - 4, vtype=GRB.BINARY, name='v_ba1')

c_ba1_a = m.addConstrs(dc[i] >= 1.05 * v_dclast[i] - M * (1 - v_ba1[i])
                    for i in vet_lags[:-4])

c_ba1_b = m.addConstrs(dc[i] <= 1.05 * v_dclast[i] + E + M * v_ba1[i]
                    for i in vet_lags[:-4])

# Variáveis e restrições para condição de redução inferior a 50% da demanda adicional
contratada
v_ba2 = m.addVars(lags - 4, vtype=GRB.BINARY, name='v_ba2')

c_ba2_a = m.addConstrs(dc[i] >= v_dclast[i] +
                    0.5 * (v_dcnew[i] - v_dclast[i]) - M * (1 - v_ba2[i])
                    for i in vet_lags[:-4])

c_ba2_b = m.addConstrs(dc[i] <= v_dclast[i] +
                    0.5 * (v_dcnew[i] - v_dclast[i]) + E + M * v_ba2[i]
                    for i in vet_lags[:-4])

# Variáveis e restrições para identificação de redução de demanda
v_ba3 = m.addVars(lags - 1, vtype=GRB.BINARY, name='v_ba3')

c_ba3_a = m.addConstrs(dc[i] >= dc[i+1] - M * (v_ba3[i])
                    for i in vet_lags[:-1])

c_ba3_b = m.addConstrs(dc[i] <= dc[i+1] + E + M * (1 - v_ba3[i])
                    for i in vet_lags[:-1])

# Variáveis e restrições identificando a possibilidade de redução após o período de
testes
v_ba4 = m.addVars(lags - 4, vtype=GRB.BINARY, name='v_ba4')

```

```

c_vba4 = m.addConstrs(v_ba4[i] == gp.and_(v_ba1[i], v_ba2[i], v_bttest3[i + 1])
                    for i in vet_lags[:-4])

# Variáveis e restrições que contabilizam redução ordinária de demanda
v_ba5 = m.addVars(lags - 4, vtype=GRB.INTEGER, name='v_ba5')

c_ba5 = m.addConstrs(v_ba5[i] == (1 - v_ba4[i]) * v_ba3[i]
                    for i in vet_lags[:-4])

# Restrições do limite de uma redução ordinária a cada intervalo de 12 meses
v_count1 = m.addVars(horizonte, vtype=GRB.INTEGER, name='v_count1')

c_count1_a = m.addConstrs(v_count1[i] == gp.quicksum(v_ba5[i + j] for j in range(12))
                        for i in range(horizonte))

c_count1_b = m.addConstrs(v_count1[i] <= 1
                        for i in range(horizonte))

# Restrição de não redução de demanda durante o período de testes
v_count2 = m.addVar(vtype=GRB.INTEGER, name='v_count2')

c_count2_a = m.addConstr(v_count2 == gp.quicksum(v_ba3[i] * v_bttest0[i] for i in
range(horizonte)))

c_count2_b = m.addConstr(v_count2 == 0)

# Restrição do limite de incrementos de demanda a cada intervalo de 6 meses
v_ba6 = m.addVars(lags - 1, vtype=GRB.BINARY, name='v_ba6')

c_ba6_a = m.addConstrs(dc[i+1] >= dc[i] - M * (v_ba6[i])
                    for i in vet_lags[:-1])

c_ba6_b = m.addConstrs(dc[i+1] <= dc[i] + E + M * (1 - v_ba6[i])
                    for i in vet_lags[:-1])

v_count3 = m.addVars(horizonte, vtype=GRB.INTEGER, name='v_count3')

c_count3_a = m.addConstrs(v_count3[i] == gp.quicksum(v_ba6[i + j] for j in range(6))
                        for i in range(horizonte))

c_count3_b = m.addConstrs(v_count3[i] <= max_inc
                        for i in range(horizonte))

# </editor-fold>
# -----
# <editor-fold desc="Definição da função objetivo de otimização">
# Cálculo do custo mensal da contratação
v_custo = m.addVars(horizonte, vtype=GRB.CONTINUOUS, name='v_custo')

c_custo = m.addConstrs(v_custo[i] ==
                    dm[i] * vet_t1[i] +
                    v_bu[i] * (dm[i] - dc[i]) * 2 * vet_t1[i] +
                    v_bi[i] * (v_dcef[i] - dm[i]) * vet_t2[i] +
                    pen1 * v_ba5[i] + pen2 * v_ba4[i] + pen3 * v_ba6[i]
                    for i in range(horizonte))

# Funcao objetivo para minimizar o custo de contratação no horizonte de otimização
m.setObjective(gp.quicksum(v_custo[i] for i in range(horizonte)), sense=GRB.MINIMIZE)

m.update()

# Executa a otimização e salva uma cópia do modelo
m.optimize()
m.write('Resultados\\modelo_otimizacao.mps')

```