

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA MARIA
CENTRO DE TECNOLOGIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

Bruno Knevitz Hammerschmitt

**PLANEJAMENTO DE GERAÇÃO DE ENERGIA COMPLEMENTAR
TÉRMICA ASSOCIADA A ENERGIAS RENOVÁVEIS UTILIZANDO
INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL**

Santa Maria, RS
2019

Bruno Knevitz Hammerschmitt

**PLANEJAMENTO DE GERAÇÃO DE ENERGIA COMPLEMENTAR TÉRMICA
ASSOCIADA A ENERGIAS RENOVÁVEIS UTILIZANDO INTELIGÊNCIA
ARTIFICIAL**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, da Universidade Federal de Santa Maria (UFSM, RS), como requisito parcial para obtenção do título de **Mestre em Engenharia Elétrica**.

Orientadora: Prof^ª. Dr^ª. Alzenira da Rosa Abaide

Santa Maria, RS
2019

Hammerschmitt, Bruno Knevez
Planejamento de Geração de Energia Complementar
Térmica Associada a Energias Renováveis Utilizando
Inteligência Artificial / Bruno Knevez Hammerschmitt.-
2019.
97 p.; 30 cm

Orientadora: Alzenira da Rosa Abaide
Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Santa
Maria, Centro de Tecnologia, Programa de Pós-Graduação em
Engenharia Elétrica, RS, 2019

1. Previsão de Geração de Energia 2. Redes Neurais
Artificiais 3. Monte Carlo 4. Geração Térmica 5. Gás
Natural I. Abaide, Alzenira da Rosa II. Título.

Bruno Knevez Hammerschmitt

**PLANEJAMENTO DE GERAÇÃO DE ENERGIA COMPLEMENTAR TÉRMICA
ASSOCIADA A ENERGIAS RENOVÁVEIS UTILIZANDO INTELIGÊNCIA
ARTIFICIAL**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, da Universidade Federal de Santa Maria (UFSM, RS), como requisito parcial para obtenção do título de **Mestre em Engenharia Elétrica**.

Aprovado em 29 de julho de 2019:

Alzenira da Rosa Abaide, Dra. (UFSM)
(Presidente/Orientadora)

Fernando Guilherme Kaehler Guarda, Dr. (UFSM)

Rodrigo Marques de Figueiredo, Dr. (UNISINOS)

Santa Maria, RS
2019

AGRADECIMENTOS

Gostaria de agradecer aos meus pais Mario e Leci, e irmãos Rodrigo e Cesar pelo apoio durante os caminhos que percorri até chegar aqui. Agradecer também minha namorada Luana pelo carinho e companheirismo, que foram essenciais para alcançar este objetivo.

A minha Orientadora, Dra. Alzenira da Rosa Abaide, pela oportunidade em trabalharmos em conjunto, estando sempre à disposição em auxiliar-me durante a realização da minha pesquisa. Ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica (PPGEE), coordenação, professores e funcionários que sempre estiveram dispostos a ajudar nos obstáculos que surgiram.

Aos colegas do Centro de Excelência em Energia e Sistemas de Potência (CEESP) pelas trocas de conhecimento, incontáveis horas de estudos em conjunto, conversas motivadoras e que fizeram aumentar ainda mais o gosto pela pesquisa. Vale ressaltar os momentos de descontração (junções e jogatinas), pois nem só de pesquisa vive o homem, agradeço a todos imensamente.

Agradeço também aos meus amigos Felipe, Roger, Mateus, Leonardo, Criciele, Amanda, Alexandre, Camilo, Jonas, Marcelo, Gustavo, Júlia, Suelen, Jordan, TJ, Vinicius, Konrad, Juliano, Samuel, Osmar, ao meu IC Júlio pelo auxílio nos trabalhos realizados, e a todos os colegas do curso de Engenharia Elétrica da UFSM.

RESUMO

PLANEJAMENTO DE GERAÇÃO DE ENERGIA COMPLEMENTAR TÉRMICA ASSOCIADA A ENERGIAS RENOVÁVEIS UTILIZANDO INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL

AUTOR: Bruno Knevez Hammerschmitt
ORIENTADORA: Alzenira Da Rosa Abaide

O sistema elétrico brasileiro possui uma matriz de geração de energia elétrica diversificada, porém é composto principalmente por geração hidrotérmica. Nesse sentido, o planejamento operacional de um sistema como este pode ser detalhado como um problema de otimização em grande escala, em que é necessário fazer o uso dos recursos de maneira racional, através de operações dinâmicas, estocásticas, interligadas e não-lineares. A geração de energia elétrica é susceptível à variações climáticas, uma vez que a redução de precipitação causa a redução dos níveis dos reservatórios das usinas hidrelétricas e, conseqüentemente, uma diminuição no potencial de geração de energia. Nos últimos anos, a geração eólica de energia tem crescido, emergindo como uma alternativa para evitar uma possível crise energética. No entanto, esta fonte de energia requer um planejamento adequado para operação do sistema de maneira segura e confiável, pelo fato de ser uma fonte geradora intermitente, além de ser considerada de baixa previsibilidade. Nesse sentido, a fim de contornar as limitações das fontes de energia já citadas, faz-se necessário garantir o atendimento de potência por fontes de energia confiáveis, como a geração térmica, pois esta não sofre influências externas, como dependência de fenômenos naturais (chuva, vento, iluminação solar). Dentre as fontes térmicas que compõem a matriz de geração de energia elétrica brasileira, o Gás Natural tem se tornado o principal combustível por ser menos agressivo ao meio ambiente em comparação com outros combustíveis, e pela oferta nacional comprovada, que o caracteriza como referência de expansão a curto prazo. Assim, este estudo propõe uma estrutura de modelagem e simulação a curto prazo para prever a capacidade de produção de energia elétrica para o parque de geração do Subsistema Sul do Brasil (SSB), analisando a previsão de geração e dando destaque na complementariedade de energia imposta a geração térmica, levando em conta séries históricas de operação. Para a modelagem da previsão de geração de energia elétrica, foi empregada uma estrutura de Redes Neurais Artificiais Perceptron Multicamadas (RNA PM), devido a sua capacidade de aprendizado de relações não lineares complexas entre variáveis de entrada e saída a partir de um banco de dados. Além disso, para gerar multicenários (crítico, ideal e otimista), o Método de Monte Carlo (MMC) foi utilizado. Os resultados de previsão obtidos via RNA PM teve para *MAE* e *RMSE* respectivamente as taxas de 3,22% e 4,01% para geração hídrica, e de 5,36% e 6,31% para geração eólica. Além disso, com resultados entre a junção das RNA PM e MMC foi possível quantificar a disponibilidade de energia dos parques de geração do SSB frente a condições adversas, ressaltando a importância do modelo de previsão para auxílio no planejamento e operação de um sistema elétrico.

Palavras-chaves: Previsão de geração de energia, redes neurais artificiais, Monte Carlo, geração térmica, gás natural.

ABSTRACT

PLANNING OF THERMAL COMPLEMENTARY ENERGY GENERATION ASSOCIATED WITH RENEWABLE ENERGIES USING ARTIFICIAL INTELLIGENCE

AUTHOR: BRUNO KNEVITZ HAMMERSCHMITT
ADVISOR: ALZENIRA DA ROSA ABAIDE

The Brazilian Electrical System has a diversified electric power generation matrix, nevertheless it is mainly composed by hydrothermal generation. In this sense, the operational planning of this system can be detailed as a large-scale optimization problem, where is necessary to use resources in a rational way, by operations dynamic, stochastic, interconnected and non-linear. The electric energy generation is susceptible to climatic variations, since the precipitations reduction causes a decrease in the hydroelectric plants reservoirs and consequently a falling in the electric energy production. The use of wind energy has been growing in recent years as an alternative to solve an eminent energy crisis. However, this power source requires adequate planning in order for the electric system operate in a safe a reliable way, due to its intermittent behavior and low predictability. In order to overcome the limitations of the energy sources mentioned above, it is necessary to guarantee the power service by reliable energy sources, like thermal generation, which is considered as a source of reliable energy because it does not suffer external influences. Among the thermal sources that compose the Brazilian Electric power generation matrix, Natural Gas has become the main fuel due to it being less aggressive to the environment compared to the others fossil fuels and by the proven national supply, which characterizes it as a reference for expansion in short time. Thus, this study proposes a short-term modeling and simulation structure to predict the electric power production capacity for the southern subsystem generation park, analyzing the generation forecasting and emphasizing the complementarity of energy imposed on thermal generation, taking into account operation historical series. For the electric power generation forecasting modeling, a Multilayer Perceptron Artificial Neural Networks (MLP ANNs) structure was employed, due to its ability to learning by complex non-linear relationships between input and output variables from a data. In addition, to generate multicenary (critical, ideal and optimistic), the Monte Carlo Method (MCM) was used. The prediction results obtained by MLP ANN for the rates the *MAE* and *RMSE* respectively 3.22% and 4.01% to hydropower generation, and the 5.36% and 6.31% to wind generation. In addition, with results of MLP ANN and MCM combination proved that it is possible to quantify the energy availability of the south subsystem generation parks through in the adverse conditions, emphasizing the importance of the prediction model to improve the planning and operation of an electric system.

Keywords: Power generation forecasting, artificial neural networks, Monte Carlo, thermal generation, natural gas.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Consumo setorial no Brasil 1970-2005.....	17
Figura 2 – Agentes Institucionais do Setor Elétrico.....	19
Figura 3 – Participação das fontes em relação a capacidade instalada do SIN.....	21
Figura 4 – Balanço de Carga e Geração (Valores em MW).....	22
Figura 5 – Fluxos de energia elétrica no Brasil para o ano de 2010.....	27
Figura 6 – Consumo e carga do Sistema Elétrico Brasileiro.....	28
Figura 7 – Capacidade Instalada do SIN em dezembro de 2016.....	32
Figura 8 – Incremento anual da capacidade por meio de novos empreendimentos já contratados.....	33
Figura 9 – Expansão Indicativa de Referência.....	33
Figura 10 – Vertimento Turbinável e Armazenamento.....	35
Figura 11 – Atendimento em base semanal horária do SIN.....	36
Figura 12 – Infraestrutura existente e previsto de Gasodutos de Transporte no Brasil.....	40
Figura 13 – Oferta Total de GN.....	41
Figura 14 – Diagrama de blocos.....	47
Figura 15 – Fluxograma das etapas de treinamento da RNA PM.....	49
Figura 16 – Estrutura da RNA PM.....	50
Figura 17 – Exemplo de histograma da PDF.....	54
Figura 18 – Estrutura da RNA PM e esquemático da aprendizagem supervisionada.....	55
Figura 19 – Estrutura da RNA PM com a inserção dos cenários de MMC.....	57
Figura 20 – Composição global de geração do SSB.....	58
Figura 21 – A) Validação do treinamento da RNA PM para Geração Hídrica B) Validação do treinamento da RNA PM para Geração Eólica.....	60
Figura 22 – A) Previsão da RNA PM para Geração Hídrica B) Previsão da RNA PM para Geração Eólica.....	62
Figura 23 – Operação real de Carga x Geração para o SSB.....	64
Figura 24 – Balanço Carga x Geração para operação real do SSB.....	67
Figura 25 – Balanço Carga x Geração para previsão de operação real do SSB.....	69
Figura 26 – Balanço Carga x Geração frente ao cenário crítico de operação do SSB.....	71
Figura 27 – Balanço Carga x Geração frente ao cenário ideal de operação do SSB.....	73
Figura 28 – Balanço Carga x Geração frente ao cenário otimista de operação do SSB.....	75

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Comparações entre os Modelos do Setor Elétrico Brasileiro.....	18
Tabela 2 – Consumo termelétrico à GN e energia gerada.....	42
Tabela 3 – Limites máximos de geração do SSB.....	56
Tabela 4 – Parâmetros para validação da RNA PM.....	61
Tabela 5 – Parâmetros para previsão da RNA PM.....	63
Tabela 6 – Balanço Carga x Geração do SSB (Valores em MW médios).....	65
Tabela 7 – Composição da geração do SSB para atendimento de carga.....	68
Tabela 8 – Composição da geração prevista para SSB.....	70
Tabela 9 – Composição da geração prevista para Cenário Crítico para SSB.....	72
Tabela 10 – Composição da geração prevista para Cenário Ideal para SSB.....	74
Tabela 11 – Composição da geração prevista para Cenário Otimista para SSB.....	75
Tabela 12 – Dados de geração e carga que compõem a Figura 23.....	87
Tabela 13 – Dados de geração e carga que compõem a Figura 24.....	88
Tabela 14 – Dados de geração e carga que compõem a Figura 25.....	89
Tabela 15 – Dados de geração e carga que compõem a Figura 26.....	90
Tabela 16 – Dados de geração e carga que compõem a Figura 27.....	91
Tabela 17 – Dados de geração e carga que compõem a Figura 28.....	92
Tabela 18 – Exportação de excedentes de energia do SSB (MW médios).....	93
Tabela 19 – Cenários de geração hídrica para emprego na RNA PM.....	94
Tabela 20 – Cenários de geração eólica para emprego na RNA PM.....	96

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 – Publicações com o uso de RNA.....	44
Quadro 2 – Publicações com o uso do MMC.....	46

LISTA DE ABREVIATURAS

ANEEL	Agência Nacional de Energia Elétrica
CCEE	Câmara de Compensação de Energia Elétrica
CMSE	Comitê de Monitoramento do Sistema Elétrico
CNPE	Conselho Nacional de Política Energética
EPE	Empresa de Pesquisa Energética
GEE	Gases de Efeito Estufa
GN	Gás Natural
GNL	Gás Natural Liquefeito
MAE	<i>Mean Absolute Error</i> (Erro Médio Absoluto)
MMC	Método de Monte Carlo
MME	Ministério de Minas e Energia
ONS	Operador Nacional do Sistema
PDE	Plano Decenal de Expansão de Energia
PDF	Função de Distribuição de Probabilidade
PIB	Produto Interno Bruto
RMSE	<i>Root Mean Square Error</i> (Raiz do Erro Médio Quadrático)
RNA	Redes Neurais Artificiais
RNA PM	Rede Neural Artificial Perceptron Multicamadas
SIN	Sistema Interligado Nacional
SSB	Subsistema Sul do Brasil

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	11
1.1	CARACTERIZAÇÃO E JUSTIFICATIVAS	13
1.2	OBJETIVO GERAL	14
1.2.1	Objetivos Específicos	14
1.3	ORGANIZAÇÃO DOS CAPÍTULOS	15
2	REVISÃO DA LITERATURA	16
2.1	HISTÓRICO DO SETOR ELÉTRICO BRASILEIRO	16
2.2	BALANÇO DE CARGA E GERAÇÃO	20
2.3	INFLUÊNCIA DAS CONDIÇÕES CLIMÁTICAS NA GERAÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA	23
2.4	EMPREENHIMENTOS HIDRELÉTRICOS NO BRASIL	25
2.5	PROJEÇÕES DE CARGA E GERAÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA	27
2.5.1	Geração de energia elétrica – Usinas Térmicas	29
2.5.2	Geração de energia elétrica – Usinas Hidrelétricas	29
2.5.3	Geração de energia elétrica – Usinas Eólicas	30
2.6	PLANEJAMENTO DA EXPANSÃO DA CAPACIDADE DE GERAÇÃO	32
2.7	GÁS NATURAL	37
2.8	REDES NEURAS ARTIFICIAIS	42
2.9	MÉTODO DE MONTE CARLO	45
3	METODOLOGIA	47
3.1	MINERAÇÃO DOS DADOS – NORMALIZAÇÃO	48
3.2	REDE NEURAL ARTIFICIAL PERCEPTRON MULTICAMADAS	49
3.3	MÉTODO DE MONTE CARLO	53
3.4	TRABALHO DA DISSERTAÇÃO	55
4	RESULTADOS E DISCUSSÕES	58
4.1	VALIDAÇÃO – RNA PM	59
4.2	PREVISÃO – RNA PM	61
4.3	COMPOSIÇÃO REAL DA CARGA E GERAÇÃO DO SSB	63
4.4	SIMULAÇÃO DA GERAÇÃO TÉRMICA EM ATENDIMENTO A CARGA	65
4.5	PREVISÃO DE GERAÇÃO COMPLEMENTAR TÉRMICA À GN	68
4.6	CENÁRIO CRÍTICO	70
4.7	CENÁRIO IDEAL	72
4.8	CENÁRIO OTIMISTA	74
5	CONCLUSÕES	77
5.1	PERSPECTIVAS	78
	REFERÊNCIAS	80
	APÊNDICE A – COMPOSIÇÃO DOS DADOS DE GERAÇÃO E CARGA	87
	APÊNDICE B – VALORES DE EXCEDENTES DE GERAÇÃO DO SSB	93
	APÊNDICE C – RESULTADOS DO MMC	94

1 INTRODUÇÃO

As dificuldades enfrentadas no planejamento da matriz de geração de energia que compõem o sistema elétrico brasileiro estão relacionadas não só com a expansão da capacidade instalada, mas também com o fornecimento de energia elétrica para atender a carga nacional em sua totalidade. A coordenação da operação do sistema é um dos pilares para mantê-lo em pleno funcionamento, visto que possui um parque de geração diversificado, composto predominantemente por usinas hidrelétricas. Em meados dos anos 90, após um longo processo de reestruturação do setor elétrico brasileiro, ocasionado principalmente pelo balanço de carga e geração, foi dada maior atenção para a participação conjunta dos recursos públicos e privados como forma de acelerar os investimentos neste setor. Todo o processo de reforma do setor elétrico consistia basicamente na diversificação da matriz energética e desverticalização dos setores que compreendem o sistema elétrico brasileiro, geração, transmissão e distribuição de energia elétrica.

Com a transição entre os modelos do setor elétrico brasileiro foi necessária uma nova reestruturação das entidades envolvidas. O planejamento de expansão, antes determinativo, com a nova reestruturação passou a ser indicativo, e devido a esta transição entre o modelo estatal para o modelo de livre mercado houve o racionamento de 2001. Devido a isto, foi criado em 2004 o novo modelo institucional que teve a retomada do planejamento energético priorizando a geração hídrica, mantendo a estrutura organizacional do setor e melhorando-a em alguns pontos, e com isso veio a criação da Empresa de Pesquisa Energética (EPE). A EPE por sua vez foi criada com o intuito de ampliar as pesquisas na parte do planejamento da expansão do setor elétrico, isso tudo em parceria com o Ministério de Minas e Energia (MME). Anualmente é desenvolvido por ambas as partes o Plano Decenal de Expansão de Energia (PDE), que é um documento informativo para o horizonte de 10 anos sobre as perspectivas futuras no que se refere à expansão do setor de energia, sob tutela do governo. O PDE traz em seu conteúdo indicativo a análise do panorama do setor elétrico em analogia a segurança energética, relação entre a oferta e demanda por energia, e principalmente a disponibilidade de matéria prima. Em sua penúltima edição, o PDE 2026 trouxe consigo a indicação para uma redução significativa da participação da geração hídrica na contribuição da composição da matriz de geração de energia elétrica para atendimento da carga.

Com o passar dos anos, o crescente aumento da diversificação da matriz de geração elétrica brasileira apresenta uma maneira de contornar os problemas eminentes relacionados a

crise hídrica, baixa de reservatórios e variações climáticas. Contudo, a alta participação de energia renováveis alternativas na composição final de geração mostra a vulnerabilidade ocasionada pela sua intermitência, que por sua vez irá solicitar complementação por uma fonte de energia firme, que logicamente possui custos mais elevados para sua operação.

A geração térmica a Gás Natural (GN) é vista como referência a curto e médio prazo pelos órgãos responsáveis no planejamento de expansão, tendo como enfoque o atendimento de ponta e máxima demanda vinculada a indisponibilidade das demais fontes que compõem o Sistema Interligado Nacional (SIN). Das vantagens em promover o consumo de GN para geração de eletricidade, pode-se citar as seguintes (ABEGÁS, 2019):

- Baixo impacto ambiental;
- Possibilidade de as usinas serem construídas perto dos grandes centros de consumo;
- Diversificação da matriz de geração elétrica;
- Altos índices de rendimento;
- Maior segurança de operabilidade que as demais termelétricas;
- Usinas economicamente mais vantajosas;
- Maior flexibilidade de operação e disponibilidade.

A participação cada vez mais presente da geração térmica movida à GN é motivada pela oferta nacional devido a extração através do Pré-Sal, uma vez que com a disponibilidade de matéria prima nacional haverá redução de custos pela importação e conseqüentemente diminuição na fatura do consumidor final de energia. Ainda, sua rapidez e flexibilidade de operação são fatores que alavancam a promoção de geração térmica à GN, bem como o fato dela ser uma fonte de geração menos agressiva que as demais fontes térmicas. No Brasil, a geração térmica é considerada complementar às demais fontes que compõem a sua matriz de geração, por possuir custos marginais de operação elevados e sendo assim é ela quem regula o mercado de energia elétrica (TOLMASQUIM, 2016). Neste sentido, seu uso deve ser reduzido ao máximo para não onerar o mercado, priorizando o uso das demais fontes de geração usufruindo-as de maneira racional dentro de seus limites operacionais.

Nesse sentido, ferramentas computacionais para aumentar a previsibilidade de operação de um parque de geração complexo como o brasileiro devem ser aprimoradas constantemente. A proposta deste estudo é desenvolver um modelo predictor de curto prazo para o Subsistema Sul do Brasil (SSB) que possui na sua composição fontes de geração hídrica, eólica e térmica.

1.1 CARACTERIZAÇÃO E JUSTIFICATIVAS

A avaliação da adequação de um sistema de geração de energia elétrica usualmente é aplicada para avaliar a capacidade de geração de um sistema para atender a carga. RNA PM possuem a capacidade de aprendizado de relações não lineares a partir de uma série de dados e, por isso, foi empregada para prever a disponibilidade de geração para o SSB para as fontes de geração renováveis, isto é, geração hídrica e eólica, e a partir disto a geração térmica foi modulada para atender a carga na indisponibilidade das demais fontes. A classificação dos horizontes para previsão de geração caracteriza-se por curtíssimo prazo intervalos de tempo de poucos segundos à 30 minutos, curto prazo o intervalo entre 30 minutos até 6 horas a frente, médio prazo o intervalo de 6 horas à 1 dia a frente, e por fim o longo prazo que é definido pelo intervalo de 1 dia à 1 semana a frente (KORPRASERTSAK; LEEPHAKPREEDA, 2019; SOMAN et al., 2010).

A seleção e classificação de dados de treinamento tem grande influência na definição de um modelo estatístico de previsão, sendo o método estatístico indicado para previsões de curto e curtíssimo prazo. Como forma de ampliar a faixa de estudo para o modelo previsor, foi realizado a aplicação do MMC que se baseia em um modelo probabilístico com o propósito de gerar amostras com fidelidade no comportamento dos dados a ele informados. Com o MMC é possível gerar dados para horizontes de tempos muito maiores que o período usado para sua implementação com mínimo impacto na acurácia.

Com a união entre o modelo RNA PM e os cenários obtidos pelo MMC é possível avaliar as condições de operação em situação adversas que são classificadas em três cenários distintos, sendo eles, crítico, ideal e otimista. A partir dos resultados de previsão da RNA PM através dos cenários de MMC é possível avaliar a capacidade de atendimento real do SSB pelo balanço de carga e geração, indicando a disponibilidade de geração hídrica e eólica, e a necessidade de despacho de geração térmica até seu máximo global obtido pela série histórica em estudo. A partir disto, é sugerido o despacho de geração térmica à GN a fim de modular a complementariedade de geração em atendimento da carga solicitada.

O objetivo deste modelo é auxiliar no planejamento futuro para atendimento de carga do SSB, prevendo a disponibilidade de geração de base hídrica e eólica, realizando a complementação por geração térmica e térmica à GN. Ainda, a capacidade de geração térmica à GN considerada no estudo é simulada, sendo ela empregada com a finalidade de modular o atendimento de carga na falta das demais fontes que compõem o SIN do SSB, por isso da

distinção entre as duas fontes térmica e térmica à GN, em que ambas tem a finalidade de complementariedade.

1.2 OBJETIVO GERAL

Este estudo tem como objetivo geral criar um modelo de previsão de geração de energia elétrica de curto prazo usando RNA PM, verificar multicenários de previsão através do MMC, e realizar a análise da previsão de geração do SSB com foco na complementariedade por geração térmica.

1.2.1 Objetivos Específicos

Neste contexto, para atingir o objetivo geral é necessário alcançar os seguintes objetivos específicos:

- Coletar os dados brutos de geração de energia elétrica para cada uma das fontes que compõem o SSB (hidrelétricas, eólicas e térmicas);
- Realizar a estratificação dos dados de cada fonte que serão a entrada do modelo de previsão de RNA PM;
- Realizar o treinamento, validação e previsão de geração hídrica e eólica pela RNA PM.
- Comparar os resultados de cada fonte do modelo predictor com os dados reais obtidos dos relatórios de operação do Operador Nacional do Sistema (ONS).
- Empregar o MMC para gerar os multicenários e posterior aplicação como entrada para previsão do modelo predictor;
- Realizar a análise da geração real e da previsão de geração obtida pela RNA PM, sem a importação de energia de outros subsistemas, considerando a complementariedade de atendimento da carga pela geração térmica até seu limite máximo, e a partir disso pela geração térmica à GN.
- Avaliar os resultados obtidos pela RNA PM para os cenários de MMC, e realizar a análise da previsão de geração do SSB, mantendo o foco na complementariedade pela geração térmica e térmica à GN.

1.3 ORGANIZAÇÃO DOS CAPÍTULOS

A organização dos capítulos foi realizada seguindo em tópicos da seguinte maneira:

- Capítulo 1: No capítulo 1 é apresentada a introdução, caracterização e justificativas, e também são apresentados os objetivos deste trabalho.
- Capítulo 2: No capítulo 2 é realizada a fundamentação do estudo através de uma revisão detalhada do setor elétrico brasileiro, questões de planejamento e órgãos envolvidos, contextualização da matriz de geração de energia, detalhamento do GN, e embasamento do uso de RNA e MMC em estudos de previsão de geração.
- Capítulo 3: No capítulo 3 é apresentada a metodologia empregada, tratando primeiramente a questão de mineração dos dados, e conseguinte o embasamento para o modelo previsor por RNA PM e MMC.
- Capítulo 4: No capítulo 4 são apresentados os resultados obtidos e as discussões em torno da metodologia proposta.
- Capítulo 5: Já no capítulo 5 são apresentadas as conclusões, considerações finais e as perspectivas futuras seguindo esta mesma linha de pesquisa.

2 REVISÃO DA LITERATURA

2.1 HISTÓRICO DO SETOR ELÉTRICO BRASILEIRO

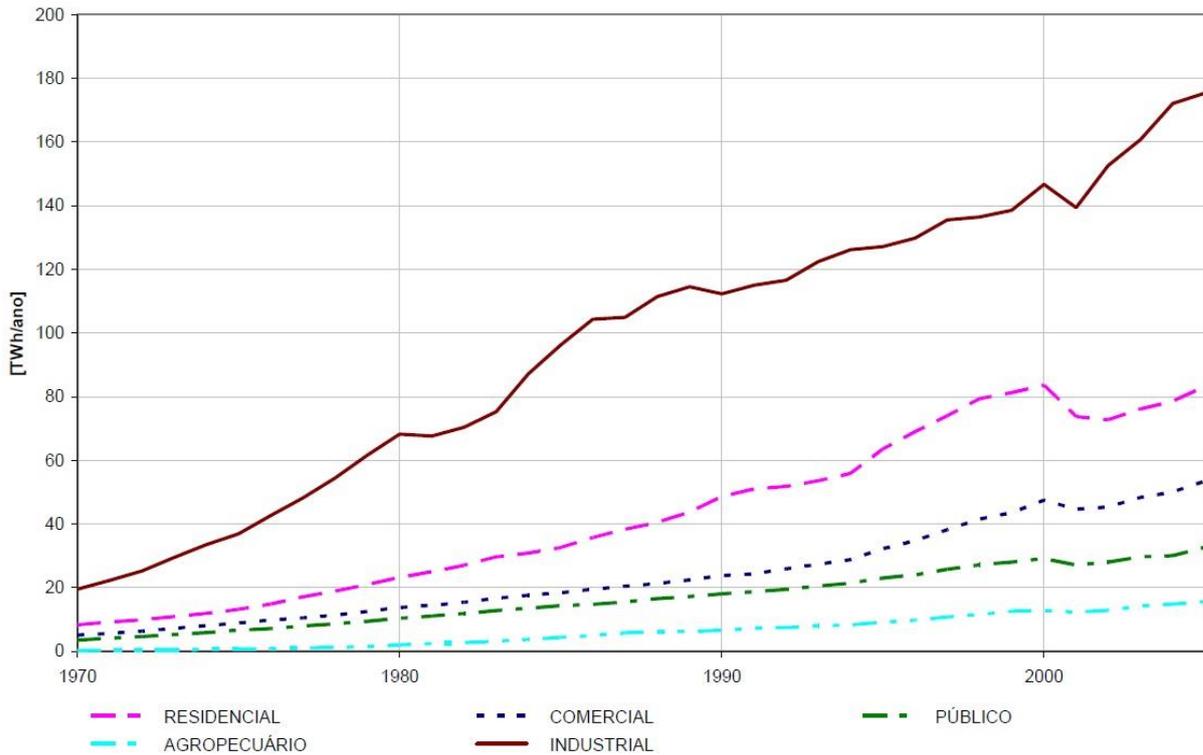
No Brasil, a partir dos anos 90, iniciou o processo de desverticalização da geração, transmissão e distribuição de energia elétrica, privatização da propriedade de ativos, bem como a diversificação da matriz energética (MERCEDES; RICO; POZZO, 2015). Todavia, apesar de saber da necessidade de reformar o setor elétrico, ainda subsistiam inúmeras dúvidas quanto à sua dimensão e, principalmente, ao ritmo de implementação da mudança institucional que lhe devia ser dado. Nessa lógica, as bases adotadas pelo governo para a reestruturação do setor elétrico brasileiro foram (PINTO; OLIVEIRA, 2004):

- Ampliação da eficiência do setor;
- Melhor alocação de recursos por meio da atração de grupos privados;
- Garantia de recursos necessários à expansão;
- Desverticalização do setor nos segmentos de geração, transmissão e distribuição;
- Introdução da competição na geração e comercialização de energia.

Um dos principais pontos da reforma do setor elétrico, consistia na descentralização das decisões de investimentos em novas fontes de geração e a alternativa da compra de energia por parte dos chamados Consumidores Livres (PINTO; OLIVEIRA, 2004 apud MAIA; PINTO; MELO, 2000). Esse processo de transformação foi favorecido pela ênfase na adoção de dispositivos concorrenciais nos serviços públicos e na redução de restrições à participação privada nacional ou estrangeira, numa área antes reservada às concessionárias públicas. Com isso, num panorama institucional do setor, destaca-se a atuação de novas entidades como a Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL), o ONS e o Mercado Atacadista de Energia (PINTO; OLIVEIRA, 2004).

Com a atuação destas entidades, o planejamento passou a ser indicativo e não determinativo, o que se tornou um dos pilares para o novo modelo institucional, e por fim resultou no racionamento de 2001. A Figura 1 mostra o consumo setorial do Brasil de 1970 a 2005, evidenciando o racionamento de 2001 (GARCIA, 2008).

Figura 1 – Consumo setorial no Brasil 1970-2005



Fonte: (GARCIA, 2008 apud EPE, 2006)

Já o novo modelo do setor elétrico de 2004 trouxe como uma de suas bases para o planejamento de longo prazo, uma nova estrutura institucional, a qual apresentou algumas limitações pré-estabelecidas, para eletricidade; Petróleo e GN; Álcool e bagaço da cana; Carvão e combustível nuclear; Fontes alternativas como a eólica, a solar e a biomassa; Conservação de energia; Cogeração e geração elétrica distribuída nas empresas consumidoras (GARCIA, 2008).

Com o novo modelo, propôs-se a retomada do planejamento energético, dando prioridade às usinas hidrelétricas devido ao grandioso potencial hidráulico ainda não explorado naquela época, e do crescimento econômico em paralelo as necessidades da sociedade, ao mesmo passo em que se mantinha a participação privada e a concorrência nos setores de comercialização e geração de energia elétrica (GARCIA, 2008). A Tabela 1 apresenta as principais diferenças dos 3 modelos já praticados no setor elétrico brasileiro.

Tabela 1 – Comparações entre os Modelos do Setor Elétrico Brasileiro

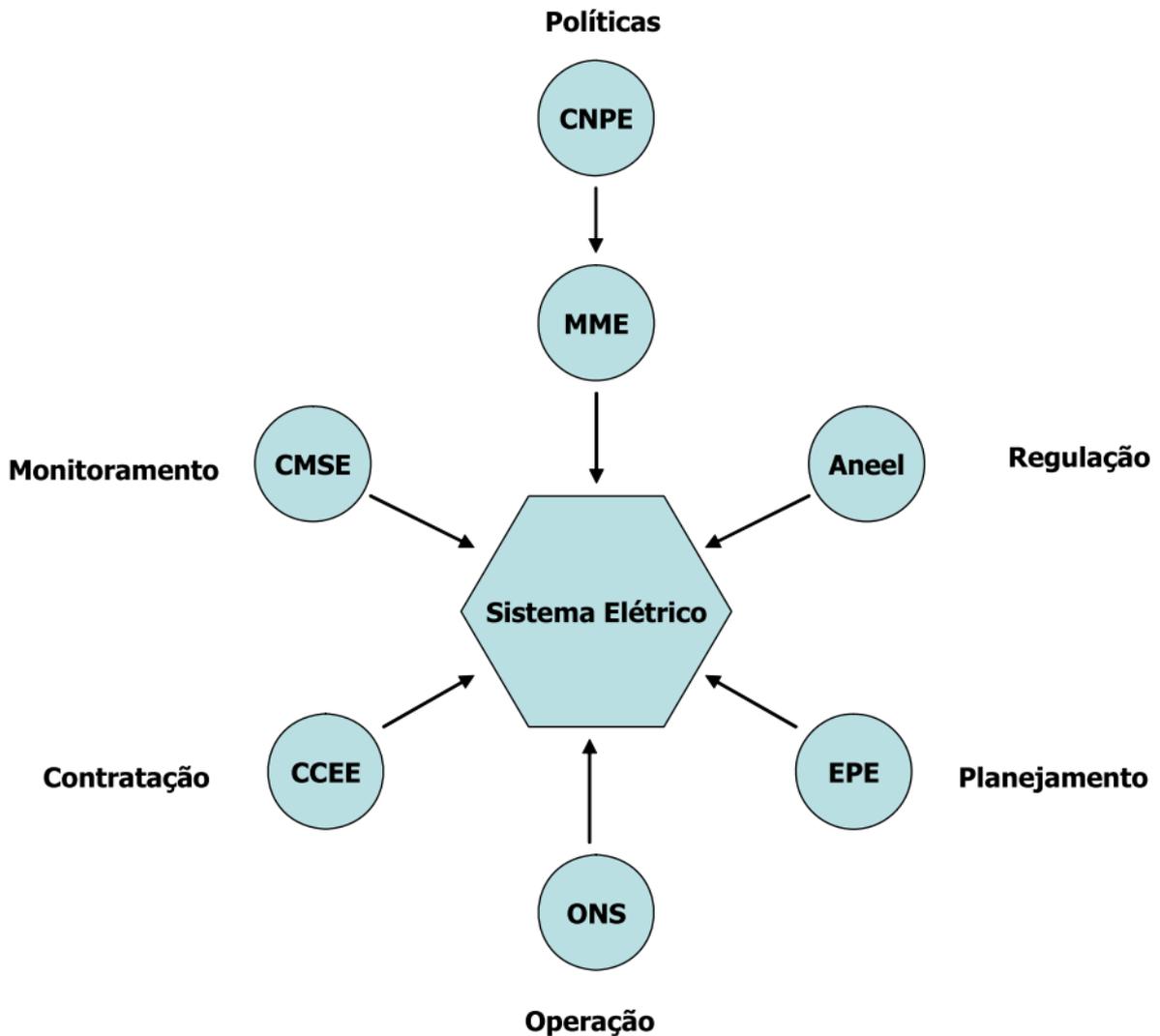
Modelo Estatal (até 1995)	Modelo de Livre Mercado (1995 a 2003)	Novo Modelo (2004)
Financiamento através de recursos públicos	Financiamento através de recursos públicos e privados	Financiamento através de recursos públicos e privados
Empresas verticalizadas	Empresas divididas por atividade: geração, transmissão, distribuição e comercialização	Empresas divididas por atividade: geração, transmissão, distribuição, comercialização, importação e exportação
Empresas predominantemente estatais	Abertura e ênfase na privatização das empresas	Convivência entre empresas estatais e privadas
Monopólios - competição inexistente	Competição na geração e comercialização	Competição na geração e comercialização
Consumidores cativos	Consumidores livres e cativos	Consumidores livres e cativos
Tarifas reguladas em todos os segmentos	Preços livremente negociados na geração e comercialização	No ambiente livre: preços livremente negociados na geração e comercialização No ambiente regulado: leilão e licitação pela menor tarifa
Mercado Regulado	Mercado Livre	Convivência entre Mercados Livre e Regulado
Planejamento Determinativo - Grupo Coordenador do Planejamento dos Sistemas Elétricos	Planejamento Indicativo pelo Conselho Nacional de Política Energética (CNPE)	Planejamento pela EPE
Contratação: 100% do Mercado	Contratação: 85% do mercado (até agosto/2003) e 95% mercado (até dez./2004)	Contratação: 100% do mercado + reserva
Sobras/déficits do balanço energético rateados entre compradores	Sobras/déficits do balanço energético liquidados no Mercado Atacadista de Energia	Sobras/déficits do balanço energético liquidados na Câmara de Compensação de Energia Elétrica (CCEE). Mecanismo de Compensação de Sobras e Déficits para as Distribuidoras

Fonte: (GARCIA, 2008 apud CCEE, 2007)

A nova estrutura institucional do modelo do setor elétrico está exposta no esquema geral de funcionamento da Figura 2. A função de cada um dos agentes do setor elétrico é definida da seguinte maneira: a política energética é definida pelo CNPE, em conjunto com as demais políticas públicas, e que são detalhadas e implementadas pelo MME. A ANEEL é quem realiza a regulamentação do mercado, os estudos de planejamento são concebidos pela EPE (ligada ao MME), a parte de coordenação e controle da operação é desempenhada pelo ONS, as

contratações são processadas e liquidadas pela CCEE e o monitoramento de longo prazo, que tem a finalidade de acompanhar e avaliar a continuidade e a segurança do setor elétrico, é feito pelo Comitê de Monitoramento do Sistema Elétrico (CMSE) (GARCIA, 2008).

Figura 2 – Agentes Institucionais do Setor Elétrico



Fonte: (GARCIA, 2008 apud MME, 2003)

Fundada em 2004, a EPE, veio para auxiliar o MME na elaboração de planos energéticos. No início dos trabalhos havia dúvidas sobre a capacidade da EPE desenvolver esta atividade, pois na época, nenhuma organização governamental ou empresa estatal no Brasil tinham experiência significativa com um planejamento de expansão integrado para todo o setor energético nacional. Nesse período, ficou claro que o eventual sucesso da EPE dependeria de sua habilidade para produzir planos de expansão não só otimizados, como também realistas, e

que para isso seriam requeridos funcionários com alta qualificação e uma boa base de dados, bem como inter-relação com os agentes do mercado (BAJAY, 2010).

Nos estudos relativos à expansão da capacidade de geração de energia elétrica, o planejamento nos horizontes de médio e curto prazo realizados pela EPE são vinculados ao PDE. O PDE por sua vez, apresenta indicativos para a expansão do setor de energia, no horizonte de 10 anos, sob o ponto de vista do governo, a partir de panoramas integrados do setor energético. O PDE pode ser definido como um instrumento fundamental para as análises de custos e benefícios de medidas e políticas públicas, e é definido a partir das licitações do setor de transmissão de energia elétrica. Dentre os resultados do PDE pode-se destacar os seguintes (ONS, 2018a):

- Análise da segurança energética do sistema;
- Balanço de oferta e demanda de garantia física;
- Disponibilidade de combustíveis, em particular do GN;
- Cronograma dos estudos de inventário de novas bacias hidrográficas;
- Recursos e necessidades identificados pelo planejador para o atendimento à demanda.

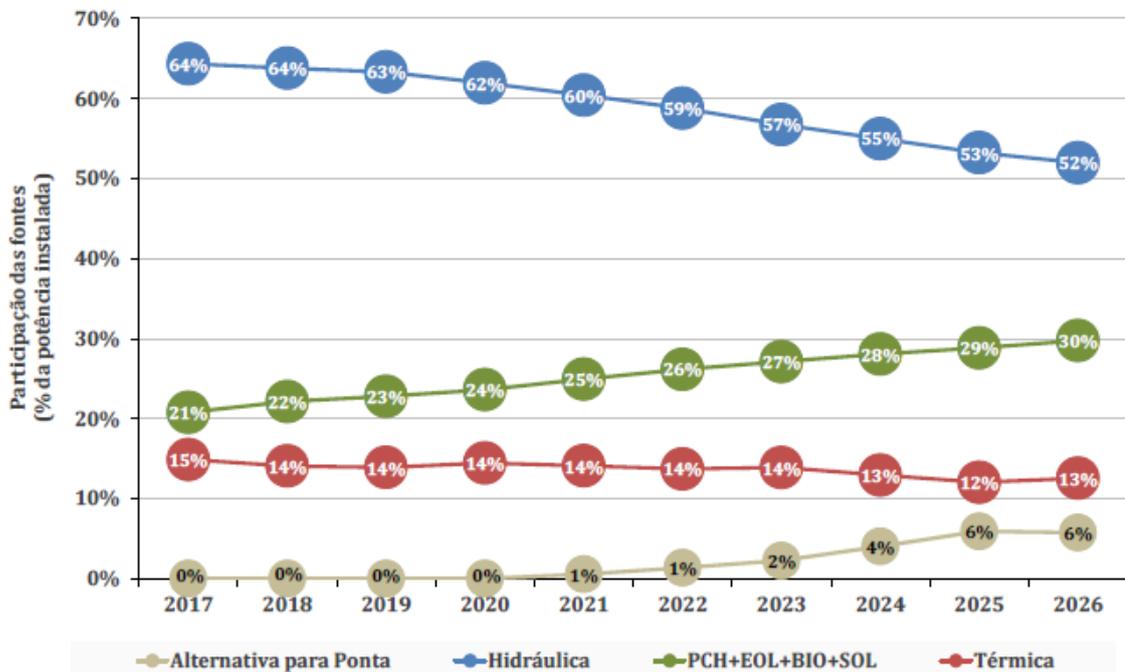
Embora o planejamento da operação do sistema esteja sob tutela exclusiva do ONS, e outras responsabilidades designadas a seu respectivo órgão como o SIN e ANEEL, as atividades de expansão e operação são complementares. Nas projeções de médio prazo, há uma interface EPE-ONS no processo de previsão de carga, para os estudos e política de operação energética, além de intercâmbio de dados, informações e modelos computacionais (ONS, 2018a).

2.2 BALANÇO DE CARGA E GERAÇÃO

De acordo com o PDE 2026, ao final deste horizonte decenal, o montante de 87% da produção de energia elétrica será provindo de fontes renováveis. Em média, o crescimento anual da carga do SIN para o horizonte decenal é de aproximadamente de 2700 MW médios, o que implica em um crescimento de 3,5% ao ano (MME; EPE, 2017). Para atender esta demanda, o Brasil desfruta de um grande potencial energético, com ênfase para as fontes renováveis de energia (hidráulica, eólica, biomassa e solar). Entre eles, ainda se destaca o aproveitamento hidrelétrico para a ampliação de oferta de energia elétrica no SIN. Porém, o maior potencial hidráulico se encontra na região norte do país, e enfrenta uma série de empecilhos, sendo o principal deles referente as licenças ambientais.

Nas perspectivas futuras, no que cabe à oferta de matéria prima para geração de energia elétrica, o PDE indica que haverá redução da participação das usinas hidrelétricas na matriz de geração, mas continuará sendo a principal fonte mantenedora do sistema em operação. A Figura 3 nos mostra a participação de cada uma das fontes de energia para atendimento da demanda do SIN. Nota-se que a participação das fontes renováveis tem alta relevância na composição da matriz, e que mesmo com a redução das usinas hidrelétricas há predominância superior a 80% da capacidade instalada total do SIN.

Figura 3 – Participação das fontes em relação a capacidade instalada do SIN



Fonte: (MME; EPE, 2017). Nota: A participação de Pequena Central Hidrelétrica (PCH) inclui também empreendimentos classificados como Central Geradora Hidrelétrica (CGH).

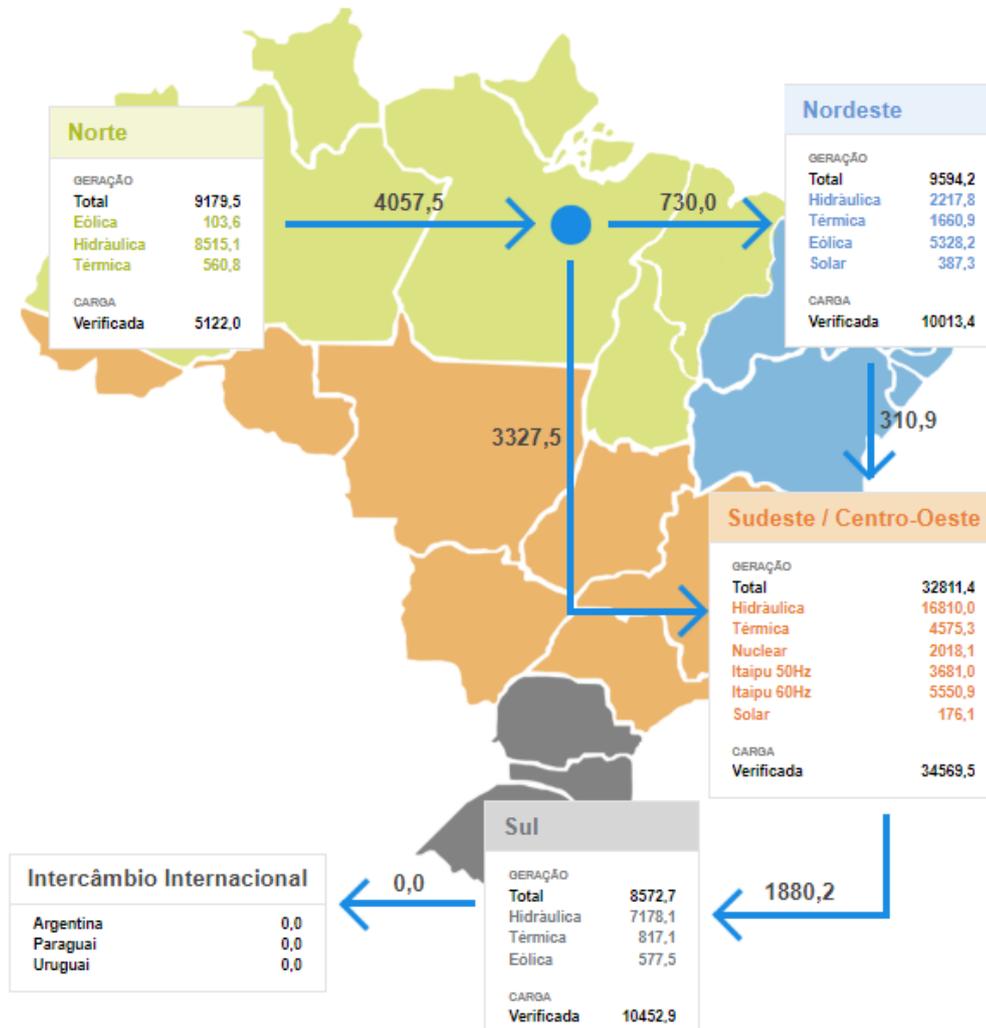
Devido a demanda crescente, há necessidade de um planejamento mais pontual, no que se refere ao horizonte de curto prazo, para o atendimento à demanda de ponta, e que tenha flexibilidade para entrada a qualquer hora do dia em resposta à variação instantânea. Está previsto para o ano de 2021 a entrada de fontes, cujo principal serviço será atender à demanda de potência do sistema. Seguindo esta ideologia, as soluções tecnológicas e opções de unidades geradoras são as seguintes (MME; EPE, 2017):

- Usinas termelétricas de partida rápida;
- Repotencialização ou instalação de unidades geradoras adicionais em usinas hidrelétricas existentes;

- Usinas hidrelétricas reversíveis;
- Gerenciamento pelo lado da demanda;
- Armazenamento químico de energia (baterias).

O balanço realizado pelo SIN, na relação carga por geração, é exemplificado na Figura 4, que nos mostra como é realizado a transferência de energia para atendimento da demanda.

Figura 4 – Balanço de Carga e Geração (Valores em MW)



Fonte: (ONS, 2018b)

Com as informações contidas no intercâmbio de energia realizado em todo o sistema elétrico, conclui-se que há possibilidade de manejo de geração e controle de vazões nos períodos de cheias ou restrição durante os períodos secos, realizando primeiramente um planejamento mais acurado. Também pode-se citar os parques eólicos no nordeste brasileiro,

que podem ser usufruídos ao máximo nos horários em que o sistema tenha uma demanda mais elevada, e que os parques eólicos tenham condições favoráveis para geração.

Contudo, a própria EPE não dispõe de uma ferramenta computacional para análise quantitativa para ajuste de produção de energia a curto prazo. Uma ferramenta deste calibre seria importante para apoio a operação, uma vez que seria possível relacionar a avaliação de custos e viabilidade técnica da operação do sistema de geração no curto prazo, considerando todos os possíveis fenômenos relevantes nessa escala de tempo, os quais podem ser a relação da variação de demanda no curto prazo e da geração de renováveis (eólica, solar fotovoltaica, tempos de trânsito de vazões entre centrais hidrelétricas, etc). Essas ferramentas estão cada vez mais se tornando imprescindíveis no planejamento da expansão no sistema elétrico brasileiro. No contexto atual temos um aumento da participação de geração das energias renováveis, sendo elas de elevada variabilidade no curto prazo e, ao mesmo tempo, toda as restrições nas construções de novas usinas hidrelétricas, que contenham reservatórios de capacidade suficiente para garantir toda a flexibilidade operativa de que o sistema necessita para se manter em operação (MME; EPE, 2017).

2.3 INFLUÊNCIA DAS CONDIÇÕES CLIMÁTICAS NA GERAÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA

A participação das usinas hidrelétricas para geração de energia elétrica corresponde a 16% da capacidade instalada no mundo (FERNANDES; GOMES; BRANDÃO, 2018). No Brasil, esta parcela é ainda maior, pois corresponde a 64% de sua capacidade instalada, até dezembro de 2016 (MME; EPE, 2017). Os recursos para este tipo de fonte estão cada vez mais prejudicados pelas intensas variações climáticas das últimas décadas. As alterações nos índices de precipitações, o crescente aumento da temperatura na superfície da terra e a frequente diversidade entre secas e inundações, são alguns dos fatores associados à mudança climática global, e que tornam os sistemas de recursos hídricos vulneráveis perante as incertezas climáticas (EHSANI et al., 2017).

É esperado o aumento de políticas e ações sociais que promovam o quesito da sustentabilidade, fazendo o uso mais eficiente dos recursos energéticos, por meio do uso de fontes de geração com menor emissão de carbono, e reduzindo o fator de contribuição do setor de energia elétrica para o aquecimento global. As mudanças climáticas além de afetar todo o ecossistema, também compromete as atividades socioeconômicas (DANTAS et al., 2017). O

setor de geração de energia elétrica é muito susceptível as variações climáticas, com destaque para as usinas hidrelétricas. A disponibilidade de vertimentos turbináveis está restrita aos índices de precipitações, absorção e evaporações de águas superficiais e de reservatório (CISCAR; DOWLING, 2014). A sazonalidade é outro fator diretamente relacionado com as condições climáticas, isto é, os ciclos hidrológicos de uma determinada região, pode vir a contribuir para o fornecimento de energia elétrica por meio de intercâmbio. O sistema elétrico brasileiro tem a flexibilidade de operação por possuir um sistema hidrotérmico, e a realocação de energia das hidrelétricas por ser um sistema interligado nacionalmente. Contudo, nos últimos anos, devidos aos ciclos hidrológicos irregulares, comprometeu a geração de energia por parte das hidrelétricas (FERNANDES; GOMES; BRANDÃO, 2018).

Tendo em vista essa vulnerabilidade das usinas hidrelétricas perante as variações climáticas e a capacidade limitada de armazenamento a longo prazo, Suomalainen et al. (2015) correlacionaram informações de recursos hídricos e eólicos com a demanda de preços para o sistema elétrico da Nova Zelândia, onde devido a correlação sazonal negativa da tarifação da demanda de eletricidade e a grande dependência da energia hidrelétrica, torna o sistema vulnerável no quesito de minimizar as oscilações sazonais de preços. O autor ainda expõe que, como o sistema necessita de outras fontes de geração de energia elétrica, que na maioria tem um custo mais elevado, há oscilação de preços que prevalecerá durante alguns períodos do ano, e que se faz necessário a aplicabilidade da correlação sazonal da disponibilidade das fontes renováveis e a demanda (SUOMALAINEN et al., 2015).

A complexidade da operação e expansão dos sistemas de energia de base renovável está atrelada a disponibilidade dos suprimentos de energia. A imprevisibilidade causada pelas alterações climáticas são motivos de estudos no planejamento de grandes sistemas elétricos. Tendo em vista que a base do sistema elétrico brasileiro é composta por fontes hidráulicas, o estudo de Mendes e et al. (2017) mostra a análise das mudanças climáticas no fluxo de rios na Amazônia por meio dos índices de precipitação, evaporação e vazões. Com essas informações, estima-se os possíveis danos nas projeções de energia elétrica causados pelas mudanças climáticas, e que trazem incertezas nas previsões de fornecimento de energia elétrica, uma vez que o balanço financeiro positivo é essencial para justificar aos investidores e autoridades ambientais a viabilidade da operação de uma usina hidrelétrica (MENDES; BELUCO; CANALES, 2017).

2.4 EMPREENDIMENTOS HIDRELÉTRICOS NO BRASIL

A tendência no setor elétrico referente a novas unidades geradoras segue regida pela questão ambiental e seus impactos de implementação. Seguindo essa ideologia, tem como exemplo as usinas hidrelétricas a fio d'água, que não dispõem de reservatório de água, ou mesmo, tem reservatório menor que poderia ter. No Brasil, os futuros empreendimentos hidrelétricos, mais especificamente os localizados na Amazônia onde se concentra grande potencial hidráulico, tem a particularidade de não dispor de reservatório.

Para fins de uniformidade sobre a conceituação dos critérios de classificação das usinas a fio d'água, tem-se o Art. 3º da RESOLUÇÃO NORMATIVA Nº 425, DE 1º DE FEVEREIRO DE 2011, da ANEEL, e que define (ANEEL, 2011):

II – Usina classificada como fio d'água: usina hidrelétrica ou pequena central hidrelétrica que utiliza reservatório com acumulação suficiente apenas para prover regularização diária ou semanal, ou ainda que utilize diretamente a vazão afluyente do aproveitamento.

As usinas com reservatório de água têm a característica de armazenar energia na forma de suprimento, uma vez que água no reservatório significa dispor da matéria prima para a geração de energia. As usinas com reservatório têm sua vazão regulada pelo seu administrador, que nos períodos úmidos ou secos, podem realizar o controle e regularização das vazões, diminuindo a variabilidade das incertezas naturais. Em contrapartida, as usinas a fio d'água tem sua eficiência mitigada pela influência da natureza.

Uma consideração a se fazer sobre usinas hidrelétricas que utilizam o mesmo curso de água é que seu despacho é controlado pelo operador, onde classifica-se as usinas a montante (rio acima) ou a jusante (rio abaixo). Itaipu Binacional, a maior usina hidrelétrica do Brasil, apesar de sua gigantesca estrutura, é considerada uma usina a fio d'água. Isso se caracteriza pelo fato dela ser a última usina rio abaixo ou a jusante, e que, desta maneira, ela pode utilizar toda a água que chega ao reservatório, resguardando apenas uma reserva mínima para assegurar sua funcionabilidade (FARIA, 2012).

Outro fato que as usinas hidrelétricas a fio d'água tem como fator agravante na sua operabilidade, é o fato de possuir baixo Fator de Capacidade (*FC*), que é uma grandeza adimensional obtida pela Energia Gerada ao longo do Ano (*EGa*), pela Energia Máxima (*EMa*) que poderia ser gerada. Geralmente com grandezas em MWh/ano.

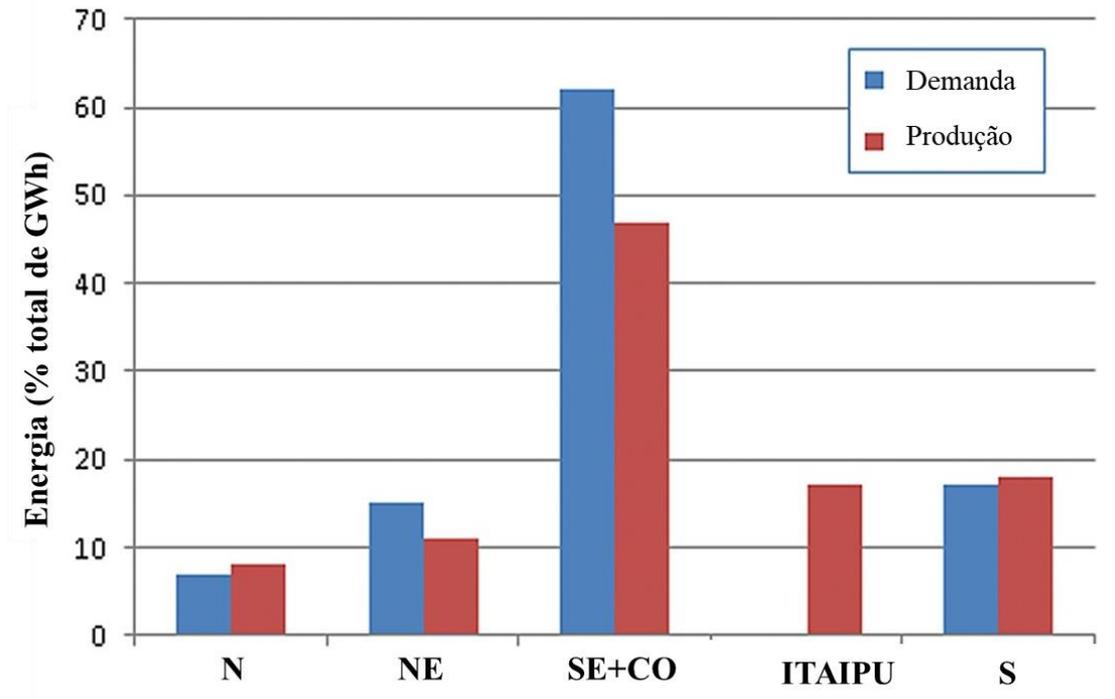
$$FC = \frac{EGa}{EMa} \quad (1)$$

Em média, as usinas hidrelétricas brasileiras têm o fator de capacidade em torno de 50% a 55%, chegando a 83% para a usina de Itaipu Binacional, pelo fato já citado dela ser mais a jusante, e ter um reservatório mínimo para permanência dela em operação (FARIA, 2012). A usina hidrelétrica de Belo Monte, usina a fio d'água, tem seu fator de capacidade na faixa de 40%, bem inferior à média nacional, o que se torna um dos pontos de discussões em que as argumentações trazem o fato dela gerar pouca energia. Contudo, a otimização dos ciclos pluviométricos das bacias se dá pelo fato de ter o sistema de norte a sul interligado pelas linhas de transmissão, visto que os períodos de cheias de cada região do Brasil se distinguem em 1 a 2 meses. Sendo assim, a usina de Belo Monte traz a possibilidade de intercâmbio de energia e, conseqüentemente, diminui os riscos de carência de energia (FARIA, 2012).

Os estudos do controle de vazões são estimados frente aos cenários econômicos para projeção de demanda. A matriz de geração de energia elétrica é formada basicamente por hidrelétricas e termelétricas, sendo de maior predominância as hidrelétricas. Porém, cada vez mais as termelétricas vêm tomando espaço para suprir a energia demandada, ou pelo aumento da carga, ou pela baixa dos reservatórios.

A maior concentração populacional no Brasil se encontra nas regiões sul e sudeste, bem como os grandes polos industriais. Tendo em vista isso, pelo balanço de oferta de geração de energia elétrica e demanda, e pelo fato da região sul ser autossustentável neste quesito, a Usina de Itaipu, que está localizada na região sul, tem sua conexão direta para atendimento ao déficit de energia elétrica que se encontra na região sudeste (MENDES; BELUCO; CANALES, 2017). A Figura 5 demonstra a importância da conexão da Usina de Itaipu para atendimento da demanda da região sudeste e centro oeste, que estão unificadas na matriz de energia elétrica.

Figura 5 – Fluxos de energia elétrica no Brasil para o ano de 2010



Fonte: Adaptado de (MENDES; BELUCO; CANALES, 2017 apud ANEEL, 2010)

2.5 PROJEÇÕES DE CARGA E GERAÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA

A EPE, tem como parte de suas atribuições a realização de estudos e projeções do mercado e da carga de energia elétrica do Setor Elétrico Brasileiro, com objetivo central no planejamento do setor elétrico nacional. Para isso, necessita de dados históricos que são fornecidos pelas concessionárias de energia elétrica, autoprodutores e consumidores livre (ONS; EPE; CCEE, 2016).

Os dados utilizados nos estudos e projeções futuras da EPE, oriundos do faturamento das distribuidoras, são obtidos através do histórico do consumo de energia elétrica das principais classes e segmentos de consumo, além do número de consumidores, basicamente por meio de dois sistemas: Sistema de Acompanhamento do Mercado e o Sistema de Informações de Mercado para o Planejamento do Setor Elétrico, complementados pelo preenchimento e envio de planilhas (dados relacionados aos consumidores livres e autoprodutores) (ONS; EPE; CCEE, 2016).

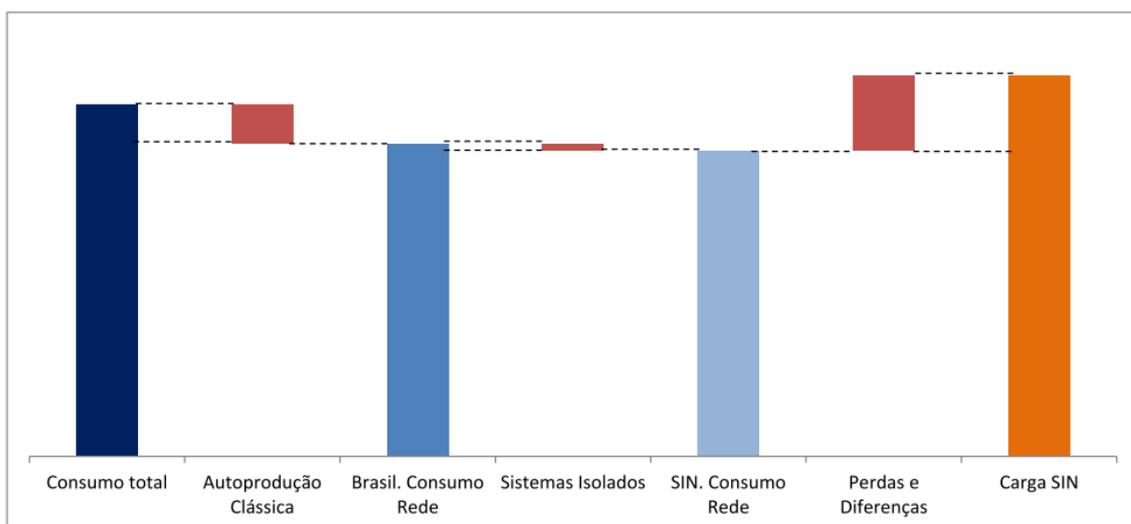
O Sistema de Acompanhamento do Mercado pode ser entendido como um resumo das principais estatísticas e a análise da evolução mensal do mercado de energia elétrica nacional e

regional, bem como de indicadores desse mercado tais como consumo médio e número de consumidores. Já o Sistema de Informações de Mercado para o Planejamento do Setor Elétrico, fornece dados coletados anualmente de consumo e número de consumidores, histórico e projeções, desagregados nas tipologias definidas por classes de consumo (ONS; EPE; CCEE, 2016).

Contudo, estes dados de consumo são apenas uma parcela do requisito mínimo que o sistema de geração deve suprir no despacho econômico, pois não contempla as perdas físicas e demais diferenças na representação do sistema, uma vez que, somando todas as parcelas, se obtém a carga global. A Carga Global é definida como a base para as projeções futuras dos requisitos energéticos do SIN, sendo estas realizadas através de modelos matemáticos desenvolvidos pela EPE que correlacionam consumo ao crescimento econômico. Somando-se a isso, numa parceria entre a ONS, que apura o valor da carga global de energia, e a EPE, que dispõem do valor de consumo na rede em todo o SIN, é projetado a evolução da parcela de perdas e diferenças a partir do dado apurado no ano base que, somada às projeções de consumo, compõe a projeção da carga global.

Vale ressaltar que no resultado do Balanço Energético Nacional, para composição do consumo total de energia elétrica, é acrescentado o consumo dos sistemas isolados e a autoprodução clássica (ou energia não injetada na rede). Já, pela apuração global de geração de energia é obtido a carga total atendida pelo SIN, uma vez que nela estão contidas as perdas e diferenças. De uma maneira representativa, observa-se na Figura 6 o consumo de energia elétrica no país (ONS; EPE; CCEE, 2016).

Figura 6 – Consumo e carga do Sistema Elétrico Brasileiro



Fonte: (ONS; EPE; CCEE, 2016)

2.5.1 Geração de energia elétrica – Usinas Térmicas

A participação da geração térmica tem papel fundamental para suprimento do sistema em operação, e também, é ela quem regula o mercado de comercialização de energia elétrica. Com a crescente demanda a curto prazo, a baixa dos reservatórios e longos períodos de estiagem, sua contribuição na composição final da matriz elétrica brasileira terá cada vez mais destaque. Ao contrário do que se encontra na matriz de geração do sistema elétrico brasileiro, onde a geração térmica é uma fonte complementar para atendimento da demanda em horários de máximo carregamento, a geração térmica é predominante em outros países. Em geral, o atendimento da carga destes países é realizado pela geração térmica de usinas de grande porte, e a contribuição das usinas hidrelétricas é para o que chamam de “*peak load shaving*” (que significa corte do pico de carga), também para amenizar os preços de geração, levando em consideração que a capacidade de geração destas é pouco significativa, pois majoritariamente são usinas com pequenos reservatórios ou a fio d’água (ZURN et al., 2017).

O sistema elétrico brasileiro, no geral, tem suas principais fontes geradoras de energia elétrica distantes dos grandes centros de carga, que geralmente se encontram na região costeira. Desta forma, as usinas térmicas, que geralmente estão próximas dos grandes centros de consumo, têm o papel de amenizar o carregamento das linhas de transmissão, mantendo a estabilidade e níveis de tensões do sistema. De uma maneira prática, o estudo de Zurn et al. (2017) diz que o montante de energia térmica pode ser dimensionado pelo fluxo ótimo de energia sob as contingências, aliviando o carregamento demasiado das linhas de transmissão e redução das perdas, e que os novos empreendimentos de usinas térmicas devem estar localizadas em pontos estratégicos do sistema (ZURN et al., 2017).

2.5.2 Geração de energia elétrica – Usinas Hidrelétricas

No planejamento de um sistema hidrotérmico se tem como propósito a principal a redução de custos operacionais, em que se deve determinar valores de geração hidráulica e térmica para um dado período de tempo. Os custos de geração destas fontes, são relacionados basicamente pelo gerenciamento e disponibilidade dos recursos hídricos ao longo do tempo, fazendo uso racional da capacidade dos reservatórios das usinas hidrelétricas sem comprometer seus limites de operação, e concomitantemente a necessidade de entrada e saída de geração

térmica. Entretanto, a imprecisão da disponibilidade de águas nos reservatórios para cenários futuros traz desafios no planejamento hidrotérmico a longo prazo (CONCEIÇÃO et al., 2016).

A expansão dos sistemas de energia elétrica frente à crescente demanda de energia pelo aumento de consumidores, se dá por meio das interconexões entre os sistemas de geração de energia elétrica, que tem em si a vantagem de maiores aproveitamentos dos ciclos hidrológicos entre as bacias existentes, e que permitem ganhos de energia por meio da coordenação da operação de sistemas de geração com predominância hidrotérmica. A operação de sistemas interligados possui alta complexidade, e requer um planejamento operacional com forte embasamento na disponibilidade de recursos e nos custos de geração para que tenha desempenho compatível com as exigências de segurança e qualidade, visando o atendimento da demanda estimada (RAMOS et al., 2015).

De uma maneira abstrata, as decisões sequenciais de entrada de geração hidrelétrica, necessitam de um planejamento de operação levando em conta aos ciclos hidrológicos de uma determinada região, com previsões estimadas de como o clima deve se comportar para aquele período (CONCEIÇÃO et al., 2016). De certa forma, como as usinas hidrelétricas estão localizadas em bacias hidrográficas distintas, altos índices de precipitações podem contribuir para os intercâmbios de energia, compensando regiões que estão em déficit com seu balanço carga pela geração, reduzindo os efeitos sazonais. Porém, as decisões para despacho de uma usina hidrelétrica deve levar em consideração as condições dos reservatórios do país, diferentemente do que acontece com o despacho das térmicas (SANTOS; LEGEY, 2013).

2.5.3 Geração de energia elétrica – Usinas Eólicas

A maior penetração das fontes renováveis de energia, em particular a eólica, tem como característica a diminuição de emissões dos Gases de Efeito Estufa (GEE), mas também em mitigar a construção de novos empreendimentos hidrelétricos nas bacias da Amazônia. De Farias e Jaramillo (2017) desenvolveram uma pesquisa para diferentes cenários de expansão de geração para o sistema elétrico brasileiro, com base no PDE de 2013, onde observou-se a substituição dos empreendimentos hidrelétricos das bacias da Amazônia por uma maior inserção de energia eólica nas regiões Sul e Nordeste, bem como, usinas à GN no Sudeste (DE FARIA; JARAMILLO, 2017). Fica evidente no estudo que quanto maior for o crescimento dos parques eólicos na matriz de geração, maior será a necessidade das usinas térmicas à GN para atendimento da variabilidade sazonal dos ventos.

A transformação do cenário nacional na sua matriz de geração de energia elétrica, terá como geração de base não somente as hidrelétricas, mas também uma forte participação das eólicas, mantendo a complementariedade pelas usinas térmicas. As peculiaridades ocasionadas pela composição de geração destas fontes necessitam soluções mais confiáveis para a operação e planejamento. Segundo Cantão et al. (2017), a participação dos parques eólicos na matriz de geração de energia elétrica reduz o problema ocasionado pela variabilidade sazonal das usinas hidrelétricas perante ao seu ciclo hidrológico anual, resultando em uma redução da necessidade de novos empreendimentos hidrelétricos na região norte do país, que tem consequências irreversíveis pela grande área que uma usina hidrelétrica necessita para sua instalação (CANTÃO et al., 2017).

A adição de novos parques eólicos a um sistema hidrotérmico necessita uma base reserva de energia para atender essas inconstâncias de produção associadas aos parques eólicos. No estudo de Pelacchi e Poli (2010), foi demonstrado que a relação entre o acréscimo de novos parques eólicos e a reserva operacional necessária para o sistema ter um bom índice de confiabilidade é indispensável, e que quanto maior a penetração desta fonte renovável sem alterar base de geração de energia firme, os custos adicionais para manter o sistema em operação em casos emergenciais ou de maior carga, podem exceder os benefícios que a energia eólica propõem. A estimativa de geração eólica anual tem uma produção de 25% da capacidade instalada, a qual tem a expressividade em horas de trabalho em sua potência nominal em torno de 1800 a 2000 horas ano. O autor ainda cita que, sempre que a capacidade de geração eólica instalada exceder em 10% a capacidade da fonte de geração base de um sistema (que no estudo a geração de base era térmica), os efeitos causados pela intermitência dos ventos na redução de confiabilidade e na energia não fornecida são intensificados, e que a inserção de mais parques eólicos para regularização destes problemas comprometeriam ainda mais o sistema (PELACCHI; POLI, 2010).

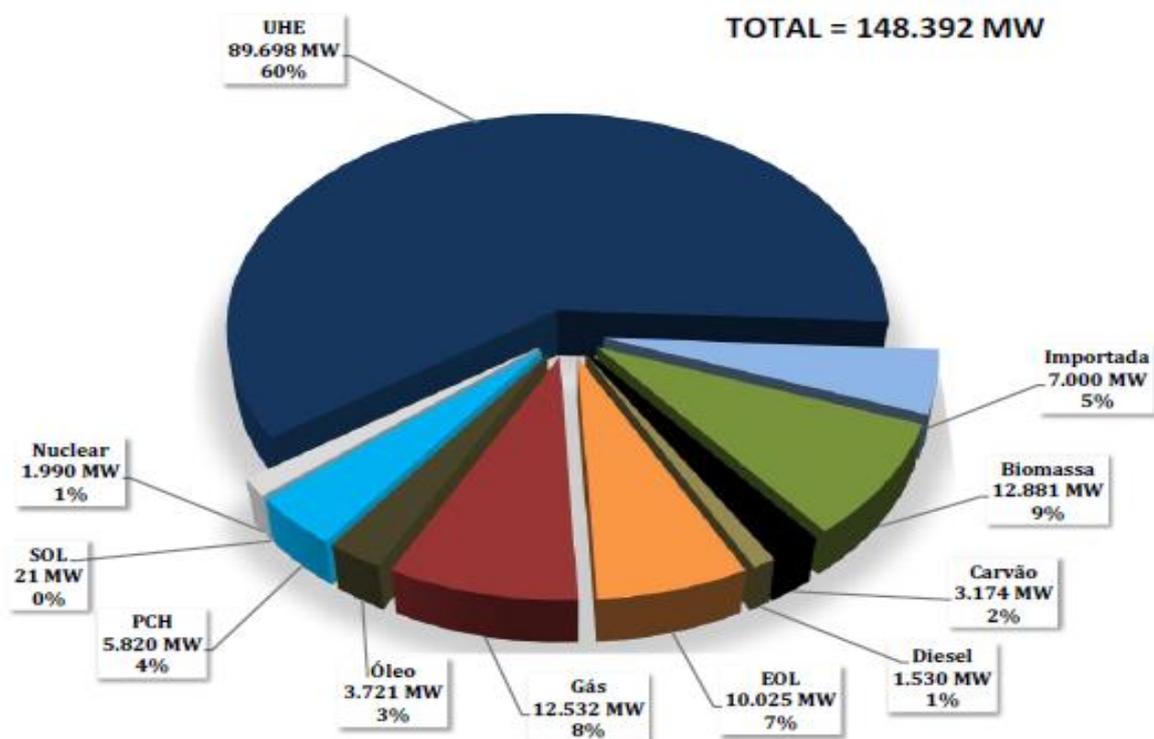
A previsão de geração de um parque eólico é tida como incerta, pois é difícil prever as alterações da velocidade do vento. No entanto, a estimativa pode ser realizada um dia antes do fornecimento de energia, a qual é obtida pelo potencial instalado do parque e a velocidade média estimada. Além disso, deve ser levado em consideração que a velocidade real do vento será diferente em tempo real, e que a energia produzida pelo parque eólico irá ter uma variação para mais ou para menos. Ainda assim, é importante se ter essa estimativa para ações de precaução da disponibilidade de outras fontes de geração para uma entrada emergencial, ou até mesmo para atendimento da carga restante (PELACCHI; POLI, 2010).

Para países em que se tem uma forte participação da energia eólica para produção de energia elétrica, previsões de quanto podem usufruir dos parques eólicos diariamente tem permitido que a dependência dessa fonte seja maior, reduzindo a necessidade de combustíveis fósseis para geração de energia elétrica. As previsões de vento que as concessionárias precisam para planejar o *mix* de energia e reservas giratórias, ou para compra de energia de outros produtores com uma taxa mais econômica, tem prazos distintos, que conforme estudo prévio, são de 15 minutos a 6 horas a frente para operação, e um a cinco dias para compra (HAUPT; MAHONEY, 2015). Porém, essa previsão não é necessária para países que não tem uma expressividade significativa de geração provinda dos parques eólicos na sua matriz de geração de energia elétrica, no qual se enquadra o sistema elétrico brasileiro.

2.6 PLANEJAMENTO DA EXPANSÃO DA CAPACIDADE DE GERAÇÃO

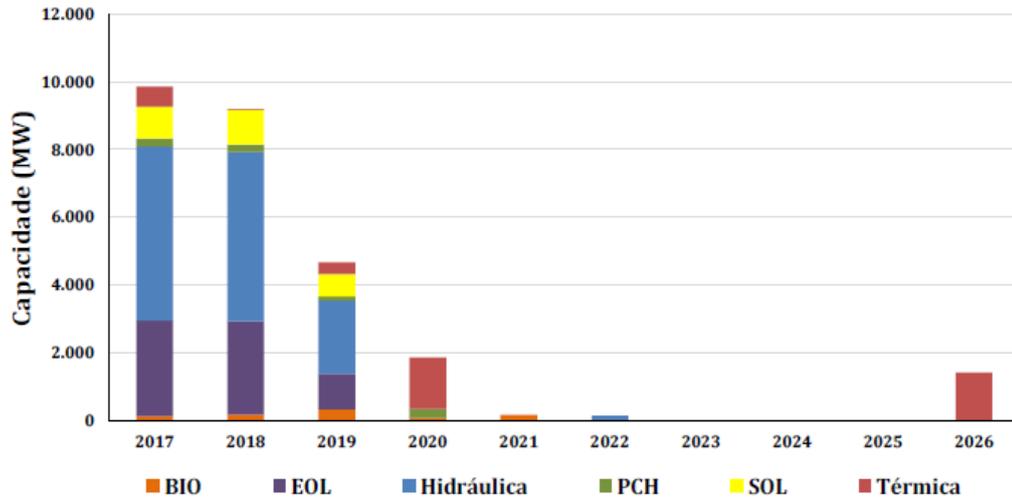
A capacidade instalada de geração do SIN é tida como plano base para planejamento de expansão para o PDE 2026, e a partir dela que são realizados os leilões de contratação de uma nova capacidade. A composição das unidades geradoras até dezembro de 2016 fazem parte da capacidade instalada do SIN, foram estabelecidas em leilões passados como mostra a Figura 7.

Figura 7 – Capacidade Instalada do SIN em dezembro de 2016



O planejamento de novos empreendimentos de geração, que devem entrar em operação comercial até o final deste PDE, são resultados dos estudos de planejamento e disponibilidade de recursos energéticos, satisfazendo os contratos estabelecidos. O gráfico apresentado na Figura 8 esboça o incremento anual de capacidade e a composição de cada uma das fontes geradoras para atendimento a expansão contratada.

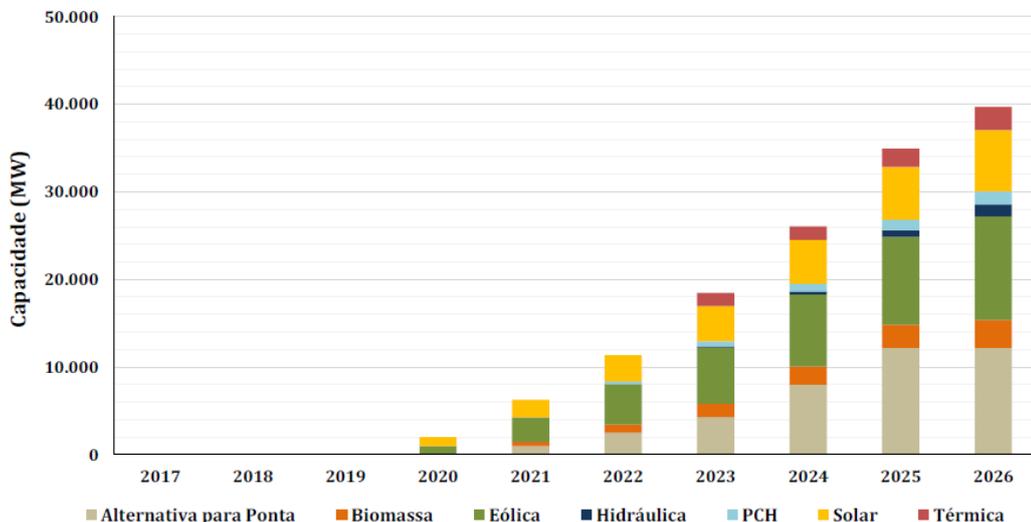
Figura 8 – Incremento anual da capacidade por meio de novos empreendimentos já contratados



Fonte: (MME; EPE, 2017)

Somado aos valores de incremento anual da capacidade do SIN referidos para novos empreendimentos contratados até dezembro de 2016, tem-se a expansão de referência indicativa, a qual traz o incremento ano a ano a partir das perspectivas e visões futuras para atendimento da carga do sistema. Para exemplificar o montante de todo o incremento adicional ao já contratado, tem-se o gráfico exposto na Figura 9.

Figura 9 – Expansão Indicativa de Referência



Fonte: (MME; EPE, 2017)

A perspectiva de crescimento do parque de geração de energia elétrica é de que até 2026 chegue a uma capacidade instalada do SIN de 212,522 GW. Como consequência do planejamento de expansão do parque de geração de energia elétrica, é necessário ter uma avaliação dos fatores que irão contribuir direta ou indiretamente para esse planejamento se concretizar. O crescimento ou não da economia é um desses fatores, uma vez que a perspectiva é de que o consumo de energia elétrica cresça em torno de 50% a mais em comparação ao crescimento da economia brasileira (MME; EPE, 2017).

O cenário econômico esperado para este período decenal é semelhante ao da década de 1990, onde o Produto Interno Bruto (PIB) apresentou crescimento médio anual de 2,5% e o crescimento do consumo de eletricidade à taxa de 4,3% ao ano, onde se teve forte expansão dos setores comerciais e residenciais, e com o grande consumo por parte das indústrias. Já para este plano decenal, onde a taxa de crescimento do PIB é para 2,5%, e o crescimento do consumo de eletricidade é de 3,7% ao ano, espera-se que o consumo das indústrias tenha um crescimento maior, setores residenciais e comerciais permaneçam com um crescimento estável, e o setor energético tenha forte expansão impulsionado pelo consumo via autoprodução (MME; EPE, 2017).

Para atender essa futura necessidade de oferta de energia, no que diz respeito a novos empreendimentos de usinas termelétricas, a opção do GN está no topo como a referência natural para expansão de geração termelétrica. O Gás Natural Liquefeito (GNL) importado representa a matéria prima para desenvolvimento de novas usinas, no curto e médio prazo, e ainda, com o desenvolvimento das reservas do pré-sal, o GN terá uma maior contribuição na matriz energética brasileira. Outra fonte para geração de energia elétrica que vem se mostrando atrativa, e que está explícita no PDE 2026, se dá por meio da utilização da biomassa florestal, a qual tem como matéria prima o eucalipto, encontrado em todo território nacional e que tem custos de operação reduzidos pelo fato de seus empreendimentos serem instalados perto dos centros de carga (MME; EPE, 2017).

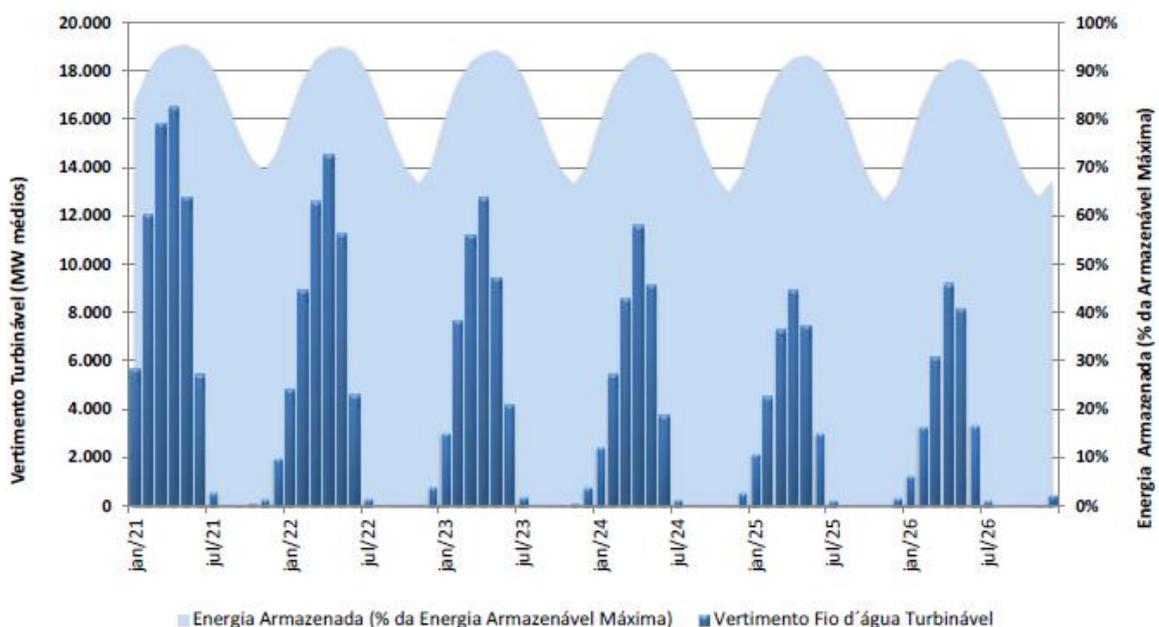
Em relação ao carvão mineral, seu uso como fonte de geração de energia elétrica vem perdendo espaço, principalmente devido ao fato de ser impedido de sair da planta por falta de licenciamentos ambientais e falta de financiamentos. No PDE o carvão mineral é tratado com uma fonte reserva, que dependendo do cenário futuro, com baixa dos reservatórios das usinas hidrelétricas por longos períodos de seca que impeçam o aproveitamento hidrelétrico, que incluem também usinas a fio d'água, ou sobre a possível indisponibilidade de GN, o carvão mineral pode ser uma alternativa de expansão para atender essa demanda. O maior problema na

implantação de usinas que usam este tipo de matéria prima, é vinculada a emissão de GEE. Existem estudos buscando tecnologias ambientalmente sustentáveis, e que devem estar mais avançadas no passar deste plano decenal, trazendo o carvão mineral novamente como uma fonte competitiva para matriz elétrica (MME; EPE, 2017).

A questão de emissões dos GEE, no que diz respeito a parcela de contribuição do SIN, vinha em um patamar elevado pelo uso de combustíveis fósseis como matéria prima das termelétricas, devido às condições hidrológicas desfavoráveis. Porém, para os próximos anos, espera-se que haja uma redução no uso desse combustível, que os ciclos hidrológicos se regularizem, e que a composição da matriz energética tome uma nova forma com a utilização de fontes renováveis de energia. É esperado que até 2026 a base de geração de energia elétrica seja de 90% de fontes renováveis e de 93% de fontes não emissoras de GEE (que se incluem as Usinas Nucleares) (MME; EPE, 2017).

A expectativa de geração de energia das usinas hidrelétricas, indica que há forte tendência na redução de vertimento turbinável para os próximos anos, contudo, os valores mantem-se elevados. No entanto, a redução dos níveis dos reservatórios sinaliza que a geração termelétrica terá uma forte contribuição para prevenção do sistema elétrico nacional em pleno funcionamento, para o caso de um possível retardo dos períodos chuvosos anuais. O gráfico da Figura 10 traz esse espectro de como deve se comportar o armazenamento e os vertimentos no passar dos anos.

Figura 10 – Vertimento Turbinável e Armazenamento

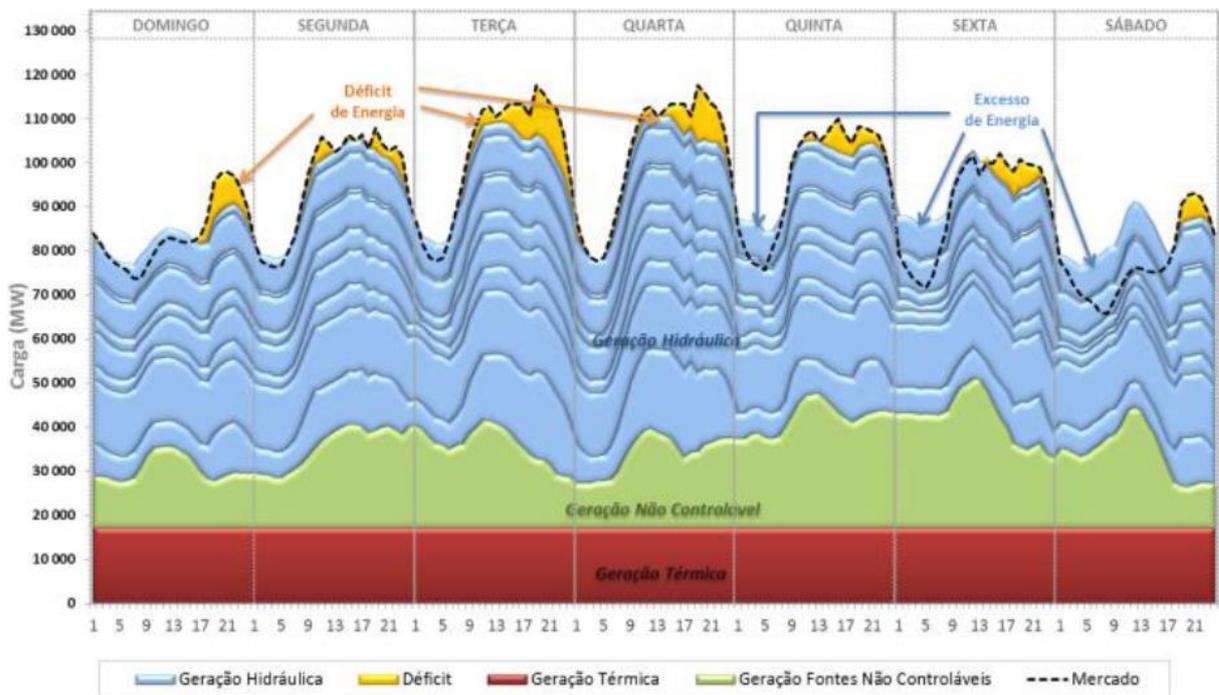


Fonte: (MME; EPE, 2017)

Nos meses de janeiro a junho são esperados os maiores vertimentos turbináveis, visto que é o período de maior precipitação de chuvas no norte e nordeste do Brasil, já nos meses de setembro a dezembro tem-se uma significativa baixa dos níveis dos reservatórios. Com essa tendência de diminuição da participação de geração hídrica na matriz elétrica brasileira, o SIN passará a operar de acordo com as características sazonais de cada região, que ficará marcado pela disponibilidade dos recursos naturais nos períodos úmidos, com gradativa redução de armazenamento de energia, e possivelmente ocasionando escassez em períodos secos. Devido a essas características, a geração termelétrica terá maior previsibilidade nos períodos secos, auxiliando no manutenção dos reservatórios contra possíveis atrasos nos ciclos chuvosos, aumentando assim a participação na matriz elétrica (MME; EPE, 2017).

Uma maneira de expor o comportamento da carga pela geração, é a discretização em base horária, que permite identificar situações que podem ocorrer durante a operação do sistema, situações que não são identificadas em modelos com série temporal mensal, evidenciando a necessidade de modelagem da geração para o perfil horário. A Figura 11 ilustra o atendimento semanal previsto para o mês de abril de 2026, seguindo as metas mensais de geração e uma série histórica de afluências.

Figura 11 – Atendimento em base semanal horária do SIN



Fonte: (MME; EPE, 2017)

É identificado na Figura 11 excedentes de energia durante as madrugadas, e déficit em horários de máxima demanda e durante diversificadas horas do dia. Esse fato se dá pela elevada disponibilidade de vertimento turbinável nesta referida época do ano para região norte, onde suas usinas operam a fio d'água. Uma das consequências relacionadas ao não aproveitamento desse excesso de energia na forma de armazenamento, visto que ocorre durante os horários de menor demanda, é a necessidade de complementação de energia em outros horários do dia, podendo ocorrer dentro ou fora dos períodos de máxima demanda de energia solicitada pelo SIN. Outra causa para o não suprimento de energia requerida, é o fato da geração não controlável possuir alta imprevisibilidade, agravando ainda mais as condições operacionais do SIN.

Nota-se que a geração térmica não está sendo modulada, isto implica no não atendimento de demanda ilustrados na Figura 11 como déficit de energia. Contudo, a geração térmica por se tratar de uma fonte de energia firme, consagrada pela sua precisão frente a disponibilidade de matéria prima, torna de maneira indispensável a previsão de curto prazo, e que conseqüentemente evitaria o problema de déficit de energia.

2.7 GÁS NATURAL

A complexidade de operação e controle de um Sistema Elétrico Interligado como o brasileiro, se dá pelo fato do atendimento da demanda em tempo real e que incluem a geração, transmissão e distribuição de energia. O planejamento da expansão é um dos pilares para a crescente necessidade de energia elétrica e para manter o sistema em pleno funcionamento dentro dos limites de segurança. O sistema elétrico brasileiro é composto basicamente por geração hidrotérmica, e a questão do planejamento operacional de um sistema como este, pode ser detalhado como um problema de otimização em grande escala, fazendo o uso de recursos de maneira racional, através de operações dinâmicas, estocásticas, interligadas e não-lineares (REGO et al., 2017).

As usinas termelétricas vêm recebendo uma maior atenção, principalmente as movidas à GN, pelo fato de ter alta confiabilidade e facilidade de despacho, e por causa das hidrelétricas estarem atingindo seu máximo potencial de geração. Elas têm capacidade de atendimento a crescente demanda, reduzindo os riscos causados pelo não favorecimento climático em relação aos ciclos hidrológicos, baixa dos reservatórios e as inconstâncias de geração de algumas fontes renováveis (LEAL; REGO; DE OLIVEIRA RIBEIRO, 2017).

Dos novos empreendimentos de expansão já contratados (MME; EPE, 2017), a grande maioria das usinas térmicas à GN serão instaladas na costa, por estarem próximas de grandes centros e serão abastecidos por GNL. Já em locais longe da costa, os novos empreendimentos de usinas térmicas serão instalados próximos de poços em terras, por não terem infraestrutura de gasodutos em sua proximidade (DANTAS et al., 2017).

A classificação do GN quanto da sua origem é dividida em duas categorias, que são gás associado e não associado. A natureza de ambos é distinta, isto é, o gás associado é proveniente de reservatórios geológicos, e que está dissolvido no petróleo, onde que, prioriza-se a produção do óleo devido a sua maior necessidade. Já o gás não associado, tem a sua concentração na camada rochosa, originando exclusivamente o GN. O Brasil tem na sua predominância o gás associado, e seu mercado de consumo prevalece no setor de geração de energia termelétrica e nos segmentos indústrias (Indústrias petroquímicas, fertilizantes, veicular, comércio) (ANP, 2018). Há ainda uma subdivisão na classificação da produção do GN nacional pela localização, que é em terra ou mar (MME, 2018).

No estudo de Rego et al. (2017) estão expostos os problemas referidos pelo deplecionamento dos reservatórios das hidrelétricas entre 2011 a 2015, realizando ajustes no software NEWAVE, software desenvolvido e utilizado pelo governo, que é uma programação dual estocástica, para despacho de geração térmica e hidráulica. Foi realizada uma previsão de demanda por um modelo de regressão linear entre o PIB e o consumo elétrico, e após isso, executando o software para determinar qual a melhor maneira de despacho das unidades geradoras, reprimindo o despacho das hidrelétricas para evitar os problemas antes mencionados, realizando o atendimento da demanda pelo despacho termelétrico, sendo a principal matéria prima o GN, que no estudo seu consumo seria em média 65% maior que o programado. Este resultado interferiria nas contratações de GNL importado, e possivelmente teria variações nos preços desta fonte pelo aumento significativo do seu uso (REGO et al., 2017).

A questão custo benefício nos diversos aspectos, desde a geração até o consumidor, são levados em conta para um planejamento de expansão adequado. Em se tratando da geração termelétrica não é diferente, tendo em vista isso, Leal et al. (2017) realizaram um estudo comparativo das unidades de geração termelétrica mais utilizadas no setor elétrico nacional, visando qual das fontes (GN, biomassa, carvão mineral e óleo combustível) teria o melhor custo benefício perante as condições de mercado, em aspectos econômicos e ambientais. Os resultados mostraram que o GN tem maior viabilidade e que no futuro, com a descoberta de

novas reservas de GN em águas ultra profundas, terá maior relevância e participação no setor elétrico nacional (LEAL; REGO; DE OLIVEIRA RIBEIRO, 2017).

Em se tratando de aspectos ambientais, dentre os emissores de GEE, o gás carbônico tem destaque, e que é motivo de preocupação a nível internacional. A redução do teor de carbono produzido pelas unidades geradoras já instaladas para usinas de carvão, o aumento de geração das usinas à GN, ou ainda, o aumento da geração de energia elétrica oriunda de fontes renováveis de energia, são maneiras de mitigar essa situação (CHÁVEZ-RODRÍGUEZ et al., 2017; LIM-WAVDE et al., 2018 apud EPA, 2015). Das perspectivas de controle da poluição do ar, o GN é a melhor opção de combustível dentre as fontes térmicas de energia visando a redução dos poluentes atmosféricos (GILBERT; SOVACOOOL, 2017).

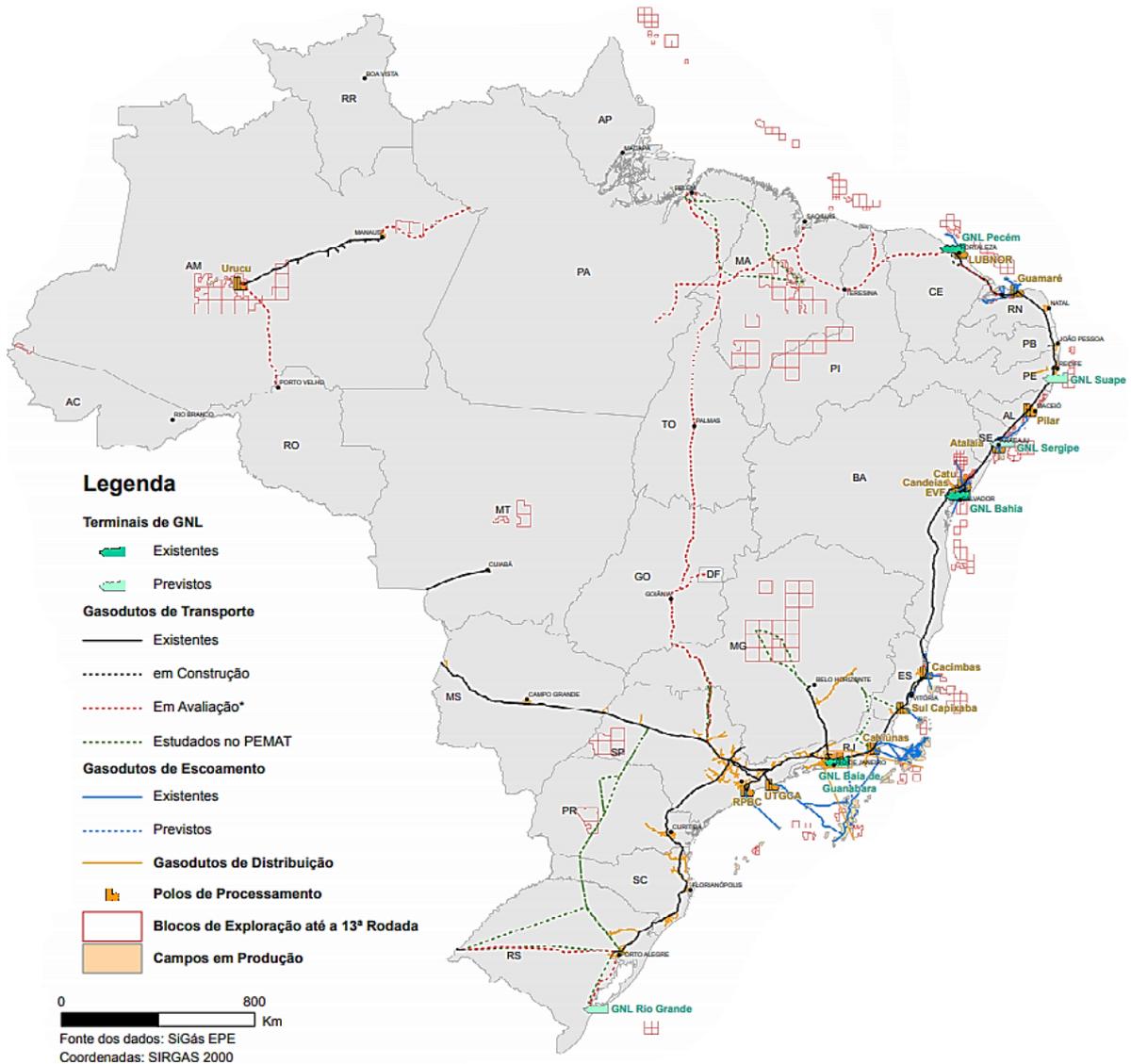
A segurança no suprimento de energia em um sistema elétrico é indispensável, com a participação crescente das energias renováveis e pelo fato de serem fontes de energia intermitentes, o GN tem um papel importante para manter o nivelamento desta crescente demanda, pela sua flexibilidade de reação para possíveis intermitências na geração ou elevação na demanda de energia (CHÁVEZ-RODRÍGUEZ et al., 2017; DEVLIN et al., 2016). No Brasil, a complementariedade de importação de GNL da Bolívia está atrelada com os períodos de estiagem, sazonalidade das usinas hidrelétrica, intermitência das energias renováveis e pela descoberta de novas reservas de GN (CHÁVEZ-RODRÍGUEZ et al., 2017).

Ainda que a participação das usinas hidrelétricas na geração global de energia esteja em declínio, a expansão em novos empreendimentos desta fonte continuará presente nas políticas energéticas brasileira. Porém, em um cenário próximo, estas usinas terão a característica de serem a fio d'água, por questões técnicas, econômicas e ambientais. Isto implica em uma reformulação do modo de operação do sistema, visto que essa expansão com predominância em usinas hidrelétricas a fio d'água, somado as inconstâncias das demais fontes renováveis, terá uma crescente demanda de usinas com geração controlável, principalmente para atendimento nos horários de maior demanda de geração para atendimento da carga (DANTAS et al., 2017).

A malha para transporte de GN no Brasil tem uma extensão de cerca de 9.409 km, sendo quase toda sua predominância está disposta na costa atlântica, com a ramificação internacional Brasil-Bolívia, que tem extensão de 3.150 km, e que tem função principal de atendimento as termelétricas. O transporte do GNL se dá pela rede fluvial, com um total de três terminais responsáveis por todo o volume de GNL importado, e que estão localizados no Rio de Janeiro, Bahia e Fortaleza. A Figura 12 mostra como estão dispostos a malha do gasoduto, unidades de

processamento ou tratamento do GN, bem como os terminais recebimento e regaseificação do GNL, e futuras instalações de gasodutos e novos terminais de GNL (ANP; EPE; MME, 2016; MME, 2018).

Figura 12 – Infraestrutura existente e previsto de Gasodutos de Transporte no Brasil



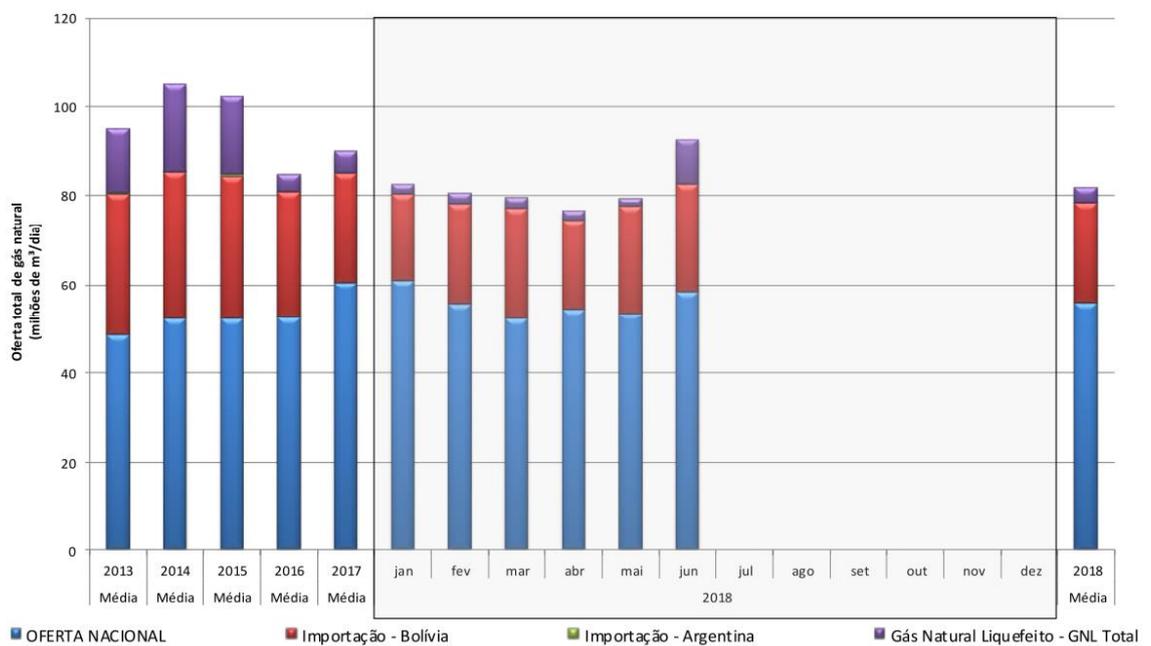
Fonte: (EPE, 2016)

De acordo com a Associação Brasileira das Empresas Distribuidoras de Gás Canalizado, o gasoduto em estudo tem o intuito de interligar a região nordeste com o norte, se estendendo até o sul do país, com ramificações nos grandes centros, interligando capitais com as grandes cidades, em especial o gasoduto que interliga ao polo de Uruguaiana no estado do Rio Grande do Sul, e que faz divisa com Uruguai e Argentina, e que irá interligar à malha internacional (MME, 2018). O estudo de Leal et al. (2017) faz menção que, se os gasodutos em projeto fossem

deslocados mais ao ocidente, englobando as regiões que fazem fronteira a Bolívia e o Peru, teria grandes benefícios, pois seria possível interligar as grandes cidades da região Amazônica à rede de GN, com a finalidade de explorar o uso de eletricidade provinda da geração à GN, mitigando a necessidade de expansão de novos empreendimentos hidrelétricos nos rios da Amazônia, e também reduzindo o impacto ambiental que estas ocasionam (LEAL; REGO; DE OLIVEIRA RIBEIRO, 2017).

Os maiores consumidores de GN no Brasil, e que correspondem a 93% do uso desta fonte, são os segmentos industrial (52%), termelétricas (34%) e GN veicular (7%), isto para o primeiro semestre de 2018. O percentual das termelétricas, são referidos às 35 usinas que compõem o parque térmico à GN do SIN, e destas, 15 são usinas a biocombustíveis (flexível ao uso de GN ou óleo combustível ou diesel) (MME, 2018). A Figura 13 traz a oferta total disponível de GN no mercado nacional, sendo os valores de GN importado referentes a GNL, GN da Bolívia e Argentina. A composição do consumo de GN nos parques térmicos e energia gerada é exposta na Tabela 2.

Figura 13 – Oferta total de GN



Fonte: (MME, 2018). Nota: Não incluso informação de combustível gastos para produção e exploração.

Tabela 2 – Consumo termelétrico à GN e energia gerada

	Média 2013	Média 2014	Média 2015	Média 2016	Média 2017	Média 2018 (1º Semestre)
Demanda Termelétrica Total (milhões de m³/d)	38,92	46,84	45,90	29,57	34,25	31,44
Energia Gerada (mil GWh)	56,3	71,6	70,4	47,8	52,18	19,34

Fonte: Adaptado de (MME, 2018).

No planejamento para os próximos anos, a intenção é de substituir os contratos com usinas a óleo combustível e diesel, por outros com GNL, e sucessivamente por GN extraído do pré sal. Ainda é incerto o tempo necessário para extração do gás do pré-sal para ser tratado com uma fonte segura e confiável para fornecimento de matéria prima em grande escala. Nesse sentido, o GNL vêm como alternativa à curto prazo, sendo que a confiabilidade energética de usinas térmicas à gás é elevada e seu custo para geração de energia elétrica é menor que usinas movidas a óleo (ABEGÁS, 2018).

2.8 REDES NEURAIAS ARTIFICIAIS

O método de aprendizado de máquinas ou “*Machine Learning*”, é definido pela estatística computacional, criando padrões pelo progresso de aprendizagem da análise de uma série de dados e erros passados, e tem o propósito de criar projeções futuras para tomada de decisões. A evolução do aprendizado de máquinas conduz o que se chama de inteligência artificial, onde as Redes Neurais Artificiais (RNA) são um exemplo clássico, amplamente utilizada no ramo de eletricidade para estudos de planejamento e operação (AHMAD et al., 2018).

Previsões de series temporais de geração de energia elétrica, bem como para demanda de energia, faz-se necessário para se ter bons índices de confiabilidade e níveis de segurança adequados de um sistema na gestão dos recursos, bem como para manter o balanço equilibrado entre carga e geração. A previsão de fenômenos que compõem os processos envolvidos em um sistema elétrico é de grande importância, e trazem vantagens para tomada decisões. O uso de RNA é extensivamente empregada pelo modo como se comportam os modelos e também por apresentarem processos de treinamentos simples e eficientes (SIQUEIRA et al., 2018).

Siqueira et al. (2014) apontam series de vazões sazonais mensais de bacias hidrográficas como um problema prático de uso de RNA para previsão de geração de energia elétrica, principalmente em uma matriz de geração com predominância de usinas hidrelétricas. A influência destas series levam a muitas definições que são alusivas à gestão do planejamento energético, estratégias de preços e disponibilidade ou não de energia elétrica, visto que, a componente sazonal (períodos secos e chuvosos) pelo seu caráter não estacionário representa cenários desafiadores para sua previsibilidade (SIQUEIRA et al., 2014).

O aumento exponencial de produção de energia eólica é outro fato que requer atenção, isto é, as características pertinentes a energia eólica quanto da sua intermitência, aumentam a incerteza de confiabilidade de sistemas integrados, e devem ser inseridos na modelagem para melhoria de desempenho. No estudo de Ak et al. (2018), a energia esperada com valor pontual e energia esperada não suprida são os objetivos a serem previstos, tendo como solução os intervalos de tempo para tomadas de decisões. No modelo proposto são inseridas fontes de incertezas na previsão, que são as flutuações de carga, características de carga, estocástica da velocidade do vento, e as falhas de componentes. A partir disto, os intervalos de previsão da energia esperada não suprida e valor pontual, são obtidos pela modelagem via redes RNA PM em conjunto com algoritmos genéticos de classificação, que tem a função de gerir as RNAs (AK et al., 2018).

Chang et al. (2017) desenvolveram um estudo onde se propôs um método de previsão por RNA com realimentação de erros para previsão de velocidade do vento e potência à curto prazo. O modelo é desenvolvido pelo treinamento de amostras de velocidade real do vento e dados de energia eólica, em um período de 24 horas, com resolução de 10 minutos, sendo a previsão realizada para o horizonte de 72 horas a frente. O autor expõe que somente o método baseado em RNA é conhecido por modelar relações não-lineares complexas, relacionando por meio de treinamento e aprendizado, a correlação entre entradas e saídas do modelo, e vai além, citando que diferentes estruturas de RNA, embora apresentem estruturas de treinamento similares, terão desempenhos distintos (CHANG et al., 2017).

A transferência de informações de um parque eólico construído a um longo período, para outro recém construído, onde não há dados históricos suficientes para uma previsão de geração mais precisa, pode trazer resultados satisfatórios. Em Hu et al. (2016) demonstrou-se que é utilizado esse intercâmbio de dados históricos de parques eólicos em funcionamento a um certo período de tempo, pelo processo de aprendizagem profunda (*Deep Learning*) via RNA para previsão de geração eólica de curto prazo, que são treinadas por dados de velocidade do

vento de parques eólicos com fatura de informações, reproduzindo padrões relevantes para previsão, adequando-os aos dados de parques recém instalados (HU; ZHANG; ZHOU, 2016).

Sun et al. (2018) deteve seu trabalho no agrupamento de series temporais de velocidade de vento similares para identificar series temporais históricas como os dias de previsão. A relação de dados de treinamento interfere na precisão de um modelo de previsão, por esta razão, com a identificação de dados semelhantes de velocidade do vento, em um modelo de previsão de geração eólica, os resultados têm uma tendência a se comportar com variação similar, sendo o agrupamento de amostras diárias tratadas como amostras de treinamento da RNA do modelo de previsão para os dias escolhidos com as mesmas características (SUN et al., 2018).

Quadro 1 – Publicações com uso de RNA

Utilizada no ramo de eletricidade para estudos de planejamento e operação (AHMAD et al., 2018)
Apresentam processos de treinamentos simples e eficientes (SIQUEIRA et al., 2018).
Siqueira et al. (2014) apontam series de vazões sazonais mensais de bacias hidrográficas como um problema prático de uso de RNA para previsão de geração de energia elétrica (SIQUEIRA et al., 2014).
Chang et al. (2017) desenvolveram um estudo onde se propôs um método de previsão por RNA com realimentação de erros para previsão de velocidade do vento e potência à curto prazo (CHANG et al., 2017).
Em Hu et al. (2016) demonstrou-se que é utilizado esse intercâmbio de dados históricos de parques eólicos em funcionamento a um certo período de tempo, pelo processo de aprendizagem profunda (<i>Deep Learning</i>) via RNA para previsão de geração eólica de curto prazo (HU; ZHANG; ZHOU, 2016).
Sun et al. (2018) realizou o agrupamento de series temporais de velocidade de vento similares para identificar series temporais históricas como os dias de previsão empregando os como entradas de treinamento da RNA (SUN et al., 2018).

Fonte: Autor.

2.9 MÉTODO DE MONTE CARLO

O MMC tem a característica de avaliar numericamente as perspectivas estatísticas por meio de amostras e funções de caráter aleatório, isto é, reproduzir informações posteriores aos parâmetros de interesse de maneira heurística, os quais não se têm quaisquer expressão analítica (LIESENFELD; RICHARD, 2015). Nos estudos de previsão de geração de energia elétrica, as probabilidades do MMC têm aplicação em conduzir a adequação de sistemas de energia, acompanhando a curva de comportamento de uma série de dados, sendo capaz de fornecer resultados confiáveis. Em Ak et al. (2018) multicenários de energia eólica e níveis de carga foram gerados pelo MMC, considerando flutuações de carga, estocásticas da velocidade do vento e as falhas de componentes, e empregados para extrair sua influência nas previsões de vento e carga (AK et al., 2018).

Com o propósito de avaliar alternativas para mitigar a expansão elétrica na região amazônica, De Faria e Jaramillo (2017) desenvolveram cenários alternativos pela simulação do MMC, que abrange níveis variados de capacidade de energia eólica e térmica. O objetivo proposto era confrontar multicenários de expansão da geração de energia elétrica no Brasil, empregando indicadores de desempenho que representam as características técnicas, econômicas e ambientais para cada cenário (DE FARIA; JARAMILLO, 2017).

Pelacchi e Poli (2010) detendo a atenção na confiabilidade da matriz de geração de um sistema elétrico, propuseram uma abordagem probabilística baseada em técnicas sequenciais do MMC, em que foi simulada a operação em tempo real e projetada possíveis contingências, que podem ser interrupções de energia ou oscilações na velocidade do vento. A análise de diferentes cenários de geração eólica para o caso estudado teve finalidade de avaliar economicamente os equipamentos instalados para atendimento da carga e emergências, muitas das quais são causas aleatórias (falhas acidentais, níveis de carga, velocidade do vento) (PELACCHI; POLI, 2010).

Mokryani e Siano (2013), visando o bem-estar social dos consumidores e o gerenciamento pelo lado da demanda, realizaram a técnica combinada por simulação do MMC e o fluxo ótimo de potência com base no mercado de eletricidade para obter diferentes combinações de geração e consumo. O MMC foi empregado para modelar as incertezas da intermitência ocasionada pela geração de energia eólica na rede de distribuição dentro de um ambiente de mercado, com isso, foi possível avaliar o montante de energia eólica injetada na rede, bem como as causas e efeitos da penetração desta fonte (MOKRYANI; SIANO, 2013).

Como forma de apresentação de uma alternativa para a reproduzir e otimizar um grande sistema elétrico composto por hidrelétricas, Hermida e Castronuovo (2018) desenvolveram um algoritmo aplicado a uma grande bacia hidrográfica, que sofre grandes interferências pelo consumo humano e por restrições ecológicas e operacionais. No artigo, a estatísticas dos influxos de água para curto prazo e o tempo das longas distâncias percorridas do primeiro ao último reservatório foram geradas por uma abordagem do MMC, em que cada cenários é calculado o fluxo de água esperado para cada reservatório (HERMIDA; CASTRONUOVO, 2018).

Quadro 2 – Publicações com o uso do MMC

Tem a função de avaliar as perspectivas estatísticas por meio de amostras, sem comprometer sua acurácia (LIESENFELD; RICHARD, 2015).
Em Ak et al. (2018) multicenários de energia eólica e níveis de carga foram gerados pelo MMC, considerando flutuações de carga, estocásticas da velocidade do vento e as falhas de componentes, e empregados para extrair sua influência nas previsões de vento e carga (AK et al., 2018).
De Faria e Jaramillo (2017) desenvolveram cenários alternativos pela simulação do MMC, que abrange níveis variados de capacidade de energia eólica e térmica (DE FARIA; JARAMILLO, 2017).
Pelacchi e Poli (2010) propuseram uma abordagem probabilística baseada em técnicas sequenciais do MMC, em que foi simulada a operação em tempo real e projetada possíveis contingências, que podem ser interrupções de energia ou oscilações na velocidade do vento (PELACCHI; POLI, 2010).
Mokryani e Siano (2013) realizaram a técnica combinada por simulação do MMC e o fluxo ótimo de potência com base no mercado de eletricidade para obter diferentes combinações de geração e consumo (MOKRYANI; SIANO, 2013).

Fonte: Autor.

3 METODOLOGIA

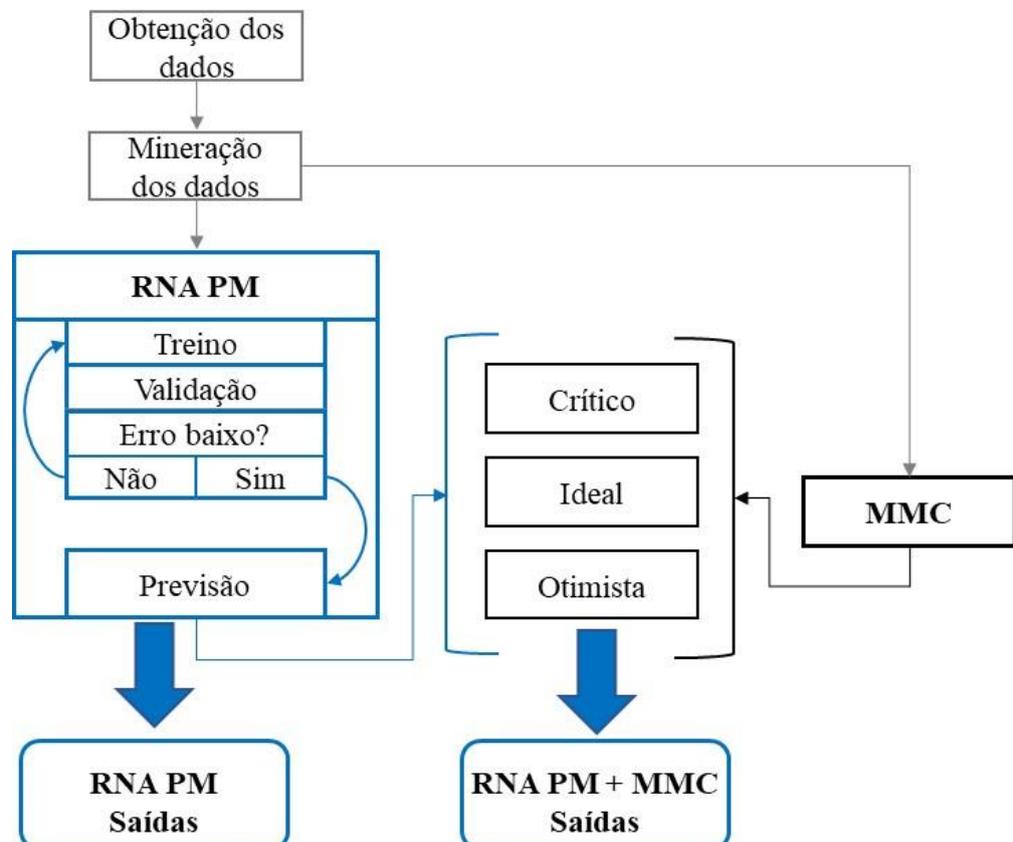
As fontes geradoras que integram o SIN nesta região são de origem hidráulica, eólica e térmica. O proposto trabalho se deteve na previsão de geração de energia elétrica do SSB por meio do uso de RNA PM a partir de dados brutos globais de cada uma das três fontes, com foco na complementariedade de atendimento de carga, sendo este papel atribuído a geração térmica, não ultrapassando seus limites históricos de operação, e a partir disso requerendo complementação por usinas termelétricas movidas à GN, seguindo a Equação 2.

$$Carga = G_{Hidro} + G_{Eol} \pm G_{Termo} \pm G_{Termo(GN)} \quad (2)$$

Sendo $Carga$ o consumo global do SSB, G_{Hidro} a geração hídrica, G_{Eol} a geração eólica, G_{Termo} a geração térmica instalada e disponível do SSB, e $G_{Termo(GN)}$ a geração térmica à GN necessária para atendimento complementar.

Para ampliar as faixas de previsão, foi empregado multicenários através do uso do MMC. A metodologia está representada pelo diagrama de blocos da Figura 14.

Figura 14 – Diagrama de blocos



Fonte: Autor.

3.1 MINERAÇÃO DOS DADOS – NORMALIZAÇÃO

O SIN possui quatro grandes subsistemas sendo eles referentes a região Norte, Nordeste, Sudeste/Centro-Oeste, e Sul. Os dados brutos de geração de energia elétrica classificados por tipo de geração são informados diariamente no site do ONS através de seus boletins de operação. Os dados são informados em MW com resolução temporal de uma hora, isto é, a cada uma hora é coletado o valor indicado de geração de sua respectiva fonte e armazenado no seu banco de dados.

O processamento dos dados para o trabalho proposto consiste em amostras de dados brutos de geração de energia elétrica, classificados em três fontes de geração (Hídrica, Eólica e Térmica) que compõem a matriz de geração do SSB. Como primeira etapa, foi realizado o processo de normalização dos dados pelo valor máximo dentro de cada grupo amostral, seguindo as equações (3) e (4):

$$H_i = \frac{G_{Hidro}(i)}{MAX_H} \quad (3)$$

$$E_i = \frac{G_{Eol}(i)}{MAX_E} \quad (4)$$

Na Equação (3) H é o valor normalizado para amostra de geração hídrica G_{Hidro} , e MAX_H o valor máximo contido dentre as amostras de geração das hidrelétricas. Em (4), E é o valor normalizado para amostra de geração eólica G_{Eol} , e MAX_E o valor máximo contido dentre as amostras de geração eólica.

Vale ressaltar que os valores de H e E foram empregados como entradas para o treino, validação e previsão da RNA PM, bem como para estimar os cenários pelo MMC. Uma observação a ser realizada quanto ao banco de dados da geração térmica, como a sua função é para complementariedade das demais fontes de geração para atendimento de carga do SSB, não foi necessária sua normalização, visto que seu emprego fica restrito as análises de complementariedade impostas pela respostas RNA PM frente as cenários da MMC em comparação com dados reais da geração para o dia de previsão.

Os dados empregados para o estudo são datados de 1º de janeiro de 2016 a 31 de julho de 2018, contendo 22.632 amostras de dados globais para cada fonte, tendo a cada dia 24 amostras. Para melhor esclarecimento, as amostras foram empregadas da seguinte maneira:

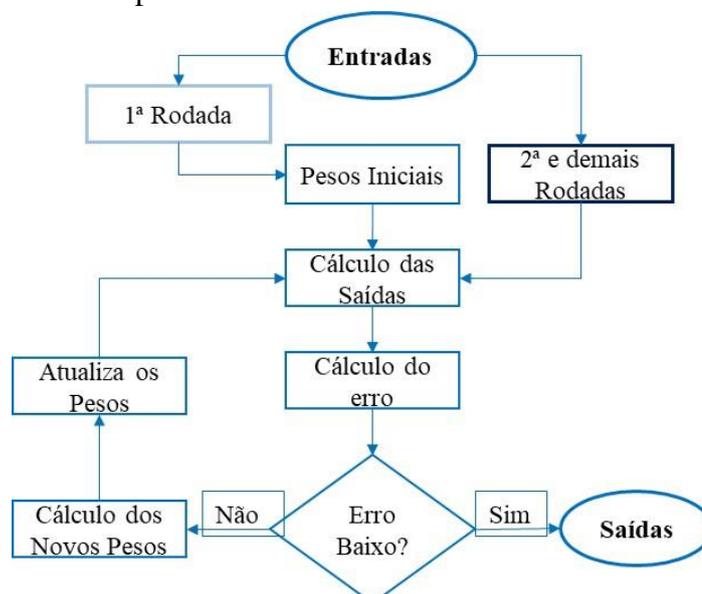
- Treinamento da RNA PM – Amostras datadas de 23/07/2018 a 29/07/2018.
- Validação da RNA PM – Geração do dia 30/07/2018.
- MMC – Amostras datadas de 01/01/2016 a 30/07/2018
- Previsão RNA PM – Geração do dia 31/07/2018.

É importante ressaltar que anualmente no Brasil há mudança de horário, geralmente no mês de outubro e que afetam as regiões Sul, Sudeste e Centro-Oeste, onde os relógios são adiantados em uma hora. Tendo em vista essa mudança de horário, as amostras das 00h para as datas de 16/10/2016 e 15/10/17 não existem, e para contornar esse problema e obter esse valor amostral foi realizado a média entre a amostra das 23h do dia anterior com a amostra da 01h do dia da mudança de horário.

3.2 REDE NEURAL ARTIFICIAL PERCEPTRON MULTICAMADAS

A RNA PM têm vasta aplicabilidade na área de Sistemas Elétricos de Potência (AK et al., 2018) por possuir aprendizado de relações não lineares e simplicidade de programação, porém de forma robusta (CHANG et al., 2017). As técnicas de aprendizado das RNA PM através do seu treinamento supervisionado consistem no aprendizado por correção de erro (*error back propagation*) em que cada amostra dos sinais de entrada terá sua respectiva saída desejada, obtendo assim uma resposta de saída a partir de uma dada serie amostral (HAYKIN, 2007) (SILVA; SPATTI; FLAUZINO, 2016). O fluxograma da Figura 15 abaixo exemplifica como foi realizado o processo de treinamento da RNA PM.

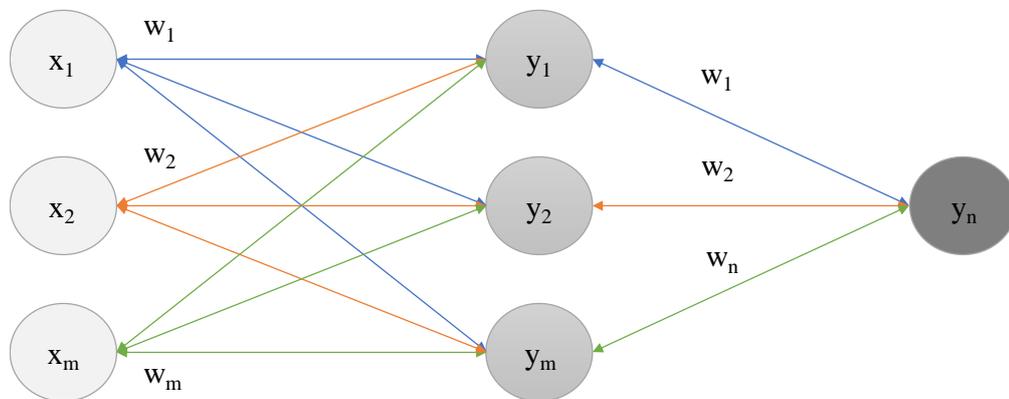
Figura 15 – Fluxograma das etapas de treinamento da RNA PM



Fonte: Autor.

O processo de aprendizagem RNA PM de uma maneira simplificada, teve início na camada de entrada, que foi interligada com as demais camadas intermediárias (camadas ocultas), e por conseguinte interligada com a camada de saída. Entre cada um dos processos encontram-se os pesos sinápticos, que durante o processo de “*feed-forward*” foram todos fixos, e no processo de “*back-propagation*” foram ajustados de acordo com uma regra de correção de erro estabelecida (SILVA; SPATTI; FLAUZINO, 2016). O erro foi obtido pela resposta de saída da rede pelo valor alvo do treinamento. Este processo ocorreu até o erro ser mínimo, sinalizando que a rede estava treinada e pronta para sua aplicação, para melhor esclarecimento segue a Figura 16 que traz de uma maneira clara a estrutura da RNA PM.

Figura 16 – Estrutura da RNA PM



Fonte: Autor.

No processo *feed-forward* o somatório do produto das entradas com os pesos foi obtido pela equação (5):

$$k_m = \sum_{i=1}^m x_m * w_m \quad (5)$$

Onde x_m são as entradas de dados e w_m os pesos sinápticos antes da camada oculta.

Cada neurônio foi conectado através de sinapses com as entradas, e esta conexão produziu sinais de saídas por uma função de ativação (função de sigmoide) que os transmitiu para as camadas a frente, calculada pela equação descrita em (6):

$$y_m = \frac{1}{(1 + e^{-k_m})} \quad (6)$$

Em (6), y_m é a função de ativação de cada neurônio entre a camada de entrada e camada oculta, k_m é o somatório dos pesos com as entradas.

Os processos de cálculos da etapa *feed forward* se repetiu até atingir a camada de saída. Na etapa seguinte que segue da camada oculta até a camada de saída, foi realizada pelas equações (7) e (8):

$$k_n = \sum_{i=1}^n x_n * w_n \quad (7)$$

$$y_n = \frac{1}{(1 + e^{-k_n})} \quad (8)$$

Onde:

- k_n é o somatório dos pesos com as entradas da camada oculta.
- Os valores de x_n são os resultados obtidos pela função de ativação (y_m) da equação (6).
- w_n são os pesos sinápticos da camada oculta até a camada de saída.
- y_n é a função de ativação entre a camada oculta e a camada de saída, sendo seus valores os resultados de treino da rede (saída).

Após realizar todo o processo *feed forward*, chegando ao resultado de y_n (equação 8), calculou-se o erro de aprendizado (*MAE*) pela equação (9), que nesse caso foi calculado pela função do Erro Médio Absoluto (*Mean Absolute Error*):

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |Y_n - y_n| \quad (9)$$

Onde n é o número total de amostras de saída, Y_n é o objetivo do treinamento (valor real normalizado), e o y_n é o sinal obtido pelo cálculo da função de ativação da camada oculta até a camada de saída.

Com o cálculo do erro, identificou-se o percentual de aprendizado da rede e, na condição do erro ser relativamente pequeno a ponto de ser mínimo, significa que a rede estaria pronta para uso, do contrário seria realizado o processo de *back-propagation* para atualizar os pesos e realizar todo processo novamente.

No processo de *back-propagation* foi necessário o *gradient descent* (ponto de menor erro) e o cálculo da derivada da função de ativação da camada de saída e camada oculta, respectivamente em (10) e (11).

$$y'_n = y_n * (1 - y_n) \quad (10)$$

$$y'_m = y_m * (1 - y_m) \quad (11)$$

O valor de delta de saída foi calculado por (12), e o delta da camada oculta foi obtido por (13):

$$\Delta_{saída} = y'_n * MAE \quad (12)$$

$$\Delta_{oculta} = y'_m * w_m * \Delta_{saída} \quad (13)$$

E por fim, o cálculo e a atualização dos novos pesos se procede conforme as Eq. (14) e (15), respectivamente para os pesos da camada oculta à camada de saída, e camada entrada para camada oculta.

$$w_{n+1} = (w_n * Mt) + ((\sum_{i=1}^n y_n * \Delta_{saída}) * TAp) \quad (14)$$

$$w_{m+1} = (w_m * Mt) + ((\sum_{i=1}^m y_m * \Delta_{oculta}) * TAp) \quad (15)$$

Onde Mt é o momento (ou *Momentum*), que nada mais é que uma constante dentro das Equações (14) e (15) que tem a função de estabelecer os efeitos dos pesos passados na atualização dos novos pesos, e TAp é a taxa de aprendizado estipulada pelo autor.

Com os novos pesos, realizou-se todo o processo *feed-forward* e *back propagation* até que o MAE fosse adequado para o estudo, ou para um limite de iterações estipulado.

O $RMSE$ (*Root Mean Square Error*) é a raiz do erro médio quadrático que informa a variação dos erros de previsão, e que foi obtido pela equação (16):

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_n - y_n)^2} \quad (16)$$

Em que n é o número de amostras previstas, Y_n é o valor real normalizado, e y_n é o valor previsto pela RNA PM.

Ambas as equações de MAE (Eq. 9) e $RMSE$ (Eq. 16) foram empregadas como critério de parada de treino da RNA PM, e posterior análise dos resultados em analogia com os dados reais de geração do SSB.

3.3 MÉTODO DE MONTE CARLO

O MMC foi empregado para estimar índices probabilísticos, simulando o processo real e a aleatoriedade do comportamento do sistema (BILLINTON; LI, 1994). Além disso, através da utilização do MMC foi possível gerar cenários de geração de energia elétrica para as fontes hídrica e eólica, sendo estimado três diferentes tipos de cenários, crítico, ideal e otimista.

Conforme Billinton e Li (1994), as simulações envolvendo MMC possuem melhor aplicação que abordagens analíticas para avaliação da adequação do sistema de geração em situações que envolvam dependência do tempo e questões cronológicas, e modelagem do ciclo de trabalho das unidades (BILLINTON; LI, 1994):

Para a aplicação do modelo, necessitou-se um banco de dados que foi tabulado em intervalos de mesma amplitude seguindo em $I_0 - I_1, I_1 - I_2, \dots, I_{n-1} - I_n$, identificado valor máximo por I_n , e valor mínimo (sendo valor mínimo igual a 0 e/ou I_0), e suas frequências absolutas (f_{ab}). A partir disso, foi calculado o ponto médio (Pm) dos intervalos (17):

$$Pm_n = \frac{I_n + I_{n-1}}{2} \quad (17)$$

Onde I_0, I_1, \dots, I_n são as amostras que delimitam os intervalos tabulados.

Para obter a frequência absoluta de cada intervalo de amostras do banco de dados, segue a equação (18):

$$f_{abn} = \frac{n_{(I_n - I_{n-1})}}{n_T} \quad (18)$$

Sendo $n_{(I_n - I_{n-1})}$ o número de observações das amostras que se encontram num determinado intervalo, e n_T o número total de amostras.

O cálculo da frequência acumulada (F_{ac}) de cada intervalo foi obtida por (19):

$$F_{acn} = f_{abn} + F_{ac(n-1)} \quad (19)$$

Com F_{ac1} igual a f_{ab1} , F_{ac0} igual a 0 e F_{acn} igual a 1.

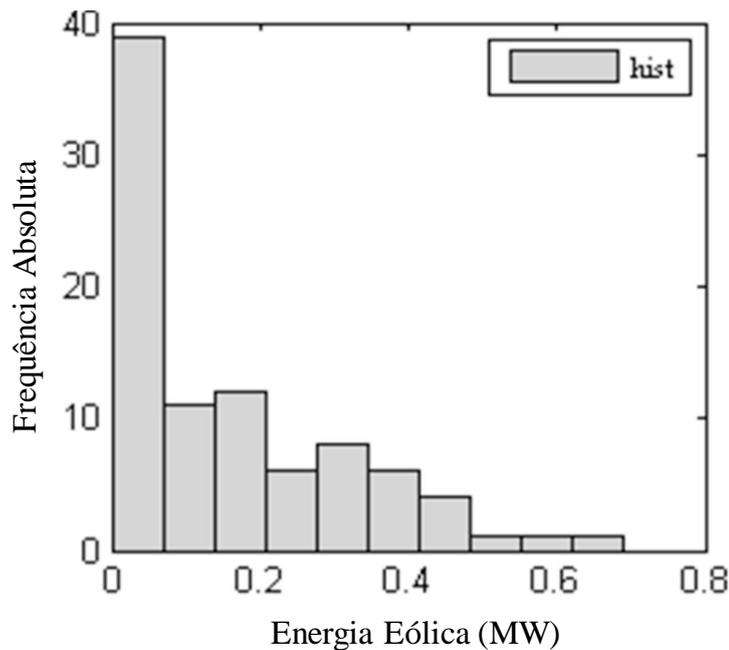
A identificação dos intervalos de frequência acumulada (IF_{ac}) foi necessária, pois foi a partir dela que foram gerados os resultados do MMC. Para isso segue (20) e (21):

$$0 \leq IF_{ac1} \leq F_{ac1} \quad (20)$$

$$F_{ac(n-1)} < IF_{acn} \leq F_{acn} \quad (21)$$

A partir disso, gerou-se randomicamente números de 0 a 10.000, e a primeira dezena após a virgula dividida por 100, indicou em que intervalo de frequência estava situado o número sorteado, sendo o ponto médio daquele intervalo o valor obtido pelo MMC (FILHO, 2008). Para o referido estudo esta etapa de aleatoriedade dos dados foi desconsiderada, pois para estimar os cenários necessários para as simulações, a representação da Função de Distribuição de Probabilidade (*Probability Distribution Function* - PDF) obtidas pelo MMC na análise das amostras do banco de dados foi suficiente. Os processos descritos no equacionamento citado acima resultam na obtenção da PDF, a qual está ilustrada na Figura 17, que expressa um histograma da PDF de energia eólica em função da frequência absoluta para um total de 89 amostras de dados históricos (AK et al., 2018).

Figura 17 – Exemplo de histograma da PDF



Fonte: Adaptado de (AK et al., 2018)

Para obtenção dos cenários foram utilizadas as amostras horárias, isto é, para cada hora do dia de previsão foram gerados os cenários crítico, ideal e otimista, estes cenários foram posteriormente usados no modelo predictor composto pela RNA PM para avaliação e adequação no atendimento de carga do sistema de geração do SSB. A complementação de potência foi realizada primeiramente pela geração térmica disponível no SSB, e partir disso geração provinda exclusivamente das usinas termelétricas à GN.

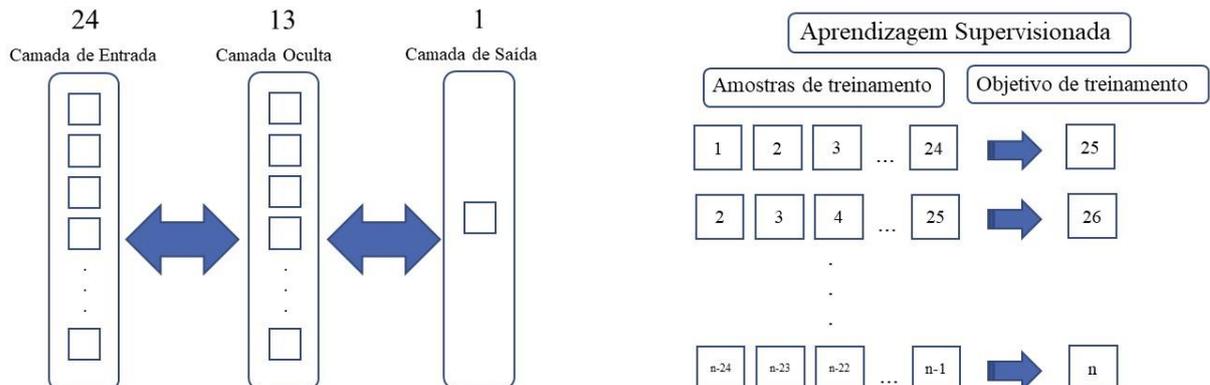
É importante o esclarecimento de que a análise de custos para mercado e comercialização de energia elétrica não foram incorporados no estudo, bem como fatores sazonais, climáticos e meteorológicos, que influenciam na geração de energia elétrica. Sendo assim, a principal base para o estudo proposto foram os dados brutos de geração de energia elétrica que compõem o SSB.

3.4 TRABALHO DA DISSERTAÇÃO

O trabalho da dissertação relativo ao processo de treinamento, validação e previsão da RNA PM e os cenários do MMC foram realizados em linguagem de programação Python e implementada pelo software Spyder 3.7 do pacote ANACONDA. A disposição da RNA PM para seu treinamento foi composta por 24 entradas, contendo 13 neurônios na camada oculta e uma saída, esta representação foi a que apresentou melhor desempenho, sendo o número de neurônios da camada oculta obtido pelo método de tentativa e erro conforme Kan et al. (2018) (KAN et al., 2018).

Na etapa de treinamento, a classificação dos dados de entrada da RNA PM foi realizada seguindo sua ordem temporal, isto é, a cada passo de treinamento 24 amostras de entradas teve como objetivo alvo de treinamento a 25ª amostra, e assim sucessivamente até alcançar como objetivo de treino o último valor amostral da série. Este processo consiste no método de aprendizagem supervisionada com entradas atrasadas no tempo, esclarecido por Silva, Spatti e Flauzino (2016) (SILVA; SPATTI; FLAUZINO, 2016). Exemplificado na Figura 18, tem-se a estrutura da RNA PM e o esquemático de como se procedeu o treinamento pela aprendizagem supervisionada.

Figura 18 – Estrutura da RNA PM e esquemático da aprendizagem supervisionada



A validação e previsão seguiram o mesmo processo, sendo as entradas da RNA PM as 24 amostras anteriores ao objetivo previsto. Algo que deve ser esclarecido é que a cada passo de validação e previsão, a amostra que no primeiro passo era o objetivo real esperado, no passo seguinte passa a se tornar amostra de entrada, como uma forma de realimentação, e assim sucessivamente.

Após o processo de validação e previsão obtido pela RNA PM, foi expresso a composição horária de geração de energia elétrica do SSB frente a sua carga em suas condições reais, realizando assim as estimativas da geração térmica à GN para complementariedade de demanda. Os limites de geração térmica foram referidos a sua capacidade máxima de geração com base no seu histórico de operação dentre o período utilizado para emprego do MMC, sendo ela empregada para atendimento da carga após o aproveitamento disponível da geração hídrica e eólica. A partir do momento em que o limite máximo de geração térmica for atingido foi requerida geração térmica à GN para suprir a demanda, de maneira a complementar as demais fontes. A Tabela 3 ilustra os limites máximos de geração para cada fonte de geração de acordo com o histórico de operação do banco de dados em estudo.

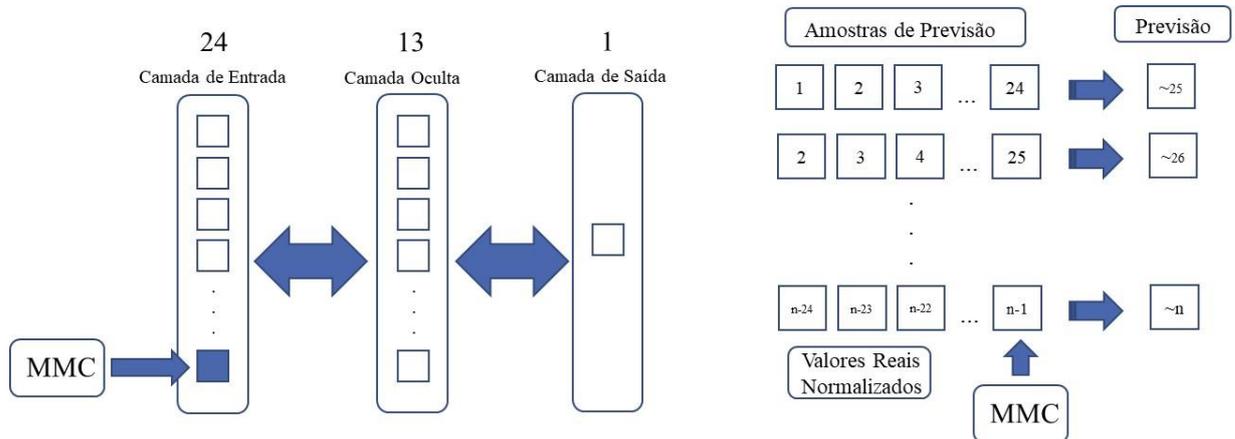
Tabela 3 – Limites máximos de geração do SSB

Fonte	Geração (MW médios)	Data - Hora
Hídrica	15.140,70	20/06/2017 - 18
Eólica	1.679,68	10/08/2017 - 20
Térmica	2.110,53	19/10/2017 - 18

Fonte: Autor.

Os cenários obtidos por MMC foram empregados como amostra de entrada da RNA PM para o dia de previsão. Para isso foi realizada uma adaptação do modelo para previsão de geração real no curto prazo, isto é, os cenários de MMC foram utilizados para previsão de geração horária sendo empregados exclusivamente na última entrada da RNA PM. Desta forma, a Figura 19 esclarece como foi empregado os cenários obtidos por MMC para previsão de geração pela RNA PM.

Figura 19 – Estrutura da RNA PM com a inserção dos cenários de MMC



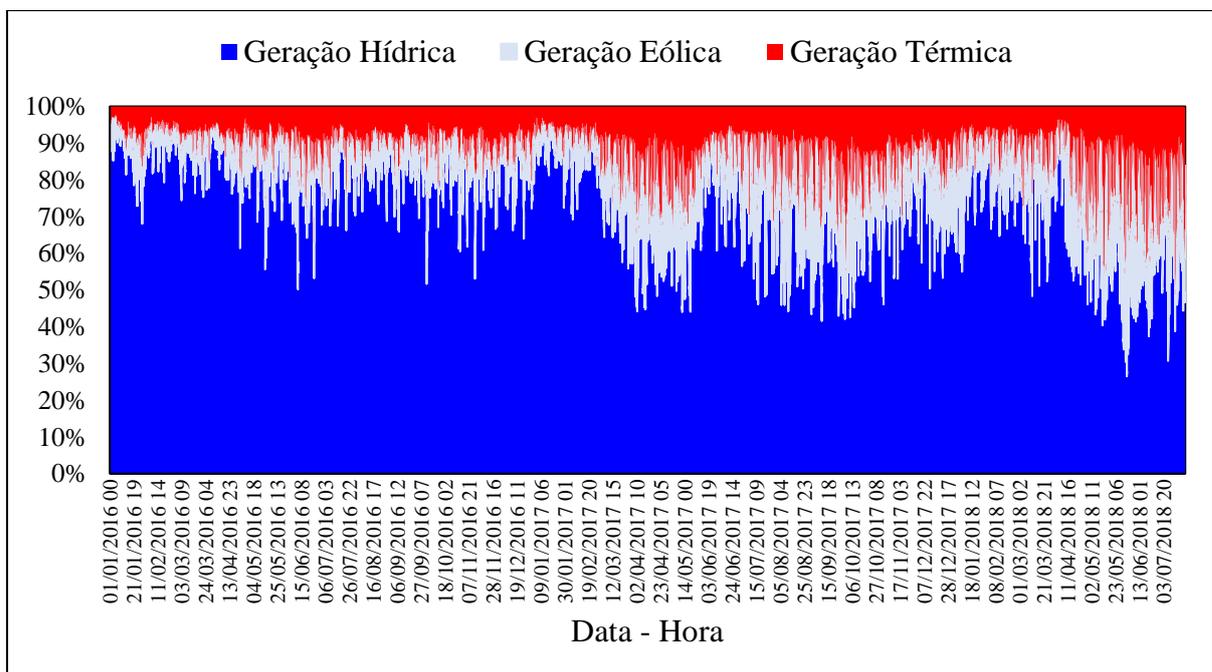
Fonte: Autor.

Em estudos de previsão de carga e de previsão de geração de energia elétrica, o valor mais recente do alvo de previsão possui maiores índices de autocorrelação das amostras e conseqüente maior contribuição para uma previsão assertiva (BOROOJENI et al., 2017). Com isso os resultados de geração tendem a manter seu padrão de comportamento, havendo apenas uma tendência para o cenário em estudo.

4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

A produção de energia elétrica dos parques geradores que compõem o SSB são classificadas por três tipos diferentes de fontes, sendo elas geração hídrica, eólica e térmica. A Figura 20 ilustra como veio se comportando a produção de energia elétrica perante os recursos disponíveis pela matriz de geração do SSB no período que antecede às amostras empregadas na RNA PM deste estudo.

Figura 20 – Composição global de geração do SSB



Fonte: Autor.

De maneira agrupada, tem-se a composição final de geração para cada tipo diferente de fonte que compõem o SIN nesta região. Referente a geração global mostrada pela Figura 20, foi possível identificar a soberania da geração hídrica neste subsistema, bem como sua gradativa redução ao longo do tempo. Também, a presença da geração eólica cada vez mais marcante na composição global de geração do SSB e paralelamente a geração térmica trazendo consigo a atribuição de complementariedade.

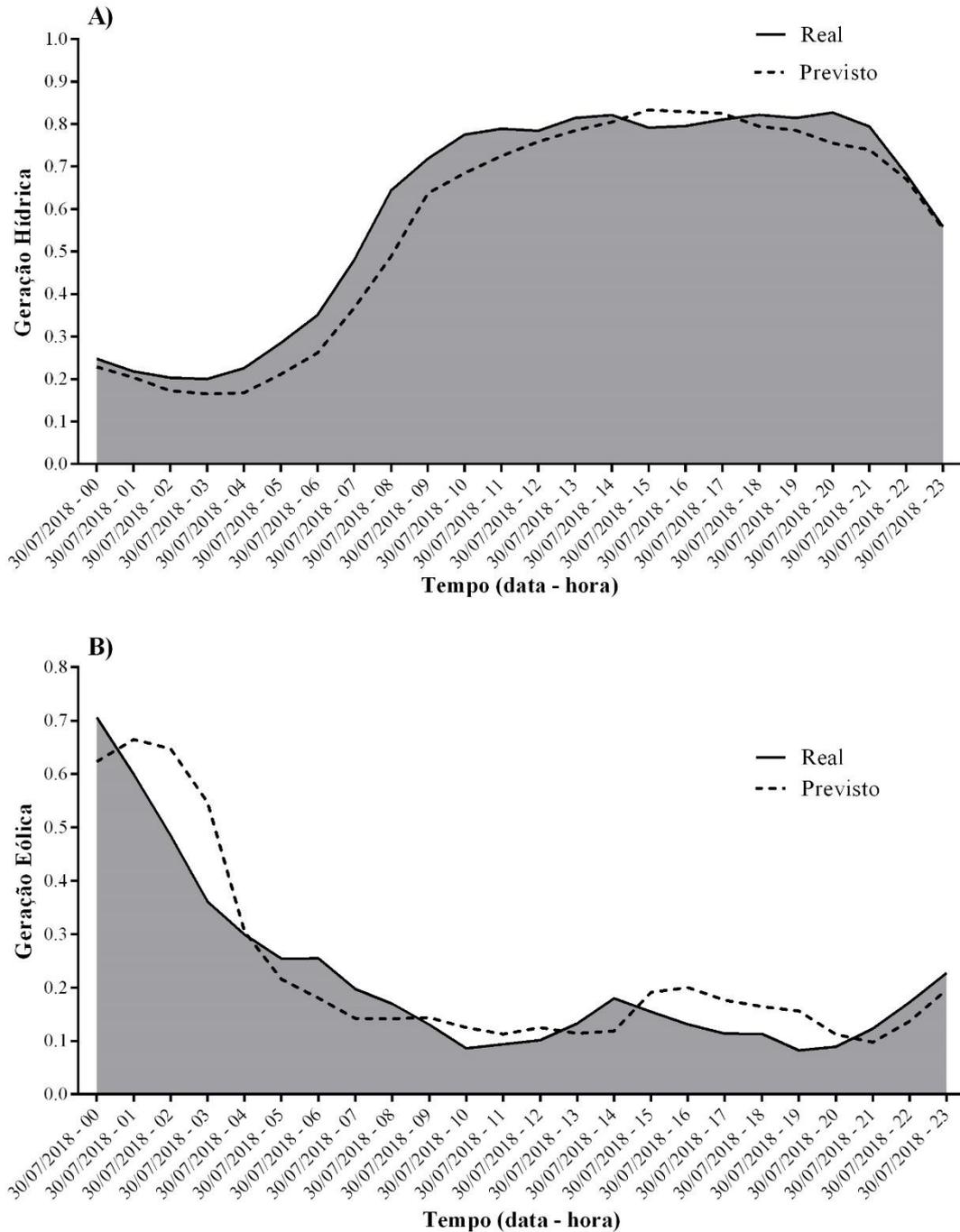
4.1 VALIDAÇÃO – RNA PM

Em geral, o agrupamento dos dados de geração de energia eólica de maneira global reduz o erro de previsão. A literatura mostra que para um modelo predictor de poucas horas a frente o valor de 5% de *MAE* de sua capacidade nominal é considerada uma resposta adequada, e que *RMSE* é geralmente na faixa 10% em praticamente todos os modelos (ACKERMANN et al., 2009; AHLSTROM; ZAVADIL, 2005; FOLEY et al., 2012; SMITH et al., 2009).

No estudo de Estoperez e Nagasaka (2005) a abordagem de RNA PM para previsão de descarga semanal de uma microcentral hidrelétrica foi bem sucedida, onde se estimou o nível do reservatório e com isso determinou-se o cronograma de geração desta usina, tendo como resultado de validação para o treinamento da rede *MAE* inferior a 5% e *RMSE* de 6,4%. Outras literaturas trazem o uso de RNA para previsão de geração (AHMAD; HOSSAIN, 2020; KOSTIĆ; STOJKOVIĆ; PROHASKA, 2016; NACAR; HINIS; KANKAL, 2018; SHANG et al., 2019), contudo, para validação da RNA PM foram utilizados os parâmetros empregados no estudo citado acima (ESTOPEREZ; NAGASAKA, 2005).

A validação do treinamento da RNA PM tem a função de monitorar o desempenho, averiguando se a aprendizagem da rede está ocorrendo de maneira adequada sendo avaliada por *MAE* e *RMSE*, sem ocorrer treinamento excessivo, sendo este um problema que pode causar ineficácia de previsão de resultados esperados, e prejudicar a capacidade de generalização (ESTOPEREZ; NAGASAKA, 2005). O processo de validação do presente trabalho contou com as amostras de geração do dia 29/07/2018 como entrada da rede para validação, estimando a geração do dia 30/07/2018, seguindo o passo das 24 amostras anteriores ao alvo de previsão. Os resultados obtidos para a validação do treinamento podem ser vistos na Figura 21, onde foi possível observar o comportamento da curva de real e prevista para geração hídrica em (A), e geração eólica em (B).

Figura 21 – A) Validação do treinamento da RNA PM para Geração Hídrica
 B) Validação do treinamento da RNA PM para Geração Eólica



Fonte: Autor.

Conforme Diniz e Maceira (2008), a aplicação numérica para problemas de despacho hidrotérmico de curto prazo possui um bom desempenho, obtendo baixos erros relativos para

geração das usinas hidrelétricas em comparação com à geração real (DINIZ; MACEIRA, 2008). O processo de validação de Geração Hídrica e Geração Eólica obteve resultados satisfatórios, tendo suas taxas de erros abaixo dos parâmetros estipulados pela literatura (ESTOPEREZ; NAGASAKA, 2005; FOLEY et al., 2012), conforme consta na Tabela 4. A partir dos resultados obtidos na etapa de validação de treinamento da RNA PM foi possível verificar que a rede estava aferida e pronta para realizar o processo de previsão, sendo os erros de treinamento e de validação na faixa de 5% referidos a *MAE*, e *RMSE* de 6,12% e 6,80% para validação do treinamento da RNA PM das amostras de Geração Hídrica e Geração Eólica, respectivamente.

Tabela 4 – Parâmetros para validação da RNA PM

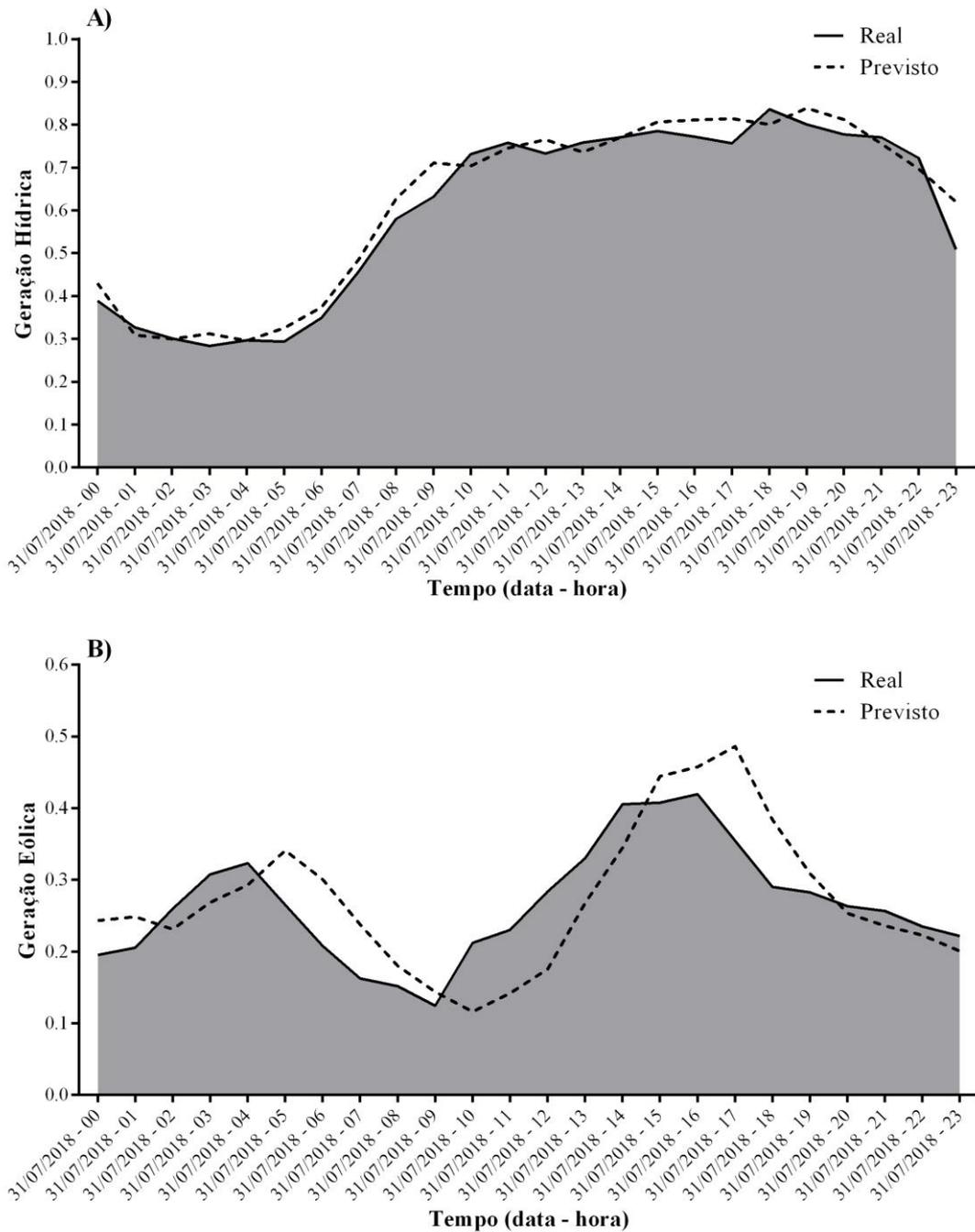
30/07/2018		Geração Hídrica	Geração Eólica
<i>Mt</i>		1	1
<i>TAp</i>		0,04	0,01
<i>MAE</i> treinamento		2,90%	4,70%
Validação	<i>MAE</i>	4,93%	5,33%
	<i>RMSE</i>	6,12%	6,80%

Fonte: Autor.

4.2 PREVISÃO – RNA PM

Após finalizada a validação do treinamento da RNA PM, foi realizada a previsão de geração para as fontes hídricas e eólicas para o dia 31/07/2018, contando como entradas as últimas 24 amostras de geração ao horário alvo de previsão. A Figura 22 ilustra como foi o comportamento do modelo predictor trazendo a estimativa de geração em confronto com a curva de comportamento da geração real para o dia.

Figura 22 – A) Previsão da RNA PM para Geração Hídrica
B) Previsão da RNA PM para Geração Eólica



Fonte: Autor.

Na Figura 22 A) fica evidente a estabilidade no comportamento da geração hídrica, que por se tratar de um dos recursos energéticos renováveis mais aprimorados, sua operação de curto e curtíssimo prazo tendem a manter-se inalterados em relação a dias anteriores se não houver mudanças no comportamento de carga e das condições meteorológicas (FENG; NIU;

CHENG, 2019). Em contraponto disso, a Figura 22 B) ilustra a oscilação causada na geração de energia eólica, o que está relacionado à característica intermitente a ela atribuído. Contudo, os resultados de previsão obtidos pela RNA PM foram similares ou superiores a etapa de validação, como mostra a Tabela 5 onde estão os valores dos erros de previsão.

Tabela 5 – Parâmetros para previsão da RNA PM

31/07/2018		Geração Hídrica	Geração Eólica
<i>Mt</i>		1	1
<i>TAp</i>		0,04	0,01
<i>MAE</i> treinamento		2,90%	4,70%
Previsão	<i>MAE</i>	3,22%	5,36%
	<i>RMSE</i>	4,01%	6,31%

Fonte: Autor.

Os erros de previsão alcançados pelo modelo para o dia de previsão para Geração Hídrica tiveram significativa melhora em relação a validação do modelo, que foi de 4,93% para 3,22% para *MAE*, e de 6,12% para 4,01% os valores de *RMSE* para validação e previsão, respectivamente. Isso reafirma que a RNA PM possui índices confiáveis de previsibilidade trazendo consigo respostas adequadas para previsão de curto prazo. Já os erros de previsão para Geração Eólica não tiveram importante ou grande variação de *MAE*, que foi de 5,33% de validação, contra 5,36% de previsão. Contudo, houve uma pequena melhora no *RMSE*, que foi de 6,80% na etapa de validação e 6,31% para os resultados do dia escolhido para previsão. Estes resultados são aceitáveis em se tratando de uma fonte de geração intermitente e com baixa previsibilidade.

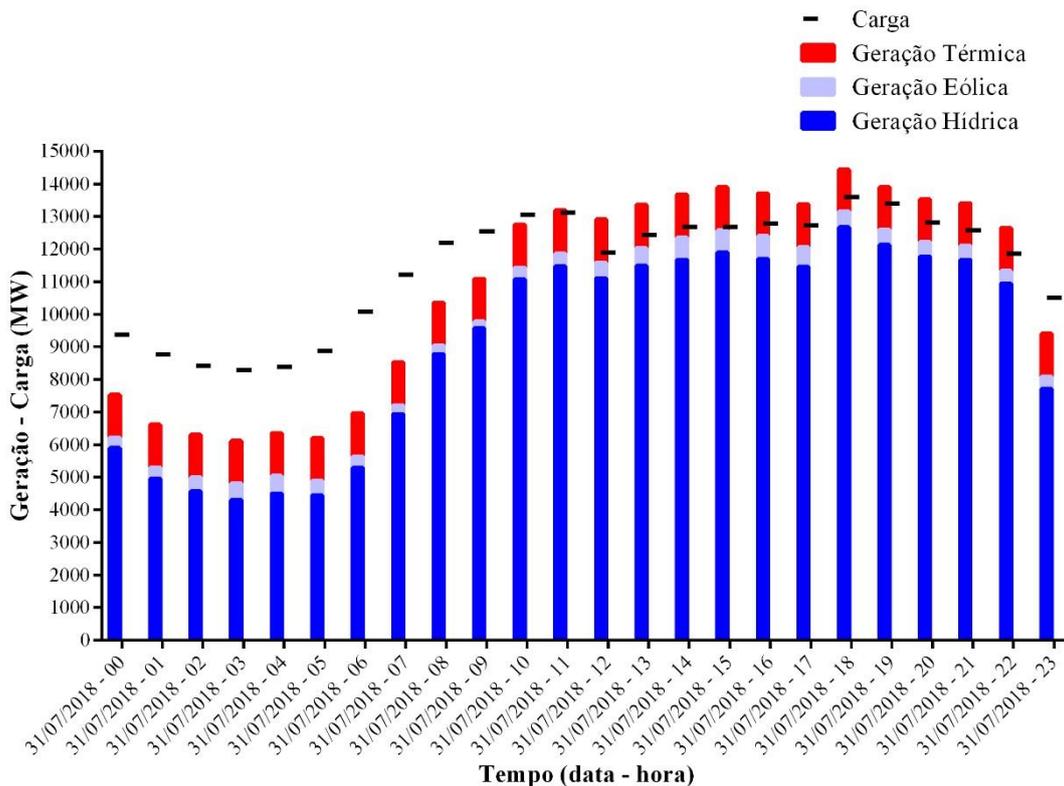
4.3 COMPOSIÇÃO REAL DA CARGA E GERAÇÃO DO SSB

O Sistema elétrico Brasileiro possui uma matriz de geração energia diversificada, porém a preponderância da geração hídrica é uma característica marcante. A operação e coordenação de um sistema de larga escala com características desse nível, e o aumento exponencial da participação de energias renováveis (em especial a geração eólica) requer uma forte participação de energia firme complementar, no caso este com usinas térmicas. Como mencionado por Rego et al. (2017), no Brasil as usinas hidrelétricas e eólicas funcionam como geração de base, operando de maneira constante durante o ano todo, em alguns casos possuindo

capacidade de variações com a carga, sendo essa atribuição imposta as usinas térmicas que possuem total disponibilidade de operação perante disponibilidade de matéria prima para sua operação (REGO et al., 2017). No SSB não é diferente, a composição da matriz de geração desta região é composta por usinas de geração hídrica, eólica e térmica.

O ONS é o órgão responsável pela coordenação e operação do SIN e é a ele atribuído o controle de despacho das unidades geradoras. O fato de o sistema elétrico brasileiro estar interligado de norte a sul possibilita intercâmbios de uma região para a outra, trazendo garantias de atendimento a carga, bem como redução de custos, sendo assim possível usufruir com maior vigor de usinas que tem baixos custos de operação e disponibilidade intermitente de operação. Nesse sentido, é de extrema importância a avaliação da contribuição de cada fonte de energia para o atendimento da demanda. A Figura 23 ilustra a participação de cada fonte geradora de energia elétrica na composição final para atendimento da carga para o dia 31/07/2018.

Figura 23 – Operação real de Carga x Geração para o SSB



Fonte: Autor.

Tendo em vista as circunstâncias citadas no estudo de Feng, Niu e Cheng (2019), de que a hidroeletricidade é um recurso renovável estável e aprimorado, e que seu comportamento se

assemelha a dias anteriores se não houver mudanças no comportamento de carga e das condições meteorológicas, e ainda, pela energia das hidrelétricas ser a base de geração no Brasil seu comportamento se assemelha ao comportamento da carga (FENG; NIU; CHENG, 2019). Os resultados de operação do SSB descrito na Figura 23 expõem o déficit ocasionado pelo não atendimento da carga em alguns horários do dia, e um superávit nos demais horários. Isso evidencia a questão dos intercâmbios entre subsistemas maximizando o aproveitamento de geração que pode ser de usinas hidrelétricas a fio d'água, parques eólicos, e até mesmo períodos chuvosos nas bacias localizadas neste e em outros subsistemas. A Tabela 6 mostra os valores médios do balanço de carga pela geração e traz o resultado de energia importada de outros subsistemas através do intercâmbio.

Tabela 6 – Balanço Carga x Geração do SSB (Valores em MW médios)

Data	Geração			Intercâmbio	Carga
	Hídrica	Eólica	Térmica		
31/07/2018	9.081,25	447,33	1.313,97	-588,97	11.431,52

Fonte: Autor.

A interconexão dos subsistemas traz grandes vantagens referentes aos intercâmbios e em relação a otimização dos recursos energéticos disponíveis para geração de energia elétrica. Entretanto, o SSB possui saldo positivo no balanço de carga e geração, tanto que a Usina de Itaipu tem toda sua geração (geração pertencente ao Brasil e geração não consumida pelo Paraguai) exportada para o atendimento de carga do subsistema Sudeste/Centro Oeste (MENDES; BELUCO; CANALES, 2017). Tendo em vista essas circunstâncias, as simulações de previsão de geração energia elétrica obtidas pela RNA PM e as estimativas através dos cenários de MMC desconsideram a interconexão com os demais subsistemas para importação de energia elétrica, considerando apenas a exportação do excedente de produção de base (Hídrica e Eólica), tratando o SSB de maneira independente, porém com carga e geração centralizadas.

4.4 SIMULAÇÃO DA GERAÇÃO TÉRMICA EM ATENDIMENTO A CARGA

No Brasil, é esperado a redução do consumo de GN para geração de energia elétrica para os próximos 5 anos, isso pelo fato de regularização das condições hidrológicas observadas no ano de 2018, bem como a entrada em operação de grandes empreendimentos hidrelétricos.

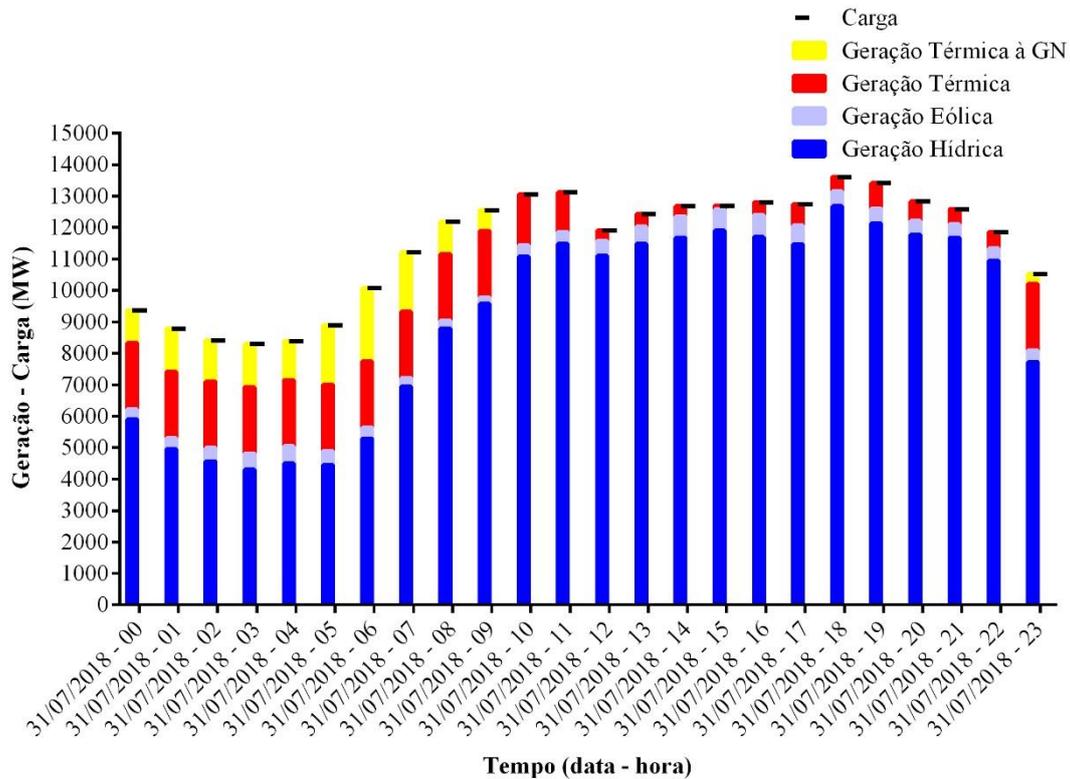
Contudo, a partir de 2023 é esperado um crescimento econômico que irá demandar um crescimento de GN, associado a complementação de potência de ponta e, paralelamente à integração de empreendimentos renováveis no parque de geração que requer garantia física de energia firme para sua complementariedade, e que dentre as alternativas a curto prazo as termelétricas à GN terão papel fundamental (MME; EPE, 2018).

A substituição de usinas com maior emissão de GEE prevista até 2027 na matriz de geração brasileira contará com a presença marcante das termelétricas à GN, que visa a substituição da oferta de 3.000 MW de termelétricas a base de óleo diesel, carvão mineral e outros combustíveis mais agressivos ao meio ambiente. Sendo assim, dentre as usinas térmicas que compõem o parque de geração do Brasil, as usinas termelétricas à GN são tidas como referência natural para expansão a curto e médio prazo (MME; EPE, 2018).

Outra aplicação marcante imposta às termelétricas à GN será em reduzir os riscos da operação futura, isto é, ao apresentar baixa disponibilidade dos reservatórios das usinas hidrelétrica entrarão em operação usinas termelétricas. Esta manobra terá como intuito a função de preservar a flexibilidade das hidrelétricas e compor o balanço mensal de energia, tendo o ponto de vista do operador para seu acionamento sem comprometer o planejamento da operação (MME; EPE, 2018). O estudo de MME e EPE (2018) ainda mostra que o papel dessa fonte para complementação de energia terá baixo fator de capacidade, sendo de uso frequente mas com expectativa de poucas horas de operação, justificando o atendimento para ponta (MME; EPE, 2018).

Como forma de avaliação da capacidade de atendimento da carga pela complementariedade imposta a geração térmica à GN, a Figura 24 simula como seria o balanço real de carga pela geração sem importação de energia elétrica por intercâmbios. A necessidade de complementação por geração térmica e térmica à GN simulada para atendimento de carga teve participação durante todas as horas do dia.

Figura 24 – Balanço Carga x Geração simulada para operação real do SSB



Fonte: Autor.

Para o atendimento da carga foi necessária contribuição de máxima geração térmica de 2.110,53 MW médios das 00h às 9h, e as 23h, e geração mínima 112,00 MW médios às 15 horas. A composição da geração complementar para atendimento da carga vista na Figura 22 tem como máxima demanda de energia térmica à GN as 6 horas requerendo uma capacidade de 2.231,31 MW médios, além da geração máxima das usinas térmicas que compõem o SSB. Com isso foi possível observar que apesar de a energia térmica à GN ser designada para atendimento de ponta ou complementariedade ocasionada pela intermitência por parte da geração eólica (BERRY, 2005), ou ainda por restrições de geração hídrica, seu valor de máxima geração está situada fora dos horários de demanda máxima. A Tabela 7 informa os valores máximos, mínimos e médias da composição da geração de energia elétrica do SSB.

Tabela 7 – Composição da geração do SSB para atendimento de carga

31/07/2018	Geração (MW médios)		
	Média	Máximo - hora	Mínimo - hora
Hídrica	9.081,25	12.665,07 - 18	4.294,89 - 03
Eólica	447,33	704,18 - 16	208,98 - 09
Térmica	1.301,03	2.110,53 - *	112,00 - 15
Térmica à GN	601,91	2.331,31 - 06	0,00 - *

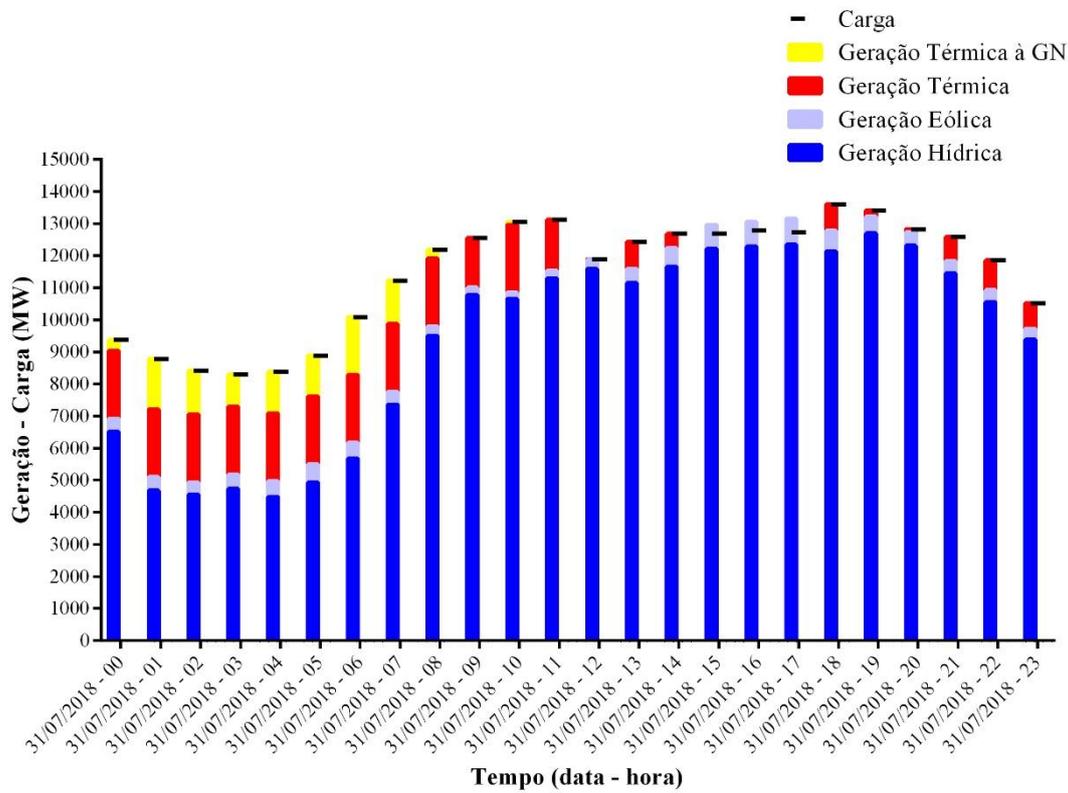
Fonte: Autor. Nota: * = mais de uma hora durante o dia

Outro fato importante e que sinaliza ainda mais a importância da geração hídrica na composição da matriz energética de energia elétrica, foi que a carga máxima do SSB é as 18 horas com um valor de 13.606,75 MW médios, que coincide com o mesmo horário de máxima geração hídrica, que foi de 12.665,07 MW médios. Os valores de mínimos de carga e geração hídrica também coincidem, sendo atribuídos às 3 horas e valores de 8.287,53 e 4.294,89 MW médios para carga e geração hídrica, respectivamente.

4.5 PREVISÃO DE GERAÇÃO COMPLEMENTAR TÉRMICA À GN

A partir da previsão de geração de energia elétrica realizada pela RNA PM como demonstrado na seção 4.2 para o dia em estudo, foram obtidas as curvas de geração de hídrica e eólica que para análise de complementariedade de atendimento de carga teve os resultados apresentados na Figura 25. Os resultados obtidos de geração térmica à GN foram semelhantes aos obtidos para atendimento justificando os baixos erros obtidos pelo modelo previsor, em que foi necessária geração térmica em sua capacidade máxima durante o período das horas iniciais e complementariedade de geração térmica à GN. As respostas obtidas pela modulação de energia térmica à GN foram de máximo valor as 06 horas com um montante de 1.793,11 MW médios, e sem geração por fontes térmicas nos períodos das 15,16 e 17 horas, horários em que houve geração excedente que extrapolam a curva de carga para o horário, valores estes que podem ser verificados no Apêndice B.

Figura 25 – Balanço Carga x Geração para previsão de operação real do SSB



Fonte: Autor.

A Tabela 8 informa de maneira mais clara os resultados obtidos pela modulação da geração perante a carga real. As usinas termelétricas movidas à GN possuem a capacidade de mudar sua produção de energia elétrica rapidamente mantendo o balanço de carga e geração equilibradas, e ainda fornece flexibilidade de geração que vem auxiliar as limitações da rede para acomodar desequilíbrios de energia a curto prazo (TOVAR-RAMÍREZ et al., 2019). Como citado no decorrer deste estudo, usinas termelétricas de partida rápida à GN estão entre as soluções tecnológicas para atender à demanda de potência do sistema elétrico brasileiro motivado pelo amadurecimento da extração de GN provindo do Pré-sal que reafirma as alterações operativas previstas para este decênio, no que se refere na preservação dos reservatórios e a disponibilidade e flexibilidade de operação (MME; EPE, 2017, 2018; TOLMASQUIM, 2016).

Tabela 8 – Composição da geração prevista para SSB

31/07/2018	Geração (MW médios)		
	Média	Máximo - hora	Mínimo - hora
Hídrica	9.369,34	12.699,63 - 19	4.481,62 - 04
Eólica	456,48	816,20 - 17	195,00 - 10
Térmica	1.213,37	2.110,53 - *	0,00 - *
Térmica à GN	431,43	1.793,11 - 06	0,00 - *

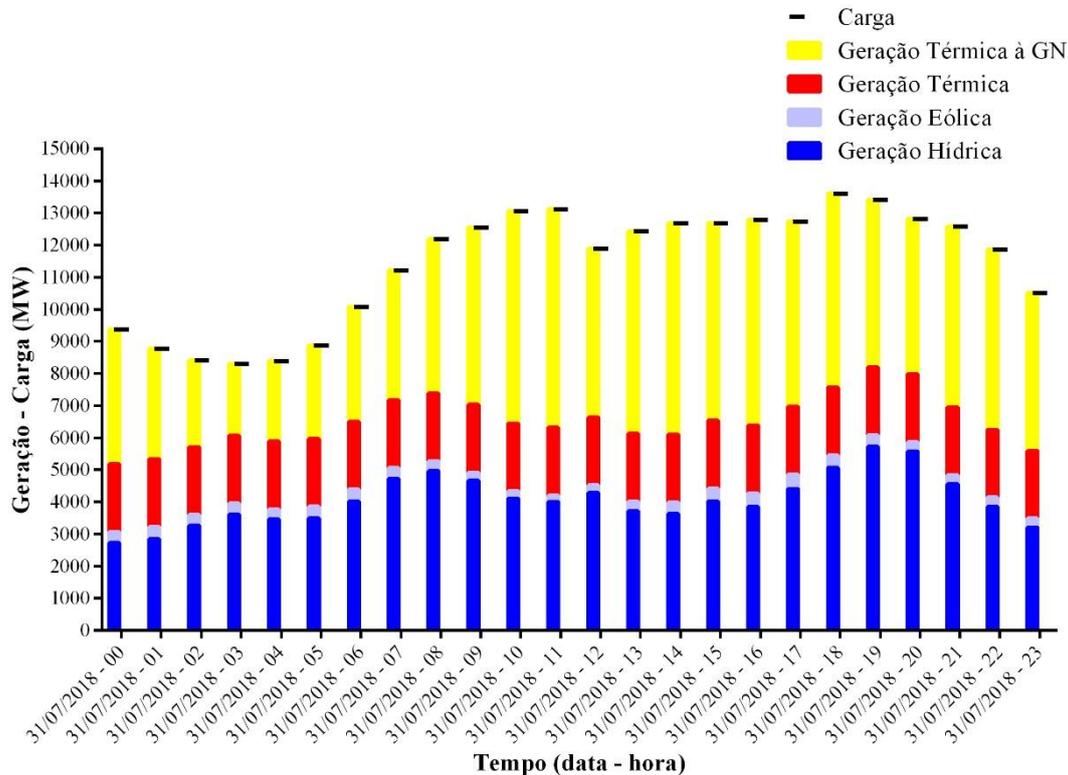
Fonte: Autor. Nota: * = mais de uma hora durante o dia

4.6 CENÁRIO CRÍTICO

Em cenários com condições críticas de operação, as fontes não controláveis de energia elétrica devem dispor de fontes controláveis para garantir a segurança do sistema em funcionamento (TOLMASQUIM, 2016). A base de geração de energia elétrica do SSB é composta pela geração hidrelétrica, tendo como complementação a geração térmica em situações de escassez hidrológica e proporcionando flexibilidade operativa ao SIN (TOLMASQUIM, 2016).

A geração termelétrica à GN na atualidade está associada à expansão de unidades geradoras provindas de energias renováveis, isto é, tem a função de serem acionadas nos instantes de indisponibilidade pela estocástica desta fontes (TOLMASQUIM, 2016). Conforme esclarece Odetayo et al. (2018), há expectativas de que a participação do GN para geração de eletricidade permaneça com tendência ascendente a nível mundial, e respectivamente o aumento da relação entre eletricidade e o sistema de transporte de GN (ODETAYO et al., 2018). Considerando o cenário hipotético de operação crítica de geração hídrica e eólica para o dia em estudo, a Figura 26 ilustra como seria a composição do balanço de carga pela geração.

Figura 26 – Balanço Carga x Geração frente ao cenário crítico de operação do SSB



Fonte: Autor.

A participação da geração térmica à GN para o cenário crítico teve acréscimo acentuado em analogia com o comportamento real, estando sua máxima geração às 11 horas com um valor de 6.803,83 MW médios, e mínimo valor 2.223,37 MW médios às 3 horas. Para o atendimento da carga foi necessária a participação ininterrupta da geração térmica durante as 24 horas do dia. Quanto maior for a participação e dependência de fontes não controláveis de geração de energia elétrica para atendimento da carga, maior a dependência por geração de energia firme (TOLMASQUIM, 2016). Outro ponto que vale o destaque é de que nessas circunstâncias haverá momentos em que a demanda máxima de geração controlável, no caso em estudo a geração térmica à GN, terá seu maior emprego fora dos horários de ponta (TOLMASQUIM, 2016).

Isso evidencia o comportamento de máxima exigência de energia térmica à GN fora do horário de ponta, onde que a contribuição das demais fontes que compõem a matriz de geração do SSB tiveram reduções significativas na composição final para atendimento de carga. A média de geração térmica à GN para o cenário crítico ficou em 4.921,89 MW médios, estando

este valor acima da média da geração hídrica que possui o valor de 4.071,06 MW médios. Estas informações se encontram na Tabela 9 que traz os valores que foram obtidos pela RNA PM através dos cenários do MMC (Apêndice C).

Tabela 9 – Composição da geração prevista para Cenário Crítico para SSB

31/07/2018	Geração (MW médios)		
	Média	Máximo - hora	Mínimo - hora
Hídrica	4.071,06	5.716,57 - 19	2.727,46 - 00
Eólica	328,03	455,44 - 17	198,60 - 11
Térmica	2.110,53	2.110,53 - *	2.110,53 - *
Térmica à GN	4.921,89	6.803,83 - 11	2.223,37 - 03

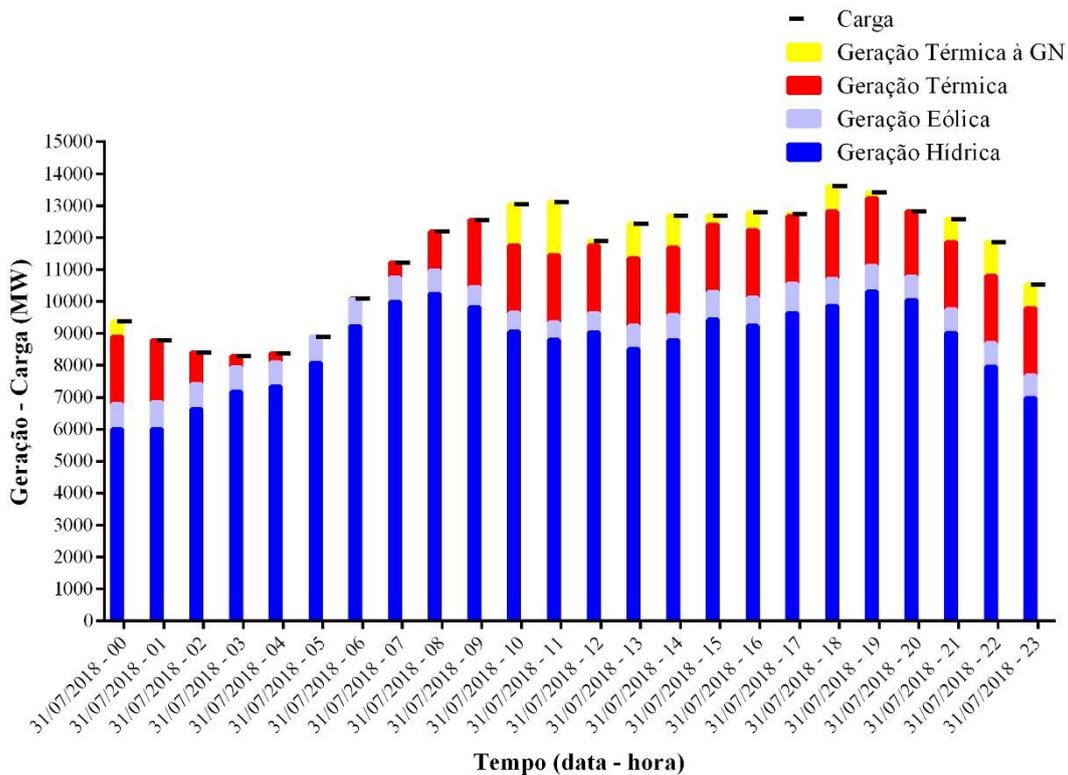
Fonte: Autor. Nota: * = mais de uma hora durante o dia

Estas condições estabelecidas pelo cenário crítico de operação trariam sérias complicações, uma vez que os custos operativos das termelétricas são superiores as demais. Outra questão relevante é que no planejamento futuro de expansão, no que cabe a parcela de participação das termelétricas à GN em novos empreendimento e em substituição a outras fontes mais poluentes, necessitaria expansão de capacidade superior ao previsto no PDE 2027 para esta fonte de geração (MME; EPE, 2018). Tolmasquim (2016) reafirma que grandes variações causadas pela intermitência da geração eólica e baixa produção de energia hidrelétrica necessitam de mudanças no planejamento, sendo que as garantias de atendimento a demanda máxima do sistema não seria suficiente para atender a demanda nos instantes fora ponta (TOLMASQUIM, 2016).

4.7 CENÁRIO IDEAL

Ao cenário ideal para geração do SSB foi atribuído a idealização de condições estáveis de geração que trazem consigo o comportamento de maior similaridade com o comportamento real de operação. A Figura 27 demonstra os resultados obtidos para a previsão pela RNA PM com o cenário ideal de MMC (Apêndice C), a composição de cada uma das fontes para atendimento de carga solicitada.

Figura 27 – Balanço Carga x Geração frente ao cenário ideal de operação do SSB



Fonte: Autor.

Dos resultados alcançados para condições ideais de geração foi possível constatar que a solicitação máxima de potência referida a geração térmica à GN foi para as 11 horas com um valor de 1.664,02 MW médios, sendo este horário também um momento de demanda de carga elevada, porém considerado fora do horário de ponta do sistema (ZURN et al., 2017). Outra questão importante a salientar foi de que a partir das 7 horas a geração térmica teve atuação presente durante todo o resto do dia, bem como a 00 e 01 hora, momento em que houve o aumento gradual da geração de base. Já a participação da geração hídrica teve sua contribuição máxima às 19 horas, sendo no montante de 10.305,06 MW médios, atribuída ao atendimento para o horário de ponta. A Tabela 10 informa a composição dos valores de uma maneira mais esclarecida.

Tabela 10 – Composição da geração prevista para Cenário Ideal para SSB

31/07/2018	Geração (MW médios)		
	Média	Máximo – hora	Mínimo - hora
Hídrica	8.630,29	10.305,06 – 19	5.995,57 - 00
Eólica	759,33	923,58 – 17	545,97 - 11
Térmica	1.623,33	2.110,53 - *	0,00 - 05
Térmica à GN	419,11	1.664,02 – 11	0,00 - *

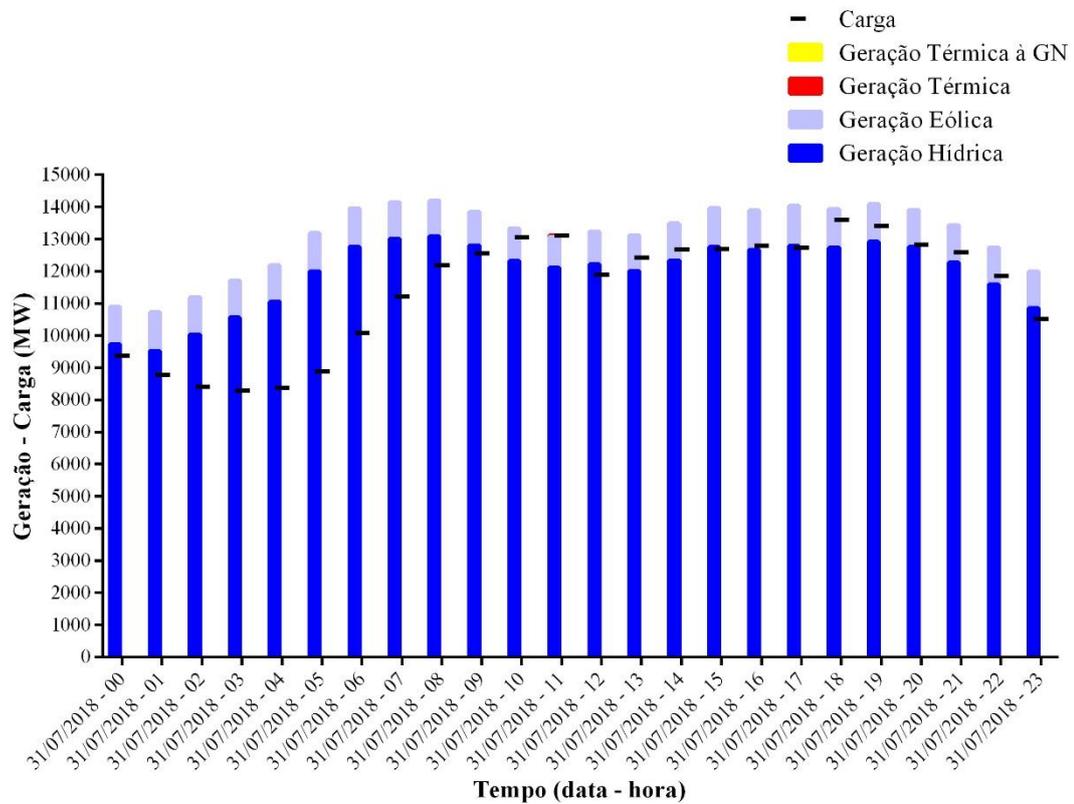
Fonte: Autor. Nota: * = mais de uma hora durante o dia

Ainda sobre o comportamento da composição de geração para atendimento da carga com condições ideais de geração, na Figura 27 fica explícito a participação da geração hídrica e eólica como geração base, e a geração térmica e térmica à GN para complementariedade. Correspondendo com Lima, Perez e Clemente (2017), os sistema de geração hidrotérmico para atendimento de carga, usando o modelo de despacho de custo mínimo, o cenário ideal evidencia a redução da participação de geração térmica e térmica à GN nos horários de baixa carga referidos as primeiras horas do dia, tendo aumento acentuado a partir das 8 horas da manhã, contendo ainda um excedente de geração para as 5 horas no valor de 13,00 MW médios (Apêndice B).

4.8 CENÁRIO OTIMISTA

O cenário ótimo de geração foi desenvolvido com condições acima das médias de geração. A obtenção do cenário otimista exposto no Apêndice C traz consigo as condições embasadas em dados históricos de operação e a partir dele foram realizadas as previsões de condições ótimas de geração. A Figura 28 ilustra o comportamento e participação horário de cada fonte para atendimento de carga.

Figura 28 – Balanço Carga x Geração frente ao cenário otimista de operação do SSB



Fonte: Autor.

Os resultados obtidos pela RNA PM frente ao cenário otimista do MMC tiveram como resposta a participação marcante da geração hídrica, tendo como produção média de 11.948,94 MW médios, sendo este valor acima da carga média para o dia em estudo, que foi de 11.431,52 MW médios. A contribuição da geração eólica na composição final também teve resultados satisfatórios, conforme exposto na Tabela 11.

Tabela 11 – Composição da geração prevista para Cenário Otimista para SSB

31/07/2018	Geração (MW médios)		
	Média	Máximo - hora	Mínimo - hora
Hídrica	11.948,94	13.083,38 - 08	9.514,37 - 01
Eólica	1.143,32	1.253,76 - 17	971,39 - 11
Térmica	1,89	45,39 - 11	0,00 - *
Térmica à GN	0,00 - *	0,00 - *	0,00 - *

Fonte: Autor. Nota: * = mais de uma hora durante o dia

Para o atendimento da carga solicitado pelo SSB, foi necessário a complementariedade de 45,00 MW médios de geração para as 11 horas da manhã, momento único ao longo do dia que as demais fontes de geração não alcançaram a potência necessária para atender a carga. Nos demais horários do dia houve geração excedente (Apêndice B) e por consequência precisa ser exportada para outros subsistemas.

5 CONCLUSÕES

O Sistema Elétrico Brasileiro é caracterizado pela predominância de geração hidrelétrica, e fazendo parte disso há o SSB que apresenta as mesmas características, possuindo em seu mix de fontes de geração energia elétrica a participação além da geração hidrelétrica as fontes eólicas e térmicas (MME; EPE, 2017, 2018). Os problemas enfrentados pelo ONS perante a escassez de recursos hídricos ocasionando a redução de geração hidrelétrica e a alta penetração de energias não controláveis, acaba tendo que recorrer a geração termelétrica, a fim de garantir o atendimento de carga.

Frente a isso faz-se necessário o auxílio de ferramentas computacionais para auxílio na tomada de decisões de planejamento, coordenação e operação do sistema elétrico. Embora a geração das termelétricas à GN apresentem custos operativos elevados, a curto prazo são tidas como referência de expansão por possuir rápida instalação, flexibilidade de operação e ampla disposição de combustível para seu funcionamento. Ainda, o GN do Pré-sal trará grandes benefícios como redução dos riscos associados às oscilações do preço internacional e redução de preços da energia elétrica paga pelo consumidor.

A composição da geração de energia elétrica para o SSB frente a sua carga foi expressa de maneira a atender totalmente a demanda sem a importação de energia de outros subsistemas. O atendimento real trouxe como realmente se comportou o balanço de carga pela geração, e em analogia foi simulada a composição da geração frente a sua carga sem importação de energia. Fica evidente que em condições reais de operação os aproveitamentos dos intercâmbios de energia nas horas iniciais do dia são explorados, contudo a simulação da energia térmica e térmica à GN pela sua flexibilidade operativa são inevitáveis para complementariedade da demanda total requerida.

A previsão da composição de geração de energia elétrica para atendimento da carga do SSB foi realizada com o intuito de averiguar o potencial de cada uma das fontes de geração desconsiderando a importação de potência de outros subsistemas e os custos de operação. Os resultados alcançados pela previsão da RNA PM trazem uma perspectiva de como seria a operação do SSB em relação a complementariedade de potência,

A partir dos cenários obtidos pelo MMC e posterior emprego na RNA PM trouxe consigo a vulnerabilidade do SSB que ocorreria caso estivesse operando em condições críticas de geração, onde haveria uma grande demanda de geração térmica à GN simulada, reafirmando a importância dos intercâmbios de energias de outros subsistemas pelo SIN. Em condições

ideais a operação do SSB teria equivalência as condições previstas pela RNA PM e ainda possuindo exportação de excedente de energia em algumas horas do dia. Já em condições ótimas, o SSB teria excedentes de energia durante quase todos os horários do dia, tendo como resguardo a geração térmica para precaução de complementariedade.

Outra questão importante foi de que a solicitação de energia térmica e térmica à GN nem sempre tiveram sua máxima produção nos horários pré-estabelecidos como ponta, e também nem sempre empregados em horários de máxima demanda. Portanto fica evidenciado sua atribuição de forma a complementar a baixa de produção das demais fontes que compõem o SSB.

Com os resultados obtidos nas previsões pela RNA PM reitera que o uso de ferramentas computacionais vem cada vez mais fortalecer a precisão de modelos de previsão a curto prazo, trazendo consigo robustez e agilidade. Ainda, com o MMC que traz consigo a análise probabilística do comportamento do sistema de geração de energia elétrica, sendo uma ferramenta de grande valia que permitiu projetar o comportamento futuro através de dados passados sem comprometer a acurácia do modelo.

Dessa forma, conclui-se que a previsão de geração de energia elétrica auxilia na operação de curto prazo, trazendo consigo estimativas de disponibilidade das fontes de geração intermitentes e de base, e complementariedade por energia firme, a fim de realizar o balanço ideal de carga pela geração. Da mesma maneira, auxilia na expansão de novos empreendimentos tendo em vista o crescimento da demanda e possíveis baixas de produção ocasionadas por fatores climáticos, sazonais e meteorológicos.

5.1 PERSPECTIVAS

A diversificação do *mix* de energia da matriz de geração elétrica em âmbito nacional, a alta penetração de energias renováveis e intermitentes, bem como a redução da participação das hidrelétricas na composição final de atendimento da carga irá demandar a cada vez mais a participação de energia firme para manter o sistema em pleno funcionamento dentro dos limites de segurança e confiabilidade. A geração térmica à GN terá como principais funcionalidades a complementação de potência de ponta e, paralelamente à integração de empreendimentos renováveis no parque de geração, que requer garantia física de energia firme para sua complementariedade, e que dentre as alternativas a curto prazo as termelétricas à GN são tidas como referência no planejamento de expansão.

Considerando o contexto descrito, os principais assuntos para desenvolvimento de trabalhos futuros se referem aos seguintes temas:

- Realizar uma revisão geral e atualizada sobre os modelos previsores para os diferentes tipos de geração, bem como quais variáveis são empregadas em cada modelo;
- Coletar os dados de geração de energia elétrica de cada tipo de fonte que compõem o SIN;
- Coletar dados meteorológicos e previsões climáticas;
- Avaliar a disponibilidade de GN provinda da oferta nacional e importação;
- Avaliar as perspectivas de planejamento futuro informadas pelo PDE anualmente;
- Realizar a estratificação do banco de dados para emprego no modelo de previsão via RNA por um processo de *Deep Learning*;
- Empregar análise probabilística para gerar multicenários que farão parte do modelo preditor;
- Comparar os resultados obtidos pelo modelo previsor com os dados reais informados pelo ONS;
- Prever, através análise histórica e dos multicenários, o montante de energia elétrica disponível por cada tipo de fonte;
- Modelar a geração das usinas termelétricas à GN;
- Propor o despacho de usinas termelétricas à GN para atendimento de ponta e complementação na indisponibilidade das fontes renováveis;
- Sugerir expansão de capacidade de energia firme (termelétricas à GN) futura do parque de geração brasileiro;

REFERÊNCIAS

ABEGÁS. **Associação Brasileira das Empresas Distribuidoras de Gás Canalizado (ABEGÁS)**. Disponível em: <<https://www.abegas.org.br/portal/?p=68638>>. Acesso em: 10 out. 2018.

ABEGÁS. **Associação Brasileira das Empresas Distribuidoras de Gás Canalizado (ABEGÁS)**. Disponível em: <<https://www.abegas.org.br/geracao-eletrica>>. Acesso em: 13 abr. 2019.

ACKERMANN, T. et al. Where the wind blows: Power Management and Forecasting in Areas with High Wind-Energy Penetration Levels. **IEEE Power and Energy Magazine**, v. 7, n. 6, p. 65–75, nov. 2009.

AHLSTROM, M. L.; ZAVADIL, R. M. **The Role of Wind Forecasting in Grid Operations & Reliability**. 2005 IEEE/PES Transmission & Distribution Conference & Exposition: Asia and Pacific. **Anais...** Dalian, China: IEEE, 2005. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/document/1547203/>>. Acesso em: 15 jun. 2019.

AHMAD, S. K.; HOSSAIN, F. Maximizing energy production from hydropower dams using short-term weather forecasts. **Renewable Energy**, v. 146, p. 1560–1577, fev. 2020.

AHMAD, T. et al. Supervised based machine learning models for short, medium and long-term energy prediction in distinct building environment. **Energy**, v. 158, p. 17–32, set. 2018.

AK, R. et al. Adequacy assessment of a wind-integrated system using neural network-based interval predictions of wind power generation and load. **International Journal of Electrical Power & Energy Systems**, v. 95, p. 213–226, fev. 2018.

ANEEL. **Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL)**. Disponível em: <<http://www.aneel.gov.br/>>. Acesso em: 5 set. 2018.

ANEEL. **RESOLUÇÃO NORMATIVA Nº 425, DE 1º DE FEVEREIRO DE 2011**. Disponível em: <<http://www2.aneel.gov.br/cedoc/ren2011425.pdf>>. Acesso em: 18 ago. 2018.

ANP. **Agência Nacional do Petróleo, Gás Natural e Biocombustíveis (ANP)**. Disponível em: <<http://www.anp.gov.br/gas-natural>>. Acesso em: 13 set. 2018.

ANP; EPE; MME. **Gás para Crescer**. Disponível em: <http://www.mme.gov.br/documents/10584/4033411/0.Gás+para+Crescer_Relatório+Técnic+o.pdf/91716743-86ae-44e9-a838-c850a1f5d6cb>. Acesso em: 10 set. 2018.

- BAJAY, S. V. **Avaliação crítica do atual modelo institucional do Setor Elétrico Brasileiro**. Disponível em: <<https://www.nipe.unicamp.br/docs/publicacoes/avaliacao-critica-do-atual-modelo-institucional-do-setor-eletrico-brasileiro.pdf>>. Acesso em: 30 nov. 2018.
- BERRY, D. Renewable energy as a natural gas price hedge: the case of wind. **Energy Policy**, v. 33, n. 6, p. 799–807, abr. 2005.
- BILLINTON, R.; LI, W. **Reliability Assessment of Electric Power Systems Using Monte Carlo Methods**. Springer US, v. 2., Boston, MA, 1994.
- BOROOJENI, K. G. et al. A novel multi-time-scale modeling for electric power demand forecasting: From short-term to medium-term horizon. **Electric Power Systems Research**, v. 142, p. 58–73, jan. 2017.
- CANTÃO, M. P. et al. Evaluation of hydro-wind complementarity in the Brazilian territory by means of correlation maps. **Renewable Energy**, v. 101, p. 1215–1225, 2017.
- CCEE. **Câmara de Comercialização de Energia Elétrica (CCEE)**. Disponível em: <https://www.ccee.org.br/portal/faces/pages_publico/inicio?_afzLoop=80166378986735&_adf.ctrl-state=18fns2phpc_46>. Acesso em: 8 maio. 2018.
- CHANG, G. W. et al. An improved neural network-based approach for short-term wind speed and power forecast. **Renewable Energy**, v. 105, p. 301–311, maio 2017.
- CHÁVEZ-RODRÍGUEZ, M. F. et al. Modelling the natural gas dynamics in the Southern Cone of Latin America. **Applied Energy**, v. 201, p. 219–239, set. 2017.
- CISCAR, J. C.; DOWLING, P. Integrated assessment of climate impacts and adaptation in the energy sector. **Energy Economics**, v. 46, p. 531–538, 2014.
- CONCEIÇÃO, W. C. et al. Hydrothermal systems operation planning using a discretization of energy interchange between subsystems. **Electric Power Systems Research**, v. 132, p. 67–77, mar. 2016.
- DANTAS, G. DE A. et al. Prospects for the Brazilian electricity sector in the 2030s: Scenarios and guidelines for its transformation. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 68, p. 997–1007, fev. 2017.
- DE FARIA, F. A. M.; JARAMILLO, P. The future of power generation in Brazil: An analysis of alternatives to Amazonian hydropower development. **Energy for Sustainable Development**, v. 41, p. 24–35, dez. 2017.

DEVLIN, J. et al. The importance of gas infrastructure in power systems with high wind power penetrations. **Applied Energy**, v. 167, p. 294–304, abr. 2016.

DINIZ, A. L.; MACEIRA, M. E. P. A Four-Dimensional Model of Hydro Generation for the Short-Term Hydrothermal Dispatch Problem Considering Head and Spillage Effects. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 23, n. 3, p. 1298–1308, ago. 2008.

EHSANI, N. et al. Reservoir operations under climate change: Storage capacity options to mitigate risk. **Journal of Hydrology**, v. 555, p. 435–446, dez. 2017.

EPA. **Environmental Protection Agency (EPA). 40 CFR Part 60 Carbon Pollution Emission Guidelines for Existing Stationary Sources - Electric Utility Generating Units.** Disponível em: <<https://www.federalregister.gov/documents/2015/10/23/2015-22842/carbon-pollution-emission-guidelines-for-existing-stationary-sources-electric-utility-generating>>. Acesso em: 5 set. 2018.

EPE. **Empresa de Pesquisa Energética (EPE).** Disponível em: <<http://www.epe.gov.br/pt>>. Acesso em: 21 abr. 2018.

EPE. **Infraestrutura de Gasodutos de Transporte no Brasil.** Disponível em: <<http://www.epe.gov.br/pt/publicacoes-dados-abertos/publicacoes/mapa-da-infraestrutura-de-gasodutos-de-transporte>>. Acesso em: 17 set. 2018.

ESTOPEREZ, N.; NAGASAKA, K. **A month ahead micro-hydro power generation scheduling using artificial neural network.** IEEE Power Engineering Society General Meeting, 2005. **Anais... IEEE**, 2005.

FARIA, I. D. **O que são usinas hidrelétricas “a fio d’água” e quais os custos inerentes à sua construção?** Disponível em: <<http://www.brasil-economia-governo.org.br/2012/03/05/o-que-sao-usinas-hidreletricas-a-fio-d-agua-e-quais-os-custos-inerentes-a-sua-construcao/>>. Acesso em: 27 maio. 2018.

FENG, Z.; NIU, W.; CHENG, C. China’s large-scale hydropower system: operation characteristics, modeling challenge and dimensionality reduction possibilities. **Renewable Energy**, v. 136, n. 2019, p. 805–818, jun. 2019.

FERNANDES, G.; GOMES, L. L.; BRANDÃO, L. E. T. A risk-hedging tool for hydro power plants. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 90, n. May 2017, p. 370–378, 2018.

FILHO, P. J. DE F. **Introdução à Modelagem e Simulação de Sistemas - com Aplicações em Arena.** 2ª Ed. ed. Visual Books, Florianópolis, 2008.

FOLEY, A. M. et al. Current methods and advances in forecasting of wind power generation. **Renewable Energy**, v. 37, n. 1, p. 1–8, jan. 2012.

GARCIA, A. G. P. **Leilão de Eficiência Energética no Brasil**. Tese (Doutorado). UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO DE JANEIRO (UFRJ), Rio de Janeiro, 2008.

GILBERT, A. Q.; SOVACOOOL, B. K. US liquefied natural gas (LNG) exports: Boom or bust for the global climate? **Energy**, v. 141, p. 1671–1680, dez. 2017.

HAUPT, S. E.; MAHONEY, W. P. Taming wind power with better forecasts. **IEEE Spectrum**, v. 52, n. 11, p. 47–52, 2015.

HAYKIN, S. **Redes Neurais: Princípios e Prática**. 2ª Edição ed. Bookman, Porto Alegre, 2007.

HERMIDA, G.; CASTRONUOVO, E. D. On the hydropower short-term scheduling of large basins, considering nonlinear programming, stochastic inflows and heavy ecological restrictions. **Electrical Power and Energy Systems**, v. 97, n. 1, p. 408–417, 2018.

HU, Q.; ZHANG, R.; ZHOU, Y. Transfer learning for short-term wind speed prediction with deep neural networks. **Renewable Energy**, v. 85, p. 83–95, jan. 2016.

KAN, G. et al. A novel hybrid data-driven model for multi-input single-output system simulation. **Neural Computing and Applications**, v. 29, n. 7, p. 577–593, 24 abr. 2018.

KORPRASERTSAK, N.; LEEPHAKPREEDA, T. Robust short-term prediction of wind power generation under uncertainty via statistical interpretation of multiple forecasting models. **Energy**, v. 180, p. 387–397, ago. 2019.

KOSTIĆ, S.; STOJKOVIĆ, M.; PROHASKA, S. Hydrological flow rate estimation using artificial neural networks: Model development and potential applications. **Applied Mathematics and Computation**, v. 291, p. 373–385, dez. 2016.

LEAL, F. I.; REGO, E. E.; DE OLIVEIRA RIBEIRO, C. Levelized cost analysis of thermoelectric generation in Brazil: A comparative economic and policy study with environmental implications. **Journal of Natural Gas Science and Engineering**, v. 44, p. 191–201, ago. 2017.

LIESENFELD, R.; RICHARD, J.-F. Monte Carlo Methods and Bayesian Computation: Importance Sampling. In: **International Encyclopedia of the Social & Behavioral Sciences**. Elsevier, [s.l.] 2015. v. 15p. 758–762.

LIM-WAVDE, K. et al. Assessing carbon pollution standards: Electric power generation pathways and their water impacts. **Energy Policy**, v. 120, n. June, p. 714–733, set. 2018.

MAIA, M. J. A.; PINTO, M. S. L.; MELO, P. A. Marcos regulatórios para o sistema elétrico brasileiro e seus rebatimentos nas empresas de transmissão. **In: SIMPÓSIO DE ESPECIALISTAS EM PLANEJAMENTO DA OPERAÇÃO E EXPANSÃO ELÉTRICA (SEPOPE)**, v. 1 CD-ROM, Curitiba, 2000.

MENDES, C. A. B.; BELUCO, A.; CANALES, F. A. Some important uncertainties related to climate change in projections for the Brazilian hydropower expansion in the Amazon. **Energy**, v. 141, p. 123–138, dez. 2017.

MERCEDES, S. S. P.; RICO, J. A. P.; POZZO, L. D. Y. Uma revisão histórica do planejamento do setor elétrico brasileiro. **Revista USP**, n. 104, p. 13–36, 5 mar. 2015.

MME; EPE. Plano Decenal de Expansão de Energia 2026. **Brasil, Ministério de Minas e Energia, Empresa de Pesquisa Energética**, p. 271, 2017.

MME; EPE. Plano Decenal de Expansão de Energia 2027. **Brasil, Ministério de Minas e Energia, Empresa de Pesquisa Energética**, p. 345, 2018.

MME. **Ministério de Minas e Energia (MME)**. Disponível em: <<http://www.mme.gov.br/>>. Acesso em: 10 maio. 2018.

MME. **Boletim Mensal de Acompanhamento da Indústria de Gás Natural Demanda**. Disponível em:

<http://www.mme.gov.br/documents/1138769/0/Boletim_Gas_Natural_nr_136_JUN_18.pdf/cd3d61fa-bafc-4255-a196-18f6ba54d80f>. Acesso em: 11 set. 2018.

MOKRYANI, G.; SIANO, P. Evaluating the integration of wind power into distribution networks by using Monte Carlo simulation. **International Journal of Electrical Power & Energy Systems**, v. 53, n. 1, p. 244–255, dez. 2013.

NACAR, S.; HINIS, M. A.; KANKAL, M. Forecasting Daily Streamflow Discharges Using Various Neural Network Models and Training Algorithms. **KSCE Journal of Civil Engineering**, v. 22, n. 9, p. 3676–3685, 27 set. 2018.

ODETAYO, B. et al. Integrated planning of natural gas and electric power systems. **International Journal of Electrical Power & Energy Systems**, v. 103, n. December 2017, p. 593–602, dez. 2018.

ONS. **Operador Nacional do Sistema Elétrico (ONS)**. Disponível em: <<http://ons.org.br/>>. Acesso em: 10 abr. 2018a.

ONS. **Operador Nacional do Sistema (ONS) - BALANÇO DE ENERGIA**. Disponível em: <<http://ons.org.br/paginas/energia-agora/balanco-de-energia>>. Acesso em: 28 maio. 2018b.

ONS; EPE; CCEE. **AVALIAÇÃO E COMPATIBILIZAÇÃO DAS INFORMAÇÕES DE GERAÇÃO, CARGA E CONSUMO DE ENERGIA ELÉTRICA NO SIN**. Disponível em: <http://www.epe.gov.br/sites-pt/publicacoes-dados-abertos/publicacoes/PublicacoesArquivos/publicacao-251/topico-315/NT_Carga_ONS-EPE-CCEE_07-12-2016%5B1%5D.pdf>. Acesso em: 29 abr. 2018.

PELACCHI, P.; POLI, D. The influence of wind generation on power system reliability and the possible use of hydrogen storages. **Electric Power Systems Research**, v. 80, n. 3, p. 249–255, mar. 2010.

PINTO, M. S. L.; OLIVEIRA, R. R. Estratégias competitivas no setor elétrico brasileiro: uma análise dos interesses e expectativas dos atores da Chesf. **Revista de Administração Contemporânea**, v. 8, n. spe, p. 131–155, 2004.

RAMOS, T. P. et al. Comparison between piecewise linear and non-linear approximations applied to the disaggregation of hydraulic generation in long-term operation planning. **International Journal of Electrical Power & Energy Systems**, v. 71, p. 364–372, out. 2015.

REGO, E. E. et al. Thermoelectric dispatch: From utopian planning to reality. **Energy Policy**, v. 106, n. April, p. 266–277, jul. 2017.

SANTOS, H. L.; LEGEY, L. F. L. A model for long-term electricity expansion planning with endogenous environmental costs. **International Journal of Electrical Power & Energy Systems**, v. 51, p. 98–105, out. 2013.

SHANG, Y. et al. A method of direct, real-time forecasting of downstream water levels via hydropower station reregulation: A case study from Gezhouba Hydropower Plant, China. **Journal of Hydrology**, v. 573, n. April, p. 895–907, jun. 2019.

SILVA, I. N. DA; SPATTI, D. H.; FLAUZINO, R. A. **Redes Neurais Artificiais Para Engenharia e Ciências Aplicadas: Fundamentos Teóricos e Aspectos Práticos**. 2ª Edição ed. ARTLIBER EDITORA LTDA, São Paulo, 2016.

SIQUEIRA, H. et al. UNORGANIZED MACHINES FOR SEASONAL STREAMFLOW SERIES FORECASTING. **International Journal of Neural Systems**, v. 24, n. 03, p. 1430009, maio 2014.

SIQUEIRA, H. et al. Performance analysis of unorganized machines in streamflow forecasting of Brazilian plants. **Applied Soft Computing**, v. 68, p. 494–506, jul. 2018.

SMITH, J. C. et al. A mighty wind: Integrating Wind Energy into the Electric Power System Is Already Generating Excitement. **IEEE Power and Energy Magazine**, v. 7, n. 2, p. 41–51, mar. 2009.

SOMAN, S. S. et al. **A review of wind power and wind speed forecasting methods with different time horizons**. North American Power Symposium 2010, NAPS 2010. **Anais... IEEE**, set. 2010.

SUN, G. et al. Short-term wind power forecasts by a synthetical similar time series data mining method. **Renewable Energy**, v. 115, p. 575–584, jan. 2018.

SUOMALAINEN, K. et al. Correlation analysis on wind and hydro resources with electricity demand and prices in New Zealand. **Applied Energy**, v. 137, p. 445–462, jan. 2015.

TOLMASQUIM, M. T. Energia Termelétrica: Gás Natural, Biomassa, Carvão, Nuclear. **Empresa de Pesquisa Energética (EPE)**, p. 417, 2016.

TOVAR-RAMÍREZ, C. A. et al. A generalized short-term unit commitment approach for analyzing electric power and natural gas integrated systems. **Electric Power Systems Research**, v. 172, n. February, p. 63–76, jul. 2019.

ZURN, H. H. et al. Electrical energy demand efficiency efforts in Brazil, past, lessons learned, present and future: A critical review. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 67, p. 1081–1086, jan. 2017.

APÊNDICE A – COMPOSIÇÃO DOS DADOS DE GERAÇÃO E CARGA

Tabela 12 – Dados de geração e carga que compõem a Figura 23

Data - Hora	Geração			Carga
	Hídrica	Eólica	Térmica	
31/07/2018 - 00	5.892,88	327,48	1.304,94	9.372,62
31/07/2018 - 01	4.958,31	344,97	1.305,89	8.779,84
31/07/2018 - 02	4.559,79	435,70	1.305,34	8.412,50
31/07/2018 - 03	4.294,89	516,58	1.312,22	8.287,53
31/07/2018 - 04	4.497,99	542,79	1.313,72	8.383,30
31/07/2018 - 05	4.451,26	445,12	1.307,43	8.888,81
31/07/2018 - 06	5.287,84	349,20	1.319,17	10.078,88
31/07/2018 - 07	6.935,44	272,60	1.312,82	11.214,85
31/07/2018 - 08	8.784,26	254,66	1.315,43	12.182,56
31/07/2018 - 09	9.566,45	208,98	1.314,11	12.552,32
31/07/2018 - 10	11.073,17	356,13	1.324,10	13.056,71
31/07/2018 - 11	11.474,47	386,46	1.330,36	13.117,21
31/07/2018 - 12	11.101,83	476,25	1.329,84	11.894,26
31/07/2018 - 13	11.481,33	554,13	1.330,11	12.428,27
31/07/2018 - 14	11.670,99	680,47	1.319,27	12.679,21
31/07/2018 - 15	11.892,77	684,63	1.317,77	12.689,40
31/07/2018 - 16	11.689,12	704,18	1.319,99	12.797,55
31/07/2018 - 17	11.460,72	595,42	1.318,54	12.734,78
31/07/2018 - 18	12.665,07	487,10	1.284,24	13.606,75
31/07/2018 - 19	12.123,15	474,22	1.302,41	13.407,48
31/07/2018 - 20	11.769,96	441,91	1.308,26	12.829,16
31/07/2018 - 21	11.671,41	430,54	1.309,72	12.584,29
31/07/2018 - 22	10.934,96	394,44	1.312,09	11.858,58
31/07/2018 - 23	7.712,00	371,97	1.317,46	10.519,53

Fonte: Autor.

Tabela 13 – Dados de geração e carga que compõem a Figura 24

Data - Hora	Geração				Carga
	Hídrica	Eólica	Térmica	Térmica à GN	
31/07/2018 - 00	5.892,88	327,48	2.110,53	1.041,73	9.372,62
31/07/2018 - 01	4.958,31	344,97	2.110,53	1.366,03	8.779,84
31/07/2018 - 02	4.559,79	435,70	2.110,53	1.306,48	8.412,50
31/07/2018 - 03	4.294,89	516,58	2.110,53	1.365,53	8.287,53
31/07/2018 - 04	4.497,99	542,79	2.110,53	1.231,99	8.383,30
31/07/2018 - 05	4.451,26	445,12	2.110,53	1.881,90	8.888,81
31/07/2018 - 06	5.287,84	349,20	2.110,53	2.331,31	10.078,88
31/07/2018 - 07	6.935,44	272,60	2.110,53	1.896,28	11.214,85
31/07/2018 - 08	8.784,26	254,66	2.110,53	1.033,11	12.182,56
31/07/2018 - 09	9.566,45	208,98	2.110,53	666,36	12.552,32
31/07/2018 - 10	11.073,17	356,13	1.627,41	0,00	13.056,71
31/07/2018 - 11	11.474,47	386,46	1.256,28	0,00	13.117,21
31/07/2018 - 12	11.101,83	476,25	316,18	0,00	11.894,26
31/07/2018 - 13	11.481,33	554,13	392,81	0,00	12.428,27
31/07/2018 - 14	11.670,99	680,47	327,75	0,00	12.679,21
31/07/2018 - 15	11.892,77	684,63	112,00	0,00	12.689,40
31/07/2018 - 16	11.689,12	704,18	404,25	0,00	12.797,55
31/07/2018 - 17	11.460,72	595,42	678,64	0,00	12.734,78
31/07/2018 - 18	12.665,07	487,10	454,58	0,00	13.606,75
31/07/2018 - 19	12.123,15	474,22	810,11	0,00	13.407,48
31/07/2018 - 20	11.769,96	441,91	617,29	0,00	12.829,16
31/07/2018 - 21	11.671,41	430,54	482,34	0,00	12.584,29
31/07/2018 - 22	10.934,96	394,44	529,18	0,00	11.858,58
31/07/2018 - 23	77.12,00	371,97	2.110,53	325,03	10.519,53

Fonte: Autor.

Tabela 14 – Dados de geração e carga que compõem a Figura 25

Data - Hora	Geração				Carga
	Hídrica	Eólica	Térmica	Térmica à GN	
31/07/2018 - 00	6.510,94	408,19	2.110,53	342,96	9.372,62
31/07/2018 - 01	4.681,16	417,11	2.110,53	1571,05	8.779,84
31/07/2018 - 02	4.548,92	387,71	2.110,53	1365,34	8.412,50
31/07/2018 - 03	4.728,91	450,89	2.110,53	997,20	8.287,53
31/07/2018 - 04	4.481,62	492,02	2.110,53	1299,13	8.383,30
31/07/2018 - 05	4.930,04	572,41	2.110,53	1275,83	8.888,81
31/07/2018 - 06	5.670,49	504,75	2.110,53	1793,11	10.078,88
31/07/2018 - 07	7.361,24	399,04	2.110,53	1344,04	11.214,85
31/07/2018 - 08	9.496,94	301,92	2.110,53	273,17	12.182,56
31/07/2018 - 09	10.766,14	241,09	1.545,09	0,00	12.552,32
31/07/2018 - 10	10.658,64	195,00	2.110,53	92,53	13.056,71
31/07/2018 - 11	11.294,95	237,90	1.584,36	0,00	13.117,21
31/07/2018 - 12	11.585,74	294,72	13,80	0,00	11.894,26
31/07/2018 - 13	11.148,45	448,99	830,83	0,00	12.428,27
31/07/2018 - 14	11.658,19	578,86	442,16	0,00	12.679,21
31/07/2018 - 15	12.215,29	746,18	0,00	0,00	12.689,40
31/07/2018 - 16	12.281,50	767,97	0,00	0,00	12.797,55
31/07/2018 - 17	12.333,18	816,20	0,00	0,00	12.734,78
31/07/2018 - 18	12.128,50	644,65	833,60	0,00	13.606,75
31/07/2018 - 19	12.699,63	518,37	189,48	0,00	13.407,48
31/07/2018 - 20	12.301,52	425,29	102,35	0,00	12.829,16
31/07/2018 - 21	11.440,34	395,74	748,21	0,00	12.584,29
31/07/2018 - 22	10.552,60	373,94	932,04	0,00	11.858,58
31/07/2018 - 23	9.389,29	336,58	793,66	0,00	10.519,53

Fonte: Autor.

Tabela 15 – Dados de geração e carga que compõem a Figura 26

Data - Hora	Geração				Carga
	Hídrica	Eólica	Térmica	Térmica à GN	
31/07/2018 - 00	2.727,46	341,64	2.110,53	4.192,99	9.372,62
31/07/2018 - 01	2.837,12	384,28	2.110,53	3.447,91	8.779,84
31/07/2018 - 02	3.261,52	341,47	2.110,53	2.698,98	8.412,50
31/07/2018 - 03	3.611,95	341,68	2.110,53	2.223,37	8.287,53
31/07/2018 - 04	3.457,08	319,98	2.110,53	2.495,72	8.383,30
31/07/2018 - 05	3.489,64	367,72	2.110,53	2.920,92	8.888,81
31/07/2018 - 06	4.009,56	380,57	2.110,53	3.578,22	10.078,88
31/07/2018 - 07	4.713,89	343,00	2.110,53	4.047,43	11.214,85
31/07/2018 - 08	4.965,62	304,19	2.110,53	4.802,22	12.182,56
31/07/2018 - 09	4.672,22	248,79	2.110,53	5.520,78	12.552,32
31/07/2018 - 10	4.112,11	221,34	2.110,53	6.612,73	13.056,71
31/07/2018 - 11	4.004,25	198,60	2.110,53	6.803,83	13.117,21
31/07/2018 - 12	4.285,56	231,66	2.110,53	5.266,51	11.894,26
31/07/2018 - 13	3.704,97	306,64	2.110,53	6.306,12	12.428,27
31/07/2018 - 14	3.632,07	356,00	2.110,53	6.580,60	12.679,21
31/07/2018 - 15	4.014,68	407,58	2.110,53	6.156,61	12.689,40
31/07/2018 - 16	3.844,38	426,49	2.110,53	6.416,15	12.797,55
31/07/2018 - 17	4.400,64	455,44	2.110,53	5.768,17	12.734,78
31/07/2018 - 18	5.058,21	392,17	2.110,53	6.045,85	13.606,75
31/07/2018 - 19	5.716,57	361,63	2.110,53	5.218,76	13.407,48
31/07/2018 - 20	5.573,26	293,35	2.110,53	4.852,02	12.829,16
31/07/2018 - 21	4.555,56	288,49	2.110,53	5.629,71	12.584,29
31/07/2018 - 22	3.847,45	288,40	2.110,53	5.612,20	11.858,58
31/07/2018 - 23	3.209,72	271,60	2.110,53	4.927,68	10.519,53

Fonte: Autor.

Tabela 16 – Dados de geração e carga que compõem a Figura 27

Data - Hora	Geração				Carga
	Hídrica	Eólica	Térmica	Térmica à GN	
31/07/2018 - 00	5.995,57	790,15	2.110,53	476,38	9.372,62
31/07/2018 - 01	6.009,33	847,07	1.923,45	0,00	8.779,84
31/07/2018 - 02	6.627,78	783,84	1.000,88	0,00	8.412,50
31/07/2018 - 03	7.166,99	772,84	347,70	0,00	8.287,53
31/07/2018 - 04	7.339,97	754,22	289,11	0,00	8.383,30
31/07/2018 - 05	8.079,68	822,13	0,00	0,00	8.888,81
31/07/2018 - 06	9.229,95	833,66	15,27	0,00	10.078,88
31/07/2018 - 07	9.980,73	763,17	470,94	0,00	11.214,85
31/07/2018 - 08	10.239,66	723,36	1.219,54	0,00	12.182,56
31/07/2018 - 09	9.819,71	635,67	2.096,93	0,00	12.552,32
31/07/2018 - 10	9.053,58	588,88	2.110,53	1.303,72	13.056,71
31/07/2018 - 11	8.796,69	545,97	2.110,53	1.664,02	13.117,21
31/07/2018 - 12	9.032,59	606,01	2.110,53	145,13	11.894,26
31/07/2018 - 13	8.510,69	727,68	2.110,53	1.079,36	12.428,27
31/07/2018 - 14	8.787,37	785,75	2.110,53	995,56	12.679,21
31/07/2018 - 15	9.430,91	863,54	2.110,53	284,41	12.689,40
31/07/2018 - 16	9.235,69	885,83	2.110,53	565,50	12.797,55
31/07/2018 - 17	9.634,88	923,58	2.110,53	65,79	12.734,78
31/07/2018 - 18	9.861,88	847,97	2.110,53	786,37	13.606,75
31/07/2018 - 19	10.305,06	811,75	2.110,53	180,14	13.407,48
31/07/2018 - 20	10.043,13	737,34	2.048,69	0,00	12.829,16
31/07/2018 - 21	9.013,18	738,66	2.110,53	721,92	12.584,29
31/07/2018 - 22	7.960,80	729,03	2.110,53	1.058,22	11.858,58
31/07/2018 - 23	6.971,16	705,81	2.110,53	732,03	10.519,53

Fonte: Autor.

Tabela 17 – Dados de geração e carga que compõem a Figura 28

Data - Hora	Geração				Carga
	Hídrica	Eólica	Térmica	Térmica à GN	
31/07/2018 - 00	9.720,77	1.176,48	0,00	0,00	9.372,62
31/07/2018 - 01	9.514,37	1.210,50	0,00	0,00	8.779,84
31/07/2018 - 02	10.030,21	1.161,04	0,00	0,00	8.412,50
31/07/2018 - 03	10.556,38	1.141,90	0,00	0,00	8.287,53
31/07/2018 - 04	11.047,82	1.137,54	0,00	0,00	8.383,30
31/07/2018 - 05	11.995,89	1.186,29	0,00	0,00	8.888,81
31/07/2018 - 06	12.759,10	1.191,41	0,00	0,00	10.078,88
31/07/2018 - 07	13.008,75	1.131,39	0,00	0,00	11.214,85
31/07/2018 - 08	13.083,38	1.109,03	0,00	0,00	12.182,56
31/07/2018 - 09	12.803,69	1.045,18	0,00	0,00	12.552,32
31/07/2018 - 10	12.314,73	1.011,03	0,00	0,00	13.056,71
31/07/2018 - 11	12.100,43	971,39	45,39	0,00	13.117,21
31/07/2018 - 12	12.208,66	1.020,13	0,00	0,00	11.894,26
31/07/2018 - 13	11.999,22	1.112,32	0,00	0,00	12.428,27
31/07/2018 - 14	12.338,52	1.147,51	0,00	0,00	12.679,21
31/07/2018 - 15	12.751,79	1.209,90	0,00	0,00	12.689,40
31/07/2018 - 16	12.668,91	1.224,97	0,00	0,00	12.797,55
31/07/2018 - 17	12.780,51	1.253,76	0,00	0,00	12.734,78
31/07/2018 - 18	12.732,87	1.203,03	0,00	0,00	13.606,75
31/07/2018 - 19	12.909,43	1.183,24	0,00	0,00	13.407,48
31/07/2018 - 20	12.759,82	1.149,41	0,00	0,00	12.829,16
31/07/2018 - 21	12.263,12	1.166,09	0,00	0,00	12.584,29
31/07/2018 - 22	11.581,73	1.154,48	0,00	0,00	11.858,58
31/07/2018 - 23	10.844,34	1.141,65	0,00	0,00	10.519,53

Fonte: Autor.

APÊNDICE B – VALORES DE EXCEDENTES DE GERAÇÃO DO SSB

Tabela 18 – Exportação de excedentes de energia do SSB (MW médios)

Data - Hora	Previsão RNA PM	Cenário Ideal	Cenário Otimista
31/07/2018 - 00	-	-	1.524,63
31/07/2018 - 01	-	-	1.945,03
31/07/2018 - 02	-	-	2.778,75
31/07/2018 - 03	-	-	3.410,75
31/07/2018 - 04	-	-	3.802,07
31/07/2018 - 05	-	13,00	4.293,37
31/07/2018 - 06	-	-	3.871,63
31/07/2018 - 07	-	-	2.925,30
31/07/2018 - 08	-	-	2.009,86
31/07/2018 - 09	-	-	1.296,55
31/07/2018 - 10	-	-	269,05
31/07/2018 - 11	-	-	-
31/07/2018 - 12	-	-	1.334,52
31/07/2018 - 13	-	-	683,27
31/07/2018 - 14	-	-	806,82
31/07/2018 - 15	272,07	-	1.272,29
31/07/2018 - 16	251,92	-	1.096,33
31/07/2018 - 17	414,59	-	1.299,48
31/07/2018 - 18	-	-	329,15
31/07/2018 - 19	-	-	685,19
31/07/2018 - 20	-	-	1.080,07
31/07/2018 - 21	-	-	844,92
31/07/2018 - 22	-	-	877,62
31/07/2018 - 23	-	-	1.466,46

Fonte: Autor.

APÊNDICE C – RESULTADOS DO MMC

Tabela 19 – Cenários de geração hídrica para emprego na RNA PM

Data - Hora	MMC - Hidrelétrica	Crítico	Ideal	Otimista
31/07/2018 - 00	Cenário	0,2057	0,5029	0,8001
	Frequência Absoluta	0,2749	0,4958	0,2293
	Frequência Acumulada	0,2749	0,7707	1,0000
31/07/2018 - 01	Cenário	0,2049	0,5027	0,8004
	Frequência Absoluta	0,3917	0,4958	0,1125
	Frequência Acumulada	0,3917	0,8875	1,0000
31/07/2018 - 02	Cenário	0,2013	0,4977	0,7942
	Frequência Absoluta	0,4883	0,4448	0,0669
	Frequência Acumulada	0,4883	0,9331	1,0000
31/07/2018 - 03	Cenário	0,1977	0,4906	0,7834
	Frequência Absoluta	0,5191	0,4193	0,0616
	Frequência Acumulada	0,5191	0,9384	1,0000
31/07/2018 - 04	Cenário	0,1948	0,4880	0,7812
	Frequência Absoluta	0,5265	0,4108	0,0626
	Frequência Acumulada	0,5265	0,9374	1,0000
31/07/2018 - 05	Cenário	0,1955	0,4889	0,7823
	Frequência Absoluta	0,4830	0,4352	0,0817
	Frequência Acumulada	0,4830	0,9183	1,0000
31/07/2018 - 06	Cenário	0,2100	0,4955	0,7809
	Frequência Absoluta	0,4363	0,4427	0,1210
	Frequência Acumulada	0,4363	0,8790	1,0000
31/07/2018 - 07	Cenário	0,2133	0,5060	0,7986
	Frequência Absoluta	0,3397	0,4246	0,2357
	Frequência Acumulada	0,3397	0,7643	1,0000
31/07/2018 - 08	Cenário	0,2144	0,5102	0,8060
	Frequência Absoluta	0,2197	0,3609	0,4193
	Frequência Acumulada	0,2197	0,5807	1,0000
31/07/2018 - 09	Cenário	0,2150	0,5122	0,8094
	Frequência Absoluta	0,1645	0,3185	0,5170
	Frequência Acumulada	0,1645	0,4830	1,0000
31/07/2018 - 10	Cenário	0,2314	0,5285	0,8256
	Frequência Absoluta	0,1369	0,3121	0,5510
	Frequência Acumulada	0,1369	0,4490	1,0000
31/07/2018 - 11	Cenário	0,2508	0,5426	0,8344
	Frequência Absoluta	0,1253	0,3174	0,5573
	Frequência Acumulada	0,1253	0,4427	1,0000

Tabela 19 – Cenários de geração hídrica para emprego na RNA PM

(continuação)

Data - Hora	MMC - Hidrelétrica	Crítico	Ideal	Otimista
31/07/2018 - 12	Cenário	0,2458	0,5352	0,8246
	Frequência Absoluta	0,1306	0,3227	0,5467
	Frequência Acumulada	0,1306	0,4533	1,0000
31/07/2018 - 13	Cenário	0,2416	0,5394	0,8371
	Frequência Absoluta	0,1274	0,3047	0,5679
	Frequência Acumulada	0,1274	0,4321	1,0000
31/07/2018 - 14	Cenário	0,2296	0,5367	0,8438
	Frequência Absoluta	0,1274	0,2749	0,5977
	Frequência Acumulada	0,1274	0,4023	1,0000
31/07/2018 - 15	Cenário	0,2283	0,5329	0,8375
	Frequência Absoluta	0,1285	0,2558	0,6157
	Frequência Acumulada	0,1285	0,3843	1,0000
31/07/2018 - 16	Cenário	0,2496	0,5416	0,8336
	Frequência Absoluta	0,1285	0,2643	0,6072
	Frequência Acumulada	0,1285	0,3928	1,0000
31/07/2018 - 17	Cenário	0,2935	0,5648	0,8360
	Frequência Absoluta	0,1285	0,3185	0,5531
	Frequência Acumulada	0,1285	0,4469	1,0000
31/07/2018 - 18	Cenário	0,3423	0,6054	0,8685
	Frequência Absoluta	0,1231	0,4151	0,4618
	Frequência Acumulada	0,1231	0,5382	1,0000
31/07/2018 - 19	Cenário	0,3486	0,6048	0,8610
	Frequência Absoluta	0,1125	0,3938	0,4936
	Frequência Acumulada	0,1125	0,5064	1,0000
31/07/2018 - 20	Cenário	0,3424	0,6019	0,8615
	Frequência Absoluta	0,1030	0,3631	0,5340
	Frequência Acumulada	0,1030	0,4660	1,0000
31/07/2018 - 21	Cenário	0,3353	0,5974	0,8594
	Frequência Absoluta	0,1231	0,3482	0,5287
	Frequência Acumulada	0,1231	0,4713	1,0000
31/07/2018 - 22	Cenário	0,2851	0,5604	0,8357
	Frequência Absoluta	0,1454	0,3694	0,4851
	Frequência Acumulada	0,1454	0,5149	1,0000
31/07/2018 - 23	Cenário	0,2156	0,5181	0,8206
	Frequência Absoluta	0,1868	0,4331	0,3800
	Frequência Acumulada	0,1868	0,6200	1,0000

Fonte: Autor.

Tabela 20 – Cenários de geração eólica para emprego na RNA PM

Data - Hora	MMC - Eólica	Crítico	Ideal	Otimista
31/07/2018 - 00	Cenário	0,1699	0,4961	0,8222
	Frequência Absoluta	0,4597	0,3790	0,1614
	Frequência Acumulada	0,4597	0,8386	1,0000
31/07/2018 - 01	Cenário	0,1682	0,4968	0,8255
	Frequência Absoluta	0,4883	0,3652	0,1465
	Frequência Acumulada	0,4883	0,8535	1,0000
31/07/2018 - 02	Cenário	0,1652	0,4912	0,8171
	Frequência Absoluta	0,4936	0,3641	0,1423
	Frequência Acumulada	0,4936	0,8577	1,0000
31/07/2018 - 03	Cenário	0,1683	0,4912	0,8142
	Frequência Absoluta	0,5180	0,3471	0,1348
	Frequência Acumulada	0,5180	0,8652	1,0000
31/07/2018 - 04	Cenário	0,1655	0,4933	0,8210
	Frequência Absoluta	0,5350	0,3439	0,1210
	Frequência Acumulada	0,5350	0,8790	1,0000
31/07/2018 - 05	Cenário	0,1670	0,4979	0,8287
	Frequência Absoluta	0,5573	0,3365	0,1062
	Frequência Acumulada	0,5573	0,8938	1,0000
31/07/2018 - 06	Cenário	0,1684	0,4960	0,8236
	Frequência Absoluta	0,5626	0,3323	0,1051
	Frequência Acumulada	0,5626	0,8949	1,0000
31/07/2018 - 07	Cenário	0,1598	0,4715	0,7831
	Frequência Absoluta	0,5732	0,3121	0,1146
	Frequência Acumulada	0,5732	0,8854	1,0000
31/07/2018 - 08	Cenário	0,1645	0,4878	0,8110
	Frequência Absoluta	0,6040	0,3057	0,0902
	Frequência Acumulada	0,6040	0,9098	1,0000
31/07/2018 - 09	Cenário	0,1606	0,4799	0,7993
	Frequência Absoluta	0,6008	0,2919	0,1072
	Frequência Acumulada	0,6008	0,8928	1,0000
31/07/2018 - 10	Cenário	0,1596	0,4777	0,7958
	Frequência Absoluta	0,5934	0,2803	0,1263
	Frequência Acumulada	0,5934	0,8737	1,0000
31/07/2018 - 11	Cenário	0,1618	0,4802	0,7986
	Frequência Absoluta	0,5817	0,2792	0,1391
	Frequência Acumulada	0,5817	0,8609	1,0000
31/07/2018 - 12	Cenário	0,1610	0,4787	0,7964
	Frequência Absoluta	0,5701	0,2824	0,1476
	Frequência Acumulada	0,5701	0,8524	1,0000

Tabela 20 – Cenários de geração eólica para emprego na RNA PM

(continuação)

Data - Hora	MMC - Eólica	Crítico	Ideal	Otimista
31/07/2018 - 13	Cenário	0,1618	0,4834	0,8050
	Frequência Absoluta	0,5510	0,3015	0,1476
	Frequência Acumulada	0,5510	0,8524	1,0000
31/07/2018 - 14	Cenário	0,1588	0,4751	0,7913
	Frequência Absoluta	0,5244	0,3132	0,1624
	Frequência Acumulada	0,5244	0,8376	1,0000
31/07/2018 - 15	Cenário	0,1641	0,4884	0,8126
	Frequência Absoluta	0,5149	0,3397	0,1454
	Frequência Acumulada	0,5149	0,8546	1,0000
31/07/2018 - 16	Cenário	0,1674	0,4917	0,8160
	Frequência Absoluta	0,5180	0,3397	0,1423
	Frequência Acumulada	0,5180	0,8577	1,0000
31/07/2018 - 17	Cenário	0,1701	0,4969	0,8237
	Frequência Absoluta	0,5138	0,3429	0,1433
	Frequência Acumulada	0,5138	0,8567	1,0000
31/07/2018 - 18	Cenário	0,1697	0,4966	0,8236
	Frequência Absoluta	0,4894	0,3620	0,1486
	Frequência Acumulada	0,4894	0,8514	1,0000
31/07/2018 - 19	Cenário	0,1679	0,4934	0,8190
	Frequência Absoluta	0,4756	0,3609	0,1635
	Frequência Acumulada	0,4756	0,8365	1,0000
31/07/2018 - 20	Cenário	0,1675	0,5005	0,8335
	Frequência Absoluta	0,4618	0,3822	0,1561
	Frequência Acumulada	0,4618	0,8439	1,0000
31/07/2018 - 21	Cenário	0,1674	0,4998	0,8323
	Frequência Absoluta	0,4363	0,3885	0,1752
	Frequência Acumulada	0,4363	0,8248	1,0000
31/07/2018 - 22	Cenário	0,1784	0,5042	0,8300
	Frequência Absoluta	0,4554	0,3577	0,1868
	Frequência Acumulada	0,4554	0,8132	1,0000
31/07/2018 - 23	Cenário	0,1718	0,4995	0,8273
	Frequência Absoluta	0,4406	0,3864	0,1730
	Frequência Acumulada	0,4406	0,8270	1,0000

Fonte: Autor.