

UNIVERSIDADE FEDERAL DE JUIZ DE FORA
FACULDADE ENGENHARIA
ENGENHARIA ELÉTRICA – HABILITAÇÃO EM ROBÓTICA E AUTOMAÇÃO
INDUSTRIAL

Nayara Maria Sperandio Rocha

Predição das diferenças do Preço de Liquidação das Diferenças entre as subregiões do Sistema Interligado Nacional utilizando Redes Neurais Artificiais

Juiz de Fora

2018

Nayara Maria Sperandio Rocha

Predição das diferenças do Preço de Liquidação das Diferenças entre as subregiões do Sistema Interligado Nacional utilizando Redes Neurais Artificiais

Trabalho de conclusão de curso apresentado à Faculdade de Engenharia da Universidade Federal de Juiz de Fora, como requisito para obtenção do grau de Engenheira Eletricista.

Orientador: Leonardo Rocha Olivi

Juiz de Fora

2018

Nayara Maria Sperandio Rocha

Predição das diferenças do Preço de Liquidação das Diferenças entre as subregiões do Sistema Interligado Nacional utilizando Redes Neurais Artificiais

Trabalho de conclusão de curso apresentado à Faculdade de Engenharia da Universidade Federal de Juiz de Fora, como requisito para obtenção do grau de Engenheira Eletricista.

Aprovada em (dia) de (mês) de (ano)

BANCA EXAMINADORA

Professor Leonardo Rocha Olivi
Universidade Federal de Juiz de Fora
Orientador

Professor Exuperry Barros Costa
Universidade Federal de Juiz de Fora

Professor Luís Henrique Lopes Lima
Universidade Federal de Juiz de Fora

Engenheira Fabiane Barbosa do Nascimento
Universidade Federal de Juiz de Fora

AGRADECIMENTOS

É difícil colocar em palavras a minha gratidão a todos os que contribuíram para que este ciclo que se conclui fosse possível.

Agradeço primeiramente a Deus, que sempre me ajudou nos momentos difíceis, me amando, me dando suporte e me lembrando que o meu melhor futuro não é aquele que eu planejo sozinha, mas sim o que planejo com Ele.

Também agradeço profundamente à minha mãe Flávia, que nunca mediu esforços para que eu pudesse ir além. Sempre me poupando, me entendendo e colocando as minhas necessidades como prioridade às dela para que eu pudesse chegar até aqui. Sem ela, que em todos os momentos sorriu e chorou comigo, estou certa de que nada disso seria possível. Juntamente com ela, agradeço também a todos os meus familiares, que sempre torceram por mim e me incentivaram.

Ao meu professor e orientador Leonardo Olivi que foi mais que excelente em tudo o que fez nestes cinco anos de graduação. Sempre paciente, bem humorado, dedicado e didático, fazendo qualquer coisa parecer fácil. O precursor das redes neurais em minha caminhada acadêmica.

Agradeço ao meu noivo Guilherme e aos meus amigos, que sempre entenderam meus momentos de ausência para estudar, e me apoiaram e acreditaram em mim em todos os momentos.

“Talvez não tenha conseguido fazer o melhor, mas lutei para que o melhor fosse feito. Não sou o que deveria ser, mas Graças a Deus, não sou o que era antes.”

(Marthin Luther King)

RESUMO

O Preço de Liquidação das Diferenças (PLD) é um cálculo complexo que visa precificar máximos e mínimos dos preços de geração de energia no Brasil. Entendê-lo e acompanhar o seu comportamento permite às empresas contratações energéticas bem sucedidas, a menores preços, nos montantes adequados e no momento certo. Porém, como o Brasil é um país de grande extensão territorial e no Sistema Interligado Nacional os subsistemas são divididos de acordo com critérios geoeletricos e não geopolíticos, o preço do PLD varia de subsistema para subsistema. Assim, em períodos estratégicos, convém às empresas analisar as vantagens e viabilidade de adquirir energia de outro subsistema. Para isso, o presente trabalho propõe a predição das diferenças dos PLDs para os subsistemas Norte com Nordeste, Norte com Sudeste/Centro-Oeste e Norte com Sul, utilizando Redes Neurais Artificiais do tipo TDNN, sendo o método de treinamento um híbrido de Levenberg-Marquardt com Momentum e Resilient-Backpropagation. As redes desenvolvidas mostraram bom desempenho na detecção das diferenças a uma semana no futuro.

Palavras-chave: Predição, Preço de Liquidação das Diferenças, Redes Neurais Artificiais.

ABSTRACT

The Settlement Price of Differences (PLD) is a complex calculation with the objective to asset maximum and minimum prices for all electric energy generation processes in Brazil. By understanding and observing it's behavior companies can have more efficient and successful energy services contracting with lower costs, at the right amount and given time. However, Brazil is a country that has a long territorial extension, in the National System all of the subsystems are divided by geoelectrical criteria and not by geopolitical, so the PLD's prices varies on each subsystem. Therefore, in specific and strategic moments it is suitable for companies to analyze the benefits and its feasibility in acquiring energy from another subsystem. To achieve this, the following paper proposes predictions for differences in each BLV for north and northeast, southeast and Midwest, and north and south subsystems, by utilizing Artificial Neural Networks of the type TDNN, which employs a hybrid training method with Levenberg-Marquardt, Momentum and Resilient-Backpropagation algorithms. This networks have shown great performance metrics in the tracking of differences in a week future's time.

Keywords: Prediction, Balance Liquidation Value, Artificial Neural Networks.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 - Organograma Institucional.....	19
Figura 2 - Capacidade instalada no SIN em 2013.....	22
Figura 3 - Diferenças contabilizadas entre energia contratada e consumida.....	24
Figura 4 - Divisão das horas do dia em patamares.....	25
Figura 5 - Regiões do Sistema Interligado Nacional.....	26
Figura 6 - Neurônio Biológico.....	28
Figura 7 - Neurônio Artificial.....	29
Figura 8 - Exemplo de rede <i>feedforward</i> de camada simples.....	30
Figura 9 - Exemplo de rede <i>Perceptron</i> de Múltiplas camadas.....	31
Figura 10 - Diferença entre as subregiões Norte e Nordeste para 4,5 anos.....	29
Figura 11 - Diferença entre as subregiões Norte e Nordeste para 2,5 anos.....	34
Figura 12 - Fase de treinamento para $N_1 = 20$ neurônios intermediários.....	40
Figura 13 - Predição para $N_1 = 20$ neurônios intermediários.....	40
Figura 14 - Fase de treinamento para $N_1 = 70$ neurônios intermediários.....	41
Figura 15 - Predição para $N_1 = 70$ neurônios intermediários.....	42
Figura 16 - Fase de treinamento para $N_1 = 120$ neurônios intermediários.....	42
Figura 17 - Predição para $N_1 = 120$ neurônios intermediários.....	43
Figura 18 - Fase de treinamento para $N_1 = 20$ neurônios intermediários.....	44
Figura 19 - Predição para $N_1 = 20$ neurônios intermediários.....	45
Figura 20 - Fase de treinamento para $N_1 = 70$ neurônios intermediários.....	46
Figura 21 - Predição para $N_1 = 70$ neurônios intermediários.....	46
Figura 22 - Fase de treinamento para $N_1 = 120$ neurônios intermediários.....	47
Figura 23 - Predição para $N_1 = 120$ neurônios intermediários.....	47
Figura 24 - Fase de treinamento para $N_1 = 20$ neurônios intermediários.....	49
Figura 25 - Predição para $N_1 = 20$ neurônios intermediários.....	49
Figura 26 - Fase de treinamento para $N_1 = 70$ neurônios intermediários.....	50
Figura 27 - Predição para $N_1 = 70$ neurônios intermediários.....	51
Figura 28 - Fase de treinamento para $N_1 = 120$ neurônios intermediários.....	52
Figura 29 - Predição para $N_1 = 120$ neurônios intermediários.....	52
Figura 30 - Fase de treinamento para $N_1 = 20$ neurônios intermediários.....	54

Figura 31 - Predição para $N_1 = 20$ neurônios intermediários.....	54
Figura 32 - Fase de treinamento para $N_1 = 70$ neurônios intermediários.....	55
Figura 33- Predição para $N_1 = 70$ neurônios intermediários.....	55

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Análise dos dados de entrada da rede.....	32
Tabela 2 - Indicadores para configurações de 20, 70 e 120 neurônios intermediários para diferença entre Norte e Nordeste.....	43
Tabela 3 - Indicadores para configurações de 20, 70 e 120 neurônios intermediários para diferença entre Norte e Sudeste.....	48
Tabela 4 - Indicadores para configurações de 20, 70 e 120 neurônios intermediários para diferença entre Norte e Sul.....	53
Tabela 5 - Indicadores para configurações de 20 e 70 neurônios intermediários para diferença entre Norte e Nordeste.....	56

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

PLD	Preço de Liquidação das Diferenças
MCP	Mercado de Curto Prazo
RNA	Redes Neurais Artificiais
ACR	Ambiente de Contratação Regulada
ACL	Ambiente de Contratação Livre
CCEE	Câmara de Comercialização de Energia Elétrica
ANEEL	Agência Nacional de Energia Elétrica
SIN	Sistema Interligado Nacional
ONS	Operador Nacional do Sistema Elétrico
PND	Programa Nacional de Desestatização
DNAEE	Departamento Nacional de Águas e Energia Elétrica
MAE	Mercado Atacadista de Eletricidade
CGCE	Câmara da Gestão da Crise de Energia Elétrica
EPE	Empresa de Pesquisa Energética
CMSE	Comitê de Monitoramento do Setor Elétrico
CGISE	Comitê de Gestão Integrada de Empreendimentos de Geração do Setor Elétrico
CNPE	Conselho Nacional de Política Energética
MME	Ministério de Minas e Energia
CMSE	Comitê de Monitoramento do Setor Elétrico
EPE	Empresa de Pesquisa Energética
SIN	Sistema Interligado Nacional

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	13
2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	16
2.1 Histórico do Setor Elétrico Brasileiro	16
2.2 Estruturação do Setor Elétrico	19
2.3 Agentes do Setor Elétrico	21
2.4 O PLD e o Mercado de Curto Prazo	23
2.5 Sistema Interligado Nacional e Subsistemas	25
2.6 Redes Neurais Artificiais	26
2.6.1 Histórico das Redes Neurais Artificiais	27
2.6.2. O Neurônio Biológico	27
2.6.3 O Neurônio Artificial	29
2.6.4 Redes Neurais Artificiais	30
3 METODOLOGIA	32
3.1 Treinamento	32
3.2 Validação	38
4 RESULTADOS	39
4.1 Diferença entre as subregiões Norte e Nordeste	39
4.1.1 Resultados para 20 neurônios na camada escondida.....	39
4.1.2 Resultados para 70 neurônios na camada escondida.....	41
4.1.3 Resultados para 120 neurônios na camada escondida.....	42
4.2 Diferença entre as subregiões Norte e Sudeste.....	52
4.2.1 Resultados para 20 neurônios na camada escondida.....	44
4.2.2 Resultados para 70 neurônios na camada escondida.....	46
4.2.3 Resultados para 120 neurônios na camada escondida.....	47
4.3 Diferença entre as subregiões Norte e Sul	48
4.3.1 Resultados para 20 neurônios na camada escondida.....	49
4.3.2 Resultados para 70 neurônios na camada escondida.....	50
4.3.3 Resultados para 120 neurônios na camada escondida.....	51
4.4 Diferença entre as subregiões Norte e Sul.....	53
4.4.1 Resultados para 20 neurônios na camada escondida e total de 199 dados.....	53
4.4.2 Resultados para 20 neurônios na camada escondida e total de 199 dados.....	55

5 CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS	57
5.1 Conclusões	57
5.2 Trabalhos Futuros	58

1 INTRODUÇÃO

Os gastos com a energia elétrica influenciam no planejamento de todas as empresas de diversos portes e segmentos possíveis, sejam as empresas que comercializam energia, sejam nas que apenas consomem. Para algumas delas, por exemplo, os gastos com energia elétrica chegam a ser tão importantes quanto os gastos com a mão de obra. Assim, entender o processo de comercialização da energia elétrica e avaliar onde e quando a energia é precificada a um menor custo, se torna uma poderosa ferramenta para entrar nas estratégias operacionais das empresas e diminuir os gastos [1].

No contexto da comercialização de energia elétrica existem duas formas de adquirir energia, uma pelo mercado cativo e a outra pelo mercado livre de energia. O mercado cativo é destinado aos consumidores que são considerados cativos, pois adquirem a energia a um preço pré-fixado das concessionárias de distribuição, às quais estão conectados via ponto de entrega do ramal de entrada. Enquanto o mercado livre de energia é destinado aos consumidores livres e especiais, normalmente empresas de médio e grande porte. Estes podem adquirir a energia por um preço menor por meio de um contrato entre o vendedor e o consumidor [1] e [2].

Assim, esta forma de mercado está ligada a uma possível competição em alguns contextos, seja competição para garantir a modicidade tarifária, ou seja uma competição entre a geração e a comercialização. Porém, essa flexibilidade na comercialização de energia só é possível devido ao Sistema Interligado Nacional (SIN), que é caracterizado como um sistema hidrotérmico de grande porte, com a predominância de usinas hidrelétricas, interligado por linhas de transmissão. Essa característica da malha brasileira ser interligada permite aos agentes comercializar energia livremente entre si, independentemente da localização das usinas e das cargas [3].

Embora o SIN conecte praticamente todo o território brasileiro, existem algumas limitações físicas que comprometem a livre transmissão de energia. Em outras palavras, há um limite de energia que pode ser transportada a cada região do país. Devido a isto, o SIN foi dividido em 4 regiões chamadas de Submercados ou Subsistema, de acordo com essas restrições. Os submercados não possuem as mesmas divisões geopolíticas que conhecemos, e sim em critérios geoeletricos, considerando as características da malha de transmissão.

Atualmente o Brasil possui 4 submercados, são eles: Norte, Nordeste, Sudeste/Centro-Oeste, e Sul [3].

No entanto, geralmente não é possível identificar a origem da energia que atende a carga final, pois a energia elétrica não é um produto que possa ser embalado e entregue na quantidade exata que foi contratada. É feito então um cálculo para mensurar essa diferença entre a energia medida e a energia contratada. Essa diferença é precificada por um valor chamado de Preço de Liquidação das Diferenças (PLD), o qual pode ser contratado até o nono dia útil do mês seguinte ao consumo de forma a quitar esse valor.

Basicamente, como afirma [4], o PLD é um cálculo complexo que visa precificar os máximos e mínimos dos preços de geração de energia no Brasil. Como na matriz energética brasileira grande parte é de geração hidrelétrica e o regime de água é algo de difícil previsão, traz um caráter bastante estocástico ao processo de geração. Assim, o PLD visa encontrar o ponto de equilíbrio entre o benefício presente do uso da água e o benefício futuro de seu armazenamento, medido em termos da economia esperada dos combustíveis das usinas termelétricas.

Para cada um desses submercados o PLD tem um valor diferente, pois depende das características do subsistema. As usinas do Sudeste/Centro-Oeste, por exemplo, possuem grandes reservatórios de água, o que permite realizar o seu armazenamento nos períodos de chuva, com a finalidade de usar a água armazenada nesse período. Fatores como este influenciam na valoração do PLD, pois utilizar a água para gerar energia torna o preço menor, diferentemente de usar termelétricas, que têm um custo operacional mais alto.

Assim, de acordo com as características do submercado, o preço da energia varia. Então fica evidente que, além de acompanhar os momentos de baixa do PLD, acompanhar os subsistemas que no momento da compra estão com um menor preço, auxiliam nas tomadas de decisões das empresas para contratar energia a um melhor custo-benefício.

Portanto, devido ao caráter probabilístico do PLD, torna-se necessária a utilização de ferramentas adequadas que possam auxiliar no processo de tomada de decisão. Por esta razão, o presente trabalho faz uso das Redes Neurais Artificiais (RNA), que são modelos computacionais baseados no comportamento do cérebro humano e têm grande aplicabilidade em predição de séries temporais não-determinísticas. Neste trabalho, as redes neurais recebem como entrada dados históricos do PLD de alguns subsistemas e têm como saída a previsão da diferença do PLD entre estes subsistemas no futuro.

A organização do trabalho se dá em cinco capítulos, sendo o primeiro esta introdução. No segundo capítulo é apresentada a revisão bibliográfica descrevendo os temas apontados no trabalho através da literatura já existente. No terceiro capítulo é apresentado o desenvolvimento da rede neural artificial implementada para o problema em questão. No quarto capítulo são mostrados os resultados dos experimentos realizados. E finalmente, o quinto capítulo contém a conclusão do trabalho e aponta possíveis trabalhos futuros.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Neste capítulo será exposta a revisão de trabalhos presentes na literatura sobre os assuntos relevantes para a compreensão deste trabalho. Os tópicos abordados são relacionados ao Setor Elétrico Brasileiro e às Redes Neurais Artificiais.

2.1 Histórico do Setor Elétrico Brasileiro

A reforma do setor elétrico começou no início dos anos 90, com a criação do Programa Nacional de Desestatização (PND) através da Lei nº 8.030, durante o governo Collor, onde se iniciou um processo de privatizações das empresas federais. Essas privatizações tinham o objetivo de assegurar os investimentos necessários para a expansão da oferta de energia e garantir que o setor fosse economicamente eficiente, possibilitando um suprimento confiável de energia ao menor custo possível [5] e [6].

O impeachment de Collor em 1992 não interrompeu as desestatizações. No início de seu governo, Itamar Franco encontrou um estado de dificuldade política e econômica no Brasil, onde a crise hiperinflacionária persistia no país, afetando inclusive o setor elétrico brasileiro [7]. Assim, em conjunto com essas privatizações, ocorreram reformulações nas regras setoriais. Em 1993 foi promulgada a Lei nº 8.631, que estabeleceu a extinção da equalização tarifária, delegou às concessionárias a responsabilidade de fixar e reajustar as tarifas de energia elétrica de acordo com o custo de cada serviço, criou condições para se conciliar os débitos e créditos existentes entre todos os agentes do setor, estabeleceu a obrigatoriedade de contratos de suprimento de energia entre as geradoras e distribuidoras, e além disso, gerou um encontro de contas entre as empresas credoras e devedoras do setor elétrico [3], [8] e [9].

Durante o governo de FHC (1995-2002) pode-se observar um maior avanço em relação ao setor elétrico brasileiro, onde ocorreram a maioria das alterações regulatórias e das privatizações [7]. Dentre essas alterações, entrou em vigência a Lei nº 8.987/95, conhecida como Lei das Concessões, que permitiu que empresas privadas prestassem serviços públicos. Esta, por sua vez, foi regulamentada pela Lei nº 9.074/95, que dispõe sobre o regime concorrencial na licitação de concessões para projetos de geração e transmissão de energia elétrica. Foi criada também a figura jurídica do produtor independente de energia elétrica e

abriram aos consumidores livres o direito à contratação de energia. Num primeiro momento, essa contratação era permitida apenas de produtores independentes, mas após cinco anos também puderam contratar de qualquer concessionária ou produtor de energia [6].

Um dos problemas constatados no processo de reestruturação foi a falta de um agente regulador que supervisionasse o setor e decidisse disputas sobre a área. Assim, o governo decidiu criar a ANEEL em substituição ao antigo Departamento Nacional de Águas e Energia Elétrica (DNAEE) através da Lei nº 9.427/96, [10] e [11]. Para evitar outros problemas que pudessem prejudicar o setor, a Eletrobrás contratou a empresa Coopers&Lybrand para projetar o novo modelo do setor elétrico do Brasil, gerando um relatório que seria usado como referência. Esse relatório previa a divisão do mercado nos segmentos de geração, comercialização, transmissão e distribuição, e continha orientações no sentido de implementar a desverticalização das empresas de energia elétrica (dividindo-as nos segmentos de geração, transmissão e distribuição). O mesmo relatório propôs a criação do Mercado Atacadista de Eletricidade (MAE) e recomendou o estabelecimento de “contratos iniciais” para uma fase de transição para o mercado de energia elétrica competitivo [12].

Este modelo proposto levou o governo a editar a Lei nº 9.648/98, que dispôs sobre as regras de entrada, tarifas e estruturas do mercado elétrico, estabeleceu a entrada em vigor da liberdade de escolha no fornecimento de energia para os consumidores com carga igual ou superior a 10MW, criou o MAE e a figura do Operador Nacional do Sistema (ONS) e estabeleceu regras para garantir a livre concorrência [7].

O MAE teria a função de intermediar as transações de compra e venda de energia elétrica, sendo o foro para fixar os preços de referência para a energia comercializada através de contratos bilaterais entre os geradores e distribuidores. Além disso, o MAE também tem como objetivo estabelecer os preços à vista da energia, refletindo no custo de curto prazo da geração. Os contratos de longo prazo passaram a ter preços prefixados por envolverem um grau menor de incerteza devido à alta volatilidade dos preços [13]. Era de responsabilidade da ANEEL o monitoramento das atividades do MAE. A criação do ONS foi devido à necessidade de o setor elétrico possuir uma coordenação central que fizesse seu controle e planejamento.

As dificuldades da transição de um sistema estatal para um misto (estatal/privado) em conjunto com as características hídricas no Brasil geraram incertezas que adiaram as decisões de investimento no setor [13]. Simultâneo a este cenário, houve um período de baixa

pluviometria nas bacias de grandes reservatórios de água. Esses fatores culminaram em um racionamento de energia entre 2001 e 2002, pois neste período o Brasil tinha sua geração predominantemente hídrica [14].

Diante da crise, FHC instituiu a Comissão de Análise do Sistema Hidrotérmico de Energia Elétrica que tinha como objetivo gerar um relatório, conhecido como Relatório Kelman, o qual avaliava os problemas e a identificava as causas do desequilíbrio do setor de energia. Foi criada também a Câmara da Gestão da Crise de Energia Elétrica (CGCE) para propor e implementar medidas para solucionar a incompatibilidade da demanda e oferta de energia. Com isso foi criado um comitê, chamado de Comitê de Revitalização do Modelo do Setor Elétrico, para encaminhar propostas para a correção desses problemas identificados e também para propor medidas que aprimorassem todo o sistema. A primeira medida tomada foi o racionamento de energia elétrica, mas segundo [15], a ONS concluiu que se a estiagem continuasse o racionamento não seria suficiente para garantir o suprimento de energia.

As reformas econômicas geradas pelo início do governo de Lula (2003-2010) foram acompanhadas por reformas no setor elétrico brasileiro. Devido à crise energética, algumas mudanças que estavam em andamento foram interrompidas e determinou-se a realização de novos estudos do setor [14]. A partir do que foi levantado, o governo percebeu que as principais causas para o colapso do modelo do setor de energia foram a elevação tarifária e a falta de investimentos voltados para a expansão do segmento. Em julho de 2003, foi apresentada uma nova proposta de modelo institucional do setor elétrico, que listava os objetivos que deveriam ser atingidos para o pleno funcionamento do sistema [8].

O governo lançou, então, um novo modelo para o setor elétrico com a promulgação das Leis nº 10.847 e 10.848 nos anos de 2003 e 2004. O modelo tem como elementos fundamentais a reestruturação do planejamento de médio e longo prazo, o monitoramento das condições de atendimento à curto prazo, o redirecionamento da contratação de energia a longo prazo [16], a definição das regras de comercialização de energia elétrica, a criação do CCEE, a qual sucedeu o antigo Mercado atacadista de Energia (MAE); o modelo de caracteriza também pela criação da Empresa de Pesquisa Energética (EPE), pela definição da oferta de menor tarifa como critério para participação nas licitações de empreendimentos, pela criação do Comitê de Monitoramento do Setor Elétrico (CMSE) e do Comitê de Gestão Integrada de Empreendimentos de Geração do Setor Elétrico (CGISE) [17].

Foi também sancionado o Decreto 5.163/04 com o objetivo de regulamentar a comercialização de energia, tendo como premissas garantir a modicidade tarifária, ou seja, tarifas justas para todos, que remunerem o vendedor de forma adequada e não onerem o consumidor excessivamente. Para tanto, foram criados dois ambientes para a realização de compra e venda de energia: o ACL (Ambiente de Contratação Livre) e o ACR (Ambiente de Contratação Regulada) [10].

2.2 Estruturação do Setor Elétrico

Distribuir energia elétrica para todo o país é uma tarefa complexa, fazendo com que o Setor Elétrico Brasileiro seja composto por diferentes instituições que possuem um papel importante na organização da distribuição de energia.

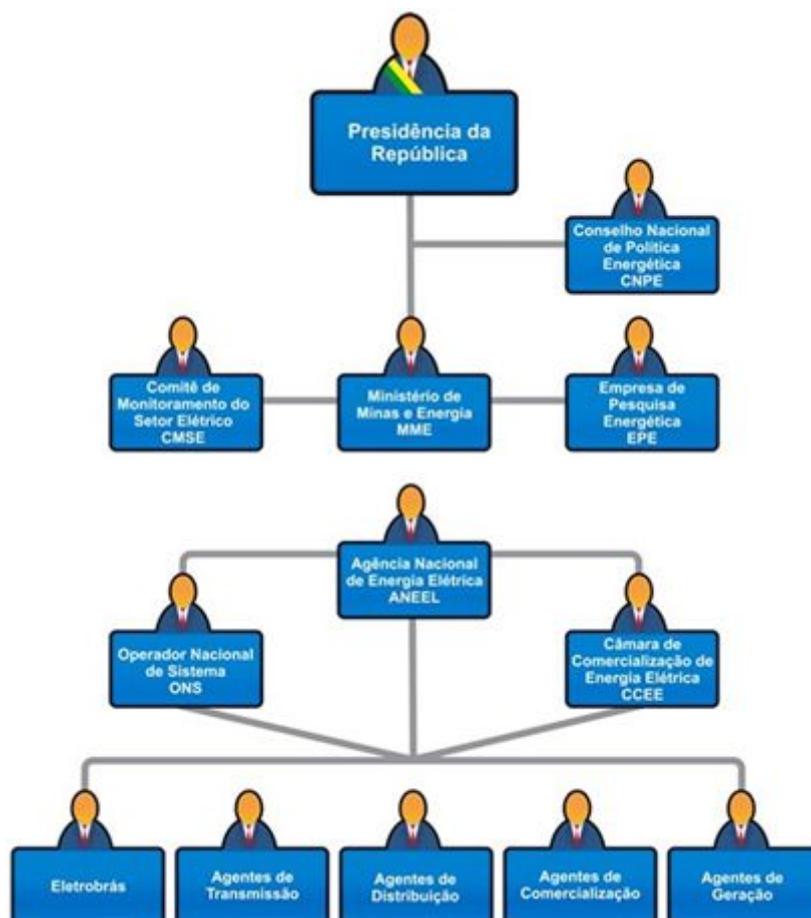


Figura 1 - Organograma Institucional [18].

O CNPE (Conselho Nacional de Política Energética) é o órgão responsável por formular políticas e diretrizes para o setor energético, além de identificar as soluções mais

adequadas para o suprimento de energia elétrica nas diversas regiões do país. Está diretamente ligado à Presidência da República [19]. O MME (Ministério de Minas e Energia) formula e implementa políticas para o setor energético de acordo com as diretrizes do CNPE. É responsável pela política energética [20]. O CMSE (Comitê de Monitoramento do Setor Elétrico) monitora as condições de atendimento e recomenda ações preventivas para garantir a segurança do suprimento. Está diretamente vinculado ao MME [21]. A EPE (Empresa de Pesquisa Energética) realiza estudos e pesquisas para definição da Matriz Energética e subsidia o planejamento da expansão do setor elétrico (geração e transmissão) [22].

A ANEEL (Agência Nacional de Energia Elétrica) regula e fiscaliza a produção, transmissão, distribuição e comercialização de energia, buscando o equilíbrio do mercado. Ela garante a qualidade dos serviços prestados, a universalização do atendimento e melhores taxas aos consumidores. A ANEEL tem autonomia para a execução do processo regulatório e para a arbitragem dos conflitos dele decorrentes, resolvendo disputas entre o poder concedente (governo), empresas prestadoras dos serviços e consumidores [7] e [18].

O ONS (Operador Nacional do Sistema Elétrico) é o órgão responsável pela coordenação e pelo controle da operação das instalações de geração e transmissão de energia elétrica no SIN (Sistema Interligado Nacional), sob a fiscalização da ANEEL. O ONS acionará, de acordo com a demanda, o melhor conjunto de usinas disponíveis para atender essa demanda, visando o menor custo de operação. Este processo chamamos de despacho centralizado. Esse órgão garante o livre acesso à rede de transmissão, promovendo o planejamento e a programação das operações elétricas [6] e [23].

O CCEE (Câmara de Comercialização de Energia Elétrica) tem o papel de viabilizar a comercialização de energia elétrica no SIN, fortalecendo o ambiente de comercialização por meio de regras e mecanismos que promovam relações comerciais sólidas e justas para todos os segmentos. Foi autorizada pela Lei nº 10.848, de 15/03/2004 e regulamentada pelo Decreto nº 5.177 de 12/08/2004, como associação civil de direito privado sem fins lucrativos, sob regulação e fiscalização da ANEEL. Suas principais atividades são: manter o registro de contratos do ACR (Ambiente de Contratação Regulada) e do ACL (Ambiente de Contratação Livre), realizar a medição dos montantes de energia gerada e consumida, apurar e divulgar o PLD (Preço Líquido das Diferenças) do MCP (Mercado de Curto Prazo), contabilizar os Agentes no MCP, apurar as penalidades dos Agentes, gerir e liquidar os montantes de energia de reserva, monitorar a conduta dos Agentes, realizar leilões de energia elétrica, desenvolver e

aplicar as regras e procedimentos de comercialização e administrar as contas ACR, Bandeiras, CDE, RGR e CCC [24].

O ACL é o segmento do setor onde a compra e venda de energia é feita através de contratos com condições, preços e volumes livremente negociados, com cláusulas firmadas entre as partes [25]. Já no ACR, os contratos são decorrentes da realização de leilões de energia, onde as cláusulas já são pré-estabelecidas de acordo com o leilão. Os leilões são mecanismos de mercado que visam aumentar a eficiência da contratação de energia, onde vencem os empreendedores que oferecerem o menor preço, resultando em uma tarifa menor ao consumidor e garantindo a modicidade tarifária [26] e [27].

2.3 Agentes do Setor Elétrico

As empresas associadas aos segmentos regulados e fiscalizados pela ANEEL são chamadas de agentes, divididas nas categorias de geração, transmissão e distribuição.

Os Agentes de Geração são os responsáveis pela produção de energia elétrica no país, produzindo energia de acordo com a demanda de energia dos consumidores. Esses agentes são geradores com potência instalada igual ou maior que 50 MW. A categoria de geração se subdivide em três classes: concessionário de serviços públicos, produtor independente de energia elétrica e autoprodutor. O concessionário de serviço público de geração é um Agente titular de concessão para exploração de ativo de geração a título de serviço público, outorgada pelo Poder Concedente. O produtor independente de energia elétrica é um agente individual ou participante de consórcio que recebe concessão do poder concedente para produzir energia destinada à comercialização por sua conta e risco. O autoprodutor é o agente com concessão para produzir energia para seu uso próprio, podendo comercializar segundo critérios da ANEEL [27] e [28].

Na geração de energia hidroelétrica, a queda da água de um rio movimenta as turbinas que estão ligadas a geradores, possibilitando a conversão da energia mecânica em elétrica. Esse tipo de geração possui usinas que produzem mais e com baixo preço operacional, ficando ligadas constantemente para atender à demanda. Devido a todas essas vantagens, a geração hidráulica é o tipo predominante na matriz energética brasileira [29].

Na geração eólica a movimentação das turbinas se dá através de massas de ar em movimento. O giro das pás dá origem à energia mecânica que aciona o rotor do aerogerador, produzindo eletricidade [30].

A geração solar se dá através da captação da energia solar pelos painéis solares. Esse tipo de geração não tem participação expressiva devido à radiação solar não atingir o planeta de forma uniforme, dependendo da latitude, da estação do ano e de condições climáticas [31].

Na geração térmica a eletricidade é produzida a partir da queima de combustíveis, como por exemplo petróleo, carvão e gás natural. Esse tipo de geração é o que atende aos picos de consumo. Funcionando de forma semelhante, a geração nuclear que é resultante da fissão do urânio em reator nuclear [32].

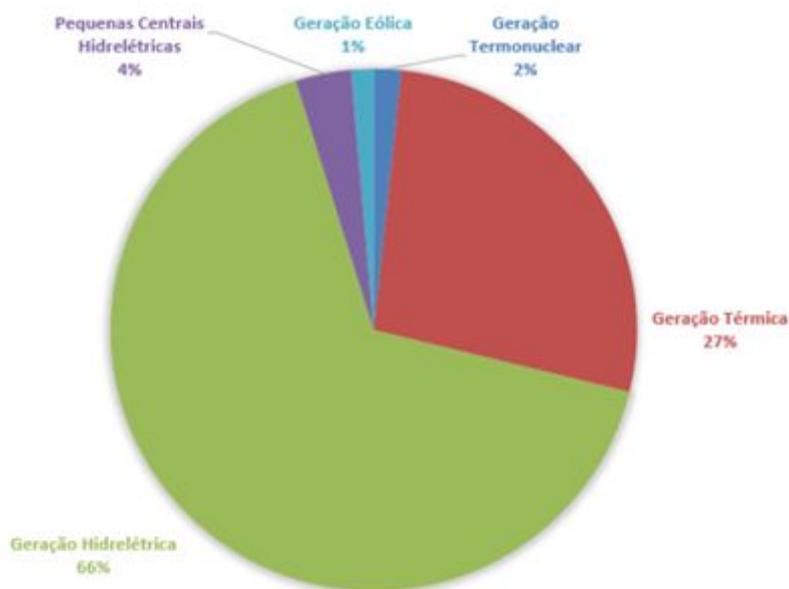


Figura 2 - Capacidade instalada no SIN em 2013 [23].

Os Agentes de Transmissão têm o papel de transportar a energia do ponto de geração até o ponto de distribuição. O transporte da energia é feito a tensões elevadas de forma a evitar perdas elétricas no sistema durante a transmissão. Esse sistema de transmissão é conhecido como Rede Básica. A Rede Básica garante a entrega da energia produzida pelos geradores aos consumidores, ambos pagam tarifa pelo uso do sistema de transmissão [27].

Os Agentes de Distribuição são empresas concessionárias distribuidoras de energia elétrica que atendem as demandas dos consumidores com tarifas e condições de fornecimento

reguladas pela ANEEL. Essa categoria é composta por distribuidores que adquirem acima de 500 GWh/ano ou que comercializam uma menor quantidade de energia que não foi adquirida de uma distribuidora que é agente da CCEE. As distribuidoras irão reduzir a tensão da energia recebida pelas linhas de transmissão e irão transportar ao consumidor final em sua área de concessão. As distribuidoras fazem a entrega da energia a todos os consumidores da sua área de concessão, sejam eles cativos ou livres, através da Redes de Distribuição [27] e [28].

A comercialização é a categoria que possibilita a competição nas operações de compra e venda de energia, que acontece de forma livre ou regulada no mercado. As categorias dessa classe são: agentes importadores/exportadores que intercambiam energia maior ou igual a 50 MW, comercializadores com comercialização anual maior ou igual a 500 GWh, consumidores livres, consumidores especiais e varejistas [28].

Os agentes importadores detêm autorização do Poder Concedente para realizar importação de energia elétrica para abastecimento do mercado nacional. Já os agentes exportadores detêm autorização do Poder Concedente para realizar exportação de energia elétrica para abastecimento de países vizinhos [28]. Os varejistas são responsáveis por unidades consumidoras ou geradoras perante a CCEE, não precisando aderir a esta.

Pode-se dividir os consumidores em dois tipos: os cativos e os livres (ou especiais). Os consumidores cativos são aqueles atendidos pela Distribuidora da área de concessão em que está localizado, exemplo disso são as residências, lojas e pequenas indústrias. Estes consumidores pagam tarifa para a sua distribuidora local tanto pelo uso do fio, quanto pela energia recebida. Os consumidores livres e especiais, apesar de fisicamente receberem a energia da Distribuidora local, pagam para ela tarifa somente pelo uso do fio, tendo a liberdade de escolher qualquer fornecedor de energia dentre os presentes no Sistema Interligado Nacional. Desta forma, ele firmará com este fornecedor um contrato [28].

2.4 O PLD e o Mercado de Curto Prazo

A CCEE também é encarregada de realizar a contabilização de todos os agentes, analisando se o que foi firmado nos contratos foi o que realmente ocorreu. Comparando essas informações, é possível observar pequenas diferenças entre os montantes de energia elétrica medida e contratada que foram estabelecidos no contrato. Essas diferenças são contabilizadas e liquidadas, para verificar se algum agente precisa pagar ou receber dinheiro, onde esta

diferença será valorada pelo PLD (Preço Líquido das Diferenças). Este processo é chamado de Mercado de Curto Prazo. Os resultados deste processo são divulgados pela CCEE para os agentes, onde este poderão receber e pagar o que precisam [33].

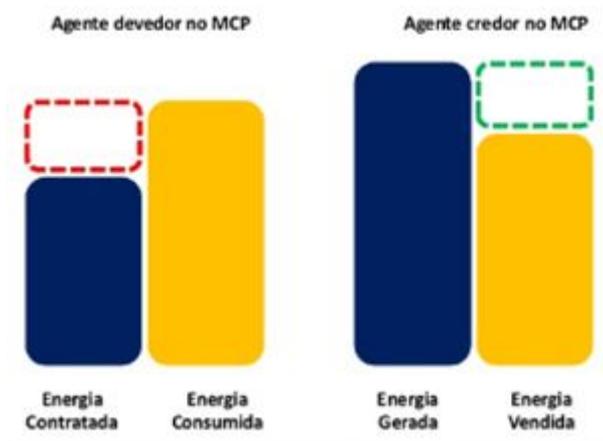


Figura 3 - Diferenças contabilizadas entre energia contratada e consumida [36].

O PLD (Preço Líquido das Diferenças) é o preço utilizado para valorar os volumes de energia liquidados no MCP. O PLD é um dos resultados do planejamento da operação feito pelo ONS, que tem como base as previsões de disponibilidade de gerações, vazões afluentes e carga do sistema. Este cálculo é feito para cada semana, patamar de carga e submercado [34]. O patamar de carga é o período de tempo em que as características de consumo de energia elétrica tendem a ser semelhantes. No SIN as horas do dia são agregadas em 3 patamares: pesado, médio e pesado. O patamar leve ocorre nas primeiras horas do dia, considerando a iluminação pública e indústrias que trabalham 24h. O patamar médio ocorre ao amanhecer, quando começa o consumo com atividades, prestação de serviço e mais atividades industriais. O patamar pesado ocorre a partir das 18h, quando começa o consumo devido a iluminação pública e ao consumo residencial. Depois das 21h, o patamar volta a ser o médio [35].



Figura 4 - Divisão das horas do dia em patamares[36].

A diferença de preços surge quando existe uma limitação de transmissão de energia entre os submercados, não permitindo que uma geração mais barata possa atender ao consumo do outro submercado. A energia gerada é valorada ao preço do Submercado onde ela foi gerada, e é paga ao preço do Submercado onde a energia foi consumida. Assim, quando existe diferença de preços entre os submercados, o consumo pagará à CCEE um valor maior do que a geração receberá da CCEE, pois o fluxo de energia ocorre do submercado mais barato para o mais caro [10].

2.5 Sistema Interligado Nacional e Subsistemas

O SIN (Sistema Interligado Nacional) é caracterizado como um sistema hidrotérmico de grande porte interligado por linhas de transmissão. Pelo grande número de usinas hidráulicas e térmicas inseridos em sua extensão, geralmente não é possível qual delas é a que originou a energia que chega no consumidor final [11]. Essa grande malha interligada que permite aos Agentes que comercializem a energia livremente entre si. Existem alguns estados que ainda estão em processo de interligação, o que os impede de comercializar com as demais regiões do Brasil. Esta região é chamada de Sistema Isolado, composta em sua maioria por estados da região norte [27].

Embora a maior parte do território brasileiro esteja conectada pelo SIN, existe um limite de fluxo de energia que pode ser levada a cada região. Por isso o SIN é dividido em 4 regiões, chamadas de Submercados ou Subsistemas, que seguem critérios geoeletrônicos que consideram as características da malha de transmissão e suas restrições. O Brasil possui 4 submercados: Norte, Nordeste, Sudeste/Centro-Oeste e Sul. No atendimento à carga, consideramos também a geração de energia de Itaipu [34].



Figura 5 - Regiões do Sistema Interligado Nacional [36].

O submercado Norte apresenta maior produção de energia do que consumo durante o ano, o que o configura como exportador de energia durante 9 meses/ano. O submercado Nordeste possui geração de energia menor do que seu consumo, fazendo com que ele seja considerado com importador de energia. Este ponto é agravado pelo grande número de indústrias que vêm se instalando na região, o que gera um aumento do consumo de energia na região. O submercado Sudeste/Centro-Oeste, assim como o submercado Nordeste, consome mais energia do que gera. Este submercado é o que mais consome energia, apresentando uma demanda elevada por ser o maior pólo industrial e comercial do país. Desta forma é considerado importador de energia na maior parte do ano. O submercado Sul apresenta geração e consumo de energia próximos, porém apresenta um grande volume de chuvas em determinadas épocas do ano, fazendo com que importe ou exporte energia de acordo com a relação chuvas x armazenamento do submercado Sudeste/Centro-Oeste [11].

2.6 Redes Neurais Artificiais

2.6.1 Histórico das Redes Neurais Artificiais

Segundo [37], as Redes Neurais Artificiais (RNAs) são modelos computacionais inspiradas no cérebro humano. Podemos defini-la como um conjunto de unidades de processamento interligadas por várias conexões, tendo um vasto campo de aplicação, o que permite a resolução de problemas de diversas áreas de conhecimento.

Os primeiros relatos envolvendo neurocomputação surgiram em 1943 através de McCulloch & Pitts [38], quando fizeram o primeiro modelamento matemático inspirado em um neurônio biológico, ou seja, o primeiro neurônio artificial. Poucos anos depois, em 1949, Hebb propôs o primeiro método de treinamento para redes neurais artificiais, que ficou conhecido como Regra de Aprendizado de Hebb [39].

Diversos pesquisadores desenvolveram trabalhos relacionados a modelos matemáticos para o neurônio biológico, mas um que obteve destaque foi o trabalho de Frank Rosenblatt [40] entre 1957 e 1958 ao idealizar o modelo básico do *Perceptron*, que chamou a atenção dos pesquisadores por ser capaz de reconhecer padrões simples. Assim, em 1960, Widrow & Hoff [41] desenvolveram um tipo de rede chamada *Adaline*, abreviatura de *ADaptive LINear Element*.

Com estes trabalhos houve um grande incentivo a essa linha de pesquisa. No entanto, em 1969, Minsky & Papert [42] mostraram uma limitação de redes neurais artificiais constituídas de apenas uma camada, como o *Perceptron* e a *Adaline* em resolver problemas que não fossem linearmente separáveis, como o XOR (ou-exclusivo). Com isso, por alguns anos, pouquíssimas pesquisas foram desenvolvidas, até que, em 1986, Rumelhart, Hinton e Williams [43] desenvolveram um algoritmo que permitia ajustar os pesos em uma rede com mais de uma camada, solucionando o problema do XOR. Este algoritmo, denominado *Backpropagation*, incentivou definitivamente o crescimento de pesquisas na área.

Após isso, diversos trabalhos foram desenvolvidos, permitindo a utilização das RNAs em diversas áreas de aplicação, como aproximador universal de funções, como em controle de processos, em reconhecimento/classificação de padrões, sistemas de previsão, otimizador de sistemas, dentre outros.

2.6.2 O Neurônio Biológico

Como dito na seção anterior, as RNAs são baseadas no comportamento do cérebro humano e o seu modelamento matemático tem como base o neurônio biológico. Este é a célula elementar do sistema nervoso cerebral e se resume a basicamente conduzir estímulos elétricos advindos de reações físico-químicas sob determinadas condições de operação [37]. O neurônio pode ser dividido em três partes principais: dendritos, corpo celular e axônio, como ilustra a Figura 6.

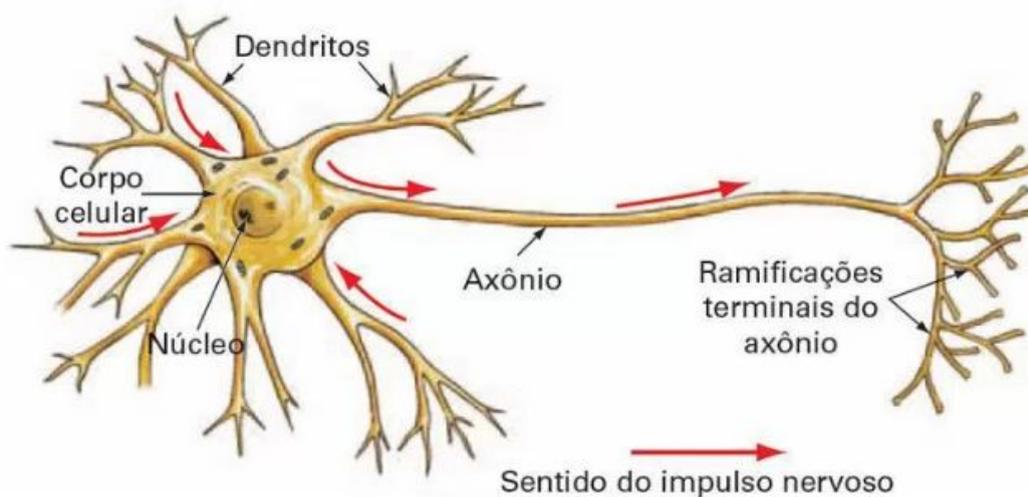


Figura 6 - Neurônio Biológico [44].

Os dendritos recebem sinais elétricos de outros neurônios através de sinapses, que constitui o processo de comunicação entre neurônios. O corpo celular processa a informação e envia para outro neurônio, ou seja, ele produz um potencial de ativação que indicará se o neurônio poderá disparar um impulso elétrico ao longo de seu axônio. O axônio, por sua vez, conduz os impulsos elétricos para outros neurônios, sendo então, os transmissores das saídas do neurônio.

Um neurônio recebe sinais através de inúmeros dendritos, os quais são ponderados e enviados para o axônio, podendo ou não seguir adiante. Ou seja, a ligação entre os neurônios possuem um certo grau de importância. Então um sinal pode ser amplificado ou atenuado ao passar por um neurônio.

Então, inspirados no neurônio biológico, os pesquisadores desenvolveram o neurônio artificial, com o objetivo de reproduzir a inteligência humana em uma inteligência artificial. Este neurônio será detalhado na seção a seguir.

2.6.3 O Neurônio Artificial

Os neurônios artificiais são basicamente componentes que calculam a soma ponderada de várias entradas, aplica uma função e passa o resultado adiante, assim como os neurônios artificiais. O neurônio mais simples, implementado por McCulloch e Pitts, denominado *Perceptron* é mostrado na figura a seguir.

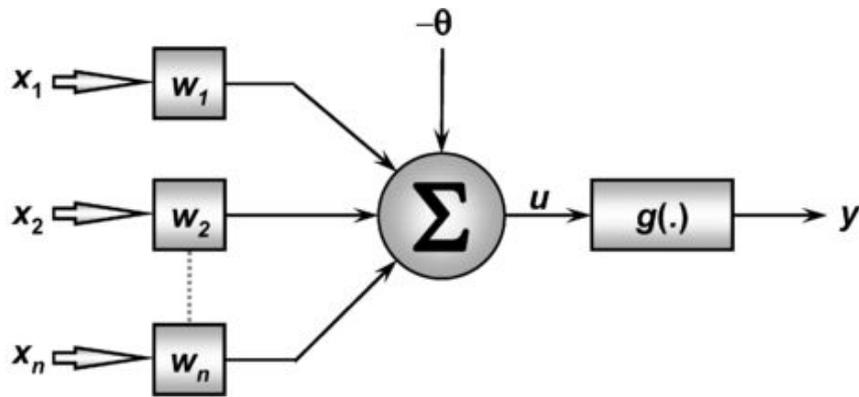


Figura 7 - Neurônio Artificial [37].

Na figura, as entradas x_1 a x_n são análogas aos impulsos elétricos externos captados pelos dendritos do neurônio biológico. Essas entradas são multiplicadas pelos pesos sinápticos correspondentes w_1 a w_n , gerando as entradas ponderadas. O neurônio, então, totaliza todos os produtos gerando um único resultado, que é então apresentado a uma função de ativação, que decide se o resultado da soma ponderada das entradas será ativado ou não, produzindo uma saída y . O modelo do neurônio matemático também pode incluir uma polarização ou bias de entrada. Esta variável é incluída ao somatório da função de ativação, com o intuito de aumentar o grau de liberdade desta função e, conseqüentemente, a capacidade de aproximação da rede [44].

Exemplos de função de ativação são as funções degrau, sinal, rampa simétrica, logística e tangente hiperbólica. A escolha adequada desta função influencia no processo de convergência da rede durante o treinamento. Assim, escolhida a função de ativação, o

resultado produzido por ela corresponde ao sinal de saída y e o equacionamento matemático do neurônio artificial pode ser visto abaixo:

$$u = \omega_1 x_1 + \omega_2 x_2 + \dots + \omega_n x_n - \theta = \sum_{i=1}^n \omega_i x_i - \theta \quad (1)$$

$$y = g(u) \quad (2)$$

2.6.4 Redes Neurais Artificiais

O neurônio Perceptron, mostrado na Figura 7, é um exemplo de uma rede neural composta de apenas uma camada neural e um neurônio artificial nesta única camada. A principal arquitetura associada a esta rede é a rede feedforward de camada simples, mostrada na Figura 8. Essa arquitetura, com aplicabilidade em problemas que envolvem classificação de padrões e filtragem linear, possui apenas uma camada de entrada e uma única camada de neurônios, que se trata da camada de saída. Nesta, o fluxo de informações segue sempre da camada de entrada para a camada de saída.

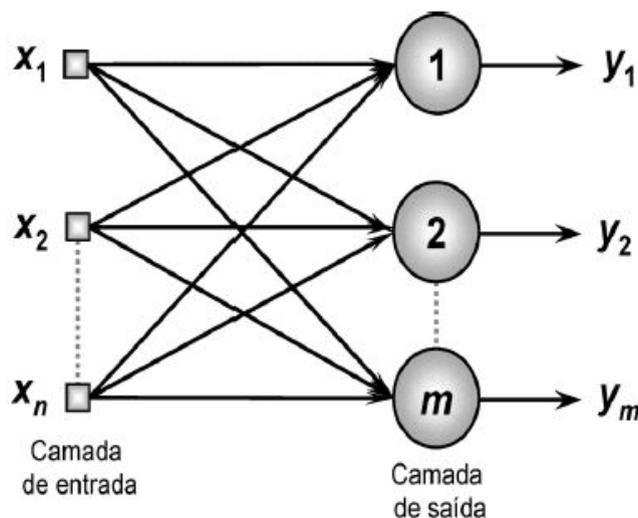


Figura 8 - Exemplo de rede *feedforward* de camada simples [37].

Para uma maior quantidade de aplicações possíveis pode-se utilizar redes com uma ou mais camadas intermediárias de neurônios entre as camadas de entrada e de saída. A estas redes denomina-se rede feedforward de camadas múltiplas, mostrada na Figura 9. Devido ao conjunto extra de conexões sinápticas e da riqueza de interações neurais, as camadas ocultas

são capazes de extrair características complexas dos dados sobre os quais atuam. Entre as potenciais áreas de aplicação para estas redes pode-se citar: aproximação universal de funções, reconhecimento de padrões e previsão de séries temporais.

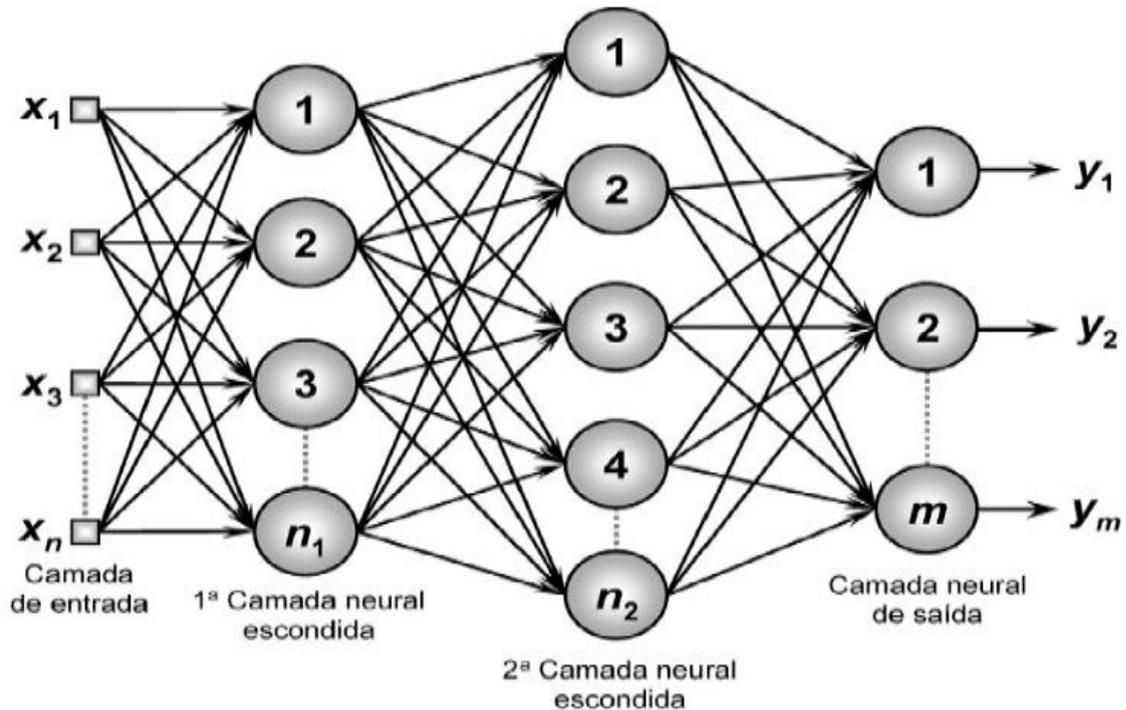


Figura 9 - Exemplo de rede *Perceptron* de Múltiplas camadas [37].

Para este tipo de arquitetura uma rede comum é a Rede Perceptron Multicamadas (PMC), cujo treinamento é realizado de forma supervisionada, por um método conhecido como *backpropagation*, que é baseado na implementação do gradiente descendente para a função de erro quadrático médio. Neste método de treinamento a rede opera em uma sequência de dois passos. Primeiro, um padrão é apresentado à camada de entrada da rede e a atividade resultante flui através da rede, camada por camada, até que a resposta seja produzida pela camada de saída.

No segundo passo, a saída obtida é comparada à saída desejada para esse padrão particular e, caso esta não esteja correta, o erro é calculado e propagado a partir da camada de saída até a camada de entrada. Assim, os pesos das conexões das unidades das camadas internas vão sendo modificados conforme o erro é retropropagado. Assim, diminui-se a cada iteração a soma dos erros entre a resposta obtida e a resposta gerada.

Porém, devido à dificuldade de se treinar redes profundas, conhecidas como “deep-networks”, a literatura aborda algumas derivações do algoritmo *backpropagation*

descrito acima a fim de melhorar a convergência da rede, evitando que os gradientes explodam ou desvançam, pois quando as RNAs são muito profundas, a chance da regra da cadeia produzir uma multiplicação instável aumenta. Alguns exemplos de algoritmos são o *Backpropagation* com *Momentum*, o *Resilient-Backpropagation* e o *Levenberg-Marquardt*.

3 METODOLOGIA

Neste capítulo serão abordados as especificações da RNAs utilizada para a predição das diferenças entre as subregiões. As diferenças que são objeto de estudo no presente trabalho são: Norte e Nordeste, Norte e Sul/Centro-Oeste e Norte e Sul. O tipo de RNA utilizada foi a TDNN (*Time Delay Neural Network*) devido à característica dinâmica dos dados e por estes serem variantes no tempo, utilizando um atraso temporal.

3.1 Treinamento

Nesta seção serão apresentados especificações da RNA implementada para as diferenças entre as subregiões Norte e Nordeste. A metodologia foi a mesma para as outras diferenças de subregiões, onde apenas alguns parâmetros da rede foram alterados e serão descritos nos resultados.

Em todas as redes foi utilizado o mesmo número de entradas. Os dados foram obtidos no site do CCEE, onde foi escolhido o período de setembro de 2014 até setembro de 2018, totalizando em 216 dados para cada subregião. Foram testadas as diferenças para todas as combinações de subregiões, mas as que melhor se adaptaram para a rede foram as comparações com a região norte. Desta forma, as diferenças tratadas no presente trabalho serão as que apresentaram um bom comportamento e a diferença entre os submercados do Norte e do Nordeste para um intervalo escolhido, de forma a exemplificar uma diferença que não se adaptou bem à rede. Este período foi escolhido de forma que, ao calcularmos as diferenças entre os PLDs, estes dados apresentassem mais de um período de variação, visto que a maior parte das diferenças fica estabilizada em zero.

Diferenças entre subregiões	Análise para 4,5 anos = 211 dados		Análise para 2,5 anos = 120 dados	
	Percentual de dados com valor igual a zero	Quantidade de dados diferentes de zero	Percentual de dados com valor igual a zero	Quantidade de dados diferentes de zero
N-NE	63,43%	79	66,12%	40
N-SE	67,59%	70	63,64%	43
N-S	63,89%	78	59,50%	48
NE-SE	68,98%	67	71,90%	33
NE-S	65,28%	75	67,77%	38

SE-S	92,59%	16	89,26%	12
------	--------	----	--------	----

Tabela 1 - Análise dos dados de entrada da rede

Pela porcentagem apresentada na tabela 1, podemos ter a impressão de que não há diferença na utilização dos dados, porém a escolha da utilização dos dados de 4,5 anos foi feita com o objetivo de inserir na rede mais valores que fossem diferentes de zero.

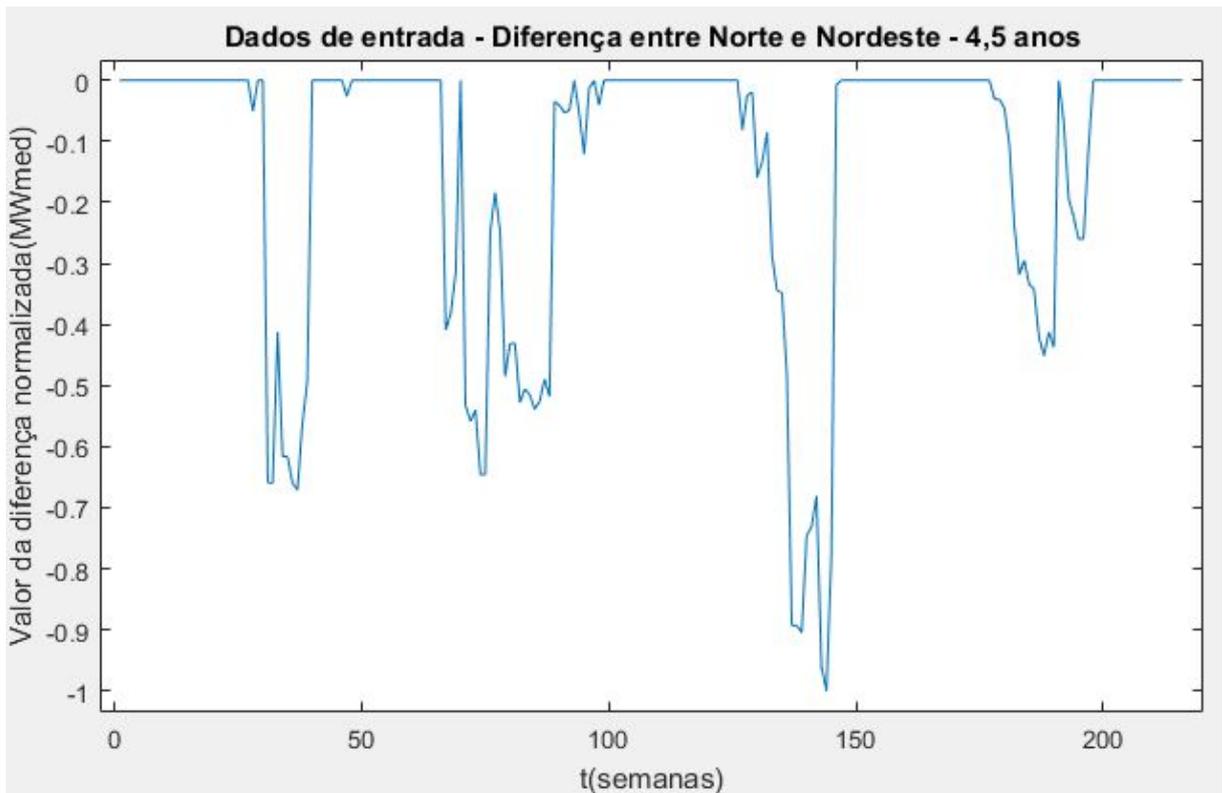


Figura 10 - Diferença entre as subregiões Norte e Nordeste para 4,5 anos

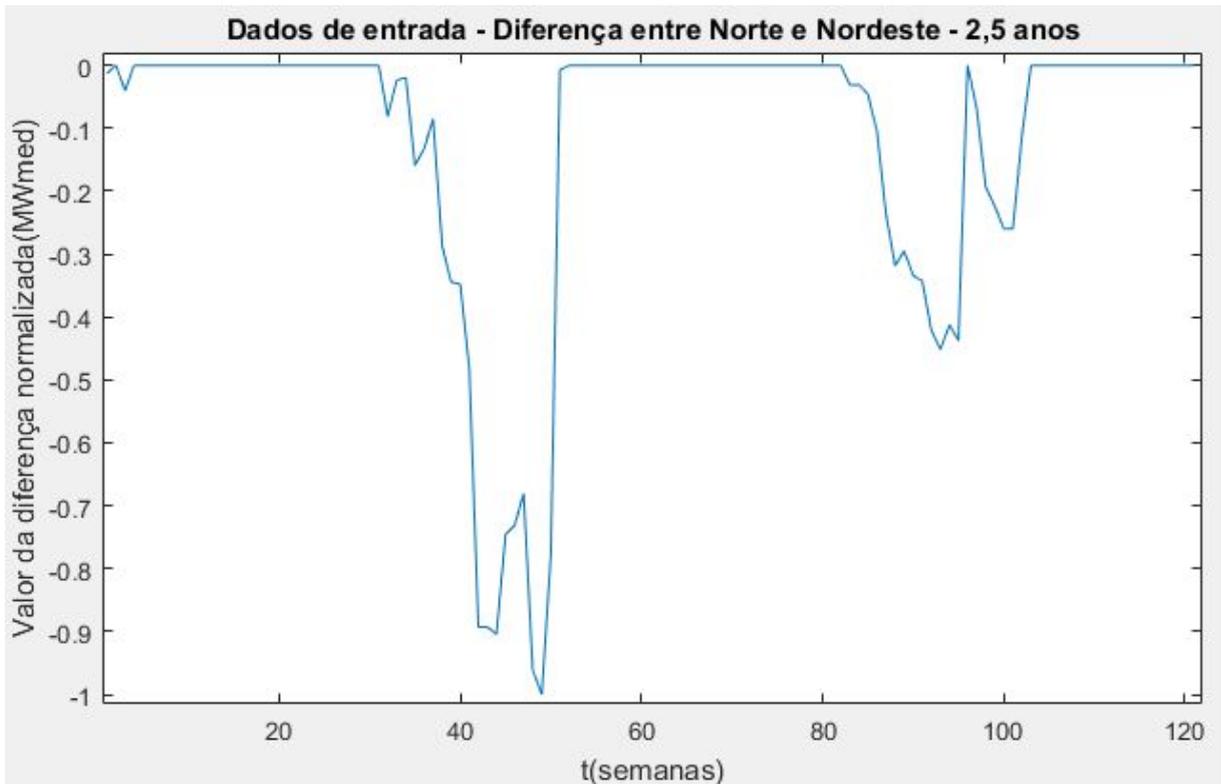


Figura 11 - Diferença entre as subregiões Norte e Nordeste para 2,5 anos

Tendo como exemplo os plots das diferenças mostradas nas figuras 10 e 11, podemos observar que aumentou o número de dados com valor diferente de zero que serão inseridos na RNA.

Após esta análise, os dados escolhidos foram normalizados entre 0 e 1 para serem inseridos na rede. Foram utilizados 211 dados no total, sendo os 206 primeiros usados no treinamento e os outros 5 na validação, mas apenas um dado para validação seria suficiente, pois deseja-se prever a próxima semana no futuro.

Os parâmetros principais da rede são determinados a partir da escolha do projetista. Sendo assim, os valores de variáveis como o número de entradas da rede, a quantidade de camadas escondidas e o número de neurônios na camada escondida são determinados através da observação do conjunto de parâmetros que geram os resultados. No presente trabalho esta determinação foi feita de forma empírica, onde foram testadas várias configurações. A camada de saída não possui a mesma liberdade em sua determinação, onde seu valor é definido pelo número de saídas da rede. Como a proposta é apenas a definição da diferença entre duas subregiões, a camada de saída será composta por um neurônio, visto que deseja-se prever uma diferença por vez.

Logo depois do ajuste dos parâmetros, temos o início da fase de *backpropagation*, que é quando a rede começa realmente a ser treinada. Inicialmente os pesos sinápticos da RNA serão aleatoriamente iniciados para que só depois sejam ajustados. Passado o ajuste, é calculada a saída da rede ou fase *forward*, que é comparada com o valor que se deseja no final. Devemos observar que o erro entre elas deve ser obrigatoriamente menor que o estipulado, o que indica que a rede convergiu, se não, os pesos devem sofrer ajustes, o que chamamos de fase *backward*, e o processo será reiniciado.

Comumente usa-se o algoritmo *Backpropagation* para o treinamento de redes TDNN, neste ajustam-se os pesos da rede em relação à direção oposta do gradiente da função erro quadrático, em outras palavras, os valores do erro caminharam para a direção de máximo decrescimento da função. Entretanto, observa-se na prática que, este algoritmo tende à convergência de maneira muito lenta, tendo como consequência um elevado grau de esforço computacional. Uma das formas de subterfúgio, entre outras técnicas que foram utilizadas, é o algoritmo de *Levenberg-Marquardt*.

O algoritmo de *Levenberg-Marquardt* é uma forma de aproximação do método de Newton. Utilizando-se deste, conseguimos realizar o treinamento de redes PMC de 10 a 100 vezes mais rápido se comparado com o método de *Backpropagation*. Contudo, devemos observar qual será a aplicação, pois pode ser que a rede não convirja. Uma ferramenta que pode-se usar como alternativa é inserir o termo de *momentum*, que é baseado na teoria de momento da física. O objetivo principal o qual visamos alcançar com a utilização deste termo é basicamente aumentar a rapidez com que o erro evolui para seu valor mínimo.

Chegamos à conclusão, após testes, que o método mais adequado para o treinamento é um híbrido de *Levenberg-Marquardt* com *Momentum* e *Resilient Backpropagation*. Neste caso, o algoritmo *Resilient Backpropagation* considerará somente variações do sinal, em vez de usar as variações de magnitudes do gradiente da função erro, fazendo assim com que a taxa de aprendizagem do método deixe de ser estática e se torne dinâmica.

A seguir, veremos detalhamentos e descrições do equacionamento que foi utilizado para o cálculo e ajuste dos pesos, com base nas equações 1 e 2 do neurônio que foi proposto por [40].

Considerando x , x_0 , w_1 , w_{01} como, entradas da rede, limiar de ativação e pesos da primeira camada, respectivamente, teremos que o potencial de ativação u_1 e a saída da primeira camada y_1 serão dados pelo seguinte equacionamento:

$$u_1 = w_1x + w_{01}x_0 \quad (3)$$

$$y_1 = \tanh(\beta u_1) \quad (4)$$

Escolhida de maneira conveniente, temos que a função de ativação será a tangente hiperbólica, esta é uma função ímpar que contribui de forma a melhorar o processo de convergência durante o treinamento da rede. O termo β , na equação 4, é correspondente à inclinação da função e, após vários ensaios, chegamos ao valor de 0.4 como o melhor para nosso uso. Ao obter o termo desejado, temos que a saída y_1 será utilizada como entrada da próxima camada que será a camada de saída.

$$u_2 = w_2y_1 + w_{02}x_0 \quad (5)$$

$$y_2 = \tanh(\beta u_2) \quad (6)$$

Deve-se comparar a saída y_2 com a saída que a rede neural deseja aprender D , esta que seria a série temporal da variável que se deseja trabalhar. Calcula-se o erro desta comparação entre saídas através do Erro Quadrático Médio (EQM), que é descrito pela equação 7.

$$EQM = \frac{1}{2}(d - y_2)^2 \quad (7)$$

Teremos que o ajuste dos pesos é realizado através do método híbrido utilizado que é composto por *Levenberg-Marquardt* com *Momentum* e *Resilient Backpropagation*. Realizado de trás para frente o processo de ajuste de pesos começa da última para a primeira camada, fase *backward*. Para esta etapa é necessário realizar o cálculo do gradiente do EQM em relação a w_2 e w_{02} , empregando a regra da cadeia para derivadas parciais de funções compostas, como demonstrado a seguir nas equações 8 e 9.

$$\frac{\partial EQM}{\partial w_2} = \frac{\partial EQM}{\partial y_2} \frac{\partial y_2}{\partial u_2} \frac{\partial u_2}{\partial w_2} \quad (8)$$

$$\frac{\partial EQM}{\partial w_{02}} = \frac{\partial EQM}{\partial y_2} \frac{\partial y_2}{\partial u_2} \frac{\partial u_2}{\partial w_{02}} \quad (9)$$

Ao realizarmos algumas manipulações matemáticas, é possível ser feito o ajuste adequado dos pesos a partir das equações 10 e 11, nos quais os parâmetros são w_2^t , w_2^{t-1} , w_{02}^t , w_{02}^{t-1} e alfa, associados ao momentum e n_{w_2} e $n_{w_{02}}$ que são as matrizes relacionadas às taxas de aprendizado do algoritmo. Desta forma é possível atribuir a cada peso o valor do peso atual, mas com a consideração das diferenças observadas dentre as respostas produzidas.

$$w_2^{t+1} = w_2^t + \alpha \left(w_2^t - w_2^{t-1} \right) - n_{w_2} \frac{dEQM_t}{dw_2} \quad (10)$$

$$w_{02}^{t+1} = w_{02}^t + \alpha \left(w_{02}^t - w_{02}^{t-1} \right) - n_{w_{02}} \frac{dEQM_t}{dw_{02}} \quad (11)$$

Através de *Levenberg-Marquardt* conseguimos a taxa de *momentum* (α), tal qual que assume valores entre 0 e 1. Caso a solução atual esteja longe da solução final, haverá uma grande variação na direção que se opõe ao gradiente da função erro quadrático, consequentemente será possível realizar um passo adicional com um incremento maior para a direção do mínimo da função de erro. Em contrapartida, quando a solução atual for próxima da final teremos que a contribuição do termo de *momentum* será pequena.

As taxas de aprendizado n_w , são obtidas a partir do método *Resilient Backpropagation*, que são matrizes da mesma dimensão dos pesos. Taxas estas que são ajustadas a cada iteração, tomando como base a inclinação do gradiente, porém este método considera somente a variação do sinal e não as magnitudes do gradiente da função erro.

Observa-se que, quando os sinais dos gradientes forem iguais em relação a duas iterações sucessivas, teremos que é possível incrementar a taxa, uma vez que o ponto mínimo da função ainda está distante. No caso em que os sinais do gradiente são diferentes temos que o ponto de mínimo da função foi ultrapassado, logo, devemos reduzir a taxa de aprendizado com o objetivo de fazer com que o algoritmo convirja de forma suave. Este processo dinâmico é demonstrado na equação 12.

$$\eta_w(i,j) = \begin{cases} \eta^+ \eta_w(i,j), & \text{se } \frac{\partial EQM_{k-1}}{\partial w} \frac{\partial EQM_k}{\partial w} > 0 \\ \eta^- \eta_w(i,j), & \text{se } \frac{\partial EQM_{k-1}}{\partial w} \frac{\partial EQM_k}{\partial w} < 0 \\ \eta_w(i,j), & \text{se } \frac{\partial EQM_{k-1}}{\partial w} \frac{\partial EQM_k}{\partial w} = 0 \end{cases} \quad (12)$$

Após a obtenção dos pesos atualizados, os mesmos cálculos serão realizados para os pesos da camada anterior: w_1 e w_{01} .

Podemos considerar que a rede está treinada quando a diferença das respostas produzidas pela mesma esteja dentro de valores aceitáveis, estipulados anteriormente pelo projetista. Juntamente com este erro, é possível utilizar-se do número de épocas como critério de parada. Este pode ser utilizado para casos onde a precisão requerida se torna inatingível.

3.2 Validação

Concluída a primeira etapa, que se refere ao treinamento da rede, tem-se uma segunda etapa que é necessária para verificação, onde os dados obtidos na primeira serão verificados. O processo é feito, fundamentalmente, aplicando a fase forward nas entradas não utilizadas no treinamento e fazer com que elas fiquem submetidas aos pesos que foram obtidos na primeira etapa, assim como demonstrado anteriormente nas equações de 3 a 12.

Assim, verifica-se a eficiência da rede no quesito da capacidade de generalizar os dados que não foram utilizados na fase de treinamento e, por consequência, fazendo a predição dos mesmos valores no futuro.

4 RESULTADOS

Este capítulo tem o objetivo de relatar os resultados obtidos no treinamento e na validação de dados reais da diferença entre os PLDs das subregiões, mostrando o comportamento das RNAs aplicados para as respectivas diferenças. Durante a fase de treinamento foram realizados vários testes utilizando diferentes valores para o número de neurônios da camada de entrada (N) e da camada intermediária (N_1). A configuração para o número de neurônios na camada de entrada que apresentou melhores resultados foi a com 60 neurônios, enquanto que para outros valores o resultado não foi tão bom quanto o obtido nas condições citadas anteriormente. Desta forma, nesta e nas próximas seções serão utilizadas apenas a configuração com 60 neurônios na camada de entrada e três configurações para a camada intermediária, com os valores de 20, 70 e 120 neurônios. Foram utilizados o erro quadrático médio e o número de épocas como critério de parada, onde o primeiro deveria apresentar valor menor que 0,001 (0,1%) e o máximo de 20000 épocas.

4.1 Diferença entre as subregiões Norte e Nordeste

Nesta seção estão os resultados obtidos durante a fase de treinamento e de validação da diferença entre as subregiões Norte e Nordeste.

As Figuras 10 a 15 mostram o comportamento da rede para $N = 60$ e $N_1 = 20, 70$ e 120 neurônios, respectivamente. A Tabela 2 mostra os resultados quantitativos.

4.1.1 Resultados para 20 neurônios na camada escondida

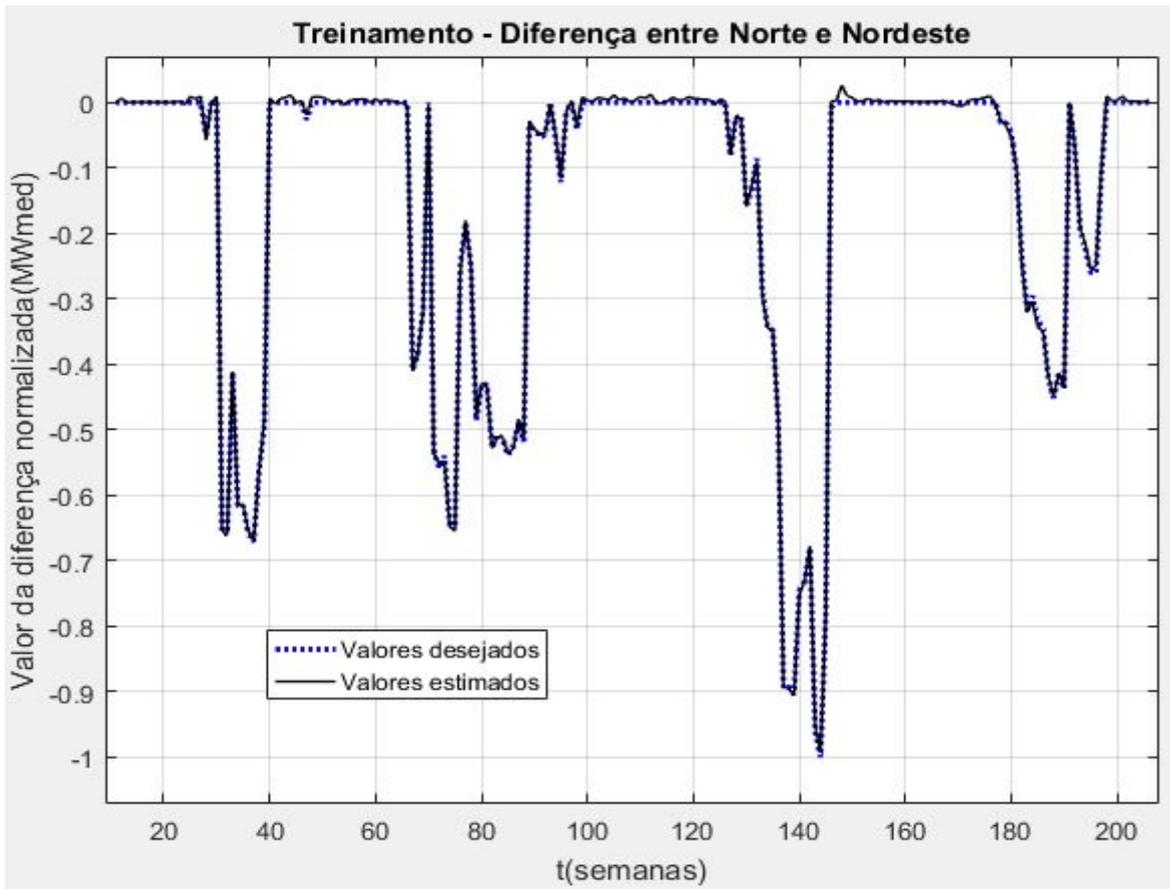


Figura 12 - Fase de treinamento para $N_1 = 20$ neurônios intermediários.

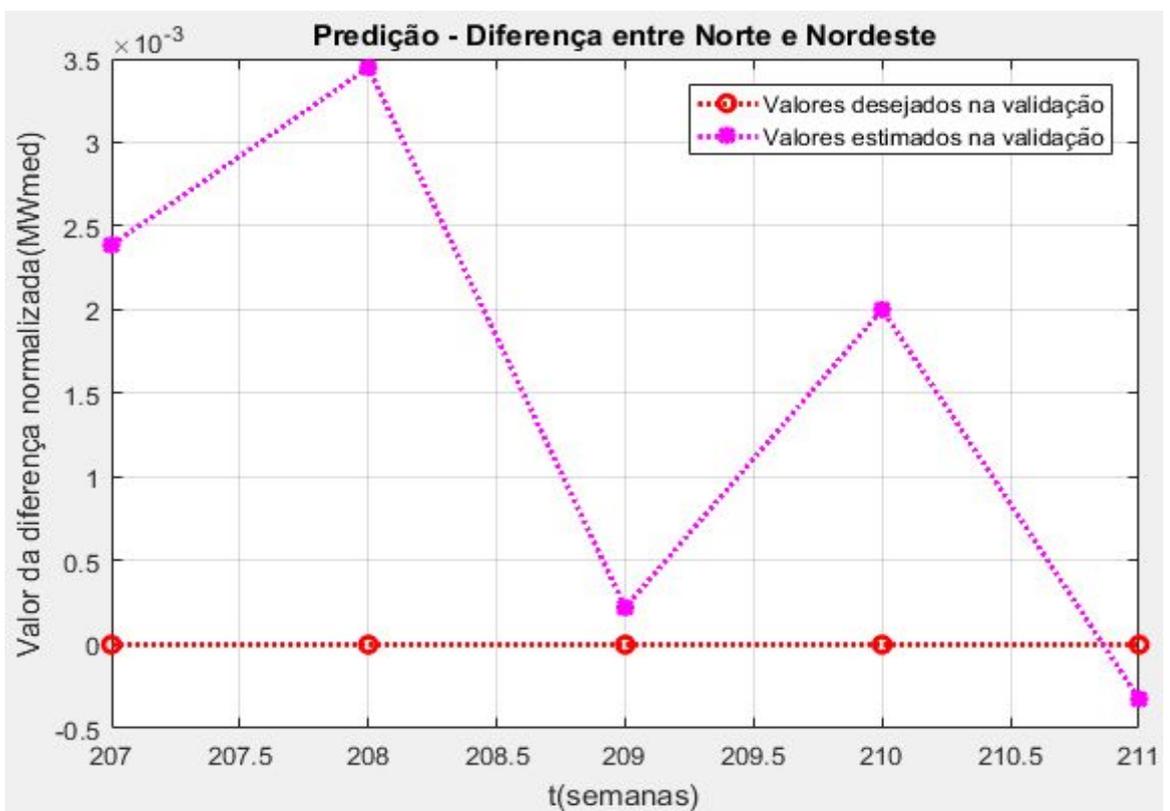


Figura 13 - Predição para $N_1 = 20$ neurônios intermediários.

Para os dados empregados na rede com 20 neurônios na camada intermediária a rede apresenta um treinamento muito bom e possui um erro muito pequeno na predição, apesar de não acompanhar a tendência dos dados. Com a rede empregada para este valor de neurônios é possível afirmar que o valor predito pela rede está dentro de um intervalo considerado adequado.

Quando plotamos a predição separada do treinamento podemos perceber que os dados da predição não seguem a tendência dos dados desejados, porém se observarmos a escala do eixo das ordenadas no gráfico veremos que a diferença entre os valores estão na ordem de 10^{-3} , o que representa um erro muito baixo, permitindo que a validação seja analisada como precisa.

4.1.2 Resultados para 70 neurônios na camada escondida

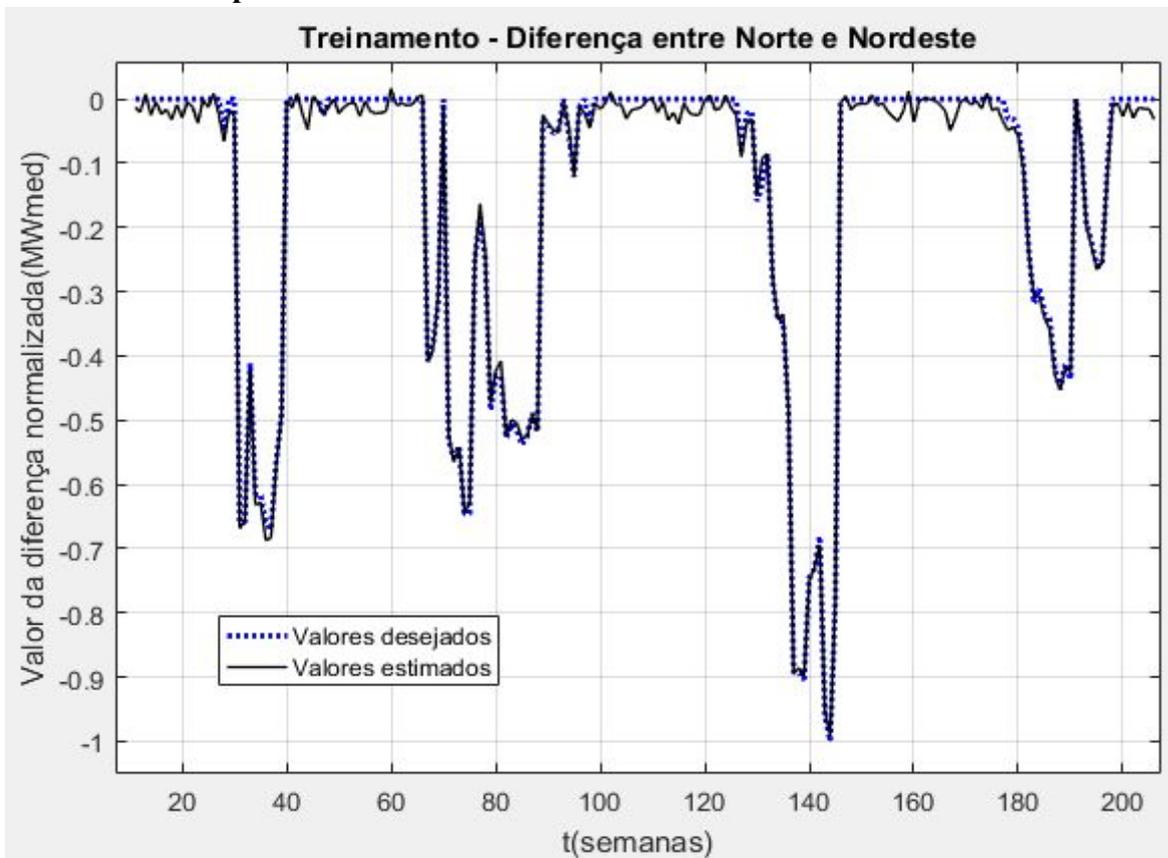


Figura 14 - Fase de treinamento para $N_1 = 70$ neurônios intermediários.

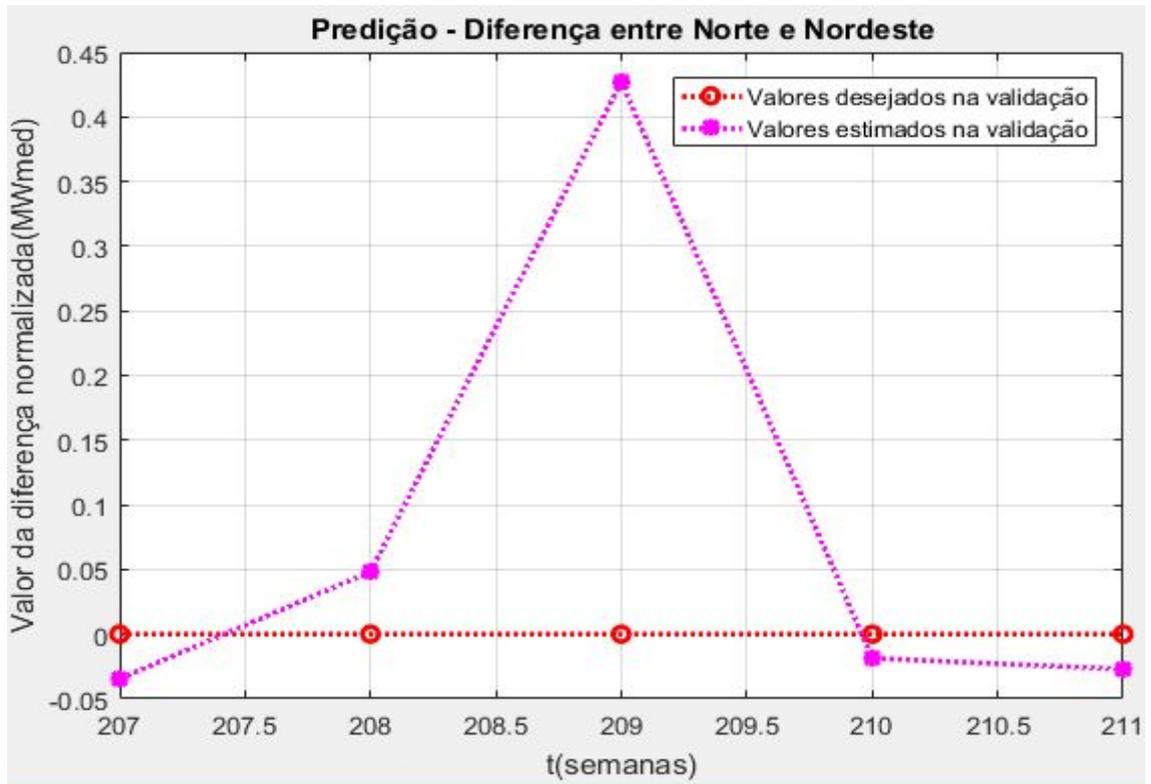


Figura 15 - Predição para $N_1 = 70$ neurônios intermediários.

4.1.3 Resultados para 120 neurônios na camada escondida

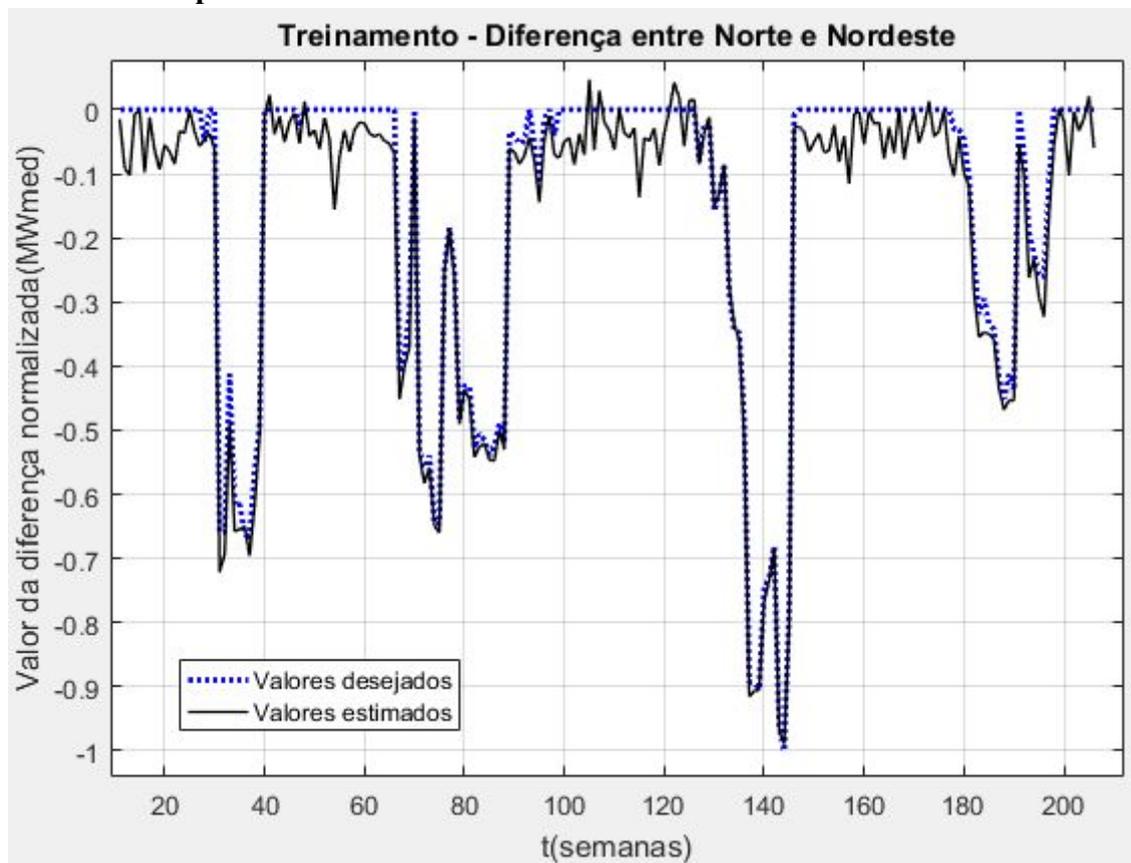


Figura 16 - Fase de treinamento para $N_1 = 120$ neurônios intermediários.

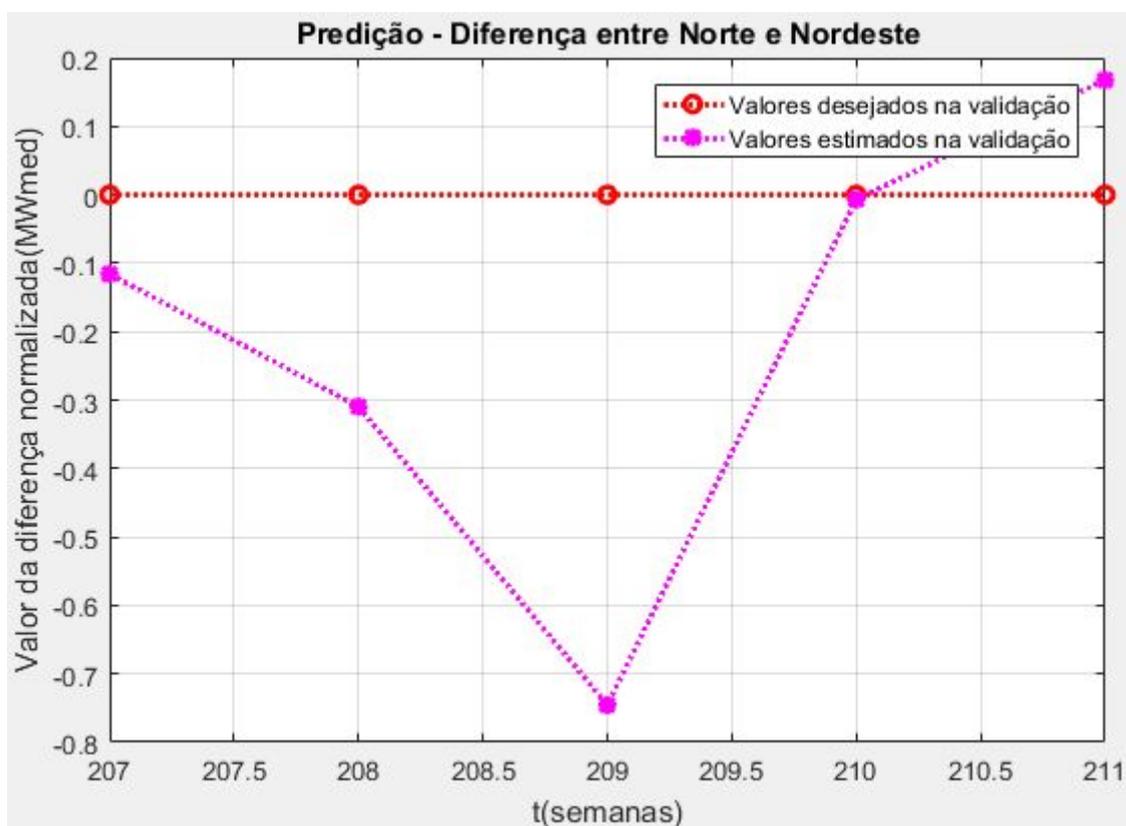


Figura 17 - Predição para $N_1 = 120$ neurônios intermediários.

Indicadores	Número de neurônios na camada intermediária		
	20 neurônios	70 neurônios	120 neurônios
Número de épocas	20000	20000	20000
EQM	0.0028	0.0234	0.1907
EQM da predição	1.4764e-05	0.1825	0.6217
Variância da predição	1.1845e-06	0.0294	0.0698

Tabela 2 - Indicadores para configurações de 20, 70 e 120 neurônios intermediários para diferença entre Norte e Nordeste

Como pode ser observado nos gráficos anteriores, as redes neurais que apresentam suas camadas intermediárias com um número sobredimensionado de neurônios acabam perdendo a qualidade de aprendizado e de predição.

Para os dados empregados na rede com 70 e 120 neurônios na camada intermediária, a rede apresenta uma redução na qualidade do seu treinamento e o erro entre os dados validados e os desejados para a previsão vai aumentando, à medida que a rede vai ficando mais sobredimensionada.

4.2 Diferença entre as subregiões Norte e Sudeste

Nesta seção estão os resultados obtidos durante a fase de treinamento e de validação da diferença entre as subregiões Norte e Sudeste.

As Figuras 16 a 21 mostram o comportamento da rede para $N = 60$ e $N_1 = 20, 70$ e 120 neurônios, respectivamente. A Tabela 3 mostra os resultados quantitativos.

4.2.1 Resultados para 20 neurônios na camada escondida

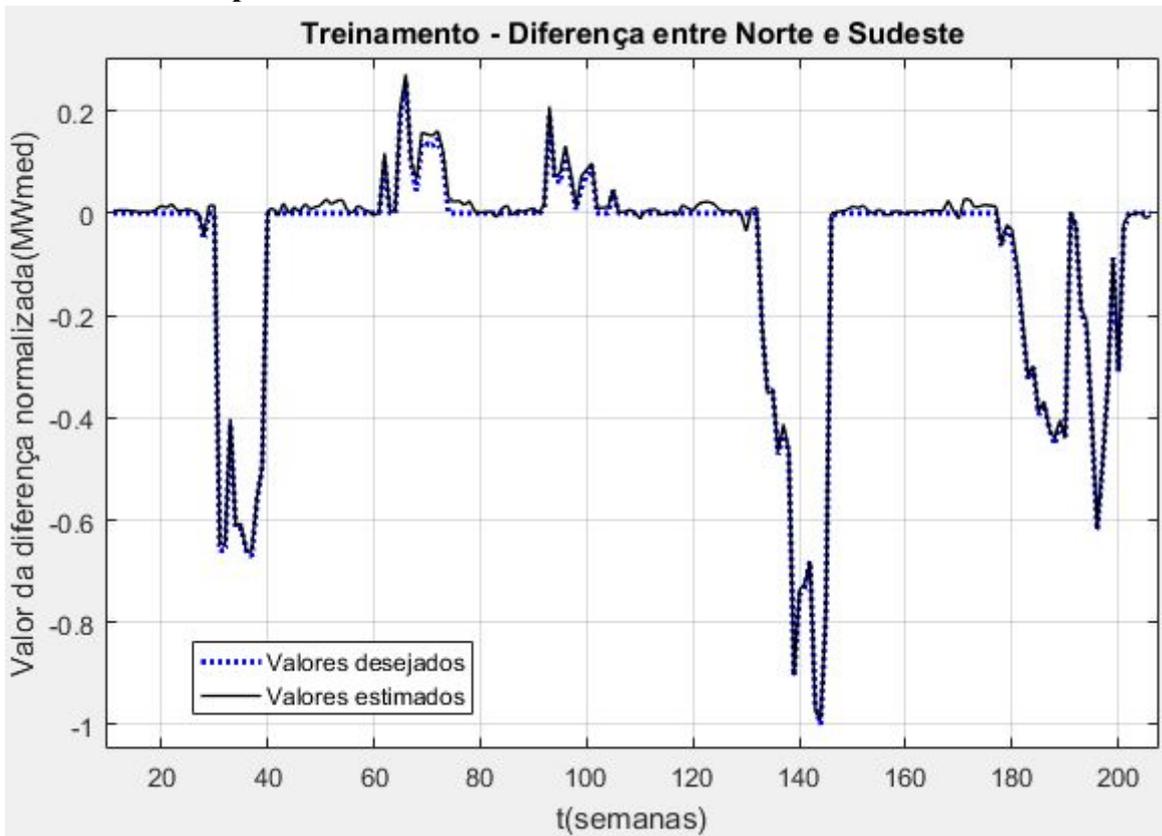


Figura 18 - Fase de treinamento para $N_1 = 20$ neurônios intermediários.

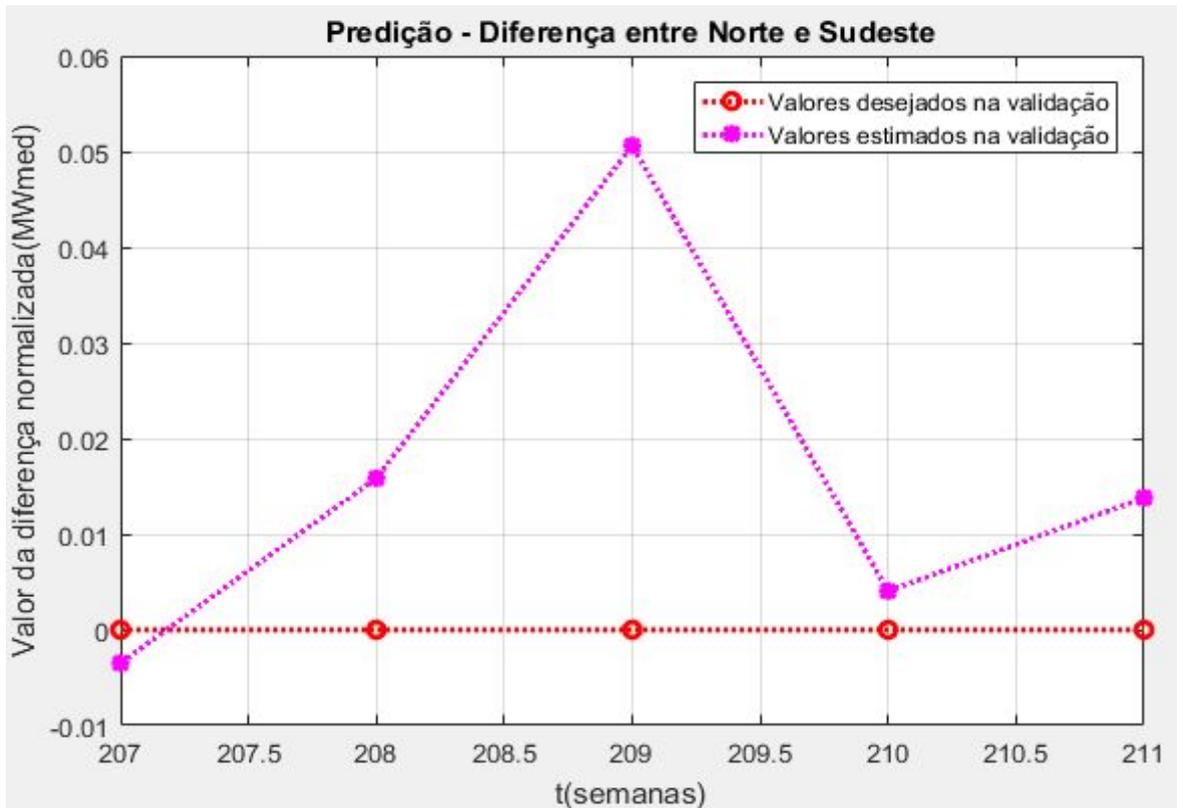


Figura 19 - Predição para $N_1 = 20$ neurônios intermediários.

Pela análise das figuras 18 e 19, observamos que os resultados para este número de neurônios na camada intermediária novamente foram satisfatórios para o primeiro valor da validação, apresentando um aumento do erro para os demais valores

4.2.2 Resultados para 70 neurônios na camada escondida

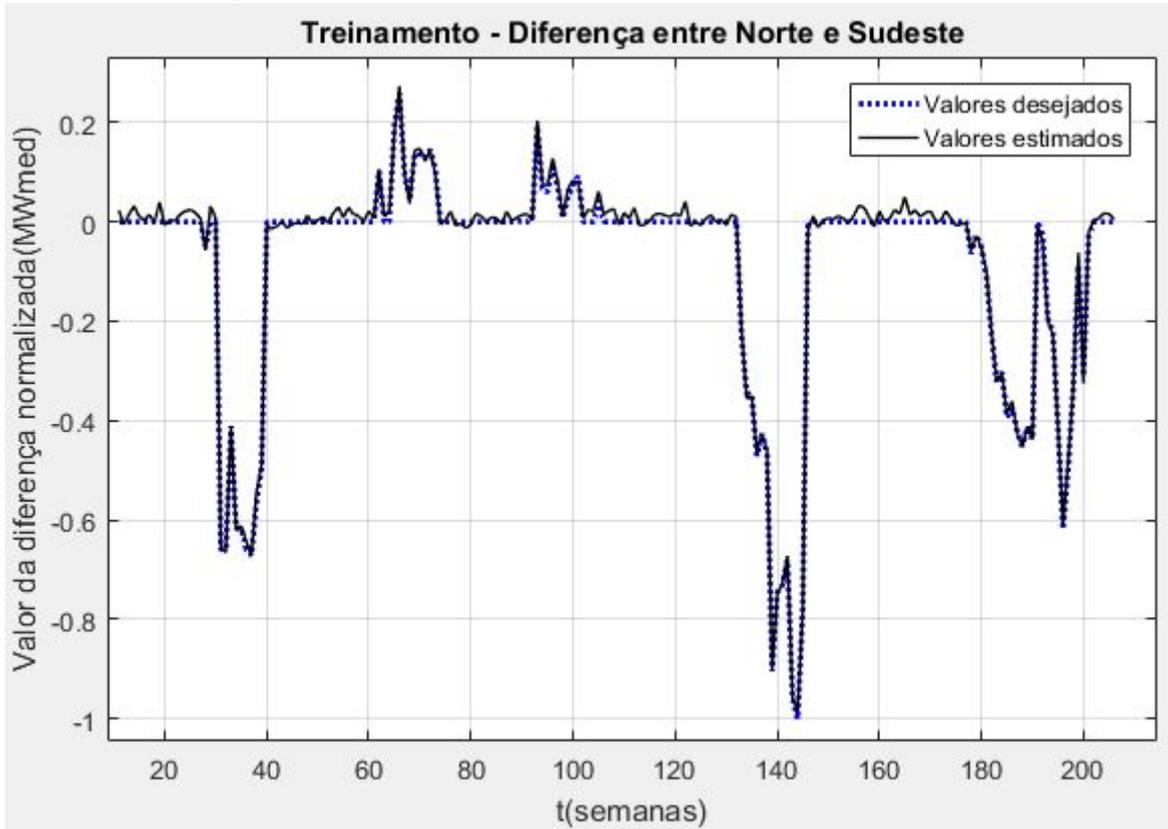


Figura 20 - Fase de treinamento para $N_1 = 70$ neurônios intermediários.

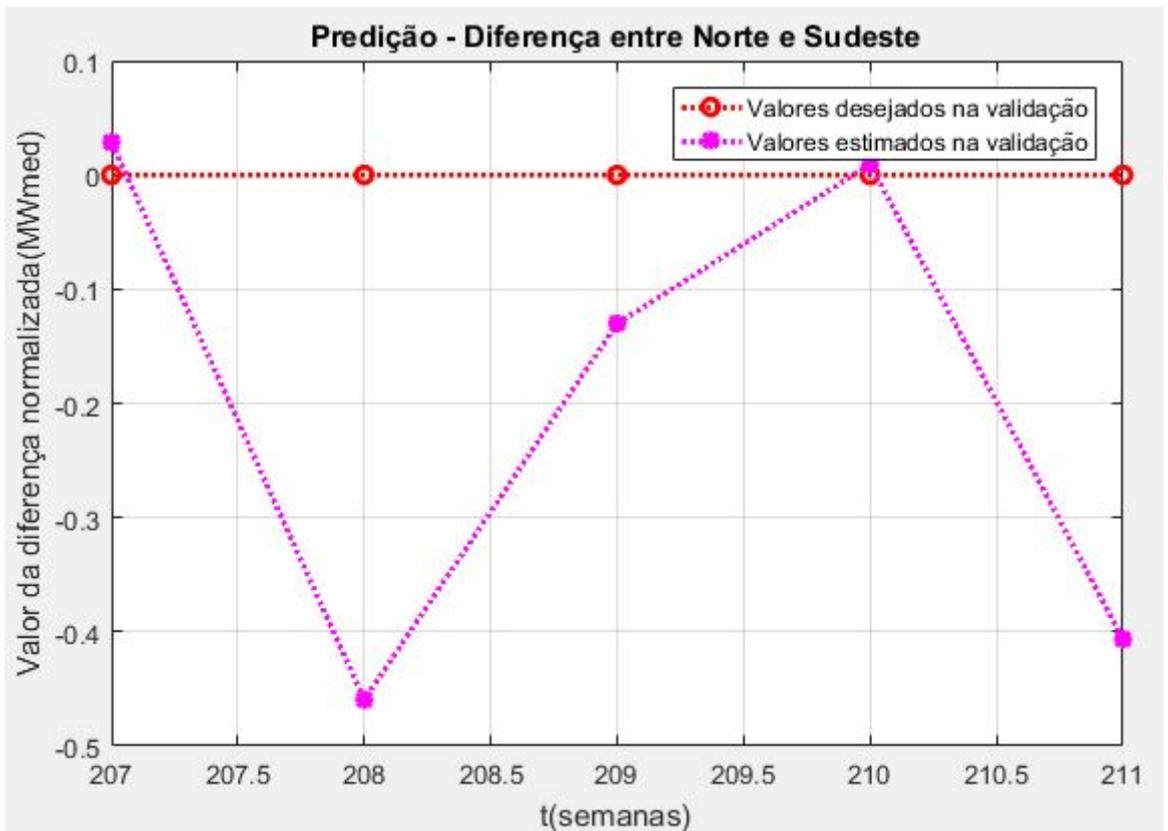


Figura 21 - Predição para $N_1 = 70$ neurônios intermediários.

4.2.3 Resultados para 120 neurônios na camada escondida

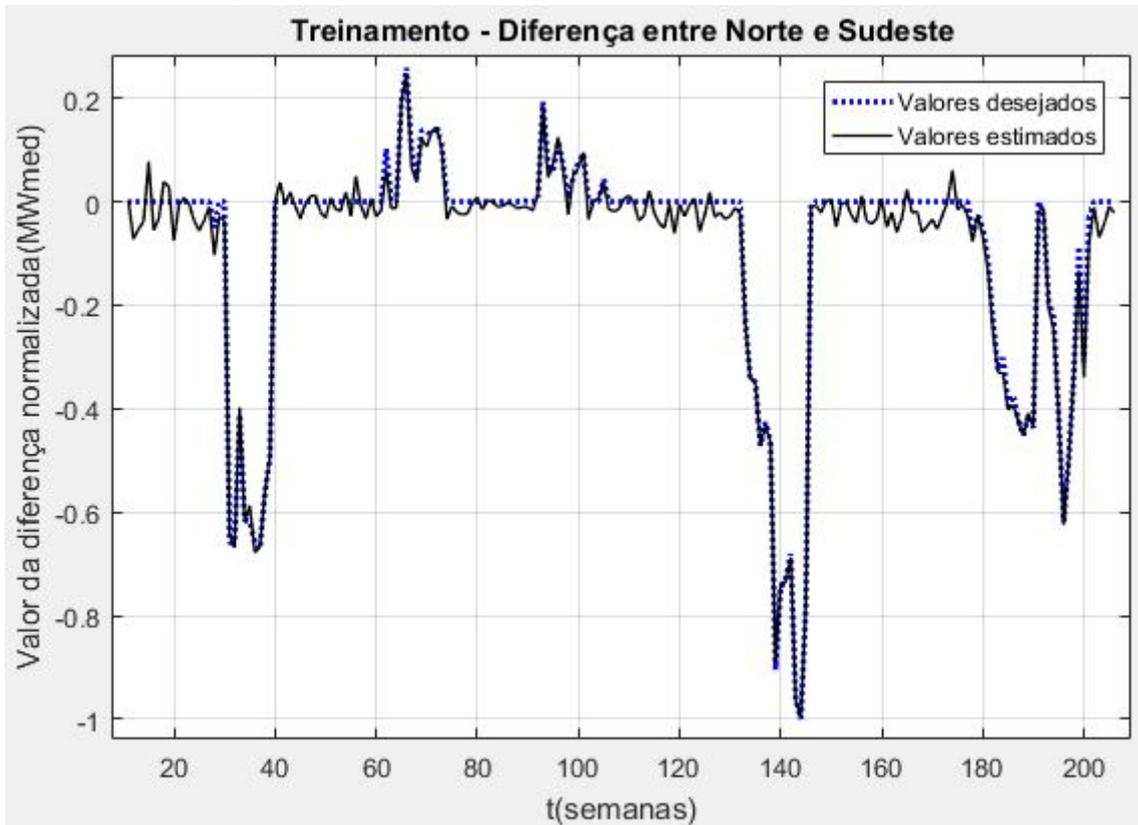


Figura 22 - Fase de treinamento para $N_1 = 120$ neurônios intermediários.

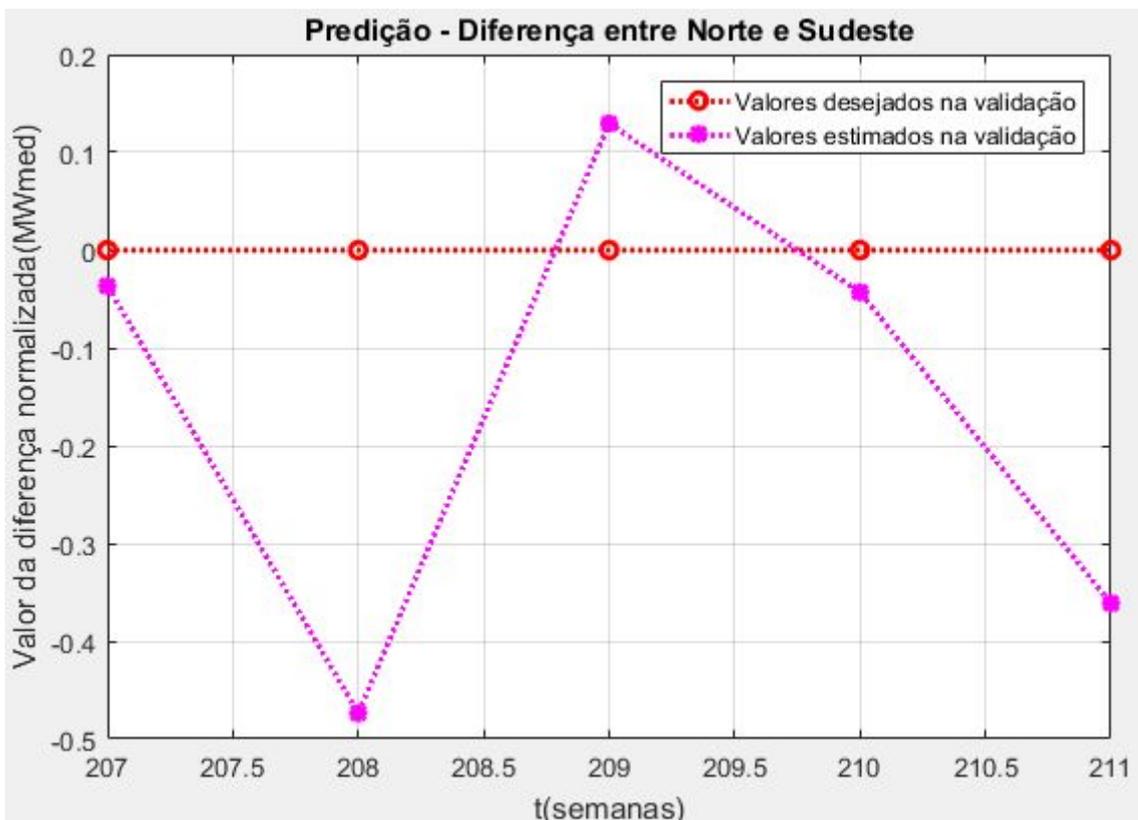


Figura 23 - Predição para $N_1 = 120$ neurônios intermediários.

Indicadores	Número de neurônios na camada intermediária		
	20 neurônios	70 neurônios	120 neurônios
Número de épocas	20000	20000	20000
EQM	0.0125	0.0182	0.0675
EQM da predição	0.0019	0.2392	0.2494
Variância da predição	2.1337e-04	0.0271	0.0392

Tabela 3 - Indicadores para configurações de 20, 70 e 120 neurônios intermediários para diferença entre Norte e Sudeste

Os resultados da diferença entre o PLD das subregiões Norte e Sudeste são similares aos vistos anteriormente para as outras subregiões, onde os dados apresentaram uma qualidade reduzida de aprendizado e de predição quando a rede teve o números de neurônios sobredimensionados na camada intermediária.

As figuras 20 e 22 mostram a queda da qualidade do treinamento, apresentando oscilações nos valores onde os dados desejados são zero.

A predição do primeiro valor da validação para as três configurações acima se apresentaram dentro de uma faixa de erro que pode ser considerada aceitável.

4.3 Diferença entre as subregiões Norte e Sul

Nesta seção estão os resultados obtidos durante a fase de treinamento e de validação da diferença entre as subregiões Norte e Sul. As Figuras 24 a 29 mostram o comportamento da rede para $N = 60$ e $N_1 = 20, 70$ e 120 neurônios, respectivamente. A Tabela 4 mostra os resultados quantitativos.

4.3.1 Resultados para 20 neurônios na camada escondida

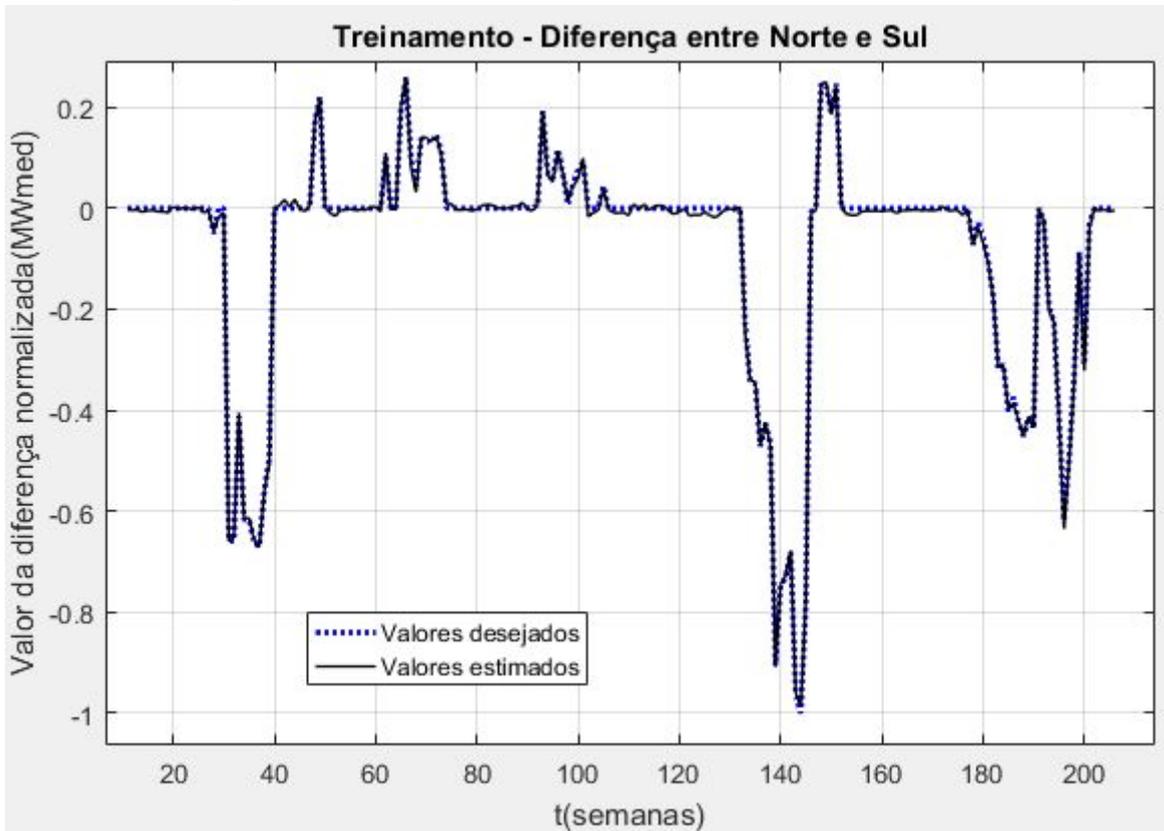


Figura 24 - Fase de treinamento para $N_1 = 20$ neurônios intermediários.

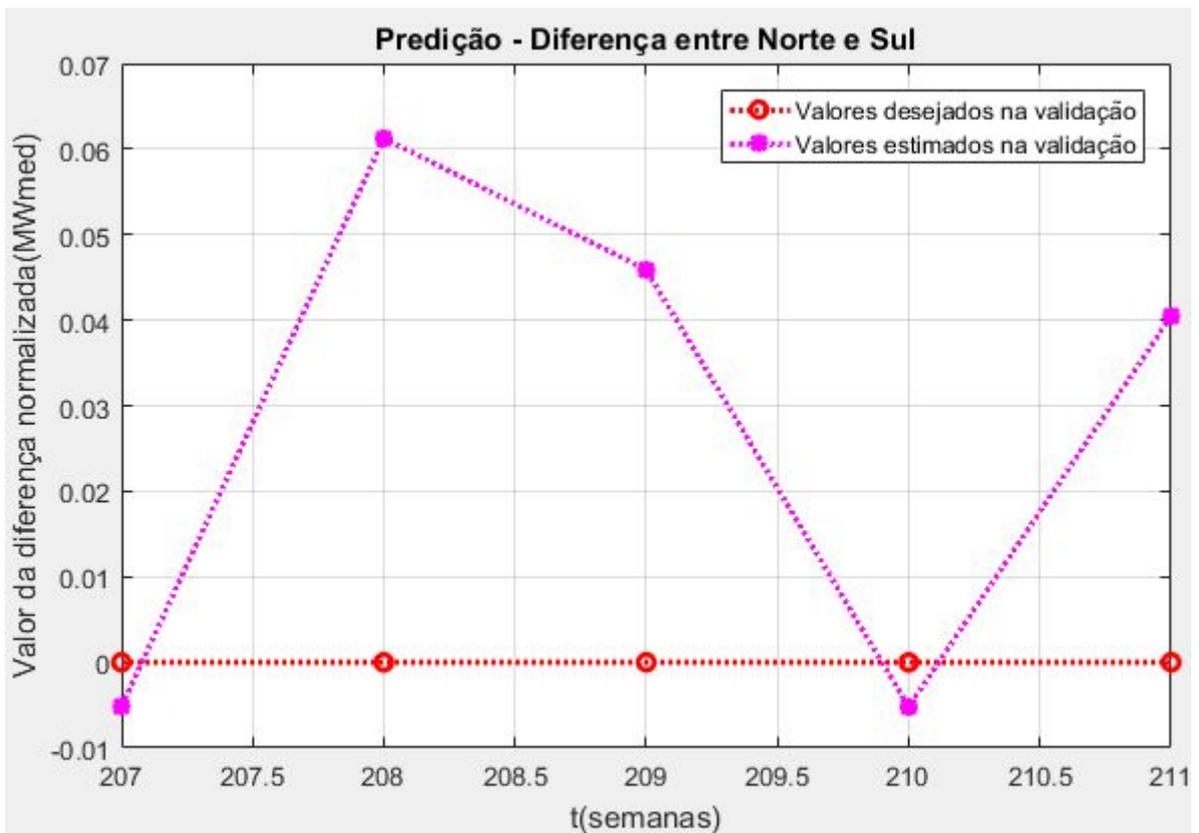


Figura 25 - Predição para $N_1 = 20$ neurônios intermediários.

Para os dados da diferença entre a subregião Norte e Sul, os resultados são os mesmos vistos anteriormente.

4.3.2 Resultados para 70 neurônios na camada escondida

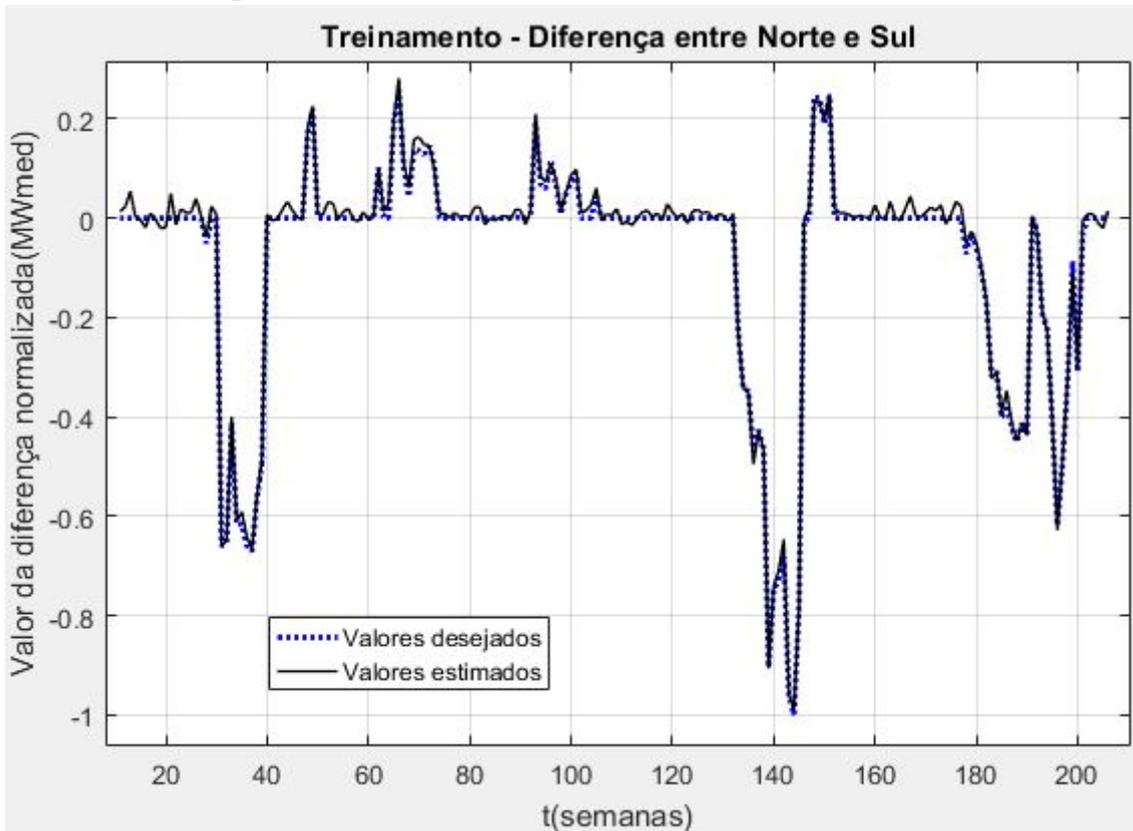


Figura 26 - Fase de treinamento para $N_1 = 70$ neurônios intermediários.

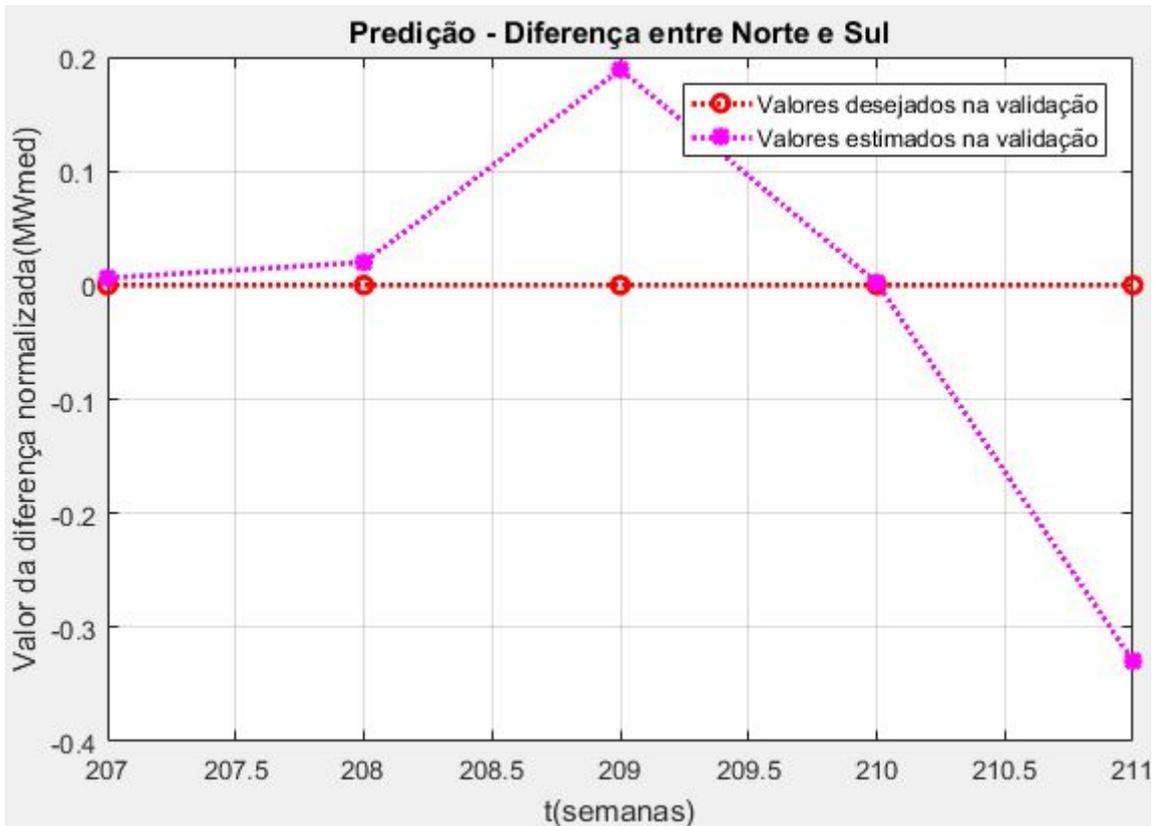


Figura 27 - Predição para $N_1 = 70$ neurônios intermediários.

Para estes dados de entrada, a diferença entre os valores desejados e obtidos durante o treinamento não foi afetada com 20 e 70 neurônios na camada escondida, porém no treinamento é possível perceber uma melhora na tendência dos dados. Para a configuração com 70 neurônios, a rede obtém um resultado plausível e um valor próximo ao desejado para o segundo valor da validação.

4.3.3 Resultados para 120 neurônios na camada escondida

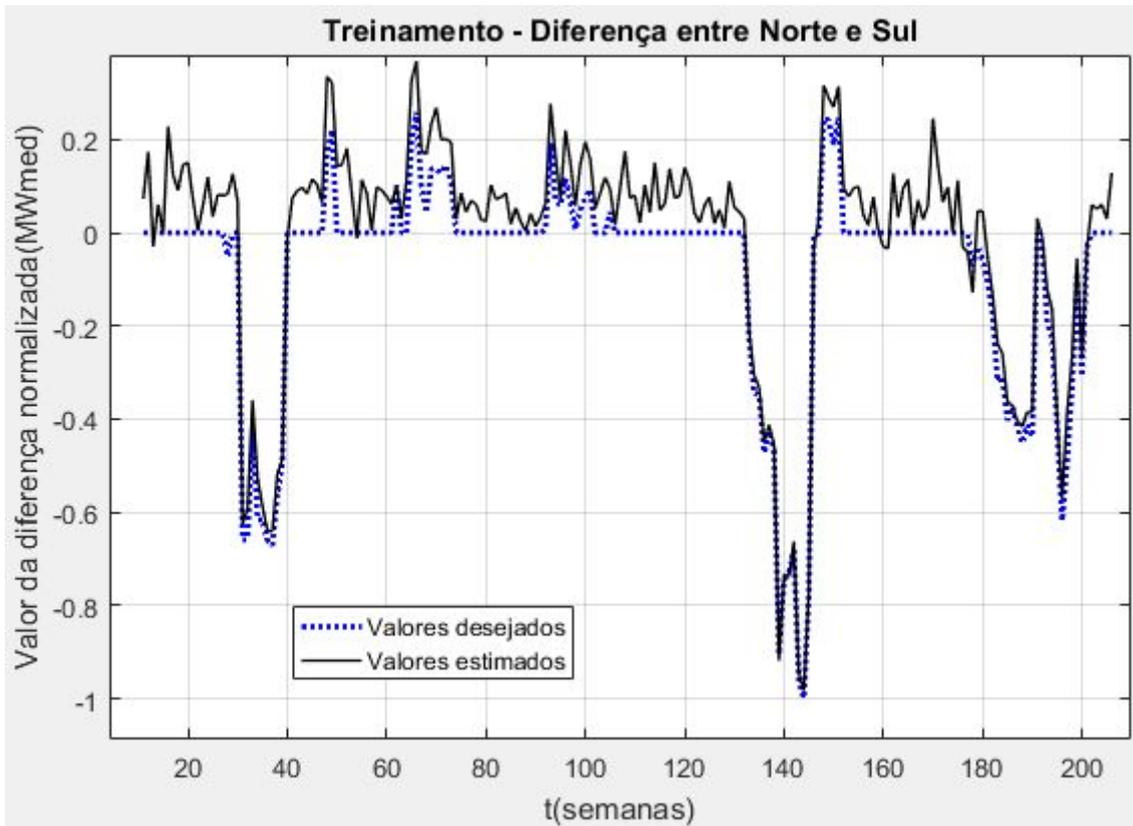


Figura 28 - Fase de treinamento para $N_1 = 120$ neurônios intermediários.

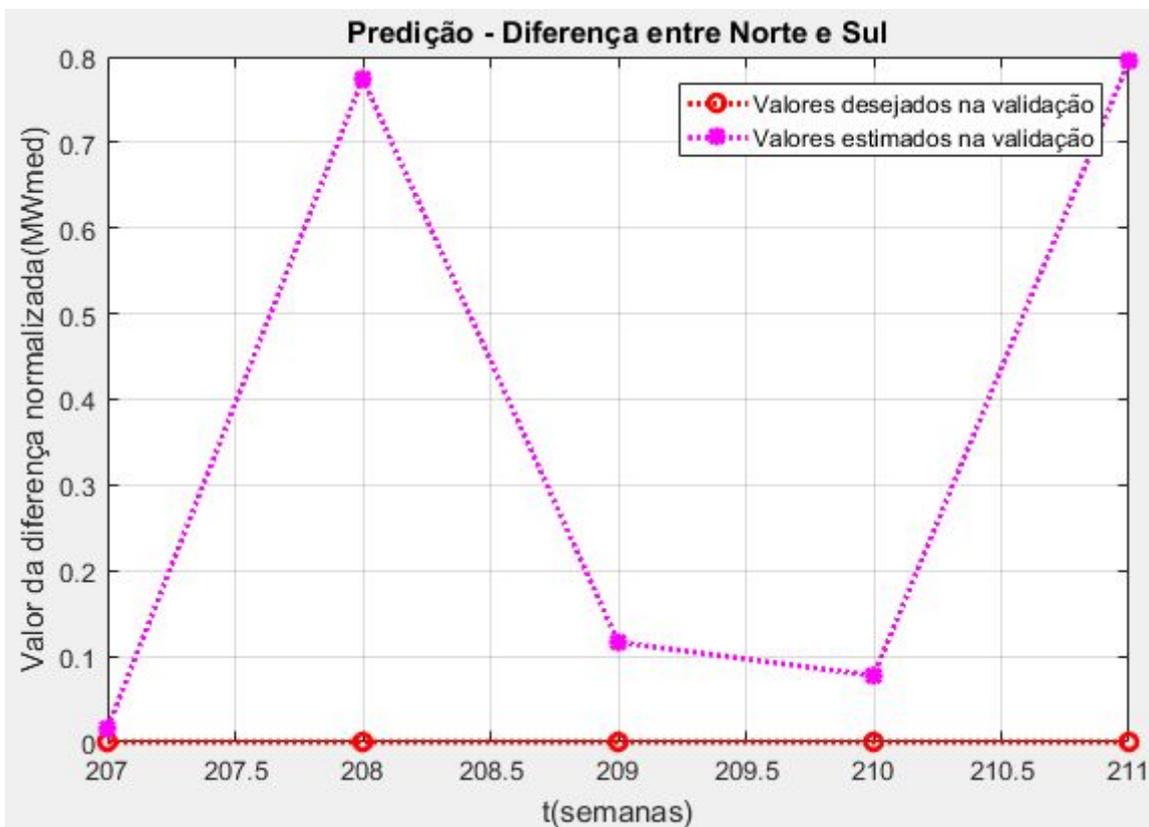


Figura 29 - Predição para $N_1 = 120$ neurônios intermediários.

Indicadores	Número de neurônios na camada intermediária		
	20 neurônios	70 neurônios	120 neurônios
Número de épocas	20000	20000	20000
EQM	0.0049	0.0220	0.6280
EQM da predição	0.0063	0.1070	1.0183
Variância da predição	8.8448e-04	0.0209	0.1521

Tabela 4 - Indicadores para configurações de 20, 70 e 120 neurônios intermediários para diferença entre Norte e Sul.

Os resultados são semelhantes aos obtidos anteriormente, onde o sobredimensionamento afetou o treinamento dos dados. Para a comparação entre as subregiões desta seção, apesar do treinamento piorar de forma geral para a configuração com 120 neurônios na camada escondida, a previsão dos primeiros valores da validação para todas as configurações está próxima ao valor desejado.

4.4 Diferença entre as subregiões Norte e Nordeste - Análise feita para um intervalo diferente

Nesta seção estão os resultados obtidos durante a fase de treinamento e de validação da diferença entre as subregiões Norte e Sul para a rede com 20 neurônios na camada intermediária, porém em um intervalo diferente para analisarmos o comportamento da rede para valores desejados na validação diferentes de zero. A escolha da configuração da rede e dos dados de entrada para realizar esta análise foi feita mediante comparação entre as redes utilizadas anteriormente, sendo esta a que apresentou os melhores resultados gerais em relação às outras. O intervalo foi escolhido propositalmente, onde os dados na predição não fossem iguais a zero. Desta forma, pode-se testar a capacidade de generalização da rede para valores diferentes de zero.

4.4.1 Resultados para 20 neurônios na camada escondida e total de 194 dados

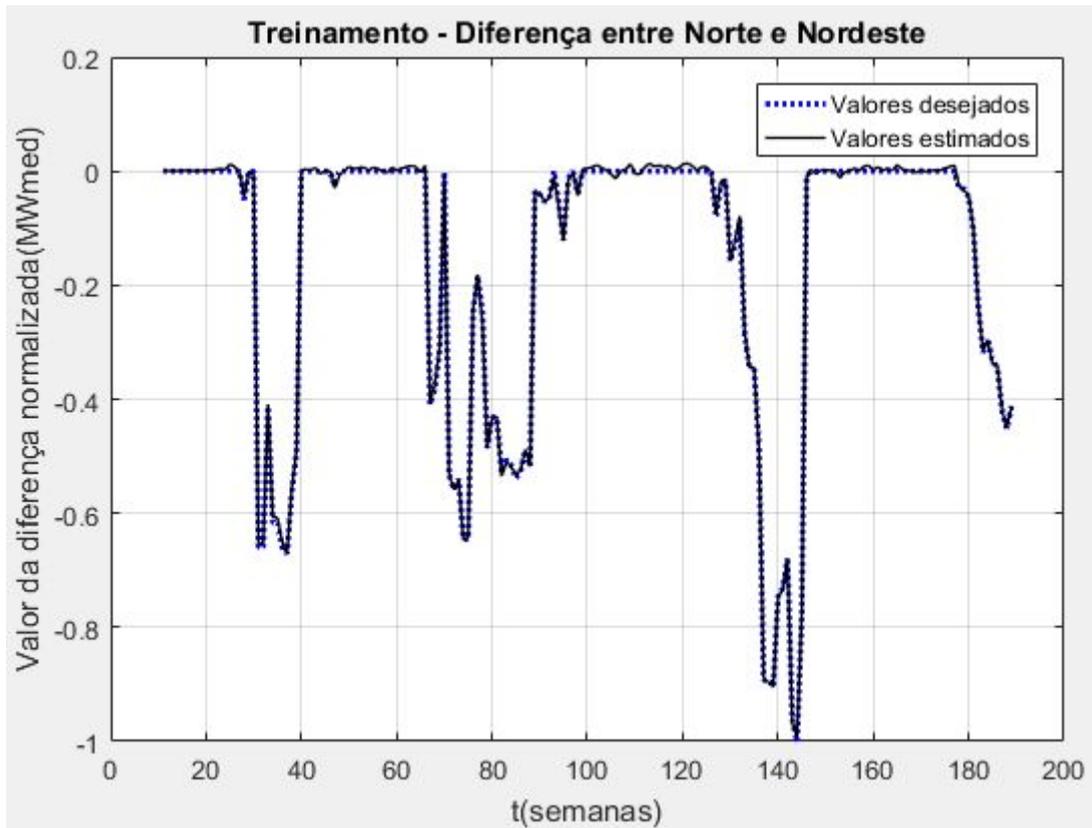


Figura 30 - Fase de treinamento para $N_1 = 20$ neurônios intermediários.

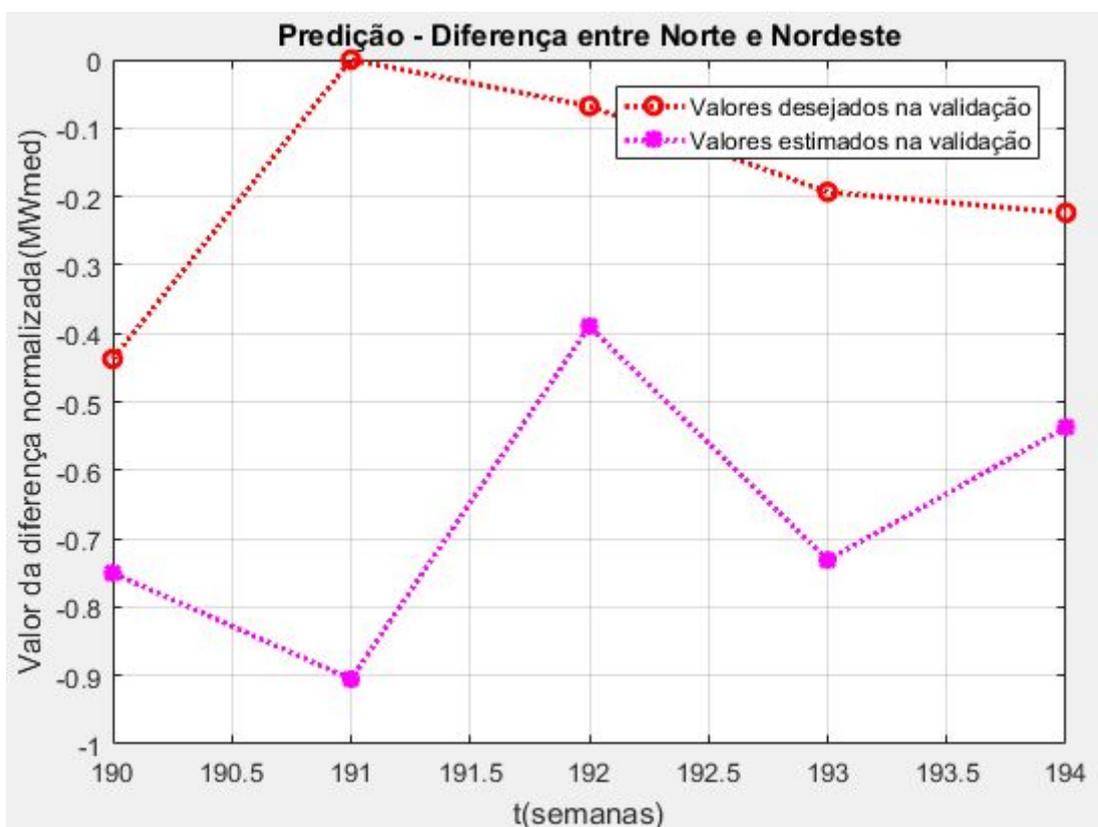


Figura 31 - Predição para $N_1 = 20$ neurônios intermediários.

4.4.2 Resultados para 20 neurônios na camada escondida e total de 199 dados

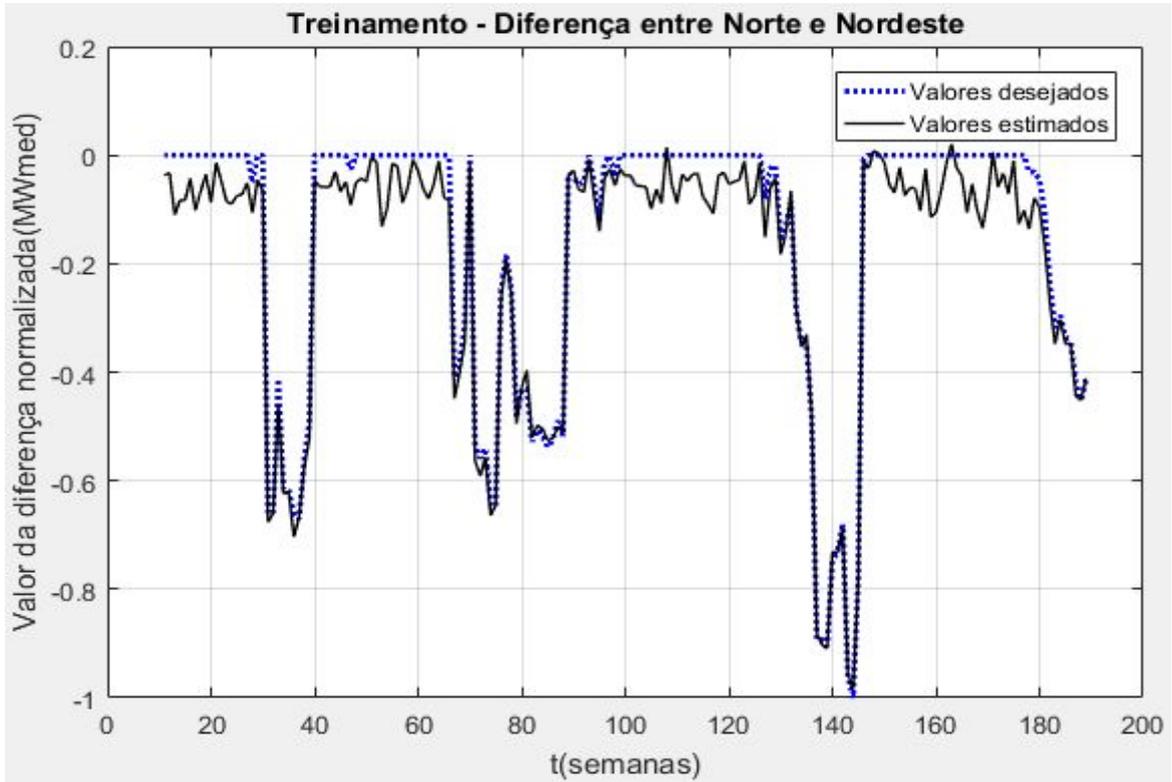


Figura 32 - Fase de treinamento para $N_1 = 70$ neurônios intermediários.

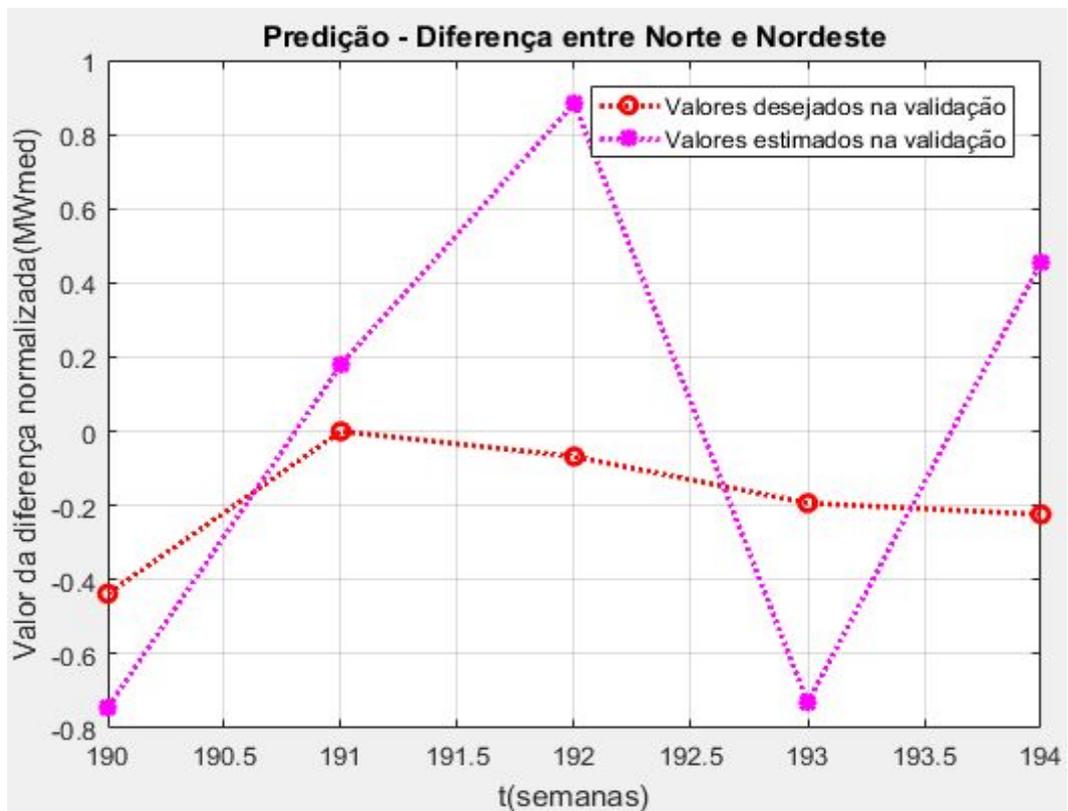


Figura 33 - Predição para $N_1 = 70$ neurônios intermediários

Indicadores	Número de neurônios na camada intermediária	
	20 neurônios	70 neurônios
Número de épocas	20000	20000
EQM	0.0028	0.0505
EQM da predição	1.4448	1.5838
Variância da predição	0.1088	0.3222

Tabela 5 - Indicadores para configurações de 20 e 70 neurônios intermediários para diferença entre Norte e Nordeste.

Podemos verificar através das figuras 28 a 31 que a rede para estes valores não obteve bons resultados. Demonstramos os resultados apenas para 20 e 70 neurônios na camada intermediária, pois em nenhuma das configurações o resultado com 120 neurônios foi satisfatório, uma vez que a rede fica sobredimensionada. Podemos concluir que essa topologia consegue dizer se há a diferença, mas caso se queira qual o valor da diferença com mais precisão será necessária a implementação de outro tipo de rede. Fica evidente que a questão não se baseia na obtenção dos parâmetros ótimos dentre os diversos que as RNAs possuem, mas sim na implementação de uma topologia capaz de prever valores diferentes de zero.

5 CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS

5.1 Conclusões

Neste trabalho abordamos uma introdução ao Setor Elétrico Brasileiro, expondo de forma resumida o contexto histórico do setor até chegar à presente estruturação do mesmo. Foram apresentadas as organizações que estão em sua estrutura e qual o papel de cada uma delas no processo, desde a geração até a comercialização da energia. Foi explicado também sobre o sistema de contratação de energia e sobre o mercado livre de curto prazo, tendo em vista a importância do PLD e do cálculo da diferença dos PLDs das subregiões. No desenvolvimento do projeto foram trabalhados os dados das diferenças entre as regiões Norte e Nordeste, Norte e Sul/Centro-Oeste e Norte e Sul.

Foram abordados conceitos sobre Redes Neurais Artificiais, discorrendo sobre a topologia utilizada e os métodos de treinamento dos neurônios artificiais. Foi exposta a modelagem matemática da rede que foi aplicada no projeto do tipo TDNN. As fases de treinamento para todas as configurações atingiram valores muito bons, se adequando bem aos dados e apresentando o valor de EQM estabelecido.

Foram aplicados três métodos de treinamento (Levenberg-Marquardt, com acréscimo do momentum e Resilient Backpropagation) nas redes neurais na tentativa de obtermos melhores resultados. Desta forma o treinamento foi muito aperfeiçoado, mas mesmo assim a rede não teve a capacidade de generalização dos dados, onde mesmo possuindo um erro consideravelmente baixo no treinamento, porém para dados futuros a predição não seguia os dados desejados.

Na validação dos resultados, a configuração que obteve mais sucesso, para todas as configurações possíveis, foi a diferença entre o PLD do Norte e do Nordeste com 60 neurônios na camada de entrada e 20 neurônios na camada intermediária. Também foram feitos testes com a rede sobredimensionada como pode ser visto nas tabelas 2, 3 e 4, onde podemos perceber quantitativamente que, quando sobredimensionamos a rede no número de neurônios utilizados na camada intermediária, perdemos a qualidade do treinamento e predição. mas ainda assim não conseguimos obter os parâmetros corretos.

Os dados dos PLDs das subregiões dependem de diversos fatores para serem gerados, sendo influenciados por diversas variáveis. Quando tentamos prever a diferença entre os

PLDs de duas subregiões estamos aumentando o grau de incerteza, pois subtraímos dois dados que são de difícil previsão. Uma característica que complica ainda mais o aprendizado da rede é sua estabilidade em zero na maior parte do tempo, apresentando valores diferentes de zero em espaços de tempo aleatórios e com magnitude aleatória. Desta forma, a rede utilizada não foi capaz de prever valores futuros quando estes foram diferentes de zero, mas para casos onde os dados futuros eram zero a rede foi boa.

Conclui-se então que ela pode ser utilizada para prever se há diferença ou não, mas caso se queira fazer uma previsão de valores específicos deve-se implementar uma outra topologia de rede. A busca por parâmetros ótimos não é vista aqui como uma opção para uma melhor previsão, pois foram feitas diversas variações e não houve nenhum conjunto de parâmetros em que a rede se comportasse melhor ou apresentassem uma melhora significativa, apenas conjuntos que permitiam a previsão onde não havia diferença entre os PLDs.

Do ponto de vista econômico, a definição de rede apontará se há ou não diferença no valor da energia entre as subregiões. Como a rede utilizada prevê apenas um valor no futuro e apenas quando o valor de saída é igual a zero, não é possível afirmar se vale a pena ou não contratar energia de outra subregião, podemos afirmar apenas que os preços da energia serão iguais. Neste caso não será viável contratar energia da outra subregião. Porém não podemos generalizar e afirmar que a rede sempre determina a viabilidade da contratação, uma vez que ela não prevê de forma eficiente valores diferentes de zero. Para termos certeza que é viável a contratação da energia de outra subregião, seria necessário que a rede previsse valores positivos e negativos, pois assim saberíamos se o valor da outra subregião está abaixo ou acima do valor do submercado onde o contratante se encontra.

5.2 Trabalhos Futuros

Considerando os resultados obtidos no desenvolvimento do projeto e seguindo a linha de pesquisa desenvolvida, os tópicos a seguir apontam propostas a serem desenvolvidas em trabalhos futuros para a obtenção de melhores previsões na RNA:

- Aplicar na RNA os dados referentes às outras subregiões e aos outros patamares de energia que não foram abordadas no presente trabalho;
- Aplicar os dados em outra topologia de RNA, como redes recorrentes como as de Elman e Jordan, para a predição das variáveis com maior capacidade de generalização para valores;
- Concatenar técnicas de redes neurais com outras metodologias de inteligência artificial, como algoritmos genéticos e sistemas fuzzy;
- Aumentar a complexidade da rede implementando um modelo com um número maior de camadas escondidas;
- Inserir as saídas da rede desenvolvidas como entrada de outra RNA para prever se há diferença positiva ou negativa entre as subregiões.

REFERÊNCIAS

- [1] NASCIMENTO, Fabiane Barbosa do. Redes Neurais Artificiais aplicadas à predição do Preço de Liquidação das Diferenças no Mercado de Energia. 2017. 60 f. Dissertação (Graduação em Engenharia Elétrica)- Universidade Federal de Juiz de Fora, Juiz de Fora, 2017.
- [2] Primeiros Passos sobre o Setor Elétrico e a CCEE. Capacita CCEE, Portal de Aprendizado. Disponível em <<http://ccee.micropower.com.br/Performa/Web/Portal/Main/Home.aspx>>. Acesso em 08/10/2018.
- [3] GOMES, João Paulo. VIEIRA, Marcelo. O campo da energia elétrica no Brasil de 1880 a 2002. Artigo. 2008.
- [4] CCEE. (Brasil). Preços. Disponível em <https://www.ccee.org.br/portal/faces/oquefazemos_menu_lateral/precos?_afzLoop=474425245118355&_adf.ctrl-state=g12w915wo_74#!%40%40%3F_afzLoop%3D474425245118355%26_adf.ctrl-state%3Dg12w915wo_78> Acesso em: 25 out. 2018.
- [5] MAYO, R. “*Derivativos de eletricidade e gerenciamento de risco*”. Rio de Janeiro: Synergia, 2009.124 p.
- [6] PIRES, J. C. L. “*Desafios da reestruturação do setor elétrico brasileiro*”. Textos para discussão 76. In: BNDES. Rio de Janeiro, mar. 2000.
- [7] GARCIA, Leandro Henrique Cascaldi. “*A reestruturação do setor elétrico brasileiro e a crise do racionamento (1981-2002)*.” Monografia. Universidade de São Paulo, 2011.
- [8] LANDI, M. “*Energia elétrica e políticas públicas: a experiência do setor elétrico brasileiro no período de 1934 a 2005*.” São Paulo, 2006. 219 f. Tese (Doutorado em energia) – Programa Interunidades de Pós-Graduação em Energia da Universidade de São Paulo. São Paulo, 2006.
- [9] ALBUQUERQUE, Álvaro Rocha. “*Fluxo de Caixa em Risco: Uma Nova Abordagem para o Setor de Distribuição de Energia Elétrica*”. 2008. 116 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica)- Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2008.

- [10] SOUZA, Fábio Cavaliere. *“Dinâmica da gestão de riscos no ambiente de contratação regulada no setor elétrico brasileiro”*. Tese de Doutorado. Universidade Federal do Rio de Janeiro, 2008.
- [11] RESTON FILHO, José Carlos. *“Previsão Multi-passos à frente do preço de energia elétrica de curto prazo no mercado brasileiro”*. Tese de Doutorado. Universidade Federal do Pará, 2014.
- [12] FERREIRA, C.K.L. Privatização do setor elétrico no Brasil. In:BNDES. Privatização no Brasil: o caso dos serviços de utilidade pública, BNDES, Cap.6, 2000
- [13] SAUER, I. *“Um novo modelo para o Setor Elétrico Brasileiro. São Paulo: Programa Interunidades de Pós-Graduação em Energia”*. Universidade de São Paulo, dez. 2002
- [14] REGO, E. E. *“Principais condicionantes das alterações no modelo de comercialização de energia elétrica: retrospectiva e análise crítica.”*- 2007. 207 f. Dissertação (Mestrado). – IEE- USP. São Paulo, 2007.
- [14] SILVA, Bruno Gonçalves da. *“Evolução do Setor Elétrico Brasileiro no Contexto Econômico Nacional: uma Análise Histórica e Econométrica a Longo Prazo.”*- 2011. 162 f. Dissertação (Pós-graduação em Energia)- Interunidades em Energia, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2011.
- [15] CORREIA T.et al. *“Trajetória das reformas institucionais da indústria elétrica brasileira e novas perspectivas de mercado.”*-Revista Economia, Brasília, v. 7, n. 3, p. 607-627, set./dez. 2006
- [16] Brasil, Lei nº 10.848, de 15 de março de 2004.
- [17] CEMIG. (Brasil). História da Eletricidade no Brasil. Disponível em: <http://www.cemig.com.br/pt-br/a_cemig/Nossa_Historia/Paginas/historia_da_eletricidade_no_brasil.aspx>. Acesso em: 17 out. 2018.

- [18] ANEEL. (Brasil). Competências da ANEEL. Disponível em: <<http://www.aneel.gov.br/competencias>>. Acesso em: 20 out. 2018.
- [19] MINISTÉRIO DE MINAS E ENERGIA. (Brasil). CNPE. Disponível em: <<http://www.mme.gov.br/web/guest/conselhos-e-comites/cnpe>>. Acesso em: 17 out. 2018.
- [20] MINISTÉRIO DE MINAS E ENERGIA. (Brasil). HISTÓRICO DO MINISTÉRIO DE MINAS E ENERGIA. Disponível em: <<http://www.mme.gov.br/web/guest/aceso-a-informacao/institucional/o-ministerio>>. Acesso em: 17 out. 2018.
- [21] MINISTÉRIO DE MINAS E ENERGIA. (Brasil). CMSE. Disponível em: <<http://www.mme.gov.br/web/guest/conselhos-e-comites/cmse>>. Acesso em: 17 out. 2018.
- [22] EMPRESA DE PESQUISA ENERGÉTICA. (Brasil). A Empresa. Disponível em: <<http://www.epe.gov.br/sites-pt/a-epe>>. Acesso em: 20 out. 2018.
- [23] ONS. (Brasil). O que é o ONS. Disponível em: <<http://ons.org.br/paginas/sobre-o-ons/o-que-e-ons>>. Acesso em: 20 out. 2018.
- [24] CCEE. (Brasil). A CCEE. Disponível em: <https://www.ccee.org.br/portal/faces/pages_publico/quem-somos/razao-de-ser?_afzLoop=42697454946837&_adf.ctrl-state=1bzai09pq_383#!%40%40%3F_afzLoop%3D42697454946837%26_adf.ctrl-state%3D1bzai09pq_387>. Acesso em: 25 out. 2018.
- [25] GOVERNO DO BRASIL. (Brasil). Contratação de energia: Mercado Livre. Disponível em: <<http://www.brasil.gov.br/noticias/infraestrutura/2011/12/contratacao-de-energia-mercado-livre>>. Acesso em: 25 out. 2018.
- [26] CCEE. (Brasil). Leilões. Disponível em: <https://www.ccee.org.br/portal/faces/oquefazemos_menu_lateral/leiloes?_afzLoop=4301287>

4536178&_adf.ctrl-state=1bzai09pq_443#!%40%40%3F_afrLoop%3D43012874536178%26_afrLoop%3D1bzai09pq_447>. Acesso em: 25 out. 2018.

[27] SANTOS, Felipe . “*Sistema Elétrico Brasileiro: Histórico, estrutura e análise de investimentos no setor*”. 59 f. Dissertação (Graduação em Engenharia Elétrica)- UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA, Araranguá, 2015.

[28] CCEE. (Brasil). Geração. Disponível em: <https://www.ccee.org.br/portal/faces/pages_publico/quem-participa/como_se_dividem?_adf.ctrl-state=wat63eni_103&_afrLoop=100773315029294#!%40%40%3F_afrLoop%3D100773315029294%26_afrLoop%3Dwat63eni_107>. Acesso em: 29 out. 2018.

[29] ANEEL. (Brasil). Energia Hidráulica. Disponível em: <http://www2.aneel.gov.br/arquivos/pdf/atlas_par2_cap3.pdf>. Acesso em: 29 out. 2018.

[30] ANEEL. (Brasil). Energia Eólica. Disponível em: <[http://www2.aneel.gov.br/aplicacoes/atlas/pdf/06-energia_eolica\(3\).pdf](http://www2.aneel.gov.br/aplicacoes/atlas/pdf/06-energia_eolica(3).pdf)>. Acesso em: 29 out. 2018.

[31] ANEEL. (Brasil). Energia Solar. Disponível em: <[http://www2.aneel.gov.br/aplicacoes/atlas/pdf/03-energia_solar\(3\).pdf](http://www2.aneel.gov.br/aplicacoes/atlas/pdf/03-energia_solar(3).pdf)>. Acesso em: 29 out. 2018.

[32] TOLMASQUIM, M. T. “*Energia Termelétrica: Gás Natural, Biomassa, Carvão, Nuclear*”/ Mauricio Tiomno Tolmasquim (coord). – EPE: Rio de Janeiro, 2016.

[33] CCEE. (Brasil). Mercado de Curto Prazo. Disponível em: <https://www.ccee.org.br/portal/faces/pages_publico/onde-atuamos/comercializacao?_adf.ctrl-state=wat63eni_39&_afrLoop=98640839902863#!>. Acesso em: 25 out. 2018.

[34] NASCIMENTO, Fabiane Barbosa do. “*Redes Neurais Artificiais aplicadas à predição do Preço de Liquidação das Diferenças no Mercado de Energia.*”-. 60 f. Dissertação (Graduação em Engenharia Elétrica)- Universidade Federal de Juiz de Fora, Juiz de Fora, 2017.

[35] FARIAS, Douglas Alexander Alves de. “*Previsão da Carga de Energia Diária em Patamares Combinando Técnicas Estatísticas e de Inteligência Computacional.* 2008. 114 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica)”- Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2008.

- [36] Primeiros Passos sobre o Setor Elétrico e a CCEE. Capacita CCEE, Portal de Aprendizado.
Disponível em < <http://ccee.micropower.com.br/Performa/Web/Portal/Main/Home.aspx> >.
Acesso em 08/10/2018.
- [37] DA SILVA, Ivan Nunes; SPATTI, Danilo Hernane; FLAUZINO, Rogério Andrade. “Redes Neurais Artificiais: para engenharia e ciências aplicadas”. Editora Artliber, 2010.
- [38] MCCULLOCH, Warren S.; PITTS, Walter. *A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. The bulletin of mathematical biophysics*, v. 5, n. 4, p. 115-133, 1943.
- [39] HEBB, Donald Olding. *The Organization Of Behavior A Neuropsychological Theory*. John Wiley And Sons Inc; New York; Chapman And Hall Limited; London, 2013.
- [40] ROSENBLATT, Frank. *The perceptron: A probabilistic model for information storage and organization in the brain*. Psychological review, 1958.
- [41] WIDROW, Bernard. *Generalization and information storage in network of Adaline 'neurons'*. Self-organizing systems-1962, 1962.
- [42] MINSKY, Marvin e PAPERT, Seymour. *Perceptrons*, MIT Press, Cambridge, MA, 1969.
- [43] RUMELHART, D. E, MCCLELLAND, J. L., *Parallel Distributed Processing*. MT Press, Vol.1, 1986.
- [44] DEEP LEARNING BOOK. Capítulo 4 – O Neurônio, Biológico e Matemático. Disponível em <<http://deeplearningbook.com.br/o-neuronio-biologico-e-matematico/>>. Acesso em 20 Nov. 2018.