



**UNIVERSIDADE DA INTEGRAÇÃO INTERNACIONAL DA LUSOFONIA AFRO-
BRASILEIRA
INSTITUTO DE ENGENHARIAS E DESENVOLVIMENTO SUSTENTÁVEL**

NEYLA DANQUÁ DOS RAMOS

**UM ESQUEMA DE CONTROLE DE CARGA-FREQUÊNCIA, BASEADO EM RNA,
PARA HIDROGERADOR ISOLADO DE PEQUENO PORTE**

**REDENÇÃO - CE
2019**

**UNIVERSIDADE DA INTEGRAÇÃO INTERNACIONAL DA LUSOFONIA AFRO-
BRASILEIRA
INSTITUTO DE ENGENHARIAS E DESENVOLVIMENTO SUSTENTÁVEL**

NEYLA DANQUÁ DOS RAMOS

**UM ESQUEMA DE CONTROLE DE CARGA-FREQUÊNCIA, BASEADO EM RNA,
PARA HIDROGERADOR ISOLADO DE PEQUENO PORTE**

Monografia apresentada ao curso de Engenharia de Energias da Universidade da Integração Internacional da Lusofonia Afro-Brasileira (UNILAB), como requisito parcial para obtenção do título de Bacharel em Engenharia.

Orientador: Prof. Me. Humberto Ícaro Pinto Fontinele (IEDS/UNILAB)

**REDENÇÃO - CE
2019**

Universidade da Integração Internacional da Lusofonia Afro-Brasileira
Sistema de Bibliotecas da UNILAB
Catalogação de Publicação na Fonte.

Ramos, Neyla Danquá Dos.

R141e

Um esquema de controle de carga-frequência, baseado em RNA, para hidrogerador isolado de pequeno porte / Neyla Danquá Dos Ramos. - Redenção, 2019.

87f: il.

Monografia - Curso de Engenharia De Energias, Instituto De Engenharias E Desenvolvimento Sustentável, Universidade da Integração Internacional da Lusofonia Afro-Brasileira, Redenção, 2019.

Orientador: Prof. Me. Humberto Ícaro Pinto Fontinele.

1. Hidrogerador. 2. Controlador PID. 3. Controlador dinâmico. 4. Controle carga-frequência. 5. Redes neurais artificiais. 6. Rede MLP. I. Título

CE/UF/BSCA

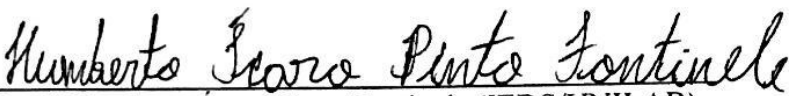
CDD 000

**UM ESQUEMA DE CONTROLE DE CARGA-FREQUÊNCIA, BASEADO EM RNA,
PARA HIDROGERADOR ISOLADO DE PEQUENO PORTE**

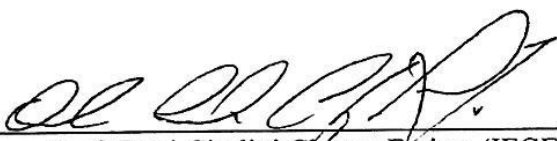
Trabalho de Conclusão de Curso
apresentado ao Curso de Engenharia de
Energias da UNILAB como parte dos
requisitos para obtenção do título de
Bacharel em Engenharia de Energias.

Aprovado em: 04/09/2019.

BANCA EXAMINADORA


Prof. Humberto Ícaro Pinto Fontinele (IEDS/UNILAB)
Presidente da Banca Examinadora


Profa. Ligia Maria Carvalho Sousa Cordeiro (IEDS/UNILAB)
Membro da Banca Examinadora


Prof. Davi Ciarlini Chagas Freitas (IFCE)
Membro da Banca Examinadora

À DEUS, que me guiou em todo o meu percurso acadêmico. E permitiu que eu chegasse até aqui, sendo sempre a minha força e fortaleza em todos os momentos, inclusive na execução deste trabalho.

AGRADECIMENTOS

Em primeiro lugar, agradeço à Deus que me concedeu o dom da vida, me abençoando e guiando todos os meus passos, com o seu infinito amor.

Aos meus pais, particularmente à minha mãe Damiana Rodrigues Pinto Danquá, que sonhou junto comigo, e se esforçou sempre para me proporcionar a melhor educação, investindo nos meus estudos e permitindo que eu chegasse nesta etapa tão importante da minha vida. Ela que com o seu amor incondicional, foi peça fundamental durante a minha graduação, me apoiando financeira e emocionalmente.

Agradeço de uma forma muito especial à minha irmã Áurea Pintos dos Ramos, que sempre esteve comigo em todos os momentos da minha vida, me ajudando, inclusive sendo motivação na realização deste trabalho.

À minha família de modo geral, por ser a minha base, força e inspiração diária.

Agradeço à esta Universidade, seu corpo docente, direção e administração, pela oportunidade concedida.

Aos professores em geral, por terem me transmitido conhecimento, não só científico e geral, mas principalmente ao manifestar o seu caráter e afetividade na educação e no processo de formação profissional.

Agradeço ao meu orientador Prof. Me. Humberto Ícaro Pinto Fontinele pela ajuda indispensável na elaboração deste trabalho, bem como o seu empenho, dedicação e conhecimentos a mim transmitidos.

Meus agradecimentos também vão para os colegas de curso que fizeram parte da minha formação, alguns inclusive continuarão presentes em minha vida, principalmente a Fausta Joaquim Faustino, que sempre foi minha parceira desde o primeiro semestre do curso.

Aos meus amigos e ao meu namorado que me apoiaram e sempre estiveram ao meu lado, especialmente nos momentos de lazer, e sendo suporte na ausência da família, sendo de extrema importância no percurso acadêmico.

A todos que de alguma forma estiveram e estão próximos de mim, contribuindo direta ou indiretamente, nesta importante etapa, fazendo esta vida valer cada vez mais a pena, agradeço imenso.

“Há uma força motriz mais poderosa que o vapor, a eletricidade e a energia atômica: a vontade.”

Albert Einstein

“Bomu kelê ni tudu kwá ku non ka pô fé!”

RESUMO

A energia elétrica é uma necessidade básica de todo o ser humano inserido na sociedade. Com a forte demanda energética e a preocupação mundial com o meio ambiente, os investimentos em fontes de energias renováveis se tornam cada vez mais necessários. A energia hidrelétrica ocupa posição de destaque no mercado energético brasileiro e de muitos outros países, por se tratar de uma energia renovável de alto retorno financeiro, alta confiabilidade e elevada eficiência, além do reduzido custo de manutenção e operação. Este trabalho se propõe a desenvolver uma estratégia de controle Proporcional Integral Derivativo (PID) dinâmico, cujos parâmetros passam a ser ajustados por um modelo construído por uma rede neural. Trata-se de controle carga-frequência de um hidrogerador de pequeno porte, submetido a flutuações de conjugado eletromecânico, decorrentes de flutuações de carga no gerador. Ao longo do trabalho são apresentadas revisões bibliográficas sobre hidroeletricidade, Controlador PID e sobre Redes Neurais Artificiais, com maior ênfase para a rede *Perceptron* de Múltiplas Camadas (MLP). É discutido a importância da estratégia de se trabalhar com controle dinâmico quando a planta a ser controlada possui não linearidades ou algum grau de incerteza. Para analisar o desempenho do método proposto, foi implementado um esquema de controle estático, utilizando uma malha simples de controle PID, assim como se observou o comportamento desta planta atuando sem controle. Tanto as simulações como o tratamento dos dados foram realizados utilizando o software MATLAB, através da ferramenta *Simulink*. No final do trabalho são apresentados resultados obtidos das simulações, assim como são discutidas as vantagens do método proposto sobre as estratégias clássicas de controle PID estático.

Palavras-chave: Hidrogerador, controlador PID, controlador dinâmico, controle carga-frequência, Redes Neurais Artificiais, Rede MLP.

ABSTRACT

Electricity is a basic necessity of every human being inserted in society. With strong energy demand along with global concern for the environment, investments in renewable energy sources are becoming increasingly necessary. Hydropower occupies a prominent position in the Brazilian energy market and many other countries, as it is renewable energy with a high financial return, high reliability and high efficiency, as well as low maintenance and operation costs. This work aims to develop a dynamic Proportional Integral derivative (PID) control strategy, whose parameters are now adjusted by a model built by a neural network. It is a load-frequency control of a small hydrogenerator, subjected to electromechanical conjugate fluctuations, resulting from load fluctuations in the generator. Throughout the work, bibliographic reviews on hydroelectricity, PID Controller and Artificial Neural Networks are presented, with greater emphasis on the Perceptron Multilayer (MLP) network. The importance of the strategy of working with dynamic control is discussed when the plant to be controlled has nonlinearities or some degree of uncertainty. To analyze the performance of the proposed method, a static control scheme was implemented using a simple PID control loop, as well as the behaviour of this plant acting without control. Both simulations and data processing were performed using the MATLAB software, and its Simulink tool. At the end of the work, results obtained from the simulations are presented, as well as the advantages of the proposed method over the classic static PID control strategies are discussed.

Keywords: Hydrogenerator, PID controller, dynamic controller, load-frequency control, artificial neural networks, MLP network.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1: Matriz elétrica brasileira 2017.....	14
Figura 2: Matriz elétrica mundial 2016.....	15
Figura 3: Esquema de uma usina hidrelétrica.....	21
Figura 4: Usina com reservatório de acumulação.....	23
Figura 5: Usina a fio d'água.....	23
Figura 6: Usina hidrelétrica reversível.....	24
Figura 7: Estrutura do hidrogerador.....	27
Figura 8: Subestação e seus componentes.....	33
Figura 9: Controle PID de uma planta.....	39
Figura 10: Neurônio biológico x modelo de neurônio artificial.....	44
Figura 11: Função Linear.....	46
Figura 12: Função de Limiar.....	47
Figura 13: Função sigmoide logística e sua derivada.....	48
Figura 14: Função tangente hiperbólica e sua respectiva derivada.....	49
Figura 15: Função Linear Retificada e sua derivada.....	50
Figura 16: Função Leaky ReLU e sua derivada.....	51
Figura 17: Redes Alimentadas Adiante com Camada Única.....	53
Figura 18: Redes Alimentadas Diretamente com Múltiplas Camadas.....	54
Figura 19: Redes Recorrentes.....	54
Figura 20: Aprendizado Supervisionado.....	56
Figura 21: Aprendizado Não Supervisionado.....	56
Figura 22: Aprendizado por Reforço.....	57
Figura 23: Arquitetura MLP.....	58
Figura 24: Representação dos neurônios das camadas oculta e de saída.....	59
Figura 25: Processamento no sentido direto.....	61
Figura 26: Processamento no sentido inverso.....	63
Figura 27: Planta de hidrogeração.....	67
Figura 28: Planta com Controle PID simples.....	69
Figura 29: Controlador PID.....	71
Figura 30: Erro quadrático médio por época.....	72
Figura 31: Planta com os três modelos.....	74
Figura 32: Subsistema da planta com controlador PID fixo.....	74

Figura 33: Subsistema da planta com controlador PID-MLP.....	75
Figura 34: Comparativo entre os três modelos.....	76
Figura 35: Primeiro ponto de flutuação de carga.....	77
Figura 36: Segundo ponto de flutuação de carga.....	77
Figura 37: Terceiro ponto de flutuação de carga.....	78

LISTA DE TABELAS

Tabela 1: Parâmetros dos subsistemas:.....	67
Tabela 2: Determinação dos valores de ΔPI , K_p , K_i e K_d	70
Tabela 3: Topologia da rede MLP.....	71
Tabela 4: Valores de tempo de subida, erro de estado permanente e tempo de acomodação e respectiva perturbação hidráulica.....	73
Tabela 5: Resultados quantitativos dos 3 modelos.....	79

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

MSPSS	Motor síncrono de pólos salientes sólidos
MSPSL	Motor síncrono de pólos salientes laminados
UHR	Usinas hidrelétricas reversíveis
MME	Ministério de Minas e Energia
EPE	Empresa de Pesquisa Energética
IEA	International Energy Agency
ANEEL	Agência Nacional de Energia Elétrica
IHM	Interfaces Homem-Máquina
CLP	Controle Lógico Programável
FEM	Forças eletromotrizes
IA	Inteligência Artificial
SIN	Sistema Interligado Nacional
EQM	Erro Quadrático Médio
MLP	Multilayer Perceptron
MCP	McCulloch e Pitts
RNAs	Redes Neurais Artificiais
TCs	Transformadores de corrente
TPs	Transformadores de potencial
PID	Proporcional Integral Derivativo
PCH	Pequena Central Hidrelétrica
ANEEL	Agência Nacional de Energia Elétrica
IHM	Interface Homem-Máquina
BEN	Balanço Energético Nacional
CLP	Controle Lógico Programável
MATLAB	Matrix Laboratory
EPE	Empresa de Pesquisa Energética

Sumário

1. INTRODUÇÃO.....	14
1.1 Contextualização.....	14
1.2 Objetivos.....	17
1.3 Metodologia.....	18
1.4 Motivação.....	18
1.5 Estrutura do trabalho.....	19
2. USINAS HIDRELÉTRICAS.....	20
2.1 Estruturas Cíveis.....	25
2.2 Hidrogeradores.....	26
2.3 Sistema de servoacionamento.....	27
2.4 Instrumentação.....	28
2.5 Sala de controle e monitoramento.....	30
2.5 Subestação.....	32
3. GERADOR SÍNCRONO E CCONTROLE PID.....	35
3.1 O gerador síncrono de pólos salientes.....	35
3.2 Controlador PID.....	37
4. REDES NEURAIIS ARTIFICIAIS.....	42
4.1 Modelo de um Neurônio.....	42
4.2 Função de Ativação.....	45
4.3 Arquiteturas de Redes.....	51
4.4 Aprendizado.....	55
4.5 Tipos de treinamento para aprendizado das redes.....	55
4.6 Rede MLP.....	57
5. ESQUEMA DE CONTROLE PROPOSTO.....	66
5.1 Modelagem da planta.....	66
5.2 Metodologia.....	68
5.3 Simulações.....	68
5.4 Geração dos dados.....	68
5.5 Método baseado em MLP.....	73
6. RESULTADOS E DISCUSSÕES.....	76
6.1 Análise qualitativa.....	76
6.2 Análise quantitativa.....	78
7. CONCLUSÃO.....	81
7.1 Resumo das contribuições deste trabalho.....	81
7.2 Sugestões de trabalhos futuros.....	82
8. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	83

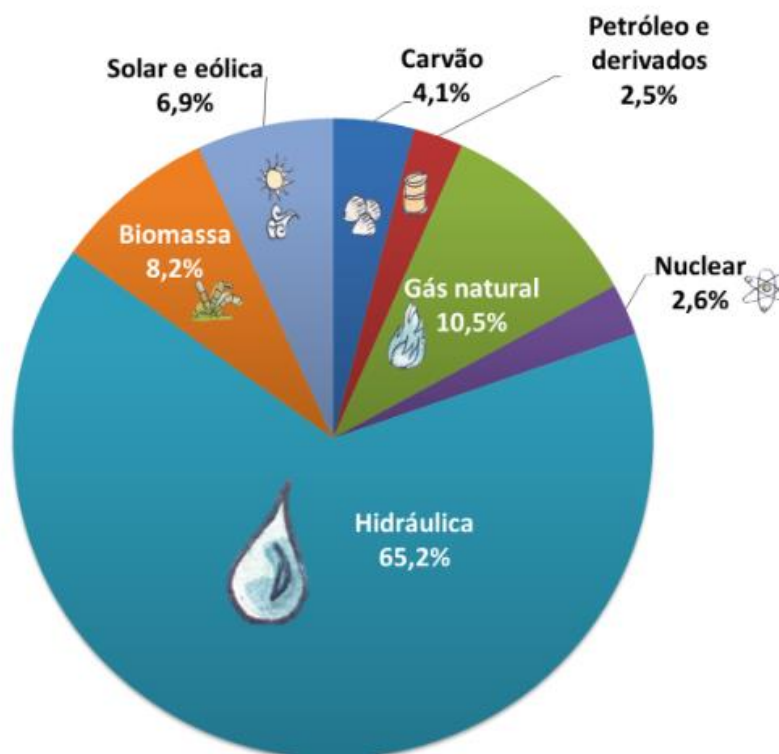
4. INTRODUÇÃO

4.2 CONTEXTUALIZAÇÃO

Devido à forte demanda energética nos últimos tempos, surge a necessidade de se ampliar a matriz energética investindo em fontes alternativas de energia. No Brasil, a hidroeletricidade tem sido a principal fonte de energia do sistema elétrico por várias décadas, tanto pela sua competitividade econômica quanto pela abundância deste recurso energético a nível nacional. Para Tolmasquim (2016) trata-se de uma tecnologia madura e confiável que, no atual contexto de maior preocupação com as emissões de gases de efeito estufa, apresenta a vantagem adicional de ser uma fonte renovável de geração.

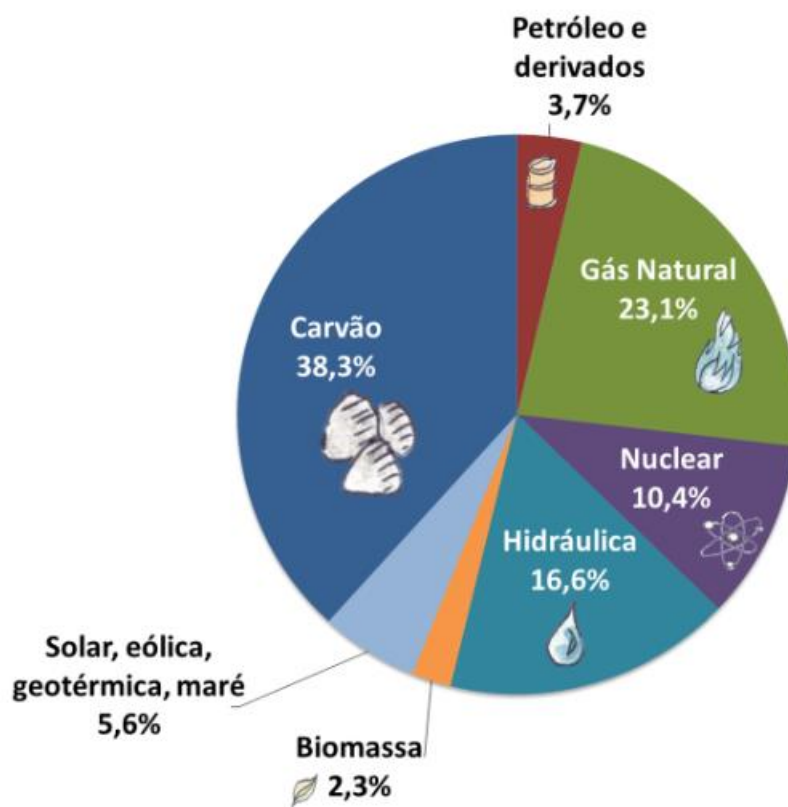
Atualmente a energia hidráulica corresponde à 65,2% (BEN, 2018) da matriz elétrica brasileira e a 16,6% (IEA, 2018) da matriz energética mundial. Como se pode ver nas figuras a seguir:

Figura 1: Matriz elétrica brasileira 2017



Fonte: Adaptado BEN (2018)

Figura 2: Matriz elétrica mundial 2016



Fonte: Adaptado IEA (2018)

Para Gebran (2014), a eletricidade é o produto final da fonte de energia para prover luz, calor e força utilizada no mundo. Muito ou quase tudo do que se faz hoje depende de energia elétrica, o que resulta em uma crescente demanda por parte dos consumidores e, conseqüentemente, no aumento e na necessidade de pesquisas e de novas tecnologias para otimizar seu fornecimento.

Podendo ser produzida por diferentes tipos de usinas, a eletricidade é transmitida e distribuída aos consumidores por sistemas elétricos complexos e é estruturada em quatro etapas: geração, transmissão, distribuição e consumo. Os sistemas elétricos de potência são grandes sistemas de energia que correspondem à geração, à transmissão e à distribuição de energia elétrica. (GEBRAN, 2014).

O objetivo principal do sistema elétrico de potência é transferir toda a energia elétrica convertida pela transformação de uma fonte de energia primária (água, carvão, vento, etc.) aos consumidores.

Um objetivo secundário dos sistemas elétricos de potência é garantir um padrão mínimo de qualidade da energia entregue aos usuários. O termo qualidade da energia inclui uma gama de parâmetros que precisam ser controlados, onde os principais são variações de tensão de curta e longa duração, desequilíbrio nas médias das correntes ou tensões, surtos, distorções da forma

de onda e distorções harmônicas (ANEEL, 2017), abrangendo as diversas áreas de interesse dos sistemas de energia elétrica, e pode ser influenciada por diversos problemas que podem surgir na rede, incluindo problemas relacionados à comunicação de dados.

Um sistema elétrico com excelente qualidade da energia elétrica é caracterizado pelo fornecimento de energia em tensão com forma de onda senoidal pura, sem alterações em amplitude e frequência, como se emanasse de uma fonte de potência infinita (ROCHA, 2016).

A variação de frequência é um dos principais parâmetros relacionados à qualidade de energia. A Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL) estabelece que os sistemas de geração e distribuição de energia devem operar dentro dos limites de frequência 59.9 Hz e 60.1 Hz (SEVENIA, 2019).

Conforme Tolmasquim (2016), as usinas hidrelétricas são capazes de prover uma série de serviços auxiliares, como controle de tensão e de frequência, que são importantes para garantir um atendimento da demanda de eletricidade com o padrão de qualidade desejado.

Os controladores de frequência agem de forma direta sobre os geradores. O controle de frequência é muito importante, uma vez que a frequência é uma medida do balanço de potência ativa do sistema. De acordo com Augusto (2012), se as cargas do sistema crescem e a potência gerada não aumenta, o saldo de potência necessário para alimentar as cargas é obtido da energia cinética armazenada nas massas girantes das unidades dos geradores, que em consequência sofrem redução de sua velocidade, o que implica em decréscimo de frequência.

Em proporções maiores, fenômenos como este se repetem quando ocorrem grandes perturbações, tais como a saída súbita de um gerador, curto-circuito em linhas de transmissão ou uma grande variação da carga em um intervalo curto de tempo. Para garantir a segurança da operação, é necessário manter uma reserva de potência ativa sincronizada ao sistema, que possa ser despachada rapidamente em caso de necessidade. (AUGUSTO, 2012)

O controle primário de frequência é um serviço ancilar de controle de velocidade das unidades geradoras, realizado por meio de reguladores automáticos de velocidade (AUGUSTO, 2012). Esse serviço está associado a provisão de reserva de potência primária, responsável por suprir demandas extras que surjam repentinamente no sistema. A resolução da ANEEL nº 267 (que estabelece os procedimentos para prestação de serviços ancilares de geração) determina ainda que o controle primário de frequência e a reserva de potência primária devem ser providos por todas as unidades geradores integradas ao sistema elétrico nacional, sem ônus para os demais agentes e consumidores.

O controle de carga frequência é de extrema importância para a qualidade de energia, pois tem como função regular a frequência e reduzir oscilações do sistema, a fim de facilitar o

desempenho de todos os outros sistemas de controle que atuam no sistema elétrico de potência (HAMMID, et al. 2016).

O 17º art. 11.1 da ONS (2009) (Proteção e controle: visão geral), afirma que nos grandes sistemas elétricos de potência, como o Sistema Interligado Nacional (SIN), os sistemas de proteção e controle (essenciais para a integridade física das instalações, equipamentos e componentes) influenciam nos níveis de segurança operacional do sistema, tornando assim fundamental estabelecer diretrizes para regulamentar as atribuições e responsabilidades do Operador Nacional do Sistema Elétrico – ONS e dos agentes.

Os sistemas de proteção e controle estão incluídos nos projetos de novas instalações, expansão e adequação das instalações já existentes, sendo necessário o acompanhamento do desempenho desses sistemas ao longo de sua vida útil.

1.2 OBJETIVOS

1.2.1 *Objetivo geral*

Propor um sistema elétrico de controle, baseado em rede neural artificial, para a regulação de frequência da tensão gerada em um hidrogerador de pequeno porte, isolado da rede elétrica e submetido a turbulências hidráulicas.

1.2.2 *Objetivos específicos*

- Implementar e simular, através de diagrama de blocos, o modelo simplificado da planta de uma PCH, através do Simulink, no Matlab.
- Construir um sistema de controle clássico básico, baseado em controlador PID;
- Ajustar os valores de PID, para diferentes intensidades de turbulência hidráulica na turbina, dentro de uma faixa pré-definida, de forma a atender determinados parâmetros de controle, como sobressinal, erro de estado permanente e tempo de acomodação.
- Construir um banco de dados que relaciona os valores de PID ajustados para cada condição de turbulência na turbina.
- Utilizar o banco de dados para treinar uma RNA do tipo MLP, para construir um modelo que mapeia valores de intensidade de turbulência, dentro de uma dada faixa, com os respectivos valores de PID que atendem aos parâmetros de controle definidos, construindo assim uma malha de controle de PID dinâmico, com ajuste suave.

- Testar o esquema de controle de PID dinâmico, verificando se os parâmetros de controle definidos permanecem sendo respeitados para valores de turbulência distintos do adotados para construir o banco de dados.
- Realizar comparação de performance de controle entre o esquema PID convencional e o esquema de PID dinâmico.

1.3 METODOLOGIA

A metodologia adotada neste trabalho consiste em definir uma planta de uma pequena central hidrelétrica, e realizar simulações utilizando o *Simulink*. A planta prever turbulências hidráulicas na turbina, assim como uma malha PID para controle do servo acionamento do distribuidor da turbina.

Para diferentes intensidades de turbulência, são realizadas simulações no intuito de encontrar os valores de PID, através do método de tentativa e erro, que atendem parâmetros de controle determinados. Os dados de intensidade de turbulência, com os respectivos valores de PID, são armazenados para serem utilizados para treinar a RNA MLP.

A rede MLP é treinada para aprender o modelo que mapeia intensidades de turbulências e valores de PID que atendem os requisitos de controle. O modelo é incorporado na malha de controle, construindo assim uma malha de PID dinâmico. Esse modelo é testado para diversos valores de intensidade de turbulência, no intuito de verificar se os parâmetros de controle permanecem sendo atendidos para intensidades distintas das presentes no banco de dados.

Por fim é realizada uma análise comparativa de desempenho entre a malha de PID fixo, ajustada para o valor de intensidade intermediária da faixa turbulência adotada, e a malha de PID dinâmico.

1.4 MOTIVAÇÃO

Mudanças climáticas, desenvolvimento industrial, aumento populacional e a crescente preocupação com o meio ambiente, são fatores que contribuem para a necessidade de se adotar uma postura mais sustentável investindo em fontes renováveis de energia, particularmente a energia hidrelétrica pois além de ser uma fonte renovável, gera um retorno financeiro, tem um alto nível de confiabilidade, é uma tecnologia de alta eficiência e a sua operação e manutenção são de baixo custo. Entretanto, é de extrema importância melhorar a eficiência dos

hidrogeradores. Por isso este trabalho se propõe a realizar um sistema elétrico de controle de carga, baseado em rede neural artificial, para a regulação de frequência da tensão gerada em um hidrogerador de pequeno porte, isolado da rede elétrica e submetido a turbulências hidráulicas.

1.5 ESTRUTURA DO TRABALHO

Este trabalho foi dividido em capítulos, obedecendo a estrutura que segue:

Capítulo 1 – Neste capítulo tem-se a introdução do trabalho, os objetivos que se pretende alcançar, a metodologia, e a motivação que levou a se fazer este estudo.

Capítulo 2 – É apresentada uma breve revisão da literatura sobre os temas que são abordados ao longo deste trabalho, sendo estes a hidroeletricidade, as usinas hidrelétricas e hidrogeradores.

Capítulo 3 – É feita uma revisão bibliográfica sobre o gerador síncrono e o Controle PID.

Capítulo 4 – Ainda na revisão bibliográfica, este capítulo foca nas redes neurais artificiais e rede MLP.

Capítulo 5 – O esquema de controle proposto (metodologia, tratamento dos dados e também são apresentadas as simulações que foram realizadas para o sistema de controle frequência do hidrogerador, sendo estas simulações realizadas no programa computacional MATLAB, usando o controlador PID e PID Dinâmico. É também mostrado como foi construído o protótipo deste sistema de controle.

Capítulo 6 – Neste último capítulo serão apresentados e discutidos os resultados obtidos durante a realização do presente trabalho.

Capítulo 7 – Nesse capítulo são apresentadas as considerações finais e as conclusões obtidas através das análises dos resultados, assim como são apresentadas sugestões para trabalhos futuros.

2. USINAS HIDRELÉTRICAS

No presente século, um dos principais desafios para a humanidade consiste em fazer a transição para uma realidade de energias sustentáveis (GOLDEMBERG; CHU, 2007).

Segundo Fang et al. (2017), fatores como aumento populacional, desenvolvimento industrial e mudanças climáticas contribuem ainda mais para a necessidade de otimizar a utilização dos recursos hídricos. Dada a sua importância para a sociedade, estudos cada vez mais frequentes têm chamado a atenção de pesquisadores e agências regulatórias de todo o mundo.

A hidreletricidade é vista como uma tecnologia de geração elétrica consolidada, que é economicamente competitiva e segura. (IEA, 2012 apud TOLMASQUIM, 2016).

A retomada da expansão hidrelétrica se deve também à preocupação mundial com as emissões de gases de efeito estufa, que impactam o clima do planeta. Neste sentido, a hidreletricidade desempenha um papel duplamente importante para a redução das emissões no setor elétrico, pois além de ser uma fonte renovável (com emissões bastante reduzidas quando comparadas com aquelas associadas à geração termelétrica fóssil), sua flexibilidade operativa e capacidade de armazenamento permitem a maior penetração de fontes renováveis intermitentes, como a geração eólica e a solar fotovoltaica (TOLMASQUIM, 2016).

Segundo Diniz e Campagnoli (2012), além do benefício econômico, as hidrelétricas contribuem positivamente para o meio ambiente, pois quando bem planejadas representam um baixo impacto para a flora e fauna.

Para Tolmasquim (2016), a geração hidroelétrica representa uma fonte de energia renovável com papel fundamental para a matriz energética, devido a sua dinâmica de geração.

As usinas hidrelétricas agem através da pressão da água, girando a turbina, fazendo assim que haja a transformação da energia potencial em energia cinética. Estas usinas, tanto as reversíveis como as irreversíveis, são capazes de responder rapidamente às flutuações típicas da geração eólica e solar fotovoltaica, assim garantindo um atendimento confiável da demanda de energia (TOLMASQUIM, 2016).

Apesar das consequências negativas que advêm da construção de uma usina hidrelétrica, a mesma torna-se viável devido ao seu baixo custo de geração, em relação às outras fontes, e o pelo fato de a água ser um recurso bastante renovável.

Tolmasquim (2016) afirma ainda que os reservatórios hidrelétricos representam hoje a única tecnologia economicamente competitiva, capaz de armazenar grandes quantidades de energia, o que é fundamental para maximizar o atendimento da demanda elétrica, com através de uma fonte de geração de alta renovabilidade. Vale ressaltar ainda que a hidroeletricidade

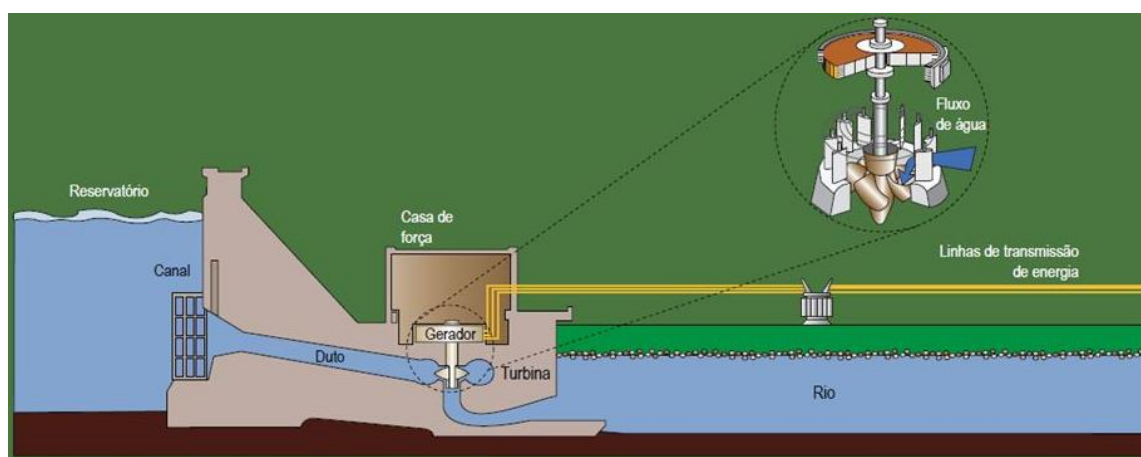
apresenta várias vantagens sobre maioria das outras fontes de energia elétrica, incluindo um alto nível de confiabilidade, tecnologia comprovada, alta eficiência, operação e manutenção com custos muito baixos, flexibilidade e grande capacidade de armazenamento (IEA, 2012).

Conforme Tolmasquim (2016, p. 61):

A energia hidráulica provém da irradiação solar e da energia potencial gravitacional. O sol e a força da gravidade condicionam a evaporação, a condensação e a precipitação da água sobre a superfície da Terra. O desnível entre volumes de água (queda) proporcionado pelo relevo da superfície terrestre representa assim um potencial energético que pode ser aproveitado pelas usinas hidrelétricas.

As usinas hidrelétricas são compostas basicamente de barragem, sistemas de captação e adução de água, hidrogerador, casa de força e vertedouros. Para que haja um bom funcionamento da usina, é necessário levar em consideração as obras e instalações que devem ser projetadas para cada um desses setores.

Figura 3: Esquema de uma usina hidrelétrica



Fonte: Adaptado de Alves (2015)

Conforme Tolmasquim (2016), a barragem interrompe o curso normal do rio, formando, na maioria das vezes, um lago artificial denominado reservatório. Ele proporciona o desnível de água (queda), criando assim um potencial energético, e realizando, em alguns casos, a regularização da vazão por meio do armazenamento de água.

Tolmasquim (2016) diz ainda que, a localização do eixo da barragem e do circuito de geração é um dos critérios mais importantes para a escolha do arranjo mais econômico para rios que tem desníveis concentrados, como saltos, cachoeiras ou corredeiras. Geralmente, nestes casos, o eixo da barragem deve ficar localizado à montante da queda concentrada, de maneira a reduzir a altura das estruturas e, portanto, o custo do empreendimento.

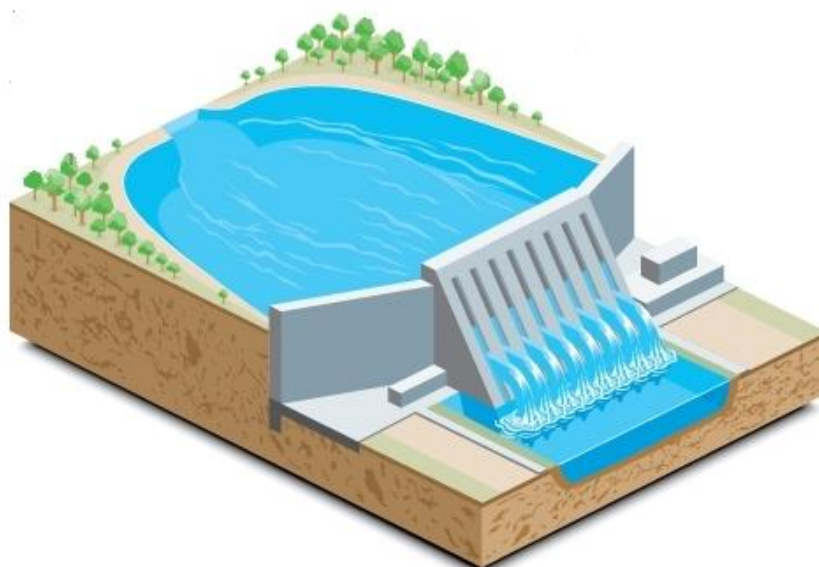
De acordo com Guimarães (1991), as turbinas hidráulicas podem ser classificadas conforme a direção do fluxo através do rotor (tangencial, radial semi-axial e axial), quanto a posição do eixo (horizontal, vertical, inclinado), tipo de rotor (Francis, Kaplan, Hélice, Pelton, Michell-Banki, Turgo), direção do escoamento (axial, radial, diagonal, tangencial), transformação de pressão no rotor (ação, reação), faixa de quedas (alta, média, baixa), controle de vazão (simples regulação, dupla regulação), formato, tipo de desmontagem, dentre outras classificações.

A escolha do tipo de turbina para cada usina hidrelétrica envolve diversos fatores como desempenho e flexibilidade operativa, custos, prazos, influência em outros equipamentos e obras civis e limitações tecnológicas, sendo o tipo mais adequado para cada usina encontrado em função de suas características específicas de quedas, níveis d'água, vazões, potências unitárias, qualidade da água, relevo local bem como a tecnologia dos fabricantes disponíveis. (TOLMASQUIM, 2019).

A Agência Internacional de Energia (IEA, 2012) classifica as hidrelétricas em três categorias funcionais: usinas com reservatório de acumulação, usinas a fio d'água e usinas hidrelétricas reversíveis. Num mesmo rio, os dois primeiros grupos podem ser combinados em sistemas de cascata, com reservatórios de acumulação localizados na cabeceira dos rios.

- Usinas com reservatório de acumulação: Caracterizam-se pela sua capacidade de armazenar grandes quantidades de água, o que permite mitigar a variabilidade hidrológica sazonal e, dependendo das dimensões dos reservatórios, mitigar o impacto de um período de estiagem severa. A água armazenada em períodos de hidrologia favorável pode ser utilizada para garantir a geração nos meses ou anos mais secos. Na Figura 4 é apresentada a ilustração deste tipo de usina.

Figura 4: Usina com reservatório de acumulação



Fonte: Vecteezy (2019).

- Usinas a fio d'água: produzem energia elétrica em função quase exclusivamente das vazões que chegam aos seus reservatórios. Podem apresentar pequena capacidade de armazenamento, permitindo alguma flexibilidade operativa ao longo do dia, como a necessária para acompanhar a variação horária de carga. Ilustrada na Figura 5.

Figura 5: Usina a fio d'água



Fonte: Vecteezy (2019).

- Usinas hidrelétricas reversíveis (UHR): armazenam energia potencial gravitacional na forma de água em um reservatório elevado, que é bombeada de um reservatório inferior. O ciclo normal de operação consiste na geração de energia elétrica durante períodos de alta demanda de eletricidade, através da liberação da água para o acionamento das turbinas, enquanto nos períodos de baixa demanda (durante a madrugada e finais de semana, por exemplo) a água é bombeada para o reservatório superior. Ilustrada na Figura 6, apresentada a seguir.

Figura 6: Usina hidrelétrica reversível



Fonte: Vecteezy (2019).

Vale ressaltar que, ao contrário de uma usina hidrelétrica convencional, uma UHR é consumidora líquida de energia. Isto se deve às perdas elétricas e hidráulicas decorrentes do ciclo de operação. Em geral, o sistema de bombeamento-turbinamento apresenta uma eficiência em torno de 70% a 85% (IEA, 2012). Portanto, uma UHR não deve ser interpretada como unidade geradora, mas como uma alternativa de armazenamento de eletricidade.

Dentre as tecnologias de armazenamento de eletricidade, as UHR são as mais desenvolvidas ao nível mundial, representando mais de 99% da capacidade total de armazenamento (IEA, 2014).

As usinas hidrelétricas reversíveis são classificadas usualmente em três tipos: ciclo aberto, semiaberto e fechado, de acordo com sua conexão com o rio ou outro corpo d'água (STORE, 2000).

- Ciclo aberto: Nesta configuração os reservatórios superior e inferior estão presentes ao longo do curso natural de um rio. É bastante similar a uma usina hidrelétrica convencional, com a adição do reservatório inferior e o sistema de bombeamento. É possível, portanto, através de retrofit, transformar uma usina convencional em uma usina reversível de ciclo aberto.
- Ciclo semi-aberto: Este modelo consiste num reservatório isolado (geralmente artificial), enquanto o outro reservatório faz parte do fluxo do rio. Uma variação desta configuração utiliza o oceano como reservatório inferior. Este arranjo traz alguns desafios adicionais em função do ambiente marinho corrosivo.
- Ciclo fechado: Uma UHR de ciclo fechado apresenta dois reservatórios isolados do curso d'água. O enchimento inicial do reservatório é realizado através de sua própria zona de captação ou através do desvio de um corpo d'água próximo. Caso o sistema de captação natural dos reservatórios não seja suficiente para compensar as perdas por evaporação, periodicamente os reservatórios necessitam ser preenchidos por alguma fonte externa

A maioria das usinas reversíveis possui um motor/gerador síncrono onde o conjunto opera em velocidade constante. Porém, desde a década de 1990 começaram a ser empregados, em algumas plantas, motores/geradores assíncronos que permitem que seja ajustada a rotação da turbina/bomba. Esta tecnologia, apesar de ser um pouco mais cara, tem a vantagem de oferecer maior flexibilidade à planta, pois permite um campo maior de operação (carga leve e pesada) com maior eficiência que uma planta convencional (DEANE et al., 2010).

Estas características ampliam sua capacidade de prover serviços auxiliares, oferecendo, por exemplo, resposta mais rápida no controle de frequência e a possibilidade de controle quando operando como bomba (MWH, 2009).

2.1 ESTRUTURAS CIVIS

Para a construção de uma usina hidrelétrica, a escolha do local vai além de questões como espaço e disponibilidade de recursos hídricos, um dos pontos fundamentais e de relevância para o estudo prévio é ter conhecimento sobre o comportamento das rochas e do solo da área.

Usualmente, as parcelas mais significativas dos investimentos de um projeto hidrelétrico referem-se aos custos associados às obras civis e ao fornecimento e montagem dos equipamentos eletromecânicos. Entretanto, deve-se destacar os custos cada vez mais elevados relacionados às ações de mitigação de impactos socioambientais associados à implantação do projeto hidrelétrico.

Assim, de maneira geral, a descrição dos custos de investimentos é comumente agrupada em três parcelas principais: (i) obras civis; (ii) equipamentos eletromecânicos e; (iii) ações socioambientais (TOLMASQUIM, 2012).

A parcela associada às obras civis, inclui não só os custos de construção da barragem, como também de diques, vertedouro, obras para desvio do rio (ensecadeiras, galerias, tuneis), tomada d'água, casa de força, além da infraestrutura de acesso (estradas, porto e/ou aeroporto), benfeitorias na área da usina, entre outros (EPE, 2007b).

A parcela associada aos equipamentos eletromecânicos reúne os custos de fornecimento e montagem das turbinas, geradores, pontes rolantes, guindastes, comportas, condutos forçados, grades de proteção, entre outros. Finalmente, os custos associados às ações socioambientais compreendem, principalmente, a aquisição de terrenos e benfeitorias, relocações de infraestrutura e população e programas socioambientais, como limpeza do reservatório, conservação da fauna e flora e apoio a comunidades indígenas e tradicionais (TOLMASQUIM, 2012).

De maneira geral, a razão entre os custos de equipamentos eletromecânicos e obras civis é alta em projetos hidrelétricos de pequeno porte. Já nos projetos de usinas de grande porte, a relação é oposta, predominando os custos em obras civis, que podem variar consideravelmente em função do tipo de projeto, dificuldade de acesso, custos de mão de obra, e outros custos como o do cimento e aço na região/país da implantação da usina hidrelétrica. Os equipamentos eletromecânicos apresentam menor variação de custos, uma vez que eles tendem a seguir os preços do mercado internacional (IEA, 2012).

2.2 HIDROGERADORES

Os hidrogeradores podem ser entendidos como máquinas rotativas que fazem a conversão da energia mecânica, fornecida pela força da água no eixo da turbina hidráulica, em energia elétrica (ALVES, 2015). Emprega-se geralmente em usinas hidrelétricas construídas em um rio.

Um hidrogerador conta com duas estruturas principais na sua composição: o rotor e o estator (SIMONE, 2013). O rotor se encontra na parte móvel, em torno do próprio eixo, e é impulsionado por uma fonte primária de energia. Ele é construído com material ferromagnético e possui bobinas, formando um enrolamento, conhecido como enrolamento de campo, responsável pela geração do campo magnético girante. Simone (2013) diz ainda que o rotor é responsável pela criação de um fluxo magnético, semelhante a um eletroímã, com a mesma

quantidade de pólos do enrolamento do estator. Em hidrogeradores, o rotor empregado é do tipo pólos salientes que são projetados para operar em baixas velocidades.

O estator, também chamado de armadura, é a parte fixa do hidrogerador. Formado por um conjunto de condutores (bobinas), formando enrolamentos, simetricamente alocados e instalados em ranhuras no núcleo fixo e aterrado (BRASIL, 2013). Na Figura 7 são ilustrados detalhadamente estes dois componentes:

Figura 7: Estrutura do hidrogerador
4) Estator b) Rotor c) Máquina completa: estator e rotor.



Fonte: Adaptado de Uemori (2012)

Alves (2015) afirma que:

Quando o hidrogerador opera desconectado da carga e a corrente é nula nos enrolamentos, não há queda de tensão nas reatâncias internas da máquina e a força eletromotriz é igual à tensão nos terminais do gerador. Já quando o hidrogerador opera conectado a uma carga, a corrente nos enrolamentos estáticos não é nula, e ocorre uma queda de tensão nas reatâncias internas. Assim, a força eletromotriz será diferente da tensão dos terminais da máquina.

2.3 SISTEMA DE SERVOMECANISMO

Os servomecanismos hidráulicos atuam com eficiência, nos sistemas de controle que requerem elevada potência de saída, permitindo respostas rápidas e precisas (NIEMAS, 1977).

Um servomecanismo hidráulico é entendido como um conjunto de elementos para controle da potência hidráulica que é transferida para a turbina, em que a servoválvula é o atuador enquanto o fluxo de água que é direcionado para a turbina é a variável controlada. Desta forma, o servomecanismo tem a função de regular a parcela de potência hidráulica disponível que é transferida para a turbina. (NEGRI, 1987).

A natureza da energia de acionamento define o tipo de servomecanismo, sendo de uso mais frequente os tipos mecânico-hidráulico e eletro-hidráulico (CARD, 1984).

Para fins de análise e projeto de um servomecanismo, duas etapas tornam-se fundamentais: inicialmente a modelagem física e matemática e, a partir desta, a manipulação das equações matemáticas para a adequação do modelo à teoria de controle empregada. O estudo de servomecanismos hidráulicos é complexo e rico em detalhes, dificultando o estabelecimento preciso das equações que regem cada subsistema e a sua interrelação na construção de um modelo global (NEGRI, 1987).

De acordo com Negri (1987), pode-se identificar três subsistemas básicos, normalmente presentes nos servos sistemas hidráulicos, os quais são:

- Servoválvula: É basicamente um dispositivo que converte a energia de acionamento (normalmente de natureza elétrica ou mecânica) em energia hidráulica, amplificando os níveis de potência. Fundamentalmente, isto é feito através de um controle preciso da vazão em resposta a um sinal de entrada (CARD, 1984).
- Atuador hidráulico: Elemento responsável por converter a energia hidráulica em mecânica, através do qual é possível realizar o controle das variáveis de saída.
- Sensores de erro: Também chamados comparadores, são dispositivos utilizados para fornecer um sinal de entrada (erro) para a servoválvula, em função da diferença entre o valor assumido por uma dada variável associada ao atuador e um valor de referência.

2.4 INSTRUMENTAÇÃO

Para avaliar o comportamento de uma usina hidrelétrica, é fundamental que haja um sistema de instrumentação capaz de monitorar seu o comportamento geotécnico e estrutural (VILLWOCK, 2009).

Para que haja maior segurança e desempenho das barragens hidrelétricas, é fundamental que a instrumentação seja usada como suplemento para as inspeções visuais (FEMA ,2004).

[...] os principais objetivos de um plano de instrumentação geotécnica são agrupados em quatro categorias: avaliação analítica; predição de desempenho futuro; avaliação jurídica, desenvolvimento e verificação de projetos futuros. A instrumentação pode alcançar estes objetivos provendo dados quantitativos para acessar informações úteis

como pressão piezométrica, deformação, tensão total e níveis de água. (VILLWOCK, 2009).

Um sistema de instrumentação é uma das principais e necessárias medidas a fim de garantir um nível de segurança adequado para uma usina hidrelétrica (DUARTE, et al. 2006). Este sistema permite acompanhar durante a vida útil da obra e o nível de segurança, garantindo maior eficácia do projeto.

Silveira (2011) afirma que a instrumentação é uma ferramenta imprescindível para identificar os problemas bem como fazer monitoramento, afim de garantir a segurança da estrutura.

Durante fase da construção da usina, a instrumentação possibilita ao projetista fazer a análise dos parâmetros, verificando se estão de acordo com os previstos e corrigir o projeto segundo as características de materiais e fundação verificados, para que opte por soluções mais econômicas. (ZUCULIN, 2012).

A instrumentação de uma barragem depende de sua dimensão, da fundação onde foi assentada; do tipo ou arranjo, material empregado, uso e de sua região de influência (ZUCULIN, 2012).

Ao ser projetada a instrumentação de uma usina, deve-se considerar alguns fatores como: as características geotécnicas e geológicas do local; os materiais construtivos; as investigações (sondagens) e ensaios de campo; os estudos hidrológicos e hidráulicos; os estudos de sedimentação; estudos de estabilidade; tratamentos das fundações e do concreto; o sistema de auscultação (FIORINI, 2008 apud ZUCULIN, 2012).

Os instrumentos serão escolhidos, conforme a grandeza a ser medida e considerando a escala dessa grandeza, desde as medições iniciais até durante a vida útil da estrutura. É importante conhecer com detalhe os instrumentos. Uma incompatibilidade entre a escala da grandeza a ser lida e a capacidade de leitura do instrumento, poderá danificá-lo definitivamente (ZUCULIN, 2012).

Zuculin, apud Fonseca (2012) sugere alguns cuidados para a escolha do tipo de instrumento: simplicidade de funcionamento e instalação; confiabilidade; sensibilidade, faixa de medição; durabilidade; resistência; estabilidade; custos de aquisição, instalação, operação e manutenção; experiência previa com sua utilização; disponibilidade e assistência técnica do fabricante.

Zuculin (2012) afirma ainda que os critérios gerais e específicos de um projeto de instrumentação de barragem devem ser estabelecidos com base nos seguintes parâmetros:

- Fatores de segurança a serem atendidos no dimensionamento;
- Propriedades dos materiais de fundação, do concreto e do aço a ser utilizado;
- Cargas de Projeto e Condições de carregamento;

Para que haja maior eficiência durante o projeto de instrumentação é fundamental conter desde o arranjo até os procedimentos de instalação, a definição dos valores de controle para todos os instrumentos instalados e para as diversas fases, o plano de operação da instrumentação incluindo a frequência de leituras nas diversas fases de vida da obra e durante possíveis eventos excepcionais, o plano de observações visuais e inspeções, o plano de análise e interpretação do comportamento da obra com base nos resultados da instrumentação e das inspeções visuais (ZUCULIN, 2012).

Zuculin (2012) descreve os instrumentos mais usuais de uma usina:

- Pêndulo direto – Medidas de deslocamentos horizontais relativos, entre dois pontos de cotas diferentes de estruturas de concreto ou com a fundação; resultantes da rotação das mesmas em torno do eixo horizontal;
- Pêndulo invertido – Similar ao pêndulo direto, diferindo em relação ao ponto fixo, pois neste, uma das extremidades está presa em um ponto da fundação e a outra extremidade, presa a um peso que se encontra imerso em um recipiente de óleo;
- Medidor de junta – Mede os deslocamentos de abertura e fechamento de determinadas juntas de contração de estruturas de concreto;
- Base de alongâmetro – Mede abertura, fechamento, recalque e deslizamento entre blocos ou juntas de monólitos;
- Deformímetro (Extensômetro) de armadura – Mede as tensões em barras de armadura, no interior de estruturas de concreto;
- Tensômetro de concreto – Mede a tensão no interior do concreto;
- Termômetro de resistência – Mede a temperatura no interior do concreto;
- Deformímetro (Extensômetro) de concreto – Mede a deformação do concreto e, por esta deformação, obtém-se a tensão que está atuando na estrutura.

2.5 SALA DE CONTROLE E MONITORAMENTO

Um sistema elétrico tem em seu centro de operação ferramentas e infraestruturas que permitam que seu operador supervisione, controle e tenha interação com os sistemas e subsistema (SILVA; MACHADO, 2013).

O Operador Nacional do Sistema Elétrico (ONS) é o órgão responsável pela coordenação e controle da operação das instalações de geração e transmissão de energia elétrica

no Sistema Interligado Nacional (SIN), sob a fiscalização e regulação da Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL).

As ações de controle (despachar unidades geradoras, abri/fechar equipamentos, etc.) fica a cargo de cada empresa. A ONS tem o domínio de operar seus ativos que estão na rede básica, às empresas, porém precisam de autorização para executar tais ações de comandos (SILVA; MACHADO, 2013).

O SIN é composto por empresas de geração, transmissão e distribuição de energia nas regiões Sul, Sudeste, Centro-Oeste, Nordeste e parte da região Norte. Fora do SIN encontram-se menos de 1% da capacidade de produção de eletricidade do Brasil, em pequenos sistemas isolados localizados principalmente na região Amazônica (ONS, 2018).

A infraestrutura de supervisão e controle do ONS, por estar baseada nos sistemas de supervisão e controle dos Centros de Operação, tem sua estrutura espelhada na organização estabelecida pelo ONS para os seus centros de operação.

Conforme Silva e Machado (2013), os sistemas de controle industrial têm como características básicas supervisionar e comandar o processo. Dentro das usinas hidrelétricas, particularmente nas unidades geradoras, essas características são apresentadas a seguir:

- Interface Homem-Máquina (IHM): O objetivo das IHMs é permitir a supervisão e muitas vezes o comando de determinados pontos da planta automatizada. A IHM somente recebe sinais vindos do Controle Lógico Programável (CLP) e do operador e somente envia sinais para o CLP atuar nos equipamentos instalados na planta. Em arquiteturas mais modernas, a IHM pode ter um controlador programável incorporado, caracterizando uma IHM inteligente. A IHM traduz sinais vindos do CLP em sinais gráficos de fácil entendimento.

É o meio de interação entre os usuários (humanos) e os sistemas (máquinas). É através dela que os operadores manipulam o sistema primário e também verificam visualmente a condição do sistema e acompanham os resultados das manipulações.

Podem ser níveis de controle local e superiores, reduzem significativamente a necessidade dos operadores se locomoverem pela instalação, podendo monitorar e controlar tudo a partir das salas de controle projetadas para esse fim. Reduzindo riscos de operar equipamentos energizados localmente.

- Alarmes: Os alarmes são um meio importante para monitoração automática da planta, atraindo a atenção do operador para significativas mudanças do processo que necessitam de avaliação ou ação. São sinais usados, principalmente, para alertar os operadores sobre desvios das condições normais de operação. Logo, eles são informações para manter o sistema operando dentro dos limites operacionais de segurança.

As ocorrências de alarmes são indícios da existência de não conformidades, que podem ser falhas ou defeitos em algum equipamento, dispositivo ou sistema. Normalmente os alarmes são classificados por níveis de prioridade, indo dos mais simples para os mais críticos. Eles podem indicar uma infinidade de situações, como por exemplo, atuações de proteções e limitadores, ultrapassagens de limites de temperaturas (alta e muito alta), níveis de tanques (muito baixo, baixo, alto e muito alto) e pressões (baixa e alta).

Os alarmes devem ser reconhecidos pelos operadores (os operadores tomam conhecimento do alarme) e quando a situação se normaliza, eles são rearmados (para que tudo retorne à condição inicial antes da perturbação).

- **Comandos Analógicos e Binários:** Os tipos de comandos existentes podem ser binários ou analógicos. Pode-se fazer comando para equipamentos usando saídas binárias através de relés (eletromecânico ou estáticos) e por meio de saídas analógicas através de conversores digital/analógico nas formas de tensão ou corrente. Esses comandos têm atuação direta nos equipamentos primários, controlando suas funções.

Como exemplos de comandos binários tem-se: abrir/fechar (trip/close) um disjuntor, comandar uma seccionadora, aplicar/desaplicar freios etc. Nos comandos de saídas analógicas, a alteração de estado se baseia na alteração de comportamentos, através da definição de referências e parâmetros, como por exemplo os limites dos reguladores de velocidade e/ou tensão.

2.6 SUBESTAÇÃO

Conhecidas como entidades pertencentes ao setor elétrico, têm como funções essenciais a elevação ou abaixamento de tensão, monitoramento de parâmetros elétricos do sistema e a manobra de cargas. As subestações elevadoras situam-se próximas dos pontos de geração, elevando o nível de tensão para diminuir as perdas nas linhas de transmissão. (PINHEIRO, 1995). Já as abaixadoras desempenham a função oposta, transformando o nível de tensão em valores apropriados para a subtransmissão ou para a distribuição.

Ainda conforme Pinheiro (1995), os componentes básicos de uma subestação são:

- Transformadores: Responsáveis pela alteração do nível de tensão e corrente;
- Transformadores de corrente (TCs): Alteram os níveis de corrente e usualmente são utilizados para reduzir as correntes para níveis compatíveis com instrumentos de medição;

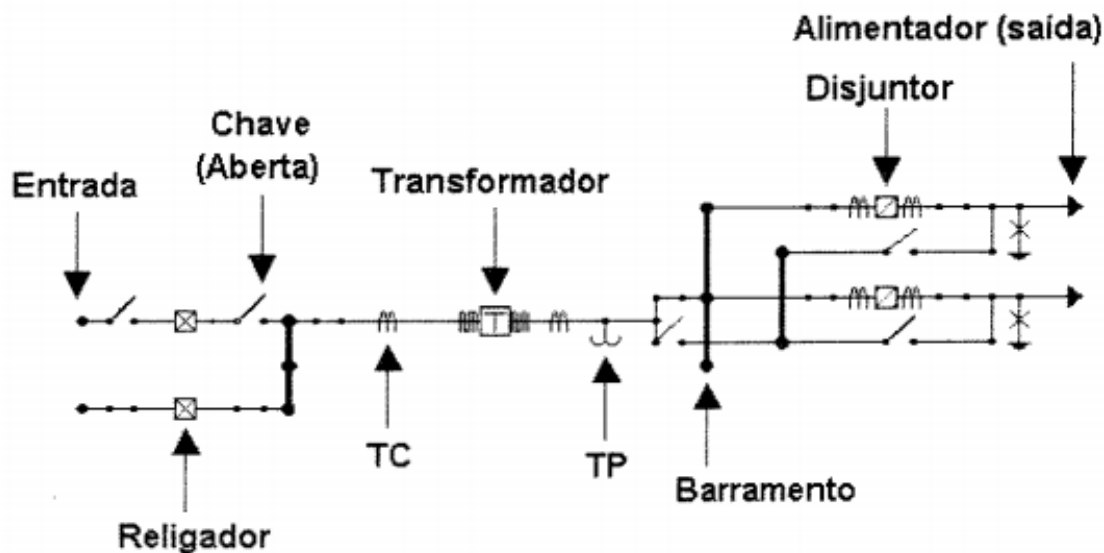
- Transformadores de potencial (TPs): Adéquam níveis de potencial elétrico, permitindo que equipamentos de medição de pequeno porte possam ser utilizados para medição dos elevados níveis de tensão usuais em redes de transmissão e distribuição;
- Disjuntores e Religadores: Têm como função a proteção contra correntes de curto-circuito e sobrecargas.

Além destes componentes, as subestações também possuem uma variedade de chaves, linhas e barramentos que permitem realizar a ligação entre os equipamentos.

Uma única falha em algum componente de uma subestação pode comprometer seriamente o fornecimento normal de energia elétrica, causando prejuízos tanto aos consumidores como à empresa concessionária. Em particular, dentro dos sistemas de distribuição, essa importância fica mais aparente devido à forma radial de operação e à proximidade com o consumidor (PINHEIRO, 1995).

Na figura a seguir é ilustrada uma subestação e seus componentes essenciais de medição, comando e proteção:

Figura 8: Subestação e seus componentes



Fonte: Adaptado de Pinheiro (1995)

Alguns contratempos como falhas nos mecanismos automáticos, falhas nos sistemas de proteção ou até falha nos equipamentos, podem causar danos às subestações, fazendo com que haja até mesmo interrupção de energia aos alimentadores e às linhas de transmissão (PINHEIRO, 1995).

Pinheiro (1995) afirma ainda que os projetos de subestações são elaborados levando em conta o aspecto de segurança contra falhas em equipamentos, diminuindo as suas probabilidades de ocorrência, assim como suas consequências.

3. GERADOR SÍNCRONO E CONTROLE PID

3.1 O GERADOR SÍNCRONO DE PÓLOS SALIENTES

As máquinas elétricas exercem um papel fundamental para os diversos segmentos econômicos, pois estão presentes na maioria das usinas e nas linhas de transmissão, através dos geradores e transformadores, além de serem força motriz para muitos processos industriais e não industriais, através de motores.

Os principais motores elétricos são divididos em três categorias: motores de indução, motores de síncronos e motores de corrente contínua. Para escolher o tipo de motor apropriado, é necessário que se leve em consideração alguns fatores como: a rede elétrica a qual ele será conectado, as características da carga, a relação custo benefício e etc. (GE-GEVISA, 2011).

Os geradores síncronos são as maiores máquinas elétricas rotativas já desenvolvidas pelo homem. Ao serem impulsionadas por turbinas térmicas ou hidráulicas, essas máquinas são responsáveis pelo potencial elétrico da grande maioria dos países do mundo atual. (SIMONE, 2013).

O gerador síncrono possui basicamente os seguintes componentes (WEG, 2011):

- **Estató:** Onde se localizam os enrolamentos de armadura, motivado pelo fato de a armadura geralmente operar a uma tensão consideravelmente maior que o campo, necessitando de mais espaço para isolamento e também pelos enrolamentos estarem sujeitos a altas correntes transitórias, necessitando assim de resistência mecânica adequada. É constituído de partes magnéticas estacionárias, incluindo o pacote laminado de chapas de aço-silício, isoladas entre si, com o intuito de prevenir a indução de correntes parasitas provenientes da variação de fluxo magnético que ocorre na armadura.
- **Rotor:** Normalmente construído com pólos lisos ou salientes, dependendo das características construtivas do motor e da aplicação. São as partes ativas girantes compostas da coroa do rotor, o enrolamento de campo e o enrolamento amortecedor. Os pólos de campo são magnetizados através da corrente contínua da excitatriz ou diretamente por anéis coletores e escovas. O rotor do motor síncrono de pólos salientes compreende eixo, roda polar e pólos. As bobinas de campo são feitas de fios de cobre esmaltados ou barras de cobre planas. Após serem bobinados e impregnados, os pólos são fixados ao eixo ou à roda polar. O rotor do motor síncrono de pólos lisos compreende eixo, pacote de chapas laminadas e enrolamento dos pólos.

- Enrolamentos amortecedores: Estão situados em ranhuras localizadas nas sapatas polares do rotor de pólos salientes laminados ou na superfície externa do rotor de pólos lisos. São constituídos de barras que atravessam a ranhura e são curto-circuitadas nas extremidades formando uma gaiola. Ele atua na partida do motor síncrono de rotor de pólos salientes laminados e garante estabilidade de velocidade perante variações bruscas de carga.
- Excitatriz: Fornece corrente para os enrolamentos de campo do rotor. Pode ser Brushless (sem escovas) ou Estática (composta de anéis coletores, escovas e fonte de alimentação externa).
- Mancais: São constituídos de enrolamento de esferas ou de rolos cilíndricos, dependendo da rotação e dos esforços axiais e radiais a que são submetidos.
- Eixo: Localizado no rotor, é onde se aplica a força mecânica.

Os motores síncronos apresentam algumas vantagens sobre os motores de indução. Estes são utilizados em aplicações em que é necessário manter velocidade constante nas variações de carga em casos em que se deseja obter altos torques (GE-GEVISA, 2011). Os geradores síncronos de grande porte possuem enrolamentos especiais chamados de enrolamentos amortecedores, que são projetados para atuar principalmente durante a partida da máquina, e têm uma influência insignificante no rendimento do motor operando em regime permanente e conseguem correntes de partida menores detrimento dos motores de indução. Portanto, o gerador síncrono é composto de três enrolamentos no rotor, o principal deles é denominado enrolamento de campo, que tem como finalidade gerar um campo magnético com corrente contínua e, com o movimento de rotação do rotor, gerar fluxos magnéticos alternados nas bobinas da armadura, induzindo forças eletromotrizes (fem) nesses enrolamentos. Os outros dois enrolamentos são denominados enrolamentos amortecedores, esses enrolamentos têm como principal função, amortecer oscilações eletromecânicas no eixo do gerador síncrono.

Segundo Fajoni (2010) além dos enrolamentos de rotor, essas máquinas possuem enrolamentos no estator, denominados de enrolamentos de armadura, que são bobinas de alta potência e usualmente trifásicos.

As máquinas síncronas também podem ter a função de correção de fator de potência, se operadas em condição de sobre excitação. É comum, em instalações industriais, conectar motores síncronos sobrecarregados em mesmo barramento que os motores de indução menores, para melhorar o fator de potência da instalação (GODWIN et al.,1970).

Nos geradores síncronos de pólos salientes os enrolamentos amortecedores são barras de cobre curto circuitadas montadas em ranhuras feitas nas faces dos pólos, formando uma gaiola semelhante às dos rotores da máquina de indução. Já nos geradores síncronos de pólos lisos não há a presença física do enrolamento de amortecimento, mas o próprio rotor sólido do gerador síncrono atua como enrolamento amortecedor, pois, como sua velocidade é alta, correntes elétricas são produzidas em sua superfície devido a um efeito pelicular (FAJONI, 2010).

O motor síncrono de pólos salientes é geralmente classificado em dois tipos: de pólos sólidos (MSPSS) e pólos laminados (MSPSL). O MSPSL contém pólos compostos por chapas de aço perfuradas, comprimidas e formadas. A cabeça do pólo normalmente possui enrolamentos amortecedores do tipo gaiola de esquilo (DAS; CASEY, 1999).

MSPSS tem o seu rotor construído por uma peça inteira de massa sólida, feita de aço fundido, forjado ou liga. O enrolamento de campo pode ser feito com tiras de cobre enroladas diretamente no rotor ou construído separadamente e colocado no corpo do pólo antes da sapata ser aparafusada. (STRANGES, 2008).

O projeto do rotor de pólos salientes sólidos fornece alta confiabilidade mecânica e térmica, já que as correntes induzidas não ficam limitadas aos enrolamentos amortecedores, sendo a potência dissipada em um volume maior de material. Em certos rotores desse tipo, ranhuras são feitas na superfície dos pólos para evitar sobreaquecimento e permitir flexibilidade mecânica para o rotor se contrair e expandir. Seu alto torque de partida o torna ideal para cargas com elevada inércia, como ventiladores e compressores.

Comentar sobre a força contra eletromotriz proporcional a corrente que o gerador fornece, e, conseqüentemente, a necessidade de um sistema de controle carga-frequência para regulação de frequência da tensão gerada. Comentar também a necessidade de uma malha de controle para a corrente de campo, para controle do fator de potência do gerador.

3.2 CONTROLADOR PID

O regulador centrífugo foi o primeiro trabalho significativo de controle automático, construído por James Watt para o controle de velocidade de uma máquina a vapor, no século XVIII. Os demais trabalhos importantes nos primeiros estágios do desenvolvimento da teoria de controle se devem a Minorsky, Hazen e Nyquist, entre outros. Em 1922, Minorsky trabalhou em controladores automáticos para pilotagem de embarcações e demonstrou como a

estabilidade poderia ser determinada a partir de equações diferenciais que descrevem o sistema (OGATA, 2011).

Em 1932, Nyquist desenvolveu um procedimento relativamente simples para a determinação da estabilidade de sistemas de malha fechada com base na resposta de malha aberta a excitações senoidais estacionárias. Em 1934, Hazen, que introduziu o termo servomecanismos para sistemas de controle de posição, discutiu o projeto de servomecanismos a relé, capazes de acompanhar uma variação de entrada com acurácia (OGATA, 2011).

Ogata (2011) afirma ainda que durante a década de 1940, métodos de resposta em frequência (especialmente os métodos com base nos diagramas de Bode) tornaram possível aos engenheiros projetar sistemas de controle linear de malha fechada que satisfizessem dadas condições de desempenho requerida. Muitos sistemas de controle industrial das décadas de 1940 e 1950 usavam controladores PID no controle de pressão, temperatura etc.

No início da década de 1940, Ziegler e Nichols criaram regras para o ajuste de controladores PID, no chamado método de Ziegler-Nichols. Do final da década de 1940 ao início da de 1950, o método de lugar das raízes, graças a Evans, foi plenamente desenvolvido. (OGATA, 2011).

Ogata (2011) afirma que a maioria dos controladores industriais usados atualmente emprega esquemas de controle PID ou PID modificado.

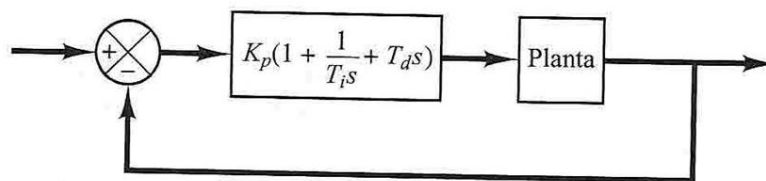
Como a maioria dos controladores PID é ajustada em campo, diferentes tipos de regras de sintonia vêm sendo propostas na literatura. Com a utilização dessas regras de sintonia, ajustes finos no controlador PID podem ser feitos em campo. Além disso, métodos de sintonia automática vêm sendo desenvolvidos e alguns controladores PID têm a capacidade de fazer sintonia automática on-line. Estruturas PID modificadas, como o controle I-PD e o controle PID com vários graus de liberdade, atualmente estão em uso na indústria. Vários métodos práticos de comutação suave (de operação manual para operação automática) e ganho programado estão comercialmente disponíveis (OGATA, 2011).

Para Ogata (2011), a principal utilidade dos controles PID está na sua aplicabilidade geral à maioria dos sistemas de controle. Quando se desconhece o modelo matemático da planta e, conseqüentemente, métodos de projeto analítico não podem ser utilizados, controles PID se mostram os mais úteis.

Os esquemas básicos de controle PID e os controles PID modificados provaram sua utilidade conferindo um controle satisfatório na área dos sistemas de controle de processos, entretanto em muitas situações eles não proporcionar um controle ótimo. (OGATA, 2011).

A Figura 9 mostra o controle PID de uma planta:

Figura 9: Controle PID de uma planta



Fonte: Adaptado de Ogata (2011)

Ogata (2011) sugere ainda que, se um modelo matemático da planta pode ser obtido, então torna-se possível aplicar várias técnicas de projeto na determinação dos parâmetros do controlador, os quais atendem às especificações do regime transitório e do regime permanente do sistema de malha fechada. Todavia, se a houver muita complexidade na planta, de modo que seu modelo matemático não possa ser obtido facilmente, então a abordagem analítica do projeto do controlador PID não será possível. Portanto, deve-se neste caso recorrer a abordagens experimentais de sintonia de controladores PID.

O Controlador Proporcional Integral Derivativo (PID) é um controlador que combina as vantagens do controlador PI (que tem como principal função a ação integral no sistema é tornar o erro nulo, mas a ação integral aplicada isoladamente tende a piorar a estabilidade relativa do sistema) e do controlador PD (a ação derivativa combinada com a proporcional tem a função de antecipar a ação de controle a ser aplicado).

O integrador está associado diretamente à precisão do sistema sendo responsável pelo erro nulo em regime permanente. O efeito desestabilizador do controlador PI é contrabalançado pelo derivador que tende a aumentar a estabilidade relativa do sistema ao mesmo tempo em que torna a resposta do sistema mais rápida por causa do seu efeito antecipatório (BOLTON, 1995).

Ziegler e Nichols sugeriram regras para a sintonia de controladores PID (o que significa ajustar os valores de K_p , T_i e T_d) baseadas na resposta experimental ao degrau ou no valor de K_p que resulta em uma estabilidade marginal, quando somente uma ação proporcional é utilizada. As regras de Ziegler-Nichols, as quais serão brevemente apresentadas a seguir, são úteis quando os modelos matemáticos da planta são desconhecidos (OGATA, 2011).

Essas regras sugerem um conjunto de valores de K_p , T_i e T_d que vão proporcionar uma operação estável do sistema. Contudo, o sistema resultante pode exibir um sobressinal máximo grande na resposta do degrau, o que pode ser inaceitável para certas aplicações. Nesse caso, precisamos fazer uma série de sintonias finas até que um resultado aceitável seja obtido. De fato, as regras de sintonia de Ziegler-Nichols fornecem estimativas dos valores dos parâmetros

e proporcionam um ponto de partida na sintonia fina, e não os valores definitivos de K_p , T_i e T_d logo na primeira tentativa (OGATA, 2011).

Ziegler e Nichols propuseram regras para a determinação de valores do ganho proporcional K_p , do tempo integral T_i e do tempo derivativo T_d , baseadas nas características da resposta transitória de dada planta, as chamadas regras de Ziegler-Nichols para sintonia de controladores PID. Essa determinação dos parâmetros dos controladores PID ou de sintonia dos controladores PID pode ser feita por engenheiros de campo, por meio de experimentos com a planta (OGATA, 2011).

Os principais elementos de um sistema de controle são:

Variável controlada e sinal de controle ou variável manipulada: A variável controlada é a grandeza ou a condição que é medida e controlada. O sinal de controle ou variável manipulada é a grandeza ou a condição modificada pelo controlador, de modo que afete o valor da variável controlada. Normalmente, a variável controlada é a saída do sistema. Controlar significa medir o valor da variável controlada do sistema e aplicar o sinal de controle ao sistema para corrigir ou limitar os desvios do valor medido a partir de um valor desejado. No estudo da engenharia de controle, é preciso definir termos adicionais que são necessários à descrição dos sistemas de controle.

Plantas: Uma planta pode ser uma parte de equipamento ou apenas um conjunto de componentes de um equipamento que funcione de maneira integrada, com o objetivo de realizar determinada operação. É denominado planta qualquer objeto físico a ser controlado (como um componente mecânico, um forno, um reator químico ou uma espaçonave).

Processos: Um processo é definido como uma operação natural de progresso contínuo ou um desenvolvimento caracterizado por uma série de modificações graduais que se sucedem umas às outras de modo relativamente estável, avançando em direção a um dado resultado ou objetivo, que consiste em uma série de ações ou movimentos controlados, sistematicamente destinados a atingir determinados fins ou resultados.

Sistemas: Um sistema é a combinação de componentes que agem em conjunto para atingir determinado objetivo. A ideia de sistema não fica restrita apenas a algo físico. O conceito sistema pode ser aplicado a fenômenos abstratos dinâmicos, como aqueles encontrados na economia. Dessa maneira, a palavra ‘sistema’ pode ser empregada para se referir a sistemas físicos, biológicos, econômicos e outros.

Distúrbios: Um distúrbio é um sinal que tende a afetar de maneira adversa o valor da variável de saída de um sistema. Se um distúrbio for gerado dentro de um sistema, ele será

chamado distúrbio interno, enquanto um distúrbio externo é aquele gerado fora do sistema e que se comporta como um sinal de entrada no sistema.

Controle com realimentação: Controle com realimentação refere-se a uma operação que, na presença de distúrbios, tende a diminuir a diferença entre a saída de um sistema e alguma entrada de referência e atua com base nessa diferença. Aqui, serão considerados apenas distúrbios não previsíveis, uma vez que distúrbios conhecidos ou previsíveis sempre podem ser compensados no sistema.

Como os avanços dos estudos sobre controle automático, tanto na teoria como na prática, vêm sendo produzidos meios para otimizar o desempenho dos sistemas dinâmicos, melhorar a produtividade, diminuir o trabalho árduo de várias rotinas de operações manuais repetitivas, entre outros. A maioria dos engenheiros e dos cientistas deve ter agora bons conhecimentos nessa área. A sua desvantagem é que é necessário ajustar os três parâmetros: o Ganho (k_c), o tempo integrativo (T_i) e o tempo derivativo (T_d), dificultando assim a sincronização. Por esse motivo o controlador PID é usado apenas em processos com desempenho bastante elevado.

4. REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

A Rede neural artificial (RNA) faz parte de uma área da inteligência artificial cujo funcionamento se baseia na rede de neurônios biológicos, tentando reproduzir de forma simplificada o que acontece no cérebro humano.

Conforme Haykin (2001, p. 28), as redes neurais podem ser definidas como:

[...] um processador maciçamente e paralelamente distribuído, constituído de unidades de processamento simples, que têm a propensão natural para armazenar conhecimento experimental e 42etro-lo disponível para uso. Ela assemelha-se ao cérebro humano em dois aspectos: (1) o conhecimento adquirido pela rede, a partir de seu ambiente, através de um processo de aprendizagem; (2) as forças de conexão entre neurônios, conhecidas como pesos sinápticos, são utilizadas para armazenar o conhecimento adquirido.

O neurônio é um conjunto de unidades de processamento interconectadas no cérebro humano. De forma semelhante, se comportam as estruturas de uma RNA. Assim sendo, cada unidade de processamento possui uma função de ativação, que processa os dados que provêm das camadas anteriores da rede, distribuindo assim o resultado para as camadas seguintes. O processo de aprendizagem da rede é muito importante, pois permite que as interconexões entre essas unidades de processamento sejam ajustadas de modo a criar um mapeamento que correlaciona os dados de entrada da rede e a saída desejada (HAYKIN, 2001).

O processo de aprendizagem, também chamado de treinamento, é a fase em que os pesos das RNAs são ajustados através de regras baseadas no erro entre a saída produzida e a saída desejada. Quando a rede aprende de forma satisfatória, durante o processo de treinamento, os erros produzidos tendem a diminuir, estabilizando-se numa faixa de valores reduzidos (HAYKIN, 2001).

4.1 MODELO DE UM NEURÔNIO

O cérebro humano contém bilhões de neurônios ligados por milhares de conexões sinápticas, esses neurônios comunicam-se através de fibras protoplasmáticas chamadas de axônio, que conduzem pulsos para partes distantes do cérebro e do restante do organismo e as encaminham para serem recebidas por células específicas. Logo, os neurônios são componentes essenciais de processamento de sinais elétricos no sistema nervoso central e os gânglios no sistema nervoso periférico (TAFNER et al., 1995).

A comunicação nos neurônios é feita através de impulsos. Quando um impulso é recebido, o neurônio processa o potencial elétrico, e, se passado um dados limite de ação, acontece um disparo de um segundo impulso, produzindo uma substância neurotransmissora

que flui do corpo celular para o axônio (este pode não estar conectado a um dendrito de outra célula) (KORDYLEWSKI et al., 2001).

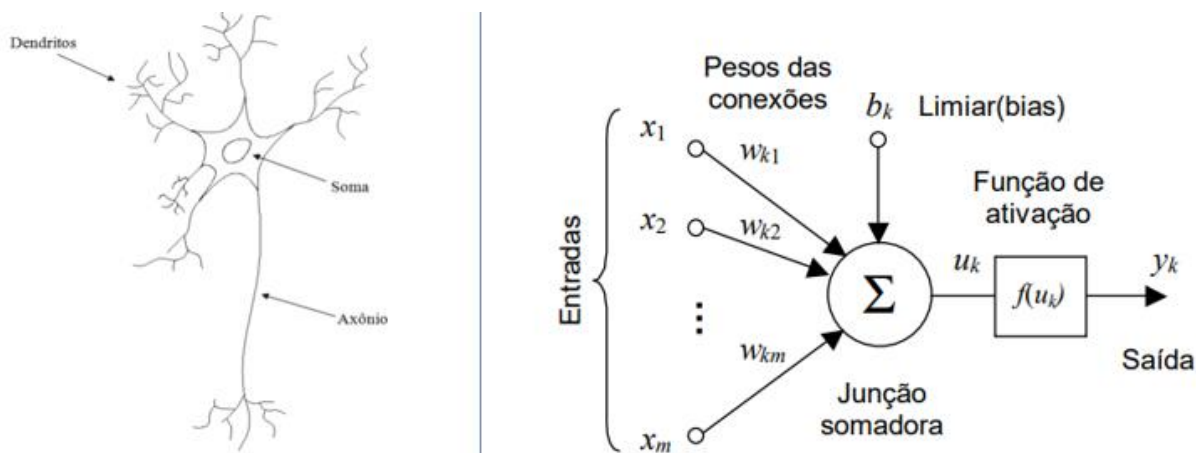
Aquino, 2016 diz que: “O neurônio que transmite o pulso pode controlar a frequência de pulsos aumentando ou diminuindo a polaridade na membrana pós-sináptica.” Eles têm uma importante função para determinação do funcionamento, comportamento e do raciocínio do ser humano. Diferentemente das redes neurais artificiais, as redes neurais biológicas não transmitem sinais negativos e a sua ativação é medida pela frequência com que emite os pulsos. E tratam-se de pulsos contínuos e positivos (MITRA; HAYASHI, 2000). As redes neurais artificiais são uniformes, enquanto que as redes biológicas não são uniformes, apresentando uniformidade somente em alguns pontos do organismo. Os seus pulsos não são síncronos ou assíncronos, graças ao fato de não serem contínuos, o que a difere das redes neurais artificiais (RAO; KAMAT, 1996).

Com o desenvolvimento do estudo sobre o comportamento do cérebro humano, tornou-se possível replicar computacionalmente o processamento que este órgão realiza. Inspirados no neurônio biológico, os pesquisadores desenvolveram um modelo matemático de neurônio que se tornou a base da Inteligência Artificial, surgindo assim as chamadas Redes Neurais Artificiais.

O neurônio é a unidade fundamental de processamento de informação da rede neural, que recebe estímulos que podem resultar em um potencial de ativação (A_p) positivo ou negativo (HAYKIN, 2001). É comum as RNAs possuírem um atributo de entrada que assume um valor fixo. Esse atributo, chamado de *bias* (b), possibilita o ajuste do sinal líquido da entrada da função de ativação, dando maior flexibilidade de ajuste para a construção do modelo.

Na Figura 10, tem-se uma comparação esquemática de um neurônio biológico e de um modelo não linear de um neurônio artificial.

Figura 10: Neurônio biológico x modelo de neurônio artificial



Fonte: Adaptado de Facure (2017)

Sendo:

$x_1, x_2, \dots, x_m$: valores de entradas (*input*), também chamados de atributos;

$w_{k1}, w_{k2}, \dots, w_{km}$: pesos das conexões ou sinápticos (*neuron weights*);

Σ = Somatório (*Sum*); e

f = Função de Ativação (*Activation Function*)

O neurônio artificial passou por vários estágios, desde o seu desenvolvimento, porém, apenas em 1958, Frank Rosenblatt propôs uma arquitetura de rede denominada de *Perceptron*, o primeiro modelo de rede neural artificial (RNA) para aprendizagem supervisionada descrita por algoritmo. Constituída por neurônios encadeados em múltiplas camadas, a rede Multilayer Perceptron – Perceptrons de Múltiplas camadas (MLP) é arranjada em forma de rede composta de duas ou mais camadas (ROSENBLATT, 1958), a qual possibilitou um aumento de trabalhos relacionados a redes neurais até 1969. A rede *Perceptron* é formada por neurônios MCP pois foi proposto por McCulloch e Pitts em 1943 (por isso chamado de MCP), o qual possui uma arquitetura simples com uma camada de entrada e uma camada de saída, um peso conectado a cada entrada a camada de saída. Essa rede, quando aplicada a tarefas de classificação, só é capaz de separar classes linearmente separáveis.

A rede *Perceptron* foi desenvolvida para resolver o problema de reconhecimento de padrões e permite uma compreensão clara e simples de como funciona uma rede neural em termos matemáticos. Vale ressaltar que o algoritmo utilizado nos dias de hoje não é idêntico ao

Perceptron proposto originalmente por Rosenblatt, uma vez que sofreu uma série de adaptações propostas por diversos pesquisadores, no decorrer dos anos até os dias de hoje.

Anos depois, o algoritmo de aprendizagem backpropagation foi proposto por David Rumelhart, Geoffrey E. Hinton e Ronald J. Williams (RUMELHART et al., 1986), que propõe, aplicando um método de retropropagação do erro, reduzir a diferença entre o vetor de saída da rede e a resposta desejada, através de ajustes iterativos dos pesos das ligações na rede.

4.2 FUNÇÃO DE ATIVAÇÃO

Considera a unidade básica e fundamental de uma RNA. Trata-se de uma função matemática que representa o processamento de cada neurônio e, dependendo da função adotada, pode conferir a não linearidade ao mapeamento que a rede constrói entre os dados de entrada e saída. A escolha das funções de ativação de uma RNA é uma consideração muito importante, visto que elas definem o grau de não-linearidade que a rede é capaz de implementar, assim como o formato dos dados de entrada.

A função de ativação $f(u)$, normalmente uma função não-linear, que recebe como entrada um sinal formado pela ponderação dos sinais da camada anterior e produz como saída o sinal que se propaga para as camadas seguintes. Existem vários tipos de função de ativação disponíveis nas literaturas.

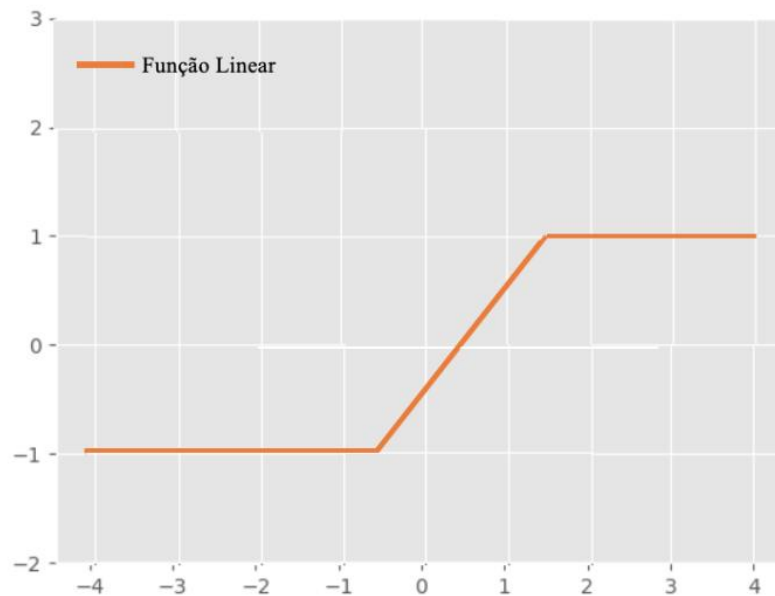
Apresenta-se a seguir os tipos de função de ativação mais comumente aplicadas em RNAs.

Função Linear: É um tipo especial de função de 1º grau. Em geral, é utilizada em neurônios da camada de saída em aplicações de modelagem. Linear em um determinado intervalo, como se pode observar na Figura 11. As expressões dessa função e da sua derivada são apresentadas nas equações 4.1 e 4.2, respectivamente.

$$\sigma(x) = a \cdot x \quad (4.1)$$

$$\sigma'(x) = a \quad (4.2)$$

Figura 11: Função Linear



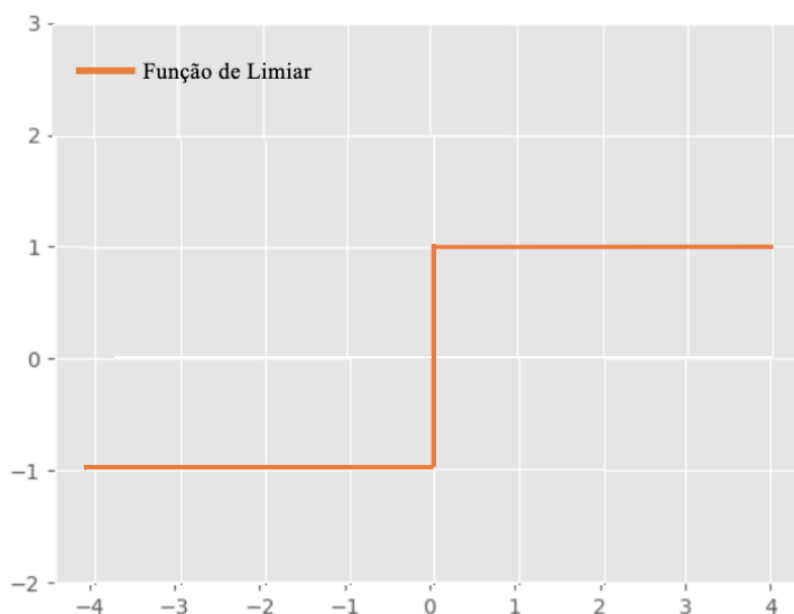
Fonte: Adaptado de Facure (2017)

Função de Limiar (ou degrau): É a função de ativação mais básica, pois não altera a saída de um neurônio para metade da faixa de valores do seu domínio. É uma das mais usadas em *Perceptron*. Geralmente é utilizada nas camadas de saída de redes neurais aplicadas a classificação baseadas em modelos simples. Na Figura 12 tem-se uma ilustração da função Limiar.

A saída do neurônio é igual a zero, quando o seu valor for negativo e 1, quando o seu valor for positivo. Esse comportamento é descrito matematicamente pela equação 4.3.

$$\sigma(x) = \begin{cases} 1 & \text{se } x \geq 0 \\ -1 & \text{se } x < 0 \end{cases} \quad (4.3)$$

Figura 12: Função de Limiar



Fonte: Adaptado de Facure (2017)

É importante ressaltar ainda que a função limiar não pode ser empregada em RNAs que utilizam métodos de aprendizado baseado em gradientes, uma vez que essa função apresenta singularidade em sua derivada no ponto $x = 0$.

Função Sigmoidal: Também conhecida como logística, é uma das mais utilizadas em redes neurais. Ela é definida como uma função crescente que apresenta propriedades assintóticas e de suavidade, que confere a ela um balanceamento adequado entre comportamento linear e não linear (HAYKIN, 2001). Ilustrada na Figura 13.

A função sigmoide ou logística e sua derivada são dadas, respectivamente, pelas Equações (4.4) e (4.5), assumindo sempre valores entre 0 (não ativação) e 1 (ativação).

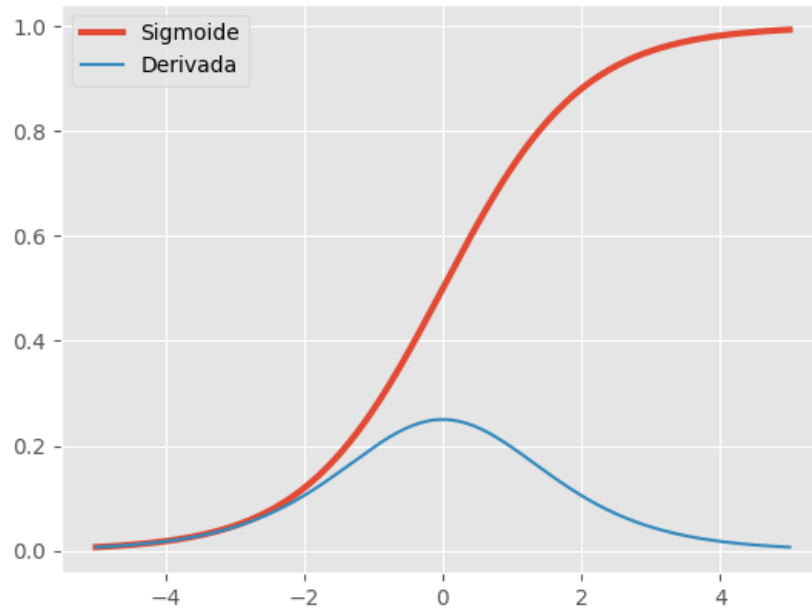
$$\sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{-\alpha x}} \quad (4.4)$$

$$\sigma'(x) = \sigma(x)(1 - \sigma(x)) \quad (4.5)$$

Onde,

α = parâmetro de inclinação da função.

Figura 13: Função sigmoide logística e sua derivada



Fonte: Adaptado de Facure (2017)

Função Tangente Hiperbólica (TanH): similar a função sigmoide, a função tangente hiperbólica também tem formato de um ‘S’, porém, admitindo valores de saída que variam entre -1 e +1, em vez de 0 e 1 como na sigmoide. No entanto, estes valores nunca são obtidos na prática, pois são assintóticos. Portanto, para que a RNA tenha um bom funcionamento, é necessário que o limite inferior de $\varphi(\cdot)$ dos rótulos de saídas desejadas seja um pouco maiores que -1, enquanto o limite superior seja um pouco menor que +1, ou seja, adotar *limites menores que os assintóticos*, visto que, ao atribuir estes valores assintóticos na etapa de treinamento da saída da RNAs, os pesos sinápticos, w_{ij} e m_{ki} buscarão admitir valores absolutos de alto grau, $w_{ki} \rightarrow \infty$ e $m_{ki} \rightarrow \infty$ (BARRETO, 2007). Ilustrada a seguir na Figura 14.

Assim, os novos valores limites menores que os assintóticos seriam:

$$-1 \rightarrow \epsilon - 1 \quad (4.6)$$

$$0 \rightarrow \epsilon \quad (4.7)$$

$$1 \rightarrow 1 - \epsilon \quad (4.8)$$

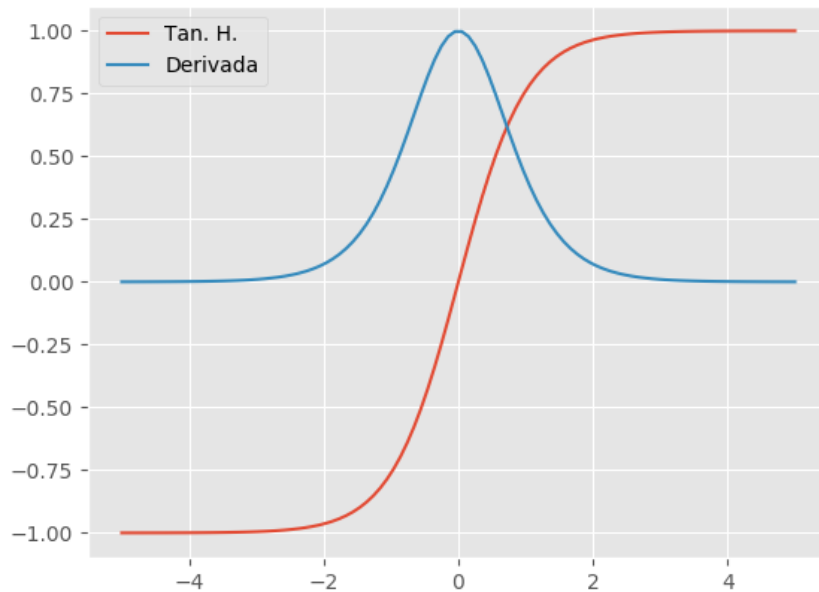
Geralmente são escolhidos valores na faixa $\epsilon \in [0,01 - 0,05]$.

Nas equações 4.9 e 4.10 são apresentadas a função tangente hiperbólica e sua derivada, respectivamente:

$$\sigma(x) = \frac{1 + e^{-\alpha x}}{1 + e^{+\alpha x}} \quad (4.9)$$

$$\sigma'(x) = \sigma(x)(1 - \sigma(x)^2) \quad (4.10)$$

Figura 14: Função tangente hiperbólica e sua respectiva derivada



Fonte: Adaptado de Facure (2017).

Função Linear Retificada (ReLU): é a única que tem um comportamento linear. Contudo, a natureza dela é não linear, representando valores entre 0 e $+\infty$. Redes com a função *ReLU* são fáceis de otimizar, já que são extremamente parecidas com a função identidade, tendo como única diferença a geração de zero em metade do seu domínio. Como consequência, as derivadas se mantêm grandes enquanto a unidade estiver ativa. A principal vantagem de usar a função *ReLU* é que ela não ativa todos os neurônios simultaneamente, tornando a rede eficiente e de fácil otimização. (FACURE, 2017). Ilustrada a seguir na Figura 15.

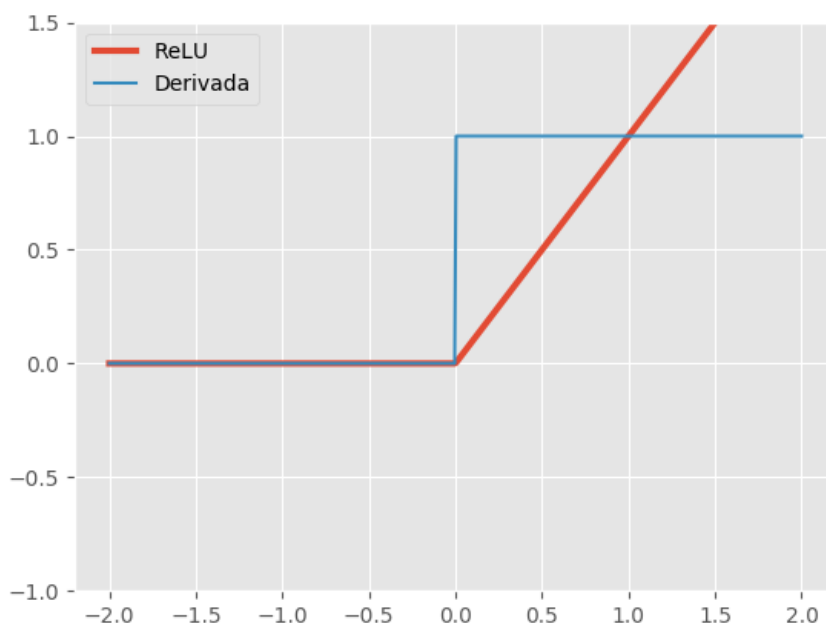
Uma vantagem desta função é em termos do seu desempenho computacional. A *ReLU* não teria um problema de desempenho como teria a Sigmoide e a Tangente Hiperbólica, pois ela considera apenas o primeiro quadrante, o restante é descartado.

A função *ReLU* e sua derivada são dadas pelas equações abaixo:

$$ReLU(x) = \max \{0, x\} \quad (4.11)$$

$$ReLU'(x) = \begin{cases} 1, & \text{se } x \geq 0 \\ 0, & \text{c.c} \end{cases} \quad (4.12)$$

Figura 15: Função Linear Retificada e sua derivada



Fonte: Adaptado de Facure (2017)

Nota-se que este tipo de função produz zero em seu domínio e as derivadas se mantêm grandes enquanto a unidade estiver ativa.

Teoricamente, a derivada não está definida em 0, mas é possível implementá-la como sendo 0 ou 1. É possível notar que as derivadas não são apenas grandes, mas também estáveis, sendo 1, quando $x > 0$, e 0 quando $x < 0$. Nota-se ainda que a segunda derivada é zero em todo o seu domínio.

A ativação função *ReLU* é muito mais eficiente do que as funções sigmoidais descritas anteriormente, e essa não linearidade é um ótimo exemplo de como a simplicidade pode ser excepcionalmente poderosa (FACURE, 2017).

Facure (2017) afirma ainda que uma desvantagem da ativação *ReLU* é que as unidades tendem a ‘morrer’ durante o treinamento, este fenômeno faz com que o neurônio passe a produzir apenas zeros. Isso acontece quando a soma ponderada antes da aplicação da *ReLU* se torna negativa, fazendo com que a unidade produza zero.

Uma vez que nessa região a derivada se torna zero, os parâmetros w da unidade deixam de ser atualizados com gradiente descendente (FACURE, 2017).

Função de Ativação Leaky ReLU: considerada uma versão melhorada da ReLU, a função *Leaky ReLU* é muito parecida com a identidade e tem as derivadas estáveis. Ela permite

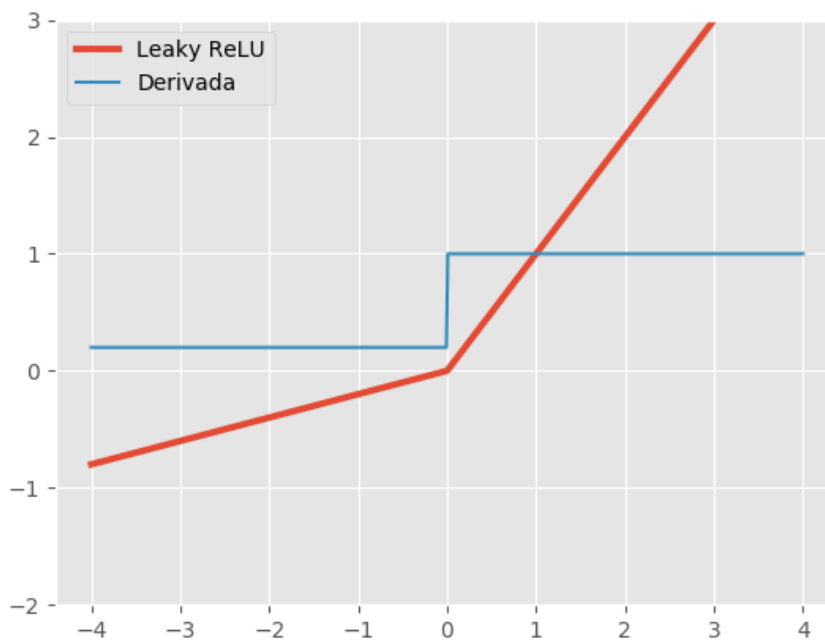
solucionar o problema gerados quando os gradientes se deslocarem em direção a zero (FACURE, 2017). Na Figura 16 tem-se uma ilustração da função

De acordo com Mass et al. (2013), para solucionar o problema da ReLU, atribui-se uma suave inclinação α para a função na parte negativa do seu domínio. Assim, a função *Leaky ReLU* e sua derivada são definidas pelas equações 4.13 e 4.14, respectivamente.

$$\text{LeakyReLU}(x, \alpha) = \max \{ \alpha x, x \} \quad (4.13)$$

$$\text{LeakyReLU}(x, \alpha) = \begin{cases} 1, & \text{se } x \geq 0 \\ \alpha, & \text{c. c} \end{cases} \quad (4.14)$$

Figura 16: Função Leaky ReLU e sua derivada



Fonte: Adaptado de Facure (2017)

Um fato interessante da função *Leaky ReLU* é que a derivada na região negativa ainda é positiva, determinada por um hiper-parâmetro α , chamado de vazamento. Normalmente, α é algum valor pequeno, como 0,01. Porém, Xu et al (2015), mostram que um vazamento grande, como 0,2, pode fornecer melhores resultados.

Destaca-se que a Função de Ativação Leaky ReLU apresenta derivadas estáveis, o que leva a bons resultados em métodos de aprendizado baseados em gradientes.

4.3 ARQUITETURAS DE REDES

Uma das maiores dificuldades encontradas no uso das redes neurais é a escolha da melhor arquitetura, uma vez que esse processo é experimental e requer um grande tempo de

execução. Na prática, o processo deve ser aplicado com o objetivo de testar vários métodos de aprendizado e as diferentes configurações que uma rede possa ter para a resolução de um problema em específico (MIRANDA et al., 2009).

Arquitetura de rede é um termo usado para designar um conjunto de camadas e protocolos de rede. Ela influencia diretamente na capacidade de generalização e na convergência da rede. Gaio et al., (2007) afirma que o resultado satisfatório de uma aplicação está diretamente relacionado a seleção apropriada de uma arquitetura, que deve possuir tamanho adequado para modelagem que a tarefa requer. A sua importância para a definição do algoritmo de aprendizagem a ser usado para treinar a rede, também é um aspecto muito importante da arquitetura de rede (SELAU, 2000), uma vez que restringe o tipo de problema que pode ser tratado pela rede.

Para Abalém (1994), uma rede com boa habilidade de generalização é resultado de uma boa projeção da rede, colocando dentro dela o máximo de conhecimento possível sobre o problema e limitando o número de conexões adequadamente.

A definição da arquitetura de uma RNA depende dos seguintes parâmetros: número de camadas da rede, número de neurônios em cada camada, função de ativação dos neurônios, tipo de conexão entre os neurônios e a topologia da rede (BRAGA et al., 2000).

Número de camadas: As camadas intermediárias são detectores de características, que serão representadas, internamente, através dos pesos sinápticos.

Números de neurônios em cada camada: Para a devida escolha do número de unidades em cada camada, deve-se considerar:

- O número de exemplos de treinamentos;
- A quantidade de erro presente nos exemplos;
- A complexidade da função a ser aprendida pela rede, e;
- A distribuição estatística dos dados de treinamento.

Para se determinar o número de neurônios em cada camada, faz-se necessário tomar alguns cuidados:

Não utilizar número de unidades maior que o necessário. Quando alto, o número de unidades pode fazer com que a rede memorize os dados de treinamento, e assim ela torna-se incapaz de generalizar e, portanto, reconhecer padrões não vistos durante o treinamento. A isto se chama *overfitting*.

Não utilizar número de unidades inferior ao necessário. Um número de neurônios abaixo do necessário faz com que a rede gaste muito tempo para aprender, podendo não alcançar os

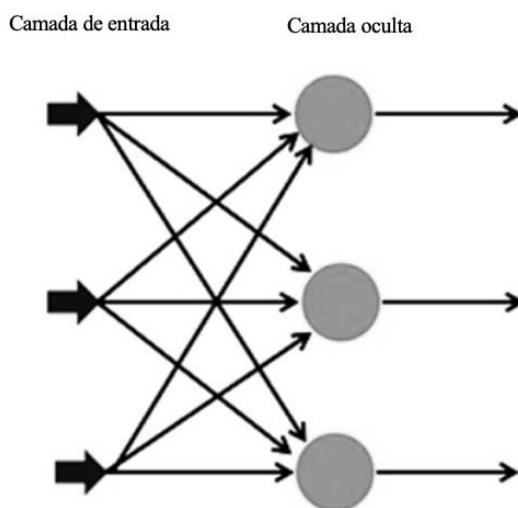
pesos adequados, isto é, a rede pode não convergir, ou generalizar mais do que o normal os padrões de entrada) (BRAGA et al., 2000).

Conforme Haykin (2001), os neurônios ocultos têm a função de intervir entre a camada de entrada externa e a saída da rede de maneira útil, permitindo assim que o modelamento com o grau de não linearidade que se deseje. Ainda de acordo com Haykin, ao adicionar uma ou mais camadas escondidas, permite-se que a rede realize o processamento estatísticos de grandes valores de dados, através dos neurônios.

Nas RNAs, é possível identificar três classes de arquitetura de redes neurais fundamentalmente diferentes:

1. **Redes Alimentadas Adiante com Camada Única:** são redes que possuem um único neurônio entre cada entrada e saída de rede. Sendo estritamente do tipo alimentada adiante ou acíclica (HAYKIN, 2001). Essa arquitetura é mostrada a seguir na Figura 17:

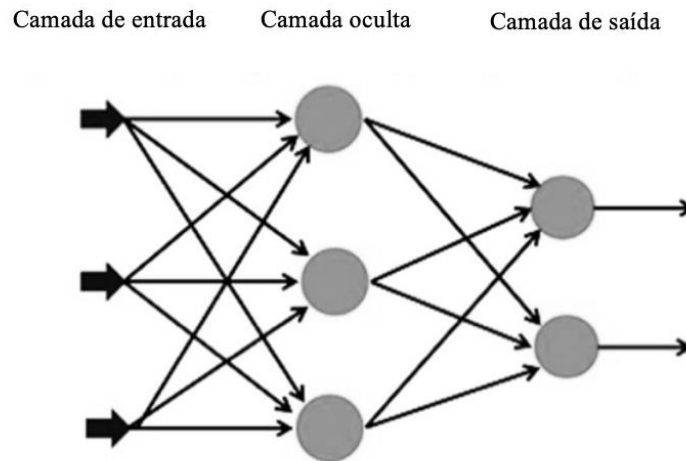
Figura 17: Redes Alimentadas Adiante com Camada Única



Fonte: Adaptado de Turkson et al. (2016)

2. **Redes Alimentadas Diretamente com Múltiplas Camadas:** distingue-se da anterior pela presença de uma ou mais camadas ocultas (neurônios ocultos) entre as camadas de entradas e saídas da rede. A função primordial das camadas ocultas é possibilitar, no processo de aprendizado, que haja um ajuste de pesos sinápticos que consiga aproximar modelos através do processo de aprendizado de dados de alto grau de complexidade. Haykin (2007) ressalta ainda que as camadas ocultas permitem a extração de modelos estatísticos de ordem elevada, especialmente desejada quando se tem uma camada de entrada grande.

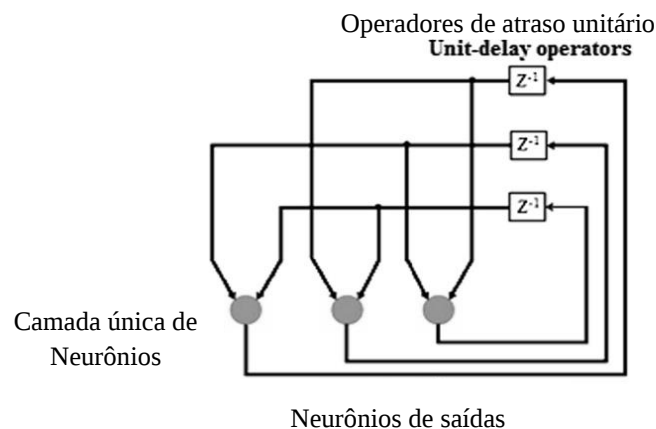
Figura 18: Redes Alimentadas Diretamente com Múltiplas Camadas



Fonte: Adaptado de Turkson et al. (2016)

3. **Redes Recorrentes:** Apresenta no mínimo um laço de realimentação (cíclicas), que propaga o sinal de saída de alguma das camadas para outras camadas ou para ela mesma. Essa característica influencia na capacidade de aprendizagem e o desempenho da rede. Outra característica dessa arquitetura de rede é o fato de possuírem elementos de atraso unitário, presentes nos ramos particulares, que abrem possibilidade de utilizar de armazenamento de memória. Em suma, consiste em uma única camada de neurônios, sendo que cada neurônio é alimenta o seu sinal de saída de volta para as entradas de todos os outros neurônios, como ilustrado na figura 19.

Figura 19: Redes Recorrentes



Fonte: Adaptado de Turkson et al. (2016).

4.4 APRENDIZADO

A principal propriedade das RNAs é a capacidade de aprendizagem através da experiência. O aprendizado é realizado por meio de processos iterativos de ajustes aplicados aos pesos sinápticos, o chamado treinamento. Haykin define o processo de aprendizado como:

Aprendizagem é um processo pelo qual os parâmetros livres de uma rede neural são adaptados através de um processo de estimulação pelo ambiente no qual a rede está inserida. O tipo de aprendizagem é determinado pela maneira pela qual a modificação dos parâmetros ocorre. (HAYKIN, 2001, p.75)

Este processo ocorre apenas quando a rede neural atinge uma solução generalizada para um determinado problema. Em síntese, treinar uma rede é ajustar as suas matrizes de pesos sinápticos de forma que o vetor de saída coincida com um valor desejado para cada vetor de entrada (MIRANDA et al., 2009).

Na etapa de aprendizagem a RNA extrai informações relevantes de padrões de informação apresentados a ela, dando origem a uma representação própria do problema. Nesta fase, os parâmetros da rede são ajustados, os quais são caracterizados pelos pesos das conexões entre as unidades de processamento. Ao final da etapa de treinamento, a rede terá adquirido conhecimento sobre o ambiente em que está operando, sendo este “armazenado” em seus parâmetros (EYNG, 2008).

Os algoritmos de aprendizados são empregados para realizar o ajuste dos pesos sinápticos, utilizando um conjunto de regras bem definidas para tal. Na literatura encontra-se diferentes algoritmos de aprendizado e estes podem ser agrupados basicamente em cinco categorias, de acordo com a lei de atualização dos parâmetros, os quais são: (i) Aprendizado por correção de erro (ii) baseada em memória (iii) Hebbiano; (iv) Competitivo e (iv) De Boltzman (HAYKIN, 2001).

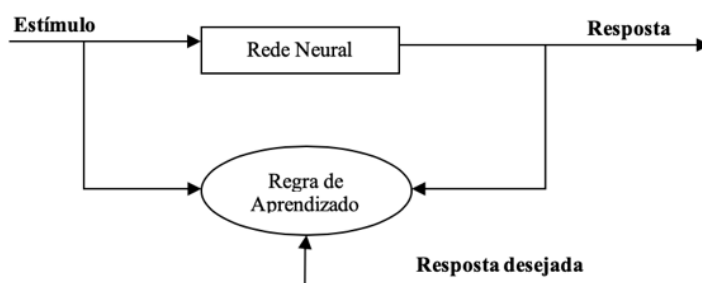
4.5 TIPO DE TREINAMENTO PARA APRENDIZADO DAS REDES

Para Bishop (1995) as RNAs podem ser diferenciadas quanto à sua forma de aprendizagem, usando os seguintes paradigmas:

Aprendizado supervisionado: Durante o aprendizado, faz-se necessário o acompanhamento de um supervisor (agente externo), que fornece à rede a saída desejada em relação a um padrão de entrada. Sendo possível comparar a saída da RNA com a entrada desejada, se calcula o erro referente à resposta atual, que passa a ser referência para o ajuste dos

pesos sinápticos. Usualmente os processos de aprendizados implementam alguma regra baseada na correção de erro, como pode ser visto na Figura 20.

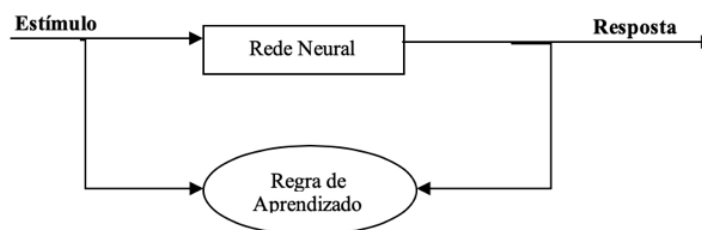
Figura 20: Aprendizado Supervisionado



Fonte: Oliveira (2019).

Aprendizado não supervisionado: Não há presença de um supervisor acompanhando o processo de aprendizagem, fornecendo a saída desejada para os padrões de entrada. Sendo assim, a RNA procura alguma correlação ou redundância nos dados de entrada. Geralmente este tipo de aprendizado é empregado um algoritmo Competitivo, Hebbiano ou Boltzman.

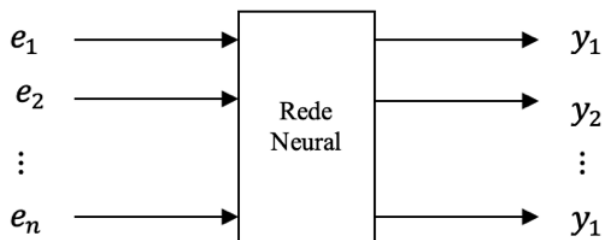
Figura 21: Aprendizado Não Supervisionado



Fonte: Oliveira (2019).

Aprendizado por Reforço: Neste tipo de aprendizado as respostas fornecidas pela rede são analisadas por um crítico externo, que realiza o ajuste dos pesos. O processo treinamento para o aprendizado das redes é online, realizado pelo método de tentativa-erro, cujo intuito é obter um sinal de reforço satisfatório, ou seja, obter o máximo de desempenho possível. Usualmente são aprendizados baseado em memória.

Figura 22: Aprendizado por Reforço



Fonte: Oliveira (2019).

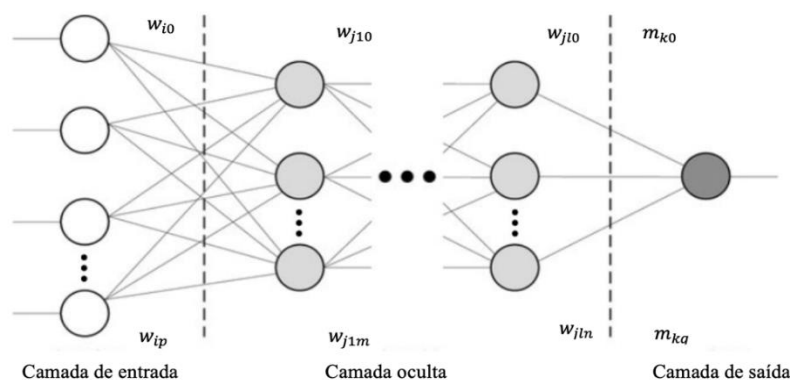
4.6 REDE MLP

O modelo de RNA escolhido para a realização deste trabalho foi o MLP, devido a sua reconhecida capacidade de ajudar modelos de alta não linearidade. Este modelo, quando possui apenas uma camada de neurônio é chamado de Perceptron. Este tipo de rede tem sido aplicado com sucesso em diversas áreas, sendo utilizada para resolver problemas complexos, desempenhando tarefas de reconhecimento e classificação de padrões, modelagem, otimização identificação e controle de sistemas.

Uma generalização da Perceptron simples é a rede MLP. As RNAs do tipo MLP (*Multilayer Perceptron*) são redes estruturadas por um conjunto de nós de fontes, que compõem a camada de entrada (*input layer*), as camadas ocultas (*hidden layers*), que pode ser uma ou mais, e uma camada de saída (*output layer*). Todas as outras camadas são compostas por neurônios, exceto a *input layer*, ou seja, apresentam capacidade de processar as informações. Este tipo de rede é muito empregado, pois além da simplicidade, apresentam grande poder de não linearidade e facilidade de implementação.

O modelo geral de MLP é apresentado por uma entrada de dados, que é processado inicialmente pela camada de entrada l - camadas intermediárias e um número variável de neurônios nas camadas intermediárias, além de uma camada de saída m com um neurônio apenas, que gera as informações de saída, como é mostrado na Figura 23:

Figura 23: Arquitetura MLP



Fonte: Oliveira (2019).

As arquiteturas do tipo MLP constituem os modelos neurais artificiais mais utilizados e conhecidos. Uma rede MLP é subdividida em camadas: camada de entrada, camada(s) intermediária(s), também chamada(s) de camada(s) oculta(s) ou escondida(s) e camada de saída (NIED, 2007). De acordo com Machado e Fonseca Junior (2013), na arquitetura da RNA de múltiplas camadas as entradas são prolongadas da camada de entrada para a camada de saída, passando por uma ou mais camadas ocultas.

Do mesmo modo, Santos et al. (2005) afirmam que uma rede neural multicamadas *MLP* é tipicamente composta de camadas alinhadas de neurônios. A camada de entrada distribui as informações de entrada para a(s) camada(s) escondida(s) da rede. Na camada de saída é obtida a solução do problema. As camadas escondidas são camadas intermediárias, que têm como função separar as camadas de entrada e de saída. Os neurônios de uma camada estão conectados apenas aos neurônios da camada imediatamente posterior, não havendo realimentação, nem conexões entre neurônios da mesma camada. Além disso, caracteristicamente, as camadas são totalmente conectadas.

A rede MLP (*Multilayer Perceptron*) – apresenta, de acordo com (BARRETO, 1999) 3 principais características:

1. O modelo de cada neurônio ou elemento processador da rede possui uma função de ativação não-linear. A função sigmoideal atende esta exigência e é muito utilizada em redes MLP.
2. A rede possui pelo menos uma camada de processamento com neurônios que não fazem parte da entrada ou da saída.
3. A rede possui alto grau de conectividade entre seus elementos processados. Esta conectividade é definida pelos pesos sinápticos.

Conforme BARRETO (2007), na camada escondida, primeira camada de pesos sinápticos, os seus neurônios são representados conforme mostrado na Figura 24a, enquanto os neurônios da camada de saída, segunda camada de pesos sinápticos, são representados conforme mostrado na Figura 24b. O vetor de pesos associado a cada neurônio i da camada escondida é representado da seguinte forma:

$$\mathbf{w}_i = \begin{pmatrix} w_{i0} \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ w_{ip} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \theta_i \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ w_{ip} \end{pmatrix} \quad (4.15)$$

Onde, θ_i é o limiar (bias ou threshold) associado ao neurônio i . Os neurônios desta camada são chamados de neurônios escondidos por não terem acesso direto à saída da rede MLP, onde são calculados os erros de aproximação.

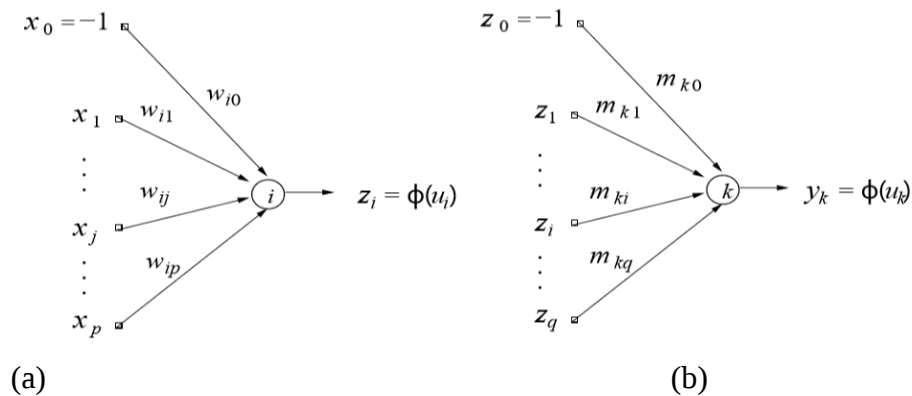
De modo semelhante, o vetor de pesos associado a cada neurônio k da camada de saída é representado como:

$$\mathbf{m}_k = \begin{pmatrix} m_{k0} \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ m_{kp} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \theta_k \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ m_{kp} \end{pmatrix} \quad (4.16)$$

em que θ_k é o limiar associado ao neurônio de saída k .

O treinamento da rede MLP se dá em duas etapas, que são descritas a seguir:

Figura 24: Representação dos neurônios das camadas: (a) oculta, (b) de saída.



Fonte: Adaptado de Barreto, (2007).

Os valores dos pesos sinápticos devem ser sempre ajustados para que se obter a(s) saída(s) desejada(s) para cada dados de entrada. O ajuste dos pesos toma como referência o erro entre o valor gerado pela rede e o valor desejado através de um processo de treinamento. Um dos processos mais usados de treinamento é chamado *Backpropagation*.

O algoritmo mais utilizado nos modelos de MLP, na fase de treinamento dos neurônios, é o *Error Backpropagation* (retropropagação de erro), método este já aplicado em diversos estudos existentes na literatura, resultado da contribuição desses autores e em diferentes épocas, como (WERBOS (1974); RUMELHART et al., (1986); Le CUN (1986); PARKER (1985)).

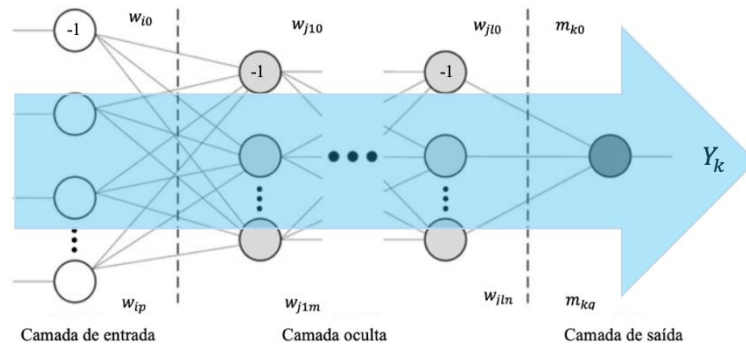
O Error Backpropagation baseia-se no treinamento supervisionado, por correção de erro, e o seu processamento opera com uma nuance da Regra Delta (*Delta Rule*), conhecida como Regra Delta Generalizada, que é adequada para redes MLP (NAMETALA, 2017).

A principal vantagem deste tipo de algoritmo é que o mesmo trabalha com multicamadas e resolve problemas não-linearmente separáveis, que alguns algoritmos não resolvem.

Na fase de propagação, mais conhecida como sentido direto, o percurso de sinais (informação) se dá dos neurônios de entrada para os neurônios de saída, passando pelos neurônios da(s) camada(s) oculta(s), como demonstrado na figura 25. De acordo com Barreto (2007), esta fase envolve o cálculo das ativações e saídas de todos os neurônios da camada oculta e de todos os neurônios da camada de saída.

É importante ressaltar que neste momento de processamento os pesos permanecem fixos, uma vez que a atualização de pesos só ocorre na retropropagação do erro (processamento inverso). O sentido direito tem o objetivo de propagar o sinal de entrada até a saída da rede, que então é comparado com o valor desejado, sendo calculado o erro, que segue para a etapa de retropropagação. Como a retropropagação atualiza os pesos numa proporção (taxa de aprendizado) do inverso do gradiente descendente (ou seja, atualiza os pesos no sentido de gerar a redução do erro). A tendência é que após várias rodadas de treinamento o processamento no sentido direto leve a um valor que se aproxima do valor desejada para a saída da rede.

Figura 25: Processamento no sentido direto



Fonte: Oliveira (2019).

Para calcular as ativações dos neurônios da(s) camada(s) oculta(s) é fundamental que seja inserido um vetor de dados de entrada x , normalmente chamados de atributos da rede, para cada iteração t . É acrescentado uma variável independente, conhecida como bias para todo dado apresentado na camada de entrada, que geralmente assume o valor -1, e que exerce influência na resposta da rede.

O cálculo das ativações dos neurônios da camada escondidas é dado pela equação:

$$u_i(t) = \sum_{j=0}^p w_{ij}(t) x_j(t) = \mathbf{w}_i^T(t) \mathbf{x}(t), \quad i = 1, \dots, q \quad (4.17)$$

Em que:

T = transposição da matriz do vetor de peso i .

q = número de neurônios da camada oculta em questão.

As saídas correspondentes da rede são calculadas pela expressão matemática demonstrada a seguir:

$$z_k(t) = \phi_k(u_k(t)) = \phi_k\left(\sum_{l=0}^p w_{kl}(t) x_l(t)\right) = \phi_k\left(\mathbf{w}_k^T(t) \mathbf{x}(t)\right) \quad (4.18)$$

onde, $z_i(t)$ representa as saídas dos neurônios da camada intermediária.

Conforme Barreto (2007), a função de ativação ϕ assume na maioria das vezes uma das seguintes formas:

$$\phi_i(u_i(t)) = \frac{1}{1 + \exp[-u_i(t)]}, \quad \text{Logística} \quad (4.19)$$

$$\phi_i(u_i(t)) = \frac{1 - \exp[-u_i(t)]}{1 + \exp[-u_i(t)]}, \quad \text{Tangente Hiperbólica} \quad (4.20)$$

Considerando uma RNA de apenas uma camada oculta, o segundo passo consiste em repetir as operações das Equações 4.17 e 4.18, agora para todos os neurônios da camada de saída, conforme mostrado na Equação 4.21.

$$u_k(t) = \sum_{i=0}^q m_{ki}(t) z_i(t) = m_k^T(t) z_i(t) \quad k = 1, \dots, M \quad (4.21)$$

Onde M é o número de neurônios de saída.

Calcula-se então as saídas dos neurônios da camada de saída utilizando a função de ativação ϕ_k , que na maioria das vezes, assume a forma da função logística ou da tangente hiperbólica, como vistas nas Equações 4.19 e 4.20, respectivamente.

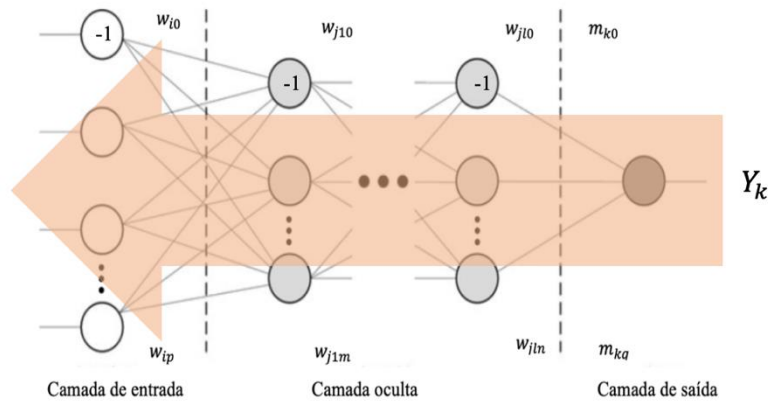
$$y_l(t) = \phi_l(u_l(t)) = \phi_l\left(\sum_{i=0}^q m_{il}(t) z_i(t)\right) \quad (4.22)$$

Vale salientar que a função de ativação é diferenciável, de modo que se possa calcular a derivada parcial do erro em relação a um dado peso. Ressalta-se ainda que cada neurônio pode assumir uma função de ativação distinta, porém usualmente adota-se a mesma função de ativação para todos, quando não, dependendo da aplicação, pode-se fazer necessário que o neurônio da camada de saída seja diferente do restante.

O fluxo de sinais (informação) no processamento do sentido inverso dá-se dos neurônios da camada de saída para os da(s) camada(s) oculta(s). Nesta fase de processamento da rede é realizado o cálculo dos gradientes da função de erro em relação aos pesos e em relação às bias, retropropagando esse erro da camada de saída até a camada de entrada.

Todos os pesos, incluindo o peso das bias, são ajustados em sentido oposto a esse gradiente, de maneira a se reduzir o sinal de erro. Essa redução é feita através do procedimento de generalização da Regra Delta (WIDROW; HOFF, 1960).

Figura 26: Processamento no sentido inverso



Fonte: Oliveira (2019).

De acordo com Barreto (2007), esta etapa se inicia com o cálculo dos gradientes locais dos neurônios da camada de saída:

$$\delta_k(t) = e_k(t) \phi'(u_k(t)), \quad k = 1, \dots, M \quad (4.23)$$

Em que M representa a quantidade de neurônios da camada de saída, $e_k(t)$ representa o erro entre a saída almejada $d_k(t)$ e a saída produzida pelo neurônio k , $y_k(t)$, conforme apresentado na equação 4.24.

$$e_k(t) = d_k(t) - y_k(t), \quad k = 1, \dots, M \quad (4.24)$$

Uma vez que o erro entre valor desejado e saída da rede é calculado apenas para a camada de saída, então o algoritmo de *backpropagation* determina a influência do erro nas camadas intermediárias da rede, definida pelo cálculo do gradiente local também para estas camadas.

O cálculo desse gradiente é definido pela derivada $\phi'(u_k(t))$, onde o seu resultado será influenciado diretamente pela forma da função de ativação adotada. Caso essa função de ativação seja função Logística, a sua derivada é dada pela Equação (4.25).

$$\phi'_k(u_k(t)) = \frac{d\phi'_k(u_k(t))}{du_k(t)} = y_k(t)[1 - y_k(t)], \quad (4.25)$$

Caso essa função de ativação seja Tangente Hiperbólica, a sua derivada é dada pela Equação (4.26).

$$\phi'_k(u_k(t)) = \frac{d\phi'_k(u_k(t))}{du_k(t)} = 1 - y_k^2(t), \quad (4.26)$$

Em seguida, calcula-se os gradientes locais dos neurônios da camada oculta:

$$\delta_i(t) = \phi'_i(u_i(t)) \sum_{k=1}^n m_{ki} \delta_k(t), \quad i = 1, \dots, q \quad (4.27)$$

O cálculo da derivada $\phi'_i(u_i(t))$ também depende da escolha da função de ativação, podendo então ser realizado por uma das expressões matemáticas a seguir:

Se $\phi_i(u_i(t))$ for uma função Logística:

$$\phi'_k(u_k(t)) = \frac{d\phi'_k(u_k(t))}{du_k(t)} = y_i(t)[1 - y_i(t)], \quad (4.28)$$

Se $\phi_i(u_i(t))$ for uma Tangente Hiperbólica:

$$\phi'_k(u_k(t)) = \frac{d\phi'_k(u_k(t))}{du_k(t)} = \frac{1}{2} [1 - y_i^2(t)], \quad (4.29)$$

Finalmente, são calculados os ajustes dos pesos sinápticos e o peso do limiar da camada oculta da rede MLP, de forma que, para cada camada intermediária, a atualização destes parâmetros, w_{ij} , é feita através da equação:

$$\begin{aligned} w_{ij}(t+1) &= w_{ij}(t) + \Delta w_{ij}(t) \\ &= w_{ij}(t) + \alpha \delta_i(t) x_i(t) \end{aligned} \quad (4.30)$$

Em que, $\alpha(t)$ é a taxa de aprendizagem.

No entanto, para cada camada de saída, a regra de atualização dos pesos, m_{ki} , é calculada através da equação:

$$\begin{aligned}
 m_{ki}(t+1) &= m_{ki}(t) + \Delta m_{ki}(t) \\
 &= w_{ki}(t) + \alpha \delta_k(t) z_i(t)
 \end{aligned}
 \tag{4.31}$$

A rede MLP é uma ferramenta de inteligência computacional muito utilizada em diversas atividades e em várias aplicações, especialmente pelo seu poder de mapeamento, e pela sua capacidade de aprendizado. Uma rede que tem mostrado grande eficiência nas tarefas de regressão não linear. Pela proposta do trabalho que envolve o mapeamento não linear e flutuação de conjugado eletromecânico, optou-se por escolher esta rede por saber da sua eficiência neste tipo de aplicação e a sua relação de não linearidade entre os parâmetros de projeto, os mesmos são: sobressinal, tempo de acomodação e erro de estado permanente.

5 ESQUEMA DE CONTROLE PROPOSTO

Neste capítulo é apresentada a metodologia adotada neste trabalho para implementação do esquema de controle dinâmico baseado em MLP, assim como o esquema de controle baseado em PID fixo e esquema sem qualquer controle, sendo dois últimos implementados para gerar os resultados que sevem como referência de performance para o método proposto.

Todo gerador síncrono conectado ao sistema elétrico de potência precisa regular o nível e a frequência da tensão gerada, através do controle da corrente de excitação e do torque fornecido ao eixo do gerador. Esse trabalho se restringe a apresentar uma proposta de esquema de controle de torque fornecido, para a regulação da frequência gerada, que é chamado de controle carga-frequência.

As simulações mostram a incapacidade de regulação de frequência de um sistema sem malha de controle, e mostram também a existência de turbulências hidráulicas no sistema com malha PID fixa. Portanto, fez-se necessário a implementação do modelo de uma planta que dispõe de um sistema com controlador PID dinâmico baseado em RNA, para regular a frequência. Os resultados das simulações mostram a eficiência do esquema de controle proposto.

Este sistema de controle é capaz de controlar a rotação da turbina, com o objetivo de tornar estável em uma determinada rotação quando há variação da carga, de forma mais eficiente que o sistema com controlador PID fixo. Assim, com a estabilização da turbina, o gerador gerará uma tensão com frequência de 60 Hz.

Utilizando a ferramenta Simulink do Matlab, foi feita a modelagem e simulação da planta baseada no modelo comum de uma PCH, implementando nela os três modelos.

Posteriormente é feita uma comparação entre os três esquemas, estes são:

- Planta sem controle;
- Planta com controle PID fixo;
- Planta com controle dinâmico, ajustado por RNA.

5.1 MODELAGEM DA PLANTA

Conforme Thamilmaran A. et al. (2015) a modelagem dinâmica do sistema construído através dos parâmetros essenciais, têm uma grande influência na frequência dos processos isolados, gerando algumas instabilidades. Os parâmetros do controlador PID são desejáveis para o modelo em questão, uma vez que ajudam a regular instabilidades na carga causadas por

pequenos desvios de frequência, presentes no sistema. A velocidade da turbina hidráulica pode assumir características diversas em determinados subsistemas de energia. O sistema de geração hidráulica envolve vários subsistemas, que juntos definem o modelo da planta de sistema de geração hidráulica. Cada subsistema influencia diretamente nos outros subsistemas e, portanto, a definição do modelo global da planta depende da modelagem de cada um de seus subsistemas (THAMILMARAN et al., 2015).

De um modo geral, os subsistemas que compõem uma unidade de geração hidráulica são apresentados a seguir:

$$\text{Governador} = \frac{1}{T_g \cdot S + 1} \quad (4.32)$$

$$\text{Turbina hidráulica} = \frac{-T_w \cdot S + 1}{0.5T_w \cdot S + 1} \quad (4.33)$$

$$\text{Gerador e carga} = \frac{1}{T_p \cdot S + 1} \quad (4.34)$$

$$\text{Característica da queda de tensão} = \frac{1}{R_p} \quad (4.35)$$

Onde T_g significa a queda de conjugado no governador, T_w a constante do valor no tempo de partida da água, T_p a constante de inercia e R_p a constante de umidade.

Para a planta adotada nesta pesquisa, foram considerados os seguintes valores:

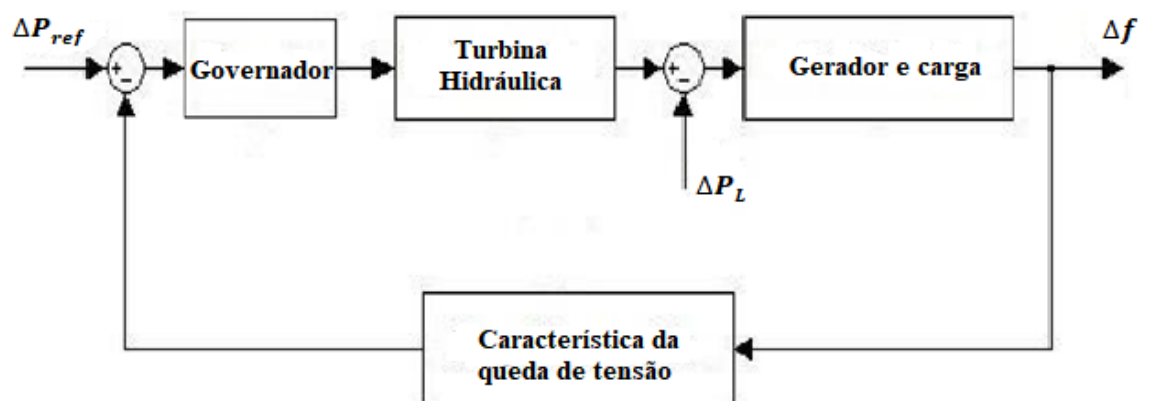
Tabela 1: Parâmetros dos subsistemas

T_g	T_w	T_p	R_p
0.2	4.0	0.6	20

Fonte: Autora (2019).

Na Figura 27, é apresentada a planta de hidrogeração.

Figura 27: Planta de hidrogeração



Fonte: Adaptado de Thamilmaran A. et al. (2015)

5.2 METODOLOGIA

Para realizar as simulações deste trabalho, foram seguidas algumas etapas, executadas de forma sistêmica, as quais são: construção de um modelo paramétrico de uma planta que representa um hidrogerador real, de pequeno porte. Com base no modelo real do hidrogerador, foi construído um modelo no domínio da frequência, que possa ser representado em um diagrama de blocos. O passo seguinte consiste em implementar um esquema de controle PID convencional para o controle de carga-frequência do mesmo hidrogerador. Foram definidos os valores de K_p , K_i e K_d pelo método de tentativa e erro, para diversos valores de ΔPI (perturbação no conjugado eletromecânico), a fim de se atender determinados parâmetros de projeto, como sobressinal, erro do estado permanente e tempo de acomodação.

Esses dados foram utilizados para treinamento de uma RNA do tipo MLP, no intuito de aproximar um modelo que relaciona valores de ΔPI com os respectivos valores de K_p , K_i e K_d que atendem as condições de projeto.

5.3 SIMULAÇÕES

As simulações foram feitas no software MATLAB 2018, versão de estudante, no qual, através dos códigos apresentados em anexo, foi possível realizar as etapas de treinamento e teste da rede, assim como fazer a construção da planta do hidrogerador, no Simulink (ambiente de simulação em diagrama de blocos) do mesmo software

O *Matrix Laboratory* (MATLAB) é um *software* interativo, cujo elementos básicos da linguagem são os vetores e matrizes, de alto desempenho, orientado para resolver numericamente problemas matemáticos complexos de forma rápida e eficiente (MATLAB, 2017).

O Simulink é uma ferramenta para modelagem, simulação e análise de sistemas dinâmicos, desenvolvido pela companhia The MathWorks. Sua interface primária é uma ferramenta de diagramação gráfica por blocos e bibliotecas customizáveis de blocos. O software oferece alta integração com o resto do ambiente MATLAB. Simulink é amplamente usado em teoria de controle e processamento digital de sinais para projeto e simulação multi-domínios.

O software também foi utilizado para gerar os gráficos e curvas de treinamento.

5.4 GERAÇÃO DOS DADOS

Utilizando o Software Simulink implementou-se, primeiramente, a construção de um modelo paramétrico do sistema, baseado em um hidrogerador real, com as devidas partes que o compõem, conforme o estudo desenvolvido por Thamilmaran A. et al. (2015).

O modelo da planta consiste em 5 blocos, os quais são: governador, servomotor, turbina, gerador e o subsistema In1 Out1, como se pode observar na figura 28.

Governador: Tem como função básica controlar a velocidade ou a carga e fazer a realimentação do erro de velocidade para controlar a posição do servomotor;

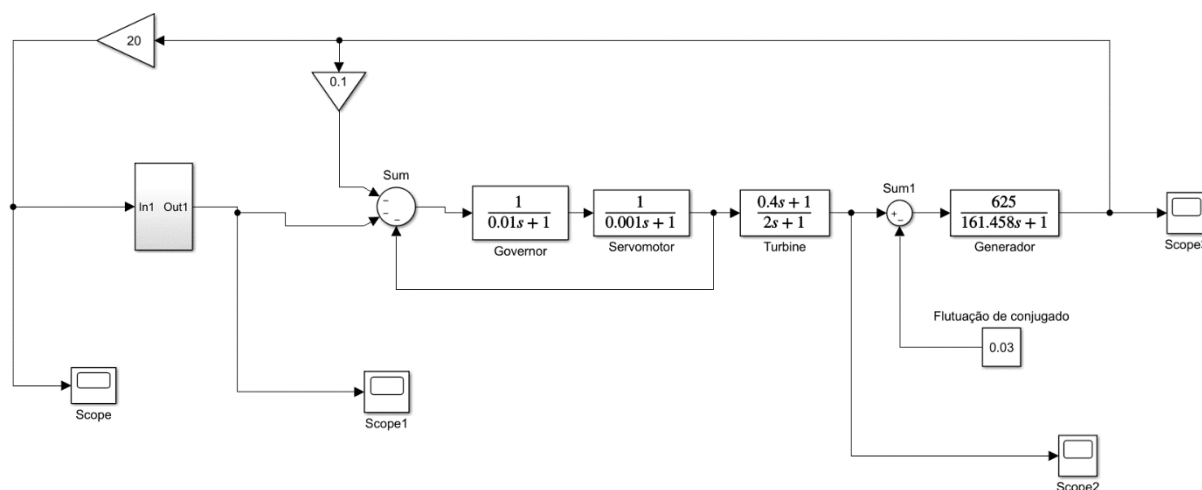
Servomotor: É usado com o intuito de controlar o fluxo de água, controlando o movimento de rotação. Ou seja, é um motor que controla a posição angular através de um sinal;

Turbina: Tem como função transformar a energia hidráulica de um fluxo de água em energia mecânica na forma de torque e velocidade de rotação;

Gerador: É responsável pelo potencial elétrico ao ser impulsionado pela turbina.

Subsistema In1 e Out1: O subsistema In1 Out1 implementa o controlador PID.

Figura 28: Planta com Controle PID simples



Fonte: Autora (2019).

Ainda no Simulink, utilizou-se a mesma planta implementada anteriormente para construir uma malha simples de controle PID convencional. Usou-se então um bloco de Ganho de Referência com a função de simular flutuações de conjugado eletromecânico, que são decorrentes de entrada e saída de cargas no gerador, no qual o primeiro valor adotado foi 0,03, como observado na Figura 28. Para a ação Proporcional do controlador PID foi utilizado um bloco de Ganho com fator K, já o Integrador foi configurado com um bloco integrador com limite de saturação de Tempo Integral, na ação derivativa utilizou-se um bloco derivativo de Tempo Diferencial.

Os sinais de entrada do governador são produzidos predominantemente pela contribuição do controlador PID, mas também pela posição angular do servomotor e por uma pequena parcela da flutuação da frequência (THAMILMARAN et al., 2015).

O valor de K_p , K_i e K_d é calculado usando o método de tentativa e erro, de modo a se alcançar os valores de especificação do projeto de controle, os quais são 2,3114 segundos para o tempo máximo de subida, 32,78% para máximo sobressinal e 10,5514 segundos para tempo de máximo de acomodação, valores estes correspondentes ao valor máximo alcançado pela perturbação ΔPI (1,5), após a sintonia do PID, por tentativa e erro. Na Tabela 1 são mostrados os valores de valores de ΔPI e os respectivos valores de K_p , K_i e K_d sintonizados.

Tabela 2: Determinação dos valores de ΔPI , K_p , K_i e K_d

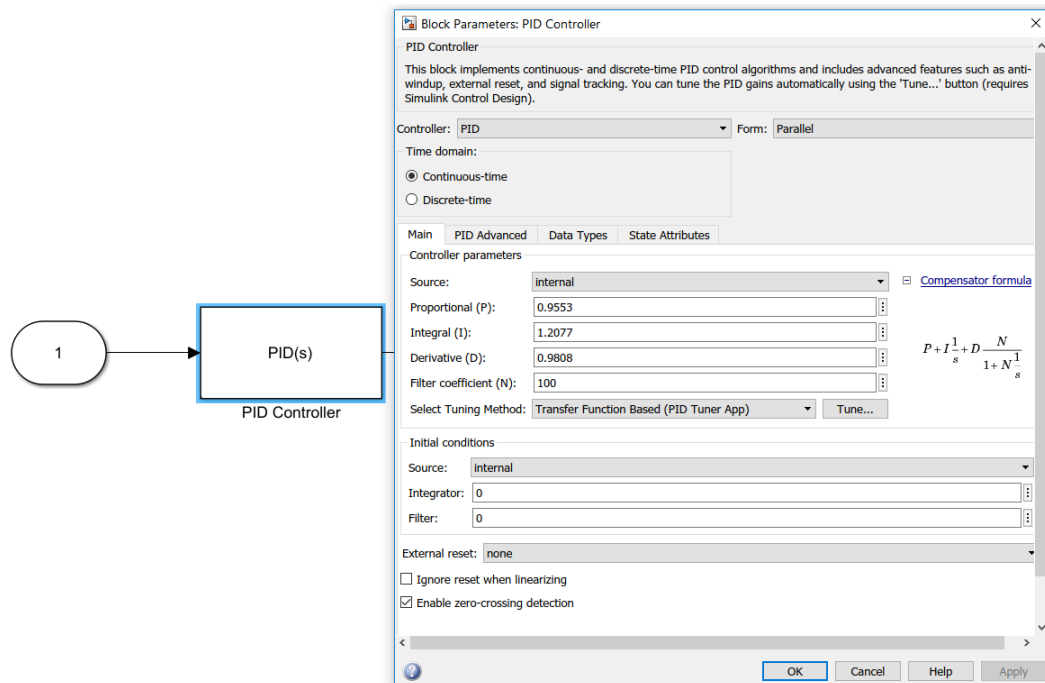
ΔPI	K_p	K_i	K_d
0.03	0.96	1.21	0.98
0.05	0.97	1.22	0.99
0.08	0.99	1.25	1.02
0.12	1.02	1.27	1.04
0.15	1.03	1.28	1.05
0.24	1.07	1.32	1.09
0.32	1.11	1.36	1.12
0.4	1.19	1.40	1.19
0.43	1.20	1.45	1.21
0.46	1.23	1.48	1.22
0.5	1.27	1.52	1.26
0.54	1.30	1.55	1.30
0.57	1.31	1.57	1.30
0.63	1.35	1.61	1.35
0.71	1.48	1.66	1.44
0.78	1.52	1.71	1.49
0.8	1.56	1.80	1.53
0.86	1.60	1.85	1.59
0.94	1.66	1.92	1.62
1	1.71	1.95	1.68
1.11	1.76	1.98	1.71
1.18	1.84	1.99	1.80
1.2	1.88	2.01	1.80
1.26	1.93	2.18	1.96
1.3	1.99	2.23	1.99
1.34	2.02	2.31	2.02
1.37	2.02	2.34	2.02
1.4	2.02	2.35	2.02
1.43	2.09	2.37	2.09
1.45	2.10	2.39	2.10
1.5	2.12	2.43	2.12
1.6	2.23	2.51	2.26

Fonte: Autora (2019).

Observou-se que para valores de flutuação de conjugado (ΔPI) superiores a 1,5 ocorre saturação do controlador, por isso 1,5 foi considerado o valor máximo de ΔPI .

Na Figura 29 é possível observar o subsistema In1 Out 1, com o bloco do controlador PID completo.

Figura 29: Controlador PID



Fonte: Autora (2019).

Os dados da Tabela 2 são utilizados para treinar a rede MLP, através do método backpropagation, descrito no capítulo 4, tendo como entrada o valor de flutuação de conjugado eletromecânico (ΔPI) e como saída os valores de K_p , K_i e K_d .

Para cada época de treinamento é armazenado o erro quadrático médio, permitindo gerar o gráfico mostrado na Figura 30.

Após diversas rodadas de treinamento, variando a quantidade de neurônios ocultos de 1 até 10, taxa inicial de aprendizado de 0.5 a 0,1 e fator de momento de 0.5 a 0,3, dados que constam na tabela 3, observou-se que a topologia que apresentou o melhor desempenho foi a da rede MLP.

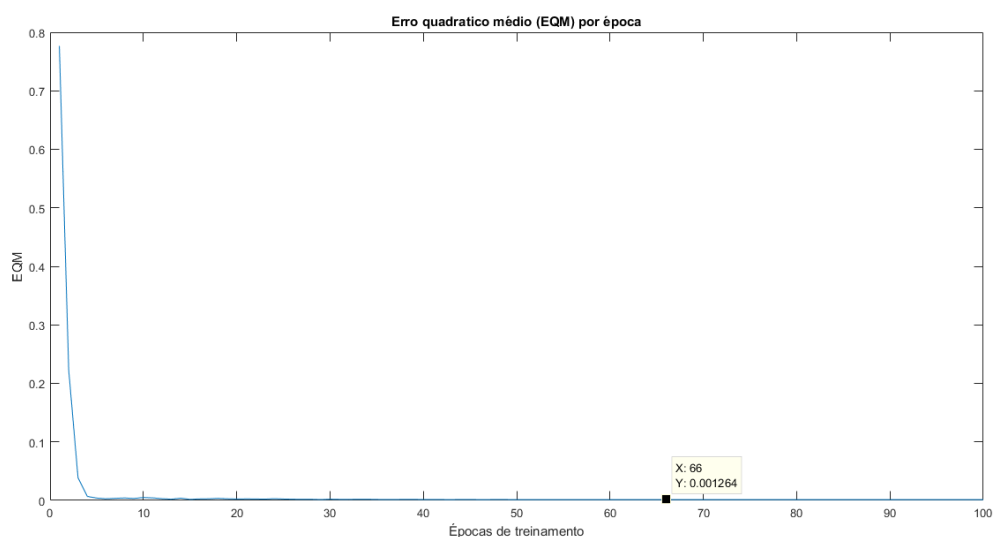
Tabela 3: Topologia da rede MLP

Hiperparâmetros	Configurações adotadas
Função de ativação	Sigmoide logística
Número de camadas ocultas	1
Número de neurônios na camada oculta	1
Número de neurônios na camada de saída	3
Taxa inicial de aprendizado	0.5
Fator de momento	0.3
Tipo de rede	Alimentadas Diretamente com Múltiplas Camadas

Fonte: Autora (2019).

De acordo com a topologia apresentada na tabela anterior, é possível comprovar a eficiência da rede. Como se pode observar na figura 30, apresentada a seguir, que mostra de maneira visível que o processo de aprendizado da rede ocorreu de forma satisfatória, ou seja em poucas épocas foi possível alcançar erro igual a zero.

Figura 30: Erro quadrático médio por época



Fonte: Autora (2019).

Com os dados de cada gráfico gerados pelo Matlab, obteve-se posteriormente os valores de tempo de subida, máximo sobressinal e tempo de acomodação para cada valor de ganho. Os cálculos foram feitos no Excel, e são apresentados na Tabela 4.

Tabela 4: Valores de tempo de subida, máximo sobressinal e tempo de acomodação e respectiva perturbação hidráulica

DELTA PI	Tempo de Subida (s)	Máximo sobressinal	Tempo de acomodação
0.03	1,9171	38.13%	8,3086
0.05	2	37.68%	8,4457
0.08	1,9257	37.77%	8,5314
0.12	1,9371	37.47%	8,5914
0.15	1,9429	37.49%	8,72
0.24	1,9514	36.92%	8,82
0.32	1,9571	36.49%	8,8314
0.4	1,9914	35.06%	8,91
0.43	1,9943	35.76%	8,98
0.46	1,9971	35.55%	9,1657
0.5	2	35.32%	9,2371
0.54	2,0086	35.45%	9,4343
0.57	2,0114	35.25%	9,2229
0.63	2,02	34.85%	9,4971
0.71	2,0629	32.97%	9,5371
0.78	2,0857	32.87%	9,8057
0.8	2,0714	33.76%	9,5571
0.86	2,0943	34.06%	9,8171
0.94	2,0886	33.85%	9,64
1	2,1171	33.38%	9,5714
1.11	2,1257	32.71%	9,7943
1.18	2,1914	31.52%	10,1143
1.2	2,1886	31.10%	10,2171
1.26	2,24	33.07%	10,6514
1.3	2,2457	32.58%	10,3286
1.34	2,2314	33.18%	10,3171
1.37	2,2114	33.50%	10,3943
1.4	2,2143	33.52%	10,1143
1.43	2,2743	32.71%	10,3
1.45	2,2857	32.81%	10,4143
1.5	2,3114	32.78%	10,5514

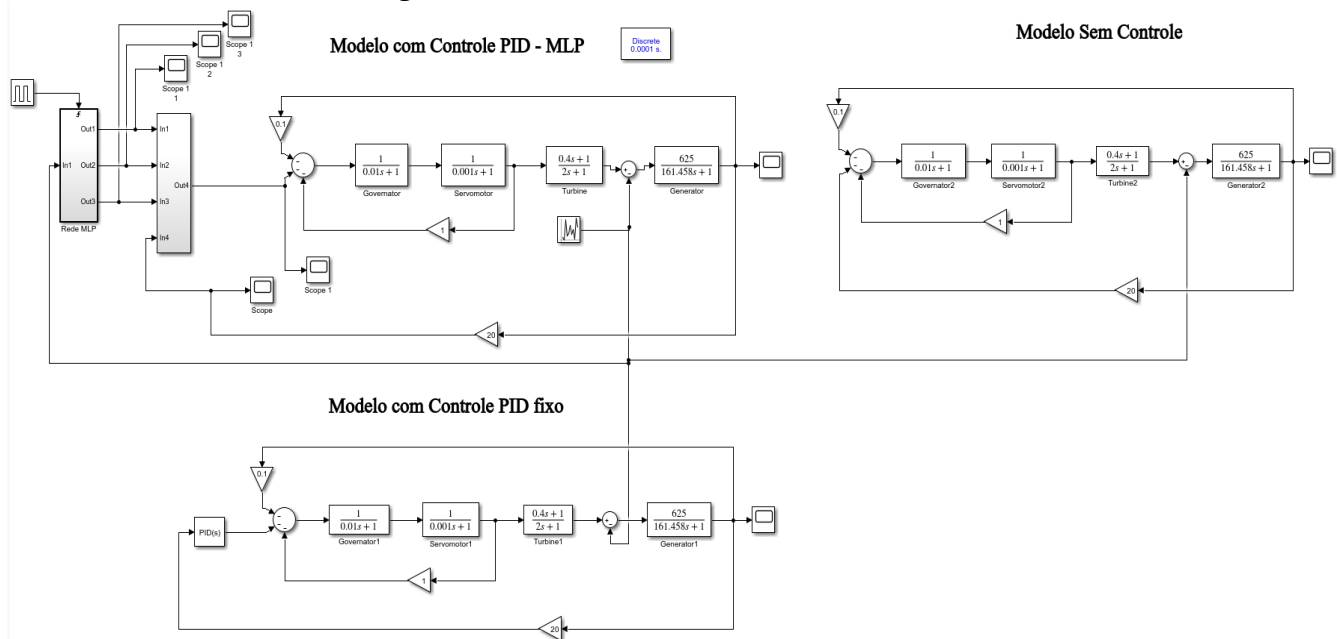
Fonte: Autora (2019).

5.5 MÉTODO BASEADO EM MLP

O intuito do modelo é alcançar valores de sobressinal, tempo de subida e tempo de acomodação inferiores do esquema com PID fixo, aplicando a o controlador PID dinâmico ajustado pela rede neural artificial. Na Figura 31, é possível observar a planta com os três

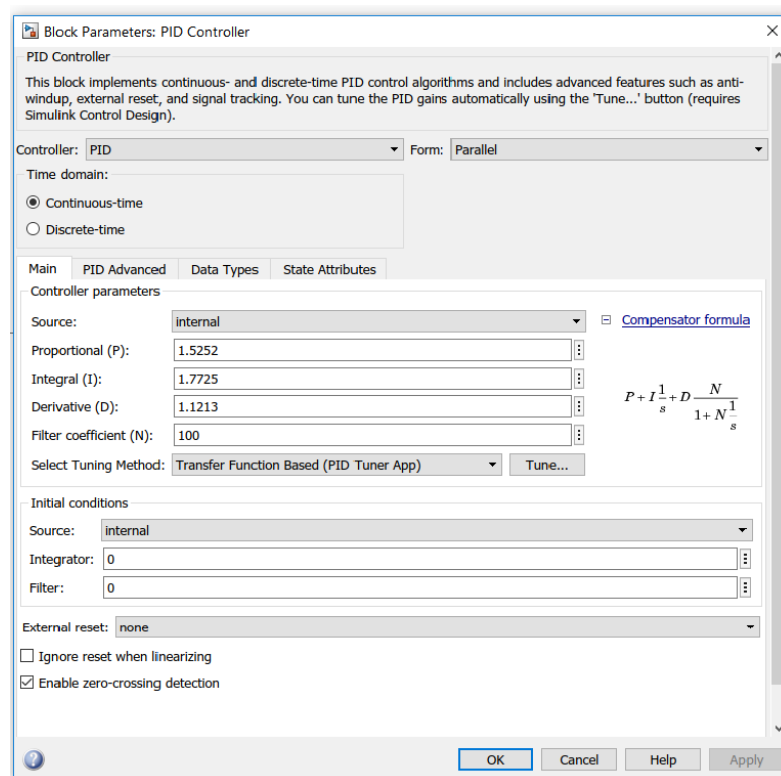
métodos simulados, o método sem controle, método com PID fixo e com PID dinâmico ajustado pela MLP, bem com os seus respectivos subsistemas, que são apresentados nas Figuras 32 e 33.

Figura 31: Planta com os três modelos



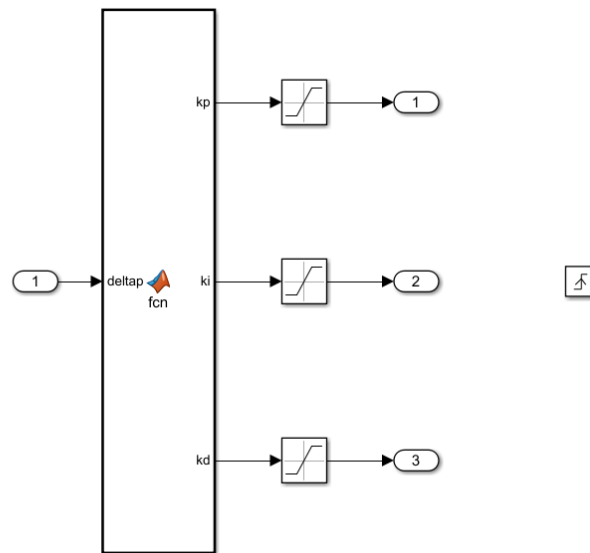
Fonte: Autora (2019).

Figura 32: Subsistema da planta com controlador PID fixo



Fonte: Autora (2019).

Figura 33: Subsistema da planta com controlador PID-MLP



Fonte: Autora (2019).

A escolha da rede MLP para esse trabalho deve-se a sua reconhecida capacidade de regressão não linear, que possibilita mapear a relação entre as flutuações de conjugado eletromecânico e os ganhos de P, I e D que levam a planta a atender os parâmetros de projeto de controle. Além disso a rede MLP desempenha uma ação de realizar o ajuste suave dos valores de PID, o que permite tornar o sistema mais estável para amplas faixas da flutuação de conjugado.

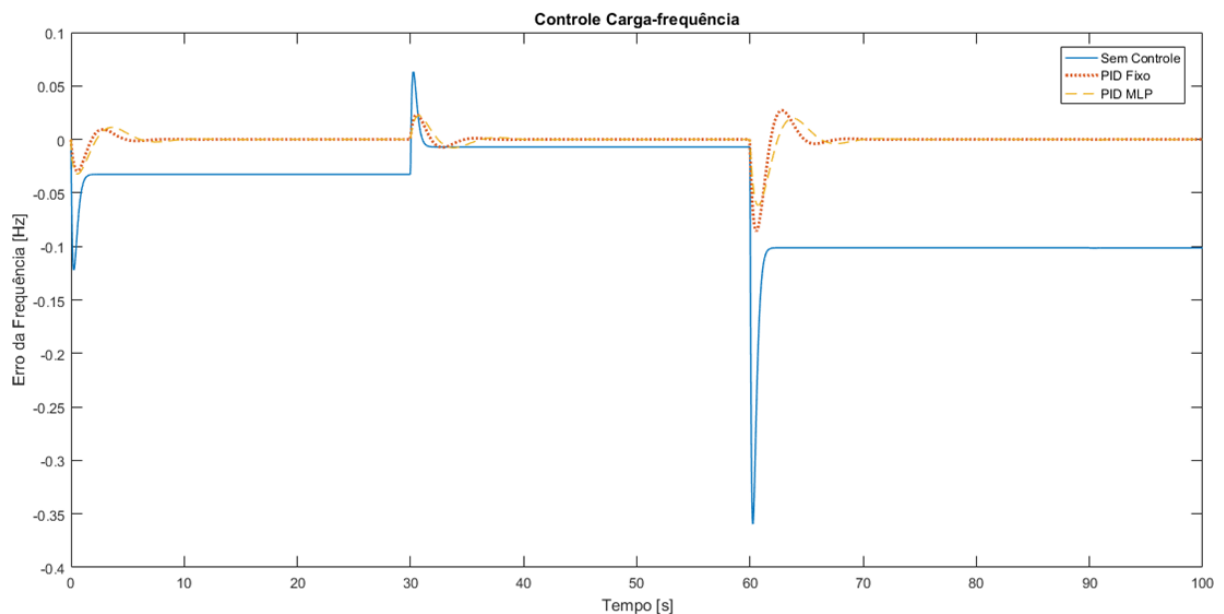
6 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Neste capítulo são apresentados os resultados obtidos, após a implementação da metodologia descrita no capítulo 5 deste trabalho, assim como é feita uma análise comparativa qualitativa e quantitativa entre o esquema sem controle, com controle PID fixo e com controle PID dinâmico baseado em RNA.

6.1 ANÁLISE QUALITATIVA

Para realizar uma análise comparativa entre os 3 esquemas, foram aplicadas flutuações de carga no eixo do gerador, nos instantes $t = 0$ segundos, $t = 30$ segundos e $t = 60$ segundos, como pode ser observado na Figura 34. Essas flutuações simulam o comportamento de conjugado eletromecânico que o gerador apresenta quando a carga elétrica alimentada se altera.

Figura 34: Comparativo entre os três modelos

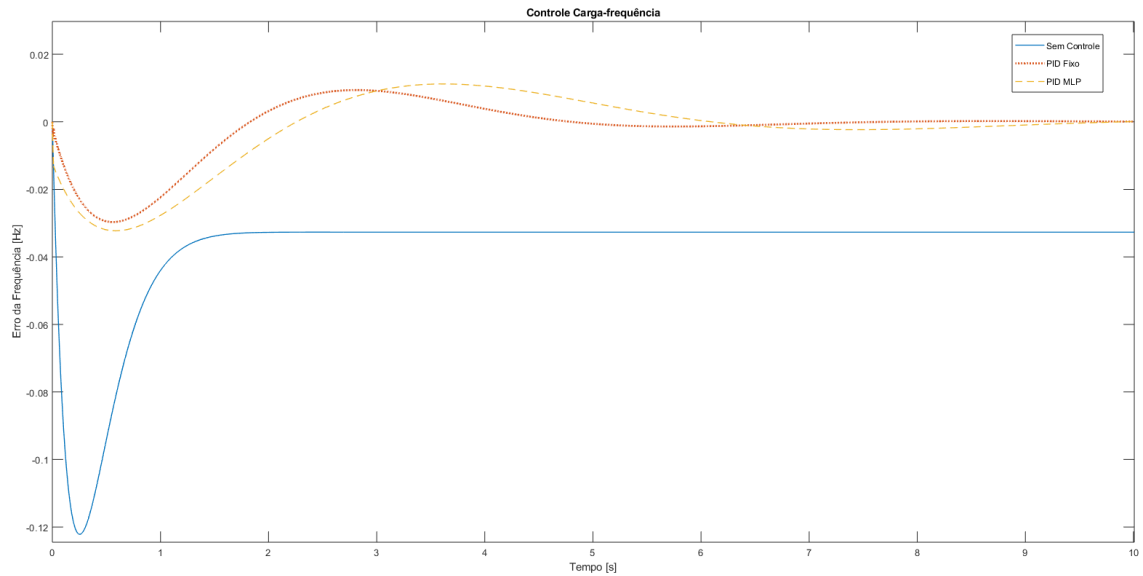


Fonte: Autora (2019).

Observando a Figura 34 é possível fazer uma análise qualitativa inicial, onde se pode verificar que os esquemas de controle PID fixo e PID dinâmico mostram desempenho muito superior ao esquema sem controle, especialmente pelo fato desses dois esquemas alcançarem erro zero em estado permanente, além de conseguirem reduzir significativamente a flutuação da frequência nos momentos da variação de carga demandada. Para realizar uma análise qualitativa mais precisa, deve-se observar com mais atenção o comportamento dinâmico do

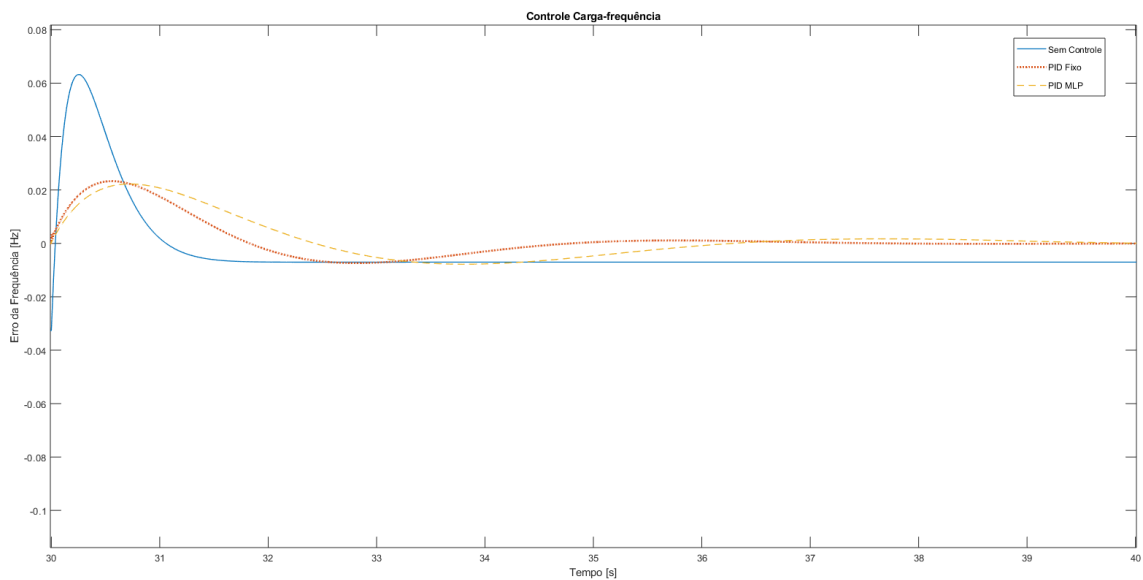
sistema nos instantes logo seguintes as ocorrências das três flutuações de conjugado, como pode ser observado nas Figuras 35, 36 e 37.

Figura 35: Primeiro ponto de flutuação de carga



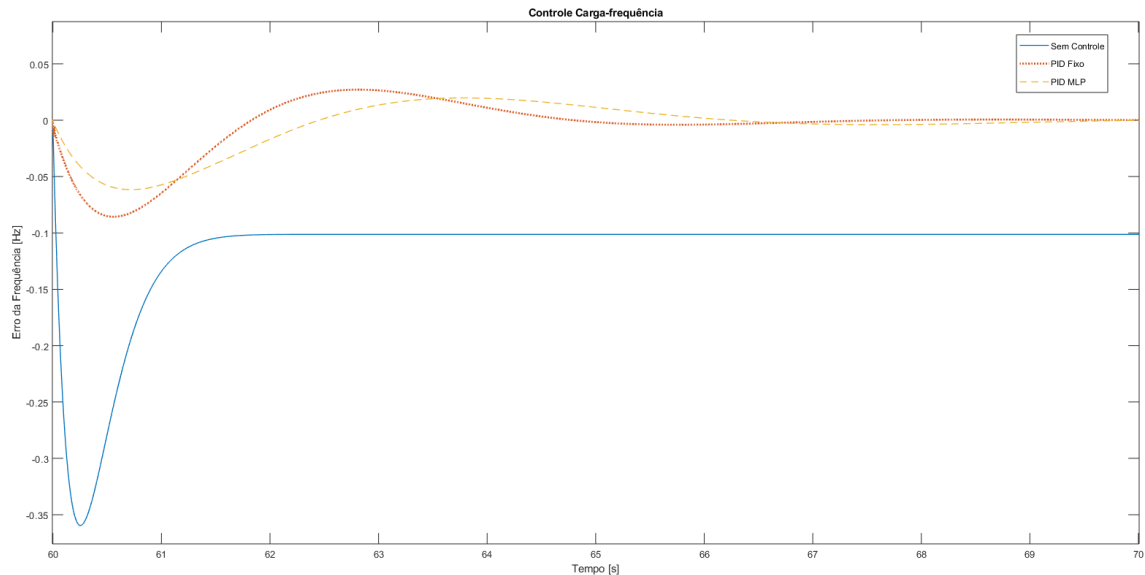
Fonte: Autora (2019).

Figura 36: Segundo ponto de flutuação de carga



Fonte: Autora (2019).

Figura 37: Terceiro ponto de flutuação de carga



Fonte: Autora (2019).

Observado o comportamento dinâmico do sistema é possível verificar claramente que a planta sob o efeito dos controladores PID apresentam uma regulação de frequência muito superior que a planta sem controle, assim como é possível observar que a planta sob controle dinâmico parece apresentar regulação ligeiramente melhor que a planta sob controle PID fixo. Ou seja, na análise qualitativa não dá para concluir com clareza a eficácia do modelo com controle PID dinâmico baseado em RNA.

6.2 ANÁLISE QUANTITATIVA

Nesta etapa faz-se uma comparação quantitativa entre os três esquemas de controle através de uma métrica numérica que contabiliza o sobressinal, tempo de acomodação e erro de estado permanente afim de ser verificar qual sistema apresenta melhor desempenho de regulação carga-frequência. Os parâmetros de desempenho estão contabilizados para três valores distintos de flutuações de conjugados eletromecânicos, como é apresentado na Tabela 5.

Tabela 5: Resultados quantitativos dos 3 modelos

Modelos	Valor de perturbação	Sobressinal	Tempo de acomodação	Erro de estado permanente
Sem controle	0,45	0,248	∞	0,03268
	0,38	0,063	∞	0,00702
	1,45	0,360	∞	0,1013
Controle PID Fixo	0,45	0,029	4,695	0
	0,38	0,023	4,62	0
	1,45	0,085	8,55	0
Controle PID-MLP	0,45	0,032	2,245	0
	0,38	0,022	2,64	0
	1,45	0,062	5,35	0

Fonte: Autora (2019).

A métrica quantitativa é implementada através de uma função custo a ser minimizada, que leva em consideração os três critérios de desempenho do controlador do sistema, tempo de subida, tempo de acomodação e erro de estado permanente, ponderados pelas três diferentes intensidades de flutuação de carga eletromecânica. Tem-se que $V_{p1} = 0,45$ P.U., que representa uma flutuação positiva de conjugado no eixo do gerador, que ocorre no instante $t = 0$ segundos, $V_{p2} = 0,38$ P.U., representando uma saída de carga no instante $t = 30$ segundos e $V_{p3} = 1,45$ P.U., representando uma nova entrada de carga no instante $t = 60$ segundos.

O objetivo desta estratégia de controle é realizar a regulação da frequência elétrica que o gerador entrega ao sistema elétrico de potência. Um sistema elétrico de potência deve garantir a regulação da frequência elétrica e, portanto, alterações permanentes na frequência são extremamente prejudiciais. Por esse motivo, optou-se por penalizar com maior rigor o critério de erro de estado permanente, atribuindo fator 3 a este critério. O segundo critério mais crítico é o desvio da frequência de referência. Por esse motivo optou-se por atribuir peso 2 a fator que atua sobre o sobre sinal. E por fim, atribui-se fator 1 ao tempo de acomodação, por não se tratar de um parâmetro tão crítico quanto o erro de estado permanente e o tempo de subida. Desta forma, a equação de métrica global de desempenho de regulação carga-frequência é dada por:

$$E_g = V_{p1} * \left((2 * S_{s1}) + T_{a1} + (3 * E_{p1}) \right) + V_{p2} * \left((2 * S_{s2}) + T_{a2} + (3 * E_{p2}) \right) + V_{p3} * \left((2 * S_{s3}) + T_{a3} + (3 * E_{p3}) \right) \quad (4.36)$$

Onde E_g é a métrica de eficiência global, o V_p é valor da flutuação de conjugado, S_s o sobressinal, T_a o tempo de acomodação e E_p é o erro de estado permanente. Esquemas com maior eficiência na regulação carga-frequência alcançam menores valores de E_g .

Calculando a métrica global para a planta sem controle, obtém-se:

$$\begin{aligned}
 & V_{p1} * ((2 * S_{s1}) + Ta_1 + (3 * Ep_1)) + V_{p2} * ((2 * S_{s2}) + Ta_2 + (3 * Ep_2)) + V_{p3} * ((2 * S_{s3}) + Ta_3 + (3 * Ep_3)) \\
 &= 0,45 * ((2 * 0,248) + \infty + (3 * 0,03268)) + 0,38 * ((2 * 0,063) + \infty + (3 * 0,00702)) + 1,45 * ((2 * 0,360) + \infty + (3 * 0,1013)) \\
 &= \infty
 \end{aligned}$$

Calculando a métrica global para a planta com controle PID fixo, obtém-se:

$$\begin{aligned}
 & V_{p1} * ((2 * S_{s1}) + Ta_1 + (3 * Ep_1)) + V_{p2} * ((2 * S_{s2}) + Ta_2 + (3 * Ep_2)) + V_{p3} * ((2 * S_{s3}) + Ta_3 + (3 * Ep_3)) \\
 &= 0,45 * ((2 * 0,029) + 4,695 + (3 * 0)) + 0,38 * ((2 * 0,023) + 4,62 + (3 * 0)) + 1,45 * ((2 * 0,085) + 8,55 + (3 * 0)) \\
 &= 16,55593
 \end{aligned}$$

E por fim, calculando a métrica global para a planta com controle PID dinâmico, baseado em MLP, obtém-se:

$$\begin{aligned}
 & V_{p1} * ((2 * S_{s1}) + Ta_1 + (3 * Ep_1)) + V_{p2} * ((2 * S_{s2}) + Ta_2 + (3 * Ep_2)) + V_{p3} * ((2 * S_{s3}) + Ta_3 + (3 * Ep_3)) \\
 &= 0,45 * ((2 * 0,032) + 2,245 + (3 * 0)) + 0,38 * ((2 * 0,022) + 2,64 + (3 * 0)) + 1,45 * ((2 * 0,062) + 5,35 + (3 * 0)) \\
 &= 9,99627
 \end{aligned}$$

De acordo com os resultados finais obtidos na equação de eficiência global, é possível afirmar que o esquema de controle de PID dinâmico, baseado em RNA, apresenta melhor performance, mostrando que o esquema proposto nesta pesquisa representa uma contribuição positiva na tarefa de controle PID aplicado a plantas de PCHs.

7 CONCLUSÃO

Muitas pesquisas recentes alcançaram sucesso em aplicações que envolvem RNA voltadas a melhorias de desempenho em tarefas de controle. Neste cenário, este trabalho vem contribuir para a tarefa de controle de carga-frequência para PCHs, através da utilização da RNA MLP.

A pesquisa culminou em resultados satisfatórios que mostram que um esquema de controle PID dinâmico baseado em RNA alcança desempenho superior a um esquema de controle com PID fixo.

Desenvolveu-se o modelo e realizou-se as simulações, através de diagrama de blocos, do modelo simplificado da planta de uma PCH, sem controle, com controle PID fixo e com controle PID dinâmico, através do Simulink, no Matlab.

As simulações permitiram construir o banco de dados necessário para treinar a rede MLP que foi utilizada para aproximar o modelo que mapeia valores de K_p , K_i e K_d para diversos valores de flutuação de conjugado eletromecânico, de modo que os parâmetros de controle sejam sempre atendidos. O modelo construído pela MLP permite um ajuste suave dos valores de K_p , K_i e K_d de forma a garantir estabilidade no controle de carga-frequência.

Na etapa final do trabalho realizou-se a comparação, tanto qualitativa como quantitativa, da performance de regulação da frequência para a planta sem controle, com PID fixo e com PID dinâmico baseado em MLP.

Os resultados finais obtidos foram satisfatórios, pois o controlador PID dinâmico proposto foi capaz de alcançar melhores valores para os 4 parâmetros de controle considerados, além de garantir a estabilidade devido ao ajuste suave entre os valores de K_p , K_i e K_d .

7.1 RESUMO DAS CONTRIBUIÇÕES DESTE TRABALHO

As principais contribuições deste trabalho são as seguintes:

1. Revisão bibliográfica sobre hidroeletricidade;
2. Revisão bibliográfica sobre redes neurais artificiais e suas aplicações em tarefas de controle;
3. Simulações e análise de comportamento de uma planta de PCH operada sem controle, com controle PID fixo e com controle PID dinâmico ajustado por RNA;

4. Comprovação da eficácia do sistema com controle PID dinâmico ajustado por RNA, através da definição de uma métrica quantitativa.

7.2 SUGESTÕES DE TRABALHOS FUTUROS

A pesquisa realizada neste trabalho pode avançar muito mais e oferecer novas contribuições, além das contribuições que foram aqui desenvolvidas, afim de obter resultados de desempenho mais práticos e eficientes. Como recomendações de trabalhos futuros para o avanço desta pesquisa, são apresentadas algumas sugestões.

1. Implementar a mesma estratégia de controle, utilizando outras RNAs, realizando uma análise comparativa de desempenho entre elas;
2. Construir outros esquemas de controle com outros paradigmas, além do PID, como por exemplo o controlador por avanço de fase;
3. Remodelar a planta da PCH representando os subsistemas do gerador, de forma a permitir simulações de flutuação de corrente na saída do gerador;
4. Realizar os ajustes dos valores de PID através da metodologia do lugar das raízes;
5. Implementar as mesmas estratégias de controle para um hidrogerador conectado à rede elétrica e fazer análises de ângulos de carga do gerador operando em estágio permanente.
6. Comparar o controle PID dinâmico baseado em RNA com outro PID que ajusta os pesos por outros métodos.
7. Estabelecer método de otimização que defina automaticamente os valores de K_p , K_i e K_d para montar a tabela 2.

8. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ALVES, M. P. **Caracterização de Padrões de Descargas Parciais em Hidrogeradores utilizando Técnicas de Inteligência Computacional**. p.30, Dissertação (Mestrado) - Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Universidade Federal do Pará. Belém, PA. 2015.
- AQUINO, P. L. M. et al. **Inteligência computacional aplicada à modelagem e otimização de bioprocessos**. 2016.
- BARRETO, G. A. **Perceptron Multicamadas e o Algoritmo de Retropropagação do Erro**. Universidade Federal do Ceará (UFC), 2007. Notas de Aula.
- BISHOP, C. M. **Neural networks for Pattern Recognition**. Clarendon Press, Oxford, 1995.
- BOLTON, W. **Engenharia de Controle**. Makron Books, São Paulo. 497 p. ISBN 85-346-0343-X. 1995.
- BRAGA, A. P.; CARVALHO, A. C. P. L. F.; LUDERMIR, T. B. **Redes Neurais Artificiais: teoria e aplicações**. Ed LTC. 2000.
- BRASIL, F. de S. **Estudo Experimental de Técnicas de Medição de Descargas Parciais nos Enrolamentos Estatóricos de Hidrogeradores**. p.6, Dissertação de Mestrado, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Universidade Federal do Pará, Belém, Pará, 2013.
- CAMPAGNOLI, F.; DINIZ, N. C. **Gestão de Reservatórios de Hidrelétricas**. São Paulo. 1ª ed. 2012.
- CARD, G. A.; PARKER, D.W. **Electro-hydraulic Servo Valves**. Engineering, june 1984.
- DAS, J. C.; CASEY, J. *Characteristics and analysis of starting of large synchronous motors*, **Industrial and Commercial Power Systems Technical Conference**, 199 IEEE. p.10, Aug 1999.
- DEANE, J. P. et al. Techno-economic review of existing and new pumped hydro energy storage plant. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 14, n. 4, p. 1293-1302, 2010.
- DUARTE, J. M. G.; CALCINA, A. M.; GALVÁN, V. R. **Instrumentação geotécnica de Obras Hidrelétricas Brasileiras: Alguns Casos Práticos Atuais**. In: XIII COBRAMSEG - Congresso Brasileiro de Mecânica dos Solos e Eng. Geotécnica, Curitiba, 2006. XIII COBRAMSEG - Congresso Brasileiro de Mecânica dos Solos e Eng. Geotécnica. Curitiba: ABMS, 2006.
- EYNG, E. **Controle Feedforward-Feedback aplicado às colunas de absorção de produção de etanol por fermentação**. Campinas, SP. Tese (Doutorado) – Programa de Pós-Graduação em Engenharia Química, Universidade Estadual de Campinas. 2008.
- FACURE, M. **Entendendo a Importância da Ativação Correta nas Redes Neurais**. Universidade de Brasília (UnB), Brasília, DF, 2017.

FAJONI, F. C. **Estudo sobre determinação de parâmetros elétricos de geradores síncronos de pólos salientes**. Campinas, SP. Dissertação (Mestrado) - Universidade Estadual de Campinas. 2010.

FANG, W.; HUANG, Q.; HUANG, S.; YANG, J.; MENG, E., Li, Y. **Optimal sizing of utility-scale photovoltaic power generation complementarily operating with hydropower: A case study of the world's largest hydro-photovoltaic plant**, *Energy Conversion and Management*, vol. 136, pp. 161-172. 2017.

FEMA – Federal Emergency Management Agency, **Federal Guidelines For Dam Safety**, U. S. Department Of Homeland Security, USA, 2004.

GAIO, Luiz Eduardo; DE CASTRO JÚNIOR, Luiz Gonzaga; DE OLIVEIRA, André Ribeiro. Previsão de preço futuro do boi gordo na BM&F: uma comparação entre modelos de séries temporais e redes neurais. **Organizações Rurais & Agroindustriais**, v. 9, n. 2, 2007.

GE – GEVISA: **Notas Técnicas Motores NT-02**, 2000. Disponível em: <<http://www.geindustrial.com.br/download/artigos/nt02.pdf>>. Acesso em: Junho 2019.

GODWIN, GURNEY L.; MERRILL, EDGAR F. *Oscillatory Torques During Synchronous Motor Starting*. **IEEE Transactions on Industry and General Applications**, p. 258 – 265, VOL. IGA-6, NO. 3, MAY/JUNE 1970.

GOLDEMBERG, J.; CHU, S. **Toward a sustainable energy future**. ISBN 978-90-6984-531-9. Copyright InterAcademy Council, 2007.

GUIMARÃES, L.B. **Máquinas hidráulicas**. Curitiba: UFPR, 1991.

HAMMID, A. T., et al. **Load Frequency Control for Hydropower Plants using PID Controller**. In ISSN: 2180-1843 e-ISSN: 2289-8131, v. 8, n. 10, 2016.

HAYKIN, S. **Redes Neurais- Princípios e Práticas**. BOOKMAN, São Paulo, 2ª ed. 2001.

IEA. Technology Roadmap: **Hydropower**. **International Energy Agency**. Paris. 2012. Disponível em: <<https://www.iea.org/publications/freepublications/>> Acesso em: Fevereiro 2019.

JASA et al. **PID Control for micro-hydro power plants based on neural network**. Proceedings of the IASTED Conference April 2 - 4, 2012 Phuket, Thailand, Modeling, Identification, and Control. AsiaMIC. 2012.

KORDYLEWSKI, H.; GRAUPE, D.; LIU, K. A novel large-memory neural network as an aid in medical diagnosis applications. **Ieee Transactions on Information Technology in Biomedicine**, v. 5, n. 3, p. 202-209, Sep 2001. ISSN 1089-7771. Disponível em: <://WOS:000170769300004 >.

MAAS, Andrew L, et. al. **Rectifier nonlinearities improve neural network acoustic models**. In **Proc. ICML**, volume 30, 2013.

MIRANDA, F. A.; FREITAS, S. R. C.; FAGGION, P. L. Integração e interpolação de dados de anomalias ar livre utilizando-se a técnica de RNA e krigagem. **Boletim de Ciências Geodésicas**, v.15, n.3, p. 428-443, 2009.

MITRA, S.; HAYASHI, Y. Neuro-fuzzy rule generation: Survey in soft computing framework. **Ieee Transactions on Neural Networks**, v. 11, n. 3, p. 748-768, May 2000. ISSN 1045-9227. Disponível em: <://WOS:000087732100020 >.

MWH. **Technical Analysis of Pumped Storage and Integration with Wind Power in the Pacific Northwest** : Final Report : prepared for: U.S. Army Corps of Engineers Northwest Division Hydroelectric Design Center. 2009. Disponível em: <<http://www.hydro.org/wp-content/uploads/2011/07/PS-Wind-Integration-FinalReport-without-Exhibits-MWH-3.pdf>>. Acesso em: Maio 2019.

NAMETALA, CINIRO A. L. **Construção de um Robô Investidor baseado em Redes Neurais Artificiais e Preditores Econométricos**. 2017. 181 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) - Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, 2017.

NEGRI, V. J. **Modelagem de servomecanismos hidráulicos e simulação de um servomecanismo mecânico-hidráulico**. Dissertação (Mestrado). Universidade Federal de Santa Catarina. 1987.

NIED, A. **Treinamento de redes neurais artificiais baseado em sistemas de estrutura variável com taxa de aprendizado adaptativa**. Tese (Doutorado) – Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, MG. 2007.

NIEMAS, F.J. Jr. **Understanding Servovalves and Using them Properly** - Part 1. Hydraulics & Pneumatics, p. 152 - 157. 1977.

OGATA, K. **Engenharia de Controle Moderno**. 5. ed. São Paulo: Pearson, 2011.

ONS (Operador Nacional do Sistema). **Submódulo 11.1**, 2009. Disponível em: <<http://ons.org.br/ProcedimentosDeRede/M%C3%B3dulo%2011/Subm%C3%B3dulo%2011.1/Subm%C3%B3dulo%2011.1%202016.12.pdf#search=modulo%2011%2E1>>. Acesso em fevereiro 2019.

PAULILO, G. **Qualidade de Energia**. São Paulo. 2013

PINHEIRO, H. B. **Sistema especialista para operação de subestações de energia elétrica**. 1995. 91 f. Dissertação (Mestrado) - Universidade Estadual de Campinas, Campinas, SP. Disponível em: <<http://www.repositorio.unicamp.br/handle/REPOSIP/259587>>. Acesso em: julho 2019.

RAO, D. H.; KAMAT, H. V. Neuro-fuzzy system for robotics applications. **Journal of the Institution of Electronics and Telecommunication Engineers**, v. 42, n. 4-5, p. 325-333, 1996.

ROCHA, J. E. **Qualidade da energia elétrica**. Curitiba, PR. Universidade Tecnológica Federal do Paraná. 2016.

ROSENBLATT, F. The perceptron: A probabilistic model for information storage and organization in the brain. **Psychological Review**, v.65, n.6, p. 386-408, 1958.

RUMELHART, D. E.; HINTON, G. E.; e WILLIAMS, R. J. “Learning internal representations by error propagation,” in **Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructures of Cognition**, volume I: Foundations, chapter 8, pages 318-362. MIT Press, Cambridge, Massachusetts, 1986.

SELAU, L. P. R. **Redes neurais artificiais no contexto estatístico**. Porto Alegre: UFRGS, 2000. Monografia apresentada para obtenção do grau de Bacharel em Estatística, Departamento de Estatística, Instituto de Matemática, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, 2000.

SEVENIA. **Principais Parâmetros da Qualidade da Energia Elétrica**. Disponível em: <<https://www.sevenia.com.br/pq-parameters/>> Acesso em fevereiro 2019.

SILVA, J. M., MACHADO, Z. C. **Processo de Modernização do Sistema de Automação, Supervisão e Controle da UHE Tucuruí**. Tucuruí, PA. Monografia. Universidade Federal do Pará. 2013.

SILVEIRA, J. F. A. **Instrumentação e Comportamento de Fundações de Barragens de Concreto**. São Paulo: Oficina de Textos, 2003.

SIMONE, G. A. **Centrais e Aproveitamentos Hidrelétricos: Uma Introdução ao Estudo**. Editora Érica Ltda, São Paulo, 1ª ed. 2013.

STORE. **Development of Bulk Energy Storage & Natura 2000**: Deliverable 3.3. [s.d.]. Disponível em: <http://www.storeproject.eu/documents/results/en_GB/development-of-bulk-energy-storage-natura2000>. Acesso em: Março de 2019.

STRANGES, N. *Calculation of the Starting Performance of Solid Pole Synchronous Motors by the Time-Stepping Finite Element Method*. **Power and Energy Society General Meeting – Conversion and Delivery of Electrical Energy** in the 21 st Century, IEEE, July 2008.

TAFNER, M. A.; XEREZ, M.; RODRIGUES, I. W. R. **Redes Neurais Artificiais: Introdução e princípios de neurocomputação**. Ed. EKO. 1995.

TOLMASQUIM, M. T. **Energia Renovável**. Empresa de Pesquisa Energética (EPE). 2016.

UEMORI, M., ROCHA, J., **Fundamentos de Projetos e Reabilitação de Geradores para Centrais Hidrelétricas**, Princípios de Manutenção e Reabilitação de Geradores Síncronos, Brasil, 2012.

VILLWOCK, R. **Técnicas de agrupamento e de hierarquização no contexto de kdd – aplicação a dados temporais de instrumentação geotécnica-estrutural da usina hidrelétrica de ITAIPU**. Curitiba, PR. Tese (Doutorado). Universidade Federal do Paraná. 2009.

WEG – **Artigo técnico sobre Motores Síncronos**, 2003. Disponível em: <<http://catalogo.weg.com.br/files/wegnet/WEG-motores-sincronos-artigo-tecnico-portugues-br.PDF>>. Acesso em: junho de 2019.

WERBOS, P. **Beyond regression: new tools for prediction and analysis in the behavioral sciences**, Thesis (PhD), Harvard University, Boston, MA. 1974.

WIDROW, B.; HOFF, M. E. **Adaptive switching circuits**. IRE WESCON Convention Record, New York: IRE Part 4, pp. 96-104. 1960.

XU, Bing, et al. **Empirical Evaluation of Rectified Activations in Convolution Network**. In arXiv:1505.00853, v.2, 2015.

ZUCULIN, S. **Curso Segurança de Barragens**. Faculdade de Engenharia Civil de Ilha Solteira – FEIS, UNESP, Ilha Solteira, SP, 2012.