



UNIVERSIDADE DO ESTADO DO AMAZONAS
ESCOLA SUPERIOR DE TECNOLOGIA
ENGENHARIA DE CONTROLE E AUTOMAÇÃO

Ramon Silva de Freitas

SISTEMA DE CONTROLE DE NÍVEL EM LÍQUIDOS UTILIZANDO REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

Manaus
2019

Ramon Silva de Freitas

SISTEMA DE CONTROLE DE NÍVEL EM LÍQUIDOS UTILIZANDO REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

Trabalho de Conclusão de Curso submetido à Coordenação do curso de Engenharia de Controle e Automação da Universidade do Estado do Amazonas como parte dos requisitos necessários para a obtenção do grau de Engenheiro em conformidade com as normas ABNT.

Orientador Dr. Jose Ruben Sicchar Vilchez

Manaus
2019

Ramon Silva de Freitas

SISTEMA DE CONTROLE DE NÍVEL EM LÍQUIDOS UTILIZANDO REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

Trabalho de Conclusão de Curso submetido à Coordenação do curso de Engenharia de Controle e Automação da Universidade do Estado do Amazonas como parte dos requisitos necessários para a obtenção do grau de Engenheiro em conformidade com as normas ABNT.

Trabalho aprovado. Manaus, 05 de Dezembro de 2019:



.....
Jose Ruben Sicchar Vilchez



.....
Walter Andres Vermehren Valenzuela



.....
Israel Mazaira Morales

Manaus
2019

AGRADECIMENTOS

Eu gostaria de agradecer primeiramente a Deus, pela sua infinita misericórdia e bondade para comigo. A toda a minha família por tudo o que me tem dado e pela forma como tem contribuído para a minha formação, especialmente a meu pai Jose Roberto e minhas mães Alzilete Pinheiro e Ivoneide Couto e ao meu irmão Roberto Freitas e minha irmã Danielly Freitas.

Ao professor Jose Ruben Sicchar Vilchez, agradeço o apoio e compreensão que me dispensou, a criação de condições, para o desenvolvimento deste trabalho e o constante incentivo e entusiasmo. Agradeço também aos colegas de curso pela parceria, em especial ao meu grande amigo Rafael Facioni Scalabrin que enfrentou em conjunto comigo os momentos de dificuldade no decorrer dessa jornada.

Não poderia de deixar de agradecer também a minha namorada Luana Lucia que esteve sempre ao meu lado e nunca deixou de acreditar em mim. Seu apoio e suporte foram de fundamental importância para cumprir mais este objetivo.

Quero expressar o meu agradecimento profundo e sincero a Universidade do Estado do Amazonas, especialmente a todos os docentes do curso de engenharia de Controle e Automação, que de alguma forma contribuíram para a realização deste projeto que culminou nesta Monografia.

*“Because of the Lord’s great love we are not consumed, for his compassions never fail.
They are new every morning, great is your faithfulness.”
(Lamentations 3:22-23)*

RESUMO

Neste trabalho é desenvolvido um sistema de controle por modelo de referência para o controle de nível de líquidos em dois reservatórios acoplados, a partir de um programa computacional, no qual são desenvolvidos dois sistemas baseado em redes neurais artificiais: o identificador neural com o objetivo de realizar a identificação do sistema e o controlador neural que controla o processo de forma a seguir um modelo de referência. O sistema de controle de nível de líquido tem papel significativo nas indústrias de processo atualmente. Controladores PID convencionais geralmente não funciona efetivamente para tais sistemas. Para tal estudo foi utilizado uma planta didática de controle de nível onde foram realizados testes no processo afim de realizar identificação do sistema. Para que então se pudesse projetar os controladores com intuito de analisar e comparar a resposta transitória entre os índices. O desempenho de controlador é comparado com base nas especificações do domínio do tempo logo os resultados obtidos mostram a aplicabilidade do sistema neural, no qual pode ser utilizado em processos de maior complexibilidade na indústria.

Palavras-chaves: Controle adaptativo. Controlador neural. redes neurais artificiais.

ABSTRACT

In this work a reference model control system is developed for the liquid level control in two coupled reservoirs, from a computer program, in which two systems based on artificial neural networks are developed: the neural identifier with the objective of perform system identification and the neural controller that controls the process to follow a reference model. The liquid level control system plays a significant role in the process industries today. Conventional PID controllers generally do not work effectively for such systems. For this study a level control didactic plant was used where tests were performed in the process in order to realize the system identification. So that one could design the controllers in order to analyze and compare the transient response between the indices. The controller performance index is compared based on time domain specifications and the results show the applicability of the neural system, which can be used in processes of greater complexity in the industry.

Key-words: Control adaptive. Neural controller. Artificial neural system.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 – Etapas do processo de identificação	19
Figura 2 – Diagrama de blocos do modelo ARMAX	20
Figura 3 – Protocolo OPC: Relação Cliente/Servidor	22
Figura 4 – Esquema de uma unidade de processamento	25
Figura 5 – Organização em camadas	26
Figura 6 – RNA Feedforward de uma única camada	27
Figura 7 – RNA feedforward com uma camada escondida e totalmente conectada	28
Figura 8 – Aprendizagem supervisionada	29
Figura 9 – Diagrama de bloco de um identificador neural	31
Figura 10 – Diagrama de blocos de um neurocontrolador adaptativo	32
Figura 11 – Bancada Didática NVPT	37
Figura 12 – Novo Desing da bancada NVPT	39
Figura 13 – Tanques Acoplados	40
Figura 14 – Reservatório inferior	40
Figura 15 – Funcionamento Nominal do processo	40
Figura 16 – Sensor ultrassonico XX930A1A1M12	41
Figura 17 – Sensor de Vazão DS8030	42
Figura 18 – Motobomba	43
Figura 19 – Válvula Contínua	43
Figura 20 – CLP TWDLCAA40DRF	44
Figura 21 – Configuração do CLP	44
Figura 22 – Configuração OPC	45
Figura 23 – Aquisição de dados	46
Figura 24 – Modelo de Identificação Válvula/Nível	47
Figura 25 – Ferramenta System Identification Tools do software Matlab.	47
Figura 26 – Resposta temporal do nível ao degrau aplicado na válvula	48
Figure 27 – Resposta temporal do nível ao degrau aplicado na motobomba.	49
Figure 28 – Malha de nível	49
Figure 29 – Comportamento do Modelo de Referência	50
Figure 30 – Estrutura do Neurocontrolado	51
Figura 31 – Identificação da planta	52
Figura 32 – Análse do treinamento	52
Figura 33 – Resultados para validação do modelo de referência	53
Figura 34 – Treinamento do Neucontrolador	54
Figura 35 – Esquema para projeto do controlador PID	54
Figura 36 – Resposta temporal oscilatória do sistema	55

Figura 37 – Estrutura de simulação do controlador PID	55
Figura 38 – Esquema do Controlador Neural aplicado na Bancada NVPT	56
Figura 39 – Esquema do Controlador PID aplicado na Bancada NVPT	56
Figura 40 – Malha de Nível sem Ação de Controle	57
Figura 41 – Resposta do Sistema sem Ação de Controle	57
Figura 42 – Simulação dos controladores Neural e PID	58
Figure 43 – Ensaio em Funcionamento Nominal do Controlador Neural	59
Figura 44 – Análise de estabilidade do sistema de controle	60

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Método de sintonização Ziegler Nichols	33
Table 2 – Respostas transitórias do sistema com a implementação dos controladores Neural e PID	58
Tabela 3 – Especificações da motobomba	66

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	13
1.1	Problemática	14
1.2	Motivação	14
1.3	Justificativa	14
1.4	Objetivo	15
1.4.1	Objetivos específicos	15
1.5	Metodologia	16
1.6	Organização do Trabalho	17
2	REFERENCIAL TEÓRICO	18
2.1	Identificação de Sistemas	18
2.1.1	Modelos Autorregressivos	20
2.1.2	Validação do Modelo	20
2.2	Protocolo de comunicação OPC	21
2.3	Kepserverex	22
2.4	CLP (Controlador Lógico Programável)	23
2.5	Matlab	23
2.5.1	Simulink	23
2.5.2	OPC Toolbox	24
2.5.3	System Identification Tools.	24
2.6	Redes Neurais Artificiais	24
2.6.1	Características Gerais das Redes Neurais	24
2.6.2	Arquiteturas e topologia das RNAs	26
2.6.3	Processos de Aprendizado	28
2.6.4	Função de Ativação e Vaidação de Redes Neurais	29
2.6.5	Algoritmos de Treinamento Backpropagation	29
2.6.6	Algoritmo de Levenberg-Maquardt	30
2.7	Neurocontroladores	30
2.7.1	Identificadores Neurais	31
2.7.2	Neurocontrolador Adaptativo por Modelo de Referência	32
2.8	Método de sintonização de Ziegler e Nichols	33
3	ESTADO DA ARTE	34
3.1	Implantação do controlador preditivo multivariável DMC em uma planta piloto pereira2011implantacao	34

3.2	Controle de nível em um tanque sujeito a perturbações e mudanças do valor de referência	34
3.3	Controle de um sistema de tanques acoplados utilizando redes neurais artificiais	35
3.4	Identificação de sistema de controle de nível baseado em bloco fuzzy do labview	35
3.5	Melhorias na dinâmica da bancada nível vazão pressão temperatura	36
4	MATERIAIS E MÉTODOS	37
4.1	Arquitetura	37
4.1.1	Bancada NVPT	37
4.1.2	Sensores e Atuadores	41
4.1.2.1	Sensor Ultrasônico	41
4.1.2.2	Medidor de Vazão	42
4.1.2.3	MotoBomba	42
4.1.2.4	Controlador Lógico Programável Schneider	43
4.2	Aquisição de Dados do Processo	44
4.2.1	Configuração do CLP	44
4.2.2	Comunicação entre Protocolo OPC e Matlab	45
4.2.3	Identificação da Malha de Nível	46
4.3	Execução	50
4.3.1	Construção do Neurocontrolador	50
4.4	Sintonia do Neurocontrolador Adaptativo por Modelo de Referência	51
4.4.1	Treinamento do Identificador Neural	51
4.4.2	Treinamento do Neurocontrolador Adaptativo por Modelo de Referência	53
4.4.3	Sintonia de controladores PID por Ziegler-Nichols	54
4.4.4	Aplicação do controlador PID e Neurocontrolador na Bancada NVPT	56
5	RESULTADOS OBTIDOS	57
5.1	Malha de Nível sem Ação de controle	57
5.2	Simulação do Neurocontrolador e PID da Malha de Nível	58
5.3	Ensaio do Neurocontrador e do PID no processo Real	59
6	CONCLUSÕES	61
6.1	Dificuldades encontradas	61
6.2	Trabalhos Futuros	62
	REFERÊNCIAS	63

	ANNEX A – ESPECIFICAÇÕES TÉCNICAS DOS COMPONENTES	66
A.1	Especificações do CLP	66
A.2	Especificações técnicas da motobomba	66
A.3	Especificações do Sensor ultrassônico XX930A1A1M12	66
A.4	Especificações do sensor de vazão DS8030	67

1 INTRODUÇÃO

Atualmente, os sistemas de controle automático assumem um papel importante para o desenvolvimento industrial, cada vez mais eles buscam melhorias nos processos em relação a precisão, confiabilidade e segurança. Em relação aos ambientes industriais, por exemplo, diversos processos necessitam que os níveis de líquidos sejam mantidos dentro de valores determinados e ser capaz de aceitar novos valores para o adequado funcionamento do sistema. Tornar este processo instrumentalizado e automatizado faz com que ele se otimize, já que isso proporcionará uma diminuição da mão de obra, diminuição do tempo de controle durante o processo e maior segurança uma vez que afastará a necessidade da mão de obra humana.

Uma das alternativas possíveis para alguns sistemas não lineares é a utilização de modelos linearizados dentro de certos limites. Já uma outra alternativa à classe de controladores do tipo PID(Proporcional Integral Derivativo) é a utilização de técnicas de Inteligência Artificial (IA) (e.g. lógica nebulosa, sistemas especialistas, redes neurais artificiais etc.) na concepção de controladores que terão habilidade para lidar melhor com as não linearidades e com eventos não esperados presentes na maioria dos processos.

A inteligência artificial busca prover máquinas com a capacidade de realizar algumas atividades mentais do ser humano. O estudo da IA contribui não somente para o aperfeiçoamento das máquinas, mas também para a motivação em conhecer melhor as próprias atividades metais humanas. As redes neurais artificiais são dispositivos não-lineares, inspirados na funcionalidade dos neurônios biológicos, aplicados no reconhecimento de padrões, na otimização e na previsão de sistemas complexos.

As redes neurais artificiais cujo as técnicas proporcionam implementações em sistema de controle não lineares são utilizadas devida as suas características de mapeadores universais e capacidade de aprender por treinamento. Tais particularidades fizeram as redes neurais artificiais adequada para resolver uma variedade de problemas. A maioria dessas publicações abrange cinco principais áreas: controle de processos, modelagem dinâmica, previsão diagnóstico de falhas e otimização.

Neste âmbito, torna-se relevante realizar um estudo comparativo entre estes dois métodos de controle citados, logo este trabalho tem como objetivo desenvolver um neuro-controlador adaptativo por modelo de referência para o controle de nível de líquidos em dois reservatórios acoplados, em escala de laboratório, capaz de garantir o desempenho do processo em caso de variação do setpoint a partir da implementação de módulos de controle baseados em redes neurais. Apresenta-se uma análise do desempenho dos controladores desenvolvidos para o mesmo ponto de operação do processo de dois tanques acoplados.

1.1 Problemática

Ausência de um sistema de controle neural capaz de manter o nível de líquidos da bancada NVPT(Nível Vazão Pressão Temperatura) em valores pré-estabelecidos.

1.2 Motivação

A importância do desenvolvimento de novas técnicas e abordagem de sistemas de controle tem atraído a atenção de um número cada vez maior de pesquisadores. Os padrões atuais de eficiência, desempenho e segurança exigidos nos sistemas de controle para processos industriais requerem um elevado nível de automação e supervisão. De forma análoga, o controle de nível, temperatura, vazão e pressão de líquidos tem ganhado importância no setor industrial por ser um sistema multimalhas com interações e sujeito a distúrbios, logo necessita de um controle otimizado. O crescimento industrial e a inserção cada vez maior de ferramentas computacionais de automação que possam garantir a confiabilidade, segurança de operação e proteção ambiental nos processos industriais, são fatores sempre motivadores de trabalhos na área de Engenharia de Controle e Automação.

A bancada NVPT permite o controle de quatro malhas de controle: nível, vazão, pressão e temperatura de forma simples malha, não garantindo controle multimalha de nenhum das quatro malhas de controle. A adição de um sistema de controle inteligente tornaria o processo mais eficiente e mais próximo do encontrado nas indústrias locais.

1.3 Justificativa

O sistema de controle de nível de líquidos é extensamente empregado por diversas indústrias e possui múltiplas finalidades, um exemplo seria no controle da quantidade de determinada matéria-prima ou produto. De forma semelhante, a escolha de um sistema de controle inteligente mais eficaz proporcionaria, entre outros fatores, uma redução de gastos e como resultado um aumento na produtividade, em virtude de, quanto mais rápido o sistema entrar em equilíbrio, menos problemas relacionados à variável controlada existiriam.

Outro ponto a se levar em consideração no conteúdo deste projeto, o qual tem relação ao cunho acadêmico do mesmo, pois ele agrega conhecimento e experiência prática por meio do estudo mais aprofundado e dedicação a diversas disciplinas e áreas explanadas no decorrer do curso, e dada a complexidade do mesmo, explorando assuntos que compreendem desde a modelagem, implementação, testes, ajustes e simulações, ou seja, um projeto com início, meio e fim que permite o emprego de conhecimento teórico percorrendo áreas de instrumentação, elétrica, protocolos de comunicação e controle e automação fornecendo

uma base sólida de conhecimentos para serem aplicados em trabalhos futuros tanto na área acadêmica quanto na industrial.

Por fim o processo com dois reservatórios acoplados pode ser utilizado na elaboração de módulos de experimentos a serem usados em laboratório, incentivando alunos e professores ao uso de plataformas baseadas em inteligência artificial, como a rede neurais artificiais, fazendo assim a expansão de atividades práticas aos alunos de engenharia na Escola Superior de Tecnologia-UEA.

1.4 Objetivo

Desenvolver um sistema de controle da variável nível a partir da utilização de técnicas de controle baseados em redes neurais artificiais, desenvolvidos em um programa computacional dotado de comunicação com um CLP (Controlador Lógico Programável).

O sistema desenvolvido possibilitará manter o nível dos líquidos nos reservatórios em seus valores pré-estabelecidos, mesmo com a ocorrência de não linearidades.

1.4.1 Objetivos específicos

- Desenvolver a programação do CLP interligando as entradas advindas dos sensores e válvulas que atuam no processo laboratorial;
- Estabelecer a comunicação entre o CLP implementado na bancada e o software de programação Matlab®, a partir do protocolo de comunicação de dados OPC;
- Realizar a identificação do bancada com relação a válvula e o nível e motobomba nível;
- Realizar a treinamento da rede neural na bancada NVPT com relação a variável nível e abertura da válvula de saída;
- Desenvolver o algoritmo de controle necessário para estabilizar o nível dos líquidos no reservatório, em seu funcionamento nominal, a partir do neurocontrolador via Matlab®;
- Avaliar a performance do neurocontrolador em relação a um controlador tradicional PID em sistema simulado;
- Implementar o sistema desenvolvido na bancada didática no laboratório;
- Avaliar o desempenho do sistema, onde o mesmo deverá manter os níveis de líquidos em valores pré-estabelecidos.

1.5 Metodologia

O trabalho apresentado corresponde a uma pesquisa aplicada, cujo objetivo foi a realização de uma pesquisa exploratória e explicativa sobre o material bibliográfico adquirido sobre o assunto. A coleta de dados foi realizada por meio da documentação dos componentes presentes na bancada e dados experimentais.

Inicialmente, foram realizadas pesquisas bibliográficas na área de controle de nível de líquidos, inteligência artificial, sensores de detecção de nível, controladores lógico programáveis, válvulas reguladoras de fluxo de líquidos e mais, especificamente, em sistemas de controle baseados em redes neurais artificiais.

O projeto foi desenvolvido em uma bancada didática de controle de nível, pressão, vazão e temperatura (NVPT) localizada no laboratório de automação na Escola Superior de Tecnologia. Para possibilitar o desenvolvimento e implementação do sistema proposto foi utilizados dispositivos para controle do processo, tais como: O CLP da Shneider Electric e sua programação em linguagem Ladder, e os sensores e atuadores do processo. Foi realizada uma pesquisa sobre os softwares que foram utilizados no desenvolvimento do projeto: tais como: o Twido suíte, onde é realizada a programação em Ladder do CLP da Shneider Electric; o Matlab para identificação experimental, projeto dos controladores PID e desenvolvimento do algoritmo neural que permitiria o controle da malha de nível.

Consistiu a comunicação do CLP da bancada com o software Matlab por meio do protocolo OPC para a aquisição dos dados mensuráveis do processo para a realização das identificações experimentais das malhas de nível e vazão. Mediante as respostas temporais obtidas foram estimados os modelos matemáticos que representam os comportamentos dinâmicos dessas malhas.

Após a obtenção das funções de transferências das malhas de nível e vazão, foram realizados os projetos dos parâmetros dos controladores PID por meio do método de sintonia de Ziegler e Nichols, utilizando o Matlab e as funções de transferências obtidas na identificação experimental. Por fim, foram realizados ensaios na bancada com a adição dos controladores PID obtidos, visualizando as respostas temporais das malha de nível para comprovar a eficiência dos ajustes realizados, validando os projetos.

Por fim o sistema de controle neural é desenvolvido no software Matlab a partir do toolbox Neural Network, integrado ao protocolo de comunicação OPC, possibilitando enviar e receber dados do CLP da bancada, permitindo a aplicação do algoritmo neural desenvolvido, pois o software Matlab pode receber os dados reais dos processos de nível e vazão armazenados no CLP e aplicar no mesmo à abertura da válvula de atuação contínua e o setpoint ideal de vazão para que o nível do tanque e vazão da bomba possam ser o mais próximo dos valores desejados pelo usuário.

1.6 Organização do Trabalho

Este trabalho está dividido em seis capítulos para uma melhor compreensão. Deste modo, o Capítulo 1 contém uma breve introdução sobre o assunto a ser explanado no trabalho, sua motivação, justificativa para estudar as áreas mencionadas e um resumo da metodologia empregada no desenvolvimento do projeto.

No Capítulo 2 ocorre a apresentação do referencial teórico que se faz necessário para o desenvolvimento do projeto, o qual é exposto mediante a perspectiva de autores de livros, artigos, apostilas e demais trabalhos de pesquisa voltados para a automação de processos, projeto de dispositivos e controladores, constituindo assim um referencial teórico direto, aplicado e baseado inteiramente nas necessidades do sistema.

Em seguida, há o Capítulo 3 que relaciona os trabalhos desenvolvidos no meio acadêmico que tem relação com o projeto implementado, destacando suas semelhanças e diferenças, e a abordagem de cada metodologia.

O Capítulo 4 descreve os materiais e métodos utilizados no desenvolvimento do sistema de supervisão e controle do processo, descrevendo detalhadamente os componentes que constituem o processo laboratorial, e as suas dinâmicas de funcionamento, bem como a configuração do hardware e as definições das variáveis utilizadas no CLP. Neste capítulo é apresentado a modelagem matemática do processo, e a arquitetura global do sistema implementado, sendo divididos em níveis de processo, aquisição de dados e controle .

Já o Capítulo 5 são apresentados e discutidos os resultados obtidos nos ensaios realizados, aplicando uma variação de set point ao nível , a fim de testar desempenho do processo durante a implementação do sistema de controle.

No Capítulo 6, são apresentadas as conclusões obtidas durante a realização deste trabalho, analisando as características de desempenho, viabilidade, vantagens e desvantagens do sistemas de controle desenvolvido, assim como as principais dificuldades encontradas. Neste capítulo são sugeridos alguns trabalhos futuros, de modo a complementar o caso de estudo.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

O capítulo em questão refere-se à apresentação de todo o embasamento teórico que se fez necessário para o desenvolvimento de um sistema de controle constituído por neurocontrolador. Estando aqui organizados de modo sucinto os tópicos estudados para a criação do sistema.

Alguns conceitos iniciais são necessários quando se fala em controle e monitoramento de processos em engenharia de controle e automação.

- **Planta:** A planta pode ser uma parte do equipamento ou apenas um conjunto de componentes de um equipamento que funcione de maneira integrada, com o objetivo de realizar determinada operação(KATSUHIKO, 2010).
- **Sistema:** Um sistema é a combinação de componentes que agem em conjunto para atingir determinado objetivo. Dessa maneira a palavra sistema pode ser aplicada para ser empregada para se referir a sistemas físicos, biológicos, econômicos e outros(KATSUHIKO, 2010).
- **Variável:** Variável de controle 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(KATSUHIKO, 2010).
- **Função de Transferência:** A função de transferência de um sistema é um modelo matemático que constitui um método operacional para expressar a equação diferencial que relaciona a variável de saída à variável de entrada(KATSUHIKO, 2010).
- **Controle:** Controle estuda como agir sobre um dado sistema de modo a obter um resultado arbitrariamente especificado(KATSUHIKO, 2010).
- **Diagrama de Blocos:** O diagrama em blocos de um sistema é uma representação ilustrada das funções desempenhadas por cada um dos componentes do sistema e do fluxo de sinais existente(KATSUHIKO, 2010).
- **Estabilidade:** Um sistema qualquer é estável se e somente se para toda e qualquer entrada limitada, a saída correspondente também for limitada(KATSUHIKO, 2010).

2.1 Identificação de Sistemas

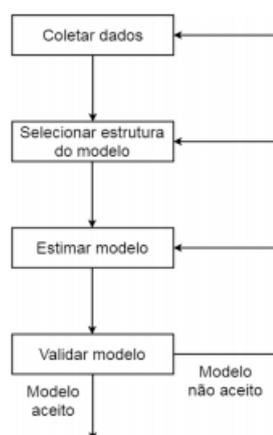
Segundo Monteiro (2006), um sistema pode ser definido como um conjunto de objetos agrupados por alguma interação ou interdependência, de modo que existam relações de

causa e efeito nos fenômenos que ocorrem com os elementos deste conjunto. Uma forma de descrever as relações entre as variáveis e elementos dos sistemas é a partir de modelos.

Em consequência disso, a modelagem matemática visa estudar maneiras de desenvolver e implementar modelos matemáticos adequados a sistemas reais. Esta forma de modelagem simula saídas para o sistema conforme os estímulos (entradas) são aplicados, permitindo, desta forma, a descrição do comportamento dinâmico do sistema (BEDENDO, 2012).

Fundamentalmente, a identificação de sistemas consiste na determinação de um modelo matemático que representa os aspectos essenciais do sistema, caracterizado pela manipulação dos sinais de entrada e saída e que estão relacionados por meio de uma função de transferência contínua ou discreta (LJUNG, 1999). A identificação, de um modo geral, consiste em três etapas: determinação de estrutura, estimação de parâmetros e validação do processo. Na figura 1 ilustra as diferentes etapas de identificação do processo.

Figura 1 – Etapas do processo de identificação



Fonte: (SOUZA, 2018)

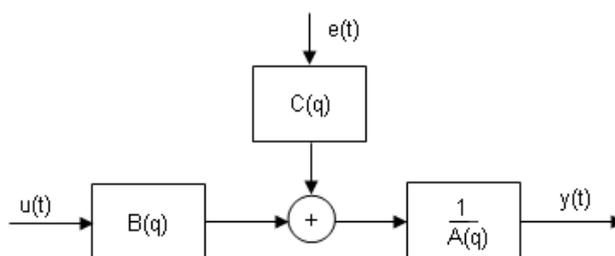
Para modelos lineares, o que deve ser feito nessa etapa é a escolha do número de polos e zeros do modelo e determinar o atraso puro de tempo. Porém, esta escolha não é tão simples quanto parece, podendo trazer incoerência na determinação de parâmetros do modelo, caso seja escolhido uma ordem maior que a verdadeira ou a incapacidade de descrição das características reais do processo, caso seja escolhido uma ordem menor que a real. Existem facilidades para lidar com estes tipos de problemas, como por exemplo, o uso do cancelamento de polos e zeros, caso a ordem escolhida para o modelo seja maior que a ordem real do sistema. Para modelos não-lineares, a escolha da ordem é mais complexa. Nestes modelos, o número de termos presentes é grande e, devido à presença de não-linearidades, muitas técnicas propostas para modelos lineares não são válidas nestes casos. Existem métodos estatísticos de estimação de modelos que podem ser, de certo modo, aplicáveis em representações não-lineares.

2.1.1 Modelos Autorregressivos

De acordo com Campos, Campos e Campos (2010), a utilização dos modelos autorregressivos no contexto industrial é devido a sua capacidade de descrever o comportamento dinâmico de um processo o qual seja impossível ou extremamente complexo sua descrição a partir de métodos tradicionais. Segundo Carvalho e Felipe (2008), estes modelos foram utilizados inicialmente por pesquisadores da área de modelagem para a previsão de problemas de séries temporais e de controle.

Os modelos ARMAX (Auto-Regressive Moving Average with eXogenous inputs) são utilizados em sistemas nos quais os distúrbios presentes no processo são relevantes, conforme apresentado na figura 2.

Figura 2 – Diagrama de blocos do modelo ARMAX



Fonte:(CAMPOS et al.,)

De modo a determinar os coeficientes do modelo apresentado na figura 2, a partir dos dados obtidos experimentalmente, é feita estimação dos parâmetros conforme as equações 2.1 e 2.2 apresentadas:

$$A(q^{-1})y(t) = B(q^{-1})u(t - nk) + C(q^{-1})e(t) \quad (2.1)$$

$$C(q^{-1}) = 1 + c_1q^{-1} + \dots + c_{nc}q^{-nc} \quad (2.2)$$

Devido a sua simplicidade, os modelos ARMAX podem fornecer uma significativa proposta de metodologia na solução de problemas industriais que necessitam de representações matemáticas dos processos.

2.1.2 Validação do Modelo

A validação é um passo importante do processo de identificação de sistemas. Os testes de validação aplicados a um modelo indicam a sua capacidade de representar o sistema original.

Uma das técnicas para se validar é por meio de gráficos, comparando-se os comportamentos real e estimado do sistema a ser validado. É importante um cuidado maior na utilização desta técnica de validação, podendo-se utilizar uma base de dados diferente

da utilizada para a determinação do modelo estimado, obtendo-se assim uma validação generalizada do modelo.

Uma vez estimado um modelo que represente o sistema, deve-se validar esse modelo, pois um bom desempenho na estimação do modelo não garante que esse modelo vai atender às exigências. Entre as diversas técnicas de validação uma é a comparação da resposta do sistema real com a resposta obtida pelo modelo estimado(SOUZA, 2018), .

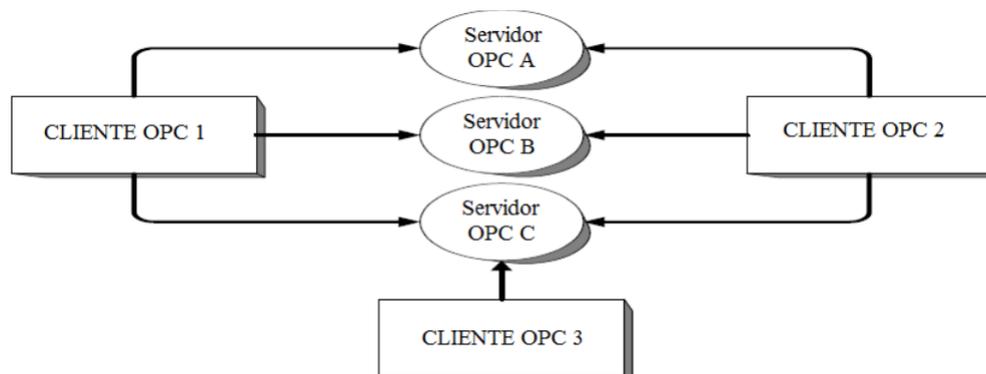
Outra maneira de se validar um modelo é com a utilização de funções de correlação. Esta técnica se faz útil quando a análise gráfica é ineficaz, podendo-se avaliar a possibilidade de uma correção do modelo sem que tenha que ser refeito todo o processo de identificação de sistemas. Essa análise pode ser aplicada aos resíduos, que são a diferença entre os valores reais de saída do sistema e os valores estimados, para a verificação de correlação linear e não-linear. Se os resíduos possuírem alguma correlação, o modelo será considerado polarizado, uma vez que existem evidências de dinâmicas não modeladas contidas nos resíduos. Outros testes são as correlações cruzadas, lineares e não-lineares, entre os resíduos e os dados de entrada e saída do sistema(LJUNG, 1999).

2.2 Protocolo de comunicação OPC

O protocolo de comunicação de dados “OLE for Process Control” (OPC) surgiu em 1996, devido a existência de soluções proprietárias dos equipamentos de fornecedores diversificados e redes de campos a ele associadas, na qual ocasionou o surgimento de sistemas desconexos e dificuldades para sua expansão, induzindo o usuário a agregar aos sistemas iniciais já implementados, e quando necessário, ferramentas do mesmo fornecedor original, ainda que o outro fornecedor possuísse soluções mais interessantes e apropriadas(FORA, 2013).

Segundo Fora (2013), o funcionamento deste protocolo de comunicação tem como essência a tradicional arquitetura cliente/servidor, permitindo que um software cliente possa ser “servido” por um ou mais servidores diferentes, conforme apresentado na figura 3:

Figura 3 – Protocolo OPC: Relação Cliente/Servidor



Fonte: (FORA, 2013)

Este princípio busca solucionar o problema de interoperabilidade dos equipamentos industriais.

Os controles dos processos industriais têm se tornado cada vez mais complexo. Tal complexidade produz grandes quantidades de dados a serem gerenciados pelos três níveis de controle de processos: dispositivos de campo, sistemas de controle e software para gerenciamento e negócios. A integração desses níveis que utilizam dados de inúmeros tipos de equipamentos dos mais diversos fabricantes é de extrema importância para as indústrias (BACOVIS, 2016).

A tecnologia OPC foi desenvolvida para solucionar essa problemática de realizar a comunicação de equipamentos de diferentes fabricantes independente da disponibilidade de drivers de comunicação proprietários. O OPC é um protocolo de comunicação aberto que conecta aplicações Windows e equipamentos de controle de processos permitindo um método consistente de acesso a dados de inúmeros equipamentos dos mais variados fabricantes. Tal tecnologia é construída usando tecnologia Microsoft OLE/COM, mas a especificação OPC foi desenvolvida por uma fundação aberta, a OPC Foundation. Os componentes OPC são classificados em duas categorias: Clientes OPC e Servidores OPC. Um Cliente OPC é um usuário de dados e um Servidor OPC é uma fonte de dados que coleta ou gera dados a partir de um processo, disponibilizando-os aos Clientes OPC (BACOVIS, 2016).

2.3 Kepservex

O Kepservex é um aplicativo para Windows de 32 bits que fornece um meio de aquisição, para um PC, de dados e informações de uma ampla faixa de dispositivos industriais por meio do protocolo de comunicação OPC, como os CLPs, e sistemas em aplicações cliente. O Kepservex pertence à categoria de aplicação "Servidor". É muito comum ouvir o termo "aplicação cliente/servidor" em muitos softwares, disciplinas e segmentos de negócios. No mercado industrial, isso geralmente significa o compartilhamento

de dados de produção entre uma variedade de aplicações, que variam de softwares IHM (Interface humano máquina) a histórico de dados.

2.4 CLP (Controlador Lógico Programável)

O Controlador Lógico programável é definido como um sistema eletrônico operando digitalmente, projetado para uso em ambiente industrial, que usa uma memória programável para armazenagem interna de instruções orientadas para o usuário para implementar funções específicas, tais como lógica seqüencial, temporização, contagem e aritmética, para controlar, por meio de entradas e saídas digitais ou analógicas, vários tipos de máquinas ou processos. O controlador programável e seus periféricos associados são projetados para serem facilmente integráveis em um sistema de controle industrial e facilmente usado em todas suas funções previstas

O CLP é um equipamento de elevada confiabilidade dedicado á execução de programas aplicado para o controle direto do processo. Esses programas podem ser desenvolvidos em determinadas linguagens de programação. É indicado para o controle de seqüenciamentos e de intertravamentos de processos discretos e contínuos e execução de malhas de controle simples (CARVALHO, 2013).

2.5 Matlab

O programa Matlab (que abrevia MATrix LaBoratory – Laboratório de Matrizes) é especializado e otimizado para cálculos científicos e de engenharia. Inicialmente, foi projetado para cálculos com matrizes; ao longo dos anos, se tornou um sistema computacional flexível, capaz de resolver essencialmente qualquer problema técnico. O programa Matlab implementa a liguagem de programação Matlab, juntamente com uma grande biblioteca de funções predefinidas que tornam as tarefas de programação técnica mais fáceis e eficientes (III, 2013).

2.5.1 Simulink

O Simulink é um ambiente de diagrama de blocos para a simulação de variáveis em diversos domínios. Suporta a simulação, a geração automática do código, o teste e a verificação de sistemas contínuos acoplados. Este fornece um editor gráfico, bibliotecas personalizadas de blocos e solucionadores para modelagem e simulação de sistemas dinâmicos. É integrado com o software Matlab permitindo-lhe incorporar algoritmos na linguagem Matlab em modelos e resultados de simulação com exportação para o Matlab para análise posterior.

2.5.2 OPC Toolbox

Segundo a documentação do Matlab o OPC Toolbox fornece acesso online a dados OPC e históricos diretamente no Matlab e Simulink. É possível escrever e registrar dados OPC de dispositivos, como sistemas de controle distribuídos, sistemas de controle de supervisão e aquisição de dados, e controladores lógicos programáveis (CLP). Esta ferramenta permite trabalhar com dados de servidores online e histórico de dados que estejam em conformidade com o padrão OPC Data Access (DA), o padrão OPC Historical Data Access (HDA) e a arquitetura unificada OPC padrão (UA).

2.5.3 System Identification Tools.

O System Identification Tools é uma ferramenta do software Matlab utilizada para a construção de modelos matemáticos de sistemas dinâmicos a partir de dados de entrada e saída medidos no processo. Essa ferramenta permite usar dados de entrada e saída do processo seja no domínio do tempo ou no domínio da frequência para identificar a função de transferência do mesmo.

2.6 Redes Neurais Artificiais

Redes neurais artificiais são fundamentadas nos estudos sobre a estrutura do cérebro humano para tentar emular sua forma inteligente de processar informações. De acordo com Beale e Jackson (1990), apesar de não se conhecer a maneira pela qual o cérebro manipula informações complexas, sabe-se que a modelagem do conhecimento contido em um problema específico pode ser representada por meio de inter-conexões entre células nervosas. Estruturalmente, a rede neural artificial, também conhecida por modelo conexionista de computação, se assemelha à rede neural biológica pela composição de seus neurônios e pela conexão entre eles(WASSERMAN, 1989).

De uma maneira mais exata, pode-se definir uma rede neural artificial como sendo um conjunto de neurônios interconectados por meio de um arranjo, que determinam uma função de transferência ajustável e não linear, que pode ser relacionado a múltiplos valores entre as conexões e os neurônios. A rede neural é composta por unidades de processamento reunidas por meio de canais de comunicação com determinado peso, em que a inteligência da rede é proveniente das interações das unidades de processamento.

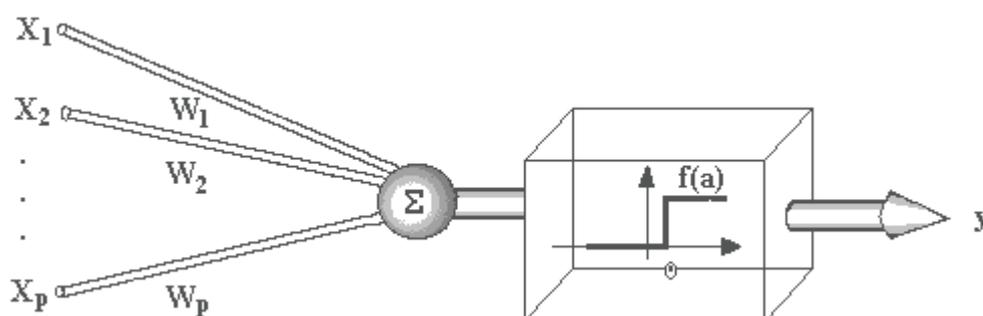
2.6.1 Características Gerais das Redes Neurais

A RNA é composta por várias unidades de processamento, cujo funcionamento é bastante simples. Essas unidades, geralmente são conectadas por canais de comunicação que estão associados a determinado peso. As unidades fazem operações apenas sobre seus dados

locais, que são entradas recebidas pelas suas conexões. O comportamento inteligente de uma Rede Neural Artificial vem das interações entre as unidades de processamento da rede. De acordo com McCulloch e Pitts (1943), a operação de uma unidade de processamento pode ser resumida da seguinte maneira e ilustrada na figura 4:

- Sinais são apresentados à entrada;
- Cada sinal é multiplicado por um número, ou peso, que indica a sua influência na saída da unidade;
- É feita a soma ponderada dos sinais que produz um nível de atividade;
- Se este nível de atividade exceder um certo limite (threshold) a unidade produz uma determinada resposta de saída.

Figura 4 – Esquema de uma unidade de processamento



Fonte: (MCCULLOCH; PITTS, 1943)

Suponha que tenhamos p sinais de entrada X_1, X_2, \dots, X_p e pesos w_1, w_2, \dots, w_p e limitador t ; com sinais assumindo valores booleanos (0 ou 1) e pesos valores reais. Neste modelo, o nível de atividade é dada pela equação 2.3

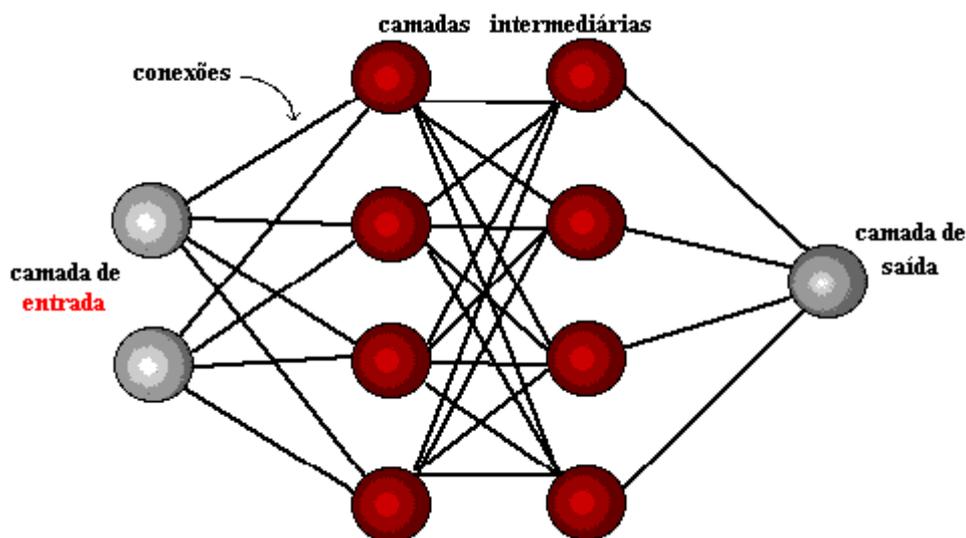
$$a = w_1X_1 + w_2X_2 + \dots + w_pX_p \quad (2.3)$$

A saída y é dada pela equação 2.4

$$y = \begin{cases} 1, & \text{se } a \geq t \\ 0, & \text{se } a < t \end{cases} \text{ ou} \quad (2.4)$$

A maioria dos modelos de redes neurais possui alguma regra de treinamento, onde os pesos de suas conexões são ajustados de acordo com os padrões apresentados. Em outras palavras, elas aprendem mediante a exemplos. Arquiteturas neurais são tipicamente organizadas em camadas, com unidades que podem estar conectadas às unidades da camada posterior de acordo com a figura 5.

Figura 5 – Organização em camadas



Fonte: (MCCULLOCH; PITTS, 1943)

Usualmente as camadas são classificadas em três grupos:

- Camada de Entrada: onde os padrões são apresentados à rede;
- Camadas Intermediárias ou Escondidas: onde é feita a maior parte do processamento, por meio das conexões ponderadas; podem ser consideradas como extratoras de características;
- Camada de Saída: onde o resultado final é concluído e apresentado.

Uma rede neural é especificada, principalmente pela sua topologia, pelas características dos nós e pelas regras de treinamento.

Wasserman (1989) afirma que as redes neurais apresentam um grande número de características observadas no processo cognitivo humano a saber: aprendizado pela experiência, abstração de características essenciais de informações que contém fatos irrelevantes e a generalização a partir de exemplos.

2.6.2 Arquiteturas e topologia das RNAs

A arquitetura e a topologia definem como os neurônios de uma RNA estarão estruturados e conectados uns aos outros, bem como determinando o fluxo entre eles. Pode-se identificar, segundo Haykin e Network (2004), que a arquitetura das RNAs está dividida em:

- Número de camadas: Uma camada (Ex. Perceptron, Adaline), Multi-camadas (Ex. Perceptron);
- Número de neurônios em cada camada;

- Conectividade: Completamente conectada, parcialmente conectada, localmente conectada.

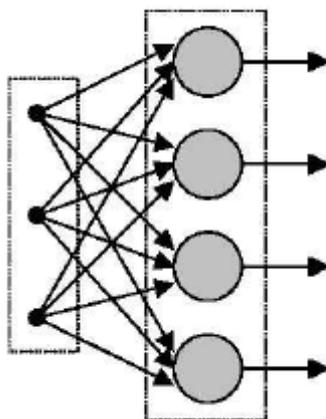
A topologia de uma RNA está relacionada com a forma de como o fluxo de troca de dados ocorre entre os neurônios, também chamado de arranjo de conexões, podendo apresentar as seguintes formas:

- Redes com Alimentação para Frente (Feedforward);
- Redes Recorrentes ou Realimentadas.

Braga, Carvalho e Ludermir (2000) comentam que as redes com Alimentação para Frente (Feedforward) possuem características ideais para o mapeamento estático, enquanto as Redes Recorrentes ou Realimentadas apresentam desempenho superior para processamento temporal.

Segundo Iyoda (2000), a camada de entrada não é considerada na contagem do número de camadas, pois esta tem apenas a função de distribuir cada uma das entradas da rede a todos os neurônios da camada seguinte, sem as modificar. Portanto, o número de camadas de uma RNA é definido somente pelas camadas que contém nós computacionais. A figura 6 ilustra uma rede feedforward com somente uma camada.

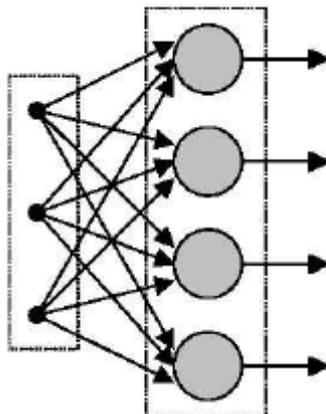
Figura 6 – RNA Feedforward de uma única camada



Fonte: (BRAGA; CARVALHO; LUDERMIR, 2000)

As RNAs que possuem mais de uma camada com nós computacionais apresentam uma capacidade de processamento não-linear elevada, isso devido ao maior número de sinapse entre as camadas. A camada posicionada entre a camada de entrada e a camada de saída recebe o nome de camada escondida. A figura 7 é ilustrada uma RNA feedforward com uma camada escondida e totalmente conectada.

Figura 7 – RNA feedforward com uma camada escondida e totalmente conectada



Fonte: (BRAGA; CARVALHO; LUDERMIR, 2000)

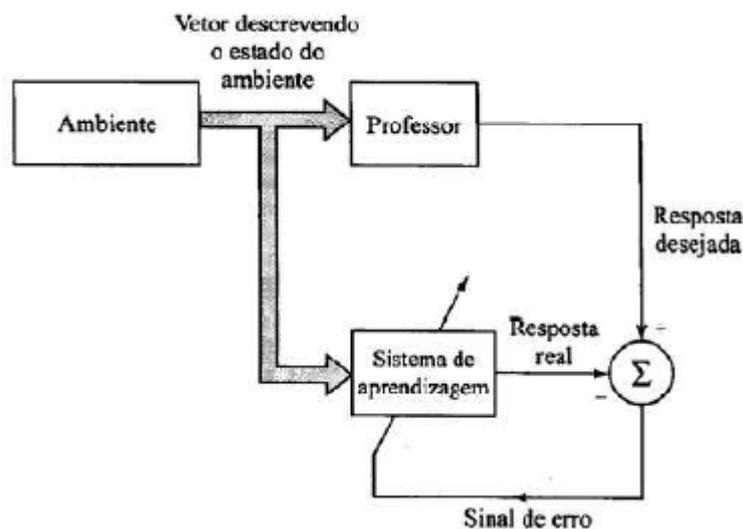
2.6.3 Processos de Aprendizado

A propriedade mais importante das redes neurais é a habilidade de aprender de seu ambiente e com isso melhorar seu desempenho. Isso é feito por meio de um processo iterativo de ajustes aplicado a seus pesos, o treinamento. O aprendizado ocorre quando a rede neural atinge uma solução generalizada para uma classe de problemas. Denomina-se algoritmo de aprendizado a um conjunto de regras bem definidas para a solução de um problema de aprendizado. Existem muitos tipos de algoritmos de aprendizado específicos para determinados modelos de redes neurais, estes algoritmos diferem entre si principalmente pelo modo como os pesos são modificados. Outro fator importante é a maneira pela qual uma rede neural se relaciona com o ambiente. Nesse contexto existem os seguintes paradigmas de aprendizado:

- Aprendizado Supervisionado, quando é utilizado um agente externo que indica à rede a resposta desejada para o padrão de entrada;
- Aprendizado Não Supervisionado (auto-organização), quando não existe uma agente externo indicando a resposta desejada para os padrões de entrada;
- Reforço, quando um crítico externo avalia a resposta fornecida pela rede.

Dentre o paradigma de aprendizagem, somente o método de aprendizagem supervisionada será abordado neste trabalho, logo o método de aprendizado supervisionado é caracterizado pela presença de um supervisor externo (professor), que após a apresentação dos padrões (entradas e as saídas desejadas) avalia a resposta da rede e ajusta os pesos sinápticos (BRAGA; CARVALHO; LUDERMIR, 2000). Na figura é apresentado um diagrama de blocos da aprendizagem supervisionada.

Figura 8 – Aprendizagem supervisionada



Fonte: (BRAGA; CARVALHO; LUDERMIR, 2000)

Os algoritmos para aprendizado supervisionado mais difundidos são a regra delta e o algoritmo de retropropagação do erro.

2.6.4 Função de Ativação e Validação de Redes Neurais

As funções de ativação podem ser divididas em dois grupos fundamentais, as parcialmente diferenciáveis e totalmente diferenciáveis, quando se considera seus domínios de definição completa (VIEIRA, 2018). As funções degrau (limiar), sinal e rampa simétrica são as três principais funções parcialmente diferenciáveis. Para as funções totalmente diferenciáveis tem-se as funções logística, tangente hiperbólica e gaussiana. Existe uma infinidade de outras funções de ativação, porém para nível de conhecimento deste trabalho o último grupo é de grande utilidade.

A validação de uma rede neural artificial é realizada de forma similar à validação proposta em identificação de sistemas. Nesta validação é apresentada à rede, uma base de dados de entrada, obtendo-se uma base de dados de saída estimada que é comparada de maneira gráfica com os dados de saída reais do sistema modelado. Na maioria das vezes, a utilização do algoritmo de treinamento backpropagation traz um forte poder de generalização para a rede neural artificial.

2.6.5 Algoritmos de Treinamento Backpropagation

É o algoritmo de aprendizagem mais usado quando se trata de redes multilayer perceptron (MLP). Largamente utilizado em problemas de identificação, reconhecimento de fala e imagem e previsão de séries temporais (HAYKIN et al., 2001). O treinamento ocorre em duas fases: a fase forward, em que o pulso percorre a rede no sentido “para a

frente”, e a fase backward, em que o pulso volta. O peso é ajustado utilizando-se os erros entre as saídas da camada de saída e as saídas das camadas ocultas.

Para que a rede neural melhore sua performance é necessário que vários conjuntos de entradas padrão sejam inseridos na camada de entrada e que a propagação e a retropropagação ocorram diversas vezes. Por fim, um critério de parada deve ser criado, visto que o resultado ótimo pode não ser encontrado. Um exemplo de critério de parada é, por exemplo, quando a taxa absoluta da variação do erro médio quadrático para um conjunto de padrões de entrada ter alcançado um valor mínimo desejado (CHIANG, 2018).

2.6.6 Algoritmo de Levenberg-Maquardt

Apesar de muito utilizado, o algoritmo backpropagation tem demonstrado convergência muito lenta em diversas aplicações, especialmente quando se tem grande quantidade de padrões ou quando o erro médio quadrático é grande, não convergindo para um mínimo global e sim para um mínimo local. Tem-se, como alternativa, outros algoritmos de treinamento, a exemplo do de Levenberg-Maquardt, com velocidades de convergência maiores e convergência a um mínimo absoluto. O algoritmo de treinamento de Levenberg-Maquardt é um método iterativo que consiste em um aperfeiçoamento do método de Gauss-Newton: adiciona-se uma matriz positiva e definida para tornar a hessiana positiva para que o método sempre aponte um mínimo global. Dado um ponto inicial x_0 , é produzida uma série de vetores x_1, x_2, \dots, x_n até convergir para um mínimo local x^* , para o qual a função deverá ser ajustada. Tal algoritmo necessita armazenar uma matriz quadrada com dimensão na ordem do número de conexões, logo, é importante usar uma rede com menos de uma centena de conexões (GUIMARÃES; MEIRELES; ALMEIDA, 2019).

2.7 Neurocontroladores

Neurocontroladores são arquiteturas de redes neurais artificiais desenvolvidas com o objetivo de realizar o controle de um determinado processo. De acordo com Schnitman e Fontes (1999), um neurocontrolador é caracterizado por usar uma rede neural artificial, encontrado no sistema de controle, sendo este, o próprio controlador ou um modelo do processo usado para inferir uma ação de controle. De acordo com (MAITELLI; REZENDE,)dentre as técnicas de controle inteligente, uma que tem ganhado mais espaço e se mostra como uma das mais promissoras para as próximas décadas é a de neurocontrole.

Há dois passos importantes quando se utiliza redes neurais para efetuar o controle de um sistema, a identificação do sistema e o modelo do controlador. Uma rede neural utilizada para identificar um sistema pode ser denominada identificador neural e uma rede para efetuar o controle do processo é conhecida de neurocontrolador.

Existem três estruturas convencionais de neurocontroladores: neurocontrolador preditivo, neurocontrolador NARMA-L2 e neurocontrolador adaptativo por modelo de referência.

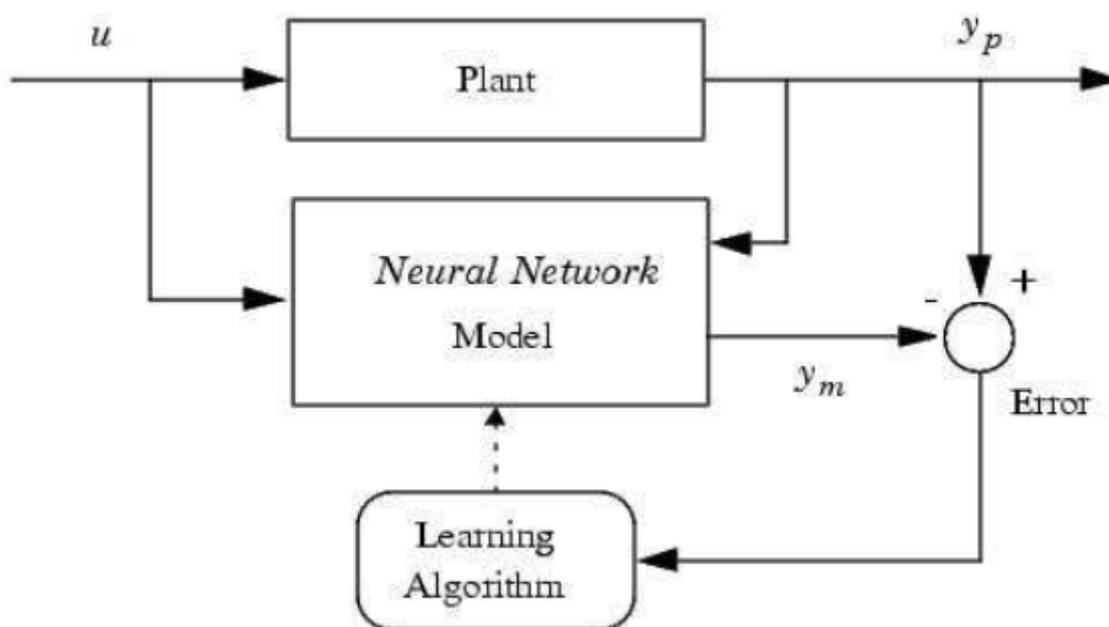
O identificador neural destes neurocontroladores são idênticos, sendo dessa forma, a diferença entre estes controladores a maneira como são desenvolvidos e estruturados. Para o desenvolvimento deste projeto, o enfoque será dado em neurocontroladores adaptativos por modelo de referência, visto que o mesmo se adapta a apresentação de perturbações e mudanças no ambiente em que o sistema se encontra inserido, atendendo as necessidades para este trabalho.

2.7.1 Identificadores Neurais

Identificadores neurais são arquiteturas de redes neurais artificiais desenvolvidas com o objetivo de realizar a identificação de um sistema. A identificação de sistemas é tratada como um problema de otimização que envolve algumas medidas para adequação do modelo para representar o processo real, como, por exemplo, o conhecimento das não linearidades intrínsecas no processo, os atrasos de transportes, a complexidade do sistema, a seleção da medida do erro a ser minimizado e a presença de ruídos. Devido a esses fatores, o uso das redes se torna uma ferramenta robusta e eficaz para tais fins (BRITO et al., 2014).

O identificador neural deve ser treinado para ajustar os pesos sinápticos de tal forma que ele seja capaz de minimizar o erro relativo entre a saída estimada do sistema e a saída real. Com a utilização do algoritmo de treinamento backpropagation, é possível se obter um erro relativo (ou de modelo) mínimo. A figura 9 mostra uma representação geral de como a rede neural deve ser projetada em uma malha de controle.

Figura 9 – Diagrama de bloco de um identificador neural



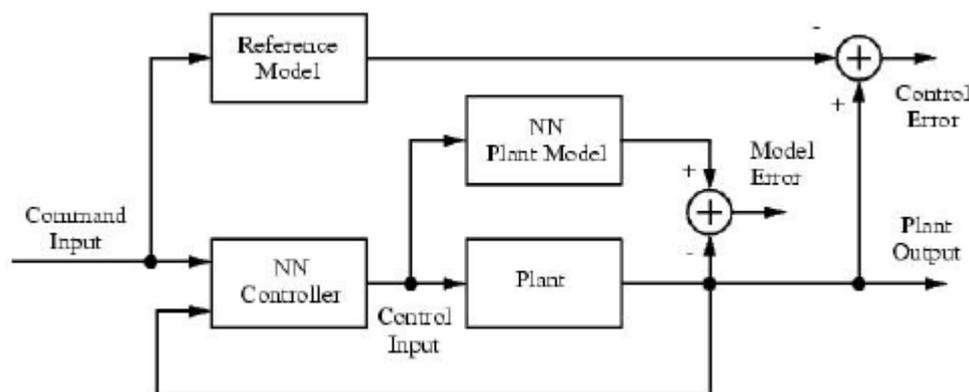
Fonte: (DEMUTH; BEALE; HAGAN, 2008)

Na Figura 9, $u(k)$ é a entrada da planta e $y_p(k)$ são os dados de saída. A arquitetura é disposta de tal modo que a entrada e a saída da planta são simultaneamente entradas do identificador neural, que disposto destes dados, produz uma saída $y_m(k)$ que é levada ao cálculo do erro relativo entre a saída da planta. O erro de modelo gerado pela diferença entre $(y_p(k) - y_m(k))$ é levado até o algoritmo de treinamento para que os pesos sinápticos da rede sejam atualizados. O identificador neural também é capaz de ajustar os pesos sinápticos da planta de forma offline de modo incremental, ou seja, os pesos são modificados a cada apresentação de um par de dados de entrada e saída à rede, adquiridos de um possível ensaio do processo real.

2.7.2 Neurocontrolador Adaptativo por Modelo de Referência

Neurocontrolador adaptativo por modelo de referência é uma estrutura composta por duas redes neurais, uma para realizar a identificação do sistema e outra para controlar o processo, de forma a seguir um modelo de referência, tendo como índice de desempenho a minimização do erro de controle relativo à saída do modelo de referência e do modelo identificado. Este neurocontrolador deve atender as mudanças de setpoint de forma eficiente e robusta. Na figura 10 é mostrada a estrutura do neurocontrolador adaptativo.

Figura 10 – Diagrama de blocos de um neurocontrolador adaptativo



Fonte: (DEMUTH; BEALE; HAGAN, 2008)

O controle neural fornece o sinal de controle para o processo a fim de manter a sua saída o mais próximo possível da saída desejada especificada pelo modelo de referência. O erro entre o modelo de referência e a saída do processo é usado pelo adaptador para ajustar os parâmetros do controlador.

O controle do modelo de referência pode apresentar tanto o comportamento linear quanto o não linear, sendo isto, representado por um conjunto de parâmetros ajustados, devendo ser escolhido a sua estrutura, para permitir identificação perfeita em condições ideais(DOURATSOS; GOMM, 2007).

2.8 Método de sintonização de Ziegler e Nichols

Segundo Filho (2014), o método de sintonia proposto por Ziegler e Nichols consiste na sintonia de controladores PID baseadas na resposta experimental a uma excitação em degrau, ou no valor de K_P que resulta em estabilidade marginal para o controle proporcional apenas. A metodologia proposta consiste em obter valores para os ganhos a partir de experimentos sobre o processo. As regras são muito utilizadas, sempre que o processo a ser controlado permitir, por fornecerem um ponto de partida para um ajuste mais fino (AMARAL; PACHECO; TANSCHHEIT,).

Este método é uma técnica que tem como objetivo determinar os valores do ganho proporcional K_P , de tempo integral T_i e de tempo derivativo T_d , fundamentadas nas características da resposta temporal de uma dada planta, a partir da qual se extrai apenas uma estimativa inicial para os parâmetros do controlador, sendo necessário em muitos casos, um ajuste fino dos parâmetros encontrados por parte do projetista. Ziegler e Nichols sugeriram a escolha dos valores dos parâmetros K_P , T_i e T_d de acordo com a Tabela 1:

Tabela 1 – Método de sintonização Ziegler Nichols

Tipo de controlador	K_P	T_i	T_d
P	$0,5K_{cr}$	∞	0
PI	$0,45K_{cr}$	$\frac{1}{1,2}P_{cr}$	0
PID	$0,6P_{cr}$	$0,5P_{cr}$	$0,125P_{cr}$

Fonte: (??)

Neste método, há o cálculo das ações de controle sem a necessidade dos parâmetros do processo; este método é realizado em malha fechada. Para isso fixam-se os valores dos seguintes parâmetros: $T_i = \infty$ e $T_d = 0$, e aumenta-se o ganho proporcional K_P gradativamente até obter uma resposta oscilatória com amplitude constante. Neste ponto determina-se o ganho crítico K_{cr} e o período de oscilação P_{cr} . O ganho crítico K_{cr} é o ganho do controlador que gerou uma resposta oscilatória na variável controlada no limite da estabilidade, com um período P_{cr} . Se o ganho do controlador for maior que K_{cr} , então o sistema será instável.

3 ESTADO DA ARTE

Neste capítulo são citados e sucintamente explanados exemplos de trabalhos que envolvem de controle de nível e estudos relacionados a redes neurais artificiais, ou seja, alguns trabalhos científicos que se assemelham com o tema proposto nesta monografia.

3.1 Implantação do controlador preditivo multivariável DMC em uma planta piloto pereira2011implantacao

O trabalho de PEREIRA (2011) é uma dissertação para obtenção de mestrado em Engenharia Elétrica na Universidade Federal do Espírito Santo e tem como objetivo implementar o controlador preditivo multivariável DMC numa planta real e compará-lo com o PID multimalha. A aplicação prática é feita na planta piloto do IFES/Serra, onde se realiza o controle da pressão e do nível por meio da velocidade da bomba e da abertura da válvula. A modelagem do processo, o cálculo da matriz de ganhos relativos para determinar o grau de acoplamento das malhas, e a sintonia dos controladores PID multimalha são apresentados.

3.2 Controle de nível em um tanque sujeito a perturbações e mudanças do valor de referência

Esta monografia de Faria (2013) é de obtenção de título de Engenheiro no curso de Engenharia de Controle e Automação da Universidade Federal do Rio de Janeiro. Este trabalho consiste na modelagem e implementação de um sistema de controle de nível industrial, utilizando tanto as teorias de identificação de sistemas como as de controle clássico. O sistema utilizado é composto de dois recipientes de água: o tanque superior, que é o objeto dos estudos e o tanque inferior, que é apenas um reservatório de água. Há também uma bomba hidráulica (capaz de retirar água do reservatório inferior e enviá-la para o superior), duas válvulas de controle (uma proporcional e a outra on-off), um orifício de saída com uma mangueira reguladora e dois sensores (um de nível, interligado com o tanque superior, e outro de vazão, conectado na saída da bomba). O controle do sistema é feito por meio de um controlador lógico programável (CLP) programado em linguagem Ladder e de uma placa Arduino, responsável por gerar um sinal de controle PWM para a válvula proporcional. Após a modelagem matemática e identificação do sistema, duas formas de funcionamento são propostas e alguns tipos de controladores são projetados.

3.3 Controle de um sistema de tanques acoplados utilizando redes neurais artificiais

Monografia apresentada por CARGAS (2013) ao Curso de Engenharia de Controle e Automação da Universidade Federal de Ouro Preto para a obtenção do Grau de Engenheiro de Controle e Automação. Utilizou-se para o trabalho dois tanques didáticos, existentes no Laboratório, um conjunto moto bomba composto por um motor de corrente contínua (CC) de 12V como o atuador do sistema, um transmissor de pressão diferencial para medir o nível do tanque, um módulo de potência e um controlador lógico programável (CLP) para realizar a aquisição do sinal do sensor de nível e enviar o sinal de controle para o módulo de potência. A aquisição dos pares de entrada, tensão da bomba, e de saída, tensão do transmissor de pressão, foi obtida aplicando-se degraus com amplitudes diferentes e mesma frequência na variável de entrada. Esse pares de dados foram utilizados na implementação do identificador neural e do neurocontrolador adaptativo.

Neste trabalho foi utilizado um neurocontrolador adaptativo por modelo de referência que possui o objetivo de controlar um processo de forma que o mesmo se comporte de maneira semelhante a um modelo de referência. O neurocontrolador foi projetado para identificar e controlar o nível do tanque inferior de uma planta didática com dois tanques acoplados. Os resultados são apresentados e uma análise do comportamento e robustez é realizada.

3.4 Identificação de sistema de controle de nível baseado em bloco fuzzy do labview

Este trabalho é uma dissertação de Jefferson Junio(2015) submetida à Coordenação do curso de Engenharia de Controle e Automação da Universidade do Estado do Amazonas que tem como objetivo elaborar um estudo comparativo de controladores partindo da identificação de um sistema real de controle de nível, com intuito de se confrontar as técnicas de controle baseado no método de Fuzzy e as técnicas de controle clássico.

Segundo Santos (2015) ue desenvolveu uma proposta este estudo visa demonstrar a melhor técnica de controle para cada processo. Com a aplicação da melhor técnica de controle em processo real propõe-se alcançar os seguintes objetivos:

- Elaborar um sistema para aquisição de dados de um sistema de nível real;
- Obter a identificação do sistema de nível;
- Projetar um controlador utilizando técnica de controle clássico;
- Projetar um controlador Fuzzy;
- Simular o comportamento do sistema utilizando os controlador PID, Fuzzy e PID-Fuzzy;

- Comparar os resultados das técnicas utilizadas.
- Elaborar um sistema supervisorio para o usuário poder verificar as diferentes ações de controle.

Este trabalho assemelha-se com a presente monografia, pois efetua um comparativo entre as diferentes técnicas de implementação de controladores e se diferencia, porém a identificação proposta por Junio é um sistema de primeira ordem diferente a desenvolvida nesse monografia. Outro ponto a se destacar é a utilização de um controle Fuzzy não utilizada nesta pesquisa.

3.5 Melhorias na dinâmica da bancada nível vazão pressão temperatura

Este trabalho é uma dissertação de Bruce (2015) submetida à Coordenação do curso de Engenharia de Controle e Automação da Universidade do Estado do Amazonas que tem como objetivo central melhorar a Bancada NVPT para que ela possa realizar aulas práticas de diversas disciplinas no laboratório de Automação III, acrescentando a ordem dinâmica ao processo da maquete e reestruturando as malhas de controle para assim testar novos programas de identificação e controle de multi-malhas. Para que o objetivo fosse alcançado foi necessário separar a malha de nível das malhas de vazão e pressão, fazer incremento de segunda ordem ao sistema e implementar o controle manual.

Este trabalho relacionado assemelha-se com a monografia na utilização de controladores PID para o ajuste no controle de nível tendo resultados satisfatórios na presença de perturbações e utilização de tanques acoplados para formação de controle de sistemas de segunda ordem e eles se diferenciam no fato desta pesquisa não utiliza uma técnica do ramo da inteligência artificial mais precisamente redes neurais artificiais.

4 MATERIAIS E MÉTODOS

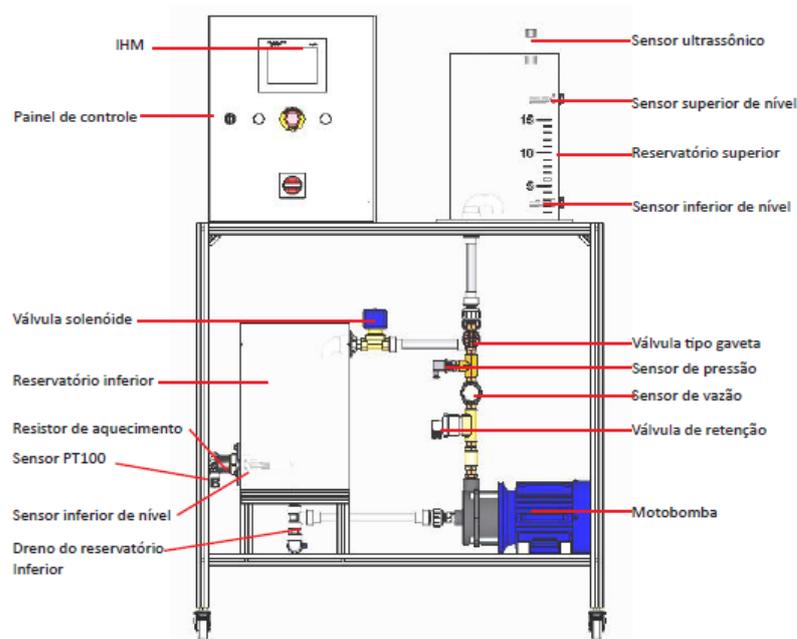
Na primeira seção deste capítulo é apresentada a arquitetura global do sistema, na qual é subdividida em 3 níveis: arquitetura, aquisição de dados e execução. Por fim as metodologias consideradas para a realização e dimensionamento de cada um dos elementos que constituem o controle de nível, referindo detalhadamente o seu funcionamento e os aspectos relacionais da sua implementação no software Matlab®/Simulink.

4.1 Arquitetura

4.1.1 Bancada NVPT

Para a implementação do projeto foi utilizada uma bancada Nível Vazão Pressão e Temperatura, presente no laboratório de controle e automação na Escola Superior de Tecnologia-UEA. O sistema, embora seja em laboratório, apresenta características dinâmicas não lineares onde o mesmo possui características similares aos processos de controle de nível de líquidos utilizados nas indústrias, embora estes últimos apresentem uma maior complexibilidade. A bancada foi desenvolvida para estudos práticos de formas de controle dos sistemas de temperatura, nível, vazão e pressão. A figura 11 ilustra uma visão geral da Bancada NVPT.

Figura 11 – Bancada Didática NVPT



Fonte:Autor

O painel de controle contém uma chave de seleção com a função que liga e desliga

o sistema da bancada e um botão de emergência que em caso de sinistro desenergiza a bancada trazendo assim segurança na operação da mesma. Para uma melhor visualização do sistema no painel encontram-se dois sinaleiros um que indica que o motor da bomba está energizado e o outro sinaleiro indica que a válvula está acionada.

A instalação apresentada na figura 11, é constituída pelos seguintes componentes:

- Reservatório superior: reservatório para onde a água é bombeada;
- Interface Humano Máquina (IHM): controla o acionamento manual e automático de todos os atuadores do equipamento e permite o ajuste de alguns parâmetros do processo;
- Motobomba : faz o bombeamento da água que se encontra no reservatório inferior para o reservatório T1;
- Válvula tipo gaveta: regula o fluxo de água que é bombeado para o reservatório superior;
- Válvula de retenção: não permite que a água retorne pela bomba ao reservatório inferior quando a bomba está desligada;
- Sensor de pressão: mede a pressão existente no sistema de bombeamento;
- Sensor de vazão: mede a vazão da bomba para o reservatório superior;
- Sensor inferior e superior de nível: sensor digital responsável por indicar nível mínimo e máximo do reservatório superior;
- Sensor ultrassônico: sensor tipo analógico para medir o nível do reservatório superior;
- Reservatório inferior: reservatório de onde a água é succionada;
- Dreno do reservatório inferior: este dreno pode ser utilizado para retirar toda a água do simulador de caixa d'água;
- Resistor de aquecimento: responsável pelo aquecimento da água no reservatório inferior;
- Sensor PT100: sensor para análise da temperatura do tanque inferior;
- Controlador Lógico Programável Twido Suite;

A bancada NVPT sofreu algumas melhorias realizadas em trabalhos de conclusões de cursos de alguns alunos da instituição. Nela foram adicionados:

- Um tanque superior: a adição tem como objetivo poder trabalhar em serie com o tanque já existente na bancada aumentando a ordem do processo ou em paralelo aumentando a constante de tempo do mesmo;

- Um tanque inferior: a adição tem como objetivo aumentar a capacidade de armazenagem de líquidos nos tanques de alimentação de onde são succionadas os líquidos para os tanques superiores;
- Duas válvulas com mecanismo em esfera: são válvulas de acionamento manuais que tem como objetivo alterar a configuração dos tanques superiores fazendo com que trabalhem em série, paralelo ou apenas um tanque individualmente, dependendo dos seus acionamentos;
- Uma válvula de controle contínuo: é responsável por controlar uma restrição variável na tubulação de saída do líquido dos reservatórios superiores para os reservatórios inferiores, alterando a sua abertura, ela varia a resistência à vazão e como consequência, a própria vazão. A válvula solenoide que existia anteriormente nesta posição foi recolocada na tubulação entre os dois tanques superiores.

A figura 12 ilustra o novo designer da bancada NVPT.

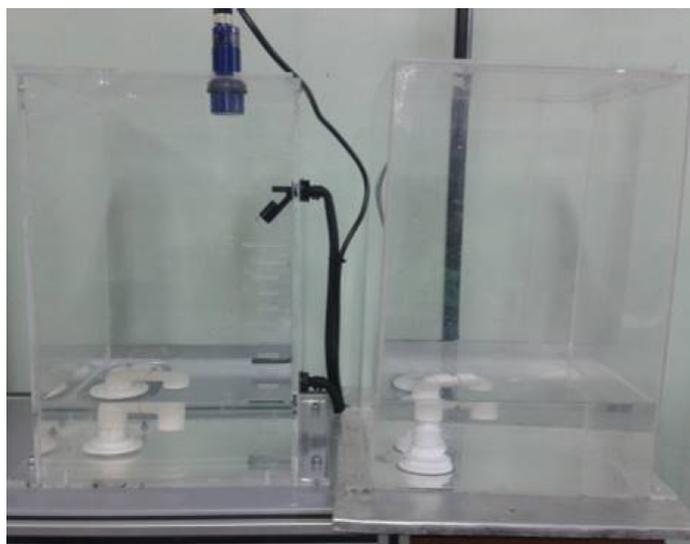
Figura 12 – Novo Desing da bancada NVPT



Fonte: Autor

Este sistema em malha fechada é constituído por dois reservatórios acoplados, conforme figura 13, e um reservatório inferior cujo finalidade é fornecer e armazenar o líquido necessário para o funcionamento nominal do processo, conforme a figura 14.

Figura 13 – Tanques Acoplados



Fonte: Autor

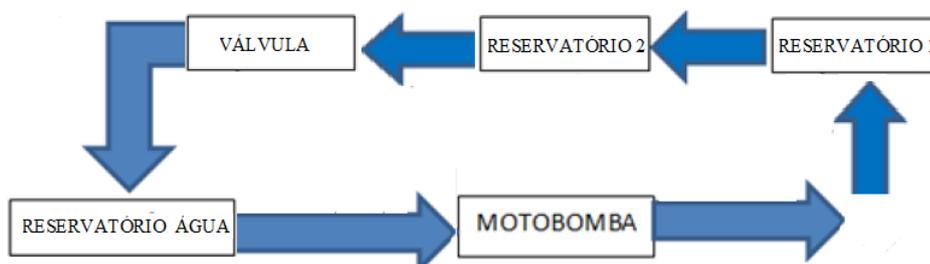
Figura 14 – Reservatório inferior



Fonte: Autor

A circulação do líquido inicia-se pela passagem de água do reservatório inferior para o reservatório T1, deste para o reservatório T2 retornando ao tanque reservatório, conforme apresentado na figura 15:

Figura 15 – Funcionamento Nominal do processo



Fonte: Autor

A regulação da velocidade da bomba permite controlar diretamente o fluxo do líquido no reservatório T1, e por se tratar de um sistema de vasos comunicantes, é possível controlar indiretamente o nível do reservatório T2. O fluxo entre os reservatórios T1 e T2 é possível devido ao acoplamento feito utilizando um tubo na parte inferior dos mesmos, o que o torna um processo de segunda ordem.

4.1.2 Sensores e Atuadores

No processo laboratorial, a medição das variáveis nível é feita a partir da utilização de sensores de nível e vazão, os atuadores correspondem a motobomba utilizada para a alimentação do reservatório T1 e as eletroválvulas existentes nas diversas tubagens.

4.1.2.1 Sensor Ultrasônico

Os sensores ultrassônicos são amplamente usados na indústria para detectar a passagem de objetos em linhas de montagem, detectar a presença de pessoas ou ainda de substâncias em diversos estados e em reservatório permitindo a medida de seu nível.

O nível de água a ser controlado no reservatório T2 é medido por meio de um sensor ultrassônico, como ilustrado na figura 16.

O sensor utiliza ondas acústicas de alta frequência, de 20 a 220 KHZ, para realizar a medição do nível no reservatório. Por ser um medidor sem contato, o mesmo pode ser usado para medir substâncias viscosas (óleos), que geralmente se acumulam em medidores de contato.

De forma prática, há algumas imprecisões que afetam as medições, como a variação de temperatura do ar, que muda a velocidade de propagação do som, interferência causadas por ecos, reflexões em bordas. Em uma eventual falha no sensor de vazão, o sensor de nível poderia ser utilizado para estimar a vazão nos reservatórios acoplados, a partir das dimensões dos reservatórios, o tempo e a diminuição do nível.

Figura 16 – Sensor ultrassônico XX930A1A1M12



Fonte: Ficha de Produto OsiSense

O sensor utilizado é o Telemecanique XX930A1A1M12. Suas especificações técnicas encontram-se no Anexo A.

4.1.2.2 Medidor de Vazão

O sensor utilizado na bancada é o DS8030 da Burkert conforme figura 17. Suas especificações técnicas encontram-se no Anexo A. O medidor de vazão 8030 é construído com um módulo eletrônico SE30 associado a uma S030 (um encaixe com roda integrada a medição tipo remo). Esta conexão é feita por meio de um quarto de volta. O sistema de encaixe concebido assegura simples instalação dos dispositivos. O medidor de vazão produz um sinal de frequência, proporcional à taxa de fluxo, que pode ser facilmente transmitida e processados por um transmissor / controlador.

Figura 17 – Sensor de Vazão DS8030



Fonte: DS8030-Standard-EU-EN

Para regulagem do fluxo do nível dos líquidos nos reservatórios é utilizado uma válvula de fluxo contínuo, que permite o escoamento do líquido no tanque T2 para o reservatório.

A válvula é o principal elemento final de controle responsável pela manipulação do fluxo de saída do líquido, a mesma atua no processo de modo a corrigir o valor da variável controlada sempre que houver algum desvio em relação ao valor desejado. Assim, cada valor do sinal de saída do controlador determina uma posição da haste, uma dada abertura da válvula e uma determinada vazão mediante a mesma. No estado estacionário todos esses valores permanecem invariáveis e a variável de processo está no valor desejado. Na presença de alguma perturbação no sistema o sistema de controle irá reagir no sentido de corrigir o erro.

4.1.2.3 MotoBomba

É o motobomba, conforme figura 18, responsável pela transferência do líquido do reservatório inferior para os tanques superiores. A bomba utilizada na alimentação do reservatório T1 é atuada por um motor de corrente contínua, para isso conta com o variador de frequência que auxilia no controle de velocidade da mesma.

Figura 18 – Motobomba



Fonte: Manual da Soft-Starter

Suas especificações encontram-se no Anexo A.

Válvula Contínua

A válvula de atuação contínua é responsável pela manipulação do fluxo de saída do líquido nos reservatórios superiores e atua diretamente no nível do último tanque superior dos dois tanques em série. A válvula pode ser observada na figura 19.

Figura 19 – Válvula Contínua

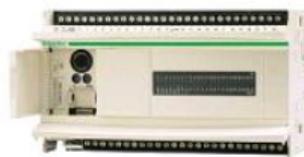


Fonte: Atuadores EMO35-24.

4.1.2.4 Controlador Lógico Programável Schneider

Os Controladores Lógico Programáveis Schneider são largamente empregados no panorama industrial, o que se dá devido a diversidade de produtos ofertados capazes de atender aplicações simples até outras que necessitem de um processamento mais eficiente e controle sobre um número maior de variáveis. O CLP que compõe a bancada utilizado no projeto é o TWDLCAA40DRF da Shneider Electric, mostrado na figura 20

Figura 20 – CLP TWDLCAA40DRF



Fonte: Ficha do produto.

O software Twido Suite é um ambiente gráfico que permite programar e configurar o CLP da bancada. Ele permite o usuário programar em três tipos de linguagem: Lista de Instrução, Linguagem Ladder e Grafcet.

As especificações técnicas do CLP e de seu módulo auxiliar encontram-se no Anexo A.

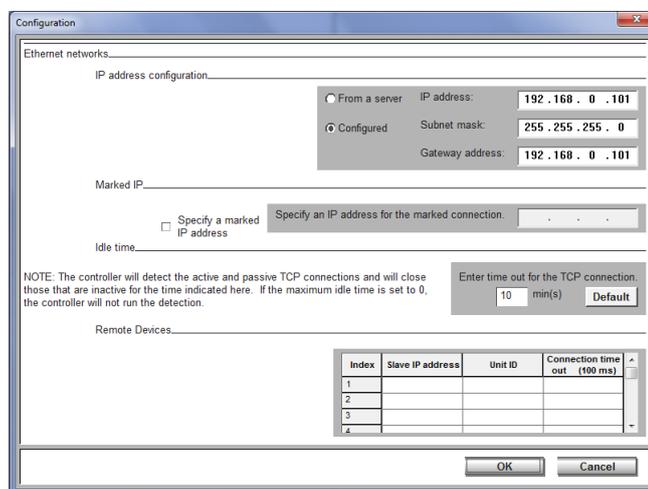
4.2 Aquisição de Dados do Processo

4.2.1 Configuração do CLP

O primeiro passo para a implementação do sistema consiste na configuração do CLP, com comunicação Ethernet, que possibilitou a aquisição de dados pelo MATLAB com o auxílio do servidor OPC do software KEPServerEX. No desenvolvimento deste trabalho, o software MATLAB® versão 7.10.0.499 (R2018a) foi utilizado juntamente com a ferramenta integrada SIMULINK para a implementação, sequenciamento de etapas e análises acerca do neurocontrolador adaptativo e do controlador obtidos pelos métodos Ziegler Nichols.

A definição dos parâmetros de comunicação, necessários a troca de informações entre os sistemas, deve ser realizado de acordo com características do CLP. Ao dispositivo de execução foi atribuído um endereço de IP fixo, conforme a figura 21:

Figura 21 – Configuração do CLP



Fonte: Autor

4.2.2 Comunicação entre Protocolo OPC e Matlab

Os componentes OPC se classificam em duas categorias: Cliente OPC e Servidores OPC. Um Cliente OPC é tipicamente um usuário dos dados tais como uma interface de operação ou um sistema supervisor. Um Servidor OPC é uma fonte de dados que coleta ou gera dados a partir de um processo, disponibilizando-os aos Clientes OPC. O Cliente OPC interage com o Servidor OPC usando uma interface bem definida. Qualquer Cliente OPC pode se comunicar com qualquer Servidor OPC, independentemente do tipo de dispositivo e do fabricante.

Neste trabalho, foi utilizado o KEPServerEx 6 do fabricante Kepware juntamente com o cliente OPC do MATLAB 2018. A figura 22 ilustra a configuração utilizada no OPC-server, na qual na parte superior esquerda situam-se as conexões com o CLP e na parte da direita, os itens que são coletados do CLP e enviados ao MATLAB.

Figura 22 – Configuração OPC

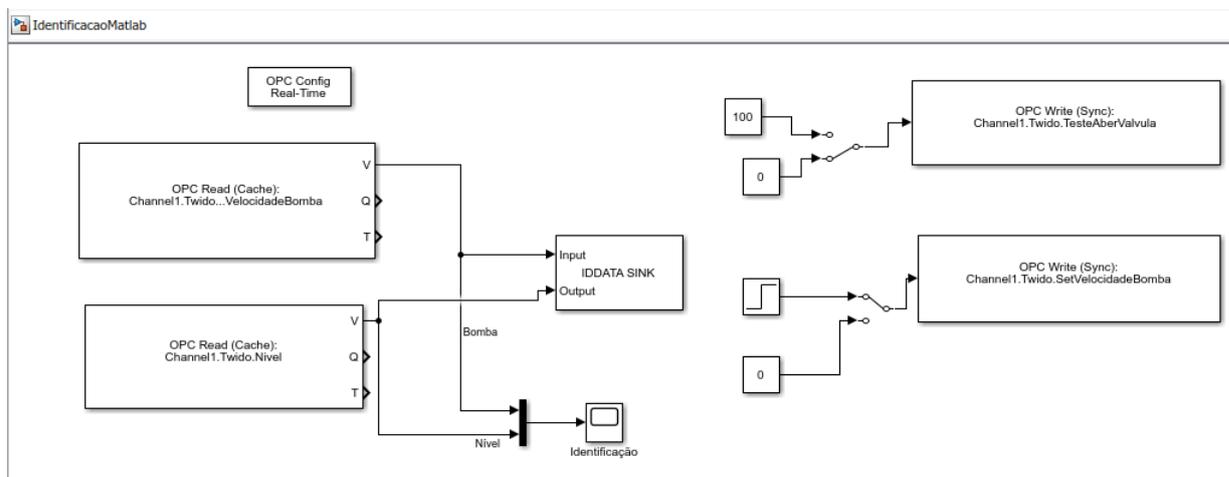
Tag Name	Address	Data Type	Scan Rate	Scaling
BombaManual	000001	Boolean	100	None
ValDisManual	000003	Boolean	100	None
NivelMinTq1	000004	Boolean	100	None
NivelMinTq2	000005	Boolean	100	None
NivelMaxTq2	000006	Boolean	100	None
Start	000009	Boolean	100	None
SelModo	000010	Boolean	100	None
ValContManual	000012	Boolean	100	None
Emergencia	000016	Boolean	100	None
HabContTemperatura	000021	Boolean	100	None
HabContNivel	000022	Boolean	100	None
HabContPressao	000023	Boolean	100	None
HabContVazao	000024	Boolean	100	None
StartVirtual	000089	Boolean	100	None

Fonte: Autor

A aquisição dos dados mensuráveis do processo foi realizada a partir da utilização do protocolo de comunicação de dados OPC, conforme mostra a figura 22, na qual é obtido os valores de entrada e saída dos níveis dos líquidos, velocidade da bomba e abertura da válvula por meio dos módulos analógicos integrados ao CLP.

No Simulink do Matlab foram obtidas as respostas temporais de nível em malha aberta, assim como suas entradas, tais como: velocidade da bomba e abertura da válvula. Foi utilizada a biblioteca Opctoolbox do Matlab para comunicação com o software OPC, obtendo as respostas dos sensores disponíveis no CLP. A aquisição de dados é feita em duas etapas: o bloco degrau unitário fornece o estímulo ao bloco OPC Write que por sua vez escreve sobre o CLP esses valores, de modo a implementar a informação imposta no processo real. Na segunda etapa, o comportamento do sistema é registrado a partir da leitura que o bloco OPC Read faz do processo e semelhantemente ao estímulo da entrada, os dados são enviados ao workspace do Matlab®.

Figura 23 – Aquisição de dados



Fonte: Autor

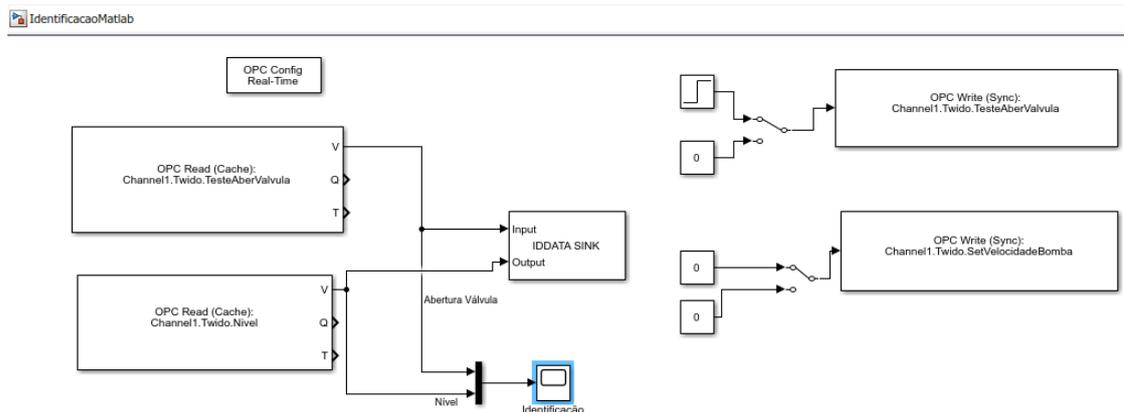
Este esquema no Simulink foi usado para a identificação experimental da malha de nível.

4.2.3 Identificação da Malha de Nível

Foram realizados testes para se obter a função de transferência da malha de nível. A malha de nível possui como atuador a válvula de atuação contínua e como distúrbio a vazão de entrada decorrente da motobomba. Portanto, para desenvolvimento da malha de controle é necessário estimar a função de transferência que relaciona a abertura da válvula e o nível do tanque, no qual atuará o controlador, e também a função de transferência que relaciona a velocidade da motobomba ao nível do tanque, no qual atuará o distúrbio.

O modelo de identificação apresentados incluem as dinâmicas dos distúrbios provenientes da abertura da válvula e seu desenvolvimento é realizado matematicamente a partir do System Identification Toolbox no ambiente de programação Matlab®. A representação do sistema por uma função de transferência é necessária para gerar uma base de dados maior para o treinamento do identificador neural, além de servir como um ponto inicial na escolha do modelo de referência. O modelo para realizar a identificação válvula/nível foi desenvolvido no simulink conforme a figura 24.

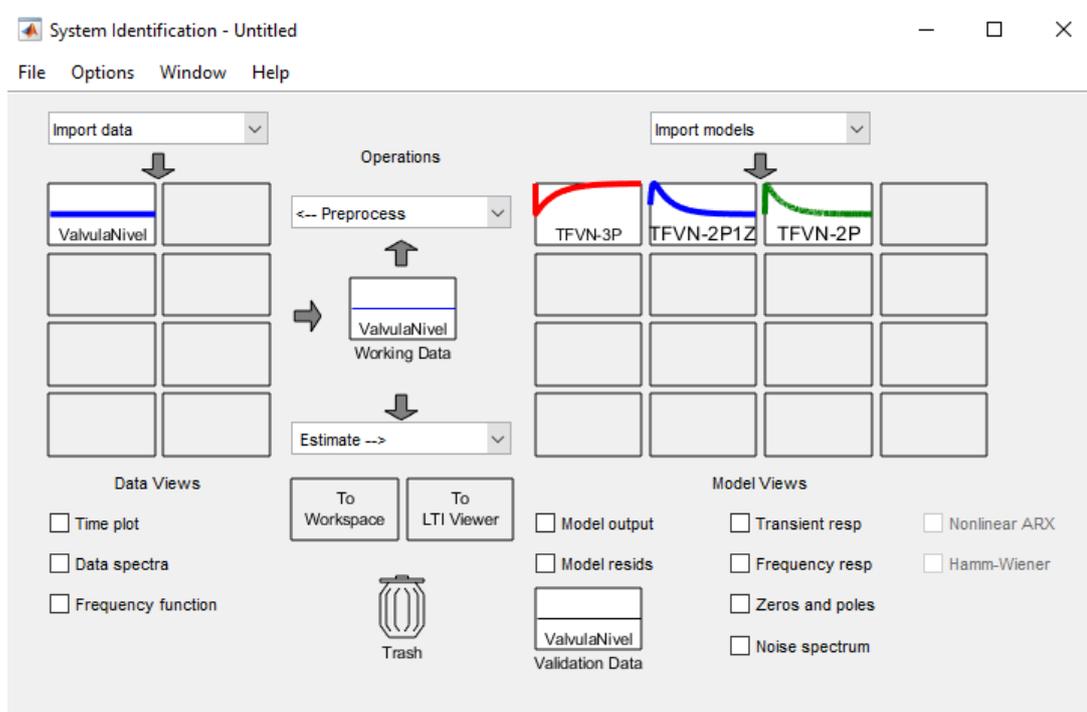
Figura 24 – Modelo de Identificação Válvula/Nível



Fonte: Autor

Para se obter o modelo matemático (função de transferência) que relaciona a abertura da válvula com o nível do tanque, foi utilizado o nível do tanque com valor inicial de 10 litros no estado estacionário e aplicado um degrau na abertura da válvula de 0 a 100%. Por meio da resposta temporal do nível e o degrau aplicado na mesma, como ilustra a figura 26, pode-se obter a função de transferência do nível (litros) com relação ao valor da abertura da válvula (%) por meio do software Matlab e o pacote para identificação experimental System Identification Tools, como mostrado na figura 25.

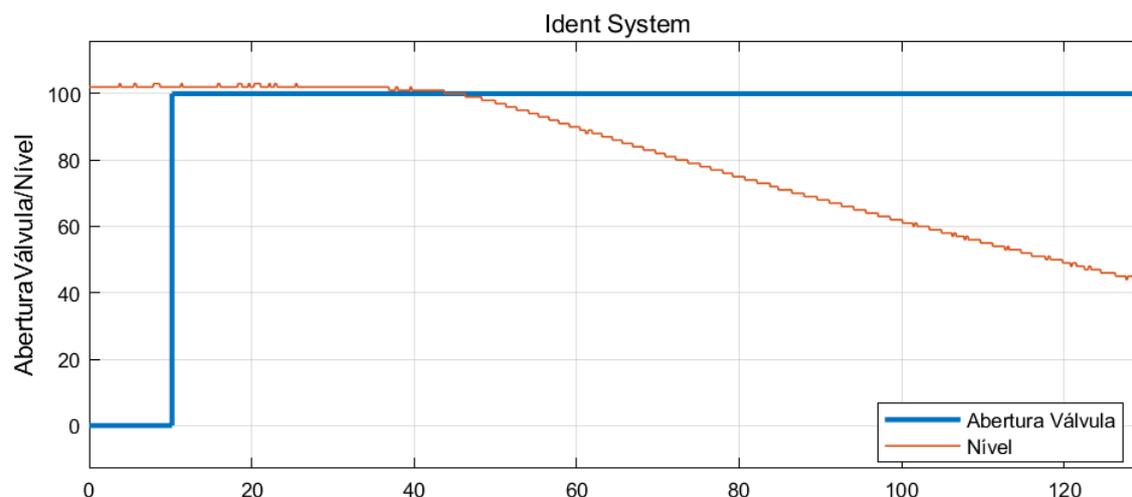
Figura 25 – Ferramenta System Identification Tools do software Matlab.



Fonte: Autor

Foram gerados três funções de transferência para o modelo solicitado, porém a função que obteve maior grau de semelhança do modelo real com 95% de aproximação foi a função

Figura 26 – Resposta temporal do nível ao degrau aplicado na válvula



Fonte: Autor

constituída por 3 polos e nenhum zero.

A função de transferência que representa a válvula e o nível é apresentada a seguir:

$$G(Válvula/Nível) = \frac{0.00001764}{s^3 + 0.05527s^2 + 0.004567s + 0.0000003334} \quad (4.1)$$

Para se obter a relação que relaciona a velocidade de motobomba (%) ao nível do tanque (litros), considerado um distúrbio no processo, foi aplicado um degrau na velocidade de atuação da motobomba de 0 a 11%, com o tanque com 2 litros no estado inicial. Por meio da resposta temporal do nível e o degrau de entrada na velocidade da motobomba, foi obtido a função de transferência do distúrbio do processo pelo mesmo pacote do Matlab utilizado anteriormente. A figura 27 mostra o degrau aplicado e a resposta temporal do nível em relação ao tempo respectivamente.

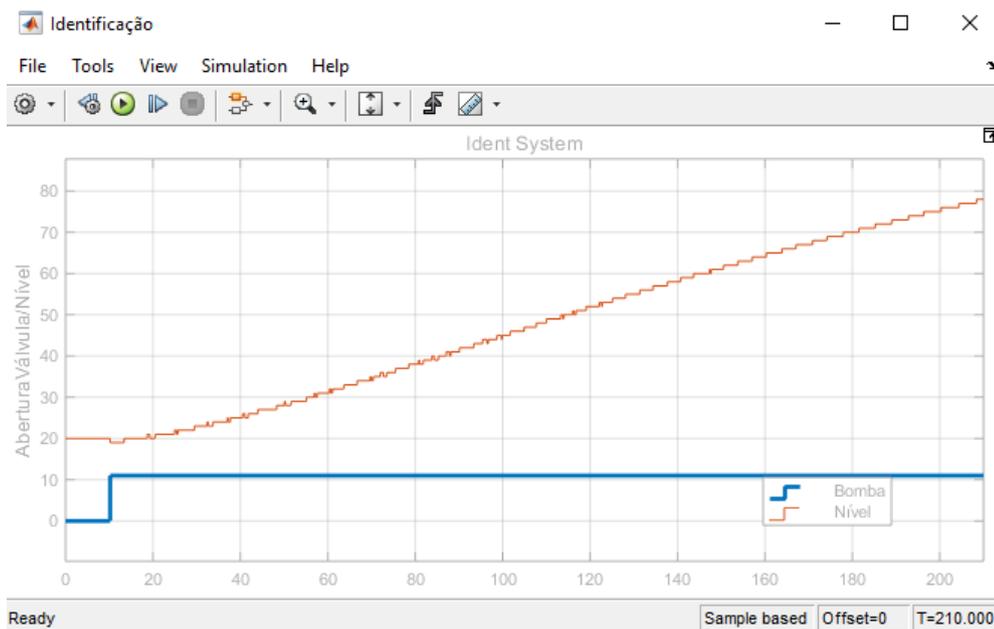
De forma análoga da obtenção da função de transferência válvula/nível, foram realizadas as mesmas etapas para a identificação da função que relaciona a bomba e nível que funciona como distúrbio no processo. Foram gerados três funções de transferência para o modelo solicitado, porém a função que obteve maior grau de semelhança do modelo real com 96% de aproximação foi a função constituída por 3 polos e nenhum zero.

A função de transferência da malha de nível que relaciona a velocidade da bomba em percentual e o nível do tanque em litros é:

$$G(Bomba/Nível) = \frac{0.00001601}{s^3 + 0.05933s^2 + 0.001641s + 0.000001928} \quad (4.2)$$

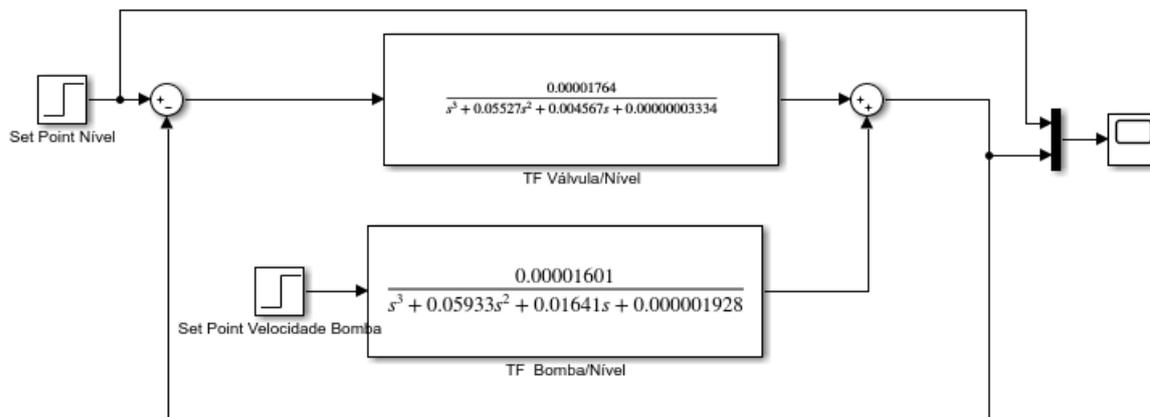
Portanto, mediante as funções de transferências obtidas, pode-se se construir a malha de controle de nível, como mostrado na figura 28.

Figura 27 – Resposta temporal do nível ao degrau aplicado na motobomba.



Fonte: Autor

Figure 28 – Malha de nível



Fonte: Autor

A partir da função de transferência do sistema do sistema, foi criado uma rotina de simulação no simulink onde foi realizada uma variação de setpoint para análise do comportamento dinâmico sem nenhuma ação de controle, ou seja, um sistema em malha aberta, pode-se perceber que o sistema necessita de um controle para responder aos valores desejados pelo set point do nível.

4.3 Execução

4.3.1 Construção do Neurocontrolador

A ideia é que o funcionamento da planta precisa reproduzir a dinâmica da processo do modelo de referência. O modelo foi estimado a partir parâmetros-alvo provenientes de testes realizados na planta e à partir de sugestões da literatura((KATSUHIKO, 2010)).

O modelo de referência utilizado para a aquisição dos dados de treinamento do neurocontrolador, foi desenvolvido a partir da forma padrão da função de transferência de um sistema de 2ª ordem, a qual depende dos parâmetros a saber: frequência natural de oscilação " ω ", e o coeficiente de amortecimento " ζ " como mostrada na equação 4.3.

$$\frac{C(s)}{R(s)} = \frac{\omega^2}{s^2 + 2\zeta\omega s + \omega^2} \quad (4.3)$$

A partir da equação 4.3 é possível determinar uma função de transferência de tal modo a estipular um máximo sobressinal (Mp) e um tempo de acomodação (Ts), considerando este tempo como sendo o tempo para que a resposta do sistema excitado por um degrau chegue a 98% da resposta em regime permanente. As equações 4.4e 4.5 mostram a relação entre ω , ζ , Mp e Ts.

$$Mp = e^{-(\zeta\pi/\sqrt{(1-\zeta)^2})} \quad (4.4)$$

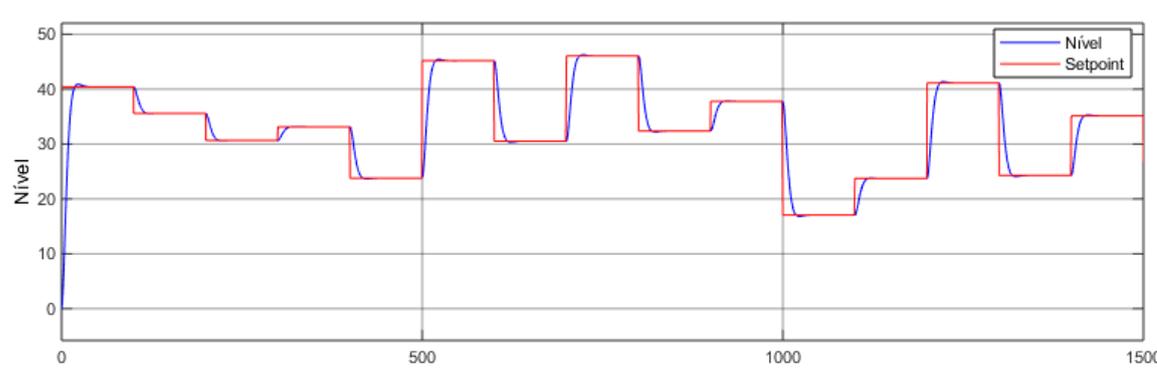
$$Ts = \frac{4}{\zeta\omega} \quad (4.5)$$

Foi constatado a partir dos testes realizados, que uma porcentagem de sobressinal igual a 1,05% e um tempo de acomodação de 10 segundos se tornaram valores consistentes para a realização da análise de desempenho do neurocontrolador. A equação 4.6 representa a função de transferência encontrada.

$$FT_{ref} = \frac{0.0576}{s^2 + 0.392s + 0.0576} \quad (4.6)$$

A figura 29 representa o comportamento dinâmico do processo.

Figure 29 – Comportamento do Modelo de Referência

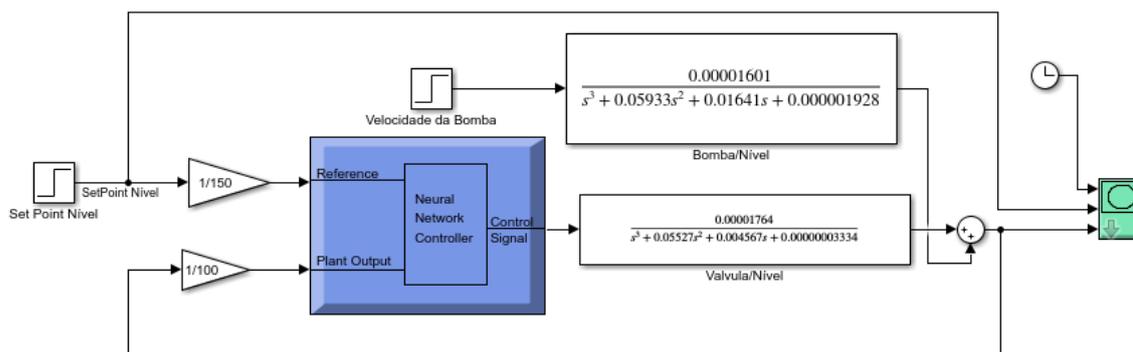


Fonte: Autor

4.4 Sintonia do Neurocontrolador Adaptativo por Modelo de Referência

O sistema de controle tem como objetivo proporcionar a estabilidade do nível dos líquidos em seu regime nominal, de forma a alterar a válvula de saída contínua sempre que for solicitado. O sistema de controle neural é ilustrada no figura 30.

Figure 30 – Estrutura do Neurocontrolado



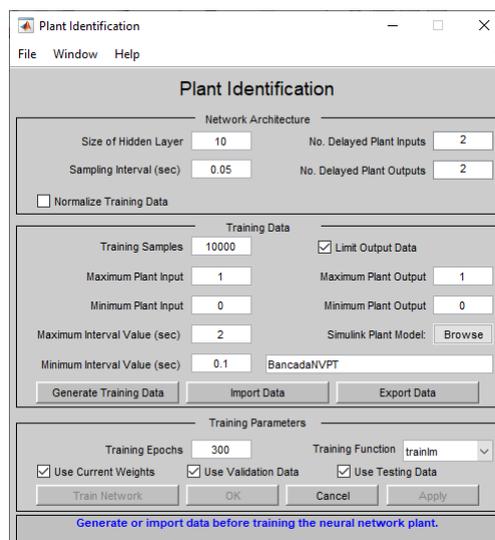
Fonte: Autor

Para a criação do neurocontrolador foi feita com o auxílio do Neural Network Toolbox™ desenvolvido por Lennart Ljung. No bloco do neuroncontrolador existem duas redes neurais: uma para identificação da planta e outra que realize a função do controlador. É muito importante notar a necessidade de identificar a planta primeiro antes de prosseguir com o treinamento do controlador neural. Como pode ser observado, o controlador requer saída do modelo de referência como entrada para estabelecer o comportamento que a planta tem que desenvolver. Uma boa descrição da planta que queremos controlar é necessária como entrada do controlador neural, a fim de ele pode comparar a saída desejada.

4.4.1 Treinamento do Identificador Neural

A primeira parte da simulação é a identificação da planta, para isso são geradas amostras de treinamento descritas na figura 31.

Figura 31 – Identificação da planta

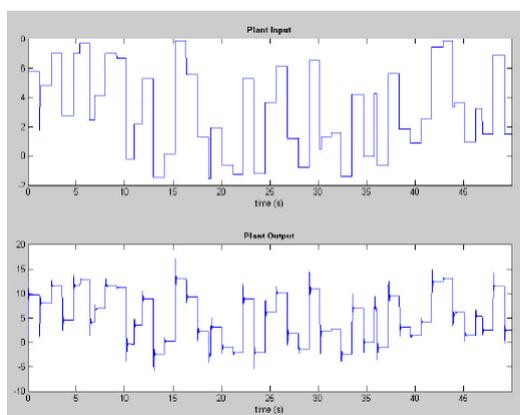


Fonte: Autor

Neste ponto, é necessário configurar parâmetros como número de neurônios ocultos da rede neural que identificará a planta. Além disso o tempo de amostragem T , tempo mínimo e máximo para coletar amostras durante o treinamento, e valores mínimos e máximos do sinal de entrada da planta a fim de estabelecer o intervalo de insumos para o controlador. Todos esses parâmetros necessário são imputados conforme a figura 31.

Foi utilizada a função `trainlm`, função de treinamento padrão da rede feedforwardnet, pois a mesma apresenta o algoritmo de retropropagação (backpropagation) mais rápida. Durante o processo de treinamento, ela trabalha atualizando os valores de pesos sinápticos da rede e bias de acordo com a otimização de Levenberg-Marquardt. Também foi utilizada no identificador uma rede neural do tipo feedforward multicamadas, contendo uma camada oculta de 10 neurônios.

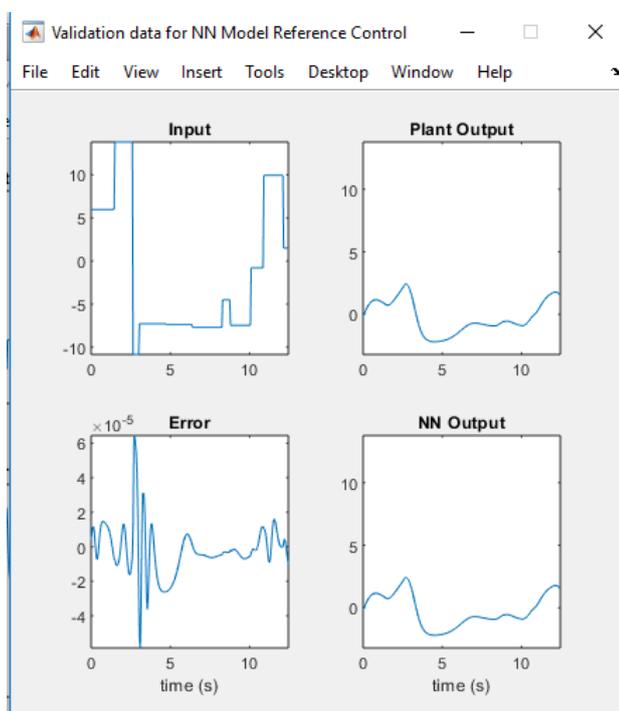
Figura 32 – Análise do treinamento



Fonte: Autor

O processo de identificação nos dá os resultados mostrados na figura 32. Além disso, o Matlab realiza duas etapas: primeiro, treina a rede neural com os dados de entrada mostrado. Em segundo lugar, testa a consistência dos resultados, usando dados aleatórios, para garantir que diferente dos dados conhecidos utilizados anteriormente. Os resultados do treinamento do identificador neural foi satisfatório conforme mostram a figura da validação.

Figura 33 – Resultados para validação do modelo de referência

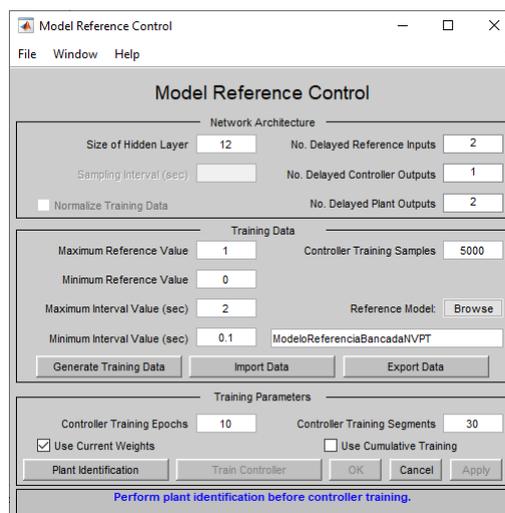


Fonte: Autor

4.4.2 Treinamento do Neurocontrolador Adaptativo por Modelo de Referência

Após relizar o treinamento do idenficador neural, faz-se necessário o treinamento do neurocotrolador para que ele consiga seguir o modelo de referência. Os parâmetros utilizados par o treinamento do neucontrolador é mostado na figura 34.

Figura 34 – Treinamento do Neucontrolador



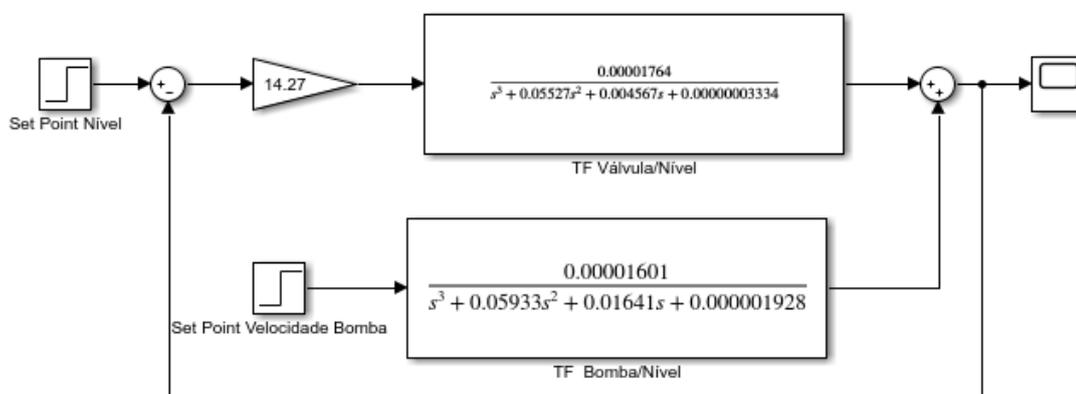
Fonte: Autor

O treinamento do neurocontrolador foi dividido em 30 segmentos para contornar o elevado custo computacional referente à utilização do algoritmo bakpropagation, sendo que para cada segmento, estabeleceu-se um limite de 10 épocas de treino. Para treinar o neurocontrolador, utilizou-se uma rede do tipo feedback multicamadas com uma camada oculta de 12 neurônios. Na camada de saída, utilizou-se um único neurônio sendo o valor estimado de saída da rede ativado por meio de uma função do tipo linear.

4.4.3 Sintonia de controladores PID por Ziegler-Nichols

O projeto do controlador PID foi realizado por meio do primeiro método de Ziegler e Nichols. Os testes foram realizados no Matlab, conforme o esquema da figura 35:

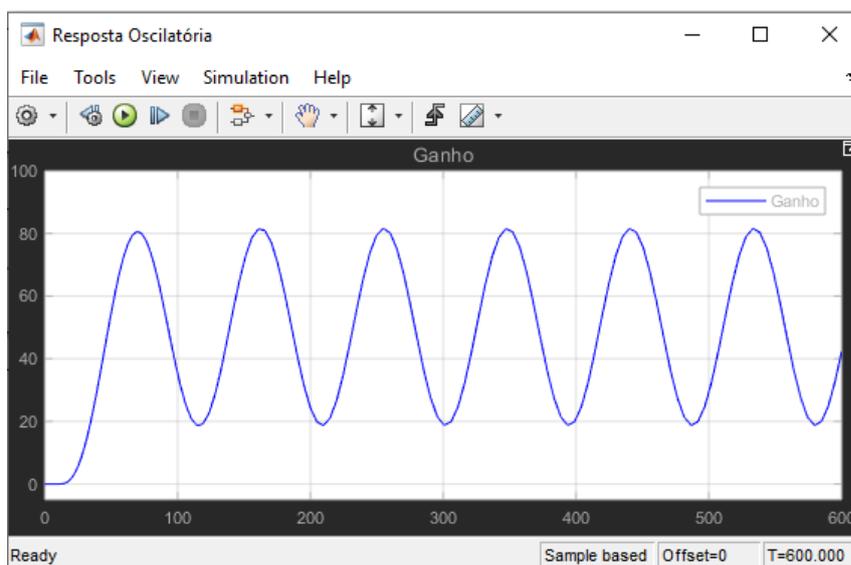
Figura 35 – Esquema para projeto do controlador PID



Fonte: Autor

As oscilações periódicas mostradas na figura 36 são atingidas para o valor de ganho $K_u = 14.27$ e período $P_u = 94.904$ segundos.

Figura 36 – Resposta temporal oscilatória do sistema



Fonte: Autor

Sendo o controlador do tipo PID:

$$G_c = K_P + K_P T_D S + \frac{K_P}{T_I S} \quad (4.7)$$

De acordo com a tabela 1, temos:

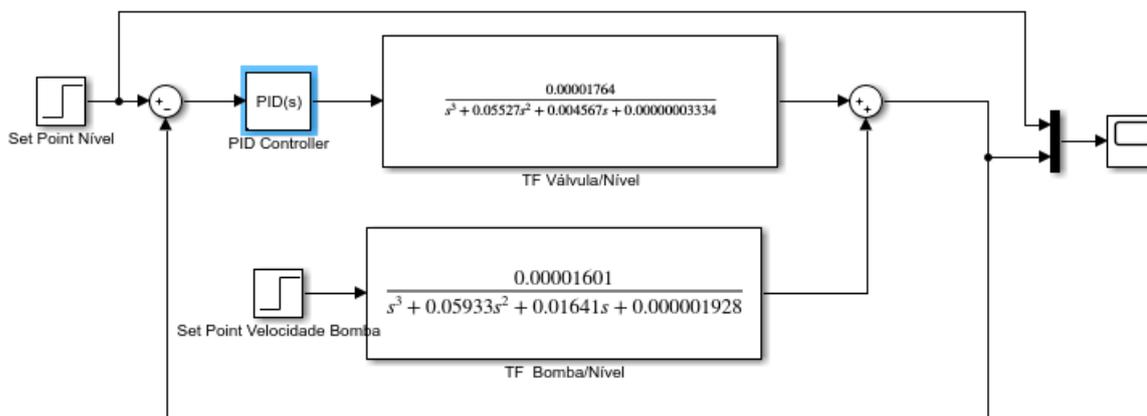
$$K_p = 0.6K_u, T_d = P_u/8e1/T_i = 2/P_u \quad (4.8)$$

Então temos o seguinte controlador PID:

$$G_c = 8.562 + 11.5525S + \frac{5.525}{S} \quad (4.9)$$

A estrutura de simulação foi construída no simulink conforme a figura 37. O ajuste do PID foi realizado no bloco PID Controller de modo a obter o melhor desempenho.

Figura 37 – Estrutura de simulação do controlador PID

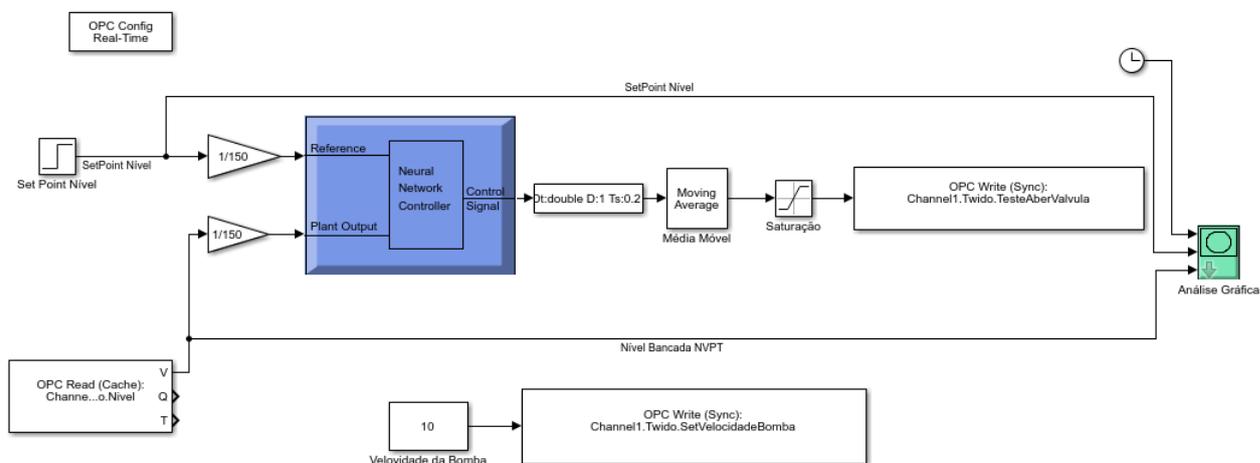


Fonte: Autor

4.4.4 Aplicação do controlador PID e Neurocontrolador na Bancada NVPT

Após criação e sintonização dos controladores neural e PID os mesmos foram aplicados na Bancada em seu funcionamento real. A figura 38 mostra como foi implementada a rotina no simulink para o neurocontrolador adaptativo por modelo de referência. Foi realizada a conversão de valores para o controlador neural receber entradas e saída de 0 a 1 afim de melhorar o desempenho do mesmo. O motobomba utilizado como distúrbio da planta foi colocado em 10% da sua capacidade de velocidade.

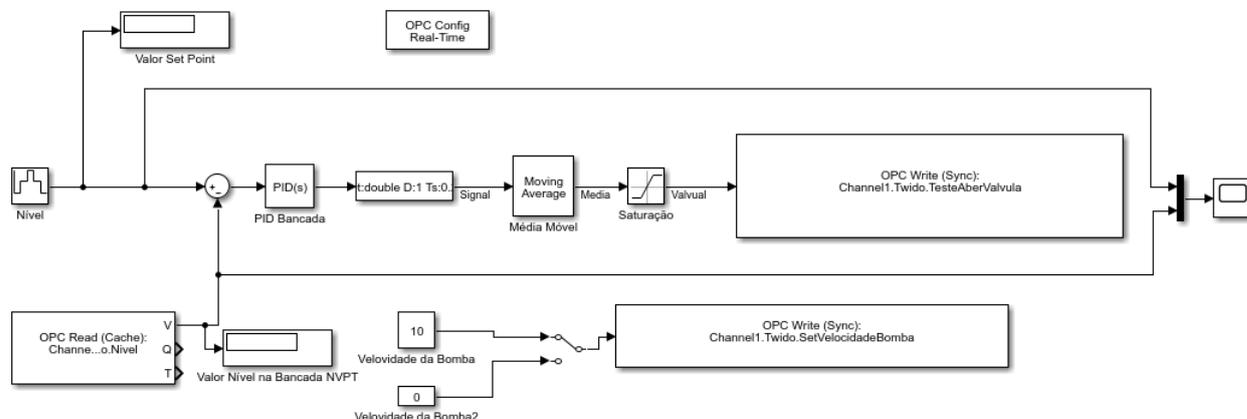
Figura 38 – Esquema do Controlador Neural aplicado na Bancada NVPT



Fonte: Autor

Assim como no controlador neural, foi necessário realizar um condicionamento de sinal na saída do controlador PID. A figura 39 demonstra como foi desenvolvido o PID no simulink para ser aplicado na bancada NVPT em seu funcionamento real. O motobomba foi colocado em 10% da sua capacidade operacional.

Figura 39 – Esquema do Controlador PID aplicado na Bancada NVPT



Fonte: Autor

5 RESULTADOS OBTIDOS

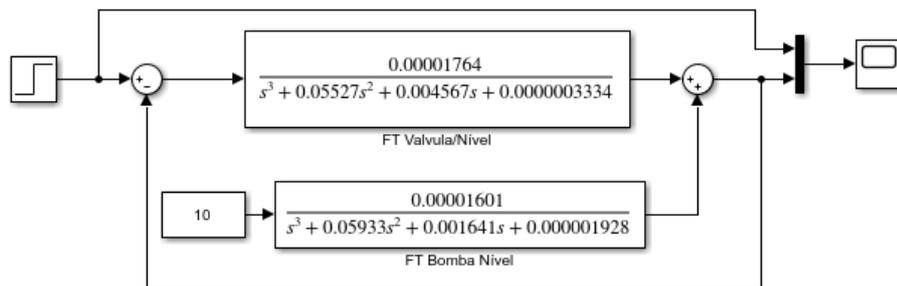
Nesta seção, são apresentados os resultados obtidos durante a implementação dos algoritmos controle na bancada didática NVPT.

Foram realizados testes com o processo em regime nominal. Para o controle da malha de nível são apresentados as respostas temporais dos mesmos dados desejados pelo usuário para que o resultado seja avaliado.

5.1 Malha de Nível sem Ação de controle

Após a obtenção do modelo matemático da malha de nível foi aplicado um step na entrada do sistema afim de verificar o comportamento com ausência de ação de controle. A figura40 demonstra o diagrama realizado no simulink

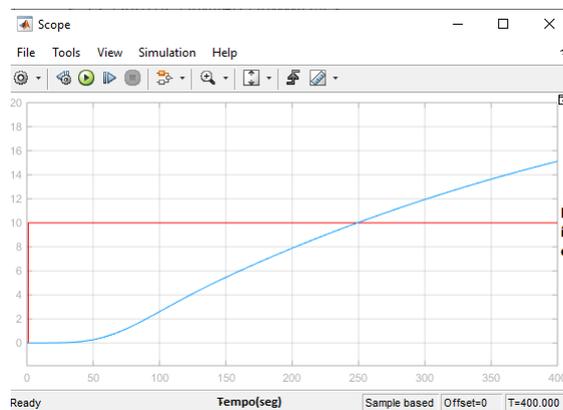
Figura 40 – Malha de Nível sem Ação de Controle



Fonte: Autor

A figura41 a seguir mostra a resposta do sistema sem ação de controle sobre a bancada nvpt, foi aplicada um step de 0 a 10.

Figura 41 – Resposta do Sistema sem Ação de Controle



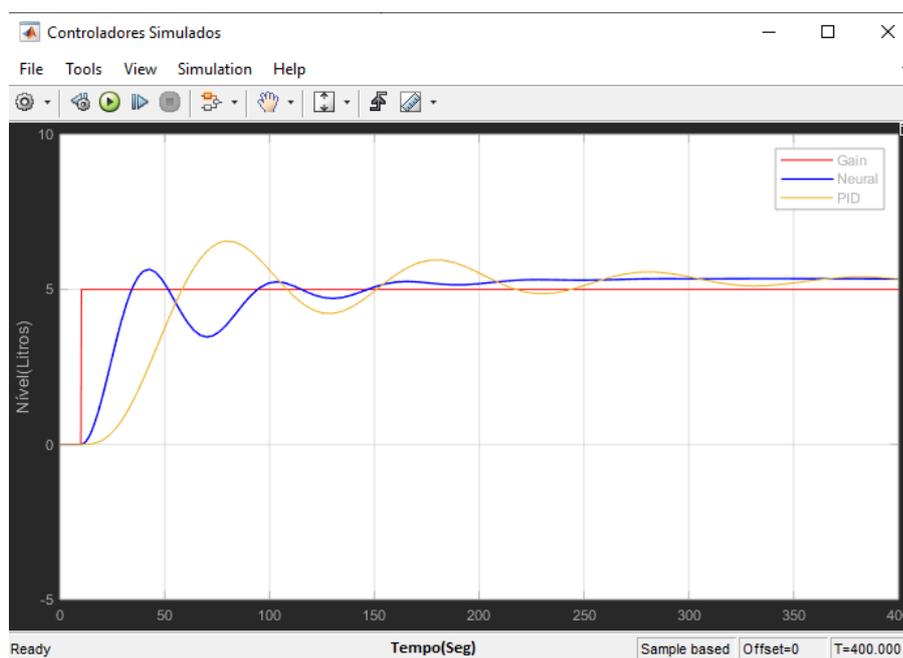
Fonte: Autor

A cor em azul representa a resposta do sistema em relação ao step, podemos perceber que a mesma necessita de um controlador pois não é robusta a variação do setpoint.

5.2 Simulação do Neurocontrolador e PID da Malha de Nível

Para realizar a simulação dos controladores foi aplicado um degrau na entrada do sistema de 0 a 5 litros. As respostas temporais dos controladores PID e neurocontrolador simulados podem ser observadas na figura 42.

Figura 42 – Simulação dos controladores Neural e PID



Fonte: Autor

A tabela 2 ilustra os resultados obtidos na saída do sistema durante a simulação dos controladores Neural e PID implementados no simulink:

Table 2 – Respostas transitórias do sistema com a implementação dos controladores Neural e PID

	Neurocontrolador	PID
Maximo Sobressinal	2.89%	3.79%
Tempo de subida	30 segundos	53 segundos
Tempo de pico	40 segundos	85 segundos
Tempo de acomodação	200 segundos	250 segundos
Amplitude de pico	-	-

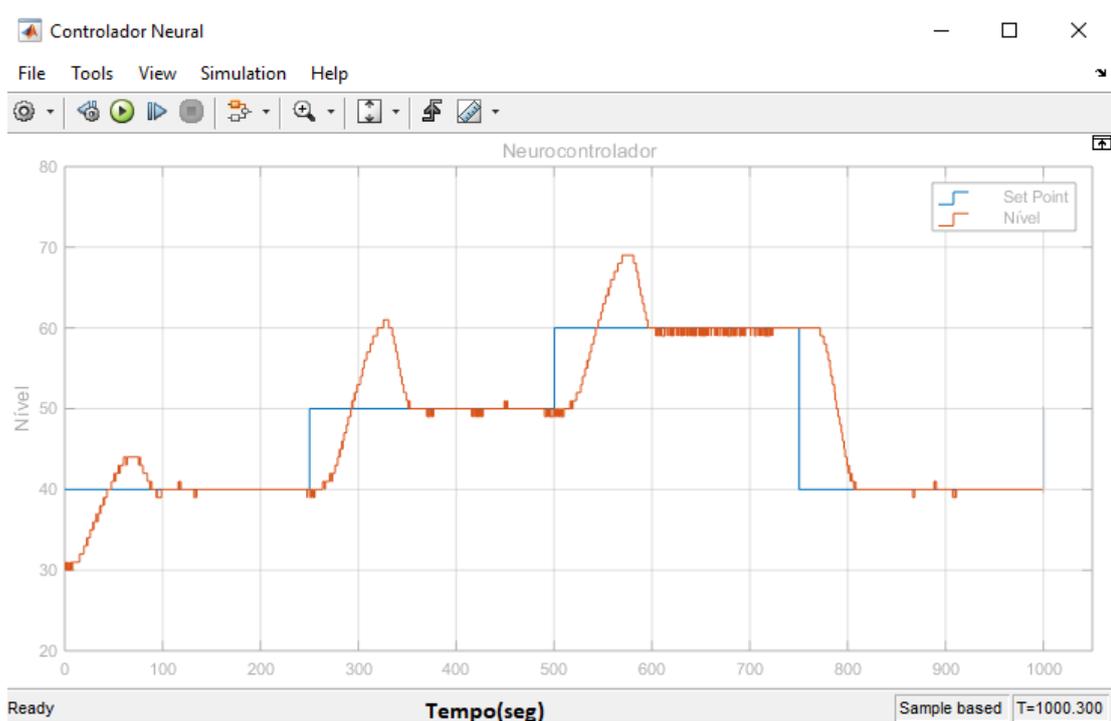
Fonte: Autor

Em processo simulado desenvolvido no simulink do matlab, o controlador neural apresentou melhor desempenho tendo em vista os valores apresentados na tabela 2.

5.3 Ensaio do Neurocontrador e do PID no processo Real

A seguir, é realizado testes no processo real, primeiramente foi realizado o ensaio do controlador neural. No ensaio apresentado, o estado inicial do nível a ser controlado estava em 3 litros em regime estacionário e a cada 250 segundos houve variação do setpoint em 1 litro. No ultimo setpoint foi alterado o nível do líquido de 6 para 4 litros. O motobomba estava em 10% da sua capacidade de velocidade, A resposta do controlador neural pode ser vista na figura 43.

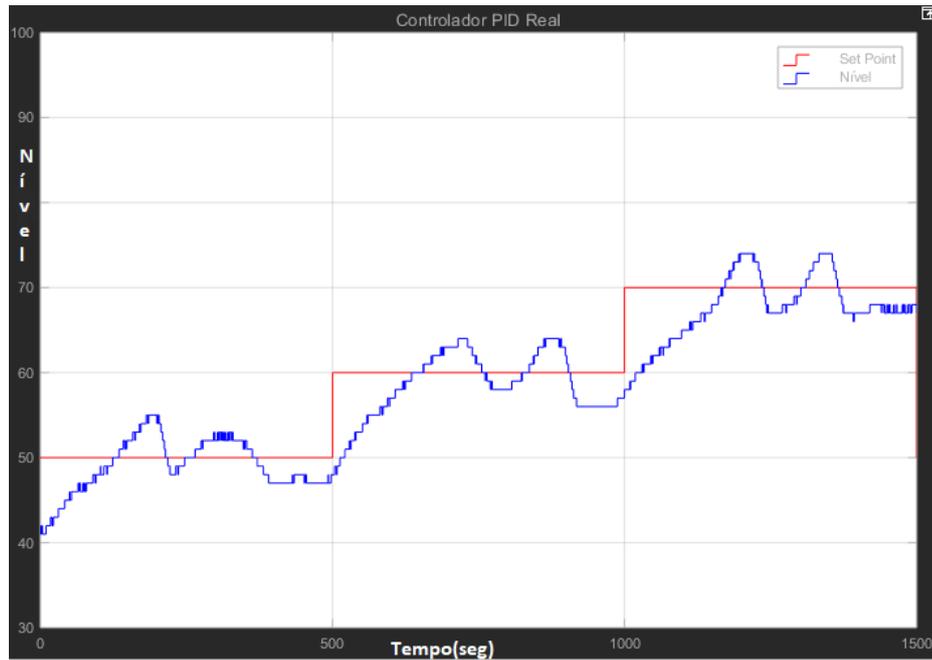
Figure 43 – Ensaio em Funcionamento Nominal do Controlador Neural



Fonte: Autor

Em seguida, foi realizado a implementação do controlador PID na bancada. Para este, o estado inicial do nível a ser controlado estava em 4 litros em regime estacionário e a cada 500 segundos houve variação do setpoint em 1 litro. O motobomba estava em 10% da sua capacidade de velocidade, A resposta do controlador neural pode ser vista na figura 43.

Figura 44 – Análise de estabilidade do sistema de controle



Fonte: Autor

Ambos os controladores são capazes de seguir a variação no setpoint na entrada do sistema, de modo a manter o nível dos líquidos em seus valores pré-estabelecidos.

Para valores elevados de setpoint, devido a capacidade de líquido dos reservatórios inferiores ser menor que a dos reservatórios superiores, o líquido nos reservatórios inferiores acabam depois de um intervalo de tempo e o sistema de controle é desabilitado, já que o processo da bancada fica em modo de proteção automática por nível mínimo atingido. Porém, de acordo com o algoritmo neural desenvolvido, a válvula de atuação continuaria a atuar de modo a obter os valores desejados.

6 CONCLUSÕES

A partir dos resultados obtidos durante a aplicação de um degrau unitário no processo simulado, o algoritmo de controle neural possibilita manter o valor do nível dos líquidos em seus valores pré-estabelecidos como referência, obtendo melhores respostas sobre aspectos de tempo de acomodação e tempo de subida, comparado ao controlador PID implementado em paralelo. O neurocontrolador considera a variação do erro obtido pela diferença entre o setpoint e o valor atual do nível dos líquidos nos reservatórios, na qual o permite antecipar ações corretivas de controle, de modo a proporcionar uma melhor atuação para a dinâmica do processo.

Com a finalidade de uma maior entendimento da estrutura e do comportamento do neurocontrolador, foram realizadas análises do treinamento e da validação por meio de análises gráficas. Para determinar o número de neurônios da camada oculta e do número de épocas para o treinamento foram sendo alteradas de forma hipotética, em virtude que não existe uma literatura explicando uma regra para sintonia do neurocontrolador.

Foi possível realizar a análise temporal sobre os diferentes tipos de controladores e foi realizado a comparação entre eles em ambiente simulado. Neste caso o arranjo neural foi quem apresentou menor overshoot do que o controlador PID 2.89% contra 3.78%. Da mesma forma o tempo de subida é de 13 segundos a menos que o controlador PID.

Portanto o objetivo central desta monografia foi alcançado onde as redes neurais artificiais é uma solução alternativa para a implementação de sistemas de controle em processos industriais. Não menos importante foi possível fazer melhorias na Bancada NVPT para que a mesma venha a desempenhar um importante papel nas atividades práticas desenvolvidas no laboratório de Automação da Escola Superior de Tecnologia da Universidade do Estado do Amazonas nas disciplinas relacionadas como inteligência artificial, sistemas dinâmicos e controle e automação I e II.

6.1 Dificuldades encontradas

A principal dificuldade encontrada durante a implementação da arquitetura de controle, foi o ajuste para o melhor desempenho para o neurocontrolador adaptativo por modelo de referência, pois como explicado anteriormente não existe uma regra para sintonia deste controlador. Outro ponto a ser levado em consideração foi a dificuldade de atuar na válvula de saída contínua, uma vez que é necessário realizar um condicionamento de sinal no matlab antes da escrita no CLP. Encontraram-se dificuldades na comunicação entre a bancada NVPT e controle feitos no ambiente Matlab® e com o sistema de execução constituído pelo CLP Twido Suite devido a falta de experiência inicial com os softwares envolvidos com respeito aos protocolos de comunicação e os meios para realizá-los.

6.2 Trabalhos Futuros

Nesta seção são apresentadas propostas de trabalhos futuros, visando melhorias para as funcionalidades da bancada NVPT, integrando com o trabalho realizado neste projeto. É necessário adicionar algumas redundâncias no processo a nível de sensores e atuadores, de modo a aumentar a complexibilidade do processo, afim de tornar o caso de estudo similar aos processos utilizados na indústria, e possibilitar a simulação de novos tipos de sistemas de controles inteligentes como por exemplo fuzzy. Um aspecto a ser otimizado, consiste em desenvolver uma interface humano máquina, compatível com sistema apresentado como caso de estudo, afim de fornecer ao supervisor humano todas as informações sobre o funcionamento do processo. É desejável que o sistema de supervisão seja capaz de armazenar os dados provenientes do processo, de modo a fornecer ao usuário o histórico do sistema, incluindo os sinais de atuação, informações sobre falhas, localização, referências de set-point, gráfico de tendência etc. Outra proposta a ser considerada consiste em desenvolver metodologias que permitam o controle e monitoramento dos processos da bancada de modo remoto via internet para a coleta, gerenciamento e análise dos dados do processo, aumentando assim, a interação e a comunicação dos usuários com o processo a controlar.

REFERÊNCIAS

- AMARAL, J. F. M.; PACHECO, M.; TANSCHKEIT, R. Sintonia de controladores pid utilizando algoritmos genéticos. 33
- BACOVIS, O. V. *Comparação da utilização do controlador fuzzy e PID aplicados em um uma planta didática de nível de líquido*. Dissertação (B.S. thesis) — Universidade Tecnológica Federal do Paraná, 2016. 22
- BEALE, R.; JACKSON, T. *Neural Computing-an introduction*. [S.l.]: CRC Press, 1990. 24
- BEDENDO, A. L. Modelagem matemática da dinâmica linear de mems baseados em deformação elástica e ação eletrostática. 2012. 19
- BRAGA, A. d. P.; CARVALHO, A.; LUDERMIR, T. B. *Redes neurais artificiais: teoria e aplicações*. [S.l.]: Livros Técnicos e Científicos, 2000. 27, 28, 29
- BRITO, R. P. D. et al. Análise de desempenho de um neurocontrolador para o controle de nível de um sistema de dois tanques acoplados. *Monografia, Escola de Minas (EM), Universidade Federal de Ouro Preto (UFOP), Ouro Preto*, 2014. 31
- BRUCE, A. L. Melhorias na dinâmica da bancada nível vazão pressão temperatura. 2015. 36
- CAMPOS, A. et al. Identificação e controle fuzzy de uma planta didática de nível. 20
- CAMPOS, A. S. C. I.; CAMPOS, A. L. d. S. I.; CAMPOS, L. d. E. S. F. I. Identificação e controle fuzzy de uma planta didática de nível. *VII SEGGeT-Simpósio de Excelência em Gestão e Tecnologia*, 2010. 20
- CARGAS, B. M. D. T. Controle de nível de um sistema de tanques acoplados utilizando redes neurais artificiais. 2013. 35
- CARVALHO, A. S.; FELIPE, L. H. G. *Modelagem de colunas de destilação através de modelos auto-regressivos*. Tese (Doutorado) — Dissertação de Mestrado em Engenharia de Produção-Campos dos Goytacazes, RJ-Universidade Estadual do Norte Fluminense-UENF, 2008. 20
- CARVALHO, C. A. G. Projecto e implementação de supervisor inteligente em controladores lógicos programáveis. Faculdade de Ciências e Tecnologia, 2013. 23
- CHIANG, S. L. A. P. Avaliação do desempenho da plataforma intel galileo geração 2 no treinamento de redes neurais artificiais. 2018. 30
- DEMUTH, H.; BEALE, M.; HAGAN, M. Neural network toolbox 6. *User guide*, 2008. 31, 32
- DOURATSOS, I.; GOMM, J. B. Neural network based model reference adaptive control for processes with time delay. *International Journal of Information and Systems Sciences*, v. 3, n. 1, p. 161–179, 2007. 32

- FARIA, R. de O. *CONTROLE DE NÍVEL EM UM TANQUE SUJEITO A PERTURBAÇÕES E MUDANÇAS DO VALOR DE REFERÊNCIA*. Tese (Doutorado) — Universidade Federal do Rio de Janeiro, 2013. 34
-]rrr FICHA de produto OsiSense XX XX930A1A1M12. [S.l.]. [S.l.].
- FILHO, M. D. *Síntese de controlador PID para controle de PH em um reator com otimização via algoritmos genéticos*. Dissertação (Mestrado) — Universidade Estadual do Norte Fluminense, 2014. 33
- FORA, J. de. *Aplicação do Protocolo Aberto OPC e do FOSS Scilab no Desenvolvimento de um Módulo Laboratorial para Controle de Processos Industriais*. Tese (Doutorado) — Universidade Federal de Juiz de Fora, 2013. 21, 22
- GUIMARÃES, L. M. S.; MEIRELES, M. R. G.; ALMEIDA, P. E. M. d. Avaliação das etapas de pré-processamento e de treinamento em algoritmos de classificação de textos no contexto da recuperação da informação. *Perspectivas em Ciência da Informação*, SciELO Brasil, v. 24, n. 1, p. 169–190, 2019. 30
- HAYKIN, S.; NETWORK, N. A comprehensive foundation. *Neural Networks*, v. 2, n. 2004, p. 41, 2004. 26
- HAYKIN, S. S. et al. *Kalman filtering and neural networks*. [S.l.]: Wiley Online Library, 2001. 29
- III, W. J. P. *Introdução ao MATLAB para Engenheiros-3*. [S.l.]: AMGH Editora, 2013. 23
- IYODA, E. M. Inteligência computacional no projeto automático de redes neurais híbridas e redes neurofuzzy heterogêneas. Biblioteca Digital da Unicamp, 2000. 27
- KATSUHIKO, O. *Engenharia de controle moderno*. [S.l.]: São Paulo: Pearson Education do Brasil, 2010. 18, 50
- LJUNG, L. *System identification*. [S.l.]: Wiley Online Library, 1999. 19, 21
- MAITELLI, A. L.; REZENDE, J. A. D. de. Um neurocontrolador com treinamento em tempo real aplicado a uma planta de temperatura. 30
- MCCULLOCH, W. S.; PITTS, W. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *The bulletin of mathematical biophysics*, Springer, v. 5, n. 4, p. 115–133, 1943. 25, 26
- MONTEIRO, L. H. A. *Sistemas dinâmicos*. [S.l.]: Editora Livraria da Física, 2006. 18
- PEREIRA, R. *Implantação do Controlador Preditivo Multivariável DMC Numa Planta Piloto*. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal do Espírito Santo, 2011. 34
- SANTOS, J. J. L. dos. Identificação de sistema de controle de nível baseado em bloco fuzzy do labview. 2015. 35
- SCHNITMAN, L.; FONTES, A. de B. The basic ideas of neural predictive control. In: *Proceedings of the 7th Mediterranean Conference on Control and Automation (MED99) Haifa, Israel*. [S.l.: s.n.], 1999. p. 28–30. 30

SOUZA, F. R. d. L. *Identificação e controle de sistemas dinâmicos utilizando uma Fuzzy Wavelet Neural Network*. Dissertação (Mestrado) — Brasil, 2018. 19, 21

VIEIRA, E. F. d. L. Controle inferencial em colunas de destilação utilizando redes neurais artificiais dinâmicas. Universidade Federal da Paraíba, 2018. 29

WASSERMAN, P. D. *Neural computing*. [S.l.]: Van Nostrand Reinhold, New York, 1989. 24, 26

ANNEX A – ESPECIFICAÇÕES TÉCNICAS DOS COMPONENTES

A.1 Especificações do CLP

- Número de entradas: 40;
- Número de entradas discretas: 24;
- Tensão de entrada: 24V;
- Tipo de tensão: contínua (DC);
- Numero de saidas discretas: 2 saídas;
- Numero de entradas e saidas para expansão: 2 transistores e 14 relays;
- Numero de entradas e saídas em módulo de expansão: 7;
- Alimentação externa: 100 a 240V AC;
- Módulo auxiliar: TM2AMM3HT.

A.2 Especificações técnicas da motobomba

Tabela 3 – Especificações da motobomba

Consumo de Energia	0,592 KWh/h
Rendimento da Bomba	44,2 %
Rendimento do Conjunto	32,4%
Vazão	4,91 m ³ /h
Altura Manométrica	14,4 m.c.a
Rotação corrigida	3500 rpm
Diâmetro do rotor	110 mm

Fonte: Manual da Soft-Start

A.3 Especificações do Sensor ultrassônico XX930A1A1M12

- Tipo do sensor receptor ultrassonico;

- Sistema de detecção Difusa com supressão de fundo;
- Distância de detecção de 1m de área ajustável;
- Tipo de material PMMA (polimetilmetacrilato);
- Tipo de sinal de saída Analógico + discreto;
- Função de saída analógica 0...10V;
- Tensão de alimentação nominal 15...24VCC com proteção contra curtos-circuitos (curto retardamento);
- Alcance de Trabalho assegurado é de 0,051...0,991m;
- Zona cega 0..6,4mm;
- Ângulo de feixe 10°;
- Frequência de transmissão 200KHz;
- Material Aço Inoxidável 303;
- Frequência de repetição 0,9%;
- Atraso first up 720ms;
- Resposta de atraso 25ms;
- Recuperação de atraso 25ms;
- Temperatura ambiente para funcionamento 0...50°C;

A.4 Especificações do sensor de vazão DS8030

- Limites de medição: 0,3 a 10 m/s;
- Temperatura média: 0 a 50 ° C (32 a 122 ° F) / 0 a 80 ° C (32 a 176 ° F) -15 A 100 ° C (5 a 212 ° F);
- Máxima pressão média: PN10 (com encaixe de plástico), PN16 (com encaixe de metal);
- Erro de medição: $\pm 1\%$ de leitura;
- Linearidade: $\pm 0,5\%$;
- Repetibilidade: $\pm 0,4\%$;

-]Temperatura ambiente: -15 a + 60 ° C;
- Tensão de operação: 12-36 V DC;
- Consumo de corrente: 30 mA;
- Frequência: 0 a 300 Hz;