

Universidade Federal de Pernambuco
Centro de Tecnologia de Geociências
Departamento de Engenharia Elétrica
Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica

DAVIDSON DA COSTA MARQUES

**MÉTODO DE CONTROLE EFICIENTE UTILIZANDO FERRAMENTAS DE
INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL EM SISTEMAS DE BOMBEAMENTO DE
ÁGUA**

RECIFE

2018

DAVIDSON DA COSTA MARQUES

**MÉTODO DE CONTROLE EFICIENTE UTILIZANDO FERRAMENTAS DE
INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL EM SISTEMAS DE BOMBEAMENTO DE
ÁGUA**

Dissertação submetida ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Pernambuco como parte dos requisitos para obtenção do grau de Mestre em Engenharia Elétrica.

Área de Concentração: Processamento de Energia.

Orientador: Prof. Dr. Ronaldo Ribeiro
Barbosa de Aquino

Coorientadora: Prof^a.Dra. Milde Maria
da Silva Lira

RECIFE

2018

Catálogo na fonte
Bibliotecária Maria Luiza de Moura Ferreira, CRB-4 / 1469

- M357m Marques, Davidson da Costa.
Método de controle eficiente utilizando ferramentas de inteligência artificial em sistemas de bombeamento de água / Davidson da Costa Marques. - 2018.
99 folhas, il., tab., abr., sigl. e simb.
- Orientador: Prof. Dr. Ronaldo Ribeiro Barbosa de Aquino.
Coorientadora: Profa. Dra. Milde Maria da Silva Lira.
Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal de Pernambuco. CTG. Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, 2018.
Inclui Referências e Apêndice.
1. Engenharia Elétrica. 2. Automação industrial. 3. Controlador lógico programável. 4. Controlador BELBIC. 5. Otimização por enxame de partículas. 6. Sistema de bombeamento. I. Aquino, Ronaldo Ribeiro Barbosa de (Orientador). II. Lira, Milde Maria da Silva (Coorientadora). III. Título.

UFPE

658.5 CDD (22. ed.)

BCTG/2018-199



Universidade Federal de Pernambuco

Pós-Graduação em Engenharia Elétrica

PARECER DA COMISSÃO EXAMINADORA DE DEFESA DE
DISSERTAÇÃO DO MESTRADO ACADÊMICO DE

DAVIDSON DA COSTA MARQUES

TÍTULO

**“MÉTODO DE CONTROLE EFICIENTE UTILIZANDO
FERRAMENTAS DE INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL
EM SISTEMAS DE BOMBEAMENTO DE ÁGUA.”**

A comissão examinadora composta pelos professores: RONALDO RIBEIRO BARBOSA DE AQUINO, DEE/UFPE; MILDE MARIA DA SILVA LIRA, DEE/UFPE, FRANCISCO DE ASSIS DOS SANTOS NEVES, DEE/UFPE e RICARDO BASTOS CAVALCANTE PRUDÊNCIO, CIN/UFPE, sob a presidência do primeiro, consideram o candidato **DAVIDSON DA COSTA MARQUES APROVADO.**

Recife, 20 de fevereiro de 2018.

MARCELO CABRAL CAVALCANTI
Coordenador do PPGE

**RONALDO RIBEIRO BARBOSA DE
AQUINO**
Orientador e Membro Titular Interno

MILDE MARIA DA SILVA LIRA
Coorientadora e Membro Titular Externo

FRANCISCO DE ASSIS DOS SANTOS NEVES
Membro Titular Interno

**RICARDO BASTOS CAVALCANTE
PRUDÊNCIO**
Membro Titular Externo

A Deus pelo dom da vida.

A Dimas e Maria Verônica, meus pais, todo apoio e força na realização de todos os planos de minha vida.

A Dimas Filho e Diego, meus irmãos, pelo apoio, confiança e motivação incondicional.

A minha avó Maria de Sousa Barbosa "In memoriam", por todo amor doado incondicionalmente, ensinamentos simples e as palavras mais sábias que já escutei em toda minha vida.

A minha avó Margarida da Costa Marques, por demonstrar seus sentimentos do seu modo simples e acanhado.

A meus avôs Amaro e Amâncio "In memoriam", que não tive o prazer de conhecê-los.

A minha tia Severina de Sousa Barbosa, por ser uma das pessoas mais generosa que conheço.

A todos os meus familiares e amigos que sempre foram presentes, cada um da sua forma, nesta jornada.

Eu dedico este trabalho.

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente a DEUS, por ter dado a permissão de chegar até aqui. Tenho certeza que a sua companhia me fortalece e sem Ele jamais teria conseguido. Além disso, agradeço a Ele por ter permitido cruzar no meu caminho pessoas tão especiais. Obrigado Deus!

Aos meus pais Dimas da Costa Marques e Maria Verônica Barbosa Marques, por todo amor, carinho, paciência e dedicação. Todo o apoio necessário nunca me faltou, sempre incentivaram a alcançar caminhos cada vez mais distantes. Amo vocês! Eternamente grato.

Aos meus irmãos Dimas da Costa Marques Filho e Diego da Costa Marques pelo incentivo e amizade sincera, mesmo estando longe (assim como meus pais), sempre ajudaram a acreditar nos objetivos. Não esquecendo da minha cunhada Marcella Auxiliadora.

Ao Professor Ronaldo Ribeiro Barbosa de Aquino, muito obrigado pela ajuda, ensinamentos, orientações e contribuições. Meu eterno agradecimento por me receber em seu laboratório e sempre estar à disposição, tirar dúvidas e incentivar a acreditar que tudo sempre daria certo, com sua forma fraterna de ser, muito obrigado por tudo!

A professora Milde Maria da Silva Lira pelas revisões e sugestões que foram fundamentais.

Ao meu grande amigo Thiago Cordeiro por sua imensa compreensão, paciência e principalmente por partilhar seu conhecimento na área. Obrigado também por sua forma peculiar de ser, seu jeito engraçado de levar a vida e sua disposição de sempre ajudar. Tudo isso somando foram essenciais para elaboração do trabalho, e ainda foi além, abriu sua casa para acolher e ajudar o amigo a repor as energias para conclusão do trabalho.

Ao meu grande amigo de infância (quase irmão) Inajá Fernando por todo o apoio nas horas difíceis, com palavras motivadoras. Muito obrigado pelas conversas, risadas, ajudas e companheirismo. Além de sempre estar disposto a ajudar e aconselhar.

Aos companheiros do LEEQE: Filipe Cordeiro, Jeydson Lopes, Renato Leitão, Daniel Jardim, Liélío Brandão "Major", pelo apoio, incentivo e amizade.

Aos companheiros do LDSP: Guilherme Delgado, Jonata Campelo, Beatriz, Helen Barbosa, Angélica da Silva, Roberto Menezes, Professor Otoni e Dona Valdete. Meu muito obrigado pelo apoio e amizade, já que lá (LDSP) era meu segundo ambiente de trabalho, hora do café e bons papos.

À FACEPE, por todo apoio financeiro ao longo do tempo do mestrado, tornado essa conquista possível.

De uma forma geral, a todos que de alguma forma contribuíram.

"Para tudo há uma ocasião certa; há um tempo certo para cada propósito debaixo do céu". (Eclesiastes 3:1)

RESUMO

O crescente consumo de energia elétrica no país, principalmente no setor industrial, vem preocupando as autoridades brasileiras, principalmente devido à crise hídrica em que o país se encontra. Neste setor, os motores elétricos representam 43,7% desse consumo e precisam de atenção especial, segundo dados do Ministério de Minas e Energia (MME). Um caso particular pode ser observado nas empresas de água, onde o uso eficiente do conjunto motobomba diminui drasticamente os custos operacionais e o consumo de energia elétrica. A aplicação de técnicas de automação nesses sistemas, juntamente com técnicas de controle moderna, vem cada vez mais aumentando a eficiência hidráulica e energética de sistemas dessa natureza. Nesse contexto, o objetivo deste trabalho é apresentar um método inteligente de controle de vazão baseado no aprendizado emocional do cérebro (BELBIC) que será aplicado a uma bancada experimental de um sistema de bombeamento, localizada no Laboratório de Sistemas Motrizes da Universidade Federal de Pernambuco. Os parâmetros desse controlador são otimizados com uma técnica de otimização de enxame de partículas (PSO) com minimização da integral do erro absoluto (IAE). Testes iniciais foram realizados em um ambiente computacional para que o desempenho do sistema pudesse ser testado previamente. Para isso, a dinâmica do sistema foi modelada a partir de dados reais do processo. Os resultados experimentais foram obtidos por meio da implementação deste sistema de controle em um controlador lógico programável (CLP), que foi o dispositivo responsável por toda a automação da bancada em questão. Os dados desta bancada foram coletados utilizando-se um sistema supervisório desenvolvido exclusivamente para este trabalho. Tais dados foram utilizados para analisar o desempenho do sistema de controle proposto e demonstrar que seu comportamento foi eficiente.

Palavras-chave: Automação industrial. Controlador lógico programável. Controlador BELBIC. Otimização por enxame de partículas. Sistema de bombeamento.

ABSTRACT

The growing consumption of electricity in the country, mostly in the industrial sector, worries Brazilian authorities, mainly due to the water crisis the country faces. In this sector, electric motors represent 43.7% of this consumption and needs special attention, according to the data from the Ministry of Mines and Energy (MME). A particular case can be observed in the water companies, where the efficient use of the motor-pump assembly drastically reduces operational costs and the consumption of electric energy. The application of automation techniques in these systems, combined with modern control techniques, is increasing even more the hydraulic and energy efficiency of such systems. In this context, the objective of this work is to present an intelligent method of flow control based on the Brain's Emotional Learning (BELBIC) that will be applied to an experimental workbench of a pumping system, located in the Motor Systems Laboratory of the Federal University of Pernambuco. The parameters of this controller are optimized with a particle swarm optimization (PSO) technique with minimization of Integral Absolute Error (IAE). Initial tests were performed in a computational environment so that system's performance could be pre-tested. For this, the dynamics of the system was modeled from real data of the process. The experimental results were obtained through the implementation of this control system in a programmable logic controller (PLC), which was the device responsible for all the automation of the bench in question. The data of this bench were collected using a supervisory system exclusively developed for this work. These data were then used to analyze the performance of the proposed control system and demonstrate that its behavior was efficient.

Keywords: Industrial automation. Controller BELBIC. Programmable logical controller. Optimization by swarming of particles. Pumping system.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 – Potência para diferentes métodos de regulação de vazão de uma bomba centrífuga.	19
Figura 2 – Bancada de bombeamento de água localizada no LAMOTRIZ.	23
Figura 3 – Painel de automação da bancada de bombeamento.	25
Figura 4 – Diagrama de níveis das redes de comunicação da bancada de bombeamento do LAMOTRIZ	26
Figura 5 – Tela de visualização da bancada de bombas do LAMOTRIZ em WinCC®.	27
Figura 6 – Representação da relação entre a frequência de rotação do motor e a vazão de água na linha direta do sistema de bombeamento por meio da função de transferência $G(s)$	28
Figura 7 – Curvas experimentais, obtidas com o sistema de bombeamento em malha aberta, para analisar a relação entre alterações do tipo degrau na frequência do motor e a variação da vazão.	30
Figura 8 – MATLAB <i>System Identification Toolbox</i> TM	31
Figura 9 – Curvas da saída da função de transferência $G_1(s)$ estimada <i>versus</i> a saída de vazão real do sistema.	31
Figura 10 – Curvas da saída da função de transferência $G_2(s)$ estimada <i>versus</i> a saída de vazão real do sistema.	32
Figura 11 – Curvas da saída da função de transferência $G_3(s)$ estimada <i>versus</i> a saída de vazão real do sistema.	32
Figura 12 – Modelo computacional de aprendizagem emocional na amígdala.	35
Figura 13 – Sistema límbico.	38
Figura 14 – Córtex pré-frontal.	39
Figura 15 – Amígdala.	39
Figura 16 – Conexões da amígdala com outros componentes do sistema límbico.	40
Figura 17 – Cortéx pré-frontal.	42
Figura 18 – Tálamo.	43
Figura 19 – Córtex sensorial.	44
Figura 20 – Hipocampo.	45
Figura 21 – Diagrama de blocos do modelo simplista do sistema límbico.	46
Figura 22 – Descrição gráfica do modelo computacional de aprendizagem emocional.	47
Figura 23 – Diagrama de blocos.	49
Figura 24 – Diagrama de blocos das entradas SI e ES.	50
Figura 25 – Fluxograma do PSO.	52
Figura 26 – Movimentação das partículas PSO.	55
Figura 27 – Diagrama de blocos ES	59

Figura 28 – Diagrama de blocos SI	59
Figura 29 – Bloco BELBIC	60
Figura 30 – Diagrama de blocos do controlador BELBIC	60
Figura 31 – Diagrama de blocos do sistema de controle com o controlador BELBIC	62
Figura 32 – Analogia de um bando de pássaros em um espaço de busca de 3D.	63
Figura 33 – Minimização da Função Objetivo por PSO.	65
Figura 34 – Tela <i>SIMATIC Manager</i>	65
Figura 35 – Linhas do código implementado no CLP - Bloco entrada sensorial e sinal emocional.	67
Figura 36 – Linhas do código implementado no CLP - Bloco para cálculo do erro.	68
Figura 37 – Linhas do código implementado no CLP - Bloco tálamo.	68
Figura 38 – Linha do código implementado no CLP - Bloco córtex sensorial.	69
Figura 39 – Linhas do código implementado no CLP - Bloco córtex orbitofrontal.	69
Figura 40 – Linhas do código implementado no CLP - Bloco somatório córtex orbitofrontal e amígdala.	70
Figura 41 – Linhas do código implementado no CLP - Bloco somatório dos sinais da amígdala.	70
Figura 42 – Linha do código implementado no CLP - Bloco amígdala.	71
Figura 43 – Linhas do código implementado no CLP - Bloco saída do controlador.	71
Figura 44 – Linhas do código implementado no CLP - Bloco BELBIC.	72
Figura 45 – Linhas do código implementado no CLP - Bloco de saturação da saída.	72
Figura 46 – Linhas do código implementado no CLP - Bloco degrau de vazão.	73
Figura 47 – Linhas do código implementado no CLP - Bloco gerador de ruídos.	73
Figura 48 – Tela do supervisório BELBIC	75
Figura 49 – Sinais do controlador BELBIC : <i>SI</i> e <i>ES</i>	77
Figura 50 – Sinal de saída do controlador BELBIC <i>MO</i>	78
Figura 51 – Pesos da amígdala e córtex orbitofrontal: <i>V</i> e <i>W</i>	78
Figura 52 – Experimento controle de vazão cenário 1.	79
Figura 53 – Experimento controle de vazão cenário 2.	80
Figura 54 – Experimento controle de vazão cenário 3.	80
Figura 55 – Experimento controle de vazão cenário 4.	82
Figura 56 – Experimento controle de vazão cenário 5.	82
Figura 57 – Experimento controle de vazão cenário 6.	83
Figura 58 – Experimento controle de vazão cenário 1 no MATLAB®.	84
Figura 59 – Experimento controle de vazão cenário 2 no MATLAB®.	84
Figura 60 – Experimento controle de vazão cenário 3 no MATLAB®.	85
Figura 61 – Avaliação da robustez do controlador(vazão desejada em 1100 m ³ /h).	86
Figura 62 – Avaliação da robustez do controlador(vazão desejada em 1800 m ³ /h).	86

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Endereços dos componentes no sistema supervisorio.	26
Tabela 2 – Relação entre os valores de frequência e vazão utilizados para estimação das funções de transferência.	29
Tabela 3 – Resultado da otimização por PSO.	64
Tabela 4 – Cenários de vazão.	76
Tabela 5 – Parâmetros do controlador BELBIC.	76
Tabela 6 – Parâmetros do controlador BELBIC para cada faixa de operação.	81

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

BELBIC	<i>Brain Emotional Learning Based Intelligent Controller</i>
CLP	Controlador Lógico Programável
DB	Bloco de dados
FB	Bloco de função
FC	Funções
Gbest	<i>Global Best</i>
IAE	<i>Integrated Absolute Error</i>
IHM	Interface-Homem-Máquina
IP	<i>Industrial Protocol</i>
LAMOTRIZ	Laboratório de Sistemas Motrizes da UFPE
LEEQE	Laboratório de Eficiência Energética e Qualidade de Energia
MME	Ministério de Minas e Energia
MID	Multi indicador digital
MIMO	<i>Multiple Input Multiple Output</i>
OB	Bloco de organização
Pbest	<i>Position Best</i>
PCF	Partida inversor de frequência
PD	Partida direta
PET	<i>Positron emission tomography</i>
PI	Proporcional-Integral
PID	Proporcional-Integral-Derivativo
PROFIBUS	<i>Process Field Bus</i>
PSO	<i>Particle Swarm Optimization</i>
PSS	Partida <i>soft starter</i>

RNA	Redes neurais artificiais
SCADA	<i>Supervisory control and data acquisition</i>
SDB	Bloco de dados de sistema
SFB	Bloco de função de sistema
SFC	Função de sistema
SISO	<i>Single Input/Single Output</i>
TCP	<i>Transmission Control Protocol</i>
UFPE	Universidade Federal de Pernambuco
ZOH	<i>Zero Order Hold</i>

LISTA DE SÍMBOLOS

α	Velocidade de aprendizagem
β	Taxa de aprendizagem
ΔV	Ganho amígdala
ΔW	Ganho córtex orbitofrontal
A_i	Sinal da amígdala
A_{th}	Sinal máximo de SI
$c_{1,2}$	Constantes de buscas local e global do PSO
$c2d$	Comando <i>continuos to digital</i> em MATLAB
$e(t)$	Valor do erro na malha de controle
ES	Sinal emocional
FO	Função objetivo (<i>fitness</i>)
$G(s)$	Função de transferência
$G_{zoh}(z)$	Função de transferência em tempo discreto por <i>Zero-Order-Hold</i>
K	Número de iterações PSO
$K_{1,2,3,4,5}$	Parâmetros do controlador BELBIC
MO	Saída do modelo
OC_i	Córtex orbitofrontal
Ref	Referência do sinal de entrada para o sinal SI
R_o	Reforço interno para o córtex orbitofrontal
SI_i	Entrada sensorial
$u(t)$	Sinal de controle
v	Velocidade da partícula no PSO
V	Peso da amígdala
W	Peso da córtex orbitofrontal

x	Posição da partícula no PSO
$y(t)$	Variável de saída do processo
w_{min}	Peso inercial máximo do PSO
w_{max}	Peso inercial mínimo do PSO

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	18
1.1	Objetivos da Pesquisa	21
1.2	Organização Textual	22
2	SISTEMA DE BOMBEAMENTO DE ÁGUA	23
2.1	Descrição da bancada de bombeamento	23
2.2	Sistema supervisorio da bancada de bombeamento	26
2.3	Modelagem do sistema de bombeamento	28
2.4	Conclusão do capítulo	33
3	SISTEMA DE CONTROLE BASEADO NO APRENDIZADO EMOCIONAL DE MAMÍFEROS	34
3.1	Sistemas de controle inteligentes	34
3.2	Controlador inteligente baseado no aprendizado emocional do cérebro . . .	35
3.2.1	Processo emocional	36
3.2.2	Sistema límbico	37
3.2.2.1	<i>Amígdala</i>	39
3.2.2.2	<i>Córtex orbitofrontal</i>	42
3.2.2.3	<i>Tálamo</i>	43
3.2.2.4	<i>Córtex sensorial</i>	44
3.2.2.5	<i>Hipocampo e hipotálamo</i>	44
3.2.3	Modelagem matemática do sistema límbico	45
3.2.4	Definição dos sinais emocionais e estímulos sensoriais	50
3.3	Otimização por enxame de partículas	51
3.3.1	Termos da linguagem PSO	51
3.3.2	Descrição do algoritmo PSO	52
3.4	Conclusão do capítulo	56
4	METODOLOGIA E APLICAÇÕES	57
4.1	Projetando um controlador BELBIC e a utilização da técnica PSO num ambiente computacional	57
4.1.1	Implementação do BELBIC em <i>Simulink</i>	58
4.1.2	Implementação do PSO	62
4.1.3	Simulação do PSO	63
4.2	Implementação do controlador BELBIC no CLP	65
4.3	Desenvolvimento do sistema supervisorio	74

4.4	Análise dos resultados do controle de vazão	75
4.5	Conclusão do capítulo	87
5	CONCLUSÃO	88
	REFERÊNCIAS	91
	APÊNDICE A - CÓDIGO PSO UTILIZANDO O MATLAB	97

1 INTRODUÇÃO

No Brasil, as empresas de saneamento têm na energia elétrica o seu mais alto custo operacional. Essa afirmação refere-se ao fato de que muitas plantas de distribuição de água apresentam perdas por vazamento, bombas mal dimensionadas, além de estruturas tarifárias pouco vantajosas economicamente. Em sistemas de bombeamento de água, grande parte do consumo de energia elétrica está relacionado com a não eficiência do conjunto motobomba.

A automatização de sistemas de abastecimento de água precisa levar em consideração as características mais relevantes do sistema e analisar o risco aceitável a falhas. Essa prática vem se expandindo no setor de saneamento, buscando o fornecimento eficiente e equitativo de água aos consumidores. Havendo disponibilidade suficiente de água, o objetivo é atender às demandas dos consumidores, evitando o desperdício. Porém, se a água disponível é insuficiente ou inadequada para atender às exigências dos consumidores com as pressões requeridas, a distribuição equivalente dos recursos disponíveis é de primordial importância (SANKAR et al., 2015). Os sistemas de supervisão e aquisição de dados, comumente chamados de sistemas SCADA (do inglês *supervisory control and data acquisition*), podem ser empregados para o controle e monitoramento, em tempo real, de variáveis hidráulicas e elétricas, bem como dos atuadores do sistema (bombas e válvulas), possibilitando uma melhoria no desempenho operacional e na redução dos custos (GELLINGS et al., 2009).

(SANKAR et al., 2015)

Embora as pesquisas científicas nesta área sejam de fundamental importância, elas ainda são raras, por apresentarem dificuldades na dinâmica desses sistemas, em geral não lineares e variantes no tempo. A maioria dos controladores utilizados são baseados em técnicas de controle “convencionais”, do tipo PID, desenvolvidas e acopladas pelos fabricantes de equipamentos (CAMPISANO; MODICA, 2002).

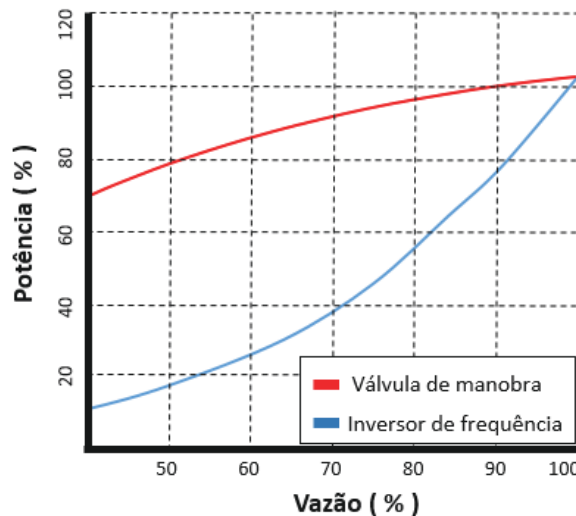
Os métodos mais usuais no controle de vazão são: estrangulamento de válvula e controle de rotação da bomba. Atualmente, o método mais eficiente para o controle de vazão em sistemas de bombeamento de água utiliza inversores de frequência em conjuntos motobomba (TUTTEROW; MCKANE, 2004; SILVA et al., 2015).

No controle de vazão por estrangulamento de válvula, as manobras são realizadas de acordo com as necessidades operacionais de demanda. Após a saída da bomba, é inserida uma válvula que terá a função de alterar a vazão do sistema pela redução do diâmetro, o que gera um aumento da resistência. O torque de carga visto pelo motor diminui, assim a potência diminui, sendo a velocidade mantida praticamente constante. A aplicação dessa operação aumenta a perda de carga local e eleva a carga a montante da válvula de controle (ARMINTOR; CONNORS, 1987). Logo, a vida útil dos equipamentos será comprometida e a energia excedente pode ser

assim transformada em vibrações, provocando danos às tubulações, bombeamento e válvulas.

Segundo (FERREIRA; FONG; ALMEIDA, 2011), a substituição de válvulas de manobras por inversores para regular a vazão além de diminuir o consumo de energia, chegam a reduzir as emissões de gases de efeito estufa em mais de 35%. (ALMEIDA; FERREIRA; BOTH, 2005) apresentam uma comparação do desempenho entre dois sistemas de controle de vazão diferentes, sendo um feito por estrangulamento de válvula e outro utilizando inversor de frequência, como pode ser visto na Figura 1.

Figura 1 – Potência para diferentes métodos de regulação de vazão de uma bomba centrífuga.



Fonte: Adaptado (ALMEIDA; FERREIRA; BOTH, 2005)

(JAMES et al., 2002) afirmam que as perdas técnicas, referentes ao setor de saneamento, são decorrentes perdas de carga em tubulação, do estrangulamento em válvulas, obsolescência e super dimensionamento de motores, baixo fator de potência, desgastes físicos de bombas, além dos baixos índices de micromedição e automação. Sendo assim, há um grande potencial de mercado nas aplicações de sistemas controle e supervisão; correção de fator de potência; inversores de frequência; programas de manutenção; substituições de equipamentos e modulação da curva de carga.

O inversor de frequência tornou-se o equipamento principal, de forma ordenada e eficiente, a otimizar o uso de energia elétrica sem afetar os processos de produção. No caso de sistemas de bombeamento é viável quando o sistema apresenta condições de operação que necessitem de variação de vazão e pressão nas tubulações. Segundo (FILHO, 1996) o uso do inversor de frequência na indústria além de alterar a frequência da tensão aplicada ao motor, possibilita controlar sua rotação, sendo uma prática muito comum, pois possibilitará uma redução no consumo energético comparado a outros procedimentos, como o já mencionado estrangulamento de válvulas. Algumas das vantagens na utilização de inversores de frequência são:

- Controle de velocidade onde cada valor de vazão corresponderá a um valor de carga que será menor em função da redução da rotação.
- Como a vazão é diretamente proporcional a rotação, e a potência diretamente proporcional a rotação elevada ao cubo há uma economia significativa quando o valor de vazão recalçada diminuir.
- As pressões no sistema são mantidas bem próximas aos níveis mínimos requeridos.
- Estudos comprovam que o uso associado de inversores de frequência sugere a avaliação do ponto ou faixa de operação em que o sistema mais opera e sua relação com as curvas de rendimento do conjunto motobomba, busca maior possibilidade de ganho em eficiência.
- Eliminação do transitório causado com o acionamento e a parada de bombas, ou seja, o conjunto motobomba vai acelerando ou desacelerando, de acordo com a parametrização da rampa, de forma lenta e contínua reduzindo assim o “stress” no motor, bomba e acoplamento.
- Eliminação da alta corrente de partida.

Em (XING; ZHANG; ZHANG, 2013), os autores apresentaram uma metodologia de controle de pressão em sistemas de abastecimento utilizando um controlador lógico programável (CLP) e um inversor de frequência, sendo o CLP responsável pela lógica do controle e o inversor de frequência para regulagem de pressão. Através da lógica desenvolvida e do próprio controlador PID do CLP, ajustado de acordo com o processo, foi possível controlar a frequência de acionamento do motor e a definição automática do número de bombas em operação, controlando a vazão e mantendo a pressão constante.

As técnicas de controle modernas associadas a automação podem proporcionar o aumento da eficiência hidráulica e energética na maioria dos sistemas de abastecimento de água, pois permitem o monitoramento em tempo real e o controle dos diversos setores do sistema, possibilitando, principalmente, a redução de custos operacionais e a qualidade no abastecimento. Técnicas de controle inteligente baseadas em inteligência artificial são utilizadas para melhorar a eficiência do sistema.

A literatura mostra que a aplicabilidade de redes neurais artificiais (RNA) em sistemas de bombeamento de água ainda está em fase inicial, mas há diversas aplicações para outros sistemas. (GADOUE; GIAOURIS; FINCH, 2009) aplicaram RNA para estimar o fluxo magnético. (OGUZ; DEDE, 2011) propuseram uma RNA para estimar a velocidade, sem sensores, em um motor assíncrono de gaiola de esquilo. (SANTOS et al., 2014) propuseram uma metodologia alternativa para estimar a velocidade de um motor de indução trifásico acionado por um inversor de frequência, utilizando modulação vetorial no campo da estratégia de controle escalar e com base em RNA.

Com relação ao consumo de água e energia em sistema de distribuição de água, (CARVALHO et al., 2012) elaborou um controlador não-linear baseado em lógica fuzzy para redes de distribuição de água setorizadas, automatizadas e com sistema de bombeamento distribuído. Diversos ensaios utilizando uma rede experimental instrumentalizada foram realizados, testando assim o sistema de controle em diversas condições de operação com o objetivo de extrair as regras e combinações diversas de controle. Os resultados obtidos indicaram uma economia de energia próxima a 12%. (CAMBOIM, 2008) também utilizou um controlador fuzzy no controle da pressão de redes de distribuição de água. Neste trabalho, a pressão na rede foi mantida constante e foi constatada uma redução de 27,4% no consumo de energia elétrica e uma redução na vazão do sistema (consumo de água) de 16,9%.

No trabalho desenvolvido por (BEZERRA; SILVA; GOMES, 2012) foi proposto o controle da pressão da rede através de válvulas e do controle da velocidade de rotação dos sistemas de bombeamento. As válvulas são responsáveis por eliminar o excesso de pressão em pontos específicos da rede e o inversor de frequência atua para controlar a altura manométrica do sistema. Os resultados demonstraram que o sistema é robusto para controlar satisfatoriamente a pressão.

1.1 Objetivos da Pesquisa

O objetivo geral deste trabalho é projetar um controlador inteligente, baseado no processo de aprendizagem emocional do cérebro (Brain Emotional Learning Based Intelligent Controller - BELBIC) (LUCAS; SHAHMIRZADI; SHEIKHOESLAMI, 2004), que seja capaz de manter a vazão de um sistema de bombeamento de água em um valor de referência pré-estabelecido alterando a frequência de rotação de um conjunto motobomba.

Modelos numéricos do sistema de bombeamento foram obtidos com base em ensaios experimentais para que simulações computacionais pudessem auxiliar o projeto do controlador e melhorar a compreensão da dinâmica do sistema. Os valores iniciais dos parâmetros do controlador BELBIC são escolhidos empiricamente, com base nessas simulações. Posteriormente, uma técnica de otimização baseada em enxame de partículas (Particle Swarm Optimization - PSO) será utilizada para otimizar os valores desses parâmetros, tendo como função objetivo a integral do erro absoluto (Integrated Absolute Error – IAE), .

São objetivos específicos dessa pesquisa:

- Modelagem e simulação do sistema de bombeamento e do controlador BELBIC utilizando o software MATLAB®;
- Desenvolvimento de um sistema supervisório, utilizando o programa Wincc, para definição e monitoramento em tempo real das variáveis hidráulicas e elétricas do sistema experimental;

- Implementação do controlador BELBIC em um controlador lógico programável (CLP) para acionamento automático do conjunto motobomba;
- Testes em malha fechada do controlador BELBIC com alterações dos valores de referência de vazão;
- Avaliação da robustez do controlador BELBIC simulando diferentes cenários de consumo;

1.2 Organização Textual

- **Capítulo 2** - São apresentados os principais componentes da bancada de bombeamento de água presente no Laboratório de Sistemas Motrizes da UFPE (LAMOTRIZ), além de abordar as características do sistema supervisorio tais como: comunicação e operação. Por fim, é apresentada a modelagem da bancada através de funções de transferência.
- **Capítulo 3** - Tem como objetivo introduzir os conceitos de uma parte do cérebro chamado de sistema límbico e sua modelagem computacional. Como o objetivo desta dissertação é uma aplicação em sistemas de controle, não é abordado todo o sistema límbico, e sim, apenas as estruturas responsáveis por representar o modelo proposto. Ao final desse capítulo, é abordado o conceito da otimização por enxame de partículas (PSO), definindo os principais pontos deste algoritmo e a sua origem.
- **Capítulo 4** - Expõe a metodologia utilizada neste trabalho, abordando a implementação do controlador BELBIC no ambiente computacional *Simulink*® MATLAB® e no CLP, o desenvolvimento de uma tela de supervisorio para monitoramento e definições das variáveis a serem controladas, a utilização da técnica PSO para cálculo dos parâmetros do controlador. Por fim, realiza-se a apresentação dos resultados experimentais reais e simulados dos testes em malha fechada desse controlador com as alterações na referência de vazão e a análise de robustez do controlador com relação à variação das condições de operação do sistema.
- **Capítulo 5** - Apresenta as conclusões, bem como os benefícios alcançados na utilização do controlador BELBIC no controle de vazão em um sistema de bombeamento de água e as sugestões de trabalhos futuros correlacionados à área.

2 SISTEMA DE BOMBEAMENTO DE ÁGUA

Neste capítulo é apresentada a descrição dos principais componentes da bancada de bombeamento de água utilizada neste trabalho bem como o sistema supervisorio desenvolvido para a execução dos experimentos que foram realizados. Ao fim deste capítulo, o sistema de bombeamento será modelado por meio de funções de transferências.

2.1 Descrição da bancada de bombeamento

A bancada de bombeamento que será descrita a seguir (Figura 2) encontra-se presente no laboratório de otimização de sistemas motrizes (LAMOTRIZ) da Universidade Federal de Pernambuco (UFPE). Inicialmente, este laboratório foi concebido com a finalidade de realizar estudos sobre eficiência energética e qualidade de energia em protótipos de sistemas industriais. Atualmente, as bancadas existentes neste laboratório servem de base para estudos avançados de sistemas de controle e automação industrial.

Figura 2 – Bancada de bombeamento de água localizada no LAMOTRIZ.



Fonte: Próprio autor.

Como observado nesta figura, existem três reservatórios de água, sendo o primeiro (item 1) com capacidade de aproximadamente 1000L e posicionado no interior do LAMOTRIZ. Uma válvula manual (item 2) está acoplada à parte inferior deste reservatório para tomada de

água, sendo seguida de uma válvula de controle (0-100%) (item 3). A bancada também possui um motor de indução de alto rendimento trifásico (item 4), um transdutor de torque e de velocidade no acoplamento motobomba (item 5) e uma bomba centrífuga (item 6). Uma segunda válvula de controle (0-100%) (item 7) é posicionada na saída da bomba centrífuga com o intuito de permitir a recirculação de água para o reservatório 1 ou direcionar o fluxo para outros dois reservatórios localizados em uma área externa ao LAMOTRIZ a uma altura de 3m e 5m do solo (itens 8 e 9), respectivamente, com capacidades de aproximadamente 500L cada um. Uma terceira válvula de controle (0-100%) (item 10) está localizada na tubulação de passagem para os dois reservatórios externos, sendo utilizada para simular o estrangulamento de saída que é comum aos sistemas de bombeamento. Duas válvulas do tipo *on-off* (itens 11 e 12) são comandadas remotamente para direcionar o bombeamento de água para um dos reservatórios externos ou para os dois simultaneamente.

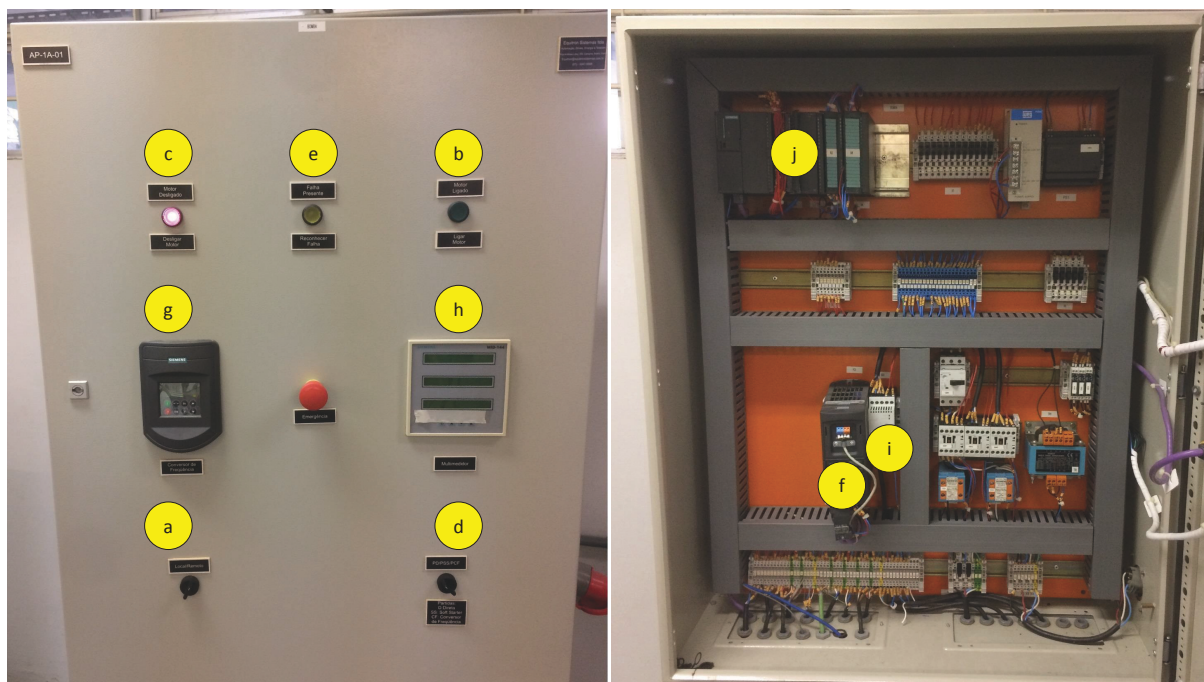
Duas válvulas mecânicas manuais, ligadas na mesma tubulação em sequência (itens 13 e 14), são responsáveis pelo controle (aberto/fechado) da água de descida dos dois reservatórios externos para o reservatório interno. É importante ressaltar também que além dessas duas válvulas, existem duas outras válvulas mecânicas manuais independentes (itens 15 e 16), responsáveis pela descida de água de cada um dos reservatórios externos. Além das válvulas mecânicas citadas acima, não se pode esquecer de citar a válvula manual responsável pela drenagem do reservatório interno (item 17), utilizada para esvaziar toda a água do sistema.

Um medidor eletromagnético de vazão Rosemount 8750W-DMT2A1FTSE005CA1M4Q4 (ROSEMOUNT, 2017)(item 18) é utilizado para medir a vazão de água total do sistema destinada aos reservatórios externos, independente da configuração das válvulas do tipo *on-off* (itens 11 e 12). Um transdutor de pressão SITRANS P DS III-7MF4 033-1DA10-2AC6-ZA01+C11 da marca Siemens (SIEMENS, 2013) (item 19), posicionado em série com o transdutor de vazão, é utilizado para medir a pressão da linha principal de saída, antes das saídas individuais para cada reservatório externo. A bancada possui também transmissor de nível Sonar BERO-3RG6 23-3BF00 da marca Siemens que mede a coluna d'água (SIEMENS, 2001)(item 20), posicionado na tampa do reservatório interno, além de dois transmissores de níveis alto e baixo para cada um dos reservatórios externos.

O painel de automação, responsável por toda a operação da bancada de bombeamento, pode ser visualizado na Figura 3. Na porta desse painel, encontram-se duas chaves seletoras: chave "Local/Remoto"(item a), utilizada para selecionar se a bancada será comandada pelos botões "Liga"(item b) e "Desliga"(item c); e chave "PD/PSS/PCF"(item d), utilizada para definir o tipo de partida do motor. Um terceiro botão (item e) é utilizado para reconhecimento de falhas relacionadas ao inversor de frequência (MM440-6SE6 440-2UD21-1AA1)(item f), localizado no interior do painel. A parametrização e o monitoramento deste inversor de frequência são realizados por meio de uma interface homem-máquina (IHM) (item g). O monitoramento e o registro de grandezas elétricas é feito por um multi indicador digital MID - 144-5-DPM, também

localizado na porta deste painel (item h). Ao lado do inversor de frequência, encontra-se uma chave para partida suave - 3RW30 14-1CB04(item i). Toda operação lógica desse sistema de bombeamento foi implementada em um CLP Siemens SIMATIC S7-300 CPU 313C-2DP(item j) via linguagem de programação *Ladder*.

Figura 3 – Painel de automação da bancada de bombeamento.



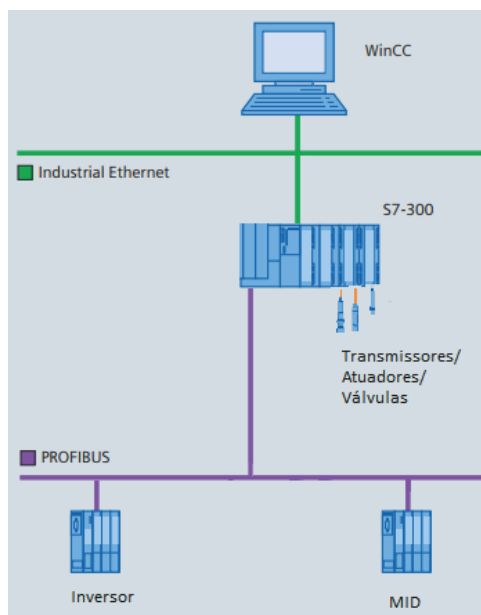
Fonte: Próprio autor.

No modo de operação "Local", ações como abertura e fechamento das válvulas de controle ou das válvulas do tipo *on-off* não são permitidas. Por questões de segurança, a lógica implementada no CLP só permitirá que o motor seja acionado se a configuração das válvulas for tal que permita um fluxo de saída de água para os reservatórios externos, de modo a não forçar a tubulação do sistema. No modo "Remoto", a operação, a supervisão e a aquisição de dados do sistema são realizados por meio de um sistema supervisor, o qual será descrito detalhadamente na seção a seguir.

Nesta bancada são utilizadas duas redes de comunicação de dados: *Industrial Ethernet* e *PROFIBUS-DP* (Figura 4).

Redes *Industrial Ethernet* são redes industriais padronizadas que baseiam-se na arquitetura encapsulada do TCP/IP. O termo IP significa *Industrial Protocol* e não deve ser confundido com o protocolo IP (BROOKS, 2001). Nessa bancada, essa rede é utilizada para a troca de dados entre o sistema supervisor e o CLP. A rede *PROFIBUS-DP* será responsável pela troca de dados entre o dispositivo mestre, o CLP, e seus respectivos dispositivos escravos, o inversor de frequência e o MID.

Figura 4 – Diagrama de níveis das redes de comunicação da bancada de bombeamento do LAMOTRIZ



Fonte: Próprio autor.

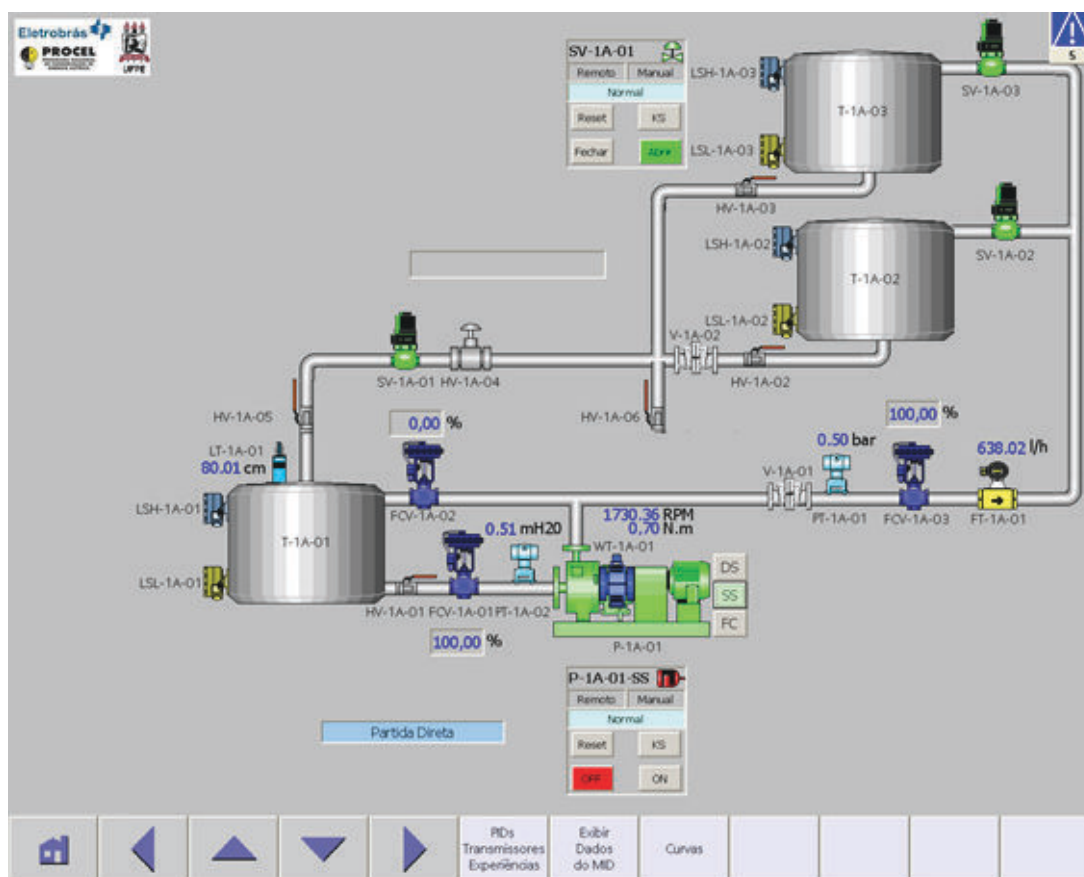
2.2 Sistema supervisório da bancada de bombeamento

O sistema supervisório utilizado neste trabalho foi implementado no programa computacional SIMATIC WinCC Flexible[®]. A tela principal deste sistema pode ser visualizada na Figura 5. O programa exige que um endereço exclusivo seja atribuído para cada componente representado no sistema supervisório, e.g., bomba centrífuga é representada pelo endereço P-1A-01. Os endereços dos principais componentes serão listados na Tabela 1.

Tabela 1 – Endereços dos componentes no sistema supervisório.

Componente	Endereço
Bomba centrífuga	P-1A-01
Reservatório interior	T-1A-01
Reservatório externo (3m)	T-1A-02
Reservatório externo (5m)	T-1A-03
Válvula de tomada de água	FCV-1A-01
Válvula de recirculação	FCV-1A-02
Válvula da linha principal	FCV-1A-03
Válvula para o reservatório externo (3m)	SV-1A-02
Válvula para o reservatório externo (5m)	SV-1A-03
Transdutor de vazão	FT-1A-01

Figura 5 – Tela de visualização da bancada de bombas do LAMOTRIZ em WinCC®.



Fonte: Próprio autor.

Outros componentes representados no sistema supervisório desta bancada são os seguintes: o transdutor de vazão (FT-1A-01), o transdutor de pressão da linha direta (PT-1A-01), o transdutor de torque e rotação na bomba (WT-1A-01), o sensor de nível de água do reservatório interno (LT-1A-01), o transmissor de nível baixo (LSL-1A-02) e de nível alto (LSH-1A-02) do reservatório de 3m, o transmissor de nível baixo (LSL-1A-03) e de nível alto (LSH-1A-03) do reservatório de 5m.

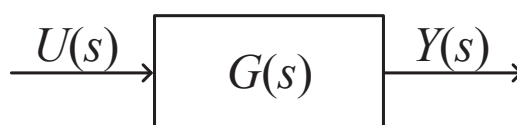
No modo de operação "Remoto", é possível selecionar os tipos de partida do motor, inclusive alterando a velocidade de rotação do mesmo na opção com o inversor de frequência. Diferentemente do modo de operação "Local", é possível alterar o estado das válvulas do tipo *on-off* bem como o percentual de abertura das válvulas de controle. Este supervisório também é capaz de monitorar todas as grandezas hidráulicas e elétricas da bancada, como a velocidade de rotação do motor e os níveis de pressão e vazão da saída de água.

2.3 Modelagem do sistema de bombeamento

A modelagem matemática de sistemas é uma área que estuda maneiras de desenvolver e implementar modelos matemáticos de sistemas reais para prever ou descrever seu comportamento. Durante o processo de construção desses modelos, as principais características do sistema real são levadas em conta, fazendo com que o modelo represente apenas uma aproximação do sistema a ser modelado (GARCIA, 2005).

O modelo que será desenvolvido nesse trabalho será obtido a partir de dados extraídos da bancada de bombeamento e terá como objetivo representar a relação entre a frequência de rotação do motor, $U(s)$, e a vazão de água na linha principal, $Y(s)$, por meio de uma função de transferência, $G(s)$, como pode ser visto na Figura 6. Portanto, uma modelagem do tipo caixa-preta será realizada, uma vez que este modelo será obtido apenas com dados experimentais do processo (LJUNG, 1998).

Figura 6 – Representação da relação entre a frequência de rotação do motor e a vazão de água na linha direta do sistema de bombeamento por meio da função de transferência $G(s)$.



Fonte: Próprio autor.

O conjunto motobomba da bancada de bombeamento do LAMOTRIZ pode ser acionado com frequências entre 0 e 60Hz. Entretanto, para valores abaixo de 20Hz, o que define uma vazão de água na linha principal de aproximadamente 35 m³/h, a pressão exercida pela coluna d'água somada à pressão atmosférica impedem que o conjunto motobomba seja capaz bombear água para os reservatórios externos, fenômeno comum aos sistemas de bombeamento e conhecido como cavitação. Deste modo, a faixa de operação do sistema de bombeamento é definida entre 20 e 60Hz, com a frequência máxima de operação (60Hz) estabelecendo um valor de vazão na linha principal de aproximadamente 2400 m³/h.

Para os experimentos que serão realizados nessa dissertação de mestrado, optou-se por trabalhar em uma faixa de frequência que esteja dentro da faixa de operação do sistema, onde o seu comportamento não apresentaram limitações nas condições de operações, assim os valores definidos como o valor mínimo de 37,5Hz, aplicado ao conjunto motobomba, o que define uma vazão de aproximadamente 1100 m³/h, e o valor máximo de 53,5Hz, o que define uma vazão de aproximadamente 2200 m³/h.

Para simplificar o processo de modelagem de sistemas reais, pode-se considerar o aspecto da linearidade, satisfazendo o princípio da superposição. Supondo que, em um determinado

sistema ao aplicar uma entrada $u_1(t)$ produz-se a saída $y_1(t)$ e ao aplicar a entrada $u_2(t)$ produz-se a saída $y_2(t)$, este sistema satisfaz o princípio da superposição se quando excitado por $\alpha u_1(t) + \beta u_2(t)$ sua saída for $\alpha y_1(t) + \beta y_2(t)$, sendo α e β constantes. Outro ponto que deve ser levado em consideração é a invariância no tempo. Diz-se que um sistema é invariante se um deslocamento no tempo na entrada causa um deslocamento no tempo na saída. Se $u(t)$ e $y(t)$ são respectivamente a entrada e a saída de um sistema, este será invariante no tempo se $u(t - t_0)$ produz $y(t - t_0)$ (MONTEIRO, 2006).

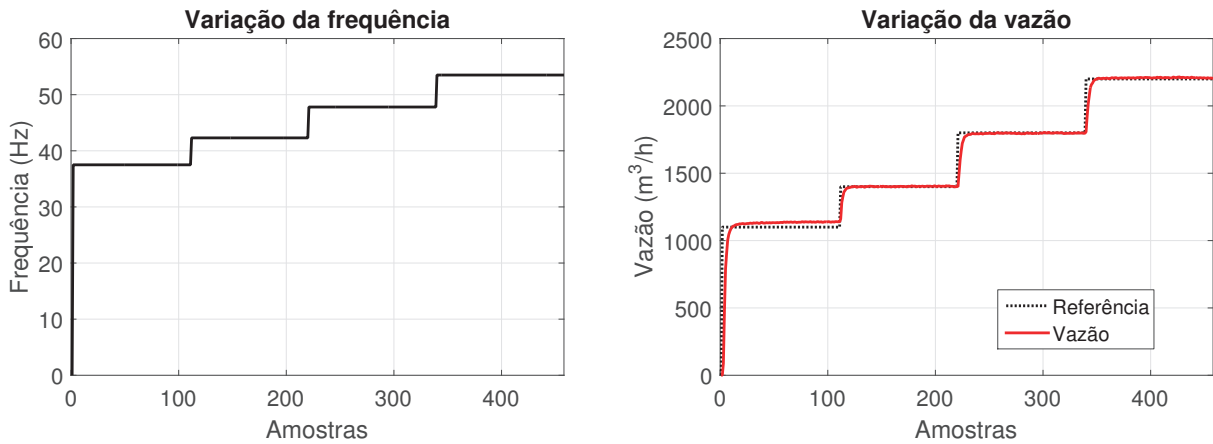
Como o sistema de bombeamento não sofrerá alterações nas dimensões de sua tubulação ou troca de qualquer outro componente durante todos os experimentos que serão realizados, este será considerado invariante no tempo. Com relação à linearidade deste processo, decidiu-se investigar o comportamento da vazão de água realizando-se alterações específicas na entrada do sistema, ou seja, na frequência do motor. Um procedimento comum nesses casos é analisar a resposta de um determinado sistema por meio da aplicação de sinais de estímulo específicos como a função degrau, a qual é utilizada para determinar a dinâmica predominante de um determinado processo (AGUIRRE, 2007). Para tal, outros dois valores de frequência foram escolhidos, dentro das faixas de mínimo e máximo estabelecidas: 42,3Hz, que define uma vazão de 1400m³/h, e 47,8Hz, que define uma vazão de 1800m³/h. Dessa forma, três degraus serão aplicados na entrada do sistema em malha aberta para que três funções de transferência sejam estimadas e analisadas com relação a variabilidade de seus parâmetros. A relação entre todos os valores de frequência e vazão pode ser visualizada na Tabela 2.

Tabela 2 – Relação entre os valores de frequência e vazão utilizados para estimação das funções de transferência.

Frequência (Hz)	Vazão (m ³ /h)
37,5	1100
42,3	1400
47,8	1800
53,5	2200

Este experimento seguiu a seguinte metodologia: define-se uma abertura de 100% na válvula da linha principal e na válvula de tomada d'água; apenas o reservatório externo a uma altura de 3m será utilizado, o que implica a abertura das válvulas de entrada e saída deste reservatório e no fechamento das válvulas de entrada e saída do reservatório externo a altura de 5m; com o sistema em repouso, dá-se a partida do conjunto motor bomba por meio do inversor de frequência até o valor de 37,5Hz; após aproximadamente 2 minutos, outra variação do tipo degrau irá alterar o valor de frequência para 42,3Hz; este procedimento será repetido para os outros dois valores de frequência, sempre por um período aproximado de 2 minutos. O sinal de vazão foi obtido com uma taxa de amostragem de 1 segundo por meio do sistema supervisor e pode ser visualizado na Figura 7.

Figura 7 – Curvas experimentais, obtidas com o sistema de bombeamento em malha aberta, para analisar a relação entre alterações do tipo degrau na frequência do motor e a variação da vazão.



Fonte: Próprio autor.

A análise dos resultados experimentais ilustrados nessa figura permite concluir que a variação de vazão, independente do valor de entrada aplicado pela variação da frequência de rotação do motor, se comportam como um sistema de primeira ordem, ou seja, sem a presença de sobresinal com relação aos valores de referência. Sistemas dessa ordem são caracterizados pela sua constante de tempo, definida como o tempo que o sistema leva para atingir aproximadamente 63,2% do valor final de um degrau aplicado a sua entrada, e pelo ganho proporcional que o sinal de entrada é submetido (AGUIRRE, 2007). Dessa maneira, as três funções de transferência serão estimadas para as seguintes variações do sinal de entrada:

$$G_1(s) \rightarrow 37,5Hz - 42,3Hz \quad (1)$$

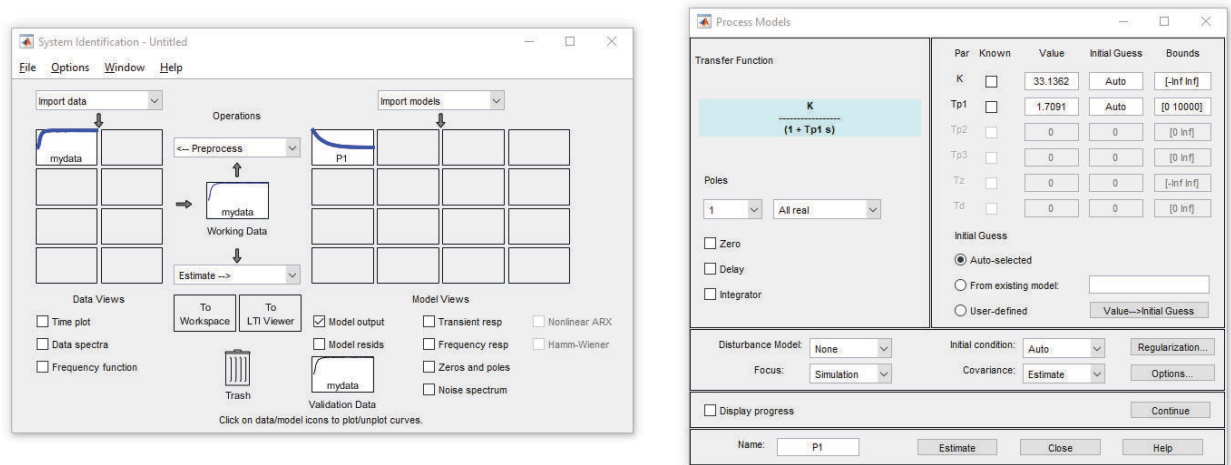
$$G_2(s) \rightarrow 42,3Hz - 47,8Hz \quad (2)$$

$$G_3(s) \rightarrow 47,8Hz - 53,5Hz \quad (3)$$

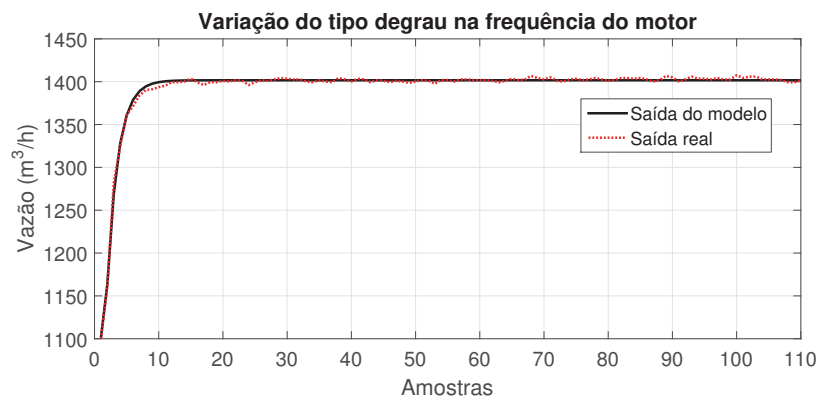
A ferramenta de identificação de sistemas que será utilizada para definir os valores dos parâmetros dessas funções de transferência será o MATLAB *System Identification Toolbox*TM, por meio de sua interface gráfica *Ident* (Figura 8).

A primeira função de transferência a ser estimada, $G_1(s)$, leva em consideração a primeira variação do tipo degrau aplicada ao sistema (equação 1). Para isso, os sinais de entrada e saída que serão importados para o programa *Ident* serão apenas as amostras referentes a esta variação, como pode ser visto na Figura 9.

A função de transferência estimada pode ser visualizada abaixo:

Figura 8 – MATLAB *System Identification Toolbox*TM.

Fonte: Próprio autor.

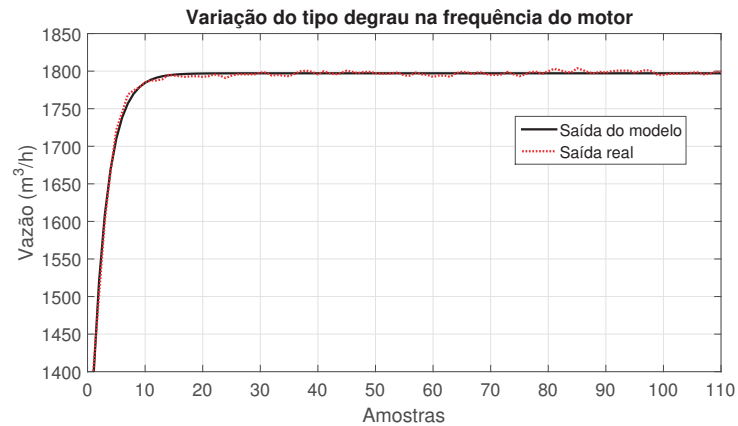
Figura 9 – Curvas da saída da função de transferência $G_1(s)$ estimada *versus* a saída de vazão real do sistema.

Fonte: Próprio autor.

$$G_1(s) = \frac{33,1362}{1 + 1,7091s} \quad (4)$$

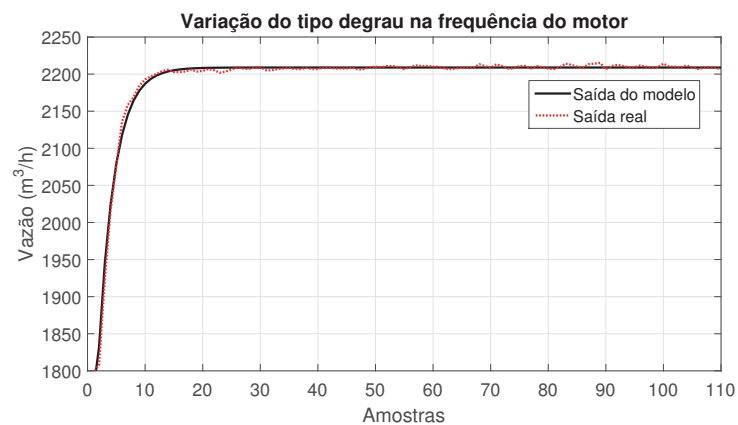
A segunda função de transferência a ser estimada, $G_2(s)$, leva em consideração a segunda variação do tipo degrau aplicada ao sistema (equação 2), e a terceira função de transferência, $G_3(s)$, leva em consideração a terceira variação do tipo degrau (equação 3). As curvas referentes ao processo de estimação dessas funções podem ser visualizadas nas Figuras 10 e 11.

Figura 10 – Curvas da saída da função de transferência $G_2(s)$ estimada *versus* a saída de vazão real do sistema.



Fonte: Próprio autor.

Figura 11 – Curvas da saída da função de transferência $G_3(s)$ estimada *versus* a saída de vazão real do sistema.



Fonte: Próprio autor.

As funções de transferência $G_2(s)$ e $G_3(s)$ podem ser visualizadas abaixo:

$$G_2(s) = \frac{37,5965}{1 + 2,5861s} \quad (5)$$

$$G_3(s) = \frac{41,2874}{1 + 2,8085s} \quad (6)$$

Como pode ser visto, as três funções de transferências encontradas são diferentes com relação ao ganho e às constantes de tempo, o que caracteriza não-linearidade do sistema de bombeamento com relação ao ponto de operação. Dessa forma, um único controlador, com parâmetros fixos, não deve ser utilizado em toda a faixa de operação pois não seria capaz de garantir o mesmo desempenho (VUKIC, 2003).

2.4 Conclusão do capítulo

Neste capítulo foi apresentada uma descrição detalhada da estrutura física da bancada de bombeamento bem como dos modos de operação e do sistema supervisorio utilizado para operar o sistema remotamente. Com base em curvas experimentais, pôde-se observar que o sistema possui um comportamento característico de primeira ordem independente do valor do sinal de entrada definido para a frequência de rotação do conjunto motobomba. Três funções de transferência foram estimadas para três diferentes variações do tipo degrau na entrada do sistema e, com base nos parâmetros dessas funções, concluiu-se que o sistema apresenta uma não-linearidade de acordo com o ponto de operação do sistema. O próximo capítulo será destinado à descrição de um controlador baseado no aprendizado emocional do cérebro dos mamíferos, o qual será utilizado para controlar o sistema.

3 SISTEMA DE CONTROLE BASEADO NO APRENDIZADO EMOCIONAL DE MAMÍFEROS

Neste capítulo é apresentada uma parte do cérebro chamada de sistema límbico e sua modelagem computacional. Como o intuito dessa dissertação é uma aplicação em sistemas de controle, e não em conceitos biológicos, não serão apresentadas todas as estruturas do sistema. Portanto, o estudo será focado nas principais estruturas que influenciam no desenvolvimento do modelo proposto. Por fim, serão introduzidos os conceitos da técnica de otimização PSO, baseada em enxame de partículas, posteriormente utilizada para o cálculo dos parâmetros do controlador.

3.1 Sistemas de controle inteligentes

O objetivo de um sistema de controle automático é aplicar sinais adequados à entrada do sistema, a partir de conhecimento prévio do processo, fazendo com que este siga um determinado valor de referência. Em outras palavras, um sistema de controle deve manter o sinal de saída de uma determinada planta em um valor desejado, fazendo as devidas correções nos valores de entrada e sem a necessidade de intervenção do operador.

Em processos lineares e invariantes no tempo, as teorias de controle convencionais possuem um bom desempenho. Entretanto, inúmeros problemas reais, cuja modelagem matemática é complexa ou muitas vezes inviável, esses controladores não se configuram como os mais adequados (BORDON et al., 2004). Muitos sistemas possuem características não lineares e até mesmo variantes no tempo que interferem diretamente nos sistemas de controle, como deterioração dos componentes ou variações de parâmetros ambientais. Tais variações prejudicam significativamente o desempenho de sistemas de controle. Por essa razão, estratégias que modificam a estrutura do controlador ou simplesmente os seus parâmetros vêm sendo cada vez mais utilizadas. Tais estratégias independem da complexidade das leis de controle, como pode ser visto em (NUELLA; CHENG; CHIU, 2009), onde diversas propostas para o uso de controladores PID adaptativos são aplicadas a sistemas não lineares.

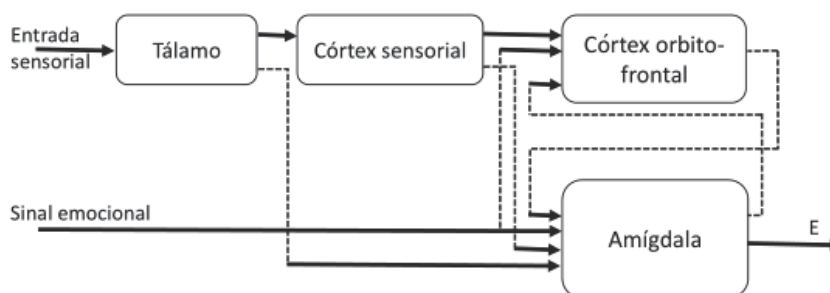
A evolução dos chamados sistemas de controle inteligentes, assim chamados por emularem particularidades da inteligência humana, tem permitido que essa classe de controladores seja uma alternativa bastante eficiente, como é o caso das redes neurais artificiais (RNAs) (NARENDRA; PARTHASARATHY, 1990). A principal característica dos controladores inteligentes diz respeito à sua capacidade de aprendizagem.

3.2 Controlador inteligente baseado no aprendizado emocional do cérebro

Os sistemas inteligentes levam em consideração a sua capacidade de aprender e adaptar os parâmetros para melhorar o desempenho do sistema e superar as dificuldades encontradas com mudanças do meio ambiente (SHAHMIRZADI, 2005).

Motivado pelo sucesso da modelagem funcional de emoções em aplicações de engenharia de controle, foi desenvolvido um modelo estrutural (Figura 12) baseado no sistema límbico do cérebro dos mamíferos. O modelo é constituído por duas principais áreas, córtex orbitofrontal e amígdala, que são responsáveis pela realização dos algoritmos de aprendizagem. Com isso, o desenvolvimento deste modelo, terá um sistema inteligente com a capacidade de aprendizagem rápida na tomada decisões e bastante eficaz nas aplicações na engenharia de controle (MORÉN; BALKENIUS, 2000).

Figura 12 – Modelo computacional de aprendizagem emocional na amígdala.



Fonte: (MORÉN; BALKENIUS, 2000)(Adaptado próprio autor).

Com base nos trabalhos de (MORÉN; BALKENIUS, 2000), foi proposto por Lucas et al (2004), um controlador inteligente baseado no aprendizado emocional do cérebro chamado de BELBIC - *Brain Emotional Learning Based Intelligent Controller*.

Alguns estudos apontam que o controlador BELBIC vem sendo empregado com sucesso para tomar decisões e controlar sistemas lineares simples como em (LUCAS; SHAHMIRZADI; SHEIKHOLESLAMI, 2004), e também em sistemas não-lineares como o controle de um sistema de controle de um motor síncrono magnético e regulador de tensão automática (RVA) (LUCAS; RASHIDI; ABDI, 2004; RAHMAN et al., 2008), micro-calor permutador(ROUHANI et al., 2007), controle de voo (MEHRABIAN; LUCAS, 2009) e controle de deslocamento e posicionamento do guindaste (JAMALI et al., 2008). Por isso, o BELBIC mostrou capaz de controlar sistemas dinâmicos não-lineares diversos.

Esta dissertação é fruto de uma pesquisa que não requer apenas abordar o conhecimento na área de engenharia de controle, mas também se obter conhecimentos básicos de alguns sistemas biomórficos. Assim, fará com que o leitor se familiarize com alguns conceitos básicos desse sistema. Na verdade, o principal objetivo neste capítulo é estudar os sistemas biológicos

que estão envolvidos no processo emocional. Como mencionados anteriormente, a parte do cérebro dos mamíferos chamado de límbico será o principal enfoque.

3.2.1 Processo emocional

A palavra emoção provém do latim *movere*, mover, por em movimento. É fundamental compreender que a emoção é um movimento de dentro para fora, um modo de comunicar os nossos mais importantes estados e necessidades internas (RATEY, 2002).

As relações entre corpo e mente e entre razão e emoção, vêm sendo estudadas em outras ciências, além da Filosofia, como a Psicanálise, a Psicologia e a Biologia, a partir da segunda metade do século XIX e princípios do século XX. O que marcou esse período é o interesse científico voltado para os processos cognitivos, os quais incluem as atividades mentais relacionadas à aquisição de conhecimento e conectadas ao raciocínio e à memória (ESPERIDIÃO-ANTONIO et al., 2008).

A aprendizagem emocional é uma estratégia que se baseia em avaliações emocionais que é compreendida como a avaliação do impacto dos estímulos externos sobre o funcionamento do sistema a curto prazo, visando manter suas perspectivas de sobrevivência a longo prazo. Sabe-se que este processo ocorre no sistema límbico (MAREN, 1999).

Estudos apontam que a aprendizagem é o fator mais importante através do qual os organismos complexos são capazes de sobreviver. Geralmente, aprendem e adaptam-se ao seu ambiente, mas se pode afirmar que, certamente, todos os organismos têm capacidades que lhes permitem operar dentro do seu ambiente (HOLLAND, 1989).

Dois pontos de vista podem ser observados quando se trata de adaptação entre gerações no processo evolutivo *versus* aprendizagem dentro de uma geração, e em resposta aos estímulos ambientais específicos:

- O organismo é inteligente para interagir com seu ambiente, quando requer algumas habilidades de aprendizagem. Por esse motivo é que o próprio ambiente está mudando constantemente. Assim, para manter o mesmo desempenho dentro do ambiente em mudanças, o organismo deve possuir mecanismos de adaptação.
- Outro ponto é que algumas adaptações devem ser aprendidas dentro de um intervalo de tempo muito mais curto ao invés de gerações.

No entanto, o sistema de aprendizagem deve ser capaz de avaliar a condição ambiental atual. Com isso, o sistema verifica a direção da aprendizagem e se ela ajuda a alcançar os objetivos do sistema.

Com essa finalidade, o organismo deve avaliar o seu desempenho em relação a alguns critérios fornecidos internamente ou externamente e modificar as suas ações (GRAY, 1975;

KLOPF, 1988; MOWRER, 1960). Com as experiências contínuas há uma ajuda ao organismo a fazer associações entre as condições ambientais, produzindo um aperfeiçoamento no seu desempenho e, em princípio, leva a um comportamento mais adaptável ao longo do tempo.

Neste caso, pode-se dizer que sinais internos muitas vezes desempenham um papel mais forte do que os externos, normalmente, devido à autonomia inerente de organismos complexos, sendo o estado interno – tanto emocional e cognitivo – responsáveis por desempenhar papéis fundamentais no aprendizado.

No âmbito das pesquisas de ciências cognitivas, as emoções e os sinais emocionalmente carregados, são dispostos: positivos contra sinais negativos. Sendo as emoções positivas uma recompensa provável para o sistema, por exemplo, a esperança, enquanto negativo previu que haveria uma punição, por exemplo, medo (LEDOUX; FELLOUS, 1995; PANKSEPP, 1981). O fator emocional, historicamente, tem sido considerado um fator negativo, com isso dificulta o processo racional na tomada de decisão. Porém, as importâncias das emoções nas atividades cognitivas humanas estão sendo aos poucos documentadas por psicólogos (NESSE, 1998; GREENE et al., 2001). Na verdade, tornou-se claro que longe de ser um traço negativo, as emoções são forças positivas cruciais para um comportamento inteligente em sistemas naturais (INOUE; KAWABATA; KOBAYASHI, 1996; BAY, 1997).

A principal função da emoção é avaliar os estímulos e focar a atenção do sistema sobre os sinais que mais contribuem para alcançar os objetivos do sistema. Em vez de gastar os recursos em todos os estímulos sensoriais, a avaliação emocional pode ajudar a se concentrar em estímulos relevantes, que são mais decisivos.

No estudo proposto, não se tem o intuito de distinguir os sinais emocionais nesse sentido. Pois o modelo computacional e qualquer sinal positivo ou negativo será automaticamente refletido na saída do sistema através do modelo.

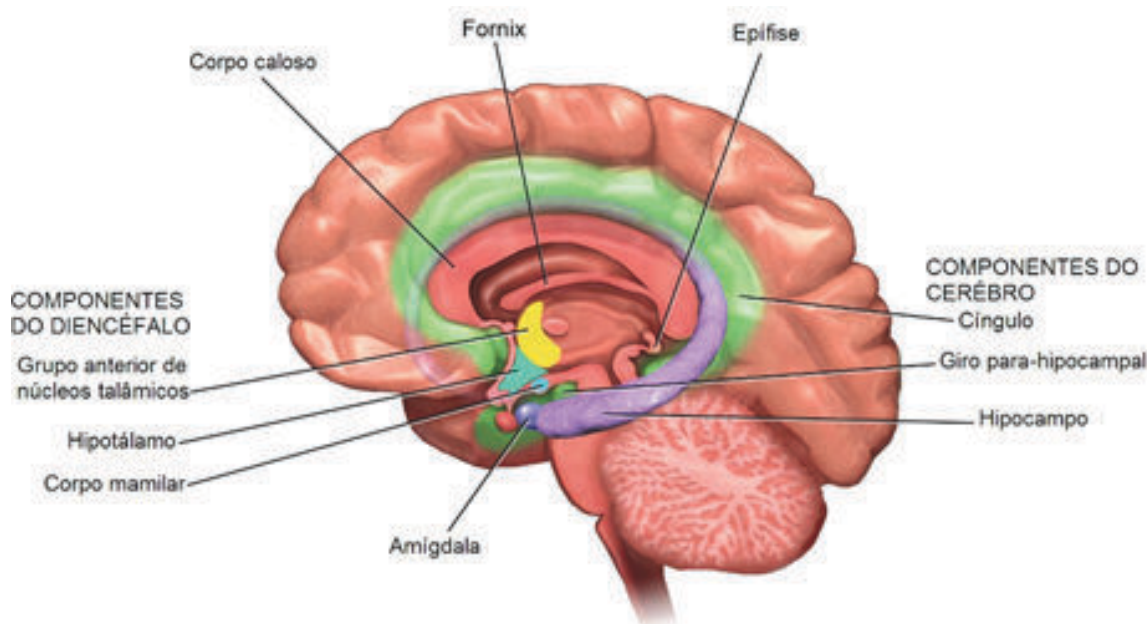
3.2.2 Sistema límbico

O sistema límbico responde pelos comportamentos instintivos, pensamentos e forma de ser, incluindo nossa personalidade, as reações aos estímulos externos, memória, impulsos básicos, ira, prazer e sobrevivência. Além das funções citadas, segundo (GUYTON; HALL; GUYTON, 2006), também é responsável por controlar várias condições internas, tais como: temperatura corporal, impulsos de comer e beber, peso corpóreo. Por ter o sistema límbico mais desenvolvido que outros animais, o ser humano é capaz de adaptar seu comportamento com mais flexibilidade em resposta às mudanças no ambiente.

Apesar de não haver um acordo entre todos os autores de quais são as estruturas do encéfalo que formam o sistema límbico. O primeiro neurologista a ligar algumas estruturas do cérebro às emoções foi o francês Pierre Paul Broca (1877) descrevendo o "grande lobo límbico" (FINGER, 2001). Ele notou que as amígdalas, as formações hipocámpicas e os giros do

cíngulos estavam todos relacionados com as emoções. Broca foi o primeiro cientista a chamar de grande lobo límbico a todas essas estruturas mencionadas, localizadas em volta do diencéfalo (Figura 13) na região medial dos hemisférios cerebrais. Adotou-se também o termo límbico em função do significado (do latim *Limbus* : orla, anel, em torno de), confirmado por Sarnat e Netsky, uma vez que essas estruturas, presentes em todos os mamíferos, situam-se em torno do topo do tronco encefálico (SARNAT; NETSKY, 1974).

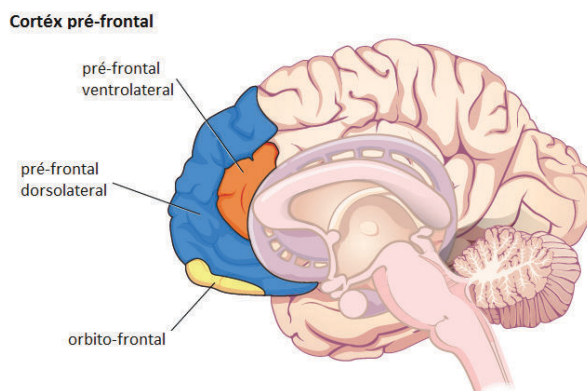
Figura 13 – Sistema límbico.



Fonte: <http://www.escoladepostura.com.br/assetmanager/assets/master/limbico.jpg>.

O sistema límbico devido a sua complexidade anatômica e funcional é um desafio para os neurocientistas. Considerando que nesse sistema as estruturas mais importantes são a formação hipocampal e a amígdala. A formação hipocampal é a sede do aprendizado e da memória de curto prazo. Já a amígdala está relacionada com as emoções e suas diversas expressões como a raiva e a alegria, por exemplo. Essas duas estruturas, cada uma delas, formam diferentes conexões com o resto do sistema nervoso, principalmente com o hipotálamo e o córtex pré-frontal (Figura 14) possuindo importantes conexões com esse sistema, que corresponde à região anterior do lobo frontal e não tem função motora. Para exemplificar a importância dessas estruturas e tornar compreensiva a sua funcionalidade nesse sistema, estudos foram realizados apontando que chimpanzés submetidos à ressecção do córtex pré-frontal não apresentavam nenhuma reação emocional aos estímulos externos. Assim, não demonstravam alegria nem tristeza, tranquilidade nem raiva.

Figura 14 – Córtex pré-frontal.



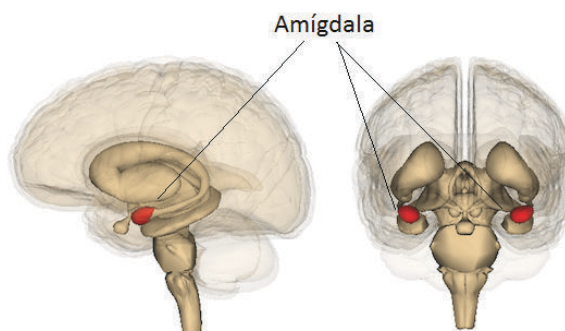
Fonte: virtualuniversity.in/mod/book/tool/. Adaptado próprio autor.

Como o foco desse trabalho é aplicação do modelo em sistemas de engenharia e não nos conceitos biológicos, o modelo estabelecido não é um modelo que incluirá todas as estruturas do sistema límbico. De fato, foi desenvolvido um modelo que captura as propriedades mínimas e básicas deste sistema que serão apresentadas a seguir.

3.2.2.1 Amígdala

É uma pequena área subcortical em forma de amêndoa que se comunica com todos os outros córtices sensoriais e áreas dentro do sistema límbico. Nela ocorre o condicionamento físico primário do sistema (MOREN, 2002). A Figura 15 mostra sua localização no interior da metade anterior do unco do giro parahipocampal, imediatamente anterior à cabeça do hipocampo que ocupa a sua metade posterior e, portanto, constitui a parede anterior do corno temporal.

Figura 15 – Amígdala.

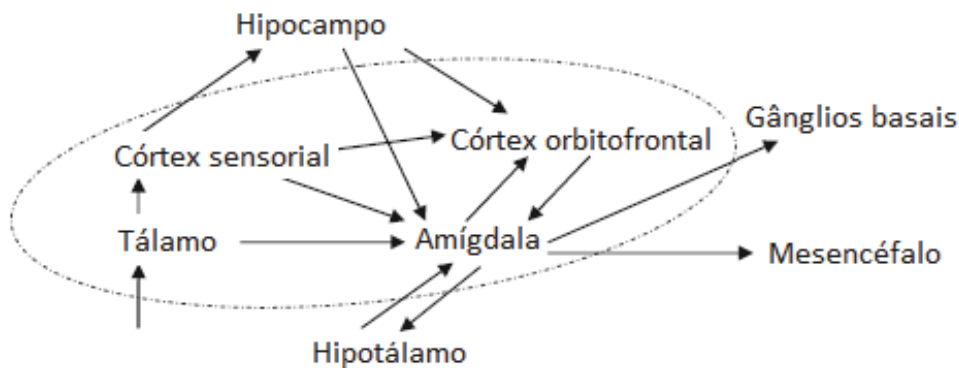


Fonte: <https://acepblog.files.wordpress.com> (Adaptado próprio autor).

A amígdala se interconecta com o hipocampo, com o tálamo, com os núcleos septais e com o córtex pré-frontal. Essas conexões garantem seu importante desempenho na mediação e controle das atividades emocionais, como amizade, amor e afeição, nas exteriorizações do humor

e, principalmente, nos estados de medo e ira e na agressividade. As conexões da amígdala com outros componentes são ilustrados na Figura 16.

Figura 16 – Conexões da amígdala com outros componentes do sistema límbico.



Fonte: (MOREN, 2002)(Adaptado próprio autor).

Estudos apontam que a associação entre um estímulo e suas consequências emocionais ocorre no Amígdala (LEDOUX; FELLOUS, 1995; ROLLS, 1995). Nesta região, os estímulos são extremamente analisados nos córtices sensoriais, bem como estímulos categorizados de forma grosseira no tálamo estão associados a um valor emocional. O seu papel, de fato, é atribuir valor emocional a cada estímulo que é emparelhado com um sinal de reforço primário.

Os três tipos de sinais de entrada na amígdala são:

1. Os sinais que possuem partes de códigos da atual situação sensorial. Esses sinais são inicialmente neutros, mas podem adquirir propriedades emocionais a partir do aprendizado. Exemplo: um questionamento do que você mesmo está vendo ou ouvindo.
2. O sinal que carrega a informação sobre o valor do estímulo, possui um significado inato. Exemplo: se uma comida é apetitosa, aversiva ou até se pode ser comida.
3. O sinal informa a amígdala o estado motivacional atual do organismo. Exemplo: o organismo informar se essa pessoa está com fome, sono ou ambas (BEHESHTI; HASHIM, 2010).

Alguns estudos serão apresentados a seguir para facilitar o entendimento da importância e suas consequências, sejam elas lesões ou experiências traumáticas, na amígdala.

Segundo (ROLLS, 1986) os experimentos de Weiskrantz mostraram que animais com lesão bilateral na amígdala não podem mais adquirir uma reação emocional aos novos estímulos na presença de um estímulo aversivo (ROLLS, 1992). Estes danos produzem efeitos semelhantes à síndrome de Klüver-Bucly em Macacos, resultando em mansidão, falta de emoção, perda de apetite e consumo de alimentos rejeitados (KOLB; WHISHAW, 2009). Um ponto fundamental

que se deve levar em consideração é que estudos evidenciam que a aprendizagem ocorre na amígdala.

Em relação aos estudos sobre a condição "Memória e Trauma", de acordo com os trabalhos descritos em (CARTER; FRITH, 1998), mostram que experiências particularmente traumáticas podem passar sem atingir o hipocampo e ir diretamente à amígdala. Essas recordações são inconscientes; o armazenamento individual não é percebido. Os cientistas acreditam que recordações armazenadas nas amígdalas são responsáveis por fobias e síndromes de tensão postraumáticas. Para exemplificar e facilitar esse estudo, suponha que, acidentalmente, uma criança ponha a mão em uma superfície quente e receba uma queimadura bastante dolorosa e sórdida. Se essa experiência estiver transtornando particularmente essa memória poderia ser armazenada na amígdala e poderia reaparecer como um medo inexplicável de queimaduras ou de estar queimando.

Supondo agora uma outra situação que aconteça a mesma coisa, onde a condição agora é "Memória e Emoção", mas esta nova experiência seja mais desagradável do que catastrófica na mente da criança. Ela sofre dor e medo e aprende a não tocar aquela superfície quente. Isso é armazenado de forma rápida nos registros perigosos da memória ao longo da vida dela, devido à tensão emocional causada pela queimadura e ao fato de que esta informação afeta diretamente a sobrevivência (CALVIN, 1998).

Agora imagine a seguinte situação onde lições aprendidas com as dificuldades naturais dos fatos são registradas mais claramente nas mentes das crianças do que advertências ou repreensões, em que muitas vezes as advertências perduram na memória de forma breve antes de evidenciar parcialmente de forma sutil a essa recordação.

Estudos apontam que as informações na memória de curto prazo que são utilizadas frequentemente ou repetidas muitas vezes, tornar-se-ão, eventualmente, parte da memória de longo prazo. A partir do momento em que a maioria das pessoas pensam em lembranças com prazer, ou seja, acessam as recordações a longo prazo, que seu cérebro julgou importante.

Uma informação importante que vale ressaltar e entender é que há diferentes tipos de recordações a longo prazo. Os cientistas pensam em instintos como memórias geneticamente codificadas. Sendo elas armazenados no núcleo da espinha dorsal, em geral, ficam com a pessoa por toda a vida. Por exemplo: pessoas geralmente saltam ao ouvir um barulho alto que soe de repente.

1. Memória processual ocorre quando o indivíduo, repete um movimento muitas vezes fazendo com que memória daquele movimento seja armazenada no putâmen e no cerebelo. Um exemplo desta memória é o andar de bicicleta. Isto explica porque certas atividades parecem ficar automáticas com bastante prática.
2. Memórias episódicas são pessoais, como filmes que representam experiências passadas.

O seu armazenamento é realizado em várias partes do córtex, sendo recuperados e organizados pelos lóbulos. Algo que será mostrado a um indivíduo é armazenado no córtex visual, enquanto que um aroma é armazenado em um lugar diferente.

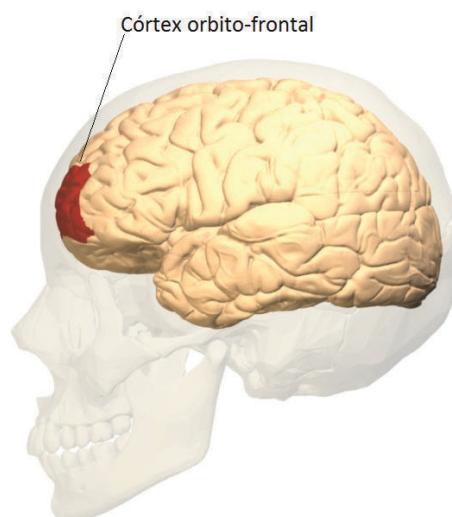
3. Memórias semânticas são fatos que estão armazenados no lóbulo temporal. Por exemplo, saber que o presidente do Brasil mora no Palácio da Alvorada é uma memória semântica. Elas diferem de lembranças de episódios já que são independentes do passado de uma pessoa.

As experiências particularmente traumáticas poderiam criar recordações de medo. Essas memórias são armazenadas na amígdala e as pessoas não estaria cientes de que possuem esta recordação. Os cientistas acreditam que recordações de medo são responsáveis por fobias e desordens de tensão pós-traumáticas.

3.2.2.2 Córtex orbitofrontal

O córtex orbitofrontal pode ser observado na Figura 17. Ele é responsável por interagir com a amígdala, reciprocamente, enquanto a amígdala aprende associações apropriadas entre neutro e estímulos emocionais, o córtex orbitofrontal inibe a expressão dessas associações, conforme necessário, dependendo do contexto e de outros fatores.

Figura 17 – Córtex pré-frontal.



Fonte:upload.wikimedia.org(Adaptado próprio autor).

Segundo (FUSTER, 2006) três funções inter-relacionadas podem ser vistas para o córtex pré-frontal: memória de trabalho, conjunto preparatório e controle inibitório. O conceito da memória de trabalho é a representação de eventos e ações atuais, bem como eventos no passado recente. Já o conjunto preparatório é a projeção de outras estruturas em antecipação à ação

iminente. Por fim, o controle inibitório é a supressão seletiva de áreas que podem ser inadequadas na situação atual.

Uma afirmação pode ser expressa, onde a amígdala está envolvida no aprendizado inicial de uma resposta emocional enquanto o córtex orbitofrontal é necessário para omitir o reforço esperado ou punir e controlar mapeando os estímulos para a resposta emocional ocorridas no aprendizado da amígdala (ROLLS, 1995).

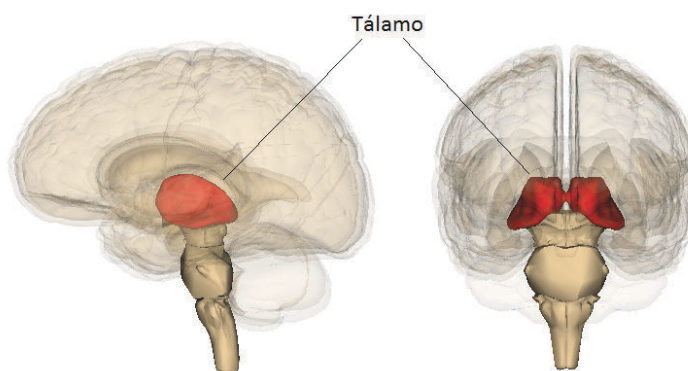
As lesões no córtex frontal resultam na incapacidade de mudar o comportamento ou ação que não é mais apropriada (SHIMAMURA, 1995; KOLB; WHISHAW, 2009). Para exemplificar essa lesão, aplicou um teste de classificação de cartões, onde indivíduos de um grupo devem primeiro descobrir como classificar cartões de acordo com um critério simples, como a cor. Ao concluir, os critérios são alterados e os sujeitos têm que encontrar uma nova regra para classificar os cartões. Pacientes com essa deficiência frontal muitas vezes não são capazes de fazer esta classificação. Eles podem ser capazes de verbalizar que as regras mudaram, mas serão insistentes no seu comportamento incorreto.

Por fim, um outro exemplo, imagine a seguinte situação em que será atribuída a uma pessoa uma simples tarefa de monitorar o enchimento de um reservatório, quando o nível máximo for atingido, e a fonte continua enviando água para o reservatório, neste caso, este indivíduo não será capaz de receber o comando que mudaria a ação de encher o reservatório.

3.2.2.3 Tálamo

É uma estrutura subcortical que se encontra ao lado dos gânglios basais, localiza aproximadamente no centro do cérebro (Figura 18), mais ou menos ao nível dos olhos (junto ao mesencéfalo), sendo uma estrutura homogênea, mas é composta por uma série de áreas menores que parecem funcionar de alguma forma independente. Seu papel é transmitir informações sensoriais que chegam por meio de neurônios que se projetam até a região apropriada do córtex.

Figura 18 – Tálamo.



Fonte: <https://upload.wikimedia.org>(Adaptado próprio autor).

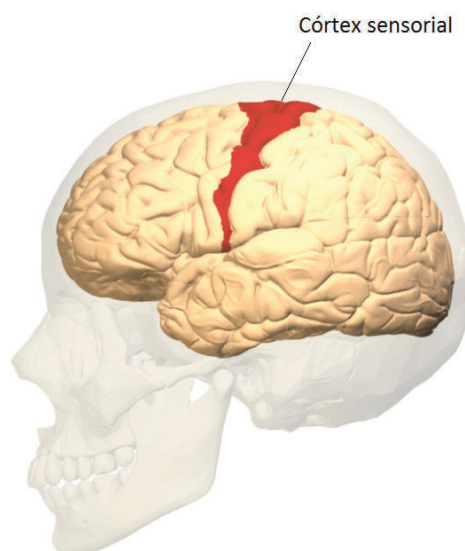
A maioria das informações sensoriais (incluindo informação somatossensorial, auditiva e visual) é retransmitida dos sistemas sensoriais periféricos aos córtex sensoriais através de várias partes do tálamo (KELLY, 1991).

De acordo com (ÖHMAN; MINEKA, 2001) acredita-se que as entradas sensoriais talâmicas que vão para a amígdala intermedeiam estímulos intrinsecamente carregados emocionalmente, bem como estímulos grosseiramente resolvidos em geral.

3.2.2.4 Córtex sensorial

O córtex sensorial é responsável por receber a entrada através do tálamo e, em seguida, processar essas informações de forma muito ampla para várias finalidades. De fato, a informação das áreas sensoriais é extensivamente processada dentro do córtex sensorial. Assim, a amígdala e o córtex orbitofrontal recebem insumos altamente analisados a partir do córtex sensorial (LEDOUX, 1995; ROLLS, 1995). A Figura 19 mostra a localização do córtex cerebral no cérebro.

Figura 19 – Córtex sensorial.



Fonte: <https://upload.wikimedia.org>(Adaptado próprio autor).

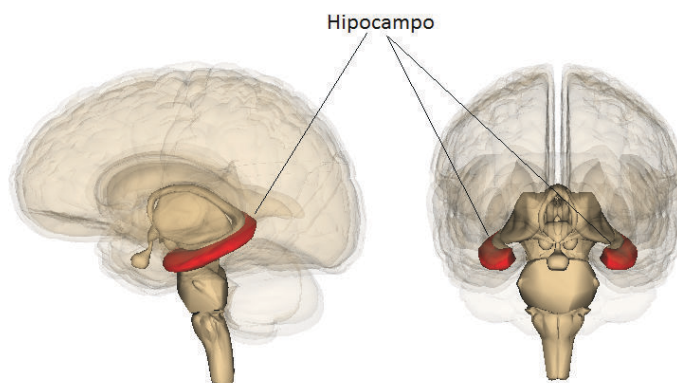
A função dessa área por ser um assunto muito extenso, detalhadamente abordada. Em geral, essas áreas são responsáveis pelo processamento perceptivo mais elevado em mamíferos, embora suas funções exatas ainda sejam um assunto aberto de pesquisa.

3.2.2.5 Hipocampo e hipotálamo

O hipocampo (Figura 20) é a porção alongada medial do córtex temporal que se dobra para cima e para dentro para formar a superfície ventral do corno inferior do ventrículo lateral. Uma extremidade do hipocampo termina nos núcleos amigdalóides, e também se funde ao longo

de uma de suas bordas com o giro parahipocâmpico, que é o córtex da superfície ventromedial do lobo temporal (GUYTON; HALL; GUYTON, 2006).

Figura 20 – Hipocampo.



Fonte: <https://upload.wikimedia.org>(Adaptado próprio autor).

De acordo com (PITKÄNEN, 2000), observou-se que a amígdala está fortemente interligada com o hipocampo. Suas conexões são moderadas a densas do cubículo da formação do hipocampo para todas as principais áreas da amígdala .

Segundo (O'KEEFE; NADEL, 1978), sua teoria do mapa cognitivo, o hipocampo é responsável pelo mapeamento do ambiente, principalmente com base em sugestões ambientais. Tem em diferente funções, incluindo a navegação espacial, estabelecendo a memória de longo prazo e a formação das representações contextuais.

Já o hipotálamo situa-se abaixo do tálamo, mostrado na Figura 13, e conectado a várias funções que regulam o sistema endócrino (especialmente a glândula hipófise), o sistema nervoso autônomo, bem como a sobrevivência comportamental primária e funções como a fome, a sede e o desejo sexual (SCHACHTER, 1971).

3.2.3 Modelagem matemática do sistema límbico

Após finalizar o estudo das principais estruturas deste sistema, nesta seção, será apresentado um modelo matemático computacional que é evidenciado por um conjunto de equações que definem quantitativamente o fenômeno.

Um modelo computacional, do ponto de vista da engenharia, é o resultado de um processo de identificação do sistema: não só a forma funcional identificada, mas também o aprendizado dos valores dos parâmetros. O objetivo é modelar o sistema límbico e usá-lo para fins de engenharia de controle. Não há necessidade de identificar os valores dos parâmetros, pois eles serão definidos pelo problema.

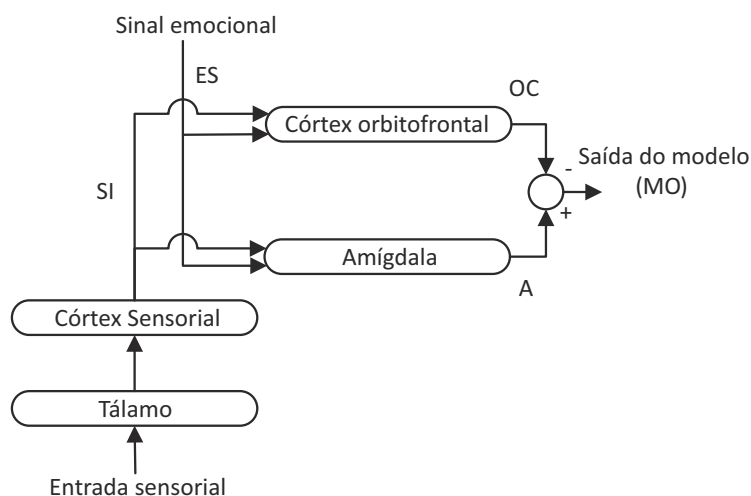
Como o foco deste estudo é uma aplicação do modelo em um sistema de controle, e não nos conceitos biológicos, o modelo estabelecido não incluirá todas as estruturas do sistema

límbico, como ilustrados na Figura 16. Assim, o intuito é modelar as estruturas fundamentais que são considerada para o modelo do sistema límbico e suas áreas corticais e subcorticais relacionadas.

O estudo propôs a modelagem das seguintes estruturas: amígdala, córtex orbitofrontal, córtex sensorial e tálamo. Vale salientar que estas duas primeiras estruturas desempenham um papel fundamental no processamento de emoções, enquanto as restantes, em grande parte (embora não inteiramente), funcionam como pré-processadores da entrada sensorial.

O modelo apresentado na Figura 21 em (MOREN, 2002; MORÉN; BALKENIUS, 2000), não é um modelo completo, e sim, um modelo simplista em que não se pretende representar na sua totalidade a arquitetura límbica. Porém, os autores fornecem resultados de simulações que combinam com dados experimentais descritos no campo da modelagem cerebral. Como observado, duas entradas sensoriais são mostradas, a entrada sensorial (SI- *sensorial input*) proveniente do estímulo que está sendo registrado nos órgãos sensoriais, e o outro sinal primário que é um sinal emocional.

Figura 21 – Diagrama de blocos do modelo simplista do sistema límbico.



Fonte: (MORÉN; BALKENIUS, 2000) Adaptado próprio autor.

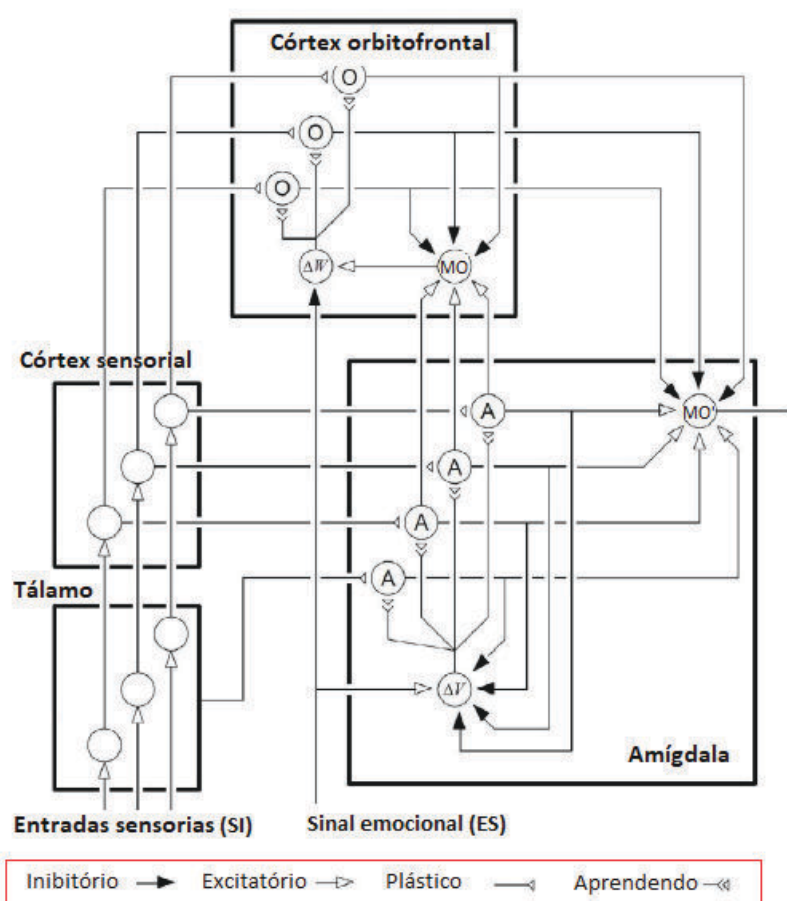
Uma característica fundamental do modelo é o fato de que a motivação para responder e a própria resposta são diferentes (HEBB, 1955), permitindo assim um vasto padrão de respostas aos estímulos externos. Assim, a avaliação do estímulo e a escolha das ações a serem tomadas, como resultado da avaliação, estão evidentemente separadas. A inspiração dessa afirmação vem da biologia onde a tarefa da amígdala é aprender as associações entre a entrada sensorial e emocional e refleti-las na saída (LEDOUX; FELLOUS, 1995; ROLLS, 2000).

Ainda segundo esta afirmação, a tendência do aprendizado da amígdala é monotônica,

ou seja, só poderá aumentar (SANGHERA; ROLLS; ROPER-HALL, 1979). Se a experiência é favorável ou desfavorável, a amígdala captura a essência dessa associação e tende a funcionar como base na nova experiência futura. Mas, a ação final gerada pelo sistema límbico é ainda controlada pelo córtex orbitofrontal (OC - *orbitofrontal cortex*). Neste contexto, há um caminho de atalho entre o tálamo e amígdala (A) que será responsável em melhorar a velocidade e as propriedades de tolerância a falhas do modelo, pois ignora o processamento do córtex sensorial mais demorado. Com isso, esse atalho permitiu ao modelo gerar uma ação rápida (embora não ótima) chamada de decisão satisfatória. Além de transportar a maior quantidade possível de informações dentro dos múltiplos insumos sensoriais, em caso de um não funcionamento do córtex sensorial devido um excesso de sinais sensoriais contraditórios.

A Figura 22 apresenta um modelo computacional da interação entre a amígdala e córtex orbitofrontal em um condicionamento emocional descrito em (MORÉN; BALKENIUS, 2000).

Figura 22 – Descrição gráfica do modelo computacional de aprendizagem emocional.



Fonte: (MORÉN; BALKENIUS, 2000).

O sistema consiste em quatro principais partes. Os sinais da entrada sensorial (SI_i) entram pela primeira vez no tálamo onde é realizado um pré-processamento e em seguida este sinal é enviado ao córtex sensorial e amígdala. O córtex sensorial é responsável pela subdivisão e

a distinção não refinada da saída do tálamo. Posteriormente estes sinais são enviados para a amígdala e o córtex orbitofrontal (AMARAL; PRICE,).

Já na fase que se passa na amígdala, o sinal passará por uma avaliação emocional dos estímulos. Esta avaliação é por sua vez usada como base dos estados emocionais. Por fim, o córtex orbitofrontal é incumbido a inibir respostas inapropriadas da amígdala (MOREN, 2002; MORÉN; BALKENIUS, 2000).

Para se obter as equações que representarão esse sistema, adotou-se o sinal da amígdala como (A) e o córtex orbitofrontal (OC). Com isso, tem-se que, para cada entrada sensorial recebida pelo modelo (SI_i), existe um nó na amígdala correspondente (A_i) e também nó córtex orbitofrontal (OC_i), que geram as saídas nodais da amígdala e córtex orbitalfrontal. Portanto, estas saídas são geradas pelo produto entre o sinal de entrada sensorial por seus respectivos pesos da amígdala (V) e córtex orbitofrontal (W), resultando em:

$$A_i = V.SI_i \quad (7)$$

$$OC_i = W.SI_i \quad (8)$$

É tarefa do tálamo fornecer uma resposta não ótima, mas rápida, aos estímulos. Esta sua capacidade fará com que ele passe o sinal máximo, entre todas as entradas sensoriais (SI_i) e enviá-la à amígdala como uma entrada (A_{th}) (MOREN, 2002; KELLY, 1991; GRAY, 1995).

$$A_{th} = \max (SI_i) \quad (9)$$

As equações que são compostas com o índice "i", implicam que seu processamento emocional tem vários *loops* e todas as saídas de *loops* individuais resultarão em um modelo de única saída (MO). Os blocos da amígdala e córtex orbitofrontal possuem, basicamente, pesos adaptativos, que atuam sobre (SI) e esses pesos são atualizados por (ΔV) e (ΔW), dependendo do sinal emocional e outros sinais. O processo de aprendizagem da amígdala e córtex orbitofrontal ocorrem através das suas regras de atualização de pesos internos dada pelas equações (10) e (11):

$$\Delta V = \alpha SI_i \max(0, ES - \sum_i A_i) \quad (10)$$

$$\Delta W = \beta SI_i R_o \quad (11)$$

O valor de (α) é constante e usada para ajustar a velocidade de aprendizagem, já o (β) é a taxa de aprendizagem. O peso (V) não poderá diminuir, pois uma vez a reação emocional aprendida, isso deverá ser permanente, sendo a tarefa do córtex orbitofrontal inibir esta reação quando é inadequada. A regra de aprendizagem córtex orbitofrontal é muito semelhante à

amígdala, mas o seu peso (W) pode aumentar e diminuir conforme necessário para rastrear a inibição necessária.

O termo "*máx*" da equação (10) faz com que as mudanças de aprendizagem sejam monotônicas, de modo que o ganho da amígdala nunca diminua. Esta regra implica, quando modelado o sistema, incapacidade de desativar o sinal de emoção (e, conseqüentemente, a ação emocional) anteriormente aprendidas na amígdala (BALKENIUS; MORÉN, 1998).

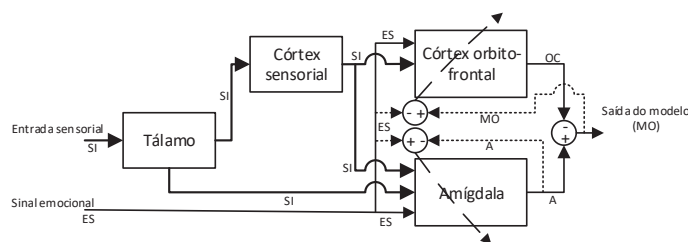
Dada a equação (11), (R_o) é chamado de reforço interno para o córtex orbitofrontal, representados pelas equações a seguir, onde o valor do sinal emocional (ES) define resultado do cálculo do (R_o).

$$R_o = \begin{cases} máx(0, \sum_i A_i - ES) - \sum_i OC_i & \forall ES \neq 0 \\ máx(0, \sum_i A_i - \sum_i OC_i) & \forall ES = 0 \end{cases} \quad (12)$$

Assim, na presença de uma recompensa, o reforço interno (R_o), representa a discrepância entre a recompensa e as saídas da amígdala (A_i) menos a saída do córtex orbitofrontal (OC_i). Porém, se não houver recompensa, o córtex se comporta de forma diferente, onde o (R_o) será o excedente das saídas de amígdala sobre as saídas do córtex (OC_i), como mostrado na equação(12).

O diagrama de blocos a seguir (Figura 23) é apresentado para facilitar a compreensão da Figura 22.

Figura 23 – Diagrama de blocos.



Fonte: Próprio autor.

Por fim, a obtenção da saída do modelo (MO), comum para todas as saídas do modelo, é simplesmente a diferença entre os somatórios das saídas dos (A_i - saídas excitatórias) e (OC_i - saídas inibitórias), respectivamente, sendo este o resultado do modelo representado pela equação (13).

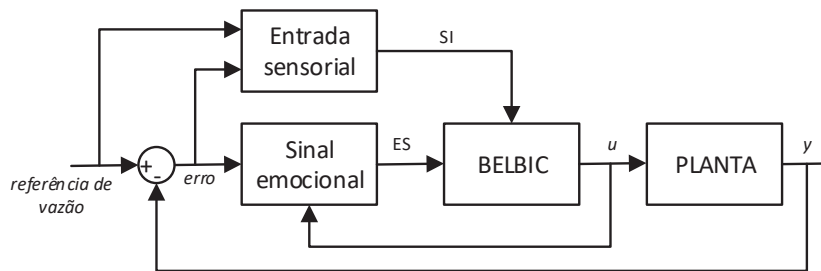
$$MO = \sum_i A_i - \sum_i OC_i \quad (13)$$

3.2.4 Definição dos sinais emocionais e estímulos sensoriais

Ao longo desse trabalho, a utilização do aprendizado emocional em engenharia de controle foi justificada. Neste contexto, o primeiro problema em usar o modelo para uma configuração do sistema de controle é a forma de incorporá-lo na arquitetura global do sistema. Não há uma maneira única de fazer isso, porque a característica fundamental do modelo é a sua flexibilidade em receber diferentes estímulos sensoriais e sinais emocionais.

Uma característica relevante do controlador BELBIC, que o torna eficaz, é a sua flexibilidade. Este controlador tem vários parâmetros que dão a liberdade para escolher o que se adequa à melhor resposta. Com isso, um candidato razoável, neste caso, definido para incorporar o modelo BELBIC é apresentado na Figura 24.

Figura 24 – Diagrama de blocos das entradas SI e ES.



Fonte: Próprio autor.

O diagrama de blocos (Figura 24), representa um controle típico de *feedback* que assume o sinal emocional (*ES*), estímulos sensoriais (*SI*), saída de controlador (*u*) e gera um sinal de (*erro*), sendo ele, a diferença entre a referência de vazão e a saída da planta (*y*).

No que diz respeito à operação do controlador, o (*ES*) é a combinação ponderada do erro e sua integral e a ação de controle. Como era esperado, há uma certa flexibilidade em gerar o sinal emocional escolhendo as tendências emocionais, que pode decidir implicitamente os objetivos de controle. Já a entrada sensorial é escolhida como a combinação da integral do erro e seu valor de referência da malha de controle, porque torna o sistema mais sensível a uma mudança do seu estado. Logo, as equações obtidas foram equações (14) e (15) para a entrada sensorial e a equação(16) para o sinal emocional.

$$SI_1 = K4 \cdot \int e dt \quad (14)$$

$$SI_2 = K5 \cdot Ref \quad (15)$$

$$ES_i = K1 \cdot e + K2 \cdot \int e dt + K3 \cdot u \quad (16)$$

Os respectivos termos que constituem as equações são: o erro de rastreamento (e), o sinal de referência do valor de vazão desejada (Ref) e o sinal de saída do controlador BELBIC (u). Ainda, os parâmetros K_1 , K_2 , K_3 , K_4 e K_5 são os pesos associados aos sinais acima mencionados. Esses parâmetros (K) serão estimados inicialmente empiricamente, com base em simulações e, posteriormente, uma técnica de otimização baseada em enxame de partículas será utilizada para otimizar os valores desses parâmetros.

3.3 Otimização por enxame de partículas

O método Particle Swarm Optimization (PSO), traduzido como otimização por enxame de partículas, é uma técnica de otimização estocástica apresentada em (EBERHART; KENNEDY, 1995), baseada no comportamento social e cooperativo exibido por várias espécies para preencher suas necessidades no espaço de busca.

O algoritmo mantém um exame de partículas, onde cada partícula representa uma possível solução. Fazendo uma analogia com paradigmas de computação evolutiva, um enxame é semelhante a uma população, enquanto uma partícula representa um indivíduo. As partículas são lançadas em um espaço de busca multidimensional, onde a posição de cada partícula é ajustada de acordo com sua própria experiência e a dos seus vizinhos.

3.3.1 Termos da linguagem PSO

Para facilitar a compreensão do algoritmo, uma breve explicação dos termos utilizados é descrita abaixo.

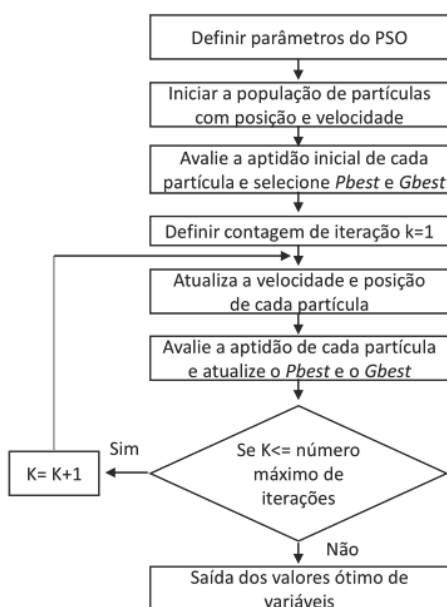
- Partículas ou agentes: todas as partículas do exame atuam individualmente tendendo a acelerar em direção à melhor localização pessoal e global, sempre verificando o valor da sua atual localização.
- Posição: representado por coordenadas no plano $x - y$. Fazendo uma analogia ao exame, seria o lugar onde espécie se encontra no campo. Este espaço n -dimensões é o espaço de solução, onde qualquer conjunto de coordenadas representa uma solução.

- Aptidão: responsável por avaliar quão boa é a posição local de cada partícula. Deve tomar a posição no espaço de solução e retornar um único número que representa o valor dessa posição.
- *pbest*: considerado o melhor local individualmente encontrado. Cada partícula do enxame tem seu próprio *pbest* determinada pelo caminho percorrido. Em cada ponto ao longo do caminho a partícula compara o valor da aptidão de seu local atual com o *pbest*, caso seja maior, o *pbest* é atualizado para a localização atual.
- *gbest*: visto como o melhor local global, ou seja, maior aptidão encontrada. Para o enxame inteiro há uma *gbest* para onde cada partícula é atraída. Em cada ponto ao longo do percurso cada partícula compara a adequação de seu local atual com a *gbest*. Em alguns casos, se alguma partícula está em um local de maior aptidão em relação ao enxame inteiro este passa a ser o *gbest*.

3.3.2 Descrição do algoritmo PSO

Ao se compreender os conceitos básicos do PSO, desenvolveu-se um código no ambiente computacional MATLAB® para a execução do algoritmo de otimização. O algoritmo descrito é ilustrado na Figura 25.

Figura 25 – Fluxograma do PSO.



Fonte: Próprio autor.

A implementação do algoritmo, baseado no fluxograma da Figura 25, segue os passos enumerados a seguir:

1. Defina o parâmetro w_{min} , w_{max} , c_1 e c_2 do PSO.

2. Inicialize a posição e a velocidade das partículas de forma aleatória dentro dos limites estabelecidos.
3. Defina iteração $k = 1$.
4. Calcule a aptidão das partículas $F_i^k = f(X_i^k), \forall i$ e encontre o índice da melhor partícula b .
5. Selecione $pbest_i^k = X_i^k, \forall i$ e $gbest^k = X_b^k$.
6. Cálculo do peso inercial

$$w = w_{max} - k(w_{max} - w_{min}) / \text{número máximo de iterações.} \quad (17)$$

7. Atualize a velocidade das partículas de acordo com a equação:

$$v_{i,j}^{k+1} = wv_{i,j}^k + c_1 \text{rand}() (pbest_{i,j}^k - X_{i,j}^k) + c_2 \text{rand}() (gbest_j^k - X_{i,j}^k) \quad (18)$$

8. Atualize a posição da partícula de acordo com a equação:

$$x_{i,j}^{k+1} = x_{i,j}^k + v_{i,j}^{k+1}; \forall j \text{ e } \forall i \quad (19)$$

9. Avalie a aptidão $F_i^{k+1} = f(X_i^{k+1}), \forall i$ e encontre o índice da melhor partícula $b1$.
10. Atualize $pbest$ de população $\forall i$
se $F_i^{k+1} < F_i^k$ então $pbest_i^{k+1} = X_i^{k+1}$. Senão, $pbest_i^{k+1} = pbest_i^k$
11. Atualize $Gbest$ da população
se $F_{b1}^{k+1} < F_b^k$ então $gbest^{k+1} = pbest_{b1}^{k+1}$ e definir $b = b1$ senão $gbest^{k+1} = gbest^k$
12. Se $k < \text{número máximo de iterações}$ então $k = k + 1$ e vá para o passo 6. Senão, vá para o passo 13.
13. Saída da solução ideal como $gbest^k$

O primeiro passo do algoritmo é criar uma população inicial (enxame) de tamanho N e dimensão D exposta da forma $X = [X_1, X_2, \dots, X_N]^T$, onde "T" é o operador transposto. Cada indivíduo (partícula) $X_i = (i = 1, 2, \dots, N)$ é dado como $X_i = [X_{i,1}, X_{i,2}, \dots, X_{i,D}]$. Além disso, a velocidade inicial da população é dada por $V = [V_1, V_2, \dots, V_N]^T$. Assim, a velocidade de cada partícula $X_i = (i = 1, 2, \dots, N)$ é dada como $V_i = [V_{i,1}, V_{i,2}, \dots, V_{i,D}]$. O índice "i" varia de 1 a N e o índice "j" varia de 1 a D .

A velocidade da partícula, é o elemento central da otimização inteira, sendo ela alterada de acordo com a posição relativa de $pbest$ e $gbest$. E partículas são aceleradas nas direções destes

locais de maior aptidão de acordo com a equação (18) e seu resultado será uma nova velocidade, fazendo com que este vetor de velocidade seja o responsável por impulsionar a otimização processo e reflete tanto o conhecimento experiencial das partículas e suas informações trocadas socialmente pelo enxame de partículas. O conhecimento experiencial de uma partícula é referido como componente cognitivo, que é proporcional à distância da própria partícula de sua melhor posição. Já a informação socialmente trocada é referida como componente social da equação velocidade.

Os valores c_1 (taxas cognitivas) são fatores determinantes de quanto a partícula é influenciada pela memória de sua melhor localização. Aumentar este valor causa a exploração do espaço de soluções que cada partícula se move em direção a sua própria $pbest$. Já o c_2 (taxas social) é um fator determinante de quanto a partícula é influenciada pelo resto do enxame. Aumentar c_2 estimula o aumento da exploração de um possível máximo global.

A seleção dos parâmetros c_1 e c_2 foi sugerida pelos próprios desenvolvedores do PSO como sendo o valor 2 para ambos, a fim de manter um equilíbrio sobre a influência do aprendizado individual e social, no comportamento atual da partícula (SHI; EBERHART, 1998). Além desses parâmetros, como visto na equação (18), os valores aleatórios estão na faixa $[0,1]$, amostrados de uma distribuição uniforme, sendo estes valores aleatórios responsáveis por introduzirem um elemento estocástico para o algoritmo.

O termo w é chamado de "peso inercial", responsável por determinar que medida a partícula permanece ao longo do seu caminho original afetado pela força da $pbest$ e $gbest$. As partículas mais distantes da $gbest$ e $pbest$ sentem atração por parte dos respectivos locais, e, assim, avançam em direção a eles com maior rapidez. Elas continuam ganhando velocidade na direção dos locais de maior aptidão até passarem por cima deles, conseqüentemente, começam a ser puxadas para trás na direção oposta ("sobrevôo"). Percebendo a importância da exploração do início da corrida e a importância crescente da exploração de máxima progressão da corrida, sugeriu-se que o valor do peso inercial variasse linearmente entre 0,9-1,2 (SHI; EBERHART, 1998).

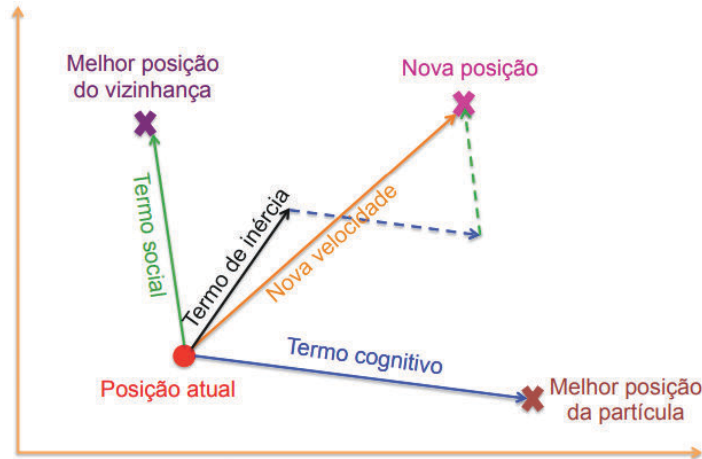
Como a velocidade já foi determinada, mover cada partícula ao seu próximo local é uma tarefa simples. Novas coordenadas x_n são calculadas para cada uma das N dimensões de acordo com a equação (19). Sendo assim, a nova partícula é então movida para o local calculado.

Após a finalização deste processo para cada partícula do enxame, o mesmo é repetido. Agora as posições de todas as partículas são avaliadas e as atualizações de $pbest$ e $gbest$ são realizadas para que as partículas possam continuar suas buscas. Portanto, este ciclo continua até satisfazer os critérios de parada, que neste caso, será o número máximo de iterações. A aplicação desse critério deve ser tomada de forma cautelosa na escolha de um número razoável de iterações, pois quando esse número é grande, o PSO pode estagnar aguardando a diminuição do w para iniciar a exploração máxima. Outrossim, um número pequenos de iterações pode resultar na exploração dos máximos locais antes mesmo que o enxame consiga explorar de forma adequada

o espaço de soluções e encontrar o maior máximo global.

A Figura 26 representa as parcelas de contribuição dos parâmetros para o deslocamento da partícula.

Figura 26 – Movimentação das partículas PSO.



Fonte: Adaptado (NADIA, 2013).

Por fim, a utilização de PSO na estimativa dos parâmetros otimizados do BELBIC requer modelar uma função que melhor corresponderá ao objetivo do problema. Para compor a equação, será utilizado o índice desempenho - Integrated Absolute Error (IAE). Este índice é um dos mais utilizados, principalmente por obter bons resultados experimentais de implementação computacional. Um sistema projetado a partir deste critério tem como característica um amortecimento razoável, isto é, apresenta uma boa resposta transitória, e sobressinal não muito oscilatório. Para o cálculo do IAE é apresentada a seguir a equação(20).

$$IAE = \int_0^T |e(t)| dt \quad (20)$$

Em relação à análise os sistemas de controle discretos, as integrais são expressas em forma de somatório e o erro em função do erro discreto $e(k)$. A equação(21) representa o índice em tempo discreto.

$$IAE = \sum_{k=1}^N |e(k)| \quad (21)$$

Segundo (KATSUHIKO, 2010) os critérios baseados em função da integral do erro do sistema integram uma forma mais clássica de avaliação do desempenho de uma malha de controle, além dos parâmetros da resposta transitória ao degrau do sistema.

Diante do índice estabelecido, que é definido como um problema que precisa ser otimizado, a função objetivo (FO) equação(22), requerida aqui, é um problema de minimização, composta pelo índice IAE.

$$FO(k) = \sum_{k=1}^N |e(k)| \quad (22)$$

3.4 Conclusão do capítulo

Neste capítulo foram descritos os principais componentes do sistema límbico como: tálamo, córtex sensorial, córtex orbitofrontal e amígdala. Além de ter apresentado o modelo computacional e suas respectivas equações. Também foram apresentadas a teoria e equações da técnica de otimização PSO, para que se tenha entendimento de como foi utilizado este método para estimar os parâmetros do controlador BELBIC, utilizando a minimização do IAE. Assim, este capítulo serviu de embasamento teórico para as aplicações e análises dos resultados que serão obtidos no próximo capítulo.

4 METODOLOGIA E APLICAÇÕES

Neste capítulo é apresentada a implementação do controlador BELBIC em um CLP para o controle de vazão do sistema de bombeamento industrial do LAMOTRIZ. Inicialmente o sistema foi simulado em um ambiente computacional MATLAB® para análise do seu comportamento. Em seguida, será utilizada a técnica PSO para cálculo dos parâmetros desse controlador. Porém a idéia desse controlador pode ser generalizada para diversos processos industriais.

Assim, além de apresentar a metodologia da aplicação no CLP, será apresentado também o desenvolvimento de um sistema supervisorio para monitoramento em tempo real e definição dos parâmetros do controlador. Por fim, são realizados os testes em malha fechada desse controlador com as respectivas alterações nos valores de referência de vazão e, em seguida a análise de robustez do controlador BELBIC com relação à variação das condições de operação do sistema. Neste caso, são simulados alguns cenários de consumo de água aleatório através de um válvula de recirculação de água localizada na linha principal do sistema de bombeamento.

4.1 Projetando um controlador BELBIC e a utilização da técnica PSO num ambiente computacional

Para a implementação do controlador BELBIC, utilizou-se a ferramenta de simulação *Simulink*® do MATLAB®, que pode ser utilizada para modelagem, simulação e análise de sistemas dinâmicos lineares e não lineares, contínuos e/ou discretos no tempo. Além de fornecer um ambiente de modelagem gráfica que inclui bibliotecas de blocos pré-definidos e um editor gráfico interativo para a montagem e gestão de diagramas de blocos, sua simplicidade facilita a modificação do modelo, sendo sua execução rápida e de fácil comparação dos resultados.

Grande parte dos sistemas na área de controle e automação de processos baseia-se em equipamentos eletrônicos microprocessados, então trabalham em tempo discreto. A substituição de controlador em tempo contínuo por um controlador de tempo discreto executará uma mesma tarefa de controle. Portanto, a diferença está no que diz respeito aos sinais de controle discreto, que trabalham com amostragens dos sinais detectados em determinado tempo, ao invés de sinais contínuos.

Entretanto, a maioria das técnicas nos projetos de controladores são feitas em tempo contínuo, mas sua implementação dá-se em formato digital, no qual estará sujeita a efeitos de discretização e quantização. Assim, deve-se levar em consideração a discretização na sintonia do controlador, por afetar de maneira significativa o comportamento do controlador (GODOY, 2012).

Para se obter uma correspondência aproximada entre os sistemas contínuos e discretos, considera-se uma parte do sistema (planta contínua e a saída do controlador); o processo de

remodelagem está de acordo com a técnica de discretização *Zero-Order-Hold*. Visto que a dinâmica real do processo é influenciada pelas taxas de amostragem dos dados.

Com o propósito de encontrar o modelo digital da parte linear das funções de transferência do sistema descritos nas equações (4), (5) e (6) utilizou-se o comando *c2d* (*continuous to discrete*) em ambiente MATLAB® para aplicar o método *Zero-Order-Hold* a essas equações. A taxa de amostragem escolhida para a discretização das funções de transferência de tempo contínuo foi de 1 segundo; a escolha deu-se devido, principalmente, à dinâmica de reação da planta, em razão do medidor de vazão da linha principal do sistema de bombeamento de água fornecer dados neste intervalo de tempo.

A escolha de um tempo de amostragem impreciso na discretização de $H_{zoh}(z)$ implicará em erros significativos, pois diferentemente do sistema contínuo, sabe-se que o sistema discreto realiza as operações em intervalos de tempo da taxa de amostragem, podendo haver perdas de informações ou até sobressinais de erro (MICHIGAN, 2014).

A seguir são apresentadas as funções de transferência em tempo discreto - equações (23), (24) e (25) - referentes às equações (4), (5) e (6), respectivamente, obtidas pelo método *Zero Order Hold* com 1 segundo de amostragem.

$$H_1(z) = \frac{14,68}{z - 0,557} \quad (23)$$

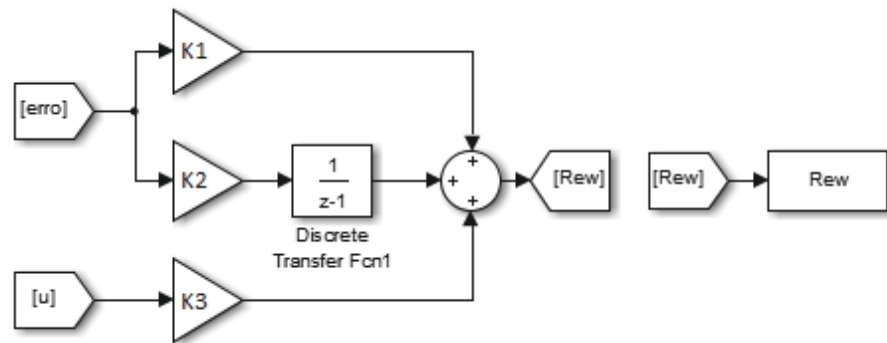
$$H_2(z) = \frac{12,06}{z - 0,6793} \quad (24)$$

$$H_3(z) = \frac{12,37}{z - 0,7004} \quad (25)$$

4.1.1 Implementação do BELBIC em *Simulink*

A implementação do BELBIC será baseada nas equações definadas no capítulo anterior relacionadas ao controlador. Inicialmente criou-se um bloco referente ao sinal emocional que é dado pela equação (16). De acordo com a Figura 27, observa-se que o ($K1$), ($K2$) e ($K3$) são os parâmetros que multiplicam os sinais de entrada " e " e " u ". Como pode ser visto, há uma soma dos produtos de ($K1.e$), ($K2.e$), onde este produto, será necessário o cálculo da integral e por fim, o produto ($K3.u$). Então, o bloco somador fará o somatório destes três sinais, gerando assim o sinal emocional (ES).

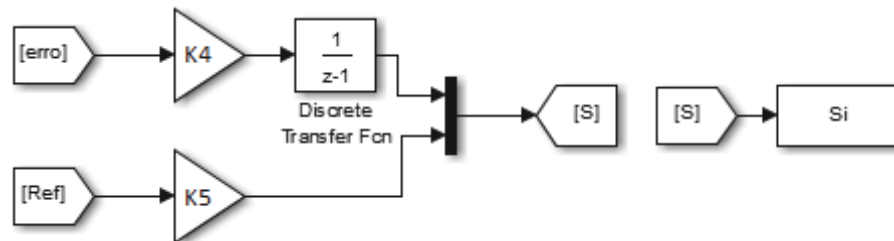
Figura 27 – Diagrama de blocos ES



Fonte: Próprio autor.

Outros sinais desse controlador, apresentados anteriormente, nas equações (14) e (15) são os sinais estímulos sensoriais (SI_i), sendo seu diagrama de blocos é mostrado na Figura 28. Analogamente ao sinal anterior, os parâmetros ($C4$) e ($C5$) são multiplicados pelos sinais "e" e "Ref", respectivamente. Em seguida o produto ($e.C4$) é calculado e posteriormente sua integral, assim gerando os dois sinais (SI_1) e (SI_2).

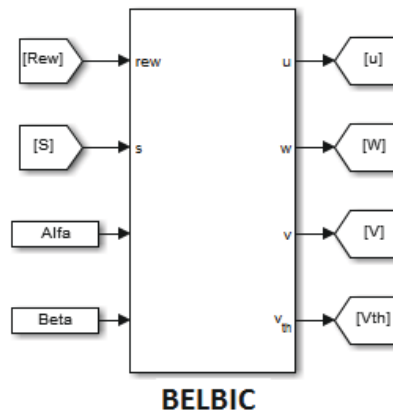
Figura 28 – Diagrama de blocos SI



Fonte: Próprio autor.

Além dos sinais citados acima, o controlador BELBIC possui outros sinais de entrada que são fundamentais para seu funcionamento que podem ser observados na figura a seguir (Figura 29). O bloco apresentado refere-se ao diagrama de blocos que representa o controlador BELBIC no ambiente *Simulink*.

Figura 29 – Bloco BELBIC

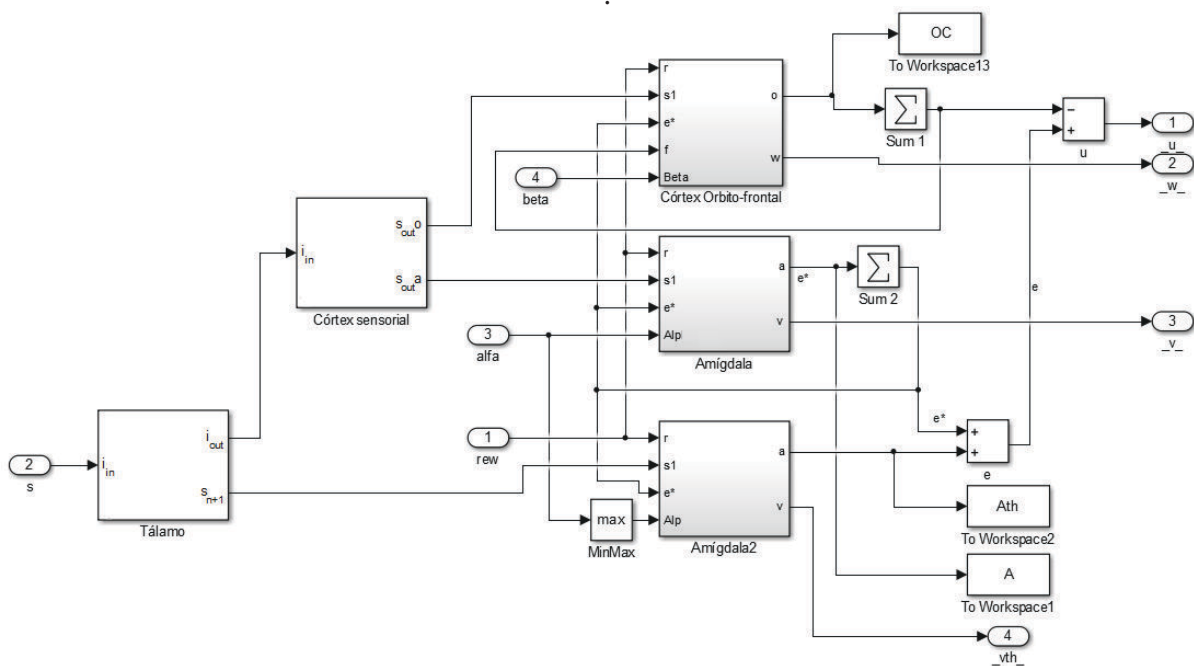


Fonte: Próprio autor.

Podem ser observadas na Figura 29 duas constantes (*alfa*) e (*beta*) que também compõem as equações do controlador. Os outros sinais gerados através do bloco BELBIC são: o sinal de controle "*u*", o peso do córtex orbitofrontal "*w*", o peso da amígdala "*v*" e o sinal máximo "*v_{th}*".

Para que se construa o controlador BELBIC e suas respectivas conexões, a Figura 22 e as equações de (7) a (13) serviram como base. Definiram-se assim as conexões entre os blocos das respectivas estruturas do sistema límbico representadas na Figura 30.

Figura 30 – Diagrama de blocos do controlador BELBIC



Fonte: Próprio autor.

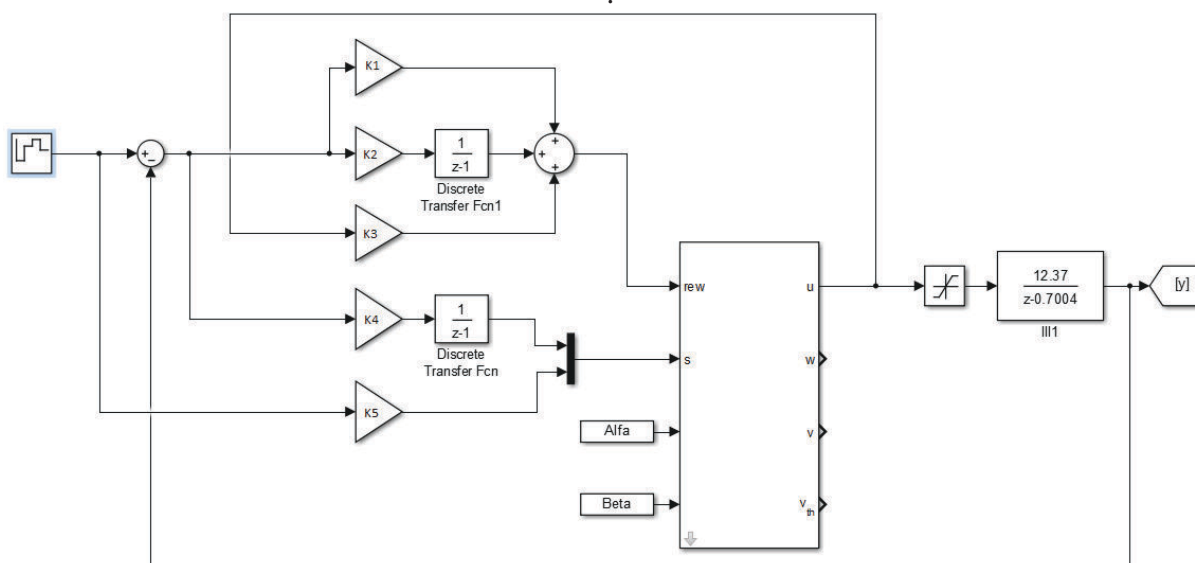
Os sinais dos estímulos sensoriais (SI_i) entram no bloco do tálamo através da entrada " i_{in} ", onde o bloco gera duas saídas " s_{out} ". O sinal " i_{out} " é enviado para a entrada " i_{in} " do córtex sensorial, cujas saídas são enviadas para o córtex orbitofrontal e amígdala. Já a outra saída do tálamo " S_{n+1} " envia para amígdala o sinal máximo. Em seguida, o bloco córtex orbitofrontal recebe através da entrada " r " o sinal emocional (ES), na entrada " s_1 " recebe o sinal do córtex sensorial " $S_{out}o$ ", na entrada " e^* " recebe o sinal do somatório da resposta da amígdala " a ", na entrada " f " recebe o sinal do somatório da saída " o " córtex orbitofrontal e a na entrada ($Beta$) recebe o valor da taxa de aprendizagem. Observa-se que nesse bloco, a saída " o " será o valor (OC) (equação 8) e (w) é seu peso associado. Posteriormente será apresentado graficamente o seu sinal para análise do comportamento.

Observa-se que a amígdala é representada em dois blocos onde " r ", da mesma forma que o córtex orbitofrontal, recebe o sinal emocional (ES), a entrada " s_1 " tem como sinal o valor " $S_{out}a$ " proveniente do córtex sensorial, a entrada " e^* " analogamente ao córtex orbitofrontal recebe o mesmo sinal e sua entrada " Alp " tem como entrada a constante que é responsável pela velocidade de aprendizagem ($alfa$). Do mesmo modo, o outro bloco da amígdala, aqui representada como "amígdala2", tem as mesmas entradas, diferindo apenas o sinal " s_1 " cujo valor de entrada provém do tálamo, sendo este o valor máximo das entradas sensoriais (SI_i).

Por fim, o sinal de controle " u ", aqui chamado de (MO) (equação 13), é a diferença do somatório das saídas dos dois blocos das amígdalas " a " e o somatório da saída do bloco do córtex orbitofrontal " o ". Para que se possa ter esses valores (sinais) dispostos para análises posteriores, eles serão armazenados em uma variável no *Workspace* do MATLAB®, com isso, será possível comprovar o comportamento do sistema límbico, segundo a teoria apresentada no capítulo anterior.

Ao desenvolver todos os diagramas de blocos referentes às estruturas do sistema límbico, apresentados anteriormente, serão realizadas as conexões dos blocos desenvolvidos de modo que represente o sistema de malha fechada do sistema de bombeamento de água do LAMOTRIZ, com a atuação do controlador BELBIC. Esse sistema de bombeamento, aqui representado pela função de transferência, chamado de planta do sistema, servirá para simular o comportamento do sistema. Após concluir as conexões do controlador BELBIC, a Figura 31 mostra a estrutura do controle em malha fechada da mesma forma que a apresentada na Figura 24. Verifica-se que na Figura 31 o seu sinal de entrada emocional (ES) está conectado ao bloco desenvolvido na Figura 27 e a entrada de sinais sensoriais " s " conecta-se ao bloco da Figura 28.

Figura 31 – Diagrama de blocos do sistema de controle com o controlador BELBIC



Fonte: Próprio autor.

Um bloco gerador de sinal será utilizado para definir os *setpoint* de referência de vazão desejada. Como visto, na saída do controlador "*u*" há uma relação por meio de uma função de transferência. Assim, é possível verificar que anteriormente a função de transferência existe um bloco de saturação, que será responsável por limitar a frequência de rotação do motor na faixa de 0 a 60 hz e, posteriormente a esta função, o valor "*y*" será a vazão de água na linha principal dada em (m^3/h).

4.1.2 Implementação do PSO

O algoritmo PSO foi implementado no MATLAB® e simulado usando um computador com processador Intel® Core™ i7- 4790M CPU 3.60GHz, 8 GB de memória RAM. Sabe-se que os comandos do MATLAB® podem ser digitados na janela de comando e cada linha é processada imediatamente. Para simular o algoritmo do PSO foi desenvolvido um *script* em que sua extensão é um arquivo ". *m*", conforme é possível verificar no Apêndice A. Assim, esse arquivo pode conter qualquer comando do MATLAB® ou função definida pelo usuário.

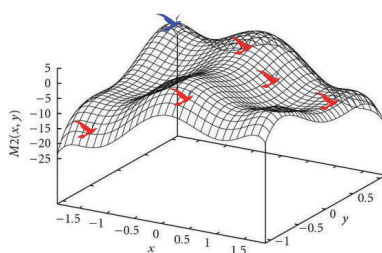
Na seção 3.3.2, desta dissertação, foi apresentado o fluxograma do algoritmo PSO (Figura 25). Uma vez compreendidos os conceitos básicos do PSO, todos os passos estabelecidos serviram de base no desenvolvimento do código. Estudos comprovam que a utilização do PSO como alternativa para a solução de problemas de otimização se mostra bastante competitiva em relação a outros algoritmos evolutivos. Este algoritmo é de fácil implementação e possui custo computacional reduzido. Após implementado, a avaliação dos resultados experimentais serão apresentados na seção 4.1.3 a seguir.

4.1.3 Simulação do PSO

O algoritmo implementado gera um “enxame de partículas” aleatoriamente em um determinado espaço de busca. Dentro desse espaço, cada partícula corresponde a uma possível solução e através da troca de informações entre indivíduos de uma população, determina-se qual trajetória cada um deles tomará no espaço de busca. Essas partículas, evoluem e mudam suas posições, nesse espaço, conforme sua própria experiência e de seus vizinhos, armazenando a melhor posição visitada por ele o por seu vizinho. Fazendo uma analogia aos pássaros, eles exploram uma região, determinado pela função objetivo (ou *fitness*), a fim de encontrar a solução ótima para o problema.

A posição da melhor partícula da população será a melhor posição individual. Logo, as arestas que não fazem mais parte dos melhores caminhos são desconsideradas, reduzindo o espaço de busca do problema. A Figura 32 representa um problema de maximização, onde o pássaro azul é a partícula de solução ótima do problema.

Figura 32 – Analogia de um bando de pássaros em um espaço de busca de 3D.



Fonte: <http://www.computacaointeligente.com.br/algoritmos/otimizacao-por-enxame-de-particulas-psy/>.

Nos problemas de otimização, em grande parte deles, um prévio conhecimento do espaço de busca das soluções é capaz de tornar o desempenho mais efetivo. Com isso, as chances de encontrar a solução ideal ou muito próxima da mesma aumentam consideravelmente. Como o problema apresentado nesta dissertação é ajustar os parâmetros do controlador BELBIC, sendo que, os próprios autores e a literatura atual não sugerem nenhum método de ajuste desses parâmetros, a proposta foi implementar o PSO para encontrar os parâmetros que se adequariam a cada um dos problemas (experimentos) propostos.

As simulações realizadas na dissertação comprovaram que pequenas variações desses parâmetros acarretam mudanças significativas e evidentes na saída desse controlador. Com isso, foram indispensáveis as análises do controlador em malha fechada em simulações computacionais no MATLAB® utilizando o Simulink®. As variações dos parâmetros foram realizadas de forma empírica limitando a região do espaço de busca de acordo com as respostas obtidas através da saída do controlador. Desta forma as regiões de busca seriam mais definidas, com isso, os esforços computacionais são amenizados, de tal forma que observando a resposta do sistema, os

valores propostos inicialmente seriam avaliados como aceitáveis ou não. Só assim, através dessas simulações, foi possível obter as regiões de busca pela solução da função objetivo do problema de otimização, onde seus limites de máximos e mínimos (K_1 a K_4) são definidos no código.

A seguir é apresentado um dos resultados da aplicação do PSO no ajuste dos parâmetros do controlador BELBIC para cada ponto de operação. Vale salientar que nem todas as simulações do algoritmo PSO serão apresentadas, por se tratar apenas de mudanças dos valores dos resultados finais dos parâmetros encontrados por esse algoritmo. Desta forma, todo o código é feito de forma similar, independentemente do experimento, já que se trata do mesmo sistema e controlador. A única diferença consiste na variação dos valores experimentais desejados (saída da planta, neste caso, vazão de água na linha principal do sistema).

Os resultados da simulação para o Cenário 1 (Tabela 5) são apresentados na Tabela 3 mostrando a saída após o final do processo de simulação.

Tabela 3 – Resultado da otimização por PSO.

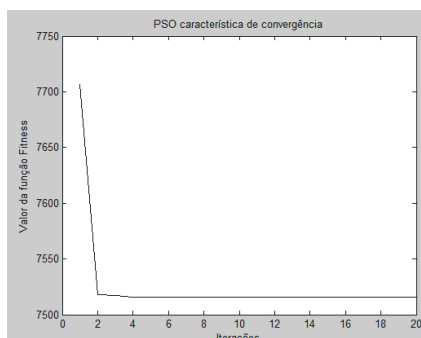
<i>IAE</i>	<i>Alfa</i>	<i>Beta</i>	K_1	K_2	K_3	K_4	K_5
7810.504	0.805	0.207	0.0041	0.00216	0.0000527	0.000405	0.000752

Como observado, o valor de *bestfun* representa o valor do IAE, ou seja, o valor mínimo da função objetivo. Além desse valor, apresentam-se os valores encontrados para os parâmetros alfa, beta, K_1, K_2, K_3, K_4, K_5 , respectivamente, que é o principal objetivo da utilização dessa técnica.

Para exemplificar os experimentos realizados, será apresentado a simulação do Cenário 1 que faz parte dos experimentos propostos na dissertação, onde foram estabelecidas algumas condições, como: o seu número total de iterações de 20, sendo este um dos critérios de parada do algoritmo e, o número de total de partículas de 50. O resultado obtido pode ser observado na Figura 33 que representa o resultado graficamente. Assim, a análise deste resultado comprova que a simulação do algoritmo PSO consegue convergir bem antes das 20 iterações, neste caso, em 5 iterações.

Por fim, analisando os resultados obtidos nas simulações, o algoritmo possuiu uma rápida convergência para o valor de mínimo da função objetivo à medida que o número de partículas é aumentado, isso decorrente do fato de haver uma maior exploração dentro dos espaços de busca da solução, de encontro ao conceito do PSO; quando um indivíduo dentro do bando encontra uma região mais atrativa (maior número de alimentos), o restante do bando é avisado; caso os outros indivíduos do bando não encontrem uma região melhor, todos irão convergir para este ponto mais propício.

Figura 33 – Minimização da Função Objetivo por PSO.



Fonte: Próprio autor.

4.2 Implementação do controlador BELBIC no CLP

A bancada de bombeamento de água, dispõe de um CLP SIMATIC S7-300 do fabricante SIEMENS. O projeto do controlador no CLP será desenvolvido utilizando o *software* STEP7 que é responsável por gerenciar todas as configurações *hardware* do CLP, bem como criar e editar os projetos. O recorte da tela do *software* STEP7 será apresentado a seguir (Figura 34), retratando a estrutura do projeto, que é responsável por controlar todo o sistema de acordo com a programação definida na aquisição da bancada de bombeamento do LAMOTRIZ. Juntamente a este projeto, são apresentados os blocos desenvolvidos nessa dissertação para o projeto do controlador proposto.

Figura 34 – Tela SIMATIC Manager

Object name	Symbolic name	Created	Type	Last interface cl
System data	---	---	SDB	---
OB1			Organization Block	06/14/2017 02:
OB35	CYC_INT5		Organization Block	02/15/1996 04:
OB82	I/O_FLT1		Organization Block	02/15/1996 04:
OB86	RACK_FLT		Organization Block	02/15/1996 04:
OB121	PRG_ERR		Organization Block	02/15/1996 04:
OB122	MOD_ERR		Organization Block	02/15/1996 04:
FB1	Transmissores		Function Block	01/20/2007 12:
FB2	Bombas		Function Block	12/14/2006 06:
FB3	Válvulas		Function Block	11/14/2006 10:
FB4	Malhas_PID		Function Block	01/26/2007 06:
FB5	Alarmer		Function Block	12/04/2006 12:
FB6	MIDS		Function Block	11/07/2006 11:
FB7	Freio		Function Block	01/20/2007 09:
FB10	Programas		Function Block	12/07/2006 10:
FB41	CONT_C		SCL Function Block	07/22/1996 07:
FB51	HML_ALARMES_FB		Function Block	11/01/2006 03:
FB101	Transmissor_FB		Function Block	10/04/2006 12:
FB102	DS_FB		Function Block	09/19/2006 05:
FB103	Válvula_Solenóide_FB		Function Block	11/14/2006 10:
FB105	MM440_FB		Function Block	11/14/2006 10:
FB106	MID144_FB		Function Block	11/07/2006 11:
FB110	C_PID_FB		Function Block	09/28/2006 08:
FB111	SS_FB		Function Block	12/14/2006 06:
FC1	Recircular_T-1A-01		Function	11/17/2006 05:
FC2	Encher_T-1A-02		Function	11/17/2006 05:
FC3	Encher_T-1A-03		Function	11/17/2006 05:
FC4	Metodo Rele		Function	05/24/2017 11:
FC5	Thalamus		Function	05/22/2017 06:

Fonte: Próprio autor.

Como observado no lado esquerdo da figura, a posição inicial é reservada para o ícone para definir o nome do projeto. Logo abaixo é possível definir e parametrizar o *hardware* (HW). Ao finalizar a definição do HW, o sistema automaticamente cria os subdiretórios: CPU, programa, blocks, etc. Os blocos listados serão subdivididos em duas classes: blocos do usuário (OB, FB, FC e DB) e blocos de sistemas (SFC, SFB e SDB). Para facilitar a compreensão da lógica desenvolvida nessa seção, é apresentada uma explicação breve referente aos blocos citados.

1. Blocos do usuário

São áreas designadas para administrar o código e os dados do programa. De acordo com as necessidades do processo, é possível estruturar o programa com várias opções de blocos de usuário, podendo eles serem executados ciclicamente ou quando necessário.

- OB (bloco de organização) - Responsável por formar a interface entre a CPU e o programa do usuário. O bloco OB1 é considerado o programa principal, assim todo o projeto pode ser escrito dentro dele ou em diferentes blocos, e este responsável por chamar outros blocos quando necessário.
- FB (bloco de função) - É uma função ou uma sequência de comandos agrupados em um bloco lógico, onde é possível arquivar os parâmetros na memória adicional na forma de "bloco de dados *instance*".
- FC (funções) - O bloco é incumbido de realizar as operações lógicas e similar ao FB. O que difere o bloco FB de uma FC é que suas variáveis são arquivadas na pilha local "*L Stack*" até que a função esteja concluída.
- DB (bloco de dados) - O bloco de dados é usado pelos blocos lógicos no programa do usuário para armazenar valores, assim não serão apagados quando o processamento é finalizado, diferentemente das variáveis temporárias.

2. Blocos de sistema

São funções pré-definidas ou blocos de função integrados ao sistema operacional da CPU e não ocupam nenhum espaço adicional na memória do usuário.

- SFC (função de sistema) - É uma função pré-programada e testada, que é integrada na CPU, responsável por definir os parâmetros dos módulos e comunicação dos dados, entre outras.
- SFB (bloco de função de sistema) - São partes do sistema operacional, parte integral da CPU, e também devem ser associadas a uma DB.
- SDB (bloco de dados de sistema) - Uma área da memória que a ferramenta STEP7 gera para arquivar dados necessários para o controle de operações.

Uma breve explicação sobre as funções básicas dos blocos foi realizado para facilitar o entendimento do desenvolvimento do controlador proposto nessa dissertação. Além disso,

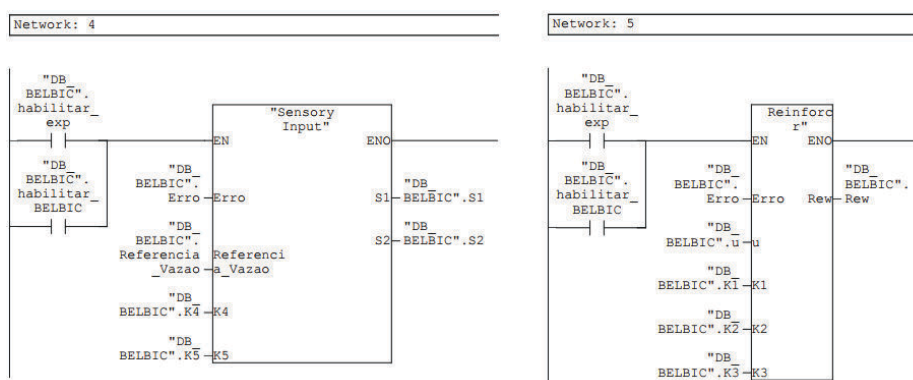
algumas linhas do programa são retratadas a seguir, verificando-se o elo entre as equações e os blocos. O código desenvolvido do controlador não será apresentado na íntegra, e sim, de forma sucinta, por ser extenso. Mas como o objetivo aqui é apenas apresentar trechos desse código, será fundamental expor as principais partes que compõem o controlador BELBIC.

Para o desenvolvimento do código do controlador foi escolhida a estrutura na forma particionada, ou seja, dividindo-se os blocos, onde cada bloco contém uma lógica específica para dispositivos ou tarefas. A linguagem *LADDER* foi utilizada para o desenvolvimento do controlador. Ela faz parte das cinco linguagens definidas pelo padrão internacional IEC 61131-3, as quais são utilizadas para construir aplicações para CLPs. Cada elemento da lógica representa uma instrução da linguagem, sendo alocada em um endereço específico e consumindo uma quantidade determinada de memória.

Inicialmente, para o desenvolvimento do controlador BELBIC, definiram-se as divisões dos blocos de acordo com as estruturas do sistema límbico. Desta forma facilitaram-se as análises de cada bloco individualmente e as ligações entre eles. Lembrando que o objetivo dessa dissertação não será esmiuçar todo o código desenvolvido do controlador BELBIC, sendo assim, apenas as seguintes estruturas serão abordadas: entrada sensorial, sinal emocional, tálamo, córtex sensorial, córtex orbitofrontal e amígdala. Além disso, serão abordados alguns blocos específicos responsáveis pelo funcionamento do controlador. Vale salientar que todo o desenvolvimento dos blocos são baseados nas equações que definem cada estrutura correspondente e as respectivas ligações abordadas no capítulo 3.

Os dois primeiros blocos que serviram de entrada para o bloco do controlador BELBIC são: entrada sensorial (*SI*) e o sinal emocional (*ES*). O desenvolvimento desses blocos foi baseado nas equações (14) e (15) para o bloco do (*SI*) e equação (16) no caso do *ES*. A Figura 35 representa esses dois blocos, sendo o bloco do lado esquerdo o (*SI*) e o lado direito o (*ES*).

Figura 35 – Linhas do código implementado no CLP - Bloco entrada sensorial e sinal emocional.

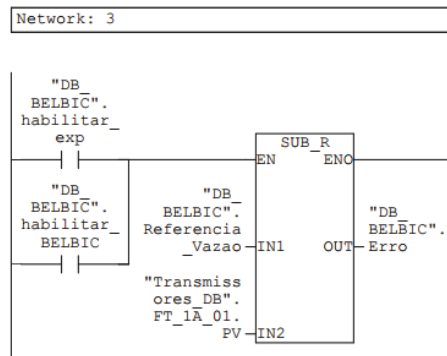


Fonte: Próprio autor.

Nos dois casos é necessário calcular o sinal de erro que serve de entrada para os blocos da Figura 35. O sinal de controle "*u*" e o sinal de referência "*ref*" também são utilizados

nesses blocos, mas para se obter os seus respectivos valores basta acessar o endereço de memória especificado na DB. O cálculo do erro é obtido apenas calculando a diferença entre o valor de vazão desejado e o valor de vazão real do sistema de bombeamento. Como mostrado na Figura 36.

Figura 36 – Linhas do código implementado no CLP - Bloco para cálculo do erro.

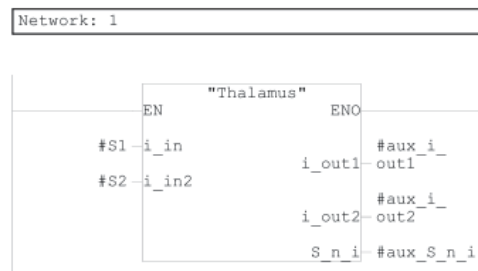


Fonte: Próprio autor.

Após o desenvolvimento dos blocos (*SI*) e (*ES*), antes de apresentar o bloco do controlador BELBIC, é necessário expor todos os blocos que compõem as respectivas estruturas, não sendo mais necessário abordar as funcionalidades de cada estrutura, pois o objetivo é apenas evidenciar os blocos desenvolvidos na linguagem *LADDER*. Lembrando que todos os blocos internamente (aqui não abordado) possuem a lógica fundamentada nas equações já mencionadas.

O primeiro passo na construção do controlador baseado nas estruturas do sistema límbico foi a estrutura chamada de tálamo (Figura 37), sendo sua equação é dada pela equação (9). Nele, a entrada (lado esquerdo do bloco) recebe os sinais de (*SI*) e realiza o processamento interno e em seguida gera três sinais de saída (lado direito do bloco). Os dois sinais de saída "*aux-i-out1*" e "*aux-i-out2*" enviados para o córtex sensorial, já o terceiro sinal de saída "*aux-S-n-i*" segue para a amígdala como valor de sinal máximo.

Figura 37 – Linhas do código implementado no CLP - Bloco tálamo.

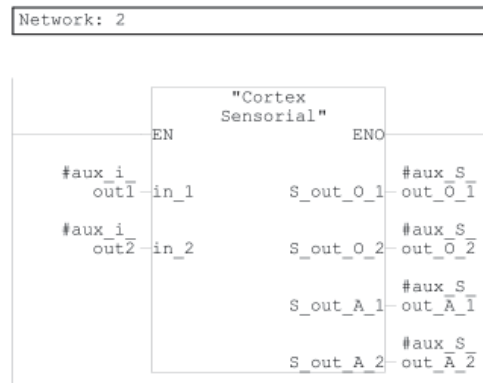


Fonte: Próprio autor.

O segundo bloco criado é o do córtex sensorial (Figura 38) que recebe através da entrada

os dois sinais não refinados pelo tálamo. Essas informações são processadas, realizando-se uma subdivisão e distinção. Após esse processamento, os sinais são enviados para o córtex orbitofrontal por meio das saídas do bloco "*aux-S-out-O-1*" e "*aux-S-out-O-2*" e amígdala "*aux-S-out-A-1*" e "*aux-S-out-A-2*".

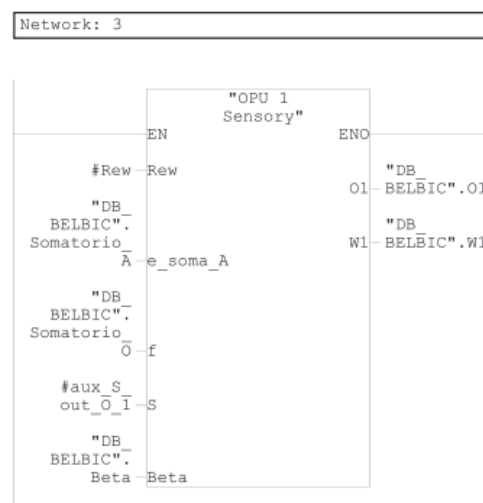
Figura 38 – Linha do código implementado no CLP - Bloco córtex sensorial.



Fonte: Próprio autor.

O terceiro bloco desenvolvido foi o do córtex orbitofrontal (Figura 39) que ao auferir os sinais enviados pelo córtex sensorial, em conjunto com o outros sinais de entrada: "*Rew*", "*e-soma-A*", "*f*" e a constante "*Beta*", processará os sinais recebidos e fornecerá dois sinais de saída: "*O1*" e "*W1*". Internamente ao bloco foram implementadas as equações (8) e (11). Aqui não será apresentado o processamento dos outros sinais de saída "*O2*" e "*W2*", por serem tratado de forma análoga.

Figura 39 – Linhas do código implementado no CLP - Bloco córtex orbitofrontal.

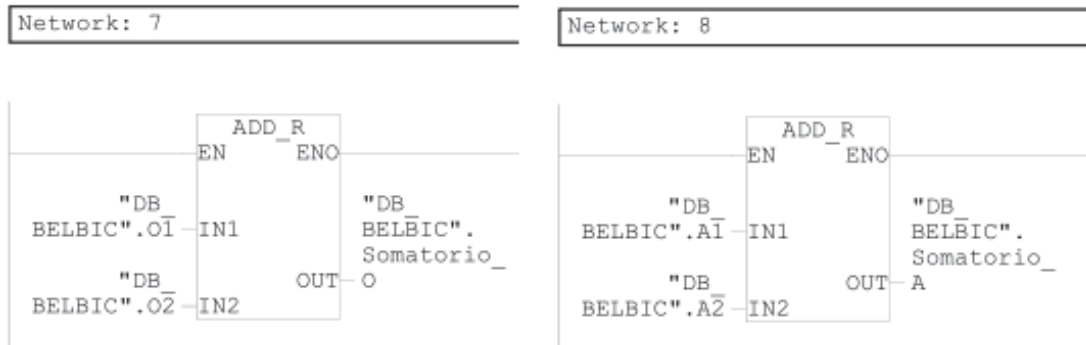


Fonte: Próprio autor.

Ainda se tratando da Figura 39, o sinal da entrada "*Rew*" é recebido por meio do sinal

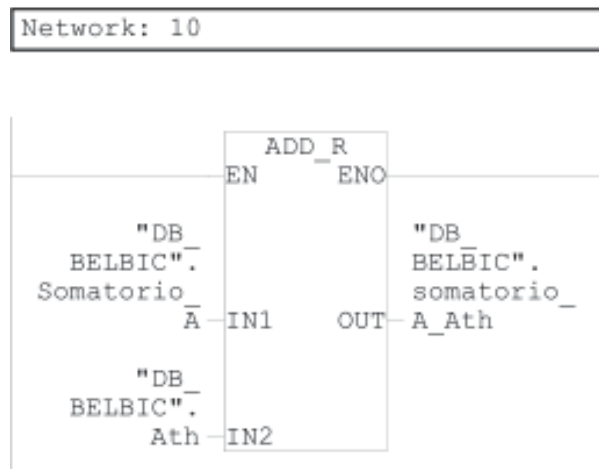
endereçado que é enviado através do bloco da Figura 35. Além dele, há os sinais de entrada "e-soma-A" e "f" que recebem os valores gerados através das saídas "DB-BELBIC.Somatorio-O" e "DB-BELBIC.Somatorio-A-Ath" através dos blocos da Figura 40 e 41, respectivamente.

Figura 40 – Linhas do código implementado no CLP - Bloco somatório córtex orbitofrontal e amígdala.



Fonte: Próprio autor.

Figura 41 – Linhas do código implementado no CLP - Bloco somatório dos sinais da amígdala.

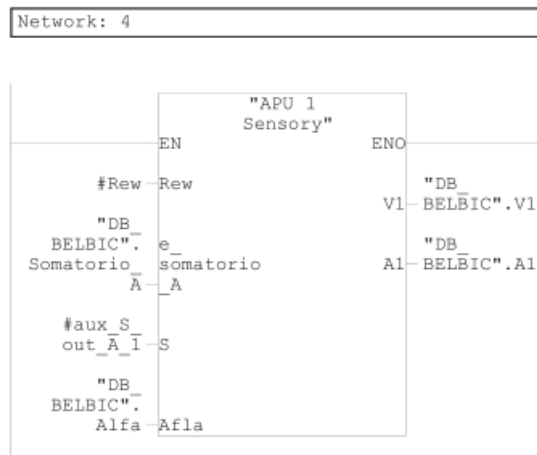


Fonte: Próprio autor.

O bloco da amígdala (Figura 42) é o próximo a receber o sinal do córtex sensorial (Figura 38), além dos sinais de entrada: "Rew", "e-somatorio-A", "S" e a constante "Alfa". Os mesmos sinais de entrada "Rew" e "e-somatorio-A" recebidos pelo córtex orbitofrontal serão enviados para amígdala, também recebido do córtex sensorial o sinal "aux-S-out-A-I" na entrada "S" do bloco. Após o processamento interno dos sinais recebidos, o bloco fornecerá dois sinais de saída "A1" e "V1". Da mesma forma, para o sinal "A2" e "V2". As equações internas ao bloco são as equações (7) e (10).

Após todos os blocos das estruturas do sistema límbico criados, um sinal de saída "u" do controlador é calculado. Segundo já visto, o sinal de saída do controlador BELBIC é dado

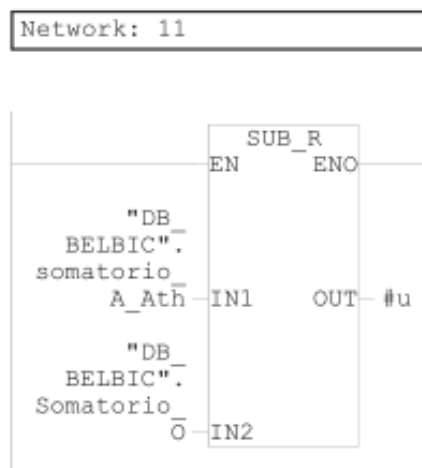
Figura 42 – Linha do código implementado no CLP - Bloco amígdala.



Fonte: Próprio autor.

pela equação (13). Logo, o bloco responsável por efetuar este cálculo é apresentado na Figura 43. Com isso, observa-se que para se ter esse valor, basta apenas calcular a diferença entre o somatório do sinal da amígdala e o somatório do sinal do córtex orbitofrontal, resultando no sinal de controle "u".

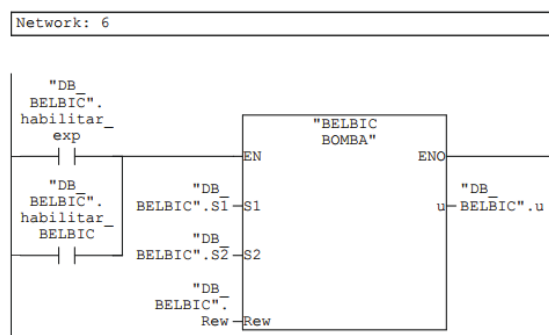
Figura 43 – Linhas do código implementado no CLP - Bloco saída do controlador.



Fonte: Próprio autor.

Ao concluir todos os blocos necessários para se desenvolver o controlador BELBIC, o próximo passo é endereçar as respectivas estruturas seguindo a mesma configuração das ligações na simulação (Figura 30), as quais foram realizadas de acordo com a teoria apresentada no Capítulo 3. Para concluir o bloco do controlador, todos os blocos foram agrupados internamente a um único bloco, mostrado na Figura 44. O bloco foi simplificado em três entradas "S1", "S2" e "Rew" e uma saída "u".

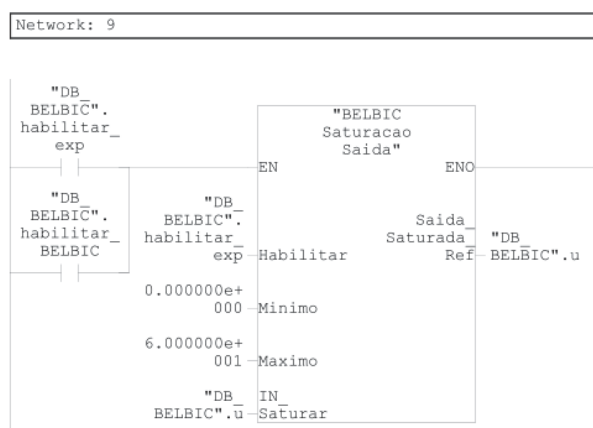
Figura 44 – Linhas do código implementado no CLP - Bloco BELBIC.



Fonte: Próprio autor.

Posteriormente ao desenvolvimento do bloco BELBIC, serão impostas ao bloco algumas restrições antes da implementação no sistema de bombeamento de água, por apresentar algumas características inerentes ao sistema. Para tal, criou-se um bloco de saturação (Figura 45) que faz com que o sinal de controle aplicado ao sistema seja capaz de limitar a frequência do conjunto motobomba no valor mínimo de 20 Hz e o valor máximo de 60 Hz.

Figura 45 – Linhas do código implementado no CLP - Bloco de saturação da saída.

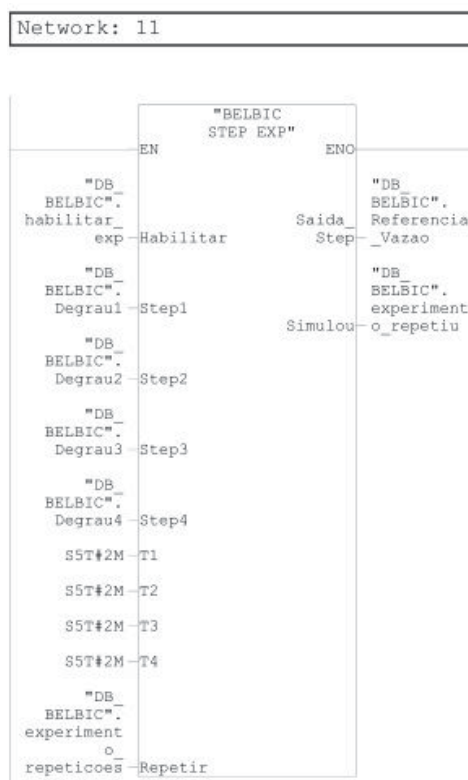


Fonte: Próprio autor.

A realização dos experimentos que serão apresentados nessa dissertação exigem algumas condições. Para isso, criou-se um bloco (Figura 46) que é capaz de simular os ambientes desejados para variar a vazão de água, definir o tempo de simulação em cada degrau de vazão e o número de repetições desse experimento. Com isso, serão realizados de forma automática, ou seja, inicialmente definem as condições iniciais do experimento proposto determinando os quatro degraus de vazão, o tempo de cada degrau e o número de vezes que se deseja repetir o experimento. Ao finalizar o sistema desliga-se automaticamente.

Finalmente, após toda a lógica de programação do controlador BELBIC desenvolvida e aplicada, é necessário realizar uma análise de robustez do controlador com relação à variação das

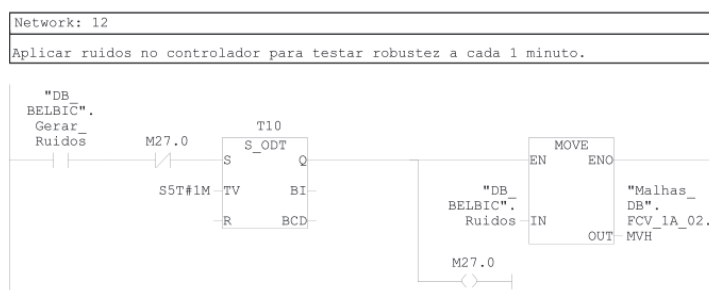
Figura 46 – Linhas do código implementado no CLP - Bloco degrau de vazão.



Fonte: Próprio autor.

condições de operação do sistema, por meio de uma variação (simulando um consumo) na linha principal do sistema de bombeamento de água. Para isso, um bloco (Figura 47) terá a finalidade de variar a abertura e fechamento da válvula de recirculação desse sistema aleatoriamente, na faixa de 30% a 80% a cada 1 minuto, ou seja, simulando consumidores na linha principal. O sistema terá que manter a sua vazão de água no valor predeterminado.

Figura 47 – Linhas do código implementado no CLP - Bloco gerador de ruídos.



Fonte: Próprio autor.

Ao finalizar o projeto do controlador BELBIC é necessário agora identificar onde será executado o programa particionado. Assim, todas as instruções referentes ao BELBIC

foram desenvolvidas em uma *FC*, e em seguida a inserção desta *FC* no bloco de organização *OB35*. Lembrando que o *OB35* é uma interrupção cíclica, sendo o seu intervalo de amostragem definido em 1s, ou seja, o bloco é chamada pelo *OB1* a cada intervalo 1s. A utilização do *OB35*, geralmente é para blocos onde o processamento analógico é feito por amostras, exemplo: PID. Mas, alguns blocos aqui expostos como: bloco de saturação, degrau de vazão e teste de robustez foram inseridos no *OB1*, que possui varredura contínua a cada 150 ms (ciclo de *scan* do CLP), aproximadamente. Todos os blocos do sistema de bombeamento de água também são chamados através do *OB1 (main)*.

4.3 Desenvolvimento do sistema supervisorio

Em muitos processos industriais, faz-se necessária a utilização de sistema supervisórios para facilitar a interface homem-máquina, capturar e armazenar dados e ainda executar tarefas de controle dos processos. O sistema de bombeamento de água presente no LAMOTRIZ possui um supervisorio desenvolvido pela empresa responsável na aquisição da bancada, que utilizou o *software* do fabricante SIEMENS baseado na plataforma *WinCC flexible*.

O trabalho proposto nessa dissertação foi projetar um controlador, mas para facilitar a operação desse controlador, fez-se necessário a criação de uma tela de supervisorio para o usuário: monitorar, armazenar, alterar e analisar todos os dados do controlador BELBIC.

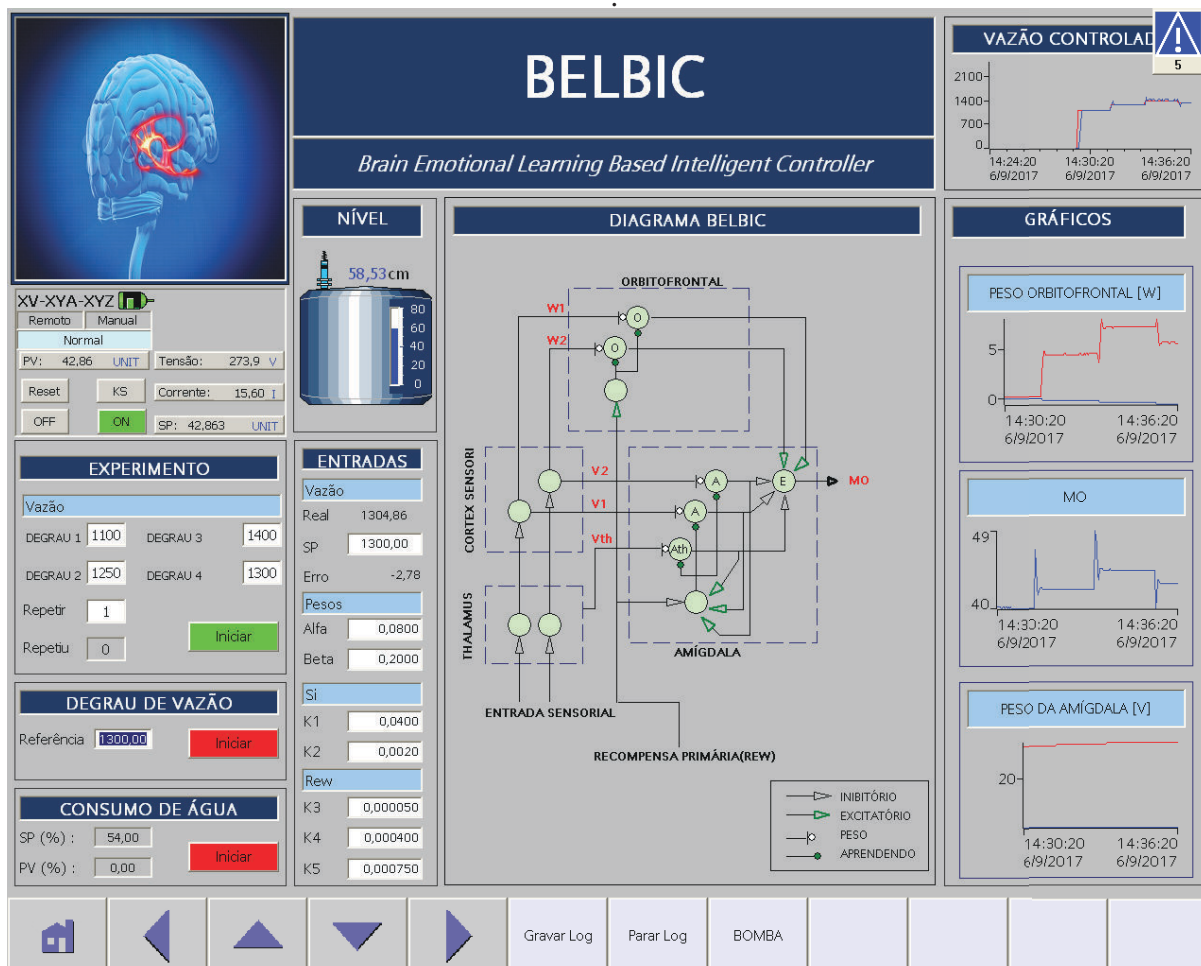
A seguir será apresentado na Figura 48 a tela do sistema supervisorio do controlador BELBIC. Essa tela é composta de: botões, figuras, diagramas, gráficos e campos para digitar valores (*setpoints*). A fim de esclarecer a necessidade da elaboração da tela, serão descritas as suas funcionalidades, além da motivação do seu desenvolvimento.

Na tela do controlador BELBIC é possível:

- Monitorar dados do inversor de frequência como: velocidade do conjunto motobomba, tensão e corrente.
- Definir os *setpoints* de vazões desejadas para cada experimento, ainda a quantidade de vezes que esse experimento será realizado, de forma que ao finalizar o experimento o processo pare automaticamente.
- Simular randomicamente um consumo de água para teste de robustez do controlador.
- Observar os valores de vazão de água da linha principal e calcular o valor erro (diferença entre valor desejado e o valor real) que é obtido ao se utilizar o controlador.
- Alterar os parâmetros do controlador BELBIC.
- Supervisionar graficamente algumas das variáveis envolvidas no processo e controle, escolhidas de acordo com o que se deseja (atualizadas a cada 1s).

- Registrar em um banco de dados todas as variáveis escolhidas de forma que sirvam para as análises desejadas nessa dissertação, lembrando que o próprio *software* possui a limitação de registrar as variáveis à uma taxa de 1s.

Figura 48 – Tela do supervisor BELBIC



Fonte: Próprio autor.

A justificativa para que se crie uma tela de supervisor é que facilitará o acesso a todas as memórias definidas pelo projetista do controlador desenvolvido no CLP. Assim, haverá uma grande facilidade de alterar e monitorar qualquer variável. Além disso, é possível armazenar todos os dados para as análises (futuras ou momentâneas), definir os parâmetros do controlador e todas as funcionalidades já mencionadas de um supervisor.

4.4 Análise dos resultados do controle de vazão

Em primeiro lugar, foram estabelecidos alguns valores de vazão, descritos na Tabela 4, que definiram todos os cenários que serão controlados. Com isso, será possível avaliar o desempenho do controlador BELBIC aplicado à bancada de bombeamento de água presente no

LAMOTRIZ. Os valores de vazão de referência pré-definidas fazendo com que o mesmo atue no inversor de frequência do conjunto motobomba.

Os valores de vazão escolhidos para determinar os cenários que irão compor a Tabela 4, foram definidos de acordo com as faixas estabelecidas na Tabela 2. Pode ser observado na Tabela 4, que o valor mínimo para o Cenário 1 refere-se ao primeiro valor da Tabela 2 e o valor máximo do Cenário 1 refere-se ao valor seguinte (segundo valor) da Tabela 2, e assim sucessivamente até o Cenário 3. Já para os Cenários de 4 a 6, da Tabela 4, os valores de mínimo e máximo são os mesmos da Tabela 2.

Tabela 4 – Cenários de vazão.

Cenários	Vazões m ³ /h
Cenário 1	1100-1250-1400-1300
Cenário 2	1400-1600-1550-1800
Cenário 3	1800-2000-1950-2200
Cenário 4	1100-1800-1400-2200
Cenário 5	1100-1800-1400-2200
Cenário 6	1100-1400-1800-2200

Uma outra tabela foi construída referente aos parâmetros do controlador BELBIC com seus respectivos valores, representados na Tabela 5. Estes parâmetros foram obtidos, conforme já mencionados anteriormente, utilizando o método de otimização PSO. Ao analisar a tabela, conclui-se que a única diferença entre todos os parâmetros gerados através das simulações utilizando-se o PSO, é localizado no parâmetro K_5 , mas vale salientar que os valores encontrados possuem valores numéricos próximos por se tratar de uma aproximação de casas decimais. Assim, é observado que esse parâmetro sofreu uma pequena variação no seu valor para que se adapte ao comportamento desejado da respectiva vazão. Para cada ponto de operação os valores dos parâmetros são alterados conforme os respectivos cenários.

Tabela 5 – Parâmetros do controlador BELBIC.

Cenários	<i>Alfa</i>	<i>Beta</i>	K_1	K_2	K_3	K_4	K_5
Cenário 1	0.8	0.2	0.004	0.002	0.00005	0.0004	0.00075
Cenário 2	0.8	0.2	0.004	0.002	0.00005	0.0004	0.00060
Cenário 3	0.8	0.2	0.004	0.002	0.00005	0.0004	0.00050

Após definir-se todos os respectivos parâmetros mostrado na Tabela 5, chegou a hora de se aplicar ao controlador. Para isso, utiliza-se a tela do supervisor de acordo com o cenário estabelecido. O próximo passo será definir os *steps* de vazão apresentados na Tabela 4, também aplicados através da tela de supervisor apresentada na Figura 48. Os *steps* de vazão são aplicados a cada 2 minutos, ou seja, a uma variação no valor de referência de vazão no tempo

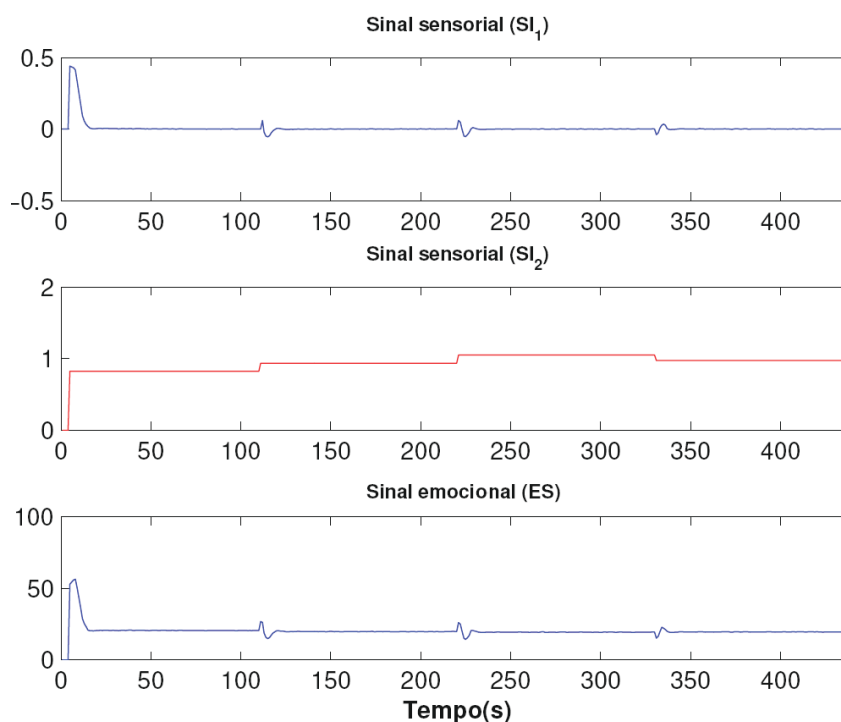
determinado. Ao definir-se todos os parâmetros do controlador BELBIC e os respectivos *steps*, serão realizados os ensaios em malha fechada e a seguir são apresentados os resultados obtidos no processo utilizando o controlador.

Inicialmente, apenas para o cenário 1, são realizadas as análises dos sinais do controlador BELBIC. Justificada por proceder de forma semelhante para os outros cenários. Logo, faz-se necessária a abordagem dos sinais gerados ao primeiro cenário.

- Cenário 1

Como pode ser observado na Figura 49, a saída do sistema (Figura 50) sofre uma variação no seu *setpoints* e há um rastreo do reforço (sinal emocional). Como pode ser observado, as alterações dos sinais sensoriais e emocionais, não afetam o comportamento do peso da amígdala "V" (Figura 51); assim sendo, o peso orbitofrontal "W" faz a inibição necessária fazendo com que a saída "MO" tenha o comportamento desejado. Quando o reforço reaparecer, o "W" poderá diminuir novamente, permitindo que a amígdala exprima a associação previamente aprendida.

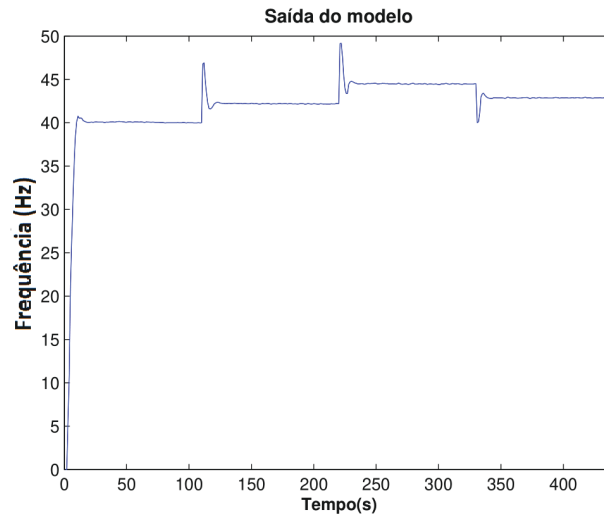
Figura 49 – Sinais do controlador BELBIC : *SI* e *ES*.



Fonte: Próprio autor.

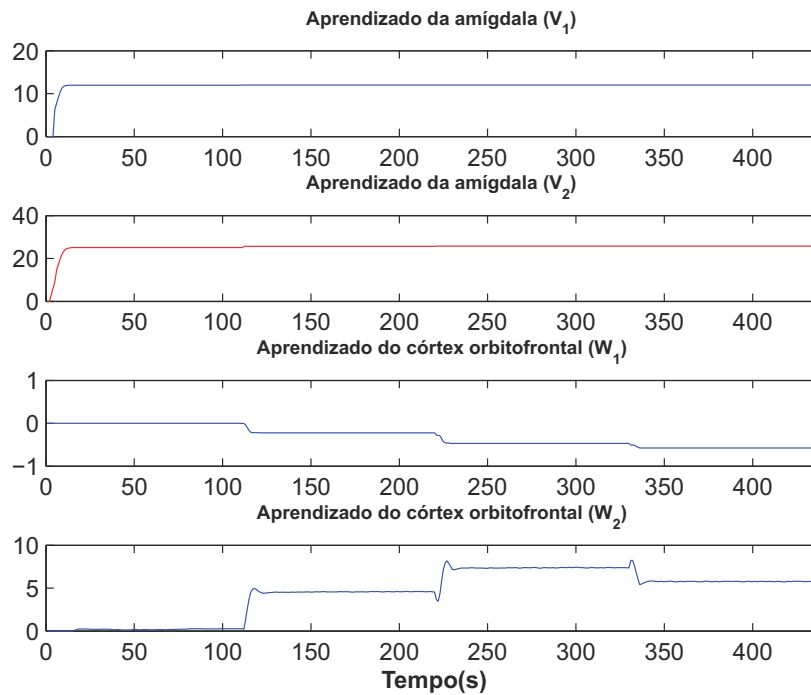
As aprendizagens da amígdala e do córtex orbitofrontal são mostrados na Figura 51. A aprendizagem da amígdala nunca diminui, pois uma vez aprendida a reação emocional deverá permanecer, sendo a tarefa do córtex orbitofrontal inibir esta reação quando é inadequada variando os seus valores em positivos e negativos, conforme necessário para rastrear a inibição.

Figura 50 – Sinal de saída do controlador BELBIC MO .



Fonte: Próprio autor.

Figura 51 – Pesos da amígdala e córtex orbitofrontal: V e W .

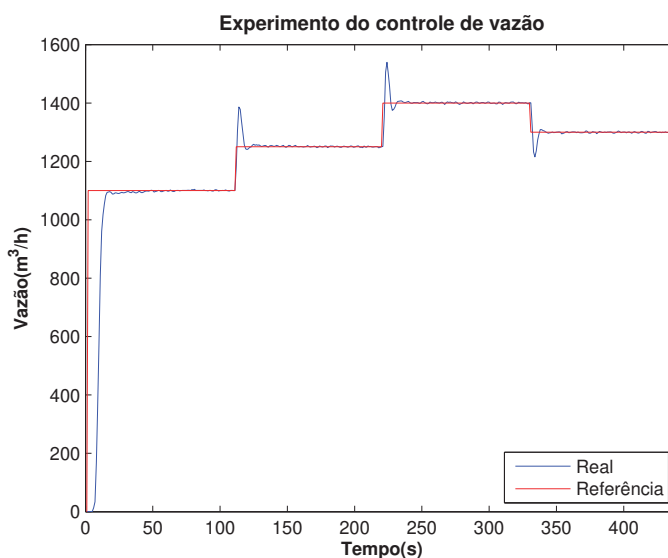


Fonte: Próprio autor.

De fato, os valores negativos produzidos são causados pelos efeitos inibitórios altos do córtex orbitofrontal que não só neutralizam os efeitos excitatórios da amígdala, mas também produzem respostas negativas sempre que o sinal emocional é de magnitude negativa.

Ao concluir o cenário 1, a Figura 52 mostra a saída da planta controlada agindo no controle da vazão. Assim, enquanto a vazão do sistema for inferior à vazão de referência, o controlador atua aumentando a velocidade de rotação do motobomba até que a vazão atinja o valor de referência. Observa-se que o controlador praticamente elimina o erro de regime permanente e na transição do valor de referência gera um sobressinal (*Overshoot*), sendo este, o ponto mais elevado que a resposta em estado transitório do sistema alcança. Posteriormente, para os cenários: 3, 4 e 5 será apresentada uma solução para diminuir este sobressinal.

Figura 52 – Experimento controle de vazão cenário 1.



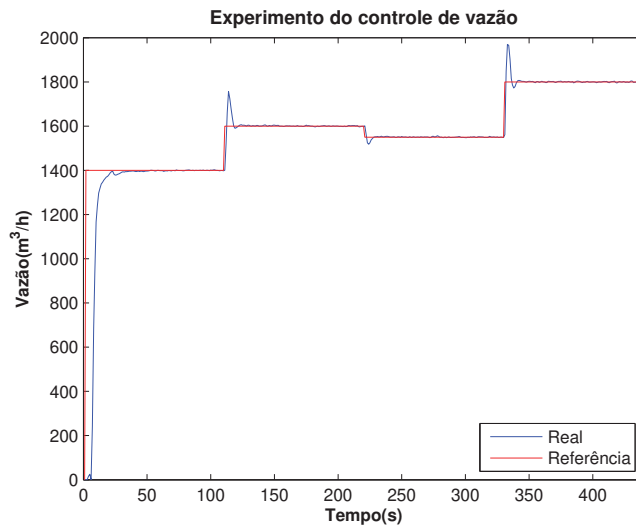
Fonte: Próprio autor.

• Cenário 2

Outro cenário definido para análise do controlador. Analogamente ao primeiro cenário, os parâmetros e valores de referências são definidos através da tela do supervisor. Os dados adotados nesse cenário seguem as Tabelas 4 e 5. Como visto, os parâmetros K_1 até o K_4 têm seus valores iguais ao cenário anterior, apenas diferindo o parâmetro K_5 , mesmo assim, com valor muito próximo. Os valores dos parâmetros desse cenário foram encontrados utilizando-se o PSO em ambiente de simulação.

O resultado do cenário 2 é apresentado na Figura 53. Da mesma forma que o primeiro cenário, observa-se que mesmo variando os seus valores de vazão em outras faixas de operação o controlador consegue manter a vazão com erro em regime permanente quase nulo e pequenos sobressinais em regimes transitórios.

Figura 53 – Experimento controle de vazão cenário 2.

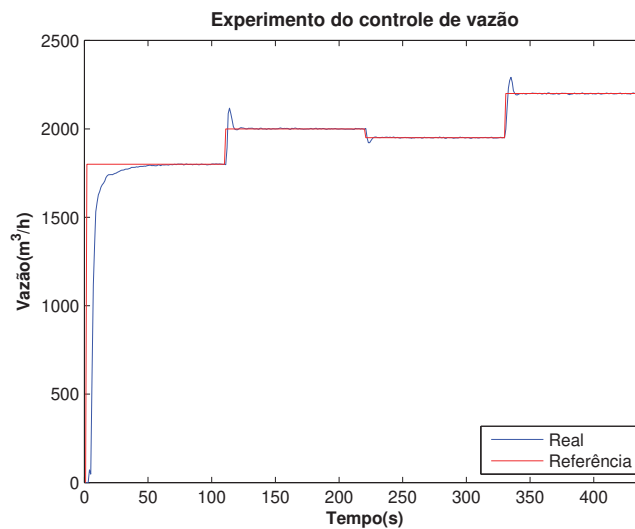


Fonte: Próprio autor.

- Cenário 3

Por fim, para concluir os três primeiros cenários definidos na Tabela 4, o experimento tem seu resultado apresentado na Figura 54. Também apresenta um sobressinal em regime transitório (um pouco menor, referente ao anteriores) e em regime permanente o erro muito pequeno. Para se ter estes valores de erro em regime permanente como base, os dados do experimento mostram que os erros médios são aproximadamente $\pm 0.8 \text{ m}^3/\text{h}$ e os erros máximos de $\pm 5 \text{ m}^3/\text{h}$. Os erros encontrados podem ser considerados desprezíveis, em relação à vazão da ordem de grandeza $2000 \text{ m}^3/\text{h}$.

Figura 54 – Experimento controle de vazão cenário 3.



Fonte: Próprio autor.

Ao concluir os três cenários estabelecidos, constatou-se que nos três casos houve um sobressinal. A fim de garantir que o valor da saída do processo não ultrapasse um determinado valor desejado acima do degrau do sinal aplicado, o que poderá acarretar problemas ou até mesmo danos ao sistema (KATSUHIKO, 2010). Em um primeiro instante, optou-se pela possibilidade de se empregar parâmetros fixos, mas a fim de compensar o efeito das não linearidades presentes no processo, decidiu-se pela abordagem de múltiplos modelos, dividindo-se em faixas de operação de acordo com os *steps*. A ideia foi elaborar um sistema que alterasse os parâmetros do controlador BELBIC quando a referência de vazão variasse a faixa de operação, com isso o controlador será capaz de identificar a faixa e modificar os parâmetros definidos.

Como pode ser visto na Tabela 6, o parâmetro K_5 do controlador BELBIC foi subdividido em quatro valores de forma empírica baseados nos valores encontrados através da otimização PSO ($K_{5.1}$, $K_{5.2}$, $K_{5.3}$ e $K_{5.4}$) que serão alterados de acordo com a faixa de operação, ou seja, ao variar o *step* alterará o parâmetro K_5 . O resultado dessa técnica será apresentada a seguir nos cenários : 5 e 6. Um ponto que se notou é que os valores obtidos para K_5 na Tabela 6 são valores de máximo e mínimo de K_5 estabelecidos na Tabela 5.

Tabela 6 – Parâmetros do controlador BELBIC para cada faixa de operação.

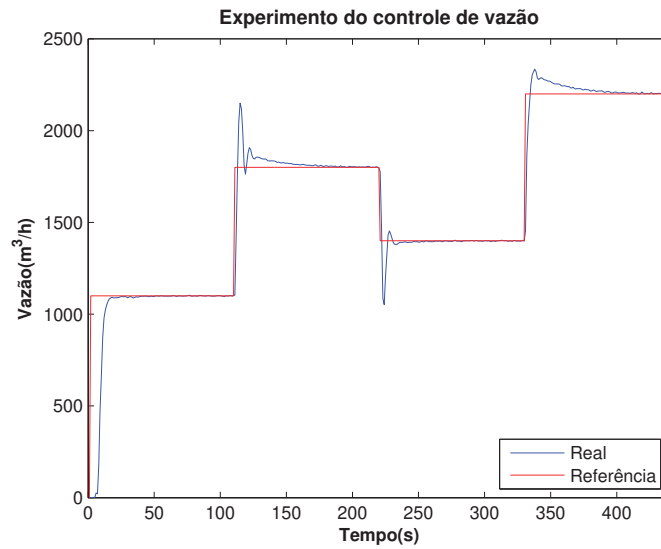
Cenários	$K_{5.1}$	$K_{5.2}$	$K_{5.3}$	$K_{5.4}$
Cenário 4	0.00075	0.00075	0.00075	0.00075
Cenário 5	0.00075	0.00047	0.00056	0.00039
Cenário 6	0.00075	0.00058	0.00048	0.00039

A fim de se obter um comparativo do que causaria na aplicação da técnica de mudança de parâmetros, foram definidos três novos cenários que abrangessem todas as faixas de operação estabelecidas até então, ou seja, que variasse entre a faixa 1100 a 2200 m³/h. No primeiro, o parâmetro K_5 permanece fixo em 0.00075 para todas as faixas estabelecidas de *steps* de vazão para que se tenha uma análise do comportamento ao se adotar essa possibilidade. Em seguida, no segundo, os valores de K_5 sofrem variações definidas com base em experimentos de forma empírica, mas seus valores de *steps* de vazão são os mesmo do cenário 5. Por fim, a terceira também sofrerá variações no valor de K_5 , só que desta vez os valores de *steps* de vazão são estabelecidos de forma crescente respeitando a mesma faixa considerada inicialmente. As três condições levam em consideração Tabela 6.

- Cenário 4

Antes de se aplicar a técnica de mudança de parâmetros, construiu-se um cenário com ampla faixa de variação de vazão, abrangendo os valores entre 1100 a 2200 m³/h, de forma que fosse possível observar o que ocorreria utilizando a aplicação de parâmetros fixos, diante dos valores de mínimos e máximos estabelecidos na Tabela 2. A elaboração do Cenário 4 foi definida como mostrado na Tabela 4, da mesma forma que os cenários anteriores.

Figura 55 – Experimento controle de vazão cenário 4.



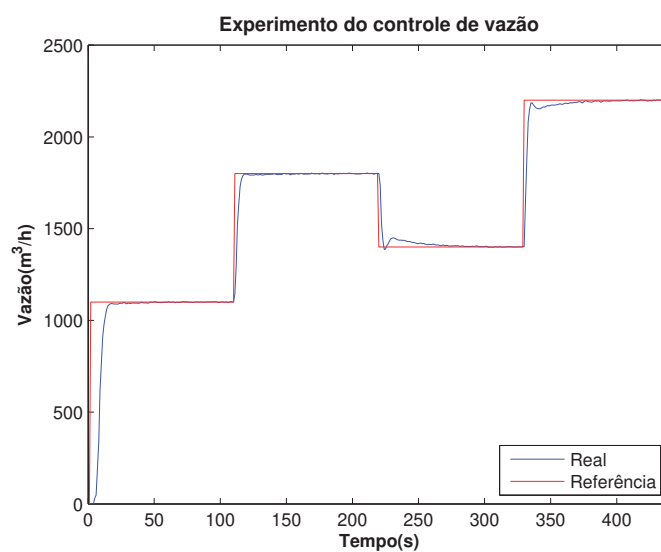
Fonte: Próprio autor.

Como observado na Figura 55, ocorreu o sobressinal em regime transitório e em regime permanente o erro é minimizado. O resultado obtido era esperando, justificando assim o a utilização da mudança dos parâmetros para melhorar o resultado.

- Cenário 5

O cenário 5 mostra a resposta aplicando-se a técnica de mudança de parâmetros, com os mesmos *steps* do cenário 4, comprovando assim a eficácia da mudança de parâmetros.

Figura 56 – Experimento controle de vazão cenário 5.



Fonte: Próprio autor.

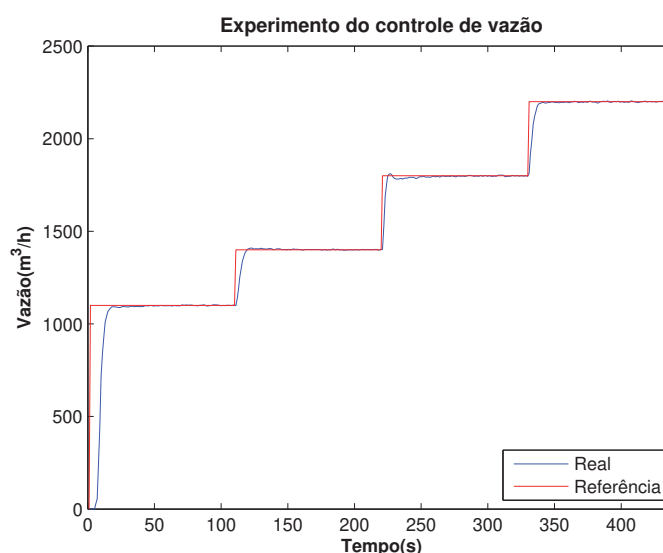
Diante da aplicação na mudança do parâmetro K_5 , conforme a Tabela 6, evidenciou-se

um melhora significativa, resultado este bem diferente do obtido anteriormente (cenário 4), que fez uso apenas de um único valor para K_5 . Logo, a resposta do sistema mostrada na Figura 56 apresenta uma melhora significativa, claramente observada, os sobressinais praticamente desapareceram e manteve-se a característica de eliminar o erro de regime permanente. Com isso, o desempenho do sistema apresentou resultado satisfatório mesmo quando o sistema muda a faixa de operação.

- Cenário 6

O último cenário que será apresentado, retrata a mesma técnica de mudança de parâmetros utilizada no cenário 5. A diferença entre este cenário para o anterior é que se desejou variar o valor de referência de vazão dentro da faixa de 1100 a 2200 m³/h de forma crescente.

Figura 57 – Experimento controle de vazão cenário 6.



Fonte: Próprio autor.

O resultado obtido na Figura 57 referente ao cenário 6, da mesma forma que o cenário 5, apresentou um sobressinal e um erro em regime permanente quase nulo. Comprovando mais uma vez a eficiência da técnica de mudanças de parâmetros. Com isso, observou-se que apenas uma simples mudança do K_5 seria capaz de diminuir o sobressinal consideravelmente.

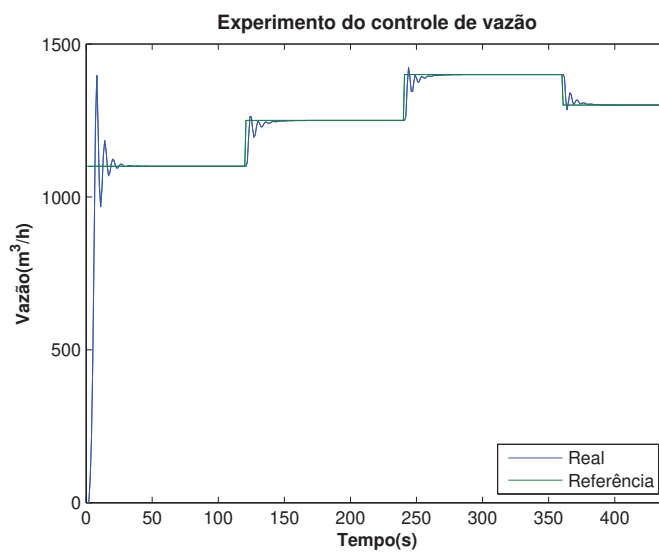
Uma conclusão após a realização de todos os cenários propostos é que os experimentos que apresentaram alterações no K_5 indicaram que ao utilizar essa técnica a vazão desejada segue sua referência de forma bastante eficaz. Deste modo, utilizar a técnica de mudança de parâmetros seria uma boa alternativa para outros possíveis cenários.

Ao finalizar os experimentos, os resultados das simulações utilizando o *Simulink*® *MATLAB*® serão apresentados a seguir, considerando as mesmas condições dos experimentos em bancada. As simulações apresentadas serão baseadas nos cenários : 1, 2 e 3.

Dessa forma, os valores de referência que serão utilizados para a vazão são os respectivos dados da Tabela 4 e os parâmetros são os encontrados na Tabela 5.

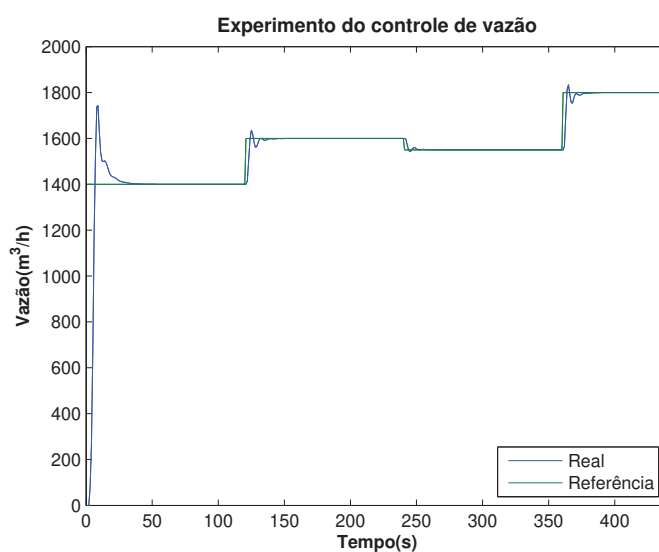
As três Figuras 58 , 59 e 60, a seguir, correspondem aos resultados das simulações que mostram a ocorrência de sobressinais em regimes transitórios, da mesma forma que resultados obtidos através de experimentos em bancada, diferindo apenas em suas magnitudes e que seu comportamento em regime permanente se mantiveram.

Figura 58 – Experimento controle de vazão cenário 1 no MATLAB®.



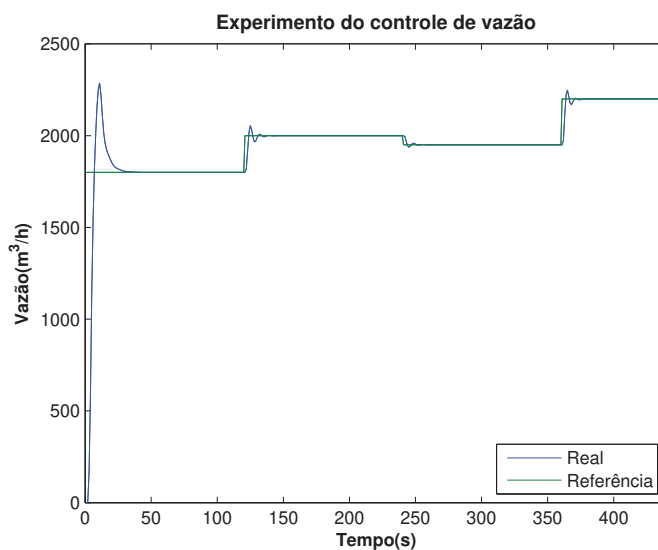
Fonte: Próprio autor.

Figura 59 – Experimento controle de vazão cenário 2 no MATLAB®.



Fonte: Próprio autor.

Figura 60 – Experimento controle de vazão cenário 3 no MATLAB®.



Fonte: Próprio autor.

A proposta dessa dissertação foi projetar o controlador BELBIC capaz de controlar a vazão de um sistema de bombeamento em malha fechada. Ao final desse desenvolvimento o controlador passaria por um processo de avaliação da robustez. A metodologia utilizada nessa avaliação será introduzir perturbações (variação das condições de operação do sistema de bombeamento). Essas perturbações serão aberturas aleatórias através de uma válvula de recirculação de água localizada na linha principal do sistema de bombeamento antes do medidor de vazão. O item 7 da Figura 2 representa a válvula de recirculação.

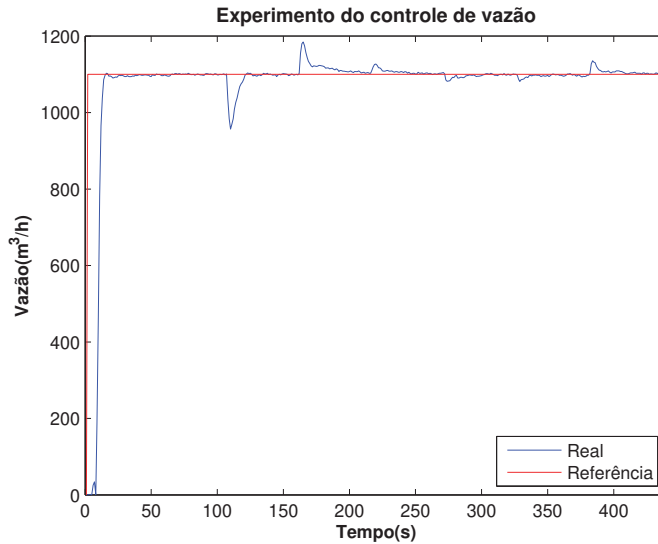
A utilização dessa válvula possibilitará variar sua abertura na faixa de 0-100 %, já que se trata de uma válvula do tipo proporcional. Para o experimento proposto, definiu-se a abertura na faixa de 0% a 40%, ou seja, 0% significa que não há recirculação e 40% implica que haverá na linha principal apenas 60% do volume de água passando através do medidor de vazão. Os valores de abertura da válvula são gerados de forma aleatórias através do sistema supervisor a cada 1 minuto e em seguida enviados ao CLP, este responsável por abertura e fechamento da válvula de acordo com os valores estabelecidos.

A idéia em criar esta condição partiu da possibilidade de simular aleatoriamente possíveis consumidores de água em uma linha principal, igualmente encontrados em sistemas de abastecimentos de água nas cidades. Com isso, o sistema terá que manter sua vazão constante em um determinado ponto de medição de referência independentemente do que aconteça ao longo do percurso, garantindo assim a não interrupção dos consumidores finais.

Os resultados dessa proposta de simular os consumidores juntamente com a resposta do controlador atuando no sistema para que se mantenha a vazão da linha principal constante, serão mostrados a seguir nas Figuras 61 e 62 referentes aos experimentos descritos acima.

No primeiro caso, manteve-se a vazão em $1100 \text{ m}^3/\text{h}$ e aplicou-se a perturbação. A Figura 61 mostra que mesmo assim, o sistema conseguiu compensar com a atuação do controlador estabilizando o sistema na vazão desejada.

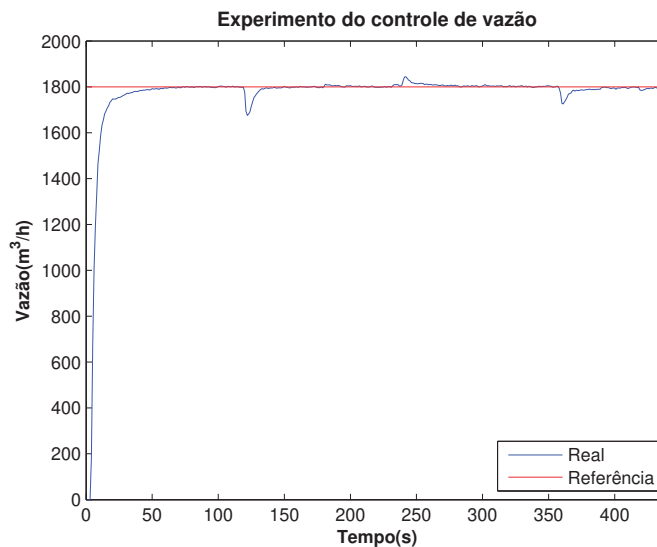
Figura 61 – Avaliação da robustez do controlador(vazão desejada em $1100 \text{ m}^3/\text{h}$).



Fonte: Próprio autor.

Já para o segundo caso, o valor de referência de vazão foi $1800 \text{ m}^3/\text{h}$. Analogamente ao caso anterior, o resultado retratado na Figura 62) mostra o mesmo comportamento do controlador atuando para manter a vazão no valor de referência.

Figura 62 – Avaliação da robustez do controlador(vazão desejada em $1800 \text{ m}^3/\text{h}$).



Fonte: Próprio autor.

Logo, esse controlador se mostrou capaz de rejeitar distúrbios e manter o sistema no valor desejado em regime permanente. Assim, os resultados apresentados foram satisfatórios mesmo quando o processo foi submetido a distúrbios, comprovando sua robustez quando aplicado a processos não lineares.

4.5 Conclusão do capítulo

O capítulo retrata a implementação do controlador aplicado em ambiente computacional e ao sistema real. Como não havia uma técnica para o ajuste dos parâmetros, a utilização do PSO nesse ajuste facilitou bastante para se obter um ponto de partida referente aos valores dos parâmetros, ou seja, uma referência inicial desses valores para serem aplicados ao controlador BELBIC. A técnica utilizada se mostrou capaz de ajustar os parâmetros do controlador BELBIC.

As pesquisas realizadas na elaboração desse controlador, mostraram que os próprios autores do controlador não abordaram nenhuma técnica para ajuste dos parâmetros, apenas descreveram que o ajuste era realizado de forma empírica.

A elaboração de uma tela de supervisor mostrou-se bastante eficiente e facilitadora nas definições necessários nos ajustes do controlador BELBIC. Com isso, os experimentos se tornaram mais eficazes, rápidos e de fácil compreensão dos resultados experimentais.

Por fim, os resultados obtidos em malha fechada foram os esperados após a implementação do controlador. Ao se propor esse controlador ao sistema de bombeamento de água, os experimentos comprovaram que o controlador se mostrou capaz de ser aplicado a esse sistema e possivelmente a outros sistemas industriais com resultados satisfatórios.

5 CONCLUSÃO

Os sistemas de controle são relevantes para o aumento de produtividade, garantia de segurança de operação e aumento na qualidade de processos industriais. Neste contexto, como pode ser observado no transcorrer desse trabalho, o controlador BELBIC surge como uma alternativa capaz de atingir resultados satisfatórios para as expectativas em sistemas de bombeamento de água e de processos industriais.

A dissertação aborda a modelagem apresentada em (MOREN, 2002), que não se trata de um modelo completo, e sim, um modelo simplista em que não se pretende representar a arquitetura límbica na sua totalidade. Assim, dividiu-se em duas partes principais: uma corresponde à amígdala e uma correspondente ao córtex orbitofrontal.

Esse controlador possui uma característica peculiar, por apresentar vários parâmetros que dão a liberdade para escolher o conjunto de valores mais adequado à resposta (MOHAMMEDI-MILASI; LUCAS; NAJAR-ARRABI, 2004). Sendo assim, o torna um controlador atrativo para aplicações na área de sistemas de controle por sua flexibilidade. No caso do ajuste desses parâmetros, os autores não abordam uma forma para ajustá-los, mas nessa dissertação utilizou-se o método PSO que foi responsável por esse ajuste. A aplicação desse método possibilitou encontrar um conjunto de valores considerado bons candidatos a valores iniciais desses parâmetros, de acordo com a resposta que se propusera.

Ao longo dessa dissertação, estabeleceu-se como objetivo crucial a avaliação da técnica de controle baseada no processo de aprendizagem emocional do cérebro associada a automação, visando a implementação de um controlador industrial. Em especial, buscou-se estudar e avaliar a caracterização de sistemas não-lineares de acordo com o ponto de operação do sistema; analisar a resposta de um determinado sistema por meio da aplicação de sinais de estímulo específicos como a função degrau; apresentar o sistema límbico e sua modelagem computacional; verificar os controladores já existentes no meio industrial e, finalmente, propor uma implementação de um novo controlador industrial baseado no processo de aprendizagem emocional do cérebro aplicado em um controlador lógico programável.

Um prolongamento da revisão bibliográfica sobre o tema foi realizado, buscando-se algumas informações sobre diferentes aspectos que envolvem outras técnicas, tais como : PID, RNA e lógica FUZZY. Como resultados parciais, evidenciam-se:

- Em (XING; ZHANG; ZHANG, 2013), os autores apresentaram uma metodologia de controle de pressão em sistemas de abastecimento utilizando um controlador lógico programável (CLP) através PID do CLP, ajustado de acordo com o processo, foi possível controlar da frequência de acionamento do motor e a definição automática do número de

bombas em operação, controlando a vazão e mantendo a pressão constante.

- Segundo (GADOUE; GIAOURIS; FINCH, 2009) aplicaram RNA para estimar o fluxo magnético.
- Já (OGUZ; DEDE, 2011) propuseram uma RNA para estimar a velocidade, sem sensores, em um motor assíncrono de gaiola de esquilo.
- No caso dos estudos de (SANTOS et al., 2014) foi proposta uma metodologia alternativa para estimar a velocidade de um motor de indução trifásico acionado por um inversor de frequência, utilizando modulação vetorial no campo da estratégia de controle escalar e com base em RNA.
- Em (CARVALHO et al., 2012) foi elaborado um controlador não-linear baseado em lógica fuzzy para redes de distribuição de água setorizadas, automatizadas e com sistema de bombeamento distribuído. Os resultados obtidos indicaram uma economia de energia próxima a 12%.
- E em (CAMBOIM, 2008) utilizou-se um controlador fuzzy no controle da pressão de redes de distribuição de água, com redução na vazão do sistema (consumo de água) de 16,9%.

Concluída a revisão bibliográfica, iniciou-se a simulação em um *software* interativo de alta performance voltado para o cálculo numérico chamado de MATLAB® que utiliza a ferramenta computacional *Simulink*®, onde o modelo do controlador proposto foi implementado e em seguida calculado os respectivos parâmetros do controlador, obtidos através da técnica PSO. Com isso, foi possível obter os resultados esperados de simulação de acordo com o que se propusera inicialmente.

Finalmente, a partir do estudo de controladores inteligentes e controladores comuns com aplicações indústrias, juntamente com os resultados obtidos nas simulações, partiu-se para o desenvolvimento de um controlador baseado no aprendizado emocional do cérebro (BELBIC). Para projetar esse controlador utilizou-se a plataforma do CLP SIEMENS S7-300, cujo nome do *software* é SIMATIC STEP7. Em seguida foi necessário criar uma tela de supervisão de um sistema supervisório, com um grau de flexibilidade, segurança, uma tela amigável e, ao mesmo tempo, com um certo grau de destreza para alterações dos parâmetros e quaisquer alterações que sejam possíveis pelo usuário. Ao finalizar todo o processo, a aplicação em um sistema de bombeamento de água do LAMOTRIZ, através do controlador industrial, trouxeram resultados conciliáveis com aqueles apresentados no ambiente de simulação.

Com os resultados perceptíveis finais, tem-se um projeto de um controlador que aplicado ao sistema proposto tem desempenho de controle muito satisfatório. Especialmente, em ser muito eficiente em estabilizar o sinal e tem uma rápida ação de convergência para o sinal de

controle apropriado. Isso se deve à sua capacidade de aprendizagem. O algoritmo desenvolvido recebe sinais sensoriais e um sinal emocional, para poder gerar a ação adequada em relação à situação emocional do sistema. Por isso, as escolhas adequadas das equações que regem os sinais emocionais e sensoriais do sistema, juntamente com os parâmetros, deram a liberdade para escolher de acordo com o comportamento da saída: tempo de estabilização, erro de estado estacionário e suavidade. Com isso, o BELBIC se torna um controlador efetivo e flexível em aplicações de alto desempenho. Neste contexto, torna o BELBIC um candidato ideal para implementação à nível industrial.

Como futuros trabalhos, podem ser sugeridos:

- Por ser um controlador que possui a flexibilidade de escolha dos sinais emocionais e sensoriais, faz-se necessário avaliar outras equações, respectivamente, novos ganhos, para que seja possível realizar uma avaliação de desempenho mais completa e comparada com outros controladores.
- Estudar técnicas para o ajuste dos parâmetros em tempo real. Pois, o modelo atual do BELBIC não possui uma rotina sistemática para ajuste desses parâmetros.
- Utilizar a técnica do PSO e adicionar ou substituir por outros critérios de parada no cálculo do ajuste dos parâmetros do controlador. Assim, será possível identificar a possibilidade de melhoria do processo de busca.
- Comparar os resultados obtidos no controle de vazão do sistema de bombeamento operando com o controlador BELBIC e analisar os resultados utilizando-se as mesmas condições de vazão com o controlador PID.
- Verificar a possibilidade de se utilizar outra estrutura, já que a projetada serve exclusivamente para sistemas SISO. Em aplicações onde o sistema é MIMO, é necessário utilizar vários controladores BELBIC em paralelo, com isso são capazes de gerar mais de uma saída de controle.

REFERÊNCIAS

- AGUIRRE, L. A. *Introdução à identificação de sistemas—Técnicas lineares e não-lineares aplicadas a sistemas reais*. [S.l.]: Editora UFMG, 2007. Citado 2 vezes nas páginas 29 e 30.
- ALMEIDA, A. T. de; FERREIRA, F. J.; BOTH, D. Technical and economical considerations in the application of variable-speed drives with electric motor systems. *IEEE Transactions on Industry Applications*, IEEE, v. 41, n. 1, p. 188–199, 2005. Citado na página 19.
- AMARAL, D.; PRICE, J. Pitkä nen a, carmichael st (1992) anatomical organization of the primate amygdaloid complex. *The amygdala: Neurobiological aspects of emotion, memory, and mental dysfunction*, p. 1–66. Citado na página 48.
- ARMINTOR, J. K.; CONNORS, D. P. Pumping applications in the petroleum and chemical industries. *IEEE transactions on industry applications*, IEEE, n. 1, p. 37–48, 1987. Citado na página 18.
- BALKENIUS, C.; MORÉN, J. A computational model of emotional conditioning in the brain. In: *Proceedings of Workshop on Grounding Emotions in Adaptive Systems, Zurich*. [S.l.: s.n.], 1998. Citado na página 49.
- BAY, J. Behavior learning in large homogeneous populations of robots. In: *IASTED International Conference on Artificial Intelligence and Soft Computing*. [S.l.: s.n.], 1997. p. 137–140. Citado na página 37.
- BEHESHTI, Z.; HASHIM, S. Z. M. A review of emotional learning and it's utilization in control engineering. *Int. J. Adv. Soft Comput. Appl*, v. 2, n. 2, p. 191–208, 2010. Citado na página 40.
- BEZERRA, S. d. T. M.; SILVA, S. A. D.; GOMES, H. P. Operational optimisation of water supply networks using a fuzzy system. *Water SA*, Water Research Commission (WRC), v. 38, n. 4, p. 565–572, 2012. Citado na página 21.
- BORDON, M. E. et al. Controlador nebuloso de arquitetura simplificada estudo de caso: acionamento de motor de indução trifásico. [sn], 2004. Citado na página 34.
- BROOKS, P. Ethernet/ip-industrial protocol. In: IEEE. *Emerging Technologies and Factory Automation, 2001. Proceedings. 2001 8th IEEE International Conference on*. [S.l.], 2001. v. 2, p. 505–514. Citado na página 25.
- CALVIN, W. H. *The cerebral code: Thinking a thought in the mosaics of the mind*. [S.l.]: Mit Press, 1998. Citado na página 41.
- CAMBOIM, W. *Aplicações de Técnicas de Controle Fuzzy para Sistemas de Abastecimento de Água*. Tese (Doutorado) — Dissertação de M. Sc., PPGEM/UFPB, João Pessoa, PB, Brasil, 2008. Citado 2 vezes nas páginas 21 e 89.
- CAMPISANO, A.; MODICA, C. Pid and plc units for the real-time control of sewer systems. *Water science and technology*, IWA Publishing, v. 45, n. 7, p. 95–104, 2002. Citado na página 18.

CARTER, R.; FRITH, C. D. *Mapping the mind*. [S.l.]: Univ of California Press, 1998. Citado na página 41.

CARVALHO, P. S. O. d. et al. Controle para bombeamento distribuído com vistas à minimização dos custos energéticos aplicado a sistemas de abastecimento de água. Universidade Federal da Paraíba, 2012. Citado 2 vezes nas páginas 21 e 89.

EBERHART, R.; KENNEDY, J. A new optimizer using particle swarm theory. In: IEEE. *Micro Machine and Human Science, 1995. MHS'95., Proceedings of the Sixth International Symposium on*. [S.l.], 1995. p. 39–43. Citado na página 51.

ESPERIDIÃO-ANTONIO, V. et al. Neurobiology of the emotions. *Archives of Clinical Psychiatry (São Paulo)*, SciELO Brasil, v. 35, n. 2, p. 55–65, 2008. Citado na página 36.

FERREIRA, F. J.; FONG, J. A.; ALMEIDA, A. T. de. Ecoanalysis of variable-speed drives for flow regulation in pumping systems. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, IEEE, v. 58, n. 6, p. 2117–2125, 2011. Citado na página 19.

FILHO, G. T. Uso de bombas com rotação variável. *Itajubá: EFEI*, 1996. Citado na página 19.

FINGER, S. *Origins of neuroscience: a history of explorations into brain function*. [S.l.]: Oxford University Press, USA, 2001. 408 p. Citado na página 37.

FUSTER, J. M. *The prefrontal cortex: anatomy, physiology, and neuropsychology of the frontal lobe*. [S.l.]: Raven Press, 2006. Citado na página 42.

GADOUE, S. M.; GIAOURIS, D.; FINCH, J. W. Sensorless control of induction motor drives at very low and zero speeds using neural network flux observers. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, IEEE, v. 56, n. 8, p. 3029–3039, 2009. Citado 2 vezes nas páginas 20 e 89.

GARCIA, C. *Modelagem e Simulação de Processos Industriais e de Sistemas Eletromecânicos Vol. 1*. [S.l.]: Edusp, 2005. Citado na página 28.

GELLINGS, C. et al. Program on technology innovation: electric efficiency through water supply technologies—a roadmap. *Palo Alto, CA, United States of America*, 2009. Citado na página 18.

GODOY, R. J. C. d. *Sintonia ótima de controladores*. Tese (Doutorado) — Universidade de São Paulo, 2012. Citado na página 57.

GRAY, J. A. *Elements of a two-process theory of learning*. [S.l.]: Academic Press, 1975. Citado 2 vezes nas páginas 36 e 37.

GRAY, J. A. A model of the limbic system and basal ganglia: applications to anxiety and schizophrenia. The MIT Press, 1995. Citado na página 48.

GREENE, J. D. et al. An fmri investigation of emotional engagement in moral judgment. *Science*, American Association for the Advancement of Science, v. 293, n. 5537, p. 2105–2108, 2001. Citado na página 37.

GUYTON, A. C.; HALL, J. E.; GUYTON, A. C. *Tratado de fisiologia médica*. [S.l.]: Elsevier Brasil, 2006. Citado 2 vezes nas páginas 37 e 45.

HEBB, D. O. Drives and the cns (conceptual nervous system). *Psychological review*, American Psychological Association, v. 62, n. 4, p. 243, 1955. Citado na página 46.

HOLLAND, J. H. *Induction: Processes of inference, learning, and discovery*. [S.l.]: Mit Press, 1989. Citado na página 36.

INOUE, K.; KAWABATA, K.; KOBAYASHI, H. On a decision making system with emotion. In: IEEE. *Robot and Human Communication, 1996., 5th IEEE International Workshop on*. [S.l.], 1996. p. 461–465. Citado na página 37.

JAMALI, M. R. et al. Real time emotional control for anti-swing and positioning control of simo overhead traveling crane. *International Journal of Innovative Computing, Information and Control*, v. 4, n. 9, p. 2333–2344, 2008. Citado na página 35.

JAMES, K. et al. Watergy: Taking advantage of untapped energy and water efficiency opportunities in municipal water systems. In: *Watergy: taking advantage of untapped energy and water efficiency opportunities in municipal water systems*. [S.l.]: Alliance to Save Energy, 2002. Citado na página 19.

KATSUHIKO, O. *Modern control engineering*. 2010. Citado 2 vezes nas páginas 55 e 81.

KELLY, J. P. The neural basis of perception and movement. *Principles of neural science*, Appleton & Lange Norwalk, CT, v. 1, p. 283–95, 1991. Citado 2 vezes nas páginas 44 e 48.

KLOPF, A. H. A neuronal model of classical conditioning. *Psychobiology*, Springer, v. 16, n. 2, p. 85–125, 1988. Citado 2 vezes nas páginas 36 e 37.

KOLB, B.; WHISHAW, I. Q. *Fundamentals of human neuropsychology*. [S.l.]: Macmillan, 2009. Citado 2 vezes nas páginas 40 e 43.

LEDOUX, J.; FELLOUS, J. M. Emotion and computational neuroscience. In: *Handbook of brain theory and neural networks*. [S.l.]: MIT Press, 1995. Citado 3 vezes nas páginas 37, 40 e 46.

LEDOUX, J. E. In search of an emotional system in the brain: leaping from fear to emotion and consciousness. The MIT Press, 1995. Citado na página 44.

LJUNG, L. System identification. In: *Signal analysis and prediction*. [S.l.]: Springer, 1998. p. 163–173. Citado na página 28.

LUCAS, C.; RASHIDI, F.; ABDI, J. Transient stability improvement in power systems via firing angle control of tsc using context based emotional controller. In: IEEE. *Automation Congress, 2004. Proceedings. World*. [S.l.], 2004. v. 16, p. 37–42. Citado na página 35.

LUCAS, C.; SHAHMIRZADI, D.; SHEIKHOLESAMI, N. Introducing belbic: brain emotional learning based intelligent controller. *Intelligent Automation & Soft Computing*, Taylor & Francis, v. 10, n. 1, p. 11–21, 2004. Citado 2 vezes nas páginas 21 e 35.

MAREN, S. Long-term potentiation in the amygdala: a mechanism for emotional learning and memory. *Trends in neurosciences*, Elsevier, v. 22, n. 12, p. 561–567, 1999. Citado na página 36.

MEHRABIAN, A.; LUCAS, C. Intelligent-adaptive flight control with a physiologically motivated algorithm. *International Journal of Modelling and Simulation*, Taylor & Francis, v. 29, n. 1, p. 12–18, 2009. Citado na página 35.

MICHIGAN. *Control Tutorials for MATLAB e SIMULINK*. [S.l.]: MATLAB, 2014. <<http://ctms.engin.umich.edu/CTMS/index.php?example=Introduction§ion=ControlDigital>>. Citado na página 58.

- MOHAMMDI-MILASI, R.; LUCAS, C.; NAJAR-ARRABI, B. A novel controller for a power system based belbic (brain emotional learning based intelligent controller). In: IEEE. *Automation Congress, 2004. Proceedings. World*. [S.l.], 2004. v. 16, p. 409–420. Citado na página 88.
- MONTEIRO, L. H. A. *Sistemas dinâmicos*. [S.l.]: Editora Livraria da Física, 2006. Citado na página 29.
- MOREN, J. *Emotion and learning-A computational model of the amygdala*. [S.l.]: Lund University Cognitive Science, 2002. v. 93. Citado 5 vezes nas páginas 39, 40, 46, 48 e 88.
- MORÉN, J.; BALKENIUS, C. A computational model of emotional learning in the amygdala. *From animals to animats*, MIT Press Cambridge, MA, v. 6, p. 115–124, 2000. Citado 4 vezes nas páginas 35, 46, 47 e 48.
- MOWRER, O. *Learning theory and behavior*. John Wiley & Sons Inc, 1960. Citado 2 vezes nas páginas 36 e 37.
- NADIA. *Inteligência de Enxame: PSO*. 2013. Disponível em: <<http://www.eng.uerj.br/~nadia/pso.pdf>>. Acesso em: 10 out. 2017. Citado na página 55.
- NARENDRA, K. S.; PARTHASARATHY, K. Identification and control of dynamical systems using neural networks. *IEEE Transactions on neural networks*, IEEE, v. 1, n. 1, p. 4–27, 1990. Citado na página 34.
- NESSE, R. Emotional disorders in evolutionary perspective. *Psychology and Psychotherapy: Theory, Research and Practice*, Wiley Online Library, v. 71, n. 4, p. 397–415, 1998. Citado na página 37.
- NUELLA, I.; CHENG, C.; CHIU, M.-S. Adaptive pid controller design for nonlinear systems. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, ACS Publications, v. 48, n. 10, p. 4877–4883, 2009. Citado na página 34.
- OGUZ, Y.; DEDE, M. Speed estimation of vector controlled squirrel cage asynchronous motor with artificial neural networks. *Energy Conversion and Management*, Elsevier, v. 52, n. 1, p. 675–686, 2011. Citado 2 vezes nas páginas 20 e 89.
- ÖHMAN, A.; MINEKA, S. Fears, phobias, and preparedness: toward an evolved module of fear and fear learning. *Psychological review*, American Psychological Association, v. 108, n. 3, p. 483, 2001. Citado na página 44.
- O'KEEFE, J.; NADEL, L. *The hippocampus as a cognitive map*. [S.l.]: Oxford: Clarendon Press, 1978. Citado na página 45.
- PANKSEPP, J. Rewards, punishments, and related psychobiological processes. *Hypothalamic integration of behavior*, Marcel Dekker, p. 289–487, 1981. Citado na página 37.
- PITKÄNEN, A. *Connectivity of the rat amygdaloid complex*. In: JP Aggleton (Ed.), *The amygdala: A functional analysis (pp. 31–115)*. [S.l.]: Oxford, England: Oxford University Press, 2000. Citado na página 45.
- RAHMAN, M. A. et al. Implementation of emotional controller for interior permanent-magnet synchronous motor drive. *IEEE Transactions on Industry Applications*, IEEE, v. 44, n. 5, p. 1466–1476, 2008. Citado na página 35.

RATEY, J. J. O cérebro: um guia para o usuário: como aumentar a saúde, agilidade e longevidade de nossos cérebros através das mais recentes descobertas científicas. *Rio de Janeiro: Objetiva*, 2002. Citado na página 36.

ROLLS, E. T. A theory of emotion, and its application to understanding the neural basis of emotion. In: *Emotions*. [S.l.]: Karger Publishers, 1986. p. 325–344. Citado na página 40.

ROLLS, E. T. *Neurophysiology and functions of the primate amygdala*. Wiley-Liss, 1992. Citado na página 40.

ROLLS, E. T. A theory of emotion and consciousness, and its application to understanding the neural basis of emotion. The MIT Press, p. 1091–1106, 1995. Citado 3 vezes nas páginas 40, 43 e 44.

ROLLS, E. T. On the brain and emotion. *Behavioral and brain sciences*, Cambridge University Press, v. 23, n. 2, p. 219–228, 2000. Citado na página 46.

ROSEMOUNT. *Manual medidor de vazão eletromagnético*. [S.l.]: Rosemount, 2017. <<http://www.emerson.com/documents/automation/79480.pdf>>. Citado na página 24.

ROUHANI, H. et al. Brain emotional learning based intelligent controller applied to neurofuzzy model of micro-heat exchanger. *Expert Systems with Applications*, Elsevier, v. 32, n. 3, p. 911–918, 2007. Citado na página 35.

SANGHERA, M.; ROLLS, E.; ROPER-HALL, A. Visual responses of neurons in the dorsolateral amygdala of the alert monkey. *Experimental neurology*, Elsevier, v. 63, n. 3, p. 610–626, 1979. Citado na página 47.

SANKAR, G. S. et al. Optimal control of water distribution networks with storage facilities. *Journal of Process Control*, Elsevier, v. 32, p. 127–137, 2015. Citado na página 18.

SANTOS, T. H. dos et al. Scalar control of an induction motor using a neural sensorless technique. *Electric Power Systems Research*, Elsevier, v. 108, p. 322–330, 2014. Citado 2 vezes nas páginas 20 e 89.

SARNAT, H. G.; NETSKY, M. G. *Evolution of the nervous system*. Oxford, England: Oxford U. Press, 1974. Citado na página 38.

SCHACHTER, S. Some extraordinary facts about obese humans and rats. *American Psychologist*, American Psychological Association, v. 26, n. 2, p. 129, 1971. Citado na página 45.

SHAHMIRZADI, D. *Computational modeling of the brain limbic system and its application in control engineering*. Tese (Doutorado) — Texas A&M University, 2005. Citado na página 35.

SHI, Y.; EBERHART, R. A modified particle swarm optimizer. In: IEEE. *Evolutionary Computation Proceedings, 1998. IEEE World Congress on Computational Intelligence., The 1998 IEEE International Conference on*. [S.l.], 1998. p. 69–73. Citado na página 54.

SHIMAMURA, A. P. *Memory and frontal lobe function*. The MIT Press, 1995. Citado na página 43.

SIEMENS. *Manual transmissor de nível*. [S.l.]: Siemens, 2001. <<https://www.automation.siemens.com/simatic-sensors-static/ftp/e20001-a120-p872-x-7600.pdf>>. Citado na página 24.

SIEMENS. *Manual Transdutor de pressão*. [S.l.]: Siemens, 2013. <http://www.lesman.com/unleashd/catalog/transmit/Siemens-SITRANS-P-DSIII/sitransp_dsIII-man-2013-06.pdf>. Citado na página 24.

SILVA, M. J. G. et al. Generalized minimum variance control for water distribution system. *IEEE Latin America Transactions*, IEEE, v. 13, n. 3, p. 651–658, 2015. Citado na página 18.

TUTTEROW, V.; MCKANE, A. T. Variable speed pumping: A guide to successful applications. *Variable Speed Pumping—A Guide to Successful Applications*, 2004. Citado na página 18.

VUKIC, Z. *Nonlinear control systems*. [S.l.]: CRC Press, 2003. Citado na página 32.

XING, M. R.; ZHANG, J.; ZHANG, X. D. The design of constant pressure water supply control system based on s7-200 plc. In: TRANS TECH PUBL. *Advanced Materials Research*. [S.l.], 2013. v. 753, p. 1665–1669. Citado 2 vezes nas páginas 20 e 88.

APÊNDICE A - CÓDIGO PSO UTILIZANDO O MATLAB

```

tic
clc
clear all
close all
rng default
format long

% Variáveis a serem otimizadas: [Alfa Beta K1 K2 K3 K4 K5]

%Limite inferiores das variáveis.
LB=[0.9 0.06 0.007 0.00003 0.0005 0.00003 0.0003 ];
%Limite superiores das variáveis.
UB=[1 0.09 0.009 0.00006 0.0009 0.00005 0.0009 ];

% PSO - Valores dos parâmetros.
m=7; % número de variáveis
n=500; % tamanho da população
wmax=0.9; % peso inercial
wmin=0.4; % peso inercial
c1=2; % fator aceleração
c2=2; % fator aceleração

% PSO - Programa principal-----

maxite=20; % Número máximo de iterações
maxrun=1; % Número máximo de execuções

for run=1:maxrun
    run
    % Inicio do PSO - inicial-----
    for i=1:n
        for j=1:m
            x0(i,j)=(LB(j)+rand()*(UB(j)-LB(j)))
        end
    end
    x=x0 % população inicial
    v=0.1*x0; % velocidade inicial

    for i=1:n;
        % gerar
        Alfa=x0(i,1);
        Beta=x0(i,2);
        K1=x0(i,3);
        K2=x0(i,4);
        K3=x0(i,5);
        K4=x0(i,6);
        K5=x0(i,7);

        f0(i,1)= Otimizar(Alfa,Beta,K1,K2,K3,K4,K5);
    end

    [fmin0,index0]=min(f0);
    pbest=x0; % "pbest" inicial
    gbest=x0(index0,:); % "gbest" inicial
    % Fim do PSO - inicial-----

```

```

% Algoritmo PSO - inicio-----
ite=1;

while ite<=maxite

    w=wmax-(wmax-wmin)*ite/maxite; % Atualizar peso inercial

    % atualizar velocidade
    for i=1:n
        for j=1:m
            v(i,j)=w*v(i,j)+c1*rand()*(pbest(i,j)-x(i,j))...
            +c2*rand()*(gbest(1,j)-x(i,j));
        end
    end

    % atualizar posição
    for i=1:n
        for j=1:m
            x(i,j)=x(i,j)+v(i,j);
        end
    end

    % Violações de limites
    for i=1:n
        for j=1:m
            if x(i,j)<LB(j)
                x(i,j)=LB(j);
            elseif x(i,j)>UB(j)
                x(i,j)=UB(j);
            end
        end
    end

    % avaliação da adaptação
    for i=1:n
        % gerar
        Alfa=x(i,1);
        Beta=x(i,2);
        K1=x(i,3);
        K2=x(i,4);
        K3=x(i,5);
        K4=x(i,6);
        K5=x(i,7);

        f(i,1)= Otimizar(Alfa,Beta,K1,K2,K3,K4,K5);
    end

    % atualizar o "pbest" e a função "fitness"
    for i=1:n
        if f(i,1)<f0(i,1)
            pbest(i,:)=x(i,:);
            f0(i,1)=f(i,1);
        end
    end
end

```

```

[fmin,index]=min(f0); % Descobrir a melhor partícula(fmin(menor valor)
posição de "f0" )
ffmin(ite,run)=fmin; % armazena melhor fitness
ffite(run)=ite % Armazenar a contagem de iteração

% atualização "gbest" e "pbest" fitness
if fmin<fmin0
gbest=pbest(index,:);
fmin0=fmin;
end

% saída dos resultados
if ite==1
disp(sprintf('Iteração da melhor partícula da função objetivo "fun"'));
end
disp(sprintf('%8g %8g %8.4f',ite,index,fmin0));
ite=ite+1
end

%-----FIM PSO

gbest;
fvalue=10*(gbest(1)-1)^2+20*(gbest(2)-2)^2+30*(gbest(3)-
3)^2+40*(gbest(4)-4)^2+50*(gbest(5)-5)^2+60*(gbest(6)-6)^2+70*(gbest(7)-
7)^2;
fff(run)=fvalue;
rgbest(run,:)=gbest;
disp(sprintf('-----'));
end

% -----
disp(sprintf('\n'));
disp(sprintf('*****'));
);
disp(sprintf('Resultado final-----'));
[bestfun,bestrun]=min(fff)
best_variables=rgbest(bestrun,:)
Alfa=rgbest(1);
Beta=rgbest(2);
C1=rgbest(3);
C2=rgbest(4);
C3=rgbest(5);
C4=rgbest(6);
C5=rgbest(7);

disp(sprintf('*****'));
);
toc
% PSO - característica de convergência
plot(ffmin(1:ffite(bestrun),bestrun),'-k');
xlabel('Iterações');
ylabel('Valor da função Fitness');
title('PSO característica de convergência')
#####

```