

UNIVERSIDADE FEDERAL RURAL DO RIO DE JANEIRO
INSTITUTO DE TECNOLOGIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA QUÍMICA

DISSERTAÇÃO

**MODELAGEM E CONTROLE *FUZZY* DA DENSIDADE DE FLUIDOS
DE PERFURAÇÃO**

ANDERSON DA SILVA RADICH

2018



UNIVERSIDADE FEDERAL RURAL DO RIO DE JANEIRO
INSTITUTO DE TECNOLOGIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA QUÍMICA

**MODELAGEM E CONTROLE *FUZZY* DA DENSIDADE DE FLUIDOS
DE PERFURAÇÃO**

ANDERSON DA SILVA RADICH

Sob a orientação dos professores:
Dr. Luiz Augusto da Cruz Meleiro
Dr. Luís Américo Calçada

Dissertação submetida como requisito parcial para a obtenção do grau de Mestre em Engenharia Química, Área de Concentração em Tecnologia Química.

Seropédica, RJ
Agosto de 2018

FICHA CATALOGRÁFICA

R129m Radich, Anderson da Silva, 1981-
Modelagem e Controle Fuzzy da Densidade de Fluidos
de Perfuração / Anderson da Silva Radich. - 2018.
89 f.: il.

Orientador: Luiz Augusto da Cruz Meleiro.
Coorientador: Luís Américo Calçada.
Dissertação(Mestrado). -- Universidade Federal
Rural do Rio de Janeiro, Curso de Pós-Graduação em
Engenharia Química, 2018.

1. Aquisição de dados em tempo real. 2. Sistema
supervisório. 3. Controle nebuloso. I. Meleiro, Luiz
Augusto da Cruz, 1965-, orient. II. Calçada, Luís
Américo, 1966-, coorient. III Universidade Federal
Rural do Rio de Janeiro. Curso de Pós-Graduação em
Engenharia Química. IV. Título.

UNIVERSIDADE FEDERAL RURAL DO RIO DE JANEIRO
INSTITUTO DE TECNOLOGIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA QUÍMICA

ANDERSON DA SILVA RADICH

Dissertação submetida como requisito parcial para a obtenção do grau de **Mestre em Engenharia Química**, no Programa de Pós-Graduação em Engenharia Química, Área de Concentração em Tecnologia Química.

DISSERTAÇÃO APROVADA EM: 31/08/2018

Prof. Dr. Luiz Augusto da Cruz Meleiro. DEQ/UFRJ
(Orientador)

Profa. Dra. Rossana Odette Mattos Folly. EQ/UFRJ

Profa. Dra. Andrea Valdman. EQ/UFRJ

*Dedico este trabalho a minha filha, Ana Clara,
aos meus pais, Eliane e Sebastião
e aos meus avós, Dalva e Darcy,
pelo apoio e incentivo incondicional.*

AGRADECIMENTOS

Agradeço à Deus, por me permitir aprender a cada dia com a vida, por fazer-me superar todos os desafios, fornecer-me saúde e força para chegar até aqui.

Aos meus pais, Eliane e Sebastião, que tanto amo, por me darem todo o apoio, incentivo e estarem sempre ao meu lado. Um agradecimento especial ao meu pai que me ajudou diretamente no planejamento, montagem e manutenção da unidade experimental.

Aos meus avós, por todo apoio, carinho, força e orações que me ajudaram a caminhar e chegar até aqui.

A minha filha, Ana Clara, agradeço todo o apoio, paciência e compreensão. Você me inspira sempre querer mais que fui até hoje. Eu Te amo!

Aos meus orientadores, os professores Luiz Augusto da Cruz Meleiro e Luís Américo Calçada, agradeço pela orientação, pelos ensinamentos, pelos desafios, pela oportunidade de trabalhar no LEF e por concluir este mestrado com a certeza da transformação.

Aos amigos e funcionários do LEF, Sérgio Magalhães, Elias Valim e Eduardo Cunha, agradeço por todo o apoio e contribuição no desenvolvimento desta dissertação. Em especial ao Sérgio, agradeço seus ensinamentos e orientações, sem você não teria conseguido realizar este trabalho. Muito obrigado!

Aos amigos: Amanda Alves, Izadora Chauke, Isaac Carvalho, Nanny Chantre, Caroline Eulino, Gabrielle Fontella, Robson Rocha, Paula Aurora, Roberta Sartori, que estiveram presentes, compartilharam seus conhecimentos e estiveram juntos nessa caminhada. Em especial, a Vanessa Ribeiro, grande companheira, sempre presente em todos os momentos, me incentivou, compartilhou conhecimentos e superamos juntos os desafios desta caminhada. Obrigado a todos vocês!

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	1
2	REVISÃO DE LITERATURA	3
2.1	Perfuração de Poços de Petróleo	3
2.2	Fluidos de Perfuração	4
2.3	Controle e Monitoramento da Densidade no Fluido de Perfuração	4
2.4	Lógica <i>Fuzzy</i>	5
2.4.1	Fundamentos da Lógica <i>Fuzzy</i>	5
2.4.1.1	Conjuntos <i>fuzzy</i>	6
2.4.1.2	Operações entre conjuntos <i>fuzzy</i>	9
2.4.2	Controlador <i>Fuzzy</i>	11
2.4.2.1	Processo de <i>fuzzificação</i>	12
2.4.2.2	Base de conhecimento	12
2.4.2.3	Sistemas de inferência <i>fuzzy</i>	13
2.4.2.4	Processo de <i>defuzzificação</i>	14
2.4.3	Vantagens e desvantagens dos controladores <i>fuzzy</i>	14
2.5	Controle de Processos Utilizando a Lógica <i>Fuzzy</i>	15
2.5.1	Controladores <i>fuzzy</i> aplicados ao controle de nível em tanques de mistura	15
2.5.2	Controladores <i>fuzzy</i> aplicados ao controle de pH em reatores químicos	16
2.5.3	Controladores <i>fuzzy</i> aplicados ao controle de temperatura e concentração em reatores químicos	17
3	A UNIDADE EXPERIMENTAL	20
3.1	Montagem da Unidade Experimental	20
3.2	Caracterização do Sólido Adensante	25
3.3	Calibração dos Equipamentos	26
3.4	Sistema de Aquisição de Dados	27
3.5	<i>Software</i> Supervisório da Unidade Experimental	28
3.6	Metodologia Experimental	29
4	ESTRATÉGIAS DE MODELAGEM E CONTROLE	31

4.1	Modelagem e Controle <i>Fuzzy</i>	31
4.1.1	Projeto do Controlador <i>Fuzzy</i> -PI	31
4.1.1.1	Modelagem do sistema usando a lógica <i>fuzzy</i>	32
4.1.1.2	Funções de pertinência	33
4.1.1.3	Regras de inferência <i>fuzzy</i>	36
4.1.1.4	Exemplo de aplicação da regra de inferência <i>fuzzy</i>	38
4.2	Controlador Clássico Proporcional-Integral (PI)	40
4.2.1	Projeto do controlador PI	40
4.2.2	Sintonia do controlador PI	40
4.3	CrITÉrios e Índices de Desempenho	42
5	RESULTADOS E DISCUSSÃO	44
5.1	Avaliação das Estratégias de Controle em Problemas do Tipo Regulador	44
5.1.1	Desempenho do controlador <i>Fuzzy</i> -PI	44
5.1.2	Desempenho do controlador PI	46
5.1.3	Comparação do desempenho dos controladores <i>Fuzzy</i> -PI e PI	49
5.2	Avaliação das Estratégias de Controle em Problemas do Tipo Servo	50
5.2.1	Desempenho do controlador <i>Fuzzy</i> -PI	51
5.2.2	Desempenho do controlador PI	52
5.2.3	Comparação do desempenho dos controladores <i>Fuzzy</i> -PI e PI	53
5.3	Avaliação dos Controladores Através dos Índices de Desempenho	56
6	CONCLUSÕES	57
7	SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS	59
8	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	60
	APÊNDICE A – ANÁLISE GRANULOMÉTRICA DA BARITA	63
	APÊNDICE B – PROGRAMAÇÃO NO <i>LABVIEW</i>®	64
	APÊNDICE C – PROGRAMA DO CONTROLADOR <i>FUZZY</i>-PI	66

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Esquema de Perfuração de um poço. Fonte: Portal Petróleo e Energia. Acessado em 26 de junho de 2018. Disponível em < https://www.petroleoenergia.com.br/6041/ >.	3
Figura 2. Esquema do densímetro de lama. Fonte: Manual FANN <i>Pressurized Mud Balance</i> .	4
Figura 3. Função de pertinência triangular.	7
Figura 4. Função de pertinência trapezoidal.	7
Figura 5. Função de pertinência gaussiana.	8
Figura 6. Função de pertinência sigmoidal.	8
Figura 7. Função de pertinência sino.	9
Figura 8. Estrutura do Controlador <i>Fuzzy</i> . Fonte: Passino e Yorkovich (1998).	11
Figura 9. Unidade de filtração com operação automática. Fonte: Barbosa (2016).	20
Figura 10. Diagrama P&ID da unidade pré-existente.	20
Figura 11. Diagrama P&ID da unidade de preparo de fluidos de perfuração: 1) Alimentador de sólidos; 2) Tanque de mistura; 3) Bomba helicoidal; 4) Sensor de nível; 5) Medidor de densidade; 6) Transdutor de pressão; 7) Bomba dosadora de água; 8) Tanque de armazenamento de água.	21
Figura 12. Foto da unidade de preparo de fluidos de perfuração.	22
Figura 13. Bomba helicoidal de deslocamento positivo.	22
Figura 14. Transdutor de pressão.	22
Figura 15. Medidor mássico com saída analógica.	23
Figura 16. Tanque de mistura (a), Agitador mecânico (b) e Sensor de nível (c).	23
Figura 17. Bomba dosadora.	24
Figura 18. Tanque de água.	24
Figura 19. Moega vibratória.	24
Figura 20. Quadros elétricos da unidade experimental (acima) e seus interiores (abaixo).	25
Figura 21. Distribuição granulométrica da barita	26
Figura 22. Curva de calibração para adição de barita: tempo de acionamento da moega versus massa de barita adicionada ($R^2 = 0,998$).	26
Figura 23. Curva de calibração para adição de água: tempo de acionamento da bomba versus massa de água adicionada ($R^2 = 0,999$).	27
Figura 24. Chassi modular e placa NI-DAQ de aquisição de dados. Fonte: <i>National Instruments</i> (2018).	27
Figura 25. Quadro elétrico da unidade e detalhe do chassis de placas de aquisição de dados.	28
Figura 26. Sistema supervisor para monitoramento e controle <i>fuzzy</i> da unidade.	28
Figura 27. Sistema supervisor para monitoramento e controle <i>fuzzy</i> da unidade.	29
Figura 28. Procedimento experimental para controle da densidade.	29
Figura 29. Estrutura de cálculo do controlador <i>Fuzzy-PI</i> . Fonte: Seborg et al.(2004).	32
Figura 30. Conjuntos <i>fuzzy</i> das variáveis <i>erro</i> (E) e <i>variação do erro</i> (ΔE).	34
Figura 31. Conjuntos <i>fuzzy</i> da variável <i>massa de barita</i> (MB).	34
Figura 32. Conjuntos <i>fuzzy</i> da variável <i>massa de água</i> (MA).	35
Figura 33. Superfícies de controle das duas condições da regra de inferência <i>fuzzy</i> .	37
Figura 34. Etapas de aplicação das regras de inferência <i>fuzzy</i> para o tanque de mistura.	38

Figura 35. Estrutura do controlador PI.....	40
Figura 36. Representação do Método da Curva de Reação. Fonte: Ogata (2000).	41
Figura 37. Curva de resposta ao degrau na adição de barita.....	41
Figura 38. Curva de resposta ao degrau na adição de água.	42
Figura 39. Resposta do processo sob ação do controlador <i>Fuzzy-PI</i>	45
Figura 40. Registros das variáveis manipuladas massa de barita (a) e massa de água (b) implementadas pelo controlador <i>Fuzzy-PI</i>	45
Figura 41. Superposição das ações das variáveis manipuladas implementadas pelo controlador <i>Fuzzy-PI</i>	45
Figura 42. Registros das variáveis manipuladas massa de barita (a) e massa de água (b) implementadas pelo controlador <i>Fuzzy-PI</i> após a perturbação.....	46
Figura 43. Superposição das ações das variáveis manipuladas implementadas pelo controlador <i>Fuzzy-PI</i> após a perturbação.....	46
Figura 44. Resposta do processo sob ação do controlador PI.....	47
Figura 45. Registros das variáveis manipuladas massa de barita (a) e massa de água (b) implementadas pelo controlador PI.....	47
Figura 46. Superposição das ações das variáveis manipuladas implementadas pelo controlador PI.....	48
Figura 47. Registros das variáveis manipuladas massa de barita (a) e massa de água (b) implementadas pelo controlador PI após a perturbação.....	48
Figura 48. Superposição das ações das variáveis manipuladas implementadas pelo controlador PI após a perturbação.	48
Figura 49. Respostas do processo sob ação dos controladores <i>Fuzzy-PI</i> e PI.....	49
Figura 50. Registros das ações de controle para adição de barita (a) e de água (b) empregas pelos controladores <i>Fuzzy-PI</i> e PI.....	50
Figura 51. Registros das massas de barita (a) e de água (b) consumidas pelos controladores <i>Fuzzy-PI</i> e PI após a perturbação no sistema.	50
Figura 52. Respostas do processo sob ação do controlador <i>Fuzzy-PI</i> no problema de controle servo.....	51
Figura 53. Registros das variáveis manipuladas massa de barita (a) e massa de água (b) implementadas pelo controlador <i>Fuzzy-PI</i> no problema de controle servo.	52
Figura 54. Superposição das ações de controle implementadas pelo controlador <i>Fuzzy-PI</i> no problema de controle servo.	52
Figura 55. Respostas do processo sob ação do controlador PI, controle servo.....	52
Figura 56. Registros das variáveis manipuladas massa de barita (a) e massa de água (b) implementadas pelo controlador PI no problema de controle servo.	53
Figura 57. Superposição das ações de controle implementadas pelo controlador PI no problema de controle servo.....	53
Figura 58. Respostas do processo sob ação dos controladores <i>Fuzzy-PI</i> e PI.....	54
Figura 59. Registros das ações de controle para adição de barita (a) e de água (b) empregas pelos controladores <i>Fuzzy-PI</i> e PI.....	54
Figura 60. Registros das massas de barita (a) e de água (b) consumidas pelos controladores <i>Fuzzy-PI</i> e PI ao longo da operação da unidade piloto.....	55
Figura 61. Exemplo de restrição operacional apresentada pelo controlador PI.....	56
Figura 62. Aquisição de dados no <i>Labview</i> ®.....	64

Figura 63. Controlador <i>Fuzzy</i> -PI no <i>Labview</i> ®	64
Figura 64. Atuação dos equipamentos por ação de controle.....	65

LISTA DE TABELAS

Tabela 1. Controladores <i>fuzzy</i> aplicados ao controle de nível em tanques de mistura.....	17
Tabela 2. Controladores <i>fuzzy</i> aplicados ao controle de pH em reatores químicos.....	18
Tabela 3. Controladores <i>fuzzy</i> aplicados ao controle de temperatura e concentração em reatores químicos.....	18
Tabela 4. Resultados da medição da densidade da barita.....	25
Tabela 5. Análise granulométrica da barita.....	25
Tabela 6. Variáveis <i>fuzzy</i> de entrada do controlador <i>Fuzzy-PI</i>	35
Tabela 7. Variáveis <i>fuzzy</i> de saída do controlador <i>Fuzzy-PI</i>	35
Tabela 8. Regras de inferência <i>fuzzy</i>	37
Tabela 9. Regra de sintonia baseada na resposta do processo.....	41
Tabela 10. Determinação dos parâmetros do controlador PI para a adição de barita.....	42
Tabela 11. Determinação dos parâmetros do controlador PI para a adição de água.....	42
Tabela 12. Sintonia final nos parâmetros dos controladores PI.....	42
Tabela 13. Critérios e índices de desempenho.....	43
Tabela 14. Índices de desempenho dos controladores <i>Fuzzy-PI</i> e PI após a perturbação.....	49
Tabela 15. <i>Set-points</i> para o problema servo ao longo do tempo.....	51
Tabela 16. Índices de desempenho do controlador <i>Fuzzy-PI</i> no problema de controle servo.....	51
Tabela 17. Índices de desempenho do controlador PI no problema de controle servo.....	53
Tabela 18. Desempenho dos controladores <i>Fuzzy-PI</i> e PI pelo índice IAE.....	56
Tabela 19. Desempenho dos controladores <i>Fuzzy-PI</i> e PI pelo índice ITAE.....	56

LISTA DE SÍMBOLOS

Os principais símbolos usados neste trabalho foram:

A	Rótulo linguístico, Alto
a,b,c,d	Parâmetros escalares das funções de pertinência
B	Rótulo linguístico, Baixo
$C-o-A$	Método de <i>defuzzificação</i> , Centro da área
$C-o-G$	Método de <i>defuzzificação</i> , Centro da gravidade
$C-o-M$	Método de <i>defuzzificação</i> , Centro do máximo
E	Erro (valor de <i>set-point</i> - valor medido)
IAE	Integral do erro absoluto
ISE	Integral do quadrado do erro
$ITAE$	Integral do erro absoluto com ponderação do tempo
$ITSE$	Integral do quadrado do erro com ponderação do tempo
K_c	Ganho proporcional
K_I	Ganho integral
K	Ganho estático
K_d	Parâmetro de ajuste do controlador <i>Fuzzy-PI</i>
K_e	Parâmetro de ajuste do controlador <i>Fuzzy-PI</i>
L	Tempo de retardo
m	Massa
M	Rótulo linguístico, Médio
$M-o-M$	Método de <i>defuzzificação</i> , Média do máximo
MA	Massa de água (kg)
MB	Massa de barita (kg)
NA	Rótulo linguístico, Negativo Alto
NM	Rótulo linguístico, Negativo Médio
NB	Rótulo linguístico, Negativo Baixo
PI	Proporcional-integral
PID	Proporcional-integral-derivativo
PB	Rótulo linguístico, Positivo Baixo
PM	Rótulo linguístico, Positivo Médio
PA	Rótulo linguístico, Positivo Alto
R^2	Coefficiente de determinação
s	Operador s-norma
t	Operador t-norma
T	Constante de tempo
$u(t)$	Sinal de saída do controlador
U	Variável manipulada no processo
V	Volume
V_T	Volume total
V_{barita}	Volume de barita

$V_{\text{água}}$	Volume de água
Y_{sp}	Valor de referência da variável controlada no processo
Y_m	Valor medido da variável controlada no processo
Y	Variável controlada no processo
Z	Rótulo linguístico, Zero
ΔE	Varição do erro
ΔU	Incremento da variável manipulada no processo

Letras gregas

$\mu_A(x)$	Função de pertinência de A
μ_A	Grau de pertinência de A
μ_{out}	Termo de saída <i>fuzzy</i>
ρ_f	Densidade do fluido
ρ_{barita}	Densidade da barita
$\rho_{\text{água}}$	Densidade da água
σ	Parâmetro escalar da função de pertinência
τ_I	Tempo integral
τ_D	Tempo derivativo

RESUMO

RADICH, Anderson da Silva. **Modelagem e Controle *Fuzzy* da Densidade de Fluidos de Perfuração**. 2018. 73p. Dissertação (Mestrado em Engenharia Química, Tecnologia Química). Instituto de Tecnologia, Departamento de Engenharia Química, Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro, Seropédica, RJ, 2018.

Os fluidos de perfuração desempenham funções importantes na perfuração de poços de petróleo e o controle das propriedades físicas e químicas deve ser criteriosamente realizado durante o seu preparo. Nas operações de perfuração de poços o preparo de fluidos é realizado por meio da dosagem manual dos aditivos por operadores especializados e o controle das propriedades é realizado em laboratório. O objetivo desse trabalho foi propor um processo automatizado de preparo do fluido com monitoramento e controle *online* da densidade. Para estudar tal processo, desenvolveu-se uma unidade de preparação de fluidos composta por uma bomba helicoidal, tanques de mistura, sensores para monitorar a densidade do fluido, moega vibratória, uma bomba dosadora e um sensor de nível. Para monitorar e controlar a densidade do fluido durante o preparo, desenvolveu-se um sistema supervisor para aquisição, monitoramento e controle utilizando o *software Labview*®. Este sistema supervisor recebe os dados do processo em tempo real por meio de protocolos de comunicação com placas de aquisição da *National Instruments* e, utilizando o algoritmo de controle, aciona os equipamentos (bombas, agitador e moega vibratória) para manter a densidade do fluido no valor de referência. A estratégia de controle proposta neste trabalho foi baseada na lógica *fuzzy* e utilizou as regras de inferência do tipo Mamdani como base para o desenvolvimento de um controlador *Fuzzy-PI*. O controlador *Fuzzy-PI* foi comparado a um controlador clássico do tipo PI em problemas de controle do tipo regulador e servo. Os desempenhos dos controladores foram avaliados por meio da comparação entre os respectivos *overshoots*, tempos de subida, tempos de acomodação e os índices da Integral do Erro Absoluto (IAE) e da Integral do Erro Absoluto com Ponderação do Tempo (ITAE). Os resultados mostraram que, embora os critérios de avaliação utilizados não tenham fornecido uma resposta conclusiva, os aspectos operacionais e econômicos indicaram a superioridade do controlador *Fuzzy-PI*.

Palavras chave: Aquisição de dados em tempo real; Sistema supervisor; Controle nebuloso.

ABSTRACT

RADICH, Anderson da Silva. ***Fuzzy Modeling and Control of the Density of Drilling Fluids***. 2018. 73p. Thesis (Master of Science in Chemical Engineering, Chemical Technology). Institute of Technology, Department of Chemical Engineering, Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro, Seropédica, RJ, 2018.

The drilling fluids play an important role in drilling of oil wells and the control of the physical and chemical properties must be carefully performed during its preparation. Currently, this process is accomplished with manual dosing of additives for specialized operators, and the control of the properties is carried out in laboratory analysis. The aim of this study was to propose an automated process of fluid preparation with *online* monitoring and control of the density by using a *fuzzy* logic-based control system. This process was conducted in a pilot plant for fluid preparation consisting of a helical rotor pump, two mixing tanks, sensors to monitor the density of the fluid, vibrating hopper, metering pump, and level sensor. To control the density of the fluid, a supervisory system for data acquisition and monitoring using the software *Labview*® was developed. This supervisory system receives real-time process data through communication protocols with acquisition boards by National Instruments and, using the control algorithm, triggers the process equipment (pumps, agitator and vibrating hopper) to keep the density of the fluid in the reference value. The control strategy proposed in this work was based on *fuzzy* logic and used the Mamdani-type inference rules as the basis for the development of a *Fuzzy-PI* controller. The *Fuzzy-PI* controller was compared to a classic type PI controller in disturbance-rejection and setpoint-tracking control problems. The performances of the controllers were evaluated by comparing their *overshoots*, rise times, settling times, and the integral error criteria IAE and ITAE. The results showed that, although the answers obtained from the evaluation criteria were not conclusive, economic and operational aspects indicated the superiority of *Fuzzy-PI* controller.

Keywords: Real-time data acquisition; Supervisory system; *Fuzzy* control.

1 INTRODUÇÃO

Nas operações convencionais de perfuração de poços de petróleo a pressão do poço depende da densidade do fluido de perfuração, a qual é controlada a partir da manipulação da quantidade de baritina (sulfato de bário), que é o agente adensante das lamas de perfuração. A densidade do fluido de perfuração é definida de acordo com a pressão atuante no fluido que se encontra no espaço poroso da rocha e pela pressão de fratura das formações rochosas.

Atualmente o preparo de fluidos de perfuração é realizado em tanques de produção e armazenamento localizados na área de perfuração dos poços de petróleo, onde os aditivos são dosados manualmente e as propriedades físicas e químicas são analisadas em laboratório a partir da coleta de amostras.

Existe um grande interesse da indústria de exploração de petróleo em desenvolver processos de preparo de fluidos de perfuração com monitoramento e controle *online* das propriedades do fluido. Este estudo preliminar propõe o preparo da base de fluido de perfuração – uma suspensão aquosa de barita, que é o principal agente adensante de um fluido de perfuração – por meio de um processo automatizado, composto de um tanque de mistura com agitação, monitoramento e controle *online* da densidade.

A construção e a automação da unidade experimental utilizada neste trabalho tiveram como objetivo o desenvolvimento de uma estrutura física para o estudo de uma estratégia de modelagem e controle de processos baseado na lógica *fuzzy* e a sua avaliação no controle das propriedades físicas de fluidos de perfuração, especificamente para o monitoramento e o controle da densidade do fluido em tempo real durante o seu preparo.

Estudos recentes apontam que o controle convencional apresenta limitações de desempenho quando o processo apresenta alta complexidade, onde não-linearidades, resposta inversa, tempo morto, entre outros estão presentes (LEITE, 2007).

Por outro lado, a utilização de modelos matemáticos fenomenológicos convencionais para descrever as propriedades dos fluidos de perfuração é de difícil aplicação devido à sua natureza complexa, informações determinísticas insuficientes, inadequadas e imprecisas. Portanto, as simplificações e hipóteses incorporadas nos modelos convencionais podem implicar em resultados irrealistas, inadequados ou imprecisos.

Neste sentido, várias estratégias de controle moderno têm sido apresentadas para superar tais dificuldades e oferecer desempenho superior às estratégias de controle clássico. Recentemente, o desenvolvimento e a aplicação de técnicas de Inteligência Artificial (IA) ocupam cada vez mais posição de destaque em pesquisas na área de controle de processos industriais e, aos poucos, começam a ser implementados em plantas industriais com enorme sucesso. Uma dessas abordagens são os controladores *fuzzy*, que são intuitivos, uma vez que emulam o conhecimento humano, são de fácil implementação e de baixo custo de implementação, além de apresentarem características de robustez e poderem ser aplicados a sistemas lineares e não-lineares.

O objetivo principal deste trabalho é o desenvolvimento e a implementação de um controlador *fuzzy* para o processo de preparo de fluidos de perfuração em tanques de

mistura, cuja aplicação inicial é o controle da densidade da base do fluido de perfuração. Para atingir tal objetivo, foi necessário realizar a montagem da unidade experimental automatizada e de um sistema supervisor capaz de monitorar o desempenho do controlador *fuzzy* proposto e de um controlador PI convencional.

Esta dissertação é composta por sete capítulos. O Capítulo 2 apresenta uma revisão bibliográfica que contempla um breve resumo sobre a perfuração de poços e fluidos de perfuração, além de abordar trabalhos semelhantes ao proposto com sistemas de controle de processos utilizando a lógica *fuzzy*. O Capítulo 3 apresenta a unidade experimental para o preparo do fluido, descrevendo os equipamentos e os instrumentos, a calibração de equipamentos, o sistema de aquisição de dados, o *software* supervisor e de controle da unidade e a metodologia experimental adotada. No Capítulo 4 são apresentadas as estratégias de controle que foram utilizadas no controle do processo. No Capítulo 5 são apresentados os resultados obtidos com os controladores *Fuzzy-PI* e PI e no Capítulo 6 as respectivas conclusões. Por fim, apresentam-se no Capítulo 7 as sugestões para trabalhos futuros.

2 REVISÃO DE LITERATURA

Inicialmente apresenta-se a operação de perfuração de poços de petróleo e, ao detalhar essa operação, torna-se importante destacar as propriedades do fluido de perfuração e como a propriedade física densidade influencia diretamente a pressão do poço. Portanto, fica claro que o controle da densidade no preparo do fluido de perfuração é extremamente importante para as condições de segurança do processo de modo a impedir ou mitigar problemas operacionais tais como fratura, *kick* ou *blowout* no poço.

Este trabalho apresenta uma proposta de um controlador *fuzzy* para o controle da densidade no processo de preparo do fluido de perfuração. Como referências para o desenvolvimento deste controlador, este capítulo apresenta uma reunião de trabalhos relacionados a modelagem e controle *fuzzy* de processos, como controle de nível, controle de pH, controle de temperatura em reator, controle de processos químicos em geral. No entanto, não foram encontrados trabalhos na literatura sobre modelagem e controle *fuzzy* aplicados ao controle de propriedades de fluidos de perfuração.

2.1 Perfuração de Poços de Petróleo

A perfuração de um poço de petróleo é realizada através de uma sonda de perfuração, onde as rochas são perfuradas por meio da ação rotativa e do peso aplicados sobre a broca existente na coluna de perfuração. Os fragmentos da rocha (cascalhos) são removidos pelo fluido de perfuração que é injetado por bombas para o interior da coluna e retorna à superfície através do espaço anular formado pelas paredes do poço e coluna. Ao atingir determinada profundidade, a coluna de perfuração é retirada do poço e uma coluna de revestimento de aço de diâmetro inferior ao da broca é instalada no poço. A região anular entre os tubos de revestimento e as paredes do poço é cimentado para isolar as rochas. Após a cimentação, a coluna de perfuração desce novamente no poço com uma broca de menor diâmetro do que a do revestimento para dar prosseguimento à perfuração. Esse ciclo é realizado em diversas fases até a conclusão da perfuração do poço (THOMAS, 2001). O esquema de perfuração de um poço é ilustrado na Figura 1.

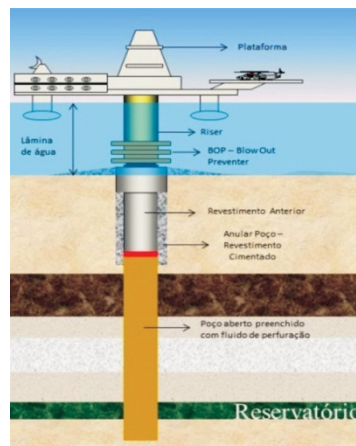


Figura 1. Esquema de Perfuração de um poço. Fonte: Portal Petróleo e Energia. Acessado em 26 de junho de 2018. Disponível em <<https://www.petroleoenergia.com.br/6041/>>.

2.2 Fluidos de Perfuração

Fluidos de perfuração são misturas complexas de sólidos, líquidos, compostos químicos e, por vezes, gases, podendo ter o aspecto de suspensão, dispersão coloidal ou emulsão. Possuem as funções de resfriar e lubrificar a coluna de perfuração e a broca; limpar o fundo do poço dos cascalhos gerados pela broca e transportá-los até a superfície; exercer pressão hidrostática sobre as formações, de modo a evitar o influxo de fluidos indesejáveis (*kick*) e estabilizar as paredes do poço (THOMAS, 2001).

As propriedades físicas de controle dos fluidos são a densidade, os parâmetros reológicos, as forças géis, parâmetros de filtração, teor de sólidos, resistividade elétrica, índice de lubrificidade e estabilidade elétrica (THOMAS, 2001).

O controle da densidade do fluido de perfuração é objeto deste trabalho. Na operação de perfuração, o controle da pressão no poço é realizado por meio da manipulação da densidade do fluido de perfuração. Os limites de variação da densidade são definidos pela pressão de poros e pela pressão da fratura de formações expostas. Para aumentar a densidade do fluido de perfuração adiciona-se geralmente a baritina (BaSO_4), que possui densidade de $4,25 \text{ kg/m}^3$, enquanto que a densidade dos sólidos perfurados é em torno de $2,60 \text{ kg/m}^3$. De modo análogo, se for necessário reduzir a densidade do fluido de perfuração, adiciona-se água para fluidos à base de água, ou óleo diesel para fluidos de perfuração a base de óleo (THOMAS, 2001).

2.3 Controle e Monitoramento da Densidade no Fluido de Perfuração

A atual técnica de medição de densidade de fluidos de perfuração é baseada no equilíbrio entre dois pesos, de um lado o peso da amostra de fluido e do outro uma escala graduada e calibrada (MAGALHÃES, 2015). Apresenta-se na Figura 2 o instrumento comumente utilizado para a medição da densidade de fluidos de perfuração, o densímetro de lama.

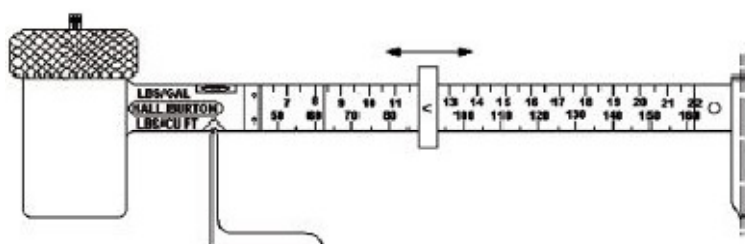


Figura 2. Esquema do densímetro de lama. Fonte: Manual FANN *Pressurized Mud Balance*.

Contudo, para otimizar o processo de preparo do fluido de perfuração, faz-se necessário o desenvolvimento de técnicas de monitoramento e controle das propriedades do fluido em tempo real. Tais técnicas são de grande importância para a indústria de exploração de petróleo, visto que podem conferir confiabilidade ao processo, reduzir variabilidade e custos de mão-de-obra, insumos e logística, melhorar a qualidade do

produto final, garantir o monitoramento do fluido durante todo o processo de perfuração e mitigar problemas operacionais durante a perfuração do poço.

A aplicabilidade da lógica *fuzzy*, seja para fins de modelagem ou para o desenvolvimento de controladores no preparo de fluido de perfuração, ainda não é conhecida. No entanto, verifica-se uma grande oportunidade de aplicação desta técnica nesta área, visto que o atual controle do preparo do fluido é baseado no conhecimento de especialistas e de operadores de campo, além da ausência de modelos matemáticos representativos. Tais características adequam-se perfeitamente aos principais atributos da lógica *fuzzy*, quais sejam, a incorporação de conhecimento linguístico e o tratamento de incertezas.

2.4 Lógica *Fuzzy*

2.4.1 Fundamentos da Lógica *Fuzzy*

A lógica *fuzzy* pode ser definida como a técnica que permite modelar o modo aproximado de raciocínio, emulando a habilidade humana de tomar decisões em um ambiente de incertezas e imprecisões. A lógica *fuzzy* é um conjunto de métodos baseados no conceito de conjunto difuso (*fuzzy set*) e nas operações difusas, que permitem o modelamento realista e flexível de sistemas (AGUIAR & JUNIOR, 1999).

Esta teoria tem sido cada vez mais usada em sistemas que utilizam informações fornecidas por seres humanos para automatizar quaisquer procedimentos, como por exemplo no controle de processos, no auxílio à tomadas de decisão, etc. A lógica *fuzzy* é uma das tecnologias mais bem-sucedidas para o desenvolvimento de sistemas de controle de processos complexos (SANDRI & CORREIA, 1999).

Em 1965, Lofti Zadeh publicou o artigo *Fuzzy Sets*, que ficou reconhecido como a origem da Lógica *Fuzzy*, onde foram definidas as idéias básicas dos conjuntos *fuzzy*, que trata o aspecto vago da informação, e operações entre conjuntos *fuzzy*, como união, interseção, inclusão, complemento, relação e convexidade (ZADEH, 1965).

A lógica *fuzzy* é baseada na teoria dos conjuntos *fuzzy*, desenvolvida como uma extensão da teoria dos conjuntos clássicos e que utiliza a idéia de que todas as coisas admitem graus de pertinência. Ou seja, considera-se que uma proposição pode ser parcialmente verdadeira ou parcialmente falsa, assumindo, então, um grau de verdade que varia de 0 a 1. O grau de verdade, ou grau de pertinência, indica o grau em que um elemento pertence a um conjunto. A transição entre os estados é gradual com alguns estados tendo maior ou menor participação em um conjunto.

Ao contrário da Lógica *Fuzzy*, a lógica clássica ou booleana é baseada na teoria de conjuntos booleanos, onde os conjuntos são considerados como sistemas bivalentes, ou seja, uma proposição pode assumir apenas dois valores lógicos extremos: “verdadeiro” ou “falso”, podendo-se atribuir os valores 0 ou 1 a estas condições. Como só há dois estados possíveis, a transição entre estes estados é sempre imediata e rígida.

2.4.1.1 Conjuntos *fuzzy*

A teoria dos conjuntos *fuzzy* foi desenvolvida em 1965 com os trabalhos seminais do professor Lotfi Zadeh. Formalmente, a definição da teoria de conjuntos *fuzzy* é: um conjunto A do universo de discurso X , onde x é um elemento genérico, tal que $X=\{x\}$. O conjunto *fuzzy* A em X é caracterizado por uma função de pertinência, $\mu_A : X \rightarrow [0,1]$. Essa função associa a cada elemento x de X o grau de pertinência μ_A , no intervalo $[0,1]$, com o qual x pertence a A (ZADEH, 1965). Ou seja, os conjuntos *fuzzy* podem ser definidos como funções que definem um valor que pode pertencer a um conjunto situado entre os valores 0 ou 1, indicando o grau que x está em A :

1. $\mu_A(x) = 1$, indica que x pertence completamente em A ;
2. $\mu_A(x) = 0$, indica que x não pertence em A ;
3. $0 < \mu_A(x) < 1$, indica que x pertence parcialmente em A , com grau de pertinência $\mu_A(x)$.

Os conjuntos *fuzzy* permitem representar conceitos vagos expressos em linguagem natural. A representação depende não apenas do conceito, mas também do contexto no qual está inserido. Vários conjuntos *fuzzy*, representando conceitos linguísticos como alto, médio ou baixo, são frequentemente empregados para definir o estado de uma variável e, a mesma denominada de variável linguística ou variável *fuzzy*.

A importância de utilizar as variáveis *fuzzy* está no fato de que elas facilitam a transição gradual de estados e, conseqüentemente, possuem uma capacidade natural para expressar e lidar com observações e medidas incertas. Além disso, essas variáveis convertem informações qualitativas em formas que podem ser implementadas computacionalmente.

Esses conjuntos são definidos por funções de pertinência que podem ter várias formas geométricas, tais como triangular, trapezoidal, gaussiana, sino, sigmoidal, entre outras. As funções de pertinência definem a forma como cada ponto no espaço do universo de discurso é relacionado ao grau de pertinência no intervalo $[0, 1]$.

A escolha da forma geométrica da função é extremamente flexível, todavia a escolha adequada da função a ser usada é muito importante na solução do problema. As funções mais encontradas na prática são triangulares, trapezoidais, gaussianas e sigmoidais ou curvas “S”. As triangulares e gaussianas aparecem normalmente em casos nos quais se deseja exprimir pertinência decrescente a direita e pertinência crescente a esquerda. As funções trapezoidais podem ser usadas em situações similares, em que se queira “alargar” a faixa de pertinência máxima (AGUIAR & JUNIOR, 1999).

As principais funções matemáticas usadas para representar os conjuntos *fuzzy* são apresentados a seguir.

A função triangular é mostrada abaixo, onde a , b e c são parâmetros escalares que representam os vértices do triângulo e sua forma é apresentada na Figura 3.

$$\mu_A(x, a, b, c) = \begin{cases} 0, & x \leq a \\ \frac{x-a}{b-a}, & a \leq x \leq b \\ \frac{c-x}{c-b}, & b \leq x \leq c \\ 0, & c \leq x \end{cases} \quad (2.1)$$

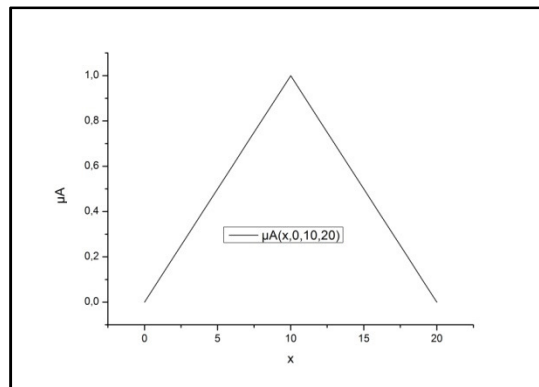


Figura 3. Função de pertinência triangular.

A função trapezoidal, descrita a seguir, possui quatro parâmetros a , b , c e d , que representam os vértices do trapézio e sua forma é apresentada na Figura 4.

$$\mu_A(x, a, b, c, d) = \begin{cases} 0, & x \leq a \\ \frac{x-a}{b-a}, & a \leq x \leq b \\ 1, & b \leq x \leq c \\ \frac{d-x}{d-c}, & c \leq x \leq d \\ 0, & c \leq x \end{cases} \quad (2.2)$$

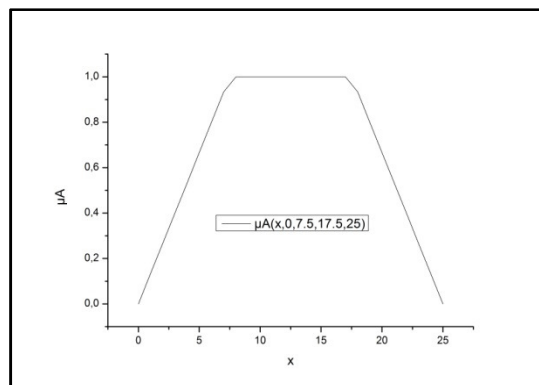


Figura 4. Função de pertinência trapezoidal.

A função gaussiana possui dois parâmetros, a média c e o desvio padrão σ , sendo definida por:

$$\mu_A(x, \sigma, c) = \exp\left[\frac{-(x-c)^2}{2\sigma^2}\right] \quad (2.3)$$

A forma dessa função é apresentada na Figura 5.

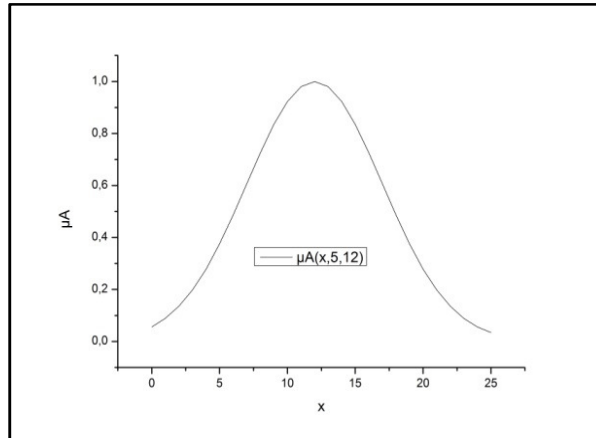


Figura 5. Função de pertinência gaussiana.

A função sigmoidal tem os parâmetros a e c , onde a é o parâmetro de inclinação e c é o ponto de inflexão da curva. A forma dessa função é apresentada na Figura 6.

$$\mu_A(x, a, c) = \left[\frac{1}{1 + \exp(-a(x-c))} \right] \quad (2.4)$$

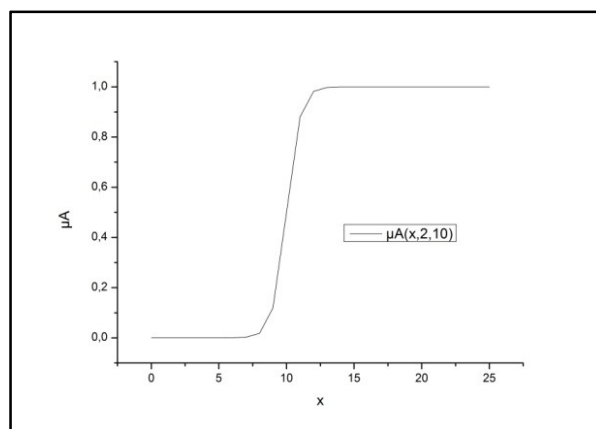


Figura 6. Função de pertinência sigmoidal.

A função sino possui três parâmetros a , b , e c , no qual a representa a extremidade da curva quando $\mu_A(x) = 0$, b o ponto de inflexão da curva quando $\mu_A(x) = 0,5$ e c é o ponto central da curva. A forma dessa função é apresentada na Figura 7.

$$\mu_A(x, a, b, c) = \left[\frac{1}{1 + \left(\frac{x-c}{a} \right)^{2b}} \right] \quad (2.5)$$

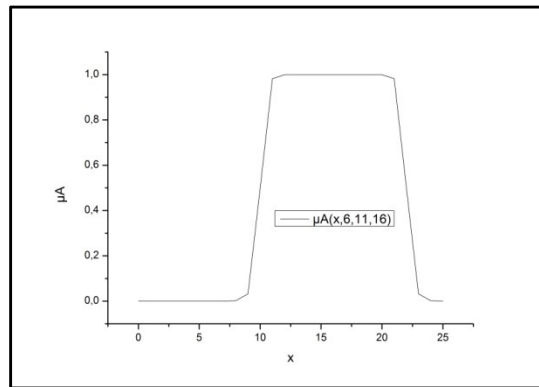


Figura 7. Função de pertinência sino.

2.4.1.2 Operações entre conjuntos *fuzzy*

As operações entre conjuntos pertencentes a universos de discurso diferentes possibilitam a construção da base conhecimentos de um sistema, ou seja, o mapeamento entre as entradas e as saídas do sistema de controle (SHAW & SIMÕES, 1999). As operações básicas dos conjuntos *fuzzy* são à interseção e à união dos conjuntos. As operações *fuzzy* relativas a interseção e a união são representadas, respectivamente, por operadores *fuzzy* denominados por *t-norma* e *t-conorma* ou *s-norma*, que são normas triangulares das funções de pertinência.

A operação de interseção entre dois conjuntos, representada pelo operador *t-norma*, denota uma função de mínimo ou o produto cartesiano das funções de pertinência, enquanto que a operação de união é representada pelo operador *s-norma*, o qual denota uma função de máximo ou a soma algébrica das funções de pertinência. Os operadores *t* e *s* indicam um mapeamento entre duas funções de pertinência *fuzzy* no intervalo $[0,1]$.

Sejam as funções de pertinência $\mu_A(x)$ e $\mu_B(x)$ do universo de discurso X , onde $x \in X$. Tem-se as seguintes definições:

- ***t-norma*:**

$$\mu_A(x) \text{ t } \mu_B(x) = \mu_{A \cap B}(x) = \min[\mu_A(x), \mu_B(x)] \quad (2.6)$$

O operador *t* deve satisfazer as seguintes condições:

Condições de Contorno:

$$x \text{ t } 0 = 0, \forall x \in [0,1] \quad (2.7)$$

$$x \text{ t } 1 = x, \forall x \in [0,1] \quad (2.8)$$

Propriedade Comutativa:

$$x \text{ t } y = y \text{ t } x \quad (2.9)$$

Propriedade Associativa:

$$x \text{ t } (y \text{ t } z) = (x \text{ t } y) \text{ t } z \quad (2.10)$$

Condições Monotônicas:

$$\text{para } x \leq y \text{ e } w \leq z, \quad x \text{ t } w \leq y \text{ t } z \quad (2.11)$$

- *s-norma*

$$\mu_A(x) \text{ s } \mu_B(x) = \mu_{A \cup B}(x) = \max[\mu_A(x), \mu_B(x)] \quad (2.12)$$

O operador *s* deve satisfazer as seguintes condições:

Condições de Contorno:

$$x \text{ s } 0 = x, \forall x \in [0,1] \quad (2.13)$$

$$x \text{ s } 1 = 1, \forall x \in [0,1] \quad (2.14)$$

Propriedade Comutativa:

$$x \text{ s } y = y \text{ s } x \quad (2.15)$$

Propriedade Associativa:

$$x \text{ s } (y \text{ s } z) = (x \text{ s } y) \text{ s } z \quad (2.16)$$

Condições Monotônicas:

$$\text{para } x \leq y \text{ e } w \leq z, \quad x \text{ s } w \leq y \text{ s } z \quad (2.17)$$

Outra operação importante é o complemento de um conjunto *fuzzy*. Por definição, seja um conjunto *A* contido no universo de discurso *X*, onde $x \in X$, o complemento de *A* em relação à *X* é denominado *A'*, tem-se:

$$\mu_{A'}(x) = 1 - \mu_A(x) \quad (2.18)$$

A operação básica que combina diferentes conjuntos *fuzzy* para produzir um único conjunto *fuzzy* é chamada de operação de agregação. O novo conjunto *fuzzy* resultante, que representa o grau de associação entre elementos de dois ou mais conjuntos *fuzzy*, é chamado de uma relação *fuzzy*. As operações entre duas relações *fuzzy* é chamada de operação de composição.

2.4.2 Controlador *Fuzzy*

O controle *fuzzy* tem por objetivo modelar as ações de controle a partir do conhecimento de um especialista. Este paradigma é um modelo lógico de controle inteligente, o qual está focalizado no comportamento dos operadores, ou seja, como eles ajustariam os parâmetros de controle do processo para um determinado conjunto de circunstâncias.

As técnicas de controle *fuzzy* originaram-se com as pesquisas e projetos de E. H. Mamdani e ganharam espaço como área de estudo em diversas instituições de ensino, pesquisa e desenvolvimento do mundo, sendo uma importante aplicação da teoria dos conjuntos *fuzzy* (SANDRI & CORREIA, 1999).

Essa é uma abordagem diferente dos métodos convencionais de controle de processos, onde o algoritmo de controle é descrito analiticamente e são desenvolvidos utilizando a modelagem matemática dos processos de modo a derivar as ações de controle como função do estado do processo. Por outro lado, no controle *fuzzy* utilizam-se regras lógicas no algoritmo de controle com a intenção de descrever em uma rotina a experiência humana, aspectos de intuição e heurística para controlar um processo. A motivação para esta nova abordagem veio de casos onde o conhecimento especialista de controle era disponível, seja por meio de operadores ou de projetistas e os modelos matemáticos envolvidos eram muito custosos ou muito complicados para serem desenvolvidos (SHAW & SIMÕES, 1999).

A estrutura básica de um controlador *fuzzy* é apresentada na Figura 8, onde sua configuração é composta pela interface de *fuzzificação*, base de conhecimento (base de dados e base de regras *fuzzy*), procedimento de inferência (lógica de tomada de decisões) e a interface de *defuzzificação*.

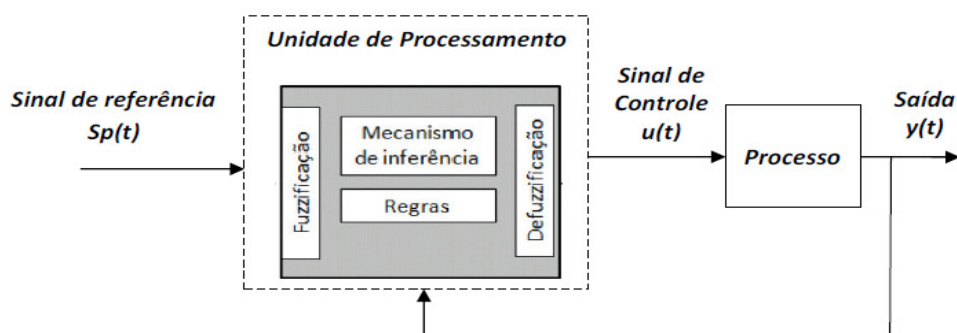


Figura 8. Estrutura do Controlador *Fuzzy*. Fonte: Passino e Yorkovich (1998).

A estrutura desse controlador representa a transformação que ocorre do domínio do mundo real, que usa números reais, para o domínio *fuzzy*, que usa números *fuzzy*. Nessa transformação, um conjunto de inferências *fuzzy* é usado para as tomadas de decisões e, por fim, há uma transformação inversa do domínio *fuzzy* para o domínio real, para que ocorra o acoplamento entre a saída do algoritmo *fuzzy* e as variáveis de atuação (SHAW & SIMÕES, 1999).

2.4.2.1 Processo de *fuzzificação*

Fuzzificação é um mapeamento do domínio dos números reais (discretos) para o domínio *fuzzy* (SHAW & SIMÕES, 1999). A interface de *fuzzificação* toma os valores discretos (não-*fuzzy*) das variáveis de entrada, faz um escalonamento para condicionar os valores a universos de discurso pré-definidos para cada variável de entrada e *fuzzifica* os valores, transformando números em conjuntos *fuzzy*, de modo que possam se tornar instâncias de variáveis linguísticas. A interface de *fuzzificação* usa funções de pertinência contidas na base de conhecimento, convertendo os sinais de entrada em um intervalo [0,1] que pode estar associado a rótulos linguísticos.

2.4.2.2 Base de conhecimento

A base de conhecimento representa o modelo do sistema a ser controlado. Consistindo de uma base de dados e uma base de regras, de maneira a caracterizar a estratégia de controle e as suas metas. A base de dados fornece as definições numéricas necessárias às funções de pertinência usadas no conjunto de regras *fuzzy*. A base de regras caracteriza os objetivos de controle e a estratégia de controle utilizadas por especialistas na área por meio de um conjunto de regras de controle em geral linguísticas (SHAW & SIMÕES, 1999).

2.4.2.2.1 Base de dados

A base de dados fornece as definições das variáveis linguísticas e valores numéricos das funções de pertinências dos conjuntos *fuzzy*. Essas variáveis linguísticas são os rótulos linguísticos dos conjuntos *fuzzy*, que são auto-explicativos pois possuem conteúdo variável, assumem valores linguísticos (alto, baixo, médio, quente, etc.) representados por conjuntos difusos e possuem identificação nominal (AGUIAR & JUNIOR, 1999).

As variáveis linguísticas permitem o modelamento de uma linguagem difusa de expressar diretamente o tom de significados subjetivos usados por especialistas.

2.4.2.2.2 Regras *fuzzy*

Regra *fuzzy* é uma proposição que expressa relações entre variáveis linguísticas e conjuntos *fuzzy*, podendo apresentar composições por meio de conectivos e transformadores. A avaliação de proposições consiste em aferir o nível de “verdade” ou pertinência apresentado em relação a uma dada situação (AGUIAR & JUNIOR, 1999).

As regras são implicações lógicas que consiste na formulação de uma conexão entre causa e efeito ou uma condição e sua consequência (SHAW & SIMÕES, 1999). Considerando o exemplo de regra *fuzzy* abaixo:

SE o trânsito está PESADO na Rua#2 ENTÃO mantenha o semáforo verde MAIS TEMPO ACESO.

No enunciado acima, o termo “SE o trânsito está PESADO na Rua#2” é uma condição da regra chamada de antecedente e, “ENTÃO mantenha o semáforo verde MAIS TEMPO ACESO” é a consequência da regra chamada de termo consequente, onde “trânsito” e “mantenha semáforo verde” são variáveis linguísticas e “PESADO” e “MAIS TEMPO ACESO” são os valores linguísticos (ou rótulos) definidos por conjuntos *fuzzy*.

2.4.2.3 Sistemas de inferência *fuzzy*

Esse sistema usa a lógica de tomada de decisões incorporada na estrutura de inferência da base de regras, onde usa implicações *fuzzy* para simular tomadas de decisões humanas. O sistema gera ações de controle, os consequentes, inferidas a partir de um conjunto de condições de entrada, os antecedentes (SHAW & SIMÕES, 1999).

O processo de inferência consiste na verificação do grau de compatibilidade entre as entradas e as cláusulas nas premissas das regras; na determinação do grau de compatibilidade global da premissa de cada regra; na determinação do valor da conclusão, em função do grau de compatibilidade da regra com os dados e a ação de controle constante na conclusão (precisa ou não) e; na agregação dos valores obtidos como conclusão nas várias regras, obtendo-se uma ação de controle global (SANDRI & CORREIA, 1999).

Na inferência *fuzzy* ocorre o cálculo dos antecedentes cujos conectivos podem ser “e” ou “ou”, o cálculo das implicações de cada uma das regras por meio dos operadores, por exemplo, “mínimo (min)” ou “máximo (max)” e composição dos consequentes cujos operadores podem ser, por exemplo, “máximo (max)”.

2.4.2.3.1 Modelos de inferência *fuzzy*

Os modelos de inferência *fuzzy* mais encontrados na literatura são os modelos clássicos Mamdani e Larsen e os modelos de interpolação de Takagi-Sugeno e Tsukamoto.

Nos modelos clássicos, a conclusão de cada regra especifica um termo *fuzzy* dentre um conjunto fixo de termos. Estes termos são usualmente conjuntos *fuzzy* com funções de pertinência triangulares, trapezoidais, sigmoidal ou sino. Uma ação de controle global é selecionada dentre aquelas aceitáveis em um processo conhecido como *defuzzificação*.

Nos modelos de interpolação, cada conclusão é dada através de uma função estritamente monotônica, usualmente diferente para cada regra. No modelo de Takagi-Sugeno, a função é uma combinação linear das entradas, tendo como parâmetros um conjunto de constantes. No esquema de Tsukamoto, a função é geralmente não linear, tendo como domínio os possíveis graus de compatibilidade entre cada premissa e as entradas. Em ambos os modelos de interpolação, uma ação de controle global é obtida fazendo-se uma média ponderada dos valores individuais obtidos, onde cada peso é o próprio grau de compatibilidade entre a premissa da regra e as entradas e, como consequência, dispensa o processo de *defuzzificação* (SANDRI & CORREIA, 1999).

2.4.2.4 Processo de *defuzzificação*

Na interface de *defuzzificação* ocorre a transformação inversa da interface de *fuzzificação*, onde o valor da variável linguística de saída inferida pelas regras *fuzzy* são convertidos em valores reais. Existem alguns métodos que podem ser usados para fazer esta conversão. Os métodos mais utilizados são o Centro-da-Área (C-o-A) ou Centro-de-Gravidade (C-o-G), Centro-do-Maximo (C-o-M) e Média-do-Maximo (M-o-M) (SHAW & SIMÕES, 1999).

O método de *defuzzificação* mais utilizado é o método do Centro-da-Área, onde se calcula o centro da área que representa o termo de saída *fuzzy* (μ_{OUT}). Esse termo é composto pela união de todas as contribuições das regras, onde os graus de pertinência são utilizados como pesos para o cálculo de uma média ponderada.

A expressão do método do Centro de Área de uso mais frequente é dada por:

$$\mu_{OUT}(x) = \frac{\sum_{i=1}^N x_i \mu_{OUT}(x_i)}{\sum_{i=1}^N \mu_{OUT}(x_i)} \quad (2.19)$$

em que x_i é o valor discreto da posição do centroide da função de pertinência individual e $\mu_{OUT}(x_i)$ é o valor discreto do grau de pertinência de x_i .

2.4.3 Vantagens e desvantagens dos controladores *fuzzy*

Segundo Shaw & Simões (1999), os controladores *fuzzy* baseados em regras possuem muitas vantagens práticas, dentre as quais destacam-se:

- As regras de controle *fuzzy* são de fácil compreensão e o efeito ou resultado de cada regra pode ser facilmente interpretado;
- Todas as funções de controle associadas com uma regra podem ser testadas individualmente. A simplicidade das regras permite o uso de pessoal menos treinado;
- Regras individuais combinam-se para formar uma estrutura de onde executa-se um controle complexo. Essa cooperação de regras, oriunda do processamento paralelo, permite à lógica *fuzzy* controlar sistemas complexos usando expressões simples;
- Funções de controle linear e não-linear podem ser implementadas por um sistema baseado em regras formulado em termos linguísticos;
- O processamento paralelo do controlador *fuzzy* não envolve muitos cálculos e com isso a velocidade de processamento é rápida;
- Controladores *fuzzy* são inerentemente confiáveis e robustos, resistentes a perturbações externas e desgaste ao envelhecimento de componentes internos;
- Sistemas de controle convencionais processam equações complexas em sequência e, se houver um erro em uma delas sequer, o resultado final é totalmente questionável. Já em um controlador *fuzzy*, cada regra é processada independentemente e com isso seu efeito no resultado final é mínimo, o que

significa que uma falha parcial do sistema pode não deteriorar significativamente a performance do controlador.

Para um processo com não-linearidade acentuada, o sistema *fuzzy* pode ser mais adequado para descrever um sistema de controle do que equações de controle PI e PID. Por outro lado, a grande desvantagem na estratégia de controle *fuzzy* é a falta de métodos consagrados de projeto e o ajuste de um controlador de caráter geral.

2.5 Controle de Processos Utilizando a Lógica *Fuzzy*

Diversos sistemas de controle de processo utilizando a lógica *fuzzy* foram desenvolvidos e relatados na literatura científica. No entanto, visto que não foram encontrados na literatura trabalhos sobre modelagem e controle *fuzzy* aplicados ao controle de propriedades de fluidos de perfuração, nem mesmo sobre o controle de densidade de fluidos, esta seção descreve alguns trabalhos de controle de nível, controle de pH e controle de temperatura em reator utilizando a lógica *fuzzy*. Ao final desta seção são demonstrados os resumos dos trabalhos na Tabela 1, Tabela 2 e Tabela 3.

2.5.1 Controladores *fuzzy* aplicados ao controle de nível em tanques de mistura

Lanas et al. (1999) desenvolveram dois controladores *fuzzy* independentes utilizando estruturas Neuro-*Fuzzy* e o modelo de inferência Mamdani, um dos quais para o controle de nível de um tanque e o outro para controle da coloração do fluido no misturador de um processo de preparo de fluido colorido em tanque de mistura. O controlador Neuro-*Fuzzy* foi empregado como criador automático da base de regras através da avaliação permanente do erro do sistema durante a fase de aprendizado. Os experimentos realizados demonstraram que a utilização de dois controladores Neuro-*Fuzzy* independentes no controle de uma planta multivariável foi capaz de produzir bons resultados.

Luna Filho et al. (2002) propuseram um estudo de sistemas não-lineares, tendo como estudo de caso um tanque com escoamento turbulento na saída. Os pesquisadores realizaram uma comparação entre os controladores *fuzzy* e PI para o controle de nível do líquido. Foi construído um sistema para o controle de nível contendo bomba hidráulica, atuador, sensor de nível, tanques, computador e controlador implementado em *software*. Foram obtidos resultados de simulações e experimentais, onde o controlador *fuzzy* apresentou melhor desempenho para o controle de plantas comprovadamente não-lineares.

Shahraz e Boozajomehry (2008) propuseram a aplicação do controle *fuzzy* em processos químicos com não-linearidade severa e modelos desconhecidos. A proposta foi avaliada para sistemas com entrada e saída única (SISO) e múltiplas entradas e saídas (MIMO), em três processos distintos: reator CSTR isotérmico, reator CSTR não-isotérmico, controle de pH. Foi utilizado o modelo de inferência Mamdani no controlador *fuzzy*. Os resultados mostraram que o método proposto controlou as plantas de forma semelhante ao controlador convencional, que utiliza o modelo matemático do processo.

Rãduca et al. (2008) estudaram, através de simulações computacionais, a aplicação de um controlador *fuzzy* para o controle de nível de um tanque de óleo através do ajuste das válvulas de entrada e saída do tanque, considerando como perturbações: a variação da

quantidade de óleo na entrada e a saída do tanque; variação da pressão na tubulação; variação da temperatura do óleo e; variação dos vapores no tanque. Foi utilizado o modelo de inferência Mamdani e os resultados das simulações computacionais mostraram que o controlador *fuzzy* foi capaz de controlar o nível do tanque.

Panich (2010) desenvolveu um controlador *fuzzy* para o controle de nível de água de uma caldeira de vapor com o objetivo de alterar a porcentagem ideal de abertura da válvula de saída da caldeira quando a temperatura e a pressão no tanque forem alterados. Foi utilizado o modelo de inferência Mamdani e foram realizadas simulações computacionais considerando o efeito da temperatura e da pressão no nível da água no tanque.

Liang (2011) comparou experimentalmente o desempenho de um controlador *fuzzy*-PID com um controlador convencional PID para o controle de nível de tanques acoplados. O controlador *fuzzy*-PID utilizou o modelo de inferência Mamdani e mostrou melhor desempenho.

Souran et al. (2014) apresentaram um estudo do uso dos controladores convencional PID, controle *fuzzy* tipo-1 e tipo-2 para o controle de líquido no sistema de três tanques. A análise foi realizada através de simulação computacional e o desempenho dos controladores foi avaliado em termos do tempo de estabilização, tempo de subida, *overshoot*, integral do erro absoluto (IAE) e integral do erro absoluto com ponderação do tempo (ITAE). Os resultados de simulação do controle *fuzzy* tipo-2 foi melhor e o controlador PID forneceu resposta relativamente lenta e *overshoot* acentuado.

Prusty et al. (2014) apresentaram a implantação do controle *Fuzzy*-PID para o controle do nível de líquido em um tanque, comparando-o aos desempenhos dos controladores PID e *fuzzy* em termos de resposta temporal e índices de erro. O controlador *Fuzzy*-PID apresentou desempenho superior com o índice do erro absoluto 56,6% menor que o controlador PID e 55,6% menor que o controlador *fuzzy*.

Sabri e Al-Mshat (2015) apresentaram as simulações de controladores PID e *fuzzy* para controle de nível de água no tanque utilizando o *Labview*® como interface de programação. A partir das simulações, o controlador *fuzzy* apresentou mais vantagens, não apresentando *overshoot* e com desempenho melhor em termos dos índices IAE, ISE, ITAE e ITSE.

2.5.2 Controladores *fuzzy* aplicados ao controle de pH em reatores químicos

Heckenthaler e Engell (1995) desenvolveram um controlador *fuzzy* para o controle de pH em um reator CSTR em escala de laboratório, utilizando os modelos de inferência Mamdani e Takagi-Sugeno, que se mostraram mais eficientes quando comparados ao controlador clássico PI. O controlador *fuzzy* desenvolvido com o modelo Takagi-Sugeno apresentou desempenho superior ao controlador *fuzzy* utilizando os modelos de inferência Mamdani.

Onofre Filho (2011) propôs um controlador *Fuzzy*-PI do tipo Takagi-Sugeno para controle do pH em um reator CSTR de um processo petrolífero. O controlador *Fuzzy*-PI foi comparado a controladores PI e PI escalonado, onde o controlador proposto obteve os melhores resultados nos índices de desempenho IAE e ITAE, no tempo de acomodação e com *overshoots* menores.

2.5.3 Controladores *fuzzy* aplicados ao controle de temperatura e concentração em reatores químicos

Jesus (2013) implementou o controle da temperatura e concentração em um reator de leito fixo para o processo de síntese de anidrido ftálico utilizando as estratégias de controle convencionais e lógica *fuzzy*. Foram realizadas comparações nos desempenhos dos controladores PI, *Fuzzy*-PI e os mesmos na estrutura de cascata. Cada controlador teve seu desempenho analisado mediante perturbações do tipo degrau nas condições de alimentação dos reagentes. Os resultados evidenciaram o bom desempenho das estruturas de controle em cascata, que se mostraram eficientes para controlar a concentração do produto na saída do reator e garantir ao mesmo tempo um regime térmico seguro. No entanto, na presença de ruído, os controladores *Fuzzy*-PI apresentaram um desempenho superior ao dos controladores PI convencionais.

Deepa et al. (2015) compararam através de simulações o desempenho de controladores para o controle de temperatura em reator CSTR. Foram comparados os controladores PI e *Fuzzy*, no qual o *fuzzy* mostrou-se mais adequado para sistemas mais complexos, exibindo melhor resposta no índice de desempenho.

Tabela 1. Controladores *fuzzy* aplicados ao controle de nível em tanques de mistura.

Autores	Trabalho	Tipo de Controlador	Modelo de Inferência	Resultados
Lanas et al., 1999	Controle em processo de preparo de fluido colorido em Tanque de mistura	Neuro- <i>Fuzzy</i>	Mamdani	A utilização de dois controladores Neuro- <i>Fuzzy</i> independentes no controle de uma planta multivariável foi capaz de produzir bons resultados.
Luna Filho et al., 2002	Controle em Tanque com escoamento turbulento na saída	Comparação <i>Fuzzy</i> e PI	Mamdani	Foram obtidos resultados de simulações e experimentais, onde o controlador <i>fuzzy</i> apresentou melhor desempenho para o controle de plantas comprovadamente não-lineares.
Shahraz e Boozajomehry, 2008	Controle em reator CSTR isotérmico e reator CSTR não-isotérmico em sistemas SISO e MIMO.	<i>Fuzzy</i>	Mamdani	Os resultados mostraram que o método proposto controlou as plantas de forma semelhante ao controlador convencional, que utiliza o modelo matemático do processo.
Râduca et al., 2008	Controle em tanque de óleo	<i>Fuzzy</i>	Mamdani	As simulações computacionais mostraram que o controlador <i>fuzzy</i> foi capaz de controlar o nível do tanque.
Panich et al., 2010	Controle em caldeira de vapor	<i>Fuzzy</i>	Mamdani	Foram realizadas simulações computacionais considerando o efeito da temperatura e da pressão no nível da água no tanque.

Liang, 2011	Controle em tanques acoplados	Comparação <i>Fuzzy</i> -PID e PID	Mamdani	O controlador <i>fuzzy</i> -PID utilizou o modelo de inferência Mamdani e mostrou melhor desempenho.
Souran et al., 2014	Controle em sistema de três tanques	Comparação PID, <i>Fuzzy</i> tipo-1 e tipo-2	Mamdani	Os resultados de simulação do controle <i>fuzzy</i> tipo-2 foi melhor e o controlador PID forneceu resposta relativamente lenta e <i>overshoot</i> acentuado.
Prusty et al., 2014	Controle em Tanque	Comparação <i>Fuzzy</i> , <i>Fuzzy</i> -PID e PID	Mamdani	O controlador <i>Fuzzy</i> -PID apresentou desempenho superior com o índice do erro absoluto 56,6% menor que o controlador PID e 55,6% menor que o controlador <i>fuzzy</i> .
Sabri e Al-Mshat, 2015	Controle em Tanque	Comparação <i>Fuzzy</i> e PID	Mamdani	A partir das simulações, o controlador <i>fuzzy</i> apresentou mais vantagens, não apresentando <i>overshoot</i> e com desempenho melhor em termos dos índices IAE, ISE, ITAE e ITSE.

Tabela 2. Controladores *fuzzy* aplicados ao controle de pH em reatores químicos.

Autores	Trabalho	Tipo de Controlador	Modelo de Inferência	Resultados
Heckenthaler e Engell, 1995	Controle em reator CSTR	Comparação <i>Fuzzy</i> e PI	Mamdani e Takagi-Sugeno	O controlador <i>Fuzzy</i> mostrou-se mais eficiente que o controlador clássico PI. O controlador <i>fuzzy</i> desenvolvido com o modelo Takagi-Sugeno apresentou desempenho superior ao controlador <i>fuzzy</i> utilizando o modelo de inferência Mamdani.
Onofre Filho, 2011	Controle em reator CSTR	Comparação <i>Fuzzy</i> -PI, PI e PI escalonado	Takagi-Sugeno	O controlador <i>Fuzzy</i> -PI obteve os melhores resultados nos índices de desempenho IAE e ITAE, no tempo de acomodação e com <i>overshoots</i> menores.

Tabela 3. Controladores *fuzzy* aplicados ao controle de temperatura e concentração em reatores químicos.

Autores	Trabalho	Tipo de Controlador	Modelo de Inferência	Resultados
Jesus, 2013	Controle em reator de leito fixo para o processo de síntese de anidrido ftálico	Comparação PI, <i>Fuzzy</i> -PI e os mesmos na estrutura de cascata	Mamdani	Os resultados evidenciaram o bom desempenho das estruturas de controle em cascata para controlar a concentração do produto na saída do reator e garantir ao mesmo tempo um regime térmico seguro. No entanto, na presença de ruído, os controladores <i>Fuzzy</i> -PI apresentaram um desempenho superior aos controladores PI convencionais.

Deepa et al., 2015	Controle em reator CSTR	Comparação <i>Fuzzy</i> e PI	Mamdani	O controlador <i>Fuzzy</i> mostrou-se mais adequado para sistemas mais complexos, exibindo melhor resposta no índice de desempenho.
--------------------	-------------------------	------------------------------	---------	---

3 A UNIDADE EXPERIMENTAL

A unidade experimental utilizada nesta dissertação foi montada no Laboratório de Escoamento de Fluidos Giulio Massarani – LEF/UFRRJ – no Instituto de Tecnologia da Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro. A montagem da unidade experimental teve como objetivo desenvolver um protótipo para o preparo de fluidos de perfuração com monitoramento e controle em tempo real da densidade da suspensão utilizando uma estratégia de controle baseada na lógica *fuzzy*.

3.1 Montagem da Unidade Experimental

A unidade piloto utilizada nesta dissertação foi montada a partir de uma adaptação de uma unidade existente no LEF/UFRRJ desenvolvida por Barbosa (2016), cujo objetivo foi o desenvolvimento de uma célula de filtração com operação automática. A unidade de preparação de fluidos era composta por uma bomba helicoidal de deslocamento positivo, dois tanques de mistura, sensores para monitorar as propriedades do fluido e pressão da linha. A Figura 9 ilustra o esquema da unidade piloto pré-existente e a Figura 10 o seu diagrama P&ID.

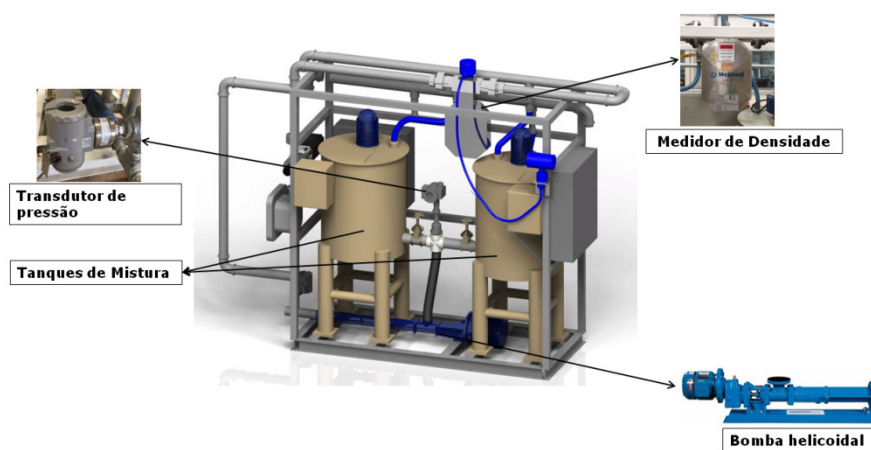


Figura 9. Unidade de filtração com operação automática. Fonte: Barbosa (2016).

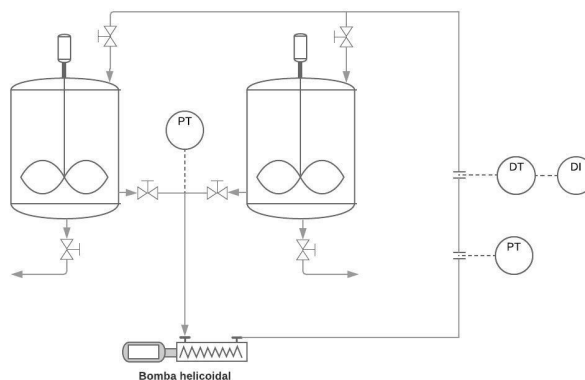


Figura 10. Diagrama P&ID da unidade pré-existente.

A unidade experimental para preparo de fluidos de perfuração foi adaptada de modo a manter os equipamentos e instrumentos existentes, todavia foi necessário a utilização de apenas um tanque de mistura. As adaptações feitas nesta unidade incluem a instalação de um sensor de nível, uma bomba dosadora, um alimentador de sólidos (moega vibratória) e um tanque de armazenamento de água.

Do ponto de vista operacional, têm-se um processo operando em regime de batelada alimentada, no qual o fluido é preparado em um tanque de mistura com agitação mecânica com dosagem de água e de adensante. Para a medição da densidade e da pressão da linha foi desenvolvido um sistema fechado de recirculação do fluido, no qual o fluido escoar por meio de bombeamento, passa pelo transmissor de pressão, pelo medidor de densidade e retorna ao tanque de mistura. Para o controle da densidade foram empregados como variáveis manipuladas a taxa de alimentação de sólido adensante (baritina) por meio do acionamento da moega vibratória e a vazão de água para o tanque por meio do acionamento de uma bomba helicoidal. O diagrama P&ID da unidade adaptada é ilustrado na Figura 11 e a foto da unidade na Figura 12.

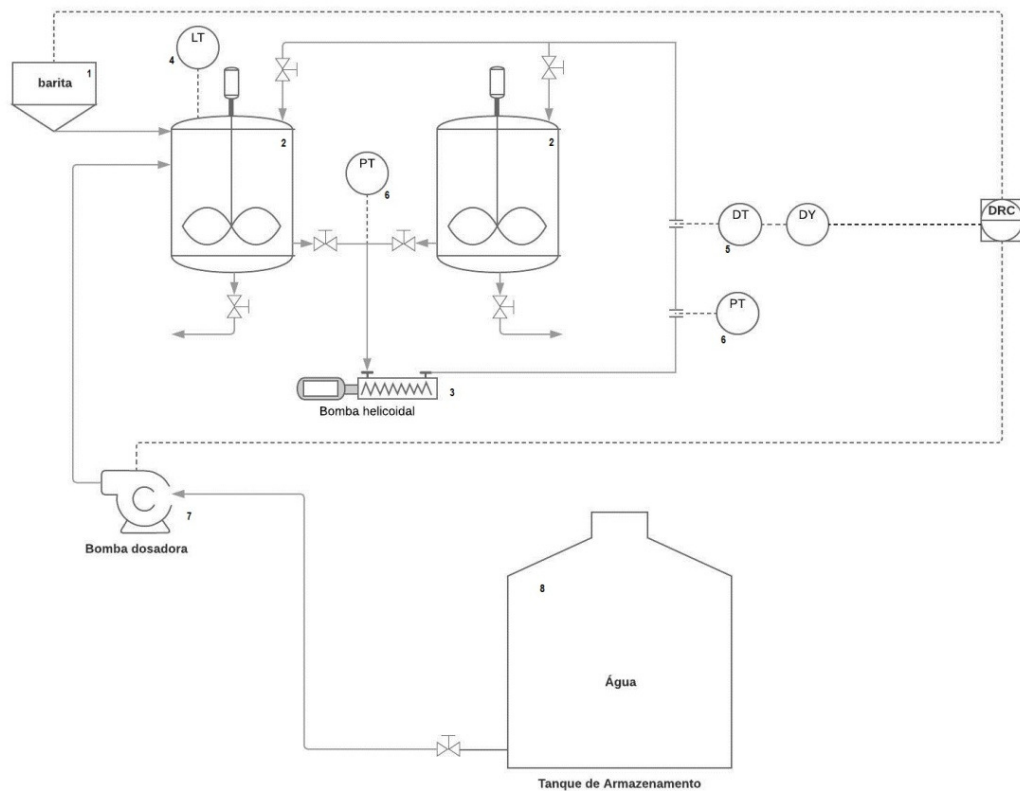


Figura 11. Diagrama P&ID da unidade de preparo de fluidos de perfuração: 1) Alimentador de sólidos; 2) Tanque de mistura; 3) Bomba helicoidal; 4) Sensor de nível; 5) Medidor de densidade; 6) Transdutor de pressão; 7) Bomba dosadora de água; 8) Tanque de armazenamento de água.



Figura 12. Foto da unidade de preparo de fluidos de perfuração.

A unidade piloto é dotada de uma bomba helicoidal de deslocamento positivo, fabricante Weatherford, motor Metalcorte, rotação 1700 rpm e potência 1,5 cv. Essa bomba é responsável por recircular o fluido no *loop* fechado com o objetivo de permitir a medição da densidade. A montante da bomba foi instalado um transdutor de pressão manométrica para a leitura da pressão de recalque na linha de recirculação. A leitura de pressão da unidade é realizada com o transdutor de pressão manométrica da SMAR, modelo LD291, com range de 9 a 360 psi. Os dados de pressão de recalque da linha foram coletados para fins de monitoramento. A bomba helicoidal é ilustrada na Figura 13 e o transdutor de pressão na Figura 14.



Figura 13. Bomba helicoidal de deslocamento positivo.



Figura 14. Transdutor de pressão.

A leitura da densidade é realizada por meio de um medidor mássico da Metroval, com saída analógica, modelo RHM20, instalado no *loop* de recirculação do fluido e ilustrado na Figura 15.



Figura 15. Medidor mássico com saída analógica.

O tanque de mistura utilizado para o preparo do fluido de perfuração (Figura 16 a) possui volume máximo de 150L com duas entradas de 3/4" na parte superior, uma para alimentação de água e a outra para o retorno do fluido que recircula, além de duas saídas de 1" na parte inferior do tanque, uma para a linha de sucção da bomba helicoidal e a outra para descarga manual no fundo do tanque, caso seja necessário. O tanque ainda possui uma janela no topo com dimensões 0,20m x 0,30m para a alimentação do sólido adensante do fluido e um agitador mecânico (Figura 16 b) do fabricante Mixtura Equipamentos Hidráulicos Ltda., modelo MIX159L, motor Weg, potência 0,5 cv.

Para o controle de nível de líquido no tanque foi instalado um sensor ultrassônico Siemens (Figura 16 c) modelo Sitrans Probe LU 7ML5221-28A11, saída analógica. O sensor é acoplado ao tanque através de uma conexão em rosca e pode fornecer dados através do *display*.

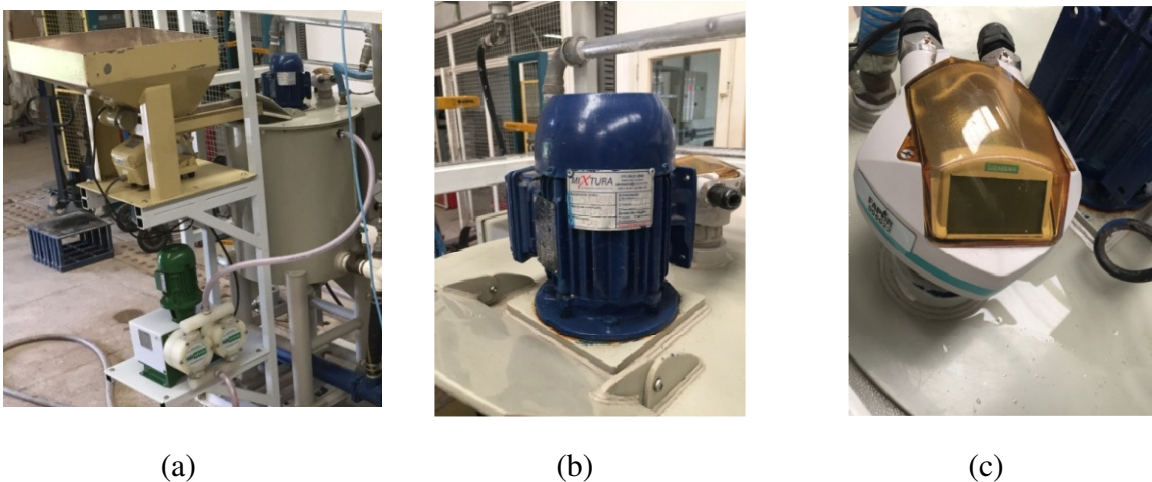


Figura 16. Tanque de mistura (a), Agitador mecânico (b) e Sensor de nível (c).

A alimentação da água no tanque para o preparo do fluido é realizada através de uma bomba dosadora do tipo diafragma da marca Grabe (Figura 17), motor Siemens com rotação de 1670 rpm e potência 0,5 cv. A água disponível para o processo fica armazenada em um tanque com capacidade de 1.500L do fabricante Grabe e ilustrado na Figura 18.



Figura 17. Bomba dosadora.



Figura 18. Tanque de água.

A alimentação de sólido adensante no tanque para o preparo do fluido é realizada por acionamento da Moega Vibratória do fabricante MVL Vibradores, tipo F.010 e ilustrada na Figura 19.



Figura 19. Moega vibratória.

A instalação elétrica dos equipamentos e instrumentos foi realizada em quadros elétricos contendo disjuntores, contadores, relés térmicos, inversores de frequência, fontes de alimentação de 24 Volts e fusíveis, conforme ilustrado na Figura 20.

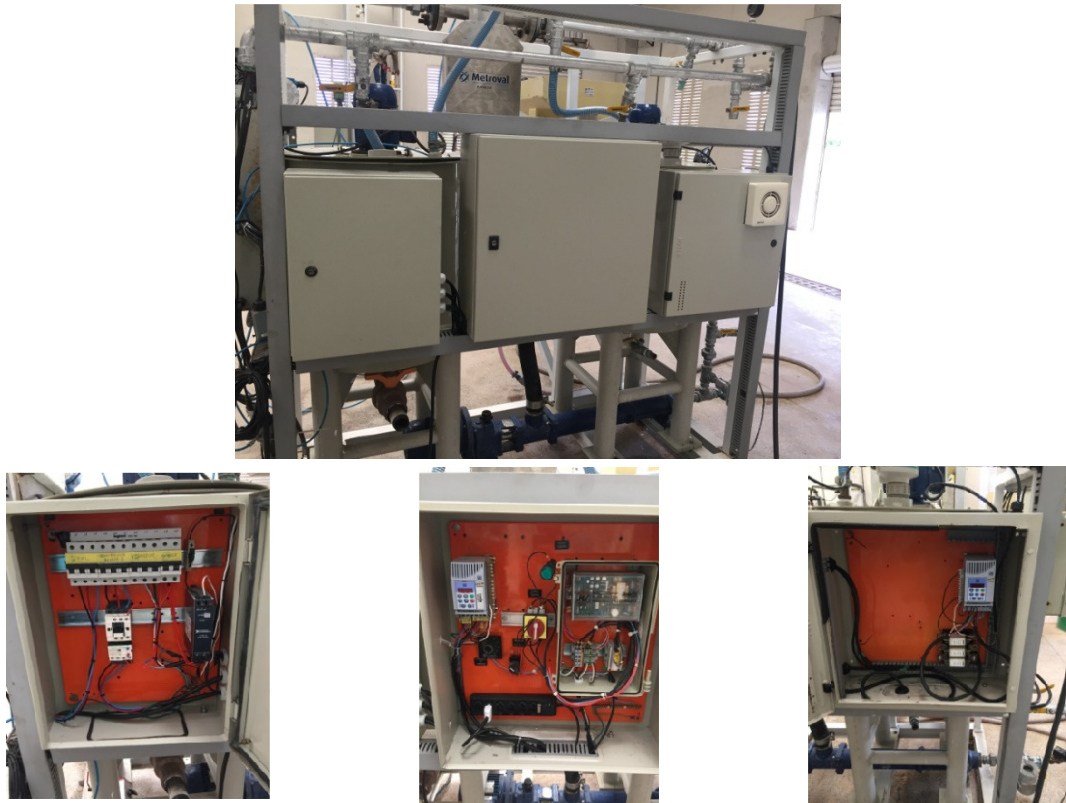


Figura 20. Quadros elétricos da unidade experimental (acima) e seus interiores (abaixo).

3.2 Caracterização do Sólido Adensante

O material adensante utilizado nos experimentos foi a barita ou baritina (BaSO_4), cujas características físico-químicas são apresentadas a seguir. A densidade do sólido foi medida no equipamento AccuPyc 1330, da marca Micromeritics, para uma massa de 14,951g. O valor médio da densidade foi de $3,81 \text{ g/cm}^3$, conforme os resultados apresentados na Tabela 4.

Tabela 4. Resultados da medição da densidade da barita.

Experimento 1	Experimento 2	Experimento 3	Experimento 4	Experimento 5
3,8109 g/cm^3	3,8117 g/cm^3	3,8119 g/cm^3	3,8118 g/cm^3	3,8116 g/cm^3

A análise granulométrica da barita foi realizada no equipamento Malvern Mastersizer 2000, cujos diâmetros (d) são apresentados na Tabela 5 e a curva de distribuição granulométrica do material adensante é apresentada na Figura 21.

Tabela 5. Análise granulométrica da barita.

diâmetro d(0,1)	diâmetro d(0,5)	diâmetro d(0,9)
1,547 μm	14,279 μm	46,249 μm

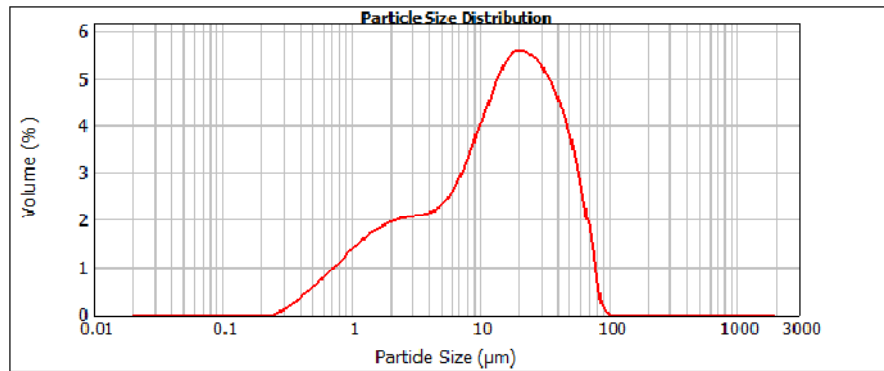


Figura 21. Distribuição granulométrica da barita

3.3 Calibração dos Equipamentos

Para a adição de barita e água no tanque de mistura através da moega vibratória e bomba dosadora, respectivamente, foi necessário estabelecer a relação entre o tempo de acionamento dos equipamentos e a massa adicionada, mantendo fixas as frequências de funcionamento dos equipamentos: 51 Hz para a moega vibratória, e 33 Hz para a bomba dosadora. Com essas frequências fixadas, foram medidos as massas dos materiais utilizando-se uma balança. A massa de barita (kg) que a moega vibratória alimenta foi disposta em um recipiente e, foram medidos as massas nos tempos de alimentação de 30 s, 60s, 90s, 120s, 150s e 180s. Similarmente, a massa de água (kg) que a bomba dosadora alimenta foi medida nos tempos 60s, 120s, 180s, 240s, 360s e 420s. Essa calibração foi necessária para que os equipamentos associados às variáveis manipuladas pudessem funcionar de forma temporizada, ou seja, o controlador calcula a massa de barita ou água a ser adicionada no tanque e os equipamentos funcionam durante o tempo necessário para adicionar a massa correspondente. Os equipamentos foram calibrados conforme as curvas de calibração apresentadas na Figura 22 para a manipulação da adição de barita e na Figura 23 para a manipulação da vazão de água.

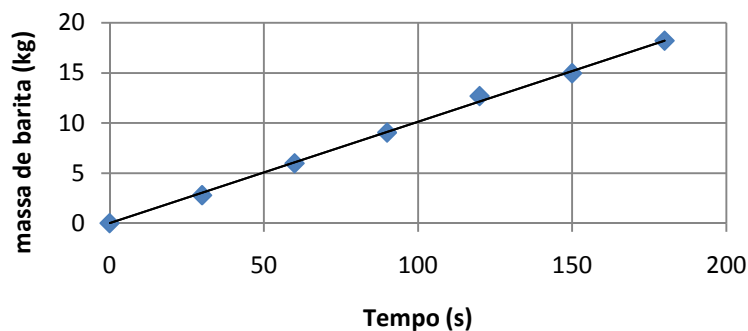


Figura 22. Curva de calibração para adição de barita: tempo de acionamento da moega versus massa de barita adicionada ($R^2 = 0,998$).

A relação obtida entre a massa de barita a ser adicionada e o tempo de agitação da moega é dada pela seguinte equação:

$$MB = 0,101t \quad (3.1)$$

em que MB é massa de barita (kg), t o tempo de agitação da moega (s) e R^2 é o coeficiente de determinação.

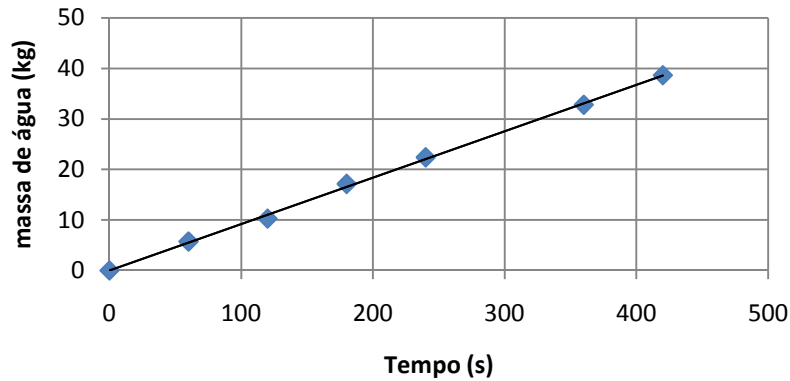


Figura 23. Curva de calibração para adição de água: tempo de acionamento da bomba versus massa de água adicionada ($R^2 = 0,999$).

Analogamente, a relação obtida entre a massa de água a ser adicionada e o tempo de bombeamento é dada pela equação (2) e MA é a massa de água (kg).

$$MA = 0,091t \quad (3.2)$$

3.4 Sistema de Aquisição de Dados

A aquisição de dados foi realizada utilizando o *hardware* da *National Instruments*, que é um sistema modular de aquisição de dados acoplados a placas NI-DAQ, instaladas no quadro elétrico e alimentadas por uma fonte de 24 Volts. No chassi foram instalados dois tipos de placas de aquisição: placas de entrada analógica, que recebem sinal de corrente elétrica; placas de saída analógica, que enviam sinal de corrente elétrica para sintonizar comandos de proporcionalidade, regular a rotação do motor etc. A placa de aquisição de dados de entrada analógica usada na unidade piloto é ilustrada na Figura 24.



Figura 24. Chassi modular e placa NI-DAQ de aquisição de dados. Fonte: *National Instruments* (2018).

O chassi de placas de aquisição de dados fica localizado no quadro elétrico (Figura 25) e, por meio das placas de entrada analógica, o sinal de corrente elétrica recebido dos sensores é interpretado e repassado para o controlador como informação do processo. As placas de saída analógica também transformam o comando dado pelo controlador em sinal de corrente para acionar os equipamentos.

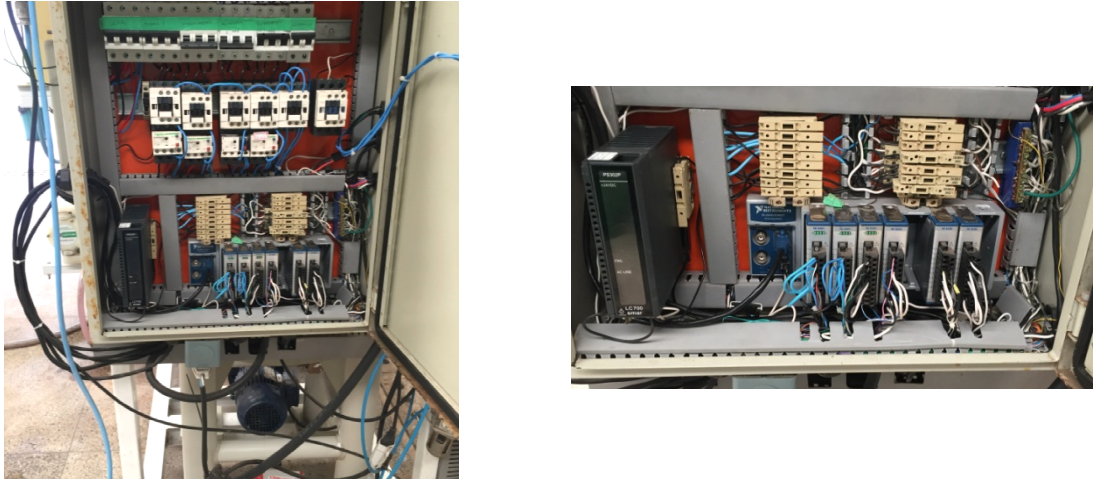


Figura 25. Quadro elétrico da unidade e detalhe do chassi de placas de aquisição de dados.

3.5 Software Supervisório da Unidade Experimental

Para operar a unidade experimental, foi desenvolvido um programa em linguagem *Labview*® correspondente ao sistema supervisório para monitoramento e controle do preparo do fluido, cuja tela principal é ilustrada na Figura 26.

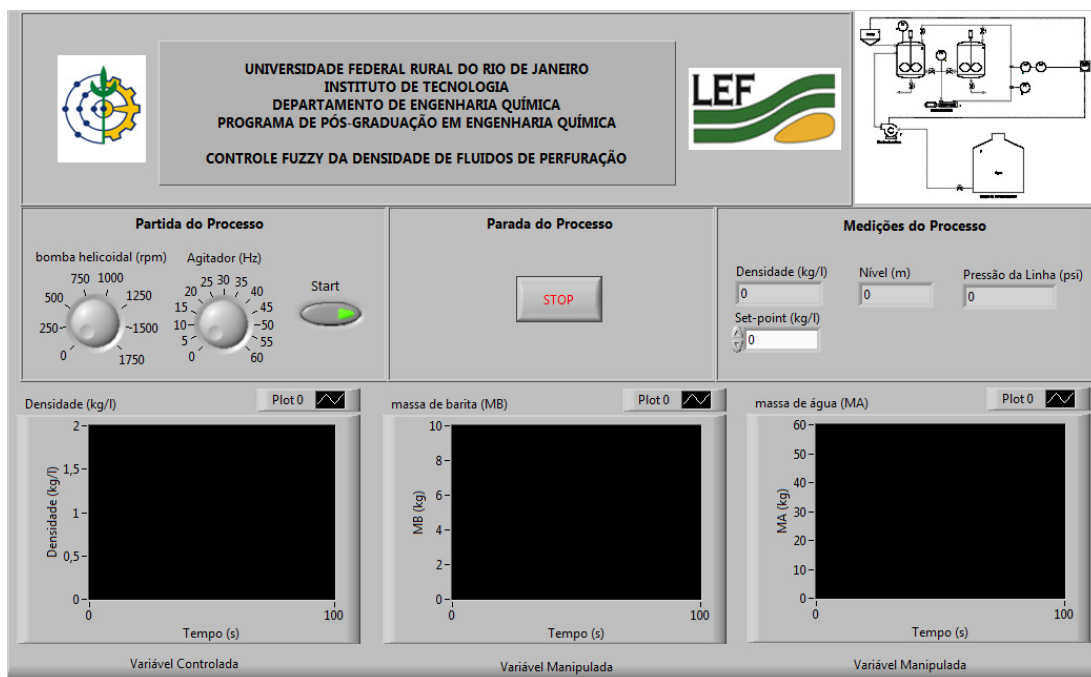


Figura 26. Sistema supervisório para monitoramento e controle *fuzzy* da unidade.

O software *Labview*® realiza a comunicação com o processo através das placas de aquisição NI-DAQ da *National Instruments* e a programação dos controladores foi realizada de acordo com o algoritmo ilustrado na Figura 27.

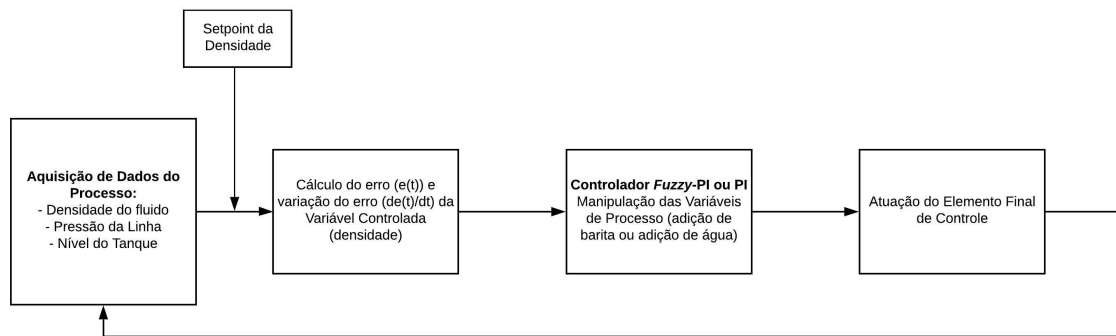


Figura 27. Sistema supervisorio para monitoramento e controle *fuzzy* da unidade.

O programa do sistema supervisorio faz a aquisição de dados em tempo real da densidade do fluido, do nível do tanque e da pressão manométrica da linha de recalque do *loop* de medição. A partir da comparação entre a medida da densidade do fluido no tanque e seu valor de referência (*set-point*), é calculado o erro ($e(t)$) e a variação do erro ($de(t)/dt$) a cada instante de medição. Esses dados são enviados como entradas ao controlador *fuzzy*, que calcula as ações das variáveis manipuladas, que são a massa (kg) de barita ou a massa de água que deve ser adicionada no tanque de mistura para manter o *set-point* de densidade. Com os valores calculados das variáveis manipuladas, os equipamentos de atuação no processo – a moega vibratória e a bomba dosadora – são acionados para adicionar as massas de barita ou de água, respectivamente, calculadas pelo controlador.

3.6 Metodologia Experimental

A operação da unidade experimental e a implementação do programa de monitoramento e controle do processo de preparo do fluido de perfuração requer a realização de um procedimento experimental para o correto funcionamento da unidade, cujo esquema é ilustrado na Figura 28.

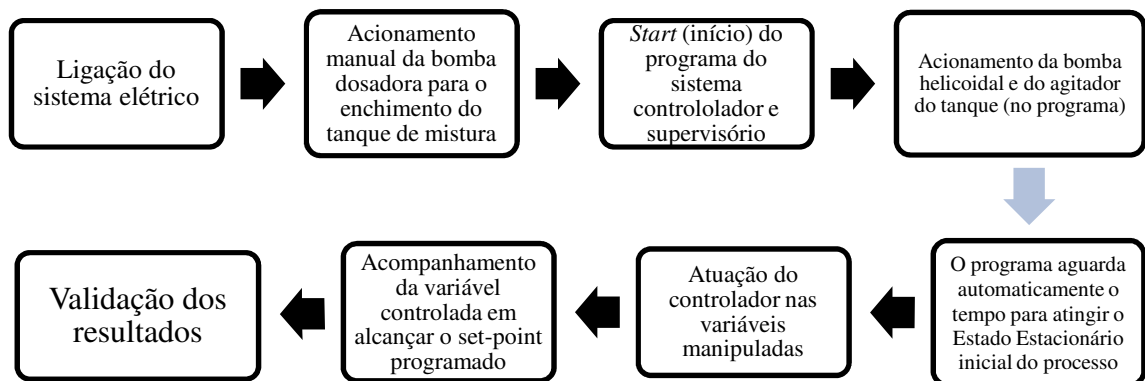


Figura 28. Procedimento experimental para controle da densidade.

Ligação do sistema elétrico:

Ligação do disjuntor principal de alimentação elétrica da unidade e posteriormente a ligação dos disjuntores dos equipamentos da planta piloto.

Acionamento manual da bomba dosadora:

O preparo do fluido inicia-se com um volume mínimo de água no tanque com o nível mínimo de 0,10 m. Considerando-se o início dos experimentos com o tanque vazio, é necessário o bombeamento de água, acionando a bomba dosadora, até o nível mínimo fixado. Isso implica também no sistema de recirculação do fluido, no qual a tubulação de entrada da bomba helicoidal fixada no tanque de mistura necessita deste nível mínimo para que esta realize a recirculação do fluido no tanque.

Start do programa do sistema controlador e supervisório:

Início das medições do processo e ações de controle no preparo do fluido.

Acionamento da bomba helicoidal e agitador do tanque:

A bomba helicoidal e o agitador são acionados no programa antes da dosagem de barita no tanque. A água inicial no tanque fica recirculando e sendo agitada para que as medições do processo sejam iniciadas. A bomba helicoidal e o agitador mecânico trabalham com velocidades fixas, nos valores de 1200 rpm e 30 Hz, respectivamente.

Tempo para atingir o Estado Estacionário inicial:

Está programado o tempo de 120 segundos para aguardar o processo alcançar o estado estacionário inicial e assim, liberar as ações de controle no processo de preparo do fluido.

Atuação do controlador nas variáveis manipuladas:

Após a estabilização da leitura da medição da densidade, o controlador atua no processo da seguinte forma:

1. Na condição da densidade medida estar abaixo do *set-point*, ocorre a dosagem de barita no tanque até chegar no *set-point* programado;
2. Na condição da densidade medida estar acima do *set-point*, ocorre a dosagem de água no tanque até retornar ao *set-point* programado;
3. Na condição da densidade medida estar no *set-point*, não ocorre ação de controle.

Acompanhamento da variável controlada em alcançar o *set-point* programado:

É realizado o acompanhamento gráfico da densidade em alcançar o *set-point* programado a partir das ações de controle do programa.

Validação dos resultados:

A partir do acompanhamento gráfico da medição da densidade ao longo do tempo, é verificado o alcance do objetivo em controlar a densidade de forma automatizada no processo de preparo do fluido.

4 ESTRATÉGIAS DE MODELAGEM E CONTROLE

Apresenta-se neste capítulo uma breve introdução à lógica *fuzzy* e a metodologia empregada para projetar os controladores *fuzzy* e clássico (PI), com especial detalhamento sobre a implementação da modelagem e controle *fuzzy* para o controle da densidade no preparo de fluidos de perfuração. Para comparação de desempenho do controlador *Fuzzy-PI* proposto, utilizou-se a estratégia de controle clássico na forma de um controlador PI.

4.1 Modelagem e Controle *Fuzzy*

4.1.1 Projeto do Controlador *Fuzzy-PI*

O principal objetivo deste trabalho foi avaliar o desempenho de um controlador baseado na lógica *fuzzy* para controlar a densidade de uma suspensão durante o seu preparo em um tanque de mistura.

A alternativa considerada para o controle da densidade no preparo de fluidos de perfuração foi usar um controlador *fuzzy* proporcional-integral, denominado controlador *Fuzzy-PI*, que tem como base de formulação a lei do controlador PI convencional. O controlador *Fuzzy-PI* possui como variáveis de entrada o erro ($e(t)$) e a derivada do erro ($de(t)$) e o sinal de saída é o incremento da variável manipulada.

A relação de cálculo do controlador *Fuzzy-PI* é obtida a partir da lei de controle PI, ou seja, a lei de controle resultante da soma das ações proporcional e integral, dada pela relação:

$$u(t) = K_c e(t) + K_I \int_0^t e(t) dt \quad (4.1)$$

em que $K_I = \frac{K_c}{\tau_I}$.

A lei do controlador na forma de velocidade é obtida derivando-se a equação anterior:

$$\frac{du(t)}{dt} = K_c \frac{de(t)}{dt} + K_I e(t) \quad (4.2)$$

Aproximando-se as derivadas da equação anterior por diferenças finitas com um incremento igual a um período de amostragem t_s , obtém-se a representação da lei de controle na forma discretizada, dada por:

$$\frac{u(k)-u(k-1)}{t_s} = K_c \frac{e(k)-e(k-1)}{t_s} + K_I e(k) \quad (4.3)$$

ou

$$\Delta U_k = K_c \Delta E_k + K_I e_k \quad (4.4)$$

onde $\Delta U_k = \frac{\Delta u_k}{t_s}$ e $\Delta E_k = \frac{\Delta e_k}{t_s}$.

O sinal de saída do controlador PI, portanto, é dado por:

$$u_k = u_k + \Delta U_k \quad (4.5)$$

Tomando-se como base a equação anterior para o controlador PI, escreve-se a equação correspondente do controlador *Fuzzy*-PI na equação abaixo e a sua representação esquemática é ilustrada na Figura 29.

$$K U_K = K_d \Delta E_k + K_e e_k \quad (4.6)$$

onde $K U_K = \Delta U_k$.

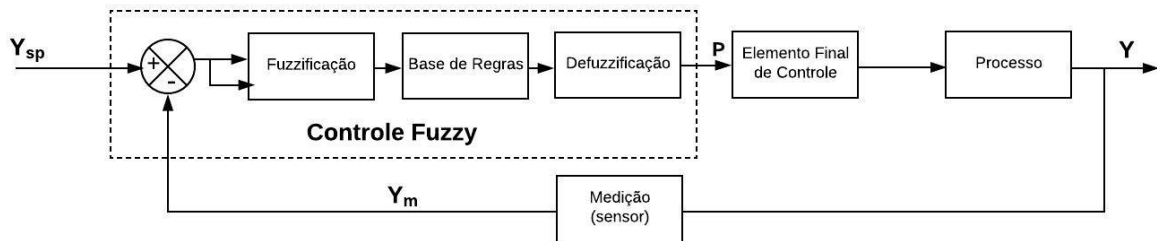


Figura 29. Estrutura de cálculo do controlador *Fuzzy*-PI. Fonte: Seborg et al.(2004).

4.1.1.1 Modelagem do sistema usando a lógica fuzzy

Para a aplicação do controle *fuzzy* no preparo do fluido de perfuração definiu-se como variável controlada a densidade do fluido (ρ) e como variáveis manipuladas as massas adicionadas de barita (kg) e de água (kg). O controlador *Fuzzy*-PI possui duas entradas, o erro (E) e a variação do erro (ΔE), e como saídas as massas de barita (kg) e de água (kg). Os universos de discurso ou ranges considerados para essas variáveis foram: $-0,20 \leq E \leq 0,20$; $-0,20 \leq \Delta E \leq 0,20$; $0 \leq \text{massa de barita} \leq 2$ e; $0 \leq \text{massa de água} \leq 4$.

Estes valores foram determinados a partir do conhecimento prévio de simulações, utilizando a regra de mistura abaixo e considerando a mistura binária água e barita como sendo ideal.

A partir da definição de densidade:

$$\rho = \frac{m}{V} \quad (4.7)$$

onde ρ é a densidade, m a massa, V o volume.

A partir dessa definição obtém-se a extensão para a mistura, dada por:

$$\rho_f = \frac{MB + MA}{V_T} \quad (4.8)$$

onde ρ_f é a densidade do fluido, MB a massa de barita, MA a massa de água e V_T o volume total.

Assim,

$$V_T = V_{barita} + V_{água} \quad (4.9)$$

$$V_{barita} = \frac{MB}{\rho_{barita}} \quad (4.10)$$

$$V_{água} = \frac{MA}{\rho_{água}} \quad (4.11)$$

Fazendo as substituições adequadas, chega-se a:

$$V_T = \frac{MB}{\rho_{barita}} + \frac{MA}{\rho_{água}} \quad (4.12)$$

e

$$\rho_f = \frac{MB + MA}{\frac{MB}{\rho_{barita}} + \frac{MA}{\rho_{água}}} \quad (4.13)$$

A partir da última equação diversas simulações foram realizadas para determinar as possíveis quantidades de barita e água na mistura, além da correção necessária desses componentes para buscar o *set-point* desejado da densidade no processo de produção do fluido.

4.1.1.2 Funções de pertinência

O erro (E) é calculado pela diferença entre o valor do *set-point* e o valor medido da densidade e a variação do erro (ΔE) é obtida a partir da derivada do erro ($de(t)$). Essas

entradas no controlador são representadas por um conjunto de sete funções de pertinências ilustrados na Figura 30. As variáveis de saída massa de barita (MB) e massa de água (MA) foram representadas por um conjunto de três funções de pertinência cada e são ilustrados na Figura 31 e na Figura 32, respectivamente.

Os rótulos linguísticos atribuídos às funções de pertinências das variáveis de entrada erro (E) e variação do erro (ΔE) foram: NA (negativo alto), NM (negativo médio), NB (negativo baixo), Z (zero), PB (positivo baixo), PM (positivo médio) e PA (positivo alto). Para as variáveis de saída massa de barita (MB) e massa de água (MA) foram atribuídas três funções de pertinência: B (baixo), M (médio), A (alto). Esses rótulos permitem inferir 49 (quarenta e nove) regras *fuzzy*, porém na condição do erro zero não há atuação do controlador nas variáveis manipuladas, logo a base de regras *fuzzy* totaliza 42 regras de inferência. O sistema de inferência utilizado foi do tipo Mamdani.

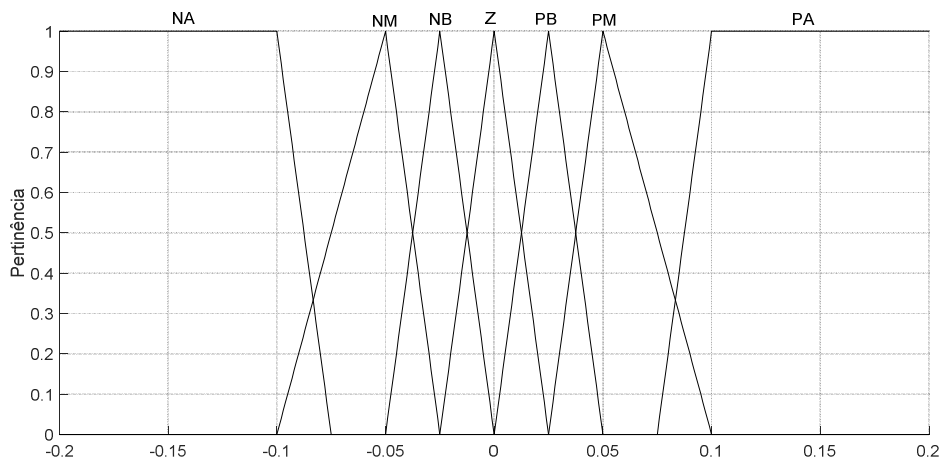


Figura 30. Conjuntos *fuzzy* das variáveis erro (E) e variação do erro (ΔE).

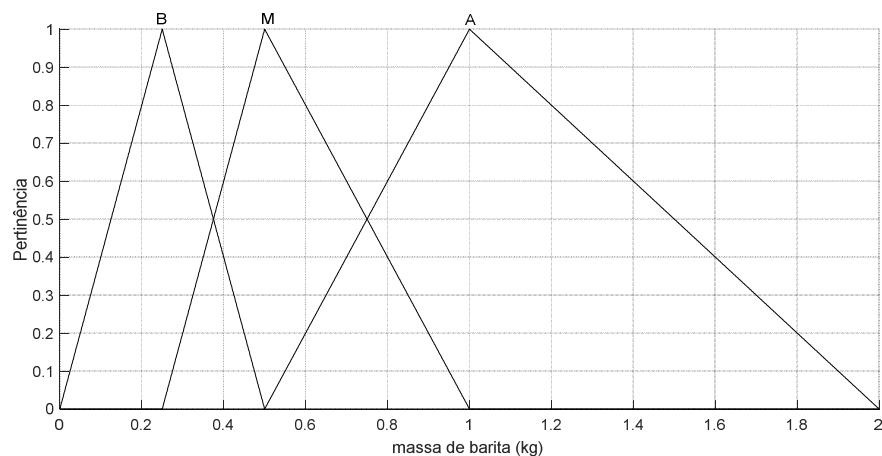


Figura 31. Conjuntos *fuzzy* da variável massa de barita (MB).

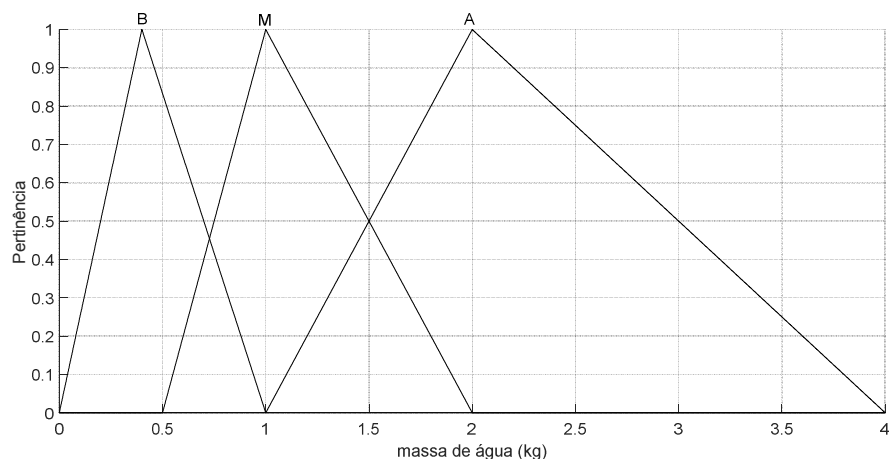


Figura 32. Conjuntos *fuzzy* da variável *massa de água (MA)*.

As variáveis *fuzzy* de entrada são representadas na Tabela 6 e as de saída na Tabela 7, assim como os respectivos tipos de funções de pertinência e parâmetros utilizados na modelagem *fuzzy*.

Tabela 6. Variáveis *fuzzy* de entrada do controlador *Fuzzy-PI*.

Variável	Função de Pertinência	Tipo	Parâmetros
<i>E/ΔE</i>	PA	Trapezoidal	[0.075 0.1 0.2 0.3]
	PM	Triangular	[0.025 0.05 0.1]
	PB	Triangular	[0 0.025 0.05]
	Z	Triangular	[-0.025 0 0.025]
	NB	Triangular	[-0.05 -0.025 0]
	NM	Triangular	[-0.10 -0.05 -0.025]
	NA	Trapezoidal	[-0.30 -0.20 -0.10 -0.075]

Tabela 7. Variáveis *fuzzy* de saída do controlador *Fuzzy-PI*.

Variável	Função de Pertinência	Tipo	Parâmetros
<i>MB</i>	B	Triangular	[0 0.25 0.50]
	M	Triangular	[0.25 0.5 1.0]
	A	Triangular	[0.50 1.0 2.0]
<i>MA</i>	B	Triangular	[0 0.40 1.0]
	M	Triangular	[0.50 1.0 2.0]
	A	Triangular	[1.0 2.0 4.0]

4.1.1.3 Regras de inferência fuzzy

A base de regras para o controlador *Fuzzy*-PI foi estabelecida a partir do conhecimento adquirido do sistema a partir de simulações usando a regra de mistura dada pela equação (4.32) e, na prática, a partir de diversos testes experimentais realizados previamente na unidade experimental. As 42 regras deduzidas a partir dessa base de conhecimento são apresentadas abaixo:

- Regra 1:** Se E é PA e ΔE é PA então MB é A ,
- Regra 2:** Se E é PA e ΔE é PM então MB é A ,
- Regra 3:** Se E é PA e ΔE é PB então MB é A ,
- Regra 4:** Se E é PA e ΔE é Z então MB é A ,
- Regra 5:** Se E é PA e ΔE é NB então MB é A ,
- Regra 6:** Se E é PA e ΔE é NM então MB é A ,
- Regra 7:** Se E é PA e ΔE é NA então MB é A ,
- Regra 8:** Se E é PM e ΔE é PA então MB é A ,
- Regra 9:** Se E é PM e ΔE é PM então MB é A ,
- Regra 10:** Se E é PM e ΔE é PB então MB é M ,
- Regra 11:** Se E é PM e ΔE é Z então MB é M ,
- Regra 12:** Se E é PM e ΔE é NB então MB é M ,
- Regra 13:** Se E é PM e ΔE é NM então MB é M ,
- Regra 14:** Se E é PM e ΔE é NA então MB é M ,
- Regra 15:** Se E é PB e ΔE é PA então MB é M ,
- Regra 16:** Se E é PB e ΔE é PM então MB é M ,
- Regra 17:** Se E é PB e ΔE é PB então MB é B ,
- Regra 18:** Se E é PB e ΔE é Z então MB é B ,
- Regra 19:** Se E é PB e ΔE é NB então MB é B ,
- Regra 20:** Se E é PB e ΔE é NM então MB é B ,
- Regra 21:** Se E é PB e ΔE é NA então MB é B ,
- Regra 22:** Se E é NB e ΔE é PA então MA é M ,
- Regra 23:** Se E é NB e ΔE é PM então MA é M ,
- Regra 24:** Se E é NB e ΔE é PB então MA é B ,
- Regra 25:** Se E é NB e ΔE é Z então MA é B ,
- Regra 26:** Se E é NB e ΔE é NB então MA é B ,
- Regra 27:** Se E é NB e ΔE é NM então MA é B ,
- Regra 28:** Se E é NB e ΔE é NA então MA é B ,
- Regra 29:** Se E é NM e ΔE é PA então MA é A ,
- Regra 30:** Se E é NM e ΔE é PM então MA é A ,
- Regra 31:** Se E é NM e ΔE é PB então MA é M ,
- Regra 32:** Se E é NM e ΔE é Z então MA é M ,
- Regra 33:** Se E é NM e ΔE é NB então MA é M ,
- Regra 34:** Se E é NM e ΔE é NM então MA é M ,
- Regra 35:** Se E é NM e ΔE é NA então MA é M ,
- Regra 36:** Se E é NA e ΔE é PA então MA é A ,
- Regra 37:** Se E é NA e ΔE é PM então MA é A ,

Regra 38: Se E é NA e ΔE é PB então MA é A ,

Regra 39: Se E é NA e ΔE é Z então MA é A ,

Regra 40: Se E é NA e ΔE é NB então MA é A ,

Regra 41: Se E é NA e ΔE é NM então MA é A ,

Regra 42: Se E é NA e ΔE é NA então MA é A .

As regras de inferência foram modeladas para duas condições: a primeira condição atua quando a densidade medida no processo é menor que a densidade de *set-point*, enquanto que a segunda condição atua quando a densidade medida no processo é maior que a densidade de *set-point*. A primeira condição envolve as regras de adensamento (adição de baritina) 1 a 21 e a segunda condição envolve as regras de diluição (adição de água) 22 a 42. O sistema de inferência *fuzzy* do controlador *Fuzzy-PI* é apresentado na Tabela 8.

Tabela 8. Regras de inferência *fuzzy*.

$\Delta E \backslash E$	PA	PM	PB	Z	NB	NM	NA
PA	(MB) - A	(MB) - A	(MB) - A	(MB) - A	(MB) - A	(MB) - A	(MB) - A
PM	(MB) - A	(MB) - A	(MB) - M	(MB) - M	(MB) - M	(MB) - M	(MB) - M
PB	(MB) - M	(MB) - M	(MB) - B	(MB) - B	(MB) - B	(MB) - B	(MB) - B
Z	ZERO	ZERO	ZERO	ZERO	ZERO	ZERO	ZERO
NB	(MA) - M	(MA) - M	(MA) - B	(MA) - B	(MA) - B	(MA) - B	(MA) - B
NM	(MA) - A	(MA) - A	(MA) - M	(MA) - M	(MA) - M	(MA) - M	(MA) - M
NA	(MA) - A	(MA) - A	(MA) - A	(MA) - A	(MA) - A	(MA) - A	(MA) - A

As superfícies de controle referentes às duas condições da regra de inferência *fuzzy* são apresentadas na Figura 33, a saída *massa de barita* (MB) em função das variáveis *erro* (E) e *variação do erro* (ΔE) e a imagem correspondente à saída *massa de água* (MA).

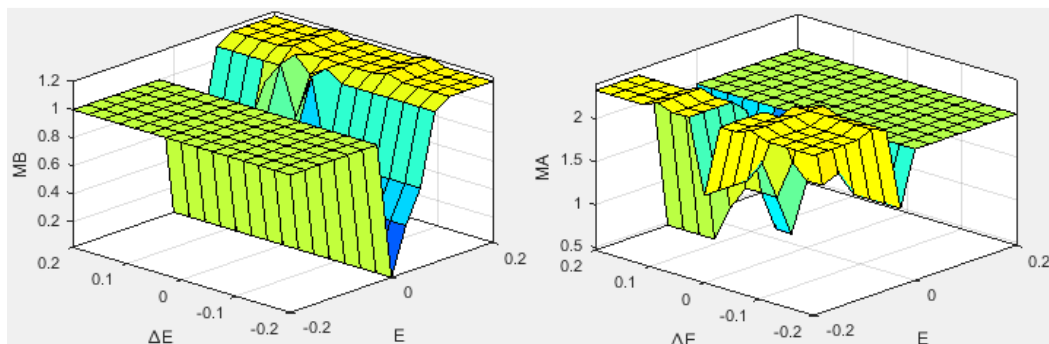


Figura 33. Superfícies de controle das duas condições da regra de inferência *fuzzy*.

4.1.1.4 Exemplo de aplicação da regra de inferência *fuzzy*

Este exemplo tem por objetivo ilustrar as etapas e as operações envolvidas no estabelecimento de uma predição de um valor para a variável manipulada *massa de barita* (MB) utilizando-se as regras de inferência *fuzzy* do tipo Mamdani adotadas neste trabalho.

O sistema consiste do processo de batelada alimentada para preparo de fluido de perfuração ilustrado na Figura 12 e objeto dessa dissertação. A densidade do fluido dentro do tanque deve ser controlada por manipulação da alimentação de barita (MB) ou alimentação de água (MA) no tanque de mistura.

As etapas de identificação da dinâmica do sistema, estabelecimento dos universos de discurso de cada uma das variáveis (*range*), atribuição de rótulos linguísticos para cada uma das variáveis e escolha das funções de pertinência (fase de *fuzzificação*) e estabelecimento das regras *fuzzy* (base de regras), já foram realizados anteriormente.

A aplicação das regras de inferência *fuzzy* envolveu as seguintes etapas: (i) realização das operações de inferência, agregação e composição; e (ii) *defuzzificação*. Inicia-se a inferência *fuzzy* por meio da operação de agregação, onde o cálculo dos antecedentes cujo conectivo “e” é por meio do operador “mínimo (min)” e, posteriormente, a operação de composição do consequente “então”, cujo operador é o “máximo (max)”.

Esta etapa de inferência e a seguinte, a de *defuzzificação*, são representadas na Figura 34, na qual se encontram indicadas as variáveis de entrada (E e ΔE) e de saída (MB) na abscissa e a pertinência (μ) na ordenada.

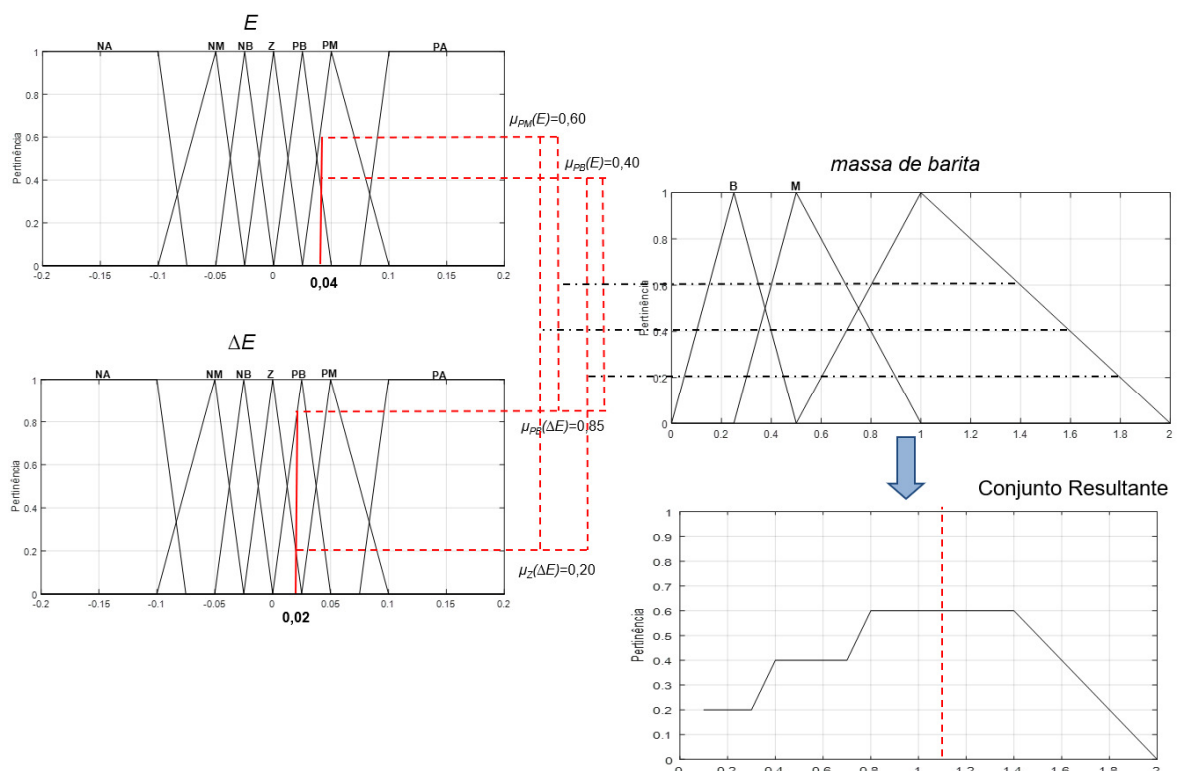


Figura 34. Etapas de aplicação das regras de inferência *fuzzy* para o tanque de mistura.

Tomando-se como exemplo os valores de 0,04 para o *erro* (E) e 0,02 para o ΔE e localizando estes valores na Figura 34, tem-se que a ordenada partindo do erro = 0,02 intercepta as funções de pertinência PB (positivo baixo) e PM (positivo médio) nos valores de pertinência $\mu_{PB}(E) = 0,40$ e $\mu_{PM}(E) = 0,60$, respectivamente. Da mesma forma, a ordenada partindo de $\Delta E=0,04$ intercepta as funções de pertinência de Z (zero) e PB (positivo baixo) nos valores de pertinência $\mu_Z(\Delta E) = 0,20$ e $\mu_{PB}(\Delta E) = 0,85$, respectivamente.

Em razão disso, das 42 regras listadas no item 4.1.1.3, apenas as regras R10, R11, R17, R18 são utilizadas para a obtenção da *massa de barita* (MB) a ser adicionada no processo. As operações são descritas abaixo:

- **Agregação:**

$$R10: \mu_{R10}(MB) = \mu_{PM}(E) \wedge \mu_{PB}(\Delta E) = \min(0,60;0,85) = 0,60$$

$$R11: \mu_{R11}(MB) = \mu_{PM}(E) \wedge \mu_Z(\Delta E) = \min(0,60;0,20) = 0,20$$

$$R17: \mu_{R17}(MB) = \mu_{PB}(E) \wedge \mu_{PB}(\Delta E) = \min(0,40;0,85) = 0,40$$

$$R18: \mu_{R18}(MB) = \mu_{PB}(E) \wedge \mu_Z(\Delta E) = \min(0,40;0,20) = 0,20$$

- **Composição:**

$$\mu_1(MB) = \mu_{R10}(MB) \wedge \mu_{R11}(MB) = \max(0,60;0,20) = 0,60$$

$$\mu_2(MB) = \mu_{R17}(MB) \wedge \mu_{R18}(MB) = \max(0,40;0,20) = 0,40$$

Portanto, a saída é truncada em $\mu_1(MB) = 0,60$ na função de pertinência Alto (A) e $\mu_2(MB) = 0,40$ truncada na função de pertinência Médio (M), conduzindo ao conjunto resultante conforme ilustrado na Figura 34.

A última etapa é a *defuzzificação*, que consiste em transformar os valores *fuzzy* obtidos acima em um valor real. Para essa operação foi utilizado o método do centro de área, com a seguinte operação:

$$MB_{COA} = \frac{(\mu_1(MB)MB_A + \mu_2(MB)MB_M)}{\mu_1(MB) + \mu_2(MB)} \quad (4.14)$$

$$MB_{COA} = \frac{(0,60 \cdot 1 + 0,40 \cdot 0,50)}{0,60 + 0,40} \quad (4.15)$$

$$MB_{COA} = 1,10 \text{ kg} \quad (4.16)$$

Assim, tem-se que o valor de saída inferido para *massa de barita* (MB) é 1,10 kg quando as variáveis de entrada, E e ΔE , assumem os valores de 0,04 e 0,02, respectivamente. Na aplicação do controle de processo, isso significa que o valor inferido da variável manipulada *massa de barita* (MB) é a quantidade de massa de barita (kg) que a moega vibratória deve adicionar no processo para a variável controlada, densidade (ρ), alcançar o valor de referência no processo (*set-point*).

4.2 Controlador Clássico Proporcional-Integral (PI)

Apresenta-se nesta seção a estratégia de controle clássico PI aplicado ao controle da densidade no preparo de fluidos de perfuração na unidade experimental. O controle PI foi utilizado neste trabalho como parâmetro de comparação de desempenho para o controlador *Fuzzy-PI*.

4.2.1 Projeto do controlador PI

O sinal de saída do controlador PI é o resultado da soma de duas ações de controle, a proporcional e a integral. A ação integral consiste numa resposta na saída do controlador que é proporcional a integral do erro no tempo, enquanto que a ação proporcional atua de forma proporcional a amplitude do erro num dado instante. A representação na forma de diagrama de blocos do controlador PI é ilustrada na Figura 35.

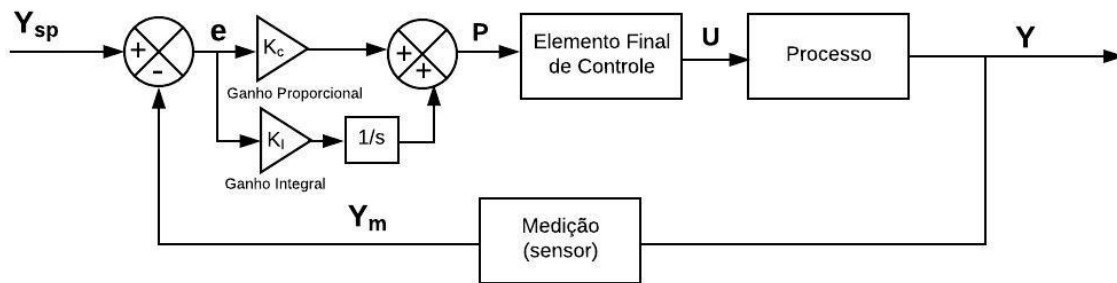


Figura 35. Estrutura do controlador PI.

A representação matemática do controlador PI é dada pela equação abaixo:

$$u(t) = K_C \left(e(t) + \frac{1}{\tau_I} \int_0^t e(t) dt \right) \quad (4.17)$$

onde $u(t)$ é o sinal de saída do controlador, $e(t)$ o erro (valor do *set-point* – valor medido), K_C o ganho proporcional e τ_I o tempo integral.

4.2.2 Sintonia do controlador PI

A estimação dos parâmetros do controlador PI foi realizada utilizando Método da Curva de Reação do Processo (OGATA, 2000). Este método se baseia na aplicação de uma perturbação degrau unitário na variável de entrada do processo e a avaliação em malha aberta da resposta da curva em S . A resposta da variável de saída frente a essa perturbação é denominada curva de reação do processo e é ilustrada na Figura 36.

Através da curva de reação do processo estimou-se o ganho proporcional (K_C) e a constante de tempo integral (τ_I) do controlador PI a partir dos parâmetros de tempo de retardo (L) e constante de tempo (T) com auxílio da Tabela 9.

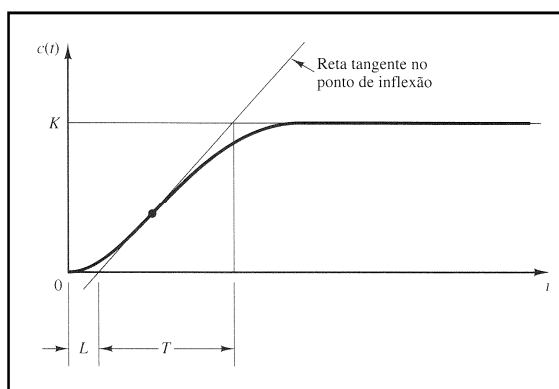


Figura 36. Representação do Método da Curva de Reação. Fonte: Ogata (2000).

Tabela 9. Regra de sintonia baseada na resposta do processo.

Controlador	K_C	τ_I	τ_D
P	T/L	∞	0
PI	$0,9T/L$	$L/0,3$	0
PID	$1,2T/L$	$2L$	$0,5L$

Com a unidade de preparo de fluido operando em malha aberta, aplicou-se uma perturbação degrau na entrada do sistema com alimentação de barita de 1 kg/s a partir do acionamento da moega vibratória e, posteriormente, outro degrau na entrada do sistema com alimentação de água de 1 kg/s a partir do acionamento da bomba dosadora. Na sequência, foram registradas as curvas de respostas do sistema, como ilustrado na Figura 37 e na Figura 38, respectivamente.

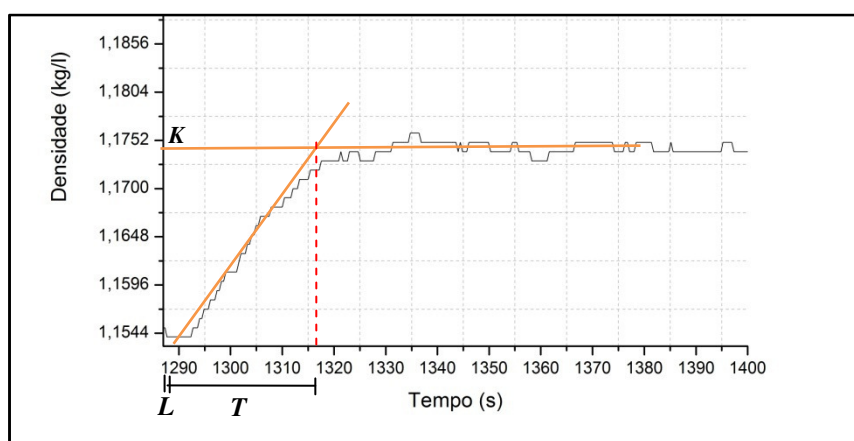


Figura 37. Curva de resposta ao degrau na adição de barita.

A partir das curvas de resposta do sistema, os parâmetros de tempo de retardo (L) e constante de tempo (T) foram obtidos e, com base na Tabela 9, os parâmetros K_C e τ_I foram estimados e apresentados na Tabela 10 para a adição de barita e na Tabela 11 para a adição de água.

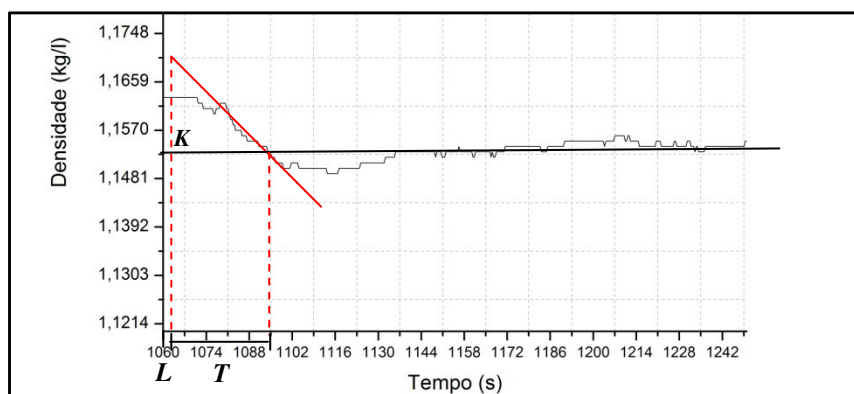


Figura 38. Curva de resposta ao degrau na adição de água.

Tabela 10. Determinação dos parâmetros do controlador PI para a adição de barita.

Controlador	L	T	K_C	τ_I
PI	1s	28s	25,2	3,33

Tabela 11. Determinação dos parâmetros do controlador PI para a adição de água.

Controlador	L	T	K_C	τ_I
PI	2s	33s	14,85	6,66

Após a realização da sintonia dos controladores por meio da metodologia descrita acima, verificou-se a necessidade de alguns ajustes finos na sintonia dos parâmetros dos controladores, na qual deseja-se acelerar a alimentação de barita e água, e alcançar o *set-point* de forma mais precisa e menos oscilatória. Tais ajustes foram realizados por tentativa e erro e os resultados finais são apresentados na Tabela 12.

Tabela 12. Sintonia final nos parâmetros dos controladores PI.

Controlador PI	K_C	τ_I
Adição de barita	20	0,9
Adição de água	20	0,1

4.3 Critérios e Índices de Desempenho

O desempenho dos controladores PI e *Fuzzy-PI* foram avaliados e comparados por meio dos critérios e índices de desempenho: tempo de subida, tempo de acomodação, *overshoot*, integral do valor absoluto do erro (IAE) e a integral do valor absoluto do erro com ponderação do tempo (ITAE).

O IAE utiliza o valor absoluto do erro, enquanto o ITAE pondera o erro absoluto pelo tempo. Esse índice é mais criterioso do que o IAE, pois penaliza erros que persistem por longos períodos (Seborg et al., 2004).

Os desempenhos em malha fechada dos dois controladores foram comparados para problemas de controle do tipo servo e regulador para a densidade de suspensões aquosas de barita e são apresentados na Tabela 13.

Tabela 13. Critérios e índices de desempenho.

Critérios e índices de desempenho	Determinação
Tempo de subida	Tempo necessário para a resposta (densidade) passar de 10% a 90% do valor de referência.
Tempo de acomodação	Tempo necessário para a curva de resposta alcançar e permanecer dentro da faixa $\pm 2\%$ em torno do valor de referência.
<i>Overshoot</i>	É a diferença entre o valor máximo de pico atingido e o valor de referência, expresso em percentual.
Integral do Erro Absoluto (IAE)	$IAE = \int_0^{\infty} e(t) dt$
Integral do Erro Absoluto com ponderação do tempo (ITAE)	$ITAE = \int_0^{\infty} t e(t) dt$

5 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Neste capítulo são apresentados os resultados referentes aos problemas de controle regulador e servo da densidade no preparo de suspensões aquosas de barita considerando-se as estruturas de controle propostas e apresentadas no capítulo anterior e utilizando o *software Labivew*® como sistema controlador e supervisor da unidade de preparo de fluidos do LEF/UFRRJ.

O primeiro problema apresentado consiste em regular a densidade do fluido no tanque de mistura, num processo em batelada alimentada, para perturbação imposta no processo que afeta diretamente a variável controlada.

O segundo problema estudo de caso consiste no problema servo de controle da densidade, onde o *set-point* é modificado em função do tempo e a variável controlada deve seguir o valor de referência.

A avaliação dos desempenhos dos controladores PI e *Fuzzy*-PI foi realizada por meio das características de suas respostas temporais – tempo de subida, tempo de acomodação de 2%, *overshoot* – e pelos índices de erro IAE e ITAE.

5.1 Avaliação das Estratégias de Controle em Problemas do Tipo Regulador

Nesta seção, faz-se a apresentação dos resultados que ilustram o desempenho dos dois controladores em problemas do tipo regulador. Foram observadas as respostas da variável controlada e manipuladas para um *set-point* mantido fixo em 1,2 kg/l, a partir de uma perturbação impulso de 16 kg de água no instante $t = 1930$ s. O tempo de amostragem foi de 15 segundos e o tempo de duração dos experimentos foi de 3.000 segundos. A perturbação imposta no sistema foi realizada com a alimentação da água no tanque de mistura através de um balde plástico.

5.1.1 Desempenho do controlador *Fuzzy*-PI

O desempenho do controlador *Fuzzy*-PI no controle da densidade do fluido é ilustrado na Figura 39, onde se pode verificar que a resposta temporal após a perturbação apresenta um tempo de subida de 342,24 s, tempo de acomodação (2%) de 2380,5s e *overshoot* percentual de 0,16%.

As ações das variáveis manipuladas, adição de massa de barita e de massa de água, são apresentadas na Figura 40. Ambas as respostas foram plotadas em um único gráfico, apresentado na Figura 41, para se observar como ocorreu a manipulação das variáveis ao longo do tempo e que nenhuma ação concomitante foi observada, o que corrobora o projeto adequado das regras de inferência e controle *fuzzy*.

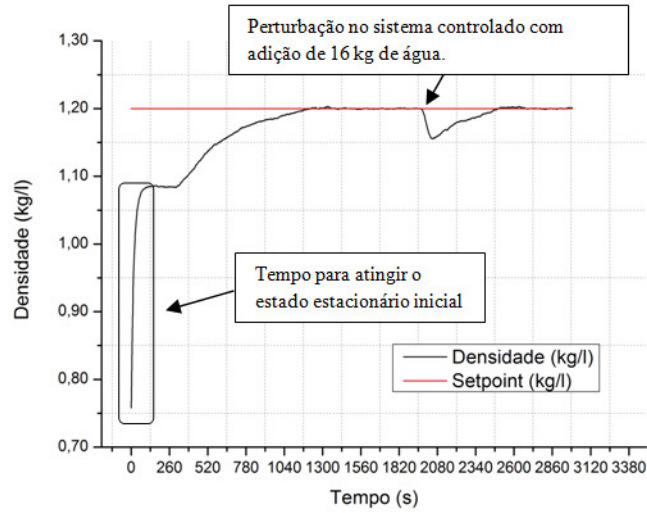
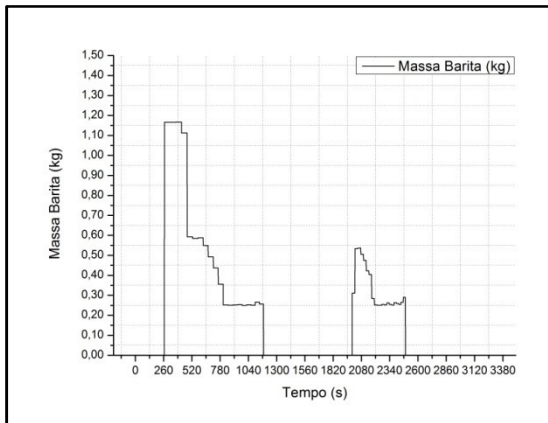
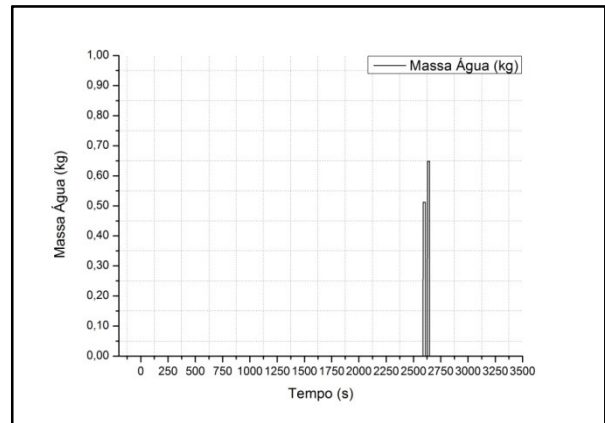


Figura 39. Resposta do processo sob ação do controlador *Fuzzy*-PI.



(a)



(b)

Figura 40. Registros das variáveis manipuladas massa de barita (a) e massa de água (b) implementadas pelo controlador *Fuzzy*-PI.

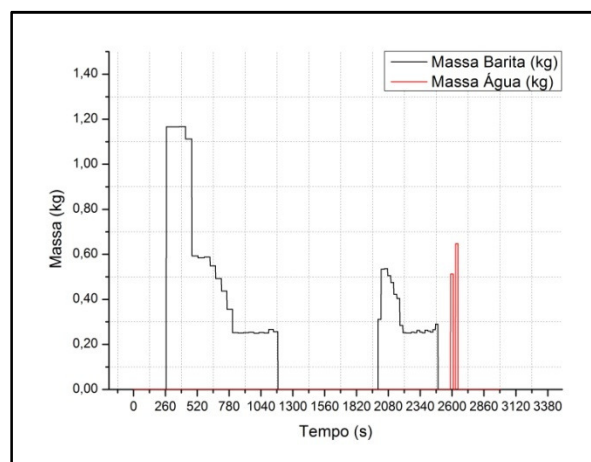
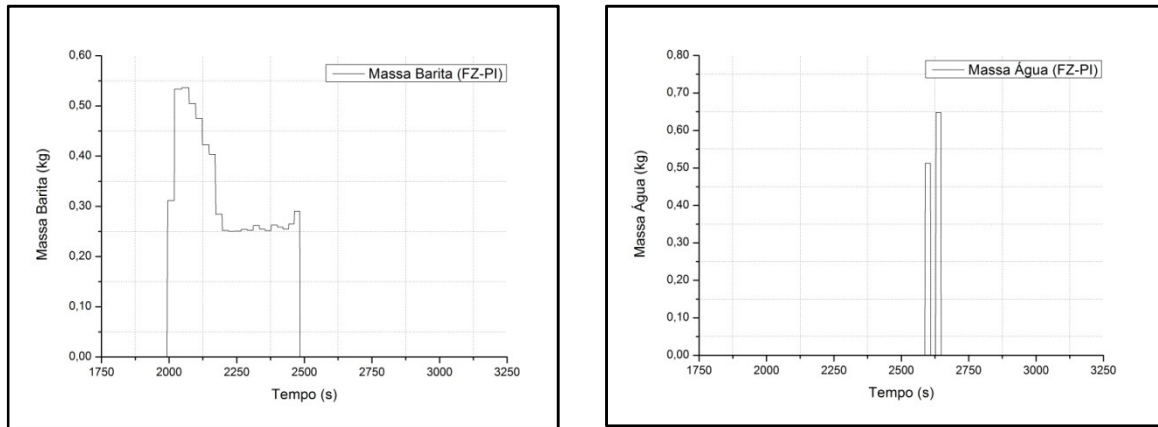


Figura 41. Superposição das ações das variáveis manipuladas implementadas pelo controlador *Fuzzy*-PI.

Similarmente, são apresentadas na Figura 42 as ações das variáveis manipuladas após a perturbação imposta. Ambas as respostas foram plotadas em um único gráfico, apresentado na Figura 43.



(a)

(b)

Figura 42. Registros das variáveis manipuladas massa de barita (a) e massa de água (b) implementadas pelo controlador *Fuzzy-PI* após a perturbação.

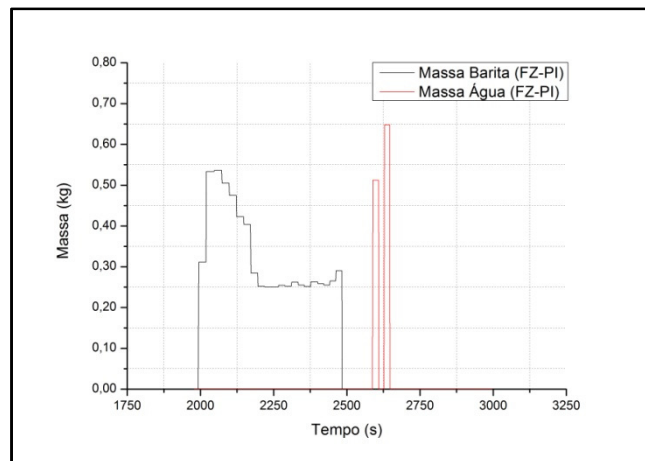


Figura 43. Superposição das ações das variáveis manipuladas implementadas pelo controlador *Fuzzy-PI* após a perturbação.

5.1.2 Desempenho do controlador PI

O desempenho do controlador PI no controle da densidade do fluido é ilustrado na Figura 44, onde se pode verificar que a resposta temporal após a perturbação apresenta um tempo de subida de 126,96 s, tempo de acomodação (2%) de 2192 s e *overshoot* percentual de 0,5%.

As ações das variáveis manipuladas, adição de massa de barita e de massa de água, são apresentadas na Figura 45. Ambas as respostas foram plotadas em um único gráfico, apresentado na Figura 46, para se observar como ocorreu a manipulação das variáveis ao longo do tempo e que nenhuma ação concomitante foi observada, o que atesta o projeto adequado do controlador PI.

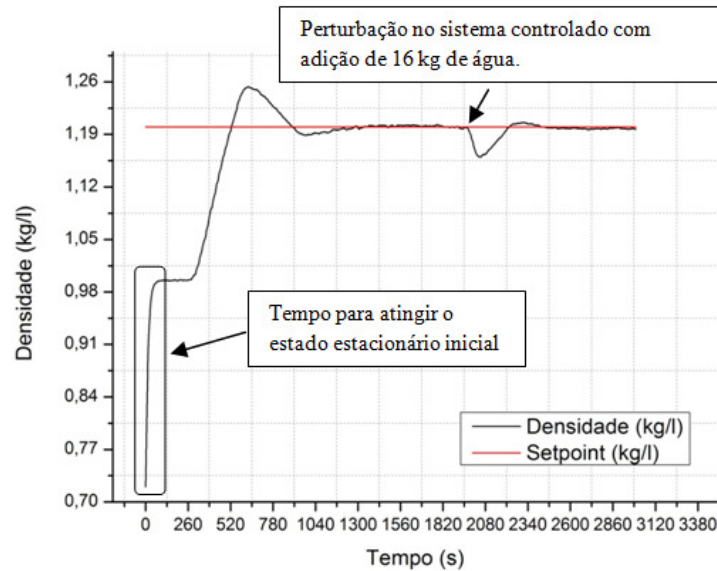
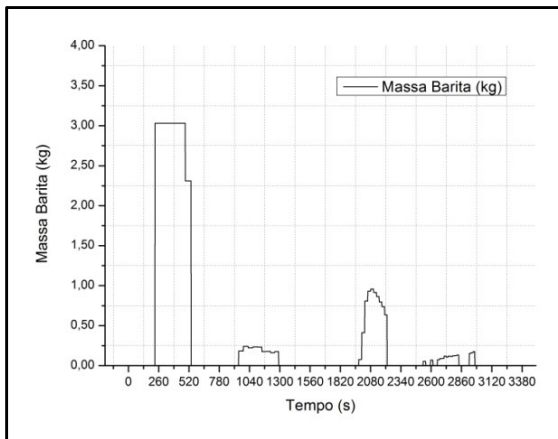
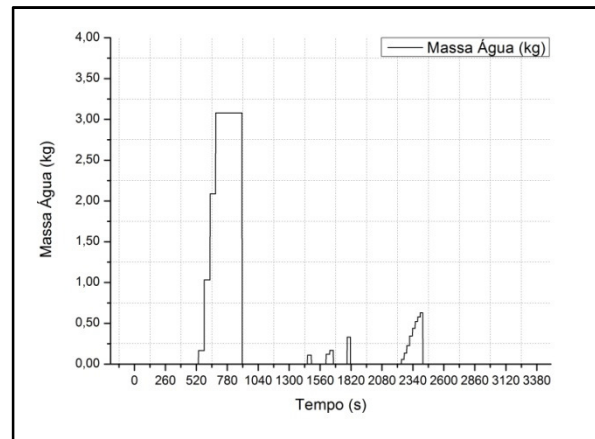


Figura 44. Resposta do processo sob ação do controlador PI.



(a)



(b)

Figura 45. Registros das variáveis manipuladas massa de barita (a) e massa de água (b) implementadas pelo controlador PI.

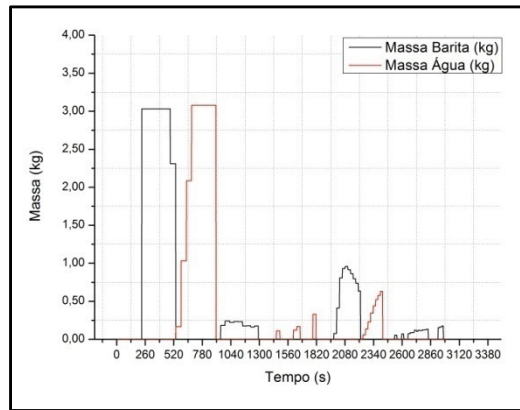
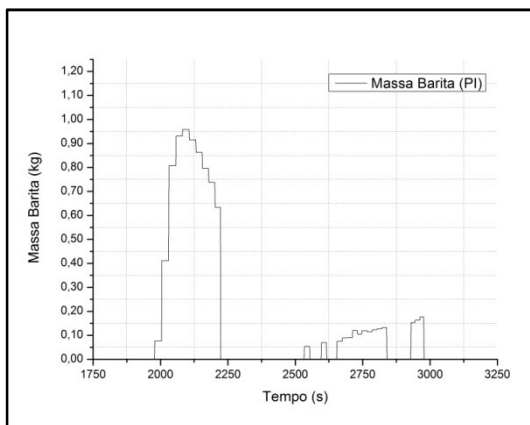
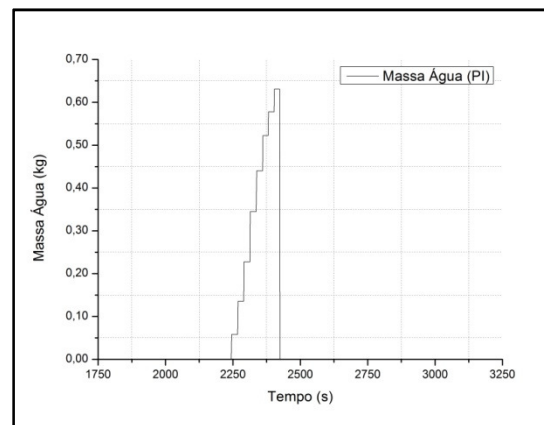


Figura 46. Superposição das ações das variáveis manipuladas implementadas pelo controlador PI.

Da mesma forma, são apresentadas na Figura 47 as ações das variáveis manipuladas após a perturbação imposta. Ambas as respostas foram plotadas em um único gráfico, apresentado na Figura 48.



(a)



(b)

Figura 47. Registros das variáveis manipuladas massa de barita (a) e massa de água (b) implementadas pelo controlador PI após a perturbação.

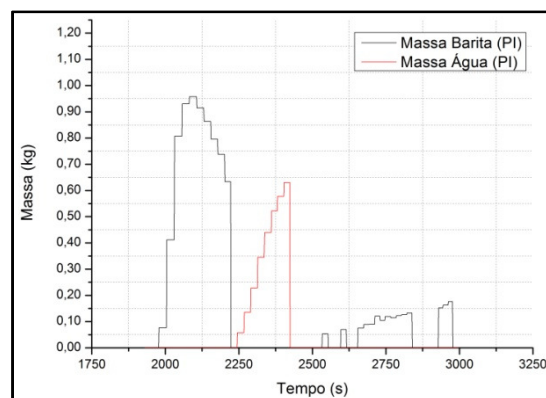


Figura 48. Superposição das ações das variáveis manipuladas implementadas pelo controlador PI após a perturbação.

5.1.3 Comparação do desempenho dos controladores *Fuzzy-PI* e *PI*

As respostas em malha fechada da variável controlada para os controladores *Fuzzy-PI* e *PI* para um *set-point* de 1,2 kg/l são apresentadas na Figura 49 e os respectivos índices de desempenho na Tabela 14 para auxiliar a comparação das respostas dos controladores.

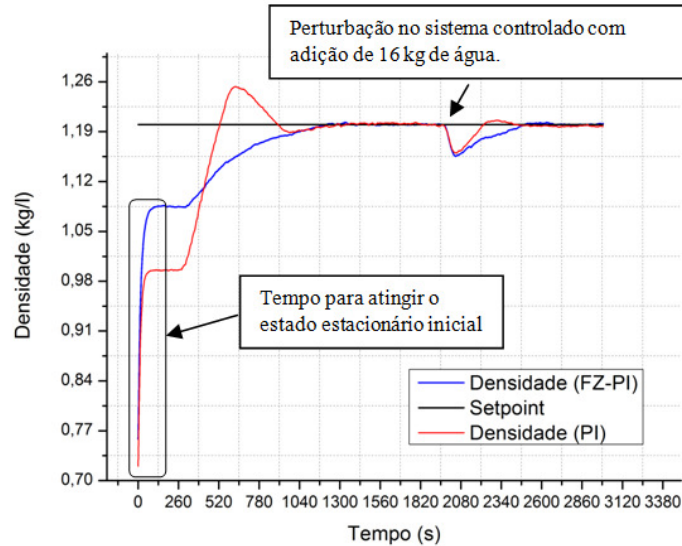


Figura 49. Respostas do processo sob ação dos controladores *Fuzzy-PI* e *PI*.

Conforme observado na Tabela 14, os índices apontam que o controlador *PI* obteve melhor resposta do que o *Fuzzy-PI* nos parâmetros tempo de subida e tempo de acomodação de 2%, já para o *overshoot*, o controlador *Fuzzy-PI* forneceu a melhor resposta.

Com o intuito de fornecer mais parâmetros de comparação, além dos índices de desempenho clássicos, alguns aspectos operacionais são apresentados e discutidos a seguir.

Tabela 14. Índices de desempenho dos controladores *Fuzzy-PI* e *PI* após a perturbação.

Controlador	Tempo de subida	Tempo de acomodação (2%)	<i>Overshoot</i>
<i>Fuzzy-PI</i>	342,24 s	2380,5 s	0,16%
<i>PI</i>	126,96 s	2192 s	0,50%

Um aspecto operacional bastante importante em operações industriais de grande porte, como é o caso da indústria de petróleo e gás, é a quantidade necessária de insumos para se realizar uma dada atividade, sobretudo em atividades *offshore*. Nesse sentido, apresenta-se na Figura 50 (a) a comparação visual entre as ações de controle de cada controlador para a adição de barita e na Figura 50 (b) o resultado equivalente para a adição de água. Já na Figura 51 são apresentadas as quantidades totais de barita e de água utilizadas por ambas estratégias de controle após a perturbação imposta no sistema.

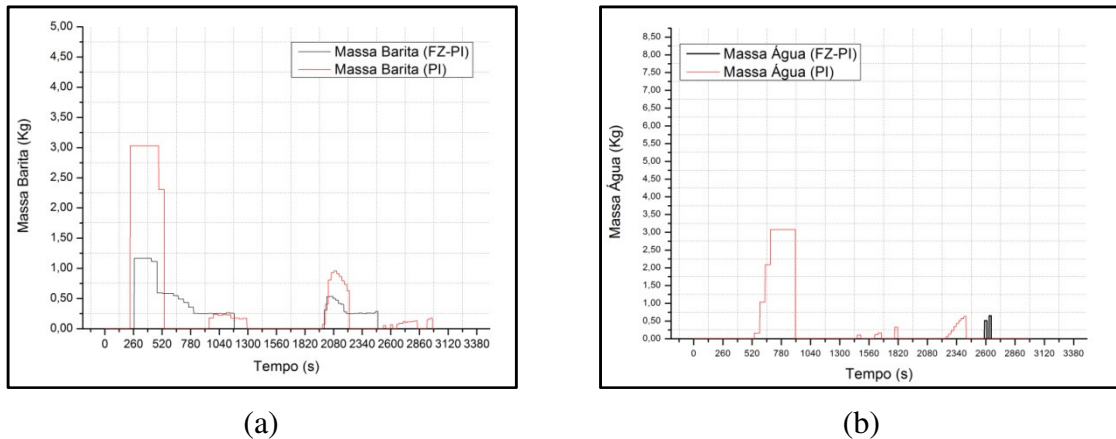


Figura 50. Registros das ações de controle para adição de barita (a) e de água (b) empregas pelos controladores *Fuzzy*-PI e PI.

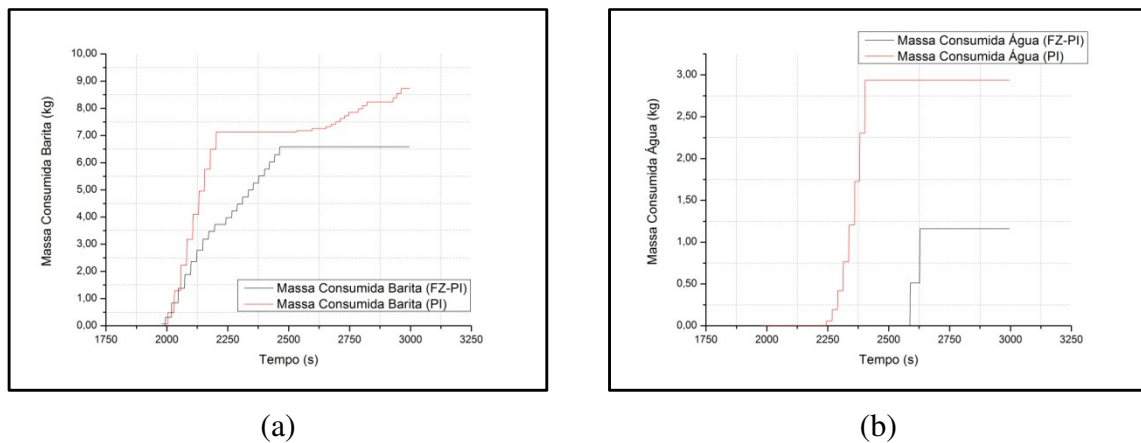


Figura 51. Registros das massas de barita (a) e de água (b) consumidas pelos controladores *Fuzzy*-PI e PI após a perturbação no sistema.

A partir dos resultados apresentados na Figura 51, é possível verificar que após a perturbação imposta no processo de preparo do fluido, o controlador PI apresentou um consumo final de água de 2,93 kg e 8,73 kg de barita, enquanto que o controlador *Fuzzy*-PI consumiu um total de 1,16 kg de água e 6,58 kg de barita. Dessa forma, o consumo de barita do controlador PI foi 33% maior do que do controlador *Fuzzy*-PI. Para o consumo de água, o controlador PI foi maior em 152%.

5.2 Avaliação das Estratégias de Controle em Problemas do Tipo Servo

Nesta seção, faz-se a apresentação dos resultados que ilustram o desempenho dos dois controladores quando submetidos aos experimentos referentes ao problema servo. Na Tabela 15 são apresentados os valores dos *set-points* determinados e o instante de tempo em que o mesmo foi modificado. O tempo de amostragem foi de 15 segundos e o tempo total dos experimentos foi de 6.360 segundos.

Tabela 15. *Set-points* para o problema servo ao longo do tempo.

Set-point (kg/l)	1,1	1,2	1,25	1,28	1,2
Tempo (s)	0	1.200	2.400	3.600	4.800

5.2.1 Desempenho do controlador *Fuzzy-PI*

O desempenho do controlador *Fuzzy-PI* no problema de controle servo da densidade do fluido é ilustrado visualmente na Figura 52 e por meio dos índices de desempenho com auxílio da Tabela 16.

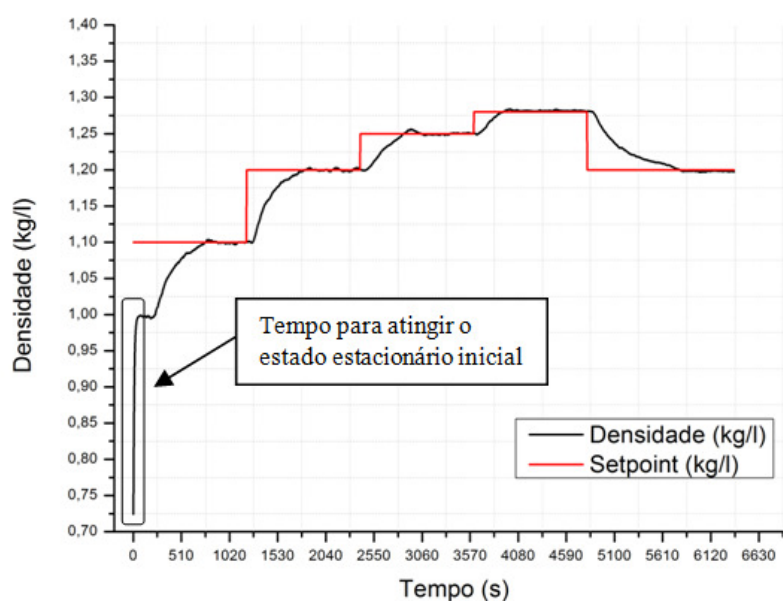
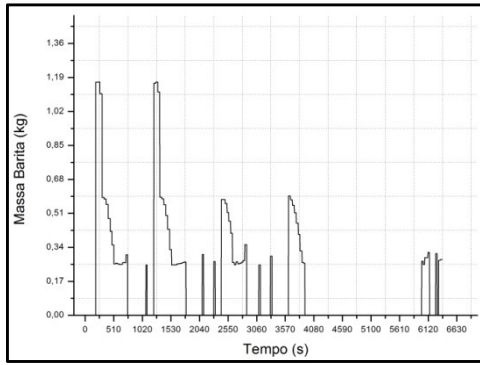


Figura 52. Respostas do processo sob ação do controlador *Fuzzy-PI* no problema de controle servo.

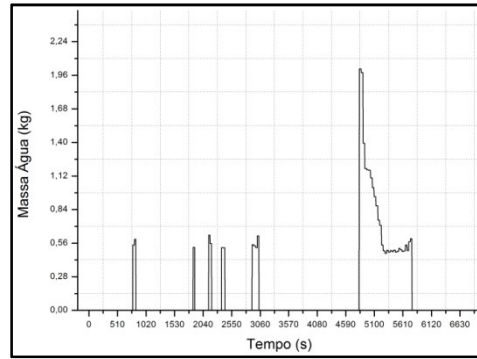
Tabela 16. Índices de desempenho do controlador *Fuzzy-PI* no problema de controle servo.

Set-point (kg/l)	1,1	1,2	1,25	1,28	1,2
Tempo de subida	393 s	377,01 s	307,44 s	973,76 s	1.778,72 s
Tempo de acomodação (2%)	575 s	1.058,50 s	1.047,70 s	1.052,16 s	1.858,16 s
Overshoot	0%	0,25%	0,48%	0,31%	0,27%

As ações das variáveis manipuladas, adição de massa de barita e de massa de água, são apresentadas na Figura 53 e ambas as respostas também são apresentadas em um único gráfico, na Figura 54, para se observar como ocorreu a manipulação das variáveis ao longo do tempo e que nenhuma ação concomitante foi observada, o que novamente corrobora o projeto adequado das regras de inferência e controle *fuzzy* também para o problema servo.



(a)



(b)

Figura 53. Registros das variáveis manipuladas massa de barita (a) e massa de água (b) implementadas pelo controlador *Fuzzy-PI* no problema de controle servo.

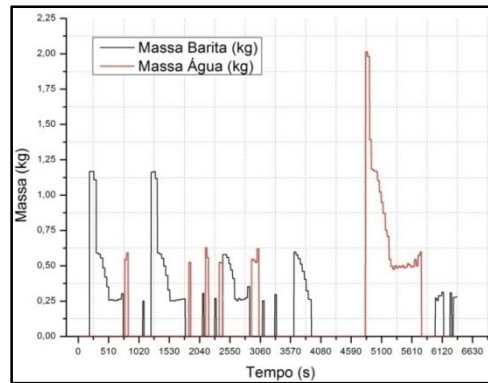


Figura 54. Superposição das ações de controle implementadas pelo controlador *Fuzzy-PI* no problema de controle servo.

5.2.2 Desempenho do controlador PI

O desempenho do controlador PI no problema de controle servo da densidade do fluido é ilustrado visualmente na Figura 55 e por meio dos índices de desempenho com auxílio da Tabela 17.

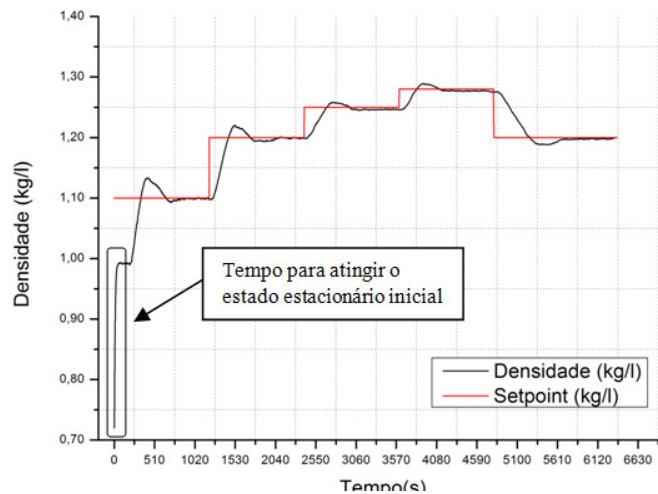
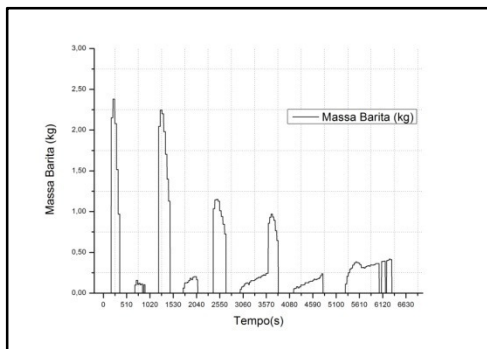


Figura 55. Respostas do processo sob ação do controlador PI, controle servo.

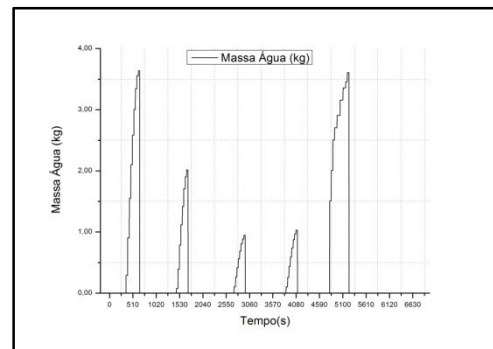
Tabela 17. Índices de desempenho do controlador PI no problema de controle servo.

<i>Set-point (kg/l)</i>	1,1	1,2	1,25	1,28	1,2
Tempo de subida	88,37 s	145,83 s	175,90 s	1.105,40 s	308,88 s
Tempo de acomodação (2%)	638,50 s	1.280,82 s	590,46 s	1.421,41 s	2.218,74 s
Overshoot	2,97%	1,58%	0,64%	0,70%	1,0%

As ações das variáveis manipuladas, adição de massa de barita e de massa de água, são apresentadas na Figura 56 e na Figura 57, ilustrando o bom desempenho do controlador PI também para o problema servo.



(a)



(b)

Figura 56. Registros das variáveis manipuladas massa de barita (a) e massa de água (b) implementadas pelo controlador PI no problema de controle servo.

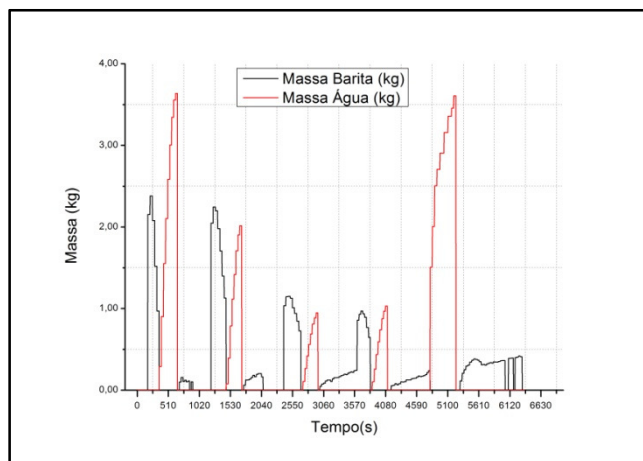


Figura 57. Superposição das ações de controle implementadas pelo controlador PI no problema de controle servo.

5.2.3 Comparação do desempenho dos controladores *Fuzzy-PI* e *PI*

As respostas em malha fechada da variável controlada para os controladores *Fuzzy-PI* e *PI* para o problema de controle servo são apresentadas na Figura 58, onde é possível

verificar que o controlador *Fuzzy*-PI atuou de forma mais conservativa, imprimindo ao processo uma resposta menos oscilatória e, conseqüentemente, com poucos *overshoots*.

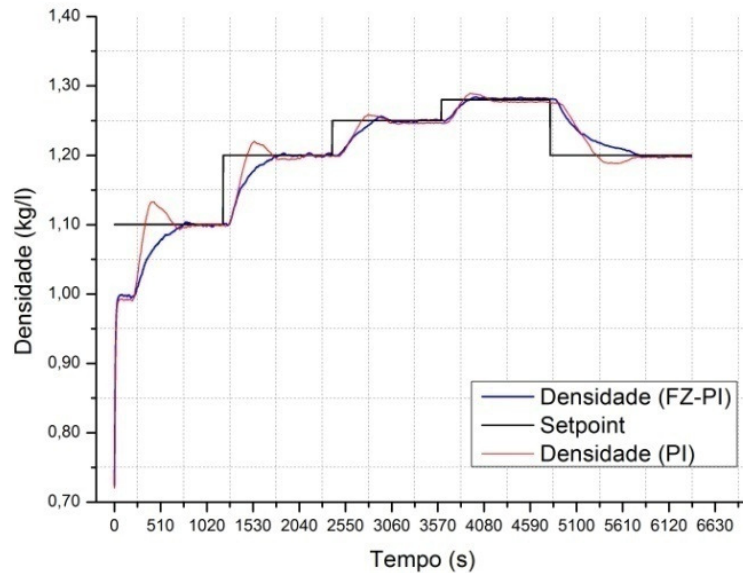


Figura 58. Respostas do processo sob ação dos controladores *Fuzzy*-PI e PI.

Os índices de desempenho dos controladores *Fuzzy*-PI e PI foram apresentados na Tabela 16 e na Tabela 17, respectivamente, permitindo concluir que o controlador PI obteve melhor resposta do que o *Fuzzy*-PI para o parâmetro de tempo de subida, enquanto o controlador *Fuzzy*-PI obteve melhor resposta para os parâmetros tempo de acomodação e percentual de *overshoot*.

Apresenta-se na Figura 59 (a) a comparação visual entre as ações de controle de cada controlador para a adição de barita e na Figura 59 (b) o resultado equivalente para a adição de água. A inspeção visual dessas figuras já é suficiente para destacar a economia de insumos obtida por meio da estratégia de controle *fuzzy*.

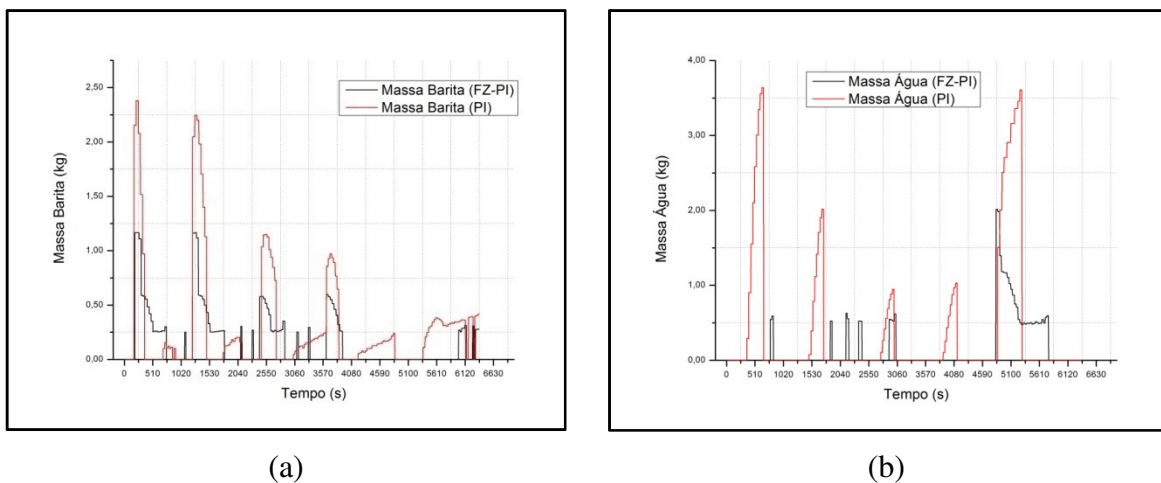


Figura 59. Registros das ações de controle para adição de barita (a) e de água (b) empregas pelos controladores *Fuzzy*-PI e PI.

Na Figura 60 são apresentadas as quantidades totais de barita e de água utilizadas por ambas estratégias de controle, onde mais uma vez é possível verificar facilmente a economia de insumos possibilitada pela estratégia de controle *fuzzy*.

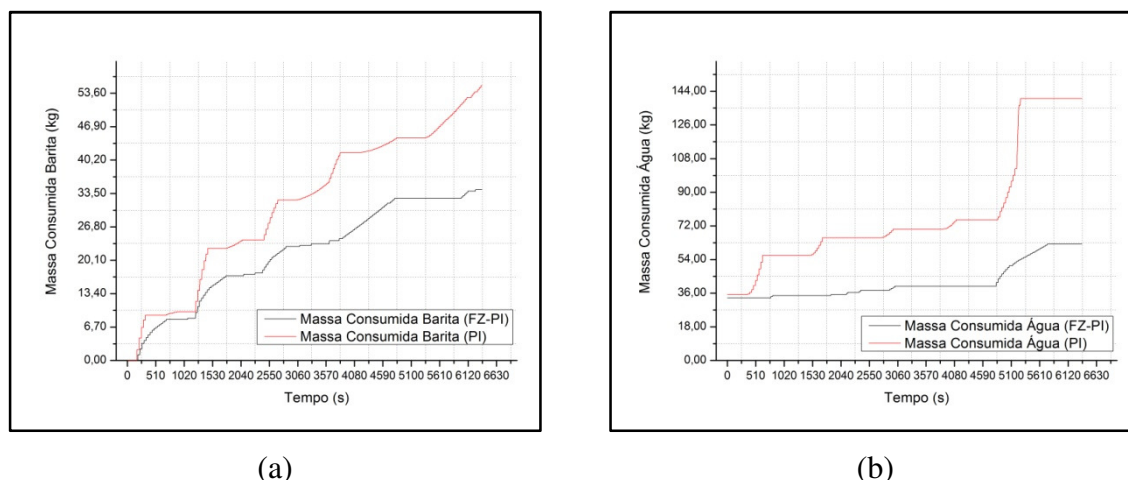


Figura 60. Registros das massas de barita (a) e de água (b) consumidas pelos controladores *Fuzzy-PI* e *PI* ao longo da operação da unidade piloto.

A partir dos resultados apresentados na Figura 60, foi possível verificar que o processo de preparo do fluido utilizando o controlador *PI* apresentou um consumo final de água de 140,12 kg e 55,55 kg de barita, enquanto que o controlador *Fuzzy-PI* consumiu um total de 62,3 kg de água e 34,29 kg de barita. Dessa forma, o consumo de barita do controlador *PI* foi 62% maior do que do controlador *Fuzzy-PI*. Para o consumo de água, o controlador *PI* foi maior em 125%.

Essa característica de economia apresentada pela estratégia de controle *fuzzy* revela-se especialmente importante para operação em tanques e reservatórios de pequeno porte, visto que além de gerar economia no projeto do equipamento, permite a instalação de plantas menores e mais adequadas para atividades em espaços reduzidos, como em plantas *offshore*, por exemplo.

Na Figura 61 é apresentado o resultado de um experimento onde ficou evidente a falha do controlador *PI* no preparo do fluido, visto que o consumo excessivo de água resultou no aumento exagerado do nível do tanque e, em função dessa variável ter entrado na área de *spam* do sensor de nível, verificou-se erro de leitura a partir do instante 5.218 segundos. No entanto, para o mesmo experimento, é possível verificar que o controlador *Fuzzy-PI* apresentou comportamento dentro da normalidade e capacidade de controlar o processo adequadamente.

Novamente é importante destacar a importância da economia de insumos e, consequentemente, o impacto positivo na logística e em aspectos operacionais que a estratégia de controle *fuzzy* é capaz de fornecer. Tais aspectos são tanto mais importantes quanto maior for o porte do processo, como normalmente é o caso dos processos da indústria de petróleo e gás.

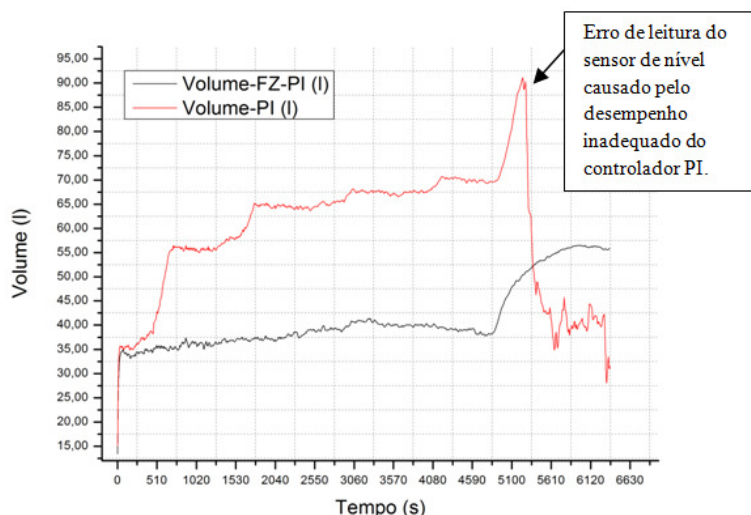


Figura 61. Exemplo de restrição operacional apresentada pelo controlador PI.

5.3 Avaliação dos Controladores Através dos Índices de Desempenho

A avaliação de desempenho dos controladores PI e *Fuzzy*-PI também foi realizada por meio dos índices do erro IAE e ITAE, definidos na Seção 4.3.

Na Tabela 18 são apresentados os resultados referentes ao índice IAE para os experimentos envolvendo os problemas de controle regulador e servo sob a ação dos dois controladores. A análise comparativa entre os controladores permite verificar que, no problema regulador, o controlador *Fuzzy*-PI apresentou um desempenho cerca de 25% superior ao controlador PI, enquanto que no problema servo, o controlador PI apresentou um resultado cerca de 11% melhor, evidenciado pelo valor negativo associado a este item.

Tabela 18. Desempenho dos controladores *Fuzzy*-PI e PI pelo índice IAE.

Controlador	PI	<i>Fuzzy</i> -PI	Comparação <i>Fuzzy</i> -PI x PI
Problema Regulador	79,89	64,16	24,51%
Problema Servo	65,50	73,50	- 10,88%

Na Tabela 19 são apresentados os resultados obtidos com o índice ITAE. O controlador PI forneceu melhores resultados do que o controlador *Fuzzy*-PI em ambos os problemas de controle estudados. A análise comparativa mostra que o controlador *Fuzzy*-PI apresentou desempenho 7,22% inferior no problema regulador e 10,65% menor no problema servo em relação ao desempenho do controlador PI.

Tabela 19. Desempenho dos controladores *Fuzzy*-PI e PI pelo índice ITAE.

Controlador	PI	<i>Fuzzy</i> -PI	Comparação <i>Fuzzy</i> -PI x PI
Problema Regulador	33.503,23	36.111,09	- 7,22%
Problema Servo	80.447,98	90.033,46	- 10,65%

6 CONCLUSÕES

O presente trabalho apresentou um estudo para monitoramento e controle em tempo real da propriedade física densidade no processo de preparo de fluidos de perfuração.

Este trabalho envolveu a montagem de uma unidade de preparação de fluido a partir da adaptação de um protótipo para filtração contínua já existente no LEF/UFRRJ. Foram mantidos alguns equipamentos e instrumentos previamente existentes e outros foram instalados, quais sejam uma bomba dosadora, uma moega vibratória e um sensor de nível, além de boa parte de interface de comunicação de dados analógicos e digitais.

Para monitorar e operar os instrumentos e equipamentos da unidade experimental de forma *online*, foi desenvolvido um sistema supervisor e controlador no *software Labview®*, que permitiu a avaliação dos controladores estudados, *Fuzzy-PI* e *PI*, em problemas de controle dos tipos regulador e servo.

A construção da unidade permitiu a reprodução da operação de preparo do fluido de perfuração em escala piloto, mostrando-se robusta e adequada, onde o sistema de automação e aquisição de dados atendeu ao estudo de estratégia de controle.

O controlador *PI* na sintonização proposta, apresentou melhor desempenho para os tempos de subida em 170 % e para os índices *IAE* e *ITAE* em 12%, nos problemas regulador e servo e, tempos de acomodação em 8,57% no problema regulador, enquanto que o controlador *Fuzzy-PI* apresentou menores *overshoots*, 212,5 % menor no problema regulador e 423% menor no problema servo, além de melhor desempenho para os tempos de acomodação no caso servo em 21%. No entanto, a avaliação de um controlador baseado apenas nesses índices de desempenho pode levar a escolhas inadequadas, visto que o controlador *Fuzzy-PI* se mostrou claramente superior quando aspectos operacionais, econômicos e de projeto da unidade foram considerados.

Os resultados obtidos evidenciaram o bom desempenho do controlador *Fuzzy-PI* com um comportamento dinâmico estável, visto que apresentou baixos *overshoots* e, conseqüentemente, menores consumos de insumos e menor variação de volume no tanque de mistura. O controlador *PI* apresentou melhores respostas temporais, entretanto evidenciou um maior comportamento oscilatório, acarretando num maior consumo de insumos e maior variação de volume. Outra perspectiva importante é que o processo utilizando o controlador *Fuzzy-PI* necessita de volumes menores que utilizando o controlador *PI*, ou seja, na produção do fluido de perfuração nos valores de referência com o *Fuzzy-PI* tem menor ocupação do volume do tanque de mistura.

Na comparação dos controladores para os índices de erro *IAE* e *ITAE*, os desempenhos negativos do *Fuzzy-PI* ocorreram em função do maior esforço do sinal de controle para este controlador. Todavia, o esforço de controle foi satisfatório e a relação custo/benefício despendida nesse esforço pode compensar o resultado do produto final.

Esses resultados mostram a importância de explorar as potencialidades de estruturas de controle que utilizam a lógica *fuzzy* para o controle de propriedades de fluidos de perfuração.

Em uma operação real de perfuração de poços de petróleo, os *overshoots* no *set-point* da densidade do fluido podem resultar na fratura no poço e em fenômenos de extrema gravidade conhecidos como *kick* ou *blowout*.

O controlador *Fuzzy-PI* apresentou, de modo geral e segundo os índices de desempenho avaliados, um desempenho levemente inferior ao controlador PI, porém mostrou um comportamento dinâmico mais estável, sem oscilações e com algumas vantagens operacionais destacadas a seguir:

- menores *overshoots* no preparo e no controle da densidade do fluido;
- menor consumo de água e de adensante do processo;
- menor variação de volume no tanque e, conseqüentemente, menor necessidade de capacidade volumétrica do processo;
- menor custo de aquisição de materiais;
- menor custo de logística dos materiais para poços *offshore*.

A estratégia de controle *Fuzzy-PI* mostrou ser uma proposta adequada, robusta e econômica, visto que demanda menos insumos e produz menores oscilações da densidade, o que favorece as condições de segurança na operação do processo de perfuração de poços de petróleo.

7 SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS

Como proposta de continuidade para trabalhos futuros, sugere-se buscar a aplicabilidade do controlador *Fuzzy*-PI e/ou *Fuzzy*-PID para o controle de outras propriedades dos fluidos de perfuração, especificamente para a viscosidade, por possuir comportamento não-linear acentuado e grande tempo morto, o que são desafios severos para os controladores clássicos. Além disso, sugere-se utilizar a planta piloto para outros testes, com outras misturas no controle de propriedades e para o controle de nível.

Com relação a busca de melhoria dos tempos de resposta e dos índices de avaliação de desempenho, sugere-se as seguintes ações:

- Refinar o modelo *fuzzy* proposto utilizando mais dados experimentais;
- Inclusão de novas funções de pertinência no erro e/ou variação do erro;
- Otimização da base de regras;
- Reprogramar o controlador PI clássico.

Em relação a busca de melhoria da unidade experimental:

- Melhorar o sistema de agitação do tanque de mistura;
- Reformar o segundo tanque da unidade para fins de armazenamento e reaproveitamento do fluido nos experimentos;
- Melhorar o sistema de purga para controle do nível do tanque.

8 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- AGUIAR, H., JUNIOR O. Lógica Difusa: Aspectos práticos e aplicações. Rio de Janeiro: Editora Interciência Ltda., 1999.
- BABUSKA, R., VERBRUGGEN, H. B., An Overview of *Fuzzy* Modeling for Control. Control Eng. Practice, Vol. 4, No. 11, pp. 1593-1606, 1996.
- BARBOSA, R. F., Desenvolvimento de uma célula de filtração com operação automática para monitoramento de dados *online*. Seropédica, RJ. 2016.
- DEEPA, S., ANIPRIYA, N., SUBBULAKSHMY, R., Design of Controllers for Continuous Stirred Tank Reactor. International Journal of Power Electronics and Drive System (IJPEDS), Vol. 5, No. 4, pp. 576-582. 2015.
- GONÇALVES, J. A. O., Projeto de Controlador Não-Linear Utilizando Rede Neuro-*Fuzzy* para Planta de Processo de Mistura. Rio de Janeiro, RJ. 2005.
- GRAHAM, B. P., NEWELL, R. B., *Fuzzy* Adaptive Control of a First-Order Process. *Fuzzy Sets and Systems*, 31, 47-65. 1989.
- HECKENTHALER, T., ENGELL, S., *Fuzzy* Logic Controller Design for pH-Control in a CSTR. IFAC Dynamics and Control of Chemical Reactors (DYCORD+'95), Copenhagen, Denmark, 1995.
- JESUS, J. M., Modelagem Matemática de um reator de leito fixo para síntese de anidro flático e Controle utilizando estratégias Convencionais e Lógica *Fuzzy*. Campinas, SP. 2013.
- LANAS, A. I., VELLASCO M. M., PACHECO, M. A. E TANSCHHEIT, R., Controle de um Misturador de Fluidos através de estruturas Neuro-*Fuzzy*. 40. SBAI- Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente, São Paulo, SP, 08-10.1999.
- LARSEN, P. M., Industrial applications of *fuzzy* logic control. Int. Man-Machine Studies, 12, 3-10, 1980.
- LEITE, M. S., Estudo comparativo do desempenho de controladores *fuzzy* e convencional aplicados em um bioprocesso. Campinas, SP. 2007.
- LIANG, L., The application of *fuzzy* PID controller in coupled-tank liquid-level control system. IEEE, Transactions on Computers, 2011.

- LUNA FILHO, F. M., GOSMANN, H. L., BAUCHSPIESS, A., Controle *Fuzzy* para Sistema de Nível de Líquidos. XIV - Congresso Brasileiro de Automática, Natal, RN, 2002.
- MAGALHÃES FILHO, S. C., UMPC - Unidade Móvel de Pesquisa Científica: um sistema desenvolvido para aferições em tempo real das propriedades físico-químicas de fluidos de perfuração. Seropédica, RJ. 2015.
- MAMDANI, E. H., Application of *fuzzy* logic to approximate reasoning using linguistic synthesis. IEEE, Transactions on Computers, Vol.C-26, No. 12, 1977.
- OGATA, K., Engenharia de Controle Moderno, 3ª edição, LTC, 2000.
- ONOFRE FILHO, M. P., Lógica *Fuzzy* para Controle de pH em um processo Petrolífero. Natal, RN. 2011.
- PANICH, S., Development of *Fuzzy* Controller for Water Level in Stream Boiler Tank. Journal of Computer Science 6 (11): 1233-1236, 2010.
- PASSINO, K. M.; YURKOVICH, S., *Fuzzy* Control. Addison-Wesley Longman Inc, California, USA. 1998.
- PRUSTY, S. B., PATI, U. C., MAHAPATRA, K., Implementation of *Fuzzy*-PID Controller to Liquid Level System using *Labview*. International Conference on Control, Instrumentation, Energy & Communication (CIEC). 2014.
- RĂDUCA, M., RĂDUCA, E., UYETANI, A., *Fuzzy* Controller for Adjustment of Oil Level in the Tank. ANUL XV, NR. 1, 2008.
- SANDRI, S., CORREA, C., Lógica Nebulosa. V Escola de Redes Neurais, Promoção: Conselho Nacional de Redes Neurais, pp. c073-c090, ITA, São José dos Campos, SP. 1999.
- SABRI, L. A., AL-MSHAT, H. A., Implementation of *Fuzzy* and PID Controller to Water Level System using *Labview*. International Journal of Computer Applications, vol. 116, No. 11, 2015.
- SEBORG, D., E.; EDGAR, T., F.; MELLICHAMP, D., A.; DOYLE, F., J., Process, dynamics and control, 3º ed., Wiley, 2011.
- SHAHRAZ, A., BOOZAJOMEHRY, R. B., A *fuzzy* sliding mode control approach for *nonlinear* chemical processes. Control Engineering Practice, 17, 541-550. 2009.

- SHAW, I. S., SIMÕES, M. G. Controle e Modelagem *Fuzzy*. São Paulo: Editora Edgard Blucher Ltda., 1ª edição, 1999.
- SOURAN, D. M., MIR, M., MEHRABIAN, A., RAZEGHI, B., HATAMIAN, M., SEBTAHMADI, S. S., A Performance Comparison of Classical PID, Type-1 and Type-2 *Fuzzy* Control in a Three Tank Level Control System. IEEE International Symposium on Robotics and Manufacturing Automation. 2014.
- SOUZA, B. A., Desenvolvimento de Controlador Multivariável *Fuzzy* Aplicado em um Processo de Destilação de Óleo Fúsel. Campinas, SP. 2015.
- TAKAGI, T., SUGENO, M. *Fuzzy* identification of systems and its applications to modeling and control. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, v. smc-15, n. 1, p. 116-143, 1985.
- THOMAS, J. E. Fundamentos da Engenharia de Petróleo. Rio de Janeiro: Editora Interciência, 2001.
- ZADEH, L. A., *Fuzzy* sets. Information and Control, v. 8, p. 338-353, 1965.
- ZIEGLER, J. G. NICHOLS, N. B. Optimum Settings for Automatic Controllers. Transactions of the A.S.M.E., V. 64, p. 759-768, 1942.

APÊNDICE A – Análise Granulométrica da Barita

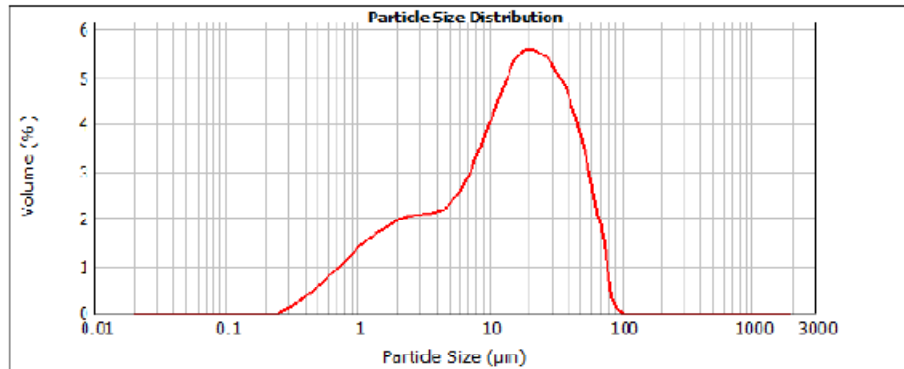


Result Analysis Report

Sample Name: - Average
SOP Name:
Measured: terça-feira, 15 de maio de 2018 13:18:08
Sample Source & type:
Measured by: Administrador1
Analysed: terça-feira, 15 de maio de 2018 13:18:10
Sample bulk lot ref:
Result Source: Averaged

Particle Name: Fraunhofer	Accessory Name: Hydro 2000MU (A)	Analysis model: General purpose	Sensitivity: Normal
Particle Rf: 0.000	Absorption: 0	Size range: 0.020 to 2000.0... um	Obscuration: 15.12 %
Dispersant Name: Water	Dispersant Rf: 1.330	Weighted Residual: 2.893 %	Result Emulation: Off
Concentration: 0.0101 %Vol	Span : 3.131	Uniformity: 1.959	Result units: Volume
Specific Surface Area: 1.38 m ² /g	Surface Weighted Mean D[3,2]: 4.346 um	Vol. Weighted Mean D[4,3]: 19.435 um	

d(0.1): 1.547 um **d(0.5): 14.279 um** **d(0.9): 46.249 um**



- Average, terça-feira, 15 de maio de 2018 13:18:08

Size (µm)	Volume in %	Size (µm)	Volume in %	Size (µm)	Volume in %	Size (µm)	Volume in %	Size (µm)	Volume in %	Size (µm)	Volume in %
0.010	0.00	0.100	0.00	1.000	1.30	11.402	4.23	120.226	0.00	1209.802	0.00
0.011	0.00	0.120	0.00	1.200	1.50	13.633	4.59	138.038	0.00	1445.440	0.00
0.013	0.00	0.150	0.00	1.500	1.80	15.306	4.89	158.499	0.00	1659.559	0.00
0.015	0.00	0.180	0.00	1.800	1.61	17.378	4.85	181.970	0.00	1905.451	0.00
0.017	0.00	0.182	0.00	1.900	1.70	19.653	6.02	208.930	0.00	2187.732	0.00
0.020	0.00	0.200	0.00	2.000	1.77	22.929	5.05	239.000	0.00	2511.038	0.00
0.023	0.00	0.240	0.00	2.400	1.83	26.309	4.99	275.425	0.00	2884.022	0.00
0.026	0.00	0.270	0.02	2.700	1.85	30.000	4.84	316.000	0.00	3311.311	0.00
0.029	0.00	0.300	0.09	3.000	1.69	34.674	4.62	363.078	0.00	3801.894	0.00
0.030	0.00	0.316	0.19	3.311	1.91	39.811	3.99	418.889	0.00	4369.130	0.00
0.035	0.00	0.360	0.29	3.600	1.95	45.709	3.43	478.630	0.00	5011.872	0.00
0.040	0.00	0.417	0.41	4.365	2.08	52.461	3.10	549.541	0.00	5754.336	0.00
0.046	0.00	0.479	0.54	5.012	2.16	60.256	2.92	630.957	0.00	6606.934	0.00
0.052	0.00	0.550	0.67	5.754	2.37	69.163	2.15	724.436	0.00	7589.776	0.00
0.060	0.00	0.631	0.82	6.607	2.64	79.000	1.35	831.761	0.00	8709.600	0.00
0.069	0.00	0.720	0.96	7.588	2.99	91.201	0.33	964.000	0.00	10009.000	0.00
0.079	0.00	0.832	1.11	8.710	3.39	104.713	0.04	1086.175	0.00		
0.091	0.00	0.965	1.25	10.000	3.82	120.226	0.00	1258.925	0.00		
0.105	0.00	1.096		11.482							

Operator notes:

APÊNDICE B – Programação no Labview®

Aquisição de Dados

Aquisição de dados do processo - densidade do fluido, medição do nível e pressão da linha de requalque da bomba helicoidal; cálculo do erro e variação do erro da variável controlada densidade do fluido.

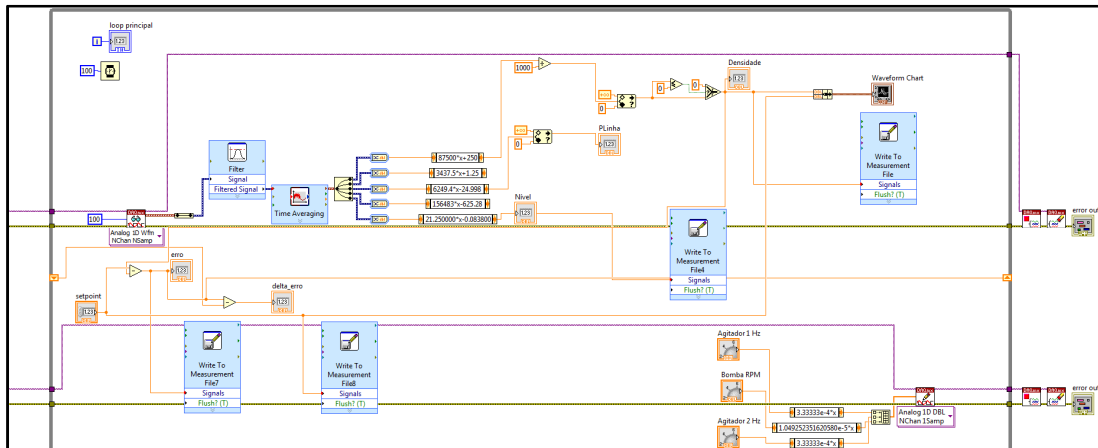


Figura 62. Aquisição de dados no Labview®.

Controlador Fuzzy-PI

O erro e variação do erro calculados são enviados ao controlador. Essas informações passam pelo processo de *fuzzificação*, onde a partir das funções de pertinência são calculados os graus de pertinência resultantes. Esses valores alimentam o processo de inferência max-min, e os resultados da inferência são enviados para a etapa de *defuzzificação*, onde sai os comandos para as variáveis manipuladas (adicionar barita ou adicionar água no processo). Todas as etapas do controlador *fuzzy* foram programados na função Matlab Script no Labview®.

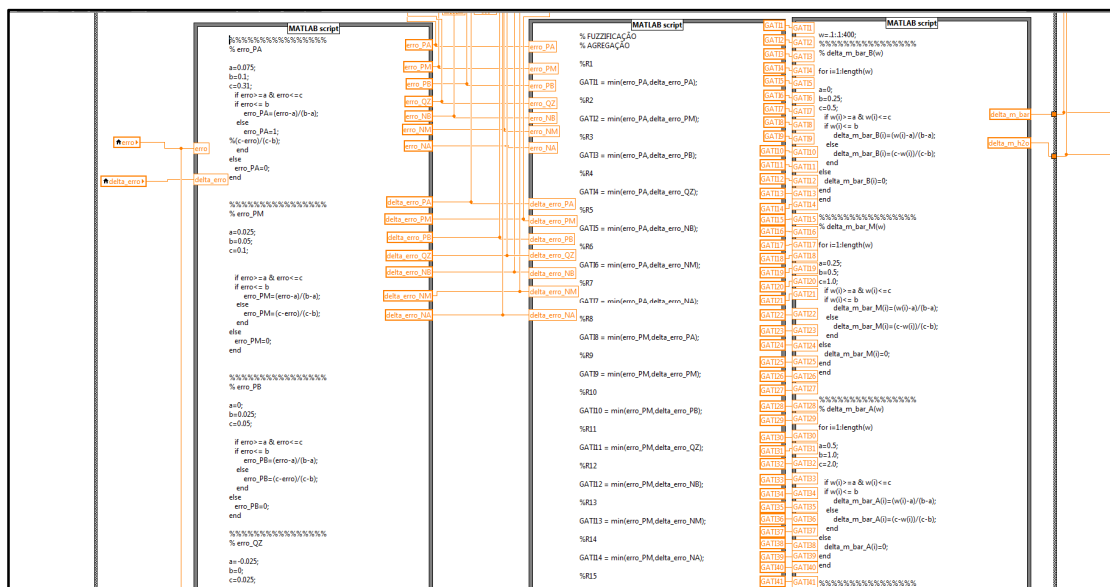


Figura 63. Controlador Fuzzy-PI no Labview®.

Ação de Controle nos Equipamentos

Para a adição de barita ou água, é enviado os sinais de 17 mA para o funcionamento do vibrador ou 10 mA para o funcionamento da bomba dosadora. Os equipamentos funcionam de forma temporizada, por um tempo determinado de acordo com a calibração realizada onde determinou-se a relação tempo (s) x massa a ser adicionada.

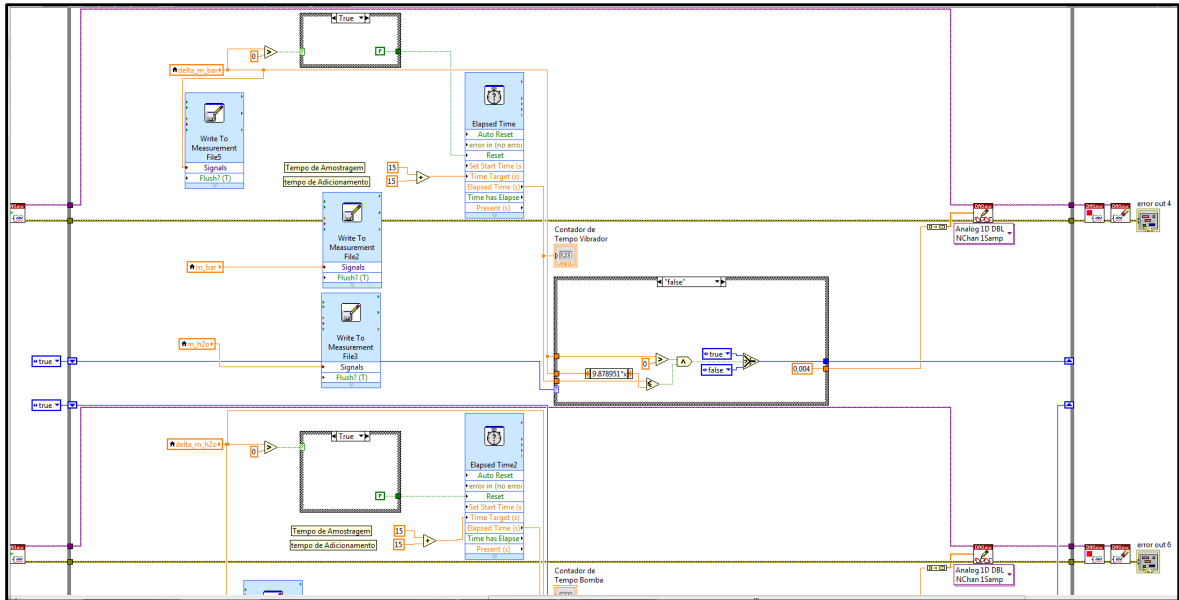


Figura 64. Atuação dos equipamentos por ação de controle.

APÊNDICE C – Programa do Controlador *Fuzzy*-PI

Funções de pertinência da variável *Erro*

```
function y = erro_NA(x)
```

```
a=-0.20;
```

```
b=-0.1;
```

```
c=-0.075;
```

```
if x>=a & x<=c
```

```
if x<= b
```

```
    y=1;
```

```
else
```

```
    y=(c-x)/(c-b);
```

```
end
```

```
else
```

```
    y=0;
```

```
end
```

```
end
```

```
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
```

```
function y = erro_NM(x)
```

```
a=-0.1;
```

```
b=-0.05;
```

```
c=-0.025;
```

```
if x>=a & x<=c
```

```
if x<= b
```

```
    y=(x-a)/(b-a);
```

```
else
```

```
    y=(c-x)/(c-b);
```

```
end
```

```
else
```

```
    y=0;
```

```
end
```

```
end
```

```
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
```

```
function y = erro_NB(x)
```

```
a=-0.05;
```

```
b=-0.025;
```

```
c=0;
```

```
if x>=a & x<=c
```

```
if x<= b
```

```
    y=(x-a)/(b-a);
```

```
else
```

```
    y=(c-x)/(c-b);
```

```
end
```

```
else
```

```
    y=0;
```

```
end
```

```
end
```

```
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
```

```
function y = erro_Z(x)
```

```
a=-0.025;
```

```
b=0;
```

```
c=0.025;
```

```
if x>=a & x<=c
```

```
if x<= b
```

```
    y=(x-a)/(b-a);
```

```
else
```

```
    y=(c-x)/(c-b);
```

```
end
```

```
else
```

```
    y=0;
```

```
end
```

```
end
```

```
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
```

```
function y = erro_PB(x)
```

```

a=0;
b=0.025;
c=0.05;
if x>=a & x<=c
if x<= b
    y=(x-a)/(b-a);
else
    y=(c-x)/(c-b);
end
else
    y=0;
end
end
%%
function y = erro_PM(x)

```

```

a=0.025;
b=0.05;
c=0.1;
if x>=a & x<=c
if x<= b
    y=(x-a)/(b-a);
else
    y=(c-x)/(c-b);
end
else
    y=0;
end
end
%%
function y = erro_PA(x)

```

```

a=0.075;
b=0.1;
c=0.20;

if x>=a & x<=c
if x<= b
    y=(x-a)/(b-a);
else
    y=1;
end
else
    y=0;
end
end
%%

```

Funções de pertinência da variável *Varição do Erro*

```

function y = derro_NA(w)

a=-0.20;
b=-0.1;
c=-0.075;
if w>=a & w<=c
if w<= b
    y=1;
else
    y=(c-w)/(c-b);
end
else
    y=0;
end
end
%%

```

```

function y = derro_NM(w)

a=-0.1;
b=-0.05;
c=-0.025;
if w>=a & w<=c
if w<= b
    y=(w-a)/(b-a);

```

```

else
    y=(c-w)/(c-b);
end
else
    y=0;
end
end
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
function y = derro_NB(w)

a=-0.05;
b=-0.025;
c=0;

if w>=a & w<=c
if w<= b
    y=(w-a)/(b-a);
else
    y=(c-w)/(c-b);
end
else
    y=0;
end
end
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
function y = derro_Z(w)

a=-0.025;
b=0;
c=0.025;
if w>=a & w<=c
if w<= b
    y=(w-a)/(b-a);
else
    y=(c-w)/(c-b);
end
else
    y=0;
end
end
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
function y = derro_PB(w)

a=0;
b=0.025;
c=0.05;
if w>=a & w<=c
if w<= b
    y=(w-a)/(b-a);
else
    y=(c-w)/(c-b);
end
else
    y=0;
end
end
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
function y = derro_PM(w)

a=0.025;
b=0.05;
c=0.1;
if w>=a & w<=c
if w<= b
    y=(w-a)/(b-a);
else
    y=(c-w)/(c-b);
end
else
    y=0;
end
end
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
function y = derro_PA(w)

a=0.075;

```

```

b=0.1;
c=0.20;

if w>=a & w<=c
if w<= b
    y=(w-a)/(b-a);
else
    y=1;
end
else
    y=0;
end
end

```

%%%

Funções de pertinência da variável *massa de barita*

```

function y = m_bar_baixo(w)

a=0;
b=0.25;
c=0.5;
if w>=a & w<=c
if w <= b
    y=(w-a)/(b-a);
else
    y=(c-w)/(c-b);
end
else
    y=0;
end

```

%%%

function y = m_bar_medio(w)

```

a=0.25;
b=0.5;
c=1.0;
if w>=a & w<=c
if w <= b
    y=(w-a)/(b-a);
else
    y=(c-w)/(c-b);
end
else
    y=0;
end

```

%%%

function y = m_bar_alto(w)

```

a=0.5;
b=1.0;
c=2.0;
if w>=a & w<=c
if w <= b
    y=(w-a)/(b-a);
else
    y=(c-w)/(c-b);
end
else
    y=0;
end

```

%%%

Funções de pertinência da variável *massa de água*

```

function y = m_h2o_baixo(z)

a=0;
b=0.4;
c=1.0;
if z>=a & z<=c
if z <= b
    y=(z-a)/(b-a);
else
    y=(c-z)/(c-b);
end
else
    y=0;
end

```

```

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
function y = m_h2o_medio(z)

a=0.5;
b=1.0;
c=2;
if z>=a & z<=c
if z <= b
    y=(z-a)/(b-a);
else
    y=(c-z)/(c-b);
end
else
    y=0;
end
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
function y = m_h2o_alto(z)

```

```

a=1;
b=2;
c=4;
if z>=a & z<=c
if z <= b
    y=(z-a)/(b-a);
else
    y=(c-z)/(c-b);
end
else
    y=0;
end
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

```

Inferência Fuzzy

```

function [x,w]=Fuzzy_PI(erro,derro)

% Base de Regras
% Operações entre conjuntos Fuzzy em Universos de discurso diferentes
% Operações de agregação entre conjuntos fuzzy condicionados

%REGRA 1
GATI(1) = min(erro_PA(x),derro_PA(w));

%REGRA 2
GATI(2) = min(erro_PA(x),derro_PM(w));

%REGRA 3
GATI(3) = min(erro_PA(x),derro_PB(w));

%REGRA 4
GATI(4) = min(erro_PA(x),derro_Z(w));

%REGRA 5
GATI(5) = min(erro_PA(x),derro_NB(w));

%REGRA 6
GATI(6) = min(erro_PA(x),derro_NM(w));

%REGRA 7
GATI(7) = min(erro_PA(x),derro_NA(w));

%REGRA 8
GATI(8) = min(erro_PM(x),derro_PA(w));

%REGRA 9
GATI(9) = min(erro_PM(x),derro_PM(w));

%REGRA 10
GATI(10) = min(erro_PM(x),derro_PB(w));

%REGRA 11
GATI(11) = min(erro_PM(x),derro_Z(w));

%REGRA 12
GATI(12) = min(erro_PM(x),derro_NB(w));

```

```

%REGRA 13
GATI(13) = min(erro_PM(x),derro_NM(w));

%REGRA 14
GATI(14) = min(erro_PM(x),derro_NA(w));

%REGRA 15
GATI(15) = min(erro_PB(x),derro_PA(w));

%REGRA 16
GATI(16) = min(erro_PB(x),derro_PM(w));

%REGRA 17
GATI(17) = min(erro_PB(x),derro_PB(w));

%REGRA 18
GATI(18) = min(erro_PB(x),derro_Z(w));

%REGRA 19
GATI(19) = min(erro_PB(x),derro_NB(w));

%REGRA 20
GATI(20) = min(erro_PB(x),derro_NM(w));

%REGRA 21
GATI(21) = min(erro_PB(x),derro_NA(w));

%REGRA 22
GATI(22) = min(erro_NB(x),derro_PA(w));

%REGRA 23
GATI(23) = min(erro_NB(x),derro_PM(w));

%REGRA 24
GATI(24) = min(erro_NB(x),derro_PB(w));

%REGRA 25
GATI(25) = min(erro_NB(x),derro_Z(w));

%REGRA 26
GATI(26) = min(erro_NB(x),derro_NB(w));

%REGRA 27
GATI(27) = min(erro_NB(x),derro_NM(w));

%REGRA 28
GATI(28) = min(erro_NB(x),derro_NA(w));

%REGRA 29
GATI(29) = min(erro_NM(x),derro_PA(w));

%REGRA 30
GATI(30) = min(erro_NM(x),derro_PM(w));

%REGRA 31
GATI(31) = min(erro_NM(x),derro_PB(w));

%REGRA 32
GATI(32) = min(erro_NM(x),derro_Z(w));

%REGRA 33
GATI(33) = min(erro_NM(x),derro_NB(w));

%REGRA 34
GATI(34) = min(erro_NM(x),derro_NM(w));

%REGRA 35
GATI(35) = min(erro_NM(x),derro_NA(w));

%REGRA 36
GATI(36) = min(erro_NA(x),derro_PA(w));

%REGRA 37
GATI(37) = min(erro_NA(x),derro_PM(w));

%REGRA 38

```

```
GATI(38) = min(erro_NA(x),derro_PB(w));
```

```
%REGRA 39
```

```
GATI(39) = min(erro_NA(x),derro_Z(w));
```

```
%REGRA 40
```

```
GATI(40) = min(erro_NA(x),derro_NB(w));
```

```
%REGRA 41
```

```
GATI(41) = min(erro_NA(x),derro_NM(w));
```

```
%REGRA 42
```

```
GATI(42) = min(erro_NA(x),derro_NA(w));
```

```
% Operações entre conjuntos Fuzzy em Universos de discurso diferentes  
% Regra Composicional de Inferência entre conjuntos fuzzy condicionados  
% Regra de Composição máx-min
```

```
a = .1 : .1 : 20;
```

```
for w=a
```

```
  b = round(w*10);
```

```
%condição 1
```

```
func(b) = max(min(GATI(1),m_bar_alto(w)));  
func(b) = max(func(b), min(GATI(2),m_bar_alto(w)));  
func(b) = max(func(b), min(GATI(3),m_bar_alto(w)));  
func(b) = max(func(b), min(GATI(4),m_bar_alto(w)));  
func(b) = max(func(b), min(GATI(5),m_bar_alto(w)));  
func(b) = max(func(b), min(GATI(6),m_bar_alto(w)));  
func(b) = max(func(b), min(GATI(7),m_bar_alto(w)));  
func(b) = max(func(b), min(GATI(8),m_bar_alto(w)));  
func(b) = max(func(b), min(GATI(9),m_bar_alto(w)));  
func(b) = max(func(b), min(GATI(10),m_bar_alto(w)));  
func(b) = max(func(b), min(GATI(11),m_bar_medio(w)));  
func(b) = max(func(b), min(GATI(12),m_bar_medio(w)));  
func(b) = max(func(b), min(GATI(13),m_bar_medio(w)));  
func(b) = max(func(b), min(GATI(14),m_bar_medio(w)));  
func(b) = max(func(b), min(GATI(15),m_bar_alto(w)));  
func(b) = max(func(b), min(GATI(16),m_bar_medio(w)));  
func(b) = max(func(b), min(GATI(17),m_bar_medio(w)));  
func(b) = max(func(b), min(GATI(18),m_bar_baixo(w)));  
func(b) = max(func(b), min(GATI(19),m_bar_medio(w)));  
func(b) = max(func(b), min(GATI(20),m_bar_medio(w)));  
func(b) = max(func(b), min(GATI(21),m_bar_medio(w)));
```

```
% condição 2
```

```
Func(b) = max(min(GATI(22),m_h2o_medio(w)));  
Func(b) = max(Func(b), min(GATI(23),m_h2o_medio(w)));  
Func(b) = max(Func(b), min(GATI(24),m_h2o_medio(w)));  
Func(b) = max(Func(b), min(GATI(25),m_h2o_baixo(w)));  
Func(b) = max(Func(b), min(GATI(26),m_h2o_medio(w)));  
Func(b) = max(Func(b), min(GATI(27),m_h2o_medio(w)));  
Func(b) = max(Func(b), min(GATI(28),m_h2o_medio(w)));  
Func(b) = max(Func(b), min(GATI(29),m_h2o_alto(w)));  
Func(b) = max(Func(b), min(GATI(30),m_h2o_alto(w)));  
Func(b) = max(Func(b), min(GATI(31),m_h2o_medio(w)));  
Func(b) = max(Func(b), min(GATI(32),m_h2o_medio(w)));  
Func(b) = max(Func(b), min(GATI(33),m_h2o_medio(w)));  
Func(b) = max(Func(b), min(GATI(34),m_h2o_medio(w)));  
Func(b) = max(Func(b), min(GATI(35),m_h2o_medio(w)));  
Func(b) = max(Func(b), min(GATI(36),m_h2o_alto(w)));  
Func(b) = max(Func(b), min(GATI(37),m_h2o_alto(w)));  
Func(b) = max(Func(b), min(GATI(38),m_h2o_alto(w)));  
Func(b) = max(Func(b), min(GATI(39),m_h2o_alto(w)));  
Func(b) = max(Func(b), min(GATI(40),m_h2o_alto(w)));  
Func(b) = max(Func(b), min(GATI(41),m_h2o_alto(w)));  
Func(b) = max(Func(b), min(GATI(42),m_h2o_alto(w)));
```

```
end
```



```
% Defuzzificação  
% C-O-A ou C-O-G
```

```
% massa de barita  
num = sum(a.*func);  
denom = sum(func);
```

```
if num > 0  
    m_bar = num/denom;  
else  
    m_bar=0;  
end
```

```
% massa de água  
Num = sum(a.*Func);  
Denom = sum(Func);
```

```
if Num > 0  
    m_h2o = Num/Denom;  
else  
    m_h2o=0;  
end
```