

UNIVERSIDADE TECNOLÓGICA FEDERAL DO PARANÁ
ENGENHARIA DE CONTROLE E AUTOMAÇÃO

LUCAS BOTONI DE SOUZA

**CONTROLE INTELIGENTE APLICADO A UM FERMENTADOR ALCOÓLICO
INDUSTRIAL E A UM PROCESSO DE TROCA DE CALOR**

TRABALHO DE CONCLUSÃO DE CURSO

CORNÉLIO PROCÓPIO
2017

LUCAS BOTONI DE SOUZA

**CONTROLE INTELIGENTE APLICADO A UM FERMENTADOR ALCOÓLICO
INDUSTRIAL E A UM PROCESSO DE TROCA DE CALOR**

Trabalho de Conclusão de Curso de graduação, apresentado à disciplina Trabalho de Conclusão de Curso II, do curso de Engenharia de Controle e Automação da Universidade Tecnológica Federal do Paraná – UTFPR, como requisito parcial para a obtenção do título de Bacharel.

Orientador: Prof. Dr. Márcio Mendonça

CORNÉLIO PROCÓPIO
2017



Universidade Tecnológica Federal do Paraná
Campus Cornélio Procópio
Departamento Acadêmico de Elétrica
Curso de Engenharia de Controle e Automação



FOLHA DE APROVAÇÃO

Lucas Botoni de Souza

Controle inteligente aplicado a um fermentador alcoólico industrial e a um processo de troca de calor

Trabalho de conclusão de curso apresentado às 16:00hs do dia 30/11/2017 como requisito parcial para a obtenção do título de Engenheiro de Controle e Automação no programa de Graduação em Engenharia de Controle e Automação da Universidade Tecnológica Federal do Paraná. O candidato foi arguido pela Banca Avaliadora composta pelos professores abaixo assinados. Após deliberação, a Banca Avaliadora considerou o trabalho aprovado.

Prof(a). Dr(a). Márcio Mendonça - Presidente (Orientador)

Prof(a). Dr(a). Rodrigo Rodrigues Sumar - (Membro)

Prof(a). Me(a). Marco Antonio Ferreira Finocchio - (Membro)

AGRADECIMENTOS

Primeiramente, agradeço ao meu orientador Prof. Dr. Márcio Mendonça, por não só orientar de forma sábia minha trajetória, mas também de oferecer grande companheirismo em todos os momentos.

Aos meus amigos, Ruan e Patrick, por caminharem continuamente comigo durante todos os momentos da Universidade, uma entidade que ficará marcada para sempre em minha personalidade. Agradeço também a todos aos quais tive oportunidade de conhecer durante o curso, principalmente meus amigos de Lins, Felipe e Fernando, e aos amigos que fiz ao longo do tempo, que felizmente foram muitos.

Por fim, agradeço imensamente minha namorada Larissa, que me atura por tanto tempo, e minha família, composta por Angélica, Sidnei e Tiago, que me apoiou incondicionalmente em toda a minha vida, me proporcionando condições psicológicas e afetivas que me possibilitaram estudar em uma ótima instituição de ensino e ser uma boa pessoa.

“Ninguém baterá tão forte quanto a vida. Porém, não se trata de quão forte se pode bater, se trata de quão forte pode ser atingido e continuar seguindo em frente.”

Rocky Balboa

“A linearidade é uma maneira artificial de ver o mundo. A vida real não é uma série de eventos interconectados ocorrendo um após o outro como contas presas em uma gargantilha. A vida é, na verdade, uma série de encontros na qual um evento pode mudar aqueles que o seguem de uma forma totalmente imprevisível, até mesmo devastadora. Essa é uma grande verdade sobre a estrutura do nosso universo. Mas, por alguma razão, nós insistimos em nos comportar como se isso não fosse verdade.”

Ian Malcolm, Jurassic Park

“I've seen things you people wouldn't believe. Attack ships on fire off the shoulder of Orion. I watched C-beams glitter in the dark near the Tannhauser gate. All those moments will be lost in time... like tears in rain... Time to die.”

Roy Batty, Blade Runner

RESUMO

DE SOUZA, Lucas B. **Controle inteligente aplicado a um fermentador alcoólico industrial e a um processo de troca de calor**. 2017. 67 f. Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação) – Engenharia de Controle e Automação. Universidade Tecnológica Federal do Paraná. Cornélio Procópio, 2017.

Este trabalho aborda o uso de controladores adaptativos por meio de mecanismos de ajuste inteligentes FCM-PID e *Fuzzy*-PID para o controle de um processo de fermentação alcoólica, assim como controladores inteligentes FCM e *Fuzzy* aplicados ao controle de um processo de troca de calor (Heatex), ambos simulados no MatLab®. Os resultados das integrais do erro quadrático (ISE), erro ponderado no tempo (ITAE), máximo sobressinal e tempo de acomodação foram comparados entre as diferentes técnicas de controle empregadas. Para isso, foram escolhidas metodologias baseadas no conhecimento especialista do sistema, Mapas Cognitivos *Fuzzy* e lógica *Fuzzy* clássica, tornando a modelagem dos controladores menos dependente do conhecimento do modelo dinâmico dos processos analisados.

Palavras-chave: Controle PID Adaptativo. Mapas Cognitivos *Fuzzy*. Controle Inteligente. Fermentador alcoólico. Heatex.

ABSTRACT

DE SOUZA, Lucas B. **Intelligent control applied to an industrial alcoholic fermenter and to a heat exchanger process.** 2017. 67 p. Monograph (Graduation) – Control and Automation Engineering. Federal University of Technology - Paraná. Cornélio Procópio, 2017.

This work addresses the use of adaptive controllers by means of intelligent tune mechanisms FCM-PID and Fuzzy-PID of an alcoholic fermentation process control, as well as intelligent FCM and Fuzzy controllers applied to a heat exchange process (Heatex) control, both simulated in MatLab®. The integral square error (ISE) and time-weighted absolute error (ITAE), overshoot and settling time results were compared among different techniques used. For this, methodologies based on the system expert knowledge, Fuzzy Cognitive Maps and classical Fuzzy logic were chosen, making controller modeling less dependent on knowledge of the dynamic model of the analyzed processes.

Keywords: Adaptive PID control. Fuzzy Cognitive Maps. Intelligent Control. Alcoholic fermenter. Heatex.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Exemplo de fermentadores industriais	15
Figura 2 – Esquemático do tanque do fermentador	16
Figura 3 – Resposta ao degrau do fermentador	18
Figura 4 – Esquemático do processo Heatex.....	19
Figura 5 – Diagrama de blocos do Heatex	20
Figura 6 – Comparação entre lógica clássica (a) e <i>Fuzzy</i> (b)	25
Figura 7 – Exemplo de um FCM.....	27
Figura 8 – Controlador PID.....	29
Figura 9 – Curva em S da resposta.....	30
Figura 10 – Controlador <i>Fuzzy</i> de Mamdani	33
Figura 11 – Diagrama de blocos de um FLC.....	34
Figura 12 – Arquitetura de controle proposta para o fermentador.....	36
Figura 13 – Campanhas de fermentação utilizadas	37
Figura 14 – FCM do fermentador	38
Figura 15 – Superfícies <i>Fuzzy</i> do multiplicador de K_p	40
Figura 16 – Superfícies <i>Fuzzy</i> do multiplicador de K_d	40
Figura 17 – Ciclo de comunicação Arduino-MatLab®	42
Figura 18 – Controlador FCM para o Heatex	43
Figura 19 – Controlador FCM no Simulink®.....	43
Figura 20 – Regras do pêndulo invertido	44
Figura 21 – Superfície <i>Fuzzy</i> do FLC Heatex.....	45
Figura 22 – Resultados PID campanha 1.....	47
Figura 23 – Erros PID campanha 1	48
Figura 24 – Resultados FCM-PID campanha 1	48
Figura 25 – Variação dos ganhos FCM-PID campanha 1	49
Figura 26 – Erros FCM-PID campanha 1	49
Figura 27 – Resultados <i>Fuzzy</i> -PID campanha 1	50
Figura 28 – Variação dos ganhos <i>Fuzzy</i> -PID campanha 1	50
Figura 29 – Erros <i>Fuzzy</i> -PID campanha 1	51
Figura 30 – Resultados PID campanha 2.....	51
Figura 31 – Erros PID campanha 2	52
Figura 32 – Resultados FCM-PID campanha 2.....	52
Figura 33 – Variação dos ganhos FCM-PID campanha 2	53
Figura 34 – Erros FCM-PID campanha 2	53
Figura 35 – Resultados <i>Fuzzy</i> -PID campanha 2.....	54
Figura 36 – Variação dos ganhos <i>Fuzzy</i> -PID campanha 2	54
Figura 37 – Erros <i>Fuzzy</i> -PID campanha 2	55
Figura 38 – Tempos de execução camp. 1 (a) PID, (b) FCM-PID, (c) <i>Fuzzy</i> -PID	57
Figura 39 – Tempos de execução camp. 2 (a) PID, (b) FCM-PID, (c) <i>Fuzzy</i> -PID	58
Figura 40 – Resultados controlador PI Heatex.....	59
Figura 41 – Resultados controlador FCM Heatex	60
Figura 42 – Resultados FLC Heatex	60
Figura 43 – Tempos de execução (a) PI (b) FCM, (c) FLC	62

LISTA DE SIGLAS E ACRÔNIMOS

FCM	Mapas Cognitivos <i>Fuzzy</i> , do inglês, <i>Fuzzy Cognitive Maps</i>
MIMO	Múltiplas entradas e saídas, do inglês, <i>Multiple Inputs, Multiple Outputs</i>
DCN	Rede Cognitiva Dinâmica, do inglês, <i>Dynamic Cognitive Network</i>
PID	Proporcional, Integral e Derivativo
AG	Algoritmo genético
MatLab®	<i>Matrix Laboratory</i>
RNA	Rede Neural Artificial
Kp	Ganho Proporcional
Kd	Ganho Derivativo
Ki	Ganho Integral
ITAE	Integral do erro absoluto ponderado no tempo, do inglês, <i>Integral of time-weighted absolute error</i>
ISE	Integral do erro quadrático, do inglês, <i>Integral square error</i>
DFCM	Mapas Cognitivos Fuzzy Dinâmicos, do inglês, <i>Dynamic Fuzzy Cognitive Maps</i>
Heatex	Processo de troca de calor, do inglês, <i>Heat Exchanger Process</i>
IEEE	Instituto de Engenheiros Eletricistas e Eletrônicos
FLC	Controlador Lógico <i>Fuzzy</i> , do inglês, <i>Fuzzy Logic Controller</i>

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	10
1.1 Controle e Sistemas Computacionais Inteligentes	10
1.2 Descrição geral dos processos analisados	11
1.3 Objetivos	13
1.4 Estrutura do trabalho	14
2 PROBLEMAS ANALISADOS	15
2.1 Processo de fermentação alcoólica	15
2.2 Processo Heatex do MatLab® Simulink®	19
2.3 Trabalhos correlatos	20
2.4 Justificativas e motivações	21
2.5 Etapas do desenvolvimento	22
3 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	24
3.1 Sistemas inteligentes e aquisição de conhecimento	24
3.1.1 Aquisição de conhecimento.....	24
3.1.2 Sistemas <i>Fuzzy</i>	24
3.1.3 Mapas Cognitivos <i>Fuzzy</i>	26
3.2 Técnica de controle PID	28
3.2.1 Sintonia pelo método de Ziegler-Nichols	29
3.2.2 Parâmetros de análise do controle	31
3.3 Controle adaptativo e inteligente	32
4 METODOLOGIA	36
4.1 Controle do fermentador alcoólico industrial	36
4.2 Controle do processo Heatex	42
5 RESULTADOS E DISCUSSÃO	47
5.1 Fermentador alcoólico	47
5.2 Heatex	59
6 CONSIDERAÇÕES FINAIS	63
REFERÊNCIAS	64

1 INTRODUÇÃO

Esse capítulo apresenta uma introdução sobre o processo heurístico relacionado com sistemas de controle, assim como uma descrição inicial do processo analisado, de forma a introduzir conceitos sobre controladores PID, como também conhecimento *Fuzzy* e sua aplicação nos Mapas Cognitivos *Fuzzy* (FCMs). A posteriori, a estrutura do trabalho é apresentada por meio de um breve resumo dos demais capítulos.

1.1 Controle e Sistemas Computacionais Inteligentes

Com o crescente número de entradas e saídas dos sistemas de controle moderno, aumentando assim sua complexidade, a teoria clássica de controle tornou-se insuficiente para a resolução desses problemas, uma vez que trata de sistemas com uma entrada e uma saída (OGATA, 2011).

Nesse trabalho, foram estudados foram utilizados métodos de controle inteligente para a adaptação dos ganhos de um controlador PID clássico, assim como aplicados diretamente como controladores em um processo de troca de calor (Heatex).

A história do controle adaptativo surge na década de 60, possibilitando o tratamento de sistemas complexos no domínio do tempo a partir de variáveis de estado, proporcionando uma ampla pesquisa nessa área por meio do advento dos computadores digitais (OGATA, 2011).

A partir da análise dos sistemas de controle modernos, nota-se que o controle linear torna-se insuficiente quando as condições de funcionamento de um sistema não são fixas, flutuando em mais de um ponto de operação. Assim, um dos objetivos do controle adaptativo é de compensar variações dos parâmetros de sistemas de controle não-lineares que, de modo geral, são uma interconexão de componentes formando uma configuração que produz uma resposta desejada. (ÅSTRÖM; WITTENMARK, 2008; VIDAL, 2015).

Uma ferramenta importante para auxiliar no controle de sistemas complexos são os sistemas computacionais inteligentes. Sua vantagem consiste no fato de que podem ser utilizados quando não se tem totalmente o modelo matemático do processo. Isso implica em uma modelagem por meio de conhecimento humano,

como o de especialistas e operadores. De modo específico, esse trabalho busca investigar a aplicação de sistemas baseados em lógica *Fuzzy* clássica (por meio de conhecimento especialista) e Mapas Cognitivos *Fuzzy* (FCM).

Nesses processos onde ocorrem incerteza de informações, a tática de controle utilizada pode ser de natureza imprecisa, comumente expressa em termos linguísticos, principalmente quando a complexidade de obtenção de um modelo matemático do sistema for elevada (SHAW; SIMÕES, 1999).

Desse modo, partindo de conceitos *Fuzzy*, pode-se modelar essas informações a partir dos dados provenientes da operação de um sistema, podendo se obter também outros dados e, com isso, sua manipulação pode ser realizada através de procedimentos de identificação e modelagem de sistemas, como o processo heurístico utilizado nesse trabalho (PASSINO; YURKOVICH, 1996).

A heurística consiste na capacidade de possibilitar a elaboração de uma função de entrada *versus* saída de maneira linguística. A vantagem de sua abordagem é a facilidade de compreensão, visto que se baseiam mais no senso comum do que na matemática.

Sua conveniência se dá quando pretende-se desenvolver um algoritmo para a modelagem, de forma estruturada, de conhecimento de especialistas, no caso dos FCMs, e por meio de regras no *Fuzzy* clássico, construindo as tomadas de decisões. Entretanto, a princípio, soluções deste tipo não fornecem nenhuma garantia da melhor solução, porém proporcionam um atalho em relação a custo e tempo (KASABOV, 1996).

1.2 Descrição geral dos processos analisados

Este trabalho aborda a síntese de controladores inteligentes aplicados ao controle de um processo de fermentação alcoólica inicialmente proposto por Maher (1995), como também um processo de troca de calor (Heatex) presente no MatLab® Simulink. No primeiro caso, foi feito um controle PID adaptativo inteligente utilizando conceitos da lógica *Fuzzy* e, no segundo, controladores baseados apenas nessa lógica.

O primeiro processo analisado foi um fermentador alcoólico industrial apresentado por Maher (1995), abrangendo a construção de uma arquitetura de controle a partir de um PID adaptativo nos ganhos proporcional e derivativo (K_p e K_d)

por dois mecanismos de ajuste diferentes, o primeiro via FCM (FCM-PID), e o segundo por meio da lógica *Fuzzy* clássica (*Fuzzy*-PID). Para a inserção dos mecanismos de ajuste inteligentes, primeiramente um PID clássico foi ajustado de forma híbrida, inicialmente pelo método de Ziegler-Nichols, e a posteriori refinado empiricamente a partir da análise do processo.

No processo de fermentação alcoólica, o PID tem como função realizar a abertura e/ou fechamento das válvulas de entrada (F_{in}) e de saída (F_{out}). A parcela adaptativa do controlador, tanto com *Fuzzy* quanto com FCM, tem atuação exclusiva na válvula de saída. A válvula F_{in} controla o fluxo de substrato no tanque e a válvula F_{out} controla o fluxo de produto retirado da cuba, nas quais os controladores clássicos são similares aos do trabalho de Mendonça *et al.* (2015 a).

Os mecanismos de ajuste propostos, *Fuzzy* e FCM, a partir dos erros em regime, derivativo e integral, passam os parâmetros de ganho proporcional e derivativo (K_p e K_d) para o controlador PID ajustado previamente, e o ganho integral foi (K_i) mantido constante.

A partir das equações descritivas do processo, a simulação do sistema foi realizada no software MatLab®. Com isso, a partir do processo e do PID discretizados, foram aplicados os mecanismos de ajuste inteligentes para comparação de resultados através da análise dos critérios da integral do erro absoluto ponderado no tempo (ITAE), integral do erro quadrático (ISE), máximo sobressinal (*Overshoot*), tempo de acomodação (T_a), e também de complexidade computacional, como tempo de execução das simulações.

Posteriormente, o mecanismo de ajuste com os melhores valores foi embarcado na plataforma Arduino, uma plataforma amplamente utilizada como ferramenta de ensino devido à facilidade de programação e aquisição, visando a verificação de sua menor complexidade computacional perante o outro mecanismo.

O processo Heatex corresponde a um reator químico denominado tanque de agitação. Esse possui uma entrada superior que fornece líquido ao sistema, assim como uma tubulação inferior que passa ar quente para manter alguma temperatura desejada, que varia de acordo com a quantidade de vapor fornecida à tubulação inferior controlada por uma válvula.

Para uma avaliação da eficácia dos controladores, um distúrbio é provocado na inicialização do processo, e a ação de controle foi realizada por um controlador PID conectado à válvula que controla o fornecimento de vapor para o

sistema no processo original do Simulink®. No entanto, no caso estudado, foram comparados dois controladores inteligentes ao invés do PID original, um *Fuzzy* e outro FCM, desta vez considerando apenas os erros em regime e derivativo, devido a menor ordem da planta do sistema, como mostrado no Capítulo 2.

1.3 Objetivos

Simular diferentes técnicas de controle adaptativo a partir de mecanismos de ajuste inteligentes de um controlador PID clássico em um processo de fermentação alcoólica, como também a síntese de controladores inteligentes em um processo de troca de calor (*Heatex*), implementando e comparando as topologias utilizadas nos dois casos para validação dos resultados obtidos.

Com isso, por meio dos parâmetros de comparação de controle, analisar as vantagens e desvantagens de cada método simulado e, no sistema do fermentador alcoólico, embarcar o mecanismo de ajuste com melhores resultados na plataforma Arduino e comparar com os valores obtidos nas simulações.

Para isso, certos objetivos específicos devem ser cumpridos:

- Compreender o funcionamento do fermentador alcoólico proposto por Maher (1995) e as faixas das variáveis envolvidas nesse processo;
- Estudar o funcionamento do processo *Heatex* presente no MatLab® a fim de compreender sua modelagem;
- Aplicar as técnicas de controle clássico e de controle adaptativo que serão utilizadas;
- Desenvolver via MatLab® rotinas para o controlador PID adaptativo com cada um dos mecanismos de ajuste para o processo do fermentador alcoólico;
- Desenvolver via MatLab® Simulink® diagramas de blocos dos controladores inteligentes para o processo *Heatex*;
- Comparação dos resultados obtidos pelos diferentes pelos diferentes métodos utilizados em cada um dos processos.

1.4 Estrutura do trabalho

O Capítulo 2 descreve os problemas a serem estudados, assim como suas justificativas, apoiadas pela apresentação de trabalhos correlatos utilizando o controle adaptativo por meio de técnicas inteligentes.

O Capítulo 3 expõe a fundamentação teórica utilizada para a compreensão e desenvolvimento desse trabalho, mostrando todos os tópicos necessários para a realização das etapas posteriores, como sistemas inteligentes *Fuzzy* e FCM, sistemas embarcados, controle PID, entre outros.

O Capítulo 4, referente à metodologia, aborda a proposta principal do trabalho, ou seja, o controle adaptativo por meio de mecanismos de ajuste inteligentes de um processo de fermentação alcoólica e de controle inteligente de um processo de troca de calor (Heatex), além da descrição das etapas usadas para a elaboração de uma metodologia coesa de trabalho.

O Capítulo 5 apresenta os resultados obtidos no controle dos dois processos analisados a partir dos métodos descritos no capítulo anterior, assim como sua análise e implicações decorrentes. São apresentados também as justificativas sobre embarcar o mecanismo de ajuste escolhido no Arduino.

Por fim, o Capítulo 6 contém as considerações finais do trabalho, assim como possíveis futuros estudos referentes aos processos analisados.

2 PROBLEMAS ANALISADOS

Esse capítulo apresenta os processos analisados: de fermentação alcoólica e Heatex, bem como as justificativas para as técnicas de controle utilizadas, além das motivações que levaram a esse trabalho. Como parâmetros de referência, também foram indicados trabalhos correlatos a fim de reafirmar a viabilidade e relevância desse trabalho no contexto atual de pesquisas acadêmicas.

2.1 Processo de fermentação alcoólica

A fermentação é um processo de liberação de energia no qual não há participação de oxigênio, e é utilizado nas indústrias em processos de fabricação de bebidas alcoólicas. Um fermentador alcoólico industrial pode ser visto na Figura 1.

Figura 1 – Exemplo de fermentadores industriais



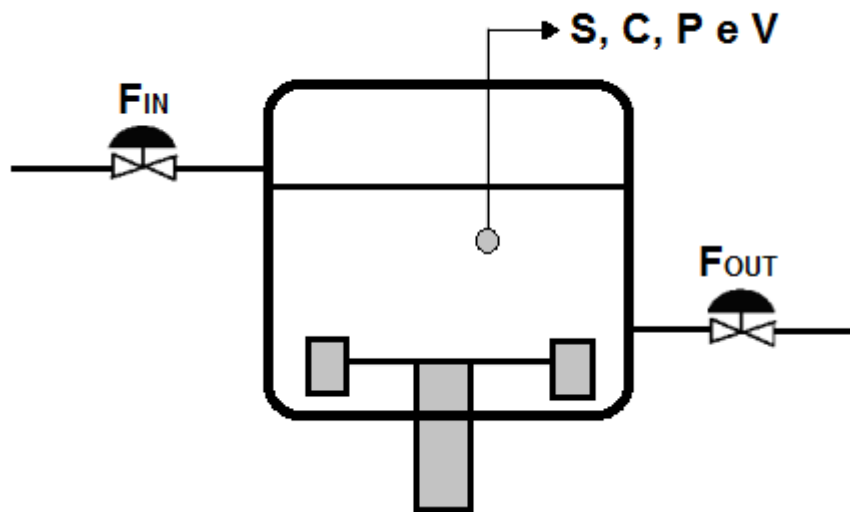
Fonte: <<http://www.inoxrodrigues.com.br/novo/wp-content/uploads/2011/07/Tanque-de-500-Litros-e-1000-Litros.jpg>> Acesso em 08/05/17.

O processo de fermentação desse trabalho foi retirado da proposta inicial de Maher (1995), que tem sido um sistema recorrente para validação de diferentes arquiteturas de controle devido à alta correlação entre suas variáveis e a elevada ordem do sistema, como pode ser visto nos trabalhos de Melo Junior *et al.* (2002), Fabro e Arruda (2003) e Mendonça *et al.* (2015 a), e no trabalho de conclusão de curso de Silva (2015).

O processo possui quatro variáveis de estado: as concentrações, em g/l, de substrato (S), de biomassa (C), e do produto (P), e o volume (V), em litros, do tanque de fermentação.

A Figura 2 mostra o esquemático do tanque de fermentação, com as válvulas de entrada (F_{in}) e saída (F_{out}). F_{in} é responsável pelo fluxo de substrato no tanque e F_{out} pelo fluxo de produto, também chamado de fermentado, retirado da cuba. O controle dessas válvulas é feito por dois controladores PID independentes, que foram adaptados pelos mecanismos de ajuste propostos.

Figura 2 – Esquemático do tanque do fermentador



Fonte: Adaptado de Melo Junior *et al.* (2002).

Nesse processo, quatro equações diferenciais regem o comportamento do sistema, e são dadas de (1) a (4).

$$\frac{dS}{dt} = -\frac{1}{Y_{C/S}}\mu_c + \frac{F_{in}}{V}Sa - \frac{F_{out}}{V}S \quad (1)$$

$$\frac{dC}{dt} = \mu_c - \frac{F_{out}}{V}S \quad (2)$$

$$\frac{dP}{dt} = \frac{Y_{P/S}}{Y_{C/S}}\mu_c - \frac{F_{out}}{V}P \quad (3)$$

$$\frac{dV}{dt} = F_{in} - F_{out} \quad (4)$$

As variáveis são:

- S_a : concentração de substrato da alimentação;
- $Y_{C/S}$: constante de conversão da biomassa;
- $Y_{P/S}$: constante de conversão do produto;
- μ_c : função de crescimento da biomassa (5);
- μ_0 : taxa máxima de crescimento;
- K_S : constante de *Michaelis-Menten*;
- P_m : coeficiente de inibição de P ao longo da reação.

$$\mu_c = \mu_0 \frac{S}{K_S + S_a} \left(1 - \frac{P}{P_m} \right) \quad (5)$$

Valores iniciais das variáveis de estado:

- S : 4,5 g/l;
- C : 5 g/l;
- P : 50 g/l;
- V : 2 l.

Valores admitidos do processo:

- S_a : 100 g/l;
- P_m : 100;
- K_S : 10;
- μ_0 : 0,31;
- $Y_{C/S}$: 0,44;
- $Y_{P/S}$: 0,07.

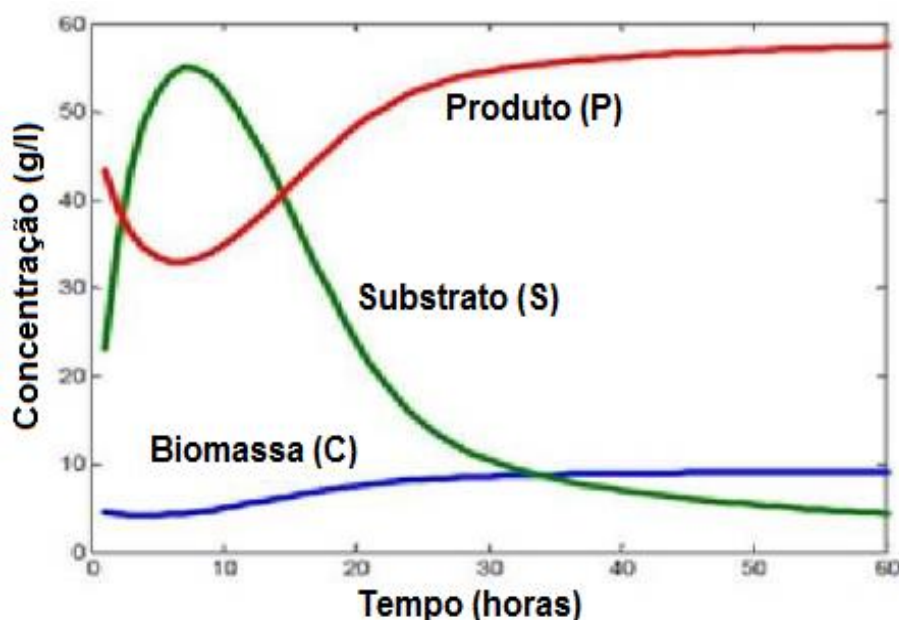
Como pode-se ver pela Figura 3, a resposta ao degrau apresentada é não-linear. Fatores importantes da dinâmica são o grande tempo de acomodação e alta correlação entre as variáveis de estado, vista nas equações de (1) a (4). Outro dado importante é que esse é um sistema de fase não-mínima, como visto no trabalho de Mendonça *et al.* (2013), ou seja, possui zeros no semiplano direito do plano S de Laplace. Com isso, nota-se que a estabilização do processo depende rigorosamente das concentrações corretas para ocorrer.

Assim, de modo geral, o controle desse processo contém muitas variáveis controladas simultaneamente, que respondem aos estímulos de sinais distintos de entrada, ou seja, múltiplas entradas e saídas (MIMO).

Para isso, algumas restrições devem ser seguidas para garantir uma campanha (conjunto de valores de *setpoint* desejados) correta de fermentação: a concentração de biomassa (*C*) não deve exceder 8 g/l, enquanto que o substrato (*S*) deve se manter sempre acima de 0,5 g/l, pois caso contrário a reação acabaria, e assim o processo deveria ser iniciado novamente. Outra restrição é a faixa de valores do *setpoint* para a concentração de produto (*P*), na faixa discreta de 10 a 50 g/l, de acordo com os trabalhos desenvolvidos por Fabro e Arruda (2003) e Mendonça *et al.* (2013, 2015 a).

Por questões de segurança, foram adotados um volume (*V*) máximo do tanque de 4,75 l e volume mínimo de 1 l. Automaticamente, se o primeiro caso ocorrer, a válvula F_{in} é completamente fechada e, se ocorrer o segundo caso, a válvula fechada é a F_{out} . Como abordado no Capítulo 1, neste trabalho foram utilizadas as equações de (1) a (4) para simular esse processo pelo MatLab® (MENDONÇA *et al.*, 2015 a).

Figura 3 – Resposta ao degrau do fermentador



Fonte: Adaptado de Melo Junior *et al.* (2002).

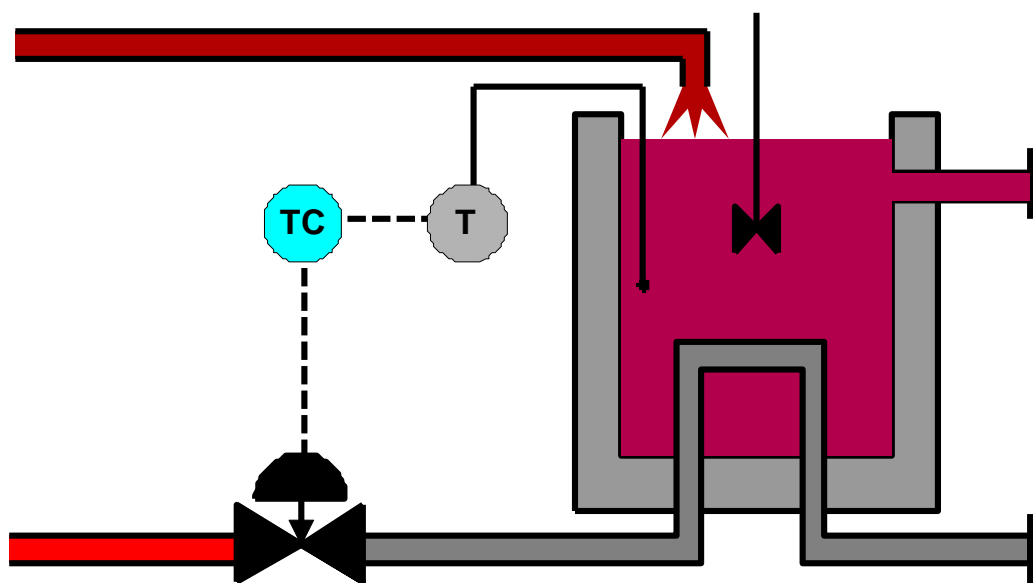
2.2 Processo Heatex do MatLab® Simulink®

O processo Heatex original utilizado como base neste trabalho pode ser encontrado na documentação do MatLab®, e utilizado a partir de um comando na tela inicial do *software* (*command window*).

O Heatex é descrito como um reator químico, denominado tanque de agitação, mostrado na Figura 4. Nele, a entrada superior fornece líquido para ser misturado no tanque. Esse líquido, então, deve ser mantido a uma temperatura constante a partir da variação da quantidade de vapor fornecido ao permutador de calor (tubo inferior) por meio de sua válvula de controle, que realiza a ação de controle através de um controlador PI conectado a ela (MENDONÇA *et al.*, 2015 b).

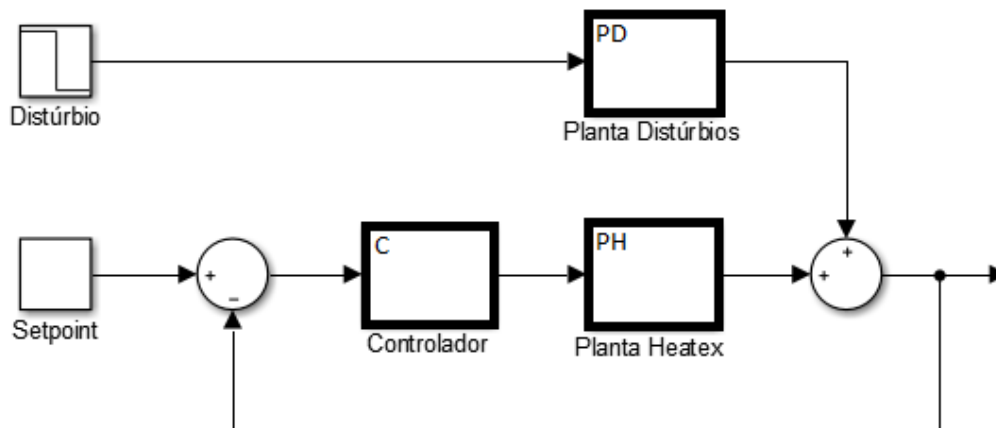
As principais fontes de perturbações neste processo são as variações na temperatura do fluxo de entrada, dadas por uma planta para simulação dos distúrbios. O controle pode ser realizado por *feedback*, *feedforward* ou ambos e, nesse caso, os controladores inteligentes foram analisados com a forma *feedback*. O diagrama de blocos do sistema pode ser visto na Figura 5.

Figura 4 – Esquemático do processo Heatex



Fonte: MatLab® R2016a.

Figura 5 – Diagrama de blocos do Heatex



Fonte: Autoria própria.

O processo é regido por duas funções de transferência: a da planta do misturador (Heatex) PH (6) e do distúrbio PD (7), e o controle é feito através da escolha de um *setpoint*, como mostrado na Figura 5.

$$PH = \frac{1}{21.3s+1} \quad (6)$$

$$PD = \frac{1}{25s+1} \quad (7)$$

2.3 Trabalhos correlatos

A fim de validar o trabalho em questão, essa seção é dedicada a trabalhos correlatos utilizando sistemas inteligentes como formas auxiliares ou diretas no controle de processos, como técnicas *Fuzzy*, Redes Cognitivas Dinâmicas (DCNs) e FCM para uso em controladores PID adaptativos em diversas aplicações reais, como também em simulações.

Sellitto (2002) aborda aplicações na indústria de processos, mostrando uma tomada de decisão em um processo termoquímico (cliquerização), conduzida por um sistema especialista baseado em CBR (raciocínio baseado em casos) e lógica *Fuzzy*, que foi empregada devido à difícil modelagem do processo de cliquerização.

Malleshram e Rajani (2006) apresentaram a resposta ótima de um sistema utilizando controladores com lógica *Fuzzy*. O método usado ajustou o K_p de um

controlador clássico PID em sistemas de segunda ordem. Esse trabalho também contribui com um comparativo entre a proposta *Fuzzy*-PID e métodos de sintonia clássicos.

Na dissertação de Ferreira (2009), compararam-se técnicas de controle PI com controladores *Fuzzy* e adaptativos em um processo de fabricação de papel reciclado.

O trabalho de Kumbasar, Yesil e Karasakal (2013) apresentou uma metodologia na qual um FCM é utilizado para a sintonia de controladores PI aplicados a um sistema não-linear, que não geram resultados totalmente satisfatórios nesse tipo de sistema.

No trabalho de Mendonça *et al.* (2013), uma DCN apresenta uma evolução dos FCMs, dentre outras propostas conhecidas na literatura para o desenvolvimento de um sistema supervisor do processo do fermentador alcoólico proposto por Maher (1995) (PAPAGEORGIU, 2014).

Nesse trabalho, a DCN enviou *setpoints* para PIDs das válvulas do fermentador e implementou algumas funções supervisoras, como a detecção de baixo nível de biomassa. Pode-se citar também o trabalho de Mendonça *et al.* (2015 a), que apresenta uma metodologia similar utilizando *Fuzzy*-PID, utilizado como base para esse trabalho.

Um controlador *Fuzzy* robusto implementado para visualização e controle de um processo térmico foi proposto por Lima e Serra (2015). Nele, um algoritmo FCM de agrupamento estima os parâmetros anteriores do sistema e o número de regras de um modelo *Fuzzy* clássico.

Na área médica, pode-se destacar os trabalhos recentes de Farah (2017) e As'Arry *et al.* (2016), que se utilizaram de controladores *Fuzzy*-PID em controle de um robô para realização de braquiterapia, uma técnica invasiva de tratamento de câncer, e para supressão dos tremores causados pelo Mal de Parkinson, respectivamente.

2.4 Justificativas e motivações

Atualmente, quase a totalidade dos controladores industriais são controladores PID ou PID modificados, ajustados no próprio local de acordo com diversas regras da literatura. Assim, pode-se encontrar sistemas de controle de nível

de líquidos, concentrações químicas e espessuras de fabricação de materiais (OGATA, 2011; NISE, 2012).

O uso de sistemas inteligentes, como a lógica *Fuzzy* clássica e os FCMs, permite a construção de modelos baseados na heurística, ou seja, expressa em termos não-matemáticos (linguísticos), que são mais intuitivos do que os modelos tradicionais (KASABOV, 1986).

Com essas ferramentas é possível codificar de forma mais simplista o conhecimento sobre um processo, assim como podem ser inseridas novas técnicas computacionais utilizando a análise de dados quantitativos do sistema, como o controle adaptativo abordado nesse trabalho. Os modelos construídos dessa maneira refletem características cognitivas do cérebro humano e, por esse motivo, eles possibilitam controlar processos altamente complexos de maneira simples (MENDONÇA, 2011).

Desse modo, a motivação principal desse trabalho está em compreender e aplicar, ao controle de processos, métodos inteligentes que auxiliem na metodologia clássica do controlador PID, um dos principais equipamentos de controle utilizados na indústria (CASTRUCCI; BITTAR; SALES, 2011).

Assim, presume-se que as técnicas usadas melhorem os resultados de controladores clássicos, embora sem causar grandes mudanças nos projetos, buscando aliar essas novas metodologias a sistemas embarcados, como os FCMs, DFCMs e *Fuzzy* clássico.

2.5 Etapas do desenvolvimento

Para qualquer trabalho acadêmico, a primeira etapa deve ser a revisão bibliográfica. Com ela, apreende-se os conteúdos necessários para a aplicação bem-sucedida das teorias estudadas, resultando em um trabalho final corretamente validado, ou seja, análise dos materiais de consulta possibilita a compreensão das técnicas e ferramentas aplicadas no desenvolvimento das soluções.

Dentre os tópicos apresentados, encontram-se os sistemas inteligentes utilizados no trabalho, como *Fuzzy* e FCM. Todo o levantamento bibliográfico pode ser encontrado na biblioteca da Universidade Tecnológica Federal do Paraná, *campus* Cornélio Procópio, em artigos científicos disponíveis na biblioteca digital do IEEE e da

Elsevier, além de diversos congressos nacionais e internacionais de outros repositórios. Todos os trabalhos científicos utilizados encontram-se nas Referências.

A segunda etapa consiste na aplicação dos conceitos teóricos aprendidos através da elaboração de rotinas do MatLab® e do diagrama de blocos no Simulink®. Nessa etapa, espera-se obter todos os dados necessários para comparação entre todas as técnicas utilizadas, como máximo sobressinal, tempo de acomodação, ITAE e ISE.

A terceira etapa do trabalho consiste em verificar a consistência dos resultados obtidos. Para isso, foram utilizados os parâmetros de comparação mostrados nos capítulos anteriores. A visualização desses parâmetros e as respostas obtidas foram mostrados a partir de gráficos e tabelas com os valores encontrados.

Após a validação dos resultados encontrados nas simulações, foram criadas rotinas no MatLab® e na linguagem de programação do Arduino para o fermentador alcoólico, de modo que façam a comunicação entre esses dois sistemas, para que o Arduino assuma o papel do mecanismo de ajuste escolhido como melhor nas simulações, enquanto que o papel de processo e controlador PID foi realizado pelas rotinas no MatLab®.

Com a análise dos resultados obtidos é possível verificar a viabilidade do mecanismo de ajuste escolhido no processo de fermentador alcoólico, fornecendo dados para futuros projetos na área e mostrando a capacidade de adaptação dos controladores adaptativos por meio de técnicas inteligentes.

Por fim, pretende-se concluir o trabalho de acordo com as normas da UTFPR, visando cumprir todos os objetivos propostos anteriormente. Nesse trabalho, a comparação dos resultados é essencial para o melhor entendimento dos mecanismos utilizados, uma vez que fornece as vantagens e desvantagens de cada uma das técnicas utilizadas.

3 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

O objetivo desse capítulo é de apresentar, de forma resumida, os fundamentos teóricos necessários para o desenvolvimento e aplicação dos conceitos apresentados nesse trabalho, como noções de controle PID e inteligente, métodos de aquisição de conhecimento e sistemas inteligentes.

3.1 Sistemas inteligentes e aquisição de conhecimento

Abaixo, são apresentados os fundamentos teóricos necessários sobre aquisição de conhecimento e sistemas inteligentes utilizados nesse trabalho.

3.1.1 Aquisição de conhecimento

Segundo Mendonça (2011), o primeiro passo para a modelagem de sistemas é a aquisição de conhecimento. Para isso, é necessária a realização de uma descrição física do sistema analisado, obtida com a observação extensiva e coleta de dados relevantes, os quais podem ser obtidos experimentalmente. A partir da observação pode-se abstrair o conhecimento adquirido através de uma linguagem universal, os modelos matemáticos. Entretanto, reconhecer o tipo de problema, os parâmetros importantes e selecionar a ferramenta de resolução não são tarefas triviais na maioria dos casos.

Nesse contexto se apresentam os sistemas inteligentes, principalmente aqueles baseados no conhecimento heurístico. Com sua utilização, não é necessário reconhecer totalmente o modelo matemático do processo analisado e, com isso, é possível realizar seu controle conhecendo as respostas produzidas pelo sistema e as que são desejadas pelo cliente ou operador.

3.1.2 Sistemas *Fuzzy*

Zadeh propôs a lógica *Fuzzy* em 1965, um conceito que se utiliza da multivalência para a representação de sistemas, assim como fazem os seres humanos (conhecimento especialista), ao invés da representação booleana utilizada na ciência

da computação, utilizando os mesmos cálculos da teoria de conjuntos clássica, com operações de união, interseção, igualdade etc. (ZADEH, 1965; KASABOV, 1996).

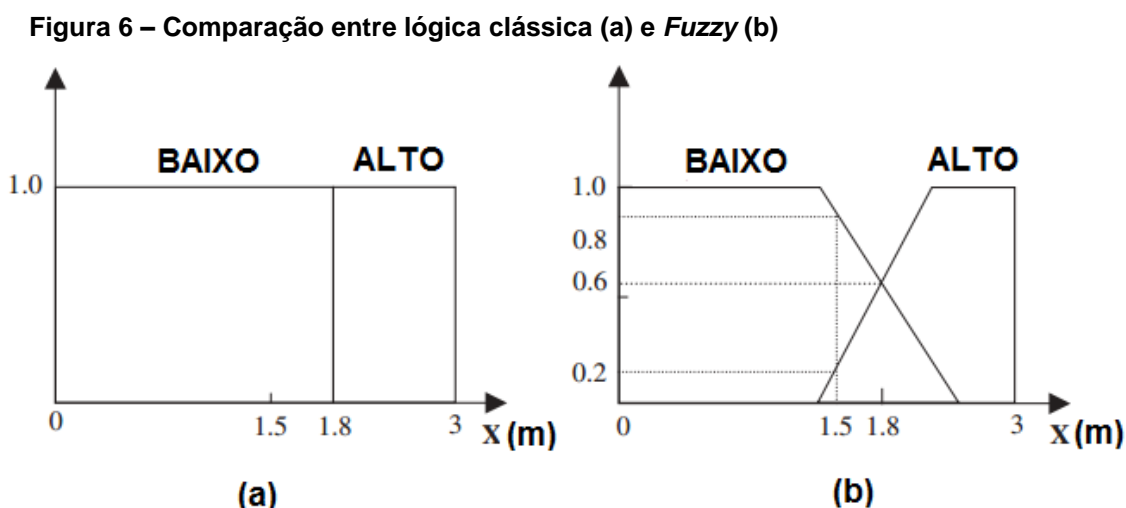
Um exemplo desse comportamento se dá quando procura-se uma “classe das mulheres bonitas”, ou “classe das pessoas altas”, que não constituem conjuntos matemáticos (ZADEH, 1965).

Isso ocorre pois, no mundo real, os representantes dessas classes podem mudar de acordo com o indivíduo, ou seja, tudo é uma questão do ponto de vista, dependendo de uma graduação expressada por termos linguísticos (SHAW; SIMÕES, 1999).

Essa descrição linguística tira proveito do conhecimento heurístico dos operadores, facilitando a busca por soluções e, quando empregada corretamente, pode auxiliar em diversas aplicações (PASSINO; YURKOVICH, 1996).

Em um sistema *Fuzzy*, as variáveis são representadas por funções de pertinência para um universo de discurso, podendo assumir valores na faixa [0 1], com 0 representando que a variável não faz parte do conjunto, e 1 que ela pertence inteiramente. Essas funções são especificadas de forma subjetiva, heurísticamente por experiência ou intuição (KASABOV, 1996; PASSINO; YURKOVICH, 1996).

A Figura 6 mostra a comparação entre um sistema por meio de lógica clássica e outro por lógica *Fuzzy*, para a análise da altura de uma pessoa.



Fonte: Adaptado de Pedrycz e Gomide (2007).

Como observa-se na Figura 6, cada função de pertinência é descrita por um termo linguístico, como “baixo” e “alto”. É com esses termos que são feitas as

operações *Fuzzy*, construindo uma base de regras da forma (PEDRYCZ; GOMIDE, 2007):

SE < condição > ***ENTÃO*** < ação >

De modo que:

- <condição>: a variável X possui valor Y;
- <ação>: a variável Z assume valor W.

3.1.3 Mapas Cognitivos *Fuzzy*

Os Mapas Cognitivos *Fuzzy* (FCM) são compostos de uma metodologia que combina as vantagens das RNAs e da lógica *Fuzzy* clássica, utilizando conhecimento já existente e experiência humana para modelagem de sistemas complexos (PAPAGEORGIU, 2014).

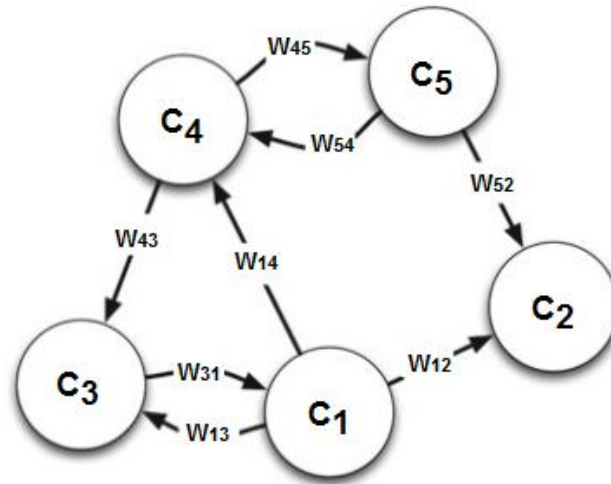
Os FCMs surgiram a partir do trabalho de Kosko (1986), que ampliou os conceitos dos mapas cognitivos de Axelrod (1976), que usava grafos ponderados e direcionados para relacionar contextos políticos, unindo a isso conceitos da lógica *Fuzzy* clássica para expressar melhor as causalidades encontradas nos sistemas, que são de natureza *Fuzzy*.

Como representação visual do conhecimento, os FCMs descrevem um sistema à maneira como os seres humanos o percebem, e são capazes de incorporar conhecimento de especialistas e conhecimento disponível a partir de dados na forma de regras. Além disso, grandes FCMs podem ser decompostos em estruturas menores e mais simples, gerando uma hierarquia (PAPAGEORGIU, 2014; MENDONÇA, 2011).

Devido à sua simplicidade, suporte a conhecimento inconsistente (*Fuzzy*), são aplicáveis em inúmeras áreas, como medicina, engenharia, desenvolvimento de *softwares* etc. A Figura 8 mostra o exemplo de um FCM, em que C_i são chamados de conceitos e W_{ij} mostram os níveis de causalidade (pesos relacionados aos conceitos) (PAPAGEORGIU, 2014).

O valor $A_i(k+1)$ de cada conceito C_i no momento $k+1$ é calculado pela soma de $A_i(k)$ no momento k , com o produto de $A_j(k)$ do conceito C_j pelo valor da causalidade W_{ji} , dado na faixa $[-1 \ 1]$. Vale ressaltar que W_{ji} pode ser representado como uma matriz, tendo como elementos os pesos atribuídos às ligações dos conceitos, como exemplificado em (8) (KOSKO, 1986).

Figura 7 – Exemplo de um FCM



Fonte: Adaptado de Papageorgiou (2014).

A representação matemática da inferência FCM é dada por (9) (PAPAGEORGIU, 2014).

$$W_{ji} = \begin{matrix} & \begin{matrix} C_1 & C_2 & C_3 \end{matrix} \\ \begin{matrix} C_1 \\ C_2 \\ C_3 \end{matrix} & \begin{pmatrix} 0 & -1 & 0,8 \\ 1 & 0 & 0,5 \\ 0 & 0,25 & 0 \end{pmatrix} \end{matrix} \quad (8)$$

$$A_i(k+1) = f \left(A_i(k) + \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^N A_j(k) W_{ji} \right) \quad (9)$$

Em (9), $f(\cdot)$ denota a função de ativação sigmoide, resultando em valores na faixa $[0, 1]$, mostrada em (10). Nela, λ é um número positivo real, denominado fator de esquecimento da rede, e x é o valor de A_i no ponto de equilíbrio.

$$f(x) = \frac{1}{1+e^{-\lambda x}} \quad (10)$$

Desse modo, pode-se resumir a construção de um FCM em cinco passos (MENDONÇA, 2011):

1. Identificação dos conceitos, suas relações e sua natureza (positiva, negativa ou neutra);

2. Aquisição dos dados iniciais por conhecimento especialista ou dados do processo, quando conhecidos;
3. Apresentação dos dados para o cálculo dos pesos do FCM;
4. Tratamento dos valores obtidos para otimização do FCM;
5. Validação do modelo nas condições de operação propostas.

Além do método manual para a sintonia dos pesos do FCM (conhecimento especialista), várias outras opções são utilizadas atualmente na literatura. Neste trabalho, foi feita a sintonia por Algoritmos Genéticos (AGs).

Na sintonia por AGs, coloca-se todas as relações causais dentro de um cromossomo que, por meio de cruzamentos e mutações, desenvolve o conjunto de pesos mais apto dentro das faixas propostas (GOLDBERG, 1989).

Assim, a população inicial é gerada de maneira pseudoaleatória dentro do universo de discurso desejado e, com todas as operações provenientes dos AGs, os valores das relações evoluem a partir de uma função de adequabilidade. Atualmente, pode-se destacar o trabalho de Poczeta *et al.* (2015), que utilizou AGs para a otimização da estrutura de um FCM.

3.2 Técnica de controle PID

Como abordado nos capítulos anteriores, quase a totalidade dos controladores industriais são controladores PID ou PID modificados, podendo ser ajustados no próprio local de operação. Isso se deve ao fato de que, para sistemas em que não se conhece muito bem o modelo matemático da planta (processo), não há como se utilizar métodos analíticos para o controle (OGATA, 2011). Em resumo, os controladores deste tipo têm como objetivo avaliar a diferença de erro entre o sinal proveniente do processo e o valor desejado do *setpoint* (SILVA, 2015).

A função de transferência de um controlador PID é dada por (11) (DORF; BISHOP, 2011):

$$PID(S) = K_p + \frac{K_i}{S} + K_d S \quad (11)$$

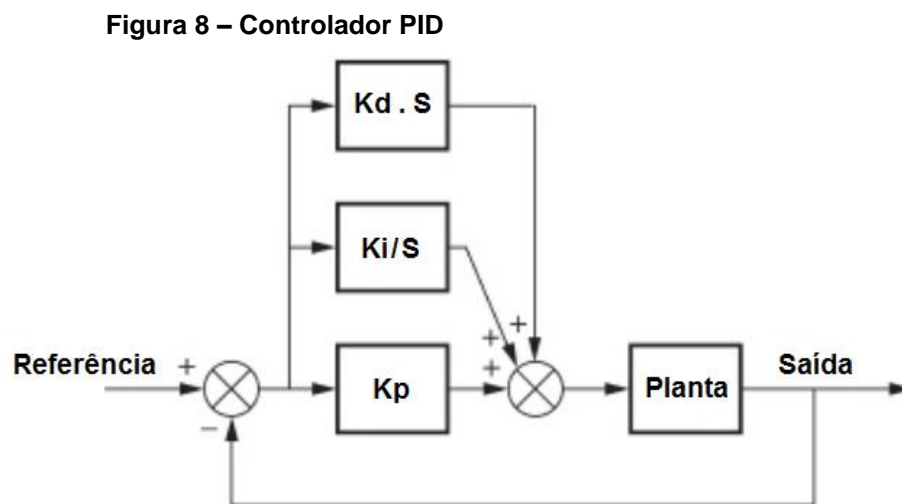
As variáveis são:

- PID(S): Função de transferência do controlador PID no plano S;

- K_p : ganho proporcional;
- K_i : ganho integral;
- K_d : ganho derivativo.

O parâmetro proporcional visa a rapidez de reação do sistema, aumentando a atuação do controlador conforme crescimento do erro, enquanto que o parâmetro Integral refere-se à diminuição do erro estacionário e, por fim, o parâmetro derivativo tem como finalidade diminuir o máximo sobressinal e oscilações (DORF; BISHOP, 2011).

O controlador PID pode ser implementado de algumas formas em um processo, e uma de suas arquiteturas mais difundidas na literatura é representada na Figura 8, utilizando diagrama de blocos:



Fonte: Adaptado de Nise (2012).

O controlador PID é amplamente usado desde sua criação, principalmente nas indústrias químicas, o que impulsionou o desenvolvimento de diversas metodologias para ajuste dos seus ganhos (CHEN, 2006). Nesse trabalho, foi utilizado um método híbrido, inicialmente por Ziegler-Nichols e depois heurísticamente por questões de experiência com a metodologia.

3.2.1 Sintonia pelo método de Ziegler-Nichols

Os pesquisadores Ziegler e Nichols propuseram, em 1942, um método para ajuste de controladores baseados em três simples princípios de controle identificados

a partir da análise de processos: resposta proporcional, *reset* automático e “pré ato” (ZIEGLER; NICHOLS, 1942).

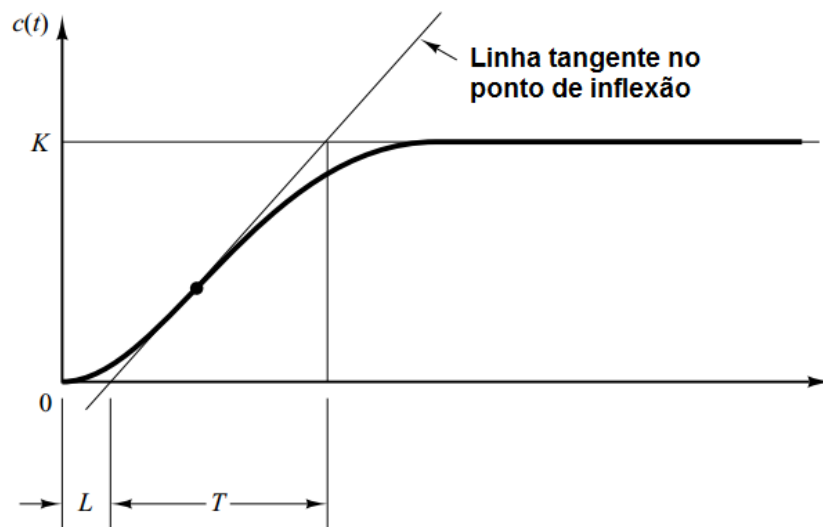
No primeiro método, chamado de “Método da malha aberta”, ou também “Método da oscilação crítica”, o ajuste dos ganhos é baseado na resposta da planta a um degrau unitário (sinal constante de corrente, por exemplo) (CHEN, 2006).

A partir do sinal obtido, uma curva em formato de “S” (Figura 10), escolhe-se o tempo derivativo (T_d), integral (T_i) e K_p de forma a atender a Tabela 1. Na figura, L é o atraso do sistema e T é a constante de tempo, com K_d e K_i calculados por (12) e (13) (OGATA, 2011).

$$K_d = K_p T_d \quad (12)$$

$$K_i = \frac{K_p}{T_i} \quad (13)$$

Figura 9 – Curva em S da resposta



Fonte: Adaptado de Ogata (2011).

No segundo método, chamado de “Método da malha fechada”, define-se primeiramente T_d nulo. Assim, aumenta-se K_p até o momento em que a saída exibe uma oscilação sustentada, denominada como K_{cr} (crítico). A partir disso, encontra-se o período da oscilação (P_{cr}) e, com isso, escolhe-se T_d , T_i e K_p de acordo com a Tabela 1 (CHEN, 2006; OGATA, 2011).

Tabela 1 – Métodos de Ziegler-Nichols

Método	K_p	T_i	T_d
Primeiro	$1,2 \cdot T/L$	$2 \cdot L$	$0,5 \cdot L$
Segundo	$0,6 \cdot K_{cr}$	$0,5 \cdot P_{cr}$	$0,125 \cdot P_{cr}$

Fonte: Adaptado de Ogata (2011).

3.2.2 Parâmetros de análise do controle

Para a realização do método de ajuste de Ziegler-Nichols, deve-se ter em mãos as características desejadas para o sistema, traduzidas nos parâmetros de análise do controle. Como o nome sugere, são eles que definem a qualidade do controle empregado em um determinado processo, de modo que os resultados atinjam os valores desejados. Segundo Nise (2012), os objetivos de projeto de controladores são fundamentados na resposta transitória, erro em regime permanente e na estabilidade. Dessa maneira, o escopo desse capítulo é de apresentar os fundamentos dos métodos de comparação utilizados nesse trabalho.

Nos processos utilizados nesse trabalho, foram analisados o tempo de acomodação (T_a), máximo sobressinal (*Overshoot*), assim como os erros ITAE e ISE. Quanto menor o valor desses parâmetros, melhor será o controle, visto que são almejados valores pequenos de erro e baixo tempo de resposta nos sistemas controlados.

De maneira simples, o tempo de acomodação é o período necessário para que a resposta do sistema atinja de 2% a 5% do valor final. O máximo sobressinal é dado pelo percentual do valor relativo entre o valor de pico e da referência desejada no instante de pico (OGATA, 1998).

O outro fator analisado é chamado de ITAE, rotineiramente utilizado no meio acadêmico para a análise de controle como visto em Maiti *et al.* (2008) e em Marzaki *et al.* (2015). Seu cálculo pode ser inserido sem dificuldades em rotinas de código, dado por (14), em que t é o tempo e $E(t)$ o erro no instante t .

$$ITAE = \int_0^{\infty} t \cdot |E(t)| dt \quad (14)$$

Para a análise computacional, o ITAE é calculado nesse trabalho como a soma dos erros com o ITAE anterior, de modo que os dados em tempos maiores possuem mais peso do que os obtidos nos instantes iniciais.

De forma semelhante, o erro ISE (Integral do erro quadrático) também é utilizado para a análise da resposta de sistemas de controle, calculado de forma simples (15), onde $E(t)$ é o erro no instante t . Esse método penaliza tanto erros positivos e negativos encontrados no sistema (MARZAKI *et al.*, 2015).

$$ISE = \int_0^{\infty} E(t)^2 dt \quad (15)$$

3.3 Controle adaptativo e inteligente

A pesquisa por controladores adaptativos surgiu, nos anos 50 e 60, pela necessidade de pilotos automáticos para aviões de alta performance, que tinham mudanças drásticas em sua dinâmica durante suas viagens, impedindo a modelagem de malha fechada de ganhos fixos. Nesse sentido, era necessário um controlador mais sofisticado, que tivesse capacidade de aprender e acomodar essas mudanças, tais como distúrbios ou não-linearidade (ÅSTRÖM; WITTENMARK, 2008; IOANNOU; SUN, 1996).

Os controladores de ganho fixo são satisfatórios quando as condições de operação dos processos permanecem próximas de um ponto de operação. Porém, quando essas condições são alteradas, o método tradicional não é mais suficiente, visto que grande parte dos atuadores reais são dotados de características não-lineares (ÅSTRÖM; WITTENMARK, 2008).

Desse modo, as principais funções do controle adaptativo são baseadas em três pilares: identificação, decisão e modificação. O primeiro é constituído pela análise do erro e dos fatores de qualidade da resposta obtida, servindo como indicador do desempenho do sistema. O segundo pilar é responsável pela mudança necessária para o cumprimento dos requisitos desejados, e o último realiza as ações tomadas pelo anterior (SILVA, 2015).

O controlador adaptativo utilizado nesse trabalho permite a variação dos parâmetros K_p e K_d do PID, ao decorrer do tempo, fazendo com que eles se adequem às variações do sistema, que representam campanhas reais do fermentador alcoólico.

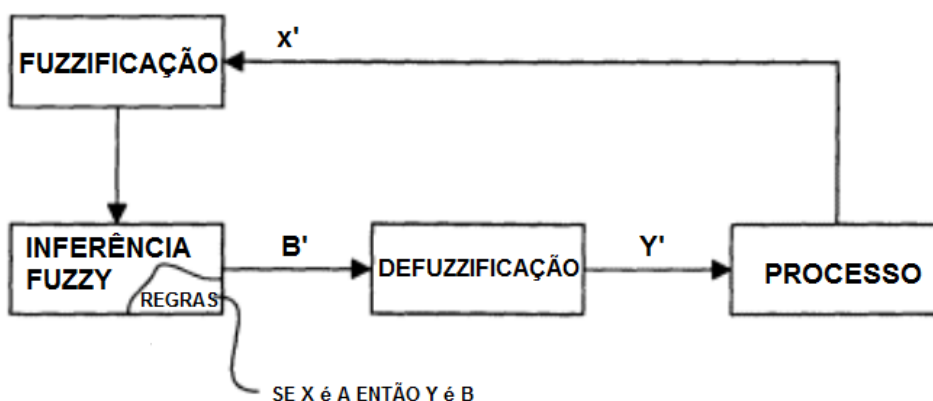
Trabalhos recentes utilizam a metodologia de controle adaptativo inteligente, principalmente baseada em sistemas *Fuzzy*, pela maior facilidade que os termos linguísticos proporcionam, podendo substituir um agente complexo por vários agentes mais simples, assim como maior tolerância a falhas e a possibilidade de controlar sistemas complexos, onde não se conhece o modelo da planta, obtendo os dados necessários pelo conhecimento heurístico do processo (ZHOU *et al.*, 2016; GUO; WANG; LIAO, 2017; FABRO; ARRUDA, 2003).

De modo semelhante ao controle adaptativo, o controle inteligente surge quando a necessidade por mais autonomia em sistemas cada vez mais sofisticados aumenta (STYLIOS; GROUMPOS, 2000).

Um dos tipos de controle inteligente é feito através da lógica *Fuzzy*. Para a representação de um sistema de controle *Fuzzy*, deve-se caracterizar o conjunto de regras, representando o conhecimento especialista, de forma que os termos linguísticos estejam associados às variáveis do processo analisado (MENDONÇA, 2011).

Um dos primeiros controladores *Fuzzy* foi desenvolvido por Mamdani, nos anos 70, para controle de fornos de cimento na Inglaterra, mostrado na Figura 10. Nele, são apresentados os conceitos de fuzzificação e defuzzificação, com os dados sendo normalizados e depois reapresentados como valores reais de saída (KASABOV, 1996).

Figura 10 – Controlador *Fuzzy* de Mamdani



Fonte: Adaptado de Kasabov (1996).

As etapas de construção de um controlador *Fuzzy* podem ser dadas por (MENDONÇA, 2011):

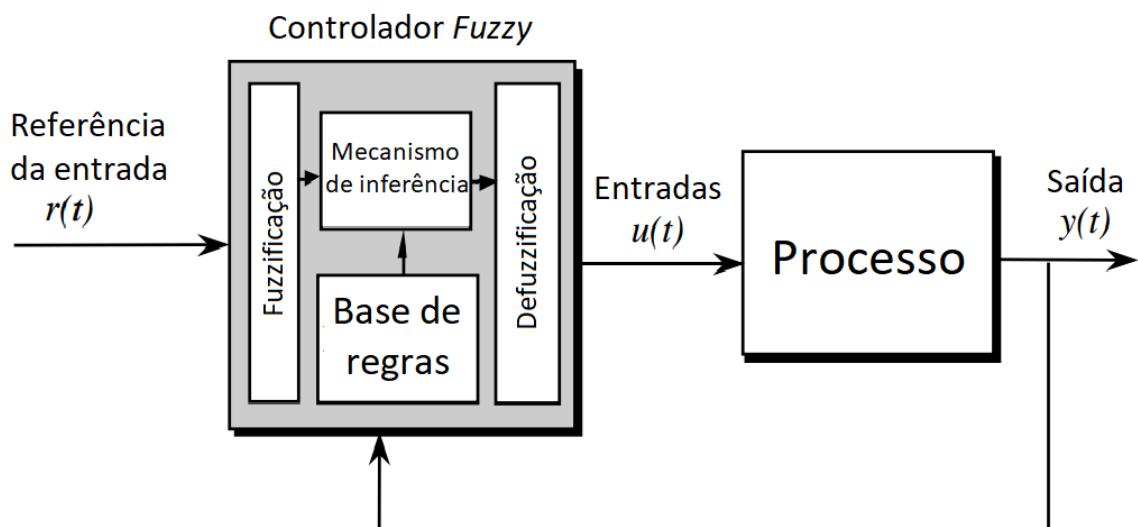
1. Determinar o universo de discurso das variáveis;

2. Definir os termos linguísticos e os níveis de pertinência;
3. Construir a base de regras para o mecanismo de inferência;
4. Definir os parâmetros de projeto, como a atuação do controlador.

Um Controlador Lógico *Fuzzy* (FLC) é composto basicamente de quatro elementos, podendo ser visto na Figura 11 (PASSINO; YURKOVICH, 1996):

1. Base de regras: contendo a quantificação *Fuzzy* do conhecimento do especialista baseado em sua descrição linguística das ações de controle necessárias;
2. Mecanismo de inferência: emulando a tomada de decisões do especialista interpretando e aplicando seu conhecimento no controle;
3. Interface de fuzzificação: que transforma as entradas do controlador em informação, de modo que o mecanismo de inferência possa ativar e aplicar as regras;
4. Interface de defuzzificação: que transforma as conclusões do elemento 2 nas saídas do controlador, que serão as entradas do processo.

Figura 11 – Diagrama de blocos de um FLC



Fonte: Adaptado de Passino; Yurkovich (1996).

De modo semelhante ao FLC, um controlador FCM é desenvolvido de acordo com o conhecimento do especialista no processo analisado, partindo também da premissa de que problemas do mundo real tem dificuldade de modelagem, podendo estar mal definidos e com grande espaço de soluções. Nesses sistemas,

como citado anteriormente, modelos precisos não são práticos, muito caros ou inexistentes, tornando o controle clássico impraticável (STYLIOS; GROUMPOS, 2000).

Um controlador FCM é, de forma simples, um Mapa Cognitivo *Fuzzy* inserido em um processo, de modo que parte dos conceitos é utilizada como entrada das variáveis do sistema de controle, enquanto que outra parte representa as saídas do controlador, servindo como sinal de controle para a planta do processo, como no caso do controle do sistema Heatex utilizado nesse trabalho.

4 METODOLOGIA

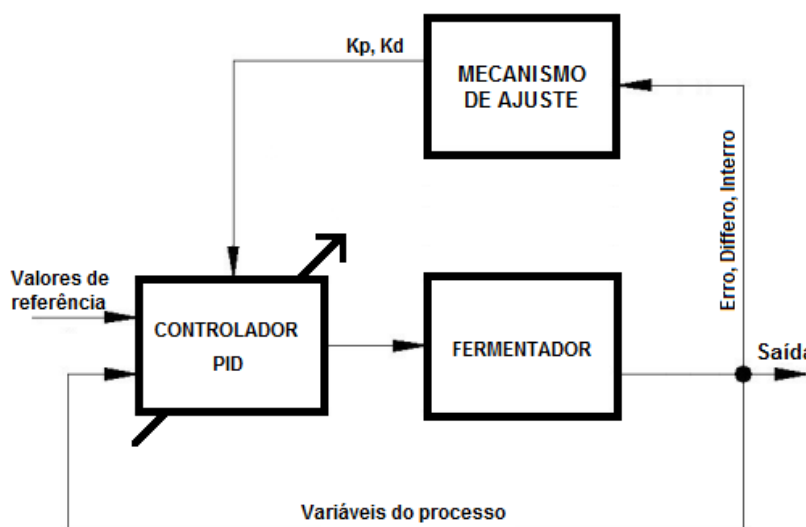
O objetivo desse capítulo é apresentar todas as etapas do desenvolvimento das simulações dos processos abordados nesse trabalho: um processo de fermentação alcoólica e um de troca de calor (Heatex), assim como parâmetros necessários para sua execução.

4.1 Controle do fermentador alcoólico industrial

Como abordado no Capítulo 1, no processo do fermentador alcoólico de Maher (1995), foi implementado um controlador PID adaptativo com mecanismos de ajuste via FCM e *Fuzzy*. Posteriormente, através da interpretação dos parâmetros de análise de controle citados no trabalho, embarcou-se o mecanismo de ajuste escolhido como melhor na plataforma Arduino, comparando seus resultados com os obtidos nas simulações.

Para o processo de fermentação alcoólica, escolheu-se uma arquitetura de controle adaptada de um modelo apresentado no trabalho de Ferreira (2009), denominada auto-sintonização (*auto tune*), mostrada na Figura 12. Nela, as variáveis *Erro*, *Interro* e *Differro* representam os erros relacionados aos parâmetros dos ganhos do PID, com *Erro* o erro em regime, *Interro* o erro integrativo e *Differro* o derivativo.

Figura 12 – Arquitetura de controle proposta para o fermentador

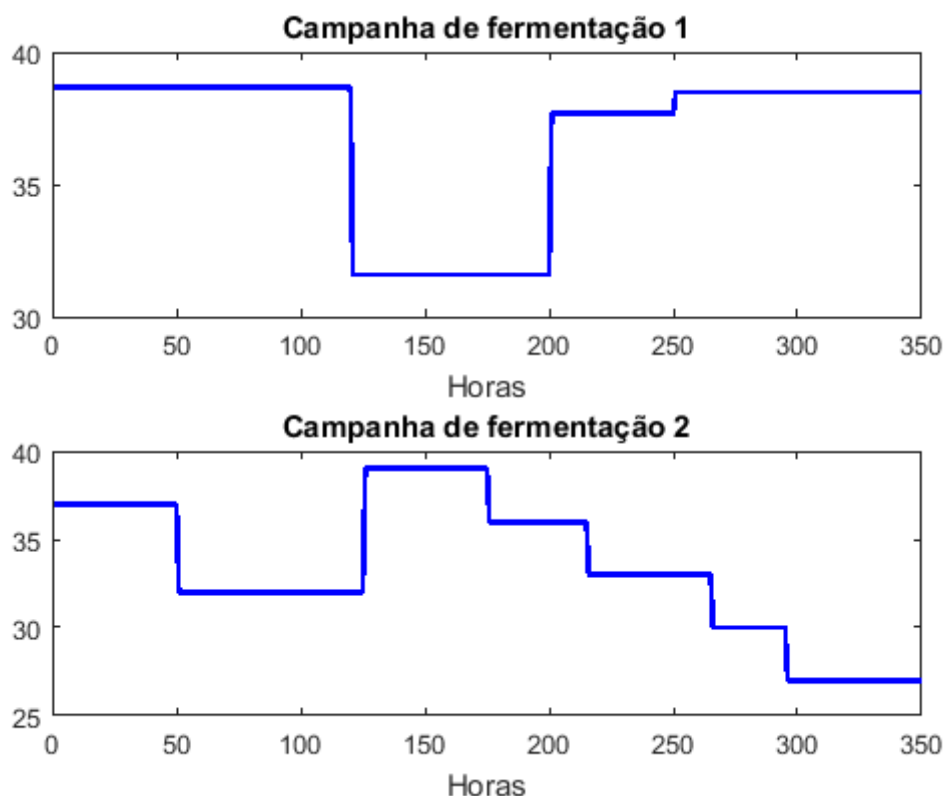


Fonte: Adaptado de Ferreira (2009).

A arquitetura de controle mostrada na Figura 12 foi utilizada para os dois mecanismos de ajuste do PID utilizados no trabalho: FCM (FCM-PID) e *Fuzzy* (*Fuzzy*-PID). Em relação a seu funcionamento, o mecanismo de ajuste realiza a interpretação dos valores de saída, ou seja, os erros provenientes dos parâmetros do controlador e, a partir da análise proposta para cada mecanismo, aplica multiplicadores aos ganhos K_p e K_d do PID, adaptando-os a cada iteração nas simulações.

Para uma melhor comparação entre os dois mecanismos de ajuste utilizados, foram elaboradas duas campanhas distintas de fermentação (conjunto de valores de *setpoint* a serem seguidos), de forma a possibilitar uma melhor visualização em relação a flexibilidade de cada mecanismo utilizado. As campanhas são mostradas na Figura 13, e podem descrever campanhas reais de fermentação, nas quais o *setpoint* (Produto) pode alcançar níveis que comprometam todo o processo, de acordo com as restrições impostas na Seção 2.1.

Figura 13 – Campanhas de fermentação utilizadas



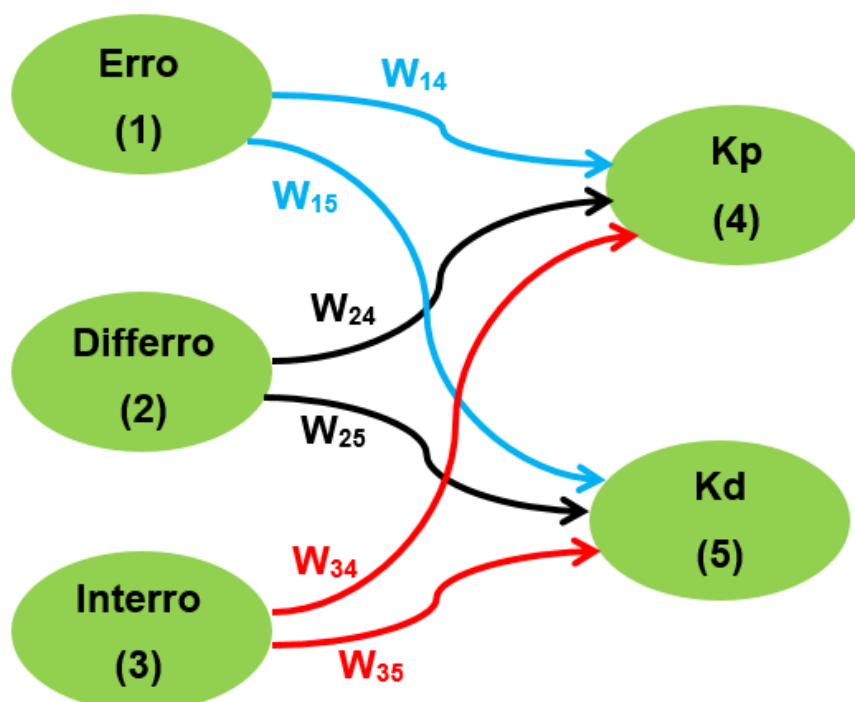
Fonte: Autoria própria.

A primeira etapa no desenvolvimento foi a sintonização dos parâmetros iniciais do controlador PID, K_p , K_d e K_i (constante). Inicialmente os valores utilizados

foram obtidos através do Método de Ziegler-Nichols mas, através da heurística e análise do processo, os valores foram alterados de maneira a melhorar os resultados do controle. Com isso, chegou-se a $K_p = 2$, $K_d = 4,95$ e $K_i = 0,35$.

O primeiro mecanismo de ajuste a ser explorado foi o FCM-PID, construído a partir da análise do controle PID tradicional do processo, utilizando-se de conhecimento especialista. Com isso, tem-se o FCM desenvolvido na Figura 14.

Figura 14 – FCM do fermentador



Fonte: Autoria própria.

Na figura acima, os conceitos 4 e 5 correspondem aos multiplicadores a serem aplicados nos ganhos K_p e K_d do PID. A partir do conhecimento de especialista empregado no projeto do FCM, verificou-se que os conceitos de 1 a 3 possuem influência negativa fraca em 4 e 5.

Nesse trabalho, então, as relações causais W_{ij} (pesos) foram calculadas por meio de um AG adaptado para cada campanha. Nesse caso, uma população inicial de 20 indivíduos teve valores aleatórios negativos próximos a faixa de 0,22, escolhida de modo heurístico de acordo com a resposta apresentada pelo FCM-PID para cada campanha.

O AG utilizado foi desenvolvido com uma taxa de mutação de 1% e cruzamentos simples entre três indivíduos, tendo como critério de parada o número

de gerações escolhido igual ao da população inicial, retornando o conjunto de pesos que proporcionou menor valor na função de adequabilidade dada por (16), escolhida para representar o erro quadrático entre o valor inicial de K_p e K_d do PID e os multiplicadores encontrados pelo FCM.

$$f_{adeq} = \sqrt{(2 - A_4)^2 + (4,95 - A_5)^2} \quad (16)$$

Os resultados obtidos para as relações causais iniciais encontram-se em (17) e (18), respectivamente para a primeira e segunda campanhas.

$$W_{ji} = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -0,2799 & -0,2466 & -0,1532 & 0 & 0 \\ -0,3082 & -0,2465 & -0,1727 & 0 & 0 \end{pmatrix} \quad (17)$$

$$W_{ji} = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -0,2291 & -0,2424 & -0,1727 & 0 & 0 \\ -0,2817 & -0,2294 & -0,1564 & 0 & 0 \end{pmatrix} \quad (18)$$

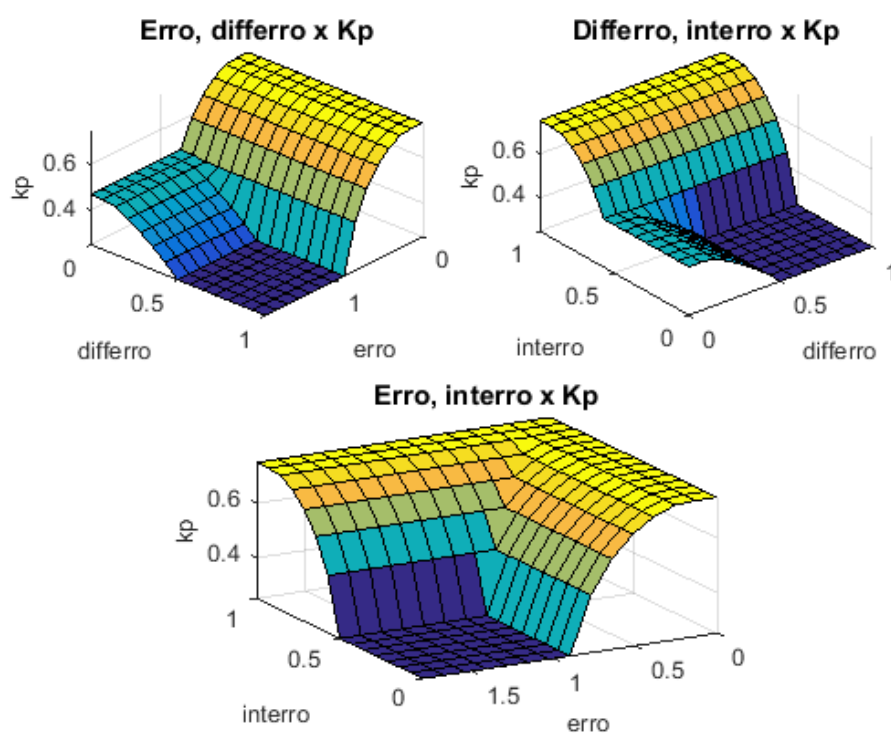
Com isso, foram criadas as rotinas do controle FCM-PID, que tem resultados mostrados na Seção 5.1.

O segundo mecanismo, *Fuzzy*-PID, teve suas regras e funções de pertinência ajustadas heurísticamente, baseando-se nas relações do FCM-PID, utilizando os mesmos conceitos usados no FCM como funções de entrada. Para isso, foi utilizada a *Fuzzy Logic Toolbox* do MatLab®.

O sistema *Fuzzy* utilizado foi do tipo Mamdani, ponderado, com 3 entradas (Erro, Diferença e Interro), 2 saídas (multiplicadores de K_p e K_d) e 18 regras. As funções de pertinência foram criadas de forma a atender 3 faixas de valores, denominadas “pequeno” (sufixo p), “médio” (sufixo m) e “grande” (sufixo g) para as entradas e saídas, utilizando funções trapezoidais nas bordas e triangulares no centro.

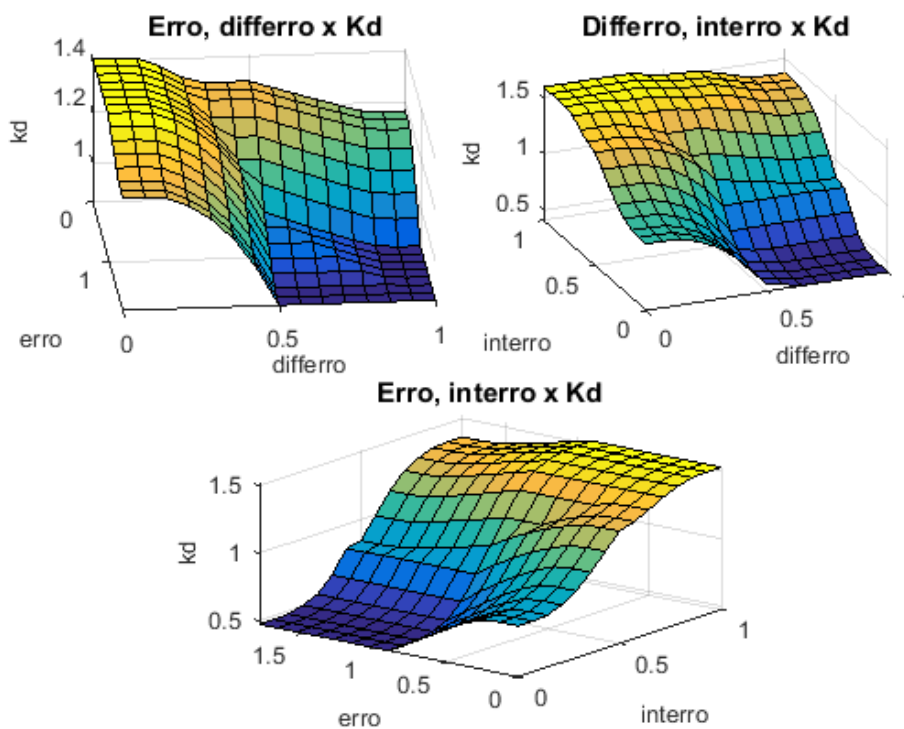
As entradas (módulos dos erros) variam de 0 e 1 (erro de 100% positivo). A saída de K_p varia em [0 1,5] e a de K_d entre [0 2], ambas ajustadas heurísticamente. As regras usadas são vistas a seguir, onde o número entre parênteses mostra o peso da regra, e as superfícies *Fuzzy* são mostradas nas Figuras 15 e 16.

Figura 15 – Superfícies *Fuzzy* do multiplicador de K_p



Fonte: Autoria própria.

Figura 16 – Superfícies *Fuzzy* do multiplicador de K_d



Fonte: Autoria própria.

As regras do sistema *Fuzzy* utilizado são:

1. Se (interro é intp) então (kp é kpp) (1);
2. Se (interro é intm) então (kp é kpp) (1);
3. Se (interro é intg) então (kp é kpg) (1);
4. Se (erro é errop) então (kp é kpg) (1);
5. Se (erro é errop) então (kd é kdg) (0.5);
6. Se (erro é errom) então (kp é kpp) (1);
7. Se (erro é errom) então (kd é kdm) (0.1);
8. Se (erro é errog) então (kp é kpp) (1);
9. Se (erro é errog) então (kd é kdp) (0.2);
10. Se (differro é diffp) então (kp é kpg) (0.2);
11. Se (differro é diffp) então (kd é kdg) (1);
12. Se (differro é diffm) então (kp é kpp) (1);
13. Se (differro é diffm) então (kd é kdm) (0.2);
14. Se (differro é diffg) então (kp é kpp) (0.5);
15. Se (differro é diffg) então (kd é kdp) (0.2);
16. Se (interro é intp) então (kd é kdp) (1);
17. Se (interro é intm) então (kd é kdm) (0.5);
18. Se (interro é intg) então (kd é kdg) (1).

Após a síntese do FCM-PID e *Fuzzy*-PID, foram gerados gráficos com as variáveis de estado do processo, a fim de verificar se as concentrações obtidas nas simulações estavam dentro da faixa estabelecida nas restrições, além de também gerar um gráfico com os valores dos ganhos modificados durante o processo, a fim de visualizar os efeitos causados pela mudança de *setpoint* em K_p e K_d do controlador.

Com os dados das campanhas de ambos os mecanismos de ajuste, calculou-se então o ITAE e ISE, obtidos o máximo sobressinal (*overshoot*) e tempo de acomodação (T_a) para comparação entre as duas técnicas analisadas.

Assim, escolhida a melhor técnica, embarcou-se esse mecanismo de ajuste no Arduino, uma plataforma eletrônica de código livre baseada na facilidade de uso tanto de *hardware* quanto de *software*, utilizando uma linguagem de programação baseada em C/C++.

Como pode ser visto na Figura 17, nesse trabalho a comunicação entre MatLab® e Arduino segue um ciclo, em que o MatLab® envia os erros para o sistema embarcado, que calcula o ajuste necessário e depois retorna os dados dos parâmetros ajustados, que são recebidos pelo *software* novamente no início do ciclo.

Figura 17 – Ciclo de comunicação Arduino-MatLab®



Fonte: Adaptado de Matsumoto *et al.* (2013).

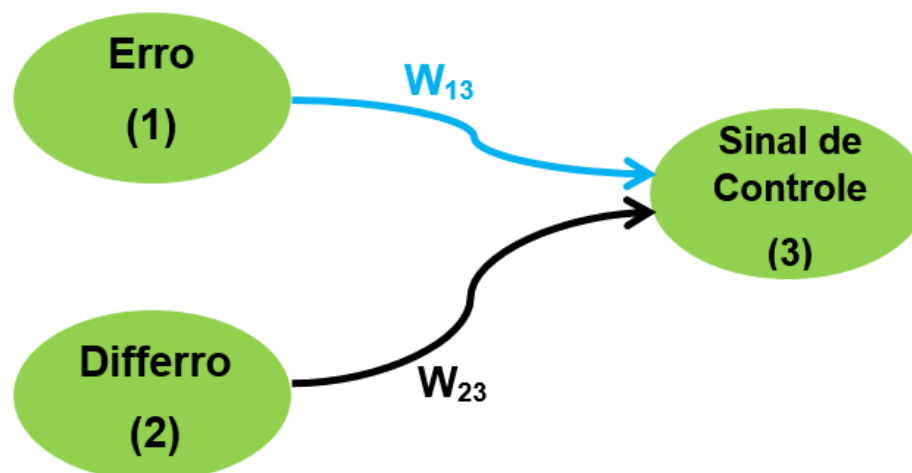
4.2 Controle do processo Heatex

De maneira distinta ao processo anterior, o controle utilizado no Heatex foi puramente inteligente, ou seja, sem o controlador PID. Nesse caso, foram desenvolvidos um controlador *Fuzzy* (FLC) e um controlador FCM, comparados com o controlador PI original presente no MatLab®.

Primeiramente, assim como no processo de fermentação alcoólica, foi criado o controlador FCM considerando erros de forma análoga aos erros de um controlador PID: o erro em regime e o diferencial desse erro para cada iteração. Devido a menor complexidade desse sistema (planta de 1ª ordem + distúrbio de 1ª ordem), não foi necessária a utilização da integral do erro, assim como o esperado anteriormente.

Para o controlador FCM, foi utilizada como base a estrutura do Simulink® do trabalho de Puheim, Vascak e Madarasz (2015), modificada para o Heatex. As Figuras 17 e 18 mostram, respectivamente, o FCM criado e sua versão no Simulink®.

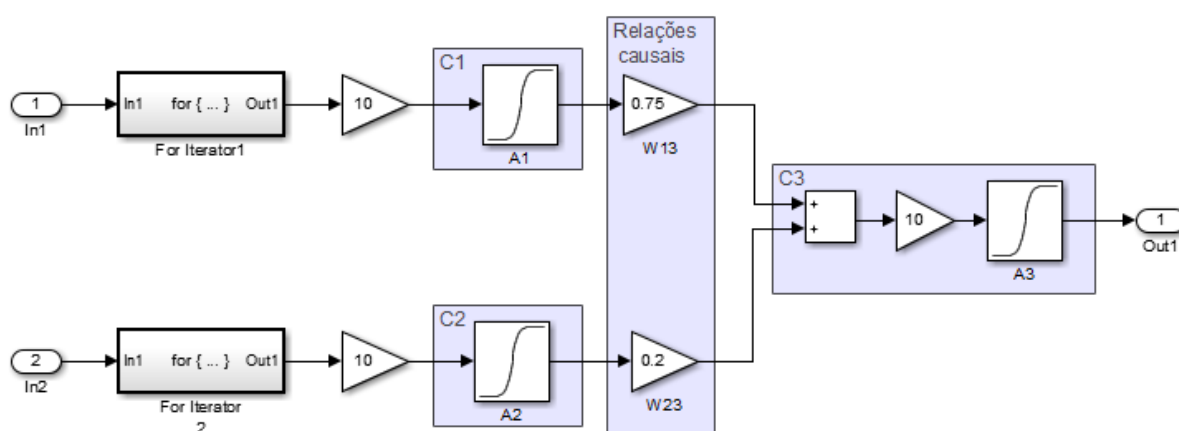
Figura 18 – Controlador FCM para o Heatex



Fonte: Autoria própria.

Devido a menor complexidade desse processo, as relações causais do FCM foram definidas de forma heurística, com os erros possuindo relação positiva com o sinal de controle a ser inserido no sistema, ou seja, quanto maiores os erros, também será maior o sinal de controle aplicado. Os valores finais escolhidos para os pesos foram $W_{13} = 0,7$ e $W_{23} = 0,2$.

Figura 19 – Controlador FCM no Simulink®



Fonte: Autoria própria.

Na Figura 19 pode-se ver o laço do FCM indicado por “*For iterator*”, os valores dos conceitos indicados por *A* através de funções sigmoide, e *In1* e *In2* as

entradas *erro* e diferencial do erro (*Differro*). Nota-se também ganhos de valor 10, utilizados para amplificar os valores recebidos e de saída do controlador.

O segundo passo, novamente, foi criar o FLC. Nesse processo, entretanto, a base de regras utilizada foi a mesma proposta por Passino e Yurkovic (1996) para controle de um pêndulo invertido, mostrada na Figura 19.

Figura 20 – Regras do pêndulo invertido

Sinal de controle		Diferencial do erro (Differro)				
		-2	-1	0	1	2
Erro	-2	2	2	2	1	0
	-1	2	2	1	0	-1
	0	2	1	0	-1	-2
	1	1	0	-1	-2	-2
	2	0	-1	-2	-2	-2

Fonte: Adaptado de Passino; Yurkovic (1996).

No processo analisado, entretanto, foram designados termos linguísticos ao invés de números entre $[-2\ 2]$ para descrever as funções de pertinência. De maneira semelhante ao fermentador alcoólico, as funções da borda (duas) são trapezoidais e as internas (três) são triangulares.

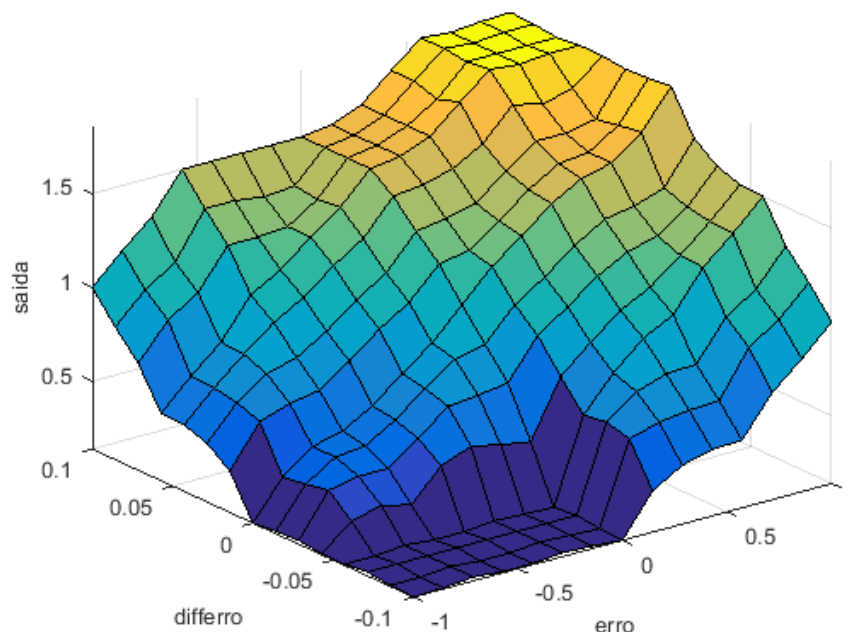
As entradas, assim como no controlador FCM são *Erro* e *Differro* e a saída é o sinal de controle. Assim como na Figura 20, o FLC possui 25 regras ponderadas igualmente, mostradas a seguir, onde *b* representa as funções de pertinência mais à esquerda, *m* as funções intermediárias e *a* aquelas mais à direita, a variável *saída* representa o sinal de controle. O número entre parêntesis denota o peso das regras.

1. Se (erro é b2) e (differro is b2) então (saida is b2) (1);
2. Se (erro é b2) e (differro is b1) então (saida is b2) (1);
3. Se (erro é b2) e (differro is m2) então (saida is b2) (1);
4. Se (erro é b2) e (differro é a1) então (saida é b1) (1);
5. Se (erro é b2) e (differro é a2) então (saida é m2) (1);
6. Se (erro é b1) e (differro é b2) então (saida é b2) (1);
7. Se (erro é b1) e (differro é b1) então (saida é b2) (1);
8. Se (erro é b1) e (differro é m2) então (saida é b1) (1);

9. Se (erro é b1) e (differro é a1) então (saida é m2) (1);
10. Se (erro é b1) e (differro é a2) então (saida é a1) (1);
11. Se (erro é m2) e (differro é b2) então (saida é b2) (1);
12. Se (erro é m2) e (differro é b1) então (saida é b2) (1);
13. Se (erro é m2) e (differro é m2) então (saida é m2) (1);
14. Se (erro é m2) e (differro é a1) então (saida é a1) (1);
15. Se (erro é m2) e (differro é a2) então (saida é a1) (1);
16. Se (erro é a1) e (differro é b2) então (saida é b1) (1);
17. Se (erro é a1) e (differro é b1) então (saida é m2) (1);
18. Se (erro é a1) e (differro é m2) então (saida é a1) (1);
19. Se (erro é a1) e (differro é a1) então (saida é a2) (1);
20. Se (erro é a1) e (differro é a2) então (saida é a2) (1);
21. Se (erro é a2) e (differro é b2) então (saida é m2) (1);
22. Se (erro é a2) e (differro é b1) então (saida é a1) (1);
23. Se (erro é a2) e (differro é m2) então (saida é a2) (1);
24. Se (erro é a2) e (differro é a1) então (saida é a2) (1);
25. Se (erro é a2) e (differro é a2) então (saida é a2) (1).

A superfície *Fuzzy* do controlador é mostrada na Figura 21, estabelecendo a relação entre as entradas e saídas do modelo utilizado.

Figura 21 – Superfície *Fuzzy* do FLC Heatex



Fonte: Autoria própria.

Com a criação do controlador FCM e do FLC, foram realizadas simulações do sistema no MatLab® Simulink® e coletados os dados para os cálculos de ITAE, ISE, T_a e *overshoot* do processo, assim como no caso do fermentador alcoólico industrial, a fim de comparar as soluções encontradas. Porém, nesse caso, o melhor controlador não foi embarcado devido aos resultados encontrados para o FCM-PID do primeiro processo, explicados no capítulo que segue. Os resultados encontram-se na Seção 5.2.

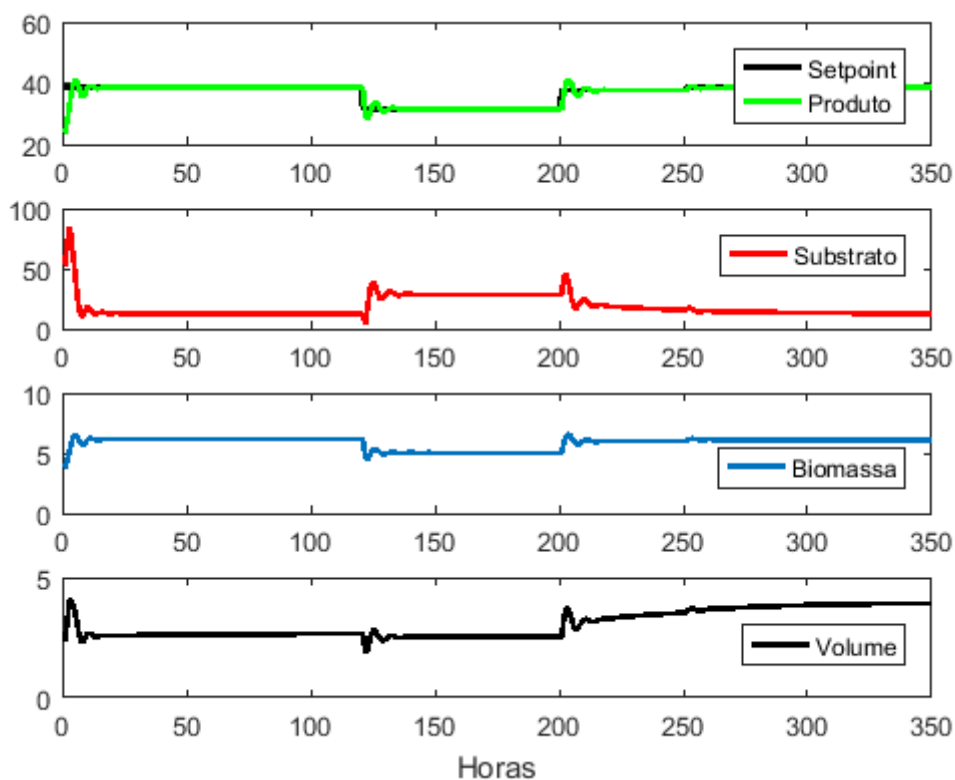
5 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Nesse capítulo estão contidos os resultados obtidos a partir das simulações dos processos contidos no Capítulo 4.

5.1 Fermentador alcoólico

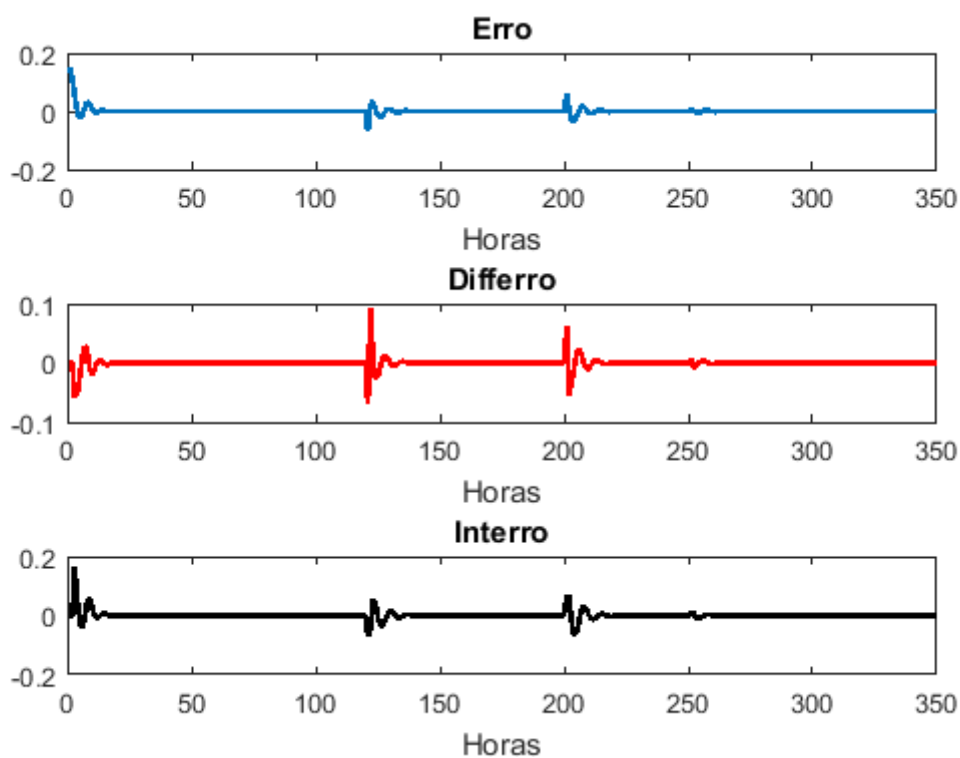
Primeiramente foram feitas as simulações da campanha de fermentação 1, para o PID, FCM-PID e *Fuzzy*-PID. Os resultados para o produto (P), substrato (S), volume (V) e biomassa (C) são mostrados a seguir, juntamente com as variações dos ganhos, erros e o tempo de execução de cada campanha por ambos os mecanismos de ajuste e PID não-adaptativo.

Figura 22 – Resultados PID campanha 1



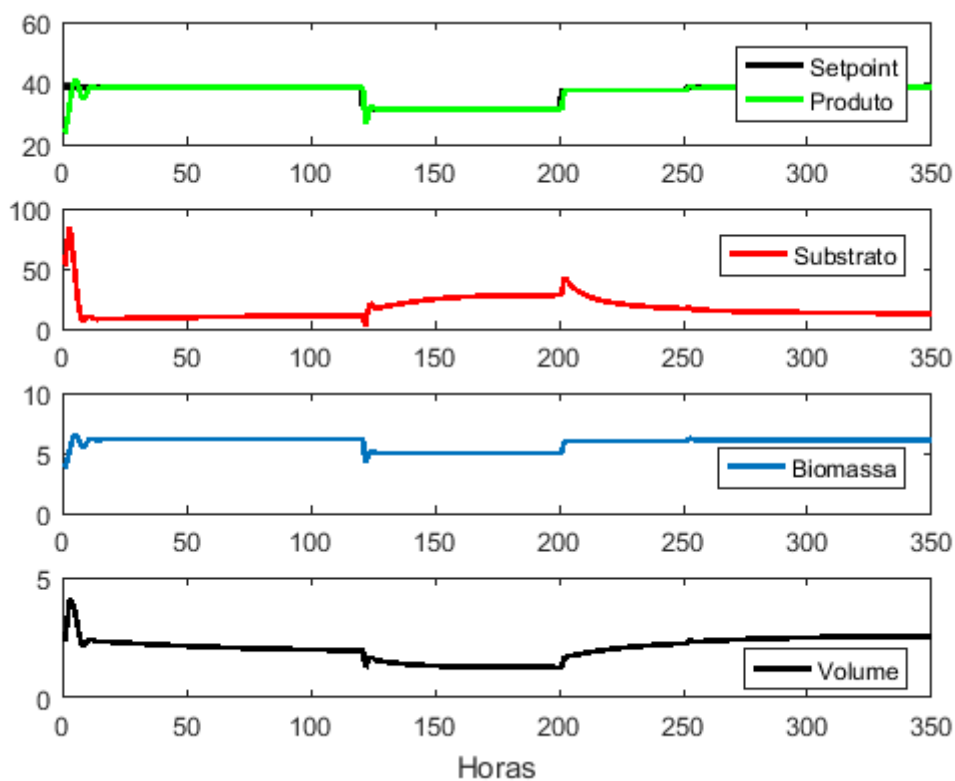
Fonte: Autoria própria.

Figura 23 – Erros PID campanha 1



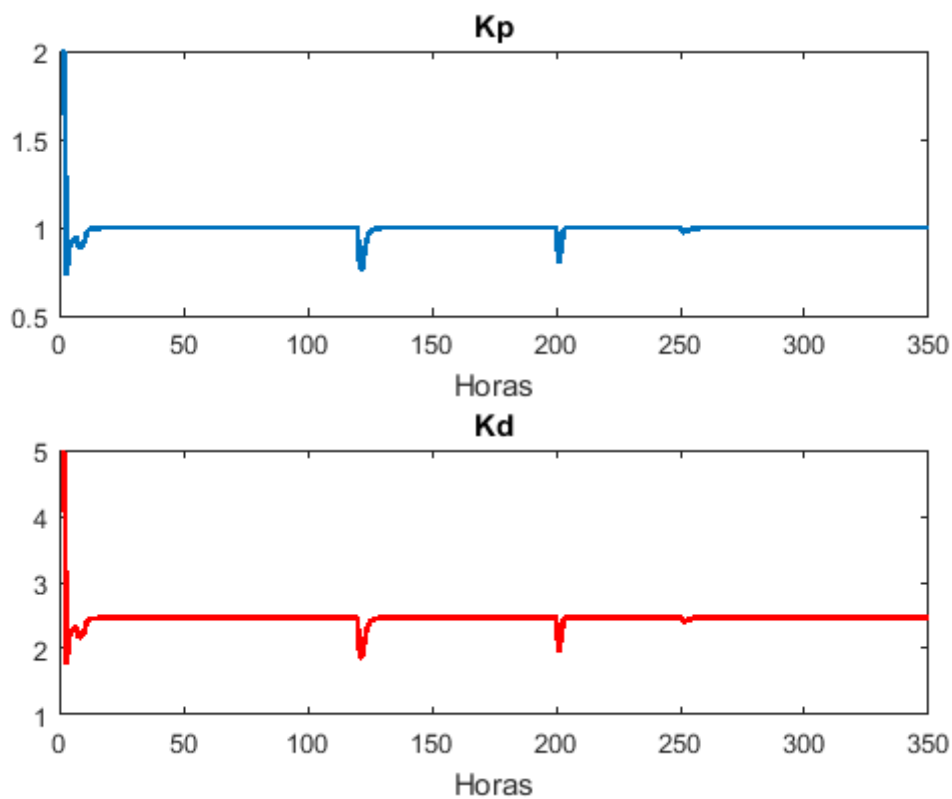
Fonte: Autoria própria.

Figura 24 – Resultados FCM-PID campanha 1



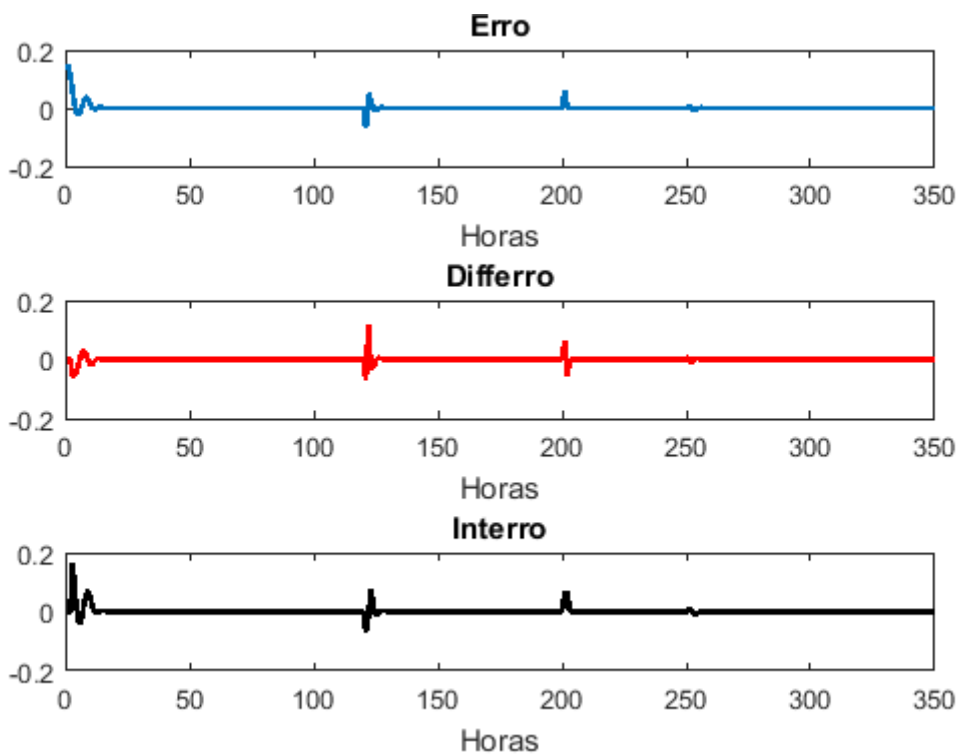
Fonte: Autoria própria.

Figura 25 – Variação dos ganhos FCM-PID campanha 1



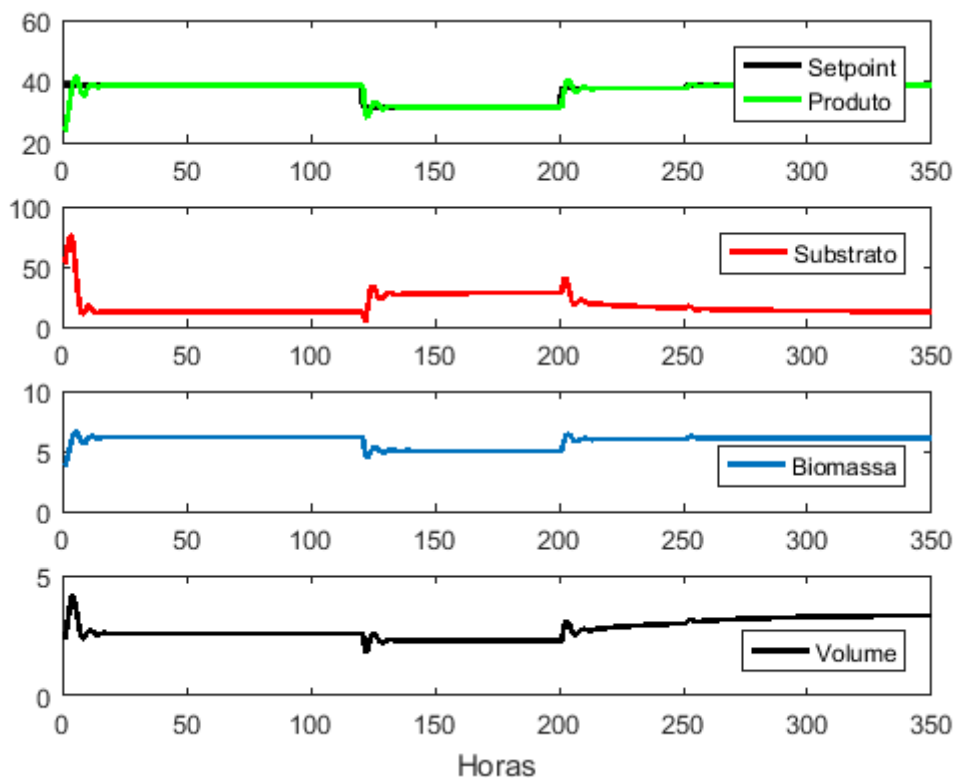
Fonte: Autoria própria.

Figura 26 – Erros FCM-PID campanha 1



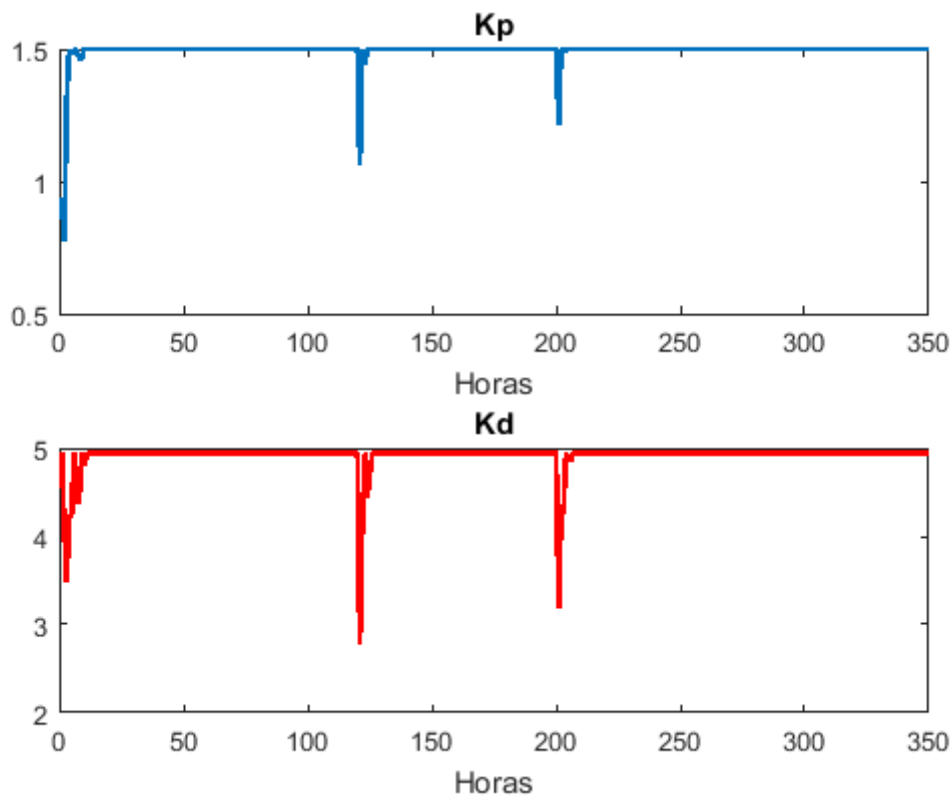
Fonte: Autoria própria.

Figura 27 – Resultados *Fuzzy-PID* campanha 1



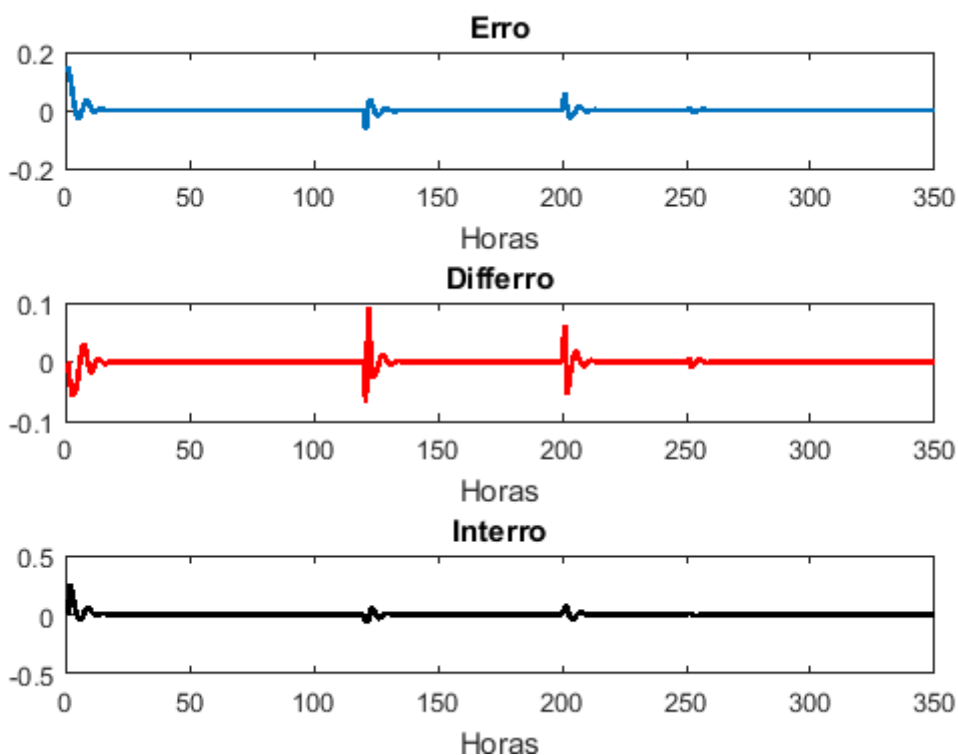
Fonte: Autoria própria.

Figura 28 – Variação dos ganhos *Fuzzy-PID* campanha 1



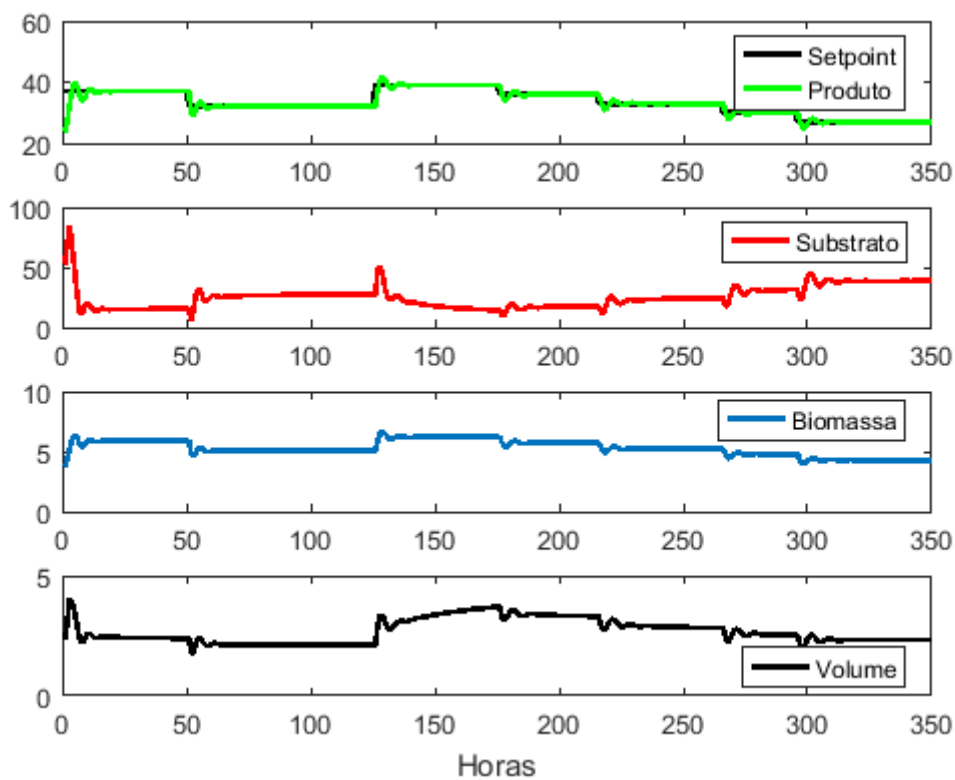
Fonte: Autoria própria.

Figura 29 – Erros Fuzzy-PID campanha 1



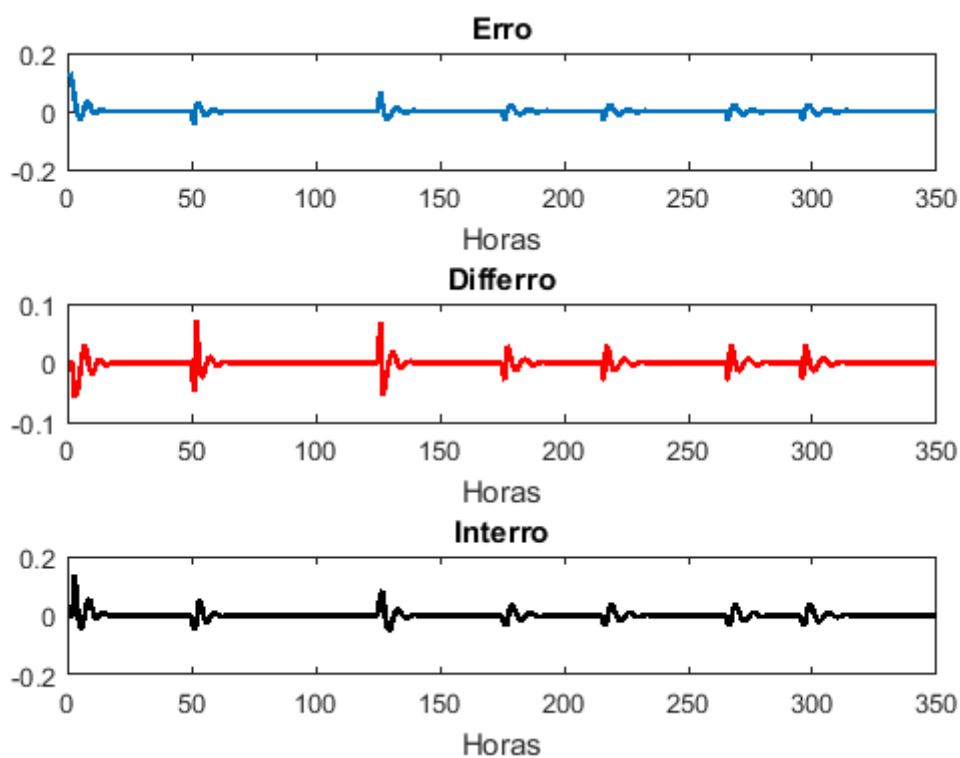
Fonte: Autoria própria.

Figura 30 – Resultados PID campanha 2



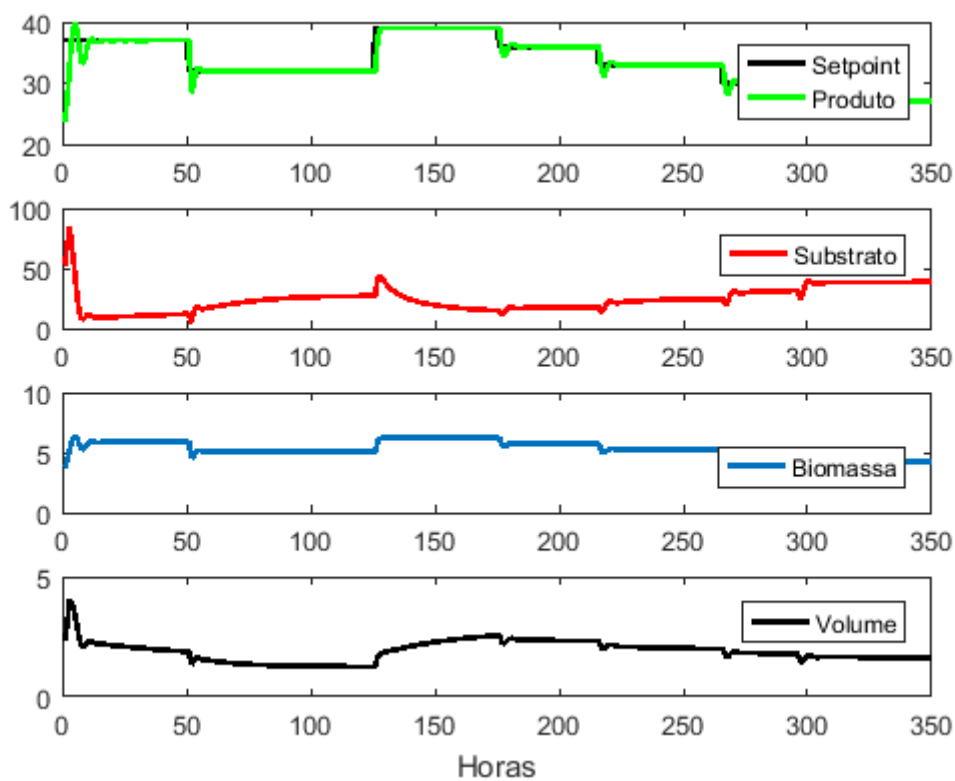
Fonte: Autoria própria.

Figura 31 – Erros PID campanha 2



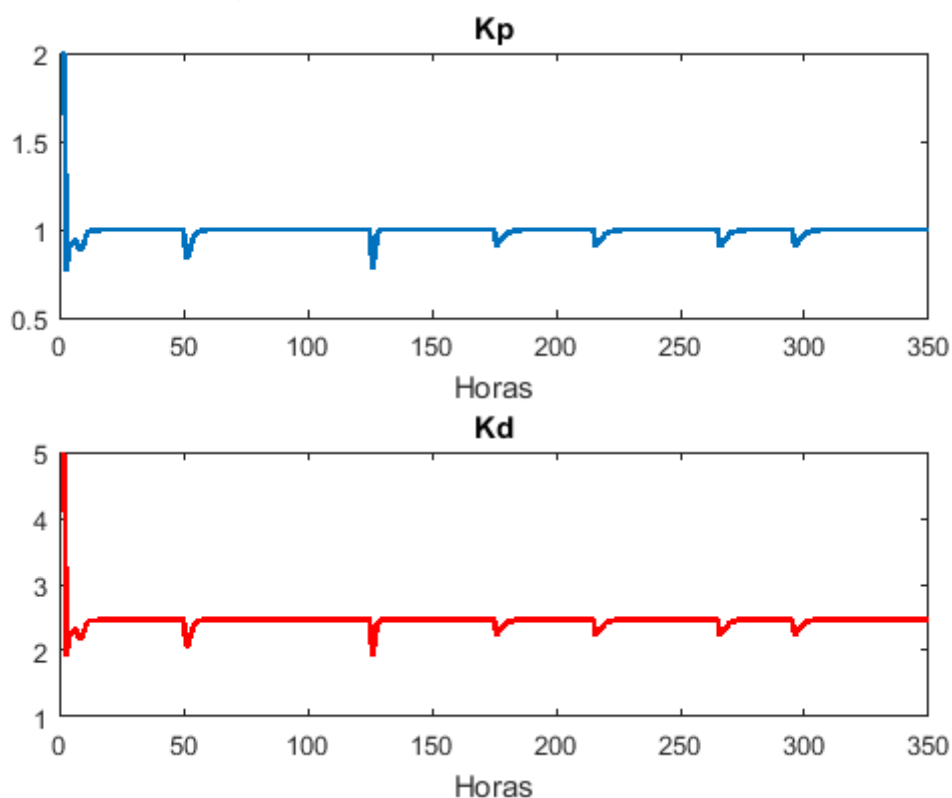
Fonte: Autoria própria.

Figura 32 – Resultados FCM-PID campanha 2



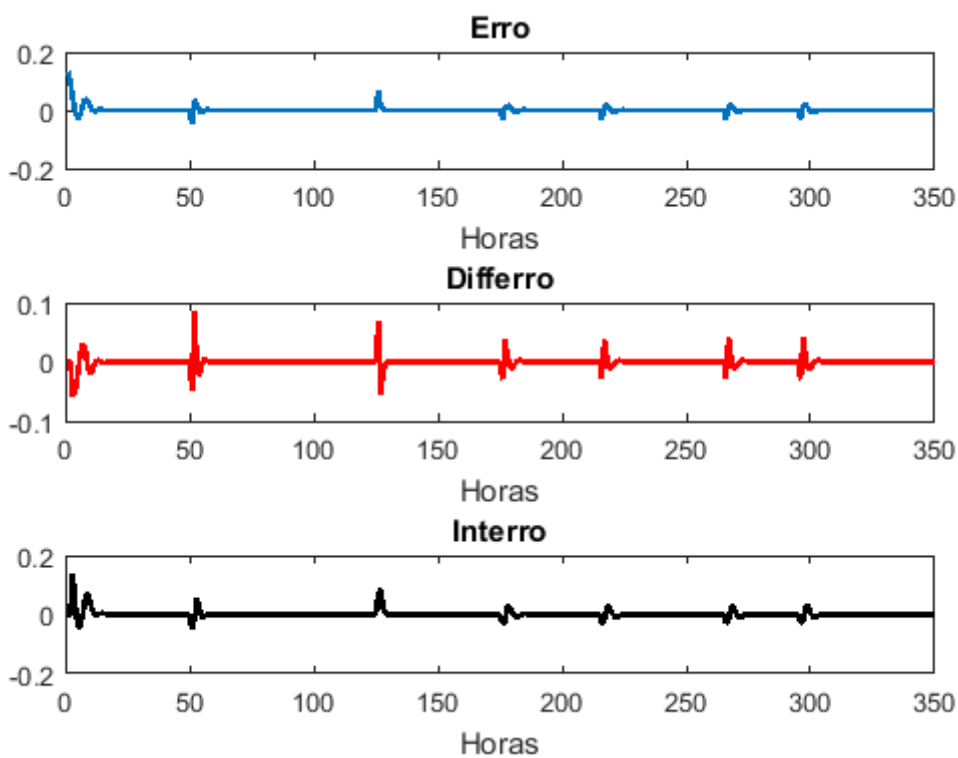
Fonte: Autoria própria.

Figura 33 – Variação dos ganhos FCM-PID campanha 2



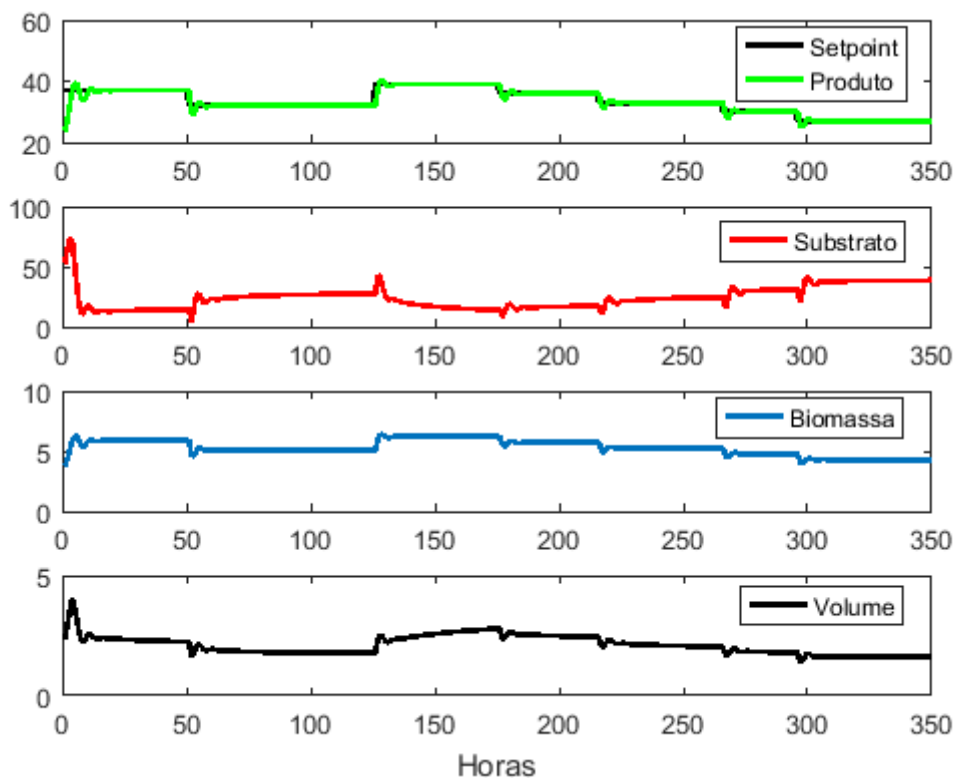
Fonte: Autoria própria.

Figura 34 – Erros FCM-PID campanha 2



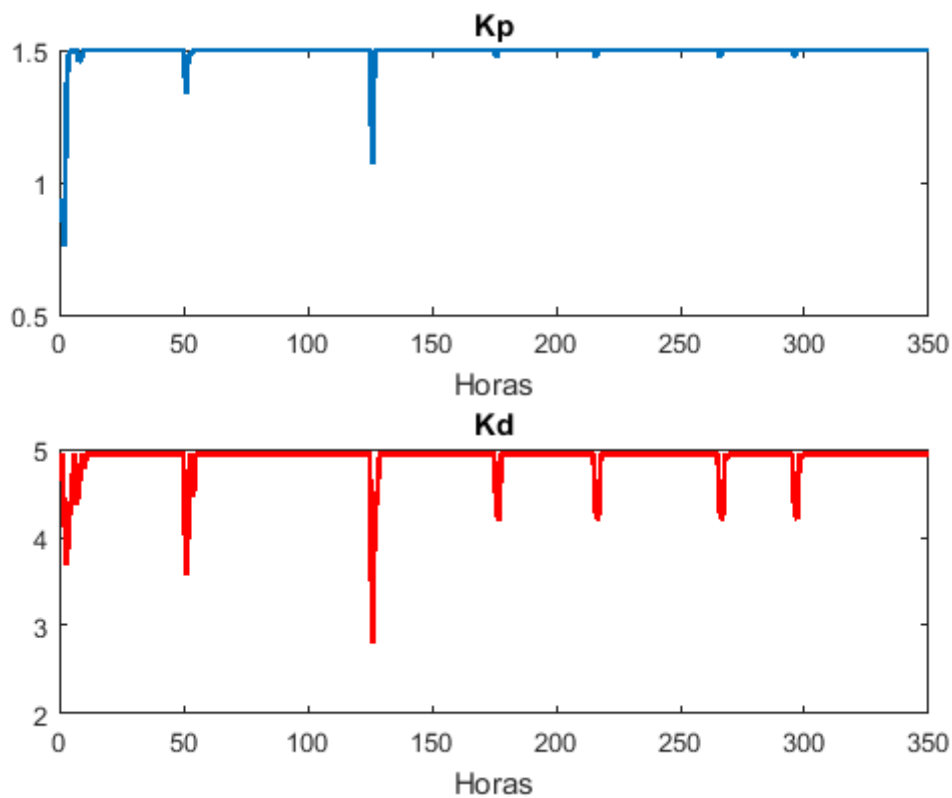
Fonte: Autoria própria.

Figura 35 – Resultados *Fuzzy-PID* campanha 2

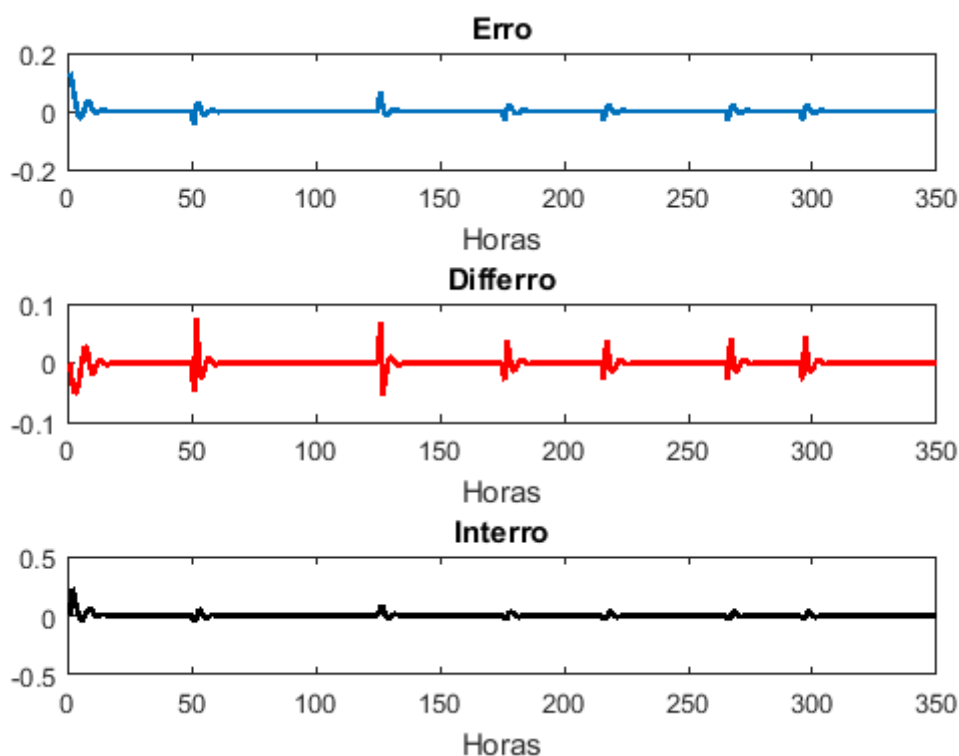


Fonte: Autoria própria.

Figura 36 – Variação dos ganhos *Fuzzy-PID* campanha 2



Fonte: Autoria própria.

Figura 37 – Erros *Fuzzy*-PID campanha 2

Fonte: Autoria própria.

Tabela 2 – Valores críticos das variáveis de estado

Campanha	PID		FCM-PID		<i>Fuzzy</i> -PID	
	1	2	1	2	1	2
Biomassa máx. (g/l)	6,5719	6,6584	6,5366	6,3331	6,5885	6,3892
Substrato mín. (g/l)	3,3463	5,0022	2,7367	4,7029	3,2886	4,5336
Volume mín. (l)	1,8665	1,7459	1,2488	1,2596	1,8077	1,4015
Volume máx. (l)	4,1005	4,0341	4,1005	4,0341	4,2481	4,0381

Fonte: Autoria própria.

A partir da análise das Figuras 22, 24, 27 (campanha 1), 30, 32, 35 (campanha 2) e da Tabela 2, tem-se que as três abordagens utilizadas obtiveram resultados dentro das faixas desejadas para as variáveis de estado do processo.

Na primeira campanha o FCM-PID apresentou os valores mais baixos para todos os aspectos analisados, indicando, apoiando-se também pela visualização das figuras, que a mudança dos parâmetros do PID desse mecanismo ocasionou valores mais constantes para as variáveis analisadas.

Para a segunda campanha, que conta com mais mudanças no *setpoint* do que a primeira, nota-se que o controlador PID apresentou os maiores valores na

Tabela 2, enquanto que FCM-PID e *Fuzzy*-PID proporcionaram resultados semelhantes, sugerindo que, para essas condições, o uso do controlador não-adaptativo resultou em maior variação para os parâmetros do processo.

Em relação as variações dos ganhos, dadas pelas Figuras 25, 28 (campanha 1), 33, 36 (campanha 2), percebe-se que K_p e K_d são adaptados de forma acentuada nas mudanças de *setpoint*, tendo seus valores diminuídos tanto para FCM-PID quanto para *Fuzzy*-PID, esse que no começo das campanhas aumenta os valores e depois os decresce ao longo do processo. É também nesse mecanismo de ajuste que tem-se os maiores valores gerados para os ganhos, o que sugere que esse mecanismo de ajuste necessita de mudanças mais severas para alcançar os resultados desejados.

As Figuras 23, 26, 29 (campanha 1), 31, 34, 36 (campanha 2) apresentam os erros durante o processo de fermentação para o PID, FCM-PID e *Fuzzy*-PID, respectivamente. Assim como as análises anteriores, tem-se que os erros apresentam seus maiores valores nas mudanças de *setpoint*, solicitando assim as adaptações nos ganhos do controlador. Nesse trabalho utilizou-se apenas a soma do erro atual com o anterior para *Interro*, causando os resultados vistos para esse parâmetro nas figuras citadas acima.

Campanha	PID		FCM-PID		<i>Fuzzy</i> -PID	
	1	2	1	2	1	2
T_a (h)	20	20	20	20	22	25
Overshoot (g/l)	2,6488	3,1931	2,4274	2,8071	2,7531	2,5000
ITAE	0,9324	1,2827	0,7303	0,9790	0,8651	1,0755
ISE	0,0557	0,0517	0,0541	0,0488	0,0550	0,0497

Fonte: Autoria própria.

Com isso, chega-se a análise dos parâmetros de controle utilizados, mostrados na Tabela 3. Para o tempo de acomodação (T_a), há ligeira vantagem para PID e FCM-PID, visto que a diferença encontrada é pequena, devido ao elevado número de horas (350) utilizado para as campanhas. O maior valor de T_a do *Fuzzy*-PID também indica uma curva de estabilização do *setpoint* mais suave do que a dos demais.

Para o *overshoot*, o FCM-PID leva vantagem, sendo que o PID apresenta o maior valor para a campanha 1 e o *Fuzzy*-PID para a campanha 2, fato que endereça uma maior flexibilidade do mecanismo de ajuste FCM-PID perante o *Fuzzy*-PID, que para melhores resultados deveria ser ajustado individualmente para cada campanha, reiterando sua menor flexibilidade de operação.

Como esperado na análise do ITAE e do ISE, os resultados do PID foram os piores, visto sua natureza não-adaptativa. Entretanto, para o ISE os valores obtidos foram aproximados entre os três analisados, para as duas campanhas. Os resultados do ITAE foram de acordo com os demais obtidos, com o FCM-PID se saindo 20% melhor do que o PID e 15% do que o *Fuzzy*-PID.

Com isso, uma última análise de desempenho foi realizada, levando em consideração dessa vez o tempo de execução dos *scripts* MatLab® utilizados na simulação do PID, FCM-PID e *Fuzzy*-PID. Os resultados encontrados são mostrados nas Figuras 38 e 39.

Figura 38 – Tempos de execução camp. 1 (a) PID, (b) FCM-PID, (c) *Fuzzy*-PID

Profile Summary


Generated 03-Nov-2017 00:22:37 using performance time.

Function Name	Calls	Total Time	Self Time*	Total Time Plot (dark band = self time)
pid_c1	1	5.235 s	0.822 s	

(a)

Profile Summary

Generated 31-Oct-2017 11:55:37 using performance time.

Function Name	Calls	Total Time	Self Time*	Total Time Plot (dark band = self time)
fcm_pid_c1	1	7.434 s	0.920 s	

(b)

Profile Summary

Generated 05-Nov-2017 23:36:39 using performance time.

Function Name	Calls	Total Time	Self Time*	Total Time Plot (dark band = self time)
fuzzy_pid_c1_tcc	1	17.188 s	1.389 s	

(c)

Fonte: Autoria própria.

Na Figura 38 nota-se uma vantagem de aproximadamente 2s do PID perante o FCM-PID. No entanto, o *Fuzzy*-PID é 12s mais lento que o primeiro.

Figura 39 – Tempos de execução camp. 2 (a) PID, (b) FCM-PID, (c) Fuzzy-PID

Profile Summary

Generated 03-Nov-2017 00:20:45 using performance time.

Function Name	Calls	Total Time	Self Time*	Total Time Plot (dark band = self time)
pid_c1	1	5.501 s	0.880 s	

(a)

Profile Summary

Generated 31-Oct-2017 11:56:59 using performance time.

Function Name	Calls	Total Time	Self Time*	Total Time Plot (dark band = self time)
fcm_pid_c2	1	5.168 s	0.767 s	

(b)

Profile Summary

Generated 05-Nov-2017 23:41:52 using performance time.

Function Name	Calls	Total Time	Self Time*	Total Time Plot (dark band = self time)
fuzzy_pid_c2_tcc	1	14.510 s	0.914 s	

(c)

Fonte: Autoria própria.

Para a segunda campanha, mostrada na Figura 39, há mínima vantagem para o FCM-PID em relação ao PID não-adaptativo. Novamente, o *Fuzzy-PID* foi o mais lento, aproximadamente 9s.

Analisando os resultados das duas campanhas, tem-se que o FCM-PID foi o melhor mecanismo de ajuste. Alguns dos fatores que podem ter prejudicado o desempenho do *Fuzzy-PID* foram a utilização da *Fuzzy Logic Toolbox* do MatLab® ao invés da criação de um sistema utilizando funções em um *script* desse *software*, assim como também a impossibilidade de ajustar sistemas de inferência para cada campanha, devido ao escopo desse trabalho.

Desse modo, foi escolhido mecanismo de ajuste FCM para embarcar na plataforma Arduino. Porém, devido à complexidade do processo de fermentação alcoólica, a natureza das variáveis, assim como memória insuficiente do Arduino e a dificuldade de comunicação MatLab®-Arduino, não há resultados conclusivos a serem mostrados.

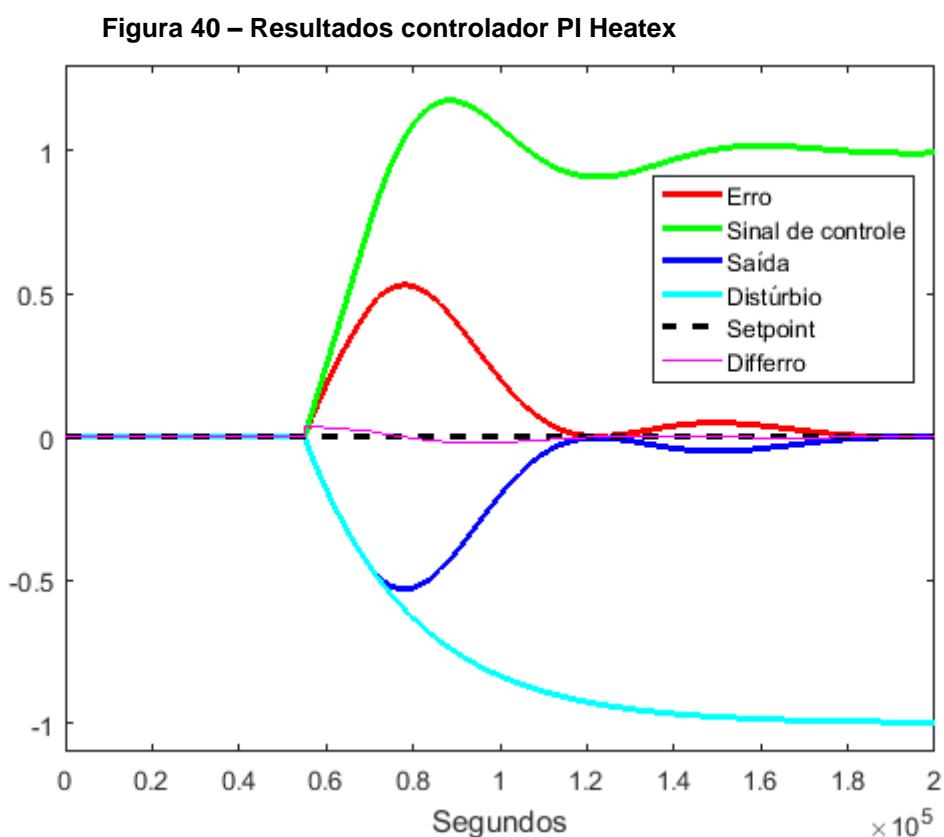
Em um primeiro plano, só foi possível embarcar do mecanismo de ajuste (FCM) na plataforma, e não de todo o FCM-PID como previsto no início do trabalho. Como já citado, outro problema possível foi a capacidade de armazenamento do Arduino, o que causava erros no início das campanhas. Assim, o mecanismo foi embarcado apenas até a trigésima oitava hora da simulação.

Nos resultados obtidos até o momento, os ganhos do processo apresentam valores quase nulos durante a etapa do Arduino para as duas campanhas. Para outros conjuntos de *setpoints*, as respostas obtidas foram semelhantes, apresentando sempre as mesmas curvas até o momento da troca do embarcado pelo simulado.

Entretanto, não foi descartada a possibilidade de futuros trabalhos nesse contexto, visto que a possibilidade de embarcar um FCM no Arduino já foi comprovada no trabalho de Mendonça *et al.* (2016) em um processo de menor complexidade.

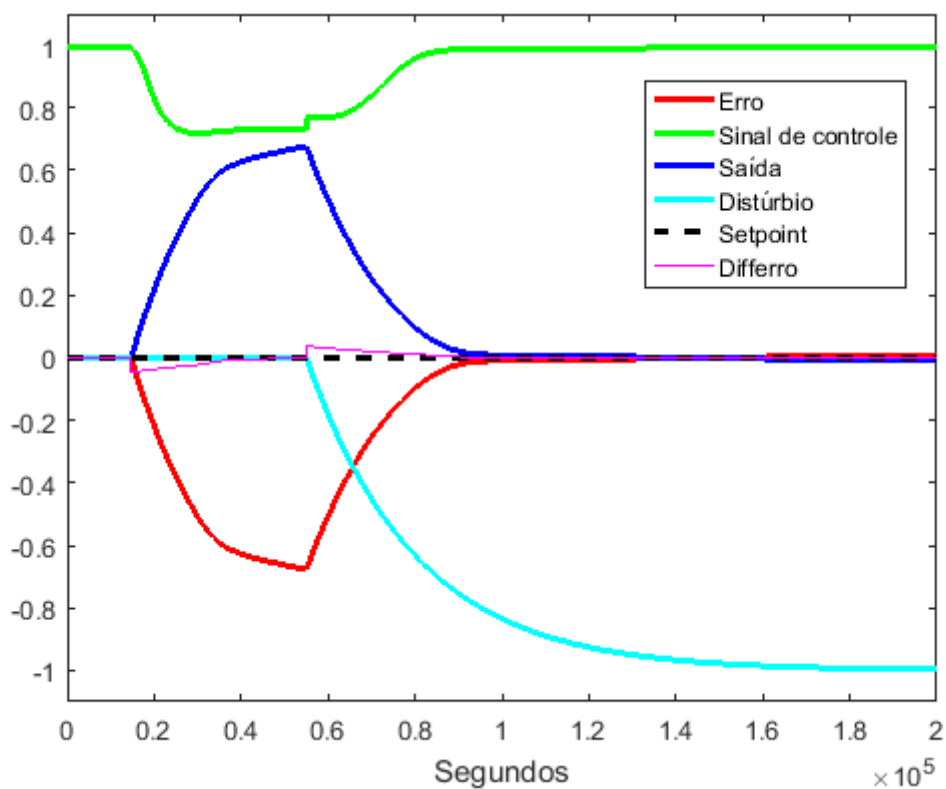
5.2 Heatex

Nesse processo, como descrito na Seção 4.2, um *setpoint* fixo é escolhido e, por padrão do MatLab® Simulink®, esse valor é zero. Assim, optou-se por essa condição nas simulações, apresentando três diferentes controladores. O primeiro um PI não-adaptativo, o segundo e terceiros controladores inteligentes, respectivamente um controlador FCM e um FLC.



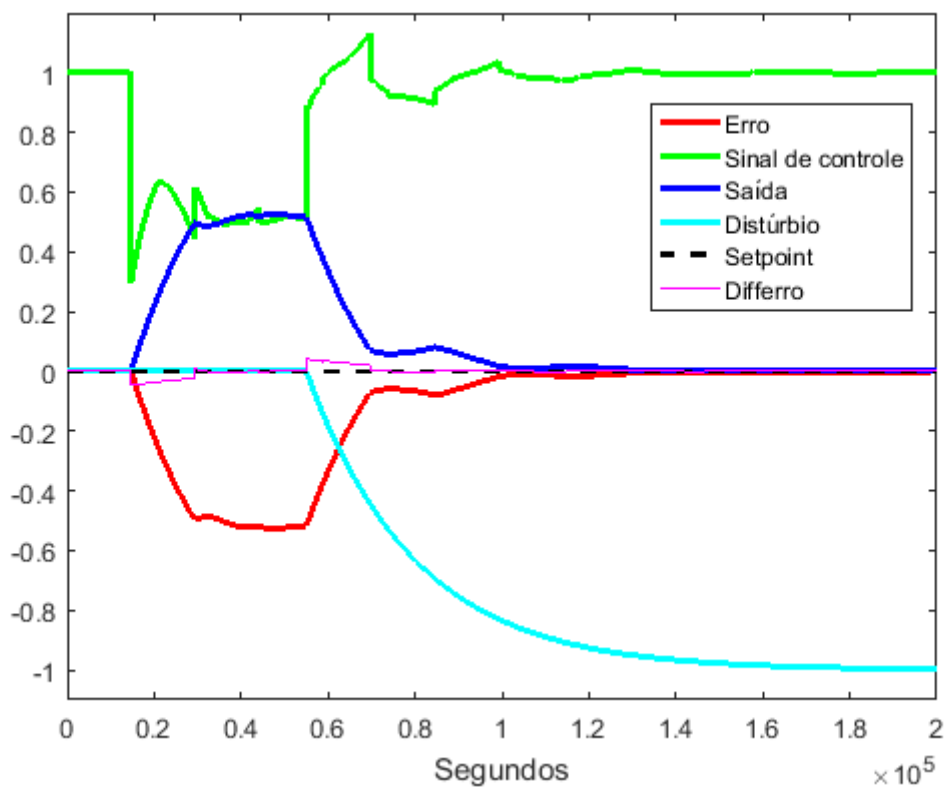
Fonte: Autoria própria.

Figura 41 – Resultados controlador FCM Heatex



Fonte: Autoria própria.

Figura 42 – Resultados FLC Heatex



Fonte: Autoria própria.

Os primeiros resultados mostrados são do PI originalmente contido no processo, seguidos pelos resultados do controlador FCM e, em seguida, do FLC. Os parâmetros de análise de controle são os mesmos utilizados no processo de fermentação alcoólica: ITAE, ISE, *overshoot* e T_a , mostrados na Tabela 4.

Nas Figuras 40, 41 e 42 também são mostrados os valores dos sinais de controle, *setpoint*, além dos distúrbios inseridos no processo, erro (*Erro*) e diferencial do erro (*differro*), que foram utilizados para o desenvolvimento dos controladores inteligentes, com a *Saída* representando a temperatura obtida no Heatex.

Tabela 4 – Parâmetros de análise do controle - Heatex

	PI	FCM	FLC
T_a (.10⁵ s)	1,7683	1,1538	1,2462
<i>Overshoot</i>	0,5310	0,6762	0,5257
ITAE	0,0991	0,1472	0,1171
ISE	0,0362	0,0746	0,0481

Fonte: Autoria própria.

Da análise das Figuras 40, 41 e 42 nota-se que, para os controladores inteligentes (FCM e FLC), a temperatura de saída se afasta do *setpoint* antes do início do distúrbio causado no sistema, ao contrário da simulação utilizando o controlador PI original do MatLab®, ao qual era esperado ser o melhor nesse caso.

Os resultados da Tabela 4 confirmam que o controlador clássico ainda foi a melhor opção para o controle do processo Heatex mas, a partir de sua análise e a das Figuras 40, 41 e 42, nota-se que a principal vantagem dos dois controladores inteligentes foi o tempo de acomodação, em destaque o controlador FCM.

Outros dados interessantes dizem respeito ao *overshoot* do FLC, menor que o do PI, além também de apresentarem valores de ITAE muito próximos. Entretanto, o que torna o FLC menos interessante do que o PI e o FCM é seu sinal de controle: analisando as Figuras 40, 41 e 42 tem-se que seu sinal de controle é o mais instável dos três controladores simulados o que, em uma situação prática, poderia resultar em queima de componentes do sistema, ocasionando prejuízos.

Figura 43 – Tempos de execução (a) PI (b) FCM, (c) FLC

Profile Summary


Generated 06-Nov-2017 00:54:02 using performance time.

Function Name	Calls	Total Time	Self Time*	Total Time Plot (dark band = self time)
tcc_heatex_pi	1	10.498 s	4.261 s	

(a)

Profile Summary

Generated 31-Oct-2017 23:16:29 using performance time.

Function Name	Calls	Total Time	Self Time*	Total Time Plot (dark band = self time)
tcc_heatex_fcm	1	37.408 s	10.974 s	

(b)

Profile Summary

Generated 31-Oct-2017 23:20:38 using performance time.

Function Name	Calls	Total Time	Self Time*	Total Time Plot (dark band = self time)
tcc_heatex_fuzzy	1	75.807 s	56.293 s	

(c)

Fonte: Autoria própria.

Assim como no processo anterior, verificou-se os tempos de execução dos *scripts* no MatLab® Simulink®, com os resultados sendo mostrados na Figura 43. Nela, pode-se verificar que o controlador PI foi praticamente quatro vezes mais rápido do que o controlador FCM e sete vezes mais do que o FLC.

Desse modo, apesar dos resultados do FLC dados na Tabela 4 poderem até justificar seu uso nesse processo, como seu desempenho no MatLab® foi consideravelmente inferior aos demais controladores, pode-se dizer que o controlador PI ainda é a melhor solução para esse processo na topologia *feedback* estudada.

6 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Nesse trabalho foram apresentados dois tipos de controladores para processos distintos, um PID adaptativo com mecanismos de ajuste inteligentes (FCM-PID e *Fuzzy*-PID) em um processo de fermentação alcoólica industrial, e controladores inteligentes FCM e FLC aplicados a um Heatex.

No processo do fermentador alcoólico industrial, o mecanismo FCM-PID obteve as melhores respostas de acordo com os parâmetros escolhidos no Capítulo 1. Entretanto, embarcar o FCM na plataforma Arduino não obteve os resultados pretendidos anteriormente. Diversos fatores possíveis podem ser elencados, dentre eles a complexidade do processo de fermentação, assim como a falta de memória e a dificuldade de comunicação entre Arduino e MatLab®.

A análise do processo de troca de calor Heatex proporcionou a comparação entre uma técnica clássica (controlador PI) com outras de controle inteligente (FCM e FLC). Os resultados endereçam que, mesmo com o PI ainda sendo o melhor controlador nesse caso, o uso de controladores inteligentes não pode ser descartado, visto que o FLC apresentou resultados semelhantes.

Como futuros trabalhos, pode-se citar uma evolução dos *scripts* utilizados para embarcar o controlador juntamente com o mecanismo adaptativo FCM-PID na plataforma Arduino, seja para o processo de fermentador como também para o Heatex, embarcando um controlador inteligente que se comunica com o MatLab® Simulink® através do Arduino.

Destaca-se também a possibilidade de trabalhar com outras topologias de controle do processo Heatex, tais como *feedforward* e *feedback + feedforward*, assim como já existentes no controle PI desse processo.

REFERÊNCIAS

AS'ARRY, A.; JAMALUDDIN, H.; RAHMAN, T. A. Z.; REZALI, K. A.; ZAIN, Z. **Suppression of Parkinson's hand-like tremor using fuzzy-PID controller**. 2016 IEEE International Conference on Automatic Control and Intelligent Systems (I2CACIS), 2016.

ÅSTRÖM, K. J.; WITTENMARK, B. **Adaptive Control**. 2. ed. USA: Dover Publications, 2008.

AXELROD, Robert M. **Structure of decision: the cognitive maps of political elites**. New Jersey, Princeton University Press, 1976.

CASTRUCCI, P. B. de L.; BITTAR, A.; SALES, R. M. **Controle Automático**. 1. ed. Rio de Janeiro: LTC, 2011.

CHEN, C. T. **Analog and Digital Control System Design: Transfer-Function, State-Space, and Algebraic Methods**. 1. ed. [s.l.] OUP USA, 2006.

DORF, R. C.; BISHOP, R. H. **Modern Control Systems**. 12. ed. Upper Saddle River: Pearson Prentice Hall, 2011.

FABRO, J. A.; ARRUDA, L. V. R. **Fuzzy-neuro predictive control, tuned by genetic algorithms, applied to a fermentation process**. IEEE International Symposium on Intelligent Control. Houston, Texas, October 5-8, 2003.

FARAH, E. **Fuzzy PID based path tracking control of a 5-DOF needle-holding robot**. 2017 International Conference on Communication, Control, Computing and Electronics Engineering (ICCCCEE), 2017.

FERREIRA, C. **Estudo comparativo entre as técnicas de controle Fuzzy, PI e adaptativo aplicado ao processo de fabricação de papel reciclado utilizando a ferramenta delta tune**. Dissertação (Curso de pós-graduação em engenharia elétrica) – Universidade Estadual de Londrina, 2009.

GOLDBERG, D. E. **Genetic algorithms in search optimization and machine learning**. Mass: Addison-Wesley, 1989.

GUO, X.-G.; WANG, J.-L.; LIAO, F. **Adaptive fuzzy fault-tolerant control for multiple high-speed trains with proportional and integral-based sliding mode**. IET Control Theory & Applications, v. 11, n. 8, p. 1234–1244, 2017.

IOANNOU, P. A.; SUN, J. **Robust Adaptive Control**. Prentice-Hall, Inc., Upper Saddle River, NJ, USA, 1995.

KASABOV, N. K. **Foundations of Neural Networks, Fuzzy Systems, and Knowledge Engineering**. 1 ed. MIT Press, Cambridge, MA, USA, 1996.

KOSKO, B. Fuzzy cognitive maps. **International Journal of Man-Machine Studies**,

v. 24, n. 1, p. 65–75, 1986.

KUMBASAR, T.; YESIL, E.; KARASAKAL, O. **Self-tuning interval type-2 fuzzy PID controllers based on online rule weighting**. 2013 IEEE International Conference on Fuzzy Systems (FUZZ-IEEE), 2013.

LIMA, F.; SERRA, G. **Fuzzy PID controller multiobjective genetic design**. 2015 IEEE 10th Conference on Industrial Electronics and Applications (ICIEA), 2015.

MAHER, M. **Modélisation élaboration estimation et de commander: application à um bioprocédé**. 1995. Tese - Université Paul Sabatier, LAAS/CNRS, Toulouse, 1995.

MAITI, D.; ACHARYA, A.; CHAKRABORTY, M.; KONAR, A.; JANARTHANAN, R. **Tuning PID and PI D Controllers using the Integral Time Absolute Error Criterion**. 2008 4th International Conference on Information and Automation for Sustainability, p. 1–6, 2008.

MALLESHAM, G.; RAJANI, A. **Automatic tuning of PID controller using fuzzy logic**. 8th International Conference on development and application systems. Suceava, Romania, 2006.

MARZAKI, M. H.; TAJJUDIN, M.; RAHIMAN, M. H. F.; ADNAN, R. **Performance of FOPI with error filter based on controllers performance criterion (ISE, IAE and ITAE)**. 2015 10th Asian Control Conference (ASCC), 2015.

MATSUMOTO, D. E.; MENDONÇA, M.; ARRUDA, L. V. R.; PAPAGEORGIOU, E. **Embebed Dynamic Fuzzy Cognitive Maps applied to the Control of an industrial mixer**. XI Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente (SBAI), 2013.

MELO JUNIOR, W. S.; ARRUDA, L. V. R.; EVANGELISTA, M.; RODRIGUES, L. C. de A. **Controle preditivo multivariável baseado em um modelo adaptativo aplicado a um fermentador alcoólico**. XIV Congresso Brasileiro de Automática. Natal, 2002.

MENDONÇA, M. **Uma contribuição ao desenvolvimento de sistemas inteligentes utilizando redes cognitivas dinâmicas**. 2011. 177 f. Tese (Doutorado em Engenharia de Automação e Sistemas) - Universidade Tecnológica Federal do Paraná: Curitiba, 2011.

MENDONÇA, M.; ANGELICO, B.; ARRUDA, L. V. R.; F. NEVES JR. **A dynamic fuzzy cognitive map applied to chemical process supervision**. Engineering Applications of Artificial Intelligence, v. 26, n. 4, p. 1199-1210, 2013.

MENDONÇA, M.; CORREA E.C.; CHRUN, I. R.; BUSS, O. **Supervisory System and Multivariable Control Applying Weighted Fuzzy-PID Logic in an Alcoholic Fermentation Process**. Semina: Ciências Exatas e Tecnológicas, Londrina, v. 36, n. 2, p. 95-108, 2015 a.

MENDONÇA, M.; CHRUN, I. R.; BASSETTO, E. L.; BUSS, O. **Arquiterura de controle Fuzzy em um processo Heatex- MatLab**. Anais Do Simpósio Paranaense

De Engenharia Mecânica, p. 15–16, 2015 b.

MENDONÇA, M.; NEVES, F.; DE ARRUDA, L.V.R.; CHRUN, I.R.; PAPAGEORGIOU, E.I. **Embedded Dynamic Fuzzy Cognitive Maps for Controller in Industrial Mixer**. In: Czarnowski I., Caballero A., Howlett R., Jain L. (eds) Intelligent Decision Technologies 2016. Smart Innovation, Systems and Technologies, vol 57. Springer, Cham., 2016.

NISE, N. S. **Engenharia de sistemas de controle**. 6. ed. Rio de Janeiro: LTC, 2012.

OGATA, K. **Engenharia de controle moderno**. 3. ed. Rio de Janeiro: Pearson Prentice Hall, 1998.

OGATA, K. **Engenharia de controle moderno**. 5. ed. São Paulo: Pearson Prentice Hall, 2011.

PAPAGEORGIOU, E. I. (ED.). **Fuzzy Cognitive Maps for Applied Sciences and Engineering**. Heidelberg: Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2014.

PASSINO, K. M.; YURKOVICH, S. **Fuzzy Control**. Addison Wesley Longman, Menlo Park, CA, 1996.

PEDRYCZ, W.; GOMIDE, F. **Fuzzy Systems Engineering Computing**. 1. ed. Hoboken, New Jersey: John Wiley & Sons, 2007.

POCZETA, K.; YASTREBOV, A.; PAPAGEORGIOU, E. **Learning Fuzzy Cognitive Maps using Imperialist Competitive Algorithm**. Neural Computing and Applications, v. 26, n. 6, p. 1333–1354, 2015.

PUHEIM, M.; VASCAK, J.; MADARASZ, L. **A proposal for Multi-Purpose Fuzzy Cognitive Maps library for complex system modeling**. SAMI 2015 - IEEE 13th International Symposium on Applied Machine Intelligence and Informatics, Proceedings, 2015.

SELLITTO, M. A. **Inteligência Artificial: Uma Aplicação em uma Indústria De Processo Contínuo**. GESTÃO & PRODUÇÃO, v.9, n.3, p.363-376, dez. 2002.

SHAW, I. S.; SIMÕES, M. G. **Controle e modelagem fuzzy**. 2. ed. São Paulo: Editora Edgard Blucher LTDA, 2004.

SILVA, B. C. da. **Controle PID adaptativo sintonizado por técnicas computacionais inteligentes**. F103. Trabalho de Conclusão de Curso – Graduação em Engenharia Industrial Elétrica, Universidade Tecnológica Federal do Paraná. Cornélio Procópio, 2015.

STYLIOS, C.; GROUMPOS, P. P. **Fuzzy cognitive maps: a soft computing technique for intelligent control**. Proceedings of the 2000 IEEE International Symposium on Intelligent Control. Held jointly with the 8th IEEE Mediterranean Conference on Control and Automation (Cat. No.00CH37147), Rio Patras, 2000, pp. 97-102.

VIDAL, L. de C. **Aplicação Fuzzy X PID: técnicas de controle em ambientes simulados**, 1 ed., Curitiba, Appris, 2015.

ZADEH, L. A. **Fuzzy Sets**. Information and control, v. 353, p. 338–353, 1965.

ZHOU, N.; CHEN, R.; XIA, Y.; HUANG, J. **Adaptive Fuzzy Control of Leader-Follower High-Order Nonlinear Multi-agent Systems with Actuator Faults**. 2016 15th International Symposium on Parallel and Distributed Computing (ISPDC), p. 334–339, 2016.

ZIEGLER, J. G.; NICHOLS, N. B. **Optimum settings for automatic controllers**. InTech, v. 42, n. 6, p. 94–100, 1942.