

CAPÍTULO 3

APLICAÇÕES DE INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL, EM ESPECIAL DIFERENTES CONFIGURAÇÕES DE CONTROLADORES-FUZZY EM PROCESSOS INDUSTRIAIS

Data de aceite: 07/07/2023

Márcio Mendonça

Departamento Acadêmico de Engenharia
Elétrica (DAELE)
Cornélio Procópio – PR
<http://lattes.cnpq.br/5415046018018708>

Renato Augusto Pereira Lima

Inspetor Chefe CREA Cornélio Procópio
Cornélio Procópio – PR
<http://lattes.cnpq.br/3518337122740114>

Andressa Haiduk

Dimension Engenharia
Ponta Grossa - PR
<http://lattes.cnpq.br/2786786167224165>

João Maurício Hypólito

Departamento Computação-FATEC
Ourinhos - SP
<http://lattes.cnpq.br/5499911577564060>

Emerson Ravazzi Pires da Silva

Departamento Acadêmico de Engenharia
Elétrica (DAELE)
Cornélio Procópio – PR
<http://lattes.cnpq.br/3845751794448092>

Marcos Antônio de Matos Laia

Departamento De Ciência Da Computação
– UFSJ
São João Del Rey
Minas Gerais – MG
<http://lattes.cnpq.br/7114274011978868>

Michelle Eliza Casagrande Rocha

Universidade Norte do Paraná – Unopar
– Kroton
Londrina - PR
<http://lattes.cnpq.br/7114274011978868>

Gabriela Helena Bauab Shiguemoto

Departamento Acadêmico de Engenharia
Elétrica (DAELE)
Cornélio Procópio – PR
<http://lattes.cnpq.br/3301713295448316>

Fabio Rodrigo Milanez

Faculdade da Industria Senai
Londrina - PR
<http://lattes.cnpq.br/3808981195212391>

Vicente de Lima Gongora

Faculdade da Industria Senai
Londrina - PR
<http://lattes.cnpq.br/6784595388183195>

Wagner Fontes Godoy

Departamento Acadêmico de Engenharia
Elétrica (DAELE)
Cornélio Procópio – PR
<http://lattes.cnpq.br/7337482631688459>

Gustavo Henrique Bazan

Instituto Federal do Paraná, Campus
Jacarezinho
Jacarezinho-Pr
<http://lattes.cnpq.br/7076940949764767>

Marcio Aurélio Furtado Montezuma

Departamento Acadêmico de Engenharia Mecânica (DAMEC)
Cornélio Procópio – PR
<http://lattes.cnpq.br/2487283169795744>

Janaína Fracaro de Souza Gonçalves

Departamento Acadêmico de Engenharia Mecânica (DAMEC)
Cornélio Procópio – PR
<http://lattes.cnpq.br/1857241899832038>

Luiz Henrique Geromel

IFSP Instituto Federal de São Paulo -Campus Piracicaba – SP
Piracicaba - SP
<http://lattes.cnpq.br/3945660888230811>

Guilherme Cyrino Geromel

IFSP Instituto Federal de São Paulo -Campus Piracicaba – SP
Piracicaba - SP
<http://lattes.cnpq.br/7535398878830738>

RESUMO: Os fermentadores alcoólicos são equipamentos essenciais na realização do processo de fermentação alcoólica, que converte açúcares em álcool etílico e dióxido de carbono. Esses equipamentos são utilizados na produção de bebidas alcoólicas, como cerveja, vinho e destilados. A escolha do fermentador adequado depende do volume de produção desejado e das características do processo. Existem fermentadores abertos e fechados, que diferem na troca de oxigênio com o ambiente e no controle das condições de fermentação. O design e os materiais dos fermentadores também são importantes para garantir a eficiência e a higiene do processo. Geralmente, são feitos de aço. Este trabalho se encerra com conclusão e sugestão de futuros trabalhos

PALAVRAS-CHAVE: Fermentador alcoólico, Mapas Cognitivos Fuzzy, controle adaptativo.

APPLICATIONS OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE, PARTICULARLY DIFFERENT CONFIGURATIONS OF FUZZY CONTROLLERS IN INDUSTRIAL PROCESSES

ABSTRACT: Alcoholic fermenters are essential equipment in the execution of the alcoholic fermentation process, which converts sugars into ethyl alcohol and carbon dioxide. These devices are used in the production of alcoholic beverages, such as beer, wine, and distilled spirits. The choice of suitable fermenter depends on the desired production volume and the characteristics of the process. There are open and closed fermenters, which differ in oxygen exchange with the environment and in the control of fermentation conditions. This work concludes with a conclusion and addresses future work.

KEYWORDS: Alcoholic fermenter, Fuzzy Cognitive Maps, adaptive control.

1 | INTRODUÇÃO

Intelligent control is an area of study that aims to develop control strategies capable of addressing the inherent complexity and uncertainty of dynamic systems. These strategies utilize advanced machine learning and optimization techniques, enabling the control system to learn from data and adapt to changing conditions over time. The development of intelligent control has been facilitated by the rapid advancements in artificial intelligence and its related subfields, including deep learning, reinforcement learning, and evolutionary algorithms.

One popular approach to intelligent control is the use of fuzzy logic, which enables the control system to handle imprecise and uncertain information in a robust manner. Fuzzy logic controllers have been successfully applied in a variety of domains, including automotive systems, power systems, and robotics. Another approach is the use of neural networks, which are capable of learning complex relationships between inputs and outputs. Neural network controllers have been used in applications such as process control, robotics, and game playing.

In recent years, there has been a growing interest in the use of deep reinforcement learning for intelligent control. This approach combines deep neural networks with reinforcement learning algorithms to enable agents to learn optimal control policies directly from raw sensory inputs. Deep reinforcement learning has been successfully applied in a variety of domains, including robotics, autonomous driving, and game playing.

À medida que o campo do controle inteligente continua a evoluir, os pesquisadores estão explorando novas técnicas e aplicações, incluindo o uso de inteligência de enxame, algoritmos evolutivos e computação quântica. Essas áreas emergentes oferecem a promessa de desenvolver estratégias de controle ainda mais avançadas e adaptativas, capazes de lidar com sistemas dinâmicos cada vez mais complexos e incertos (KOSKO, B. 1992).

Nos sistemas de controle modernos, percebe-se que o controle linear se torna insuficiente quando as condições de operação de um sistema não são fixas. Assim, utiliza-se o controle adaptativo. Um de seus objetivos é compensar as variações nos parâmetros de sistemas de controle não lineares (ÅSTRÖM, K. J.; WITTENMARK, B. 2008), que, em geral, são uma interconexão de componentes formando uma configuração que produz uma resposta desejada (OGATA, K. 2010).

Uma alternativa é utilizar modelos heurísticos ou métodos quantitativos, como Mapas Cognitivos Fuzzy (FCMs), que codificam o conhecimento de especialistas sobre as conexões entre os diferentes parâmetros do processo de controle industrial estudado. Em outras palavras, *Fuzzy Cognitive Maps* (FCMs) são uma ferramenta muito conveniente, simples e poderosa para a simulação e análise de sistemas dinâmicos (STACH et al., 1995).

Esses métodos podem ser preferidos em relação a alternativas, pois permitem a modelagem da dinâmica de sistemas complexos, sem a necessidade de capturar as

relações funcionais entre os conceitos do sistema real por meio de equações matemáticas complexas.

Nos sistemas de controle, a principal comparação entre o controle clássico e o controle baseado em lógica fuzzy provoca uma discussão geral desses dois paradigmas. Tanto no controle fuzzy quanto no controle baseado em FCM (Figura 1(a)), os termos linguísticos representam o grau de conhecimento do operador sobre a planta real analisada. Isso possibilita o controle do processo sem ter seu modelo matemático, ao contrário do controle clássico (Figura 1(b)), que requer o modelo e suas simplificações para o projeto do controlador, adicionando mais um passo no paradigma para provar a estabilidade do teorema (ROSS, T. J. 2010).

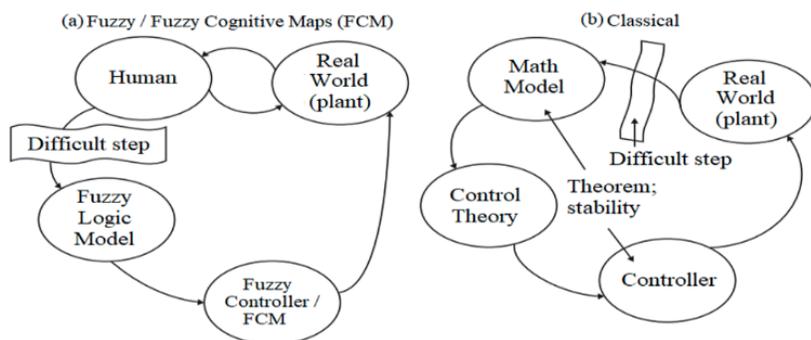


Figura 1: (a) Fuzzy/FCM e (b) Paradigma clássico.

Fonte: Adaptado de (ROSS, T. J. 2010).

Neste contexto, os Mapas Cognitivos Fuzzy (FCMs) têm a capacidade de codificar táticas de controle que são inerentemente imprecisas, frequentemente articuladas em termos linguísticos. Isso se mostra benéfico quando se torna desafiador obter um modelo matemático do processo.

Os FCMs facilitam o manuseio de variáveis linguísticas subjetivas e vagas utilizadas por especialistas do domínio. Eles também são capazes de gerenciar incertezas decorrentes de seu conhecimento aproximado, aproveitando a Lógica Fuzzy (Passino, K. M.; Yurkovich, S. 1998) - uma abordagem semelhante ao processo heurístico empregado neste estudo.

Existem inúmeras aplicações de FCMs no controle de processos. Por exemplo, na pesquisa conduzida por Mendonça (Mendonça, M., et al. 2013), os autores desenvolveram um controlador Fuzzy-PID para um processo de fermentação alcoólica, conforme proposto em Maher (Maher, M. 1995). Além disso, Lima e Serra (Lima, F.; Serra, G. G. 2015) sugeriram um controlador Fuzzy robusto implementado para a visualização e controle de um processo térmico.

O objetivo deste estudo é explorar a aplicação de sistemas baseados em FCMs, que

são projetados usando o conhecimento de especialistas, e comparar seus resultados com metodologias mais convencionais. Apresentamos três instâncias de processos industriais nesta pesquisa. Métodos de controle inteligentes foram empregados para calibrar os ganhos de um controlador PID tradicional de um fermentador alcoólico

2 | METODOLOGIA

Os fermentadores alcoólicos são equipamentos utilizados para realizar o processo de fermentação alcoólica, no qual micro-organismos, como leveduras, convertem açúcares em álcool etílico e dióxido de carbono. Esses equipamentos são amplamente empregados na produção de bebidas alcoólicas, como cerveja, vinho e destilados.

A escolha do tipo e tamanho do fermentador alcoólico depende do volume de produção desejado e das características específicas do processo. Existem diferentes tipos de fermentadores, como os fermentadores abertos, que permitem a troca de oxigênio com o ambiente, e os fermentadores fechados, que permitem um controle mais preciso das condições de fermentação.

O fermentador alcoólico é um equipamento utilizado para a produção de bebidas alcoólicas, como cerveja e vinho. Trata-se de um processo biotecnológico em que micro-organismos, geralmente leveduras, convertem os açúcares presentes em uma solução em álcool e dióxido de carbono. O controle do processo de fermentação é essencial para garantir a qualidade e a eficiência da produção de bebidas alcoólicas.

Segundo Júnior et al. (2015), o controle da temperatura do fermentador é um fator crucial para a produção de bebidas alcoólicas de qualidade. A temperatura ideal varia dependendo do tipo de bebida, mas geralmente situa-se entre 15°C e 25°C para cerveja e entre 16°C e 30°C para vinho. O pH também é um fator importante e deve ser mantido dentro de uma faixa específica para garantir o crescimento e a atividade das leveduras.

Para controlar esses parâmetros, diversos métodos e tecnologias podem ser empregados, como controladores PID convencionais (Fernandes et al., 2019), redes neurais artificiais (Mannai et al., 2019) e mapas cognitivos fuzzy (Jiang et al., 2020). Uma abordagem interessante é o uso de controladores híbridos, que combinam diferentes técnicas de controle para obter um desempenho superior (Mehrdad et al., 2016).

Além do controle da temperatura e do pH, outros parâmetros podem ser monitorados e controlados durante o processo de fermentação alcoólica, como a concentração de oxigênio, o teor alcoólico e a produção de subprodutos indesejáveis. O uso de sensores e sistemas de automação pode auxiliar no monitoramento e no controle desses parâmetros, tornando o processo mais eficiente e seguro (Sousa et al., 2019).

Em resumo, o fermentador alcoólico é um equipamento essencial para a produção de bebidas alcoólicas, e o controle dos parâmetros do processo de fermentação é fundamental para garantir a qualidade e a eficiência da produção. Diversas técnicas de controle podem

ser empregadas, dependendo das necessidades específicas de cada processo.

O primeiro exemplo de controlador FCM é o de um fermentar processos;

Um aspecto a ser analisado é a delimitação do processo de fermentação alcoólica. A fermentação é um processo de liberação de energia no qual não há participação de oxigênio e é utilizada em processos de fermentação industrial para a fabricação de bebidas alcoólicas. A Figura 2 mostra um fermentador alcoólico real (a) e o simulado usado neste trabalho (b). Na Figura 2 (b), a válvula Fin é responsável pelo fluxo do substrato no tanque, e a válvula Fout regula o fluxo do produto para fora do tanque. Essas duas válvulas são controladas por dois controladores PID independentes, que são adaptados pelos mecanismos de ajuste propostos, FCM-PID e Fuzzy-PID.



Figura 2: fermentador.

Fonte: (Adaptado de MENDONÇA, M., et al. 2013).

O processo de fermentação utilizado neste trabalho foi inspirado na proposta inicial de Maher (MAHER, M. 1995), que tem sido um sistema recorrente para a validação de diferentes arquiteturas de controle. Mais detalhes podem ser encontrados em Mendonça et al. (MENDONÇA, M., et al. 2013).

O modelo conta com quatro variáveis de estado: as concentrações (g/l) do substrato (S), da biomassa (C), do produto (P), e o volume (V) do tanque de fermentação. Neste processo, quatro equações diferenciais governam o comportamento do sistema, e são apresentadas pelas equações (1) a (5). As variáveis são as mesmas encontradas em Mendonça et al. (2013).

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

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

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

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

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

A lógica aplicada no processo foi a Fuzzy, que foi criada por Zadeh, é uma extensão da lógica Booleana (ZADEH, L. A. 1965), baseada na teoria dos conjuntos fuzzy, que é uma generalização da teoria clássica dos conjuntos. Um conceito chave na lógica fuzzy é as funções de pertinência. Um conjunto fuzzy A no universo do discurso X é caracterizado por uma função de pertinência $\mu_A: X \rightarrow [0,1]$. Um grau de zero significa que o valor não está no conjunto, um grau de um significa que o valor é totalmente representativo do conjunto, e um grau confinado entre zero e um significa que o valor está parcialmente no conjunto.

A forma da função de pertinência é frequentemente escolhida com base no conselho de um especialista ou por estudos estatísticos. Uma forma Sigmoide, triangular, trapezoidal, gaussiana ou qualquer outro tipo pode ser usada. O conceito de funções de pertinência discutido acima permite a definição de sistemas de linguagem natural fuzzy que fazem uso de variáveis linguísticas, onde o universo de discurso de uma variável é dividido em vários conjuntos fuzzy com uma descrição linguística atribuída a cada um. Neste trabalho, sistemas fuzzy foram usados como uma maneira de representar o conhecimento do especialista dos processos analisados.

Os Mapas Cognitivos Fuzzy (FCM) são uma técnica de computação suave que combina as vantagens das Redes Neurais Artificiais (RNAs) e da Lógica Fuzzy, usando conhecimento existente e experiência humana para modelar sistemas complexos (PAPAGEORGIOU, E. I. 2014). Devido à sua simplicidade, suporte para conhecimento ambíguo (Fuzzy), eles são aplicáveis em muitas áreas, como medicina, engenharia, desenvolvimento de software etc. Os FCMs surgiram do trabalho de Kosko (KOSKO, B. 1986), que expandiu os conceitos dos trabalhos anteriores de Axelrod (AXELROD, R. 1976) e Tolman (TOLMAN, E. C. 1948).

Os Mapas Cognitivos Fuzzy (FCM) introduziram a imprecisão aos Mapas Cognitivos, usando descrições numéricas (binários fuzzy) de influências causais em vez de símbolos positivos ou negativos.

Em um FCM, o valor $A_i^{(k+1)}$ de cada conceito C_i na iteração $k+1$ é calculado como uma função da soma de $A_j^{(k)}$ na iteração k , com o produto de $A_j^{(k)}$ do conceito C_j por w_{ji} , que é o valor da ligação causal entre C_j e C_i , dado no intervalo $[-1 \ 1]$. A representação matemática da inferência do FCM é dada pela equação (6).

$$A_i^{(k+1)} = f(A_i^{(k)} + \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^N A_j^{(k)} * w_{ji}) \quad (6)$$

Em (8), $f(\cdot)$ denota uma função de limiar, como a sigmoide, para esmagar os valores dentro do intervalo $[0 \ 1]$, como mostrado na equação (7), onde λ é um número real positivo, que determina a inclinação de $f(\cdot)$, e x é o valor de A_i no ponto de equilíbrio.

$$f(x) = 1 / (1 + e^{-\lambda x}) \quad (7)$$

O controlador FCM foi criado inicialmente, considerando erros da mesma maneira que no controlador PID, que são o erro (Erro) e o erro diferencial ($Error_{diff}$) para cada iteração. Devido à baixa complexidade deste sistema, não foi necessário usar o erro integral como esperado. A Figura 3 mostra uma arquitetura genérica de um controlador adaptativo. A função de adaptação é baseada no aprendizado de Hebb, a qual aumenta ou diminui os coeficientes do controlador, como por exemplo diminui o K_p quando o sobre salto começa ficar próximo de 10%, Ogata (2010).

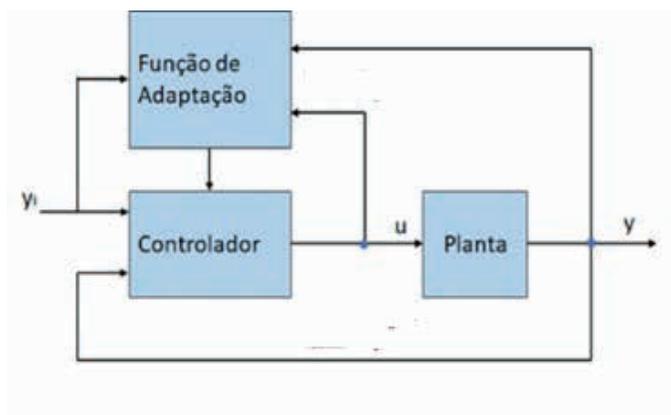


Figura 3 controlador adaptativo.

Fonte: Adaptado de ÅSTRÖM, K. J.; WITTENMARK, 2008.

A arquitetura foi usada como um mecanismo de ajuste para ambos os controladores FCM-PID e Fuzzy-PID apresentados neste trabalho. As variáveis $Error$, $Error_{int}$ e $Error_{diff}$ representam erros relacionados aos parâmetros de ganho do PID, que são respectivamente erro, erro integral e erro diferencial. O mecanismo de ajuste interpreta os erros provenientes dos parâmetros do controlador e, a partir da análise proposta para cada mecanismo, aplica

multiplicadores aos ganhos proporcional (K_p) e derivativo (K_d) do PID, adaptando seus valores a cada iteração.

O primeiro passo no desenvolvimento foi o ajuste dos parâmetros iniciais do controlador PID: K_p , K_d e K_i , através da análise heurística e do processo. Os valores alcançados são $K_p=2$, $K_d=4.94$ e $K_i=0.33$.

O primeiro mecanismo de ajuste a ser desenvolvido foi o FCM-PID, usando o conhecimento de um especialista no processo. O FCM desenvolvido é mostrado na Figura 4, onde os conceitos 4 e 5 correspondem aos multiplicadores de ganho K_p e K_d a serem aplicados no PID. Neste trabalho, a relação entre o custo computacional e a melhoria dos resultados não justificou o uso de multiplicadores de ganho K_i .

A partir do conhecimento do especialista empregado no FCM, notou-se que há uma influência negativa fraca em todas as relações. Os pesos totais do FCM são: $W_{14}=-0.26$, $W_{15}=-0.32$, $W_{24}=W_{25}=-0.26$, $W_{34}=-0.13$ e $W_{35}=-0.16$.

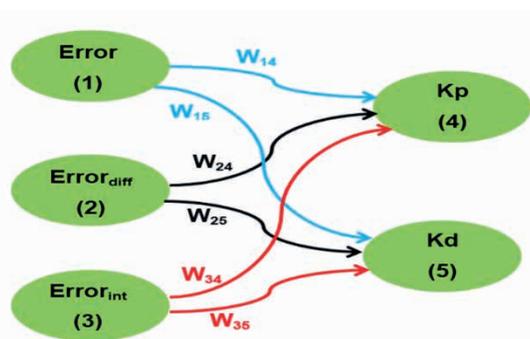


Figura 4: FCM used in alcoholic fermenter process.

Fonte: Autores, 2023.

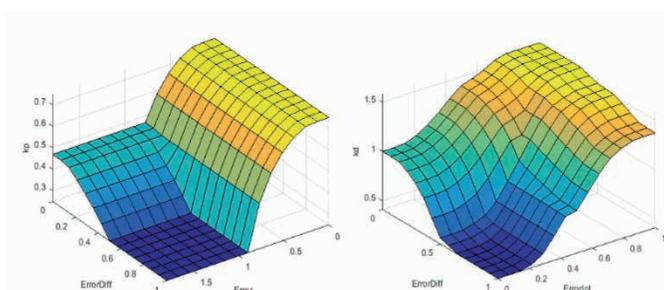


Figura 5: Superfícies Fuzzy para o processo do fermentador”..

Fonte: Autores, 2023.

O mecanismo Fuzzy-PID teve suas regras e funções de pertinência ajustadas também heurísticamente, com base nas relações do FCM-PID, com os mesmos conceitos utilizados no FCM.

O sistema FLC utilizado foi um Mamdani ponderado (MAMDANI, E. H. 1974) com

3 entradas (Error , $\text{Error}_{\text{diff}}$ e $\text{Error}_{\text{int}}$), 2 saídas (multiplicadores K_p e K_d) e 18 regras. As funções de pertinência foram criadas para atingir três faixas de valores, a saber, “pequeno”, “médio” e “grande” para entradas e saídas, usando funções trapezoidais nas bordas e uma triangular no centro.

As entradas (erros absolutos) variam de 0 a 1 (erro positivo de 100%). A faixa de saída K_p é [0 1.5] e K_d é [0 2], ambas ajustadas heurísticamente, obtendo as superfícies Fuzzy, duas das quais são mostradas na Fig. 5.

3 | RESULTADOS E DISCUSSÕES

Os resultados obtidos pelos controladores adaptativos DFCM e pelos controladores Fuzzy foram satisfatórios para o processo do fermentador. Ambos os métodos demonstraram eficácia no ajuste e controle do processo, permitindo uma operação suave e eficiente do fermentador.

Os controladores DFCM, em particular, mostraram-se vantajosos devido à sua menor complexidade matemática. Este é um aspecto significativo porque uma menor complexidade matemática implica em uma menor complexidade computacional. Em outras palavras, os controladores DFCM requerem menos recursos computacionais para implementar e executar, o que pode ser uma grande vantagem em ambientes industriais onde os recursos de computação podem ser limitados ou onde há necessidade de múltiplos controladores operando simultaneamente.

Além disso, a menor complexidade dos controladores DFCM também pode torná-los mais fáceis de entender e ajustar, o que pode ser benéfico para os operadores do sistema. Isso pode permitir um ajuste mais rápido e eficiente do controlador para atender às mudanças nas condições do processo, o que pode resultar em melhor desempenho e maior eficiência do fermentador.

Em resumo, enquanto ambos os controladores adaptativos DFCM e Fuzzy mostraram bons resultados no controle do processo do fermentador, os controladores DFCM ofereceram vantagens significativas em termos de menor complexidade matemática e computacional, tornando-os uma opção atraente para tais aplicações.

4 | CONCLUSÃO

Ambos os controladores adaptativos DFCM e Fuzzy desempenharam satisfatoriamente no processo do fermentador, demonstrando efetividade no ajuste e controle do processo e garantindo uma operação do fermentador eficiente e contínua.

Os controladores DFCM, em destaque, apresentaram uma vantagem considerável devido à sua menor complexidade matemática. Essa característica é relevante, pois uma menor complexidade matemática resulta em uma reduzida complexidade computacional. Ou seja, os controladores DFCM exigem menos recursos computacionais para sua

implementação e execução, o que pode ser uma vantagem significativa em contextos industriais, onde os recursos de computação podem ser limitados ou quando se faz necessário a operação simultânea de múltiplos controladores.

Adicionalmente, a simplicidade dos controladores DFCM pode facilitar sua compreensão e ajuste, o que é uma vantagem para os operadores do sistema. Isso pode possibilitar um ajuste mais rápido e eficaz do controlador para se adaptar às mudanças nas condições do processo, o que pode se traduzir em um melhor desempenho e maior eficiência do fermentador.

Em síntese, apesar de ambos os controladores adaptativos - DFCM e Fuzzy - terem demonstrado resultados positivos no controle do processo do fermentador, os controladores DFCM se sobressaíram devido à sua menor complexidade matemática e computacional, tornando-se assim uma opção atrativa para aplicações desse tipo.

Em resumo, o estudo destacou a eficácia dos controladores adaptativos DFCM e Fuzzy na gestão do processo de fermentação. Entretanto, a simplicidade matemática e computacional dos controladores DFCM, combinada com a facilidade de ajuste e eficiência, os coloca como uma escolha promissora para aplicações industriais. Futuras pesquisas podem focar em otimizações adicionais e comparações em profundidade entre estes e outros métodos de controle para solidificar ainda mais estas conclusões.

Futuros trabalhos endereçam utilizar o modelo matemático no MatLab e o controlador D-FCM em um microcontrolador de baixo custo como Arduino. E, possivelmente um comparativo com outro sistema computacional inteligente, como por exemplo sistema ANFIS.

AGRADECIMENTOS

À Fundação Araucária, pelo apoio ao desenvolvimento científico e tecnológico dos alunos do AARLAB (Laboratório de Robótica e Controle Avançado) da UTFPR, em conformidade com suas finalidades de pesquisa de iniciação científica.

REFERÊNCIAS

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

AXELROD, R. **Structure of decisions: the cognitive maps of political elites**. 1. ed., Princeton, NJ, USA: Princeton University Press, 1976.

JIANG, M. et al. **Dynamic Fuzzy Cognitive Map-Based Control System for Fermentation Process of Alcohol**. In: IEEE 20TH INTERNATIONAL CONFERENCE ON CONTROL AND AUTOMATION (ICCA), 2020, Shenyang. Anais... Shenyang, China: IEEE, 2020.

- JÚNIOR, J. V.; DA SILVA, L. R. V.; DA SILVA FILHO, J. L. **Controle de temperatura em fermentadores: uma revisão bibliográfica**. Revista de Engenharia e Tecnologia, v. 7, n. 2, p. 1-12, 2015.
- KOSKO, B. **Fuzzy cognitive maps**. International Journal of Man-Machine Studies, vol. 24, no. 1, pp. 65–75, 1986.
- KOSKO, B. **Neural networks, and fuzzy systems: a dynamical systems approach to machine intelligence**. Prentice Hall, 1992.
- LIMA, F.; SERRA, G. G. **Fuzzy PID controller multiobjective genetic design**. IEEE 10th Conference on Industrial Electronics and Applications (ICIEA), 2015.
- MAHER, M. **Modélisation et élaboration d’algorithmes d’estimation et de commande: application à un bioprocédé**. [s.l.: s.n.], 1995.
- MAMDANI, E. H. **Application of fuzzy algorithms for control of simple dynamic plant**. Proceedings of the Institution of Electrical Engineers, v. 121, n. 12, p. 1585, 1974.
- MENDONÇA, M., et al. **A dynamic fuzzy cognitive map applied to chemical process supervision**. Engineering Applications of Artificial Intelligence, vol. 26, no. 4, pp. 1199–1210, 2013.
- MENDONÇA, M., et al. **Hybrid Dynamic Fuzzy Cognitive Maps and Hierarchical Fuzzy logic controllers for Autonomous Mobile Navigation**. In: 2016 IEEE International Conference on Fuzzy Systems (FUZZ-IEEE), Vancouver, BC, Canada, IEEE, 2016.
- OGATA, K. **Modern Control Engineering**. [s.l.: s.n.], v. 17, 2010.
- PAPAGEORGIOU, E. I. **Fuzzy Cognitive Maps for Applied Sciences and Engineering**. Heidelberg: Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2014.
- PASSINO, K. M.; YURKOVICH, S. **Fuzzy Control**. 1. ed. Menlo Park, CA, USA: Addison Wesley, 1998.
- ROSS, T. J. **Fuzzy logic with engineering applications**. 3. ed. New Mexico, USA: John Wiley & Sons, 2010.
- STACH, W., KURGAN, L., PEDRYCZ, W., & REFORMAT, M. (2005). Evolutionary Development of Fuzzy Cognitive Maps. Em The 14th IEEE International Conference on Fuzzy Systems, 2005. FUZZ '05. (pp. 619-624). Reno, NV, USA.
- TOLMAN, E. C. **Cognitive maps in rats and men**. Psychological Review, vol. 55, no. 4, pp. 189–208, 1948.
- ZADEH, L. A. **Fuzzy Sets. Information and Control**, vol. 353, pp. 338–353, 1965.
- ZHANG, Y.; ZHANG, H.; WEI, Q. **Modeling and control of industrial mixer based on a wavelet neural network with improved gravitational search algorithm**. Journal of Chemical Engineering of Japan, v. 52, n. 1, p. 36-47, 2019.