

PROJETO DE UM CONTROLADOR FUZZY MULTIVARIÁVEL PARA UMA PLANTA DE DESAGUAMENTO DE MINÉRIO DE FERRO

ÊNIO LOPES JÚNIOR^{*†}, ANTÔNIO EUSTÁQUIO FERREIRA[‡], VINÍCIUS SILVA MOREIRA[‡], THIAGO ANTONIO MELO EUZÉBIO^{*}

**Instituto Tecnológico Vale - ITV
Ouro Preto, MG, Brasil*

*†Escola de Minas - Universidade Federal de Ouro Preto
Departamento de Engenharia de Controle e Automação
Ouro preto, MG, Brasil*

‡Vale S.A - Brasil

Emails: eniolopesjr@hotmail.com, antonio.eustaquio@vale.com,
vinicius.silva.moreira@vale.com, thiago.euzebio@itv.org

Abstract— The dewatering of iron ore slurry is a process that presents many couplings between its key process variables. Variations on the inlet flow in the thickener have a direct influence on its outlet flow and solids concentration. In its turn, those variables affect buffer tanks levels, holding tanks levels and the filtering operation efficiency. Such couplings are difficult to be controlled by SISO regulatory control loops since those loops are not capable of guaranteeing optimum global performance to the operation by itself. In this paper, we projected a multivariable fuzzy controller for an iron ore pulp dewatering plant in VALE S.A in Serra Norte, Carajás - Brazil. Many tons of pulp are lost every year due to overflow in holding tanks, caused by fails in disk filters that cannot be properly compensated by the regulatory loops on the plant. The proposed controller acts as a top layer and compensates flow fluctuations by buffering pulp in three buffer tanks and manipulating the underflow in the thickener. For the validation of the proposed controller, a dynamic model of the process was created and two scenarios were considered. The first scenario, called Fuzzy 1, allowed a more restrict level variation range in the holding tank. The second scenario, named Fuzzy 2, allowed a wider range of level variation. Both controllers were capable of extending the operation time under fault conditions, obtaining gains of 202 minutes in Fuzzy 1 and 199 minutes in Fuzzy 2, which means production gains of 3825 m^3 and 3768 m^3 of processed pulp. The project methodology allowed a holistic view of the process, resulting in more accurate control actions and all control restrictions were satisfied.

Keywords— Multivariable Fuzzy Controller, Dewatering, Mineral Processing, Dynamic Model.

Resumo— O desaguamento de polpa de minério de ferro é um processo que apresenta muitas relações de acoplamento entre suas variáveis chave de processo. Variações na vazão de entrada do espessador influenciam diretamente na sua vazão de saída e concentração de sólidos. Estas variáveis, por sua vez, têm efeitos sobre o nível de tanques pulmão e de armazenamento, além de influenciarem na eficiência da etapa de filtragem. As relações de acoplamento são difíceis de serem controladas por malhas regulatórias SISO, visto que estas malhas não conseguem garantir um desempenho ótimo global quando utilizadas de forma isolada. Neste trabalho, um controlador *Fuzzy* multivariável foi projetado para uma planta de desaguamento de minério de ferro da VALE S.A em Serra Norte de Carajás, Brasil. Muitas toneladas de polpa são perdidas anualmente devido a falhas em filtros a disco que não são compensadas adequadamente por malhas regulatórias presentes na planta. O controlador proposto atua como uma camada superior e compensa flutuações de vazão por meio do armazenamento de polpa em três tanques pulmão além de manipular a vazão do *underflow* do espessador. Para validação do controlador proposto, um modelo dinâmico do processo foi criado e dois cenários foram considerados. O primeiro cenário, chamado de *Fuzzy 1*, permitiu uma variação de nível mais restrita no tanque de armazenamento. O segundo cenário, chamado de *Fuzzy 2*, permitiu uma variação mais ampla de nível neste tanque. Os dois controladores foram capazes de estender o tempo de operação sob condições de falhas nos filtros, obtendo ganhos de 202 minutos para o *Fuzzy 1* e 199 minutos para o *Fuzzy 2*, o que significa ganhos de produtividade de 3825 m^3 e 3768 m^3 de polpa processada. A metodologia de projeto possibilitou ver o processo de forma holística, resultando em ações de controle mais assertivas onde todas restrições de controle foram atendidas.

Palavras-chave— Controlador *Fuzzy* Multivariável, Desaguamento, Processamento Mineral, Modelo Dinâmico.

1 Introdução

Na operação de plantas industriais, tais como plantas de beneficiamento mineral, diversas variáveis de processo possuem fortes correlações entre si, o que torna complexa e desafiadora a tarefa de controle destes processos. Apesar da existência destas relações de acoplamento, observa-se que na maior parte dos casos a utilização de malhas regulatórias SISO ainda é predominante (Olivier e Craig, 2017). Malhas SISO controlam as operações

de forma isolada, sem levar em conta as relações de acoplamento existentes.

O processo de desaguamento de minério de ferro, presente em um concentrador da VALE S.A em Serra Norte de Carajás, Brasil, apresenta diversas relações de acoplamento. Este processo é constituído por etapas de espessamento, armazenamento e transporte de polpa e filtragem. Na etapa de espessamento, variações na vazão de entrada do espessador influenciam diretamente na

sua vazão de saída e concentração de sólidos. Estas variáveis, por sua vez, têm efeitos sobre o nível de tanques pulmão e de armazenamento, além de influenciarem na eficiência da etapa de filtragem. O processo atual é controlado por malhas regulatórias SISO. Deste modo, quando distúrbios são introduzidos no sistema, causados por exemplo pela falha de uma unidade de filtragem, as malhas regulatórias são incapazes de atuarem de forma satisfatória e acomodarem os efeitos desta falha, podendo causar perdas de produto devido ao transbordo dos tanques de armazenamento.

Técnicas de controle avançado multivariável servem como uma solução para sistemas com acoplamento de variáveis e controlados por malhas regulatórias. A inserção de uma camada de controle superior, capaz de coordenar as malhas regulatórias, garante ao controlador a capacidade de ler e escrever nas principais variáveis do processo, gerando ações de controle mais assertivas, capazes de atenderem à todas restrições de controle. Em Duarte et al. (1999), cinco estratégias de controle multivariável são testadas em uma planta de moagem. Ao final do trabalho, uma breve análise de impacto econômico é feita, indicando ganhos que comprovam a ideia de que algoritmos de controle multivariável melhoram de forma substancial a operação de uma planta de moagem, devido à redução de acoplamento entre variáveis.

O uso de controladores Fuzzy multivariável tem sido utilizado com sucesso na indústria. Em Chai et al. (2014), um controle inteligente com chaveamento foi aplicado em um espessador de uma planta de concentração de minério de ferro, localizada na China. O controlador multivariável que combina controle fuzzy e outras estratégias, foi utilizado para regular a vazão e concentração de sólidos no *underflow*, que possuem uma relação de acoplamento em cascata fortemente não linear. Os resultados obtidos mostram que todas variáveis controladas foram mantidas dentro de seus limites operacionais mesmo na presença de distúrbios na vazão de entrada do espessador. Além disso, um produto de maior teor foi obtido na saída do processo. Em Zhao et al. (2014), um controlador híbrido inteligente composto por um controlador fuzzy e controladores regulatórios foi aplicado em um processo de remoagem de minério de ferro. O controlador composto por 3 entradas e 2 saídas foi capaz de manter todas as variáveis controladas dentro das faixas operacionais estabelecidas, obtendo ganhos de eficiência na classificação e um produto moído de melhor qualidade.

Este trabalho aborda o projeto e validação de um controlador *Fuzzy* multivariável em uma planta de desaguamento da VALE S.A, onde toneladas de polpa de minério de ferro são perdidas anualmente devido a falhas em filtros a disco. O controlador *Fuzzy* atua no *setpoint* de

nível de um sistema de três tanques pulmão, além de atuar no *setpoint* de massa específica do *underflow* de um espessador. O objetivo é compensar flutuações de vazão por meio do armazenamento de polpa no volume dos tanques pulmão além de manipular a vazão do *underflow* do espessador de forma indireta, atuando no seu *setpoint* de massa específica.

O uso do controlador proposto neste trabalho mostra-se mais eficaz para o problema de controle em questão se comparado a técnicas de sintonia de controladores PID para tanques pulmão, como propostas por Friedman et al. (1994) e Skogestad (2006). Além de apresentarem as desvantagens do uso isolado de malhas SISO discutidas anteriormente, estas técnicas se adequam a casos onde deseja-se evitar que flutuações de vazão na entrada dos tanques se propaguem para o restante do processo. Na planta de desaguamento, além destas flutuações na entrada, deseja-se compensar flutuações que ocorrem após os tanques pulmão, devido a falhas em filtros. O controlador proposto é capaz de manipular o nível dos tanques pulmão na ocorrência destas falhas, além de manipular a vazão no *underflow* do espessador, resultando em uma ação de controle mais abrangente. A ação do controlador permite uma maior padronização da operação, visto que os *setpoints* são regulados pelo próprio controlador, reduzindo a necessidade de interferência de operadores. Por atuar em diversas variáveis de forma coordenada, o tempo de operação da planta no caso da ocorrência de falhas é aumentado. Por fim, esta solução não necessita gastos com novos ativos para funcionar, pois são utilizados recursos já presentes na planta.

2 Desaguamento de Minério de Ferro

Os processos de classificação e cominuição exigem o uso de grandes quantidades de água. Como exemplo, o processo em questão quando operado em condições normais alimenta o espessador a uma taxa de 1515 m³/h, composta por aproximadamente 42,7% de água.

O processo de desaguamento remove a água do minério de ferro por dois motivos: facilitação no transporte do minério e reaproveitamento da água no processo. A etapa de desaguamento pertence à última das operações primárias de uma planta de processamento mineral, chamada de manuseio final do produto (Sbárbaro e Del Villar, 2010).

O circuito de desaguamento é composto por duas etapas: espessamento e filtragem. Neste trabalho, como ilustrado na Figura 1, a polpa com um teor médio de sólidos de 57,3% alimenta o espessador (vazão de alimentação, Q_A). O espessador realiza uma separação sólido-líquido, produzindo dois produtos: um *overflow* clarificado e um produto espessado, chamado de *underflow* (Q_T). Um controlador PID de massa específica

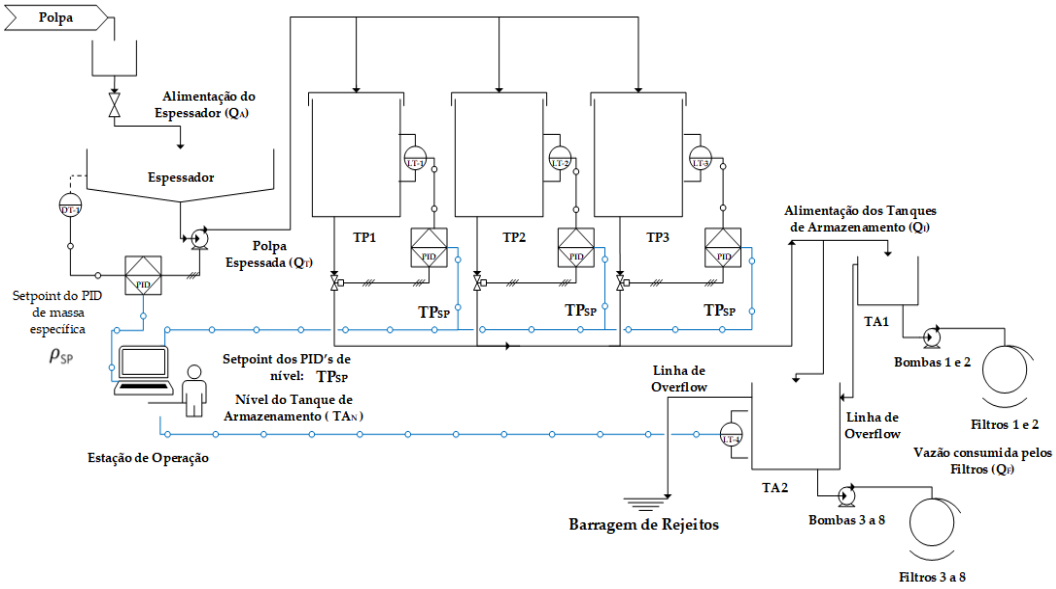


Figura 1: Processo de desaguamento.

mantém o teor de sólidos em 65%, por meio da atuação na velocidade de uma bomba centrífuga. A polpa espessada é bombeada para três tanques pulmão com dimensões iguais (TP₁, TP₂ e TP₃). Os tanques pulmão possuem malhas de controle regulatório de nível. Em seguida, esta polpa é enviada por gravidade (vazão Q_I) para dois tanques de armazenamento do processo de filtragem, TA₁ e TA₂. TA₁ e TA₂ bombeiam a polpa para 2 e 6 unidades de filtragem, respectivamente.

A unidade de filtragem é composta por discos com membranas semi-permeáveis. A cada ciclo, uma pressão diferencial negativa é produzida, forçando a passagem de polpa através desta membrana, projetada para reter a grande maioria dos sólidos e permitir a passagem da água clarificada (Gupta e Yan, 2016). O depósito de sólidos na membrana aumenta, formando uma torta. Após a torta atingir uma espessura adequada, os sólidos depositados são removidos por meio da aplicação de uma pressão diferencial positiva na membrana do disco. Ao fim do ciclo, dois produtos são entregues: uma torta sólida (com 87,5% de sólidos) e o filtrado (água recuperada). Este ciclo é representado na Figura 2.

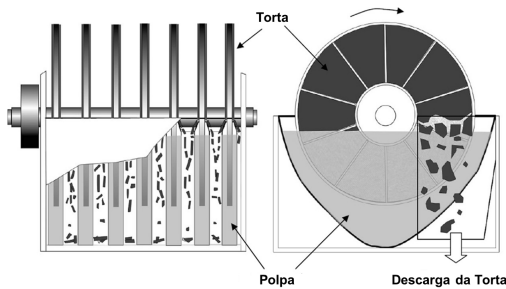


Figura 2: Diagrama esquemático de um filtro à disco. Adaptado de Gupta e Yan (2016).

3 Problema de Controle

Nesta Seção são definidos os limites de operação considerados no problema de controle e são feitas análises estáticas das principais variáveis controladas. O resultado destas análises serve como base para o desenvolvimento do controlador proposto.

3.1 Limites de Operação

Devido às perdas de concentrado causadas por transbordo no tanque TA₂, um dos principais objetivos de controle é manter o nível H_{TA} deste tanque dentro dos limites operacionais ($H_{TA_{min}}$, $H_{TA_{max}}$) a cada instante de amostragem T :

$$H_{TA_{min}} \leq H_{TA}(T) \leq H_{TA_{max}}. \quad (1)$$

Neste trabalho foram consideradas uma faixa de operação mais restrita, com valores $H_{TA_{min}} = 45\%$, $H_{TA_{max}} = 55\%$, e uma faixa de operação mais ampla, com valores $H_{TA_{min}} = 20\%$, $H_{TA_{max}} = 80\%$.

Os níveis dos tanques pulmão H_{TP} também devem ser mantidos dentro dos limites operacionais ($H_{TP_{min}}$, $H_{TP_{max}}$):

$$H_{TP_{min}} \leq H_{TP}(T) \leq H_{TP_{max}}. \quad (2)$$

Neste caso, os limites definidos foram $H_{TP_{min}} = 5\%$, $H_{TP_{max}} = 95\%$, de modo a ter disponível o maior volume de armazenamento possível que fosse capaz de absorver flutuações no processo durante mais tempo.

Por fim, a massa específica da polpa desaguada no espessador (ρ) deve operar dentro de uma faixa definida (ρ_{min} , ρ_{max}):

$$\rho_{min} \leq \rho(T) \leq \rho_{max}. \quad (3)$$

A faixa de operação da massa específica é um parâmetro considerado crítico para o processo, pois além de influenciar diretamente no desempenho da etapa de filtragem (Dahlstrom, 1978; Dahlstrom, 1985), uma massa específica muito elevada pode impactar negativamente o desempenho e vida útil de bombas, válvulas e outros equipamentos. Deste modo, é desejável que a massa específica se mantenha próxima ao valor ideal para o processo durante o maior tempo possível, devendo ser manipulada apenas em casos onde o nível do tanque de armazenamento esteja próximo aos limites operacionais. O valor $\rho = 2063 \text{ kg/m}^3$ (65,0% de sólidos) é considerado ideal (operacional) para o processo em questão, e os limiares considerados foram $\rho_{min} = 1938 \text{ kg/m}^3$ (61,4% de sólidos) e $\rho_{max} = 2267 \text{ kg/m}^3$ (70,9% de sólidos).

3.2 Análise Estática do Nível

Uma vez que um filtro falha, a bomba responsável por alimentar o respectivo equipamento é desligada, resultando em um desbalanceamento entre as vazões de entrada (Q_I) e saída (Q_F) no tanque responsável por alimentar o filtro. Com este desbalanceamento, uma variação volumétrica ΔV_{TA} irá ocorrer no tanque de armazenamento. Para que esta variação seja compensada em um intervalo de tempo ΔT e o nível do tanque retorne ao valor desejado, uma variação volumétrica ΔV_{TP} deverá ser forçada nos tanques pulmão. As variações volumétricas são definidas como:

$$\Delta V_{TP} = (Q_T - Q_I)\Delta T, \quad (4)$$

$$\Delta V_{TA} = (Q_I - Q_F)\Delta T. \quad (5)$$

Com base nos sinais de controle, as variações volumétricas também podem ser definidas como:

$$\Delta V_{TP} = \Delta SP \cdot A_{TP}, \quad (6)$$

$$\Delta V_{TA} = -E \cdot A_{TA}, \quad (7)$$

onde ΔSP é a variação no setpoint de nível dos tanques pulmão, E é o erro, que corresponde a diferença entre o *setpoint* de nível do tanque de armazenamento e o seu nível atual, A_{TP} é a soma das áreas dos tanques pulmão e A_{TA} é a área do tanque de armazenamento TA_2 .

A relação entre estas variações volumétricas pode ser dada por:

$$\Delta V_{TP} = \Delta V_{TA} \frac{\Delta V_{TP}}{\Delta V_{TA}}. \quad (8)$$

Ao substituir as equações 4, 5, 6, 7 em 8, obtemos:

$$\Delta SP \cdot A_{TP} = -E \cdot A_{TA} \frac{(Q_T - Q_I)\Delta T}{(Q_I - Q_F)\Delta T}. \quad (9)$$

Considerando uma variação percentual no setpoint dos tanques pulmão ($\% \Delta SP$) e no erro do tanque de armazenamento ($\% E$), as alturas dos tanques pulmão (H_{TP}) e do tanque TA_2 (H_{TA}) devem ser incluídas na equação 9, resultando em:

$$\% \Delta SP = -\% E \frac{H_{TA}}{H_{TP}} \frac{A_{TA}}{A_{TP}} \frac{(Q_T - Q_I)}{(Q_I - Q_F)}. \quad (10)$$

A equação 10 é útil para o projeto de um dos ganhos de saída do controlador proposto, sendo utilizada para definir a máxima variação que os *setpoints* dos tanques pulmão podem sofrer a cada instante de amostragem.

3.3 Análise Estática da Massa Específica

Conforme descrito anteriormente, o controlador PID de massa específica atua na velocidade de uma bomba centrífuga de modo que o teor de sólidos se mantenha próximo a um valor de 65%, considerado ideal para os filtros utilizados. O teor de sólidos está diretamente relacionado à massa específica da polpa.

Para que o percentual de sólidos seja alterado em algumas circunstâncias, a velocidade da bomba do espessador é manipulada, resultando em uma alteração da vazão de *underflow* (Q_T), que por sua vez irá alterar a massa específica. A vazão Q_T e a sua massa específica possuem uma relação não linear, que é ilustrada na Figura 3 para o processo em questão.

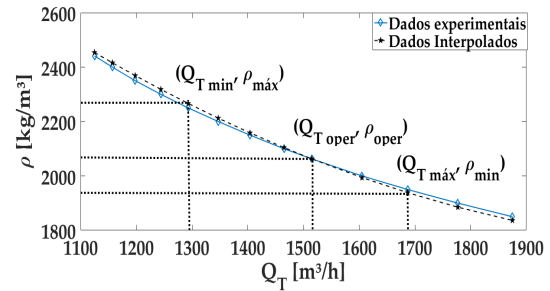


Figura 3: Curvas estáticas de Vazão do *Underflow* (Q_T) x Massa Específica do *Underflow* (ρ)

Como ilustrado na Figura 3, os dados experimentais foram interpolados para obter-se uma função que descreva a relação entre a massa específica e a vazão no *underflow* do espessador, dada por:

$$\rho(Q_T) = 0,0005Q_T^2 - 2,3232Q_T + 4434,5556 \quad (11)$$

Para que o controlador *Fuzzy* manipule a vazão de *underflow*, basta que o sinal de *setpoint* de vazão na saída do controlador seja convertido em um *setpoint* de massa específica por meio da equação 11.

4 Controlador Fuzzy

Por meio da análise estática das Seções 3.2 e 3.3, é possível observar a existência de acoplamento entre o espessador, tanques pulmão e tanques de armazenamento. No entanto, as malhas de controle regulatório presentes na planta são incapazes por si só de operarem visando um ponto de operação ótimo global que atenda a todos os objetivos de controle. Para que este ponto ótimo seja alcançado, uma camada de controle superior deve ser incorporada, de modo que todas as malhas operem de forma cooperativa. O controlador Fuzzy, desenvolvido neste trabalho, foi implementado com o intuito de satisfazer esta condição.

O controlador é composto por duas entradas e duas saídas: o erro de nível do tanque de armazenamento, E , e a taxa de variação do mesmo, ΔE , são entradas; o *setpoint* de nível para os três tanques pulmão, SP_1 , e o *setpoint* de vazão para o espessador, SP_2 , são as saídas. A estrutura deste controlador é ilustrada na Figura 4.

A malha regulatória do espessador é responsável por controlar a massa específica do *under-flow*. Sendo assim, SP_2 deve ser convertido em um *setpoint* de massa específica, ρ_{SP} , por meio da equação 11.

Como o erro de nível é utilizado como entrada, o valor de *setpoint* para o tanque de armazenamento foi definido como $TA_{SP} = (H_{TAmax} + H_{TAmin})/2$.

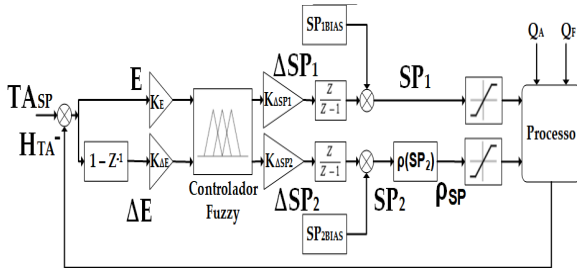


Figura 4: Controlador Fuzzy.

Quando o nível do tanque TA_2 varia por algum motivo, o erro medido desvia de zero ($|e(t)| > 0$), e novos setpoints são computados pelo controlador fuzzy. A taxa de variação no erro de nível é utilizada como forma de antecipar variações mais significativas no nível.

Para todas possíveis combinações entre as entradas (premissas), existe uma ação a ser tomada (consequência) na forma de um sinal de controle. Quatro etapas constituem o controlador fuzzy e são descritas nas seções seguintes.

4.1 Fuzzyficação

Inicialmente, os sinais de entrada E e ΔE são multiplicados por ganhos K_E e $K_{\Delta E}$, sendo em seguida convertidos em uma representação nebulosa

por meio de funções de pertinência; esta ação recebe o nome de *fuzzyficação*. Os ganhos de entrada foram calculados pelo método proposto por Fileti et al. (2007) e adaptado por Zhao et al. (2014) e são dados por:

$$K_E = \frac{4}{E_{max}}, \quad (12)$$

$$K_{\Delta E} = \frac{4}{\Delta E_{max}}, \quad (13)$$

onde E_{max} é o máximo erro de nível permitido pelo controlador, calculado como $E_{max} = (H_{TAmax} - H_{TAmin})/2$. O parâmetro ΔE_{max} consiste na máxima taxa de variação do erro e é calculado como $\Delta E_{max} = E_{max}/T_R$, sendo T_R o mínimo tempo de residência da polpa. A constante dos numeradores, de valor igual a 4, corresponde ao maior valor em módulo da faixa $[-4; +4]$ das funções de pertinência da entrada.

As funções de pertinência das variáveis linguísticas de entrada (E e ΔE) são mostradas na Figura 5.

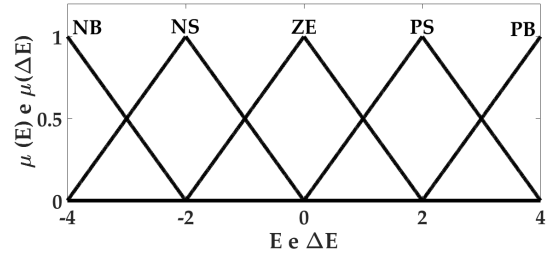


Figura 5: Funções de Pertinência para E e ΔE .

4.2 Inferência

Em vez de descrever o algoritmo de controle por equações algébricas diferenciais, o controlador fuzzy utiliza um conjunto de regras lógicas, presentes no mecanismo de inferência. Cada regra é baseada em relacionamentos condicionais (Precup e Hellendoorn, 2011). O sinal de controle é determinado por meio de regras SE-ENTÃO, que pertencem ao conjunto:

$$SE (PREMISSA) ENTÃO (CONSEQUENCIA) \quad (14)$$

Dadas todas as possíveis combinações entre as funções de pertinência de entrada, um conjunto de 25 regras foi definido para as duas saídas, como mostrado nas Tabelas 1 e 2

Tabela 1: Regras para a saída 1

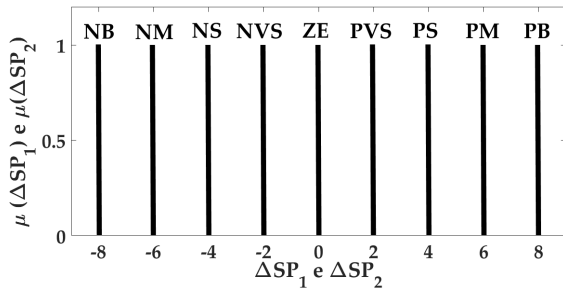
ΔSP_1		E				
		NB	NS	ZE	PS	PB
ΔE	NB	PB	PM	PS	PVS	ZE
	NS	PM	PS	PVS	ZE	NVS
	ZE	PS	PVS	ZE	NVS	NS
	PS	PVS	ZE	NVS	NS	NM
	PB	ZE	NVS	NS	NM	NB

Tabela 2: Regras para a saída 2

ΔSP_2		E				
		NB	NS	ZE	PS	PB
ΔE	NB	NB	ZE	ZE	ZE	ZE
	NS	NM	ZE	ZE	ZE	PVS
	ZE	NS	ZE	ZE	ZE	PS
	PS	NVS	ZE	ZE	ZE	PM
	PB	ZE	ZE	ZE	ZE	PB

4.3 Defuzzificação

Na última etapa, chamada de *defuzzificação*, o sinal de controle nebuloso é convertido para um único valor que será aplicado no sistema controlado. As funções de pertinência das saídas ΔSP_1 e ΔSP_2 são ilustradas na Figura 6.

Figura 6: Funções de Pertinência para ΔSP_1 e ΔSP_2

De acordo com a Figura 6, é possível observar que as funções de pertinência utilizadas na saída são valores constantes, comumente chamados de *singletons*. Neste trabalho, a *defuzzificação* das saídas foi feita por meio da média ponderada de todas *singletons*, dada por:

$$\Delta SP_i(T) = \frac{\sum_{j=1}^8 \Delta SP_{i,j}(T) \mu(\Delta SP_{i,j}(T))}{\sum_{j=1}^8 \mu(\Delta SP_{i,j}(T))}, \quad i = 1, 2, \quad (15)$$

onde T é o instante de tempo discreto de cálculo da saída i e j refere-se a cada um dos *singletons*. Em seguida, $\Delta SP_i(T)$ é multiplicado pelo ganho de saída $K_{\Delta SP_i}$, também proposto por Fileti et al. (2007) e adaptado por Zhao et al. (2014), dado por:

$$K_{\Delta SP_i} = \frac{\Delta SP_{i,max}}{8}, \quad i = 1, 2, \quad (16)$$

onde $\Delta SP_{i,max}$ corresponde a máxima variação permitida na saída i e a constante do denominador, de valor igual a 8, corresponde ao maior valor em módulo da faixa $[-8; +8]$ das funções de pertinência da saída.

Por último, os sinais de controle finais são calculados da seguinte maneira:

$$SP_i(T) = SP_{i,BIAS} + \sum_{l=1}^T K_{\Delta SP_i} \Delta SP_i(l), \quad i = 1, 2. \quad (17)$$

4.4 Sintonia do controlador

Dois cenários foram abordados neste trabalho. O primeiro, chamado de *Fuzzy 1*, considerou uma margem de variação de nível mais restrita no tanque TA_2 , com limites de operação $H_{TA,max} = 55\%$ e $H_{TA,min} = 45\%$. O segundo cenário, chamado de *Fuzzy 2*, considerou uma margem de variação mais ampla, com limites $H_{TA,max} = 80\%$, $H_{TA,min} = 20\%$. Os tempos de amostragem utilizados em ambas as sintonias foram equivalentes aos tempos de residência T_R .

Para definição da constante $\Delta SP_{1,max}$, a equação 10 foi utilizada, considerando $E = E_{max}$, resultando em:

$$\Delta SP_{1,max} = E_{max} \frac{A_{TA} H_{TA} (Q_T - Q_I)}{A_{TP} H_{TP} (Q_F - Q_I)}. \quad (18)$$

Para a saída SP_2 , a máxima variação foi definida como $\Delta SP_{2,max} = 6,75 \text{ m}^3/h$.

Os parâmetros do controlador foram então calculados considerando os valores apresentados na Tabela 3. Os parâmetros obtidos são mostrados na Tabela 4.

Tabela 3: Parâmetros da planta de desaguentamento

$A_{TP}[\text{m}^2]$	$A_{TA}[\text{m}^2]$	$H_{TP}[\text{m}]$	$H_{TA}[\text{m}]$	$Q_I[\frac{\text{m}^3}{\text{h}}]$	$Q_T[\frac{\text{m}^3}{\text{h}}]$
73,89	13,33	10,15	5,03	0	1515

Tabela 4: Parâmetros de Sintonia dos Controladores Fuzzy. F1 = Fuzzy 1, F2 = Fuzzy 2.

C.F	$E_{max}[\%]$	$\Delta E_{max}[\frac{\%}{s}]$	$T_s[s]$	$\Delta SP_{1,max}[\%]$	$\Delta SP_{2,max}[\frac{\text{m}^3}{\text{h}}]$
F1	28,24	0,47	60	3,37	6,75
F2	4,71	0,47	10	0,56	6,75

Onde T_s equivale aos tempos de amostragem dos controladores *Fuzzy 1* e 2.

Os valores de bias, $SP_{i,BIAS}$ foram definidos por meio da expertise operacional. O bias de *set-point* dos tanques pulmão, $SP_{1,BIAS}$, foi definido igual a 25%, de modo que em condições normais de operação os tanques pulmão tenham um volume livre que corresponda a um bom compromisso entre a capacidade de absorver flutuações por falhas em filtros (situação mais recorrente) e flutuações na saída do espessador. $SP_{2,BIAS}$ considerou uma vazão inicial igual a 1515 m^3/h , que corresponde ao valor operacional de massa específica $\rho = 2063 \text{ kg/m}^3$ aplicado à equação 11.

5 Simulação Dinâmica do Processo

Para fins de validação do sistema de controle proposto neste trabalho, um modelo dinâmico do processo foi implementado no *software* IDEAS da *Andritz Automation*. O simulador dinâmico utilizado, permite criar modelos fenomenológicos e empíricos, considerando características reais da planta, resultando em um modelo de alta fidelidade.

O controlador *Fuzzy* proposto neste trabalho foi implementado no *software* MATLAB, utilizando uma rede OPC como meio de comunicação com o simulador IDEAS. O controlador foi responsável por compensar os efeitos destas falhas no tanque TA₂, por meio da atuação nos níveis dos tanques pulmão TP₁, TP₂, TP₃ e na massa específica do espessador (ρ_{SP}).

Um cenário de falha no pior caso foi definido. Neste cenário, no instante $T = 0,5$ minutos, o sistema foi submetido a uma falha simultânea em duas unidades de filtragem, resultando em uma redução de 25% em Q_F .

As respostas do nível no tanque TA₂ para as sintonias *Fuzzy* 1 e 2 são mostradas nas Figuras 7 e 9. As respostas das variáveis manipuladas são mostradas nas Figuras 8 e 10.

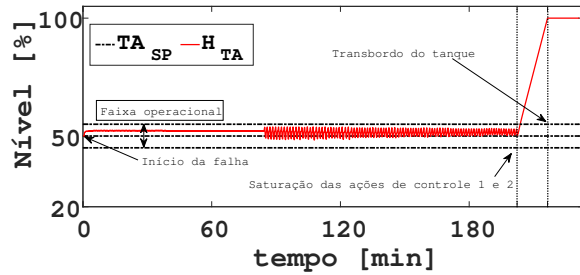


Figura 7: Controlador Fuzzy 1: Nível do tanque de armazenamento TA₂ sob situação de falha de dois filtros

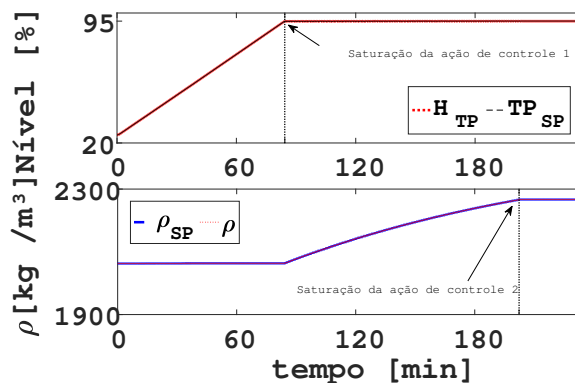


Figura 8: Ações de controle do controlador Fuzzy 1: 1-Nível dos tanques pulmão e 2- Massa específica do underflow.

Para o controlador *Fuzzy* 1, é possível observar que dentro do período compreendido entre o

instante de ocorrência de falha e a saturação das duas ações de controle, o nível do tanque TA₂ foi mantido dentro da faixa operacional estabelecida. Dentro deste intervalo, o tanque atingiu um nível máximo de 53,91% e mínimo de 48,29%, o que resultou em um erro máximo de 3,91%. Conforme ilustrado na Figura 8, a saturação da ação de controle 1 ocorreu em 84 minutos, provocando um aumento no erro e fazendo com que o *setpoint* de massa específica fosse manipulado para compensar estas oscilações. Em 202 minutos, a ação de controle 2 saturou. A partir deste instante, o controlador deixa de atuar devido as restrições físicas do processo, ocorrendo o transbordo do tanque em 216 minutos.

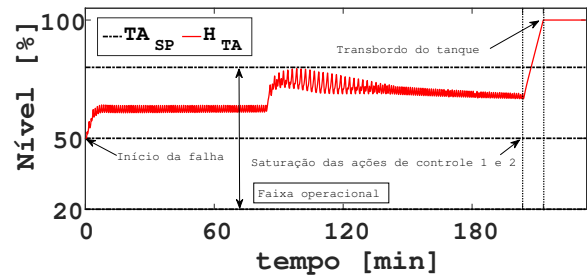


Figura 9: Controlador Fuzzy 2: Nível do tanque de armazenamento TA₂ sob situação de falha de dois filtros

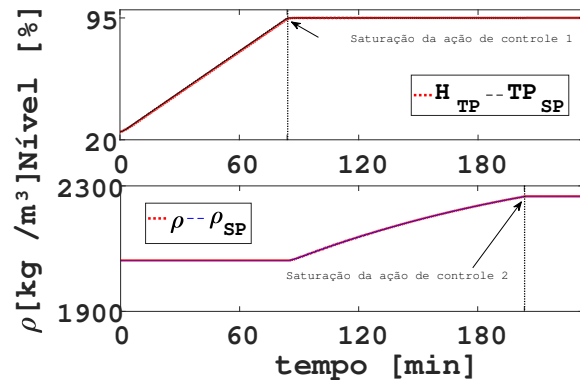


Figura 10: Ações de controle do controlador Fuzzy 2: 1-Nível dos tanques pulmão e 2- Massa específica do underflow.

Para o controlador *Fuzzy* 2, é possível observar que dentro do período compreendido entre o instante de ocorrência de falha e a saturação das duas ações de controle, o nível do tanque TA₂ foi mantido dentro da faixa operacional estabelecida. Dentro deste intervalo, o tanque atingiu um nível máximo de 79,49% e mínimo de 50,01%, o que resultou em um erro máximo de 29,49%. Conforme ilustrado na Figura 10, a saturação da ação de controle 1 ocorreu em 84 minutos, provocando um aumento no erro e fazendo com que o *setpoint* de massa específica fosse manipulado para compensar estas oscilações. Em 203 minutos, a ação de

controle 2 saturou. A partir deste instante, o controlador deixa de atuar devido as restrições físicas do processo, ocorrendo o transbordo do tanque em 213 minutos.

Caso este mesmo sistema, controlado apenas por malhas SISO, seja submetido a mesma condição de falha nos filtros, o nível do tanque de armazenamento transbordaria em, aproximadamente, 14 minutos. Ou seja, a aplicação do controlador *Fuzzy* em uma camada supervisória permite uma extensão no tempo de operação da planta submetida a uma situação de falha. No caso estudado neste trabalho, onde a taxa de filtragem Q_F foi reduzida para $1136,25 \text{ m}^3/\text{h}$ (redução de 25%), os ganhos de produtividade obtidos foram de 202 minutos para o Fuzzy 1 e 199 minutos para o Fuzzy 2. Convertendo estes valores em volume produzido, os ganhos foram de 3825 m^3 de polpa processada para o Fuzzy 1 e 3768 m^3 de polpa processada para o Fuzzy 2.

6 Conclusões

Neste artigo foi proposto o projeto de um controlador *Fuzzy* multivariável aplicado a uma planta de desaguamento de minério de ferro. Este controlador foi responsável por manter o nível do tanque de armazenamento dentro dos limites operacionais, por meio da atuação nos níveis de três tanques pulmão e na massa específica do *underflow* do espessador. Duas sintonias foram consideradas, resultando nos controladores Fuzzy 1 e 2. O controlador Fuzzy 1, sintonizado para tolerar uma margem de variação de nível mais restrita, atuou de forma mais agressiva nas variáveis manipuladas, tendo por este motivo apresentado menores valores de erro. Por outro lado, o controlador Fuzzy 2 foi sintonizado para tolerar uma margem de variação de nível mais ampla. É importante ressaltar que o controlador Fuzzy 2 foi capaz de manter os tanques operando sem transbordo com uma diferença de apenas 3 minutos com relação ao controlador Fuzzy 1, mesmo utilizando um tempo de amostragem 6 vezes maior. Para as duas sintonias, o controlador proposto foi capaz de atender a todos os limites de operação estabelecidos mesmo em uma situação de falha. Porém, caso a falha se estenda indefinidamente, o tanque de armazenamento irá, inevitavelmente, transbordar, por motivo das limitações físicas do sistema, que causam a saturação dos sinais de controle, como mostrado nas Figuras 8 e 10. Para trabalhos futuros, é necessário investigar a introdução de não linearidades no controlador, de modo que o acoplamento entre as dinâmicas de vazão de *underflow* e nível dos tanques atue de forma otimizada.

Referências

- Chai, T., Li, H. e Wang, H. (2014). An intelligent switching control for the intervals of concentration and flow-rate of underflow slurry in a mixed separation thickener, *IFAC Proceedings Volumes* **47**(3): 338–345.
- Dahlstrom, D. (1978). How to select and size filters, *Mineral processing plant design*, Am. Inst. Mech. Eng New York.
- Dahlstrom, D. (1985). Filtration, *Mineral Processing Handbook* pp. 9–14.
- Duarte, M., Sepulveda, F., Castillo, A., Contreras, A., Lazcano, V., Gimenez, P. e Castelli, L. (1999). A comparative experimental study of five multivariable control strategies applied to a grinding plant, *Powder Technology* **104**(1): 1–28.
- Fileti, A., Antunes, A., Silva, F., Silveira Jr, V. e Pereira, J. (2007). Experimental investigations on fuzzy logic for process control, *Control Engineering Practice* **15**(9): 1149–1160.
- Friedman, Y. Z. et al. (1994). Turning averaging level controllers, *Hydrocarbon Processing* **73**: 101–101.
- Gupta, A. e Yan, D. S. (2016). *Mineral processing design and operations: an introduction*, Elsevier.
- Olivier, L. E. e Craig, I. K. (2017). A survey on the degree of automation in the mineral processing industry, *AFRICON, 2017 IEEE*, IEEE, pp. 404–409.
- Precup, R.-E. e Hellendoorn, H. (2011). A survey on industrial applications of fuzzy control, *Computers in Industry* **62**(3): 213–226.
- Sbárbaro, D. e Del Villar, R. (2010). *Advanced control and supervision of mineral processing plants*, Springer Science & Business Media.
- Skogestad, S. (2006). Tuning for smooth pid control with acceptable disturbance rejection, *Industrial & engineering chemistry research* **45**(23): 7817–7822.
- Zhao, D., Chai, T., Wang, H. e Fu, J. (2014). Hybrid intelligent control for regrinding process in hematite beneficiation, *Control Engineering Practice* **22**: 217–230.