

SISTEMA ESPECIALISTA FUZZY PARA DOSAGEM DE AMINA NO PROCESSO DE BENEFICIAMENTO DE MINÉRIO DE FERRO *

Cássio Pascoal Costa¹
Felipe Novaes Caldas²
Pedro Henrique de Moura Couto³
Tiago Caixeta Nunes⁴

Resumo

No atual mercado competitivo de minério de ferro, aplicações de estratégias avançadas de controle de processo têm se tornado primordiais, principalmente na redução do consumo de reagentes. Este trabalho detalha um projeto conceitual básico para um sistema especialista com lógica fuzzy atuando na dosagem de amina no circuito de flotação de minério de ferro. O objetivo é realizar uma dosagem específica de amina, buscando oportunidades de redução, mas mantendo a qualidade do produto final (Pellet Feed). No projeto conceitual do sistema foram definidas as principais variáveis de controle e manipuladas, as faixas de atuação e regras do controlador fuzzy. O sistema especialista obteve resultados significativos. Em uma das usinas do Complexo de Itabira alcançou-se uma redução média de 6,8% no consumo específico de amina. O projeto básico já foi replicado em outras usinas na Vale S/A.

Palavras-chave: Sistema especialista; controle de processos; lógica fuzzy.

FUZZYEXPERT SYSTEM FOR AMINE DOSAGE IN THE PROCESS OF IRON ORE BENEFIT

Abstract

In the current competitive iron ore market, the application of advanced process control strategies has become fundamental importance, mainly to reduce the consumption of reagents. This work details a basic conceptual design for a specialized system manipulating the amine dosage based on fuzzy logic rules in the flotation circuit of iron ore. The purpose of the project is to perform a specific amine dosage, pursuing opportunities of reduction, but maintaining the final product quality (Pellet Feed). In the conceptual design of the control system were defined the main control and manipulated variables, the performance ranges and the fuzzy controller rules. The expert system achieved significant results. In one of the plants of the Itabira Iron Ore Complex was achieved an average reduction of 6.8% in specific amine consumption. The basic project already been replicated in other plants at Vale S/A.

Keywords: Expert system; process control; fuzzy logic.

¹ Mestre em Engenharia Elétrica - UFMG, Graduado em Engenharia de Controle e Automação pela UFOP, Engenheiro Sênior, Gerência de Automação Corredor Sudeste, Vale S/A, Itabira, MG, Brasil.

² Mestre em Computação - UFOP, Graduado em Engenharia de Controle e Automação pela UFMG, Engenheiro Sênior, Gerência de Automação Corredor Sudeste, Vale S/A, São Gonçalo do Rio Abaixo, MG, Brasil.

³ Mestrando em Engenharia Elétrica - UFMG, Graduado em Engenharia de Controle e Automação pela UFOP, Pós-graduado em Gestão de Projetos pela UNINTER, Engenheiro, Gerência de Automação Corredor Sudeste, Vale S/A, Itabira, MG, Brasil.

⁴ Mestrando em Engenharia de Produção - UNIFEI, Graduado em Engenharia de Controle e Automação pela UFOP, Pós-graduado em Tratamento Mineral pela UFOP/ABM, Engenheiro Sênior, Gerência de Automação Corredor Sudeste, Vale S/A, São Gonçalo do Rio Abaixo, MG, Brasil.

1 INTRODUÇÃO

O controle avançado no processamento mineral apresenta uma grande variedade de metodologias e técnicas existentes para o controle de processos. Geralmente as técnicas podem ser divididas em duas categorias: controle inteligente, que inclui a lógica fuzzy; e modelo de controle preditivo, usando modelos lineares ou não lineares originados em modelos com base em dados operacionais.

A lógica fuzzy foi desenvolvida por Zadeh [1] em 1965 para representar o conhecimento incerto ou impreciso. Consiste em meios aproximados mais efetivos de descrever o comportamento de sistemas que são muito complexos, mal definidos ou não simples de se analisar matematicamente segundo Yager e Filev [2].

Os sistemas especialistas integram o conhecimento de um ou mais especialistas em processos em um conjunto de regras ou uma base de conhecimento que define as ações de um especialista controlador que age de forma semelhante ao controle proporcional-integral-derivativo (PID) clássico.

A lógica clássica, muito comum na grande maioria das aplicações computacionais, apenas permite a classificação de “Verdadeiro” ou “Falso”, “Tudo” ou “Nada”. A forma de raciocínio desenvolvida pelo ser humano, por outro lado, é bem mais complexa, podendo subdividir esse conjunto em vários outros muitas vezes de maneira intuitiva criando, por exemplo, conceitos intermediários como “Totalmente Verdadeiro”, “Muito Verdadeiro”, “Pouco Verdadeiro”, “Indiferente”, “Pouco Falso”, “Muito Falso”, “Totalmente Falso”. A lógica fuzzy foi criada para solucionar esse problema, a qual é capaz de atribuir valores lógicos intermediários. Trabalhar em uma lógica que permite classificar dados ou informações vagas, imprecisas e ambíguas, abre muitas possibilidades de desenvolver soluções para problemas que envolvem muitas variáveis. A utilização da lógica fuzzy em áreas de tomada de decisão proporciona o desenvolvimento de ferramentas heurísticas melhores para o homem, facilitando tomadas de decisão de forma mais ágil e eficaz [3].

Nessa abordagem, uma função de associação μ é atribuída a cada variável linguística ou conjunto fuzzy x tal que $0 \leq \mu(x) \leq 1$. As funções de associação mais comumente usadas são triangulares, trapezoidais ou gaussianas [4, 5]. Sistemas especialistas que incorporam a lógica fuzzy no processamento das regras apresentam entradas e saídas fuzzy. Desde o primeiro uso prático da lógica fuzzy em uma aplicação de controle por Mamdani [6], muitos avanços foram feitos no nível teórico, bem como em aplicações. Grande parte de sistemas existentes que utilizam lógica fuzzy para controle podem incorporar apenas conjuntos nebulosos para a escolha da regra de uma consequência, como proposto por Mamdani [7]; ou incluir expressões matemáticas nos consequentes da regra, como sugerido por Sugeno [8].

No controle do processo de flotação existem inúmeras aplicações de controle avançado, sendo uma delas os sistemas especialistas para controle da dosagem de reagentes.

Em função da alta heterogeneidade dos depósitos de minério de ferro, onde cada avanço de lavra fornece pilhas com características mineralógicas particulares, ainda não foi possível desenvolver um modelo ideal do processo de flotação que possa ser utilizado em seu controle para a dosagem de reagentes. Importante citar

assequintes razões: dificuldade para descrever sistemas particulados heterogêneos, falta de conhecimento preciso das leis de física e química dos subprocessos envolvidos, complexidade matemática para obtenção de um limite móvel da zona de interface de coleta da espuma e dificuldade em obter medidas on-line e precisas da maioria das variáveis do processo, como é o caso dos teores dos minerais.

O objetivo deste trabalho é implementar um sistema especialista fuzzy para dosagem de amina em circuitos de flotação de beneficiamento de minério de ferro. É apresentada a metodologia de projetos, implantação e resultados de aplicações fuzzy através das etapas de estudo e tratamento estatístico das variáveis de processo, fuzzificação, inferência, defuzzificação e decisões de controle.

1.1 Concentração de Minério de Ferro por Flotação

O processo de concentração de minério de ferro por flotação de espuma é uma das etapas mais importantes no seu beneficiamento. A flotação concentra frações granulométricas finas levando em consideração a proporção dos minerais-minérios de ferro e dos minerais de ganga presentes nos mesmos. Esta etapa propicia grande parte da separação de quartzo (SiO_2) da hematita (Fe_2O_3) durante o beneficiamento de minério de ferro fino para produzir o concentrado final chamado de *pellet feed*[9].

A flotação é um processo que utiliza a hidrofobicidade natural ou induzida das partículas minerais como propriedade diferenciadora para separar partículas hidrofóbicas, que apresentam afinidade pelo ar, e partículas hidrofílicas, que apresentam afinidade pela água, segundo Lima e Valadão [10]. As partículas de rejeito incluindo aSiO_2 (sílica) do quartzo são tornadas hidrofóbicas e flotadas pela adição de amina (coletor catiônico) em condições alcalinas, enquanto o ferro é deprimido para a parte inferior por injeção de amido.

Os coletores amina são substâncias capazes de adsorver à superfície do mineral tornando-a hidrofóbica. Na flotação de minério de ferro os coletores mais utilizados são as éter-aminas [$\text{R-O}(\text{CH}_2)_3\text{-NH}_2$] e éter-diaminas [$\text{R-O}(\text{CH}_2)_3\text{NH}(\text{CH}_2)_3\text{NH}_2$], parcialmente neutralizadas com ácido acético para aumentar sua solubilidade em água, sendo o grau de neutralização normalmente de 30%, 50% ou 70%, segundo Valadão e Araújo [11].

As aminas são tensoativos, ou seja, são compostas por uma parte iônica e uma parte molecular. Segundo Armando e Valadão [12], como regra geral simplificada, a forma iônica atua como coletor e a molecular como espumante, portanto, a hidrólise ou dissociação governada pelo pH da solução afeta fortemente a atividade superficial através da predominância da espécie iônica ou molecular do composto. Como um tensoativo as aminas possuem a propriedade de reduzir a tensão superficial da água, se posicionando na interface água/ar e perturbando o equilíbrio das forças de pontes de hidrogênio que ligam as moléculas de água, reduzindo assim a força de atração entre os dipolos.

A flotação de minério de ferro concentra grande parte da massa alimentada proveniente da deslamagem e moagem e contém estágios com células *rougher*, *cleaner*, *re-cleaner* e *scavenger*. O concentrado do estágio *re-cleaner* é o produto final

da flotação e deve atender a um limite de especificação superior do contaminante sílica (SiO_2) para produzir o chamado *pellet feed* especial, que é utilizado na redução direta.

No processo de flotação, antes de alimentar o primeiro estágio *rougher*, a polpa passa por algumas etapas que são fundamentais: etapa de deslamagem com hidrociclones (retirada de ultrafinos e recuperação de água enviada que será realizada nos espessadores de lamas); etapa de condicionamento onde serão adicionados todos os reagentes como amido, amina, soda para controle de pH e etapa com caixas de alimentações onde possuem controles de vazão, nível e densidade (adição de água de empolpagem) para garantir estabilidade na alimentação nova da flotação. Geralmente, a alimentação do estágio *rougher* possuem também fluxos de realimentação, chamados de cargas circulantes, provindos geralmente de dos concentrados de estágios *scavengers* e rejeito de estágios *re cleaners*.

1.2 Controle de Processo utilizando Sistemas Especialistas Fuzzy

Atualmente, a maioria das plantas de processamento mineral apresentam uma boa infra-estrutura de automação, redes de comunicação e informação em tempo real. Esta infra-estrutura, juntamente com a instrumentação adequada e *softwares* que propiciam o desenvolvimento de soluções de sistemas como o fuzzy, são requisitos básicos de tecnologias de automação no processamento mineral para suportar tais aplicações.

Os sistemas especialistas de controle podem ser baseados exclusivamente no próprio conhecimento do controlador do processo específico, em regras, algoritmos de controle, para incorporar predição de variáveis baseadas em modelos, dentre outras. Uma das alternativas mais adotadas para melhorar a robustez dos sistemas de controle especialistas no tratamento de incertezas e erros é a lógica fuzzy.

Nas aplicações de controle de processos utilizando lógica fuzzy, as variáveis linguísticas descrevem as entradas de controle para plantas dinâmicas e as regras definem o relacionamento entre estas entradas. Aplica-se os conceitos de lógica fuzzy para controle da dosagem do depressor amina na etapa de flotação do beneficiamento de minério de ferro. Para o desenvolvimento, são empregadas ferramentas de lógica fuzzy nativas de controladores lógicos programáveis (CLP), ou através *software* Labview, da National Instruments, utilizando desenvolvimento próprio.

Os tipos de controladores fuzzy encontrados na literatura são os modelos clássicos, compreendendo o modelo de Mamdani e o de Larsen, e os modelos de interpolação, compreendendo o modelo de Takagi-Sugeno [8] e o de Tsukamoto. Os modelos diferem quanto à forma de representação dos termos na premissa, quanto à representação das ações de controle e quanto aos operadores utilizados para implementação do controlador.

A lógica fuzzy é uma técnica que incorpora a forma humana de pensar em um sistema de controle. Um controlador fuzzy típico pode ser projetado para comportar-se conforme o raciocínio dedutivo, isto é, o processo que as pessoas utilizam para

inferir conclusões baseadas em informações que elas já conhecem [13]. A lógica fuzzy captura esse conhecimento em um controlador, possibilitando a implementação de um controlador computacional com desempenho equivalente ao raciocínio humano.

A lógica fuzzy é baseada na teoria dos conjuntos fuzzy. Segundo Kohagura [3], tal lógica possui como premissa o fato de que dado um determinado elemento que pertence a um domínio, é verificado o grau de pertinência do elemento em relação ao conjunto. O grau de pertinência é a referência para verificar o quanto “é possível” esse elemento pode pertencer ao conjunto. O grau é calculado por meio de uma determinada função que retorna geralmente um valor real que varia entre 0 a 1, sendo que 0 indica que não pertence ao conjunto, e 1 pertence.

De acordo com Zadeh [1], um conjunto fuzzy “A” em um universo (domínio) “X” é definido por uma função de pertinência $\mu_A(x): X \rightarrow [0, 1]$ e é representado por um conjunto de pares ordenados $A = \{\mu_A(x)/x\}$; $x \in X$, onde A indica o quanto x é compatível com o conjunto A. Um determinado elemento pode pertencer a mais de um conjunto fuzzy, com diferentes graus de pertinência. Se $\mu_A(x) = 1$; O valor $x \in X$ é totalmente compatível com o conjunto A e lê-se: O grau de pertinência do valor x no conjunto A é um. Se $\mu_A(x) = 0$; O valor $x \in X$ é totalmente incompatível com o conjunto A e lê-se: O grau de pertinência do valor x no conjunto A é zero. Se $0 < \mu_A(x) < 1$; O valor $x \in X$ é parcialmente compatível com o conjunto A e lê-se: O grau de pertinência do valor x no conjunto A é $\mu_A(x)$.

Uma variável linguística é uma variável cujos valores são nomes de conjuntos fuzzy. Por exemplo, a temperatura de um determinado processo pode ser uma variável linguística assumindo valores baixa, média e alta (Figura 1). Tanscheit [14] relata que estes valores são descritos por intermédio de conjuntos fuzzy, representados por funções de pertinência.

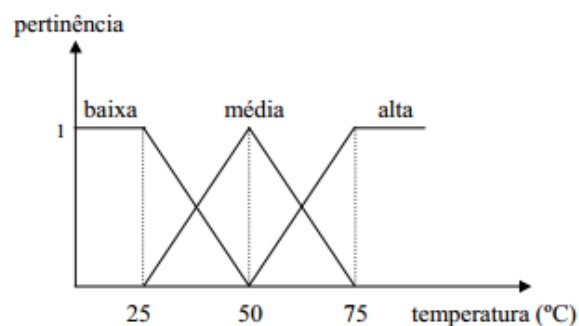


Figura 1. Representação fuzzy da variável linguística temperatura.
Fonte: Guarda, 2013 [15].

Uma variável linguística é uma tripla (V, X, T) onde, V é o nome da variável linguística, X é o conjunto de referência (domínio) e T é o conjunto de valores linguísticos que a variável V pode assumir.

A exemplo do que ocorre na lógica clássica, há a necessidade de proceder operações sobre os conjuntos nebulosos como intersecção, união e negação.

A intersecção de dois conjuntos nebulosos A e B dá origem a um terceiro conjunto C cuja representação é $C = A \cap B$. Existe também o operador “união”, que ao ser

aplicado aos mesmos conjuntos A e B, dá origem ao conjunto D, onde $D = A \cup B$. Em conjuntos nebulosos, a operação de interseção é representada por um conjunto de operadores chamados de t-normas e a operação de união por um conjunto de operadores denominados t-conormas.

Uma operação $T [0,1] \times [0,1] \rightarrow [0,1]$ é uma t-norma se obedecer às seguintes propriedades:

- Condição de contorno: $T(0, 0) = 0$;
- Comutatividade: $T(a, T(b, c)) = T(T(a, b), c)$;
- Associatividade: $T(a, b) = T(b, a)$;
- Monotonicidade: $(a \leq c) \wedge (b \leq d) \rightarrow T(a, b) \leq T(c, d)$;
- Condição de contorno: $T(a, 1) = a$.

Uma operação $S [0,1] \times [0,1] \rightarrow [0,1]$ é uma t-conorma se obedecer às seguintes propriedades:

- Condição de contorno: $S(a, 1) = 1$;
- Comutatividade: $S(a, S(b, c)) = S(S(a, b), c)$;
- Associatividade: $S(a, b) = S(b, a)$;
- Condição de contorno: $S(a, 0) = a$.

As principais t-normas e t-conormas (Figura 2) encontradas na literatura estão descritas na tabela 1.

Tabela 1. Principais t-normas e t-conormas

t-norma	t-conorma	Nome
Min (a,b)	Max (a,b)	Zadeh
a, b	a + b – ab	Probabilista
Max (a + b – 1, 0)	Min (a + b, 1)	Lukasiewicz
a, se b = 1 b, se a = 1 0, senão	a, se b = 0 b, se a = 0 1, senão	Weber

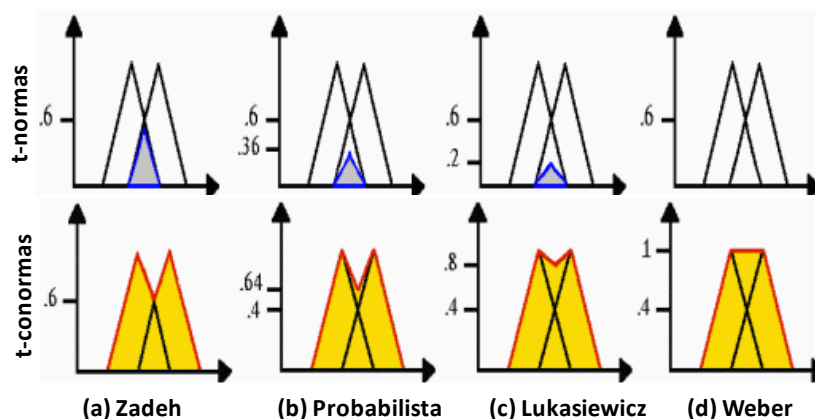


Figura 2. Ilustração de operações com conjuntos nebulosos
Fonte: Sandri e Correa, 1999 [16].

O sistema lógico fuzzy consiste em três operações básicas, a fuzzificação, a inferência fuzzy e a desfuzzificação, conforme Figura 3.

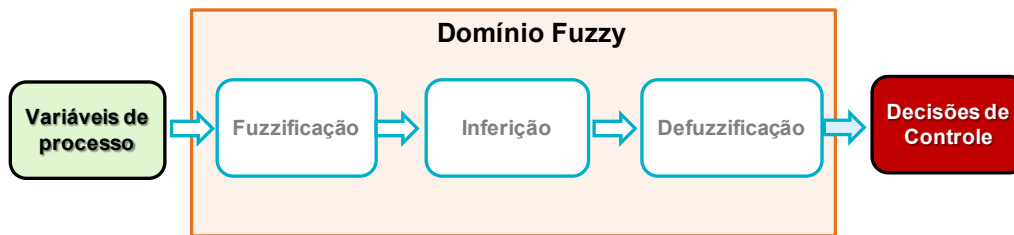


Figura 3. Estrutura de um controlador Fuzzy
Fonte: Autores, 2018.

A primeira etapa é a fuzzificação e consiste em transformar um dado numérico (ou variável numérica) em uma variável linguística, natural para o raciocínio humano. Após a transformação das variáveis em variáveis linguísticas, o próximo passo é a criação das funções de pertinência. Nesta etapa, para cada valor linguístico é definida uma função em que cada valor preciso pertencente ao domínio implica um valor contido no intervalo de pertinência $[0, 1]$.

O sistema de inferência fuzzy permite o tratamento de informações incertas ou imprecisas, representadas por uma família de conjuntos fuzzy. Assim, a inferência fuzzy oferece uma forma sistemática para a modelagem de processos cujas informações são fornecidas de forma qualitativa, Silva [17].

Realizada a fuzzificação, ainda há uma etapa que antecede o processo de inferência que é de extrema importância para o sucesso do sistema lógico fuzzy. Tal etapa é a criação da base de regras. É com esta etapa que é feita a tomada de decisão. Após a fuzzificação, na qual são determinados os graus de pertinência de cada conjunto, com os dados resultantes são realizadas as regras do tipo se/então, mapeando para os novos conjuntos, como por exemplo, se o aluno conseguiu nota “ótima”, então ele “será aprovado”.

A última etapa do sistema lógico fuzzy é a defuzzificação, na qual há um mapeamento de um conjunto nebuloso para um valor numérico. Há várias formas de se chegar a um valor que represente o conjunto obtido após a etapa de inferência. Entre eles estão o “Centro de área”, a “Média dos máximos” e o “Primeiro máximo”.

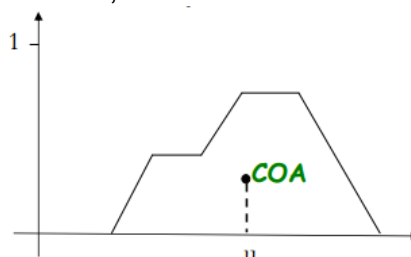


Figura 4 – Defuzzificação através do método “Centro de área”.
Fonte: Guarda, 2013 [15].

2 DESENVOLVIMENTO

O sistema especialista fuzzy foi desenvolvido por meio de regras operacionais levantadas com informações estatísticas do processo e conhecimento dos operadores. Tais regras adaptam continuamente os setpoints de dosagem específica de amina observando variáveis de processo que impactam diretamente na ação do controlador.

2.1 Projeto e Aplicação Sistemas Especialistas Fuzzy para Dosagem de Amina

O objetivo do sistema especialista fuzzy desenvolvido foi reduzir a dosagem específica média de amina (g/t alimentada) observando o comportamento de variáveis do processo que impactam na qualidade do produto final e rejeito.

As variáveis utilizadas para o controlador fuzzy proposto se dividem em variáveis manipuladas e controladas (“observações”).

Tabela 1. Estrutura das variáveis de controle do sistema especialista fuzzy de amina

Tipo Variável	Descrição
Manipulada	Dosagem específica de amina (g/t alimentada)
Controlada 1	% SiO ₂ na alimentação nova da flotação, onde foi desenvolvida uma inferência composta por análises de laboratórios e análise granulométrica <i>on-line</i> : ação <i>feedforward</i> (antecipatória) para as tomadas de decisão do sistema;
Controlada 2	%SiO ₂ concentrado na saída da flotação, para garantir a ação <i>feedback</i> para sistema observando a qualidade;
Controlada 3	%Fe rejeito <i>scavenger</i> , para garantir que o aumento na dosagem de amina não tenha efeito de sobredosagem ocasionando o arraste de ferro para o rejeito

O processo de fuzzificação foi definido com base nas distribuições (histogramas) das variáveis de controle e as dosagens específicas de amina foram definidas em conjunto com a operação.

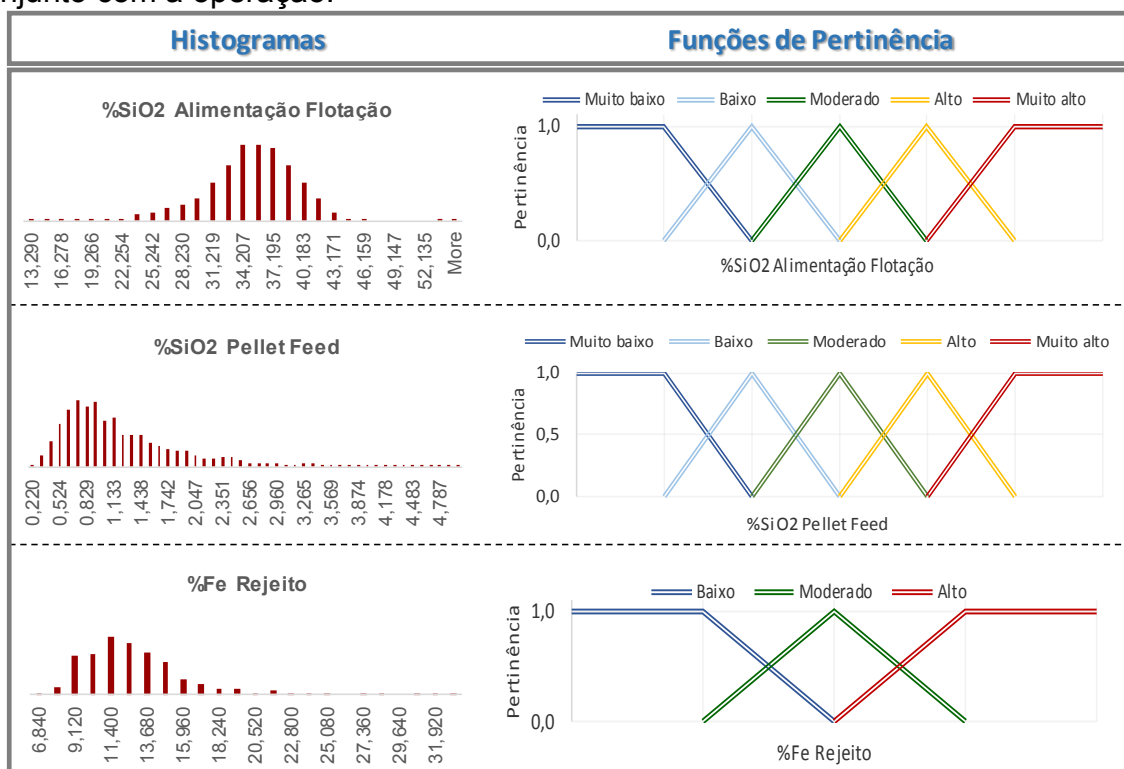


Figura 5. Exemplo da estrutura de fuzzificação para sistema de dosagem de amina

Fonte: Autores, 2018.

A estrutura de inferência e regras de tomada de decisão, foram levantadas com expertise operacional objetivando um comportamento ideal de dosagem de amina para o processo de flotação. Logo, a Figura 6 ilustra a estrutura final do controlador contendo a fuzzificação, inferência e defuzzificação. Onde: PF – Pellet Feed; ALFT – Alimentação da flotação; RJ – Rejeito.

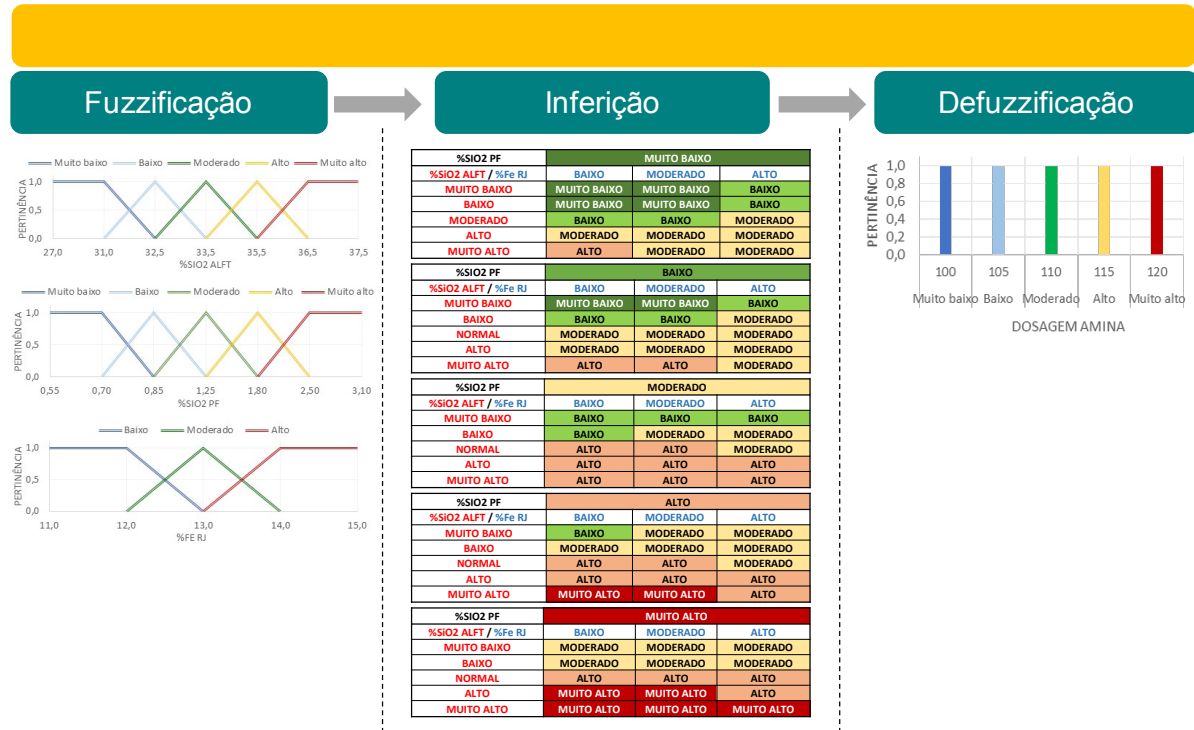


Figura 6. Exemplo da estrutura fuzzy elaborada para dosagem específica de amina
Fonte: Autores, 2018.

A frequência de mudança de setpoint de dosagem de amina pelo sistema foi configurada de acordo com tempo de residência do circuito da flotação, que é de 1 hora.

2.2 Resultados e Discussões

A Figura 7 ilustra o comportamento do controlado em umas das usinas aplicadas.

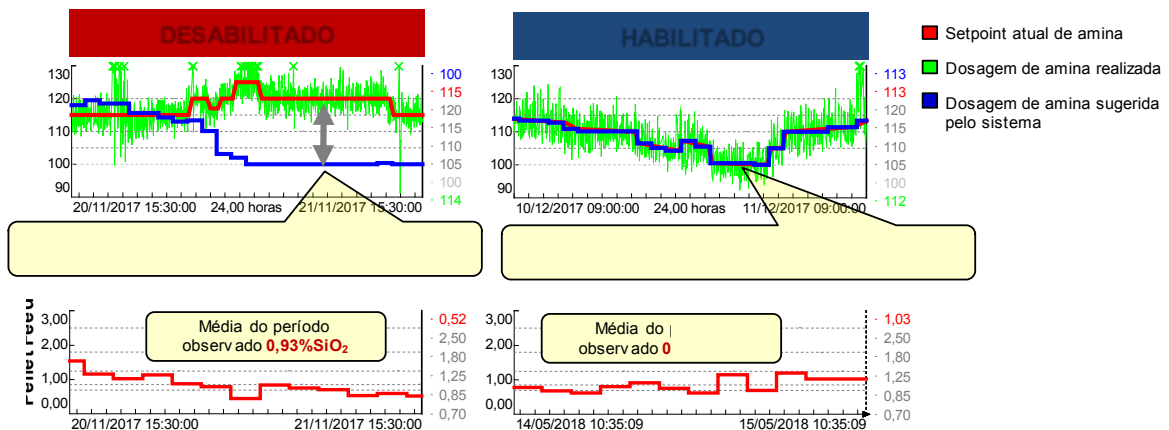


Figura 7. Comportamento do controlador fuzzy desabilitado (off-line) e habilitado (on-line).
Fonte: Autores, 2018.

Observamos que quando o sistema está desabilitado (operando *off-line*), a tomada de decisão do operador foi dosar mais do que sugerido, sendo muito conservador e consumindo mais amina. Com o controlador habilitado, a variação da dosagem de amina é direcionada de acordo com as faixas de operação das variáveis de controle.

Tal sistema foi implementado na Vale S/A nas usinas do Complexo Itabira e Brucutu. Como exemplo de benefício atingido, para uma das usinas do Complexo Itabira obteve-se um resultado de redução de 6,8% na redução do consumo de amina, representando uma queda média de 7,99 g/t, conforme ilustrado na Figura 8.

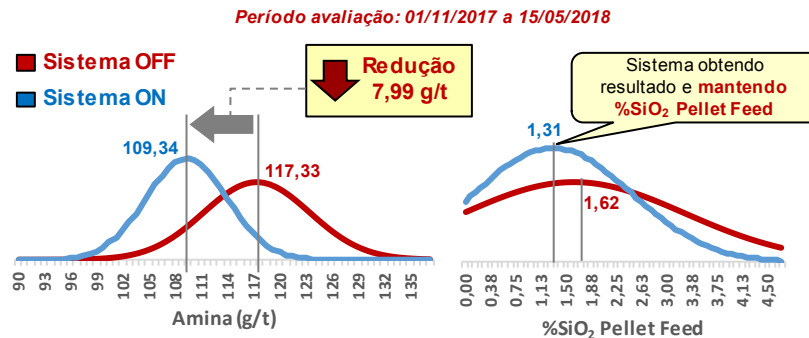


Figura 8. Comparativo do consumo específico de amina e %SiO₂ no Pellet Feed em umas das Usinas do Complexo Itabira com o sistema especialista fuzzy
 Fonte: Autores, 2018.

De forma geral, os benefícios do sistema na redução dos desvios e maior assertividade nas dosagens específicas de amina impactam sensivelmente no custo operacional, visto que a amina é o principal insumo operacional na flotação. A Tabela 2 ilustra o potencial de ganho alcançado com o sistema em uma das usinas do Complexo Itabira.

Tabela 2. Resumo de ganhos anuais com amina para uma das Usinas Complexo Itabira

Benefícios do sistema especialista fuzzy de dosagem de amina	
Redução de amina	177,8 t/ano
Potencial de redução de gastos com amina	R\$ 1,9 Milhões/ano

3 CONCLUSÃO

Nos últimos anos, aumentou significativamente a quantidade de sistemas especialistas utilizando lógicas fuzzy no beneficiamento de minério de ferro, como é o caso deste trabalho, que foi aplicado para a dosagem de amina na flotação.

Para alcançar o objetivo do presente trabalho, utilizou-se para implementação fuzzy tanto o *software LabVIEW* quanto o CLP. O sistema de controle utiliza lógica fuzzy e uma base de regras, para o processamento e geração do valor da variável manipulada a cada iteração do sistema.

Como resultado de uma aplicação do sistema foi apresentado o estudo de caso de uma das usinas do Complexo Itabira, onde foi reduzido em 6,8% o consumo de amina, que é bastante expressivo, representando uma redução de amina em 177,8 t/ano.

Os controles foram efetivos quando inseridas perturbações no sistema e atenderam às expectativas ao tender sempre a entrar em regime permanente para atender ao especificado de limite superior para atender à qualidade do contaminante quartzo (SiO_2), evitando oscilação e aplicando a dosagem de amina conforme regras pré-estabelecidas.

Por fim, sugere-se para trabalhos futuros o desenvolvimento de saídas dinâmicas a partir de observações de mais variáveis do processo para aumentar a efetividade do sistema e ao mesmo tempo contribuir com a redução do insumo de amina, que é um reagente com custo elevado na produção de minério de ferro.

Agradecimentos

Agradecemos aos envolvidos das equipes de manutenção e instrumentação, além da especial contribuição dos integrantes da operação e automação de cada usina pelo comprometimento e esforços para aperfeiçoar e manter operando os sistemas especialistas de dosagem de amina. Os resultados excelentes são frutos do trabalho de todos.

REFERÊNCIAS

- 1 Zadeh, LA. Fuzzy Sets. Information and Control. California: Univ. California; 1965.
- 2 Yager RR, Filev DP. Essentials of Fuzzy Modeling and Control. Canada: John Wiley & Sons; 1994.
- 3 Kohagura T. Lógica fuzzy e suas aplicações. Londrina: Universidade Estadual de Londrina; 2007.
- 4 Driankov D, Hellendoorn H, Reinfrank M. An Introduction to Fuzzy Control. Heidelberg: Springer-Verlag Berlin; 1993.
- 5 Driankov D, Palm R. Advances in Fuzzy Control. Heidelberg: Springer-Verlag Berlin; 1998.
- 6 Mamdani EH. Application of fuzzy algorithms for control of simple dynamics plant. Proceedings of the IEE. 1974; 121:1585-1588.
- 7 Mamdani EH, Assilian S. An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller. International Journal of Man. Machine Studies. 1975; 7(1):1-13.
- 8 Takagi T, Sugeno M. Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics. 1985. Vol 15, pp:116-132.
- 9 Araújo AC, Viana RPM, Peres AEC. Reagents in iron ores flotation. Min. Eng. 2018, 18-219-224. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S089268750400295X>.
- 10 Lima P.L, Valadão GES, Peres AEC. Minerals Engineering 45 (2013) 180–184.
- 11 Armando CA, Valadão GES. Introdução ao tratamento de minérios (2007). Editora UFMG.
- 12 Araujo AC, Valadão GES. Introdução ao Tratamento de Minérios. Belo Horizonte: Editora UFMG; 2007.
- 13 Shaw, I, Simões, MG. Controle e Modelagem Fuzzy. Edição 2. São Paulo: Editora Edgard Blücher Ltda; 1999.
- 14 Tanscheit, R. Sistema Fuzzy (2003). DEE-PUC Rio de Janeiro. Disponível em <http://www.inf.usfc.br/~mauro/ine5377/leituras/ica-sistemas%20fuzzy.pdf>
- 15 Guarda A. Introdução à Lógica Nebulosa. Ouro Preto: Universidade Federal de Ouro Preto; 2013.
- 16 Sandri S, Correa C. Lógica Nebulosa. São José dos Campos: ITA; 1999.
- 17 Silva SD. CNC: Programação de comandos numéricos computadorizados. Edição 5. São Paulo: Erica; 2006.