

# LÓGICA FUZZY APLICADA PARA A PRODUÇÃO DE ALUMINA

## **Ruy Gomes Silva**

Centro Universitário do Pará  
Av. Gov José Malcher, 1963, Belém, PA  
ruygomessilva@bol.com.br

## **Tainan de Oliveira Neves**

Centro Universitário do Pará  
Av. Gov José Malcher, 1963, Belém, PA  
tainan\_neves@hotmail.com

## **Claudio Mauro Vieira Serra**

Centro Universitário do Pará  
Av. Gov José Malcher, 1963, Belém, PA  
cmvserra@gmail.com

## **Ciro José Jardim de Figueiredo**

Museu Paraense Emílio Goeldi  
Av. Perimetral, 1901, Belém, PA  
cjfigueiredo@museu-goeldi.br

## **RESUMO**

Com a competitividade intensificada e os avanços da globalização, as empresas buscam cada vez mais otimizar seus processos produtivos por meio de ferramentas de apoio à decisão. Este estudo tem foco no processo produtivo de alumina, que tem como uma das etapas a mensuração do cáustico de saída. Todavia, essa medida é onerosa para a empresa e ocorre apenas uma vez ao dia, impossibilitando que a equipe de trabalho tome iniciativas imediatas. Dessa forma, propõem-se a previsão por meio de variáveis de entradas, tendo como ferramentas base a modelagem por Lógica Fuzzy. As variáveis foram classificadas qualitativamente de acordo com o método e depois o cáustico de saída gerado foi comparado com dados reais. Os resultados mostraram a viabilidade do processo de análise imediata por meio da previsão, auxiliando assim a decisão da equipe de trabalho envolvida.

**PALAVRAS-CHAVE.** Sistemas produtivos. Lógica Fuzzy. Alumina.

## **ABSTRACT**

Increased competition and advances in globalization, make the companies look for more and more to optimize their productive processes through support tools to the decision. This study focuses on the production process of alumina, which has as a stage to measure the caustic exit. However, this measure is onerous for the company and it happens once a day, disabling that the work team takes immediate initiatives. Like this, this study proposed the forecast through variables of entrances, tends as tools base the modeling for Fuzzy Logic. The variables were classified according to quality degrees in agreement with the method and later the caustic of exit generated

was compared with real data. The results showed the viability of the process of immediate analysis through the forecast, aiding like this the decision of the work team involved.

**KEY-WORDS. Productive systems. Fuzzy Logic. Alumina.**

## 1. Introdução

O conhecimento de processos produtivos é fundamental para a melhoria das etapas operacionais de um determinado setor de produção. Apesar das abordagens geralmente serem *top-down*, ou seja, as decisões partem do nível estratégico, sendo direcionados ao tático e finalmente ao operacional, muitos ambientes de trabalho já levam em consideração as informações fornecidas pelos níveis tático e operacional, de forma a haver uma integração constante entre estes três setores (NANCI et al., 2008).

Portanto, Slack & Lewis (2009) definem o operacional como a base do sistema que atua diretamente no sistema produtivo, recebendo as informações oriundas do tático. Neste papel de atuação na linha de frente, torna-se clara a necessidade de informações que auxiliem as equipes de operações a tomar decisões de imediato, sem ter que recorrer aos demais setores.

Todo sistema de produção sempre é composto por sub-etapas que compõe o sistema maior, porém, as partes que o formam são todas iguais no âmbito genérico. Portanto, Slack et al., (2007) define um sistema no seu início com a entrada (*input*) que são informações, mão-de-obra e insumos. Em seguida ocorre o processamento e em posteriormente, a saída (*output*) que gera um bem ou serviço, ou ainda parte de um processo maior.

É importante ressaltar que o emprego de tecnologias nos processos são fundamentais, pois permitem melhorar o mesmo garantindo o aperfeiçoamento da produção (SLACK & LEWIS, 2009). Ressaltado pelos mesmos autores, é importante se usar estratégias que proporcionem vantagens no emprego das tecnologias, pois permitem direcionar para o objetivo da empresa.

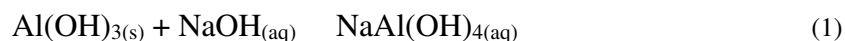
Este estudo teve como objetivo avaliar por meio da modelagem matemática, baseada no conhecimento *Fuzzy*, um problema de previsão aplicado na produção de alumina em uma planta industrial, localizada no estado do Pará. Para isto foram analisadas quatro diferentes variáveis de entrada (concentração de cáustico de entrada, vazão de alimentação, retirada de condensado e temperatura) e uma variável de saída (concentração de cáustico de saída) como objeto deste estudo, visando assim, fornecer uma ferramenta diferente para o processo de tomada de decisão.

## 2. Referencial teórico

### 2.1 Descrição do processo

O beneficiamento da bauxita para a produção de alumina foi desenvolvido em 1858 por Le Chatelier e aperfeiçoado posteriormente em 1888 por Karl Bayer, sendo conhecido atualmente como processo Bayer (HIND et al., 1999; SILVA FILHO et al., 2007). Basicamente a produção de  $Al_2O_3$  tem-se início com a retirada da bauxita e posterior moagem, seguido pela digestão onde é adicionado uma solução cáustica de hidróxido de sódio (NaOH) sob temperatura variando de 200 a 240 °C e pressão em torno de 30 atm, parâmetros esses que dependem do tipo de bauxita. As equações 1 e

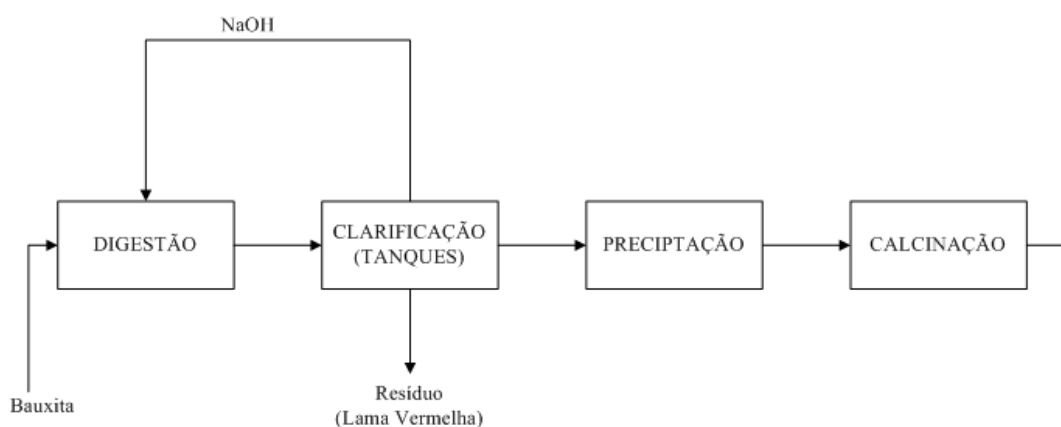
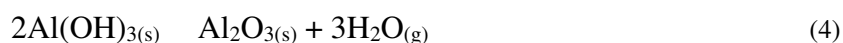
2 ilustram estas etapas.



O produto desta equação é um licor que em seguida é levado para tanques evaporadores que retiram a água deste licor para aumentar a concentração, ou seja, irão separar a parte sólida do líquido pelo emprego do aquecimento deste em trocadores de calor. Constantemente devem ser feitas análises do resultado da passagem de separação desta etapa de produção para avaliar a concentração. Quando o licor for retirado, o mesmo é resfriado, sendo acrescentadas pequenas quantidades de sais de alumina que irão induzir a precipitação total da substância mais concentrada. Essa etapa está resumida pela equação 3.



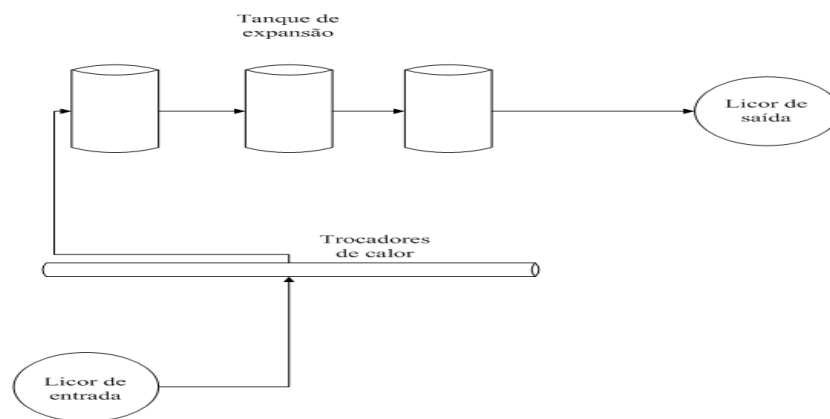
Formam-se cristais de alumina que seguem para a última etapa chamada de calcinação, onde o material é lavado para remoção de resíduos do licor, passando a secar logo em seguida. Após essa etapa, a alumina é aquecida a cerca de 1000 °C para desidratação dos cristais, gerando alumina pura em formato arenoso e cor branca, representado pela equação 4, que mostra a síntese final do processo. A Figura 1 apresenta o resumo do processo e análise no qual este estudo se concentrou.



Fonte: IAI (2011).

FIGURA 1 – Processo de beneficiamento da alumina.

O foco deste estudo foi na segunda etapa de clarificação, quando é aumentada a concentração através da retirada de água em tanques de evaporação. Um sistema de evaporação é composto por tanques e trocadores de calor, onde o fluido diluído entra no sistema com uma baixa temperatura, e o sistema é aquecido com vapor em alta temperatura. Esse vapor aquece a solução até atingir a ebulição da água que está contida no mesmo, ocasionando que o produto saia do sistema mais concentrado e com menor volume. Essa etapa do processo está sintetizado na Figura 2.



Fonte: IAI (2011).

FIGURA 2 – Fluxograma de um processo de evaporação

Assim, um dos procedimentos padronizados consiste na mensuração do teor cáustico, que é realizado uma vez ao dia e tem um alto custo em virtude de ser feito em laboratório. O resultado desta análise indica se é necessário ou não, executar medidas operacionais para aumentar a eficiência do sistema. No entanto, outras variáveis podem ser mensuradas de forma instantânea, sendo que quando a equipe de processo envolvida conhece estas variáveis, torna-se possível “prever” o teor do cáustico de saída em função da experiência adquirida.

## 2.2 Lógica Fuzzy

A Teoria dos Conjuntos Fuzzy pode ser sintetizada, como a tradução de informações matemáticas e conceitos imprecisos que são transformados em um conjunto de regras linguísticas. Estas regras quando agrupados na forma de condições (*se...então*) podem ser escritas em linguagem de computador (VARGENS, et al. 2003).

Para Oliveira Jr. et al. (2007) a Logica Fuzzy surge para solucionar o paradoxo do “verdadeiro ou falso” da Teoria dos Conjuntos Tradicionais, com um método que classifica o resultado com base em incertezas, com variação no intervalo entre 0 e 1. Segundo os mesmos autores, são adotados termos qualitativos para a classificação, como quente ou frio, rápido ou lento, alto ou baixo.

A Lógica dos Conjuntos Clássica classifica uma determinada situação de

forma bem definida, que são chamados de valores *crisp*. Esses valores pertencem ou não pertencem a determinado conjunto, não existindo um meio termo. Caso um carro esteja com velocidade de 70 km/h e for classificado como rápido, será sempre rápido, sendo um exemplo da Lógica Clássica. Todavia, se um carro está a 68 km/h ele também poderá ser classificado como rápido, ou, então poderá ser classificado como lento, sendo esta definição para o conjunto Fuzzy.

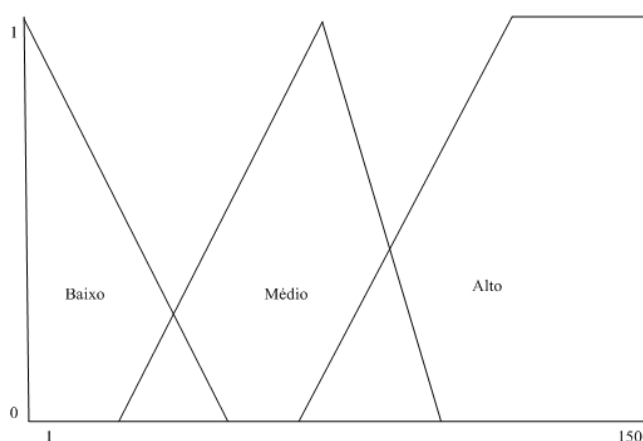
É neste sentido que se propõe a Lógica Fuzzy, para classificar situações em que o resultado pode “aparentar” estar em dois estados distintos. Ou seja, podem pertencer a dois conjuntos ao mesmo tempo, porém em um conjunto eles têm uma pertinência maior e no outro uma menor pertinência. O termo pertinência introduz o grau de classificação a um determinado conjunto e varia no intervalo 0 e 1 (WANG & ZHU, 2002).

### 2.3 Etapas Fuzzy

Um problema Fuzzy na realidade é um problema pertencente aos problemas Clássicos que é transformado em um problema Fuzzy. Quando o problema se torna Fuzzy ele passa por análises que em seguida geram resultados numéricos precisos (*Crisp*). O sistema Fuzzy pode ser sintetizado em três etapas básicas: transformação dos dados em Fuzzy, análise e saídas em Fuzzy e resultados *Crisp*.

A primeira etapa consiste na entrada de valores numéricos que representam a situação inicial do problema. Pode ser qualquer tipo de variável quantitativa usada para “prever” a variável resposta. Após este procedimento as variáveis de entrada são transformadas em variáveis fuzzy, etapa chamada de fuzzificação.

Segundo Sellitto (2002) esta etapa é a mais importante, pois nela a variável de entrada quando transformada em variável fuzzy adere a um ou mais gráficos com comportamentos de distribuição de probabilidade. Estas distribuições são classificadas segundo uma qualidade e a variável em análise pode pertencer com determinado grau de intensidade em uma característica qualitativa e menos em outra. Ainda de acordo com o mesmo autor, denomina-se grau de pertinência o quanto determinado valor pertence a tal característica (SELLITTO, 2002). A Figura 3 ilustra esta etapa.



Fonte: Oliveira et al. (2007).

FIGURA 3 – Exemplo de classificação Fuzzy.

Em seguida, as classificações fuzzy passam pela análise de um conjunto de regras condicionais que adéquam a decisão a diferentes classificações qualitativas. No

ponto de vista de Xian (2010), esse procedimento consiste na caracterização da análise pelas regras que irão classificar a decisão de acordo com diferentes graus de pertinência, que variam no intervalo de 0 a 1. O processo seguinte, de saída, também caracteriza-se por variáveis qualitativas classificadas com diferentes graus de pertinência. As saídas retornam para valores quantitativos (defuzzificação), por diferentes métodos de transformação, sendo o centro de gravidade o mais utilizado e expresso abaixo (OLIVEIRA et al. 2007).

$$r_{cm} = \frac{1}{M} \int r dm \quad (5)$$

Onde  $r_{cm}$  é o ponto centro de *Fuzzy*, M a área ocupada pelos graus *Fuzzy* e r os ponto onde houve pertinência. Análogo a Mecânica Clássica: Centro de Gravidade, Massa do(s) corpos(s) e vetor posição do(s) corpo(s).

### 3. Metodologia

Esta pesquisa foi classificada, do ponto de vista de sua natureza, como básica, pois objetiva gerar conhecimentos novos e úteis para avanço de suas áreas de aplicação e envolvendo verdades universais em suas considerações, além de ser quantitativa e qualitativa em virtude de agregar valores e expressões simbólicas nas análises de estudo (SILVA & MENEZES, 2005).

As regras criadas foram desenvolvidas com base na equipe de especialistas que trabalha no processo estudado. Então, foi realizada uma reunião para definição dos parâmetros qualitativos de classificação *Fuzzy* para as variáveis de entrada e para a variável de saída. Em seguida foram definidas as regras que permitiram identificar o tipo de saída em função das condições de entrada. O Quadro 1 apresenta as definições qualitativas e quantitativas e o Quadro 2 apresenta as regras usadas.

Variável	Qualificação e Quantificação		
<b>Cáustico de entrada (g/l)</b>	Baixa [190 240]	Média [220 280]	Alta [260 310]
<b>Vazão de alimentação (m³/h)</b>	Baixa [300 500]	Média [425 655]	Alta [580 780]
<b>Retirada de condensado (m³/h)</b>	Baixa [0 30]	Média [15 45]	Alta [30 60]
<b>Temperatura (C°)</b>	Baixa [100 120]	Média [110 130]	Alta [120 140]
<b>Cáustico de saída (g/l)</b>	Baixa [280 310]	Média [300 330]	Alta [320 350]

QUADRO 1 – Definições Qualitativas e Quantitativas.

SE Cáustico de entrada	E Vazão de alimentação	E Retirada de condensado	E Temperatura	ENTÃO Cáustico de saída
---------------------------	---------------------------	-----------------------------	------------------	----------------------------

Baixa	Alta	Alta	Alta	Média
Baixa	Baixo	Baixo	Baixo	Baixo
Alta	Alta	Média	Alta	Alta
Baixa	Média	Média	Alta	Média
Alta	Alta	Média	Média	Média
Baixo	Baixa	Média	Baixa	Baixa
Alta	Alta	Alta	Baixa	Média
Alta	Alta	Alta	Alta	Alta
Baixo	Baixo	Baixo	Alta	Alta
Média	Média	Alta	Alta	Alta
Baixa	Alta	Baixa	Alta	Baixa
Alta	Baixa	Alta	Média	Baixa
Alta	Alta	Baixa	Média	Alta
Alta	Média	Baixa	Alta	Baixo

QUADRO 2 – Regras usadas para o problema.

Após a criação das regras os dados foram testados para validação com relação ao problema real. Para isto foram feitas diversas simulações admitindo valores reais de entrada, retirados ao acaso dos dados vivenciados no processo. Em seguida foi calculado o Erro Quadrático Médio (EQM), que consiste na média do quadrado da diferença entre o valor real e o valor simulado, expresso na equação 6.

$$EQM = \frac{\sum (x_e - x_o)^2}{n} \quad (6)$$

Finalmente, os dados foram editados no *software* Matlab® 7.0, usando a ferramenta *Fuzzy Inference System* (FIS) para criação das regras e simulação das mesmas para geração dos dados de saída, pelo método cálculo do Centro de Gravidade. Todos os dados foram armazenados em planilhas *Microsoft Excel*®

#### 4. Resultados e Discussão

Após a implantação das regras, foram definidas distribuições para cada variável de entrada e para o valor de saída. Para as classificações mínimas e máximas foram adotados distribuições retangulares, enquanto que para a classificação média foi atribuído uma distribuição triangular. O mesmo procedimento de distribuições ocorreu para o cáustico de saída. As Figuras 4, 5, 6, 7 e 8 ilustram estes comportamentos para os dados analisados em função do grau de pertinência.

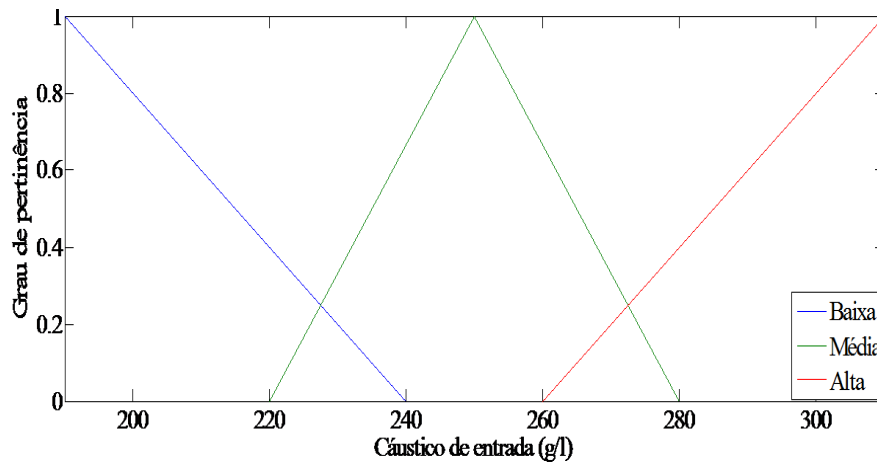


FIGURA 4 – Classificações *fuzzy* para o Cáustico de entrada.

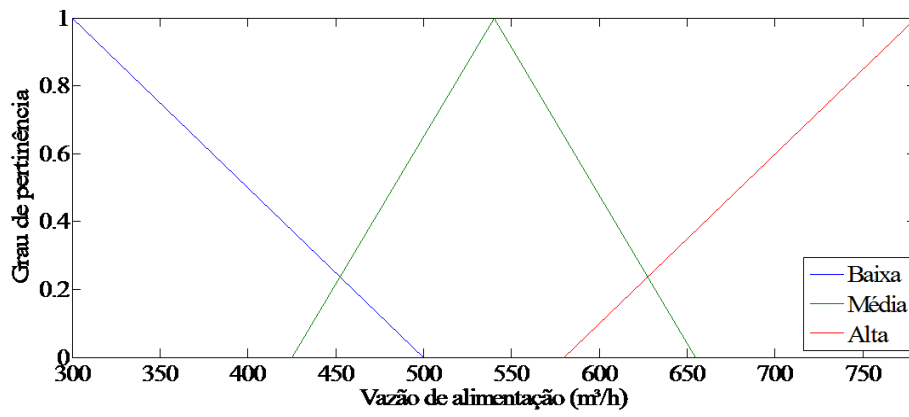


FIGURA 5 – Classificações *fuzzy* para a Vazão de alimentação.



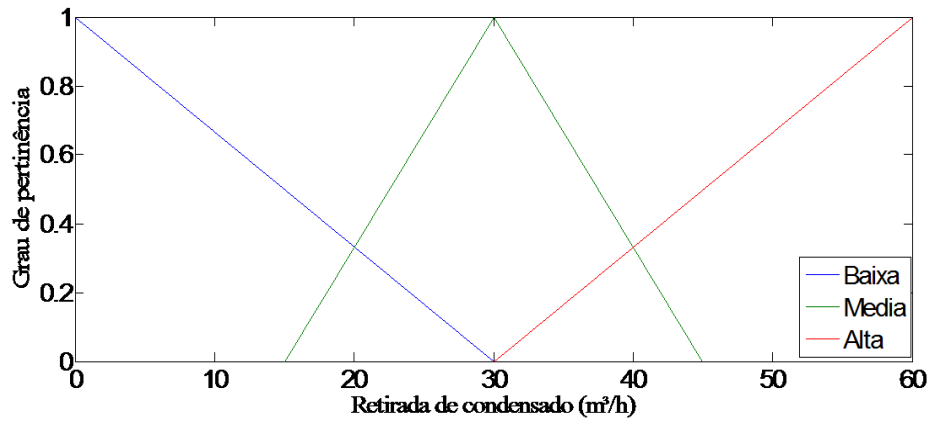


FIGURA 6 – Classificações *fuzzy* para a Retirada de Condensado.

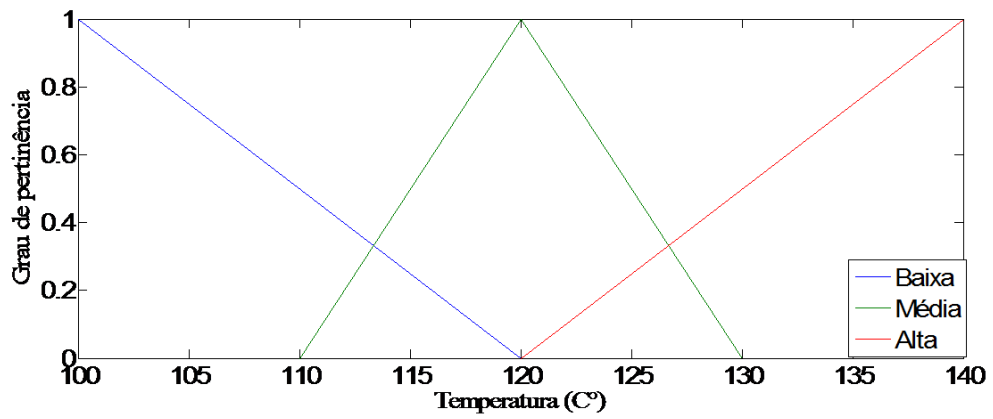


FIGURA 7 – Classificações *fuzzy* para a Temperatura.

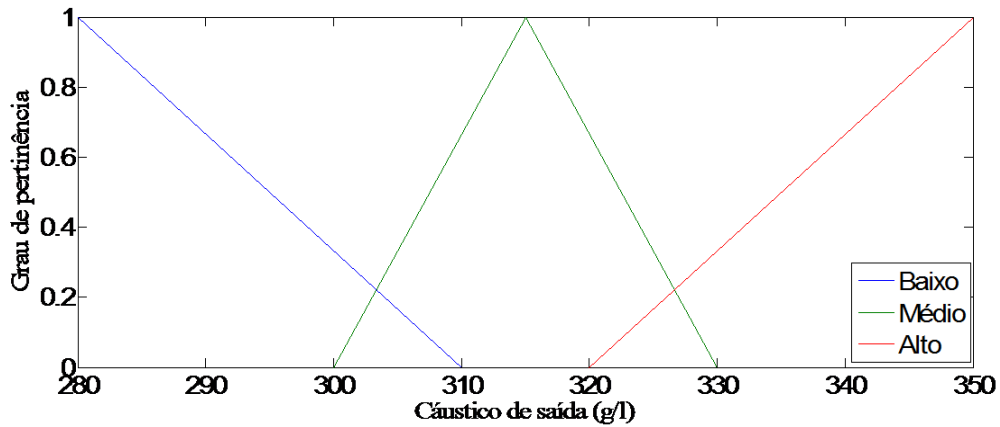


FIGURA 8 – Classificações *fuzzy* para o Cástico de saída.

Segundo os especialistas envolvidos no problema, a variável cáustico de entrada, teoricamente não sofre alterações em suas quantidades, porém, fica explícito que em virtude dos fenômenos físicos ocorrem perdas de matéria no processo de transporte. No entanto, as mesmas são consideradas desprezíveis para este estudo. O retirado de condensado não possui tanta influência no processo quando avaliado de maneira individual, entretanto quando há a relação comparativa com a temperatura o mesmo se mostra influenciado por esta segunda variável, pois a temperatura elevada permite que maiores quantidades de fluido evaporem durante o processo, como observado na Figura 9.

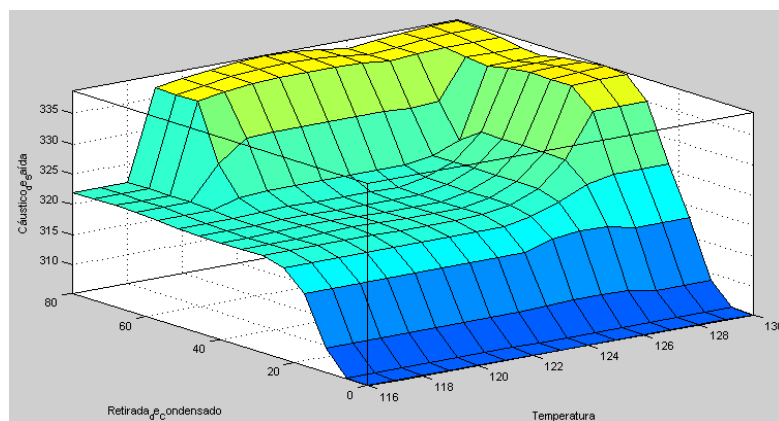


FIGURA 9– Influência da Temperatura e Retirado de Condensado.

A vazão de alimentação depende do bom funcionamento do sistema,

considerada como a saída de líquido do processo ao término do ciclo em todos os tambores. Logo, não sendo associada a nenhuma outra variável de entrada de forma correlacionada em função de características físicas, todas as variáveis devem estar associadas de forma adequada para o aumento da concentração de cáustico de saída.

### **5. Validação do modelo**

Foram gerados quarenta dados de cáustica de saída com valores reais de entrada para teste do modelo e analisados segundo o EQM, com este apresentando valor 16. Como o valor foi considerado baixo, não houve necessidade de aplicação de outros métodos de avaliação de erros para induzi-lo a sua diminuição. Ressaltando, que estes métodos se mostram úteis para avaliar as diferenças entre o valor de real e o previsto na tentativa de estudar o erro existente.

Quando os valores reais e esperados são comparados e demonstram haver baixo erro torna-se óbvio uma alta correlação, ou seja, uma variável real será correspondida com o valor previsto. Neste sentido, o fato de haver um baixo erro indicou haver a correlação significativa ( $p < 0,05$ ) esperada, representada na Figura 10. Ocorrendo a linearidade das variáveis e um alto coeficiente de determinação  $R^2 = 0,95$ . Logo, as diferenças dos erros encontradas podem ser consideradas baixas levando a conclusão de que os dados gerados pelo sistema *Fuzzy* se aproximam bastante aos valores reais do problema.

Além disto, a análise de resíduos entre a variação do valor real e o estimado mostrou não haver processos tendenciosos existentes. Na Figura 11 percebe-se que o processo ocorre de forma aleatória, no intervalo  $[-2,5, 2,5]$ , sendo baixos os valores de variação, reforçando a regressão apresentada na Figura 10.

FIGURA 10 – Cáustico de Real e Cáustico Previsto.

FIGURA 11 – Resíduos entre o observado e o estimado.

### **6. Considerações finais**

Para o problema estudado, esperar pela saída do resultado preciso torna-se crítico e às vezes pode causar problemas no processo de produção de alumina. Assim a previsão se mostra viável para auxiliar nas decisões deste caso. A modelagem matemática *Fuzzy* se mostra adequada para inúmeros problemas de previsão, onde é possível obter valores próximos dos valores reais, ocorrendo para o problema em questão. As variáveis de entrada analisadas de forma geral se mostraram viáveis para prever a concentração cáustica de saída, validando assim o uso do modelo, sendo as classificações no processo de escolha, fundamentais para os resultados obtidos estarem próximos do valor real.

A ferramenta se mostra adequada para auxílio nas tomadas de decisão, visto que pode orientar as equipes de trabalho do local estudado a avaliar os parâmetros de entrada que são cruciais para previsão de saída. Portanto, executar decisões antes do resultado de laboratório para o cáustico de saída, ou, apenas verificar o funcionamento do processo com um determinado tempo de antecedência pode resultar na redução de riscos e falhas que ocorrem no processo.

Para estudos futuros, propõe-se o uso da Lógica Neural, que permite identificar e classificar parâmetros para prever dados, permitindo assim uma resposta imediata para um problema, possibilitando solucionar a causa sem ter que aguardar uma resposta de análise, que deixa o processo lento, para em seguida avaliar o desempenho dos modelos.

## Referências

HIND, R. A.; BHARGAVA, S. K.; GROCOTT, S. C. The surface chemistry of Bayer process solids: a review. *Colloids and surfaces A. Physicochemical and engineering aspects*, n.146, p.359-374, 1999.

IAI – International Aluminium Institute, Disponível em : <[www.world-aluminium.org](http://www.world-aluminium.org)> Acesso em: 10 Mai, 2011.

NANCI, L. C. et al. O PCP no controle estratégico. In: LUSTOSA, L. et al. (Orgs.) **Planejamento e Controle da Produção**. Rio de Janeiro: Elsevier, 2008.

OLIVIRA Jr. et al. **Inteligência Computacional Aplicada à Administração, Economia e Engenharia em Matlab**. Rio de Janeiro: Thompson, 2007.

SELLITTO, M. A. Inteligência artificial: uma aplicação em uma indústria de processo contínuo. **Gestão & Produção**, v.9, n.3, p.363-376, 2002.

SILVA FILHO, E. B.; ALVES, M. C. M. & MOTA, M. Lama vermelha da indústria de beneficiamento de alumina: produção, características, disposição e aplicações alternativas. **Revista Matéria**, v.12, n.2, p.322-338, 2007.

SILVA, E. L. & MENEZES, E. M. **Metodologia da pesquisa e elaboração de dissertação** 4 ed. Florianópolis: Universidade Federal de Santa Catarina, 2005.

SLACK, N; CHAMBERS, S.; JOHNSTON, R. **Administração da Produção**, 2 ed. São Paulo: Atlas, 2007.

SLACK, N. & LEWIS, M. **Estratégia de Operações**, 2 ed. Porto Alegre: Bookman, 2009.

VARGENS, J. M., TANSCHKEIT, R. & VELLASCO, M. M. Previsão da produção agrícola baseada em regras lingüísticas e lógica fuzzy. **Sociedade Brasileira de Automática**, v.14, n.2, p.114-120, 2003.

WANG, S. & ZHU, S. On fuzzy portfolio selection problems. **Fuzzy Optimization and Decision Making**, v.1, p.361-377, 2002.

XIAN, S. A new fuzzy comprehensive evaluation model based on the support vector machine. **Fuzzy Information and Engineering**, v.2, n.1, p.75-86, 2010.