ESTRATÉGIAS DE CONTROLE PARA USINA DE PELOTIZAÇÃO DA VALE*

CONTROL STRATEGIES FOR THE VALE PELLET PLANT

Paulo Rogério de Almeida Ribeiro **
Tarcísio Souza Costa ***
Victor Hugo Barros ****
Areolino de Almeida Neto *****
Alexandre César Muniz de Oliveira ******

Resumo: Este trabalho destina-se a apresentar estratégias de controle para melhorias no desempenho do sistema de controle da usina de pelotização da Vale em São Luís do Maranhão, Brasil. A usina já detém um sistema de controle convencional, Proporcional Integral Derivativo (PID). No intuito de melhorar o desempenho faz-se uso da estratégia *Feedback-Error-Learning* (FEL), assim como da estratégia *Multi-Network-Feedback-Error-Learning* (MNFEL). No intuito de comparar estratégias não convencionais faz-se uso também de um controlador PI-Fuzzy. Estas estratégias são comparadass e seus resultados discutidos.
Palavras-chave: Controle adaptativo. Redes neurais. Lógica Fuzzy.

Abstract: This work is intended to provide control strategies for improvements in the control system of the Vale pellet plant in São Luis, Maranhão, Brazil. The current installed plant control is a conventional Proportional Integral Derivative (PID) well suitable for regular day-by-day operations, but featuring bad performance for occasional plant re-start. In order to improve the control performance, we are proposing the use of Feedback-Error-Learning (FEL) and Multi-Network-Feedback-Error-Learning (MNFEL) strategies, since both can coupled together current PID control. In order to provide a wide comparison, other unconventional strategies, as PI-Fuzzy controller, also are included in the experiments and discussion of this work.
Keywords: Adaptive control. Neural networks. Fuzzy logic.

1 INTRODUÇÃO

A Vale é uma das maiores companhias de mineração do mundo, com operações em produção e comércio de minério de ferro, pelotas de ferro, níquel, carvão, bauxita e outros (VALE, 2010). Por estar presente nos cinco continentes, espera-se dos seus produtos uma alta qualidade. Essa companhia detém uma usina de pelotização situada em São Luís do Maranhão, Brasil, cujo objetivo é a produção de pelotas de ferro. A usina é responsável pela adição de substâncias ao minério de ferro, que se transforma em pelotas de ferro. No entanto, essas pelotas cruas não têm resistência, necessitando passar por um processo de queima, para adquirir resistência química e mecânica e assim serem comercializadas ao redor do mundo.

A queima das pelotas é realizada por 21 grupos queimadores, que são alimentados com óleo. O controle do óleo feito para realização dessa atividade é realizado por controladores do tipo Proporcional-Integral-Derivativo (PID). Tais controladores, em geral, têm um bom desempenho, mas em casos de paradas ou retomadas do processo opta-se por uma intervenção manual, ou seja, desliga-se o controle automático.

A companhia deseja melhorar o sistema de controle atual a partir de uma técnica altamente recomendável: a estratégia de controle *Feedback-Error-Learning* (FEL) (GOMI, 1990), pois nesta não se faz necessária a

* Trabalho premiado durante o XXI Encontro do SEMIC realizado na UFMA entre os dias 17 e 19 de dezembro de 2009.
** Ciência da Computação – UFMA. Ex-aluno bolsistas do PIBIC/UFMA. E-mail: pauloribeiro1000@yahoo.com.br.
*** Ciência da Computação – UFMA. Aluno bolsistas do PIBIC/UFMA. E-mail: priestcp@gmail.com.
**** Pós-graduação em Engenharia de Eletricidade-UFMA. E-mail: bs.victorhugo@gmail.com.
***** Departamento de Engenharia de Eletricidade UFMA, E-mail: areolino@ufma.br.
****** Departamento de Informática – UFMA, E-mail: acmo@deinf.ufma.br.

remoção do controlador pré-existente. Nesta estratégia adiciona-se um sub-sistema à malha de controle fechada, por exemplo uma Rede Neural Artificial (RNA). O controlador PID atuará estabilizando a planta, enquanto a RNA melhora o desempenho do sistema de controle.

A estratégia FEL tem sido largamente usada (RIOS NETO et al., 1998) (YIWEI e SHIBO, 2002) (NAKANISHI e SCHAAL, 2004), (KUROSAWA et al., 2005) (RUAN et al., 2007) (TOPALOV et al., 2008), assim como algumas modificações e melhorias já foram propostas. Uma melhoria muito interessante foi proposta em (ALMEIDA NETO, 2003), sendo chamada de *Multi-Network-Feedback-Error-Learning* (MNFEL). A estratégia MNFEL faz uso de múltiplas redes neurais na estratégia FEL, obtendo assim uma melhoria no sistema de controle superior a estratégia FEL. Ressalta-se também que a estratégia MNFEL não faz uso de um elemento coordenador, ou seja, as RNAs são autocoordenadas.

Outra estratégia de controle explorada para este problema é o uso de técnicas *Fuzzy,* por exemplo, um PI-Fuzzy. O uso de controladores *Fuzzy* é frequentemente justificado por não linearidades ou uma falta de precisão de um modelo matemático (LEE 1990). Em geral, as regras que definem o comportamento são definidas por um controlador genérico que envolve parâmetros imprecisos.

Dentre os 21 grupos queimadores, escolheu-se o de número 8. Acredita-se que os resultados obtidos com esse grupo podem facilmente ser estendidos para os demais, tendo em vista que a principal diferença entre eles é o perfil de queima, que é ascendente de acordo com o número do grupo.

Este problema de controle tem sido explorado em (RIBEIRO et al, 2008) (RIBEIRO et al, 2009a) (RIBEIRO et al, 2009b) (RIBEIRO et al, 2010), desde a criação do modelo neural do processo até a comparação entre algumas técnicas de controle. O presente trabalho reúne uma coletânea dos resultados obtidos nesses artigos, comparando-as. Este trabalho está dividido da seguinte maneira. Na seção 2, o processo de pelotização é descrito no intuito de propor um melhor entendimento da produção de pelotas. A seção 3 envolve a fundamentação teórica das técnicas: PID, FEL, MNFEL e PI-Fuzzy. A seção 4 mostra os resultados, assim como faz uma comparação dessas estratégias. A seção 5 apresenta a conclusão do trabalho e direções para trabalhos futuros.

2 O PROCESSO DE PELOTIZAÇÃO

O processo de pelotização é a aglomeração de partículas ultrafinas de minério de ferro e aditivos, incluindo cal, bentonita e outros produtos para produção das pelotas. Um dos mais importantes usos das pelotas é para produção de aço.

A Figura 1 representa a chegada do minério de ferro até a exportação das pelotas.

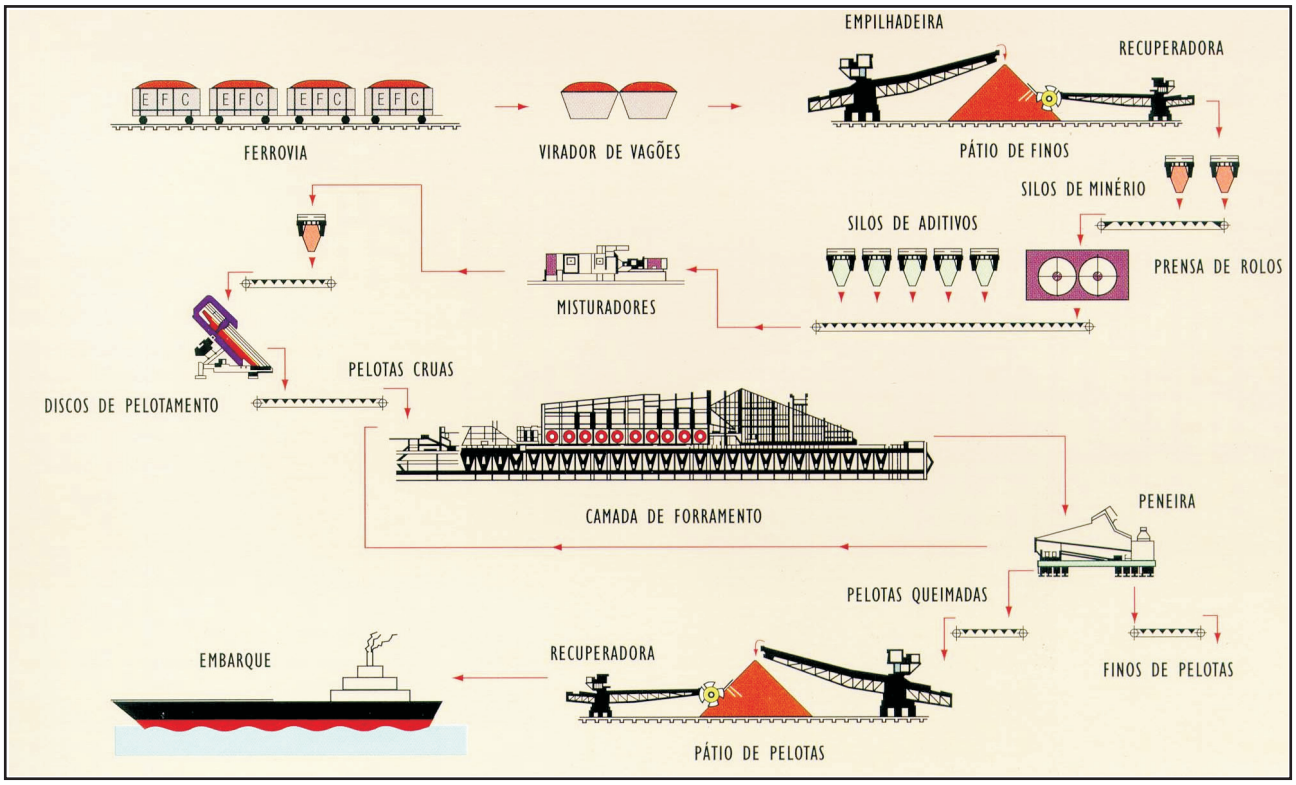


Figura 1 - Processo de Pelotização – Fonte (VALE, 2010)

O processo de pelotização dá-se na Camada de Forramento, as pelotas cruas passam por 21 grupos queimadores alimentados com óleo Baixo Ponto de Fluidez (BPF), cuja finalidade é produzir calor. Ou seja, a queima do óleo produz calor, aumentando assim a temperatura.

Cada um dos 21 grupos queimadores é responsável por um valor fixo de temperatura para um perfil de queima. A temperatura na Camada de Forramento está entre 825.6 ºC e 1350 ºC.

3 ESTRATÉGIAS DE CONTROLE

3.1 Conventional Feedback Controller

O *Conventional Feedback Controller* (CFC) mais utilizado em processos industriais é o Proporcional-Integral-Derivativo. Este controlador é definido pelos seus ganhos: Proporcional (Kp), Integral (Ki) e Derivativo (Kd).

Neste problema a saída do controlador é um sinal elétrico, que manipula a abertura de uma válvula para escoamento do óleo. O nível de abertura dessa válvula está entre 0% e 100%. A saída da planta corresponde a um valor de temperatura em ºC.

3.2 Rede Neural Artificial

As Redes Neurais Artificiais (RNA) são inspiradas no neurônio artificial, sendo estas redes compostas de neurônios artificiais. Os métodos de treinamento de RNA podem ser classificados em supervisionados e não-supervisionados. O supervisionado caracteriza-se pela presença de um supervisor, podendo indicar a saída correta ou uma ideia da qualidade desta saída da rede. Enquanto que no treinamento não supervisionado, a rede tenta agrupar as saídas cujas entradas são semelhantes.

O tipo de RNA mais usado com treinamento supervisionado é a rede *Multilayer Perceptron* (MLP), cujos neurônios são dispostos em camadas (HAYKIN, 1999). Estas camadas podem ser: Entrada, Escondida e Saída. Uma RNA com uma camada escondida é capaz de aproximar qualquer função contínua (HAYKIN, 1999).

Nesta técnica de aprendizado de máquina, existem duas fases: treinamento e execução. O treinamento caracteriza-se pelas modificações dos parâmetros (pesos) com objetivo de aprender os padrões de entrada, enquanto a execução fornece a saída da rede sem modificar nenhum dos parâmetros.

Um dos algoritmos mais usados para treinamento de redes do tipo MLP é o *Backpropagation* (HAYKIN, 1999). O objetivo desse algoritmo é minimizar o erro médio quadrático da diferença entre o valor desejado e a saída real da RNA. Para minimizar essa diferença o algoritmo faz uso de um conjunto entrada/saída, assim como aprende a fazer um mapeamento da entrada para saída através do uso do gradiente descendente.

3.3 Feedback-Error-Learning

Essa estratégia de controle foi proposta em (GOMI; H. KAWATO, M., 1990), tendo como trabalho propulsor um estudo sobre o sistema nervoso central (KAWATO et al, 1987). Constatou-se que, de um conjunto de sinais emitidos pelo cérebro, apenas um é usado como sinal de aprendizado, sendo chamado de *teaching signal*, enquanto os demais são usados como entrada.

Um ponto chave do uso de RNA em controle e que enfatiza a relevância da técnica FEL é o sinal de erro da RNA. Dependendo da estratégia adotada será necessário obter o modelo inverso da planta para obtenção do sinal de erro da RNA, sendo esta uma tarefa difícil (ALMEIDA NETO, 2003). A estratégia FEL é considera híbrida, pois a RNA adicionada trabalhará em cooperação com o CFC, por exemplo, um PID, sendo que o erro da RNA será justamente a saída do PID. Como uma RNA faz uso do sinal de erro para aprender,utilizando a saída do PID, portanto este é *teaching signal*.

Um ponto a ser ressaltado da estratégia FEL é o uso de um CFC, por exemplo, um PID como um controlador *feedback* e uma RNA atuando como um controlador *feedforward*, ou seja, o CFC estabiliza a planta enquanto a RNA melhora o desempenho do sistema de controle. No entanto, por se tratar de RNA, durante o seu treinamento a saída pode diferir muito da saída desejada no controle e o uso deste sinal nesta fase pode instabilizar a planta. Assim a função do CFC é manter o sistema estável até que a RNA possa adquirir algum conhecimento do sistema de controle. Tendo em vista que a RNA pode instabilizar o sistema durante o seu treinamento, faz-se necessário uma inicialização adequada dos pesos para o treinamento, para que não torne a planta instável.

O treinamento da RNA é *online*, ou seja, a RNA deverá aprender as ações de controle do CFC durante o controle do processo. Após o treinamento, a RNA é capaz de realizar o controle em avanço (*feedforward*), melhorando assim o desempenho do sistema de controle. O esquema da estratégia FEL pode ser visto na Figura 2.

Os pesos da RNA são ajustados via *Backpropagation*, tendo em vista que o sinal de erro da RNA é a saída do CFC e a função do algoritmo é minimizar o valor médio quadrático do erro, tem-se que a RNA provoca uma minimização das ações de controle do

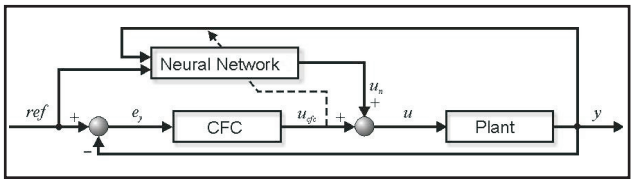


Figura 2 - Estratégia de controle FEL

CFC. Conduzindo a saída do CFC para zero, indiretamente conduz-se o erro da planta (Ribeiro et al, 2009b), mesmo com a existência de componentes integrativos.

O esquema original da estratégia FEl foi modificado em (NASCIMENTO JR, 1994); as modificações introduzidas foram: Usar como sinais de entrada da rede o sinal de referência (*Set Point*) atrasado, ou seja, um *tapped delay line* do sinal de referência para alimentar a RNA; Uso do sinal de referência atrasado no CFC. Essas modificações dizem respeito à captação das variações do sinal de referência, que na idéia original do FEL eram obtidas através de derivadas de alta ordem. Essas mudanças permitem à rede obter de forma mais fácil o modelo inverso da planta, facilitando assim o seu trabalho (NASCIMENTO JR, 1994).

Portanto, pode-se citar como grande vantagem da estratégia de controle FEL uma melhoria no sistema de controle sem a remoção do controlador pré-existente. Para uma indústria essa remoção poderia acarretar em custos, por exemplo, com treinamento para os funcionários mediante o novo sistema de controle. Com a estratégia FEL o controle se torna híbrido (KUROSAWA, 2005) e não afeta em nada o conhecimento dos funcionários, dispensando assim custos de treinamento de pessoal. Sendo assim, conclui-se que esta técnica é recomendada quando já se tem um controlador CFC e deseja-se apenas melhorar o desempenho do sistema de controle, ou seja, sem remoção do atual.

3.4 Multi-Network-Feedback-Error-Learning

Como abordado na sub-seção anterior, a estratégia *Feedback-Error-Learning* faz uso de uma RNA para melhorar um sistema de controle convencional, por exemplo um PID. Devido à enorme aplicabilidade do PID e da possível melhoria do sistema com a estratégia FEL, inúmeros pesquisadores têm buscado melhorias na estratégia FEL (RUAN et al, 2007) (TOPALOV, 2008).

Uma melhoria muito interessante da estratégia FEL, abordada neste trabalho, é a estratégia de controle Multi-Network-Feedback-Error-Learning (MNFEL), proposta em (ALMEIDA NETO, 2003). O ponto central da estratégia MNFEL é fazer uso de mais de uma RNA na estratégia FEL, por isso *Multi-Network*. A Figura 3 mostra o esquema da estratégia MNFEL.

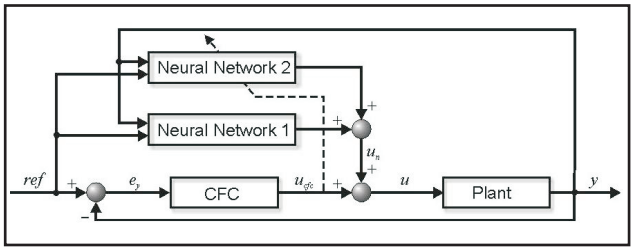


Figura 3 - Estratégia de controle MNFEL

O uso de múltiplas redes deve-se ao fato de que uma RNA pode facilmente cair em um mínimo local, ou seja, não trazer tantas melhorias ao desempenho do sistema de controle com a estratégia FEL. Soluções apontadas para este problema podem ser: Reiniciar o treinamento da RNA com uma arquitetura igual ou diferente, alterar a taxa de aprendizado e considerar (acreditar) que o resultado obtido é o melhor possível. No entanto, trabalhando com múltiplas redes, sabe-se que a nova RNA pode continuar a minimização a partir do ponto deixado pela anterior com mais efetividade do que apenas alterando a taxa de aprendizado.

Baseado neste conhecimento (ALMEIDA NETO, 2003) busca fazer uso de várias RNA na estratégia FEL, porém sabe-se que o trabalho com várias RNA está sujeito a conflitos, ou seja, uma RNA pode trabalhar em uma direção enquanto a outra na direção oposta, anulando assim os esforços. Portanto, uma das grandes inovações propostas foi o fato de que as RNA são autocoordenadas.

MNFEL dispensa o uso de um elemento coordenador, trazendo benefícios tais como: um elemento a menos para configurar, portanto, menos chances de falhas, já que um sistema com mais componentes é mais propenso a falhas, além de que um sistema com um elemento coordenador não garante que o coordenador conseguirá integrar as redes da melhor forma possível.

Tem-se como solução para não usar o coordenador o treinamento sequencial das redes, ou seja, as redes são adicionadas sequencialmente e a cada instante de tempo apenas uma RNA está treinando. Sendo assim quando a primeira RNA é adicionada e treinada tem-se a estratégia FEL, no entanto, no momento de adição da segunda RNA pára-se o treinamento da primeira e dá-se início ao treinamento da segunda, absorvendo assim o esforço já realizado pela primeira RNA e assim sucessivamente.

Esta estratégia é altamente recomendada quando o mínimo desejado não é encontrado

e não se deseja reiniciar o treinamento. O erro da planta para cada RNA é diferente. Portanto, por mais que uma RNA aproveite a minimização feita pela anterior, sua função de custo a minimizar é diferente. Estes valores do erro da planta são diferentes exatamente porque as RNA são treinadas em momentos diferentes (ALMEIDA NETO et al, 2003), uma a cada instante de tempo.

Portanto, o erro de saída da planta é diferente para cada RNA. Sempre que uma RNA treina o erro da planta é diferente de quando ela chegou no sistema de controle. O objetivo é aproveitar a minimização do erro da planta já executado pela RNA anterior.

De posse do conhecimento de que a estratégia FEL obtém o modelo inverso do objeto controlado (planta), sabe-se que apenas uma RNA pode não conseguir realizar esta tarefa, ou seja, a estratégia MNFEL tem mais chance de obter o modelo, mais precisão.

Assim como na estratégia FEL o erro de saída de cada RNA na estratégia MNFEL é a saída do CFC, portanto, a minimização é mais efetiva com a estratégia MNFEL. Pode-se visualizar a estratégia MNFEL como uma abordagem *divide and conquer*. Aplicações da estratégia MNFEL podem ser observadas em (ALMEIDA NETO et al, 2001) (ALMEIDA NETO et al, 2003) (RIBEIRO et al, 2010).

3.5 Controlador *Fuzzy*

Um conjunto *Fuzzy* (ZADEH, 1965) é útil quando é necessário modelar conjuntos com limites mal-definidos. A função de pertinência de um conjunto *Fuzzy* A é o mapeamento: A: $U \rightarrow [0,1]$, onde [0,1] pode ser qualquer escala limitada. A Lógica *fuzzy* (LF) provê um mecanismo simples para tratar ambigüidades, imprecisão, perdas, informação distorcida, através de sentenças qualitativas, apesar da caracterização vaga. A LF pode ser vista como uma metodologia de resolução de problemas aplicável quando os dados são imprecisos, mas muitas regras sobre eles são conhecidas.

Regras e funções de pertinência podem aproximar qualquer função contínua a qualquer grau de precisão (MOHAN e SINHA, 2006). O conhecimento do especialista pode ser usado para construir um controlador *Fuzzy* em vez de tentar modelar o sistema matematicamente. Uma função de controle de um sistema pode ser modelada por uma regra *Fuzzy* base e o controlador obtido pode substituir o controlador PID correspondente. Por sua simplicidade, a lógica *Fuzzy* provê controle de desempenho, simplicidade de implementação, e conseqüentemente redução no custo de hardware.

O processo de fuzzyficação atribui graus de pertinência ao erro do sistema. A máquina de inferência, baseada nas regras de produto, determina a saída *fuzzy*, representando as ações de controle que devem ser feitas ao sistema. A variável de saída é defuzzificada para corresponder ao ajuste (incremento e decremento) de porcentagem do óleo.

Neste trabalho, PI-FLC é usado como alternativa para controle na pelotização. Como um controlador PI convencional, um PI-FLC pode ser matematicamente representado por:

$$dU_{cfc}(t) = K_p e(t) + K_i \int e(t)dt$$

A saída do controlador é a própria porcentagem de óleo, mas o passo positivo ou negativo para isso é ajustado. As funções de pertinência triangulares são representadas por *e(t), de(t)* e U_{cfc}. O processo de defuzificação, neste trabalho, é baseado no centro de gravidade, ou seja, a saída será o centróide da figura originada pelas entradas.

A inferência *fuzzy* é realizada considerando as regras de controle construídas pelo conhecimento do especialista acerca do comportamento da planta. A matriz de associação *fuzzy* ou *Fuzzy Associative Matrix* (FAM) é geralmente empregada para representar as regras. A Figura 4 mostra a matriz FAM 7X7, representando as regras utilizadas neste trabalho.

		de						
		PB	PM	PS	ZE	NS	NM	NB
	PB	NB	NB	NB	NB	NM	NS	ZE
	PM	NB	NB	NB	NM	NS	ZE	PS
	PS	NB	NB	NM	NS	ZE	PS	PM
e	ZE	NB	NM	NS	ZE	PS	PM	PB
	NS	NM	NS	ZE	PS	PM	PB	PB
	NM	NS	ZE	PS	PM	PB	PB	PB
	NB	ZE	PS	PM	PB	PB	PB	PB

Figura 4 - FAM usada no PI-Fuzzy

4 RESULTADOS

As estratégias de controle são agora comparadas, dando ênfase ao controlador pré-existente, PID. Como não existe um modelo matemático do processo de pelotização, esta seção também descreve a obtenção do modelo neural.

4.1 O modelo da planta

A modelagem do processo é de fundamental importância, tendo em vista que a empresa não detém de nenhum modelo matemático do

processo. A busca por melhorias no ambiente real poderia causar prejuízos para empresa, ou seja, paradas na produção de pelotas durante a realização dos testes. Portanto, optou-se por modelar o processo, obtendo assim uma busca pela melhor técnica de controle em um ambiente simulado, passando depois para o ambiente real.

Dentre os 21 grupos queimadores optou-se por um. Acredita-se que os resultados obtidos com esse grupo podem facilmente ser estendidos para os demais. O grupo queimador escolhido foi o de número 8, sendo escolhido arbitrariamente, sem qualquer motivo definido. Os grupos apresentam inúmeras diferenças, mas a mais relevante neste caso é o seu perfil de queima, que é ascendente de acordo com o número do grupo queimador.

Existem na literatura várias abordagens que podem ser usadas para modelar a planta, podendo ser baseadas em: Equações ou Aprendizagem. Dentro da segunda abordagem encontram-se métodos como: Sistemas Fuzzy, Algoritmos Genéticos, Redes Neurais Artificiais entre outros. Optou-se pelo uso de RNA porque uma modelagem usando esta técnica de aprendizado de máquina pode ser realizado sem um conhecimento prévio de qualquer equação do sistema.

A modelagem do grupo queimador 8 foi realizada com uma RNA do tipo MLP com topologia *Feedforward* e o treinamento foi realizado com algoritmo *Backpropagation*. Obteve-se um erro médio quadrático de 0.0172, atingido após 150000 iterações. A arquitetura da rede apresenta uma camada de entrada, escondida e saída, tendo 10-150-1 neurônios respectivamente. A Figura 5 mostra o decaimento do erro médio quadrático no tempo.

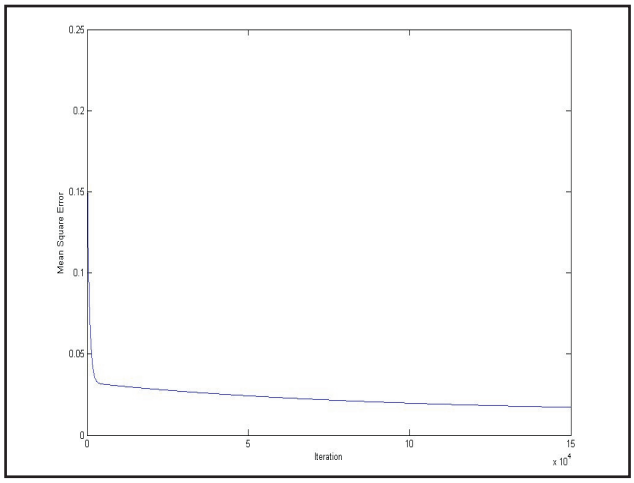


Figura 5 - Erro Médio Quadrático

Para determinar os sinais de entrada da RNA, várias combinações de sinais foram testados. Por exemplo, sabendo da diferença de perfil de queima dos grupos laterais, testou-se como entrada a saída dos grupos 7 e 9, pois acreditava-se em uma influência dos grupos laterais. No entanto, o resultado não foi satisfatório. Tendo conhecimento de que o óleo despejado em um instante de tempo *t* não provocava de imediato a subida da temperatura, percebeu-se a existência de uma linha de atraso, testando assim várias combinações.

A melhor entrada encontrada é composta por um histórico da saída do controlador e da própria saída da planta. A saída do controlador é em porcentagem, expressando a vazão de óleo, esta vazão em porcentagem diz respeito a abertura de uma válvula. A saída da rede é um valor de temperatura em ºC. As entradas foram normalizadas, entre -0.5 e 0.5 já que faziam parte de um domínio diferente, temperatura (0 ºC a 1380 ºC) e percentual de vazão (0% a 100%).

Para os 10 neurônios de entrada tem-se que, os 5 primeiros neurônios dizem respeito ao sinal de óleo, enquanto os restantes a saída da planta. Para formar a linha de atraso, usa-se no instante de tempo *t* como entrada: U(t-2), U(t-4), U(t-6), U(t-8), U(t-10) e Y(t-2), Y(t-4), Y(t-6), Y(t-8), Y(t-10). Portanto, a entrada da RNA é composta de um sinal de atraso do sinal do controlador e da própria saída da planta.

Para o treinamento da RNA foram realizadas duas coletas de dados, conjunto entrada/saída. Os resultados referentes aos dados da primeira coleta não foram satisfatórios, a rede não convergiu, os resultados presentes no trabalho referem-se à segunda coleta. Para que uma RNA seja realmente usada ela deve ter um bom aprendizado, assim como uma boa generalização, ou seja, a rede deve ser capaz de generalizar o conhecimento adquirido. A generalização diz respeito à produção de valores de erros pequenos para dados não treinados.

Os dados usados no treinamento devem ser selecionados de forma que retratem da melhor forma possível o processo, sendo necessária uma filtragem dos dados, pois em ambas as coletas haviam dados irrelevantes para a modelagem. Após o treinamento, checou-se o valor do erro médio quadrático, a medida de desempenho do treinamento, quanto menor (positivo) melhor. Sendo constatado que esta medida atendeu aos requisitos, passou-se para generalização, assim pôde-se validar o modelo. A figura 6 mostra o processo de validação do modelo da planta.

Dos dados obtidos fez-se uso de 65% dos dados para a fase de treinamento e 35% para a fase de validação. Observa-se pela Figura 6, que a rede, mesmo para dados não treinados, obteve um bom desempenho, sendo assim a rede tem uma boa capacidade de generalização.

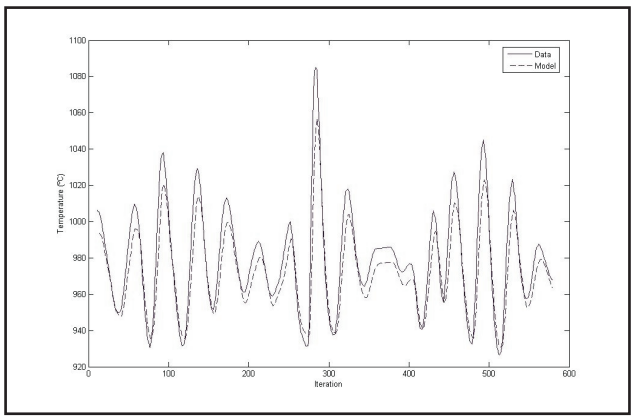


Figura 6 - Generalização do modelo

4.2 Estratégias de controle

As estratégias de controle: PID, FEL, MNFEL e PI-Fuzzy são comparadas. A Figura 7 é referente a (RIBEIRO et al, 2009b) e compara o PID com a estratégia FEL. Os ganhos do PID são: Kp=1.5, Ki=0.01 e Kd=0.1, enquanto que a configuração da RNA usada é 30-20-1 neurônios na camada de entrada, escondida e saída, respectivamente.

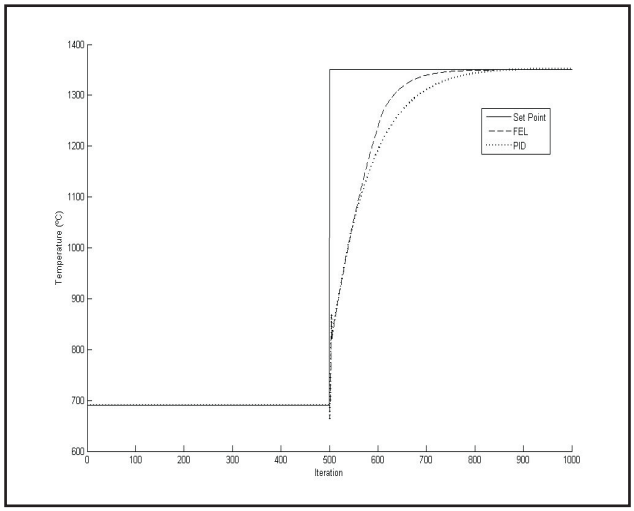


Figura 7 - Comparação PID, FEL

Percebe-se pela Figura 7 que a estratégia FEL melhorou o desempenho do Sistema de Controle. Ressalta-se ainda que é uma estratégia adaptativa, ou seja, não requer a remoção do controlador PID pré-existente, portanto evita gastos de treinamento de pessoal para a empresa.

A figura 8, extraída de Ribeiro et al (2009a) propõem uma comparação entre uma estratégia convencional (PID) e duas não convencionais (FEL e PI-Fuzzy). Os ganhos do PID são os mesmos de (RIBEIRO et al, 2009b), enquanto a RNA usada tem 15-85-1 neurônios na camada de entrada, escondida e saída, respectivamente, e os valores para ganhos no PI-Fuzzy são: Ke=0.0275, Kde=1.03 e Kdu=0.5.

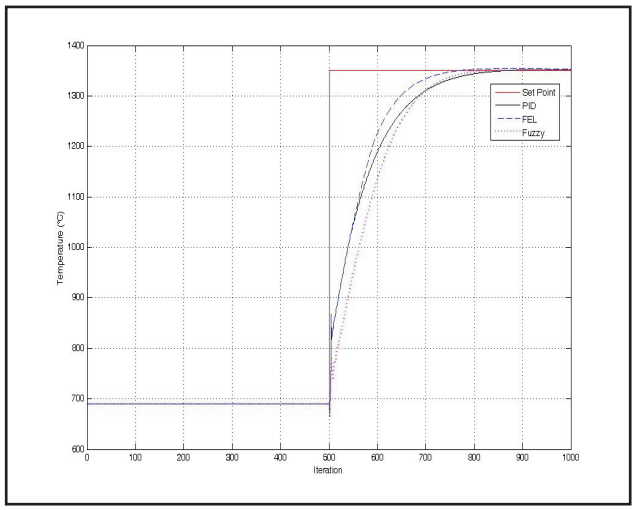


Figura 8 - Comparação PID, FEL e PI-Fuzzy

Pela figura 8, confirma-se a efetividade do uso da estratégia FEL neste problema, assim como percebe-se que o PI-Fuzzy também obteve um bom desempenho, no entanto, o FEL foi ligeiramente melhor.

A figura 9 obtida de (RIBEIRO et al, 2010) tem como objetivo mostrar uma comparação entre as estratégias FEL e MNFEL. Ressalta-se que, assim como FEL melhora o sistema de controle de um CFC, a estratégia de controle MNFEL melhora o desempenho já obtido com a estratégia FEL, ou seja, os resultados com MNFEL são melhores que o FEL, sendo estes melhores que o PID. Foram usadas 3 RNA, tendo as respectivas configurações: 15-85-1 neurônios na camada de entrada, escondida e saída para a primeira RNA, 40-95-1 neurônios na camada de entrada, escondida e saída para a segunda RNA e 50-20-1 neurônios na camada de entrada, escondida e saída para a terceira RNA. Sendo os ganhos do controlador PID o mesmo em (RIBEIRO et al, 2009a) (RIBEIRO et al, 2009b).

Pela Figura 9 percebe-se a melhora da estratégia FEL, já constada nas Figuras 7 e 8, entretanto, o ganho de melhoria no sistema de controle com a segunda e depois com a terceira RNA é imensamente superior ao uso de apenas uma RNA.

Ainda com relação à Figura 9, a primeira RNA é a mesma da Figura 8 e do (RIBEIRO et al, 2009a), ou seja, o uso da estratégia MNFEL teve o intuito de melhorar o desempenho de um sistema que já foi melhorado. Ou seja, propôs-se em (RIBEIRO et al, 2010) que quem já faz uso da estratégia FEL possa vir a fazer uso da MNFEL para melhorar ainda mais o sistema de controle.

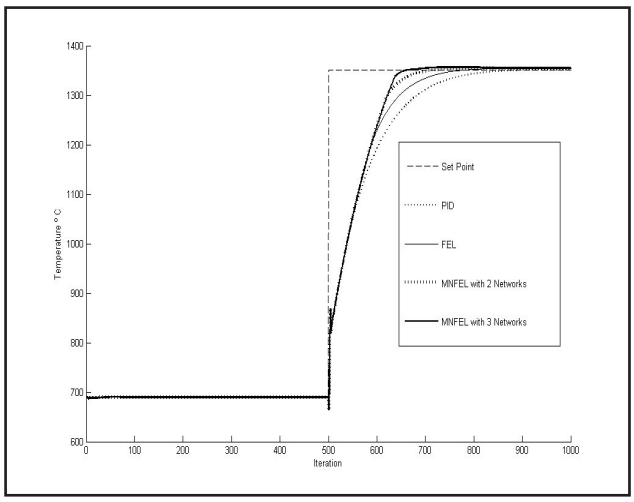


Figura 9 - Comparação PID, FEL e MNFEL

A Figura 10 sumariza todas as estratégias, não tendo sido proposta até o momento. Os ganhos do PID e do PI-Fuzzy, assim como as configurações da RNA referentes as FEL e MNFEL são os mesmos usados nas Figuras 7, 8 e 9.

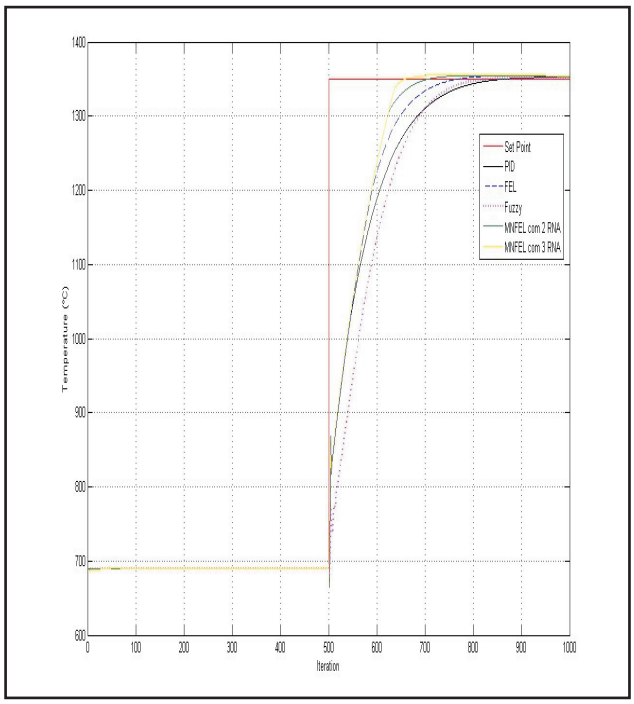


Figura 10 - Comparação PID, FEL, MNFEL e PI-Fuzzy

A Figura 10 demonstra a enorme efetividade da estratégia MNFEL, tendo em vista que a FEL é tão efetiva quanto o PI-Fuzzy e que a MNFEL pode melhorar ainda mais esta efetividade.

5 CONCLUSÃO

O trabalho apresentou uma coletânea de resultados sobre o sistema de controle da usina de pelotização da Vale em São Luís. Passando desde o controlado convencional, PID, usado pela empresa até estratégias não convencionais como um PI-Fuzzy.

Pode-se afirmar que o uso da estratégia de controle FEL foi satisfatório, permitindo uma melhoria no sistema de controle sem a remoção do controlador pré-existente, ou seja, a sua implantação em um ambiente real descarta a possibilidade de gastos com treinamento de pessoal. De forma semelhante, no entanto, com mais intensidade, verificou-se a efetividade da estratégia MNFEL.

Destaca-se que a estratégia FEL pode ser usada para melhorar o desempenho de um PID, enquanto a MNFEL pode ser usada para melhorar ainda mais o desempenho.

Como trabalhos futuros espera-se a implementação em um ambiente real.

AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem ao CNPq pelo suporte parcial recebido no projeto de pesquisa "Logística e Planejamento de Operações em Terminais Portuários – PROPOR"' (proc. 479762/2006-6), assim como pelas bolsas PIBITI e PIBIC, também à FINEP e Companhia Vale.

REFERÊNCIAS

ALMEIDA NETO, A. *Aplicações de Múltiplas Redes Neurais em Sistemas Mecatrônicos*. Tese (Doutorado) - Instituto Tecnológico de Aeronáutica, São José dos Campos, 2003.

ALMEIDA NETO, A., GOES, L. C. S., NASCIMENTO JR., C. L. *Multiple Neural Networks in Flexible Link control Using Feedback-Error-Learning*. Proceedings of the 16th Brazilian Congress of Mechanical Engineering, 2001.

ALMEIDA NETO, A., GOES, L. C. S., NASCIMENTO JR., C. L. *Multi-layer Feedback-Error-Learning for Control of Flexible Link*. Proceedings of the 2nd Thematic Congress of Dynamics, Control and Applications, v. 2, p. 2281-2289, 2003.

HAYKIN, S. *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*. 2 edn. Prentice Hall, 1999.

KAWATO, M., FURUKAWA, K., SUZUKI, R. *A* hierarchical neural-network model for control and learning of voluntary movement. *Biol. cybernetics*, 57, 169-185, 1987.

LEE, C. Fuzzy Logic in control systems: Fuzzy Logic controller port ii. I*EEE Trans on systems, man and cybernetics*, v. 20, n. 2, p. 419-435, 1990.

MOHAN, B.; SILVA, A. The simplest fuzzy pid controllers: mathematical models and

stability analysis. *Soft computing*, v. 10, p. 961-975, 2006.

NASCIMENTO JR., C. L. *Artificial Neural Networks in Control and Optimization*. Tese (Doutorado) - Control Systems Centre, UMIST, Manchester, UK, 1994.

RIBEIRO, P. R. A., ALMEIDA NETO, A., OLIVEIRA, A. C. M. *Multi-Network-Feedback-Error-Learning in pelletizing plant control*. 2nd IEEE International Conference on Advanced Computer Control, 2010.

RIBEIRO, P. R. A., COSTA, T. S., BARROS, V. H., ALMEIDA NETO, A., OLIVEIRA, A. C. M. *Feedback-Error-Learning in pelletizing plant control*. ENIA - 7th Brazilian Meeting on Artificial Intelligence, 2009.

RIBEIRO, P. R. A., ALMEIDA NETO, A., OLIVEIRA, A. C. M. *Using Feedback-Error-Learning for industrial temperature control*. CACS International Automatic Control Conference, 2009.

RIBEIRO, P. R. A., ALMEIDA NETO, A., OLIVEIRA, A. C. M. *Modelagem Neural do Forno da Usina de Pelotização da Vale*. Escola Regional de Computação Ceará - Maranhão - Piauí (ERCEMAPI), 2008.

RIOS NETO, W. NASCIMENTO Jr., C. L., & GÓES, L. C. S. *Controle adaptativo inverso usando feedback-error-learning*. Congresso brasileiro de automática, 1, 351-356, 1998.

RUAN, XIAOGANA, DING, MINGXIAO, GONG, DAOXIONG, QIAO, JUNFEI. On-line adaptive control for inverted pendulum balancing based on feedback-error-learning. *Neurocomputing*, v. 70, n. 4/6, p. 770-776, 2007.

TOPALOV, ANDON, SEYZINSKI, DOBRIN, NIKOLOVA, SEVERINA, SHAKEV, NIKOLA, & KAYNAK, OKYAY. *Neuro-adaptive trajectory control of unmanned aerial vehicles*. Proceedings of the Fourth Scientic Conference with International Participation Space, Ecology, Nanotechnology, Safety SENS 2008.

VALE. Disponível em: <http://www.vale.com> Acesso em: 10 jan 2010.

GOMI, H., KAWATO, M. *Learning Control for a Closed Loop System Using Feedback-Error-Learning*. Pages 3289-3294 of: Proceedings of the 29th Conference on Decision and Control, v. 6., 1990.

KUROSAWA, K., FUTAMI, R., WATANABE, T., HOSHIMIYA, N. Joint Angle Control by FES Using a Feedback Error Learning Controller. *IEEE Transactions on Neural Systems & Rehabilitation Engineering*, v. 13, n. 3, p. 359-371, 2005.

NAKANISHI, J., SCHAAL, S. *Feedback error learning and nonlinear adaptive control*. Neural Networks, 17(10), 1453-1465, 2004.

YIWEI, L. SHIBO, X. *Neural network and pid hybrid adaptive control for horizontal control of shearer*. Icarcv, 2002.

ZADEH, L. Fuzzy sets. *Information and control*, v. 8, n. 3, p.338-353, 1965.