

Investigação e Aplicação de Técnicas de Modelagem e Controle de Processos Baseadas em Redes Neurais com Ajuste em Linha Utilizando Algoritmos Genéticos

R.F. Marcolla, R.A.F. Machado, A. Cancelier, C.A. Claumann, A. Bolzan

Resumo - Neste trabalho foi realizado um estudo em torno de um sistema de controle de temperatura. A aplicação de um controlador PID foi investigada, mas não apresentou boa performance para sistemas com dinâmica variável e tempo morto. Para melhorar o sistema de controle, uma modelagem com base em uma Rede Neural Feedforward (FANN), treinada off-line a partir de um grupo de padrões obtido do sistema foi aplicada a um Controlador Preditivo (MPC), e foram obtidos resultados satisfatórios para um reator contendo somente água; também foi demonstrado o desempenho do MPC conduzindo reação de polimerização de estireno em suspensão. A adaptação foi aplicada, com ajuste dos parâmetros da camada de saída da FANN, através de Algoritmos Genéticos, para melhorar o desempenho do controlador a variações entre a dinâmica do processo. O método frente a ruído no sinal foi testado. O MPC apresentou desempenho satisfatório, tendo sido superior com aplicação do algoritmo adaptativo.

Palavras Chave: Controle Preditivo, Redes Neurais, Algoritmos Genéticos, Poliestireno, Inteligência Artificial.

1. Introdução

Uma das problemáticas encontradas neste sistema é o tempo morto envolvido tanto para o aquecimento quanto para o resfriamento. No caso em questão, e na maioria dos casos, vamos encontrar dinâmicas diferentes para o aquecimento e para o resfriamento, portanto teremos tempos mortos diferentes para estes processos.

INGIMUNDARSON & HÄGGLUND (2001) [1] descrevem procedimentos para obtenção de controladores com compensação de tempo morto, segundo eles: “quando se têm grandes tempos mortos no processo; a performance de controle obtida com controladores PID é, contudo limitada. Para estes casos o controlador por compensação de tempo morto pode melhorar a performance consideravelmente”.

Portanto, para casos em que o tempo morto possa ser representativo, a aplicação do controlador PID

simplesmente pode não ser satisfatória, sendo interessante a investigação de controladores que possam tratar melhor o problema. Ainda nesta linha, SHINSKEY (2001) [2] descreve um comparativo entre o uso de controladores MPC e PID com compensação de tempo morto; “Enquanto controladores baseados em modelo têm sido utilizados com sucesso para controlar máquinas de papel e em processos dominados pelo atraso no tempo Um controlador PID com compensação por atraso no tempo pode ter o funcionamento similar ao MPC, e ambos são duplamente efetivos frente a um controlador PID convencional”. Neste caso, o processo de temperatura pode apresentar resultado satisfatório caso se consiga incluir na lei de controle o tempo morto envolvido no processo.

No sistema em estudo temos além da presença de tempo morto, a dinâmica variável de resfriamento e aquecimento, não-linearidades do processo devido a própria natureza do sistema também são implícitas. Para tanto, o uso de um controlador linear PID convencional, bem como de um PID por compensação de tempo morto, pode não ser satisfatório devido a estas não-linearidades e variações de dinâmica. KAYA (2002) [3] descreve: “plantas com grandes atrasos no tempo podem não ser efetivamente controladas usando-se simplesmente um controlador PID convencional. A principal razão para isto é que a fase de atraso que contribui para o tempo morto tende a desestabilizar o sistema em malha fechada”.

Contudo, torna-se interessante propor a utilização de um controlador que possa atuar satisfatoriamente para o sistema com as problemáticas citadas de não-linearidades, com tempo morto e dinâmica variável.

ASTRÖM & HÄGGLUND (2001) [4], descrevem a utilização de Controle de Modelo Preditivo (MPC) em plantas industriais atuando como controle supervisorio em conjunto com controladores PID: “Muitos são os melhoramentos creditados ao MPC em processos industriais atualmente têm melhorado o ajuste de malhas clássicas. O MPC, entretanto, traz drásticos melhoramentos em respostas na transição de referência para sistemas multivariáveis porque a coordenação das variáveis é satisfeita.”

A utilização de modelos lineares como representação do processo em controladores MPC foi estudada por BLOEMEN, et.al. (2000) [5] em um controle de composição de uma coluna de destilação, apresentando resultados satisfatórios. Convém lembrar que este tipo de processo apresenta muitas não-linearidades e é uma operação unitária que envolve muitas trocas de calor e massa.

Pode-se então sugerir que a aplicação de um controlador Preditivo Baseado em Modelo possa ser capaz de representar satisfatoriamente o sistema de controle temperatura em estudo, e o controlador baseado em um modelo de uma Rede Neural Artificial (RNA) utilizado por

SUBMISSION PAPER

Autores

Marcolla, R.F. Eng. Químico, Universidade Federal de Santa Catarina - UFSC, Brasil (2001). M.Eng. Química; UFSC, Brasil (2005), membro do Laboratório de Controle de Processos do Dep. de Eng. Qmc. - LCP; UFSC - reinaldo@enq.ufsc.br.

Machado, R.A.F. Eng. Químico, UFSC (1988). M. Eng. Química UFSC (1996). Dr. Eng. Química, UFRJ, Brasil (2000). Coordenador do grupo de pesquisa do LCP, UFSC em diversas áreas de pesquisa. Professor Adjunto II, Dep. Eng. Qmc. UFSC, Brasil. Atua em diversas áreas de pesquisa entre elas de inteligência artificial aplicada, controle de processos, reações de polimerização - machado@enq.ufsc.br.

Cancelier, A. Engenheiro Químico, UFSC (1995). M. Eng. Química, UFSC (1998). Dr. Eng. Produção, UFSC (2004). Prof. titular, Universidade Comunitária Regional de Chapecó, Brasil - cancelie@unochapeco.rct-sc.br.

Claumann, C.A. Eng. Químico, UFSC (1996) M.Eng. Química, UFSC (1999). Dr. Eng. Química, UFSC, (2003). Pesquisador das áreas de controle de processos e inteligência artificial aplicada. Membro do LCP, UFSC - caio@enq.ufsc.br.

Bolzan, A. Eng. Químico, UFSCAR, Brasil (1981). M.Eng. Química, UFRJ (1986). Dr. Eng. Química, UFRJ (1991). Prof. Adjunto IV, Dep. Eng. Química, UFSC, Brasil. Coordenador do grupo de pesquisa do LCP, UFSC, Brasil, e-mail: abolzan@enq.ufsc.br.

Correspondência: Departamento de Engenharia Química, Laboratório de Controle de Processos, Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, Bairro:Trindade, Santa Catarina, Brasil. Caixa Postal 476 - CEP 88109-70

CANCELIER (2004)[6], apresenta-se como uma aplicação satisfatória para o problema, por apresentar-se como um controlador que utiliza um modelo não-linear o qual pode representar bem o sistema em estudo.

Esta aplicação é reforçada ainda mais pela observação de ALI – (2002) [7]: "Devido a fatores simpáticos do MPC de modo a tratar as restrições para processos com grande número de variáveis manipuladas e controladas, se torna muito ampla a utilização deste sistema de controle em indústrias químicas."

Contudo, a utilização de um modelo não-linear estático pode não ser suficiente caso ocorram mudanças na dinâmica do processo, tornando-se necessário um ajuste *on-line* dos pesos da camada de saída da rede neural. Estes pesos serão atualizados por uma adaptação por algoritmos genéticos.

II.A Representação do Sistema

O sistema em estudo foi identificado a partir de uma série de perturbações aplicadas às válvulas de controle obtendo-se com isto um conjunto de padrões para treinamento off-line de uma Rede Neural *Feedforward* de três camadas, com cinco neurônios na camada intermediária, a qual se utilizará a fim de representar o sistema junto a um controlador Preditivo.

A função de ativação aplicada aos neurônios da camada intermediária é a tangente hiperbólica.

O conjunto de padrões obtido foi rearranjado considerando-se o tempo morto identificado para os processos de aquecimento e resfriamento em um reator de polimerização, a fim de se ter uma melhor representação através da RNA utilizada.

A Fig. 1 apresenta os padrões utilizados e a Fig. 2 as perturbações aplicadas às válvulas do sistema.

A Fig. 3 apresenta a topologia da RNA utilizada neste trabalho.

A Tabela 1 ilustra a formação de padrões para treinamento da RNA utilizada.

Tabela 1 – Formação dos padrões de treinamento da RNA

Instante (k)	$y(k)$	$y(k-1)$	$U_1(k-5)$	$U_2(k-4)$
1	$y(1)$	$y(1)$	$U_1(1)$	$U_2(1)$
2	$y(2)$	$y(2)$	$U_1(2)$	$U_2(2)$
3	$y(3)$	$y(3)$	$U_1(3)$	$U_2(3)$
4	$y(4)$	$y(4)$	$U_1(4)$	$U_2(4)$
5	$y(5)$	$y(5)$	$U_1(5)$	$U_2(5)$
6	$y(6)$	$y(6)$	$U_1(6)$	$U_2(6)$
7	$y(7)$	$y(7)$	$U_1(7)$	$U_2(7)$

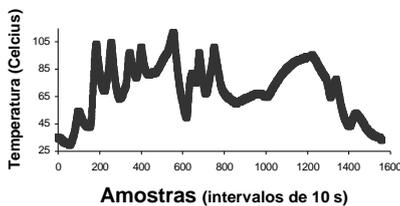


Fig. 1 – Padrões utilizados para o treinamento da RNA. O tempo morto envolvido nos processos de aquecimento e resfriamento foi determinado a partir de um comparativo entre uma metodologia gráfica, onde se aplica uma perturbação ao sistema e aguarda-se o tempo em que o

mesmo responde à perturbação e uma metodologia de mínimos quadrados a partir do conjunto de padrões inicialmente gerado.

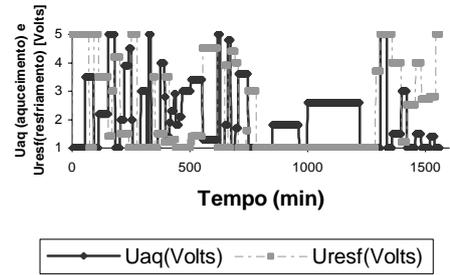


Fig. 2 – Perturbações aplicadas às Válvulas do sistema

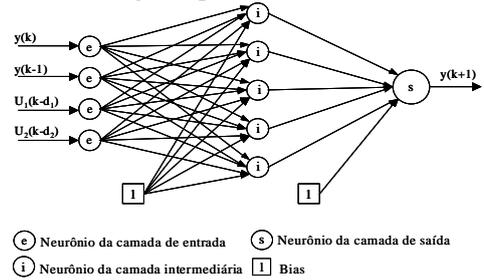


Fig. 3 – Topologia da RNA utilizada

O tempo morto utilizado para o aquecimento foi de 5 intervalos de amostragem e para o resfriamento foi de 4 intervalos de amostragem, utilizando-se um intervalo de amostragem de 10 segundos.

O treinamento da RNA foi efetuado utilizando-se um algoritmo híbrido proposto por CLAUMANN (1999) [8] o qual utiliza Algoritmos Genéticos para treinar a camada intermediária da RNA e Mínimos Quadrados para a camada de saída da RNA.

III.O Controlador PID

A aplicação de um controlador PID à parâmetros fixos foi testada para o sistema de controle de temperatura estudado, frente a mudanças na referência, para o reator de polimerização contendo somente água em seu interior e posteriormente conduzindo reação química de polimerização de estireno, onde o resultado para o caso sem reação química foi satisfatório mas para o caso do de conduzir reação química de polimerização, devido a mudanças na dinâmica do sistema e aos tempos mortos envolvidos, o desempenho não foi satisfatório.

O controlador foi ajustado segundo metodologias clássicas de Cohen-Coon, considerando-se o sistema de primeira ordem com tempo morto, os parâmetros do controlador foram ajustados mais precisamente manualmente, e os valores utilizados foram: $K_c = 1,8$, $T_i = 144,1141$ e $T_d = 7$, que representam o ganho do controlador a constante integrativa e derivativa respectivamente.

IV.O Controlador Preditivo Baseado em Modelo

A aplicação de um controlador preditivo baseado em modelo utilizando a RNA treinada *off-line* foi

verificada para o caso do reator de polimerização contendo somente água frente a variações na referência quanto para a condução de reação química de polimerização de estireno. Os resultados obtidos para o caso foram bons, superando o controlador PID, mas a ocorrência de *overshoot* e de *off-set* em certos casos tornou interessante a aplicação de uma metodologia de ajuste dos parâmetros da RNA utilizada como modelo para o MPC a fim de se obter uma resposta superior do controlador. O controlador utilizado utiliza a seguinte função:

$$J(N_1, N_2, N_u) = E \left[\sum_{j=N_1}^{N_2} (y(k+j) - w(k+j))^2 + \lambda_1 \sum_{j=1}^{N_2} (\Delta U_1(k+j-1))^2 + \lambda_2 \sum_{j=1}^{N_2} (\Delta U_2(k+j-1))^2 + \lambda_c \sum_{j=1}^{N_2} ((U_1 - 1)(k+j-1))^2 \right] \quad (1)$$

Utilizou-se: $\lambda_c = 0,1$; $N = 7$; $\Delta U_1 = 0,02$ e $\alpha = 0,75$.

O objetivo, ao minimizar a Eq. 1, é fazer com que a saída futura siga a referência e, ao mesmo tempo, os esforços de controle sejam minimizados. Observando a Eq. 1, essa possui alguns graus de liberdade (N_1 , N_2 , N_u , λ_1 , λ_2 , e λ_c) que podem ser modificados para obter o comportamento desejado do sistema controlado. O significado de N_1 e N_2 é bastante intuitivo. Eles indicam o intervalo de tempo que é desejável que a saída siga a referência. Se N_1 é definido com um valor alto significa que os erros nos primeiros instantes não são importantes. O coeficiente λ_c determina a importância que a abertura da válvula monitorada pela ação U_1 , neste caso a válvula de controle da vazão de vapor, possui para a minimização da função custo. Quanto maior o valor de λ_c mais importância terá o consumo de vapor para a função objetivo, em outras palavras, valores grandes de λ_c tentam a fazer com que se tenha um menor consumo de vapor, o termo $(U_1 - 1)(k+j-1)$ representa o peso da ação de controle da válvula U_1 na função objetivo, sendo que quando a válvula U_1 estiver fechada, ou seja, seu sinal de 1 volt, não temos influência quanto ao aumento de custo junto a função objetivo relativo a esta ação de controle. Deve-se, no entanto, ter o cuidado para que o termo que regula o consumo não tenha importância muito superior em relação aos outros o que tornaria o controle ineficiente.

V. Adaptação em linha dos pesos de Rede Neural

Os dados utilizados como padrões para o treinamento *off-line* da FANN, foram obtidos para o sistema sem reação química, utilizando-se apenas água como fluido para preenchimento do volume do reator. Este modelo poderá apresentar falhas se utilizado para representar a dinâmica do sistema enquanto se realiza a reação de polimerização. A modificação da dinâmica irá ocorrer por alguns motivos: pelo ΔH de reação (a reação de polimerização do estireno é um processo exotérmico) também pela modificação da capacidade calorífica, dado que, ao invés de apenas água, se tem partículas de polímero/monômero em suspensão, com significativa variação desta razão durante o avanço da reação. Além disso, outras perturbações, como a variação da pressão de

vapor da caldeira e variação da pressão da água utilizada como fluido refrigerante do processo.

Considerando que a rede é utilizada como modelo de previsão para o controlador preditivo, espera-se que ela tenha melhor desempenho se treinada de forma recorrente, já que é desta forma a sua utilização no algoritmo de controle. Assim sendo, apesar do treinamento *off-line* ter sido feito de forma estática, o ajuste dos pesos *on-line* é realizado de forma recorrente.

A Fig. 4 apresenta a forma de representação da FANN e de apresentação dos padrões para o treinamento de forma recorrente, utilizado para a adaptação *on-line* dos pesos. Percebe-se que a saída determinada pela rede é utilizada como padrão de entrada, ou seja, não se utiliza a saída real do processo como entrada para a rede, o que caracteriza uma representação recorrente para a mesma. J , na figura, representa o tamanho da janela de pontos (número de padrões) utilizada para o treinamento, obtidos do histórico do processo em andamento. No caso do sistema estudado utilizou-se uma janela de 10 padrões, ou seja, considerando-se o instante atual, k , os $(10 + \max(d_1, d_2))$ pontos passados foram armazenados para o treinamento.

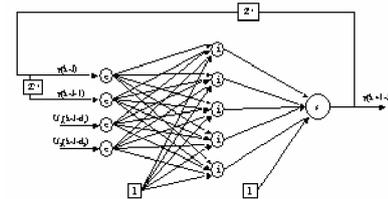


Fig. 4 - FANN com a representação utilizada no treinamento recorrente.

Os valores obtidos pelo treinamento *off-line* são utilizados como ponto de partida para o início da adaptação e a adaptação ocorre apenas para pesos e bias que fazem parte do neurônio de saída da FANN.

Uma população de 30 indivíduos foi utilizada para o GA e, de acordo com a capacidade do PC instalado na planta para a aquisição de dados e implementação da estratégia de controle, 110 gerações foram aplicadas.

Não é possível garantir que a rede obtida pela adaptação dos parâmetros, em cada novo intervalo para as 110 gerações, seja sempre melhor que a que foi implementada em um instante passado, ou mesmo que a que foi treinada *off-line*, para tanto, um algoritmo foi desenvolvido para garantir que se utilize sempre o melhor conjunto de parâmetros. Temos um conjunto de três modelos em paralelo, sendo: **Rede 1**: Este é o modelo obtido pelo treinamento *off-line*. Não sofre qualquer alteração/adaptação ao longo de todo o tempo de operação do sistema. **Rede 2**: Este modelo sofre, a cada intervalo, adaptação de seus parâmetros. A adaptação sempre parte dos melhores parâmetros entre as redes concorrentes. **Rede 3**: Esta, a cada instante, sempre recebe os parâmetros do melhor entre os três modelos. A **Rede 1**, que não sofre

adaptação, a *Rede 2*, que é constantemente adaptada e a melhor utilizada no intervalo passado, *Rede 3*.

Todas as análises e considerações feitas estão baseadas na janela de padrões utilizados para o treinamento/adaptação. O critério para decidir qual é o melhor dentre os três modelos baseia-se na soma do erro médio quadrático; Equação 3, para o conjunto de padrões considerado na janela. Considera-se melhor a Rede que apresentar menor valor para a Eq. 2, e que é utilizada.

$$SEMQ = \sum_{i=1}^J (y_{real,i} - y_{pred,i})^2 \quad (2)$$

Onde y_{real} é a saída real do processo, y_{pred} é o valor previsto pelo modelo e J é o tamanho da janela padrões.

VI. Material e Métodos

Reação Química de Polimerização

A reação química realizada contém:

- 1,5 litros de estireno em 3,5 litros de água.
- Holdup de 0,3.

São adicionados:

- 118,125 ml de PVP.

Inicia-se a reação química adicionando-se estireno e água, leva-se a temperatura à 90°C e após 1 hora e trinta minutos decorridos do momento em que se obteve 90°C se adiciona o PVP (anti-coagulante). Sais são adicionados no início da reação, e suas quantidades podem variar dependendo do produto que se pretende obter. A velocidade de agitação é mantida em 500 rpm durante a reação

Unidade experimental de polimerização

Esta unidade de reação é constituída, basicamente, de um reator encamisado em aço inox 316L, marca Suprilab Ltda, com capacidade de 5 litros e pressão máxima de operação de 15 kgf/cm², provido de um sistema de agitação com acionamento por software, com um motor trifásico marca Eberle com saída reduzida em 1:5, um controlador de frequência da marca Siemens e um agitador do tipo turbina dupla, centrada, que se estende até a base do reator. As trocas térmicas necessárias ao reator são realizadas por um trocador de calor a placas com correntes cruzadas, marca Alfa Laval, uma bomba centrífuga de ¼ cv, marca Schneider, além de duas válvulas pneumáticas do tipo igual porcentagem ar-abre/falha-fecha, da marca Badge Meter Inc, que são responsáveis pela dosagem das correntes quente e fria. Também fazem parte do sistema um termopar do tipo J da marca Ecil em conjunto com um amplificador/transmissor, além de um reservatório de nitrogênio gasoso o qual não foi utilizado. A Fig. 5 mostra o esquema da planta piloto utilizada para as reações de polimerização em suspensão do estireno. O sistema conta a uma caldeira marca Engeterm a qual fornece vapor à uma pressão de operação de cerca de 6 a 8 Kgf/cm². A água para refrigeração é proveniente da rede hidráulica. O sistema de troca térmica é iniciado pelo acionamento da bomba centrífuga, que faz com que a pressão na camisa do reator seja de aproximadamente 2 kgf/cm².

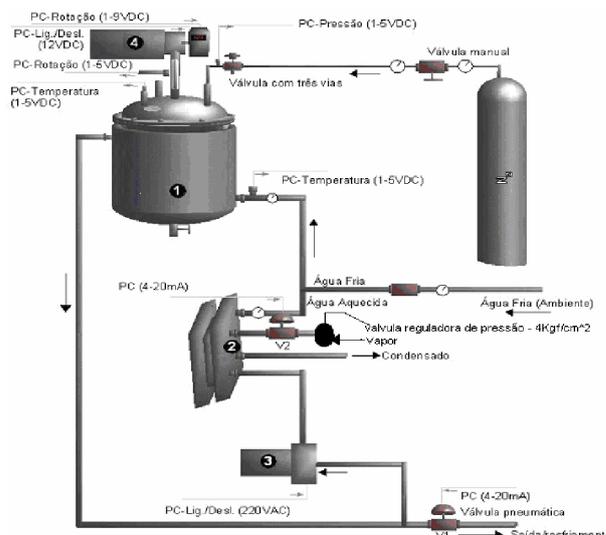


Fig. 5 – Esquema da planta piloto utilizada

Legenda da Fig. 4:

1 – Reator de aço encamisado.

2 – Trocador de calor a placas.

3 – Bomba centrífuga.

4 – Motor para agitação e controlador de frequência.

A válvula V_2 (U_1) é responsável pela circulação de vapor no trocador de calor a placas, através do qual é gerada a corrente quente para o aquecimento do reator. Com a válvula V_1 (U_2) mantida fechada, apenas a corrente quente circula no reator, podendo atingir, elevadas temperaturas em pouco tempo. A abertura da válvula V_1 diminui a pressão na camisa do reator, bem como em toda linha de circulação, fazendo com que a corrente fria circule nesta.

O software de aquisição de dados e controle

Esta unidade possui um sistema remoto de controle de temperatura e frequência de agitação realizado através de microcomputador PC-Intel Pentium-S 200MHz, uma placa de aquisição de dados AD/DA marca *Data Translation* modelo DT2812 e software para processamento em tempo real desenvolvido no próprio laboratório, em linguagem *Object-Pascal*, utilizando-se o ambiente de desenvolvimento *Borland Delphi 6.0*.

VII. Resultados e Discussão

O controlador PID foi aplicado e verificou-se seu desempenho para variações da referência da temperatura com o reator contendo somente água em uma estratégia *Split-Range* para as válvulas de controle. Os resultados são apresentados nas Fig.s 6 e 7. O desempenho do PID conduzindo reação de polimerização do estireno foi testado, onde os resultados obtidos não foram satisfatórios. As Fig.s 8 e 9 apresentam os resultados obtidos. Isto se deve ao fato do controlador PID não apresentar bom desempenho para sistemas que envolvem tempo morto dinâmica variável. Podemos observar que o desempenho do PID para controlar a reação de polimerização não foi satisfatório, para tanto se aplicou o MPC com base na RNA. As válvulas de controle neste caso seguem uma estratégia de controle MISO.

Os resultados obtidos para o caso sem reação química são apresentados nas Figs 10 e 11. Posteriormente se procedeu a aplicação deste controlador para conduzir reação de polimerização de estireno, donde os resultados obtidos encontram-se nas Figs 12 e 13.

Podemos notar que a RNA apresenta-se como um bom modelo para o controlador MPC tanto para o caso sem reação química, onde o sistema é o mesmo com o qual foram gerados os padrões da RNA tanto para o caso com reação química, onde o sistema já não é mais idêntico ao dos padrões de treinamento da RNA, bem como sofre variações em sua dinâmica em razão das transformações ocorridas durante a reação química. Com isto temos a ocorrência de *overshoot* e *off-set* ao longo da reação, pois a RNA não é capaz de representar estas mudanças ocorridas no modelo do sistema.

Procurando corrigir estes desvios, foi aplicada uma metodologia de ajuste em linha dos pesos e do *bias* da camada de saída da RNA, de forma recorrente à RNA original, utilizando Algoritmos Genéticos (GA), com janela de pontos de 10 intervalos de amostragem, 110 iterações, população de 30 indivíduos e variação superior e inferior de pesos de 0,001. Os resultados obtidos são superiores aos da RNA estática, sendo apresentados nas Figs 14 e 15. Por fim, o controlador MPC é testado conduzindo reação química de polimerização frente a elevado ruído na leitura do sinal de temperatura, apresentado resultado satisfatório. O resultado é visto nas Figs 16 e 17.

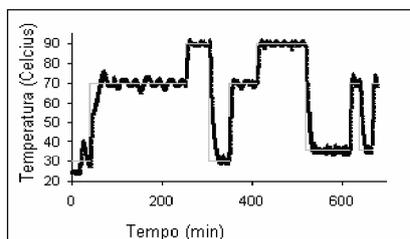


Fig. 6 – Resposta do PID (reator contendo água)

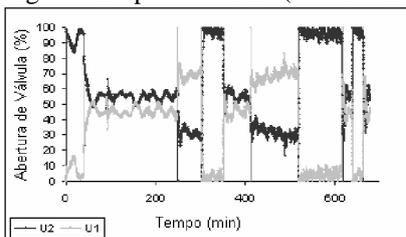


Fig. 7 – Ações de controle do PID

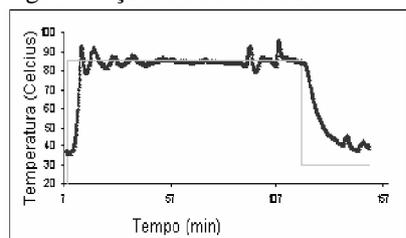


Fig. 8 – Resposta PID (com reação química)

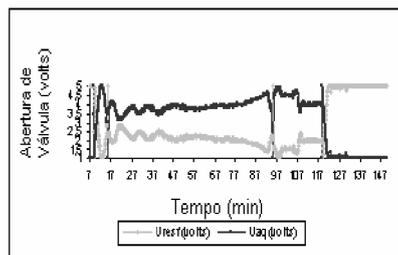


Fig. 9 – Ações de controle do PID (com reação).

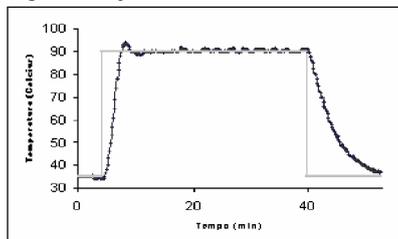


Fig. 10 – Resposta do controlador MPC

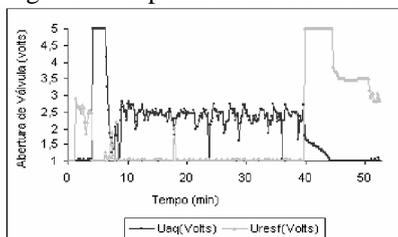


Fig. 11 – Ações de controle do MPC

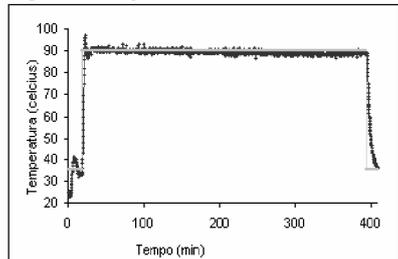


Fig. 12 – Resposta do controlador MPC

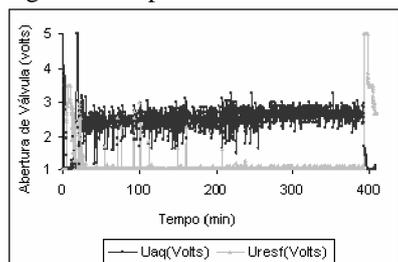


Fig. 13 – Ações de controle do MPC

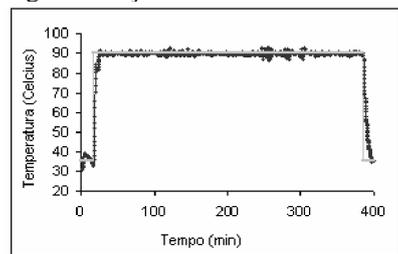


Fig. 14 – Resposta do MPC com adaptação (GA)

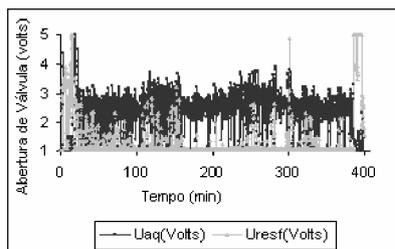


Fig. 15 – Ações de controle do MPC com adaptação

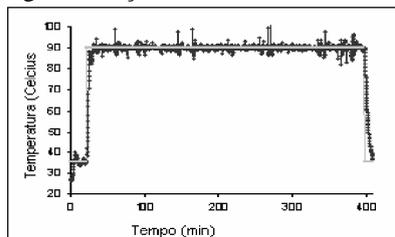


Fig. 16 – Resposta do MPC com adaptação(ruído)

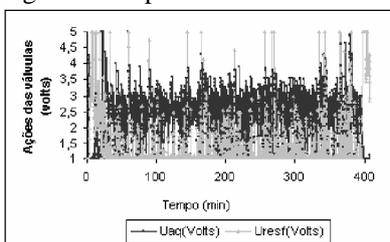


Fig. 17 – Ações de controle da Fig.15

VIII. Conclusões

As dificuldades quanto a modelagem do sistema, tempo morto, dinâmica variável, e perturbações de ruído dentre outras que não podem ser identificadas foi tratada de maneira a explorar recursos os quais possam minimizar estes problemas de modelagem.

Uma boa performance é importante como no caso do controle de temperatura da reação de polimerização de poliestireno, pois desvios quanto a manutenção da temperatura podem comprometer o produto final.

A tentativa de aproximar o sistema a um sistema de primeira ordem com tempo morto e aplicação de um controlador linear PID ajustado à metodologias clássicas foi investigada, não apresentando desempenho satisfatório para o caso de conduzir reação química de polimerização.

A aplicação de um controlador MPC é investigada, onde se propõe a utilização de um modelo empírico baseado em uma Rede Neural Feedforward a fim de representar o sistema, treinada de forma off-line. Esta aplicação apresentou resultados satisfatórios para o controlador a parâmetros fixos e utilizando o mesmo sistema com o qual foram gerados os padrões de treinamento da RNA. Contudo, para o caso de conduzir uma reação química de polimerização, o controlador MPC baseado em RNA a parâmetros fixos não obteve um desempenho satisfatório. O resultado de reação exotérmica ocorrida no reator e não modelada, representa uma alteração na dinâmica do sistema e a ocorrência de *off-set*

ao longo da reação que também pode ser explicado por alterações na dinâmica do sistema que não foram incorporadas a RNA.

A aplicação da estratégia adaptativa de ajuste de parâmetros em linha para o caso com reação química, apresentou o resultado melhor que o controlador a parâmetros fixos (RNA estática) tanto para transição do *set-point* (eliminando *over-shoot*), quanto para manutenção da referência eliminado *off-set*. Portanto a aplicação do método adaptativo apresentou-se satisfatória para o caso estudado. A ocorrência de ruído no sinal de temperatura, o que poderia desestabilizar o controlador foi testada, sendo que estes desvios foram compensados pela adaptação em linha, apresentando desempenho satisfatório.

IX. Agradecimentos

Ao suporte tecnológico do Laboratório de Controle de Processos da Universidade Federal de Santa Catarina e apoio financeiro do PRH – 34, da Agência Nacional do Petróleo.

X. Referências

- [1] INGIMUNDARSON, ARI ; HÄGGLUND, TORE. **Robust tuning procedures of dead-time compensating controllers.** Control Engineering Practice, 2001, Vol. 9, pg. 1195-1208.
- [2] SHINSKEY, F.G. **PID-deadtime control of distributed processes.** Control Engineering Practice, 2001, Vol. 9, pg. 1177-1183.
- [3] KAYA, IBRAHIM. **Obtaining controller parameters for a new PI-PD Smith predictor using autotuning.** Journal Process Control, 2003, Vol. 13, pg.465-472.
- [4] ASTRÖM, K.J. , HÄGGLUND T. **The future of PID Control.** Control Engineering Practice, 2001, Vol. 9, pg. 1163-1175.
- [5] BLOEMEN, H.H.J., CHOU C. T., van den BOOM T.J.J., VERDULT V., VERHAEGEN M. BACKX T. C. **Winer model identification and predictive control for dual composition control of a distillation column.** J. Proc. Control, 2001, Vol 11, pg. 601-620.
- [6] CANCELIER, A. **Otimização e Controle do Processo de Produção do Poliestireno em Suspensão.** 2004. Tese de Doutorado. Dep. de Eng. de Produção, Universidade Federal de Santa Catarina – UFSC, Florianópolis.
- [7] EMAD ALI. **Heuristic on-line tuning for non-linear predictive controllers using fuzzy logic.** Elsevier – Journal Process Control, 2002, Vol. 13, pg. 383-396.
- [8] CLAUMANN, C. A. **Modelagem dinâmica e controle de processos não lineares: Uma aplicação de algoritmos genéticos para treinamento de redes neurais recorrentes.** 1999. Dissertação (Mestrado em engenharia química) – Dep. de Eng. Química, Universidade Federal de Santa Catarina - UFSC, Florianópolis.
- [9] MARCOLLA, R. F.. **Investigação e Aplicação de Técnicas de Modelagem e Controle de Processos Baseadas em Redes Neurais com Ajuste em Linha Utilizando Algoritmos Genéticos** 2005. 200 f. Dissertação de Mestrado (Mestrado em Eng. Química) – Programa de Pós-Graduação em Eng. Química, UFSC, Florianópolis.
- [10] Prasad, Vinay et. al. **Product property and production rate control of styrene polymerization.** Journal Process Control. Vol. 12. Pg.353 – 372. 2002.
- [11] Dadebo, S.A. et. al. **Temperature control of industrial gas phase polyethylene reactors.** Journal Process Control. Vol7. pg83-95.1997.