

MODELAGEM E CONTROLE AVANÇADO NÃO-LINEAR MULTIVARIÁVEL POR LÓGICA NEBULOSA: APLICAÇÃO PARA UM PROCESSO DE COPOLIMERIZAÇÃO

N. M. N. LIMA¹, L. ZUÑIGA LIÑAN¹, F. MANENTI², R. MACIEL FILHO¹, M. EMBIRUÇU³,
E. C. FERREIRA⁴ e M. R. WOLF MACIEL¹

¹Universidade Estadual de Campinas, Faculdade de Engenharia Química
e-mail: nadson@feq.unicamp.br

²Politecnico di Milano, CMIC Dept. Giulio Natta
e-mail: flavio.manenti@polimi.it

³Universidade Federal da Bahia, Escola Politécnica
e-mail: embirucu@ufba.br

⁴Universidade do Minho, Centro de Engenharia Biológica
e-mail: ecferreira@deb.uminho.pt

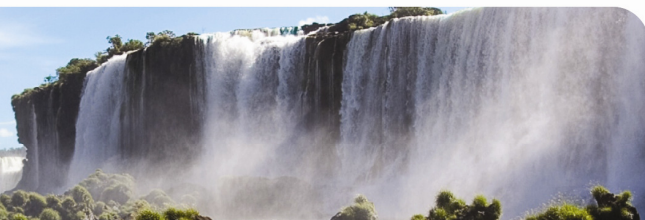
RESUMO – A obtenção de um modelo matemático confiável de um dado processo é um pré-requisito fundamental para o projeto de controladores. Contudo, particularmente para sistemas poliméricos que são intrinsecamente caracterizados por dinâmicas complexas, o delineamento de uma aproximação a partir dos primeiros princípios é uma tarefa bastante árdua e, por vezes, não realizável. Logo, representações matemáticas mais simples, porém reprodutivas das principais peculiaridades do sistema, são bem-vindas. Assim sendo, este trabalho apresenta o desenvolvimento e a implementação de dois esquemas de controle preditivo não-linear multivariável baseado em modelo nebuloso para um processo de copolimerização. Modelos MISO (*Multi-Input/Single-Output*) lineares e exponenciais são construídos a partir da lógica nebulosa, combinados e aplicados para simulação e predição on-line. Os desempenhos das estruturas de controle propostas foram comparados ao DMC (*Dynamic Matrix Control*) e a um típico NMPC (*Nonlinear Model-based Predictive Control*) para o problema servo. Os resultados obtidos comprovaram a eficácia das configurações projetadas.

PALAVRAS-CHAVE: controle preditivo multivariável; controle não-linear; modelagem dinâmica nebulosa; identificação de sistemas; copolimerização.

1. INTRODUÇÃO

As reações poliméricas são responsáveis pela obtenção de uma grande diversidade de materiais de altíssimo interesse comercial e direcionados a múltiplas aplicações, tais como próteses, medicamentos, móveis, acessórios, entre outros. No entanto, tais sistemas apresentam uma dinâmica bastante complexa (Roffel e

Chin, 1991), com características fortemente não-lineares variantes ao longo do tempo e, por vezes, do espaço. Conseqüentemente, todos estes fatores causam limitações quanto ao projeto de configurações de controle clássicas convencionais (tais como P, PI e PID), tornando os seus desempenhos inadequados e/ou insatisfatórios e requerendo um elevado esforço na sintonia de controle (Lima *et al.*, 2009). As dificuldades são



incrementadas quando se deseja construir controladores multivariáveis, o que ocorre na maioria dos problemas de interesse da engenharia química, particularmente nos meios poliméricos.

Para atacar esta questão, e em virtude do crescimento no poder de cálculo dos computadores digitais nos últimos anos, a utilização de metodologias de controle avançado em processos de polimerização está cada vez maior (Özkan *et al.*, 2006), merecendo destaque a aplicação das técnicas de controle preditivo baseado em modelo MPC (*Model-based Predictive Control*). Tais formulações basicamente tratam com interações multivariáveis e restrições, utilizando um modelo dinâmico do processo analisado como parte integrante da estrutura de controle (Manenti e Rovaglio, 2008; Manenti *et al.*, 2009).

Todavia, a aplicação com sucesso de uma estratégia MPC requer a disposição de um modelo matemático confiável do processo. Contudo, a geração e posterior implementação de modelos matemáticos detalhados provenientes de balanços de massa, energia e momentos é uma tarefa bastante árdua; as principais dificuldades estão relacionadas à alta dimensão do sistema de equações diferenciais e algébricas resultante, sendo exigido um elevado esforço computacional para a obtenção das soluções em tempo real (Lima *et al.*, 2010 a). Assim sendo, e em decorrência das necessidades de produção cada vez mais pré-determinadas e imperativas, a busca por representações matemáticas mais simples - porém com a qualidade aspirada - capazes de serem solucionadas em um curto período de tempo é bem-vinda. Destarte, o uso de sistemas nebulosos na modelagem de sistemas sujeitos a incertezas apresenta-se como uma alternativa de enorme potencial (Sala *et al.*, 2005). Tal aproximação acomoda as principais características do processo

estudado, além de permitir a inclusão de informações qualitativas na formulação do modelo matemático (Ross, 2004; Lima *et al.*, 2010 b).

Este trabalho apresenta o desenvolvimento de dois esquemas de controle preditivo não-linear multivariável [um controlador não-linear baseado em modelos nebulosos lineares (LFMPC - *Linear Fuzzy Model-based Predictive Control*) e um controlador não-linear baseado em modelos nebulosos exponenciais (NFMPC - *Nonlinear Fuzzy Model-based Predictive Control*)] para processos de polimerização. A reação por radical livre de copolimerização em solução do metacrilato de metila com acetato de vinila é considerada para implementação e análise de desempenho dos controladores propostos. Uma malha de controle multivariável é construída para exame do problema servo e uma comparação é realizada frente ao DMC e a um típico NMPC. O modelo fenomenológico do processo provém da literatura e é considerado como planta virtual para os desenvolvimentos concernentes.

2. METODOLOGIA

Várias etapas compõem a metodologia necessária para o projeto das estruturas de controle não-lineares multivariáveis propostas, as quais são compostas por modelo nebuloso e controle preditivo. Os principais passos são sumarizados a seguir (Lima *et al.*, 2007).

2.1 Identificação dos Modelos Nebulosos Lineares e Exponenciais

Primeiramente, são selecionadas as variáveis de processo (controladas e manipuladas) que serão avaliadas. A seguir, deve ser escolhida a estrutura do modelo que estará presente na base de regras do sistema nebuloso. Para o caso de estudo discutido



neste trabalho é utilizada a estrutura tipo Takagi-Sugeno (Takagi e Sugeno, 1985), representada pela Equação 1:

$$\begin{aligned} & \text{Se } x_1 \text{ é } A_1 \text{ e } x_2 \text{ é } A_2 \text{ e } \dots \text{ e } x_n \text{ é } A_n, \\ & \text{Então } y \text{ é } y = f(x_1, x_2, \dots, x_n) \end{aligned} \quad (1)$$

A Equação 1 é aplicada para cada regra, onde A_i representa o conjunto nebuloso (função de pertinência) da variável de entrada x_i , sendo y a função conseqüente da regra referente à variável de saída; y é uma combinação linear das variáveis de entrada do modelo quando se tratar do modelo nebuloso linear, sendo, portanto, uma função exponencial para o modelo nebuloso não-linear. Os modelos nebulosos geralmente apresentam entradas passadas em suas estruturas e utilizam valores passados das próprias saídas como dados de entrada. Assim, nesta etapa, também, deve ser definido o número de entradas e saídas passadas consideradas, assim como a taxa de amostragem.

Definida a estrutura, o próximo passo é a geração dos dados dinâmicos necessários para a identificação dos modelos. Aqui, são definidos os limites máximo e mínimo de alteração das variáveis para que seja determinada a faixa de operação. Inicialmente, são gerados os dados de treinamento, os quais são utilizados para obtenção dos parâmetros; posteriormente, são obtidos os dados de teste, utilizados no procedimento de validação.

Obtidas as informações necessárias, segue-se o procedimento de construção dos modelos. Para o sistema analisado, são utilizadas funções de pertinência Gaussianas como representativas dos conjuntos nebulosos. O método do agrupamento subtrativo (Chiu, 1996) é utilizado para o cálculo das premissas da base de regras bem como do número de regras dos modelos nebulosos, enquanto o algoritmo dos

mínimos quadrados (Passino e Yurkovich, 1998) é aplicado para a obtenção dos parâmetros das funções conseqüentes dos modelos. As saídas globais inferidas são calculadas pela média ponderada das saídas numéricas referentes a cada regra, utilizando os respectivos graus de pertinência como pesos.

Por fim, os modelos são ajustados através da análise do erro quadrático médio utilizando os dados de validação, definido pela Equação 2:

$$\text{erro} = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^m (\bar{y}_k - y_k)^2}{m}} \quad (2)$$

Na Equação 2, k representa o instante de tempo considerado, m é o número de instantes de tempo discretos, \bar{y}_k é a saída predita por cada modelo nebuloso no instante k e y_k é a saída do processo (modelo fenomenológico) no instante k .

2.2 Projeto dos Controladores Preditivos Multivariáveis Baseados em Modelo Nebuloso

De posse dos modelos nebulosos funcionais delineados durante o procedimento de identificação, estes devem ser implementados na estratégia de controle preditivo para geração dos controladores multivariáveis não-lineares propostos. De uma forma geral, pode-se descrever que os modelos nebulosos atuam como preditores na estratégia de controle preditivo, fazendo as predições das variáveis de saída em função dos sinais de entrada passados e presente e dos sinais de saída passados.

A metodologia de controle MPC multivariável baseia-se na minimização da função objetivo J , buscando-se encontrar as



melhores variações futuras ($\Delta u_{li,k}$) nas variáveis manipuladas:

$$J = \sum_{lo=1}^{NOV} \sum_{n=1}^{HP} w_{lo} \cdot (y_{lo,n}^d - y_{lo,n}^{pred})^2 + \sum_{li=1}^{NIV} \sum_{k=1}^{HC} [f_{li} \cdot (\Delta u_{li,k})]^2 \quad (3)$$

Observa-se que a Equação 3 é constituída pelo duplo somatório de dois termos.

O primeiro termo refere-se ao somatório, sobre *HP* (Horizonte de Predição) intervalos de tempo, do quadrado do erro entre a trajetória de referência da variável de saída *Io* (y_{lo}^d) e o seu valor predito (y_{lo}^{pred}) pelo modelo nebuloso linear ou exponencial (controlador não-linear baseado em modelo linear e controlador não-linear baseado em modelo exponencial, respectivamente). y_{lo}^d é calculado por um filtro de 1ª ordem como uma função do *setpoint*. A mesma somatória é incrementada na função objetivo até abranger todas as variáveis controladas, onde *NOV* representa o seu número. O parâmetro *w* representa fatores de ponderação.

O segundo termo refere-se ao somatório, sobre *HC* (Horizonte de Controle) intervalos de tempo, do quadrado da variação na variável de entrada *li* (Δu_{li}), onde o parâmetro multiplicativo *f* é definido como fator de supressão, visando amortecer os movimentos das variáveis manipuladas. A mesma somatória é incrementada na função objetivo até abranger todas estas variáveis.

Neste estudo, os controladores multivariáveis foram sintonizados através da análise conjunta da “Integral do valor Absoluto dos Erros” (IAE), da “Integral do Tempo multiplicado pelo valor Absoluto dos Erros” (ITAE), da “Integral do Quadrado dos Erros” (ISE), com o comportamento das variáveis manipuladas durante as ações de controle, buscando-se as melhores combinações.

3. CASO DE ESTUDO

A Figura 1 apresenta um diagrama esquemático do processo de copolimerização, o qual é composto por uma malha de reciclo. O monômero A é o metacrilato de metila, o monômero B é o acetato de vinila, o solvente é o benzeno, o iniciador é o azobisisobutironitrila (AIBN) e o agente de transferência de cadeia é o acetaldeído. As vazões de monômero podem também conter inibidores assim como o m-dinitrobenzeno (m-DNB).

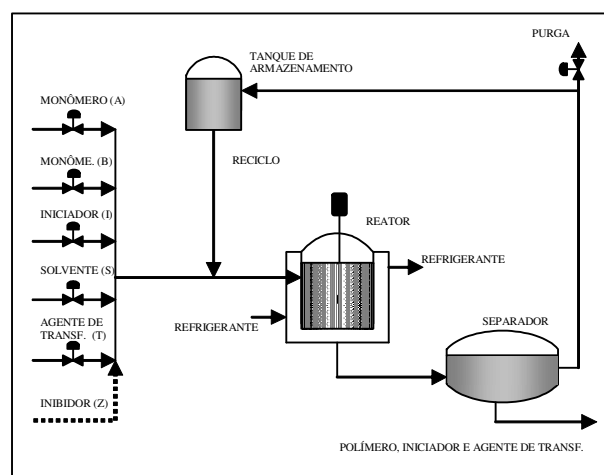


Figura 1 – Configuração do processo (Congalidis *et al.*, 1989).

Os monômeros A e B são continuamente adicionados juntamente com o iniciador, solvente, agente de transferência de cadeia e inibidor. Estas vazões de alimentação são combinadas com a vazão de reciclo, gerando a vazão de alimentação do reator, o qual é assumido ser um tanque agitado de mistura contínua (CSTR – *Continuous Stirred Tank Reactor*) com um sistema de refrigeração (jaqueta) para remover o calor da polimerização. Polímero, solvente, monômeros não reagidos, iniciador e agente de transferência de cadeia fluem do reator para o separador. Neste equipamento, polímero, iniciador residual e agente de transferência de cadeia são removidos. Monômeros não reagidos e o solvente são



transportados ao ponto de purga, o qual representa uma corrente de escape e outras perdas. A purga é requerida para prevenir acúmulos de inertes no sistema. Após a purga, os monômeros e o solvente são bombeados para o tanque de armazenamento, de forma a prevenir mudanças bruscas na vazão de reciclo e na composição. A corrente de reciclo é então adicionada à corrente de alimentação. As variáveis de saída importantes para o controle da qualidade do produto são a taxa de produção do copolímero (G_{pi}), a fração molar do monômero A no copolímero (Y_{ap}), o peso molecular ponderal médio (M_{pw}) e a temperatura do reator (T_r). As condições de operação no estado-estacionário estão sumarizadas na Tabela 1.

Tabela 1 – Condições de operação no reator - estado-estacionário.

Entradas
Vazão de A = 18,0 kg/h
Vazão de B = 90,0 kg/h
Vazão de AIBN = 0,180 kg/h
Vazão de benzeno = 36,0 kg/h
Vazão de acetaldeído = 2,7 kg/h
Vazão de m-DNB = 0 kg/h
Temperatura da jaqueta = 336,15 K
Razão de purga = 0,05
Saídas
$G_{pi} = 23,4$ kg/h
$Y_{ap} = 0,56$
$M_{pw} = 34900$ kg/kmol
$T_r = 353,18$ K

O modelo fenomenológico do processo (Congalidis *et al.*, 1989; Maner e Doyle III, 1997) é integrado computacionalmente através do desenvolvimento de um programa de simulação em linguagem Fortran 90

(Lima, 2006). Neste *software*, já se encontra implementado um controlador *feedforward* (Congalidis *et al.*, 1989) para compensar distúrbios introduzidos pela corrente de reciclo, de forma que o controle desta corrente permite a separação do controle do reator (objetivo deste trabalho) do resto do processo. Portanto, para esta condição, o sistema é dito estar em malha aberta e o reator pode, então, ser analisado de forma isolada para as análises subsequentes.

3.1 Seleção da Malha de Controle Multivariável

Neste trabalho, optou-se pelo controle simultâneo da taxa de produção do copolímero e da temperatura do reator. Assim, visando à definição da malha de controle multivariável, um planejamento fatorial utilizando o *software Statistica 7* foi realizado para a análise de sensibilidade entre as variáveis de entrada do processo e as duas variáveis de saída indicadas (Lima *et al.*, 2007). Definiu-se que o controle multivariável proposto será realizado pela manipulação da temperatura da jaqueta do reator (T_j), da vazão de iniciador (G_{if}) e da vazão do monômero B (G_{bf}) na alimentação do reator.

3.2 Obtenção dos Modelos Nebulosos

Um *software* em linguagem Fortran 90 foi construído para a geração de modelos nebulosos lineares e exponenciais MISO. São consideradas sete entradas para cada modelo, sendo duas referentes a cada variável manipulada (um valor presente e um valor passado) e uma referente ao valor passado de cada variável controlada. Considerando um intervalo de simulação de 1230 horas e uma taxa de amostragem igual a 0,25 horas, os erros quadráticos médios obtidos são apresentados na Tabela 2, de onde se observam resultados satisfatórios.



Tabela 2 – Validação dos modelos nebulosos.

Variável	Modelo	Erro (Equação 2)
G_{pi}	Linear	0,15 kg/h
	Exponencial	0,15 kg/h
T_r	Linear	0,15 K
	Exponencial	0,16 K

3.3 Resultados de Controle

O desempenho dos controladores preditivos não-lineares multivariáveis baseados em modelos nebulosos foi analisado para mudanças de *setpoint* (problema servo).

A fim de avaliar os comportamentos dos controladores delineados, foi realizado um estudo comparativo frente ao DMC e a um típico NMPC. A metodologia DMC utiliza um modelo de predição linear de resposta a uma perturbação degrau na Equação 3, enquanto o algoritmo NMPC possui o modelo de predição na forma de um sistema de equações diferenciais e algébricas.

As Figuras 2-3 ilustram o desempenho das quatro estratégias de controle para as duas variáveis controladas em um intervalo de simulação de 600 horas, enquanto a Figura 4 apresenta os respectivos comportamentos das variáveis manipuladas. Os erros provenientes das ações de controle, bem como os tempos computacionais, são apresentados na Tabela 3.

3.4 Discussão

Através da análise das Figuras 2-3 e da Tabela 3, observa-se um desempenho satisfatório para as 4 estratégias de controle examinadas, com presenças de comportamentos oscilatórios iniciais para as estruturas não-lineares (NMPC, LFMPC e NFMPC), principalmente no controle da G_{pi} . Também, observa-se que o DMC

proporciona um menor tempo computacional, sendo este maior para o NMPC.

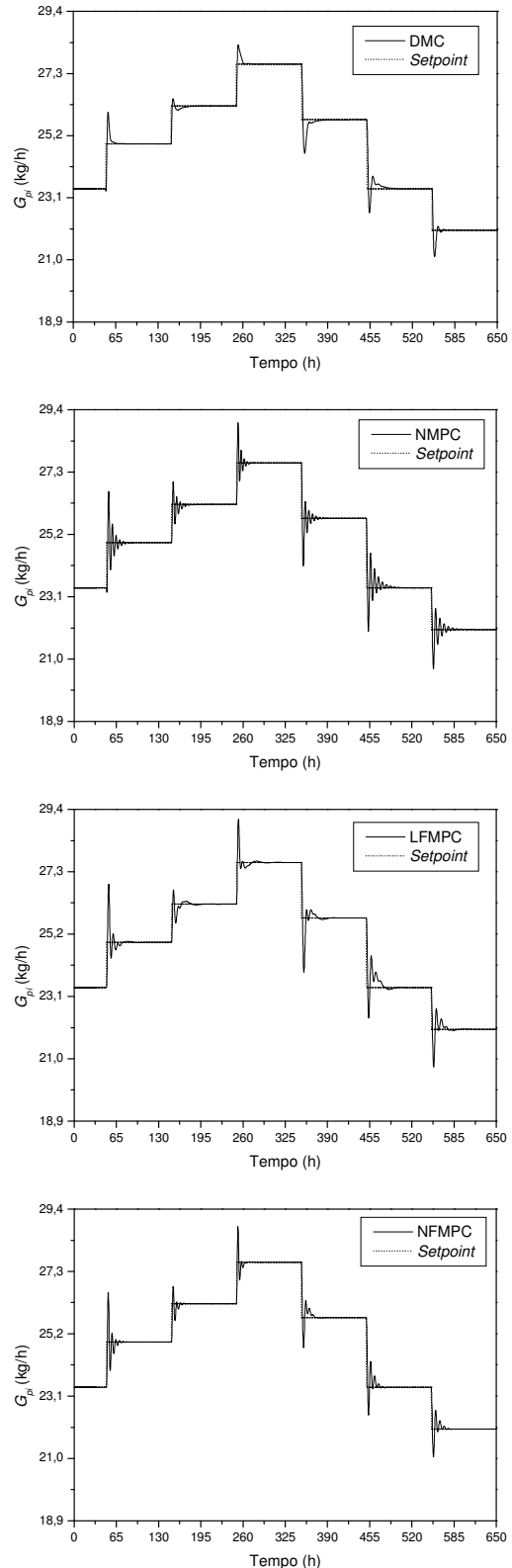


Figura 2 – Resultados de controle para a taxa de produção de copolímero, G_{pi} .

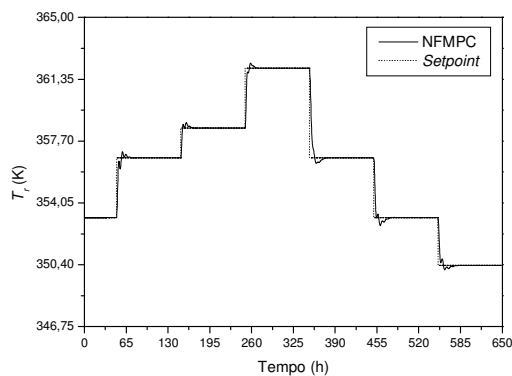
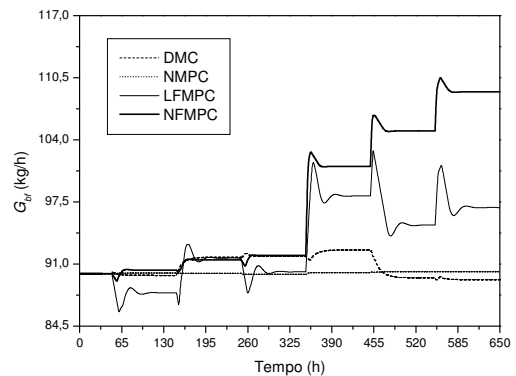
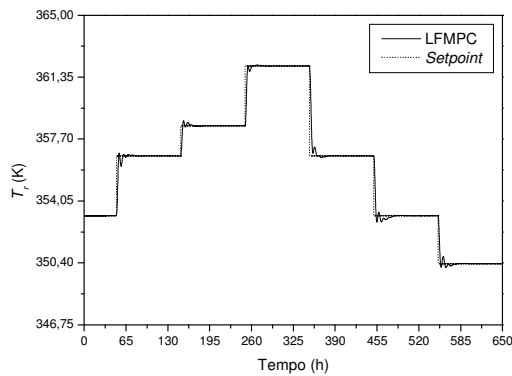
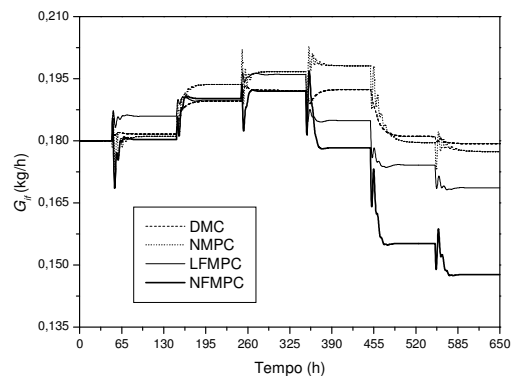
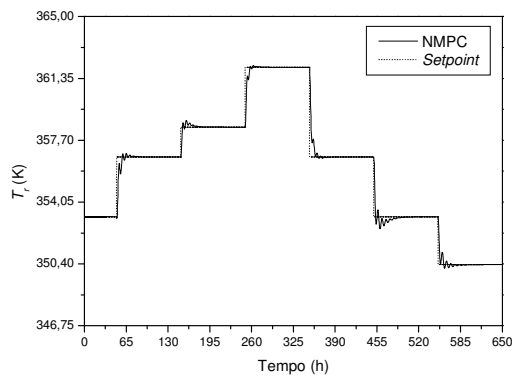
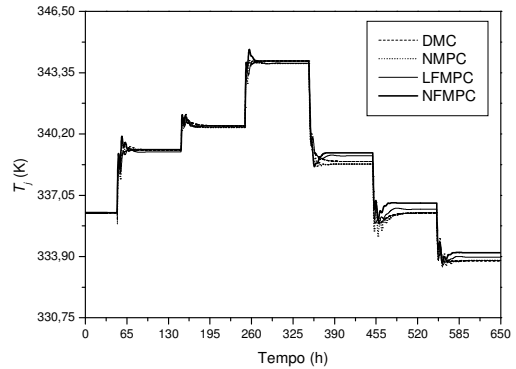
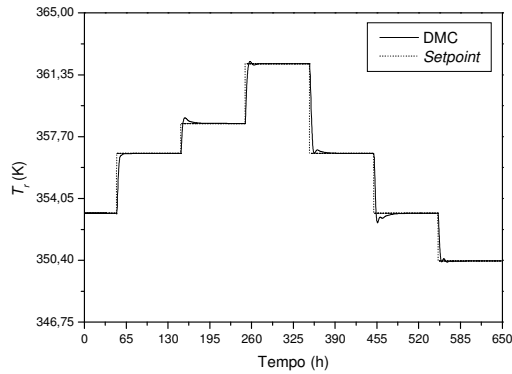


Figura 3 – Resultados de controle para a temperatura do reator, T_r .

Figura 4 – Comportamento das variáveis manipuladas durante as ações de controle.

Observando a Figura 4, vê-se resultados similares para a T_j provenientes das ações das 4 estruturas de controle. Analisando a G_{if} e a G_{bf} , ressaltam-se maiores desvios dos valores estacionários promovidos pelos controladores baseados em modelos nebulosos. Além disso, nota-se que a G_{bf} permanece praticamente sem alterações quando da atuação do NMPC.



De modo geral, pode-se concluir que o controlador não-linear baseado em modelo nebuloso exponencial (NFMPC) forneceu os melhores resultados para as duas variáveis controladas estudadas.

Tabela 3 – Erros de controle e tempos computacionais para as estruturas de controle preditivo.

	<i>Erro</i>		
	G_{pi}		
	IAE (kg/h)	ITAE (kg)	ISE (kg²/h²)
DMC	157,44	1071,09	120,64
NMPC	210,94	1615,08	173,19
LFMPC	228,83	2051,38	192,77
NFMPC	157,03	879,97	124,32
	T_r		
	IAE (K)	ITAE (K.h)	ISE (K²)
	DMC	264,89	1319,09
NMPC	292,34	1953,06	548,42
LFMPC	254,79	1379,04	544,79
NFMPC	255,18	1150,28	538,91
<i>Tempo Computacional (s)</i>			
DMC	NMPC	LFMPC	NFMPC
4	123	24	40

4. CONCLUSÃO

O problema de controle preditivo não-linear multivariável baseado em modelo foi tratado neste trabalho para sistemas complexos. Especificamente, duas estruturas de controle não-linear baseado em modelo nebuloso (um controlador baseado em modelos nebulosos lineares e um controlador baseado em modelos nebulosos exponenciais) foram desenvolvidas para um processo de copolimerização. A taxa de

copolimerização e a temperatura do reator foram analisadas para efeitos de mudança de *setpoint* (problema servo) e os controladores propostos tiveram os seus desempenhos comparados ao DMC e a um típico NMPC.

Os resultados provenientes de simulação apontaram comportamentos satisfatórios das estruturas delineadas, confirmando o potencial das técnicas examinadas para atacar problemas de controle em sistemas não-lineares. Ao mesmo tempo, tal metodologia possui relativa simplicidade de projeto e implementação e proporciona soluções imediatas, não necessitando do modelo fenomenológico do processo analisado em seu projeto (mas apenas um conjunto de dados de entrada/saída) para a obtenção dos modelos de controle. Isto a torna altamente viável para aplicação em problemas de otimização em tempo real direcionados a processos de difícil modelagem, como no caso dos meios poliméricos.

5. ACKNOWLEDGEMENTS

Os autores agradecem o suporte financeiro da FAPESP (Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de São Paulo), do Programa Europeu ERASMUS MUNDUS – ISAC, da CAPES (Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior) e do CNPq (Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico).

6. NOMENCLATURA

A: Metacrilato de metila; Conjunto nebuloso.
 AIBN: Azobisisobutironitrila.
 B: Acetato de vinila.
 DMC: *Dynamic Matrix Control*.
f: Fator de supressão.
 G_{pi} : Taxa de produção do copolímero (kg/h).
 HC: Horizonte de Controle.
 HP: Horizonte de Predição.



IAE: Integral do valor Absoluto dos Erros.
 ISE: Integral do Quadrado dos Erros.
 ITAE: Integral do Tempo multiplicado pelo valor Absoluto dos Erros.
 LFMPC: *Linear Fuzzy Model-based Predictive Control*.
 M_{pw} : Peso molecular ponderal médio do copolímero.
 m-DNB: m-Dinitrobenzeno.
 MISO: *Multi-Input/Single-Output*.
 MPC: *Model-based Predictive Control*.
 NFMPC: *Nonlinear Fuzzy Model-based Predictive Control*.
 NIV: Número de variáveis manipuladas.
 NMPC: *Nonlinear Model-based Predictive Control*.
 NOV: Número de variáveis controladas.
 P: Controlador Proporcional.
 PI: Controlador Proporcional-Integral.
 PID: Controlador Proporcional-Integral-Derivativo.
 T_r : Temperatura do reator (K).
 u : Variável manipulada.
 x : Variável de entrada.
 y : Variável de saída (controlada); Função conseqüente no modelo nebuloso.
 Y_{ap} : Fração molar do metacrilato de metila no copolímero.
 w : Fator de ponderação.

7. REFERÊNCIAS

CHIU, S. Method and software for extracting fuzzy classification rules by subtractive clustering. *IEEE Biennial Conference of the North American Fuzzy Inform. Process. Soc.*, Berkeley, CA, p. 461-465, 1996.

CONGALIDIS, J. P.; RICHARDS, J. R.; RAY, W. H. Feedforward and feedback control of a solution copolymerization reactor. *AIChE J.*, v. 35, n. 6, p. 891-907, 1989.

LIMA, N. M. N. *Modelagem e controle híbrido preditivo por lógica fuzzy de*

processos de polimerização. Tese de Mestrado, Campinas: Unicamp, 2006.

LIMA, N. M. N.; MACIEL FILHO, R.; EMBIRUÇU, M.; WOLF MACIEL, M. R. A cognitive approach to develop dynamic models: application to polymerization systems. *J. Appl. Polym. Sci.*, v. 106, p. 981-992, 2007.

LIMA, N. M. N.; MANENTI, F.; MACIEL FILHO, R.; EMBIRUÇU, M.; WOLF MACIEL, M. R. Fuzzy model-based predictive hybrid control of polymerization processes. *Ind. Eng. Chem. Res.*, v. 48, n. 18, p. 8542-8550, 2009.

LIMA, N. M. N.; ZUÑIGA LIÑAN, L.; MACIEL FILHO, R.; EMBIRUÇU, M.; WOLF MACIEL, M. R.; GRÁCIO, F. Modeling and predictive control using fuzzy logic: application for a polymerization system. *AIChE J.*, v. 56, n. 4, p. 965-978, 2010 a.

LIMA, N. M. N.; ZUÑIGA LIÑAN, L.; MANENTI, F.; MACIEL FILHO, R.; EMBIRUÇU, M.; FERREIRA, E. C.; WOLF MACIEL, M. R. Multivariable nonlinear advanced control of copolymerization processes. *In: ESCAPE 20 (European Symposium on Computer Aided Process Engineering)*, Ischia, Italy, 2010 b.

MANENTI, F.; ROVAGLIO, M. Integrated multilevel optimization in large-scale polyethylene terephthalate plants. *Ind. Eng. Chem. Res.*, v. 47, n. 1, p. 92-104, 2008.

MANENTI, F.; DONES, I.; BUZZI-FERRARIS, G.; PREISIG, H. A. Efficient numerical solver of partially structured differential and algebraic equation systems. *Ind. Eng. Chem. Res.*, v. 48, p. 9979-9984, 2009.

MANER, B. R.; DOYLE III, F. J. Polymerization reactor control using



autoregressive-plus volterra-based MPC.
AIChE J., v. 43, n. 7, p. 1763-1784, 1997.

ÖZKAN, G.; HAPOGLU, H.; ALPBAZ, M.
Non-linear generalized predictive control of a
jacketed well mixed tank as applied to a
batch process – a polymerization reaction.
Appl. Therm. Eng., v. 26, p. 720-726, 2006.

PASSINO, K.; YURKOVICH, S. *Fuzzy
control*. Menlo Park: Addison Wesley
Longman, 1998.

ROFFEL, B.; CHIN, P. A. Fuzzy control of
a polymerization reactor. *Hydrocarbon
Process.*, v. 70, n. 6, p. 47-49, 1991.

ROSS, T. J. *Fuzzy logic with engineering
applications*. Chichester: John Wiley and
Sons, 2004.

SALA, A.; GUERRA, T. M.; BABUSKA,
R. Perspectives of fuzzy systems and control.
Fuzzy Sets Syst., v. 156, p. 432-444, 2005.

TAKAGI, T.; SUGENO, M. Fuzzy
identification of systems and its applications
to modeling and control. *IEEE Trans. Syst.,
Man Cybernetics*, v. 15, n. 1, p. 116-133,
1985.