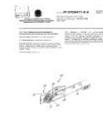


» Consultar por: [Base Patentes](#) | [Finalizar Sessão](#)

---

**Depósito de pedido nacional de Patente**

(21) Nº do Pedido: PI0206718-8 A2

[Leia-me antes](#)

(22) Data do Depósito: 26/12/2002

(51) Classificação: G05G 13/02

(54) Título: MÉTODO PREDITIVO, MULTIVARIÁVEL NÃO LINEAR PARA O CONTROLE DE PROCESSOS

"MÉTODO PREDITIVO, MULTIVARIÁVEL NÃO LINEAR PARA O CONTROLE DE PROCESSOS". É descrito um método de controle preditivo multivariável não linear, que determina o conjunto de ações de controle de forma iterativa por sucessivas

(57) Resumo: aproximações lineares do modelo não linear, com diferenciação dos modelos ao longo da trajetória de predição. O método de controle iterativo descrito soluciona o problema de minimização de um modelo totalmente não linear pela resolução sucessiva de problema de programação quadrática.

(71) Nome do Depositante: Universidade Federal do Rio Grande do Sul (BR/RS) / Braskem S/A (BR/BA)

(72) Nome do Inventor: Ricardo Guilherme Duraiski / Argimiro Resende Secchi / [Jorge Otávio Trierweiler](#) / Esdras Piraguacy Demoro / Artur Toledo Martins de Oliveira / Gustavo Alberto Neumann

## **MÉTODO PREDITIVO, MULTIVARIÁVEL NÃO LINEAR PARA O CONTROLE DE PROCESSOS**

### **CAMPO DA INVENÇÃO**

A presente invenção trata de um método de controle de  
5 processos do tipo preditivo, multivariável, não linear, capaz de lidar  
com restrições operacionais. Mais especificamente, o método da  
invenção compreende um algoritmo que determina o conjunto de  
ações de controle a ser aplicado, de forma iterativa, por sucessivas  
aproximações lineares de um modelo não linear, com diferenciação  
10 dos modelos ao longo da trajetória de predição. O método possibilita a  
determinação do conjunto de ajustes a serem efetuados às variáveis  
manipuladas do processo capaz de fazer com que as variáveis  
controladas do processo se aproximem dos seus valores desejados  
ou *setpoints*, levando em consideração os limites físicos dos  
15 equipamentos e os limites impostos por questões de segurança  
denominados restrições.

### **FUNDAMENTOS DA INVENÇÃO**

A presente invenção está inserida na área de controle e  
automação de processos industriais, vinculados com as áreas de  
20 engenharia elétrica e química. Trata-se de um método de controle  
preditivo, multivariável e não linear. Preditivo porque as ações de  
controle projetadas, ou ajustes das variáveis manipuladas projetados,  
consideram valores futuros das variáveis controladas preditos por um  
ou mais modelos do processo sendo controlado. Multivariável porque  
25 o problema de controle de processo pode envolver múltiplas variáveis  
controladas e manipuladas. Não linear porque o método pode ser  
aplicado com sucesso a processos que apresentam não linearidades  
estáticas e dinâmicas.

O controle tem um papel relevante nos processos de produção industriais, tendo em vista que a operação e eficácia de um processo somente são possíveis se este for corretamente controlado.

5 Dentre os diversos métodos de Controle de Processos conhecidos, destacam-se os algoritmos que constituem o Controle Preditivo. Os controladores preditivos caracterizam-se pelo fato de que utilizam um modelo matemático do processo, através do qual, determinam o conjunto de ações de controle futuras mais adequado para que os objetivos de controle sejam atingidos. As ações de  
10 controle a serem efetuadas ao longo de um período de tempo pré-determinado, denominado horizonte de controle, são calculadas pela minimização da diferença entre os valores desejados (*setpoints*) para as variáveis controladas e os valores preditos pelo modelo matemático para as mesmas, durante um período de tempo pré-  
15 determinado, denominado horizonte de predição.

Existem vários métodos de controle preditivo publicados ou patenteados, no entanto tais métodos, isolados ou combinados, não se antecipam ao conceito do método descrito e reivindicado no presente pedido.

20 A patente US 4349869 descreve o método de controle preditivo linear denominado DMC (Dynamic Matrix Control). Este método utiliza um modelo linear do processo, que consiste de uma matriz de parâmetros identificados a partir de testes realizados na planta. Cada elemento desta matriz corresponde à resposta do processo a uma  
25 perturbação tipo degrau unitário, para vários tempos de amostragem após a perturbação.

A patente US 4616308 ensina outro método de controle preditivo o qual utiliza um modelo linear, sendo que existe um vetor de erros

que é corrigido a cada ação de controle com o objetivo de aprimorar a predição do modelo.

Os métodos anteriormente apresentados utilizam modelos lineares para a determinação das ações de controle. Contudo muitos processos industriais apresentam não linearidades estáticas e dinâmicas que prejudicam o desempenho dos métodos de controle linear. Nestes casos torna-se necessário a aplicação de um método capaz de levar em conta as não linearidades do processo para que este possa ser controlado de maneira eficiente.

Encontram-se na literatura diversos algoritmos que procuram compensar não linearidades do processo.

No método conhecido por Extended DMC, conforme T. Peterson, E. Hernandez, Y. Arkun, F. J. Schork; "*Nonlinear DMC Algorithm and its Application to a Semi-batch Polymerization Reactor*", Chemical Engineering Science, 1992, v.47, no 4, pp 737-753, a não-linearidade do processo é considerada como uma parcela do distúrbio medido.

Em outra referência, por S. Piche, J. Keeler, G. Martin, G. Boe, D. Johnson, M. Gerules; "*Neural Network Based Model Predictive Control*", artigo submetido à conferência Neural Information Processing Systems (NIPS), 1999 é apresentado um método de controle que combina um modelo dinâmico linear com um modelo estático não linear constituído por redes neuronais. Neste caso, o estado estacionário futuro, no qual o sistema sendo controlado virá a se acomodar, é determinado através do modelo estático não linear e o ganho do sistema é determinado por uma média dos ganhos no ponto de operação atual e no ponto de operação equivalente ao estado estacionário previsto pela rede neuronal. Além de o método citado considerar que a dinâmica do processo é linear, o método pressupõe

que a dinâmica do processo é fixa, isto é, que o tempo de resposta do processo é sempre o mesmo. Como se sabe, mesmo os processos lineares têm o seu tempo de resposta afetado por variáveis de processo como taxa de produção, inventário de certos vasos, etc. o  
5 que prejudica o desempenho do algoritmo citado na referência, principalmente se o processo químico sendo controlado opera em condições diversas nas quais as características dinâmicas da planta industrial são muito diferentes.

Outra forma de compensar não linearidades é a utilização de  
10 modelos bilineares, conforme Yeo, Y. K.; Williams, D. C.; "*Bilinear Model Predictive Control*"; Ind. Eng. Chem. Research; 1987; v26; pp 2267-2274.. Este tipo de modelo resolve um problema de controle caracterizado por uma não linearidade específica, o que restringe a sua aplicação eficiente a um grupo de processos em particular.

15 A patente US 4714988 ensina um método de controle *feedback* não preditivo, o qual atua de forma preditiva apenas na compensação de distúrbios medidos.

A patente US 5570282 apresenta um método de controle não  
20 linear constituído por uma função composta, denominada rede neuronal, que prediz apenas o instante de tempo de maior sensibilidade da variável controlada em relação à variável manipulada correspondente.

O método descrito na patente US 4634946 utiliza modelos de  
25 processo lineares na forma de resposta ao impulso (FIR) e não provê mecanismos para que estes modelos sejam usados de maneira adequada para o controle de processos não lineares. Além disso, o método não leva em consideração as restrições do processo produtivo.

O método descrito na patente US 4663703 apresenta um sistema adaptativo para corrigir o modelo do processo que é constituído na forma de resposta ao impulso (FIR). Tal correção se dá perturbando o sistema por várias vezes entre dois tempos de amostragem de  
5 predição. As perturbações sucessivas realizadas no processo têm por objetivo comparar a resposta do sistema e do modelo a fim de reajustar os parâmetros do dito modelo. Além disso caracteriza-se por um ganho ajustável de acordo com a posição do processo. A principal diferença entre o método citado e o método da presente invenção é  
10 que, na referência um modelo linear é identificado, em linha, perturbando-se o sistema um certo número de vezes a fim de se obter um modelo para a predição, enquanto na invenção a predição é feita por um modelo não linear através de um processo iterativo cuja convergência não está atrelada a qualquer mecanismo de  
15 identificação em linha, mas sim a sucessivas linearizações ao longo de uma trajetória de predição.

A patente US 4769766 utiliza um modelo do processo implícito aos parâmetros do controlador, ou seja, o modelo não é utilizado em uma função objetivo, nem as ações de controle são projetadas por um  
20 problema de otimização, de forma que a utilização do modelo serve para ajuste dos parâmetros do controlador e não para prever a trajetória das variáveis controladas, como no caso do controle preditivo.

A patente US 5477449 apresenta um aparato de controle  
25 constituído por um controlador preditivo em um nível hierárquico superior e um sistema de controle descentralizado que usa controladores tipo PID, em um nível hierárquico inferior. Tal sistema trabalha com três modos de operação distintos. O controlador

preditivo utiliza um modelo linear na forma de resposta ao degrau e portanto o sistema não é adequado ao controle eficiente de processos não lineares.

A patente US 5301101 provê um controlador preditivo cujo  
5 algoritmo utiliza um modelo linear para determinar as ações de controle sendo que o aparato dispõe de um sistema de identificação contínua que observa quando os parâmetros do modelo e do controlador são alterados, a fim de promover a sua atualização (sistema adaptativo). Ao contrário, conforme o conceito da invenção  
10 nas suas modalidades preferidas, a predição e o projeto das ações de controle são feitos utilizando-se o modelo não linear sem que sejam necessárias adaptações ao longo de sua operação.

A patente US 4358822 descreve um sistema de controle preditivo e adaptativo que, a exemplo das patentes US 5301101 e US 4663703,  
15 modifica o modelo interno identificando-o através de sucessivas perturbações na planta. Pode-se considerar as outras duas patentes relacionadas como evoluções desta pois a patente US 4663703 apresenta um sistema de ajuste do ganho do modelo de acordo com a posição e a patente US 5301101 evita a utilização das perturbações  
20 na planta já que ajusta o modelo em malha fechada.

O pedido publicado EP 0926576 A2 descreve um método de controle específico para um reator de polimerização do tipo fase gás onde o algoritmo de convergência das ações de controle é específico para o modelo do referido reator e o ponto de diferenciação está  
25 concentrado na estrutura de controle e não no controlador propriamente dito. Já conforme o conceito da invenção tal como apresentado nas modalidades preferidas, o algoritmo de controle é genérico e pode ser aplicado a um processo industrial qualquer sendo

que o conteúdo do algoritmo concentra-se na metodologia pela qual se determinam as ações de controle e não em estruturas de controle em si.

5 A patente US 5659667 trata de um controlador preditivo que utiliza redes neurais com a característica de adaptar os parâmetros da rede juntamente com a operação do controlador. Isto é feito utilizando uma amostragem da planta mais lenta que a da malha de controle de forma a obter dados para a correção dos parâmetros do modelo. Da mesma forma que os demais controladores que trabalham de forma adaptativa, a correção do modelo depende da tomada de dados de planta para ocorrer, o que faz com que toda a predição do controlador seja feita com base em um modelo identificado para o ponto atual de operação. Ao contrário, na invenção, o controlador descrito nas modalidades preferidas trabalha com um modelo  
10 totalmente não linear capaz de descrever o processo como um todo e prever as suas mudanças de comportamento para todos os pontos de operação, o que o torna mais robusto e capaz de prever a ação de controle mais adequada ao processo desde o início da mudança de ponto de operação.

20 A literatura também referencia várias alternativas para promover o controle preditivo não linear. A exemplo do mostrado por Henson, M. A. ; “*Non Linear Model Predictive Control: Current Status and Future Directions*”; Computers and Chemical Engineering; v23; pp 187-202; 1998, uma das sugestões para trabalhar com modelos não lineares é  
25 fazer uso de modelos linearizados pontualmente a cada ação de controle. Este tipo de controlador é na verdade um controlador linear que a cada nova ação de controle aproxima o comportamento do processo por um novo modelo linear.

Outra alternativa sugerida é otimizar as ações de controle através de simulações sucessivas do modelo não linear do processo, o que toma um grande tempo computacional e portanto é inviável na prática industrial.

5 No entanto, nenhuma das patentes ou documentos de patente conhecidos na técnica, nem isolada nem em combinação com outras publicações, ensina um método de controle de processos do tipo preditivo, multivariável, não linear, capaz de lidar com restrições operacionais, que determina o conjunto de ações de controle a ser  
10 aplicado de forma iterativa por sucessivas aproximações lineares de um modelo não linear, com diferenciação dos modelos ao longo da trajetória de predição, tal método de controle preditivo sendo descrito e reivindicado no presente pedido.

### **SUMÁRIO DA INVENÇÃO**

15 O presente método de controle de processos, os processos sendo dotados de variáveis controladas e de entradas de processo como variáveis manipuladas, denominado LLT, do tipo preditivo não linear e multivariável, capaz de lidar com restrições operacionais, utiliza um modelo do processo na forma de espaço de estados,  
20 determina as ações de controle de forma iterativa, e compreende, para cada iteração, as seguintes etapas:

1) Inicializar o processo iterativo determinando uma trajetória de predição inicial de referência pela aplicação dos valores das variáveis manipuladas lidas do processo;

25 2) Utilizar uma trajetória de predição, previamente estipulada para determinar modelos lineares ao longo da mesma, tomando-se os valores preditos das saídas, estados e entradas do processo de modo a efetuar a linearização ao longo da trajetória ou LLT;

3) Utilizar o conjunto de modelos determinado no projeto das ações de controle pela minimização de uma função objetivo construída a partir do conjunto de modelos obtido;

4) Determinar a nova trajetória de predição pela aplicação das ações de controle projetadas a um modelo totalmente não linear diferente do obtido pela combinação dos modelos lineares;

5) Avaliar os critérios de parada do processo iterativo e reiniciá-lo, voltando à etapa 2, se nenhum desses critérios for satisfeito.

A trajetória inicial utilizada para a primeira iteração é dada pela predição do modelo não linear utilizando as entradas referentes ao valor das variáveis manipuladas do sistema no início do processo iterativo.

Os critérios de parada do processo iterativo são: o número máximo de iterações, o tempo máximo de cálculo ou a variação das ações de controle projetadas entre duas iterações consecutivas menor que uma tolerância especificada.

A presente invenção provê assim um método de controle de processos preditivo, multivariável, não linear e capaz de lidar com restrições operacionais, que determina o conjunto de ações de controle a ser aplicado de forma iterativa por sucessivas aproximações lineares de um modelo não linear, com diferenciação dos modelos ao longo da trajetória de predição.

### **BREVE DESCRIÇÃO DOS DESENHOS**

A FIGURA 1 anexa é uma representação da resposta de um determinado processo a um determinado conjunto de ações de controle.

A FIGURA 2 anexa apresenta a diferença entre as variáveis Delta e as variáveis de desvio para o algoritmo de controle ou controlador

utilizado na invenção.

A FIGURA 3 anexa apresenta sob forma de fluxograma como o processo iterativo do algoritmo de controle é inicializado de acordo com a invenção.

5 A FIGURA 4 anexa apresenta a parte iterativa do algoritmo de controle de acordo com a invenção.

A FIGURA 5 anexa mostra o reator de Van de Vusse ao qual se aplicaram diversos controladores a título de comparação com o controlador descrito na invenção.

10 A FIGURA 6 anexa mostra o diagrama de estado estacionário de  $C_B$  em função da vazão de alimentação para a reação de Van de Vusse, utilizando a temperatura do reator a 134°C.

A FIGURA 7 anexa mostra o gráfico das ações de controle (b) e dos valores da variável controlada (a) durante a mudança de *setpoint* de 0,92M para 1,11M, na simulação do reator de Van de Vusse com MPC linear ( $P=16$ ,  $M=4$ ,  $\Gamma=0.7$ ,  $\Lambda=8,3 \times 10^{-6}$ ).

A FIGURA 8 anexa mostra o gráfico das ações de controle (b) e dos valores da variável controlada (a) durante a mudança de *setpoint* de 0,92M para 1,11M, utilizando a linearização do sistema a cada  
20 ação de controle ( $P=16$ ,  $M=4$ ,  $\Gamma=0.7$ ,  $\Lambda=8,3 \times 10^{-6}$ ).

A FIGURA 9 anexa apresenta o gráfico das ações de controle (b) e dos valores da variável controlada (a) durante a mudança de *setpoint* de 0,92M para 1,11M, na simulação do reator de Van de Vusse com MPC linear estendido.

25 A FIGURA 10 anexa apresenta o resultado da simulação da atuação do controlador LLT na mudança de *setpoint* no reator de Van de Vusse. A resposta na saída do sistema é o gráfico (a) e as respectivas ações de controle tomadas é o gráfico (b). ( $P=16$ ,  $M=4$ ,

$\Gamma=0.7, \Lambda=8,3 \times 10^{-6}$ )

## DESCRIÇÃO DETALHADA DAS MODALIDADES PREFERIDAS

No presente relatório, os seguintes termos têm os significados como abaixo.

5 O termo *setpoint* significa o valor desejado para a variável de saída, ou controlada, do processo.

O termo controlador representa uma unidade de controle de processo que tipicamente opera monitorando e comparando uma característica de processo, a variável controlada, com um nível  
10 desejado do setpoint para determinar se o processo está operando dentro de limites aceitáveis. À medida que a variável controlada começa a desviar do setpoint, o controlador manipula uma das entradas do processo, a variável manipulada, para fazer o processo voltar ao nível desejado de atividade.

15 O termo algoritmo LLT significa um algoritmo que efetua a linearização ao longo da trajetória.

O termo trajetória significa o conjunto de valores que a variável controlada assumirá ao longo do tempo durante a transição entre a medida atual da variável e o setpoint desejado para a mesma.

20 Restrições de operações são os limites impostos pelos operadores do processo ou pelas características dos equipamentos utilizados que restringem a operação dos mesmos em faixas específicas. Fazem parte destes limites os valores máximos e mínimos permitidos para as variáveis (controladas e manipuladas)  
25 bem como taxas máximas de variação das mesmas.

O termo *feedback* se refere ao sistema de controle que utiliza a medida do erro nas variáveis controladas para determinar a ação de controle.

O termo *feedforward* se refere ao sistema de controle que utiliza a medida dos distúrbios para determinar a ação de controle.

O termo *bias* significa valores base.

O termo *overshoot* é o evento pelo qual a variável controlada  
5 ultrapassa o valor final especificado para posteriormente retornar até o mesmo.

O termo estacionário se refere ao ponto de operação no qual as características do processo não variam com o tempo

O termo DV corresponde aos distúrbios do processo.

10 O termo DeltaDV corresponde à variação do valor do distúrbio do processo durante um período de amostragem .

O termo MV corresponde aos valores das variáveis manipuladas do processo.

15 O termo DeltaMV corresponde à variação do valor das variáveis manipuladas do processo durante um período de amostragem.

O termo CV corresponde aos valores das variáveis controladas do processo.

O termo DeltaCV corresponde à variação do valor das variáveis controladas do processo durante um período de amostragem.

20 O termo estados significa os estados, ou características fundamentais, do processo durante um período de amostragem.

O termo Delta de estados significa a variação estimada para os estados do processo durante um período de amostragem.

25 O termo “espaço de estados” significa a representação matemática do processo na forma de equações diferenciais e algébricas que relacionam a influência das variáveis de entrada (distúrbios e manipuladas) sobre as variáveis de saída (controladas e monitoradas). Este relacionamento é feito, inicialmente, através das

equações diferenciais, entre as entradas e a variação dos estados e posteriormente, através das equações algébricas, entre os estados e as saídas.

5 O termo Equação diferencial se refere à equação que relaciona uma dada quantidade e a sua variação infinitesimal com diferentes ordens.

O termo equação algébrica se refere a equação que se constitui apenas de operações algébricas.

10 O termo TolU significa o valor tolerável de variação nas ações de controle calculadas em duas iterações consecutivas para que se finalize o processo iterativo.

O termo MaxTime significa o tempo máximo que o controlador pode utilizar para calcular as ações de controle.

15 O termo MaxIter significa o número máximo de iterações que o algoritmo pode realizar.

O termo Ts significa o tempo entre duas amostragens do processo.

20 A letra M também é denominado horizonte de controle e representa o número de ações de controle empregadas para conduzir o processo ao *setpoint*.

A letra P também é denominada horizonte de predição e representa o número de intervalos de tempo cujo modelo deve ser avaliado para determinar a predição da trajetória.

A letra k ou K representa o instante de tempo atual

25 O termo BadFit representa a variável que indica ao algoritmo se as ações de controle devem ser retornadas para o processo ou se o cálculo iterativo deve continuar.

O termo lter representa o número de iterações realizadas.

As letras A, B, C, D são matrizes que representam o modelo do processo na forma de espaço de estado.

Os termos  $S_u$  e  $S_x$  representam matrizes formadas pela junção dos vários modelos linearizados ao longo de uma trajetória.

5 Restrições são limites impostos às variáveis pelos operadores ou pelo processo de forma a não permitir que o controlador projete ações de controle que os violem. Tais limites podem ser valores máximos, valores mínimos e variações permitidas.

10 Targets são alvos ou metas de controle. Trata-se de valores desejados para as variáveis manipuladas que fazem com que o controlador as utilize para levar as variáveis controladas aos setpoint e posteriormente retome o seu valor original (Target).

15 Função objetivo é uma função matemática que expressa a variação de uma grandeza, a qual se busca maximizar ou minimizar, em função de variáveis de otimização. A otimização é feita de forma que se busquem os valores das variáveis que tornam o valor dessa grandeza ótimo (máximo ou mínimo).

20 A presente invenção trata de um método de controle de processos do tipo preditivo não linear e multivariável, que, com auxílio do algoritmo de controle LLT, é capaz de lidar com restrições operacionais, onde a determinação das ações de controle é feita de forma iterativa, cada iteração compreendendo as seguintes etapas:

25 1) Inicializar o processo iterativo determinando uma trajetória de predição inicial de referência pela aplicação dos valores das variáveis manipuladas lidas do processo, conforme mostra a figura 3;

2) Utilizar a trajetória de predição determinada na etapa 1) ou 4), previamente estipulada para determinar modelos lineares ao longo da mesma, tomando-se os valores preditos das saídas, estados e

entradas do processo (linearização ao longo da trajetória), como mostra o bloco 29 da figura 4, agrupando os referidos modelos de acordo com a equação 22;

3) Utilizar o conjunto de modelos determinado no projeto das ações de controle conforme a etapa 2) pela minimização de uma função objetivo construída a partir do conjunto de modelos obtido, como mostra o bloco 18 da figura 4;

4) Determinar a nova trajetória de predição pela aplicação das ações de controle projetadas a um modelo totalmente não linear diferente do obtido pela combinação dos modelos lineares, como mostra o bloco 19 da figura 4.

5) Avaliar os critérios de parada do processo iterativo e reiniciá-lo, voltando ao passo 2, se nenhum dos seguintes critérios for satisfeito, como mostra o bloco 30 da figura 4:

- a) O número máximo de iterações; ou
- b) O tempo máximo de cálculo; ou
- c) A variação das ações de controle projetadas entre duas iterações consecutivas menor que uma tolerância especificada.

O algoritmo útil no método da invenção utiliza um modelo não linear que pode ser uma rede neuronal, rede de modelos locais, modelos baseados em princípios fundamentais, ou qualquer outro tipo de modelo não linear para predição e atualização da trajetória.

A figura 3 mostra detalhadamente a parte de inicialização do processo iterativo que se inicia no bloco 1 com a leitura dos valores das variáveis do processo e das especificações do controlador: DV, DeltaDV, MV, DeltaMV, CV, DeltaCV, Estados, Delta de Estados, Setpoint, TolU, MaxTime, MaxIter, Ts, M, P.

Posteriormente no bloco 2 é feita a leitura da hora atual para que

se possa avaliar o tempo decorrido para o cálculo das ações de controle.

No bloco 3, para que o sistema não enfrente problemas numéricos é feito um escalonamento das variáveis de acordo com o  
5 mostrado na literatura, vide Trierweiler, J.O.; "A Systematic Approach to Control Structure Design"; Ph.D. Thesis, University of Dortmund; 1997 e Farina, L. A.; "*RPN-Toolbox: Uma Ferramenta para o Desenvolvimento de Estruturas de Controle*"; M. Sc. Thesis, Universidade Federal do Rio Grande do Sul; 2000. O escalonamento  
10 consiste em multiplicar os valores das variáveis e dos parâmetros relacionados a elas por fatores que tornam o problema matemático a ser resolvido mais consistente numericamente.

No bloco 4 é feita a construção dos elementos da função objetivo que não dependem dos modelos determinados ao longo da trajetória.  
15 Como a ação de controle só será aplicada após decorrido um intervalo de amostragem, no bloco 5 estima-se o valor das variáveis do processo para o instante de tempo  $K+1$  para que todo o cálculo das ações de controle seja feito com base nestes valores.

No bloco 6 aplica-se então o valor das MV ao modelo não linear  
20 de forma a obter a primeira trajetória de referência.

No bloco 7 armazena-se a trajetória de referência para ser utilizada posteriormente. Para garantir que o algoritmo encontre  
solução matemática, mesmo que o processo esteja partindo de um ponto de operação que viole as restrições operacionais, examinam-se  
25 as condições do processo em relação às mesmas condições no bloco 8, afastando-as no bloco 12 até que se possa garantir que o problema matemático consiga ser solucionado.

Por fim, no bloco 9 inicializam-se as variáveis do processo

iterativo “BadFit” e “Iter” e no bloco 10 avalia-se o tempo decorrido para inicializar a ação de controle de modo a ser computado juntamente com o tempo gasto para realizar as iterações.

O bloco 13 é denominado como o conjunto de todas as etapas (blocos) citadas na figura 3. Este conjunto de etapas é denominado inicialização. O bloco 11 é uma indicação do ponto onde o método termina na figura 3. Nota-se que na figura 4 o mesmo bloco 11 representa o ponto de continuação do método.

A figura 4 mostra o processo iterativo em si que se inicia no bloco 15 avaliando a proximidade da trajetória predita com a desejada. Caso a trajetória predita na inicialização não se aproxime o suficiente do *setpoint* inicia-se o processo iterativo pela leitura da hora atual no bloco 16.

Avalia-se, no bloco 17, os modelos ao longo da trajetória da forma que será posteriormente exposta neste relatório, construindo as matrizes A, B, C e D de cada um dos modelos determinados. Compõe-se então a combinação dos modelos da forma que será posteriormente mostrada, representada pelas matrizes Su e Sx. Posteriormente monta-se a função objetivo propriamente dita e as restrições com base no modelo combinado, conforme está representado na equação 28.

Pela otimização da função objetivo da equação 28, no bloco 18 da figura 4 determina-se o novo valor das ações de controle (MV).

No bloco 19 aplicam-se então as MVs calculadas ao modelo não linear do sistema, obtendo-se assim, a nova trajetória de referência. Neste ponto inicia-se a avaliação do resultado obtido. Se a variação das MVs determinadas em relação às anteriores for menor que uma dada tolerância (TolU), como mostra o bloco 20, a variável “badfit” é

anulada no bloco 26, fazendo com que as ações de controle sejam aplicadas ao processo de acordo com o cálculo efetuado para as MVs.

Caso a variação das MVs seja maior que a tolerância, mas o número máximo de iterações tenha sido atingido, como mostra o bloco 21, o algoritmo é requisitado a aplicar as melhores ações de controle calculadas entre todas as iterações realizadas (as que resultaram no menor valor da função objetivo), como mostra o bloco 27.

Nos blocos 22, 23 e 24 avalia-se o tempo já decorrido entre as iterações realizadas e a inicialização do processo iterativo a fim de determinar o término do processo iterativo ou não. Esta determinação é feita somando-se o tempo gasto na inicialização, o tempo gasto com todas as iterações realizadas acrescidos do tempo tomado pela iteração mais demorada, como mostra o bloco 23.

Por fim, os blocos 13, 29 e 30 englobam o conjunto de blocos que realizam as etapas 1, 4 e 5 do processo iterativo, respectivamente.

O bloco 13 compreende:

a) ler valores de MV, Delta MV, CV, Delta CV, Estados, Delta de Estados, Restrições, Targets, Setpoints, TolU, MaxIter, MaxTime, Ts, M e P;

b) ler a hora atual;

c) Escalonar o sistema;

d) Construir elementos da função objetivo que não dependem dos modelos;

e) Estimar valores das variáveis do processo para o instante  $k+1$  através do modelo não linear;

f) Estimar a primeira trajetória de referência utilizando o valor

das MVs estimadas para o instante  $k+1$  utilizando o modelo não linear;

g) Armazenar a trajetória;

h) Se a trajetória viola as restrições, deformar as restrições;

i) Se a trajetória não viola as restrições, fazer  $\text{BadFit} = 1$  e  $\text{Iter}$

5  $= 0$ ;

j) Ler a hora atual a determinar  $t_0 =$  tempo transcorrido;

O bloco 29 compreende:

a) Examinar se o “BadFit” é igual a zero e se não for retornar com as ações de controle para o processo, a trajetória predita e a  
10 estimativa dos estados.

b) Ler a hora atual.

c) Determinar as matrizes  $A$ ,  $B$ ,  $C$  e  $D$  de cada modelo linearizado sobre os diferentes pontos da trajetória, construir as matrizes  $S_u$ ,  $S_x$  e de restrições para serem usadas na função objetivo.

15 O bloco 30 compreende:

a) Verificar se a diferença entre as ações de controle projetadas na iteração atual e na anterior são menores que a tolerância ( $\text{TolU}$ ), e em caso afirmativo, tornar a variável “BadFit” igual a 1 para forçar o algoritmo a aplicar as ações de controle.

20 b) Verificar se o número máximo de iterações foi atingido, e em caso afirmativo, buscar pela melhor ação de controle projetada entre todas iterações e tornar a variável “BadFit” igual a 1 para forçar o algoritmo a aplicar as ações de controle.

c) Determinar o tempo total gasto pelo algoritmo somado ao  
25 tempo da iteração mais demorada.

d) Verificar se o tempo estimado no item c) é maior que o tempo máximo permitido para o cálculo da ação de controle, e em caso afirmativo, buscar pela melhor ação de controle projetada entre

todas iterações e tornar a variável “BadFit” igual a 1 para forçar o algoritmo a aplicar as ações de controle.

Para o entendimento do funcionamento do algoritmo controlador utilizado na invenção, a figura 1 mostra a resposta de um sistema e as respectivas ações de controle que a geraram:

Considere um sistema discreto conforme representado na figura 1 onde as entradas são consideradas constantes entre os tempos de amostragem do sistema. A forma geral deste modelo linearizado no espaço de estado discreto conforme Bequette, W.; "*Process Dynamics Modeling Analysis and Simulations*"; Prentice Hall PTR; New Jersey; 1998.p. 106 é dado pelas equações 1 e 2.

$$(x_k - x^B) = A \cdot (x_{k-1} - x^B) + B \cdot (u_{k-1} - u^B) \quad (1)$$

$$(y_k - y^B) = C \cdot (x_{k-1} - x^B) + D \cdot (u_{k-1} - u^B) \quad (2)$$

onde:

$u_k$ ,  $x_k$  e  $y_k$ , representam os vetores de variáveis de entradas, estados e saídas do sistema respectivamente para o instante de tempo  $k$ ;

$u^B$ ,  $x^B$  e  $y^B$ , correspondem aos valores das entradas, estados e saídas onde o modelo foi linearizado (bias);

A, B, C e D são matrizes que correspondem ao modelo propriamente dito e relacionam as entradas e os estados com os próprios estados e as saídas.

A representação das equações 1 e 2 mostra um sistema linearizado num ponto estacionário qualquer. O Algoritmo LLT, de acordo com a invenção, faz uso de linearizações de uma forma dinâmica. As matrizes A, B, C e D do modelo são obtidas pela linearização do modelo não linear em relação às entradas e aos estados, obtendo-se expressões analíticas destas matrizes em função

dessas mesmas variáveis. Para a linearização convencional costuma-se determinar um ponto estacionário, e as matrizes neste ponto. Assim o sistema fica linearizado em torno deste ponto estacionário específico. No caso da linearização dinâmica da invenção, as matrizes  
5 são recalculadas para cada ponto da trajetória predita com valores das variáveis do instante de tempo referido.

A técnica de linearização dinâmica é descrita a seguir.

Dada a equação diferencial que representa o modelo do processo:

$$10 \quad \frac{dx}{dt} = f(x, u) \quad (3)$$

É possível determinar a solução  $x(t)$  como função dos parâmetros  $u$ . Da mesma forma é possível determinar uma solução  $\bar{x}(t)$  em relação ao conjunto de parâmetros  $\bar{u}$

$$\frac{d\bar{x}}{dt} = f(\bar{x}, \bar{u}) \quad (4)$$

15 Define-se:

$$x = \bar{x} + \delta x \quad (5)$$

$$u = \bar{u} + \delta u \quad (6)$$

Expandindo a equação 3 em série de Taylor em torno da trajetória proveniente da solução da equação 4:

$$20 \quad f(x, u) = f(\bar{x}, \bar{u}) + \left. \frac{df}{dx} \right|_{\bar{x}, \bar{u}} \cdot \delta x + \left. \frac{df}{du} \right|_{\bar{x}, \bar{u}} \cdot \delta u \quad (7)$$

Derivando a definição da equação 5 em relação ao tempo:

$$\frac{dx}{dt} = \frac{d\bar{x}}{dt} + \frac{d\delta x}{dt} \quad (8)$$

Substituindo a equação 4 na equação 8:

$$\frac{dx}{dt} = f(\bar{x}, \bar{u}) + \frac{d\delta x}{dt} \quad (9)$$

Substituindo 7 e 9 em 3:

$$f(\bar{x}, \bar{u}) + \frac{d\delta x}{dt} = f(\bar{x}, \bar{u}) + \left. \frac{df}{dx} \right|_{\bar{x}, \bar{u}} \cdot \delta x + \left. \frac{df}{du} \right|_{\bar{x}, \bar{u}} \cdot \delta u \quad (10)$$

que simplificando resulta em:

$$\frac{d\delta x}{dt} = \left. \frac{df}{dx} \right|_{\bar{x}, \bar{u}} \cdot \delta x + \left. \frac{df}{du} \right|_{\bar{x}, \bar{u}} \cdot \delta u \quad (11)$$

Discretizando o sistema representado na equação 11:

$$\delta x_{k+1} = A_{x_k, u_k} \cdot \delta x_k + B_{x_k, u_k} \cdot \delta u_k \quad (12)$$

Define-se:

$$\bar{x}_k = x_{k-1}^B \quad (13)$$

Assim é gerado o modelo em espaço de estado linearizado dinamicamente para cada instante de tempo mostrado na figura 1, conforme está representado a seguir nas equações 14 e 15.

$$(x_k - x_{k-1}^B) = A_{k-2} \cdot (x_{k-1} - x_{k-2}^B) + B_{k-2} \cdot (u_{k-1} - u_{k-2}^B) \quad (14)$$

$$(y_k - y_{k-1}^B) = C_{k-1} \cdot (x_k - x_{k-1}^B) + D_{k-1} \cdot (u_k - u_{k-1}^B) \quad (15)$$

onde x representa os estados, u as entradas e y as saídas do sistema, sendo k o instante de tempo atual.

Os índices nas matrizes do modelo no espaço de estado indicam que estas foram linearizadas nos pontos (entradas e os estados) de índices correspondentes, ou seja, a matriz  $A_1$ , foi obtida na linearização com os valores de  $x_1^B$ , e  $u_1^B$ . Os sobrescritos "B" colocados nas variáveis indicam que se tratam de valores bias de linearização, que no caso mostrado coincidem com os valores dos instantes anteriores de cada variável.

Um fator importante existente neste algoritmo e que está mostrado na equação 15 é a utilização da matriz "D". Em termos de

controle de processo, esta matriz representa a parcela das entradas que têm uma relação direta com as saídas do processo. É bem verdade que, na grande maioria dos sistemas da indústria química, esta relação com as entradas não ocorre, mas por outro lado, quando se trabalha com dinâmicas muito diferentes, com tempos de subida (tempos para que a primeira transição entre dois estados estacionários seja concluída em uma trajetória dinâmica) muito diferentes, é possível aproximar as dinâmicas muito rápidas por uma influência direta das entradas com as saídas. Este artifício é utilizado para permitir que se trabalhe com tempos de amostragem maiores e horizontes de predição menores, pois um dos critérios para a escolha destes parâmetros é exatamente o tempo de subida do sistema. De forma geral o tempo de amostragem é escolhido pensando-se na dinâmica do canal mais rápido, enquanto que o horizonte de predição é determinado pelo canal mais lento. O resultado desta sistemática é que quando se trabalha com dinâmicas muito diferentes trabalha-se com tempos de amostragem muito reduzidos e horizontes de predição elevados, acarretando uma carga computacional excessiva.

Para qualquer instante de tempo é possível descrever o modelo pelo conjunto de equações de 16 a 21:

$$(x_0 - x_{-1}^B) = A_{-2} \cdot (x_{-1} - x_{-2}^B) + B_{-2} \cdot (u_{-1} - u_{-2}^B) \quad (16)$$

$$(y_0 - y_{-1}^B) = C_{-1} \cdot (x_0 - x_{-1}^B) + D_{-1} \cdot (u_0 - u_{-1}^B) \quad (17)$$

$$(x_1 - x_0^B) = A_{-1} \cdot (x_0 - x_{-1}^B) + B_{-1} \cdot (u_0 - u_{-1}^B) \quad (18)$$

$$(y_1 - y_0^B) = C_0 \cdot (x_1 - x_0^B) + D_0 \cdot (u_1 - u_0^B) \quad (19)$$

$$(x_P - x_{P-1}^B) = A_{P-2} \cdot (x_{P-1} - x_{P-2}^B) + B_{P-2} \cdot (u_{P-1} - u_{P-2}^B) \quad (20)$$

$$(y_P - y_{P-1}^B) = C_{P-1} \cdot (x_P - x_{P-1}^B) + D_{P-1} \cdot (u_P - u_{P-1}^B) \quad (21)$$

O ponto que deve ser destacado aqui é o fato de que cada modelo dos sucessivos pontos é diferente, mas de forma similar ao desenvolvido para o MPC linear, pode ser gerada uma representação das saídas  $Y$  para  $P$  instantes de tempo futuros conforme representado na equação 22

$$\begin{aligned}
 \begin{bmatrix} y_0 \\ y_1 \\ y_2 \\ y_3 \\ y_4 \\ \dots \\ y_P \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} D_{-1} & 0 & 0 & 0 & \dots & \dots & 0 \\ C_0 B_{-1} & D_0 & 0 & 0 & \dots & \dots & 0 \\ C_1 A_0 B_{-1} & C_1 B_0 & D_1 & 0 & \dots & \dots & 0 \\ C_2 A_1 A_0 B_{-1} & C_2 A_1 B_0 & C_2 B_1 & D_2 & \dots & \dots & 0 \\ C_3 A_2 A_1 A_0 B_{-1} & C_3 A_2 A_1 B_0 & C_3 A_2 B_1 & C_3 B_2 & \dots & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ C_{P-1} \prod_{i=P-2}^0 A_i B_{-1} & C_{P-1} \prod_{i=P-2}^1 A_i B_0 & C_{P-1} \prod_{i=P-2}^2 A_i B_1 & C_{P-1} \prod_{i=P-2}^3 A_i B_2 & \dots & \dots & D_{P-1} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} u_0 - u_{-1}^B \\ u_1 - u_0^B \\ u_2 - u_1^B \\ u_3 - u_2^B \\ u_4 - u_3^B \\ \dots \\ u_P - u_{P-1}^B \end{bmatrix} \\
 &+ \begin{bmatrix} C_{-1} \\ C_0 A_{-1} \\ C_1 A_0 A_{-1} \\ C_2 A_1 A_0 A_{-1} \\ C_3 A_2 A_1 A_0 A_{-1} \\ \dots \\ C_{P-1} A_{P-2} \dots A_{-1} \end{bmatrix} \cdot (X_0 - X_{-1}) + \begin{bmatrix} y_{-1}^B \\ y_0^B \\ y_1^B \\ y_2^B \\ y_3^B \\ \dots \\ y_{P-1}^B \end{bmatrix} \tag{22}
 \end{aligned}$$

De uma forma mais compacta podemos representar o sistema como mostrado na equação 23

$$Y \begin{bmatrix} P \\ 0 \end{bmatrix} = S_u \cdot \delta U \begin{bmatrix} P \\ 0 \end{bmatrix} + S_x \cdot \delta x_0 + Y^B \begin{bmatrix} P-1 \\ -1 \end{bmatrix} \tag{23}$$

Como é possível ver, a expressão das saídas do modelo “ $Y$ ” dependem de um vetor de valores bias  $Y^B$  e outro  $U^B$  (intrínseco ao vetor  $\delta U$ ). Como este “modelo” serve apenas para promover a convergência do modelo não linear, os valores *bias* serão alterados à medida que as iterações avançam, de forma que, ao final do processo iterativo, estes valores coincidirão com os valores atrasados de um

tempo de amostragem para todas as variáveis.

Nota-se na equação anterior que, diferentemente da dedução do MPC linear, o vetor de saídas começa no instante zero, pois pelo fato de existir a matriz D no sistema a saída do instante zero pode ter uma  
5 relação direta com a entrada do mesmo instante de forma que para a otimização das ações de controle  $Y_0$  também deve ser levado em conta.

Conforme foi descrito na patente US 4349869 o DMC conhecido como MPC convencional utiliza um modelo linear para projetar um  
10 conjunto de ações de controle para o sistema no horizonte de controle através de uma minimização do erro predito por um modelo linear para todo um horizonte de predição. O algoritmo LLT procura utilizar múltiplos modelos para a minimização de forma que a minimização ocorra utilizando modelos lineares referentes aos pontos transientes  
15 pelos quais o sistema vai passar durante uma mudança de *setpoint*. Isto significa que o modelo linearizado no ponto de operação atual servirá somente para o cálculo da primeira ação de controle pois as demais ações serão baseadas cada uma em um modelo.

A rotina de cálculo do algoritmo LLT útil na presente invenção  
20 inicia com uma predição do modelo não linear utilizando o valor atual das variáveis manipuladas do sistema. Obtém-se assim a primeira trajetória projetada para o sistema. Com esta primeira trajetória de referência determina-se o primeiro conjunto de modelos linearizados ao longo da trajetória, que substituirão o modelo inicial. Fazendo  
25 novamente uma minimização utilizando este conjunto de modelos, será gerado um novo conjunto de ações de controle, que, aplicado ao modelo não linear, gera uma nova trajetória e um novo conjunto de modelos linearizados.

As ações de controle são determinadas nesta seqüência de iterações até que a trajetória de referência aproxime-se o suficiente da trajetória gerada pelos modelos linearizados ao longo da mesma.

Os critérios de parada do processo iterativo são três:

- 5 a) O número máximo de iterações; ou
- b) O tempo máximo de cálculo; ou
- c) A variação das ações de controle projetadas entre duas iterações consecutivas menor que uma tolerância especificada.

Outra diferença entre a representação mostrada na equação 22 e a representação do MPC convencional está na variável de otimização. Para o MPC convencional, a variável de otimização é o “ $\Delta U$ ”, a variação das variáveis de entrada. A utilização deste tipo de variável facilita a formação da função objetivo, pois um dos elementos necessários nesta função é o “Move Suppression”, que é o elemento que pondera a variação das ações de controle em relação ao erro nas saídas. Neste caso a ponderação é feita diretamente sobre a variável de otimização como mostra o segundo termo da função objetivo da equação 24.

$$J = \min_{\Delta U_0^M, s} \left( \sum_{i=0}^P (\gamma_i \cdot (y_i - r_i))^2 + \sum_{i=0}^M (\lambda_i \cdot \Delta u_i)^2 + \sum_{i=0}^P (\psi_i \cdot (u_i - z_i))^2 + (\phi_i |s|)^2 \right) \quad (24)$$

Além disso, quando se trabalha com um modelo linear único a variação das variáveis de entrada se iguala à variação das variáveis desvio, pois o bias da linearização é igual para todos os pontos do intervalo de predição. No algoritmo LLT as variáveis desvio são dadas em relação a cada um dos pontos de linearização, de forma que os bias de cada ponto se diferenciam entre si. A alternativa para implementar este algoritmo foi a utilização de variáveis desvio. O motivo para tal escolha é o fato de não ser necessário converter as

matrizes do modelo para trabalharem com as variáveis em deltas, o que tomaria um tempo computacional maior para a sua montagem. Desta forma a função objetivo da equação 28 permanece similar no primeiro termo, sendo necessário modificar apenas o segundo termo para que se possa expressar o  $\Delta u$  em termos de variáveis desvio.

As variáveis delta e desvio são representadas conforme mostrado nas equações 25 e 26 respectivamente.

$$\Delta u_k = u_k - u_{k-1} \quad (25)$$

$$\delta u_k = u_k - u_k^B \quad (26)$$

Para facilitar o entendimento da diferença existente entre variáveis desvio e variáveis delta, a figura 2 traz uma representação das trajetórias geradas durante o processo iterativo de aproximação da trajetória ao setpoint. As ações de controle referentes à trajetória 1 foram geradas a partir da minimização da função objetivo utilizando um modelo linearizado com os pontos dinâmicos obtidos da trajetória de referência inicial. A aplicação destas ações de controle ao modelo não linear gera a trajetória 1 representada na figura 2. As ações de controle referentes à trajetória 2 foram geradas pela minimização da função objetivo utilizando os modelos linearizados com os pontos dinâmicos obtidos da trajetória 1. A aplicação destas ações projetadas gera a trajetória 2. Neste caso específico o setpoint foi atingido com duas iterações apenas, mas um número médio de iterações para outros processos fica em torno de 5 iterações.

Substituindo-se o valor absoluto das variáveis manipuladas ( $u$ ) obtido na expressão 26 na expressão 25 obtém-se a expressão de  $\Delta u$  em função das variáveis desvio, como está representado na equação 27.

$$\Delta u_k = (\delta u_k + u_{k-1}^B) - (\delta u_{k-1} + u_{k-2}^B) \quad (27)$$

Finalmente, a equação 28, mostra a nova expressão para a função objetivo.

$$J = \min_{\delta U_{[0]}} \left( \sum_{i=0}^P (\gamma_i \cdot (y_i - r_i))^2 + \sum_{i=0}^M (\lambda_i \cdot ((\delta u_i + u_{i-1}^B) - (\delta u_{i-1} + u_{i-2}^B)))^2 + \sum_{i=0}^M (\psi_i \cdot ((\delta u_i + u_{i-1}^B) - z_i))^2 + (\phi|s|^2) \right) \quad (28)$$

5 A minimização da função objetivo mostrada anteriormente é feita por programação quadrática conforme descrito na literatura por E. F. Camacho, C. Bordons; “*Model Predictive Control in the Process Industry*”; Springer Verlag; London; 1995, p. 136 , sendo submetida às restrições operacionais:

$$10 \quad U_{\min[0]_P} \leq U_{[-1]_P}^B + \delta U_{[0]_P} \leq U_{\max[0]_P} \quad (29)$$

$$-\Delta U_{\max[0]_P} \leq \Delta U_{[0]_P} \leq \Delta U_{\max[0]_P} \quad (30)$$

$$Y_{\min[0]_P} \leq S u \cdot \delta U_{[0]_P} + S x \cdot \delta x_0 + Y_{[0]_P}^B \leq Y_{\max[0]_P} \quad (31)$$

$$Y_{S \min[0]_P} - s \leq Y_{[0]_P} \leq Y_{S \max[0]_P} + s \quad (32)$$

$$s \geq 0 \quad (33)$$

15 Observa-se na função objetivo mostrada na equação 28 a existência de quatro termos distintos.

O primeiro termo considera a ponderação do erro entre a trajetória de referência ( $r_i$ ) e a predição do modelo ( $y_i$ ) para os instantes de tempo “ $i$ ” compreendidos entre o instante de tempo atual (0) e o último instante de predição (P).

O segundo termo, conforme citado, é geralmente denominado *Move Suppression* e serve para ponderar a variação das ações de controle para os instantes de tempo “ $i$ ” compreendidos entre o instante de tempo atual (0) e o último instante do horizonte de controle (M).

O terceiro termo, geralmente denominado *target* considera o erro existente entre o valor das variáveis manipuladas ( $u_i$ ) e seus valores alvo ( $z_i$ ) para os instantes de tempo “ $i$ ” compreendidos entre o instante de tempo atual (0) e o último instante do horizonte de controle (M).

5 Por fim, o quarto termo pondera a tolerância das restrições ponderáveis (s).

A utilidade da invenção será ilustrada pelo exemplo a seguir, que no entanto não deve ser considerado como limitativo da mesma.

### EXEMPLO

10 Para analisar o comportamento do método de controle descrito nas modalidades preferidas, utilizou-se um modelo bastante conhecido e estudado na literatura, a saber, Vusse., J. G. Van de "Plug Flow Type Reactor versus Tank Reactor"; Chem. Eng. Science; v 19, pp 994-997; 1964. Chem. Research; 1987; 26; 2267-2274., que  
15 é a reação de Van de Vusse. Esta reação se desenvolve formando três componentes como está representado nas equações seguintes.



Utiliza-se um reator do tipo CSTR, conforme mostrado na figura  
20 5, para promover a reação de forma que a alimentação  $F_{in}$  é uma corrente rica no componente A, cuja concentração é denominada  $C_{Ain}$ . O reator possui um volume  $V_r$ , e é provido de uma camisa de troca térmica, cujo calor total trocado é dado por  $Q_k$ . A corrente de saída possui a mesma temperatura do reator  $T$ , uma vazão de saída  $F$  e  
25 composições de A e B, dadas por  $C_A$  e  $C_B$  respectivamente. A fim de simplificar o modelo, considerou-se controle ideal de nível e temperatura de forma a mantê-los constantes. Assim, a modelagem do sistema fica reduzida às equações:

$$\frac{dC_A}{dt} = f \cdot (C_{Ain} - C_A) - [k_1 C_A + k_3 C_A^2] \quad (36)$$

$$\frac{dC_B}{dt} = -f \cdot C_B + [k_1 C_A - k_2 C_B] \quad (37)$$

onde  $f$  representa o inverso do tempo de residência dado por  $F_{in}/V_r$ ;

$k_1$ ,  $k_2$  e  $k_3$  são as constantes de cada reação das equações 34 e 35;

5  $C_A$  e  $C_B$  são as concentrações de A e B no reator e;

$C_{Ain}$  é a concentração de A na alimentação.

O produto de interesse desta reação é o componente B, sendo que os componentes C e D são subprodutos e devem ser evitados. Inconvenientemente, as reações que geram os subprodutos são as que possuem as maiores velocidades de reação, de forma que um aumento na alimentação de A tende a aumentar a produção de B, mas por outro lado, aumentar também a produção de C e D. Este fato gera um comportamento bastante antagônico da concentração de B para diferentes valores de vazão de alimentação. Com vazões baixas de alimentação tem-se um ganho positivo da vazão em relação à concentração de B, ou seja, aumentando-se a vazão aumenta-se a concentração de B. Para vazões mais elevadas o efeito é contrário: um aumento na vazão produz uma redução na concentração de B, indicando um ganho negativo. Além disso, o efeito da diluição produz uma resposta inversa quando o ganho é positivo e um *overshoot* quando este é negativo. O comportamento do ganho do sistema pode ser melhor visualizado na figura 6, que mostra os valores estacionários da concentração de B para diferentes vazões de alimentação. O ganho local do sistema está representado pela inclinação da curva em cada ponto.

Este sistema representa um caso bastante drástico de não

linearidade de uma planta e nem todos os processos da indústria química se comportam assim. No entanto, inversões de ganho e de dinâmica são fatores preponderantes em muitos casos e, sendo assim, importantes no estudo de controle preditivo não linear.

## 5 Atuação do Controlador Linear

A reação de Van de Vusse, descrita anteriormente, foi submetida ao controlador preditivo puramente linear. Considerando-se a temperatura do reator constante de 134,14°C, iniciou-se a operação do sistema na vazão de 20 h<sup>-1</sup> (20 volumes de reator por hora), o que  
10 corresponde, pela modelagem do sistema, às concentrações de C<sub>A</sub> e C<sub>B</sub> de 1,2865M e 0,9221M, respectivamente. De acordo com a figura 6, o ganho nesta posição é positivo, de forma que, intuitivamente, espera-se que seja necessário aumentar a vazão da alimentação quando se deseja aumentar a concentração do componente B. De  
15 fato esta é a predição feita pelo controlador linear, mas, quando uma mudança de *setpoint* leva o sistema para a região de inversão de ganho, o controlador torna o sistema instável, como mostra a figura 7. Isto ocorre porque quando o controlador atinge o ponto de máximo do sistema mostrado na figura 6, o ganho anula-se e, independente da  
20 ação de controle tomada, de forma alguma o sistema chegará a um valor maior de concentração. Contudo, o modelo utilizado pelo controlador pressupõe que o ganho, mesmo no ponto em questão, é positivo e um pequeno erro numérico no valor da variável controlada, ou mesmo, no caso da aplicação à planta, um ruído de processo, é  
25 suficiente para que a medida do processo se afaste ligeiramente do *setpoint* e provoque a instabilidade, pois uma leitura um pouco abaixo do valor requerido obrigará o controlador a aumentar a vazão de alimentação, o que na realidade reduzirá a concentração de C<sub>B</sub>. Deste

ponto em diante, cada ação de controle tomada pelo controlador afastará cada vez mais o sistema de seu ponto de operação. Nota-se na figura 7 que as ações de controle só pararam de aumentar pelo fato de existir uma restrição na vazão de alimentação do reator em 200 h<sup>-1</sup>. Isto significa que o controlador instabiliza o sistema.

### **Atuação de Controladores Preditivos não Lineares**

Uma outra alternativa para o controle preditivo deste sistema seria a troca dos modelos lineares de acordo com a região de operação como é sugerido na literatura por Henson, M. A. ; “*Non Linear Model Predictive Control: Current Status and Future Directions*”; Computers and Chemical Engineering; v23; pp 187-202; 1998. Embora o controlador preditivo projete todas as ações para o horizonte de controle, apenas a primeira ação é efetivamente aplicada. No instante seguinte todas as ações são reprojeta-  
das, o que abre o precedente para a utilização de múltiplos modelos. Para tanto basta que o controlador verifique qual o modelo mais adequado a ser utilizado (ganho positivo ou negativo) e, com este, recalcule as ações de controle. Na forma como tal implementação foi feita, o modelo é obtido pela linearização do modelo não linear com os valores correntes das variáveis de entrada e saída, isto é, uma linearização dinâmica. A figura 8 mostra o resultado de uma simulação do reator de Van de Vusse utilizando o controlador linear com esta implementação.

Como é possível observar na figura 8, a utilização de modelos linearizados a cada instante de tempo torna o sistema oscilatório. Isto ocorre porque quando uma ação de controle é projetada apenas um modelo linear é considerado, seja ele de ganho positivo ou negativo. O resultado desta sistemática é a geração de ações de controle que

ficam levando o sistema permanentemente de um lado para o outro do ponto de inversão de ganho, sem que este possa ser estabilizado no seu valor de *setpoint*. Ao contrário do que ocorre com o sistema puramente linear, o sistema não chega a instabilizar e, se for observada a média dos valores atingidos pela variável controlada, pode-se dizer que  $C_B$  oscila em torno do *setpoint*. Provavelmente, na média o  $C_B$  produzido estaria em torno da especificação requerida, no entanto, oscilações não costumam ser aceitáveis em processos industriais, pois em casos específicos, isto pode representar uma perda na qualidade do produto, como em reatores de polimerização, ou mesmo um consumo energético desnecessário, como ocorre em colunas de destilação de alta pureza.

Outra alternativa de controladores não lineares sugerida na literatura é o controlador estendido, conforme T. Peterson, E. Hernandez, Y. Arkun, F. J. Schork; “*Nonlinear DMC Algorithm and its Application to a Semi-Batch Polymerization Reactor*” Chemical Engineering Science;1992; v.47, no 4; pp 737-753. Embora o controlador estendido melhore a predição, nos casos em que não se tem inversão de ganho este algoritmo também não é satisfatório, pois trabalha considerando a não linearidade como um mero distúrbio medido do sistema, mas o seu modelo de predição mantém um ganho com o mesmo sinal. A figura 9 mostra a simulação do reator de Van de Vusse com o controlador estendido atuando no processo. É possível observar que, similarmente ao controlador linear, o controlador estendido provoca a instabilidade quando o ganho do sistema muda de sinal e, como era de se esperar, leva o sistema muito mais rápido à saturação da variável manipulada, pois as ações de controle que levam à saturação são projetadas desde o início da

mudança de *setpoint*.

### **Algoritmo LLT - Invenção**

O modelo de Van de Vusse apresenta uma inversão no sinal do ganho e do zero do sistema o que o torna difícil de ser controlado por outros controladores. O algoritmo controlador LLT, dada a sua  
5 capacidade de, ao longo da trajetória, predizer a inversão de ganho, se mostrou bastante eficaz no controle do modelo de Van de Vusse e seus resultados podem ser vistos na figura 10.

A figura 10 mostra uma mudança de *Setpoint*, realizada no  
10 reator de Van de Vusse, levando a concentração de B de 0,9 M para 1,12 M. Como a máxima concentração que pode ser atingida no estacionário é 1,11 M observa-se que o sistema se mantém na máxima concentração possível, que equivale ao menor erro em relação ao *setpoint*. Se estes resultados forem comparados com os  
15 obtidos pelos outros controladores, observa-se que os anteriores não têm a capacidade de manter este sistema no *setpoint* requerido, de maneira estável.

Um segundo fator importante mostrado na figura 10 é o conjunto de ações de controle projetadas para este sistema. Observa-se que  
20 as ações de controle são realizadas de forma crescente e atenuada, o que minimiza o efeito da resposta inversa do sistema.

## REIVINDICAÇÕES

1. Método de controle de processos do tipo preditivo, multivariável, não linear, capaz de lidar com restrições operacionais, onde o processo inclui variáveis manipuladas e pelo menos uma variável controlada dependente das variáveis manipuladas, caracterizado por que compreende determinar o conjunto de ações de controle a ser aplicado de forma iterativa por sucessivas aproximações lineares de um modelo não linear, com diferenciação dos modelos ao longo da trajetória de predição, compreendendo as seguintes etapas:

1) Inicializar o processo iterativo determinando uma trajetória de predição inicial de referência pela aplicação dos valores das variáveis manipuladas lidas do processo;

2) Utilizar uma trajetória de predição, previamente estipulada para determinar modelos linearizados ao longo dessa trajetória, tomando-se os valores preditos das saídas, estados e entradas do processo de modo a utilizar a linearização ao longo da trajetória, conforme o bloco 29, agrupando os referidos modelos de acordo com a equação 22;

3) Utilizar o conjunto de modelos determinado no projeto das ações de controle pela minimização de uma função objetivo construída a partir do conjunto de modelos obtido, conforme o bloco 18;

4) Determinar a nova trajetória de predição pela aplicação das ações de controle projetadas a um modelo totalmente não linear diferente do obtido pela combinação dos modelos lineares, conforme o bloco 19;

5) Avaliar os critérios de parada do processo iterativo e reiniciá-lo, voltando à etapa 2, se nenhum dos seguintes critérios for satisfeito, conforme o bloco 30:

- a) O número máximo de iterações; ou
- b) O tempo máximo de cálculo; ou
- c) A variação das ações de controle projetadas entre duas iterações consecutivas menor que uma tolerância especificada.

5 2. Método de acordo com a reivindicação 1, caracterizado por que a inicialização compreende:

a) ler valores de MV, Delta MV, CV, Delta CV, Estados, Delta de Estados, Restrições, Targets, Setpoints, TolU, MaxIter, MaxTime, Ts, M e P;

10 b) ler a hora atual;

c) escalonar o sistema;

d) construir elementos da função objetivo que não dependem dos modelos;

15 e) estimar valores das variáveis do processo para o instante k+1 através do modelo não linear;

f) estimar a primeira trajetória de referência utilizando o valor das MVs estimadas para o instante k+1 utilizando o modelo não linear;

g) armazenar a trajetória;

h) se a trajetória viola as restrições, deformar as restrições;

20 i) se a trajetória não viola as restrições, fazer Badfit = 1 e lter = 0;

j) ler a hora atual a determinar  $t_0$  = tempo transcorrido.

3. Método de acordo com a reivindicação 2, caracterizado por que escalonar o sistema compreende multiplicar os valores das variáveis e dos parâmetros relacionados a elas por fatores que aperfeiçoam a consistência numérica do problema matemático a ser resolvido.

4. Método de acordo com a reivindicação 1, caracterizado por que o bloco 29 compreende:

a) examinar se o parâmetro "BadFit" é igual a zero e se não for,

retornar com as ações de controle para o processo, a trajetória predita e a estimativa dos estados;

b) ler a hora atual;

c) determinar as matrizes A, B, C e D de cada modelo linearizado sobre os diferentes pontos da trajetória, construir as matrizes Su, Sx e de restrições para serem usadas na função objetivo;

5. Método de acordo com a reivindicação 1, caracterizado por que a predição das saídas do modelo é calculada conforme a equação 22 representada da seguinte forma:

$$\begin{aligned}
 & \begin{bmatrix} y_0 \\ y_1 \\ y_2 \\ y_3 \\ y_4 \\ \dots \\ y_P \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} D_{-1} & 0 & 0 & 0 & \dots & \dots & 0 \\ C_0 B_{-1} & D_0 & 0 & 0 & \dots & \dots & 0 \\ C_1 A_0 B_{-1} & C_1 B_0 & D_1 & 0 & \dots & \dots & 0 \\ C_2 A_1 A_0 B_{-1} & C_2 A_1 B_0 & C_2 B_1 & D_2 & \dots & \dots & 0 \\ C_3 A_2 A_1 A_0 B_{-1} & C_3 A_2 A_1 B_0 & C_3 A_2 B_1 & C_3 B_2 & \dots & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ C_{P-1} \prod_{i=P-2}^0 A_i B_{-1} & C_{P-1} \prod_{i=P-2}^1 A_i B_0 & C_{P-1} \prod_{i=P-2}^2 A_i B_1 & C_{P-1} \prod_{i=P-2}^3 A_i B_2 & \dots & \dots & D_{P-1} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} u_0 - u_{-1}^B \\ u_1 - u_0^B \\ u_2 - u_1^B \\ u_3 - u_2^B \\ u_4 - u_3^B \\ \dots \\ u_P - u_{P-1}^B \end{bmatrix} \\
 & + \begin{bmatrix} C_{-1} \\ C_0 A_{-1} \\ C_1 A_0 A_{-1} \\ C_2 A_1 A_0 A_{-1} \\ C_3 A_2 A_1 A_0 A_{-1} \\ \dots \\ C_{P-1} A_{P-2} \dots A_{-1} \end{bmatrix} \cdot (X_0 - X_{-1}) + \begin{bmatrix} y_{-1}^B \\ y_0^B \\ y_1^B \\ y_2^B \\ y_3^B \\ \dots \\ y_{P-1}^B \end{bmatrix}
 \end{aligned}$$

6. Método de acordo com a reivindicação 1, caracterizado por que o bloco 30 compreende:

a) verificar se a diferença entre as ações de controle projetadas na iteração atual e na anterior são menores que a tolerância (ToU), e em caso afirmativo, tornar a variável "BadFit" igual a 1 para forçar o algoritmo a aplicar as ações de controle;

b) verificar se o número máximo de iterações foi atingido, e em caso afirmativo, buscar pela melhor ação de controle projetada entre todas iterações e tornar a variável “BadFit” igual a 1 para forçar o algoritmo a aplicar as ações de controle;

5 c) determinar o tempo total gasto pelo algoritmo somado ao tempo da iteração mais demorada;

d) verificar se o tempo estimado no item c) é maior que o tempo máximo permitido para o cálculo da ação de controle, e em caso afirmativo, buscar pela melhor ação de controle projetada entre todas iterações e tornar a variável “BadFit” igual a 1 para forçar o algoritmo a aplicar as ações de controle.

7. Método de acordo com a reivindicação 1, caracterizado por que utiliza um modelo não linear que pode ser uma rede neural, rede de modelos locais, modelos baseados em princípios fundamentais, ou qualquer outro tipo de modelo não linear para predição e atualização da trajetória.

8. Método de acordo com a reivindicação 1, caracterizado por que utiliza os critérios de parada a, b e c são utilizados de forma combinada.

20 9. Método de acordo com a reivindicação 1, caracterizado por que os critérios de parada a, b e c são utilizados de forma isolada.

10. Método de acordo com a reivindicação 1, caracterizado por que os critérios de parada a, b e c são utilizados de forma alternada.

11. Método de acordo com a reivindicação 1, caracterizado por que emprega linearizações de uma forma dinâmica, pelo que as matrizes A, B, C e D do modelo são obtidas pela linearização do modelo não linear em relação às entradas e aos estados, obtendo-se expressões analíticas destas matrizes em função das mesmas variáveis, e

recalculando as matrizes para cada ponto da trajetória predita com valores das variáveis do instante de tempo referido.

12. Método de acordo com a reivindicação 1, caracterizado por que a rotina de cálculo do algoritmo LLT parte de uma predição do modelo não linear utilizando o valor atual das variáveis manipuladas do sistema, resultando na primeira trajetória projetada para o sistema, a partir de cuja primeira trajetória de referência determina-se o primeiro conjunto do modelos linearizados ao longo da trajetória e fazendo uma minimização utilizando este conjunto de modelos, gerando um novo conjunto de ações de controle, que, aplicado ao modelo não linear, gera uma nova trajetória e um novo conjunto de modelos linearizados.

13. Método de acordo com a reivindicação 1, caracterizado por que o algoritmo LLT faz uso de múltiplos modelos para a minimização de forma que esta ocorra utilizando modelos lineares referentes aos pontos transientes pelos quais o sistema deve passar durante uma mudança de *setpoint*, de modo que o modelo linearizado no ponto de operação atual servirá somente para o cálculo da primeira ação de controle, as demais ações sendo baseadas cada uma em um modelo.

14. Método de acordo com a reivindicação 1, caracterizado por que no algoritmo LLT as variáveis desvio são dadas em relação a cada um dos pontos de linearização, de forma que os *bias* de cada ponto se diferenciam entre si.

15. Método de acordo com a reivindicação 1, caracterizado por que a implementação do algoritmo LLT envolve a utilização de variáveis desvio, pelo que é dispensada a conversão das matrizes do modelo para trabalharem com as variáveis em deltas, o que tomaria um tempo computacional maior para a montagem dessas matrizes.

**RESUMO**  
**MÉTODO PREDITIVO, MULTIVARIÁVEL NÃO LINEAR PARA O**  
**CONTROLE DE PROCESSOS**

É descrito um método de controle preditivo multivariável não  
5 linear, que determina o conjunto de ações de controle de forma  
iterativa por sucessivas aproximações lineares do modelo não linear,  
com diferenciação dos modelos ao longo da trajetória de predição. O  
método de controle iterativo descrito soluciona o problema de  
minimização de um modelo totalmente não linear pela resolução  
10 sucessiva de problema de programação quadrática.

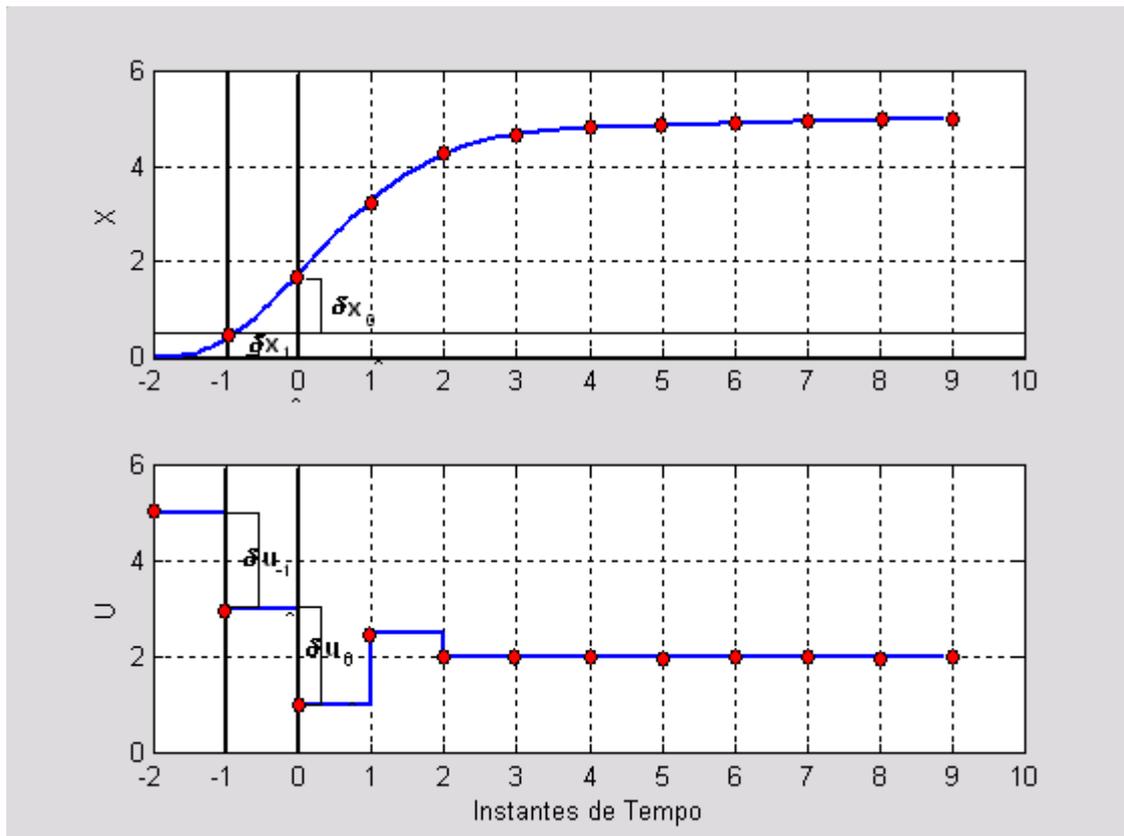


Figura 1

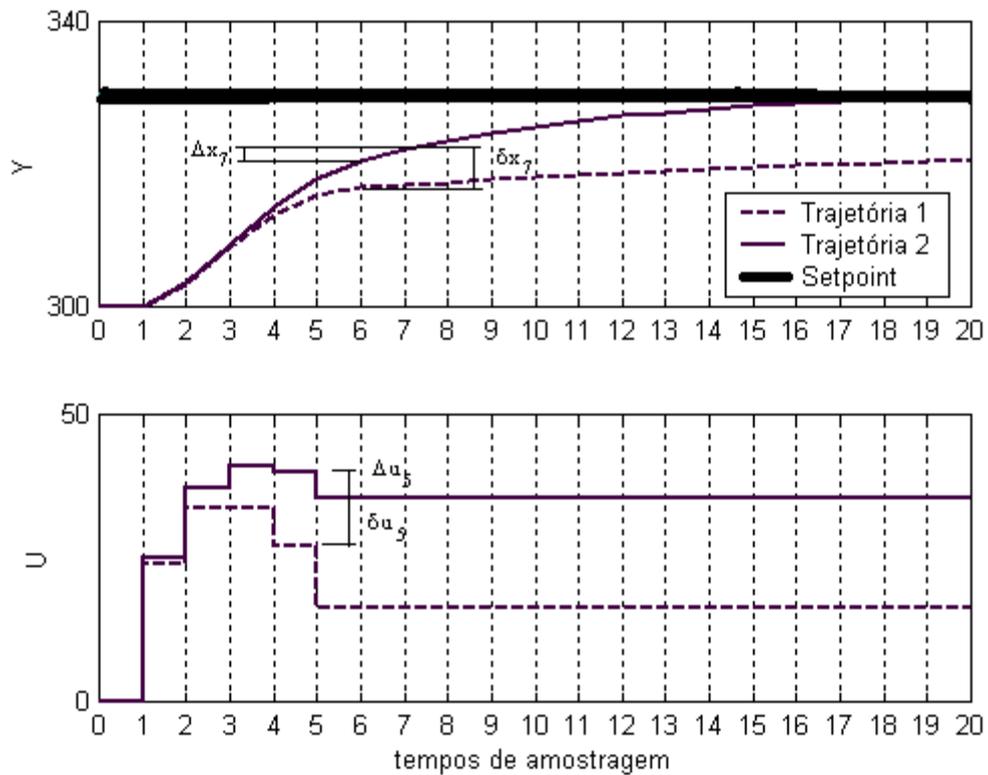


Figura 2

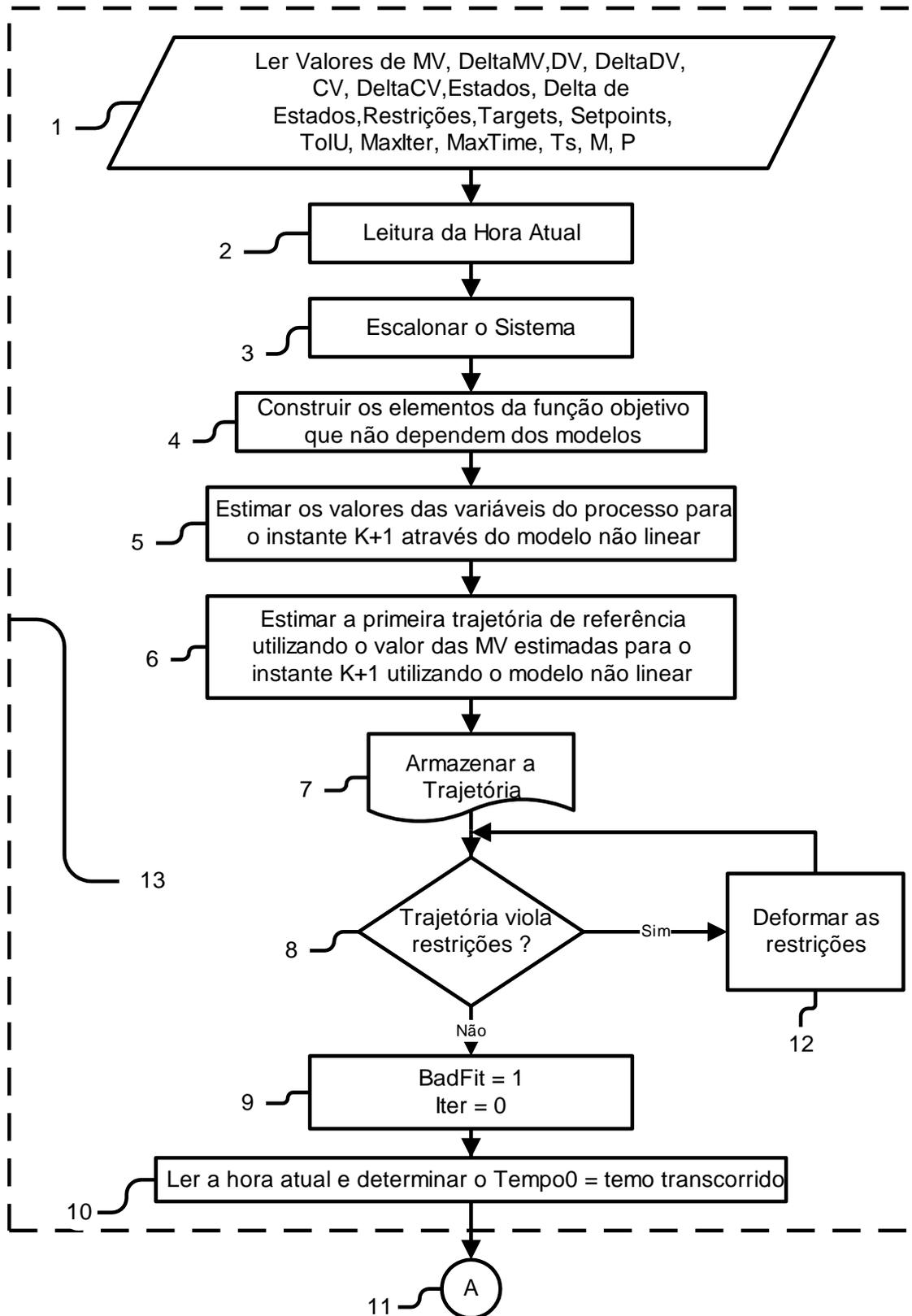


Figura 3

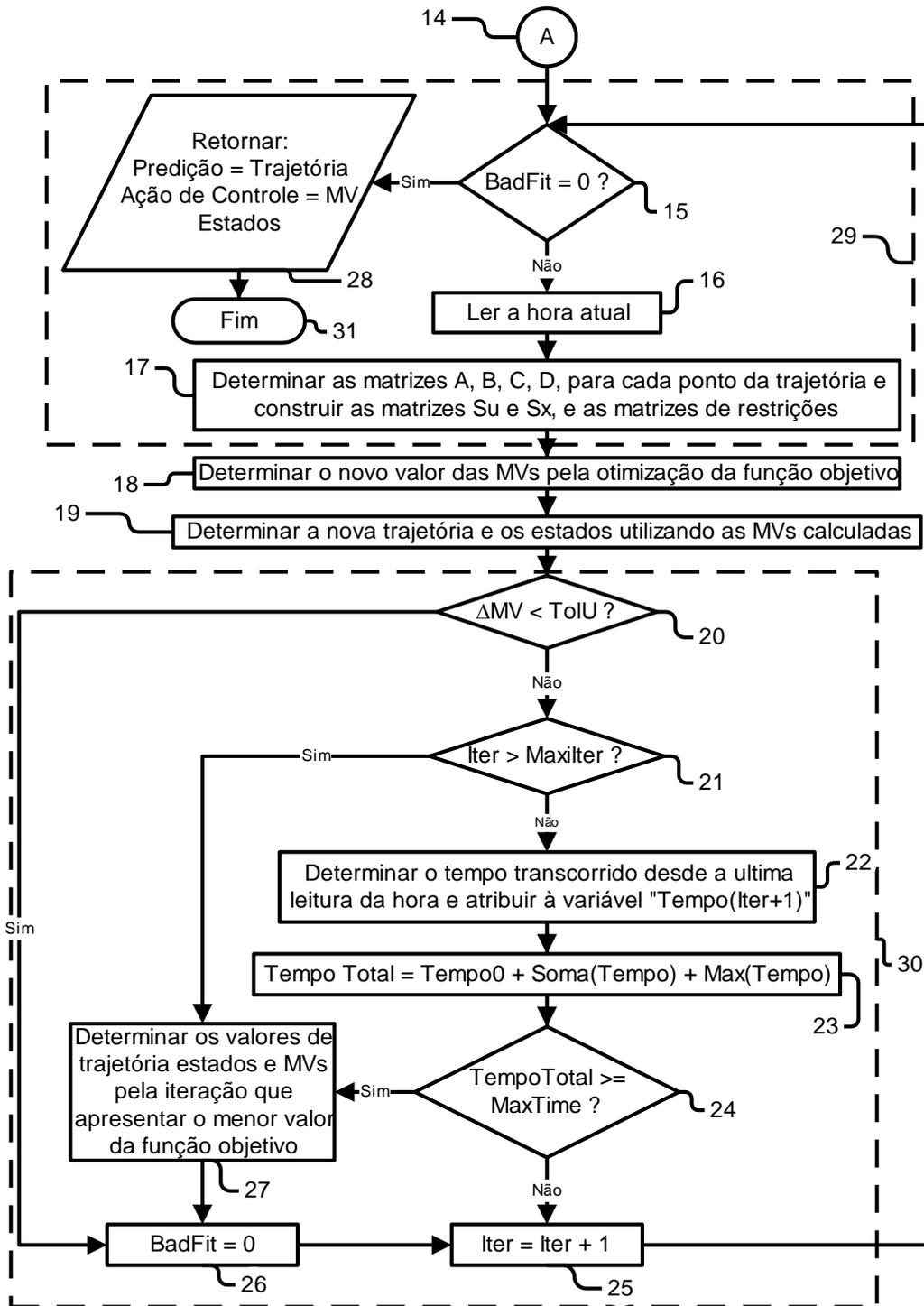
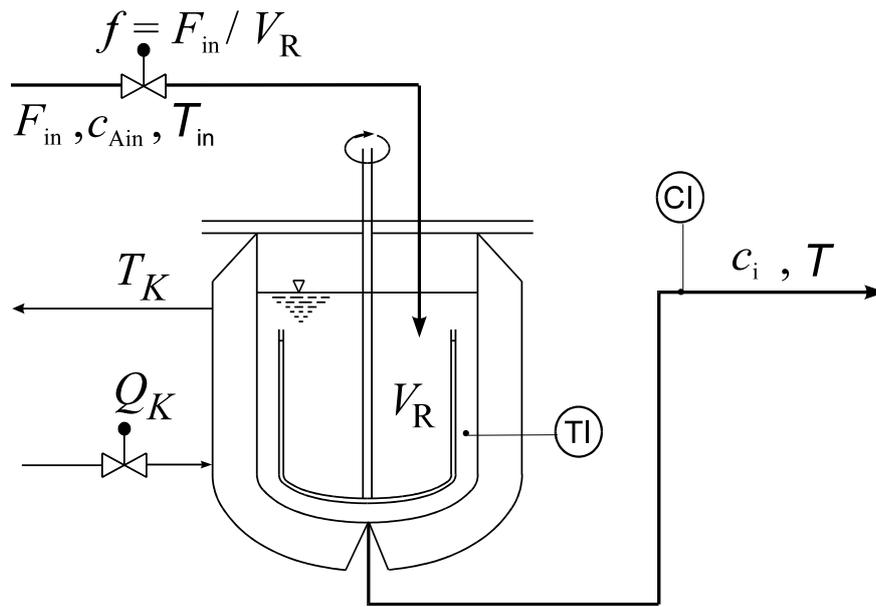
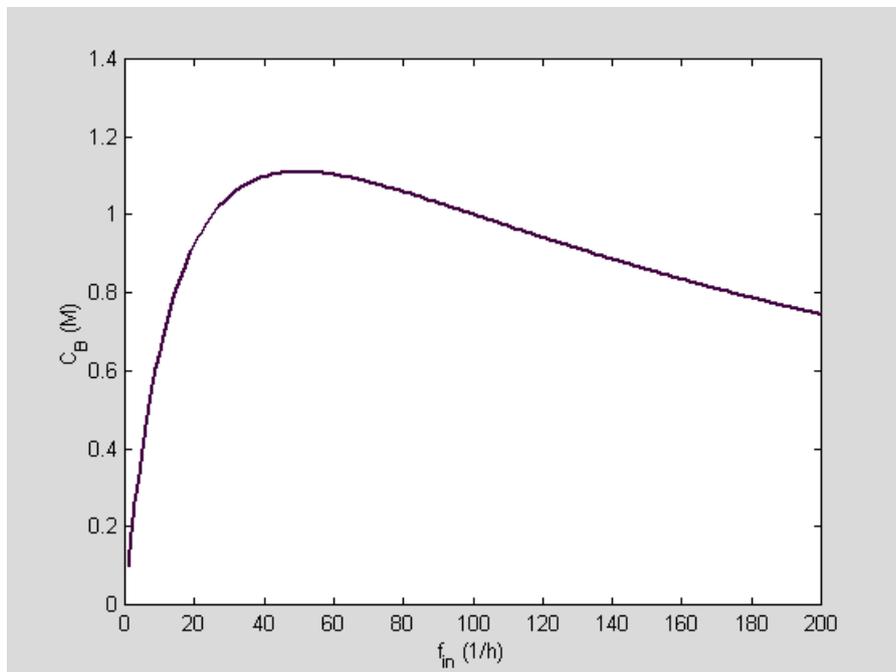


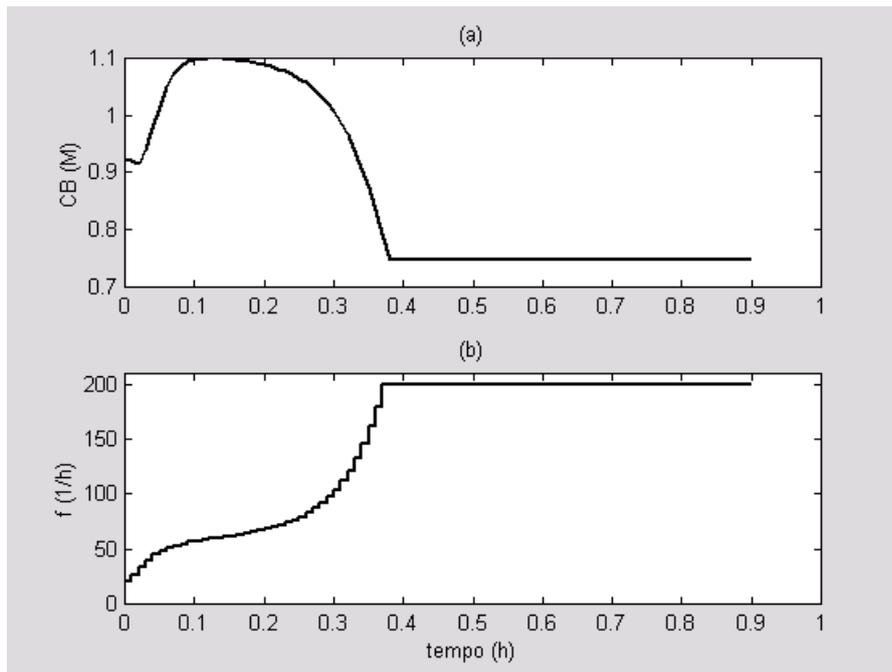
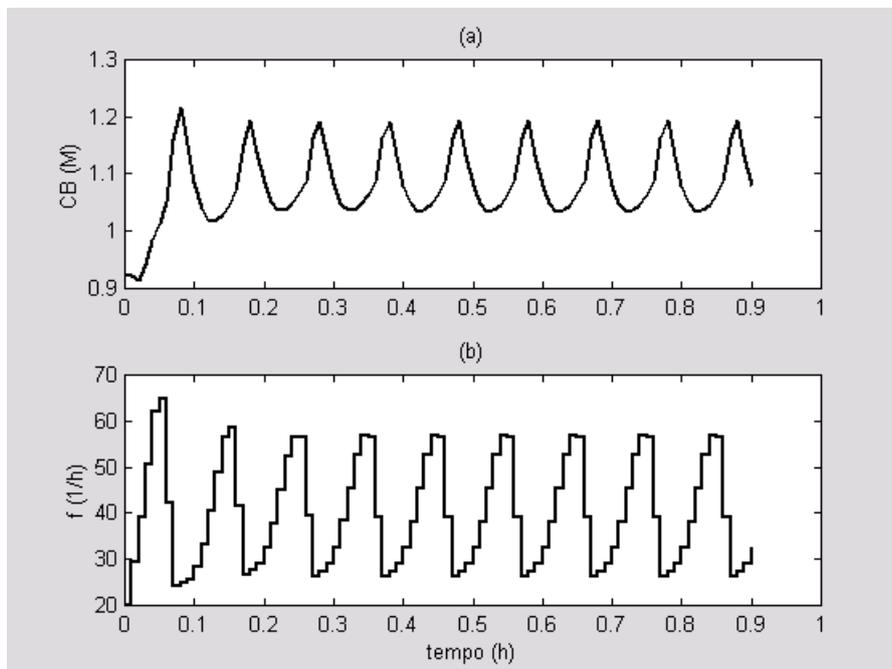
Figura 4

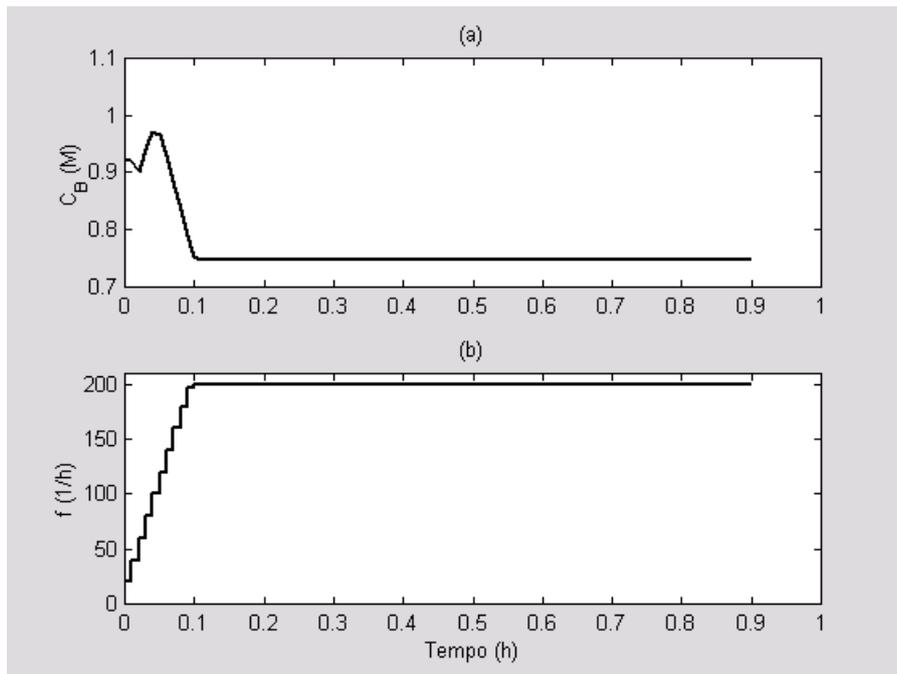
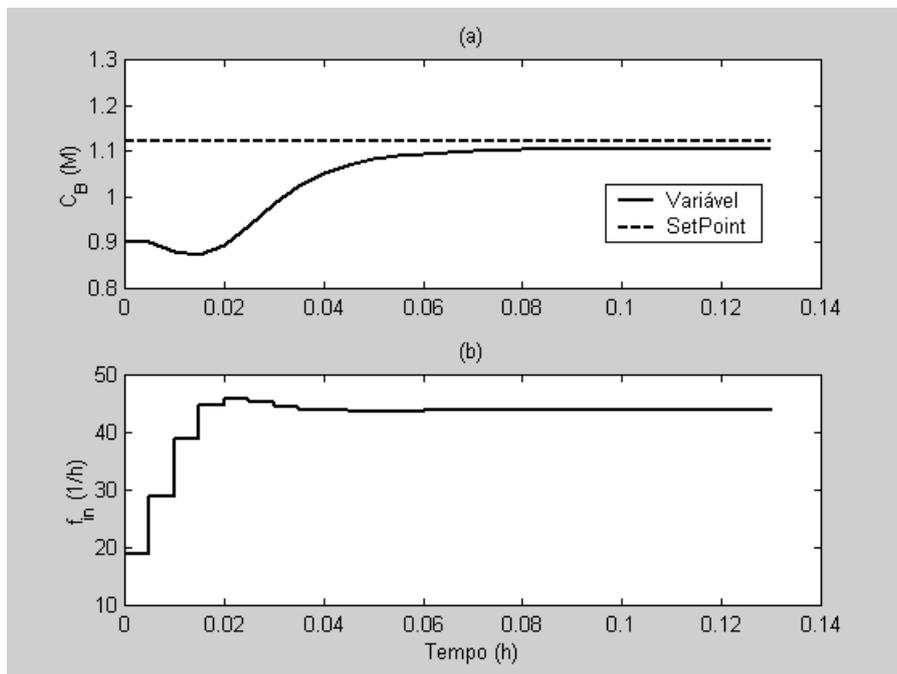


**Figura 5**



**Figura 6**

**Figura 7****Figura 8**

**Figura 9****Figura 10**