

5º CONGRESSO BRASILEIRO DE PESQUISA E DESENVOLVIMENTO EM PETRÓLEO E GÁS



TÍTULO DO TRABALHO:

Sistema de Múltiplos Agentes no controle de Processos de Refino

AUTORES:

Agustinho Plucenio

INSTITUIÇÃO:

Departamento de Automação e Sistemas – Universidade Federal de Santa Catarina

Este Trabalho foi preparado para apresentação no 5º Congresso Brasileiro de Pesquisa e Desenvolvimento em Petróleo e Gás- 5º PDPETRO, realizado pela Associação Brasileira de P&D em Petróleo e Gás-ABPG, no período de 15 a 22 de outubro de 2009, em Fortaleza-CE. Esse Trabalho foi selecionado pelo Comitê Científico do evento para apresentação, seguindo as informações contidas no documento submetido pelo(s) autor(es). O conteúdo do Trabalho, como apresentado, não foi revisado pela ABPG. Os organizadores não irão traduzir ou corrigir os textos recebidos. O material conforme, apresentado, não necessariamente reflete as opiniões da Associação Brasileira de P&D em Petróleo e Gás. O(s) autor(es) tem conhecimento e aprovação de que este Trabalho seja publicado nos Anais do 5ºPDPETRO.

Sistema de Múltiplos Agentes no controle de Processos de Refino

Abstract

Distributed computation of MPC algorithm is a promising technique towards the goal of total fieldbus control solution. This work intends to demonstrate that even constrained MPC control can be computed in a distributed way by solving a small Quadratic Programming problem with the order of the chosen control horizon.

Introdução

As tarefas de controle dos processos de uma refinaria são classificadas em uma forma piramidal onde na base tem-se o controle regulatório seguido pelo controle avançado, otimização em tempo real e planejamento. A técnica de controle avançado mais utilizada é o Controle Preditivo baseado em modelo (MPC). Esta técnica de controle permite a introdução de restrições sobre entradas e saídas de forma muito elegante além de possibilitar a colocação de ênfase em diferentes objetivos de controle. Estes algoritmos são executados de forma centralizada e, a cada período de tempo chamado de tempo de amostragem, enviam uma ação de controle, tipicamente na forma de referência para um controlador local. A indústria do refino está adotando fortemente soluções de controle baseadas na Tecnologia *Fieldbus* e com mais ênfase em *Foundation Fieldbus*. Esta tecnologia permite que o controle local seja executado através de estratégias de controle formada pela ligação de blocos funcionais instanciados nos próprios instrumentos do tipo *Foundation Fieldbus*. A interação com o controle avançado utiliza-se de comunicação Ethernet via cabo, fibra-ótica ou até mesmo wireless.

Apesar de todo o avanço tecnológico nesta área algumas características da solução poderiam ser melhoradas:

- A sintonia do controle avançado é demorada e por isso custosa,
- Toda vez que ocorre uma alteração no processo há necessidade de se rever todo o algoritmo de controle avançado.
- Existe sempre a preocupação de ruptura do link entre o controle avançado e o controle local.
- A capacidade computacional dos instrumentos *Foundation Fieldbus* é subutilizada.

Este trabalho discute a decomposição do problema de controle MPC em problemas menores que poderiam ser resolvidos por processadores de baixa capacidade. Uma possibilidade seria criar blocos funcionais *Foundation Fieldbus* para esta finalidade. A troca de informações entre estes blocos ou agentes poderia levar a obtenção da ação de controle avançado. Como o tempo de amostragem do problema de controle avançado é muito maior do que o macrociclo da rede *Foundation Fieldbus* é possível conceber um sistema iterativo de troca de informações entre os agentes que permita a obtenção da ação de controle em tempo real. Como possível vantagem em relação ao sistema centralizado poderia –se citar:

- Eliminação da necessidade de conexão entre a rede local de controle com um sistema de controle central. Tanto o controle avançado como o controle local funcionariam nos instrumentos de chão de fábrica.

- Em caso de alteração em algum processo o sistema de controle avançado seria mais facilmente atualizado através da instanciação de novos blocos funcionais nos instrumentos de campo.
- Técnicas de Inteligência Artificial poderiam ser agregadas aos blocos funcionais de forma a diminuir a dependência da sintonia em relação ao modelo do processo.

Este trabalho faz uma introdução a este tema apresentando os resultados da aplicação de agentes para a solução de um problema clássico de refino.

Metodologia

Os algoritmos de controle preditivo multivariável utilizados na indústria e em particular no refino consistem em geral na minimização de uma função objetivo. O algoritmo DMC, para citar um exemplo, minimiza a função objetivo descrita pela equação 01.

$$J = (\mathbf{W} - \tilde{\mathbf{Y}})^T \mathbf{R} (\mathbf{W} - \tilde{\mathbf{Y}}) + \Delta \mathbf{u}^T \mathbf{Q} \Delta \mathbf{u} \quad \text{Eq. 01}$$

Nesta equação

- $\mathbf{W}$ é o vetor com as referências das variáveis controladas
- $\tilde{\mathbf{Y}}$ é o vetor com a predição das variáveis controladas ao longo do horizonte de predição p
- $\Delta \mathbf{u}$ é o vetor com os incrementos das ações de controle ao longo do horizonte de controle m ,
- $\mathbf{R}$ é uma matriz diagonal cujos elementos são utilizados para ponderar o objetivo de seguimento de referência das diversas variáveis controladas.
- $\mathbf{Q}$ é uma matriz diagonal cujos elementos atuam no sentido de restringir ou atenuar as variações nos incrementos das ações de controle.

O vetor $\tilde{\mathbf{Y}}$ é representado como $\tilde{\mathbf{Y}} = \mathbf{F} + \mathbf{G} \Delta \mathbf{u}$. Para um sistema de N_e entradas e N_s saídas tem-se

$$\begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{Y}}_1 \\ \tilde{\mathbf{Y}}_2 \\ \vdots \\ \tilde{\mathbf{Y}}_{N_s} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{F}_1 \\ \mathbf{F}_2 \\ \vdots \\ \mathbf{F}_{N_s} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mathbf{G}_{11} & \mathbf{G}_{12} & \cdots & \mathbf{G}_{1N_e} \\ \mathbf{G}_{21} & \mathbf{G}_{22} & \cdots & \mathbf{G}_{2N_e} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ \mathbf{G}_{N_s 1} & \mathbf{G}_{N_s 2} & \cdots & \mathbf{G}_{N_s N_e} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta \mathbf{u}_1 \\ \Delta \mathbf{u}_2 \\ \vdots \\ \Delta \mathbf{u}_{N_e} \end{bmatrix} \quad \text{Eq. 02}$$

$\tilde{\mathbf{Y}}_j$ e $\mathbf{F}_j$ tem dimensão $p \times 1$, as submatrizes $\mathbf{G}_{ij}$ tem dimensão $p \times m$ e $\Delta \mathbf{u}_i$ tem dimensão $m \times 1$.

A substituição da equação 02 em 01 e seu desenvolvimento levam a formulação de um problema de

$$\min_{\Delta \mathbf{u}} J$$

s. a.

Programação Quadrática (PQ) :

$$J = \frac{1}{2} \Delta \mathbf{u}^T \Phi \Delta \mathbf{u} + \Theta^T \Delta \mathbf{u}$$

$$\mathbf{A} \Delta \mathbf{u} \leq \mathbf{B}$$

Eq. 03

Em Plucenio *et al* (2008) apresenta-se uma proposta para a utilização de agentes que resolvem o problema de PQ expresso pela equação 03 de forma distribuída para problemas sem restrição. Para tanto o problema é decomposto e no lugar de buscar-se $\frac{\partial J}{\partial \Delta \mathbf{u}} = \mathbf{0}$, busca-se

$$\left[\frac{\partial J}{\partial \Delta \mathbf{u}_1} \quad \frac{\partial J}{\partial \Delta \mathbf{u}_2} \quad \cdots \quad \frac{\partial J}{\partial \Delta \mathbf{u}_{N_i}} \right]^T = [0 \quad 0 \quad \cdots \quad 0]^T \quad \text{Eq. 04}$$

Para qualquer $g = 1 : N_i$ desenvolve-se a expressão para $\frac{\partial J}{\partial \Delta \mathbf{u}_g}$

$$\begin{aligned} \frac{\partial J}{\partial \Delta \mathbf{u}_g} &= \Phi_g \Delta \mathbf{u}_g + \Theta_g^T = \mathbf{0}, \\ \Phi_g &= \sum_{j=1}^{N_s} \mathbf{G}_{jg}^T \mathbf{R}_j \mathbf{G}_{jg} + \mathbf{Q}_g \\ \Theta_g^T &= \sum_{j=1}^{N_s} \mathbf{G}_{jg}^T \mathbf{R}_j \left(\sum_{i=1, i \neq g}^{N_i} \mathbf{G}_{ji} \Delta \mathbf{u}_i - (\mathbf{W}_j - \mathbf{F}_j) \right) \end{aligned} \quad \text{Eq. 05}$$

A fim de introduzir a restrição na formulação distribuída reescreve-se o problema de Programação Quadrática colocando-se as restrições dentro da função custo utilizando-se multiplicadores de Lagrange. Para restrições em $\Delta \mathbf{u}_i$ e $\mathbf{u}_i$ não há dificuldades pois a restrição é local. Para o caso de restrição em $\Delta \mathbf{u}_s$ a matriz $\mathbf{A}$ da equação 03 é a matriz identidade de dimensão $m \times m$ e o vetor $\mathbf{B}$ para o caso de limite superior seria escrito como $\mathbf{B} = \Delta u_s^{Max} \mathbf{1}$ onde o vetor $\mathbf{1}$ é um vetor de uns de dimensão $m \times 1$. Para este caso pode-se reescrever a função objetivo como

$$\min_{\Delta \mathbf{u}} L \quad \text{s. a.} \quad \text{Eq. 06}$$

$$L = \frac{1}{2} \Delta \mathbf{u}^T \Phi \Delta \mathbf{u} + \Theta^T \Delta \mathbf{u} + \Lambda_s^T (\mathbf{I} \Delta \mathbf{u}_s - \Delta u_s^{Max} \mathbf{1})$$

Para todos os agentes $g = 1 : N_i$ exceto $g = s$ calcula-se a ação de controle conforme a equação 07,

$$\Delta \mathbf{u}_g = -\Phi_g^{-1} \Theta_g^T \quad \text{Eq. 07}$$

Para o agente s

$$\begin{aligned} \frac{\partial L}{\partial \Delta \mathbf{u}_s} &= \Phi_s \Delta \mathbf{u}_s + \Theta_s^T + \Lambda_s = \mathbf{0} \\ \frac{\partial L}{\partial \Lambda_s} &= \mathbf{I} \Delta \mathbf{u}_s - \Delta u_s^{Max} \mathbf{1} = \mathbf{0} \end{aligned} \quad \text{Eq. 08}$$

A ação de controle para o agente s pode ser calculada de forma iterativa inicializando o vetor Λ_s de dimensão $m \times 1$ com zeros. Define-se o erro ao atendimento da restrição como

$$\Sigma = \mathbf{I}\Delta\mathbf{u}_s - \Delta\mathbf{u}_s^{Max} \mathbf{1}. \quad \text{Eq. 09}$$

O agente s irá calcular sua ação de controle como

$$\Delta\mathbf{u}_s = -\Phi_g^{-1}(\Theta_g^T + \Lambda_s) \quad \text{Eq. 10}$$

Além disso irá atualizar o valor do vetor Λ_s como

$$\begin{aligned} \Lambda_s^k &= \Lambda_s^{k-1} + k\Sigma^{k-1} \\ \Lambda_s^k &\geq \mathbf{0}, \end{aligned} \quad \text{Eq. 11}$$

onde k é um ganho.

O procedimento para a restrição em $\mathbf{u}_i$ é similar já que o vetor $\mathbf{u}_i$ é escrito como $\mathbf{u}_i = u_i^{k-1} \mathbf{1} + \mathbf{D}\Delta\mathbf{u}_i$,

onde $\mathbf{D}$ é uma matriz $m \times m$ triangular inferior de uns. Como exigir que $\mathbf{u}_i \leq u_i^{Max} \mathbf{1}$ é equivalente a exigir que $u_i^{k-1} \mathbf{1} + \mathbf{D}\Delta\mathbf{u}_i \leq u_i^{Max} \mathbf{1}$ então o problema é o mesmo com $\mathbf{A} = \mathbf{D}$ e $\mathbf{B} = u_i^{Max} \mathbf{1} - u_i^{k-1} \mathbf{1}$. Obviamente as restrições também podem ser sobre os limites inferiores de $\Delta\mathbf{u}_i$ e $\mathbf{u}_i$. Nestes casos há de se considerar que $\mathbf{A}\Delta\mathbf{u} > \mathbf{B}$ equivale a $-\mathbf{A}\Delta\mathbf{u} \leq \mathbf{B}$.

A dificuldade maior encontra-se na restrição sobre as saídas do tipo $\tilde{\mathbf{Y}}_j \leq y_{Max}^j \mathbf{1}_{p \times 1}$ já que neste caso o atendimento à restrição não depende de uma única ação local como nas restrições sobre $\Delta\mathbf{u}_i$ e $\mathbf{u}_i$.

Como visto na equação 02 a expressão para $\tilde{\mathbf{Y}}_j$ é

$$\tilde{\mathbf{Y}}_j = \mathbf{G}_{j1}\Delta\mathbf{u}_1 + \mathbf{G}_{j2}\Delta\mathbf{u}_2 + \dots + \mathbf{G}_{jN_i}\Delta\mathbf{u}_{N_i} + \mathbf{F}_j \quad \text{Eq. 12}$$

Para que se possa aplicar o procedimento proposto vamos supor que o vetor $p \times 1$ com as saídas $\tilde{\mathbf{Y}}_j$ possa ser escrito como uma combinação de N_i vetores $\tilde{\mathbf{Y}}_{ji}$.

$$\tilde{\mathbf{Y}}_{ji} = \mathbf{G}_{ji}\Delta\mathbf{u}_i + \mathbf{F}_{ji}, \quad \text{Eq. 13}$$

de tal forma que

$$\mathbf{F}_j = \sum_{i=1}^{N_i} \mathbf{F}_{ji} \quad \text{Eq. 14}$$

Além disso vamos supor que se possa fazer o mesmo para o vetor $p \times 1$ com as restrições $y_{max} \mathbf{1}_{p \times 1}$.

Ou seja, vamos supor que a restrição sobre $\tilde{\mathbf{Y}}_j$ seja equivalente a restringir cada $\tilde{\mathbf{Y}}_{ji}$, $\mathbf{G}_{ji}\Delta\mathbf{u}_i + \mathbf{F}_{ji} \leq y_{Max}^{ij} \mathbf{1}_{p \times 1}$, onde

$$y_{Max}^j \mathbf{1}_{p \times 1} = \sum_{i=1}^{N_i} y_{Max}^{ij} \mathbf{1}_{p \times 1} \quad \text{Eq. 15}$$

Neste caso pode-se escrever a função custo com multiplicadores de Lagrange na forma,

$$\min_{\Delta \mathbf{u}} L$$

s. a.

$$L = \frac{1}{2} \Delta \mathbf{u}^T \Phi \Delta \mathbf{u} + \Theta^T \Delta \mathbf{u} + \Lambda_1^T (\mathbf{G}_{j1} \Delta \mathbf{u}_1 + \mathbf{F}_{j1} - y_{Max}^{j1} \mathbf{1}) + \Lambda_2^T (\mathbf{G}_{j2} \Delta \mathbf{u}_2 + \mathbf{F}_{j2} - y_{Max}^{j2} \mathbf{1}) + \dots + \Lambda_{N_i}^T (\mathbf{G}_{jN_i} \Delta \mathbf{u}_{N_i} + \mathbf{F}_{jN_i} - y_{Max}^{jN_i} \mathbf{1}) \quad \text{Eq. 16}$$

Observe-se que ao buscar a condição de gradiente nulo em relação as variáveis de L obtém-se

$$\begin{aligned} \frac{\partial L}{\partial \Delta \mathbf{u}_1} &= \mathbf{0} = \Phi_1 \Delta \mathbf{u}_1 + \Theta_1^T + \mathbf{G}_{j1}^T \Lambda_1 \\ \frac{\partial L}{\partial \Delta \mathbf{u}_2} &= \mathbf{0} = \Phi_2 \Delta \mathbf{u}_2 + \Theta_2^T + \mathbf{G}_{j2}^T \Lambda_2 \\ &\vdots \\ \frac{\partial L}{\partial \Delta \mathbf{u}_{N_i}} &= \mathbf{0} = \Phi_{N_i} \Delta \mathbf{u}_{N_i} + \Theta_{N_i}^T + \mathbf{G}_{jN_i}^T \Lambda_{N_i} \end{aligned} \quad \text{Eq. 17}$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial L}{\partial \Lambda} &= \mathbf{0} = (\mathbf{G}_{j1} \Delta \mathbf{u}_1 + \mathbf{F}_{j1} - y_{Max}^{j1} \mathbf{1}) + (\mathbf{G}_{j2} \Delta \mathbf{u}_2 + \mathbf{F}_{j2} - y_{Max}^{j2} \mathbf{1}) + \dots \\ &\quad + (\mathbf{G}_{jN_i} \Delta \mathbf{u}_{N_i} + \mathbf{F}_{jN_i} - y_{Max}^{jN_i} \mathbf{1}) \end{aligned} \quad \text{Eq. 18}$$

A equação 18 recupera a restrição na sua forma original, aplicando-se as equações 14 e 15.

$$\frac{\partial L}{\partial \Lambda} = \mathbf{0} = \mathbf{G}_{j1} \Delta \mathbf{u}_1 + \mathbf{G}_{j2} \Delta \mathbf{u}_2 + \dots + \mathbf{G}_{jN_i} \Delta \mathbf{u}_{N_i} + \mathbf{F}_j - y_{Max}^j \mathbf{1} \quad \text{Eq. 19}$$

Existe entretanto um problema de dimensão das matrizes. As restrições sobre as p predições de $\tilde{\mathbf{Y}}_j$ devem ser reduzidas para m restrições para que a técnica funcione sem problemas já que esta é a dimensão esperada nas equações 17. Entretanto isto não deve ser um grande problema já que existe um excesso de redundância nas p restrições. A idéia é aplicar as restrições em m pontos do horizonte de predição. Para isso há a necessidade de se editar as submatrizes $\mathbf{G}_{ji}$ e o vetor $\mathbf{F}_j$ para representar as predições nos m pontos desejados. Define-se $\underline{\mathbf{G}}_{ji}$ e $\underline{\mathbf{F}}_j$ como a matriz e o vetor editados, respectivamente com dimensões $m \times m$ e $m \times 1$.

O grande desafio aqui é determinar os valores dos vetores operadores de Lagrange. A forma encontrada é descrita a seguir:

Cada agente calcula o erro no atendimento à restrição utilizando a equação 19 e os valores dos vetores incrementos de ação de controle de todos os agentes na iteração anterior (Entenda-se iteração como o processo de troca de informação dos agentes dentro de um mesmo período de amostragem).

$$\Sigma^k = \underline{\mathbf{G}}_{j1} \Delta \mathbf{u}_1^{k-1} + \underline{\mathbf{G}}_{j2} \Delta \mathbf{u}_2^{k-1} + \dots + \underline{\mathbf{G}}_{jN_i} \Delta \mathbf{u}_{N_i}^{k-1} + \underline{\mathbf{F}}_j - y_{Max}^j \mathbf{1} \quad \text{Eq. 20}$$

A idéia é utilizar a informação do erro Σ para atualizar o vetor Λ_g que é inicializado com valores nulos. Recorrendo a equação 17 e 20 pode-se escrever

$$\frac{\partial \Sigma}{\partial \Lambda_g} = \frac{\partial \Sigma}{\partial \Delta \mathbf{u}_g} \frac{\partial \Delta \mathbf{u}_g}{\partial \Lambda_g} \quad \text{Eq. 23}$$

Aplicando-se $\frac{\partial \Sigma}{\partial \Delta \mathbf{u}_g}$ na equação 20 e $\frac{\partial \Delta \mathbf{u}_g}{\partial \Lambda_g}$ na equação 17 obtém-se:

$$\frac{\partial \Sigma}{\partial \Lambda_g} = -\mathbf{G}_{jg} \Phi_g^{-1} \mathbf{G}_{jg}^T. \quad \text{Eq. 24}$$

Cada agente g recalcula o vetor Λ_g^k de forma a zerar ou minimizar o erro Σ projetado no vetor normalizado $\mathbf{V}_g = \mathbf{G}_{jg} \Phi_g^{-1} \mathbf{G}_{jg}^T [1 \ 1 \ \dots \ 1]^T / \|\mathbf{G}_{jg} \Phi_g^{-1} \mathbf{G}_{jg}^T [1 \ 1 \ \dots \ 1]^T\|$. O vetor $\mathbf{V}_g$ representa a taxa com que os componentes do vetor erro Σ variam em relação a Λ_g . O vetor Σ projetado é denominado Σ_g . O vetor Σ_g é decomposto ainda em Σ_g^+ e Σ_g^- , onde o primeiro recebe os valores positivos de Σ_g e o segundo os valores negativos. Cada agente calcula sua ação de controle utilizando informações obtidas via rede das ações de controle previamente calculadas pelos demais agentes e das referências e restrições iniciando com um valor inicial nulo para o vetor Λ_g de dimensão $m \times 1$.

Em um determinado instante de amostragem, o Agente 1 calcula

- o erro no atendimento à restrição, Σ^k utilizando a equação 20,
 - o vetor erro projetado Σ_1^k ,
 - o vetor $\Sigma_1^{k,+}$ e $\Sigma_1^{k,-}$.
 - Se $\Sigma_1^{k,+}$ tem componente maior que zero recalcula Λ_1^k
- $$\Lambda_1^k = \Lambda_1^{k-1} + (1 - f_\lambda) [\mathbf{K}_{pi}^1 \Sigma_1^{k,+} - \mathbf{K}_p^1 \Sigma_1^{k-1,+}].$$
- Se Λ_1^{k-1} tem componente positiva e Σ_1^+ não tem componente maior que zero, então o vetor Λ_1^k é recalculado como
 - $\Lambda_1^k = \Lambda_1^{k-1} + (1 - f_\lambda) [\mathbf{K}_{pi}^1 \Sigma_1^{k,-} - \mathbf{K}_p^1 \Sigma_1^{k-1,-}]$

Finalmente o valor de $\Delta \mathbf{u}_1^k$ é calculado como:

- $\Delta \mathbf{u}_1^k = \Phi_1^{-1} \left(-(\Theta_1^{k-1})^T - \mathbf{G}_{j1}^T \Lambda_1^k \right)$, onde
- $(\Theta_1^{k-1})^T = \sum_{j=1}^{N_s} \mathbf{G}_{jg}^T \mathbf{R}_j \left(\sum_{i=1, i \neq g}^{N_i} \mathbf{G}_{ji} \Delta \mathbf{u}_i^{k-1} - (\mathbf{W}_j - \mathbf{F}_j) \right),$

Os demais agentes procedem da mesma forma calculando sua ação de controle e atualizando seu vetor operador de Lagrange. O processo é iterativo e aquelas ações de controle que não afetam a restrição acabam tendo um operador de Lagrange nulo devido a restrição $\Lambda_i^k \geq \mathbf{0}_{m \times 1}$. As matrizes $\mathbf{K}_{pi}^g$ e $\mathbf{K}_p^g$

são matrizes diagonais cujos elementos representam respectivamente o ganho proporcional-integral e proporcional aplicado no algoritmo que elimina o erro Σ .

Resultados e Discussão

Apresenta-se nesta seção a aplicação da técnica de controle MPC distribuído ao problema Shell Heavy Oil Fractionator descrito em Camacho e Bordons (2004). O modelo dinâmico do processo é descrito por um modelo baseado em função de transferência discreta utilizando o tempo de amostragem de 4 minutos. As variáveis controladas são a composição de topo (y_1), a composição da saída lateral (y_2) e a temperatura de refluxo de fundo (y_3). As variáveis manipuladas são a vazão de saída de topo (u_1), a vazão de saída lateral (u_2) e a vazão de recirculação de fundo (u_3).

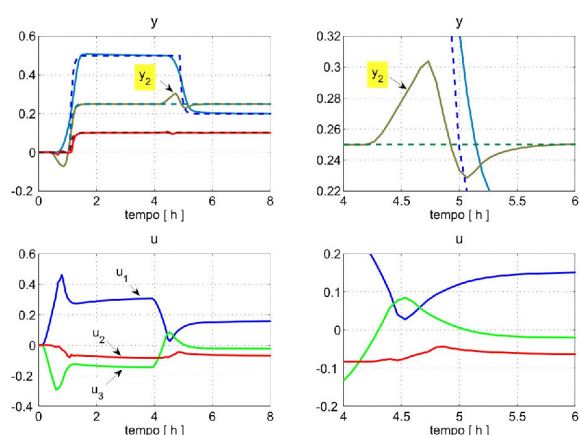


Fig. 01a – Resposta sem restrição com DMC centralizado

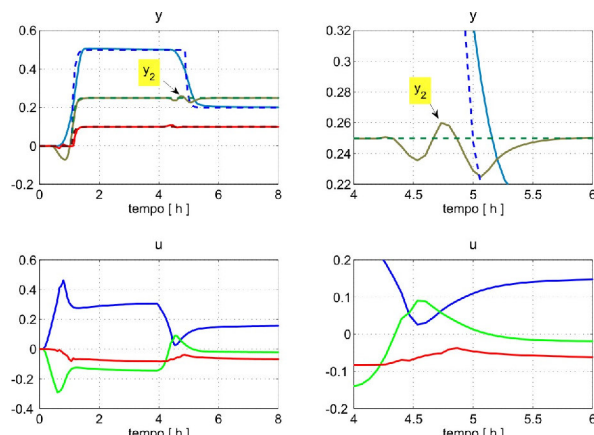


Fig. 01b – Resposta com restrição com DMC centralizado

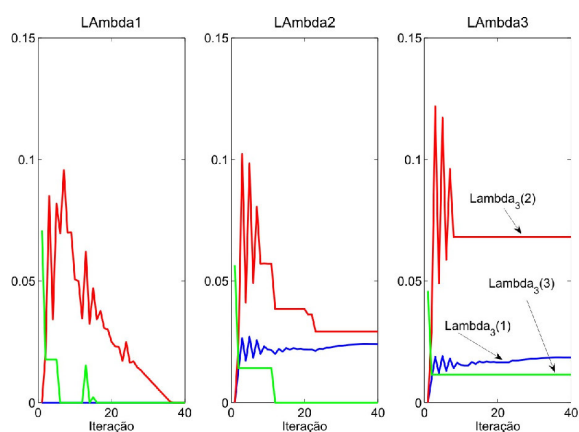


Fig. 02a – Evolução dos Multiplicadores de Lagrange Λ no instante $t=268$ min.

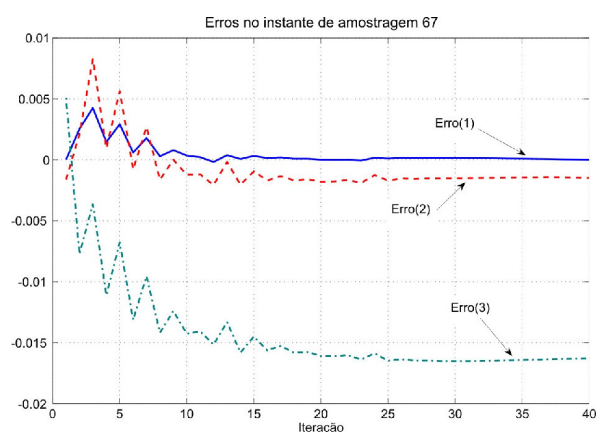


Fig. 02b – Evolução do Erro Σ no No instante $t=268$ min.

Para mostrar a aplicação do controle distribuído com restrição escolheu-se deliberadamente uma sintonia do algoritmo que resulta em uma perturbação exagerada na saída (y_2) quando se muda a referência da saída (y_1). Colocou-se a restrição ($y_2 \leq 0.26$). O problema de controle é resolvido com o algoritmo DMC centralizado e com a simulação de 3 agentes onde cada agente calcula sua ação de controle de forma iterativa trocando informações com os resultados dos demais agentes. A figura 01-a mostra a solução sem restrição. A fig. 01-b aplica a restrição com o controle DMC centralizado. A figura 02-a mostra a evolução dos multiplicadores de Lagrange no instante $t = 268$ min. A figura 02-b mostra a evolução dos elementos do vetor Erro (Σ) no instante $t = 268$ min. Finalmente a fig. 03 mostra o resultado obtido com a aplicação da técnica de controle distribuída proposta.

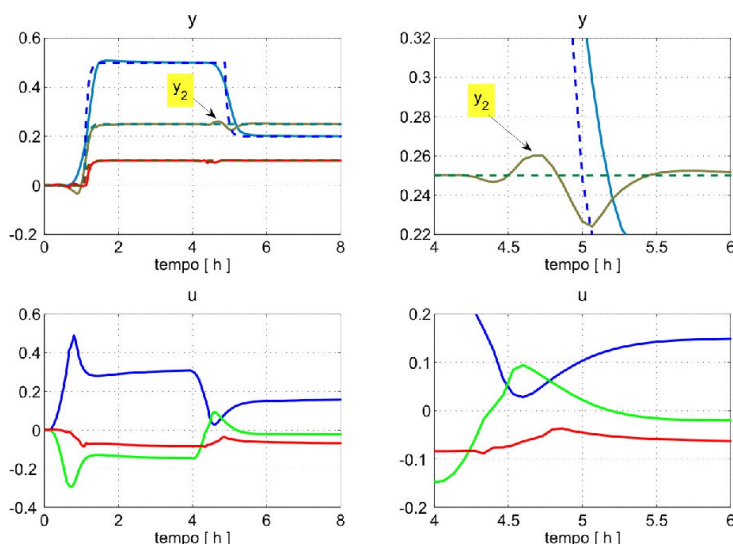


Fig. 03 – Resposta com restrição em y_2 com DMC distribuído

Conclusões

Por falta de espaço não se mostrou todo o procedimento de implementação. A possibilidade de se aplicar restrições com o algoritmo distribuído torna a técnica passível de substituir aplicações MPC centralizadas. Futuros trabalhos serão realizados com o intuito de assegurar a estabilidade do algoritmo para diferentes cenários.

Agradecimentos

O autor agradece a Agência Nacional do Petróleo, Gás Natural e Biocombustíveis (ANP) pelo apoio fornecido na forma do Programa de Recursos Humanos PRH 34 ANP/MCT.

Referências Bibliográficas

A. Plucenio, A., D. J. Pagano, D. J., E. Camponogara, E., Scherer, H. F. , XVII Congresso Brasileiro de Automática - Juiz de Fora - MG, Setembro de 2008.

Camacho, E. F. e Bordons, C. (2004). Model Predictive Control, Springer-Verlag, London.