



IX Oktoberfórum – PPGEQ

19, 20 e 21 de outubro de 2010

AUDITORIA DE CONTROLADORES PREDITIVOS MULTIVARIÁVEIS BASEADOS EM MODELO

Rafael Cardoso Dias Costa, Jorge Otávio Trierweiler, Marcelo Farenzena

Grupo de Intensificação, Modelagem, Simulação, Controle e Otimização de Processos (GIMSCOP)
Departamento de Engenharia Química, Universidade Federal do Rio Grande do Sul (UFRGS)
R. Eng. Luis Englert, s/n. Campus Central. CEP: 90040-040 - Porto Alegre - RS - BRASIL,
E-MAIL: {rfcard, jorge, farenz}@enq.ufrgs.br

Resumo: A auditoria de controladores preditivos multivariáveis baseados em modelos lineares, ou simplesmente MPC, é uma importante tarefa para a manutenção da operação do processo num ponto economicamente vantajoso. Com este objetivo, neste artigo são discutidos os conceitos de um MPC, como atualmente sua auditoria tem sido feita, é proposta uma nova técnica para auditá-los baseada na similaridade de sinais do horizonte de controle e de predição e é estudada uma planta laboratorial que será utilizada para testar a técnica.

Palavras-chave: avaliação de desempenho de MPC, diagnóstico do baixo desempenho de MPC, auditoria de MPC

1. Introdução

Este artigo considera a auditoria de controladores preditivos lineares, conhecidos também como MPCs. O MPC se tornou popular por ser direta a implementação de controle multivariável, por trabalhar com restrições nos atuadores e nas variáveis de saída do processo, por aceitar processos retangulares (número de entradas diferente do número de saídas), por considerar distúrbios medidos, por associar objetivos econômicos ao problema de controle, por trabalhar com targets e controle por faixa (JULIEN et al., 2004). E é justamente pela versatilidade deste controlador que a auditoria de MPCs se tornou mais complexa que dos demais controladores.

No entanto, mesmo que muitos controladores trabalhem bem num período inicial, uma alta porcentagem deles encontra-se com vários tipos de deterioração de desempenho, que pode ser resultado de falhas em sensores ou atuadores, envelhecimento do equipamento, variabilidade da matéria-prima, mudanças no produto, influência de sazonalidades, etc (YU, 2008). Portanto, é necessário e desejável desenvolver técnicas automáticas, efetivas e confiáveis que permitam auditar e monitorar o desempenho de controladores MPC.

Neste artigo são introduzidos os conceitos básicos de um MPC; são explicadas as razões para se auditar MPCs, como é avaliado seu desempenho, quais são os principais “benchmarks” para comparação e o aspecto econômico do MPC; é proposta uma nova técnica de auditoria baseada na similaridade das series de dados dos horizontes de controle e predição; é estudada a planta laboratorial de seis tanques e como ela pode ser utilizada para estudar a auditoria de MPCs; e são feitas as conclusões finais.

2. Controlador Preditivo Multivariável Baseado em Modelo

Os controladores preditivos baseados em modelo (MPC) constituem uma classe de controladores que utilizam o modelo do processo para prever as trajetórias de variáveis de interesse e calcular as manipulações necessárias para minimizar uma função custo.

Dois importantes conceitos do MPC são o horizonte de predição e o horizonte de controle. Como se pode observar na Figura 1, num horizonte de predição de tamanho P são estimados valores futuros das variáveis de saída do processo baseados em variações das manipuladas em um horizonte de controle de tamanho M , onde $M \leq P$.

Como foi citado na introdução, o MPC permite trabalhar com targets e controle por faixa. Target é um valor que uma variável manipulada deve seguir, no entanto, isto só é possível se há graus de liberdade (variáveis manipuladas) em excesso para controlar as saídas do processo. Esta função do controlador normalmente tem uma finalidade econômica, por exemplo, reduzir o uso de um insumo ou energia em relação a outro mais caro. Já o controle por faixas é utilizado quando não há graus de liberdade suficientes para controlar todas as saídas do sistema. Neste caso, é configurada uma faixa (limite inferior e superior) na qual a variável poderá excursionar livremente. Caso a variável viole um limite, o controlador requererá mais uma manipulada para tentar trazê-la para a faixa novamente.

Um esquema básico do funcionamento do MPC é representado na Figura 2. Dadas as referências, valores das variáveis de saída do processo, targets para um conjunto de manipuladas, restrições das variáveis de

entrada e de saída, faixas ou limites das variáveis monitoradas e os distúrbios medidos; o MPC resolve um problema de otimização cujos custo e função objetivo são dados pelas equações (1) e (2), respectivamente.

$$J = \left\| \Gamma_{[k+1]} \cdot (Y_{[k+P]} - R_{[k+P]}) \right\|_2^2 + \left\| \Lambda_{[k+1]} \cdot \Delta U_{[k+M]} \right\|_2^2 + \left\| \Psi_{[k+1]} \cdot (U_{[k+M]} - Z_{[k+1]}) \right\|_2^2 + \|\Phi \cdot s\|_2^2 \quad (1)$$

$$F.O. = \min_{\Delta U_{[k+M]}, s} (J) \quad (2)$$

Na equação (1) Γ , Λ , Ψ e Φ são os pesos dos termos. Estes pesos servem para o MPC como parâmetros de sintonia além do tamanho dos horizontes de previsão e controle. O primeiro termo é o erro entre a referência R e saída predita Y , o segundo é o custo das variações das manipuladas ΔU , o terceiro se refere aos targets (U representa as variável manipuladas e Z os targets) e o ultimo corresponde às restrições suaves ou folgas s que habilitam variáveis monitoradas ou controle de variáveis por faixa.

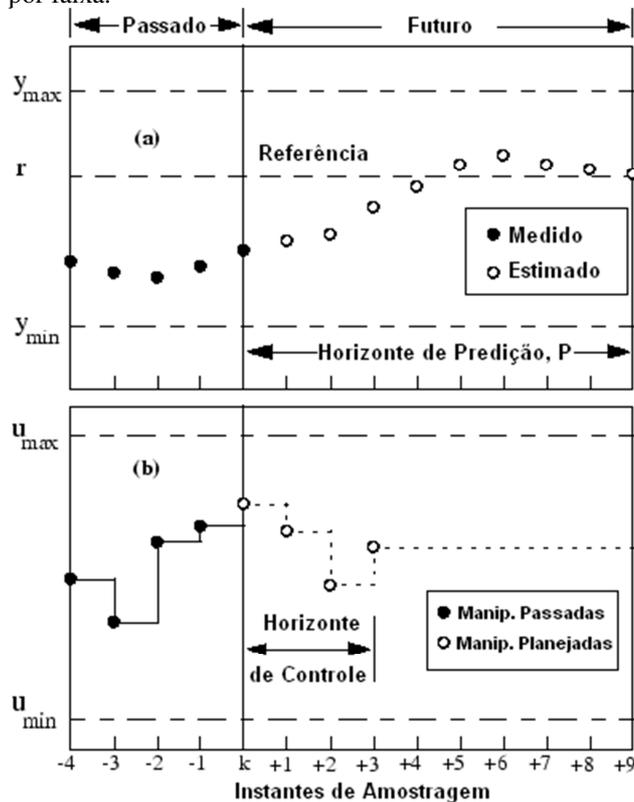


Figura 1. Ilustração do horizonte de previsão e do horizonte de controle. (Figura adaptada de Matlab® Model Predictive Control Toolbox)

A representação das operações internas de um MPC é exibida na FIGURA 3. Pode se observar que o centro das operações é o modelo do processo que é utilizado para se estimar valores base para as demais operações. Outro importante ponto é o cálculo dos distúrbios não-medidos, que na implementação mostrada nesta figura é o elemento de realimentação. Seguindo o fluxo de informações, observa-se o cálculo do gradiente, que é realizado a cada instante, e a hessiana, que é calculada somente uma vez, pois seus termos são constantes. Também se observa como

as restrições são organizadas. O gradiente, a hessiana e as restrições alimentam o processamento realizado pelo otimizador QP (problema de otimização quadrática) que retorna as variações ótimas no horizonte de controle e as folgas. Por fim, o primeiro valor das manipuladas calculadas é selecionado para ser atuado na planta. Detalhes podem ser vistos em MACEIJOWSKI (2002).

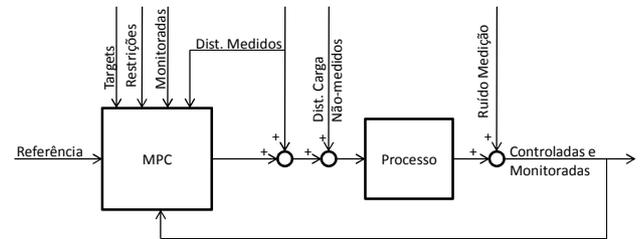


Figura 2. Malha de controle MPC. São ilustradas as entradas targets, restrições, limites das variáveis monitoradas e distúrbios medidos.

3. Auditoria de MPCs

O desempenho de controladores influencia diretamente a eficiência, a qualidade, a segurança e a utilização dos ativos de plantas industriais (YUAN *et al.*, 2009). Tudo isto, direta ou indiretamente, tem um impacto econômico no processo produtivo. Por estes fatores, monitorar o desempenho dos controladores é uma tarefa de fundamental importância para a sustentabilidade da indústria como empresa ou processo produtivo.

A monitoração do desempenho do controlador se refere à avaliação do desempenho através de um algoritmo que deve ser capaz de detectar qualquer mudança do desempenho do controlador e, ainda, ser capaz de identificar o potencial de melhora que pode ser atingida se o controlador for re-sintonizado ou re-projetado (JULIEN *et al.*, 2004; YUAN *et al.*, 2009).

Normalmente, a avaliação de desempenho de um controlador é realizada através do cálculo de um índice que utiliza um “benchmark” ou padrão de desempenho, como referência para comparação com o desempenho atual do controlador (YUAN *et al.*, 2009). O critério de desempenho mais utilizado para selecionar o “benchmark” é a variância do sinal de saída relativo à referência, pois é uma medida que é diretamente relacionada com o desempenho de processos, qualidade de produtos e lucro (YUAN *et al.*, 2009).

No entanto, auditoria de controladores não envolve somente o processo de monitoração, mas também a etapa de diagnóstico do baixo desempenho. Em alguns casos, o diagnóstico pode ir além do escopo do controlador (LOQUASTO & SEBORG, 2003) e atingir os demais elementos da malha de controle, por exemplo: equipamentos de automação e TI, instrumentação de atuação e medição, equipamentos de processo e o próprio processo. YUAN *et al.* (2009) fez uma classificação das técnicas de avaliação de desempenho multivariáveis, TABELA 1, relacionando para cada “benchmark” o tipo de indicação (entende-se por desempenho relativo a capacidade de detectar mudanças de desempenho em relação ao padrão), se trabalha com restrições, a carga

computacional para cálculo do índice e os conhecimentos à priori adicionais aos dados de operação. Observa-se que normalmente precisa-se de muitos dados à priori e não consideram restrição. O “benchmark” MPC mesmo considerando restrições e indicando desempenho relativo e

potencial de melhora, pode se tornar inviável devido à alta carga computacional e a necessidade dos modelos da planta e distúrbios, freqüentemente com muitas incertezas ou não disponíveis.

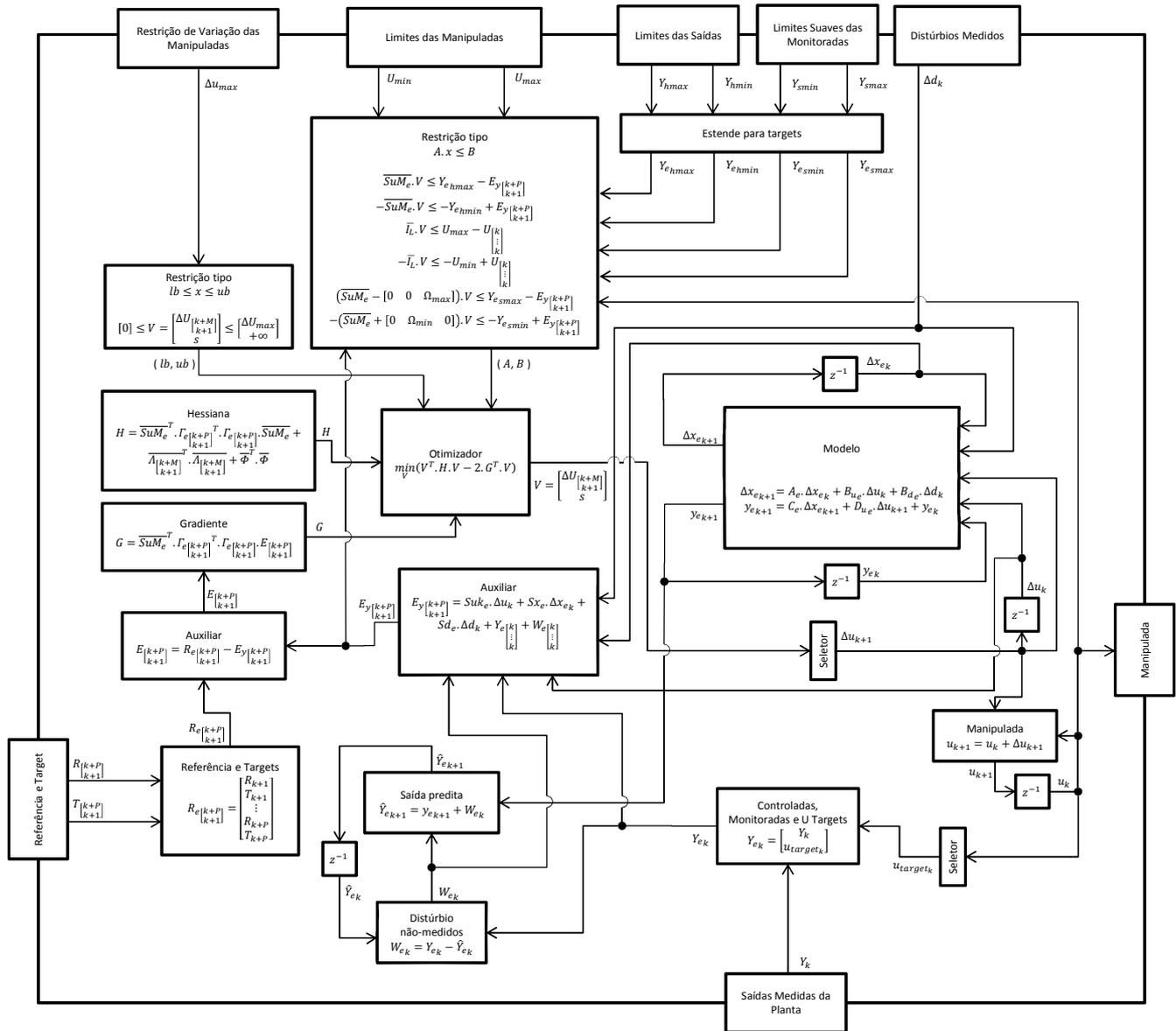


Figura 3. Representação das operações internas de um MPC.

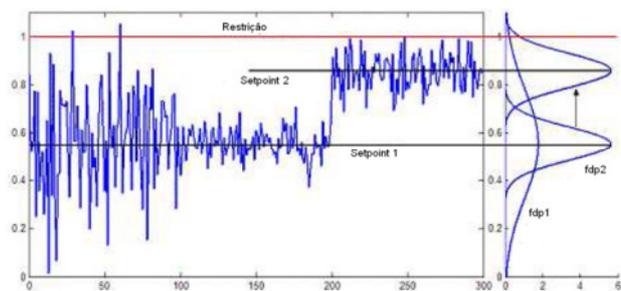


Figura 4. Redução da variabilidade e deslocamento do setpoint para aumento do desempenho econômico. Figura adaptada de XIA et al. (2003).

Os MPCs operam, em sua grande maioria, com finalidade principal econômica (Bauer & Craig, 2008) aproximando as referências da camada regulatória das

restrições que aumentam a eficiência e o desempenho econômico do processo, ao invés da tradicional abordagem da avaliação de desempenho que considera o controlador basicamente de aspecto regulatório. Na Figura 4 se observa a oportunidade de ganho econômico quando a variável tem sua variabilidade reduzida e o MPC altera sua referência para o patamar econômico mais vantajoso.

Com respeito ao diagnóstico do baixo desempenho de MPCs, existem cinco causas principais: sintonia equivocada, diferença entre o modelo e a planta, distúrbios não medidos, perda de grau de liberdade com a saturação de variáveis manipuladas e a falta de grau de liberdade com a ativação de variáveis monitoradas por saírem das faixas.

Tabela 1. Classificação das técnicas de avaliação de desempenho de controladores multivariáveis. Tabela baseada em YUAN *et al.* (2009).

Nome do “benchmark”	Tipo de indicação	Manipulação de Restrições	Carga Computacional	Conhecimento Requerido à Priori (adicional aos dados de operação)
MVC	Potencial	Não	****	Modelo da planta ou seus parâmetros da cadeia de Markov da malha aberta/fechada.
Limites do MVC	Potencial	Não	**	Ordem máxima e mínima da matriz “interactor” ou a matriz de atrasos do sistema.
LQG	Desempenho Relativo e Potencial	Sim	*****	Modelos da planta e do distúrbio ou os parâmetros da cadeia de Markov da malha aberta que considera o modelo da planta e do distúrbio juntos.
MPC	Desempenho Relativo e Potencial	Sim	*****	Modelos da planta e distúrbio.
Dados Históricos	Desempenho Relativo	Sim	*	Nada
Especificado pelo Usuário	Potencial	Não	****	Modelo da planta ou seus parâmetros da cadeia de Markov da malha aberta/fechada e funções dinâmicas de malha fechada desejadas pelo usuário.
Especificado pelo Usuário (Limites)	Potencial	Não	**	Ordem máxima e mínima da matriz “interactor” ou a matriz de atrasos do sistema e funções dinâmicas de malha fechada desejadas pelo usuário.

4. Proposição de Nova Técnica para Auditoria de MPCs

O conceito chave desta nova técnica de auditoria de MPCs é a checagem do acontecimento dos horizontes de predição e controle projetados pelo controlador. Isto é, passado o horizonte de predição, verifica-se o quão próximo dos valores preditos foram as entradas e saídas do processo. No entanto, a checagem não é só feita entre a série predita e a série atuada/medida, mas também entre predições da mesma variável em instantes de tempo diferentes.

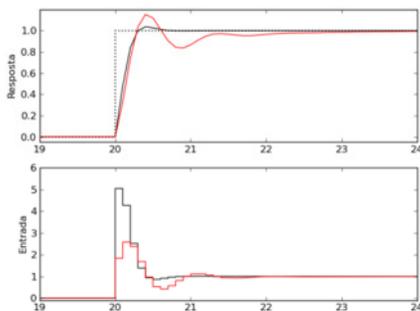


Figura 5. São exibidas as respostas ao degrau unitário para um MPC com sintonia que proporciona melhor desempenho, curva preta contínua, e para um MPC sintonizado para obter menor desempenho, curva vermelha.

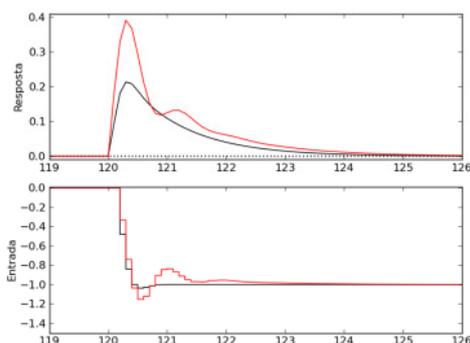


Figura 6. Reação do MPC a distúrbio de carga em degrau. A curva em preto corresponde à resposta do MPC com melhor desempenho e a curva vermelha corresponde ao MPC de pior desempenho.

Com objetivo de se ilustrar a idéia, considere dois MPCs SISO que só se diferenciam na sintonia, um sintonizado para ter melhor desempenho que outro e submetidos às mesmas referências e distúrbios de carga. São observadas as respostas à mudança da referência em degrau e as rejeições ao distúrbio de carga em degrau, respectivamente, nas Figuras Figura 5 e Figura 6, onde fica clara a diferença de desempenho tanto no comportamento servo quanto no regulatório.

Os horizontes de controle do melhor controlador e do pior nos eventos mostrados nas Figuras Figura 5 e Figura 6 são exibidos na Figura Figura 7. Os gráficos a) e b) correspondem ao melhor controlador e os gráficos c) e d) ao pior. a) e c) são relativos à mudança da referência em degrau e b) e d) à rejeição ao distúrbio de carga. Cada linha se refere a uma seqüência de valores de um mesmo instante do horizonte de controle deslocados para o instante de tempo correspondente. Por exemplo, todos os valores do instante $k + 3$ dos horizontes de controle são colocados em seqüência e deslocados 3 instantes para o futuro. Neste trabalho será usada a notação $u_{M(k+i)}$ para denotar a seqüência do instante i do horizonte de controle.

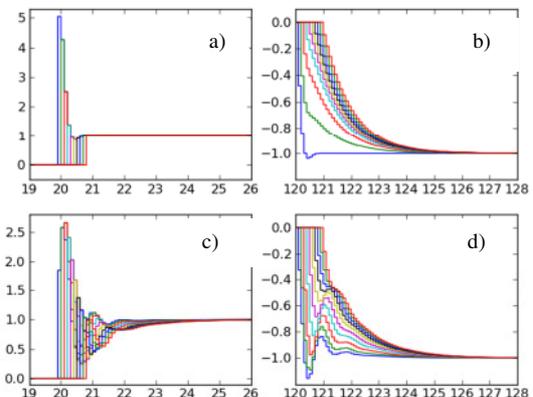


Figura 7. Horizontes de controle de um MPC com sintonia que proporciona melhor desempenho [gráficos a) e b)], e de um MPC sintonizado para obter menor desempenho [gráficos c) e d)]. a) e c) são horizontes de controle em resposta ao degrau unitário. b) e d) são horizontes de controle em resposta ao distúrbio de carga em degrau.

Observa-se na Figura 7 a) que os sinais são idênticos a não ser por um intervalo que é devido ao deslocamento em relação ao sinal do instante anterior. No entanto, na Figura 7 c) o padrão não se repete ou se distorce e as variações nas seqüências continuam além do intervalo de tempo correspondente ao horizonte de controle, pois ainda são necessárias manipulações para levar a variável controlada à referência. Na Figura 7 b) as curvas seguem a tendência da seqüência $u_{M(k+1)}$, entretanto, preservam certa distância em relação a ela até que convirjam. No cenário d) as curvas também seguem a tendência da primeira, no entanto, as distorções reduzem o erro entre elas.

Com observações como as realizadas sobre os comportamentos exibidos na Figura 7, foi proposto avaliar o desempenho ou diagnosticar o estado de MPCs analisando se os sinais do horizonte de controle e do horizonte de predição estão seguindo os padrões esperados. Os padrões podem ser, inclusive, as próprias seqüências dos horizontes de controle ou de predição de instantes diferentes, por exemplo, comparar as séries $u_{M(k+1)}$ e $u_{M(k+2)}$. O sentido desta análise na monitoração da condição do MPC está diretamente associado à quão bem o controlador está trabalhando em seu horizonte de predição ou à capacidade preditiva do controlador.

Para calcular a semelhança de sinais, ou a similaridade, utilizam-se técnicas de cálculo de distâncias, dentre as quais se encontra uma técnica nomeada de “Dynamic Time Warping” ou DTW (SENIN, 2008). O DTW faz uma deformação ou um alinhamento ótimo das séries de dados, por exemplo, o alinhamento exibido na Figura 8, e retorna a distância euclidiana entre as séries alinhadas. Desta forma, pode-se calcular a similaridade de duas séries temporais deslocando-se uma janela de dados sobre cada sinal, de cuja o tamanho é escolhido de acordo com a aplicação, e se obter uma distância para cada par de janelas comparadas.

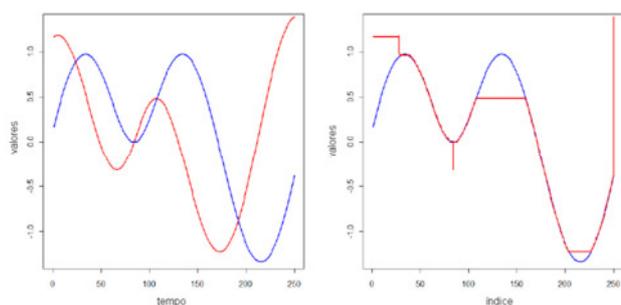


Figura 8. À esquerda, séries não alinhadas e, à direita, as mesmas séries com alinhamento ótimo. Figura adaptada de SENIN (2003).

Como exemplo de como o cálculo da similaridade entre as séries anteriormente citadas pode ser uma medida do desempenho do controlador, foram considerados os dois MPCs, de melhor desempenho e de pior desempenho, com referência constante submetidos a um distúrbio de carga não medido (sinal de distribuição normal $N(0,1)$ integrado) e a um ruído de medição puramente aleatório, $N(0,1)$ ponderado. A resposta dos MPCs na regulação é exibida na Figura 9. Observa-se que o MPC de melhor desempenho, curva preta, rejeita melhor o distúrbio e apresenta menor variabilidade. De posse dos horizontes de controle calculados em cada iteração dos MPCs, calculou-

se a similaridade entre a variável manipulada e o horizonte de controle considerando janela de dados com tamanho do horizonte de controle e com tamanho do horizonte de predição e calculou-se a similaridade entre $u_{M(k+1)}$ e $u_{M(k+2)}$ com janela de tamanho do horizonte de predição.

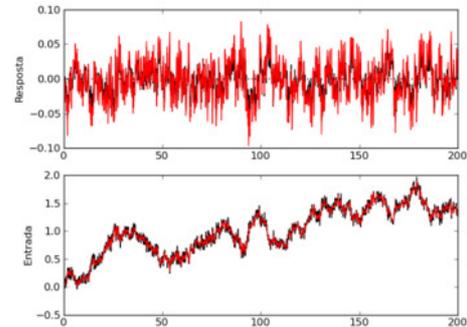


Figura 9. Variável controlada e manipulada do sistema controlado com MPC. Curva em vermelho relativa ao MPC com pior desempenho e curva preta relativa ao MPC com melhor desempenho.

A similaridade entre a variável manipulada e o horizonte de controle considerando janela de dados com tamanho do horizonte de controle é vista na Figura 10. Esclarece-se que se refere à variável manipulada como os valores que formam atuados no sistema e ao horizonte de controle como os valores ótimos calculados a cada iteração do MPC (Figura 1) com o objetivo de predição, mas que não chegam a ser efetivamente aplicados na planta. Desta forma, observa-se na Figura 10 que a similaridade entre os sinais analisados, tanto para o MPC de pior desempenho (curva vermelha) quanto para o de melhor desempenho (linha preta), tem ordem de grandeza semelhante e pouca separabilidade, embora seja possível notar que a linha preta sobressai em relação à curva vermelha. A mesma coisa pode ser concluída sobre a similaridade entre a variável manipulada e o horizonte de controle com janela de tamanho do horizonte de predição, exibida na Figura 11.

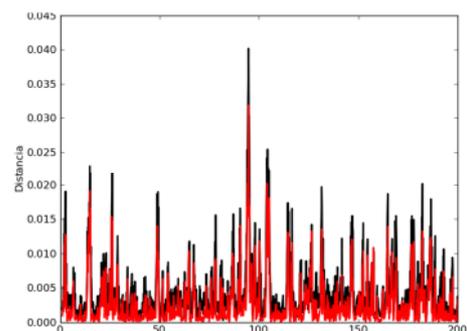


Figura 10. Similaridade entre a variável manipulada e o horizonte de controle considerando para o cálculo uma janela de dados com tamanho do horizonte de controle.

Ao contrário dos dois cálculos de similaridade anteriores, a similaridade entre as curvas $u_{M(k+1)}$ e $u_{M(k+2)}$ com janela do tamanho do horizonte de predição proporcionou boa separabilidade. De acordo com o que foi discutido sobre a diferença dos sinais exibidos na Figura 7 b) e d) em que se observa uma maior diferença entre $u_{M(k+1)}$ e as outras séries para o MPC de maior desempenho que para o MPC de menor desempenho,

constata-se adequadamente no cálculo da similaridade. A curva vermelha tem menor distância e, por isso, tem maior grau de similaridade entre os sinais $u_{M(k+1)}$ e $u_{M(k+2)}$ indicando que o controlador no comportamento de regulação tem menor desempenho em relação ao outro controlador.

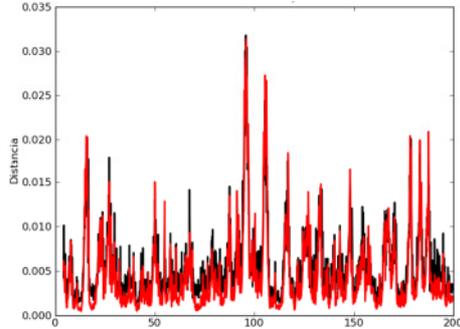


Figura 11. Similaridade entre a variável manipulada e o horizonte de controle considerando para o cálculo uma janela de dados com tamanho do horizonte de predição.

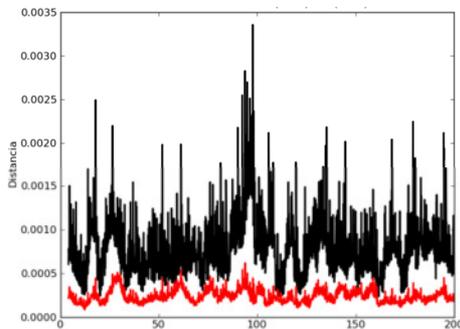


Figura 12. Similaridade entre as curvas $u_{M(k+1)}$ e $u_{M(k+2)}$ considerando para o cálculo uma janela de dados com tamanho do horizonte de predição.

Assim como o exemplo, outras comparações de similaridade podem ser feitas com diferentes objetivos. Outros testes têm sido feitos e têm indicado que será possível além de avaliar o desempenho do MPC, diagnosticar seus problemas, numa perspectiva muito mais prática que os demais métodos e somente com os dados de entrada e saída do MPC e os horizontes de controle e predição. Mesmo assim, ainda não se consegue admitir que funcione para todos os casos e com o objetivo de avaliação de desempenho ainda é necessário estabelecer um “benchmark” de desempenho para que os índices possam ser comparados.

Também tem se estudado controle MPC com sistemas multivariáveis e seus problemas de perda de desempenho com saturação em restrição e ativação de variáveis monitoradas, mas ainda não se tem resultados conclusivos.

5. Estudo de Caso

A técnica proposta será estudada numa planta laboratorial para fins de constatação prática de sua efetividade. Como a técnica ainda não está definitivamente elaborada, nesta seção será discutida a planta laboratorial e como ela será operada para gerar os cenários necessários para os testes, no entanto, não será discutida a auditoria do controle da planta.

5.1. Planta de Seis Tanques Esféricos

A planta laboratorial de seis tanques esféricos instalada no LACIP II¹, de acordo com ARAGÃO (2006) e PAIM (2009), é interessante para o estudo de controle de processos devido a diversas características como: apresentar inversão do ganho multivariável, zero de fase não mínima, dinâmica não linear, etc.

Uma representação da planta, exibida na Figura 13, ilustra seu funcionamento. Do tanque armazenador saem duas vazões, F_1 e F_2 , que são fracionadas em proporção, X_1 e X_2 , respectivamente; onde $0 \leq X_1 \leq 1$ e $0 \leq X_2 \leq 1$. Os tanques superiores, 1 e 2, são alimentados somente pelas vazões restantes das respectivas vazões principais. O tanque 3 recebe o líquido do tanque 1 e a proporção X_2 da vazão F_2 ; da mesma forma, o tanque 4 recebe a vazão vinda do tanque 2 e a proporção X_1 da vazão F_1 . Os tanques inferiores, 5 e 6, recebem o líquido dos tanques imediatamente superiores.

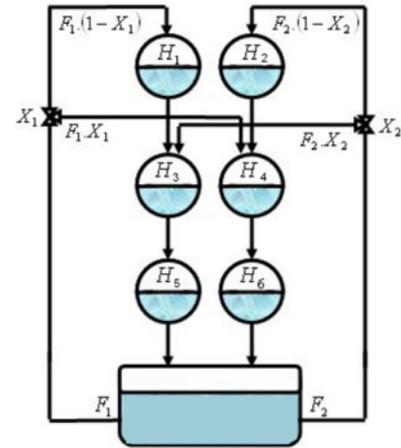


Figura 13. Representação gráfica da planta de seis tanques esféricos. Figura adaptada de PAIM (2009).

Realizando o balanço de massa do sistema, obtém-se o modelo fenomenológico da planta de seis tanques observado na equação (3), onde h_i é o nível, D_i é o diâmetro e CD_i é o coeficiente de descarga do tanque i .

$$\begin{aligned} \frac{dh_1}{dt} &= \frac{F_1 \cdot (1 - X_1) - CD_1 \cdot \sqrt{h_1}}{\pi \cdot h_1 \cdot (D_1 - h_1)} \\ \frac{dh_2}{dt} &= \frac{F_2 \cdot (1 - X_2) - CD_2 \cdot \sqrt{h_2}}{\pi \cdot h_2 \cdot (D_2 - h_2)} \\ \frac{dh_3}{dt} &= \frac{CD_1 \cdot \sqrt{h_1} + F_2 \cdot X_2 - CD_3 \cdot \sqrt{h_3}}{\pi \cdot h_3 \cdot (D_3 - h_3)} \\ \frac{dh_4}{dt} &= \frac{CD_2 \cdot \sqrt{h_2} + F_1 \cdot X_1 - CD_4 \cdot \sqrt{h_4}}{\pi \cdot h_4 \cdot (D_4 - h_4)} \\ \frac{dh_5}{dt} &= \frac{CD_3 \cdot \sqrt{h_3} - CD_5 \cdot \sqrt{h_5}}{\pi \cdot h_5 \cdot (D_5 - h_5)} \\ \frac{dh_6}{dt} &= \frac{CD_4 \cdot \sqrt{h_4} - CD_6 \cdot \sqrt{h_6}}{\pi \cdot h_6 \cdot (D_6 - h_6)} \end{aligned} \quad (3)$$

ARAGÃO (2006) e PAIM (2009) descrevem o comportamento dinâmico do sistema em função da soma de X_1 e X_2 . Na Tabela 2 são apresentados os quatro comportamentos possíveis.

¹ Laboratório de Controle e Integração de Processos II (LACIP II) do Departamento de Engenharia Química da UFRGS.

Tabela 2. Caracterização do comportamento dinâmico da planta de seis tanques em função da soma de X_1 e X_2 .

Soma das frações X_1 e X_2	Comportamento dinâmico
$X_1 + X_2 > 1$	Sistema de fase mínima (alimentação direta predominante).
$X_1 + X_2 < 1$	Sistema de fase não mínima devido a zeros no semi-plano direito (alimentação indireta predominante).
$X_1 + X_2 = 1$	Ganho multivariável nulo.
$X_1 + X_2 = 0$ ou $X_1 + X_2 = 2$	Sistema desacoplado.

5.2. Elaboração dos cenários para o estudo da técnica de auditoria de MPCs

A uma correta elaboração de cenários para o estudo da auditoria de MPCs na planta de seis tanques tem, neste trabalho, importância fundamental, pois se deseja destacar a dependência que o desempenho de MPCs tem dos graus de liberdade necessários para controlar o sistema (tanto na saturação de variáveis manipuladas quanto monitoradas que se ativam), da diferença entre modelo e planta, dos distúrbios não-medidos, de sua sintonia e das limitações de desempenho devido às características do processo. Da mesma forma, deseja-se com os cenários mostrar a eficácia da técnica de auditoria proposta, tanto para a avaliação do desempenho quanto para o diagnóstico.

A planta de seis tanques terá duas variáveis controladas, o nível do tanque 3 e o nível do tanque 4. Serão utilizadas para controlá-los as manipuladas $F1$ e $F2$. Todos os demais níveis serão monitorados em faixas. Além disso, todas as variáveis do processo terão restrições máximas e mínimas estabelecidas.

5.2.1. Limitação de desempenho imposta pelo processo

Para explorar a característica de limitação de desempenho imposta pelo processo, será considerada a auditoria do MPC na região de operação de fase não mínima do processo, $X_1 + X_2 < 1$. O zero de fase não mínima é um limitante do desempenho do controlador. No entanto, com o objetivo de ter um contraponto, a operação do MPC também será auditada na região de fase mínima, $X_1 + X_2 > 1$.

5.2.2. Diferença entre modelo e planta

A não coincidência entre modelo e planta implica em estimações erradas das variáveis de saída. Isto tem um forte impacto no desempenho dos MPCs, pois o modelo é o núcleo de seu processo de decisão.

Desta forma, será aproveitada a característica de alto grau de não linearidade de planta de seis tanques para causar sensíveis diferenças entre o modelo e a planta. Portanto, a operação do MPC será movida de um ponto de boa compatibilidade entre modelo e planta para um ponto em que o grau de liberdade implique nas diferenças desejadas.

5.2.3. Distúrbios não medidos

A planta de seis tanques tem entradas adicionais para se perturbar os níveis dos tanques. Estes distúrbios não

serão medidos e o padrão do sinal terá diversas formas como degrau, rampa e aleatório com tendência.

5.2.3. Graus de liberdade

Serão configuradas restrições das variáveis manipuladas que causarão a saturação de alguma delas. Desta forma, será estudado o impacto no desempenho da perda do grau de liberdade e o seu diagnóstico.

Da mesma maneira, a faixa das variáveis monitoradas será estabelecida para que a alteração da referência das variáveis controladas requeira necessariamente que uma variável monitorada seja ativada.

6. Conclusões

As atuais técnicas de auditoria de MPCs são complexas, requerem muito conhecimento à priori, que pode inviabilizar a análise, e muitas vezes não consideram fatores importantes para o desempenho do MPC, por exemplo, as restrições.

Embora necessite de desenvolvimento, a técnica proposta de auditoria de MPCs através da similaridade de sinais do horizonte de controle e do horizonte de predição indica ser viável por ser prática e proporcionar muitas conclusões sobre o sistema de controle dependendo dos sinais analisados e ela pode se tornar uma alternativa às atuais técnicas utilizadas.

Também se conclui que a planta laboratorial oferece os cenários necessários que permitem testar de forma prática os trabalhos desenvolvidos e permite validar a técnica para aplicação em sistemas de menor escala.

5. Referências

- ARAGÃO, M. E. *Abordagem flexível, robusta e estruturada para o projeto de controladores PID multivariáveis*. Dissertação de Mestrado, UFRGS, Porto Alegre, RS, Brasil, 2006.
- Bauer, M.; Craig, I. K. Economic assessment of advanced process control – A survey and framework. *Journal of Process Control*, v. 18, p. 2–18, 2008.
- JULIEN, R. H; FOLEY, M. W; CLUETT, W. R. Performance assessment using a model predictive control benchmark. *Journal of Process Control*, v. 14, p. 441–456, 2004.
- LOQUASTO III, F.; SEBORG, D. E. Monitoring Model Predictive Control Systems Using Pattern Classification and Neural Networks. *Ind. Eng. Chem. Res.*, v. 42, p. 4689–4701, 2003.
- MACEIJOWSKI, J. M. *Predictive Control with Constraints*. 1ª ed., Prentice Hall, 2002.
- PAIM, A. C. *Controle Preditivo Retroalimentado por Estados Estimados, Aplicado a uma Planta Laboratorial*. Dissertação de Mestrado, UFRGS, Porto Alegre, RS, Brasil, 2009.
- SENIN, P. *Dynamic Time Warping Algorithm Review*. Information and Computer Science Department,

University of Hawaii at Manoa, 2008. senin@hawaii.edu,
<http://seninp.googlepages.com/699fall08report.pdf>

XIA, H.; MAJECKI, P.; ORDYS, A.; GRIMBLE, M. Controller Benchmarking Based on Economic Benefits. European Control Conference, 2003.

YU, J.; QIN, S. J. Statistical MIMO controller performance monitoring. Part I: Data-driven covariance benchmark. *Journal of Process Control*, v. 18, p. 277-296, 2008.

YUAN, Q.; LENNOX, B.; MCEWAN, M. Analysis of multivariable control performance assessment techniques. *Journal of Process Control*, v. 19, p. 751-760, 2009.