

Estudo comparativo: EMPC e LP+DMC - Aplicado em uma Unidade de Processamento de Gás Natural^{*}

Rafael Sartori^{*} Júlio Elias Normey-Rico^{**}

^{*} Pós-Graduação em Engenharia de Automação e Sistemas,
Universidade Federal de Santa Catarina, SC (e-mail:
sartori.rafael@posgrad.ufsc.br).

^{**} Departamento de Automação e Sistemas, Universidade Federal de
Santa Catarina, SC (email: julio.normey@ufsc.br)

Abstract: Advanced layer-based control strategies, such as LP+DMC, have a high degree of maturity with excellent results in large industrial applications. An alternative to this approach are control strategies that solve the dynamic and economic problem in a single layer, known as economic predictive control (EMPC), which has shown promising results. However, for large industrial applications, there are few comparative studies evaluating its effectiveness, compared to traditional strategies. This work presents a comparative study of an LP-DMC layered control strategy, with an EMPC controller, in an industrial application of a natural gas processing unit.

Resumo: As estratégias de controle avançado baseadas em camadas, como o LP+DMC, apresentam alto grau de maturidade com ótimos resultados em aplicações industriais de grande porte. Uma alternativa para essa abordagem são as estratégias de controle que resolvem o problema dinâmico e econômico em uma única camada, conhecidas como controle preditivo econômico (EMPC), que vem apresentando resultados promissores. Entretanto, para aplicações industriais de grande porte tem-se poucos estudos comparativos avaliando sua efetividade, perante as estratégias tradicionais. Este trabalho apresenta um estudo comparativo de uma estratégia de controle em camadas LP-DMC, com um controlador EMPC, em uma aplicação industrial de uma unidade de processamento de gás natural.

Keywords: Economic model predictive control; Natural gas processing unit; Economic optimization; Industrial application; Linear Programming; Dynamic Matrix Control.

Palavras-chaves: Controle Preditivo Econômico; Unidade de processamento de gás natural; Otimização econômica; Aplicação industrial; Programação Linear; Controle por Matriz Dinâmica.

1. INTRODUÇÃO

Os controladores baseados em modelo (MPC - *Model Predictive Control*) surgiram no final da década de 70 na *Shell Oil* (Richalet et al. (1978), Cutler and Ramaker (1980)). O MPC é uma das poucas técnicas avançadas de controle que tem alcançado impacto significativo em sistemas de controle industriais, principalmente na indústria petroquímica. A principal razão desse sucesso é, talvez, a capacidade do MPC em lidar com as seguintes situações: possibilidade de aplicação em sistemas multivariáveis, a realimentação do sistema e o controle antecipativo podem ser incluídos de forma direta na formulação do MPC, restrições de entrada e saída podem ser incluídas na formulação da lei de controle através da otimização em

linha e também há a compensação intrínseca de atrasos de transporte (Normey-Rico and Camacho (2007)).

O MPC não é uma estratégia de controle específica, mas é o nome dado a um conjunto muito grande de métodos de controle que foram desenvolvidos considerando algumas ideias comuns baseadas no conceito de predição. Nos algoritmos MPC, com o controle, a saída atual e um modelo calcula-se primeiro a predição da saída futura do processo; com estas informações um módulo de otimização calcula o sinal de controle a ser aplicado ao processo no próximo passo considerando a minimização de um determinado índice de desempenho e as restrições nas variáveis de processo e/ou de controle (Camacho and Bordons (2004)).

A implementação do MPC na indústria se dá em uma estrutura de controle em diversos níveis. No primeiro nível, encontra-se o sistema de controle regulatório com a sua instrumentação (sensores e atuadores), no segundo nível têm-se tipicamente o controle avançado, em terceiro, os sistemas de otimização econômica, e por último os sistemas

^{*} Este trabalho foi realizado com apoio financeiro do Programa de Recursos Humanos da Agência Nacional do Petróleo, Gás Natural e Biocombustíveis – PRH-ANP, suportado com recursos provenientes do investimento de empresas petrolíferas qualificadas na Cláusula de P,D&I da Resolução ANP nº 50/2015. Agradecimento ao CNPQ projeto 304032/2019-0, pelo suporte financeiro.

corporativos de programação da produção e planejamento estratégico (Campos et al. (2003)).

Uma das principais vantagens do MPC é que possibilita a inclusão de otimização econômica na formulação do controle junto com os requisitos de operação de processo. Esta junção do problema econômico e de processo pode ser tratada de diferentes formas, com uma camada de otimização separada e rodando em outra taxa de amostragem, problema conhecido como RTO-MPC (*Real Time Optimization - MPC*) ou, alternativamente, de forma integrada na mesma função custo, no denominado EMPC (*Economic Model Predictive Control*) (Ying and Joseph, 1999).

Na RTO-MPC, a otimização econômica é resolvida pelo RTO, que consiste em um algoritmo de otimização não linear estático. O RTO envia para o MPC os *setpoints* das variáveis manipuladas e controladas, que correspondem ao ponto ótimo econômico da unidade de produção. O MPC é responsável por levar o processo ao ponto ótimo de operação. Porém devido à complexidade da camada RTO os *setpoints* são calculados com períodos muito longos, e devido ao fato dos processos estarem sob efeito de perturbações, durante esse período os *setpoints* calculados pelo RTO deixam de ser um ponto ótimo de operação para a planta (Ferramosca, 2011).

Para resolver esse problema, em Ying and Joseph (1999) foi proposta uma modificação, adicionando uma nova camada denominada Otimização Econômica Simplificada (OES) entre o RTO e o MPC. A OES consiste em uma camada de otimização que minimiza ou maximiza uma função custo, que considera questões econômicas do processo e um modelo simplificado do processo, e permite que se consigam melhores soluções da interação MPC-RTO, dado que a OES adéqua os *setpoints* enviados ao MPC. Os algoritmos de otimização mais utilizados nestes casos são: LP (*Linear Programming*) e QP (*Quadratic Programming*).

Ainda, a sintonia de uma camada RTO é muito complexa, demanda uma grande equipe de engenheiros e muitas horas de trabalho, pois nela utiliza-se um modelo não linear do processo, que apresenta um alto nível de complexidade e detalhamento. Em virtude disso em muitos dos casos práticos a camada RTO não é implementada, e se utiliza uma OES para substituí-la. Essa abordagem conhecida como OES-MPC, vem sendo muito utilizada na indústria petroquímica e apresenta bons resultados nas aplicações industriais (Campos et al. (2003)).

Uma outra abordagem para o problema de controle dinâmico e econômico do processo consiste no uso de um algoritmo que integra aspectos econômicos diretamente na camada do MPC dinâmico (Rawlings et al., 2012). Segundo Gouvêa (1997) se o problema de otimização econômico for resolvido junto com o problema de controle preditivo, tem-se a estratégia de uma camada, conhecida também como EMPC (*Economic Model Predictive Control*). A função objetivo integra as equações que relacionam os aspectos econômicos e o modelo do sistema no estado estacionário e dinâmico (Gouvêa and Odloak (1998), Porfírio (2011)).

A abordagem de controle em níveis utilizando estratégias de controle do tipo OES-MPC, apresentam ótimos resultados em aplicações industriais de grande porte (acima de seis variáveis controladas), já trabalhos com abordagem

de controle EMPC em aplicações com estas características são escassos. Na literatura, e em aplicações de menor porte, até quatro variáveis controladas, apresentam-se resultados interessantes do potencial que o EMPC possui, entretanto em processos industriais de grande porte ainda existe questões em aberto sobre a viabilidade e o real ganho de desempenho com estratégias utilizando esse tipo de abordagem de controle.

Neste sentido, este trabalho tem como objetivo comparar uma abordagem de controle em níveis (OES-MPC), tradicionalmente utilizada no meio industrial, com uma abordagem de controle em um único nível (EMPC), em uma aplicação industrial de uma Unidade de Processamento de Gás Natural baseada em dados reais com oito variáveis manipuladas, oito variáveis controladas e três perturbações. O trabalho é dividido da seguinte forma: na seção 2 serão apresentadas as duas abordagens de controle, na seção 3 o caso de estudo da Unidade de Processamento de Gás Natural (UPGN), na seção 4 o cenário de simulação e os resultados obtidos e na seção 5 as conclusões deste estudo.

2. FORMULAÇÕES

Nesta seção serão apresentadas as duas abordagens de controle: a OES-MPC e o EMPC. A OES-MPC foi escolhida, pois é a abordagem de controle utilizada na UPGN, de forma mais específica nesta aplicação a camada de OES é implementada por um algoritmo LP (*Linear Programming*) e o controle MPC é baseado no DMC (*Dynamic Matrix Control*). A formulação, sintonia e implementação do algoritmo foram mantidas iguais a utilizada na unidade. O EMPC proposto é baseado também em um algoritmo DMC, onde o modelo do processo utilizado pelo controlador é baseado na resposta ao degrau. Esta abordagem resolve em uma única camada o problema econômico e dinâmico do processo de forma simultânea.

O algoritmo de controle preditivo chamado Controle por Matriz Dinâmica (DMC), é um dos algoritmos mais difundidos na indústria. O DMC foi desenvolvido no final dos anos setenta por Cutler and Ramaker (1980) na *Shell Oil*, e foi muito bem aceito no meio industrial, principalmente na indústria petroquímica.

O modelo utilizado pelo DMC é um modelo baseado na resposta ao degrau do sistema, enquanto as perturbações são consideradas constantes ao longo do horizonte. Em Morari et al. (2002), demonstrou-se a propriedade recursiva do DMC, que modifica como a resposta livre é calculada de forma a obter um algoritmo mais simples de ser implementado.

Em Lima (2015a) mostrou-se que o uso de uma correção filtrada no DMC pode ajudar a melhorar a robustez do controle, assim como no GPC, analisado em Normey-Rico and Camacho (2007). A adição do filtro é simples no caso recursivo, pois a adição do erro de predição é feita de forma explícita, sendo assim é filtrado o sinal do erro de predição antes de somá-lo à resposta livre.

2.1 MPC Econômico - EMPC

O EMPC proposto é baseado no DMC recursivo filtrado. A formulação proposta utiliza a seguinte função de custo:

$$V_N = \sum_{j=1}^{N_u} (\|\Delta \mathbf{u}(k+j-1)\|_{\mathbf{R}}) + \sum_{j=1}^{N_y} (\|\mathbf{y}_e(k) - \hat{\mathbf{y}}(k+j)\|_{\mathbf{Q}}) + \left\| \left(\sum_{j=1}^{N_u} \Delta \mathbf{u}(k+j-1) \right) - \Delta \mathbf{u}_e(k) \right\|_{\mathbf{R}_e} + \mathbf{c}_{\Delta \mathbf{u}_e}^T \Delta \mathbf{u}_e + M_\varepsilon [\varepsilon_h \ \varepsilon_l] \quad (1)$$

onde N_u é o horizonte de controle, $\Delta \mathbf{u}$ o vetor das variações de controle, \mathbf{R} a matriz de ponderação para as variações de controle, N_y o horizonte de predição, \mathbf{y}_e o vetor de ótimo econômico para saídas, $\hat{\mathbf{y}}$ o vetor de predições do processo, \mathbf{Q} a matriz de ponderação para o erro de seguimento do ótimo econômico, $\Delta \mathbf{u}_e$ o vetor de variações de controle ótimas econômicas, \mathbf{R}_e a matriz de ponderação para o erro de seguimento das variações de controle ótimas econômicas, $\mathbf{c}_{\Delta \mathbf{u}_e}^T$ vetor dos custos econômicos para variações de controle, M_ε a ponderação para relaxações e $\varepsilon_h, \varepsilon_l$ as relaxações das restrições das variáveis controladas superior e inferior respectivamente. O problema de controle ótimo P_N é definido como:

$$P_N = \min_{\Delta \mathbf{u}, \Delta \mathbf{u}_e, \varepsilon_l, \varepsilon_h} V_N \quad (2)$$

sujeito às restrições

$$\hat{\mathbf{y}}(k+j) = \mathbf{G}\Delta \mathbf{u}(k+j-1) + \mathbf{f}_{livre} \quad (3a)$$

$$\mathbf{y}_e(k) = \mathbf{K}_g \Delta \mathbf{u}_e(k) + \mathbf{f}_{livre}(k+N_y) \quad (3b)$$

$$\Delta \mathbf{u}_{min} \leq \Delta \mathbf{u}(k+j) \leq \Delta \mathbf{u}_{max} \quad (3c)$$

$$\mathbf{u}_{min} \leq \Delta \mathbf{u}(k+j) + \mathbf{u}(k-1) \leq \mathbf{u}_{max} \quad (3d)$$

$$\Delta \mathbf{u}_{min} \leq \Delta \mathbf{u}_e(k) \leq \Delta \mathbf{u}_{max} \quad (3e)$$

$$\mathbf{u}_{min} \leq \Delta \mathbf{u}_e(k) + \mathbf{u}(k-1) \leq \mathbf{u}_{max} \quad (3f)$$

$$\mathbf{y}_{min} - \varepsilon_l \leq \hat{\mathbf{y}}(k+j) \leq \mathbf{y}_{max} + \varepsilon_h \quad (3g)$$

$$\mathbf{y}_{min} - \varepsilon_l \leq \mathbf{y}_e(k) \leq \mathbf{y}_{max} + \varepsilon_h \quad (3h)$$

$$\varepsilon_h \geq 0, \ \varepsilon_l \geq 0 \quad (3i)$$

onde \mathbf{G} é a matriz dinâmica, \mathbf{f}_{livre} vetor de resposta livre filtrado, \mathbf{K}_g matriz de ganho estático do processo e as demais restrições são de máximo e mínimo das variáveis e de incremento das ações de controle.

Função Objetivo

Cada termo da função objetivo desempenha um papel importante no controle do processo. O primeiro termo $\sum_{j=1}^{N_u} (\|\Delta \mathbf{u}(k+j-1)\|_{\mathbf{R}})$ é responsável por minimizar as variações das ações de controle.

O segundo termo $\sum_{j=1}^{N_y} (\|\mathbf{y}_e(k) - \hat{\mathbf{y}}(k+j)\|_{\mathbf{Q}})$ tenta levar as saídas do processo para o valor de ótimo econômico. O valor de ótimo econômico é obtido com a minimização de $\Delta \mathbf{u}_e$ e a relação entre as saídas econômicas (\mathbf{y}_e) e variações econômicas ($\Delta \mathbf{u}_e$) é dada pela restrição 3b.

O terceiro termo $\left\| \left(\sum_{j=1}^{N_u} \Delta \mathbf{u}(k+j-1) \right) - \Delta \mathbf{u}_e(k) \right\|_{\mathbf{R}_e}$ tem como objetivo atingir o ótimo econômico das manipuladas, utiliza-se o somatório de $\Delta \mathbf{u}$ ao longo do horizonte,

pois o $\Delta \mathbf{u}_e$ é o ótimo econômico para regime permanente, o objetivo é que a soma dos $\Delta \mathbf{u}$ calculados no horizonte seja $\Delta \mathbf{u}_e$, fazendo desta forma que o processo convirja para o ótimo econômico. O quarto termo $\mathbf{c}_{\Delta \mathbf{u}_e}^T \Delta \mathbf{u}_e$ é efetivamente o termo econômico da formulação, o vetor $\mathbf{c}_{\Delta \mathbf{u}_e}^T$ possui os custos econômicos associados a variações de $\Delta \mathbf{u}_e$ e o quinto termo $M_\varepsilon(\varepsilon_h \ \varepsilon_l)$ é adicionado para implementar as relaxações.

Analisando a função objetivo o primeiro e o segundo termo são responsáveis pelo desempenho dinâmico do processo, o quarto termo é o termo econômico, o terceiro termo para garantir a convergência para o ótimo econômico e o quinto para implementação das relaxações.

Sintonia

- A sintonia do primeiro termo (\mathbf{R}) foi realizada de forma empírica com base em simulações, buscando minimizar as oscilações nas variáveis manipuladas;
- A sintonia do segundo (\mathbf{Q}) e terceiro termo \mathbf{R}_e são calculadas de forma dinâmica utilizando a técnica *Satisficing MPC*. A técnica *Satisficing MPC* usa a teoria satisfatória para calcular as ponderações da função objetivo para o estado atual do processo (Lima (2015b), Vettorazzo (2016));
- A sintonia da função econômica ($\mathbf{c}_{\Delta \mathbf{u}_e}^T$) foi realizada com base em dados reais, iguais aos utilizados na estratégia LP+DMC;
- M_ε é ajustada com um valor grande o suficiente para que o otimizador utilize as relaxações apenas quando não for possível resolver o problema sem elas;

2.2 Estrutura OES+MPC

A OES é o nível da estrutura de controle responsável por calcular o ponto ótimo econômico de operação do processo (\mathbf{y}^{tar} e \mathbf{u}^{tar}). Para calcular o ponto ótimo é utilizado um algoritmo de otimização LP. A formulação da camada LP apresentada é proposta em Campos et al. (2003). Na equação 4, o vetor \mathbf{f}' da função custo possui os custos econômicos associados as variações de $\Delta \mathbf{u}^{tar}(k)$ e a parcela $M[\mathbf{w}_h' \varepsilon_h(k) + \mathbf{w}_l' \varepsilon_l(k)]$ é adicionada para o tratamento de infactibilidade do problema. Sua formulação é apresentada abaixo:

$$\begin{aligned} \min_{\Delta \mathbf{u}^{tar}(k), \varepsilon_h, \varepsilon_l} \quad & \mathbf{f}' \Delta \mathbf{u}^{tar}(k) + M[\mathbf{w}_h' \varepsilon_h(k) + \mathbf{w}_l' \varepsilon_l(k)] \\ \text{s.t.} \quad & -H_C \Delta \mathbf{u}_{max} \leq \Delta \mathbf{u}^{tar}(k) \leq H_C \Delta \mathbf{u}_{max} \\ & \mathbf{u}_{min} \leq \underbrace{\mathbf{u}(k-1) + \Delta \mathbf{u}^{tar}(k)}_{\mathbf{y}^{tar}(k) = \hat{\mathbf{y}}^f(k+N_y-1|k)} \leq \mathbf{u}_{max} \\ & \mathbf{y}^- \leq \underbrace{\hat{\mathbf{y}}(k+N_y-1|k) + \mathbf{A}_{N-1} \Delta \mathbf{u}^{tar}(k)}_{\substack{\varepsilon_l(k) \geq 0, \ \varepsilon_h(k) \geq 0 \\ \mathbf{y}^- = \mathbf{y}_{min} - \varepsilon_l(k) \\ \mathbf{y}^+ = \mathbf{y}_{max} + \varepsilon_h(k)}} \leq \mathbf{y}^+ \end{aligned} \quad (4)$$

onde $\mathbf{w}_h = [1/ECE_{H,i}]$ e $\mathbf{w}_l = [1/ECE_{L,i}]$, para cada variável controlada i . Os vetores $ECE_{L,i}$ e $ECE_{H,i}$ são de ponderação para as variáveis de folga $\varepsilon_h(k)$ superior e $\varepsilon_l(k)$ inferior, indicam qual variável controlada irá gerar um custo maior por violar o seu limite. M é um parâmetro

de ajuste do sistema que permite definir o peso relativo do termo de folgas e econômico.

Na função custo: \mathbf{f}' é um vetor contendo os custos econômicos associados à variação de cada variável manipulada, as variáveis de decisão são: $\Delta \mathbf{u}^{tar}(k) = [\Delta u_1^{tar} \dots \Delta u_8^{tar}]$, $\boldsymbol{\varepsilon}_h(k) = [\varepsilon_1^h \dots \varepsilon_8^h]$ e $\boldsymbol{\varepsilon}_l(k) = [\varepsilon_1^l \dots \varepsilon_8^l]$. Das restrições: utiliza-se o mesmo horizonte de predição N_y , para todas as variáveis controladas, $\hat{\mathbf{y}}(k + N_y - 1|k)$ corresponde à predição do processo para o último elemento do horizonte de predição, assim a camada de OES calcula o ponto ótimo do processo para o regime permanente da planta, conhecido também como *steady state*, por isso na literatura esta estrutura é chamada de otimizador econômico de estado estacionário. A solução calculada pelo algoritmo são os $\Delta \mathbf{u}^{tar}(k)$, e utilizando o modelo do processo calculam-se os $\mathbf{y}^{tar}(k)$:

$$\begin{aligned} \mathbf{y}^{tar}(k) &= \mathbf{y}(k-1) + \mathbf{A}_{N-1} \Delta \mathbf{u}^{tar}(k) \\ \mathbf{u}^{tar}(k) &= \Delta \mathbf{u}^{tar}(k) + \mathbf{u}(k-1) \end{aligned} \quad (5)$$

desta forma esta otimização tem uma solução dependente dos pesos dados às variáveis de folga e ao fator M .

Controle Avançado - DMC

A solução do problema de controle do DMC comumente utiliza um algoritmo de otimização do tipo QP (*Quadratic Programming*), neste caso em específico, para manter-se o mais fiel ao utilizado na unidade, a implementação do algoritmo de controle é baseado na solução de um problema de mínimos quadrados. Esta solução foi criada nos anos 80 para possibilitar a aplicação do MPC com restrições nas máquinas da época. Entretanto, com essa solução não é possível garantir que todas as restrições do problema serão satisfeitas, a solução encontrada será a que possuir o menor erro. Neste caso a ação de controle se calcula resolvendo a equação 6,

$$\underbrace{\begin{bmatrix} \mathbf{Q}(k) \mathbf{A}_{N_y}^{N_u} \\ \mathbf{P} \mathbf{R}_h \\ \mathbf{R}_u [\mathbf{I}_{nu} \dots \mathbf{I}_{nu}] \end{bmatrix}}_{\mathbf{A}_{ex}} \Delta \mathbf{U}(k) = \underbrace{\begin{bmatrix} \mathbf{Q}(k) (\mathbf{Y}_{SP} - \hat{\mathbf{Y}}_p) \\ 0 \\ \mathbf{R}_u \Delta \mathbf{u}^{tar}(k) \end{bmatrix}}_{\mathbf{E}} \quad (6)$$

onde $\mathbf{Y}_{SP} = [\mathbf{y}'_{SP} \dots \mathbf{y}'_{SP}]'_{ny \times N_y}$, com $\mathbf{y}_{SP} = [\mathbf{y}^{tar}(k)']'$ sendo o vetor de referências futuras para as variáveis controladas (a referência é dada pelo $\mathbf{y}^{tar}(k)$ para cada saída e é mantida constante durante todo o horizonte de predição). Sendo que \mathbf{P} é adimensional e a normalização das variáveis esta implícita através da matriz \mathbf{R}_u . As matrizes de ponderação são dadas por:

$$\mathbf{Q}(k) = \text{diag}(1/ECE_1(k) \dots 1/ECE_{ny}(k))_{nyN_y \times nyN_y} \quad (7)$$

$$\mathbf{R}_u = [\text{diag}(\mathbf{u}_{\max} - \mathbf{u}_{\min})]^{-1} \quad (8)$$

$$\mathbf{R}_h = \text{diag}(\mathbf{R}_u \dots \mathbf{R}_u)_{(nuN_u \times nuN_u)} \quad (9)$$

A equação $\Delta \mathbf{u}^{tar}(k) = [\mathbf{I}_{nu} \dots \mathbf{I}_{nu}] \Delta \mathbf{U}(k)$, tenta fazer com que $\mathbf{u}(k + N_u - 1)$ seja igual ao valor de $\mathbf{u}^{tar}(k)$ calculado pela camada de OES. Assim através dos *set-points* ($\mathbf{y}^{tar}(k)$ e $\mathbf{u}^{tar}(k)$) o ponto ótimo econômico é passado para o controlador.

A matriz $\mathbf{Q}(k)$ inclui as ponderações para o erro de seguimento de referência de cada variável controlada. Em sistemas multivariáveis onde a quantidade de variáveis controladas é maior que de variáveis manipuladas é necessário priorizar certas variáveis controladas, pois o sistema não possui graus de liberdade suficientes para atender todas ao mesmo tempo. Uma forma prática de implementar esta estratégia consiste no uso de ponderações que variam de forma dinâmica. Assim, a matriz $\mathbf{Q}(k)$ se modifica com base na magnitude do erro de cada variável, utilizando o denominado *Equal Concern Dinâmico* (ECE_i), A sintonia ou ajuste deste ECE , para cada variável controlada i , se faz utilizando faixas da seguinte forma. Se definem os pesos como: $ECE_{H,i}$ para faixa superior; $ECE_{L,i}$ para faixa inferior; $ECE_{M,i}$ para faixa intermediária. As faixas como: $[y_i^{\min}, y_i^{\min,t}]$ faixa de transição inferior; $[y_i^{\max,t}, y_i^{\max}]$ faixa de transição superior. Onde y_i^{\min} e y_i^{\max} são os limites de operação, $y_i^{\min,t}$ e $y_i^{\max,t}$ são os limites de transição. Em cada período de amostragem a matriz $\mathbf{Q}(k)$ é calculada da seguinte forma:

$$\mathbf{Q}(k) = \frac{1}{ECE_i(k)} \quad (10)$$

Se $y_i^{\max,t} \leq y_i(k) \leq y_i^{\max}$, então ¹:

$$ECE_i(k) = \frac{ECE_{H,i} - ECE_{M,i}}{y_i^{\max} - y_i^{\max,t}} (y_i(k) - y_i^{\max,t}) + ECE_{M,i} \quad (11)$$

Se $y_i^{\min,t} < y_i(k) \leq y_i^{\max,t}$, então:

$$ECE_i(k) = ECE_{M,i} \quad (12)$$

Se $y_i^{\min} \leq y_i(k) < y_i^{\min,t}$, então:

$$ECE_i(k) = \frac{ECE_{M,i} - ECE_{L,i}}{y_i^{\min,t} - y_i^{\min}} (y_i(k) - y_i^{\min}) + ECE_{L,i} \quad (13)$$

A solução utilizando mínimos quadrados do problema da equação 6 vem dada por:

$$\Delta \mathbf{U}(k) = (\mathbf{A}'_{ex} \mathbf{A}_{ex})^{-1} \mathbf{A}'_{ex} \mathbf{E} \quad (14)$$

É importante notar que mesmo com as restrições impostas pela camada de OES a solução utilizando mínimos quadrados não garante que as variáveis estejam dentro dos limites e nem que os valores de \mathbf{u}^{tar} e \mathbf{y}^{tar} serão atendidos, pois no problema de mínimos quadrados resolvido existem mais incógnitas que equações. A solução encontrada será a que possuir o menor erro possível, sendo assim não possui garantia que atenda a todas as restrições do problema.

¹ Observe que este cálculo realiza uma interpolação linear entre os valores extremos da faixa

3. CASO DE ESTUDO - UPGN

Os principais objetivos das Unidades de Processamento de Gás Natural (UPGN) são: o tratamento para retirada de impurezas e o fracionamento da mistura que consiste em enquadrar o gás natural produzido nas especificações necessárias para venda, separar e especificar também os componentes pesados: o GLP (Gás Liquefeito de Petróleo), a gasolina e o LGN (Líquido de Gás Natural).

O gás natural é uma fonte energética consolidada em todo o mundo, ele apresenta grande vantagens em relação aos combustíveis líquidos, como queima mais eficiente no aproveitamento da energia e principalmente no baixo índice de poluição. Além de excelente combustível, possui varias aplicações na indústria petroquímica e química como matéria prima. Entre elas se destacam a produção de amônia, ureia e metanol. O gás natural extraído é uma mistura de hidrocarbonetos e algumas impurezas como: nitrogênio (N_2), dióxido de carbono (CO_2), água (H_2O), gás sulfídrico (H_2S), hélio (He) e mercúrio (Hg). Os hidrocarbonetos que geralmente ocorrem no gás natural são: metano (CH_4), etano (C_2H_6), propano (C_3H_8), butano (C_4H_{10}), pentano (C_5H_{12}), e pequenas quantidades de hexanos ($CH_3(CH_2)_4CH_3$) e alguns hidrocarbonetos mais pesados.

Sua composição varia muito em função das características do reservatório de petróleo e das condições da separação primaria nas instalações de superfície. Grande parte da produção de gás natural no Brasil vem do gás associado ao petróleo extraído, não existindo muitas reservas de gás natural isoladas. Assim as UPGN's brasileiras processam gás natural oriundo de diferentes campos de petróleo, o que em muitos casos gera dificuldades de operação devido a grande variabilidade da composição.

A Unidade de Processamento de Gás Natural abordada neste estudo possui capacidade nominal de processamento de dois milhões m^3 /dia de gás, medidos a 20 °C e a 1 atm. O processo de separação utilizado é o de absorção refrigerada com propano gerado na própria unidade. O objetivo é recuperar o propano, o butano, o pentano e hidrocarbonetos mais pesados, separando-os dos hidrocarbonetos leves (metano e etano). O processamento de gás natural gera três produtos finais: o gás industrial (composto por metano e etano), o GLP (composto por propano e butano) e a gasolina natural (composta por pentano e hexano).

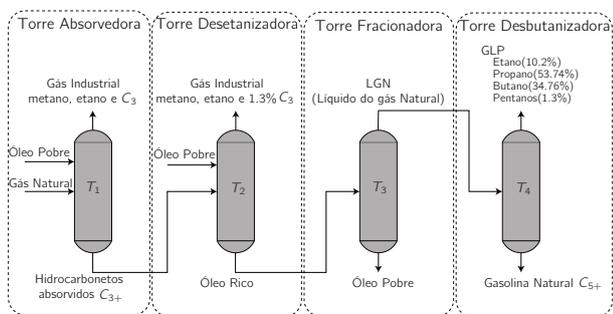


Figura 1. Esquema simplificado da UPGN

A Figura 1 mostra um esquema simplificado do processamento de gás natural com as quatro torres e seus respectivos produtos de topo e de fundo.

O controle avançado desse processo tem objetivos como maximizar a carga processada na unidade, minimizar a perda de propano no gás industrial, manter o teor de etano do GLP dentro da especificação, minimizar a perda de hidrocarbonetos para queima e maximizar o teor de C_{5+} na gasolina natural. As variáveis mais difíceis de controlar são o teor de etano no GLP (y_1), abertura da válvula de pressão (y_4) e teor de pentano na gasolina natural (y_5).

3.1 Modelo

Neste trabalho foi utilizado um modelo do sistema, com oito variáveis manipuladas, oito variáveis controladas e três perturbações. Nas tabelas 1, 2, 3, 4 são apresentados os conjuntos de variáveis:

Tabela 1. Variáveis Controladas

ID	Descrição
y_1	Teor de etano no GLP
y_2	Nível da torre (T_2)
y_3	Vazão de refluxo na torre (T_3)
y_4	Abertura da válvula de pressão da torre T_4
y_5	Teor de pentano na torre T_4
y_6	Refluxo mais carga T_4
y_7	Teor de propano na torre (T_1)
y_8	Teor de propano na torre (T_2)

O modelo do processo representado por funções de transferências², foi obtido com base nos dados da resposta ao degrau do processo real. A equação 15 representa de forma matricial o modelo.

$$Y(z) = G_u(z)U + G_w(z)W \quad (15)$$

onde G_u é a matriz de funções transferências discretas em relação as variáveis manipuladas, G_w é a matriz para as perturbações e $U = [u_1 u_2 \dots u_8]^T$, $W = [w_1 w_2 w_3]^T$.

4. RESULTADOS

O cenário escolhido para simulação é de um período de 5000 minutos (aproximadamente 3 dias e meio de operação) com período de amostragem de 2 minutos, foram

² As funções de transferências detalhadas podem ser encontradas em Sartori (2017)

Tabela 2. Variáveis Manipuladas

ID	Descrição
u_1	Vazão de óleo de absorção para torre T_1
u_2	Vazão de óleo de absorção para torre T_2
u_3	Vazão de carga fria para torre T_2
u_4	Pressão no topo da T_4
u_5	Temperatura de topo da T_3
u_6	Vazão de Refluxo da T_4
u_7	Controle de Temperatura da T_4
u_8	Temperatura de fundo da T_2

Tabela 3. Perturbações

ID	Descrição
w_1	Vazão de gás natural (carga) a ser processada pela unidade
w_2	Riqueza da carga
w_3	Carga na torre T_4

Tabela 4. Relação entre variáveis controladas manipuladas e perturbações

Variável controlada	Variáveis manipuladas	Perturbações
y_1	u_1, u_2, u_8	w_2
y_2	u_5	w_1, w_2
y_3	u_5, u_8	-
y_4	u_1, u_2, u_4, u_8	w_2
y_5	u_4, u_6, u_7	w_3
y_6	u_6	w_3
y_7	u_1	w_1, w_2
y_8	u_1, u_2, u_3, u_8	w_1, w_2

consideradas as três perturbações atuando no processo a partir de 1000 minutos (500 amostras). As perturbações aplicadas são dados reais do processo. Nas figuras 2, 3 e 4 são apresentados os sinais de perturbações aplicados para a vazão de gás natural a ser processada pela unidade (w_1), a riqueza do gás que chega a unidade (w_2) e a carga a ser processada na torre T_4 (w_3) respectivamente.

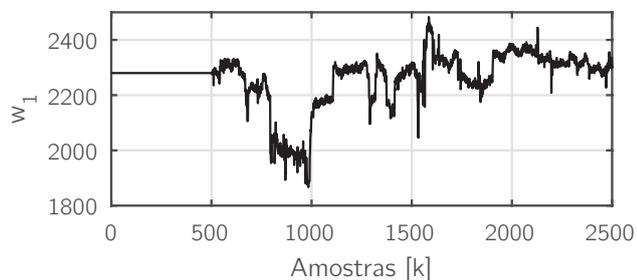


Figura 2. Perturbação w_1 - [m^3/dia].

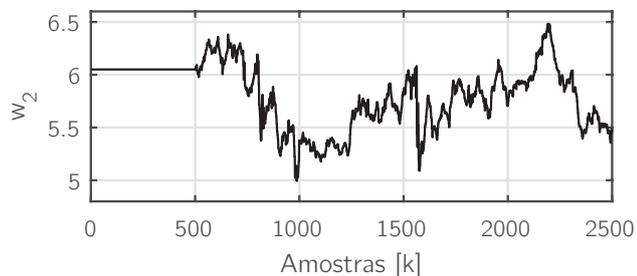


Figura 3. Perturbação w_2 - [%].

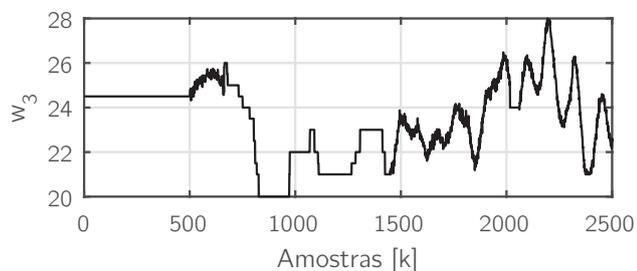


Figura 4. Perturbação w_3 - [%].

Na sequência são analisados os resultados obtidos para as principais variáveis do processo. Nas figuras a seguir as linhas tracejadas são os limites inferior e superior para variável, a linha contínua laranja o resultado para implementação LP+DMC e a azul para o EMPC.

4.1 Controle do teor de C_2 no GLP - y_1

O teor de C_2 no GLP corresponde à variável controlada y_1 . Os objetivos de controle são produzir GLP com teor de C_2 dentro da faixa de 13.5% - 14.5%. Produzir GLP com teor de C_2 acima de 15% é economicamente ruim, porém produzir com teor inferior a 13% é muito pior economicamente e para o processo, pois devido normas regulamentadoras o teor mínimo deve ser de 13% para venda, em casos de produção inferior a 13% o GLP deve ser reprocessado para estar dentro das especificações. O reprocessamento do GLP gera uma perda financeira superior a produzir com teor superior a 15%.

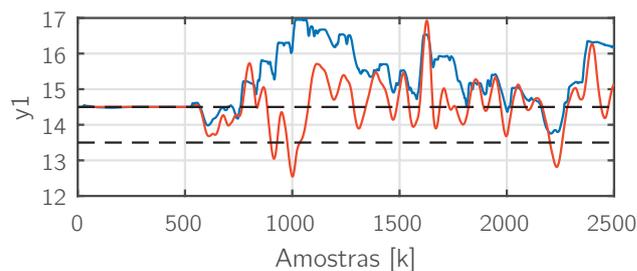


Figura 5. Variável Controlada y_1 - [%].

Os resultados são apresentados na figura 5. Para o EMPC, observa-se que grande parte do GLP produzido está fora da faixa desejada, porém nunca inferior a 13%. Já para o LP+DMC a média de produção possui um teor inferior, mas em dois períodos o teor fica inferior a 13%.

4.2 Controle da abertura da válvula de pressão - y_4

Devido a importância do controle desta variável aceita-se produzir GLP fora das especificações, pois se o controle desta variável for perdido a planta pode parar de funcionar.

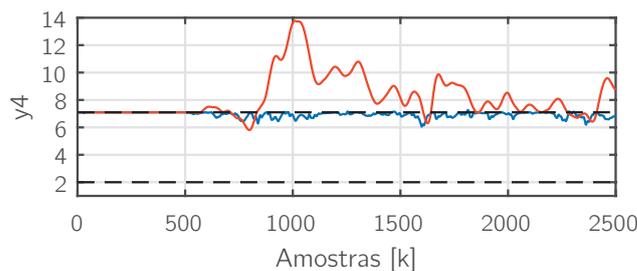


Figura 6. Variável Controlada y_4 - [%].

Na figura 6 é apresentada a comparação entre as estratégias EMPC e LP+DMC para o controle da abertura da válvula de pressão da torre T_4 . Observa-se que o EMPC consegue manter a pressão dentro da faixa de operação praticamente durante todo o período analisado, já o LP+DMC não consegue manter o controle dentro da faixa. Analisando as respostas obtidas para o teor de C_2 (y_1) e a abertura da válvula de pressão da torre T_4 (y_4) a estratégia EMPC possui uma resposta equivalente em relação ao teor de C_2 , porém o controle da abertura da válvula de pressão da torre T_4 apresenta um desempenho muito superior comparado com a estratégia LP+DMC.

4.3 Controle do teor de C_5 na gasolina natural - y_5

Para esta variável não se utiliza o teor de C_5 diretamente, mas o log do teor. O objetivo é maximizar o teor de C_5 na gasolina natural dentro da faixa definida. Os resultados obtidos são apresentados na figura 7.

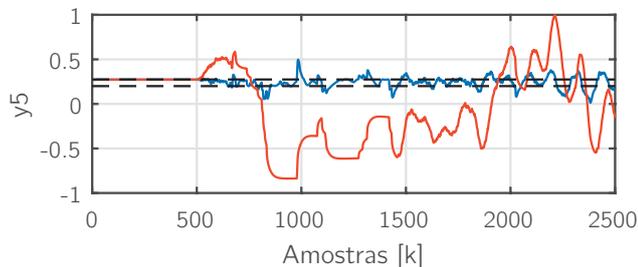


Figura 7. Variável Controlada y_5 - [admin].

Devido a influência de três variáveis manipuladas e uma perturbação o controle do teor de C_5 na gasolina natural é difícil de ser mantido dentro da faixa, como pode ser observado na figura 7. Mas observa-se que a estratégia EMPC apresenta um desempenho satisfatório conseguindo em grande parte da simulação manter o teor dentro da faixa se comparado com a estratégia LP+DMC.

4.4 Variáveis Manipuladas

Nas figuras 8 e 9 são apresentados os resultados comparativo entre as duas estratégias para variáveis manipuladas u_6 e u_8 respectivamente.

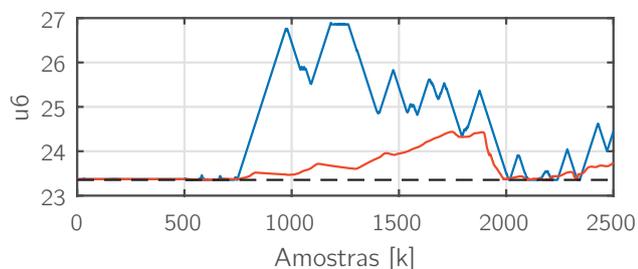


Figura 8. Variável Manipulada u_6 - [m^3/h].

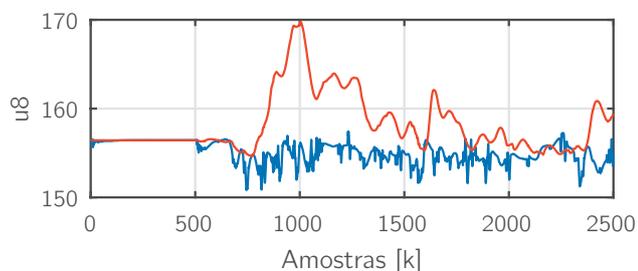


Figura 9. Variável Manipulada u_8 [$^{\circ}C$].

Observa-se que a estratégia EMPC possui mais variações nas variáveis manipuladas, porém as variações tem dinâmicas da ordem de horas, as quais não prejudicam os equipamentos da unidade.

4.5 Índices

Para análise geral dos resultados obtidos são apresentados alguns índices na sequência.

Índice 1 O primeiro índice é a porcentagem que as variáveis controladas estão fora da faixa de operação, os resultados são apresentados na tabela 5.

Tabela 5. Tempo da variável controlada fora da faixa.

	y_1	y_2	y_3	y_4
EMPC	76,24 %	35 %	61,96 %	10,88 %
LP+DMC	62,40 %	71,36 %	57,16 %	67,20 %
	y_5	y_6	y_7	y_8
EMPC	36,52 %	32,20 %	40,56 %	19,36 %
LP+DMC	77,52 %	72,68 %	61,48 %	54,80 %

Observa-se que para as variáveis controladas y_1 e y_3 a estratégia LP+DMC apresenta um desempenho melhor, para todas as outras variáveis controladas a estratégia EMPC apresenta resultados melhores, indicando um desempenho dinâmico melhor comparado com a estratégia LP+DMC.

Índice 2 O segundo índice é o somatório dos valores das variáveis menos o limite da faixa quando elas ultrapassam a mesma para cada variável controlada, os resultados são apresentados na tabela 6.

Tabela 6. Somatório das variáveis controladas fora da faixa de operação.

	y_1	y_2	y_3	y_4
EMPC	1873,3	2546	3329,1	3,4776
LP+DMC	694,6	6342,4	1173,8	2834,7
	y_5	y_6	y_7	y_8
EMPC	43,262	805,7	123,49	41,968
LP+DMC	838,34	2523,3	137,95	111,91

Observa-se que mesmo a estratégia EMPC possuindo grandes períodos das variáveis fora da faixa a distância à faixa é mantida muito menor comparado com os resultados da estratégia LP+DMC.

Índice 3 O terceiro índice é o desvio padrão para as variáveis manipuladas, os resultados são apresentados na tabela 7.

Tabela 7. Desvio padrão para variáveis manipuladas.

	u_1	u_2	u_3	u_4
EMPC	0,5642	0,454778	0,95063	0,021746
LP+DMC	0,33489	0,027075	$2,84 \cdot 10^{-6}$	$2,36 \cdot 10^{-5}$
	u_5	u_6	u_7	u_8
EMPC	5,8692	1,138	0,72737	1,2208
LP+DMC	1,7553	0,3235	$4,60 \cdot 10^{-5}$	3,2876

Conforme observado nas figuras 8 e 9 a estratégia EMPC possui mais variações nas variáveis manipuladas comparadas com a estratégia LP+DMC, estas variações podem ser confirmadas com os valores maiores dos desvios padrões.

4.6 Custo da Parcela Econômica

Uma análise econômica completa das estratégias não foi possível de ser realizada, devido a falta de dados relacionado aos custos reais associados as variáveis manipuladas e controladas. Na figura 10 são apresentados os custos da parcela econômica para as estratégias EMPC e LP+DMC. O custo da parcela econômica para estratégia LP+DMC corresponde ao custo da camada de otimização econômica implementada com o algoritmo LP.

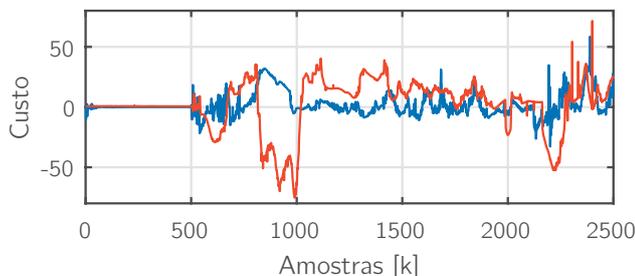


Figura 10. Comparação do Custo da Parcela Econômica.

O custo acumulado para estratégia EMPC é 4218,40 e para estratégia LP+DMC é 5420,70.

5. CONCLUSÃO

Os resultados obtidos para as duas estratégias apresentam bom desempenho no controle da unidade de processamento de gás natural. Em termos comparativos, observou-se um desempenho superior da estratégia EMPC para o controle dinâmico das variáveis, com menos situações de violação de restrições e melhor controle de variáveis críticas. Por outro lado, em termos econômicos, o EMPC apresentou uma redução de 22% na parcela que considera os termos econômicos. Os resultados obtidos não consideram questões como, o reprocessamento de GLP produzido fora das especificações e possíveis paradas devido perda de controle de certas variáveis.

O uso de estratégias de EMPC é uma alternativa para o controle de processos industriais de grande porte, como se mostra neste trabalho, e mesmo em uma versão simplificada como a apresentada foi possível obter um desempenho superior ao do esquema tradicional usado na prática. Em trabalhos futuros será considerada a adição de outras informações econômicas do processo, que poderão trazer ainda mais vantagens na operação do processo.

REFERÊNCIAS

- Camacho, E.F. and Bordons, C. (2004). *Model Predictive Control*. Springer, Internacional.
- Campos, M., Gomes, M., and Perez, J. (2003). *Controle Avançado e Otimização na Indústria do Petróleo*. Editora Interciência, Rio de Janeiro, 1 edition.
- Cutler, C. and Ramaker, B. (1980). Dynamic matrix control - a computer control algorithm. *Automatic Control Conference*.
- Ferramosca, A. (2011). *Model Predictive Control of Systems with Changing Setpoints*. Ph.D. thesis, UNIVERSIDAD DE SEVILLA.

- Gouvêa, M.T. (1997). *Uso de um algoritmo SQP na otimização de processos químicos contínuos em tempo real*. Tese de doutorado, USP, São Paulo.
- Gouvêa, M.T. and Odloak, D. (1998). One-Layer real time optimization of LGP production in the FCC unit: procedure, advantages and disadvantages. *Computers and Chemical Engineering*, 22, 191.
- Lima, D.M. (2015a). *PREDICTOR-BASED ROBUST CONTROL OF DEAD-TIME PROCESSES*. Ph.D. thesis, Universidade Federal de Santa Catarina.
- Lima, M.L. (2015b). Distributed satisficing mpc. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 23(1), 305–312.
- Morari, M., Lee, J.H., and García, C.E. (2002). *Model Predictive Control*. Prentice Hall.
- Normey-Rico, J.E. and Camacho, E.F. (2007). *Control of Dead-Time Processes*. Springer, Internacional.
- Porfírio, C.R. (2011). *Implantação de otimizador online acoplado ao controle preditivo (MPC) de uma coluna de Tolueno*. Tese de doutorado, USP, São Paulo.
- Rawlings, J.B., Angeli, D., and Bates, C.N. (2012). Fundamentals of Economic Model Predictive Control. In *IEEE Conference on Decision and Control*, 3851–3861. IEEE, Maui, Hawaii - USA.
- Richalet, J., Rault, A., Testud, J., and Papon, J. (1978). Model predictive heuristic control. *Automatica*, 14(5), 413–428. doi:10.1016/0005-1098(78)90001-8. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0005109878900018>.
- Sartori, R. (2017). *Controle Preditivo Econômico: Aplicação a uma unidade de processamento de gás natural*. Master's thesis, Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, SC.
- Vettorazzo, C.M. (2016). *MODEL PREDICTIVE CONTROL OF GAS COMPRESSION STATION IN OFFSHORE PRODUCTION PLATFORMS*. Master's thesis, Federal University of Santa Catarina.
- Ying, C.M. and Joseph, B. (1999). Performance and Stability Analysis of LP-MPC and QP-MPC Cascade Control Systems. *AIChE Journal*, 45(7), 1521–1534.