

Controle preditivo para cadeias de suprimentos sujeitas a incertezas de modelagem e de previsão de demanda

Dayron Antonio Álvarez Rodríguez (UFSC) dayron.alvarez@posgrad.ufsc.br
Júlio Elias Normey-Rico (UFSC) julio.normey@ufsc.br
Rodolfo César Costa Flesch (UFSC) rodolfo.flesch@ufsc.br

Resumo:

Este artigo apresenta uma estratégia de controle preditivo para inventários em uma cadeia de suprimentos. É aplicado o controle preditivo generalizado usando uma coordenação centralizada do controlador, otimizando globalmente as decisões para cada nó. Aproveita-se a estrutura do preditor para utilizar ferramentas de compensação de tempo morto e ação antecipativa para melhorar o desempenho do controlador sob condições de operação incertas (erros na modelagem e estimação da demanda). Resultados de simulação evidenciam como os algoritmos de controle preditivo empregados conseguem manter os níveis de estoque dentro da especificação e ao mesmo tempo atingir a demanda dos clientes.

Palavras chave: Controle preditivo baseado em modelos, tempo morto, cadeia de suprimentos.

Model predictive control for supply chain subjected to uncertainties in modeling and estimation of demand

Abstract

This paper presents a predictive control strategy applied to inventory control in supply chains. Generalized predictive control using a centralized coordinating controller and globally optimizing decisions for each node is applied. The proposed solution takes advantages of the predictor structure to use dead time compensation tools and feedforward action to improve the performance of the controller under uncertain operating conditions (errors in modeling and estimation of demand). Simulation results show how the used predictive control algorithms allow keeping inventory levels at the desired targets while reaching customer demands.

Key-words: Model predictive control, dead-time, supply chain

1. Introdução

Os primeiros sistemas de armazenagem surgiram com a necessidade da humanidade de garantir a sobrevivência em épocas de escassez. Em um primeiro momento, o objetivo era simplesmente estocar e consumir. Depois, além da questão da armazenagem propriamente dita, outros aspectos como perdas no sistema (devido à deterioração ou roubo) e garantia de abastecimento foram adicionados ao problema. Dessa forma, os primeiros passos para o gerenciamento de estoques estavam sendo dados. Com o crescimento populacional das cidades e o desenvolvimento da manufatura após o advento da revolução industrial, sistemas de estoques cada vez maiores se tornaram necessários para garantir o abastecimento e sua gestão tomou um impulso de grandes proporções (PACHECO, 2004).

No quadro econômico, não são apenas produtos que competem contra produtos, senão também cadeias de suprimento que concorrem com outras cadeias de suprimento (CS). Isso porque, ao eliminarem-se ineficiências dessas cadeias, podem-se economizar recursos, o que torna o produto final mais competitivo e rentável (SIMCHI-LEVI, et al, 2004). Uma CS eficiente traz grandes benefícios para a sociedade, uma vez que evita desperdícios e, por sua vez, reduz impactos ambientais causados pela produção excessiva (SCHWARTZ e RIVERA, 2010). As CS podem apresentar diferentes estruturas e sua complexidade pode variar dependendo do tipo de produto final, do tempo de produção, dos tempos de transporte, e também das variáveis envolvidas no processo de transformação das matérias primas (BENEDITO, 2006). Outro fator a ser considerado no estudo de uma CS é o nível de incertezas sob o qual a mesma opera, o que depende da variação da demanda. Para alguns mercados é mais fácil conhecer ou estimar a demanda e seu comportamento no tempo, o que ajuda a manter preços e custos mais estáveis (AL-OTHAM, et al, 2008). Esses conhecimentos tornam-se determinantes como suporte ao pessoal especialista em logística e operações da companhia. Pacotes de software e soluções de internet, tais como mySAP.com, permitem às empresas o acesso iterativo em tempo real a inventários, taxas de produção, previsões de vendas e outras informações disponíveis que ajudam na tomada de decisões e na implementação de estratégias para gestão dos estoques (BRAUN, 2001).

Para as indústrias em geral, torna-se cada vez mais difícil concorrer em escala global sem fortes estratégias de gerenciamento de estoque. Novas normas para gestão dos resíduos geram um foco renovado de qualidade, acrescentando obstáculos para alcançar certificações internacionais e adoção de paradigmas de alta qualidade (SUBRAMANIAM, et al, 2011). Portanto, as decisões de produção precisam ser rápidas e robustas frente às incertezas do mercado, porém otimizadas para atingir objetivos chave na CS. Esse cenário torna as CS sistemas ideais para a aplicação de técnicas de controle.

O uso de técnicas de controle para o problema de eficiência das CS tem crescido fortemente desde a segunda metade do século XX. Trabalhos nessa área incluem a modelagem de processos de CS usando analogia de fluidos através de comparações com sistemas de controle de nível em tanques acoplados (SCHWARTZ e RIVERA, 2010), bem como o controle desse sistema através de técnicas em malha fechada (NANDOLA e RIVERA, 2013). Inicialmente, começou-se a utilizar a teoria de controle no estudo de CS a partir da aplicação de servomecanismos de tempo contínuo, manipulando a taxa de produção em um sistema simples que envolvia um único produto (HERBET, 1952). Posteriormente, estenderam-se essas ideias a modelos de tempo discreto para controle de inventário baseados nos conceitos da transformada z (VASSIAN, 1955). Na sequência, introduziu-se o modelo Forrester, que permitiu abordar problemas no âmbito de organização industrial. Seu amplo uso para ilustrar os problemas presentes nas CS facilitou e forneceu uma ferramenta poderosa para a utilização de técnicas de controle no gerenciamento de estoque (TOWILL, et al, 1992). No ano de 1992, aplicou-se pela primeira vez a teoria de controle preditivo em um problema de gerenciamento de inventário, com foco em um problema local de fabricação. Nesse estudo, Kapsiotis e Tzafestas (1992), tentaram compensar os prazos de produção, incluindo na função custo do controlador um termo de penalidade nos desvios da trajetória de referência. Posteriormente, muitos trabalhos surgiram com aplicação da teoria de controle preditivo em gestão de CS. Encoraja-se o leitor a ler os trabalhos de Sarimveis, et al (2008) e Subramaniam, et al (2012) para uma revisão mais detalhada da aplicação de técnicas de engenharia de controle para os problemas de CS.

De acordo com Al-Otham, et al (2008), o controle de CS visa minimizar custos de produção, minimizar excessos de armazenamento e minimizar as despesas de transporte, assim como

satisfazer as demandas dos clientes, mantendo uma participação ativa no mercado. O problema de controle é manter o nível de estoque dentro de certos valores pré-determinados e, ao mesmo tempo, proporcionar um funcionamento economicamente ideal no processo de fabricação; em outras palavras, evitar mudanças rápidas no ritmo de produção e, ao mesmo tempo, evitar quantidades indesejáveis de estoque. O tempo morto aqui tem uma influência importante e é causado pelo tempo necessário para que os pedidos sejam processados e emitidos, como mostra a figura 1. Processos com essa característica de tempo morto significativo são difíceis de controlar usando controladores preditivos padrão (NORMEY-RICO e CAMACHO, 2007), uma vez que a robustez desses sistemas de controle tende a ser baixa frente a incertezas na estimação do modelo e na estimação de demanda. Ainda, devido à quantidade de processos envolvidos, o processo como um todo tem um grande número de variáveis e dinâmicas complexas, o que gera dificuldades para o desenvolvimento de algoritmos de controle eficientes. Nesse cenário de complexidade no modelo e elevado tempo morto, propõe-se neste trabalho o uso de técnicas de controle preditivo baseado em modelo que incluem uma estrutura de compensação de tempo morto explícita no preditor, buscando aliar as vantagens do controle preditivo com a robustez necessária para aplicação prática. Como será mostrado, esses controladores podem ser configurados e ajustados para atingir bom desempenho e robustez em CS com tempo morto incerto.

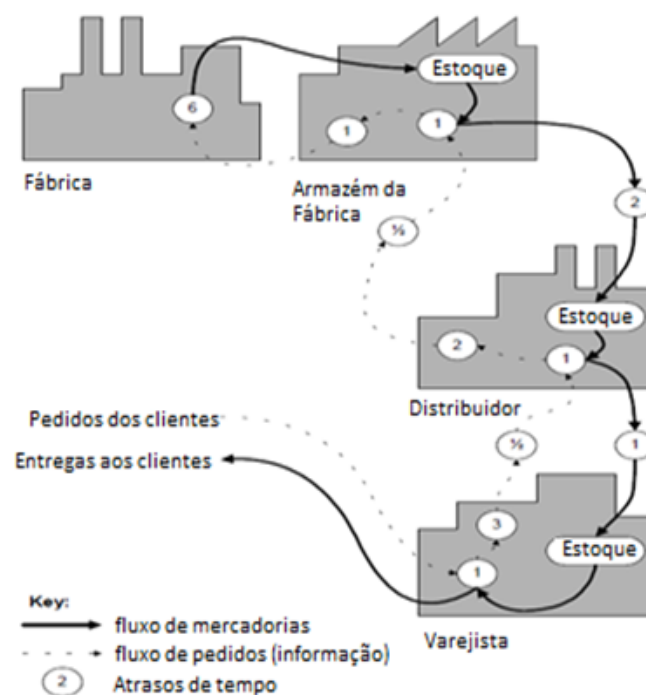


Figura 1 - Tempos de produção e transporte em uma CS

Este artigo é dividido em cinco capítulos e uma lista de referências. Na seção 2 é descrita a rede de CS e desenvolve-se o modelo discreto para aplicação do algoritmo de controle. Na seção 3, apresenta-se a estrutura proposta para o problema de controle e compensação de tempo morto na CS. Resultados de simulação são apresentados na seção 4, mostrando o desempenho dos controladores. Por fim, apresentam-se as conclusões e considerações finais.

2. Formulação do problema

Para clareza da apresentação, nesta seção é considerada uma CS para um só tipo de produto com um só nó em cada nível, mas o método pode ser estendido para um caso de múltiplos

produtos e múltiplos nós. A topologia de CS apresentada na figura 2 tem o seguinte comportamento: a planta tem um tempo de produção de 5 dias e demora 2 dias para transportar o produto semi-acabado, após revisões de padrão de qualidade, até a área de embalagem. Na área de embalagem o produto pode demorar até 2 dias dentro do processo de acabamento final e leva-se 1 dia para entregá-lo no depósito. Finalmente, no depósito o produto leva 1 dia no processo de padronização e inclusão no estoque. Os pedidos demoram 1 dia para serem encaminhados após recebidos.

2.1 Modelo dinâmico

A matriz de transferência que representa as dinâmicas básicas características entre os fluxos de informação e material da CS está dada na equação (1). As equações escrevem o modelo de funções de transferência discreta que determinam as quantidades de produto semi-acabado, $y_1(k)$, de produto embalado, $y_2(k)$, e de produto em depósito, $y_3(k)$, como função das variáveis manipuladas (pedidos), $u_1(k)$, $u_2(k)$ e $u_3(k)$, e a perturbações no sistema (efeito da demanda), $q(k)$.

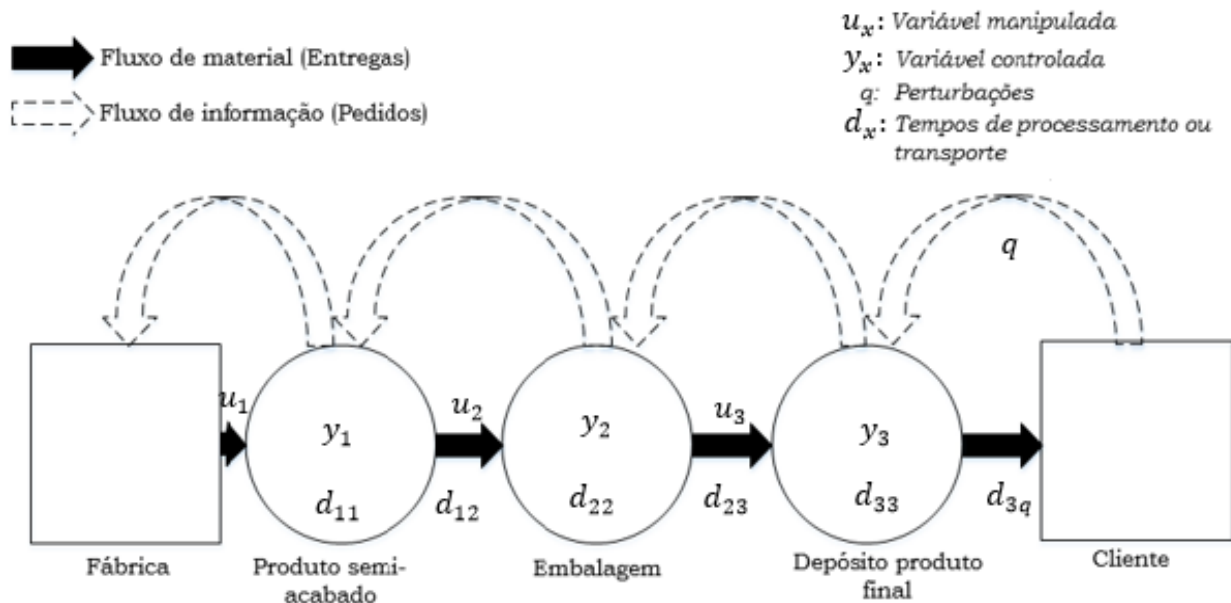


Figura 2 - Mapeamento de variáveis na CS

As decisões de pedidos e entregas são feitas em iguais períodos de tempo e para este trabalho escolheu-se um período $T_s = 1$ dia. Considera-se, ainda, que a informação de pedidos entre os elos do processo conjunto de produção é feita instantaneamente.

$$\begin{bmatrix} y_1(k) \\ y_2(k) \\ y_3(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{z^{-1}}{1-z^{-1}} z^{-d_{11}} & \frac{-z^{-1}}{1-z^{-1}} z^{-d_{12}} & 0 \\ 0 & \frac{z^{-1}}{1-z^{-1}} z^{-d_{22}} & \frac{-z^{-1}}{1-z^{-1}} z^{-d_{23}} \\ 0 & 0 & \frac{z^{-1}}{1-z^{-1}} z^{-d_{33}} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_1(k) \\ u_2(k) \\ u_3(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \frac{-z^{-1}}{1-z^{-1}} z^{-d_{3q}} \end{bmatrix} [q(k)] \quad (1)$$

3 Controle Preditivo Baseado em Modelo

O controle preditivo baseado em modelo (MPC, do inglês *Model Predictive Control*) é uma estratégia de controle que usa uma lei de controle ótima baseada na minimização de um custo que considera a predição do comportamento futuro da saída do processo. O MPC usa um

modelo explícito do sistema para prever o comportamento das variáveis controladas nos instantes futuros de tempo, dentro de um horizonte definido. O objetivo é atingir o valor do controle ótimo considerando as restrições físicas ou econômicas do processo e levando as variáveis controladas a determinadas referências. O MPC usa uma estrutura como mostrada na figura 3, na qual o modelo permite calcular as previsões ao longo do horizonte que são usadas junto com as informações passadas e as saídas do processo para minimizar a função de custo considerando as restrições e trajetórias a serem seguidas. Apesar de o MPC calcular um vetor de controle futuro ótimo, ele trabalha sob o conceito de janela móvel, logo apenas o primeiro movimento de controle calculado é efetivamente aplicado ao processo e, como a cada amostra novas informações são coletadas do processo, o cálculo do controle é repetido em todo instante de amostragem, a fim de considerar os estados atualizados do sistema na definição da ação de controle.

O enfoque preditivo usado na solução do problema de otimização e planejamento da produção visando atingir os níveis de inventário alvo, exige modelos adequados de previsão e otimização. Ambos os modelos trabalham conjuntamente em um cenário de simulação que incorpora incertezas (mudanças não conhecidas na demanda), (PEREA LÓPEZ, et al, 2003). Assim, a cada período de amostragem, o modelo de previsão calcula os níveis de inventário objetivo.

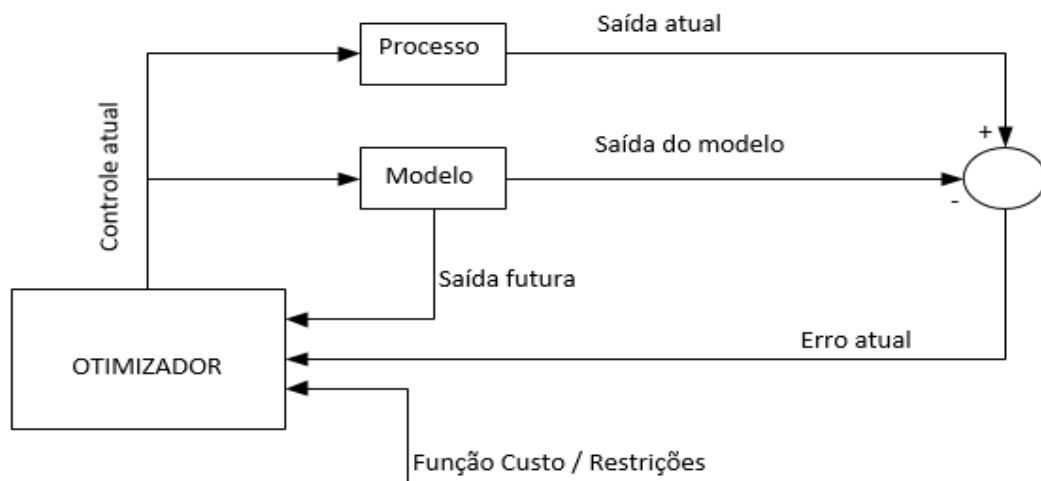


Figura 3 - Estrutura básica do MPC

3.1 Modelo de previsão

O modelo de previsão usado pelo GPC considera também um modelo das perturbações não mensuráveis para o cálculo das previsões no horizonte para cada uma das variáveis controladas (nível de estoque). Considerando perturbações não medidas modeladas por ruído branco integrado, as previsões ótimas, $y_{pi}(k + t | k)$ são obtidas com um modelo na forma incremental do sistema definido na equação (2) e calculadas iterativamente considerando o horizonte de previsão, $N = N_2 - N_1$. $N_1 = d + 1$, para sistemas com tempo morto.

$$\Delta A_i(z^{-1})y_{pi}(k + t | k) = \sum_{j=1}^{N_{ux}} z^{-d_{ij}} B_{ij}(z^{-1})\Delta u_j(k + t - 1); \quad t = N_1 \dots N_2 \quad (2)$$

$B_{ij}(z^{-1})$ e $A_i(z^{-1})$ são os polinômios característicos das funções de transferência do sistema. O GPC também pode incluir um modelo das perturbações medidas ou estimadas. No controle de CS, em algumas situações práticas a demanda pode ser conhecida em um determinado grau e alguns tipos de sinais determinísticos são usados para representá-la. É comum representar as oscilações diárias ou semanais da demanda como sinais senoidais, e variações lentas como

rampas (NORMEY-RICO e CAMACHO, 2007). Caso a perturbação seja conhecida ou estimada, o modelo da perturbação pode ser definido como $q(k) = z^{-d}C(z^{-1})/D(z^{-1})$, com $C(z^{-1})$ e $D(z^{-1})$ sendo os polinômios característicos que descrevem a dinâmica da perturbação.

3.2 Função Custo

A tarefa do controlador preditivo é calcular os vetores de controle, minimizando uma função custo específica. A função custo considerada aqui se mostra na equação (3). Ela considera a informação dos valores futuros dos estoques ou referências que se deseja atingir, $w_i(k+t|k)$, dentro de um horizonte de predição, e a variação das ordens de produção ao longo de um horizonte de controle, N_u .

$$J = \sum_{i=1}^{N_{y_x}} \sum_{t=N_1}^N \alpha(i) [y_{pi}(k+t|k) - w_i(k+t|k)]^2 + \sum_{j=1}^{N_{u_x}} \sum_{t=1}^{N_u} \lambda(j) [\Delta u_j(k+t-1)]^2 \quad (3)$$

Em (3), $\Delta u_j = (1 - z^{-1})u_j$ são os incrementos de controle, $y_p(k+t|k)$ é o vetor com as predições ótimas t passos em frente da saída do sistema com a informação fornecida até o instante t . N_{y_x} e N_{u_x} representam o número de entradas e saídas do sistema multivariável. $\alpha(i)$ e $\lambda(j)$ são as ponderações do erro de predição e dos esforços de controle, respectivamente. A função é minimizada para os horizontes de predição, $N = N_1 - N_2$, e de controle, N_u , definidos. Escolhendo os valores das ponderações pode-se dar mais importância ao seguimento de uma referência ou outra, além de ser possível definir quais variáveis manipuladas devem ser mais utilizadas para atingir os objetivos.

A estratégia de solução do problema consiste em escrever as saídas, $y_{pi}(k)$, como função das entradas passadas e dos valores futuros do controle, $u_j(k)$, assim como as informações prévias do nível dos estoques, as demandas atuais dos clientes e os pedidos para cada nó na CS. Desta forma, o problema de minimizar (3) tem como única variável independente o vetor de variações de controle futuro, $\Delta u(k)$.

3.3 Problema de Otimização

Para atingir requerimentos práticos na operação da CS, o problema de otimização precisa inserir algumas restrições nas variáveis do sistema. Para o caso, as equações (4), (5) e (6), escrevem os três tipos de restrição considerados a fim de garantir condições práticas de operação da CS:

Restrições nas variáveis de saída: definição dos limites de capacidade dos estoques,

$$y_{imin}(k) < y_i(k) < y_{imax}(k); i = 1 \dots N_{y_x} \quad (4)$$

Restrições nas variáveis manipuladas: definição das capacidades de transporte de material,

$$u_{imin}(k) < u_j(k) < u_{imax}(k); j = 1 \dots N_{u_x} \quad (5)$$

Restrições nos incrementos das variáveis manipuladas: definição das variações admitidas nas quantidades de material.

$$\Delta u_{imin}(k) < \Delta u_j(k) < \Delta u_{imax}(k); j = 1 \dots N_{u_x} \quad (6)$$

Na presença de restrições, a minimização da função custo da equação (3) considerando o modelo de predição (2) é resolvida por meio de um algoritmo de programação quadrática, definido na equação (7).

$$J = \min \frac{1}{2} \Delta u(k)^T H \Delta u(k) - \Delta u(k)^T b \quad (7)$$

A matriz Hessiana H , e o vetor gradiente, b , são construídos a partir das diferentes equações de predição. A tabela 1, apresenta os limites físicos da operação da CS empregados nas simulações deste artigo.

Parâmetro	Valor
$y_{imin} \mid y_{imax}$	[0 200]
$u_{imin} \mid u_{imax}$	[0 100]

Tabela 1 – Restrições de operação

3.4 Estrutura DTC no GPC

Vários estudos têm mostrado que quando se utilizam compensadores de tempo morto (DTC) explicitamente na estrutura de um GPC se conseguem algumas vantagens sobre o GPC tradicional quando o propósito é estabilidade e robustez em sistemas de controle de processos com tempo morto (NORMEY-RICO e CAMACHO, 2008a). Por exemplo, quando se utiliza um preditor de Smith filtrado (FSP, do inglês *Filtered Smith Predictor*) para calcular as predições até o tempo morto em vez do preditor ótimo inerente ao GPC, o controlador resultante é mais robusto e fácil de ajustar do que a solução tradicional (LIDIA, et al, 2009). Portanto, esse algoritmo, denominado *DTC-GPC*, é usado aqui para mostrar as vantagens no controle de CS sujeitas a elevados tempos mortos, perturbações e incertezas do sistema em conjunto com as restrições de operação. Para o caso, as predições $y_p(k + t \mid k)$ são calculadas em duas fases: predições de $t = 1$ até d (d é o tempo morto em amostras) usando a estrutura do *FSP* e predições de $t = d + 1$ até N_2 usando o preditor ótimo do GPC. Neste trabalho, o *FSP* usa as equações (8), (9) e (10).

$$y_p(k + t \mid k) = S(z)u(k) + F_r(z)y(k), \quad t = 1 \dots d \quad (8)$$

$$S(z) = G_n(z)[1 - F_r(z)z^{-d}] \quad (9)$$

$$F_r(z) = \frac{f_{b1}z + f_{b0}}{(z - \beta)^2} \quad (10)$$

A estrutura de predição, mostrada na figura 4, chama um otimizador para calcular o controle a partir da predição livre de tempo morto. Acrescenta-se mais um grau de liberdade na sintonia do controlador, o filtro $F_r(z)$ da equação (9). $G_n(z) = z^{-1}B_{ij}(z)/A_i(z)$ é o modelo rápido do sistema, ou seja, o modelo livre de tempo morto. Para dinâmicas de CS modeladas como processos do tipo integrador, $G_n(z) = 1 / z - 1$. A sintonia do filtro passa-baixas $F_r(z)$ para satisfazer condições de operação frente a perturbações do tipo degrau é descrita na equação (10), onde $f_{b0} = (1 - \beta)^2 d + 2(1 - \beta)$, $f_{b1} = (1 - \beta)^2 - f_{b0}$ e β é um parâmetro livre, ajustado utilizando especificações de robustez. O cálculo de $S(z)$ visando garantir estabilidade interna do preditor, ou seja, visando cancelar internamente ao modelo de predição o polo em $z = 1$ de $G_n(z)$, se realiza usando as equações (11) e (12).

$$S(z) = \frac{z^{-d}}{z - 1} \left[z^d - \frac{f_{b1}z + f_{b0}}{(z - \beta)^2} \right] \quad (11)$$

$$S(z) = \frac{1}{(z - \beta)^2} z^{-d} [z^{d+1} + (1 - 2\beta)z^d + (1 - \beta^2)z^{d-1} + \dots + (1 - \beta^2)z + f_{b0}] \quad (12)$$

3.5 Compensação Antecipativa

O ação antecipada na compensação de perturbações mensuráveis apresenta resultados mais eficientes do que o controle realimentado. A principal razão é que ela fornece uma ação de

controle antes que a perturbação tenha afetado a variável controlada. De fato, em algumas circunstâncias, é possível rejeitar totalmente o efeito das perturbações de carga a partir da ação antecipativa (GUZMÁN, et al, 2012). Em relação ao problema de CS, o controlador inclui os modelos das perturbações e usa também a previsão da demanda futura estimada segundo conhecimentos na tendência do mercado, o que permite incluir o modelo da perturbação na nova equação de predição, equação (13), fazendo o otimizador levar em conta o possível efeito no futuro e calculando uma ação de controle para compensá-lo.

$$\Delta A_i(z^{-1})y_{pi}(k+t|k) = \sum_{j=1}^{Nu_x} z^{-d_{ij}} B_{ij}(z^{-1})\Delta u_j(k+t-1) + z^{-d_q} C(z^{-1})\Delta q(k+t-1); \quad (13)$$

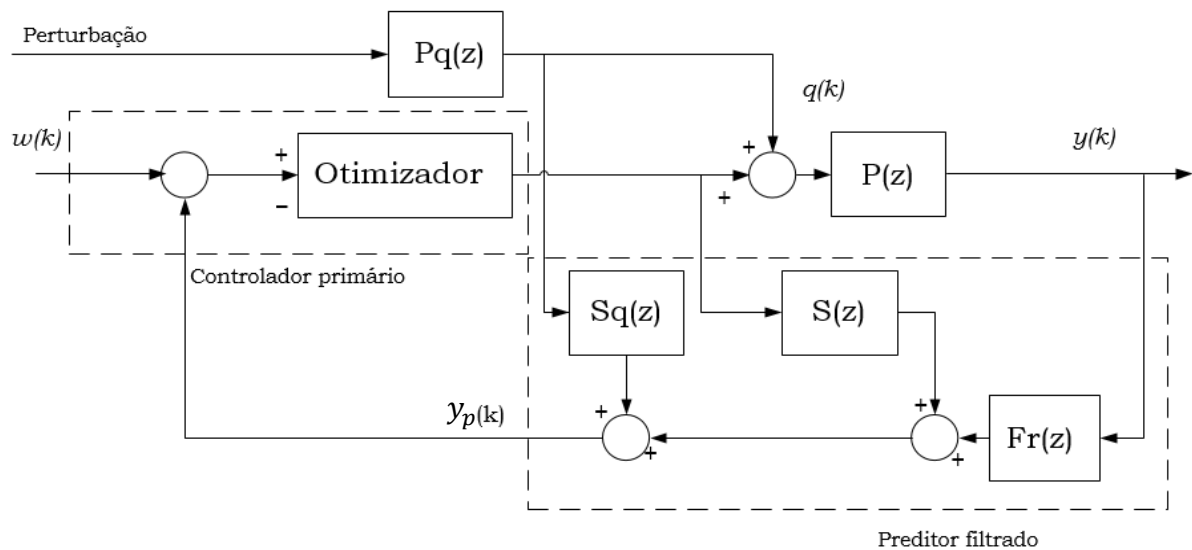


Figura 4 - Estrutura do DTC-GPC com ação antecipativa para o caso restrito

Com relação ao DTC-GPC operando com ação antecipativa, além de utilizar a equação (13) para o cálculo das previsões, deve-se projetar mais um filtro no preditor correspondiente ao modelo da perturbação. Na figura 4, indica-se a estrutura de compensação antecipativa no DTC. Assim, o projeto de $S_q(z)$ deve cancelar os modos instáveis de $P_q(z)$, a fim de garantir estabilidade interna do preditor. A equação (14) formula o cálculo de $S_q(z)$. $G_{nq}(z) = z^{-1}C(z)/D(z)$ é o modelo rápido da perturbação. $F_{qr}(z)$ é o filtro projetado para assegurar uma correta rejeição das perturbações. O parâmetro d_q é o tempo morto do modelo da perturbação $P_q(z)$. Deve ser comentado que, no caso geral, esta solução apenas funciona se os polos instáveis de $P_q(z)$ são também polos instáveis de $P(z)$, o que sempre é o caso em uma CS, visto que a única dinâmica não estável do sistema é a integradora.

$$S_q(z) = G_{nq}(z) = [1 - F_{qr}(z)z^{-dq}] \quad (14)$$

4. Resultados de simulação

Para coordenação de uma CS deve-se determinar conjuntamente uma estrutura que estabeleça quando produzir e quanto produzir a cada amostra. É escolhida uma estrutura de controle centralizada ou global, que projeta só um controlador para otimizar as quantidades a serem fornecidas a cada dependência da CS, (BOSE e PEKNY, 2000). As decisões são tomadas a partir de dados conhecidos do sistema como uma totalidade (introduzindo a informação global do sistema) buscando atingir um objetivo comum, (FU, et al, 2014).

Na figura 5(a), são apresentados os resultados de simulação para a estratégia de controle GPC multivariável centralizada a partir dos modelos dinâmicos citados em (1). Mostram-se as

variáveis de processo (quantidades de pedidos gerados) e as variáveis de controle (níveis de estoque). O controlador inclui os modelos da perturbação e usa também a previsão da demanda futura.

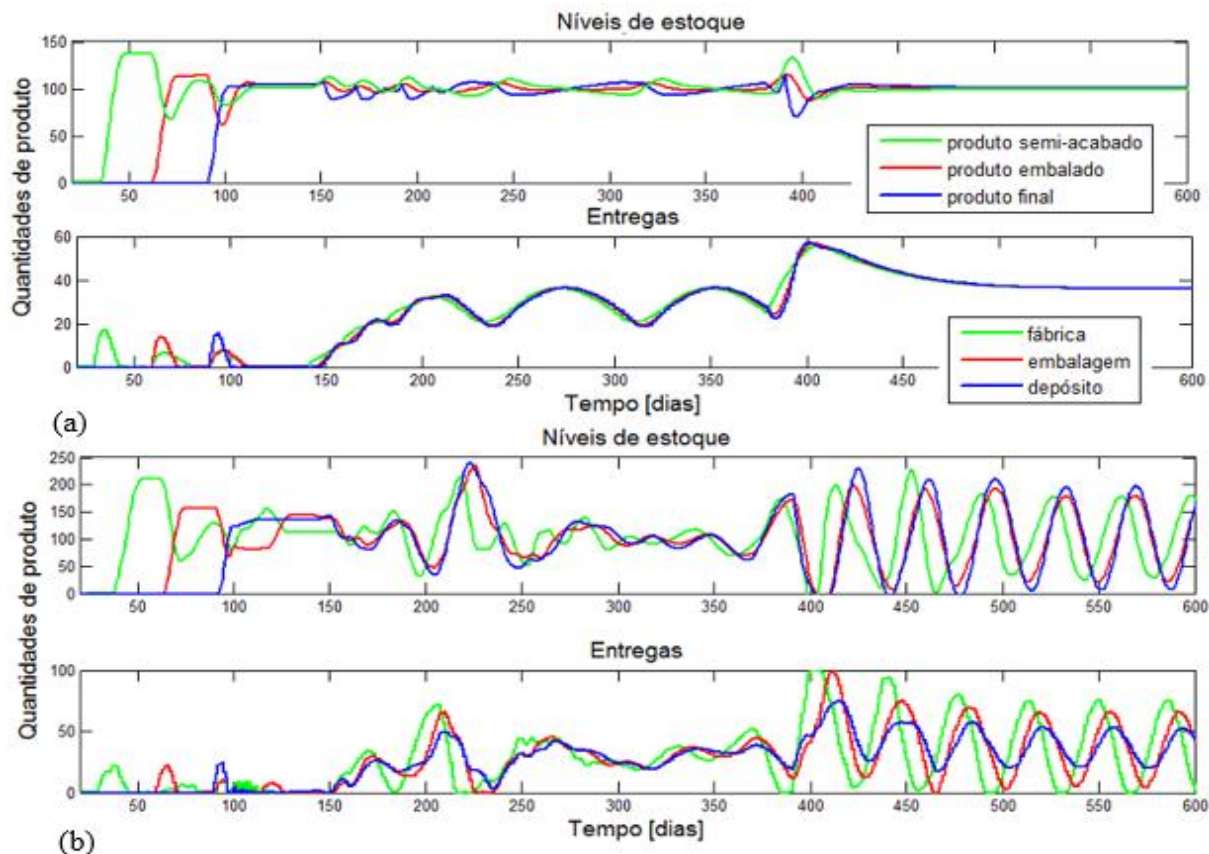


Figura 5 - Resultados com controle GPC desconsiderando erros na modelagem e na previsão da demanda fig. (a) e com erros na modelagem e na previsão da demanda fig. (b).

O ajuste de parâmetros dos controladores é apresentado na tabela 2. Os horizontes de predição foram pensados para olhar até três meses para frente. Escolheu-se 90 dias para o nó de fábrica, 60 dias para o nó de embalagem e 30 dias para o nó correspondente a produto terminado em depósito. Todos os horizontes excedem o total dos tempos mortos ao longo da CS. Para o primeiro nó, abrange-se uma maior quantidade de dias, exigido pela centralização das decisões, a fim de executar antecipações necessárias. A ponderação do esforço de controle, λ_j , foi definida para fixar um controle mais conservativo e evitar mudanças violentas nos estoques, reduzindo o efeito chicote (*bullwhip effect*) na CS. Considera-se 600 dias de operação para a cadeia de suprimentos. Nos primeiros 150 dias são inicializados os nós da CS para se manter em um nível fixo de inventário (*setpoint*), $w_i(k) = 100$ unidades de produto. Para o caso, foram desconsiderados erros na modelagem e no comportamento da demanda.

Parâmetro	Valor
N	[90 60 30]
N_u	[10 10 10]
λ	[300 300 100]
α	[1 1 1]
β	[0,96 0,96 0,96]

Tabela 2 – Parâmetros de sintonia

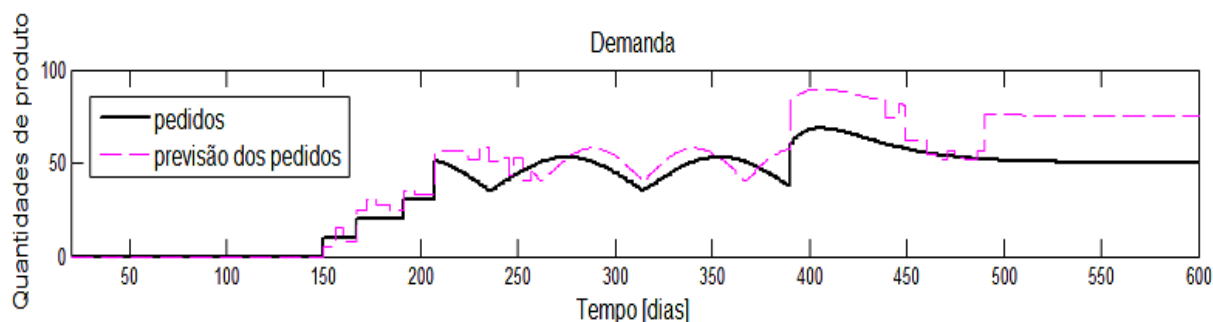


Figura 6 - Demanda real e previsão da demanda

Apesar do bom comportamento no caso nominal, no momento de introduzir erro na modelagem para os modelos de simulação e controle é possível que não estejam garantidas condições de estabilidade e robustez no controlador. Para testar a resposta dos controladores frente a erros na modelagem, foi empregado o mesmo cenário de simulação e as mesmas configurações de ajuste do controlador mencionadas anteriormente. Foram inseridos 2 dias a mais no período de produção, 1 dia a mais dentro do processo de acabado final na área de embalagem e mais 1 dia no processo de padronização e inclusão no estoque do depósito, simulando demoras no processo estabelecido nos tempos de entrega definidos no modelo padrão de operação na CS. Finalmente, foi inserido um erro na previsão da demanda futura, tornando mais realista o comportamento do mercado na CS. A figura 6 mostra os perfis de demanda utilizados nas simulações.

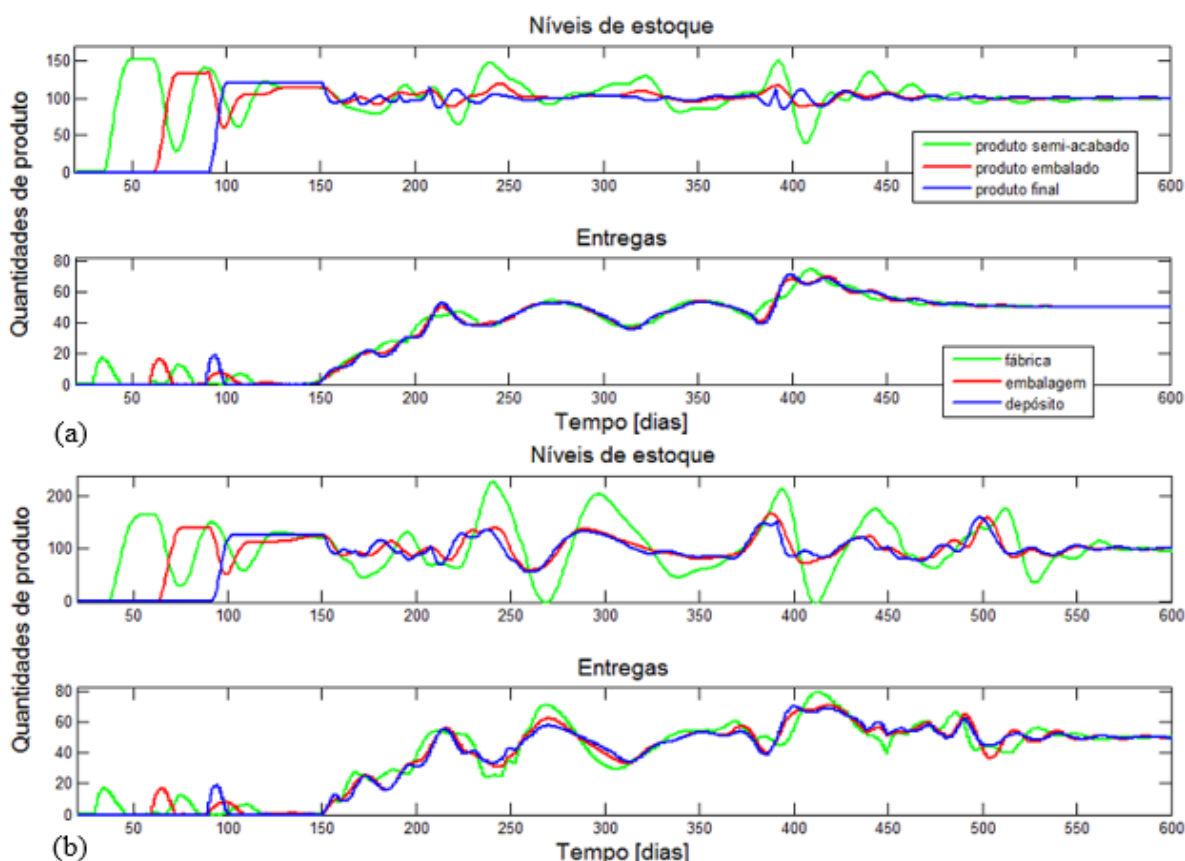


Figura 7 - Resultados com controle DTC-GPC desconsiderando erros na modelagem e na na previsão da demanda fig. (a) e com erros na modelagem e na previsão da demanda fig. (b).

Na figura 5(b) é apresentado como o sistema age frente a erros. Pode-se observar como para a mesmo ajuste do controlador os erros inseridos deterioram o desempenho do controlador,

apesar de inicialmente o controlador tentar manter os níveis de inventário. Observa-se claramente na figura 5(b) que o controlador GPC não consegue atingir estabilidade. Esses resultados evidenciam o que foi anteriormente mencionado: algoritmos MPC baseados no preditor ótimo, apresentam problemas em dinâmicas com elevado tempo morto, características típicas dos sistemas de CS. Para resolver o problema, o mesmo cenário é simulado usando agora o algoritmo DTC-GPC com filtro ajustado de acordo com a tabela 2.

Na figura 7(a), são apresentados os resultados da simulação do projeto do controle centralizado empregando a estrutura DTC-GPC desconsiderando erros na modelagem e na previsão da demanda. Foi utilizado o mesmo cenário de simulação e os mesmos ajustes de parâmetros dos controladores, adicionando a sintonia do β escolhido para projetar os filtros $F_r(z)$, $S(z)$ e $S_q(z)$, dados pelas equações (10), (11) e (14). Assim, a figura 7(b) exibe os resultados da simulação para o controlador DTC-GPC em condição de erros na modelagem e na previsão da demanda. Evidencia-se como é mantida estabilidade do controlador. A figura 7(b) mostra como a metodologia de controle preditivo com compensação de tempo morto e boa ferramenta para a solução de problemas em CS que operam sob incertezas na modelagem e na previsão de demanda. Foram inseridos os mesmos erros nos tempos de produção, embalagem e entrega no depósito considerados na simulação que deu origem ao caso apresentado na figura 5, e os mesmos sinais de demanda apresentados na figura 6.

5. Conclusões

Neste trabalho, um controlador preditivo com compensação explícita de tempo morto considerando uma estratégia de coordenação centralizada foi proposto para resolver o problema de controle de inventários em uma CS. O controlador leva em conta restrições a fim de calcular as ações de controle ótimas, considerando as limitações físicas da CS proposta. Quando o sistema é simulado considerando erros na modelagem e na estimação da demanda, mostra-se que a estrutura de compensação de tempo morto explícita permite manter estabilidade e um bom desempenho do controlador, o que não acontece com o GPC em sua estrutura convencional. Os resultados da simulação em geral apresentam um bom seguimento da trajetória de referência (níveis de estoque programados) e uma boa rejeição de perturbações (demanda do mercado). Como trabalho futuro, o controlador será projetado com uma estratégia de coordenação descentralizada, a fim de eliminar a necessidade de um controlador único que tenha informações globais do sistema.

Agradecimentos

Os autores gostariam de agradecer à agência de investigação brasileira CAPES, por sua contribuição financeira para a realização deste trabalho.

Referências

AL-OTHAM, W. LABADIDI, H. ALATIQUI, I. AND AL-SHAYJI, K. *Supply chain optimization of petroleum organization under uncertainty in market demands and prices*. European Journal of Operational Research, Vol.189, p. 822–840, 2007.

BENEDITO, E. SUBIAS, A. GRINÓ, R. AND U. P. DE CATALUNYA. INSTITUT D'ORGANITZACIÓ I CONTROL DE SISTEMES INDUSTRIALS. *Descripción y análisis de los trabajos existentes sobre el efecto "bullwhip" y su tratamiento con técnicas de teoría de control*. Institut d'Organització Control de Sistemes Industrials, 2006.

BOSE, S. AND PEKNY, J. *A model predictive framework for planning and scheduling problems: a case of consumer goods supplies chain*. Computers and Chemical Engineering, Vol. 24, p. 329–335, 2000.

- BRAUN, M.** *Model-on-demand nonlinear estimation and model predictive control: novel methodologies for process control and supply chain management*. Master's thesis, Arizona, 2001.
- CAMACHO, F. AND BORDONS, C.** *Model Predictive Control*. Springer, 2004.
- D. FU, E. AGHEZZAF, AND R. KEYSER.** *A model predictive control framework for centralized management of a supply chain dynamical system*. Systems Science and Control Engineering: An Open Access Journal, Vol. 2, p. 250–260, 2014.
- GUZMÁN, J. HÄGGLUND, T. AND VISIOLI, A.** *PID control in the third millennium (R. Vilanova and A. Visioli (eds.))*. ch. Feedforward compensation for PID control loop. London: Springer, 2012
- HERBET, S.** *On the application of servomechanism theory in the study of production control*. Econometrica, Vol. 20, p. 247–680, 1952.
- KAPSIOTIS, D AND TZAFESTAS, S.** *Industrial dynamics simulation models in the design of supply chains. Decision making for inventory production planning using model-base predictive control*. Parallel and distributed computing in engineering systems, p.551–600, 1992.
- NANDOLA, N. AND RIVERA, D.** *An improved formulation of hybrid model predictive control with application to production-inventory systems*. IEEE Transactions on Control Systems Technology, Vol. 21, p. 121–135, 2013.
- NORMEY-RICO, J. AND CAMACHO, F.** *Control of Dead-time Processes*. Springer, 2007.
- NORMEY-RICO, J. AND CAMACHO, F.** *Dead-time compensators: A survey*. Control Engineering Practice, Vol. 16, p. 407–428, 2008a.
- PACHECO, E.** *Usando dinâmica de sistemas para análise de algoritmos de reposição de estoque em ambientes produtivos*. Master's thesis, Curitiba, 2004.
- PEREA LÓPEZ, E. YDSTIE, B. AND GROSSMANN, I.** *A model predictive control strategy for supply chain optimization*. Computers and Chemical Engineering, Vol. 27, p. 1201–1218, 2003.
- ROCA, L. GUZMAN, J. NORMEY-RICO, J. BERENGUEL, M. AND YEBRA, L.** *Robust constrained predictive feedback linearization controller in a solar desalination plant collector field*. Control Engineering Practice, Vol. 17, p. 1076–1088, 2009.
- SARIMVEIS, H. PATRINOS, P. TARANTILIS, C. AND KIRANOUDIS, C.** *Dynamic modeling and control of supply chain systems: A review*. Computers and Research, Vol. 35, p. 3530–3561, 2007.
- SCHWARTZ, J. AND RIVERA, D.** *A process control approach to tactical inventory in production inventory systems*. International Journal of Production Economics, Vol. 125, p. 111–124, 2010.
- SIMCHI-LEVI, et al.** *Managing the Supply Chain*. McGraw-Hill, New York, 2004.
- SUBRAMANIAM, K. RAWLINGS, J. MARAVELIAS, C. FLORES-CERRILLO, J AND MEGAN, L.** *Integration of control theory and scheduling methods for supply chain management*. Computer and Chemical Engineering, Vol. 51, p. 4–20, 2012.
- TOWILL, M. NAIM, D. AND WIKNER, J.** *Industrial dynamics simulation models in the design of supply chains*. International Journal of Physical Distribution and Logistics Management, Vol. 22, p. 3–13, 1992.
- VASSIAN, J.** *Application of discrete variable servo theory to inventory control*. Operations Research, Vol. 3, p. 272–821, 1955.