TIAGO XAVIER

IHMPC Adaptativo com Múltiplos Modelos e Função de Chaveamento

São Paulo
Maio/2020

TIAGO XAVIER

IHMPC Adaptativo com Múltiplos Modelos e Função de Chaveamento

Versão Corrigida

Dissertação apresentada à Escola
Politécnica da Universidade de
São Paulo para obtenção do título
de Mestre em Ciências.

Área de Concentração:
Engenharia Química

Orientador: Prof. Dr. Darci Odloak

São Paulo
Maio/2020

TIAGO XAVIER

IHMPC Adaptativo com Múltiplos Modelos e Função de Chaveamento

Versão Corrigida

Dissertação apresentada à Escola
Politécnica da Universidade de
São Paulo para obtenção do título
de Mestre em Ciências.

Área de Concentração:
Engenharia Química

Orientador: Prof. Dr. Darci Odloak

São Paulo
Maio/2020

Autorizo a reprodução e divulgação total ou parcial deste trabalho, por qualquer meio convencional ou eletrônico, para fins de estudo e pesquisa, desde que citada a fonte.

Este exemplar foi revisado e corrigido em relação à versão original, sob responsabilidade única do autor e com a anuência de seu orientador.

São Paulo, 21 de agosto de 2020

Assinatura do autor: _____

Assinatura do orientador: _____

Catálogo-na-publicação

Xavier, Tiago

IHMPC Adaptativo com Múltiplos Modelos e Função de Chaveamento / T.

Xavier -- versão corr. -- São Paulo, 2020.

110 p.

Dissertação (Mestrado) - Escola Politécnica da Universidade de São Paulo. Departamento de Engenharia Química.

1. Controle de Processo 2. Controle Preditivo 3. Controle Multimodelos
4. Controle Robusto I. Universidade de São Paulo. Escola Politécnica.
Departamento de Engenharia Química II.t.

"Hei de cair sete vezes. Levantar-me oito"
Provérbio Japonês

"Nunca te orgulhes de haver vencido a um adversário,
ao que venceste hoje poderá derrotar-te amanhã.
A única vitória que perdura é a que se conquista
sobre a própria ignorância"
Jigoro Kano

À memória eterna de meu pai.

Agradecimentos

Ao meu orientador Prof. Dr. Darci Odloak, pela paciência e dedicação, me incentivando e desafiando. Tornando viável a realização deste trabalho.

À minha esposa e minha filha, Joyce e Luiza, por todo carinho, compreensão e incentivo. O apoio e energia transmitidos ao longo deste período foram essenciais.

Ao meu irmão e à minha mãe, Adriano e Nice, por toda dedicação e esforço para minha formação.

RESUMO

Um dos fatores mais importantes para o bom desempenho de um controlador preditivo é a utilização de um modelo nominal que represente o processo de forma confiável, sendo a etapa de identificação deste modelo a parte mais trabalhosa e demorada de um projeto de implementação de MPC. Comumente, para processos que apresentam grande não linearidade na região normal de operação é utilizada a estratégia de controlador robusto para incertezas no modelo, ou então, abordagens de controladores com múltiplos modelos, visto a complexidade da utilização de modelos não lineares. Este trabalho apresenta uma alternativa para casos de sistemas não lineares, uma estratégia de controle adaptativo que altera o modelo nominal do controlador sempre que este tem uma queda de performance. Esta nova abordagem se mostrou muito interessante, visto que tem uma complexidade computacional menor do que as abordagens Robustas e de Múltiplos Modelos.

Esta técnica de MPC Adaptativo com Múltiplos Modelos e com função de chaveamento foi estudada em dois processos, uma coluna separadora de C_3/C_4 e um sistema de leito catalítico. Em ambos os casos os resultados se mostraram interessantes, pode-se alterar o modelo nominal do controlador, obtendo um ganho de desempenho. Em um terceiro caso foi estudado a estratégia de combinação politópica de modelos, utilizando além da função de chaveamento, uma rotina de identificação dos pesos de cada modelo na combinação politópica. Esta abordagem também apresentou resultados interessantes, tendo sua estabilidade garantida para casos onde as incertezas estão somente nos ganhos dos modelos.

ABSTRACT

One of the most important factors for the good performance of a predictive controller is the use of a nominal model that reliably represents the process, with the identification step of this model being the most laborious and time-consuming part of a project to implement MPC. Commonly for processes that present non-linearity in the normal region of operation, the strategy of robust controller is used for uncertainties in the model or approaches of multiple models MPC, considering the complexity of using non-linear models. This work presents an alternative for non-linear systems, an adaptive control strategy that changes the nominal model of the controller whenever it has a performance drop. This new approach proved to be very interesting, since it has less computational complexity than the Robust and Multiple Model approaches.

This Adaptive MPC technique with Multiple Models and switching function was studied in two processes, a C_3 / C_4 separating column and a fluidized catalytic cracking. In both cases, the results were interesting. It was possible to change the controller nominal model, obtaining a performance gain. In a third case, was studied the polytopic model combination strategy, using in addition to the switching function, a routine for identifying the weights of each model in the polytopic combination. This approach also presented interesting results, having its stability guaranteed for cases where the uncertainties are only in the gains of the models.

LISTA DE FIGURAS

Figura 3-1 – Estrutura de Controle de uma planta industrial.....	33
Figura 3-2 – Estrutura de Controle com Observador.....	40
Figura 4-1 – Controlador MPC com Função de Chaveamento	46
Figura 4-2 – Função Custo.....	40
Figura 4-3 – Resposta de Controle.....	51
Figura 4-4 – Resposta de Modelo.....	53
Figura 5-1 – Resposta ao degrau, Modelo 1 (preto),Modelo 2 (azul) e Modelo 3 (vermelho).....	59
Figura 5-2 – Variáveis controladas.....	62
Figura 5-3 – Variáveis manipuladas	62
Figura 5-4 – Variáveis Controladas - Resp de Modelo (—), Resp de Controle (—) e Função Custo (—).....	65
Figura 5-5 – Variáveis Manipuladas - Resp de Modelo (—), Resp de Controle (—) e Função Custo (—).....	65
Figura 5-6 – Função Custo Critério Resposta de Controle.....	66
Figura 5-7 – Função Custo Critério Função Custo.....	67
Figura 5-8 – Função Custo Critério Resposta de Modelo.....	67
Figura 5-9 – Variáveis Controladas - IHMPC (—) e IHMPC Adaptativo (—)	70
Figura 5-10 – Variáveis Manipuladas - IHMPC (—) e IHMPC Adaptativo (—)	71
Figura 5-11 – Função Custo - IHMPC (—) e IHMPC Adaptativo (—) ...	71
Figura 5-12 – Variáveis Controladas - IHMPC Robusto (—) e IHMPC Adaptativo (—)	73
Figura 5-13 – Variáveis Manipuladas - IHMPC Robusto (—) e IHMPC Adaptativo (—)	73

Figura 5-14 – Resposta ao degrau, Modelo 1 (preto), Modelo 2 (azul), Modelo 3 (vermelho), Modelo 4 (verde) e Modelo 5 (ciano).....	79
Figura 5-15 – Resposta ao degrau, Modelo 1 (preto), Modelo 2 (azul), Modelo 3 (vermelho), Modelo 4 (verde) e Modelo 5 (ciano).....	79
Figura 5-16 – Variáveis controladas IHMPC Adaptativo	83
Figura 5-17 – Variáveis manipuladas IHMPC Adaptativo	83
Figura 5-18 – Variáveis controladas IHMPC Adaptativo	85
Figura 5-19 – Variáveis manipuladas IHMPC Adaptativo	85
Figura 5-20 – Variáveis controladas IHMPC Adaptativo	87
Figura 5-21 – Variáveis manipuladas IHMPC Adaptativo	87
Figura 5-22 – Função Custo IHMPC Adaptativo	88
Figura 5-23 – Variáveis controladas – IHMPC Robusto (—) e IHMPC Adaptativo (—)	90
Figura 5-24 – Variáveis manipuladas – IHMPC Robusto (—) e IHMPC Adaptativo (—)	90
Figura 5-25 – Variáveis Controladas.....	102
Figura 5-26 – Variáveis Manipuladas.....	102

LISTA DE TABELAS

Tabela 5-1 – Faixa de controle do sistema de FCC.	58
Tabela 5-2 – Faixa de operação das variáveis controladas do FCC...	58
Tabela 5-3 – Condições Iniciais	60
Tabela 5-4 – Valores desejados para as variáveis manipuladas.....	60
Tabela 5-5 – Perturbação das variáveis manipuladas.....	60
Tabela 5-6 – Faixa de controle do sistema de FCC	61
Tabela 5-7 – Perturbações aplicadas	61
Tabela 5-8 – Resposta função de chaveamento por critério.....	63
Tabela 5-9 – Tempo de processamento por critério de chaveamento	64
Tabela 5-10 – Tempo de processamento	69
Tabela 5-11 – Perturbação das variáveis manipuladas.....	72
Tabela 5-12 – Perturbações aplicadas	72
Tabela 5-13 – Tempo de Processamento	74
Tabela 5-14 – Parâmetros da função de Transferência do modelo 1	75
Tabela 5-15 – Parâmetros da função de Transferência do modelo 2	76
Tabela 5-16 – Parâmetros da função de Transferência do modelo 3	76
Tabela 5-17 – Parâmetros da função de Transferência do modelo 4	77
Tabela 5-18 – Parâmetros da função de Transferência do modelo 5	77
Tabela 5-19 – Faixa de controle da coluna debutanizadora.....	78
Tabela 5-20 – Faixa de operação das variáveis controladas da coluna debutanizadora.....	78
Tabela 5-21 – Condições Iniciais.....	80
Tabela 5-22 – Valores desejados para as variáveis manipuladas.....	80
Tabela 5-23 – Perturbação das variáveis manipuladas.....	81
Tabela 5-24 – Perturbações aplicadas	81
Tabela 5-25 – Resposta função de chaveamento	82

Tabela 5-26 – Resposta função de chaveamento	82
Tabela 5-27 – Faixa de controle da coluna debutanizadora após instante 150.	84
Tabela 5-28 – Resposta função de chaveamento	84
Tabela 5-29 – Faixa de controle da coluna debutanizadora após instante 200.	86
Tabela 5-30 – Resposta função de chaveamento	86
Tabela 5-31 – Tempo de processamento	88
Tabela 5-32 – Condições Iniciais.....	99
Tabela 5-33 – Valores desejados para as variáveis manipuladas.....	99
Tabela 5-34 – Perturbações aplicadas	99
Tabela 5-35 – Resposta função de chaveamento	100

LISTA DE SIGLAS E ABREVIATURAS

APC	Advanced Process Control
CSTR	Continuous Stirred Tank Reactor
C ₃ ⁻	Propano e componentes com peso molecular menor
C ₄ ⁺	Butano e componentes com peso molecular maior
CV	Variável Controlada
DMC	Dynamic Matrix Control
FCC	Fluid Catalytic Cracking
GPC	Generalized Predictive Control
IHMPC	Infinite Horizon Predictive Control
LDMC	Linear Dynamic Matrix Control
LMI	Linear Matrix Inequalities
LP	Linear Program
MIMO	Multi-Input Multi-Output
MISO	Multi-Input Single-Output
MMPC	Multi-Model Predictive Control
MPC	Model Predictive Control
MV	Variável Manipulada
NLP	Non Linear Program
OPOM	Output Predictive Oriented Model
PA	Periodicidade de Avaliação
PID	Controlador Proporcional-Integral-Derivativo
QDMC	Quadratic Dynamic Matrix Control
QP	Quadratic Program
RTO	Real Time Optimization
SISO	Single-Input Single-Output
TA	Tempo de Avaliação

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO.....	10
1.1 MOTIVAÇÃO	10
1.2 ESTRUTURA DO TRABALHO	12
2 CONTROLADORES PREDITIVOS.....	14
2.1 AVALIAÇÃO E DIAGNÓSTICO DE CONTROLADORES.....	18
2.2 MULTIPLOS MODELOS COM CHAVEAMENTO	19
3 CONTROLADORES – ESTRUTURAS E EQUAÇÕES.....	23
3.1 MODELAGEM OPOM	23
3.2 APLICAÇÃO DA MODELAGEM OPOM NO IHMPC.....	25
3.3 MPC MULTIMODELOS.....	29
3.4 IHMPC ESTENDIDO COM CONTROLE POR FAIXA E OBJETIVO NAS MV.....	32
3.4.1.1 CONTROLE POR FAIXA (GONZÁLEZ E ODLOAK, 2009)	33
3.5 IHMPC ROBUSTO COM TEMPO MORTO CONTROLE DAS SAÍDAS POR FAIXAS E OBJETIVO ECONÔMICO NAS VARIÁVEIS MANIPULADAS	37
3.5.1 ESTRUTURA DO CONTROLADOR.....	39
3.5.2 FUNÇÃO OBJETIVO DO CONTROLADOR.....	40
4 PROPOSTA DO CONTROLADOR.....	45
4.1 FUNÇÃO CUSTO	48
4.2 RESPOSTA DO CONTROLE.....	50

4.3	RESPOSTA DO MODELO	52
4.4	JUSTIFICATIVA DOS CRITÉRIOS	54
5	ESTUDO DE CASO	56
5.1	SISTEMA FCC	56
5.1.1	VARIÁVEIS DO PROCESSO	57
5.1.2	ESPECIFICAÇÕES	57
5.1.3	ANÁLISE DOS MODELOS	58
5.1.4	SIMULAÇÕES E RESULTADOS	59
5.1.4.1	RESULTADOS DO IHMPC	62
5.1.4.2	COMPARAÇÃO ENTRE AS FUNÇÕES DE CHAVEAMENTO	63
5.1.4.2.1	Avaliação dos Critérios de avaliação	68
5.1.4.3	IHMPC X IHMPC ADAPTATIVO	69
5.1.4.4	IHMPC ROBUSTO X IHMPC ADAPTATIVO	71
5.2	DEBUTANIZADORA	75
5.2.1	VARIÁVEIS DO PROCESSO	78
5.2.2	ESPECIFICAÇÕES	78
5.2.3	ANÁLISE DOS MODELOS	78
5.2.1	SIMULAÇÕES E RESULTADOS	80
5.2.1.1	IHMPC ADAPTATIVO	81
5.2.1.2	IHMPC ADAPTATIVO X IHMPC ROBUSTO	88
5.3	CASO POLITÓPICO	90
5.3.1	MODELO POLITÓPICO	91
5.3.2	CHAVEAMENTO POLITÓPICO	96
5.3.2.1	APRESENTAÇÃO DOS MODELOS	97
5.3.2.2	SIMULAÇÕES E RESULTADOS	98
6	CONCLUSÃO	104
7	REFERÊNCIAS	106

1 INTRODUÇÃO

Atualmente é cada vez mais importante garantir a sustentabilidade econômica dos processos da indústria química. Este tem sido um ponto de partida para o desenvolvimento de muitos trabalhos, principalmente na indústria de refino de petróleo e petroquímica. Um dos meios de aumento de produtividade e redução dos custos operacionais e de manutenção é a utilização de Controle Avançado de Processo (*APC, Advanced Process Control*). O APC aumenta a produtividade melhorando a estabilidade do processo, mantendo o padrão de qualidade e incrementando os índices econômicos associados ao processo. O Controle Avançado engloba um conjunto de ferramentas que lança mão de um conjunto de algoritmos que através de alguma lógica, avalia o processo e determina os melhores parâmetros para a operação do mesmo. O algoritmo que aparece mais frequentemente nos pacotes de controle avançado é o Controlador Preditivo baseado em Modelos (MPC, *Model-based Predictive Control*), cuja extensão e estudo de implementação será alvo deste trabalho.

O MPC é uma técnica de controle que se baseia em modelos matemáticos para fazer a predição do comportamento do processo, podendo estes modelos ser lineares ou não. As técnicas de montagem desses modelos e identificação dos mesmos não serão aqui discutidas.

1.1 MOTIVAÇÃO

Os custos de projeto, implementação e comissionamento de um projeto APC baseado em MPC em uma planta de grande porte com um grande número de variáveis é geralmente elevado, porém o retorno do investimento é relativamente rápido se o sistema se

manter funcionando de forma adequada. Sendo assim, é de extrema importância ter o controlador sempre funcionando com o melhor desempenho possível.

Um dos principais fatores para o bom funcionamento do controlador preditivo é a identificação e manutenção do modelo, garantindo a representação do processo. A modelagem de processos não lineares pode ser muito complexa e raramente adotada na indústria. A alternativa é adotar um modelo linear do processo, o que significa que o mesmo descreve o processo apenas de forma aproximada. Uma etapa crítica do projeto é a identificação do modelo, o que significa o seu ajuste ao processo usando dados experimentais. Morari e Lee (1999) descreveram a identificação como além de ser a etapa mais crítica também ser a etapa que consome maior parte do tempo na implementação de um controlador preditivo.

Mesmo identificando um modelo confiável e adequado no momento do projeto do MPC, devido às variações nas condições operacionais ou nos equipamentos do processo, este modelo sofrerá deterioração ao longo do tempo e o MPC perderá performance. Como consequência destes fatores de complicação e tendo em vista que mesmo em processos não lineares, comumente são utilizados modelos lineares que representam o processo dentro de uma região entorno de um ponto de operação, o problema de incertezas no modelo dos controladores preditivos lineares pode se tornar um problema sério.

Para contornar este problema de incertezas no modelo linear em controle de processos não lineares, alguns autores (Almeida, Rodrigues e Odloak, 2000) e (Porfírio, Almeida e Odloak, 2003) utilizaram a abordagem do MPC com múltiplos modelos. Isso significa incluir os vários possíveis modelos lineares simultaneamente no

mesmo controlador. Como as ações de controle são calculadas com base em um modelo nominal, ou mais provável, e os outros modelos apenas garantem a estabilidade, esta abordagem implementa sempre uma solução sub-ótima. Em alguns outros trabalhos a questão de incertezas no modelo foi contornada através de controladores com características adaptativas (Chan et al, 2014), (Zheng et al., 2018), (Ma, Tang e Xhen, 2019) e (Liu et al, 2019), realizando a re-identificação online do sistema. Este tipo de abordagem na maioria dos casos não é viável para aplicação industrial devido a sua complexidade, além do risco de se poder gerar um modelo não realístico do processo.

Sendo assim, este trabalho tem como principal motivação propor e comparar soluções online para o caso de incertezas no modelo do processo e que seja viável para aplicação industrial. Desta forma, pretende-se melhorar o desempenho de um controlador robusto com múltiplos modelos e encontrar uma solução mais próxima da ótima. Para isto serão utilizadas técnicas de avaliação do desempenho do controlador associada a uma lógica de chaveamento do modelo nominal do controlador. Sendo assim, serão discutidas algumas propostas de avaliação do controlador. Como outro objetivo deste trabalho, também será avaliado qual o melhor critério para chaveamento de modelo em tempo real.

1.2 ESTRUTURA DO TRABALHO

No segundo capítulo será feita uma revisão da literatura sobre o MPC, IHMPC e o Controlador Preditivo com Múltiplos Modelos (MMPC). No capítulo três serão apresentadas as estruturas e equações de cada controlador. Particularmente será focado o caso de controladores com controle das saídas por faixas e “Targets” para as entradas visando à conexão do controlador com a camada de otimização em

tempo real. Também, será apresentado o controlador de horizonte infinito com estabilidade garantida. No quarto capítulo será então apresentada a inovação proposta por este trabalho. No quinto capítulo serão apresentados os estudos de casos, além dos resultados e discussões. Finalmente, no capítulo seis será apresentada a conclusão.

2 CONTROLADORES PREDITIVOS

Neste capítulo será apresentada uma breve descrição e revisão sobre os controladores preditivos (MPC), um aprofundamento da modelagem designada OPOM (Output Prediction Oriented Model) primeiramente apresentada por Odloak (2004) e a utilização do OPOM no desenvolvimento do IHMPC estendido, que tem viabilidade recursiva e estabilidade garantida quando o modelo é perfeito. Também será apresentado o MPC com múltiplos modelos, sugerido por Almeida, Rodrigues e Odloak (2000) e Porfírio (2001), e finalmente abordado o IHMPC Robusto com múltiplos modelos, proposto por Gonzalez e Odloak (2011). Para a extensão dos controladores preditivos para acomodar o chaveamento de modelo, serão apresentados alguns controladores com estrutura adaptativa, critérios de chaveamento de modelos e critérios de avaliação e diagnóstico de controladores.

Controle Avançado é um conjunto de diferentes técnicas e algoritmos que incorporam um nível adicional de inteligência (Pitta, 2012) ao processo. No caso de controladores preditivos essa inteligência está fortemente associada à utilização de modelos que podem ser determinísticos ou estocásticos. Dentre os determinísticos podemos incluir o MPC que será abordado neste trabalho.

Lopez-Guede, et al. (2013) definiram o MPC como uma técnica avançada de controle utilizada para lidar com sistemas que não são controláveis através de esquemas de controle clássico. Pode-se dizer que MPC é uma classe de controladores preditivos geralmente utilizados em sistemas com múltiplas entradas e com múltiplas saídas (MIMO). Estes controladores utilizam modelos para prever os valores futuros das variáveis controladas (CV) a partir de uma trajetória das variáveis manipuladas (MV). Estes modelos podem ser paramétricos

ou não (resposta ao degrau ou impulso). A predição das saídas controladas é feita ao longo de um intervalo de tempo que é chamado de horizonte de previsão (p). Para fazer a predição das controladas assume-se que as variáveis manipuladas vão variar ao longo de um intervalo de tempo chamado de horizonte de controle (m). Os primeiros controladores do tipo MPC publicados foram o IDCOM (Richalet, et al., 1978), DMC (Cutler & Ramaker, 1979) e o GPC (Clarke, Mohtadi & Tuffs, 1987a, b). A diferença entre o DMC e o IDCOM é que o DMC é baseado em modelos de resposta ao degrau unitário e o IDCOM em modelos de resposta ao pulso unitário. O GPC utiliza modelos de função de transferência. A idéia principal destes controladores é calcular quais valores de manipulação das MV minimizariam o erro quadrático da diferença entre as variáveis controladas preditas dentro do horizonte p e seus respectivos *set-points*. Nos controladores preditivos iniciais, as MVs são calculadas através da otimização desta função custo sem restrições. O DMC teve um tremendo impacto na indústria. Provavelmente não existe nenhuma companhia de refino, onde o DMC (ou algum produto funcionalmente similar com diferente nome) não foi aplicado em novas instalações ou em “revamps” (Morari e Lee, 1999). Após a publicação do DMC, o controle preditivo se tornou um tema muito popular no meio acadêmico e bastante estudado por pesquisadores da área de Controle de Processos e Automação. Lopez-Guede, et al (2013) fizeram um estudo sobre a influência do horizonte de predição no DMC e avaliaram o ganho de performance do DMC sobre o controlador PID (controle clássico). Porém uma das limitações do DMC era a não utilização de restrições na otimização. Esta limitação foi contornada com o surgimento do LDMC (Linear Dynamic Matrix Control) (Morshedi, Cutler e Skrovanek, 1985) e QDMC (Quadratic Dynamic Matrix Control) (Garcia e Morshedi, 1986) que lidam com as restrições do processo, através de um problema de otimização com restrições.

Morari e Lee (1999) publicaram um ótimo trabalho de revisão e perspectivas de futuro do MPC nas primeiras duas décadas de sua existência. Podemos considerar como grande avanço nesse período o desenvolvimento de um Controlador de Horizonte Infinito com estabilidade nominal garantida por Muske e Rawlings (1992). Porém este controlador foi desenvolvido através de um modelo em variáveis de estado não incremental e não podia ser aplicado para variações de set-point. Posteriormente em Rodrigues e Odloak (2003a) e Rodrigues e Odloak (2003b) foi desenvolvido e aplicado um controlador de horizonte infinito, o IHMPC. Nesse controlador foi utilizado o modelo OPOM (Output Prediction Oriented Model) apresentado em Rodrigues e Odloak, (2003a). Qin e Badgwell (2003) conduziram um trabalho de revisão onde, além de relembrar a teoria dos primeiros controladores, também avaliaram todos os controladores comerciais que haviam sido lançados até aquele momento. Eles descreveram quais tipos de algoritmos eram usados no controlador, forma de identificação dos modelos, entre outros aspectos de cada fornecedor. Avaliaram 4500 aplicações de MPC até aquele momento em diferentes segmentos industriais. Para o futuro descreveram que a próxima geração de MPC deveria ser Adaptativa e Robusta para incertezas no modelo.

Mesmo com o desenvolvimento do IHMPC de modelo na forma incremental, havia ainda o problema resultante de incertezas no modelo nominal do processo usado no controlador, como levantado por Qin e Badgwell (2003). Comumente os sistemas produtivos apresentam variações nas condições de operação devido às mudanças nas condições dos equipamentos (desgaste, sujeira, etc) ou mesmo devido a alterações nas características das cargas, como concentração, vazão de alimentação, além de alterações nas especificações das correntes de saída, etc. Com estas alterações na operação do sistema, o modelo identificado nas condições de

operação vigentes pode ser diferente do modelo nominal usado no controlador. Essa diferença de modelos pode levar à deterioração do sistema de controle e até levar à instabilidade. Para contornar esse problema, Almeida, Rodrigues e Odloak (2000) e Porfírio, Almeida e Odloak (2003) desenvolveram um MPC (de horizonte finito) com múltiplos modelos, na forma incremental. Aplicaram este controlador para uma coluna debutanizadora obtendo um grande ganho de desempenho quando comparado com o QDMC. Para lidar com as restrições não lineares utilizaram a abordagem de LMI (Linear Matrix Inequalities), obtendo um ótimo resultado. Ainda no mesmo trabalho foi sugerido a utilização de sistemas politópicos. Porfírio (2001) fez a implementação dessa representação da incerteza comprovando o ganho de desempenho. Porém, ainda não se podia falar em controlador robusto ou com estabilidade garantida, pois não se conseguiu provar a estabilidade desse controlador. Rodrigues e Odloak (2003a) propuseram um IHMPC com múltiplos modelos, utilizando um dos modelos como modelo nominal que é usado para o cálculo da função objetivo e adicionando uma restrição de contração da função custo para todos os modelos, garantindo assim a estabilidade do controlador. Gonzalez e Odloak (2010) finalmente propuseram um IHMPC robusto com múltiplos modelos na forma incremental baseado em um modelo de realinhamento que prescindem da presença de um estimador de estados. Gonzalez e Odloak (2011) estenderam o IHMPC robusto com múltiplos modelos para sistemas com tempo morto e com estratégia de controle por faixas das variáveis controladas e objetivo econômico nas variáveis manipuladas. Este controlador foi aplicado em uma refinaria da Petrobrás também com grande êxito. Perez, Odloak e Lima (2014) consideraram o modelo de realinhamento para desenvolver um controlador robusto para sistema com pólos estáveis e integradores.

Pode-se exemplificar outra necessidade da utilização de múltiplos modelos através do trabalho apresentado por O'zkana, Kothare e Georgakis (2003), onde foi proposta a utilização de múltiplos modelos em um reator de polimerização. O objetivo era conduzir o processo de um ponto de operação para outro ponto de operação através de uma sequência de modelos predefinidos, de forma a reduzir ao máximo a quantidade de produto fora de especificação durante esta transição. Este tipo de abordagem garante ao controlador características adaptativas que serão discutidas ao longo deste capítulo.

A aplicabilidade industrial de controladores preditivos (MPC ou IHMPC) já foi amplamente avaliada ao longo de quase 4 décadas e o ganho econômico proporcionado é indiscutível. Apesar desta técnica ter sido desenvolvida para a indústria química, o MPC proporciona ganhos que são desejados para indústrias de grande escala de produção, como automotivas, automação industrial e aeroespacial (Cairano, 2012).

2.1 AVALIAÇÃO E DIAGNÓSTICO DE CONTROLADORES

Qin (1998) fez uma revisão de algumas formas de avaliação da performance do controlador para sistemas com uma única entrada e uma única saída (SISO) ou múltiplas entradas com uma única saída (MISO), utilizando como Benchmark o controlador de Mínima Variância. O desenvolvimento do modelo via identificação é a etapa mais crítica e a que consome maior parte do tempo na implementação de um controlador preditivo (Morari e Lee, 1999). Mesmo obtendo-se um modelo confiável e adequado no momento do projeto do MPC, este modelo poderá sofrer deterioração ao longo do tempo e o MPC perderá performance. Em torno de 60% dos

controladores em uso na indústria tem algum tipo de problema de desempenho (Schafer e Cinar, 2004). Um dos desafios para avaliação do desempenho do controlador é a definição do Benchmark. Schafe e Cinar (2004) propuseram algumas abordagens para definir o Benchmark. Uma delas seria o controlador de mínima variância, porém descartaram este método de avaliação e utilizaram outros três: *Linear Quadratic Gaussian Benchmark*, *Historical Benchmark* e *Model-based performance measure*. E a partir de uma avaliação destes índices de performance, se definia as possíveis causas para a queda de performance. As correções e alterações necessárias eram realizadas de forma manual, em um sistema on-line.

Jelali (2006) publicou um trabalho de revisão sobre técnicas de avaliação e diagnóstico de controladores de processos e a aplicação destas técnicas na indústria. Apesar de diversos trabalhos publicados nesta área de avaliação e diagnósticos poucos se preocuparam em fornecer prognósticos on-line. Sendo assim, sempre era necessária a interpretação dos dados e correção dos parâmetros. Pode-se destacar o trabalho publicado por Botelho et al. (2016), onde foi proposto um algoritmo de avaliação da performance e diagnóstico do controlador para problemas de degradação no modelo e distúrbios não medidos. O objetivo principal do trabalho foi diferenciar estes dois tipos de problema. Para isso utilizaram algumas formas de benchmark como *Historical Data* e avaliação de covariância (métodos já propostos por outros autores), e propuseram também uma nova forma de avaliação, na qual era possível diferenciar o efeito da degradação do modelo do efeito do distúrbio não medido.

2.2 MULTIPLOS MODELOS COM CHAVEAMENTO

O chaveamento on-line de modelos é uma técnica que pode ser utilizada para melhorar a performance do controlador para o caso de

defasagem do modelo. Consiste na troca do modelo usado no controlador por um outro que represente melhor o processo naquele momento. Podem-se dividir os critérios utilizados para o chaveamento em dois grupos:

- ✓ Avaliação de performance
- ✓ Região de Operação

No critério de avaliação de performance, sempre que a performance do controlador é reduzida ou fica abaixo do target predefinido, é iniciado o procedimento de re-identificação online. Daí pode-se obter um modelo mais adequado às condições atuais do processo e posteriormente fazer o chaveamento do modelo nominal do controlador pelo novo modelo identificado. Para re-identificação online em malha fechada, o sistema deve ser excitado em malha fechada. Por exemplo, no caso do MPC, essa excitação pode ser introduzida através da camada superior (geralmente a camada de otimização estacionária linear que se conecta ao RTO). No trabalho de Pitta (2012) e Pitta e Odloak (2012) é apresentada essa técnica de excitação do sistema em malha fechada. Em Chan et al (2014) e Zheng et al. (2018) foi proposto um controlador adaptativo para um sistema MISO com chaveamento de modelos segundo o critério de avaliação de performance. Através de uma camada chamada "Supervisor" era feita a excitação do sistema e identificados os novos parâmetros do modelo. Caso este novo modelo atendesse o critério de performance, era feito o chaveamento. Ou então, se fazia uma nova tentativa de identificação.

No critério de região de operação, inicialmente são definidos alguns modelos dentro da região normal de operação e definidos os limites de validade para cada modelo identificado. Assim, dependendo

da localização do processo é utilizado um modelo, podendo ser chaveado sempre que houver mudança de região. Esta técnica é muito similar ao "Gain Scheduling" utilizado em controle clássico. Geralmente estes modelos são modelos fenomenológicos e para definir a quantidade mínima de modelos necessária para toda região de operação do sistema muitos trabalhos utilizam a metodologia "GAP Metric". Esta técnica de chaveamento foi utilizada em Hariprasad, Bhartiya e Gudi (2012) que a aplicaram para um sistema de 2 vasos comunicantes. Xu, Zhang e Zhang, (2017) aplicaram a mesma técnica para um forno elétrico. Nodozi e Rahmani (2017) estudaram um Reator Contínuo (CSTR). Thomas e Gomma (2017) utilizaram um controlador com chaveamento de modelos aplicado a um sistema de controle para disfunção urinária. Nesse caso, o modelo nominal era chaveado entre 3 modelos identificados a priori. Para cada modelo identificado era definida uma região de operação ("boundaries"). A função de chaveamento avaliava os estados e alterava o modelo. A inovação foi que esta avaliação era feita dentro do horizonte de predição para cada passo do controlador (avaliação em $k|_k$, $k+1|_k$ até $k+n|_k$). Em Ma, Tang e Xhen (2019) foi aplicada esta técnica para controlar um pâncreas artificial. A função de chaveamento não alterava somente o modelo, mas também o tipo de hormônio que seria injetado. O principal objetivo do trabalho era tornar o tratamento da diabetes mais econômico e garantir a estabilidade do controlador.

Liu et al (2019) apresentaram uma aplicação diferente para o chaveamento. Ao invés de chavear o modelo, foi utilizada a função de chaveamento da função custo e aplicaram esta técnica para um reservatório de abastecimento de água e geração de energia. O objetivo principal do controlador desenvolvido era ter a menor variação possível nas variáveis manipuladas (uma vez que as variáveis controladas estivessem dentro da faixa de operação, o

controlador não atuava). Caso alguma variável controlada saísse da faixa de operação, a função custo era alterada de forma que esta variável controlada voltasse o mais rápido possível para dentro da faixa e então a função custo era chaveada novamente para o objetivo de minimização da atuação das variáveis manipuladas.

Dentre todos os trabalhos avaliados, pode-se notar uma grande dificuldade de se conseguir a aplicação industrial destas estratégias adaptativas. Dificilmente o modelo fenomenológico pode ser obtido, então a tarefa de dividir o processo em regiões para chaveamento do modelo, se torna inviável. Ou então, a complexidade de implementação e o risco de se gerar um modelo não realístico fazem com que controladores adaptativos com re-identificação e chaveamento do modelo online sejam uma solução inviável. Devido a esses fatores, este trabalho tenta contornar este problema, apresentando uma solução viável e que possa ser aplicada industrialmente.

Nos próximos capítulos serão apresentadas as estruturas de alguns controladores e posteriormente será apresentada a estrutura dos controladores com chaveamento e os critérios de chaveamento propostos neste trabalho.

3 CONTROLADORES – ESTRUTURAS E EQUAÇÕES

Como já se foi muito comentado, os primeiros controladores eram baseados em modelos de resposta ao degrau como o DMC ou resposta ao impulso como o IDCOM. Entretanto, atualmente praticamente todos os desenvolvimentos na área de MPC são baseados em modelos em variáveis de estado. Assim, iniciaremos a apresentação das estruturas e equações de controle a partir do IHMPC baseado no OPOM que é a versão analítica do modelo em resposta ao degrau. Em seguida, passaremos para o MPC com múltiplos modelos, depois retornaremos para IHMPC estendido com controle por faixas e targets econômicos nas variáveis manipuladas e finalmente apresentaremos o IHMPC robusto com múltiplos modelos.

3.1 MODELAGEM OPOM

Considere um sistema MIMO não-integrador com nu entradas e ny saídas, onde a função de transferência discreta relacionando a entrada u_j com a saída y_i é representada por:

$$G_{i,j}(z) = \frac{b_{i,j,0}z^{-1} + b_{i,j,1}z^{-2} + \dots + b_{i,j,nb}z^{-nb}}{1 + a_{i,j,1}z^{-1} + \dots + a_{i,j,na}z^{-na}} \quad (1)$$

onde $\{na, nb \in N\}$. A resposta ao degrau unitário no instante k pode ser obtida pela seguinte expressão:

$$S_{i,j}(k) = d_{i,j}^0 + \sum_{l=1}^{na} \left[d_{i,j,l}^d \right] r_{i,j,l}^k \quad (2)$$

Onde os coeficientes $d_{i,j}^0, d_{i,j,1}^d, \dots, d_{i,j,na}^d$ podem ser obtidos pela expansão em frações parciais de $\frac{G_{i,j}(z)}{1-z^{-1}}$ e $r_{i,j,1}, \dots, r_{i,j,na}$ são os pólos da função definida em (1). Para a sequência desta seção é conveniente definir as seguintes matrizes:

$$D^0 = \begin{bmatrix} d_{1,1}^0 & \cdots & d_{1,nu}^0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ d_{ny,1}^0 & \cdots & d_{ny,nu}^0 \end{bmatrix}, \quad D^0 \in \mathfrak{R}^{ny \times nu}$$

$$D^d = \text{diag}\left(d_{1,1,1}^d \cdots d_{1,1,na}^d \cdots d_{1,nu,1}^d \cdots d_{1,nu,na}^d \cdots d_{ny,1,1}^d \cdots d_{ny,1,na}^d \cdots d_{ny,nu,1}^d \cdots d_{ny,nu,na}^d\right)$$

$$D^d \in C^{nd \times nd}, \quad nd = nu \text{ na } ny$$

$$F = \text{diag}\left(r_{1,1,1} \cdots r_{1,1,na} \cdots r_{1,nu,1} \cdots r_{1,nu,na} \cdots r_{ny,1,1} \cdots r_{ny,1,na} \cdots r_{ny,nu,1} \cdots r_{ny,nu,na}\right),$$

$$F \in C^{nd \times nd}$$

Daí, para este sistema, um modelo em espaço de estados e tempo discreto que é equivalente ao modelo descrito nas equações (1) e (2) pode ser escrito da seguinte forma:

$$\begin{bmatrix} x^s(k+1) \\ x^d(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} I_{ny} & 0 \\ 0 & F \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x^s(k) \\ x^d(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} D^0 \\ D^d F N \end{bmatrix} \Delta u(k) \quad (3)$$

$$y(k) = \begin{bmatrix} I_{ny} & \Psi \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x^s(k) \\ x^d(k) \end{bmatrix} \quad (4)$$

onde

$$x^s = \begin{bmatrix} x_1 & \cdots & x_{ny} \end{bmatrix}^T, \quad x^s \in \mathfrak{R}^{ny}, \quad x^d = \begin{bmatrix} x_{ny+1} & x_{ny+2} & \cdots & x_{ny(nu \text{ na} + 1)} \end{bmatrix}^T, \quad x^d \in C^{nd}$$

$$N = \begin{bmatrix} J_1 \\ \vdots \\ J_{ny} \end{bmatrix}, \quad N \in \mathfrak{R}^{nd \times nu}, \quad J_i = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & 0 & \cdots & 0 \\ & & \ddots & \\ 0 & 0 & \cdots & 1 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 1 \end{bmatrix}, \quad J_i \in \mathfrak{R}^{nu \text{ na} \times nu}$$

$$\Psi = \begin{bmatrix} \Phi & & 0 \\ & \ddots & \\ 0 & & \Phi \end{bmatrix}, \quad \Psi \in \mathbb{R}^{ny \times nd}, \quad \Phi = [1 \ \cdots \ 1], \quad \Phi \in \mathbb{R}^{nu \times na}$$

O modelo descrito acima foi definido por Rodrigues e Odloak (2003a) como "Output Prediction Oriented Model" ou OPOM.

3.2 APLICAÇÃO DA MODELAGEM OPOM NO IHMPC

Considerando o OPOM, Odloak (2004) propôs um controlador MPC de horizonte infinito para sistemas estáveis em malha aberta que é implementável na prática, onde a função objetivo do controlador é definida da seguinte forma:

$$J_k = \sum_{j=1}^{\infty} (e(k+j|k) - \delta_k)^T Q (e(k+j|k) - \delta_k) + \sum_{j=0}^{m-1} \Delta u(k+j|k)^T R \Delta u(k+j|k) + \delta_k^T S \delta_k \quad (5)$$

onde $e(k+j|k) = y(k+j|k) - y^{sp}$, $\delta_k \in \mathbb{R}^{ny}$ é um vetor de variáveis de folga e $S \in \mathbb{R}^{ny \times ny}$ é uma matriz peso que por hipótese é positiva definida. Observe que cada variável de folga refere-se a uma dada saída controlada. A matriz S deve ser escolhida tal que o controlador force as variáveis de folga tender para zero, ou pelo menos serem minimizadas dependendo do número de entradas que não estão restritas.

No desenvolvimento da função objetivo é conveniente separar o horizonte de predição da saída em duas partes conforme indicado abaixo:

$$\begin{aligned}
J_k = & \sum_{j=1}^m (e(k+j|k) - \delta_k)^T Q (e(k+j|k) - \delta_k) \\
& + \sum_{j=m+1}^{\infty} (C x(k+j|k) - \delta_k - y^{sp})^T Q (C x(k+j|k) - \delta_k - y^{sp}) \\
& + \sum_{j=0}^{m-1} \Delta u(k+j)^T R \Delta u(k+j) + \delta_k^T S \delta_k
\end{aligned} \tag{6}$$

O segundo termo do lado direito da equação (6) pode ser escrito da seguinte forma:

$$\begin{aligned}
& \sum_{j=m+1}^{\infty} (C x(k+j|k) - \delta_k - y^{sp})^T Q (C x(k+j|k) - \delta_k - y^{sp}) = \\
& = \sum_{j=1}^{\infty} (x^s(k+m|k) - \delta_k - y^{sp} + \Psi F^j x^d(k+m|k))^T Q (x^s(k+m|k) - \delta_k - y^{sp} + \Psi F^j x^d(k+m|k))
\end{aligned} \tag{7}$$

Na soma infinita considerada na equação (7), o termo $x^s(k+m|k) - \delta_k - y^{sp}$ independe de j e deve ser feito igual a zero para garantir que a função objetivo se mantenha limitada. Assim, a seguinte restrição precisa ser incluída no problema de otimização que define o controlador:

$$x^s(k+m|k) - \delta_k - y^{sp} = 0 \tag{8}$$

Com essa condição, a equação (7) fica:

$$\begin{aligned}
& \sum_{j=m+1}^{\infty} (C x(k+j|k) - \delta_k - y^{sp})^T Q (C x(k+j|k) - \delta_k - y^{sp}) \\
& = \sum_{j=1}^{\infty} x^d(k+m|k)^T (F^j)^T \Psi^T Q \Psi F^j x^d(k+m|k) = x^d(k+m|k)^T \bar{Q} x^d(k+m|k)
\end{aligned} \tag{9}$$

onde $\bar{Q} \in \mathbb{C}^{nd \times nd}$ é obtido da solução da seguinte equação:

$$\bar{Q} - F^T \bar{Q} F = F^T \Psi^T Q \Psi F \tag{10}$$

Conseqüentemente, a função objetivo do controlador definida na equação (5) fica:

$$J_k = \sum_{j=1}^m (e(k+j|k) - \delta_k)^T Q (e(k+j|k) - \delta_k) + x^d(k+m|k)^T \bar{Q} x^d(k+m|k) + \sum_{j=0}^{m-1} \Delta u(k+j|k)^T R \Delta u(k+j|k) + \delta_k^T S \delta_k \quad (11)$$

Usando o modelo definido pelas equações (3) e (4), a função objetivo (11) pode ser escrita de uma forma mais compacta que resulta na seguinte forma quadrática:

$$J_k = \begin{bmatrix} \Delta u_k^T & \delta_k^T \end{bmatrix} H \begin{bmatrix} \Delta u_k \\ \delta_k \end{bmatrix} + 2c_f^T \begin{bmatrix} \Delta u_k \\ \delta_k \end{bmatrix} + c \quad (12)$$

onde

$$H = \begin{bmatrix} (D_m^0 + \Psi_1 F_u)^T Q_1 (D_m^0 + \Psi_1 F_u) + F_u^T Q_2 F_u + R_1 & -(D_m^0 + \Psi_1 F_u)^T Q_1 \bar{I} \\ -\bar{I}^T Q_1 (D_m^0 + \Psi_1 F_u) & S + \bar{I}^T Q_1 \bar{I} + Q \end{bmatrix} \quad (13)$$

$$c_f = \begin{bmatrix} (D_m^0 + \Psi_1 F_u)^T Q_1 (\bar{I} e^s(k) + \Psi_1 F_x x^d(k)) + F_u^T Q_2 (F_x x^d(k)) \\ -\bar{I}^T Q_1 (\bar{I} e^s(k) + \Psi_1 F_x x^d(k)) - Q e(k) \end{bmatrix}$$

$$c = e(k)^T Q e(k) + (\bar{I} e^s(k) + \Psi_1 F_x x^d(k))^T Q_1 (\bar{I} e^s(k) + \Psi_1 F_x x^d(k)) + (F_x x^d(k))^T Q_2 (F_x x^d(k))$$

$$\bar{I} = \begin{bmatrix} I_{ny} \\ \vdots \\ I_{ny} \end{bmatrix}, \bar{I} \in \mathfrak{R}^{m \cdot ny \times ny}; \quad D_m^0 = \begin{bmatrix} D^0 & & 0 \\ \vdots & \ddots & \\ D^0 & \dots & D^0 \end{bmatrix}, \quad D_m^0 \in \mathfrak{R}^{m \cdot ny \times m \cdot nu},$$

$$\Delta u_k = \begin{bmatrix} \Delta u(k|k) \\ \vdots \\ \Delta u(k+m-1|k) \end{bmatrix}, \quad \Delta u_k \in \mathfrak{R}^{m \cdot nu}$$

$$F_x = \begin{bmatrix} F \\ F^2 \\ \vdots \\ F^m \end{bmatrix}, \quad F_u = \begin{bmatrix} I & 0 & \dots & 0 \\ F & I & \ddots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ F^{m-1} & F^{m-2} & \dots & I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} D^d F N & 0 & \dots & 0 \\ 0 & D^d F N & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & D^d F N \end{bmatrix}$$

$$Q_1 = \text{diag}[\overbrace{Q \dots Q}^m], \quad Q_2 = \text{diag}[\overbrace{0 \dots 0}^m \quad \bar{Q}], \quad R_1 = \text{diag}[\overbrace{R \dots R}^m] \text{ and}$$

$$\Psi_1 = \text{diag}[\overbrace{\Psi \dots \Psi}^m]$$

$$e^s(k) = x^s(k) - y^{sp}$$

Usando o modelo definido em (3), a restrição representada em (8) pode ser escrita como:

$$x^s(k) - y^{sp} + \tilde{D}^0 \Delta u_k - \delta_k = 0 \quad (14)$$

$$\text{onde } \tilde{D}^0 = \begin{bmatrix} D^0 & \dots & D^0 \end{bmatrix}$$

Finalmente, o problema de otimização que caracteriza o MPC de horizonte infinito estendido com variáveis de folga para garantir a viabilidade do mesmo em quaisquer condições pode ser formulado da seguinte forma:

$$\min_{\Delta u_k, \delta_k} J_k = \begin{bmatrix} \Delta u_k^T & \delta_k^T \end{bmatrix} H \begin{bmatrix} \Delta u_k \\ \delta_k \end{bmatrix} + 2c_f^T \begin{bmatrix} \Delta u_k \\ \delta_k \end{bmatrix} \quad (15)$$

Sujeita a

restrição (14) e

$$\Delta u(k+j) \in U, \quad j \geq 0 \quad (16)$$

$$U = \left\{ \Delta u(k+j) \left| \begin{array}{l} -\Delta u^{\max} \leq \Delta u(k+j) \leq \Delta u^{\max} \\ \Delta u(k+j) = 0; \quad j \geq m \\ u^{\min} \leq u(k-1) + \sum_{i=0}^j \Delta u(k+i) \leq u^{\max}; \quad j = 0, 1, \dots, m-1 \end{array} \right. \right\}$$

O controlador resultante da solução do problema definido pelas equações (15), (14) e (16) tem as seguintes propriedades (Odloak, 2004):

- Se no instante k o problema de otimização definido acima for viável, ele se manterá viável nos instantes subsequentes $k+j$, $j=1,2,\dots$ (viabilidade recursiva).
- Se a cada instante de amostragem k , o estado do sistema é medido e o modelo é perfeitamente conhecido, então a função objetivo definida em (11) é estritamente decrescente. Como essa função é positiva definida, ela pode ser definida como uma função de Lyapunov do

sistema em malha fechada. Isso significa que a malha fechada com o IHMPC definido acima é estável independentemente dos parâmetros de sintonia adotados, desde que S seja suficientemente grande.

3.3 MPC MULTIMODELOS

Em Almeida, Rodrigues e Odloak (2000) foi proposto um controlador MPC de horizonte finito com múltiplos modelos. Esse controlador foi implantado em uma refinaria de petróleo em uma coluna de destilação da mistura propeno/propano (Porfírio, 2001). Essa foi a primeira implantação de um MPC com múltiplos modelos na indústria reportada na literatura.

3.3.1 MPC Nominal com LMIs

O problema que define o MPC convencional pode também ser formulado como um problema de LMI. Suponhamos que o modelo do sistema seja representado na forma de variáveis de estado:

$$x(k+1) = Ax(k) + B\Delta u(k) \quad (17)$$

$$y(k) = Cx(k) \quad (18)$$

onde $x \in \mathbb{R}^{n_x}$ é o estado do modelo de predição, k é o instante atual, $u \in \mathbb{R}^{n_u}$ é a entrada manipulada, $\Delta u(k) = u(k) - u(k-1)$ é o incremento na entrada, $y \in \mathbb{R}^{n_y}$ é a saída controlada, A , B e C são matrizes de dimensões adequadas.

Consideremos a função objetivo do MPC convencional com o modelo nominal

$$J_k = \sum_{j=0}^p e^T(k+j)Qe(k+j) + \sum_{j=0}^{m-1} \Delta u^T(k+j)R\Delta u(k+j) \quad (19)$$

onde p é o horizonte de predição das controladas. Usando o modelo definido em (17) e (18), essa função pode ser reduzida a uma forma mais simples:

$$J_k = (\bar{A}x^e(k) - \bar{B}\Delta u)^T Q_p (\bar{A}x^e(k) - \bar{B}\Delta u) + \Delta u^T R_m \Delta u \quad (20)$$

onde

$$\bar{A} = \begin{bmatrix} C \\ CA \\ \vdots \\ CA^p \end{bmatrix}, \quad \bar{B} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ CB & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ CAB & CB & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ CA^{p-1}B & CA^{p-2}B & \cdots & CA^{p-m}B \end{bmatrix}$$

$$\Delta u = [\Delta u(k)^T \quad \cdots \quad \Delta u(k+m-1)^T]^T \quad x^e(k) = x^{sp} - x(k)$$

$$Q_p = \text{diag}(\underbrace{Q \quad \cdots \quad Q}_p) \quad \text{and} \quad R_m = \text{diag}(\underbrace{R \quad \cdots \quad R}_m)$$

Assim, o problema de otimização do MPC convencional com modelo nominal pode ser escrito na seguinte forma:

$$\min_{\gamma, \Delta u} \gamma$$

Sujeito a

$$\begin{aligned} \gamma - x^e(k)^T \bar{A}^T Q_p \bar{A} x^e(k) + x^e(k)^T \bar{A}^T Q_p \bar{B} \Delta u + \Delta u^T \bar{B}^T Q_p \bar{A} x^e(k) - \\ - \Delta u^T (\bar{B}^T Q_p \bar{B} + R_m) \Delta u > 0 \end{aligned} \quad (21)$$

$$-\Delta u_{\max} \leq \Delta u(k+j) \leq \Delta u_{\max}, \quad j = 0, 1, \dots, m-1$$

$$u_{\min} \leq u(k+j) \leq u_{\max}, \quad j = 0, 1, \dots, m-1$$

O problema definido acima é uma NLP porque a restrição (21) não é linear, mas ele pode ser resolvido facilmente, por exemplo, usando a rotina *fmincon* do Matlab®.

Aplicando o complemento de Schur na restrição (21), essa inequação pode ser escrita na forma de uma LMI. Consequentemente, o problema que define o MPC convencional pode ser escrito como o seguinte problema de LMI:

$$\begin{aligned}
 & \min_{\gamma, \Delta u} \gamma \\
 & \text{sujeito a} \\
 & \begin{bmatrix} (\bar{B}^T Q_p \bar{B} + R_m)^{-1} & \Delta u \\ \Delta u^T & \begin{bmatrix} \gamma - x^e(k)^T \bar{A}^T Q_p \bar{A} x^e(k) + x^e(k) \bar{A}^T Q_p \bar{B} \Delta u \\ + \Delta u \bar{B}^T Q_p \bar{A} x^e(k) \end{bmatrix} \end{bmatrix} > 0 \\
 & -\Delta u_{\max} \leq \Delta u(k+j) \leq \Delta u_{\max}, \quad j = 0, 1, \dots, m-1 \\
 & u_{\min} \leq u(k+j) \leq u_{\max}, \quad j = 0, 1, \dots, m-1
 \end{aligned}$$

3.3.2 O MPC com Multimodelos (MMPC)

O controlador da seção anterior pode ser estendido ao caso em que o modelo real da planta não é conhecido exatamente, mas sabe-se que ele pertence a uma família de L modelos diferentes. Para apresentar o método, assumimos que a planta real pode ser representada por um modelo do tipo definido em (1) e (2) e tem parâmetros que são designados por $\theta_T = (A_T, B_T)$. Isso significa que

$$\theta_T \in \Omega = (\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_L) \quad (22)$$

Com essa notação, por exemplo, a planta i corresponde a $\theta_i = (A_i, B_i)$ e o controlador definido na seção anterior pode ser estendido da seguinte forma:

$$\min_{\gamma, \Delta u} \gamma \quad (23)$$

sujeito a

$$J_{k,\theta_i} = (\bar{A}_i x^e(k) - \bar{B}_i \Delta u)^T Q_p (\bar{A}_i x^e(k) - \bar{B}_i \Delta u) + \Delta u^T R_m \Delta u, \quad i=1, 2, \dots, L$$

$$J_{k,\theta_i} \leq \gamma \quad i=1,2,\dots,L$$

$$-\Delta u_{\max} \leq \Delta u(k+j) \leq \Delta u_{\max}, \quad j=0,1,\dots,m-1$$

$$u_{\min} \leq u(k+j) \leq u_{\max}, \quad j=0,1,\dots,m-1$$

A estratégia deste MPC com múltiplos modelos é minimizar J_k para o pior caso (Almeida, Rodrigues e Odloak, 2000). Como se pode perceber, a restrição envolvendo J_k não é linear, com isso temos L restrições não lineares e não podem ser utilizados pacotes convencionais de resolução de QP. Para isso Almeida, Rodrigues e Odloak (2000) propuseram a utilização de LMI. Contornando este problema, as restrições não lineares podem ser escritas na forma:

$$\begin{bmatrix} (\bar{B}_i^T Q_p \bar{B}_i + R_m)^{-1} & \Delta u \\ \Delta u^T & \begin{bmatrix} \gamma - x^e(k)^T \bar{A}_i^T Q_p \bar{A}_i x^e(k) + x^e(k)^T \bar{A}_i^T Q_p \bar{B}_i \Delta u \\ + \Delta u^T \bar{B}_i^T Q_p \bar{A}_i x^e(k) \end{bmatrix} \end{bmatrix} > 0$$

$i=1,2,\dots,L$

3.4 IHMPC ESTENDIDO COM CONTROLE POR FAIXA E OBJETIVO NAS MV

A estrutura de controle geralmente utilizada em plantas industriais é feita em camadas conforme pode se ver na figura 3-1.

A camada superior é a camada de Otimização Estacionária, a qual recebe o objetivo de produção, podendo ser, por exemplo,

maximizar a produção para atender o mercado ou maximizar a eficiência econômica, entre outros. O controlador preditivo é inserido na camada intermediária e é responsável por receber os valores de y e u desejados e calcular qual o melhor valor de u_k para atingir esses valores desejados. Esta avaliação é feita na escala de minutos (geralmente calculado a cada minuto). Na terceira camada temos o controle regulatório responsável por executar e controlar os valores definidos pelo controle preditivo. Este controle é geralmente um controle clássico de ação direta nos atuadores do processo, podendo ser um PID por exemplo. Este controle regulatório funciona na escala de segundos.

Figura 3-1 – Estrutura de Controle de uma planta industrial

3.4.1.1 CONTROLE POR FAIXA (González e Odloak, 2009)

No IHMPC com controle por faixa, o valor de y_{sp} é uma das variáveis de decisão do problema de otimização que define o controlador, sendo que y_{sp} pode variar livremente dentro de sua faixa de operação. Com isso, no caso em que não temos targets para as variáveis manipuladas, o controlador só atuará caso as variáveis

controladas estiverem violando as suas faixas de operação. No caso em que exista um valor desejado para as variáveis manipuladas, o controlador variará o valor de y_{sp} de forma que, as variáveis controladas não saiam de suas faixas e o objetivo das manipuladas seja atingido.

A função custo é estendida para incluir o target para a entrada, com a necessidade de se acrescentar uma nova restrição para garantir que a função objetivo permaneça limitada. Assim, a função objetivo do IHMPC com controle das saídas por faixas e valores desejados para as variáveis manipuladas, pode ser escrito da seguinte forma:

$$\begin{aligned}
J_k = & \sum_{j=1}^{\infty} (e(k+j|k) - \delta_{k,y})^T Q_y (e(k+j|k) - \delta_{k,y}) + \\
& + \sum_{j=1}^{\infty} (u(k+j|k) - u_{des} - \delta_{k,u})^T Q_u (u(k+j|k) - u_{des} - \delta_{k,u}) + \\
& + \sum_{j=1}^{m-1} \Delta u(k+j|k)^T R \Delta u(k+j|k) + \delta_{k,y}^T S_y \delta_{k,y} + \delta_{k,u}^T S_u \delta_{k,u}
\end{aligned} \tag{24}$$

Sendo $S_y \in \mathbb{R}^{ny \times ny}$ e $S_u \in \mathbb{R}^{nu \times nu}$ matrizes peso para as variáveis de folga que por hipótese são positivas definidas.

As restrições para limitação da função objetivo ficam:

$$x^s(k) - y^{sp} + \tilde{D}^0 \Delta u_k - \delta_k = 0 \tag{25}$$

Sendo,

$$\begin{aligned}
\tilde{D}^0 &= [D^0 \quad \dots \quad D^0] \\
u(k-1) + \tilde{D}^u \Delta u_k - u_{des} - \delta_{k,u} &= 0 \\
\tilde{D}^u &= [I_{nu} \quad \dots \quad I_{nu}]
\end{aligned} \tag{26}$$

Temos agora duas restrições de valor final (25) e (26), que colocam como condição que após m steps, seja possível atingir o

objetivo das variáveis manipuladas e também que após m steps os valores dos estados estacionários das variáveis controladas tenham atingido o valor de set point.

Temos ainda que lembrar que:

$$y_{\min} \leq y_{sp,k} \leq y_{\max}$$

ou seja, y_{sp} é livre dentro de sua faixa de operação.

Note que, ambas as restrições (25) e (26) utilizam variáveis folga, o que estende a região de viabilidade do controlador para quaisquer condições operacionais.

Realizando o desenvolvimento da função custo (24) conforme já realizado nas seções anteriores, e apresentando a função custo na forma matricial chegamos a:

$$J_k = \begin{bmatrix} \Delta u_k^T & y_{sp,k}^T & \delta_{y,k}^T & \delta_{u,k}^T \end{bmatrix} \begin{bmatrix} H_{11} & H_{12} & H_{13} & H_{14} \\ H_{21} & H_{22} & H_{23} & 0 \\ H_{31} & H_{32} & H_{33} & 0 \\ H_{41} & 0 & 0 & H_{44} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta u_k \\ y_{sp,k} \\ \delta_{y,k} \\ \delta_{u,k} \end{bmatrix} + 2 \begin{bmatrix} c_{f,1} & c_{f,2} & c_{f,3} & c_{f,4} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta u_k \\ y_{sp,k} \\ \delta_{y,k} \\ \delta_{u,k} \end{bmatrix} + c$$

onde,

$$H_{11} = (D_m^0 + \Psi_1 F_u)^T \tilde{Q}_y (D_m^0 + \Psi_1 F_u) + F_u^T Q_d F_u + M^T \tilde{Q}_u M + \tilde{R},$$

$$H_{12} = H_{21}^T = -(D_m^0 + \Psi_1 F_u)^T \tilde{Q}_y \tilde{I}_y, \quad H_{13} = H_{31}^T = -(D_m^0 + \Psi_1 F_u)^T \tilde{Q}_y \tilde{I}_y,$$

$$H_{14} = H_{41}^T = -M^T \tilde{Q}_u \tilde{I}_u,$$

$$H_{22} = \tilde{I}_y^T \tilde{Q}_y \tilde{I}_y, \quad H_{23} = H_{32}^T = \tilde{I}_y^T \tilde{Q}_y \tilde{I}_y, \quad H_{33} = \tilde{I}_y^T \tilde{Q}_y \tilde{I}_y + S_y, \quad H_{44} = \tilde{I}_u^T \tilde{Q}_u \tilde{I}_u + S_u,$$

$$H_{24} = H_{42}^T = H_{34} = H_{43}^T = 0 ;$$

$$c_{f,1} = \left(\Psi_1 F_x x^d(k) \right)^T \tilde{Q}_y \left(D_m^0 + \Psi_1 F_u \right) + \left(F_x x^d(k) \right)^T Q_d F_u + (u(k-1) - u_{des})^T \tilde{I}_u^T \tilde{Q}_u M ,$$

$$c_{f,2} = - \left(\Psi_1 F_x x^d(k) \right)^T \tilde{Q}_y \tilde{I}_y ,$$

$$c_{f,3} = - \left(\Psi_1 F_x x^d(k) \right)^T \tilde{Q}_y \tilde{I}_y ,$$

$$c_{f,4} = - (u(k-1) - u_{des})^T \tilde{I}_u^T \tilde{Q}_u \tilde{I}_u ;$$

$$c = \left(\Psi_1 F_x x^d(k) \right)^T \tilde{Q}_y \left(\Psi_1 F_x x^d(k) \right) + \left(F_x x^d(k) \right)^T Q_d \left(F_x x^d(k) \right) + \\ + (u(k-1) - u_{des,k})^T \tilde{I}_u^T \tilde{Q}_u \tilde{I}_u (u(k-1) - u_{des,k})$$

$$\tilde{I}_y = \begin{bmatrix} I_{ny} \\ \vdots \\ I_{ny} \end{bmatrix}, \tilde{I}_u \in \mathfrak{R}^{mny \times ny} ; \tilde{I}_u = \begin{bmatrix} I_{nu} \\ \vdots \\ I_{nu} \end{bmatrix}, \tilde{I}_u \in \mathfrak{R}^{m \times nu} ; M = \begin{bmatrix} I_{nu} & 0_{nu} & \cdots & 0_{nu} \\ \vdots & I_{nu} & \ddots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & 0_{nu} \\ I_{nu} & \cdots & \cdots & I_{nu} \end{bmatrix}, \tilde{I}_u \in \mathfrak{R}^{m(nu \times nu)}$$

$$D_m^0 = \begin{bmatrix} D^0 & & 0 \\ \vdots & \ddots & \\ D^0 & \cdots & D^0 \end{bmatrix}, D_m^0 \in \mathfrak{R}^{m.ny \times m.nu}, \Delta u_k = \begin{bmatrix} \Delta u(k|k) \\ \vdots \\ \Delta u(k+m-1|k) \end{bmatrix}, \Delta u_k \in \mathfrak{R}^{m.nu}$$

$$F_x = \begin{bmatrix} F \\ F^2 \\ \vdots \\ F^m \end{bmatrix}, F_u = \begin{bmatrix} I & 0 & \cdots & 0 \\ F & I & \ddots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ F^{m-1} & F^{m-2} & \cdots & I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} D^d F N & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & D^d F N & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & D^d F N \end{bmatrix}$$

$$\tilde{Q}_y = \text{diag}[\overbrace{Q_y \cdots Q_y}^m], Q_d = \text{diag}[\overbrace{0 \cdots 0}^m \quad \tilde{Q}], \tilde{R} = \text{diag}[\overbrace{R \cdots R}^m],$$

$$\Psi_1 = \text{diag}[\overbrace{\Psi \cdots \Psi}^m] \text{ and } \tilde{Q}_u = \text{diag}[\overbrace{Q_u \cdots Q_u}^m].$$

Sendo $Q_y \in \mathbb{R}^{ny \times ny}$, $Q_u \in \mathbb{R}^{nu \times nu}$ e $R \in \mathbb{R}^{nu \times nu}$ matrizes peso que por hipótese são positivas definidas.

Assim, o problema de otimização deste IHMPC é apresentado abaixo:

$$\min_{\Delta u_k, y_{sp,k}, \delta_{k,y}, \delta_{k,u}} J_k$$

sujeito a:

$$x^s(k) - \tilde{D}^0 \Delta u(k) - \delta_{k,y} = 0$$

$$u(k-1) + \tilde{D}^u \Delta u_k - u_{des} - \delta_{k,u} = 0$$

$$y_{\min} \leq y_{sp,k} \leq y_{\max}$$

$$u_{\min} \leq u_k \leq u_{\max}$$

$$\Delta u_{\min} \leq \Delta u_k \leq \Delta u_{\max}$$

3.5 IHMPC ROBUSTO COM TEMPO MORTO CONTROLE DAS SAÍDAS POR FAIXAS E OBJETIVO ECONÔMICO NAS VARIÁVEIS MANIPULADAS

Nesta nova estrutura manteremos a modelagem OPOM, algumas matrizes apresentarão nomenclaturas diferentes das apresentadas anteriormente e também alguns rearranjos de matrizes serão apresentados de outra forma.

Iniciando a apresentação desta estrutura de controle, vamos definir o vetor de estados da seguinte forma:

$$x(k) = \begin{bmatrix} y(k) & y(k+1) & y(k+2) & \cdots & y(k+p) & x^s(k) & x^d(k) \end{bmatrix}^T$$

Note que nesta abordagem o vetor de estados contém os valores de y de k até $k+p$, sendo $p > \max_{i,j} \theta_{i,j}$, onde $\theta_{i,j}$ é o tempo morto relacionando a CV y_i com MV u_j . Os componentes x^s e x^d continuam sendo o valor estacionário da saída e os valores dos estados dinâmicos respectivamente.

Nessa nova formulação que inclui tempos mortos, teremos as matrizes A , B e C do modelo em variáveis de estado dadas pelas seguintes expressões:

$$A = \begin{bmatrix} 0 & I_{ny} & 0 & \cdots & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & I_{ny} & \cdots & 0 & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & I_{ny} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 & I_{ny} & \Psi((p+1)T) \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 & I_{ny} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 & 0 & F \end{bmatrix}, \quad B = \begin{bmatrix} S_1 \\ S_2 \\ \vdots \\ S_p \\ S_{p+1} \\ B^s \\ B^d \end{bmatrix}$$

$$C = [I_{ny} \quad 0 \quad \cdots \quad 0]$$

A matriz B contém as matrizes S_j , que corresponde à resposta ao degrau no instante j . B^s é a matriz que contém os ganhos estacionários.

A matriz F é definida como:

$F = \text{diag}(e^{-r_{i,1,1}T} \quad \cdots \quad e^{-r_{ny,ny,na}T})$ onde T é o período de amostragem e $r_{i,j,k}$ é o pólo da função de transferência contínua que correlaciona cada MV_i e CV_j .

A matriz Ψ pode ser definida como:

$$\Psi(t) = \begin{bmatrix} \phi_1(t) & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \phi_2(t) & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \phi_{ny}(t) \end{bmatrix}$$

onde,

$$\phi_i(t) = \begin{bmatrix} e^{r_{i,1,1}(t-\theta_{i,1})} & \cdots & e^{r_{i,1,na}(t-\theta_{i,1})} & \cdots & e^{r_{i,nu,1}(t-\theta_{i,nu})} & \cdots & e^{r_{i,nu,na}(t-\theta_{i,nu})} \end{bmatrix}$$

Pode-se notar que a expressão acima leva em conta o tempo morto. Sendo assim, o valor do tempo morto afetará diretamente a dimensão das matrizes A e B . Também podemos dizer que para qualquer valor de $k < \theta$ a resposta ao degrau será 0. Sendo assim, os coeficientes de S_k serão iguais a 0, para $k < \theta$.

3.5.1 ESTRUTURA DO CONTROLADOR

No desenvolvimento deste controlador será considerada também a presença de uma camada superior (RTO) para cálculo do valor ótimo da entrada u_{des} , o controle das saídas será por faixas e será utilizado um observador para correção do estado.

Sendo assim a correção do estado previsto é definida como:

$$\hat{x}(k+1|k+1) = \hat{x}(k+1|k) + K(y(k+1) - C\hat{x}(k+1|k)) \quad (27)$$

com $K = \begin{bmatrix} \underbrace{I_{ny} \cdots I_{ny}}_{p+2} & 0 \end{bmatrix}^T$ sendo o ganho de observador que pode ser

usado em sistemas estáveis em malha aberta.

Fazendo um simples rearranjo em (27), chega-se a:

$$\hat{x}(k+1|k+1) = (I - KC)A\hat{x}(k|k) + (I - KC)B\Delta u(k)$$

Então, pode-se representar a estrutura do controlador pela Figura 3-2 abaixo.

Figura 3-2 – Estrutura de Controle com Observador

Na Fig. 3-2 vemos que está presente a camada de otimização estacionária com um objetivo de operação da planta. O IHMPC logo abaixo recebe o valor desejado para as variáveis manipuladas e calcula o incremento que deve ser feito na manipulada para se caminhar na direção desse objetivo. Também temos o observador que corrige o estado predito para que a previsão da saída controlada feita pelo controlador seja sempre a mais próxima possível da real.

3.5.2 FUNÇÃO OBJETIVO DO CONTROLADOR

Neste controlador englobamos as idéias do MPC de horizonte infinito e o MMPC em um único algoritmo considerando o modelo OPOM com tempo morto. Temos então um conjunto Θ_n de modelos, sendo que $\Theta_n = \{B_n^s, B_n^d, F_n, \theta_n\}$, onde $n=1, \dots, L$ e L é o numero de modelos. Temos que considerar $p > \max(\theta_{i,j,n}) + m$, para que a resposta ao degrau de todos os modelos possa ser diferente de zero e que o vetor estado

de todos os modelos tenha a mesma dimensão. Assim, a função objetivo do controlador é definida como:

$$\begin{aligned}
V_k(\Theta_n) = & \sum_{j=0}^p \left(y_n(k+j|k) - y_{sp,k}(\Theta_n) - \delta_{y,k}(\Theta_n) \right)^T Q_y \left(y_n(k+j|k) - y_{sp,k}(\Theta_n) - \delta_{y,k}(\Theta_n) \right) \\
& + \sum_{j=1}^{\infty} \left(y_n(k+p+j|k) - y_{sp,k}(\Theta_n) - \delta_{y,k}(\Theta_n) \right)^T Q_y \left(y_n(k+p+j|k) - y_{sp,k}(\Theta_n) - \delta_{y,k}(\Theta_n) \right) \\
& + \sum_{j=0}^{m-1} \left(u(k+j|k) - u_{des,k} - \delta_{u,k} \right)^T Q_u \left(u(k+j|k) - u_{des,k} - \delta_{u,k} \right) \\
& + \sum_{j=0}^{\infty} \left(u(k+m+j|k) - u_{des,k} - \delta_{u,k} \right)^T Q_u \left(u(k+m+j|k) - u_{des,k} - \delta_{u,k} \right) \\
& + \sum_{j=0}^{m-1} \Delta u(k+j|k)^T R \Delta u(k+j|k) + \delta_{y,k}^T(\Theta_n) S_y \delta_{y,k}(\Theta_n) + \delta_{u,k}^T S_u \delta_{u,k}
\end{aligned}$$

Impondo as mesmas condições já apresentadas no IHMPC com controle por faixas e targets para as entradas temos as restrições:

$$x^s(k) + \tilde{B}^s(\Theta_n) \Delta u_k - y_{sp,k}(\Theta_n) - \delta_{y,k}(\Theta_n) = 0 \quad n=1, \dots, L$$

$$\text{onde } \tilde{B}^s = \begin{bmatrix} B^s & \dots & B^s \\ \underbrace{\hspace{1cm}}_m \end{bmatrix}$$

$$u(k-1) + \tilde{I}_u^T \Delta u_k - u_{des,k} - \delta_{u,k} = 0$$

Com essas condições satisfeitas, é possível rearranjar a função custo para:

$$\begin{aligned}
V_k(\Theta_n) = & \left(N_x x(k) + \tilde{S}(\Theta_n) \Delta u_k - \tilde{I}_y y_{sp,k}(\Theta_n) - \tilde{I}_y \delta_{y,k}(\Theta_n) \right)^T \tilde{Q}_y \\
& \times \left(N_x x(k) + \tilde{S}(\Theta_n) \Delta u_k - \tilde{I}_y y_{sp,k}(\Theta_n) - \tilde{I}_y \delta_{y,k}(\Theta_n) \right) \\
& + \left(F(\Theta_n)^m x^d(k) + B_m^d(\Theta_n) \Delta u_k \right)^T Q_d(\Theta_n) \left(F(\Theta_n)^m x^d(k) + B_m^d(\Theta_n) \Delta u_k \right) \\
& + \left(\tilde{I}_u u(k-1) + M \Delta u_k - \tilde{I}_u u_{des,k} - \tilde{I}_u \delta_{u,k} \right)^T Q_u \left(\tilde{I}_u u(k-1) + M \Delta u_k - \tilde{I}_u u_{des,k} - \tilde{I}_u \delta_{u,k} \right) \\
& + \Delta u_k^T \tilde{R} \Delta u_k + \delta_{y,k}(\Theta_n)^T S_y \delta_{y,k}(\Theta_n) + \delta_{u,k}^T S_u \delta_{u,k}
\end{aligned}$$

ou apresentando já na forma matricial:

$$\begin{aligned}
V_k(\Theta_n) = & \begin{bmatrix} \Delta u_k^T & y_{sp,k}^T(\Theta_n) & \delta_{y,k}^T(\Theta_n) & \delta_{u,k}^T \end{bmatrix} \begin{bmatrix} H_{11}(\Theta_n) & H_{12}(\Theta_n) & H_{13}(\Theta_n) & H_{14} \\ H_{21}(\Theta_n) & H_{22} & H_{23} & 0 \\ H_{31}(\Theta_n) & H_{32} & H_{33} & 0 \\ H_{41} & 0 & 0 & H_{44} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta u_k \\ y_{sp,k}(\Theta_n) \\ \delta_{y,k}(\Theta_n) \\ \delta_{u,k} \end{bmatrix} \\
& + 2 \begin{bmatrix} c_{f,1}(\Theta_n) & c_{f,2} & c_{f,3} & c_{f,4} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta u_k \\ y_{sp,k}(\Theta_n) \\ \delta_{y,k}(\Theta_n) \\ \delta_{u,k} \end{bmatrix} + c(\Theta_n)
\end{aligned}$$

onde,

$$\begin{aligned}
H_{11}(\Theta_n) &= \tilde{S}(\Theta_n)^T \tilde{Q}_y \tilde{S}(\Theta_n) + (\tilde{B}^d(\Theta_n))^T Q_d(\Theta_n) \tilde{B}^d(\Theta_n) + M^T \tilde{Q}_u M + \tilde{R} \\
H_{12} &= H_{21}^T = -\tilde{S}(\Theta_n)^T \tilde{Q}_y \tilde{I}_y, \quad H_{13} = H_{31}^T = -\tilde{S}(\Theta_n)^T \tilde{Q}_y \tilde{I}_y, \quad H_{14} = H_{41}^T = -M^T \tilde{Q}_u \tilde{I}_u \\
H_{22} &= \tilde{I}_y^T \tilde{Q}_y \tilde{I}_y, \quad H_{23} = H_{32}^T = \tilde{I}_y^T \tilde{Q}_y \tilde{I}_y, \quad H_{33} = \tilde{I}_y^T \tilde{Q}_y \tilde{I}_y + S_y, \quad H_{44} = \tilde{I}_u^T \tilde{Q}_u \tilde{I}_u + S_u \\
H_{24} &= H_{42}^T = H_{34} = H_{43}^T = 0 \\
c_{f,1} &= x(k)^T N_x^T \tilde{Q}_y \tilde{S}(\Theta_n) + x^d(k)^T (F(\Theta_n)^m)^T Q_d \tilde{B}^d(\Theta_n) + (u(k-1) - u_{des})^T \tilde{I}_u^T \tilde{Q}_u M \\
c_{f,2} &= -x(k)^T N_x^T \tilde{Q}_y \tilde{I}_y, \quad c_{f,3} = -x(k)^T N_x^T \tilde{Q}_y \tilde{I}_y \\
c_{f,4} &= -(u(k-1) - u_{des})^T \tilde{I}_u^T \tilde{Q}_u \tilde{I}_u
\end{aligned}$$

$$c(\Theta_n) = x(k)^T N_x^T \tilde{Q}_y N_x x(k) + x^d(k)^T (F(\Theta_n)^m)^T Q_{xd} F(\Theta_n)^m x^d(k) \\ + (u(k-1) - u_{des,k})^T \tilde{I}_u^T \tilde{Q}_u \tilde{I}_u (u(k-1) - u_{des,k})$$

$$\tilde{I}_y = \begin{bmatrix} I_{ny} \\ \vdots \\ I_{ny} \end{bmatrix}, \tilde{I}_u \in \mathfrak{R}^{p \times ny}; \text{ com } p > m + \max(\theta); \tilde{I}_u = \begin{bmatrix} I_{nu} \\ \vdots \\ I_{nu} \end{bmatrix}, \tilde{I}_u \in \mathfrak{R}^{m \times nu};$$

$$M = \begin{bmatrix} I_{nu} & 0_{nu} & \cdots & 0_{nu} \\ \vdots & I_{nu} & \ddots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & 0_{nu} \\ I_{nu} & \cdots & \cdots & I_{nu} \end{bmatrix}, \tilde{I}_u \in \mathfrak{R}^{m \times (nu \times nu)}, \Delta u_k = \begin{bmatrix} \Delta u(k|k) \\ \vdots \\ \Delta u(k+m-1|k) \end{bmatrix}, \Delta u_k \in \mathfrak{R}^{m \times nu},$$

$$\tilde{S}(\Theta_n) = \begin{bmatrix} 0_{ny \times nu} & \cdots & \cdots & 0_{ny \times nu} \\ S_1(\Theta_n) & 0_{ny \times nu} & \ddots & \vdots \\ S_2(\Theta_n) & S_1(\Theta_n) & \ddots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ S_{p-1}(\Theta_n) & S_{p-2}(\Theta_n) & \cdots & S_{p-m}(\Theta_n) \end{bmatrix}, \tilde{S} \in \mathfrak{R}^{m \times (ny \times nu)}$$

$$N_x(\Theta_n) = \begin{bmatrix} CA(\Theta_n) \\ CA(\Theta_n)^2 \\ \vdots \\ CA(\Theta_n)^p \end{bmatrix}, N_x \in \mathfrak{R}^{p \times ny \times (p+1)ny + nd}$$

$$\tilde{Q}_y = \text{diag}[\overbrace{Q_y \cdots Q_y}^m], Q_d = \text{diag}[\overbrace{0 \cdots 0}^m \quad \bar{Q}], \tilde{R} = \text{diag}[\overbrace{R \cdots R}^m],$$

$$\Psi_1 = \text{diag}[\overbrace{\Psi \cdots \Psi}^m] \text{ e } \tilde{Q}_u = \text{diag}[\overbrace{Q_u \cdots Q_u}^m].$$

Sendo $Q_y \in \mathbb{R}^{ny \times ny}$, $Q_u \in \mathbb{R}^{nu \times nu}$, $R \in \mathbb{R}^{nu \times nu}$, $S_y \in \mathbb{R}^{ny \times ny}$ e $S_u \in \mathbb{R}^{nu \times nu}$ matrizes peso que por hipótese são definidas positivas.

Então o problema a ser resolvido no IHMPC robusto apresentado nesta seção é:

$$\min_{n=1, \dots, L} V_k(\Theta_N)$$

sujeito a,

$$-\Delta u_{\max} \leq \Delta u(k+j|k) \leq \Delta u_{\max} \quad j = 0, 1, \dots, m-1$$

$$u_{\min} \leq u(k-1) + \sum_{i=0}^j \Delta u(k+i|k) \leq u_{\max}; \quad j = 0, 1, \dots, m-1$$

$$y_{\min} \leq y_{sp,k}(\Theta_n) \leq y_{\max}; \quad n = 1, \dots, L$$

$$x^s(k) + \tilde{B}^s(\Theta_n) \Delta u_k - y_{sp,k}(\Theta_n) - \delta_{y,k}(\Theta_n) = 0; \quad n = 1, \dots, L$$

$$u(k-1) + \tilde{I}_u^T \Delta u_k - u_{des,k} - \delta_{u,k} = 0$$

$$V_k(\Delta u_k, \delta_{y,k}(\Theta_n), \delta_{u,k}, y_{sp,k}(\Theta_n), \Theta_n) \leq \tilde{V}_k(\Delta \tilde{u}_k, \tilde{\delta}_{y,k}(\Theta_n), \tilde{\delta}_{u,k}, y_{sp,k}(\Theta_n), \Theta_n), \\ n = 1, \dots, L$$

Sendo esta última equação uma restrição de contração da função objetivo calculada para cada um dos modelos, obrigando que essa função calculada em k seja menor do que o valor da função objetivo calculada a partir da solução em $k-1$. Esta restrição é fundamental para garantia da estabilidade do controlador (González e Odloak, 2011).

Este controlador, quando aplicado a um processo com incerteza do tipo multi-modelos, busca minimizar somente a função objetivo relacionada ao modelo nominal (ou o modelo mais provável, escolhido a priori). Entretanto, o controlador está sujeito às restrições relacionadas a todos os modelos possíveis. Por isso, mesmo que o modelo nominal não seja o verdadeiro, o controlador continua produzindo soluções viáveis e mantém o sistema controlado e estável. Esta característica o torna um controlador robusto para incertezas no modelo.

4 PROPOSTA DO CONTROLADOR

O IHMPC robusto, apresentado na seção anterior, trabalha principalmente com base no modelo nominal para o qual a função objetivo é calculada e minimizada. São incluídas restrições que forçam a contração da função custo para todos os modelos, inclusive o nominal. Porém, se o modelo nominal estiver defasado ou muito errado quando comparado ao modelo real do processo, pode ocorrer uma degradação no desempenho do controlador. Dessa forma, pode existir um espaço para melhoria da performance se o controlador usado para o cálculo da função objetivo for escolhido corretamente. A inovação proposta por este trabalho consiste no desenvolvimento de uma lógica para escolha do modelo nominal que melhor represente a planta, entre alguns modelos disponíveis. Após a escolha, este modelo é adotado como modelo nominal do controlador. O esquema abaixo (Figura 4-1) apresenta a rotina de controle com Função de chaveamento utilizada neste trabalho.

Figura 4-1 – Controlador MPC com Função de Chaveamento

Esta rotina deve ser introduzida em série com a rotina do controlador, não devendo interferir na rotina do controlador. A rotina

de chaveamento será utilizada a cada PA intervalos de tempo, sendo PA a periodicidade de avaliação tendo o valor definido de acordo com a dinâmica da planta. Após a inicialização, esta rotina será utilizada por TA instantes de tempo, para que se possa avaliar uma janela de tempo, sendo TA o tempo de avaliação. Este valor também deve ser definido de acordo com a dinâmica da planta. Todos os valores reais e simulados são guardados e então avaliados ao final da rotina. Daí, através de um critério de avaliação pode-se definir qual modelo apresentou melhor desempenho e este modelo é implementado no controlador como modelo nominal. Esta alteração do modelo nominal também pode ser chamada de "chaveamento".

Dentro desta estrutura, pode-se destacar duas operações: Simulação e Avaliação. Sendo que a simulação deve fornecer os resultados necessários para a operação de Avaliação.

Serão considerados três critérios de avaliação:

- Função Custo
- Resposta de Controle
- Resposta do Modelo

E serão realizados dois tipos de simulação:

- Aplicação de Incrementos (Δu)
- Simulação do Controlador

Para os critérios de Função Custo e Resposta de Controle, será utilizada a simulação do Controlador em malha fechada. Já para o

critério de Resposta do Modelo será utilizada a simulação de Aplicação de Incrementos (Δu).

Para todos os critérios de avaliação ou tipos de simulação, é importante que todos os modelos tenham seus estados corrigidos durante a simulação. Daí, considerando um observador, a correção do estado previsto é definida como:

$$\hat{x}(k+1|k+1) = \hat{x}(k+1|k) + K(y_{planta}(k+1) - C\hat{x}(k+1|k))$$

onde K é o ganho de observador de estados que pode ser, por exemplo, o filtro de Kalman.

Fazendo um simples rearranjo, chega-se a:

$$\hat{x}_n(k+1|k+1) = (I - KC_n)A_n\hat{x}_n(k|k) + (I - KC_n)B_n\Delta u(k) + Ky_{planta}(k+1)$$

Com n sendo o número do modelo.

4.1 FUNÇÃO CUSTO

Para este critério de avaliação é utilizada uma rotina de simulação do Controlador em paralelo ao controlador real do processo. Inicializa-se a rotina alimentando os valores atuais da planta (estados reais e valores das saídas e entradas do sistema). O critério da função custo consiste em simular o controlador alterando o modelo nominal. O esquema abaixo mostra a rotina de simulação.

Figura 4-2 – Função Custo

Os estados de cada modelo são utilizados para realizar as L simulações, sendo L o número de modelos. Após cada iteração da simulação são armazenados os valores da função custo de cada modelo no vetor $J_{k,n} = [J_{1,n} \ \cdots \ J_{TA,n}]$, sendo n o número do modelo. E assim, ao final do tempo de avaliação, somam-se todos os valores da função custo de cada modelo. O modelo que apresentar menor somatória, é o modelo que será implementado como modelo nominal. O objetivo deste critério é avaliar não só as variáveis controladas, mas avaliar a somatória da composição da função custo: erro das variáveis controladas, erro entre as entradas e os targets, utilização das variáveis de folga e movimentação das variáveis manipuladas. Ou seja, tem o objetivo de avaliar qual modelo trará melhor equilíbrio entre todos estes parâmetros.

A função para este critério de chaveamento é representada abaixo:

$$J(n) = \sum_{j=1}^{TA} J_{k,n}(j) , n \text{ sendo o número do modelo.}$$

4.2 RESPOSTA DO CONTROLE

O critério de resposta do controle tem sua estrutura muito parecida com a estrutura utilizada no critério anterior, porém ao invés de avaliar a função custo, é avaliado o erro quadrático entre o valor da CV obtido pela simulação e o valor real da CV. Então, pode-se dizer que este critério consiste em simular alteração do modelo nominal do controlador e avaliar os valores das variáveis controladas. Ao final do tempo de avaliação é feita uma comparação entre os valores obtidos para cada modelo e os valores coletados da planta. O modelo que apresentar a menor soma dos erros quadráticos será implementado como novo modelo nominal no controlador.

Figura 4-3 – Resposta de Controle

A função para este critério de chaveamento é representada abaixo:

$$E(n) = \sum_{k=1}^{TA} (y_{i,n}(k) - y_{i,planta}(k))^2$$

Onde n é o número do modelo e i o número da variável controlada.

4.3 RESPOSTA DO MODELO

Neste último critério de avaliação, o objetivo é avaliar qual dos modelos considerados representa melhor a planta. Sendo assim, ao invés de simularmos o controlador alterando o modelo nominal. Será simulada a aplicação da ação de controle implementada na planta, $\Delta u(k)$, para cada modelo. Para isso utilizaremos as matrizes de estado de cada modelo. Considerando um sistema no qual foi possível identificar L modelos lineares da forma:

$$\begin{aligned}x_n(k+1) &= A_n x_n(k) + B_n \Delta u(k) \\ y_n(k) &= C_n x_n(k)\end{aligned}\quad n = 1, \dots, L$$

A Figura 4-4 apresenta o esquema deste critério de avaliação.

Figura 4-4 – Resposta de Modelo

O estado $x_n(k)$ será atualizado/corrigido pelo filtro do observador de estado definido na Equação (27). Assim, após TA passos, será feita a comparação entre a resposta de cada modelo e o valor da resposta real da planta. O modelo que apresentar menor soma dos erros quadráticos será utilizado no controlador.

A função de chaveamento é a mesma definida na seção anterior.

4.4 JUSTIFICATIVA DOS CRITÉRIOS

Objetivo principal da simulação e avaliação é identificar o modelo que melhor represente o processo. Sendo assim, cada critério tem o objetivo de investigar qual característica que terá maior capacidade de identificar o modelo correto.

Pode-se considerar a função custo de um controlador MPC, conforme equação abaixo:

$$J_k = \sum_{j=1}^{\infty} (e(k+j|k) - \delta_{k,y})^T Q_y (e(k+j|k) - \delta_{k,y}) + \\ + \sum_{j=1}^{\infty} (u(k+j|k) - u_{des} - \delta_{k,u})^T Q_u (u(k+j|k) - u_{des} - \delta_{k,u}) + \\ + \sum_{j=1}^{m-1} \Delta u(k+j|k)^T R \Delta u(k+j|k) + \delta_{k,y}^T S_y \delta_{k,y} + \delta_{k,u}^T S_u \delta_{k,u}$$

Nesta equação é avaliada não só a diferença entre as saídas e os valores de set-point, como também todo o desempenho do controlador como diferença entre as entradas e seus targets, utilização de variáveis de folga e movimentação das variáveis manipuladas. Desta forma o critério de função custo avalia o valor total desta função, e se espera que o modelo correto ou mais próximo da planta apresente o melhor desempenho e assim, seja possível identificá-lo através desta simulação.

Já o critério de resposta de modelo avalia somente a diferença entre os valores de saída de cada modelo e os valores das saídas da planta. Sendo assim, será avaliado se é possível identificar o modelo real da planta através da simulação das saídas, uma vez que o modelo correto terá as saídas com valores mais próximos dos valores das saídas da planta.

O critério de resposta de controle tenta integrar os outros dois critérios anteriores, realizando a simulação do controlador em malha fechada e a avaliação das saídas.

5 ESTUDO DE CASO

5.1 SISTEMA FCC

O primeiro processo utilizado para testar o desempenho do controlador proposto neste trabalho é o processo de craqueamento em leito catalítico FCC. Esse mesmo processo foi primeiramente utilizado por Sotomayor e Odloak (2005) para desenvolvimento de um detector de falhas baseado em observador. Ele também foi usado por González e Odloak (2009) para o desenvolvimento de um MPC com controle das variáveis controladas por faixas e por Gonzalez e Odloak (2011) que desenvolveram um controlador preditivo de horizonte infinito com múltiplos modelos, controle por faixas das saídas e com valores desejados para as variáveis manipuladas. Este sistema foi escolhido por ser um sistema muito importante na indústria de refino de petróleo e no qual pode-se identificar 3 modelos na sua região normal de operação. Assim, sendo viável a utilização da função de chaveamento e a comparação do desempenho do controlador proposto com o desempenho do controlador robusto multimodelos com um único modelo nominal. Este processo possui 2 variáveis manipuladas e 3 variáveis controladas, tornando o controle um pouco mais complexo, devido ao número de saídas ser maior do que o número de entradas. O objetivo principal do controlador é atingir os valores desejados para as variáveis manipuladas, mantendo as variáveis controladas dentro das faixas de controle. Dois dos modelos identificados para este sistema apresentam tempo morto e vamos considerar que o modelo verdadeiro não é conhecido, mas é um destes três apresentados.

Os modelos considerados para a planta são os seguintes:

$$G_1(s) = \begin{bmatrix} \frac{0.4515e^{-2s}}{2.9846s+1} & \frac{0.2033e^{-4s}}{1.7187s+1} \\ \frac{1.5e^{-6s}}{20s+1} & \frac{(0.1886s-3.8087)e^{-3s}}{17.7347s^2+10.8348s+1} \\ \frac{1.7455e^{-6s}}{9.1085s+1} & \frac{-6.1355e^{-5s}}{10.9088s+1} \end{bmatrix}, \quad G_2(s) = \begin{bmatrix} \frac{0.25e^{-2s}}{3.5s+1} & \frac{0.135e^{-5s}}{2.77s+1} \\ \frac{0.9e^{-3s}}{25s+1} & \frac{(0.1886s-2.8)e^{-4s}}{19.7347s^2+10.8348s+1} \\ \frac{1.25e^{-5s}}{11.1085s+1} & \frac{-5e^{-6s}}{12.9088s+1} \end{bmatrix},$$

$$G_3(s) = \begin{bmatrix} \frac{0.7}{1.98s+1} & \frac{0.5}{2.7s+1} \\ \frac{2.3}{25s+1} & \frac{0.1886s-4.8087}{15.7347s^2+10.8348s+1} \\ \frac{3}{7s+1} & \frac{-8.1355}{7.9088s+1} \end{bmatrix}$$

5.1.1 VARIÁVEIS DO PROCESSO

As variáveis do conversor FCC que serão utilizadas estão apresentadas abaixo:

- Temperatura de saída no riser, y_1 ;
- Temperatura do regenerador (fase concentrada), y_2 ;
- Temperatura do regenerador (fase diluída), y_3 ;
- Vazão de ar para o regenerador do catalisador, u_1 ;
- Abertura da válvula do catalisador regenerado, u_2 ;

Sendo as três primeiras as variáveis controladas (CV) e u_1 e u_2 as variáveis manipuladas (MV).

O controle no nível regulatório não será alvo de discussão neste trabalho.

5.1.2 ESPECIFICAÇÕES

Vamos inicialmente considerar as seguintes faixas de operação para as saídas controladas e entradas manipuladas do conversor do FCC.

Variável Controlada	$y_{\min}$	$y_{\max}$
y_1 (°C)	510	530
y_2 (°C)	600	610
y_3 (°C)	530	590

Tabela 5-1 – Faixa de controle do sistema de FCC.

Variável controlada	$u_{\min}$	$u_{\max}$
u_1 (ton/h)	75	250
u_2 (%)	25	101

Tabela 5-2 – Faixa de operação das variáveis controladas do FCC

Sendo que para u_1 e u_2 o Δu máximo permitido é de 25 ton/h e 25% respectivamente.

5.1.3 ANÁLISE DOS MODELOS

Partindo da premissa que estes três modelos foram identificados em condições usuais de operação da planta, deve-se avaliar se os modelos identificados apresentam ganhos com diferenças significativas e assim, representam condições diferentes de operação. Para isto, foi simulada a resposta ao degrau dos modelos, utilizando a função “step”, do software computacional Matlab®.

Figura 5-1 – Resposta ao degrau, Modelo 1 (preto), Modelo 2 (azul) e Modelo 3 (vermelho).

Através dos gráficos, pode-se concluir que os modelos apresentam ganhos com diferenças significativas. Com isto, a abordagem de múltiplos modelos ou chaveamento de modelos além de ser necessária para garantir a estabilidade do controle, também trará ganhos de desempenho.

5.1.4 SIMULAÇÕES E RESULTADOS

Para avaliarmos o desempenho do IHMPC com chaveamento de modelos, que será chamado de IHMPC Adaptativo. Foi utilizada uma rotina de programação no software Matlab®. Inicialmente será apresentado o resultado da simulação do controlador IHMPC sem a estrutura robusta e sem a função de chaveamento (que será chamado de IHMPC), para avaliação do desempenho do controlador quando o modelo nominal do controlador é diferente do modelo da planta. Em seguida, serão apresentados os resultados da simulação do IHMPC Adaptativo comparando os três critérios de chaveamento. Daí será apresentada a comparação do IHMPC com o IHMPC Adaptativo. Finalmente, faremos a comparação do IHMPC Robusto com o IHMPC Adaptativo.

Para todas as simulações que serão apresentadas, serão utilizadas as seguintes condições:

Condições iniciais:

Número da variável (n)	y_n	u_n
1	549,5011 (°C)	230,5977 (ton/h)
2	704,2756 (°C)	60,2359%
3	690,6233 (°C)	-

Tabela 5-3 – Condições Iniciais

Objetivo das variáveis manipuladas:

Variável Controlada	Target
u_1	165 (ton/h)
u_2	60 (%)

Tabela 5-4 – Valores desejados para as variáveis manipuladas

Com objetivo de avaliar se o controlador será capaz de absorver alterações do processo, foram utilizadas algumas perturbações, como alteração do modelo real da planta, alteração dos valores desejados para as variáveis manipuladas e alteração das faixas de controle das variáveis controladas.

Inicialmente o modelo 3 foi considerado como modelo nominal e o modelo 1 como modelo real da planta. No instante 30 o modelo real é alterado para o modelo 2, e no instante 120 alterado novamente para o modelo 1. Nesse cenário pretende-se simular uma alteração no ponto de operação da planta.

Nos instantes 60 e 90 o objetivo das variáveis manipuladas é alterado conforme tabela abaixo.

Instante	u_1 (ton/h)	u_2 (%)
60	175	64
90	175	58

Tabela 5-5 – Perturbação das variáveis manipuladas

No instante 150 a faixa de operação das variáveis controladas é alterada conforme Tabela 5.6 abaixo. Esta nova faixa de operação não é possível de ser atingida utilizando os valores desejados para as

variáveis manipuladas. Com isto, ou as variáveis controladas apresentaram off-set, ou os valores das entradas não atingiram os valores desejados. A prioridade, na maioria dos casos, é manter a planta produzindo material dentro da especificação, isto é definido nos pesos definidos para cada variável controlada de modo que o controlador as mantenha dentro das faixas de controle.

Variável Controlada	$y_{\min}$	$y_{\max}$
y_1 (°C)	510	550
y_2 (°C)	400	500
y_3 (°C)	350	500

Tabela 5-6 – Faixa de controle do sistema de FCC

Para todos os casos, foram simulados 180 instantes de amostragem. A Tabela 5.7 sumariza todas as perturbações citadas acima.

Instante	Perturbação
30	Modelo Planta alterado, 2
60	Alterado Targets das Entradas
90	Alterado Targets das Entradas
120	Modelo Planta alterado, 1
150	Alterado Faixa de controle

Tabela 5-7 – Perturbações aplicadas

5.1.4.1 RESULTADOS DO IHMPC

Inicialmente, será apresentado o resultado do IHMPC com incerteza no modelo. O modelo nominal usado no controlador será o modelo número 3 e o modelo real da planta o modelo de número 1.

Figura 5-2 – Variáveis controladas

Figura 5-3 – Variáveis manipuladas

Pode-se observar na figura 5-2 que o controlador com a sintonia adotada não foi capaz de manter as variáveis controladas dentro das faixas. Tanto na figura 5-2 quanto na figura 5-3 podemos observar a oscilação das variáveis controladas e manipuladas que atingem os limites de máximo e mínimo. Este resultado demonstra a inviabilidade da aplicação industrial deste controlador, devido a falta de estabilidade.

5.1.4.2 COMPARAÇÃO ENTRE AS FUNÇÕES DE CHAVEAMENTO

Vamos agora testar o IHMPC Adaptativo onde a rotina de avaliação e chaveamento do modelo é processada ao final de PA instantes, avaliando uma janela de tempo composta pelos últimos TA instantes. Para as simulações propostas neste tópico foi utilizado um PA igual a 20 períodos de amostragem e TA igual a 10 períodos. Sendo assim, durante os 180 períodos de amostragem simulados, a rotina de avaliação foi utilizada 9 vezes e os resultados estão apresentados na tabela 5-9. Pela tabela 5-9, vemos que o método da Resposta de Modelo apresentou o melhor resultado em termos de identificação do modelo correto. O critério de Resposta de Controle falhou em algumas identificações e o critério de função custo não foi capaz de identificar o modelo da planta em nenhum momento.

Instante de avaliação	Modelo Real	Resposta de Modelo	Resposta de Controle	Função Custo
20	1	1	2	3
40	2	2	2	3
60	2	2	2	3
80	2	2	2	3
100	2	2	2	3
120	1	2	2	3
140	1	1	2	3
160	1	1	1	3
180	1	1	1	3

Tabela 5-8 – Resposta função de chaveamento por critério

Na tabela 5-10 é apresentado o tempo de processamento para cada critério de chaveamento. Nesse critério o método da Resposta do Modelo também demonstra ser o mais interessante, com o menor tempo de processamento (60% menor do que os outros dois critérios).

Critério	Tempo de Processamento de 180 instantes	Relação
Função Custo	<i>3min 59 seg</i>	<i>162% maior</i>
Resposta de Controle	<i>3min 45 seg</i>	<i>147% maior</i>
Resposta de Modelo	<i>1min 31 seg</i>	-

Tabela 5-9 – Tempo de processamento por critério de chaveamento

Nas figuras 5-4 e 5-5 são apresentados os resultados das variáveis controladas e variáveis manipuladas para as simulações do sistema com o controlador adaptativo considerando os três critérios de chaveamento propostos neste trabalho. O critério “Resposta de Modelo” é apresentado na cor preto, “Resposta de Controle” em azul e “Função Custo” em vermelho. Nestas simulações admite-se que do instante 0 ao 19 o modelo nominal do controlador e o modelo da planta são distintos, sendo a planta representada pelo modelo 1 e a controlador considera o modelo 3. No instante 20 minutos é realizado o primeiro chaveamento e o critério de resposta do modelo novamente apresenta o melhor resultado, estabilizando a planta rapidamente. O critério de resposta de controle apesar de não ter identificando o modelo correto, apresenta um ganho de performance. No instante 150 minutos é proposto a alteração das faixas de controle conforme descrito nas tabelas 5-6 e 5-7 e novamente o critério de resposta de modelo apresenta o melhor resultado. Já o critério de função custo não foi capaz de controlar a planta, apresentando instabilidade ao longo de toda simulação.

Figura 5-4 – Variáveis Controladas - Resp de Modelo (---), Resp de Controle (—) e Função Custo (—)

Figura 5-5 – Variáveis Manipuladas - Resp de Modelo (---), Resp de Controle (—) e Função Custo (—)

A função custo de cada critério é apresentada nas Figuras-5-6, 5-7 e 5-8. Novamente o critério de resposta de modelo se destaca, sendo que após o chaveamento do instante 20 minutos, a função se mantém decrescente e estável, tendo alterações somente após

perturbações introduzidas no sistema. É importante salientar que este tipo de controlador adaptativo não tem estabilidade garantida. Na Figura 5-7 é apresentada a função custo do critério função custo, novamente se percebe a instabilidade deste controlador ao longo de toda simulação.

Figura 5-6 – Função Custo Critério Resposta de Controle

Figura 5-7 – Função Custo Critério Função Custo

Figura 5-8 – Função Custo Critério Resposta de Modelo

5.1.4.2.1 AVALIAÇÃO DOS CRITÉRIOS DE AVALIAÇÃO

5.1.4.2.1.1 Função Custo

Este critério se mostrou o pior critério entre os três escolhidos para serem avaliados. O objetivo principal deste critério era avaliar se o modelo correto da planta apresentaria o menor valor da função custo e assim seria possível identificar o modelo. Uma possível causa do seu mal funcionamento é que dentro do IHMPC simulado foi utilizado o mesmo horizonte de manipulação que estava sendo utilizado no controlador da planta, e possivelmente este horizonte seja muito pequeno para alcançar um decaimento da função custo e conseguir detectar o modelo que estabilizaria a planta. Esta hipótese não foi testada.

5.1.4.2.1.2 Resposta de Controle

O critério de Resposta de Controle tinha o objetivo de identificar o modelo correto através da integração dos outros dois critérios (simulação do controlador e incremento do valor de $\Delta u(k)$). Apesar de em alguns momentos este critério ter identificado o modelo correto, este critério não é confiável.

5.1.4.2.1.3 Resposta de Modelo

Este critério foi o que apresentou o melhor resultado, conseguindo identificar o modelo real da planta com um tempo de processamento bem reduzido.

5.1.4.2.1.4 Conclusão

Pode-se concluir que o critério de Resposta de Modelo é um critério confiável e eficaz e será definido como único critério de chaveamento para as próximas simulações. E devido ao bom funcionamento do critério de Resposta de Modelo, os outros dois critérios não serão mais estudados neste trabalho, não sendo avaliadas

as causas de mau funcionamento ou influência dos parâmetros para melhor identificação.

5.1.4.3 IHMPC X IHMPC ADAPTATIVO

Neste estudo foi comparado o IHMPC com o IHMPC Adaptativo, utilizando como critério de chaveamento somente o critério “Resposta de Modelo”, pois este foi o critério que apresentou o melhor resultado. Avaliando a tabela 5-10, nota-se que o tempo de processamento do IHMPC é 10 segundos menor do que o tempo de processamento do IHMPC Adaptativo, sendo esta diferença desprezível quando avalia-se o ganho de estabilidade e controle proporcionado pela função de chaveamento.

Controlador	Tempo de Processamento de 180 instantes	
IHMPC	<i>1min 21seg</i>	-
IHMPC Adaptativo	<i>1min 31 seg</i>	<i>12% maior</i>

Tabela 5-10 – Tempo de processamento

Nas figuras 5-9, 5-10 e 5-11 são apresentados os resultados das variáveis manipuladas, variáveis controladas e valor da função custo para a simulação do IHMPC (linha preta) e IHMPC Adaptativo (linha azul). Inicialmente o modelo da planta é o 1 e o considerado no controlador é o 3, percebe-se facilmente nas figuras 5-8 e 5-9 que a resposta do IHMPC e do IHMPC Adaptativo inicialmente são iguais e próximas da instabilidade. Após a primeira avaliação do modelo no instante 20 minutos, o modelo nominal do controlador é chaveado e as variáveis controladas se estabilizam nas respectivas faixas de operação, enquanto às variáveis manipuladas alcançam seus valores desejados para o IHMPC Adaptativo enquanto o IHMPC se mantém instável. No instante 30 é realizada a alteração do modelo da planta e a função de chaveamento detecta a mudança e chaveia corretamente

o modelo nominal do controlador. No instante 120 o modelo é alterado novamente observando-se o bom resultado do controlador adaptativo. A função custo do IHMPC Adaptativo se mantém em um valor próximo de 0. Nota-se também que o controlador IHMPC Adaptativo foi capaz de absorver todas as perturbações provocadas por alteração dos targets das entradas (instantes 60 e 90 minutos) e alteração nas faixas de operação (instante 150 minutos). Como já mencionado anteriormente, o controlador IHMPC não é capaz de controlar a planta quando o modelo nominal apresenta defasagem com relação ao modelo da planta. Pode-se concluir que o IHMPC com a função adaptativa tem desempenho superior ao controlador IHMPC, com tempo de processamento similar. Tornando sua aplicação vantajosa.

Figura 5-9 – Variáveis Controladas - IHMPC (---) e IHMPC Adaptativo (—)

Figura 5-10 – Variáveis Manipuladas - IHMPC (—) e IHMPC Adaptativo (—)

Figura 5-11 – Função Custo - IHMPC (—) e IHMPC Adaptativo (—)

5.1.4.4 IHMPC ROBUSTO X IHMPC ADAPTATIVO

Nesta última avaliação da performance do IHMPC Adaptativo, serão apresentados os resultados da simulação do IHMPC Robusto e comparados com os resultados do IHMPC Adaptativo. Para isso foram utilizadas as mesmas condições iniciais das simulações anteriores e mesmas perturbações. Porém o horizonte de simulação foi estendido

para 200 minutos e no instante 150 minutos o objetivo das variáveis manipuladas é alterado para o valor inicial conforme tabela abaixo:

Instante	u_1 (ton/h)	u_2 (%)
60	175	64
90	175	58
150	165	60

Tabela 5-11 – Perturbação das variáveis manipuladas

Sendo assim, as perturbações do processo são:

Instante	Perturbação
30	Modelo Planta alterado, 2
60	Alterado Targets das Entradas
90	Alterado Targets das Entradas
120	Modelo Planta alterado, 1
150	Alterado Faixa de controle
150	Targets das Entradas voltam para o valor inicial

Tabela 5-12 – Perturbações aplicadas

Nas figuras 5-12 e 5-13 são apresentados os resultados da simulação do IHMPC Adaptativo na cor azul e do IHMPC Robusto na cor preta. Pode-se observar na figura 5-12 que inicialmente o IHMPC Robusto apresenta um controle melhor, porém após a primeira avaliação e chaveamento de modelo (instante 20 minutos), a performance dos dois controladores é similar, não havendo diferença significativa em nenhuma perturbação realizada. Ambos os controladores foram capazes de absorver as alterações do modelo da planta (instante 30 e 120 minutos), nos objetivos das entradas (instantes 60, 90 e 150 minutos) e nas faixas de operação (instante 150 minutos). No entanto, no instante 150 minutos, no qual é alterada a faixa de operação das variáveis controladas, o IHMPC Robusto apresenta uma queda de performance acentuada, e nesta última perturbação, o IHMPC Adaptativo apresentou melhor desempenho, com resposta mais rápida. Vale ressaltar que o IHMPC

Robusto apresenta estabilidade garantida enquanto o IHMPC Adaptativo tem estabilidade apenas enquanto não existe divergências no modelo.

Figura 5-12 – Variáveis Controladas - IHMPC Robusto (—) e IHMPC Adaptativo (---)

Figura 5-13 – Variáveis Manipuladas - IHMPC Robusto (—) e IHMPC Adaptativo (---)

Novamente foi contabilizado o tempo de processamento dos dois controladores, e como se pode observar na tabela 5-13, o IHMPC Adaptativo teve um tempo de processamento muito menor do que o IHMPC Robusto, representando quase um décimo do tempo de processamento do controlador robusto.

Controlador	Tempo de Processamento de 200 instantes	
IHMPC Robusto	<i>15min 43 seg</i>	<i>705% maior</i>
IHMPC Adaptativo	<i>1min 57 seg</i>	-

Tabela 5-13 – Tempo de Processamento

5.2 SEPARADORA C3/C4

Neste segundo estudo de caso, o processo estudado será uma coluna separadora C3/C4. Este processo foi utilizado por Porfírio, Almeida e Odloak (2003) para implementação do MPC com múltiplos modelos. Este sistema foi escolhido por também apresentar grande não linearidade na região normal de operação. Sendo assim, a abordagem de múltiplos modelos se torna de grande interesse e com ganhos já comprovados. Porém, novamente será feita uma comparação entre o IHMCP Robusto e o IHMPC Adaptativo. Porfírio, Almeida e Odloak (2003) identificaram 5 modelos lineares na região normal de operação, sendo o modelo real um destes 5. Os parâmetros destes modelos estão apresentados nas tabelas abaixo e serão analisados na sequência deste trabalho.

$$\frac{(b_0 + b_1 s)}{s^2 + a_1 s + a_2} e^{-s\theta}$$

MODELO	CV	MV/DV	b ₀	b ₁	a ₁	a ₂	θ
1	C ₃ -	V _{RF}	0.1094e-4	0.4227e-4	0.1090	0.0243	1
		V _{GOP}	-0.3824e-4	-1,21E+00	0.1342	0.0111	1
		V _{carga}	0.5668e-2	-0.0945e-2	0.3975	0.0850	1
		T _{GOP}	-0.21740e-3	-0.6856e-3	0.1342	0.0111	1
	C ₄ +	V _{RF}	-0.2539e-3	-0.2445e-3	0.1142	0.0086	1
		V _{GOP}	0.6641e-3	0.7159e-3	0.1343	0.0087	1
		V _{carga}	-0.2482e-3	0.0617e-3	0.1573	0.0141	1
		T _{GOP}	0.0996e-1	0.1074e-1	0.1343	0.0087	1
	T _{TOPO}	V _{RF}	-0.1116e-3	-0.0873e-3	0.1317	0.0073	1
		V _{GOP}	0.0070	0.0013	22.605	0.1366	1
		V _{carga}	-0.0015	-0.0004	19.247	0.1353	1
		T _{GOP}	0.1044	0.0194	22.605	0.1366	1

Tabela 5-14 – Parâmetros da função de Transferência do modelo 1

MODELO	CV	MV/DV	b0	b1	a1	a2	θ
2	C_3^-	V_{RF}	0.4220e-3	-0.2722e-3	16.602	0.2525	1
		V_{GOP}	-1,41E-01	-2,18E+00	0.1322	0.0117	1
		V_{carga}	0.0521e-3	0.1503e-3	0.2097	0.0279	1
		T_{GOP}	-0.4740e-3	-0.7365e-3	0.1322	0.0117	1
	C_4^+	V_{RF}	-0.2891e-2	-0.1572e-2	0.7355	0.0561	1
		V_{GOP}	0.0946e-2	0.1605e-2	0.1268	0.0123	1
		V_{carga}	-0.3885e-3	-0.3830e-3	0.1355	0.0148	1
		T_{GOP}	0.1216e-1	0.2064e-1	0.1268	0.0123	1
	T_{TOPO}	V_{RF}	-0.0063	-0.0034	20.724	0.2428	1
		V_{GOP}	0.0045	0.0002	0.8352	0.0812	1
		V_{carga}	-0.0012	-0.0012	0.8328	0.0693	1
		T_{GOP}	0.0575	0.0020	0.8352	0.0812	1

Tabela 5-15 – Parâmetros da função de Transferência do modelo 2

MODELO	CV	MV/DV	b0	b1	a1	a2	θ
3	C_3^-	V_{RF}	0.1532e-2	-0.0860e-2	11.913	0.0912	1
		V_{GOP}	-0.7811e-3	-0.3770e-3	0.3402	0.0181	1
		V_{carga}	0.7698e-3	0.8929e-3	0.5633	0.0359	1
		T_{GOP}	-0.7701e-2	-0.3716e-2	0.3402	0.0181	1
	C_4^+	V_{RF}	-0.1053e-2	-0.2637e-2	0.3524	0.0231	1
		V_{GOP}	0.1335e-2	0.0474e-2	0.2471	0.0203	1
		V_{carga}	-0.3299e-3	-0.2002e-3	0.2293	0.0190	1
		T_{GOP}	0.1316e-1	0.0467e-1	0.2471	0.0203	1
	T_{TOPO}	V_{RF}	-0.0008	-0.0034	0.4017	0.0365	1
		V_{GOP}	0.0089	0.0064	18.959	0.1946	1
		V_{carga}	-0.0009	-0.0012	0.8844	0.0799	1
		T_{GOP}	0.0877	0.0634	18.959	0.1946	1

Tabela 5-16 – Parâmetros da função de Transferência do modelo 3

MODELO	CV	MV/DV	b0	b1	a1	a2	θ
4	C_3^-	V_{RF}	0.4881e-3	-0.1107e-3	0.9881	0.0646	1
		V_{GOP}	-0.1862e-3	-0.1763e-3	0.2605	0.0091	1
		V_{carga}	0.2710e-3	0.1854e-3	0.5111	0.0265	1
		T_{GOP}	-0.1781e-2	-0.1686e-2	0.2605	0.0091	1
	C_4^+	V_{RF}	-0.0440e-2	-0.1955e-2	0.1510	0.0074	1
		V_{GOP}	0.5084e-3	-0.3732e-3	0.1041	0.0046	1
		V_{carga}	-0.1856e-3	-0.3426e-3	0.0967	0.0046	1
		T_{GOP}	0.4862e-2	-0.3570e-2	0.1041	0.0046	1
	T_{TOPO}	V_{RF}	-0.0025	-0.0039	0.8868	0.0840	1
		V_{GOP}	0.0029	0.0055	0.8602	0.0392	1
		V_{carga}	-0.0018	-0.0004	18.877	0.0669	1
		T_{GOP}	0.0281	0.0527	0.8602	0.0392	1

Tabela 5-17 – Parâmetros da função de Transferência do modelo 4

MODELO	CV	MV/DV	b0	b1	a1	a2	θ
5	C_3^-	V_{RF}	0.5647e-3	-0.3536e-3	0.8165	0.0809	1
		V_{GOP}	-0.4780e-3	-0.1427e-3	0.3417	0.0259	1
		V_{carga}	0.6786e-3	-0.1149e-3	0.9003	0.0712	1
		T_{GOP}	-0.6481e-2	-0.1935e-2	0.3417	0.0259	1
	C_4^+	V_{RF}	-0.2862e-2	-0.1206e-2	11.691	0.0716	1
		V_{GOP}	0.1352e-2	0.1303e-2	0.3245	0.0180	1
		V_{carga}	-0.4581e-3	0.2032e-3	0.3565	0.0173	1
		T_{GOP}	0.1833e-1	0.1767e-1	0.3245	0.0180	1
	T_{TOPO}	V_{RF}	-0.0021	-0.0019	11.676	0.1069	1
		V_{GOP}	0.0081	0.0053	24.190	0.1761	1
		V_{carga}	-0.7616e-3	-0.5323e-3	0.9818	0.0549	1
		T_{GOP}	0.0766	0.0725	16.731	0.1242	1

Tabela 5-18 – Parâmetros da função de Transferência do modelo 5

5.2.1 VARIÁVEIS DO PROCESSO

As variáveis do processo estão apresentadas abaixo:

- Concentração de C_3^- na corrente de fundo, y_1 ;
- Concentração de C_4^+ na corrente de topo, y_2 ;
- Temperatura de topo, y_3 ;
- Vazão de refluxo, u_1 ;
- Vazão do fluido de aquecimento do refeedor, u_2 ;
- Vazão de carga para coluna, u_3 ;
- Temperatura do fluido de aquecimento do refeedor, u_4 ;

Sendo as 3 primeiras as variáveis controladas, u_1 e u_2 as variáveis manipuladas e u_3 e u_4 as variáveis perturbadoras.

5.2.2 ESPECIFICAÇÕES

Vamos inicialmente considerar as seguintes faixas de operação para as saídas e entradas da coluna separadora C3/C4.

Variável Controlada	$y_{\min}$	$y_{\max}$
y_1 (%)	0	5
y_2 (%)	0	5
y_3 (°C)	46	52

Tabela 5-19 – Faixa de controle da coluna separadora C3/C4.

Variável controlada	Incremento máximo ($\Delta u_{\max}$)	$u_{\min}$	$u_{\max}$
u_1 (m ³ /d)	10	2000	4300
u_2 (m ³ /d)	10	500	3000
u_3 (m ³ /d)	-	1600	2500
u_4 (°C)	-	250	280

Tabela 5-20 – Faixa de operação das variáveis controladas da coluna separadora C3/C4.

5.2.3 ANÁLISE DOS MODELOS

Novamente partindo da premissa que os modelos foram identificados em condições normais de operação da planta, será realizada a análise de resposta ao degrau dos modelos para avaliação

dos ganhos. Deste modo, pode-se avaliar se os modelos apresentam diferenças significativas que justifiquem a utilização de algoritmos robustos ou adaptativos para o controlador da planta.

Figura 5-14 – Resposta ao degrau, Modelo 1 (preto), Modelo 2 (azul), Modelo 3 (vermelho), Modelo 4 (verde) e Modelo 5 (ciano)

Figura 5-15 – Resposta ao degrau, Modelo 1 (preto), Modelo 2 (azul), Modelo 3 (vermelho), Modelo 4 (verde) e Modelo 5 (ciano)

Através da figura 5-14 e figura 5-15 pode se notar que além de diferenças significativas nos ganhos, os modelos também apresentam dinâmicas de resposta diferentes. Sendo assim, a abordagem de múltiplos modelos ou a abordagem de controle adaptativo torna-se necessária para utilização do controle avançado.

5.2.1 SIMULAÇÕES E RESULTADOS

Neste novo estudo de caso, será seguida a mesma sequência de simulações do estudo de caso anterior. Também será utilizada uma rotina de programação no software Matlab®. O IHMCP com chaveamento de modelos continuará sendo chamado de IHMPC Adaptativo. Para todos os casos em que o IHMPC Adaptativo for utilizado, será considerado apenas o critério de chaveamento “Resposta do Modelo”, pois a avaliação dos critérios já foi realizada na simulação anterior. Também será apresentado somente o resultado da simulação comparando o IHMPC Robusto com o IHMPC Adaptativo.

Para todas as simulações que serão apresentadas, serão utilizadas as condições apresentadas na tabela 5-21.

Número da variável (n)	y_n	u_n
1	3,0 (%)	2700 (m³/d)
2	3,0 (%)	1950 (m³/d)
3	46,0 (°C)	1600 (m³/d)
4	-	268 (°C)

Tabela 5-21 – Condições Iniciais

Os valores desejados para as variáveis manipuladas estão descritos na tabela 5-22.

Variável manipulada	Target
u_1	3800 (m³/d)
u_2	2250 (m³/d)

Tabela 5-22 – Valores desejados para as variáveis manipuladas

Com objetivo de avaliar se o controlador será capaz de absorver alterações do processo, foram utilizadas algumas perturbações, como alteração do modelo real da planta, alteração dos valores desejados para as variáveis manipuladas e alteração das faixas de controle das variáveis controladas.

Inicialmente o modelo 1 foi considerado como modelo nominal e o modelo 4 como modelo real da planta. No instante 50 o modelo real é alterado para o modelo 2, e no instante 150 alterado novamente para o modelo 3. Nesse cenário pretende-se simular uma alteração no ponto de operação da planta.

Nos instantes 100 e 200 o objetivo das variáveis manipuladas é alterado conforme definido na tabela 5-23.

Instante	U_1 (m3/d)	U_2 (m3/d)
100	3280	2300
200	2710	1960

Tabela 5-23 – Perturbação das variáveis manipuladas

Foram simulados 250 instantes de amostragem. A tabela 5.24 sumariza todas as perturbações citadas acima.

Instante	Perturbação
50	Modelo Planta alterado, 2
100	Alterado Targets das Entradas
150	Modelo Planta alterado, 3
200	Alterado Targets das Entradas

Tabela 5-24 – Perturbações aplicadas

5.2.1.1 IHMPC ADAPTATIVO

Iniciando a análise do IHMPC Adaptativo, a primeira simulação realizada teve como objetivo verificar se a função de chaveamento era capaz de identificar corretamente o modelo real da planta. Na

tabela 5-25 pode-se observar que nos instantes marcados na cor vermelha o modelo identificado não foi o correto.

Instante de avaliação	Modelo Real	Resposta de Modelo	Instante de avaliação	Modelo Real	Resposta de Modelo
20	4	4	140	2	2
40	4	4	160	3	1
60	2	2	180	3	3
80	2	4	200	3	5
100	2	1	220	3	5
120	2	2	240	3	1

Tabela 5-25 – Resposta função de chaveamento

Nesta primeira simulação foi utilizado um Tempo de Amostragem de 10 instantes de tempo e Periodicidade de Análise de 20 instantes de tempo. Com o objetivo de avaliar a influência destes parâmetros foi testado uma alteração do Tempo de Amostragem para 30 instantes e Periodicidade de Análise de 40 instantes. O novo resultado é apresentado na Tabela 5-26 e observa-se uma melhora na identificação do modelo correto, o que pode ser justificado através da análise da dinâmica da planta. Este sistema apresenta uma dinâmica lenta, sendo necessária, a avaliação de mais pontos para distinguir os modelos.

Instante de avaliação	Modelo Real	Resposta de Modelo	Instante de avaliação	Modelo Real	Resposta de Modelo
40	4	4	160	3	3
80	2	2	200	3	1
120	2	2	240	3	5

Tabela 5-26 – Resposta função de chaveamento

Mesmo com esta melhora na identificação dos modelos, O IHMPC Adaptativo ainda apresentou dificuldade para identificar o modelo correto nos instantes 200 e 240. Para avaliação do instante 200, é utilizado os valores do instante 171 até o instante 200 e para

a avaliação do instante 240, é utilizado os valores do instante 211 até o 240. Este mau funcionamento pode ser entendido observando a figura 5-16 e figura 5-17. Nestes dois períodos de avaliação a planta estava estável, apresentando pouca variação dos valores de entradas e saídas. Sendo assim, não existia excitação suficiente para a correta identificação do modelo. Ou seja, apenas a alteração do modelo real da planta não gerou excitação suficiente.

Figura 5-16 – Variáveis controladas IHMPC Adaptativo

Figura 5-17 – Variáveis manipuladas IHMPC Adaptativo

Uma estratégia para gerar excitação na planta é alterar as faixas de controle. Desta forma, foi proposto que no instante 150 os valores máximos das saídas fossem alterados conforme tabela abaixo:

Variável Controlada	$y_{\min}$	$y_{\max}$
y_1 (%)	0	3
y_2 (%)	0	3
y_3 (°C)	46	52

Tabela 5-27 – Faixa de controle da coluna separadora C3/C4 após instante 150.

Pode-se observar o resultado desta nova simulação na tabela 5-28, onde nota-se que o IHMC Adaptativo foi capaz de identificar o modelo correto no instante 200. Porém no instante 240 novamente ocorre à estabilização da planta e não é possível a correta identificação do modelo. Pode-se observar este fato nas figuras 5-18 e 5-19.

Instante de avaliação	Modelo Real	Resposta de Modelo	Instante de avaliação	Modelo Real	Resposta de Modelo
40	4	4	160	3	3
80	2	2	200	3	3
120	2	2	240	3	5

Tabela 5-28 – Resposta função de chaveamento

Figura 5-18 – Variáveis controladas IHMPC Adaptativo

Figura 5-19 – Variáveis manipuladas IHMPC Adaptativo

Então novamente é realizado excitação da planta através da alteração dos valores máximos das variáveis controladas no instante 200 conforme tabela 5-29 abaixo:

Variável Controlada	$y_{\min}$	$y_{\max}$
y_1 (%)	0	2
y_2 (%)	0	2
y_3 (°C)	46	52

Tabela 5-29 – Faixa de controle da coluna separadora C3/C4 após instante 200.

Com isto, foi possível identificar corretamente o modelo real da planta em todos os instantes de análise.

Instante de avaliação	Modelo Real	Resposta de Modelo	Instante de avaliação	Modelo Real	Resposta de Modelo
40	4	4	160	3	3
80	2	2	200	3	3
120	2	2	240	3	3

Tabela 5-30 – Resposta função de chaveamento

O resultado do IHMPC Adaptativo com a excitação adequada é apresentado abaixo. Nas figuras 5-20 e 5-21 é possível observar que o controlador foi capaz de manter as variáveis controladas dentro de suas faixas por todo o período de simulação, sendo capaz de absorver todas as perturbações realizadas: alteração do modelo real (instantes 50 e 150); alteração dos targets das entradas (instantes 100 e 150) e alteração da faixa de controle (instantes 150 e 200). Pode-se observar na figura 5-20, que o controlador foi capaz de manter as variáveis de saída dentro de suas faixas mesmo quando o target das variáveis manipuladas proposto era inviável (instante 200). Na figura 5-22 observa-se que após o mecanismo de adaptação ser ativado no instante 40 a função custo decai para um valor próximo de zero, sofrendo alterações somente nos momentos das perturbações (instantes 50, 150 e 200). Nota-se também que a função custo se mantém decrescente enquanto o modelo nominal é o correto, mostrando que o controlador é estável desde que não exista divergência entre o modelo real e o modelo nominal do controlador.

Figura 5-20 – Variáveis controladas IHMPC Adaptativo

Figura 5-21 – Variáveis manipuladas IHMPC Adaptativo

Figura 5-22 – Função Custo IHMPC Adaptativo

5.2.1.2 IHMPC ADAPTATIVO X IHMPC ROBUSTO

Após o mecanismo de chaveamento de modelo ter sido ajustado, serão apresentados os resultados da comparação entre o IHMPC Adaptativo e o IHMPC Robusto. Nesta análise também será contabilizado o tempo de processamento, de forma a avaliarmos não só o desempenho do controlador como também a viabilidade de aplicação industrial. O IHMPC sem chaveamento e sem a função robusta será utilizado apenas como referência para comparação do tempo de processamento.

Controlador	Tempo de Processamento de 250 instantes	Relação
IHMPC	24min 01seg	-
IHMPC Adaptativo	24min 43seg	2,9% maior
IHMPC Robusto	75min 12seg	213,1% maior 204,2% maior

Tabela 5-31 – Tempo de processamento

Iniciaremos a análise pela tabela 5-31, onde pode-se verificar que o tempo de processamento do IHMPC Adaptativo é muito similar ao do IHMPC sem o chaveamento e sem a função robusta e 67,1% menor do que o tempo de processamento do IHMPC Robusto.

Nas figuras 5-24 e 5-23 pode-se observar o desempenho do controlador adaptativo quando comparado com o controlador robusto. A simulação se inicia com o modelo 1 como modelo nominal e o modelo 4 sendo o modelo real da planta. No instante 40 o mecanismo de chaveamento é ativado e corrige o modelo nominal do controlador de forma correta. No instante 50 o modelo da planta é alterado para o modelo 2 e o mecanismo de chaveamento detecta esta alteração e atua, alterando o modelo nominal do controlador. No instante 150 novamente é alterado o modelo da planta para o modelo 3 e novamente o mecanismo de chaveamento detecta esta alteração e efetua a correção. Outras perturbações foram efetuadas ao longo da simulação como alteração das faixas de controle (instante 150 e 200) e alteração dos targets das variáveis manipuladas (instante 100, 150 e 200). Note-se que não houve diferença significativa de performance dos controladores, ambos foram capazes de manter as variáveis controladas dentro de suas faixas ao longo de toda simulação, com o IHMPC Adaptativo tendo uma resposta um pouco mais rápida pois estabilizou as variáveis manipuladas em um tempo menor do que o IHMPC Robusto. Entretanto, uma diferença marcante entre os dois controladores é o tempo de processamento apresentado anteriormente na tabela 5-31. O tempo total gasto na simulação do IHMPC Adaptativo foi de 24 min e 43 s, enquanto o tempo gasto na simulação do IHMPC Robusto foi de 75 min e 12 s. Com isto pode-se concluir que a utilização do IHMPC Adaptativo se mostra muito interessante mesmo em casos mais complexos.

Figura 5-23 – Variáveis controladas – IHMPC Robusto (—) e IHMPC Adaptativo (—)

Figura 5-24 – Variáveis manipuladas – IHMPC Robusto (—) e IHMPC Adaptativo (—)

5.3 CASO POLITÓPICO

Neste terceiro estudo de caso, será proposta outra metodologia para utilização do controle Adaptativo. Neste caso, tem-se um sistema com múltiplos modelos, porém a incerteza do modelo é somente nos ganhos dos modelos, sendo assim, todos os modelos identificados apresentam dinâmicas iguais.

5.3.1 MODELO POLITÓPICO

Podemos considerar inicialmente um sistema estável sem tempo morto representado pela função de transferência a seguir:

$$G_{i,j}(z) = \frac{b_{i,j,0}z^{-1} + b_{i,j,1}z^{-2} + \dots + b_{i,j,nb}z^{-nb}}{1 + a_{i,j,1}z^{-1} + \dots + a_{i,j,na}z^{-na}}$$

Que corresponde a seguinte:

$$S_{i,j}(k) = d_{i,j}^0 + \sum_{l=1}^{na} \left[d_{i,j,l}^d \right] r_{i,j,l}^k$$

Como já demonstrado no capítulo 3, podemos representar este sistema através das equações abaixo:

$$\begin{bmatrix} x^s(k+1) \\ x^d(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} I_{ny} & 0 \\ 0 & F \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x^s(k) \\ x^d(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} D^0 \\ D^d F N \end{bmatrix} \Delta u(k) \quad (28)$$

$$y(k) = \begin{bmatrix} I_{ny} & \Psi \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x^s(k) \\ x^d(k) \end{bmatrix} \quad (29)$$

Sendo:

$$D^0 = \begin{bmatrix} d_{1,1}^0 & \dots & d_{1,nu}^0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ d_{ny,1}^0 & \dots & d_{ny,nu}^0 \end{bmatrix}, \quad D^0 \in \Re^{ny \times nu}$$

$$D^d = \text{diag}(d_{1,1,1}^d \dots d_{1,1,na}^d \dots d_{1,nu,1}^d \dots d_{1,nu,na}^d \dots d_{ny,1,1}^d \dots d_{ny,1,na}^d \dots d_{ny,nu,1}^d \dots d_{ny,nu,na}^d)$$

$$D^d \in \Re^{nd \times nd}$$

$$F = \text{diag}(r_{1,1,1} \dots r_{1,1,na} \dots r_{1,nu,1} \dots r_{1,nu,na} \dots r_{ny,1,1} \dots r_{ny,1,na} \dots r_{ny,nu,1} \dots r_{ny,nu,na}),$$

$$F \in \mathbb{C}^{nd \times nd}$$

$$x^s = [x_1 \quad \cdots \quad x_{ny}]^T, \quad x^s \in \mathfrak{R}^{ny}, \quad x^d = [x_{ny+1} \quad x_{ny+2} \quad \cdots \quad x_{ny(nu \ na+1)}]^T,$$

$$x^d \in C^{nd}, \quad nd = nu \ na \ ny$$

$$N = \begin{bmatrix} J_1 \\ \vdots \\ J_{ny} \end{bmatrix}, \quad N \in \mathfrak{R}^{nd \times nu}, \quad J_i = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & 0 & \cdots & 0 \\ & & \ddots & \\ 0 & 0 & \cdots & 1 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 1 \end{bmatrix}, \quad J_i \in \mathfrak{R}^{nu \ na \ nu}$$

$$\Psi = \begin{bmatrix} \Phi & & 0 \\ & \ddots & \\ 0 & & \Phi \end{bmatrix}, \quad \Psi \in \mathfrak{R}^{ny \times nd}, \quad \Phi = [1 \quad \cdots \quad 1], \quad \Phi \in \mathfrak{R}^{nu \ na}$$

Supondo que a incerteza do modelo seja apenas nos ganhos, sendo assim concentradas nos parâmetros D^0 e D^d . Daí, assumindo que os modelos identificados formem uma combinação convexa dos vértices do politopo, podemos dizer então que é possível através da combinação dos ganhos identificar o modelo real da planta.

$$D^0 = \sum_{n=1}^l w_n D_n^0 \quad D^d = \sum_{n=1}^l w_n D_n^d \quad \sum_{n=1}^l w_n = 1$$

sendo L o número de modelos e w_n o peso de cada modelo.

O modelo apresentado nas equações (28) e (29), pode ser escrito da seguinte forma:

$$x_{\theta_i}(k+1) = A \cdot x_{\theta_i}(k) + B_{\theta_i} \cdot \Delta u(k-1)$$

$$y_{\theta_i}(k) = C \cdot x_{\theta_i}(k)$$

Esta abordagem é conhecida como sistema politópico, onde o modelo real não é conhecido, mas sabe-se que é uma combinação convexa dos modelos identificados.

Na estratégia de controle é considerado um observador de estado conforme apresentado abaixo:

$$\begin{aligned}\hat{x}_{\theta_i}(k|k) = & A\hat{x}_{\theta_i}(k-1|k-1) + B_{\theta_i}\Delta u(k-1) + \\ & + K\left[y(k) - C\left\{A\hat{x}_{\theta_i}(k-1|k-1) + B_{\theta_i}\Delta u(k-1)\right\}\right]\end{aligned}\quad (30)$$

Nesta abordagem, a incerteza do ganho é representada no parâmetro B conforme mostrado abaixo

$$B_{\theta_T} = \sum_{i=1}^l w_i B_{\theta_i} \quad \sum_{i=1}^l w_i = 1 \quad (31)$$

Também é possível assumir que o ganho do observador (K) é tal que $[I - KC]A$ é estável. Sendo assim a equação (30), pode ser reescrita:

$$\hat{x}_{\theta_i}(k|k) = [I - KC]A\hat{x}_{\theta_i}(k-1|k-1) + [I - KC]B_{\theta_i}\Delta u(k-1) + Ky(k) \quad (32)$$

Utilizando a equação (31) e (32), a equação para o estado real fica:

$$\hat{x}_{\theta_T}(k|k) = \sum_{i=1}^l w_i \hat{x}_{\theta_i}(k|k) = [I - KC]A \sum_{i=1}^l w_i \hat{x}_{\theta_i}(k-1|k-1) + [I - KC]\left(\sum_{n=1}^l w_n B_{\theta_n}\right)\Delta u(k-1) + Ky(k)$$

ou,

$$\hat{x}_{\theta_T}(k|k) = [I - KC]A\hat{x}_{\theta_T}(k-1|k-1) + [I - KC]B_{\theta_T}\Delta u(k-1) + Ky(k) \quad (33)$$

Ou seja, o observador também estabiliza a estimativa do estado que satisfaz as equações:

$$x_{\theta_T}(k+1) = A \cdot x_{\theta_T}(k) + B_{\theta_T} \cdot \Delta u(k-1)$$

$$y_{\theta_T}(k) = C \cdot x_{\theta_T}(k)$$

Ou,

$$\sum_{i=1}^l w_i \hat{x}_{\theta_i}(k|k) = A \sum_{i=1}^l w_i \hat{x}_{\theta_i}(k) + \sum_{n=1}^l (w_n B_{\theta_n}) \Delta u(k-1)$$

$$y_{\theta_T}(k) = y(k) = \sum_{i=1}^l w_i y_{\theta_i} = C \cdot \sum_{i=1}^l w_i x_{\theta_i}(k)$$

Para cada modelo i que pertence ao sistema politópico pode-se definir uma função objetivo $J_{k_i \theta_i}$

$$J_{k_i \theta_i} = \sum_{j=1}^m (y_{\theta_i}(k+j|k) - y_{sp_i} - \delta_{\theta_i,k})^T Q (y_{\theta_i}(k+j|k) - y_{sp_i} - \delta_{\theta_i,k}) + x_{\theta_i}^d(k+m|k)^T \bar{Q} x_{\theta_i}^d(k+m|k) \\ + \sum_{j=0}^{m-1} (\Delta u(k+j|k))^T R \Delta u(k+j|k) + \delta_{\theta_i,k}^T S \delta_{\theta_i,k}$$

Onde,

$$\bar{Q} - F^T \bar{Q} F = F^T \Psi^T Q \Psi F$$

$$J_{k_i \theta_i} = \sum_{j=1}^m [(\bar{I} x_{\theta_i}^s(k) + D_{\theta_i,m}^0 \Delta u(k) + \Psi_1 F_x x_{\theta_i}^d(k) + \Psi_1 F_{u_{\theta_i}} \Delta u(k) - \bar{I} y_{sp_{\theta_i,k}} - \bar{I} \delta_{\theta_i,k})^T Q \\ (\bar{I} x_{\theta_i}^s(k) + D_{\theta_i,m}^0 \Delta u(k) + \Psi_1 F_x x_{\theta_i}^d(k) + \Psi_1 F_{u_{\theta_i}} \Delta u(k) - \bar{I} y_{sp_{\theta_i,k}} - \bar{I} \delta_{\theta_i,k})] + \\ + (F_x x_{\theta_i}^d(k) + F_{u_{\theta_i}} \Delta u(k))^T Q_2 (F_x x_{\theta_i}^d(k) + F_{u_{\theta_i}} \Delta u(k)) + \Delta u_k^T R_1 \Delta u_k + \delta_{\theta_i,k}^T S \delta_{\theta_i,k}$$

Onde,

$$\bar{I} = \begin{bmatrix} I_{n_y} \\ \vdots \\ I_{n_y} \end{bmatrix} \in R^{m.n_y \times n_y}; \quad D_{\theta_i m}^0 = \begin{bmatrix} D_{\theta_i}^0 & 0 & 0 \\ D_{\theta_i}^0 & \ddots & \vdots \\ D_{\theta_i}^0 & D_{\theta_i}^0 & D_{\theta_i}^0 \end{bmatrix} \in R^{m.n_y \times m.n_u}; \quad F_x = \begin{bmatrix} F \\ \vdots \\ F^m \end{bmatrix} \in C^{m.n_d \times n_d}$$

$$F_{u\theta_i} = \begin{bmatrix} I & 0 & \dots & 0 \\ F & I & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & 0 \\ F^{m-1} & F^{m-2} & \dots & I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} D_{\theta_i}^d FN & 0 & \dots & 0 \\ 0 & D_{\theta_i}^d FN & \ddots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & 0 \\ 0 & 0 & \dots & D_{\theta_i}^d FN \end{bmatrix}$$

$$Q_1 = \text{diag}[\overbrace{Q \dots Q}^m], \quad Q_2 = \text{diag}[\overbrace{0 \dots 0}^m \quad \bar{Q}], \quad R_1 = \text{diag}[\overbrace{R \dots R}^m] \text{ and} \\ \Psi_1 = \text{diag}[\overbrace{\Psi \dots \Psi}^m]$$

Então a inequação: $J_{k;\theta_i} \leq \gamma$ pode ser escrita da seguinte forma:

$$\begin{bmatrix} I & 0 & 0 & 0 & \Upsilon_{\theta_{i,1}}^T \\ 0 & I & 0 & 0 & \Upsilon_{\theta_{i,2}}^T \\ 0 & 0 & I & 0 & \Upsilon_3^T \\ 0 & 0 & 0 & I & \Upsilon_4^T \\ \Upsilon_{\theta_{i,1}}^T & \Upsilon_{\theta_{i,2}}^T & \Upsilon_3^T & \Upsilon_4^T & \gamma \end{bmatrix} \geq 0,$$

Onde:

$$\begin{aligned} \Upsilon_{\theta_{i,1}} &= \sqrt{Q_1} (\bar{I} x_{\theta_i}^s(k) + D_{\theta_i m}^0 \Delta u(k) + \Psi_1 F_x x_{\theta_i}^d(k) + \Psi_1 F_{u\theta_i} \Delta u(k) - \bar{I} y_{sp\theta_i,k} - \bar{I} \delta_{\theta_i,k}) \\ \Upsilon_{\theta_{i,2}} &= \sqrt{Q_2} (F_x x_{\theta_i}^d(k) + F_{u\theta_i} \Delta u(k)) \\ \Upsilon_3 &= \sqrt{R_1} \Delta u_k \\ \Upsilon_4 &= \sqrt{S} \delta_{\theta_i,k} \end{aligned}$$

O MPC Robusto para um sistema com incerteza politópica nos ganhos pode ser obtido através de solução do problema apresentado acima.

$$\min_{\substack{\Delta u_k, y_{sp_{\theta_i k}, \delta_{\theta_i k}, i=1, \dots, L} \\ n=1, \dots, L}} \gamma_k,$$

sujeito a:

$$\begin{bmatrix} I & 0 & 0 & 0 & \Upsilon_{\theta_{i,1}}^T \\ 0 & I & 0 & 0 & \Upsilon_{\theta_{i,2}}^T \\ 0 & 0 & I & 0 & \Upsilon_3^T \\ 0 & 0 & 0 & I & \Upsilon_4^T \\ \Upsilon_{\theta_{i,1}}^T & \Upsilon_{\theta_{i,2}}^T & \Upsilon_3^T & \Upsilon_4^T & \gamma \end{bmatrix} \geq 0, \quad i=1, \dots, L$$

sujeito a:

$$x_{\theta_i}^s(k) - y_{sp_{\theta_i k}} + D_{\theta_i}^0 \Delta u(k) - \delta_{\theta_i k} = 0$$

$$y_{\min} \leq y_{sp,k} \leq y_{\max}$$

$$u_{\min} \leq u_{k+j|k} \leq u_{\max}$$

$$\Delta u_{\min} \leq \Delta u_{k+j|k} \leq \Delta u_{\max}$$

Onde $x_{\theta_i}(k) = \begin{bmatrix} x_{\theta_i}^s(k) \\ x_{\theta_i}^d(k) \end{bmatrix}$ é estimado utilizando o observador apresentando na equação (33).

5.3.2 CHAVEAMENTO POLITÓPICO

Sendo assim, é possível desenvolver um algoritmo de busca para encontrar o valor dos pesos w_n que corresponda à condição real da planta. Com esta finalidade, foi utilizada uma metodologia parecida com o critério de Resposta do Modelo, apresentada anteriormente.

Considerando que $\Delta u(k)$ foi a ação de controle implementada na planta no instante k , e conhecendo as matrizes de estado de cada modelo, pode-se utilizar esta ação de controle para simular as saídas da planta para cada modelo, ou seja

$$\begin{aligned} x_n(k+1) &= A_n x_n(k) + B_n \Delta u(k) \\ y_n(k) &= C_n x_n(k) \end{aligned} \quad , \text{ sendo } n \text{ o número do modelo.}$$

O estado $x_n(k)$ é calculado e corrigido pelo filtro estimador do estado definido na Equação (33).

Com isto, pode-se definir uma função custo para ser minimizado, através da variação dos valores dos pesos (w_n).

$$\min_w \text{Erro}$$

Sujeito a:

$$\begin{aligned} \text{Erro} &= \sum_{j=1}^{TA} (w_n y_{p,n}(j) - y_{iplanta}(j))^2 \\ y_p &= \sum_{n=1}^l w_n y_n \end{aligned}$$

Após a identificação dos valores de w_n que minimizam o Erro, pode-se então realizar a montagem das novas matrizes de estado e fazer o chaveamento do modelo nominal do controlador.

5.3.2.1 APRESENTAÇÃO DOS MODELOS

Novamente será utilizado o sistema de leito catalítico FCC citado no caso 1.

Sendo assim os modelos agora considerados para a planta são os seguintes:

$$G(\Theta_1) = \begin{bmatrix} \frac{0.4515e^{-2s}}{2.9846s+1} & \frac{0.2033e^{-4s}}{1.7187s+1} \\ \frac{1.5e^{-6s}}{20s+1} & \frac{(0.1886s-3.8087)e^{-3s}}{17.7347s^2+10.8348s+1} \\ \frac{1.7455e^{-6s}}{9.1085s+1} & \frac{-6.1355e^{-5s}}{10.9088s+1} \end{bmatrix}, G(\Theta_2) = \begin{bmatrix} \frac{0,5(0.4515e^{-2s})}{2.9846s+1} & \frac{0,5(0.2033e^{-4s})}{1.7187s+1} \\ \frac{0,5(1.5)e^{-6s}}{20s+1} & \frac{0,5(0.1886s-3.8087)e^{-3s}}{17.7347s^2+10.8348s+1} \\ \frac{0,5(1.7455e^{-6s})}{9.1085s+1} & \frac{0,5(-6.1355e^{-5s})}{10.9088s+1} \end{bmatrix},$$

$$G(\Theta_3) = \begin{bmatrix} \frac{1,5(0.4515e^{-2s})}{2.9846s+1} & \frac{1,5(0.2033e^{-4s})}{1.7187s+1} \\ \frac{1,5(1.5)e^{-6s}}{20s+1} & \frac{1,5(0.1886s-3.8087)e^{-3s}}{17.7347s^2+10.8348s+1} \\ \frac{1,5(1.7455e^{-6s})}{9.1085s+1} & \frac{1,5(-6.1355e^{-5s})}{10.9088s+1} \end{bmatrix}$$

E com $G(\Theta_4)$ sendo a combinação politópica dos modelos apresentados. Sendo assim pode-se representar $G(\Theta_4)$ da seguinte forma:

$$G(\Theta_4) = \sum_{n=1}^l w_n G(\Theta_n), \quad (34)$$

com l sendo o número de modelos e o peso de cada modelo sendo representado por w_n , onde:

$$\sum_{n=1}^l w_n = 1$$

5.3.2.2 SIMULAÇÕES E RESULTADOS

De forma análoga às simulações realizadas no caso da coluna debutanizadora, primeiro será avaliado se a rotina de busca e identificação dos pesos está funcionando de forma adequada e posteriormente será avaliado o desempenho da função de chaveamento e do IHMPC Adaptativo. Todos os testes e simulações foram feitos utilizando uma rotina de programação no software

Matlab®. Para a rotina de busca dos valores peso, foi utilizado a rotina de otimização *fmincon* também do software Matlab®.

Para todas as simulações que serão apresentadas, serão utilizadas as seguintes condições:

Condições iniciais:

Número da variável (n)	y_n	u_n
1	549,5011 (°C)	230,5977 (ton/h)
2	704,2756 (°C)	60,2359%
3	690,6233 (°C)	-

Tabela 5-32 – Condições Iniciais

Objetivo das variáveis manipuladas:

Variável Controlada	Target
u_1	165 (ton/h)
u_2	60 (%)

Tabela 5-33 – Valores desejados para as variáveis manipuladas

Neste caso as perturbações serão apenas alterações do modelo real da planta, iniciando a simulação com o modelo 3 sendo o modelo real da planta. No instante 61 o modelo real é alterado para o modelo 2 e no instante 101 retorna para o modelo 3. Nos instantes 141, 181 e 221 o modelo da planta é alterada para uma combinação politópica conforme apresentado na equação (34). A tabela 5-34 sumariza todas estas alterações:

Instante	Modelo da Planta
0	3
61	2
101	3
141	Combinação politópica 1 - [0.70 0.30 0.00]
181	Combinação politópica 2 - [0.00 0.15 0.85]
221	Combinação politópica 3 - [0.80 0.15 0.05]

Tabela 5-34 – Perturbações aplicadas

Na tabela 5-35 estão apresentados os resultados da rotina de busca dos valores peso do mecanismo de chaveamento do IHMPC Adaptativo. Pode-se notar que o valor encontrado foi o valor correto

ou muito próximo ao real, com a única exceção sendo avaliação do instante 220. Nas figuras 5-25 e 5-26 pode-se observar que a alteração do modelo real da planta no instante 181 não foi capaz de causar uma grande perturbação na planta, com os valores das variáveis controladas e manipuladas permanecendo estáveis entre os instantes 181 e 220. Sendo assim, a planta não tem excitação suficiente para identificação do modelo correto. Apesar deste fator, o modelo identificado e implementado consegue manter a planta estável e sob controle.

A rotina de identificação foi capaz de identificar combinações formados por um 1 único modelo, por 2 modelos e mesmo por 3 modelos. Sendo que em alguns momentos a combinação encontrada não foi exatamente igual ao modelo real e sim uma combinação equivalente, com predominância do modelo correto, como por exemplo no instante 80.

Instante de avaliação	Modelo Real	Modelo identificado		
		w_1	w_2	w_3
20	3	0	0	1.0000
40	3	0	0	1.0000
60	3	0	0	1.0000
80	2	0.0061	0.9909	0.0031
100	2	0.0061	0.9909	0.0031
120	3	0.0001	0	0.9999
140	3	0.0001	0	0.9999
160	Combinação 1	0.7000	0.3000	0
180	Combinação 1	0.7000	0.3000	0
200	Combinação 2	0	0.1500	0.8500
220	Combinação 2	0	1.0000	0
240	Combinação 3	0.8000	0.1500	0.0500
260	Combinação 3	0.8000	0.1500	0.0500

Tabela 5-35 – Resposta função de chaveamento

Após a análise da rotina de identificação e função de chaveamento, pode-se iniciar a análise do desempenho do IHMPC

Adaptativo. Nas figuras 5-25 e 5-26 estão apresentados os resultados das simulações do IHMPC Adaptativo. Inicia-se a simulação com o modelo nominal sendo o modelo 2 e o modelo real sendo o modelo 3. Entre o instante 1 e o instante 20, nota-se uma grande oscilação das variáveis controladas e das variáveis manipuladas, com a planta indo para instabilidade. No instante 20 o mecanismo de chaveamento é acionado e identifica corretamente o modelo da planta e efetua a alteração do modelo nominal. Após o instante 20, observa-se que as variáveis controladas tendem à estabilização e entram nas suas faixas. No instante 61 é efetuada a primeira alteração do modelo real da planta, sendo considerado o modelo 2 como modelo real. Esta alteração do modelo não é capaz de causar grande excitação, mas mesmo assim o mecanismo de chaveamento é capaz de identificar e alterar o modelo nominal. No instante 101 é realizado outra alteração do modelo real da planta, considerando o modelo 3 como modelo real. Novamente o mecanismo adaptativo detecta e corrige o modelo real. Nota-se pelos valores de y_1 e y_2 na figura 5-25, que esta alteração do modelo (instante 101) causa uma excitação na planta e que após a correção do modelo nominal no instante 120 as variáveis controladas se estabilizam novamente dentro de suas faixas. Como mostrado na tabela 5-34, nos instantes 141, 181 e 221 é realizado a alteração do modelo real da planta para um modelo de combinação politópica. Pode-se notar através da tabela 5-35 que o mecanismo adaptativo foi capaz de detectar estas alterações do modelo real. E observando as figuras 5-25 e 5-26 percebe-se que o controlador foi capaz de manter as variáveis controladas dentro de suas faixas.

Figura 5-25 – Variáveis Controladas

Figura 5-26 – Variáveis Manipuladas

Através desta simulação observamos que o método de identificação e chaveamento do modelo nominal aqui proposto pode ser estendido ao caso de sistemas com incerteza politópica nos ganhos. Nesse caso, o método, que é baseado no IHMPC, garante a estabilidade da estratégia para qualquer combinação convexa de modelos. Como visto no capítulo anterior, quando a incerteza se

estende aos modos dinâmicos, o método proposto é eficiente em termos práticos, mas a estabilidade não pode ser garantida.

6 CONCLUSÃO

O esquema adaptativo proposto neste trabalho se mostrou muito interessante para os casos com grande não linearidade na região normal de operação, atingindo assim o objetivo deste trabalho de desenvolver um controlador adaptativo para casos de incertezas no modelo do controlador e que fosse confiável para aplicação industrial.

O IHMPC Adaptativo obteve bons resultados em todos os casos estudados e quando comparado com o IHMPC Robusto proposto por Gonzalez e Odloak (2011), vemos um desempenho muito similar, porém com uma diferença marcante no tempo de processamento. As vantagens desta nova abordagem são:

- ✓ Tempo computacional de processamento muito inferior ao tempo computacional de um controlador Robusto;
- ✓ Confiabilidade no mecanismo adaptativo, uma vez que todos os modelos existentes foram validados e são modelos viáveis;
- ✓ Alta confiabilidade do critério de avaliação;
- ✓ Possibilidade de tuning nos tempos de avaliação e chaveamento de acordo com a dinâmica do sistema.
- ✓ Resultados expressivos mesmo em sistemas complexos.

Este mecanismo adaptativo foi estendido para casos politópicos, onde a rotina de identificação foi capaz identificar as combinações politópicas da planta e obter um excelente desempenho de controle. Nesta abordagem politópica foi possível demonstrar a garantia de

estabilidade para casos onde as incertezas são somente no ganho dos modelos.

Um único contra ponto que vale ser discutido nesta conclusão é a necessidade de que a planta esteja suficientemente excitada para correta identificação do modelo. Sendo assim, uma sugestão para continuação deste trabalho, seria a integração deste esquema adaptativo proposto aqui, com alguma forma de excitação da planta em malha fechada. Iniciando então a rotina adaptativa pela excitação da planta, seguida pela simulação e posterior avaliação dos resultados.

7 REFERÊNCIAS

BOTELHO, V. TRIERWEILER, J. O., FARENZENA, M. Perspectives and challenges in performance assessment of model predictive control. **The Canadian Journal of Chemical Engineering**, 94(7), p.1225-1241, 2016.

CAIRANO, S. An Industry perspective on MPC in large volumes applications: potential benefits and open challenges. **IFAC Proceedings Volumes**, v. 45, n. 17, p. 52-59, 2012.

CHAN, K. H., DOZAL-MEJORADA, E. J., CHENG, X., KEPHART, R., YDSTIE, B. E. Predictive control with adaptive model maintenance: application to power plants. **Computers & Chemical Engineering**, [S.l.], v. 70, p. 91-103, 2014.

CLARKE, D.W.; MOHTADI, C.; TUFFS, P.S. Generalized predictive control—Part I. The basic algorithm. **Automatica**, v. 23 (2), p.137-148, 1987.

CLARKE, D.W.; MOHTADI, C.; TUFFS, P.S. Generalized Predictive Control—Part II Extensions and interpretations. **Automatica**, v. 23 (2), p.149-160, 1987.

CUTLER, C. R.; RAMAKER, B.L. Dynamic matrix control – a computer control algorithm. **AIChE 86th National Meeting**, Houston, TX. 1979.

GARCIA, C. E.; MORSHEDI, A.M. Quadratic programming solution of dynamic matrix control (QDMC). **Chemical Engineering Communications**, v. 46, (1-3), p.73-87, 1986.

GONZÁLEZ, A. H.; ODLOAK, D. A stable MPC with zone control, **Journal of Process Control**, v. 19, p.110-122, 2009.

GONZÁLEZ, A.H.; ODLOAK, D. Robust model predictive controller with output feedback and target tracking. **IET Control Theory & Applications**, v. 4, (8), p. 1377-1390, 2010.

GONZÁLEZ A.H.; ODLOAK, D. Robust model predictive control for time delayed systems with optimizing targets and zone control. In: **Andrzej Bartoszewicz (Org.) Robust Control, Theory and Application**, Viena: INTECHopen, v.1, p.339-370, 2011.

HARIPRASAD, K.; BHARTIYA, S.; GUDI, R.D. A multiple linear modeling approach for nonlinear switched systems. **IFAC Proceedings Volumes**, v. 45, n. 15, p. 63-68, 2012.

- JELALI, M. An overview of control performance assessment technology and industrial applications. **Control Engineering Practice**, v. 14, n. 5, p.441-466, 2006.
- LIU D., ZHENG, Y., WU, J. LI, S. Zone model predictive control for pressure management of water distribution network. **Asian J Control**, p.1-15, 2019. <https://doi.org/10.1002/asjc.2039>
- LOPEZ-GUEDE, J.M., FERNANDEZ-GAUNA, B., GRANA, M., OTERINO, F. On the Influence of the prediction horizon in dynamic matrix control. **International Journal of Control Science and Engineering**, v. 3(1), 22-30, 2013
- MA, X.; TANG, F.; SHEN, X. Integrating Economic Model Predictive Control and Event-Triggered Control: application to bi-hormonal artificial pancreas system. **IEEE Access**, v. 7, p. 3790-3799, 2019.
- MORARI, M.; LEE, J.H. Model predictive control: past, present and future. **Computers & Chemical Engineering**, v. 23, n. 4-5, p. 667-682, 1999.
- MUSKE, K.R.; RAWLINGS, J.B. Implementation of a Stabilizing Constrained Receding Horizon Regulator. **1992 American Control Conference**, [S.l.], p.1594-1595, jun. 1992. IEEE.
- MORSHEDI, A. M.; CUTLER. C.R.; SKROVANEK, T.A. Optimal solution of dynamic matrix control with linear programming techniques (LDMC). **Proc. Am. Control Conf.**, Boston, Massachusetts, pp. 199-208, 1985.
- NETO, E. A.; RODRIGUES, M.A.; ODLOAK, D. Robust predictive control of a gasoline debutanizer column. **Brazilian Journal of Chemical Engineering**, 17(4), p.967t-978, 2000.
- NODOZI, I.; RAHMANI, M. LMI-based model predictive control for switched nonlinear systems. **Journal Of Process Control**, v. 59, p. 49-58, 2017.
- ODLOAK, D. Extended robust model predictive control. **AIChE Journal**, v. 50, n. 8, p.1824-1836, 2004.
- OZKAN, L.; KOTHARE, M.V.; GEORGAKIS, C. Control of a solution of copolymerization reactor using multi-model predictive control. **Chemical Engineering Science**, v. 58, p.1207-1221, 2003.
- PEREZ, J. M.; ODLOAK, D.; LIMA, E. L. Multi-Model MPC with Output Feedback. **Brazilian Journal of Chemical Engineering**, v. 31, n. 1, p.131-144, 2014.

PITTA, R.N. Aplicação Industrial de Re-Identificação de Modelos de MPC em Malha Fechada. 2012. Dissertação (Mestrado) - Curso de Engenharia Química, Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, São Paulo, 2012.

PITTA, R.N.; ODLOAK, D. Closed-loop re-identification of an industrial debutanizer column. **IFAC Proceedings Volumes**, v. 45, n. 15, p. 862-867, 2012.

PORFÍRIO, C.R. Implantação de um controlador multimodelos em uma coluna depropanizadora industrial. 2001. Dissertação (Mestrado) - Curso de Engenharia Química, Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, São Paulo, 2001.

PORFÍRIO, C.R.; ALMEIDA, E.; ODLOAK, D. Multi-model predictive control of an industrial C3/C4 splitter. **Control Engineering Practice**, v. 11, n. 7, p. 765-779, 2003.

QIN, S.J. Control performance monitoring — a review and assessment. **Computers & Chemical Engineering**, v. 23, n. 2, p.173-186, 1998.

QIN, S.J.; BADGWELL, T.A. A survey of industrial model predictive control technology. **Control Engineering Practice**, [S.l.], v. 11, n. 7, p. 733-764, 2003.

RICHALET, J.; RAULT, A.; TESTUD, J. L.; PAPON, J. Model predictive heuristic control. **Automatica**, v. 14, n. 5, p. 413-428, 1978.

RODRIGUES, M. A.; ODLOAK, D. Output feedback MPC with guaranteed robust stability. **Journal of Process Control**, v.10, p. 557-572, 2000.

RODRIGUES, M.A.; ODLOAK, D. MPC for stable linear systems with model uncertainty. **Automatica**, v. 39, n. 4, p.569-583, 2003.

RODRIGUES, M.A.; ODLOAK, D. An infinite horizon model predictive control for stable and integrating processes. **Computers & Chemical Engineering**, v. 27, n. 8-9, p.1113-1128, 2003.

SCHÄFER, J.; CINAR, A. Multivariable MPC system performance assessment, monitoring, and diagnosis. **Journal of Process Control**, v. 14, n. 2, p.113-129, 2004.

SOTOMAYOR, O.A.Z.; ODLOAK, D. Observer-based fault diagnosis in chemical plants. **Chemical Engineering Journal**, v. 112, n. 1-3, p. 93-108, 2005.

THOMAS, J.; GOMMA, H.W. Closed-Loop Controller for Treating Lower Urinary Tract Dysfunction: a multi-linear predictive control strategy. **IFAC-PapersOnline**, v. 50, n. 1, p. 15133-15138, 2017.

XU, W.; ZHANG, J.; ZHANG, R. Application of multi-model switching predictive functional control on the temperature system of an electric heating furnace. **ISA Transactions**, v. 68, p. 287-292, 2017.

ZHENG, H., ZOU, T., HU, J., TY, H. A Framework for Adaptive Predictive Control System Based on Zone Control. **IEEE Access**, v. 6, p. 49513-49522, 2018.