



UFBA

**UNIVERSIDADE FEDERAL DA BAHIA
ESCOLA POLITÉCNICA
PROGRAMA DE PÓS GRADUAÇÃO EM
ENGENHARIA INDUSTRIAL - PEI**

MESTRADO ACADÊMICO EM ENGENHARIA INDUSTRIAL

POLIANA PASTORELE DA SILVA QUIRINO

**ESTRATÉGIAS DE CONTROLE APLICADAS A REATORES
DE POLIMERIZAÇÃO DE ETENO EM SOLUÇÃO**



**SALVADOR
2012**



UNIVERSIDADE FEDERAL DA BAHIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA QUÍMICA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA INDUSTRIAL (PEI)
ESCOLA POLITÉCNICA

**ESTRATÉGIAS DE CONTROLE APLICADAS A REATORES DE
POLIMERIZAÇÃO DE ETENO EM SOLUÇÃO**

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO

Poliana Pastorele da Silva Quirino

Salvador - Bahia
2012

ESTRATÉGIAS DE CONTROLE APLICADAS A REATORES DE POLIMERIZAÇÃO
DE ETENO EM SOLUÇÃO

Poliana Pastorele da Silva Quirino

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-graduação em Engenharia Industrial (PEI) da Universidade Federal da Bahia, como parte dos requisitos exigidos para a obtenção do título de Mestre em Engenharia Industrial.

Orientador: Karen Valverde Pontes
Co-orientador: Marcelo Embiruçu de Souza

-
- Q8 Quirino, Poliana Pastorele da Silva
Estratégias de controle aplicadas a reatores de polimerização de eteno em solução / Poliana Pastorele da Silva Quirino. – Salvador, 2012.
138 f. : il. color.
- Orientador: Prof^a Karen Valverde Pontes; Prof. Marcelo Embiruçu de Souza.
Dissertação (mestrado) – Universidade Federal da Bahia. Escola Politécnica, 2012.
1. Polimerização. 2. Controle de processo. 3. Automação. I Pontes, Karen Valverde. II. Souza, Marcelo Embiruçu. III. Universidade Federal da Bahia. IV. Título.
- CDD: 670.427
-

ESTRATÉGIAS DE CONTROLE APLICADAS A REATORES DE POLIMERIZAÇÃO DE ETENO EM SOLUÇÃO

POLIANA PASTORELE DA SILVA QUIRINO

Dissertação submetida ao corpo docente do programa de pós-graduação em Engenharia Industrial da Universidade Federal da Bahia como parte dos requisitos necessários para a obtenção do grau de mestre em Engenharia Industrial.

EXAMINADA POR:

Prof. Cristiano Hora de Oliveira Fontes

Doutor em Engenharia Química pela Universidade Estadual de Campinas, Brasil, 2001.

Prof^a Karen Valverde Pontes

Doutora em Engenharia Química pela Universidade Estadual de Campinas, Brasil e pela Universidade RWTH-Aachen, Alemanha, 2008.

Prof. Marcelo Embiruçu

Doutor em Engenharia Química pela Universidade Federal do Rio de Janeiro, Brasil, 1998.

Prof. Maurício Bezerra de Souza Junior

Doutor em Engenharia Química pela Universidade Federal do Rio de Janeiro, Brasil, 1993.

Salvador - Bahia
Novembro/2012

Conforme resolução do Programa, o conjunto de orientadores teve a representação de 1 (um) único voto no parecer final da banca examinadora.

Dedicatória

Ao meu tesouro mais precioso,
minha amada mãe Valnice; meu
querido pai, Genivaldo; meus irmãos
Adriana e Jean e meu grande amigo
e amor, Laércio.

AGRADECIMENTOS

*“Tudo aquilo que conseguimos realizar foi graças à ajuda de outras pessoas.”
(Walt Disney)*

A Deus, com sua infinita sabedoria, por me guiar, inspirar e me dar forças para lutar e construir um novo amanhã.

Às dificuldades apresentadas ao longo do caminho. Elas servem para me lapidar, tornar-me mais forte e uma pessoa melhor.

À minha extremosa mãe que, com seu amor incondicional, não mediu esforços para criar a mim e a minha irmã. Abdicou de sua vida em prol da nossa educação, inculcando valores morais e éticos. Exemplo de bom caráter e responsabilidade, ensinou-nos que o conhecimento liberta e amplia nossos horizontes. Ficarei satisfeita em ser pelo menos 1/3 da mãe que é para mim. Tenha certeza que cumpriu seu papel e que ainda iremos celebrar muitas conquistas como esta. Obrigada por ser minha luz.

Ao meu pai amoroso, que também não mede esforços para nos ver bem, independentes e felizes. Mostrou-me que a ambição, na medida certa, é importante e necessária. É ela que nos impulsiona, nos faz galgar patamares nunca antes imaginados. O seu amor me ajuda a caminhar.

À minha irmã Adriana, minha grande incentivadora e amiga nas horas de dúvidas e inquietação. Agradeço a Deus por nos ter beneficiado com este laço eterno. Tenho orgulho de ser sua irmã e acredito veementemente que o futuro nos reserva grandes realizações. Obrigada por existir.

Ao meu namorado Laércio, meu parceiro, cúmplice e amigo de tantos anos. Acredito que não é por acaso que as pessoas surgem nas nossas vidas. Elas têm sempre um propósito, uma finalidade e a sua, tem sido a de me fazer feliz. Obrigada por compartilhar comigo tantos sonhos, por me dar forças para superar as adversidades da vida. Agradeço por estar presente nas etapas mais importantes, incluindo entre estas, a época de escola, do vestibular, os tempos de universidade, o mestrado, enfim... E que venham ainda mais longos anos juntos, se Deus assim permitir. Obrigada mais uma vez por tudo; e que os anjos do céu conspirarem para que seja solidificada cada vez mais esta parceria que tem dado tão certo. “O amor é um mau matemático. Não faz conta do que foi feito. Apenas continua fazendo....sorrindo.” (John Powell).

À toda minha família, em especial, ao meu irmão Jean, cunhada, primas e primos que se fazem presentes na minha vida, compartilhando momentos eternos.

Ao meu cunhado Jones, cujo ponto de vista me faz sempre refletir. Agradeço pelo apoio em todos os momentos, por sua boa vontade e enfim, por amar minha irmã, que é parte de mim.

À Karen Pontes, minha orientadora, cuja arte de ensinar foi muito mais além que controle de processos. Através de seus atos e ações, serviu como modelo a ser seguido, uma vez que sempre se preocupou em não apresentar respostas prontas, mas sim em gerar questionamentos, dúvidas, que me fizeram refletir e, por conseguinte, compreender melhor o objeto de estudo. À medida que são dadas mais respostas do que feitas mais perguntas, evita-se que o aluno faça o necessário esforço para aprender, ou seja, poupa o aluno do exercício da aprendizagem significativa. Eis o passaporte para a acomodação cognitiva. Assim, sua atitude permitiu desenvolver em mim a necessidade de aprendizagem constante, tornando-me um ser mais crítico e questionador. De acordo com o filósofo Al-Ghazali, o verdadeiro objetivo da Educação não é meramente prover a informação, mas o estímulo de uma consciência interna. Portanto, acredito que cumpriu esse objetivo, obrigada por isso! Obrigada também pela confiança depositada, pelo apoio e encorajamento nos momentos de dificuldade, pelo tempo disponibilizado e por sua eterna compreensão. Enfim, agradeço por ser orientada por esta grande professora. “O professor medíocre conta. O bom professor explica. O professor superior demonstra. O grande professor inspira. O mestre encanta” (Professor Galvão).

Ao professor Embiruçu, meu co-orientador, que apesar de sua agenda atribulada, ainda assim disponibilizava parte do seu tempo para dar ideias, sugestões, comentar e corrigir artigos. Obrigada pelo incentivo.

Aos professores Cristiano Fontes e Yuri Guerrieri, ávidos em descobrir novos caminhos, novas abordagens que permitissem o desenvolvimento de um trabalho com maior qualidade. Fico grata pelas suas críticas e sugestões.

A todos os professores do curso de Engenharia Química da Universidade Federal da Bahia, que compartilham suas experiências e conhecimentos em sala de aula. Obrigada por terem contribuído não somente para a minha formação, como a de tantos outros colegas. Sinto-me feliz por ter tido a oportunidade de estudar nesta universidade, a qual é formada por mentes brilhantes.

Aos novos amigos que fiz durante este período e àqueles que já se fazem presentes a muitos anos. Aos amigos distantes, mas que não deixam de estar no meu coração. Obrigada por terem me proporcionado tantas alegrias, pelas conversas que geralmente me levam à reflexão, por serem tão diferentes e, ao mesmo tempo tão especiais. Aprendo com vocês a cada instante.

Gostaria de agradecer especialmente a David Santos, cuja identificação foi imediata, a Alessandro Pinho, a Tainá Embiruçu, a Marcos Narciso, a Luis Filipe Freitas e a Reiner Requião por contribuírem de alguma forma para que meu caminho no mestrado fosse menos

tortuoso. Não podia deixar de agradecer também a Raony Maia Fontes, sempre muito gentil e solícito, auxiliando-me imensamente com a ferramenta MATLAB. Seus conhecimentos, paciência e disponibilidade de tempo foram fundamentais para que eu desse prosseguimento à minha dissertação. Quando o programa não rodava, tinha algum erro, sempre pude contar com sua ajuda. Muito obrigada por isso. É de pessoas boas e dispostas a compartilhar o que sabe que o mundo precisa.

À Tatiane Reis Woytysiak e Robinson Xavier, da secretaria do PEI (Programa de Pós Graduação em Engenharia Industrial), pela presteza e atenção prestadas em todos os momentos que precisei.

À Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES), ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq) e à FAPESB (Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado da Bahia), pelo suporte financeiro.

Não posso me esquecer de mencionar a minha cadelinha Mile, minha grande companheira nos instantes em que escrevia esta dissertação. Nos momentos cansativos, suas brincadeiras e faceirice me fizeram relaxar, fazendo-me chegar à seguinte conclusão: a fidelidade canina é algo extraordinário e vale mais que mil terapias.

“Aprender é a única coisa de que a mente nunca se cansa, nunca tem medo e nunca se arrepende.”

(Leonardo da Vinci)

RESUMO

O objetivo deste trabalho é propor estratégias de controle eficazes, porém de baixo custo, a fim de automatizar um reator de polimerização que na prática industrial opera em controle manual. O caso de estudo é o processo de polimerização de etileno em solução de cicloexano com catalisador Ziegler-Natta, em um sistema constituído por dois reatores tubulares (PFR- *plug flow reactors*) e um reator tanque agitado (CSTR- *continuous stirred tank reactors*), em série. Para cada resina polimérica produzida, tem-se uma condição de síntese pré-estabelecida através da qual são conhecidas as variáveis de entrada e saída do processo, dentre elas propriedades como o MI (*Melt Index* - Índice de Fluidez), por exemplo. Esta propriedade está intimamente relacionada à qualidade do polímero formado e deve, portanto ser controlada. Dada a ausência de medidores *on-line* para o MI, no cenário industrial a especificação da qualidade da resina é conseguida indiretamente através do controle da temperatura de reação. Desse modo, visando satisfazer os critérios de qualidade e produção da resina polimérica, foram sugeridas duas malhas de controle: a SISO (*Single Input - Single Output*, única entrada e única saída) e a multi-SISO. Para a primeira malha, foi utilizada a temperatura de saída do reator como variável controlada, através da manipulação da vazão de etileno. Para a malha multi-SISO foram manipuladas as vazões de etileno e de catalisador para o controle da temperatura do reator e da conversão, respectivamente. Nas duas malhas propostas, as impurezas presentes no catalisador foram consideradas como perturbações ao processo, uma vez que elas têm influência direta sobre a atividade catalítica. Foram investigados os casos de problemas servo e regulatório para ambas as estratégias, utilizando-se para isso controladores PID, devido a sua simplicidade e bom desempenho. Para a sintonia dos controladores foi aplicada uma técnica baseada na otimização de uma função objetivo global, na qual são considerados, dentre outros aspectos, os erros de modelagem. Os potenciais benefícios advindos das estratégias de controle propostas foram avaliados em termos de requisitos técnicos e impactos econômicos. Para quantificar estes benefícios foi utilizado um modelo fenomenológico rigoroso para representar o reator de polimerização. Os resultados em malha fechada mostraram que a sintonia dos parâmetros dos controladores não somente garantiu resposta estável e rápida para as variáveis controladas, como também permitiu minimizar o produto fora de especificação, demonstrando que, através das estratégias propostas, é possível satisfazer concomitantemente os requisitos de qualidade e

produção da resina polimérica. Foi ainda confirmado que o controle de variável substituta, assim como ocorre na prática industrial, associado a uma boa sintonia, apresenta-se como uma alternativa parcimoniosa para a especificação da qualidade da resina, permitindo assim um processamento mais rentável e eficiente da planta em estudo.

Palavras-chave

Polimerização, simulação, PID, sintonia ótima, benefícios operacionais.

ABSTRACT

The objective of this work is to propose an effective low cost control strategy, in order to control the temperature of a polymerization reactor that in industrial practice operates in manual control. The case study is the polymerization of ethylene in solution with Ziegler-Natta catalyst, in a series of tubular and a stirred tank reactors. For each polymeric resin produced, there is a pre-determined synthesis condition which states the input and output process variables such as the MI (Melt Index). This property is intimately related to the quality of the polymer produced and must, therefore, be controlled. Given the absence of on-line measurements for the MI, in the industrial scenario the specification of the resin quality is achieved indirectly through control of the reaction temperature. Therefore, in order to satisfy the quality and production criteria, two control strategies were investigated: the SISO (Single Input, Single Output) and multi-SISO loop. For the first strategy, feed flow rate of ethylene is the manipulated variable to control the reactor outlet temperature. For the multi-SISO one, the feed flow rates of ethylene and catalyst were manipulated for controlling the reactor temperature and conversion, respectively. The catalyst poisoning was considered as disturbance to the process, since it has a direct influence on the catalytic activity. The regulatory and servo problems were investigated for both the control strategies, based on PID controllers due to its simplicity and good performance. For controller tuning, an optimization technique was employed. It minimizes a global objective function, which considers, among other aspects, modeling mismatches. The potential benefits arising from the proposed strategy are investigated in terms of technical requirements and economic impacts. In order to quantify these benefits, a rigorous phenomenological model was used to represent the polymerization reactor. The results showed that the controller tuning not only guaranteed stable and fast response for the controlled variables, but also allowed lower amount of off-specification product, demonstrating that, through the proposed strategies, it is possible to satisfy both quality and production requirements. This study also confirmed that the control of a substitute variable, as occurs in industrial practice, if associated with good tuning, offers economical alternatives for process operation.

Keywords

Polymerization, simulation, control, PID, optimal tuning, operational benefits.

LISTA DE FIGURAS

Figura I.1. Segmentação do mercado de transformados plásticos por aplicação em 2010 (Abiplast, 2010).....	3
Figura I.2. Consumo mundial de resinas termoplásticas por tipo de resinas (Abiplast, 2010).....	3
Figura I.3. Controle manual da temperatura de saída do reator PRF para especificação da propriedade MI.....	5
Figura II.1. Fluxograma do Processo de Polimerização do Eteno	11
Figura II.2. Variação da temperatura da corrente de alimentação.....	17
Figura II.3. Efeito da temperatura da corrente de alimentação na conversão, na taxa de produção e na temperatura (a) e nas propriedades MI e SE (b).....	18
Figura II.4. Variação da razão mássica de monômero na corrente de alimentação.....	18
Figura II.5. Efeito da razão mássica de monômero na conversão, na taxa de produção e na temperatura (a) e nas propriedades MI e SE (b).....	19
Figura II. 6. Variação da Vazão total de alimentação.....	19
Figura II.7. Efeito da vazão total de alimentação na conversão, na taxa de produção e na temperatura (a) e nas propriedades MI e SE (b).....	20
Figura II.8. Variação da razão mássica de hidrogênio na corrente de alimentação.....	20
Figura II.9. Efeito da razão mássica de hidrogênio na conversão, na taxa de produção e na temperatura (a) e nas propriedades MI e SE (b).....	21
Figura II.10. Variação da vazão de alimentação lateral.....	21
Figura II.11. Efeito da vazão de alimentação lateral na conversão, na taxa de produção e na temperatura (a) e nas propriedades MI e SE (b).....	22
Figura II.12. Variação da razão mássica de catalisador na corrente de alimentação.....	23
Figura II.13. Efeito da razão mássica de catalisador na conversão, na taxa de produção e na temperatura (a) e nas propriedades MI e SE (b).....	24
Figura II.14. Variação da razão co-catalisador/ catalisador.....	24
Figura II.15. Efeito da razão de co-catalisador/catalisador na conversão, na taxa de produção e na temperatura (a) e nas propriedades MI e SE (b).....	25

Figura II.16. Representação do processo de polimerização de eteno.....	25
Figura II.17. Variação da agitação.....	26
Figura II.18. Efeito da agitação na conversão, na taxa de produção e na temperatura (a) e nas propriedades MI e SE (b).....	27
Figura II.19. Variação das impurezas presentes no catalisador.....	27
Figura II.20. Efeito das impurezas do catalisador na conversão, na taxa de produção e na temperatura (a) e nas propriedades MI e SE (b).....	28
Figura III.1. Malha de controle SISO.....	54
Figura III.2. Malha de controle multi-SISO.....	55
Figura III.3. Fluxograma esquemático do esquema de controle SISO para o processo estudado.....	56
Figura III.4. Fluxograma esquemático do esquema de controle multi-SISO para o processo estudado.....	56
Figura IV.1. Principais etapas do processo de identificação de um sistema.....	60
Figura IV.2. Resposta dinâmica da conversão, da taxa de produção do polímero e da temperatura de saída para perturbações de $\pm 5\%$, $\pm 7.5\%$ e $\pm 10\%$ na temperatura da corrente de alimentação do reator CSTR.....	69
Figura IV.3. Resposta dinâmica das propriedades MI e SE para perturbações de $\pm 5\%$, $\pm 7.5\%$ e $\pm 10\%$ na temperatura da corrente de alimentação do reator CSTR.....	69
Figura IV.4. Resposta dinâmica da conversão, da taxa de produção do polímero e da temperatura de saída para perturbações de $\pm 5\%$, $\pm 7.5\%$ e $\pm 10\%$ na razão mássica de monômero na corrente de alimentação.....	71
Figura IV.5. Resposta dinâmica das propriedades MI e SE para perturbações de $\pm 5\%$, $\pm 7.5\%$ e $\pm 10\%$ na razão mássica de monômero da corrente de alimentação.....	71
Figura IV.6. Resposta dinâmica da conversão, da taxa de produção do polímero e da temperatura de saída para perturbações de $\pm 5\%$, $\pm 7.5\%$ e $\pm 10\%$ na vazão total de alimentação.....	72
Figura IV.7. Resposta dinâmica das propriedades MI e SE para perturbações de $\pm 5\%$, $\pm 7.5\%$ e $\pm 10\%$ na vazão total de alimentação.....	73
Figura IV.8. Resposta dinâmica da conversão, da taxa de produção do polímero e da temperatura de saída para perturbações de $\pm 5\%$, $\pm 7.5\%$ e $\pm 10\%$ na razão mássica de hidrogênio da corrente de alimentação.....	74

Figura IV.9. Resposta dinâmica das propriedades MI e SE para perturbações de $\pm 5\%$, $\pm 7.5\%$ e $\pm 10\%$ na razão mássica de hidrogênio da corrente de alimentação.....	74
Figura IV.10. Resposta dinâmica da conversão, da taxa de produção do polímero e da temperatura de saída para perturbações de $\pm 5\%$, $\pm 7.5\%$ e $\pm 10\%$ na vazão de alimentação de lateral.....	76
Figura IV.11. Resposta dinâmica das propriedades MI e SE para perturbações de $\pm 5\%$, $\pm 7.5\%$ e $\pm 10\%$ na vazão de alimentação lateral.....	76
Figura IV.12. Resposta dinâmica da conversão, da taxa de produção do polímero e da temperatura de saída para perturbações de $\pm 5\%$, $\pm 7.5\%$ e $\pm 10\%$ na razão mássica de catalisador da corrente de alimentação.....	77
Figura IV.13. Resposta dinâmica das propriedades MI e SE para perturbações de $\pm 5\%$, $\pm 7.5\%$ e $\pm 10\%$ na razão mássica de catalisador da corrente de alimentação.....	78
Figura IV.14. Resposta dinâmica da conversão, da taxa de produção do polímero e da temperatura de saída para perturbações de $\pm 5\%$, $\pm 7.5\%$ e $\pm 10\%$ nas impurezas do catalisador.....	79
Figura IV.15. Resposta dinâmica das propriedades MI e SE para perturbações de $\pm 5\%$, $\pm 7.5\%$ e $\pm 10\%$ nas impurezas do catalisador.....	79
Figura V.1. Comportamento da razão mássica de etileno na corrente de alimentação (variável manipulada) - caso 1.....	101
Figura V.2. Comportamento da temperatura (variável controlada) - caso 1.....	101
Figura V.3. Comportamento do MI - caso 1.....	101
Figura V.4. Pulso na composição de impurezas (perturbação) – caso 2.....	102
Figura V.5. Comportamento da razão mássica de etileno na corrente de alimentação (variável manipulada) - caso 2.....	102
Figura V.6. Comportamento da temperatura (variável controlada) - caso 2.....	102
Figura V.7. Comportamento do MI - caso 2.....	103
Figura V.8. Perturbação degrau no <i>setpoint</i> de temperatura e pulso na composição de impurezas – caso 3.....	103
Figura V.9. Comportamento da razão mássica de etileno na corrente de alimentação (variável manipulada) - caso 3.....	104
Figura V.10. Comportamento da temperatura (variável controlada) - caso 3.....	104
Figura V.11. Comportamento do MI - caso 3.....	104

Figura V.12. Perturbação do tipo pulso nas impurezas do catalisador.....	105
Figura V.13. Comportamento em malha fechada da razão mássica de etileno na corrente de alimentação (manipulada), da temperatura (controlada), do MI e da taxa de produção para as sintonias realizadas.....	107
Figura V.14. Comportamento da razão mássica de etileno na corrente de alimentação (variável manipulada) – multi-SISO caso 1.....	109
Figura V.15. Comportamento da razão mássica de catalisador na corrente de alimentação (variável manipulada) – multi-SISO caso 1.....	110
Figura V.16. Comportamento da temperatura (variável controlada) - multi-SISO caso 1.....	110
Figura V.17. Comportamento da conversão (variável controlada) - multi-SISO caso 1.....	110
Figura V.18. Comportamento do MI - multi-SISO caso 1.....	110
Figura V.19. Pulso na composição de impurezas (perturbação) - multi-SISO caso 2.....	111
Figura V.20. Comportamento da razão mássica de etileno na corrente de alimentação (variável manipulada) - multi-SISO caso 2.....	112
Figura V.21. Comportamento da razão mássica de catalisador na corrente de alimentação (variável manipulada) - multi-SISO caso 2.....	112
Figura V.22. Comportamento da temperatura (variável controlada) - multi-SISO caso 2.....	112
Figura V.23. Comportamento da conversão (variável controlada) - multi-SISO caso 2.....	112
Figura V. 24. Comportamento do MI - multi-SISO caso 2.....	113
Figura V.25. Perturbação degrau no <i>setpoint</i> de temperatura e conversão e pulso na composição de impurezas - multi-SISO caso 3.....	113
Figura V.26. Comportamento da razão mássica de etileno na corrente de alimentação (variável manipulada) - multi-SISO caso 3.....	114
Figura V.27. Comportamento da razão mássica de catalisador na corrente de alimentação (variável manipulada) - multi-SISO caso 3.....	114
Figura V.28. Comportamento da temperatura (variável controlada) - multi-SISO caso 3.....	114

Figura V.29. Comportamento da conversão (variável controlada) - multi-SISO caso 3.....	115
Figura V.30. Comportamento do MI - multi-SISO caso 3.....	115
Figura V.31. Perturbação do tipo pulso nas impurezas do catalisador.....	116
Figura V.32. Comportamento em malha fechada das razões mássicas de etileno e de catalisador (manipuladas), temperatura e conversão (controladas), MI e taxa de produção para as sintonias realizadas.....	117

LISTA DE TABELAS

Tabela II.1. Sensibilidade das saídas em relação à temperatura da corrente de alimentação do reator CSTR.....	29
Tabela II.2. Sensibilidade das saídas em relação à razão mássica de monômero na corrente de alimentação.....	29
Tabela II.3. Sensibilidade das saídas em relação à vazão total de alimentação.....	30
Tabela II.4. Sensibilidade das saídas em relação à razão mássica de hidrogênio na corrente de alimentação.....	30
Tabela II.5. Sensibilidade das saídas em relação à vazão de alimentação lateral.....	30
Tabela II.6. Sensibilidade das saídas em relação à razão mássica de catalisador na corrente de alimentação.....	30
Tabela II.7. Sensibilidade das saídas em relação à concentração de alimentação de co-catalisador.....	30
Tabela II.8. Sensibilidade das saídas em relação à rotação do agitador do CSTR.....	31
Tabela II.9. Sensibilidade média das saídas em relação às entradas.....	31
Tabela II.10. Valores de λ_{ij}	33
Tabela II.11. Matriz RGA estacionária do sistema em estudo.....	34
Tabela III.1. Classificação das metodologias de controle e o número de aplicações nas plantas da <i>Mitsubishi Chemical Corporation</i> (Kano e Ogawa, 2010).....	53
Tabela IV.1. Funções de Transferência Identificadas.....	70
Tabela IV.2. Desvio relativo percentual entre a resposta dada pelo modelo fenomenológico e pela função de transferência identificada.....	70
Tabela IV.3. Funções de Transferência Identificadas.....	71
Tabela IV.4. Desvio relativo percentual entre a resposta dada pelo modelo fenomenológico e pela função de transferência identificada.....	72
Tabela IV.5. Funções de Transferência Identificadas.....	73
Tabela IV.6. Desvio relativo percentual entre a resposta dada pelo modelo fenomenológico e pela função de transferência identificada.....	73
Tabela IV.7. Funções de Transferência Identificadas.....	75

Tabela IV.8. Desvio relativo percentual entre a resposta dada pelo modelo fenomenológico e pela função de transferência identificada.....	75
Tabela IV.9. Funções de Transferência Identificadas.....	76
Tabela IV.10. Desvio relativo percentual entre a resposta dada pelo modelo fenomenológico e pela função de transferência identificada.....	77
Tabela IV.11. Funções de Transferência Identificadas.....	78
Tabela IV.12. Desvio relativo percentual entre a resposta dada pelo modelo fenomenológico e pela função de transferência identificada.....	78
Tabela IV.13. Funções de Transferência Identificadas.....	80
Tabela IV.14. Desvio relativo percentual entre a resposta dada pelo modelo fenomenológico e pela função de transferência identificada.....	80
Tabela V.1. Parâmetros de sintonia dos controladores PID (planta representada por modelo linear)	100
Tabela V.2. Parâmetros de sintonia do controlador PID – (planta representada pelo modelo fenomenológico e controlador sintonizado com o modelo não linear).....	106
Tabela V.3. Parâmetros de sintonia dos controladores PID – (planta representada por modelo linear).....	108
Tabela V.4. Parâmetros de sintonia do controlador PID – (planta representada pelo modelo fenomenológico e controlador sintonizado com o modelo não linear).....	116

LISTA DE SÍMBOLOS E ABREVIATURAS

ABREVIATURAS

- AA: Ácido Acrílico;
- AG: Algoritmo Genético;
- ANFIS: *Adaptative Neuro-Fuzzy Inference System* (sistema de inferência *fuzzy*, implementado sob a arquitetura das redes neuronais);
- ANN: *Artificial Neural Networks* (redes neuronais artificiais);
- BLT: *Biggest Log Modulus Tuning* (método de sintonia do máximo logaritmo do módulo);
- CAT: Catalisador;
- CC: Co-catalisador;
- CEKF: *Constrained Extended Kalman Filter* (Filtro de Kalman estendido com restrições);
- CSTR: *Continuous Stirred Tank Reactors* (reator tanque agitado);
- DCS: *Distributed Control Systems* (sistema de controle distribuído);
- DMC: *Dynamic Matrix Control* (controle por matriz dinâmica);
- DPM: Distribuição de Peso Molecular;
- EKF *Extended Kalman Filter* (Filtro de Kalman estendido);
- EHAC: *Extended Horizon Adaptive Control* (controle adaptativo com horizonte estendido);
- EPSAC: *Extended Prediction Self – Adaptive Control* (controle preditivo adaptativo estendido);
- EVA: *Ethylene-Vinyl Acetate* (copolímero de etileno e acetato de vinila);
- FMPHC: *Fuzzy Model-based Predictive Hybrid Controller* (controlador híbrido preditivo baseado em sistemas nebulosos);
- GMV: *Generalized Minimum Variance* (controle de variância mínima);
- GPC: *Generalized Predictive Control* (controle preditivo generalizado);
- GPC: *Gas Phase Chromatography* (cromatografia em fase gasosa)
- GPPS: *General Purpose Polystyrene* (poliestireno de uso geral);
- HDPE: *High Density PolyEthylene* (polietileno de alta densidade);
- IAE: *Integral of the Absolute Value of the Error* (integral do erro absoluto);

IHMPC:	<i>Infinite Horizon Model Predictive Control</i> (controle de horizonte infinito);
IMC:	<i>Internal Model Control</i> (controle com modelo interno);
ISE:	<i>Integral of the Square Error</i> (integral do erro quadrático);
ITAE:	<i>Integral Time Absolute Error</i> (integral do erro absoluto ponderado pelo tempo);
ITSE:	<i>Integral Time Squared Error</i> (integral do erro quadrático ponderado pelo tempo);
LMPC:	<i>Linear Model-based Predictive Control</i> (controle preditivo linear);
LQG:	<i>Linear Quadratic Gaussian</i> (controle linear quadrático gaussiano);
LTI:	<i>Linear Time Invariant</i> (modelos lineares e com parâmetros invariantes no tempo);
MAC:	<i>Model Algorithm Control</i> (controle algorítmico baseado em modelo);
MI:	<i>Melt Index</i> (índice de fluidez)
MIMO:	<i>Multiple Input, Multiple Output</i> (múltiplas entradas e múltiplas saídas);
M_j :	Modelo representativo do processo;
MMA:	Metacrilato de Metila;
MPC:	<i>Model Predictive Control</i> (controladores preditivos baseado em modelos);
N_C :	Número de Critérios;
NIRS:	<i>Near Infrared Spectroscopy</i> (espectroscopia do infravermelho próximo);
NMPC:	<i>Nonlinear Model-based Predictive Control</i> (controle preditivo baseado em modelos não-lineares);
N_{PC} :	Número de problemas de controle;
OS :	<i>Overshoot</i> (Sobresinal);
$OS_{máx}$:	<i>Overshoot</i> (Sobresinal máximo);
P:	Proporcional;
P :	Parâmetros do Controlador;
PC_j :	Problema de controle;
PD :	Polidispersão;
PE:	Polietileno;
PEAD:	Polietileno de alta densidade
PEBD:	Polietileno de baixa densidade;
PEBDL:	Polietileno de baixa densidade linear;
PEMD:	Polietileno de média densidade;
PFR:	<i>Plug Flow Reactor</i> (reator de fluxo pistonado);

PI:	Proporcional Integral;
PID:	Proporcional Integral Derivativo;
PLC:	<i>Programmable Logic Controller</i> (controlador lógico programável);
PLS:	<i>Partial Least Squares</i> (técnica de regressão de mínimos quadrados parciais);
PP:	Polipropileno;
PRBS:	<i>Pseudo Random Binary Signal</i> (sinal pseudo-aleatório binário);
PS:	Poliestireno;
PSO:	<i>Particle Swarm Optimization</i> (otimização por enxame de partículas);
PVC:	<i>Poli Vinyl Chloride</i> (policloreto de vinila);
RD:	Razão de Decaimento;
$RD_{máx}$:	Razão de Decaimento máximo;
RD_{min} :	Razão de Decaimento mínimo;
RGA:	<i>Relative Gain Array</i> (matriz de ganho relativo);
SD:	Síntese Direta;
SE:	<i>Stress Exponent</i> (grau de comportamento não-“newtoniano”);
SISO:	<i>Single Input, Single Output</i> (única entrada e única saída);
SQP:	<i>Sequential Quadratic Programming</i> (Programação Quadrática Sucessiva);
UV:	Ultravioleta;
VAc:	<i>Vinyl Acetate</i> (acetato de vinila);

SÍMBOLOS

C_i :	Critério de avaliação adotado;
G_{CT} :	Função de transferência cuja entrada é o catalisador e saída é a temperatura;
G_{CX} :	Função de transferência cuja entrada é o catalisador e saída é a conversão;
G_{TT} :	Função de transferência cuja entrada são as impurezas e saída é a temperatura;
G_{IX} :	Função de transferência cuja entrada são as impurezas e saída é a conversão;
G_m :	Função de transferência do medidor;
G_{MT} :	Função de transferência cuja entrada é o monômero e saída é a temperatura;
G_{MX} :	Função de transferência cuja entrada é o monômero e saída é a conversão;
G_{Tmi} :	Função de transferência cuja entrada é a temperatura e saída é o MI;
G_v :	Função de transferência da válvula;
K_c :	Ganho proporcional do controlador;

K_p :	Ganho estático do sistema;
$P_{m\acute{a}x}$:	Valor máximo de P ;
$P_{m\acute{i}n}$:	Valor mínimo de P ;
t_0 :	Tempo a partir do qual é dada a perturbação;
t_d :	Tempo morto;
t_f :	Tempo final;
T_s :	Tempo de amostragem;
t_z :	Constante relacionada a sistemas com sobre-elevações;
$u_{m\acute{a}x}$:	Máximo sinal de saída do controlador;
$u_{m\acute{i}n}$:	Mínimo sinal de saída do controlador;
Δu_{Max} :	Varição máxima do sinal de saída do controlador;
Δu_{min} :	Varição mínima do sinal de saída do controlador;

SÍMBOLOS GREGOS

α :	Constante empírica para o SE;
α :	Constante empírica para o MI;
$\alpha_{i,j}$:	Peso do critério i no problema de controle j ;
β :	Constante empírica para o SE;
β :	Constante empírica para o MI;
γ :	Constante empírica para o SE;
γ_j :	Peso do problema de controle j ;
λ :	Constante de tempo de malha fechada do método IMC;
ξ :	Fator de amortecimento;
τ_{p1}, τ_{p2} :	Constantes de tempo do sistema;
τ_d :	Constante de tempo derivativa;
τ_i :	Constante de tempo integral;
w_n :	Frequência natural;

SUMÁRIO

Preliminares

Dedicatória.....	v
Agradecimentos.....	vi
Resumo.....	ix
Abstract.....	xi
Lista de Figuras.....	xii
Lista de Tabelas.....	xvii
Lista de Símbolos e Abreviaturas.....	xix

Capítulo I. Introdução

I.1. Introdução.....	2
I.2. Objetivos	5
I.2.1. Objetivo Geral	5
I.2.2. Objetivos Específicos.....	6
I.3. Justificativa	7
I.4. Estrutura da Dissertação.....	8

Capítulo II. Descrição e Análise do Processo

II.1. Introdução	11
II.2. Variáveis de Interesse e Caracterização.....	12
II.2.1. MI (<i>Melt Index</i> , Índice de Fluidéz.....	12
II.2.2. SE (<i>Stress Exponent</i> , Grau de Comportamento Não-Newtoniano).....	13
II.2.3. Densidade do Polímero Sólido.....	15
II.3. Monitoramento de Propriedades Poliméricas.....	15
II.4. Análise do Processo.....	16
II.4.1. Temperatura da corrente de alimentação do reator CSTR (<i>Continuous StirredTank Reactors</i>).....	17
II.4.2. Razão Mássica de Monômero na Corrente de Alimentação.....	18

II.4.3. Vazão Total de Alimentação (Razão Mássica de Monômero Fixa na Corrente de Alimentação).....	19
II.4.4. Razão Mássica de Hidrogênio na Corrente de Alimentação.....	20
II.4.5. Vazão de Alimentação Lateral.....	21
II.4.6. Razão Mássica de Catalisador na Corrente de Alimentação (Razão de Co-Catalisador Fixa).....	23
II.4.7. Razão entre as concentrações de Co-Catalisador/Catalisador (Razão Mássica de Catalisador Fixa).....	24
II.4.8. Rotação do agitador do CSTR.....	25
II.4.9. Impurezas do Catalisador.....	27
II.5. Análise de Sensibilidade Quantitativa das Entradas.....	28
II.5.1. Matriz de Ganhos Relativos – RGA.....	32
II.6. Conclusão.....	35

Capítulo III. Estratégias de Controle Aplicadas a Processos de Polimerização

III.1. Introdução.....	37
III.2. Técnicas de Medição e Inferência das Variáveis de Processos de Polimerização.....	37
III.3. Algoritmos de Controle Convencionais.....	42
III.4. Algoritmos de Controle Avançado.....	47
III.5. Estratégias de Controle Aplicadas ao Caso em Estudo.....	54
III.6. Conclusão.....	56

Capítulo IV. Identificação de Modelos Lineares

IV.1. Introdução.....	59
IV.2. Identificação das Funções de Transferência.....	60
IV.2.1. Metodologia para identificação das funções de transferência para o caso de estudo.....	62
IV.2.2. Estrutura do Modelo.....	64
IV.3. Resultados da Identificação de Funções de Transferência.....	67
IV.3.1. Temperatura da corrente de alimentação do reator CSTR.....	68
IV.3.2. Razão Mássica de Monômero na Corrente de Alimentação.....	70
IV.3.3. Vazão Total de Alimentação.....	72
IV.3.4. Razão Mássica de Hidrogênio na Corrente de Alimentação.....	73

IV.3.5. Vazão de Alimentação Lateral.....	75
IV.3.6. Razão Mássica de Catalisador na Corrente de Alimentação.....	77
IV.3.7. Impurezas do Catalisador.....	78
IV.5. Conclusão.....	80

Capítulo V. Sintonia de Controladores PID

V.1. Introdução.....	82
V.2. Procedimento de Sintonia.....	83
V.3. Técnicas Convencionais de Sintonia.....	85
V.3.1. Método de Ziegler e Nichols.....	85
V.3.2. Método do Relé.....	85
V.3.3. Método de Cohen e Coon.....	86
V.3.4. Critério de Desempenho da Integral no Tempo.....	86
V.3.5. Método IMC (<i>Internal Model Control</i> , Controle com Modelo Interno).....	87
V.4. Técnicas Avançadas de Sintonia.....	88
V.4. 1. Técnicas para Resolução de Problemas de Otimização.....	90
V.5. Técnica de Sintonia Aplicada ao Caso de Estudo.....	95
V.6. Formulação do Problema de Otimização para os Casos Propostos.....	97
V.7. Resultados e Discussão.....	98
V.8. Sistema de Controle SISO (<i>Single Input – Single Output</i> , Entrada Única e Saída Única).....	99
V.8.1. Sintonia Ótima com Modelo Linear.....	100
V.8.1.1. Análise do Problema Servo.....	100
V.8.1.2. Análise do Problema Regulador.....	102
V.8.1.3. Análise dos Problemas Servo e Regulador Simultaneamente.....	104
V.8.2. Sintonia Ótima com Modelo Não linear.....	105
V.9. Sistema de Controle Multi-SISO (<i>Multi Input – Multi Output</i> , Múltiplas Entradas e Múltiplas Saídas).....	107
V.9.1. Sintonia Ótima com Modelo Linear.....	108
V.9.1.1. Análise do Problema Servo.....	109
V.9.1.2. Análise do Problema Regulador.....	111
V.9.1.3. Análise dos Problemas Servo e Regulador Simultaneamente.....	113
V.9.2. Sintonia Ótima com Modelo Não linear.....	115
V.10. Conclusão.....	118

Capítulo VI. Conclusões e Sugestões

VI.1. Conclusões Gerais.....	121
VI.2. Sugestões para Trabalhos Futuros.....	122
Referências Bibliográficas.....	124

CAPÍTULO I

Capítulo I. Introdução

Resumo

Neste capítulo é realizada uma introdução ao trabalho proposto, apresentando sua importância e justificativa, bem como seus objetivos e um breve descritivo dos próximos capítulos.

Palavras-chave

Polietileno, polimerização, controle automático, PID.

I.1. Introdução

Cada vez mais utilizadas em todos os setores da economia, as resinas poliméricas movimentam um dos mercados mais importantes no país, com presença no cotidiano de toda a população. O plástico hoje é o produto mais disseminado em todo mundo e possui grande importância para diversos segmentos da economia, como os setores de construção civil, agrícola, calçadista, alimentício, automotivo, de eletroeletrônicos, entre outros. Essa ampla faixa de atuação é justificada pela viabilidade em se obter resinas poliméricas com diferentes características, com inequívocas vantagens e benefícios sobre os concorrentes diretos, conferindo às indústrias de polímeros uma posição de destaque e futuro promissor nos cenários industriais brasileiro e mundial.

Isso pode ser verificado através da Figura I.1, que ilustra a segmentação do mercado de transformados plásticos em 2010. A seguir são apresentados os tipos de produtos que compõem cada segmento de mercado (Abiplast, 2010):

- Alimentício (25,9%) – Polipropileno (PP): bobinas, potes, tampas, frascos, garrafas; polietileno de baixa densidade (PEBD) e polietileno de baixa densidade linear (PEBDL): rótulos, sacaria, tampas, frascos; polietileno de alta densidade (PEAD): baldes, caixas, potes, bombonas; poli(etileno-co-acetato de vinila) (EVA): sacolas plásticas, adesivos;
- Construção Civil (14,6%) – PEBD e PEBDL: lonas, sacaria, tubos; PEAD: chapas, perfis, tubos e caixas d'água; poli(cloreto de vinila) (PVC): tubos, perfis, conexões, mangueiras, pisos;
- Embalagens Diversas (14,5%) – PEAD: frascos, tanques, baldes, bombonas; poli(tereftalato de etileno) (PET): vasilhames;
- Utilidades domésticas (9,7%) – PP: caixas, utensílios domésticos; poliestireno (PS): descartáveis;
- Higiene/ limpeza (7,7%) – PEBD/PEBDL/PEAD: bobinas técnicas, tampas, frascos; PP: frascos, fibra para fraldas, absorventes;
- Agrícola (4,1%) – PEBD e PEBDL: lonas, sacaria, tampas, tubos, mangueiras; PEAD: frascos, bombonas, tampas, potes, tubos, caixas; PP: sacarias, tecidos técnicos;
- Eletrodomésticos (2,3%) – PP, PS: componentes para eletroeletrônicos;
- Cosmético/ farmacêutico (2,2%) – PEAD: tampas, potes, frascos;

- Calçados (1,9%) – PVC, poliuretano (PU): calçados, fibras sintéticas;
- Automobilístico (1,4%) – PEAD: tanques, peças técnicas; PP: revestimento interno de veículos, para-choques, para-lamas, painéis;
- Brinquedos (0,1%) – PS: brinquedos.

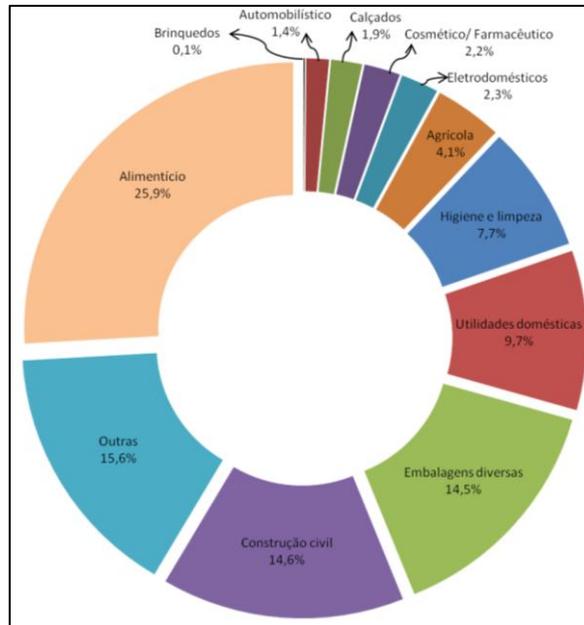


Figura I.1. Segmentação do mercado de transformados plásticos por aplicação em 2010 (Abiplast, 2010).

É possível perceber, conforme o exposto acima, que uma ampla gama de produtos é fabricada a partir do polietileno. Esta é a resina termoplástica mais utilizada no mundo, com cerca de 39% do total do mercado, tal como mostra a Figura I.2.

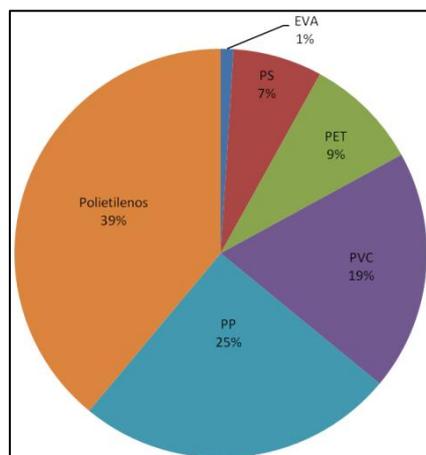


Figura I.2. Consumo mundial de resinas termoplásticas por tipo de resina (Abiplast, 2010).

Os tipos de maior representatividade comercial são: polietileno de alta densidade (PEAD), polietileno de baixa densidade (PEBD), polietileno de baixa densidade linear (PEBDL) e polietileno de média densidade (PEMD). A classificação nessas quatro categorias se dá de acordo com as características do polímero obtidas a partir de variações nas condições de polimerização.

Atender aos mais diversos e sofisticados mercados impôs à indústria de polímeros a necessidade crescente e contínua de gerar produtos com características particularizadas e tecnologicamente avançadas. Para isso, são necessários processos mais eficientes, ou seja, capazes de produzir resinas “feitas sob medida” através de condições ótimas de operação durante todo o ciclo de produção. A busca pela satisfação desses objetivos, no entanto, é desafiante, uma vez que se tratam de processos complexos, de caráter multivariável e não linear. Além disso, raramente encontram-se disponíveis medições diretas das variáveis responsáveis pela qualidade do polímero.

Desse modo, muitos esforços têm sido despendidos em processos de polimerização, motivando a pesquisa, que se estende também para o desenvolvimento de esquemas de controle eficientes. Vários fatores podem contribuir para aumentar a eficiência da planta, entre os quais é possível citar a manutenção de um parque tecnológico moderno e a formação contínua dos operadores da planta (Carvalho, 2010). Outro fator de fundamental importância associado às práticas operacionais eficientes é o controle automático, considerado como um dos elementos críticos na conquista da excelência do desempenho. Os sistemas automáticos de controle são desenvolvidos com o objetivo de manter o processo em que atuam operando numa condição desejada, rejeitando o efeito de perturbações externas e melhorando o desempenho do sistema.

Muitos trabalhos têm demonstrado que são alcançados benefícios significativos com a implementação de uma estratégia de controle automático, uma vez que através dela é possível garantir a obtenção de produtos com uma qualidade final determinada e em uma quantidade adequada para que ele seja viabilizado economicamente. Adicionalmente, consegue-se trabalhar numa situação mais próxima do ponto operacional ótimo, que maximiza o retorno financeiro dos produtos e minimiza os custos de produção envolvidos. Por fim, são obtidas melhores condições de trabalho e segurança, evitando situações que possam oferecer risco às pessoas envolvidas no processo.

Logo, os benefícios advindos da implementação de estratégias de controle automático são inúmeros; no entanto, a escolha da melhor estratégia está atrelada a um

estudo prévio do processo que se pretende automatizar, visto que, mesmo quando considerado apenas o universo das plantas de polimerização, há diferenças em função da natureza do processo, da capacidade dos equipamentos e da programação de produção. Cada processo tem suas peculiaridades e, desta forma, precisam de soluções de controle que se adequem a elas.

No caso específico do processo de polimerização de etileno estudado neste trabalho, uma das principais dificuldades encontradas é a falta de medições *online* de algumas variáveis importantes do processo, tais como a propriedade MI (*Melt Index* - Índice de Fluidez). Esta variável está intimamente relacionada à qualidade do produto final e deve, portanto, ser controlada. Todavia, esse monitoramento é realizado de forma indireta através do controle manual da temperatura de saída do reator PFR (*Plug Flow Reactor*, reator de fluxo empistonado), com a manipulação da razão mássica de etileno na corrente que alimenta o reator. Esta é uma estratégia de controle extremamente dependente do operador e pode ser ilustrada através da Figura I.3. Maiores detalhes do que é visto na prática será exposto no Capítulo II, onde se encontra a descrição do processo em estudo.

Tendo em vista as dificuldades acima citadas, uma das alternativas para melhorar as condições de operação dessa planta e torná-la mais eficiente é implementar estratégias de controle automático.

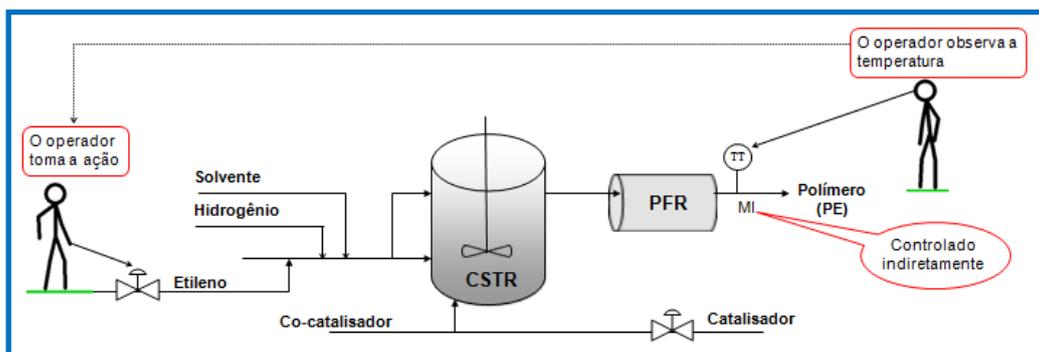


Figura I.3. Controle manual da temperatura de saída do reator PRF para especificação do MI.

I.2. Objetivos

I.2.1. Objetivo Geral

O objetivo principal deste trabalho é sugerir estratégias de controle robustas e de baixo custo, a fim de controlar a temperatura de um reator de polimerização que na

prática industrial opera em controle manual. Visa-se, portanto, satisfazer os critérios de qualidade e produção do polietileno formado, através do desenvolvimento de duas malhas de controle: uma SISO (*Single Input - Single Output*) e uma multi-SISO. Em ambas as estratégias de controle, são utilizados controladores PID (Proporcional-Integral-Derivativo), baseando-se na premissa de que esses controladores devam operar satisfatoriamente nos diferentes estados estacionários da unidade, apresentando bom desempenho para rejeição de distúrbios e pequenas mudanças de *setpoint* (valor de referência).

I.2.2. Objetivos Específicos

Para que seja alcançado o objetivo geral proposto, têm-se como objetivos específicos:

- Investigação do processo com base em um modelo matemático previamente desenvolvido, determinando o comportamento das variáveis manipuladas e controladas;
- Determinação do pareamento de variáveis controladas e manipuladas para controle de temperatura e conversão;
- Identificação de modelos linearizados, representados por funções de transferência;
- Projeto de sistemas de controle SISO (*Single Input Single Output*, uma única entrada e uma única saída) e multi-SISO para controle de variável substituta a fim de especificar a qualidade do polímero. No esquema SISO, é utilizada a temperatura de saída do reator PRF como variável controlada, através da manipulação da razão mássica de etileno na corrente de alimentação do reator. Já no esquema multi-SISO, para o controle da temperatura e da conversão na saída do reator PFR, foram manipuladas as razões mássicas de etileno e de catalisador em relação à massa total alimentada ao reator, respectivamente.
- Sintonia ótima dos controladores PID para as malhas SISO e multi-SISO;
- Simulação do modelo em malha fechada para testes da estratégia proposta;
- Avaliação da adequação do controle de variável substituta para a especificação do MI;
- Demonstração de que é possível melhorar as condições de produção e qualidade da resina com o uso de controladores simples, associado a uma estratégia de sintonia eficiente.

I.3. Justificativa

Conforme discutido anteriormente, malhas de controle de processos em geral, se forem adequadamente controladas, podem garantir vantagens como a diminuição no consumo de energia, respostas mais rápidas, tempo de estabilização menor, minimização de impactos ambientais, entre outras. Considerando a complexidade dos processos de polimerização, é compreensível que até mesmo pequenos detalhes possam fazer uma diferença significativa nos resultados obtidos pelos operadores. Pensando nisso, buscou-se uma alternativa parcimoniosa e de fácil implementação, a fim de aumentar a eficiência da planta de polimerização em estudo, sem a necessidade de investimentos muito elevados para o desenvolvimento de estratégias de controle mais avançadas. Optou-se, portanto, por se utilizar controladores do tipo PID devido à sua maior simplicidade e confiabilidade, uma vez que já tem boa aceitação no meio industrial há muitos anos. Outro aspecto positivo é que, em muitas situações, controladores PID fornecem resultados satisfatórios com gastos reduzidos em relação a um sistema de controle avançado. A operação eficiente de controladores PID muitas vezes é garantida apenas por uma sintonia adequada dos seus parâmetros. Além disso, ainda existe certa relutância por parte da indústria em substituir um algoritmo de controle confiável, como o PID, por novos métodos de controle de maior complexidade, o que exige uma compreensão mais apurada dos engenheiros e operadores (Michel, 2010). Neste contexto é que se insere a proposta desta dissertação.

Em processos de polimerização, como o caso em estudo, existe a dificuldade de mensurar a contribuição de cada variável manipulada em cada uma das variáveis de saída. A modificação no parâmetro de um controlador pode melhorar o desempenho de uma variável específica, mas, por outro lado, piorar sensivelmente o desempenho de outras variáveis. Apesar da importância da sintonia e da variedade de métodos existentes, ainda não se tem um método genérico para a aplicação adequada e robusta de regras simples, pois os métodos desenvolvidos são aplicáveis em condições específicas para as quais foram desenvolvidas, o que torna a utilização deles limitada. Por esta razão, nesta dissertação, buscou-se fazer uso de uma metodologia sistemática de sintonia, baseada na solução de um problema de otimização através da minimização de uma função objetivo global, que é composta de funções objetivo locais (Alfano, 2002).

O objetivo da identificação das funções de transferência é se obter uma estimativa inicial para cada um dos parâmetros dos controladores PID, necessários para

a aplicação da metodologia de sintonia ótima. Este procedimento busca acelerar o processo de convergência, contribuindo significativamente para a redução do tempo computacional e para a eficácia do método de otimização.

A principal contribuição deste trabalho é, portanto, demonstrar que, com uma boa sintonia e com a utilização de controladores simples, é possível controlar a temperatura (variável substituta) e a conversão ao mesmo tempo em que se garante a qualidade da resina, possibilidade esta que é suportada também por evidências empíricas.

I.4. Estrutura da Dissertação

Esta dissertação está dividida em seis capítulos. Neste primeiro capítulo, é introduzido o tema deste trabalho, apresentando sua importância, justificativa e os objetivos perseguidos.

O segundo capítulo é dedicado à descrição do sistema de polimerização em estudo, bem como à simulação e análise do processo. Diversas simulações são realizadas para se obter um maior entendimento do comportamento da planta em estudo, a fim de desenvolver e analisar a melhor estratégia de controle a ser empregada. É feita uma análise de sensibilidade através do método RGA (*Relative Gain Array*, matriz dos ganhos relativos), que possibilita identificar os pares de variáveis mais significativos do ponto de vista de controle.

No terceiro capítulo é realizada uma revisão bibliográfica das principais técnicas de controle aplicadas para o monitoramento das variáveis responsáveis pela qualidade e produção da resina polimérica. Além disso, são discutidas algumas abordagens existentes atualmente na literatura sobre controle convencional e avançado em processos de polimerização, evidenciando ainda o uso dos tradicionais controladores PID nesses sistemas. Finalmente, são apresentadas as estratégias de controle utilizadas nesta dissertação para o processo em estudo.

O quarto capítulo trata do procedimento de identificação das funções de transferência, analisando-as de acordo com suas características dinâmicas. Os desvios relativos percentuais são calculados, avaliando a possível presença de não linearidades no processo. Algumas dessas funções de transferência identificadas são utilizadas para a aplicação do método clássico de sintonia IMC (*Internal Model Control*, controle com modelo interno), de modo a obter uma estimativa inicial para cada um dos parâmetros dos controladores PID, necessários para a realização da sintonia ótima.

No quinto capítulo são mostradas algumas técnicas de sintonia de controladores PID para sistemas monovariáveis e multivariáveis, disponíveis na literatura. Para cada técnica é discutida a sua fundamentação teórica, analisando-se as vantagens, desvantagens, simplicidade, robustez e limitações. Em seguida, é apresentado o método utilizado para resolução do problema de sintonia dos sistemas de controle SISO e multi-SISO, sugeridos nesta dissertação. Este método é baseado em otimização através da minimização de uma função objetivo global, na qual são considerados, dentre outros aspectos, os erros de modelagem. Neste capítulo também são apresentados e discutidos os resultados obtidos para os seguintes casos: transição de *grade* (tipo) (problema servo) e ocorrência de perturbações (problema regulatório), ambos com o uso do método de sintonia ótima. Adicionalmente, é feita uma análise comparativa do seu desempenho com o método clássico IMC, de modo a investigar a eficiência dessa técnica na sintonia de controladores PID.

Finalmente, esta dissertação é encerrada no sexto capítulo, onde se encontram as conclusões e as sugestões para trabalhos futuros.

CAPÍTULO II

Capítulo II. Descrição e Análise do Processo

Resumo

Neste capítulo é apresentada inicialmente a descrição do processo de polimerização e algumas particularidades sobre os reatores envolvidos. Em seguida, são realizadas simulações com base em um modelo fenomenológico desenvolvido em trabalhos anteriores, a fim de compreender o efeito de cada variável de entrada nas variáveis de saída do processo. Finalmente, é feita uma análise de sensibilidade através do método RGA (*Relative Gain Array*, matriz dos ganhos relativos) a fim de identificar os pares de variáveis mais significativos do ponto de vista de controle.

Palavras-chave

Polietileno, polimerização, simulação, análise de sensibilidade.

II.1. Introdução

O caso de estudo deste trabalho é o processo de homopolimerização do etileno em solução de ciclohexano com catalisador Ziegler-Natta, em um sistema constituído por dois reatores tubulares (considerados PFR, *Plug Flow Reactors*, reatores de fluxo empistonado) e um reator tanque agitado contínuo (CSTR, *Continuous Stirred Tank Reactors*), como ilustra a Figura II.1. O processo opera adiabaticamente e a vazão de alimentação constitui-se de uma mistura de eteno (monômero), ciclohexano (solvente), hidrogênio (agente de transferência da cadeia), catalisador (CAT) e co-catalisador (CC). Esses dois últimos são colocados em contato antes de serem alimentados ao sistema, de modo que já se possa encontrar catalisador em sua forma ativa na vazão de entrada.

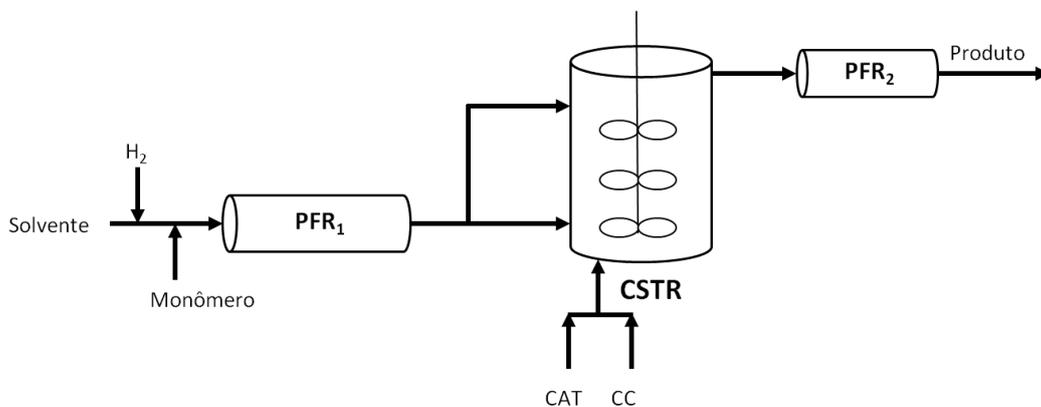


Figura II.1. Fluxograma do processo de polimerização do eteno.

Dada a presença de três reatores, são possíveis diferentes configurações a depender das propriedades desejadas para o polímero. O foco desta dissertação é a configuração agitada, pois é a mais frequentemente empregada na prática industrial. Neste esquema de reação, o catalisador é injetado apenas no CSTR, de forma que é nele onde a reação tem início. Desta maneira, o primeiro reator tubular (PFR₁) funciona como uma tubulação, na qual são alimentados o monômero, o comonômero, o solvente e o hidrogênio. O processo é constituído então de um CSTR não ideal em série com um PFR, sendo utilizado para a produção de polímeros com distribuições de baixo peso molecular. No topo do CSTR observa-se uma alimentação lateral, que auxilia a mistura no reator não-ideal. A vazão lateral é uma divisão da alimentação principal, fazendo com que a massa de eteno alimentada pela base do reator agitado seja menor quando se têm maiores vazões laterais, para uma mesma concentração de monômero na alimentação principal.

II.2. Variáveis de Interesse e Caracterização

Em termos de análise e operação de um processo, as variáveis mais comumente utilizadas para controle são, em geral, conversão, taxa de produção, temperaturas e pressões. A conversão e a produção devem ser controladas através da utilização de analisadores em linha. Estes equipamentos, no entanto, muitas vezes não estão disponíveis, por questões de custo de aquisição e/ou operação. Neste caso, sendo o processo de polimerização em estudo um sistema exotérmico e adiabático, a geração de calor e o consequente aumento da temperatura são um indicativo indireto da produção; ou seja, se a concentração começa a diminuir, a diferença de temperatura ao longo de todo o sistema de reação irá cair quase instantaneamente. Portanto, a conversão poderia ser controlada indiretamente pela diferença de temperatura ao longo do sistema reacional. Embora ela não seja uma medida absoluta da conversão, a diferença de temperatura, além de ser uma medida indireta da mesma, é um indicador muito rápido. Esta característica, inclusive, faz com que, algumas vezes, o controle da variável substituta possa ser preferível (Embiriçu *et al.*, 1998).

Outra maneira de se determinar a conversão total do sistema é através da separação do etileno dos demais componentes presentes na corrente de saída do reator PFR. A partir da quantidade de eteno na saída do trem de separação, é possível estimar a conversão.

No caso específico de processos de polimerização, tendo em vista que as propriedades de processabilidade e de uso final são muito importantes para a indústria de transformação, tem-se também grande interesse em estudar as variáveis relacionadas com a qualidade do produto. Para muitos propósitos é suficiente o conhecimento do que se poderia chamar de propriedades finais intermediárias, que são muito utilizadas como parâmetros de controle no meio industrial, uma vez que elas estão diretamente relacionadas com as propriedades de processabilidade e uso final, entre as quais é possível citar o MI (*Melt Index*, índice de fluidez), o SE (*Stress Exponent*, grau de comportamento não-newtoniano) e a densidade do polímero sólido (Embiriçu, 1998), detalhadas a seguir.

II.2.1. MI (*Melt Index*, Índice de Fluidez)

O índice de fluidez (MI) é uma das propriedades mais utilizadas no meio industrial para caracterizar a resina polimérica final, devido à simplicidade e à agilidade

da técnica empregada na sua determinação. Ele é definido como o peso em gramas de polímero que é extrusado através de um capilar padrão sob uma carga fixa durante um determinado tempo. O valor obtido a partir dessa medição reflete a facilidade do polímero fundido escoar, e é geralmente expresso em gramas por 10 minutos (g/10min). O MI é uma medida da viscosidade e do peso molecular do polímero, sendo inversamente proporcional a eles. Apesar da complexidade da relação entre a distribuição de peso molecular e as propriedades de escoamento do polímero, um modelo empírico típico é usado em plantas industriais. Este modelo é dado pela Eq. II.1 e sua validade foi confirmada por Embiruçu (1998) e Gahleitner *et al.*(1996).

$$MI = \alpha \cdot (\overline{PM}_m)^\beta \quad (\text{II.1})$$

onde α e β são coeficientes ajustáveis determinados, por exemplo, por medições de GPC (*Gas Phase Chromatography*, cromatografia em fase gasosa) e \overline{PM}_m é o peso molecular ponderal médio.

II.2.2. SE (*Stress Exponent*, Grau de Comportamento Não-Newtoniano)

Outra importante propriedade para caracterizar o polímero é o SE (*Stress Exponent*), que é definido pela Eq. II.2.

$$SE = \frac{\log \left(\frac{MI[3p]}{MI[p]} \right)}{\log 3} \quad (\text{II.2})$$

onde p é o peso utilizado no teste padrão do MI, $MI[p]$ é o valor de MI obtido no teste padrão e $MI[3p]$ é o valor de MI em um teste no qual se utiliza um peso 3 vezes maior do que no teste padrão. Desta maneira, a medição do SE consiste basicamente na medição de dois valores de MI (Embiruçu, 1998).

Esta definição do SE fornece uma medida do comportamento não-newtoniano do polímero. Um SE igual a 1 implica que o $MI[3p]$ é o triplo do $MI[p]$, indicando que a viscosidade não foi alterada quando um peso maior foi aplicado; ou seja, apresentando um comportamento newtoniano. De forma contrária, o polímero será um fluido não-newtoniano (Pontes, 2005).

Embiruçu (1998) apresenta e valida um modelo que correlaciona o SE com a polidispersão (PD), demonstrando que aquele é também um indicador da largura da distribuição de peso molecular, tal como é mostrado a seguir através da Eq. II.3.

$$SE = \frac{1}{\frac{1}{SE_M} + \frac{\left(\frac{1}{SE_m} - \frac{1}{SE_M}\right)}{\exp \beta} \cdot \exp(\beta \cdot PD)} \quad (\text{II.3})$$

onde SE_M é o valor limite do SE quando a polidispersão tende a infinito e SE_m é o valor limite de SE quando a polidispersão tende a 1. Esta expressão pode ainda ser rescrita, encapsulando os termos que contêm essas duas constantes através dos coeficientes α e γ , como se pode observar abaixo, na Eq. II.4.

$$SE = \frac{1}{\alpha + \gamma \cdot \exp(\beta \cdot PD)} \quad (\text{II.4})$$

O tipo de reator utilizado tem uma profunda influência no SE, na realidade, a principal. Em reatores agitados, a uniformidade do meio de reação, devido à agitação, faz com que a polidispersão da resina seja baixa. Além disso, esta característica faz com que esta variável seja pouco sensível às perturbações. Desta forma, no modo de reação agitado, o SE normalmente não precisa (e não pode) ser controlado (Embiruçu, 1998). Sendo assim, como o foco desta dissertação foi apenas a configuração agitada, esta propriedade não foi avaliada nos estudos aqui realizados.

Um ajuste fino do SE poderia ser conseguido manipulando-se algumas variáveis, dentre elas a concentração de hidrogênio, a vazão lateral, as concentrações de catalisador e co-catalisador e a vazão total de alimentação. No entanto, deve ser observado que todas estas entradas afetam outras variáveis controladas, e de maneira muito mais incisiva (Embiruçu, 1998).

II.2.3. Densidade do Polímero Sólido

A densidade do polímero sólido é uma das propriedades utilizadas para descrever resinas de polietileno devido ao fato de que uma amostra de polietileno poder ter boa parte de suas propriedades preditas baseando-se apenas na sua densidade. A natureza semicristalina do polietileno é a razão pela qual existe uma relação entre a densidade e várias propriedades mecânicas. Os fatores que afetam a densidade são os mesmos que afetam a cristalinidade. Esses fatores são, em ordem decrescente de influência: a quantidade de ramificações, o peso molecular, o grau de orientação dos cristais e a taxa de cristalização (Salau, 2004).

A presença de 1-buteno (comonômero) interfere na reação de polimerização, sendo esta a principal variável utilizada para controlar a densidade do polímero. Isso é explicado pelo fato de que o comonômero influencia na quantidade de ramificações curtas da cadeia, afetando a cristalinidade e, conseqüentemente, a densidade. A presença destas ramificações torna mais difícil o empacotamento das moléculas, diminuindo a densidade do polímero. Desta forma, quanto maior a quantidade de comonômero adicionada, menor a densidade do polímero. Entretanto, é importante salientar que este trabalho está focado no estudo da reação de homopolimerização e por isso essa propriedade não será avaliada nesta dissertação.

II.3. Monitoramento de Propriedades Poliméricas

No processo de polimerização em estudo, cada resina polimérica é produzida seguindo critérios pré-estabelecidos em uma condição de síntese, ou seja, para cada tipo de polímero desejado há uma espécie de “receita”. Com base nesta “receita”, podem ser obtidas resinas com diferentes características, tais como índice de fluidez (MI) e *Stress Exponent* (SE).

O MI é a principal propriedade relacionada à qualidade do produto final na prática industrial. O monitoramento dessa variável, entretanto, não é realizado *on-line*, mas em laboratório com tempo de amostragem igual ou superior a duas horas, o que dificulta a sua utilização em tempo real, em uma estratégia de controle automático.

Usualmente, o MI é especificado de forma indireta através do controle manual da temperatura de saída do reator PRF, com a manipulação da razão de etileno na corrente de alimentação do reator. Portanto, esta é uma estratégia extremamente dependente do operador, que se baseia no conhecimento empírico do processo e nas

condições de síntese que especificam concentrações de entrada, perfil de temperatura, além do MI da resina e de uma conversão mínima a ser atingida. Este padrão operacional, fornecido pela condição de síntese, permite que o operador monitore o processo e compense flutuações na temperatura através do eteno, garantindo a produção do polietileno especificado e com a eficiência operacional requerida.

Sabe-se que o hidrogênio, agente de transferência de cadeia, possui influência significativa sobre o MI, de modo que cada resina opera com uma quantidade pré-especificada de hidrogênio. Entretanto, ele praticamente não tem influência sobre a temperatura de saída do sistema. Por outro lado, o monômero é uma das variáveis que mais impacta a temperatura, além de ter grande influência no MI. Esta é a razão pela qual se tem como prática industrial a manipulação da vazão de etileno para compensar flutuações na temperatura, conseqüentemente especificando o MI. O catalisador, por também apresentar influência no MI e na temperatura, também pode ser utilizado secundariamente para manter o MI dentro da faixa de especificação. Caso tais manobras não consigam especificar o MI, atua-se então na vazão do hidrogênio, desviando-a do valor pré-determinado pela condição de síntese.

II.4. Análise do Processo

Conhecer como e quanto uma perturbação pode afetar a saída do processo torna-se indispensável para uma boa eficiência de produção e é um desafio a ser solucionado. Uma das formas de obter maiores informações a respeito do processo é através de simulações, que possibilitam um conhecimento mais aprofundado do sistema e das variáveis que o influenciam. Tendo isso em vista, nas seções seguintes é apresentada uma série de simulações, tomando-se como base um modelo fenomenológico desenvolvido em trabalhos anteriores (Embiruçu, 1998; Pontes, 2005). As seguintes variáveis de entrada foram avaliadas: temperatura da corrente de alimentação; razões mássicas de monômero, hidrogênio e catalisador na corrente de alimentação; vazão total de alimentação; vazão de alimentação lateral; razão co-catalisador/catalisador; agitação e impurezas do catalisador. A estas entradas, foram impostas perturbações sequenciais do tipo degrau de -5%; -10%; +5% e +10%, a partir de uma dada condição de síntese. Esta condição está representada nos gráficos através do primeiro patamar, partindo-se do tempo igual a zero. É necessário salientar que todos esses percentuais foram calculados a partir desta condição inicial. As variáveis de saída avaliadas são:

conversão, taxa de produção, temperatura de saída do reator, MI e SE. Por motivo de confidencialidade, os gráficos são mostrados em variáveis adimensionais.

II.4.1. Temperatura da corrente de alimentação do reator CSTR (*Continuous Stirred Tank Reactors*)

Na Figura II.2 são ilustradas as perturbações impostas à temperatura de entrada do processo.

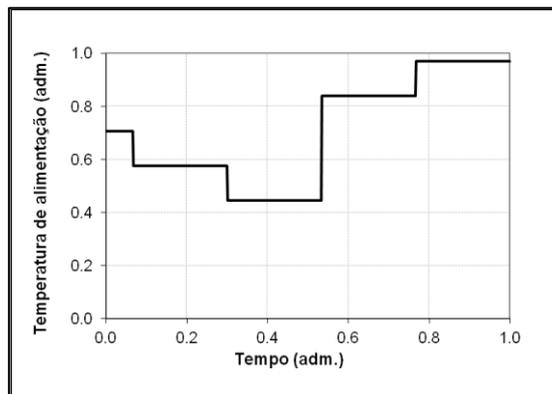


Figura II.2. Variação da temperatura da corrente de alimentação.

A influência destas perturbações na conversão, na taxa de produção, na temperatura e nas propriedades MI e SE é mostrada na Figura II.3. É observada uma queda na conversão à medida que se aumenta a temperatura da corrente de alimentação. Esse comportamento é devido ao aquecimento do meio reacional causado pelo aumento da taxa de propagação, uma vez que o sistema é adiabático. Entretanto, à medida que a temperatura se eleva, há maior desativação catalítica já que a reação de desativação possui uma energia de ativação mais alta que a de propagação (Pontes, 2005). Como resultado, o número de sítios ativos diminui e o efeito global do aumento da temperatura de entrada é uma queda na conversão. O aumento do MI é consequência da redução do peso molecular do polímero devido ao aumento das taxas de transferência que têm maior energia de ativação do que a reação de propagação. Ao ser analisado o comportamento do SE, percebe-se que ele se manteve praticamente constante com a variação na temperatura da corrente de alimentação.

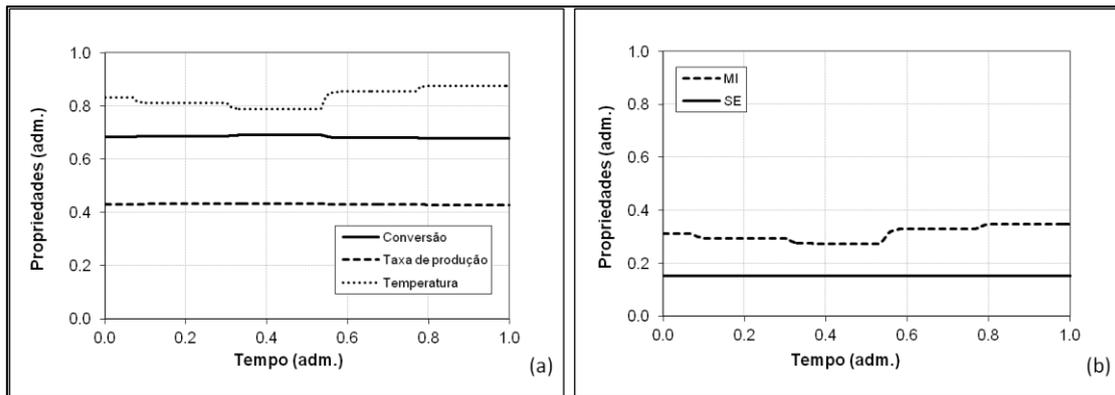


Figura II.3. Efeito da temperatura da corrente de alimentação na conversão, na taxa de produção e na temperatura (a) e nas propriedades MI e SE (b).

II.4.2. Razão Mássica de Monômero na Corrente de Alimentação

Na Figura II.4 é apresentada a variação aplicada à razão mássica de monômero na corrente de alimentação.

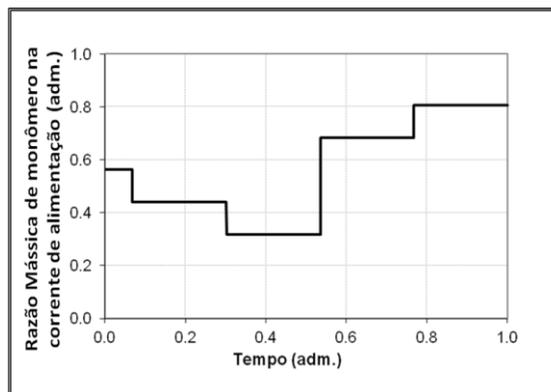


Figura II.4. Variação da razão mássica de monômero na corrente de alimentação.

O efeito desta variação nas variáveis de saída estudadas é mostrado na Figura II.5. É verificado que um aumento na razão mássica de monômero implica um acréscimo na taxa de produção de polímero e na temperatura de saída do sistema, apesar de ocasionar uma queda na conversão. Esses comportamentos são explicados pelo aumento na razão mássica de reagente favorecer as reações de propagação que, por conseguinte, elevam a taxa de produção de polímero e a temperatura do sistema. Em temperaturas mais elevadas, há a desativação catalítica; entretanto, como está presente no meio reacional uma maior quantidade de monômero para reagir, a taxa de propagação continua colaborando para o aumento da temperatura, enquanto o decaimento catalítico provoca uma menor conversão. Além disso, percebe-se uma

redução do MI à medida que se têm maiores razões mássicas de monômero. A presença de uma maior quantidade de monômero tem como efeito principal o aumento do comprimento das cadeias poliméricas que, conseqüentemente, acarreta uma diminuição do MI.

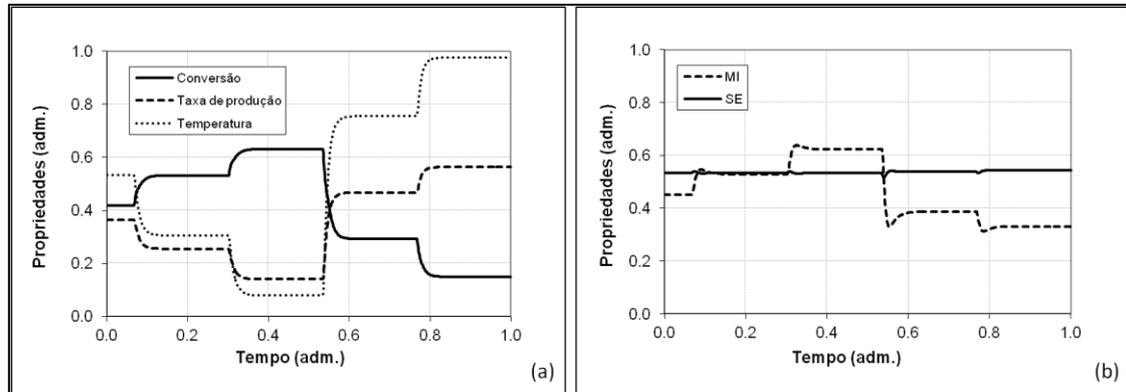


Figura II.5. Efeito da razão mássica de monômero na conversão, na taxa de produção e na temperatura (a) e nas propriedades MI e SE (b).

II.4.3. Vazão Total de Alimentação (Razão Mássica de Monômero Fixa na Corrente de Alimentação)

A variação imposta à vazão total de alimentação é apresentada na Figura II.6.

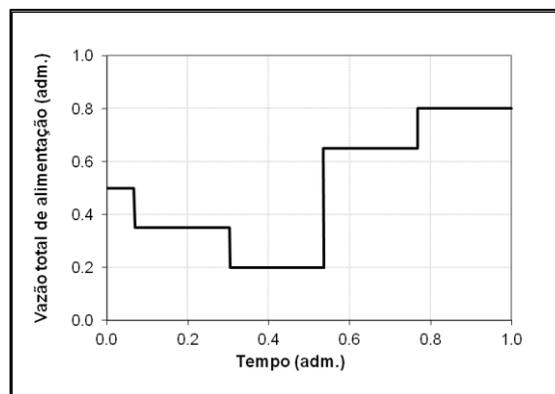


Figura II.6. Variação da Vazão total de alimentação.

O efeito dessa variação nas variáveis de saída pode ser observado na Figura II.7. Pode-se notar que um aumento na vazão total de alimentação implica um acréscimo na conversão, na taxa de produção de polímero e na temperatura de saída do sistema. Como o sistema é adiabático, à medida que ocorre a reação de polimerização, maior calor é liberado, de modo a serem encontradas maiores temperaturas nas regiões próximas ao topo do reator CSTR e menores temperaturas em sua base. Devido a essas

baixas temperaturas no fundo, há um aumento da viscosidade, o que resulta em uma redução do MI. Por outro lado, o aumento da vazão também acarreta em maior heterogeneidade do meio, aumentando a polidispersão e, conseqüentemente, aumentando o SE (Embiruçu, 1998).

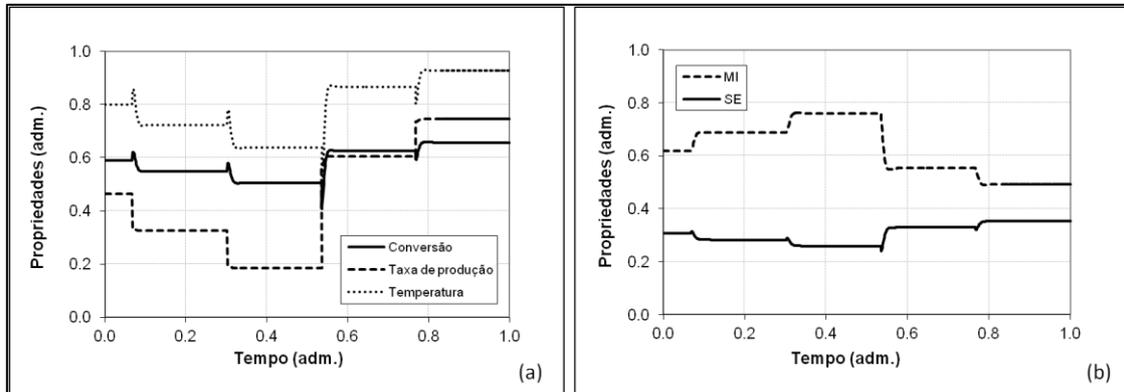


Figura II.7. Efeito da vazão total de alimentação na conversão, na taxa de produção e na temperatura (a) e nas propriedades MI e SE (b).

II.4.4. Razão Mássica de Hidrogênio na Corrente de Alimentação

Na Figura II.8 são mostradas as perturbações aplicadas à razão mássica de hidrogênio na corrente de alimentação.

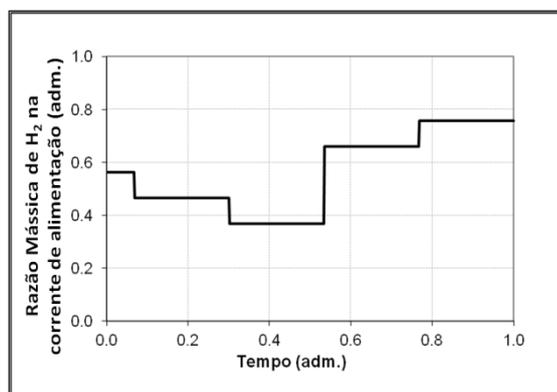


Figura II.8. Variação da razão mássica de hidrogênio na corrente de alimentação.

Na Figura II.9 é apresentado o efeito destas perturbações na conversão, na taxa de produção, na temperatura de saída do reator e nas propriedades MI e SE. Ao serem analisados os resultados das simulações, não foram notadas mudanças significativas na taxa de produção de polímero, na temperatura de saída do sistema e na conversão. Por outro lado, observou-se um acréscimo do MI e uma diminuição do SE com o aumento

do H_2 . O aumento na razão mássica de hidrogênio possibilita a formação de cadeias menores, reduzindo os pesos moleculares médios da resina e a polidispersão. O hidrogênio age como agente de transferência de cadeia, pois se liga ao sítio ativo, formando uma cadeia de polímero morto. Portanto, uma maior razão mássica de hidrogênio favorece a reação de transferência, impondo obstáculos ao crescimento da molécula, de modo que as cadeias formadas sejam menores, o que resulta em um maior MI. Isso resulta na formação de um polímero mais homogêneo e, por conseguinte, menos polidisperso e com menor SE.

Uma vez que o hidrogênio exerce maior influência sobre o MI, ele é frequentemente utilizado como variável manipulada para o controle desta propriedade (Embiruçu, 1998).

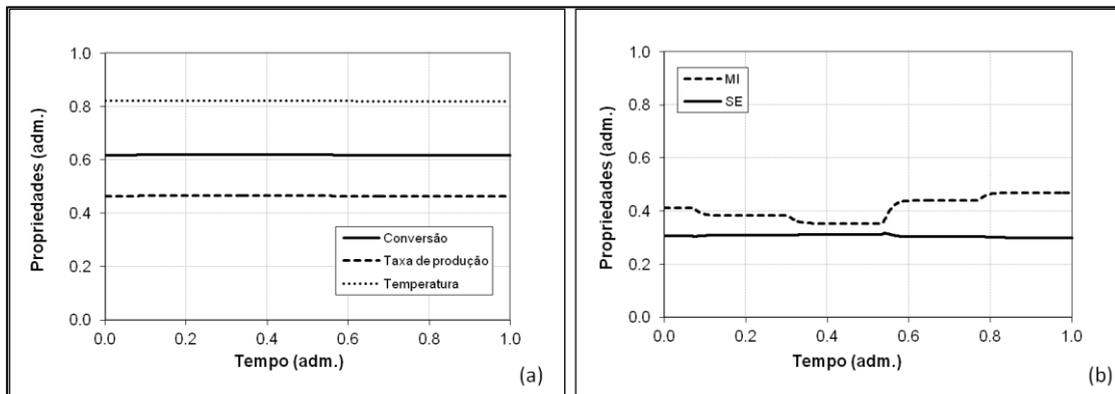


Figura II.9. Efeito da razão mássica de hidrogênio na conversão, na taxa de produção e na temperatura (a) e nas propriedades MI e SE (b).

II.4.5. Vazão de Alimentação Lateral

A Figura II.10 mostra a variação imposta à vazão de alimentação lateral.

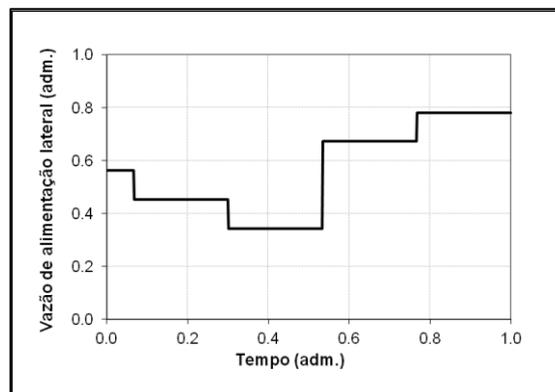


Figura II.10. Variação da vazão de alimentação lateral.

Na Figura II.11 é ilustrado o efeito desta variação no comportamento da conversão, da taxa de produção do polímero, na temperatura de saída do sistema e nas propriedades MI e SE.

Como discutido no início deste capítulo, a corrente de alimentação principal é dividida e injetada em dois diferentes pontos (zonas) do reator CSTR, favorecendo um maior grau de mistura. Esse aumento no grau de mistura acarreta menores concentrações de monômero na base, com taxas de propagação menores, contribuindo, dessa forma, para a diminuição da temperatura do sistema e da conversão. Em Embiruçu (1998), é observado que, à proporção que a vazão lateral se afasta da entrada principal, a conversão é reduzida, devido à diminuição do tempo de residência, porém o consumo do catalisador também diminui.

Quanto maior a vazão lateral, maior será a produção de polímero no topo, onde são encontradas temperaturas mais elevadas. Na base do reator agitado as temperaturas são menores e o tempo de residência para a formação do polímero é maior, de maneira que as maiores cadeias são formadas nessa região. Com a redução da concentração de monômero na base, ou seja, maior vazão lateral, observa-se a formação de uma quantidade menor de cadeias grandes, o que provoca uma redução no peso molecular ponderal médio e consequente aumento do MI (Pontes, 2005). Além disso, para um sistema com maior homogeneidade, tem-se uma mistura polimérica com menor polidispersão e, por conseguinte, com menor SE.

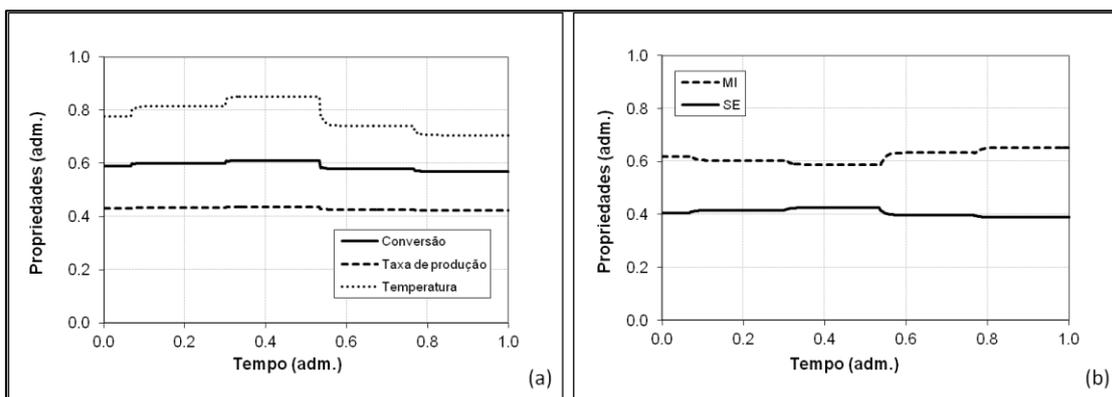


Figura II.11. Efeito da vazão de alimentação lateral na conversão, na taxa de produção e na temperatura (a) e nas propriedades MI e SE (b).

II.4.6. Razão Mássica de Catalisador na Corrente de Alimentação (Razão de Co-Catalisador Fixa)

Na Figura II.12 são apresentadas as perturbações impostas à razão mássica de catalisador na corrente de alimentação.

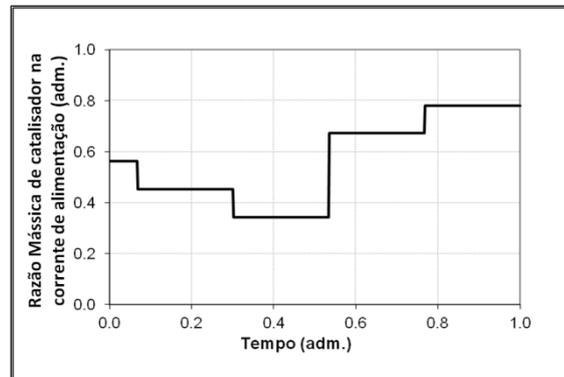


Figura II.12. Variação da razão mássica de catalisador na corrente de alimentação.

Na Figura II.13 é mostrado o efeito destas perturbações no catalisador nas variáveis de saída estudadas. Verifica-se um aumento da temperatura para maiores concentrações de catalisador. Neste caso, a taxa de propagação cresce, aumentando a temperatura do sistema e favorecendo, assim, as reações de desativação, terminação e transferência, responsáveis pela redução no peso molecular. Ainda que temperaturas mais altas contribuam para a diminuição da conversão, verifica-se que, à proporção que o catalisador é aumentado, existem mais sítios ativos disponíveis e, portanto, é maior a possibilidade de reação dos monômeros, o que resulta em maior conversão. Além disso, observa-se um aumento do MI com o aumento da razão mássica de catalisador na corrente de alimentação. Com o aumento do número de sítios disponíveis, e com as taxas de transferência favorecidas pelas altas temperaturas, cadeias menores serão formadas, de forma que o peso molecular diminui com o aumento da razão mássica de catalisador, o que resulta em um aumento do MI. Desse modo, cadeias menores formarão um polímero mais homogêneo e, por conseguinte com menor polidispersão e menor SE.

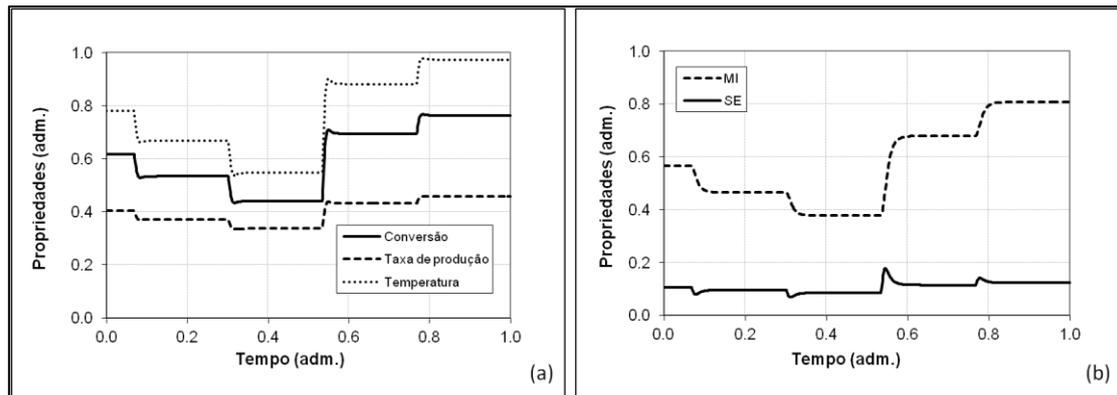


Figura II.13. Efeito da razão mássica de catalisador na conversão, na taxa de produção e na temperatura (a) e nas propriedades MI e SE (b).

II.4.7. Razão entre as concentrações de Co-Catalisador/Catalisador (Razão Mássica de Catalisador Fixa)

A influência do co-catalisador foi investigada variando a razão co-catalisador/catalisador de acordo com a Figura II.14.

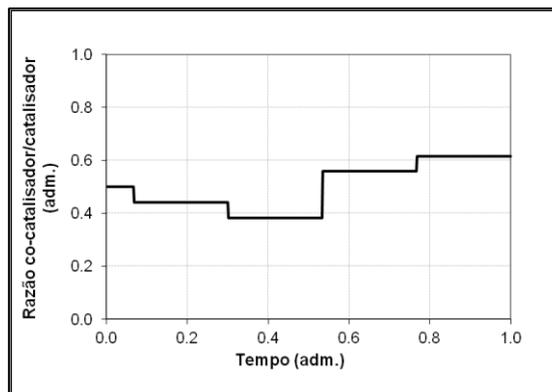


Figura II.14. Variação da razão co-catalisador/ catalisador.

Na Figura II.15 são observados os efeitos da variação da razão co-catalisador/catalisador na conversão, na taxa de produção, na temperatura de saída do sistema, no MI e no SE. Percebem-se comportamentos semelhantes àqueles verificados para variações da razão mássica de catalisador na corrente de alimentação, uma vez que a maior concentração de co-catalisador tende a formar mais sítios ativos, para uma razão fixa de co-catalisador/catalisador.

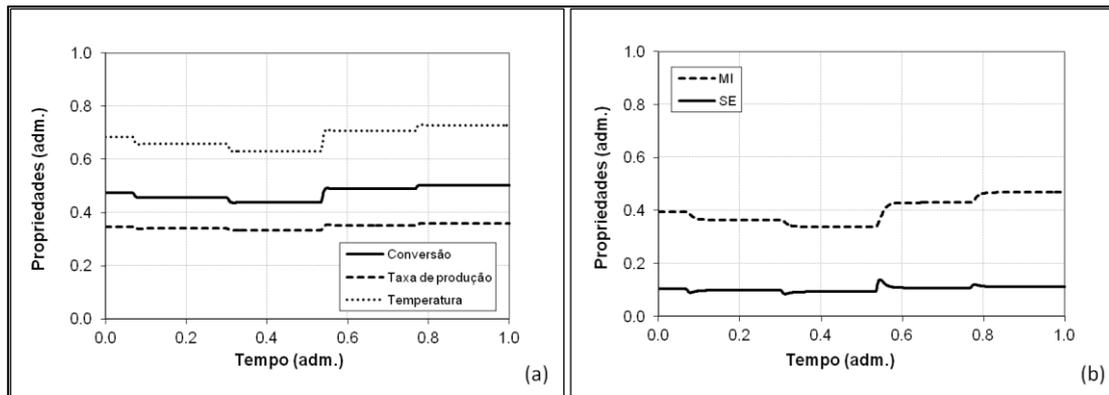


Figura II.15. Efeito da razão de co-catalisador/catalisador na conversão, na taxa de produção e na temperatura (a) e nas propriedades MI e SE (b).

II.4.8. Rotação do agitador do CSTR

No processo de polimerização em estudo, a abordagem empregada para o modelo de mistura é a combinação de vários elementos ideais. As correntes de reciclo B entre esses elementos, conforme se pode observar na Figura II.16, conseguem representar a não idealidade de um CSTR e a dispersão axial em um reator tubular através de um modelo do grau de mistura (Pontes, 2005).

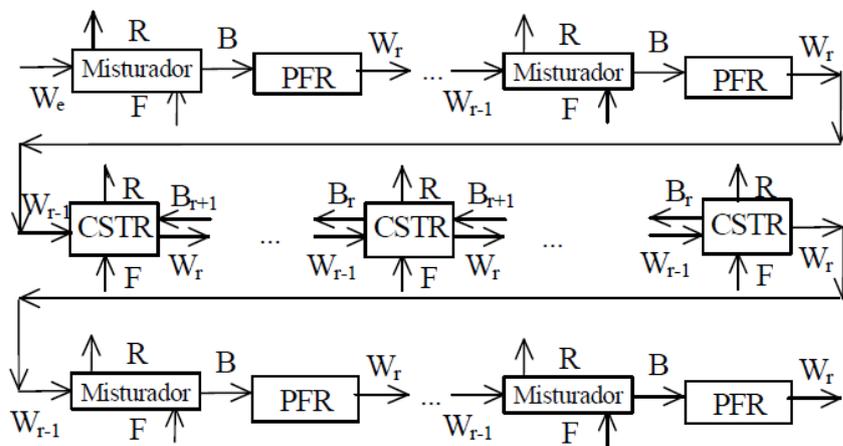


Figura II.16. Representação do processo de polimerização de eteno (Embiruçu, 1998).

Embiruçu (1998) propôs um modelo empírico para o grau de mistura, dado pela Eq. II.5.

$$\text{Grau de mistura} = \text{Dispersão inerente} + \text{Efeito do agitador} + \text{Efeito da vazão lateral} \quad (\text{II.5})$$

Assume-se, portanto, que a mistura seja uma função aditiva de uma dispersão inerente, da presença de um agitador mecânico e das vazões de alimentação laterais. A corrente de reciclo é então definida pela Eq. II.6 (Embiruçu, 1998):

$$B_r = \frac{\rho_r \cdot V_r}{\mu_r} \cdot \left(D_{0,r} + D_{Rot,r} \cdot Rot + D_{F,r} \cdot \frac{F_r}{\sum_{r=1}^{N_r} F_r + W_1} \right) \quad (\text{II.6})$$

Como não existe reciclo saindo da primeira zona, nem reciclo entrando na última zona, têm-se as seguintes condições de contorno:

$$\begin{aligned} r = 1 &\Rightarrow B_r = 0 \\ r = N_r &\Rightarrow B_{r+1} = 0 \end{aligned}$$

onde μ é a viscosidade, D_0 , D_{Rot} e D_F são coeficientes constantes que devem ser estimados, Rot é a rotação do agitador, F é a vazão lateral de entrada na zona, r corresponde a uma zona do reator e N , o número de zonas. Considera-se que os parâmetros de cada zona individual são iguais entre si, a fim de minimizar o número de parâmetros a serem estimados.

Visando evitar instabilidade na operação, o agitador opera normalmente com uma velocidade constante. A vazão lateral é, portanto a variável utilizada para controlar a mistura no reator. Ainda assim, é interessante conhecer o comportamento das variáveis de saída quando ocorrem variações na agitação. Para isso, a agitação foi variada conforme a Figura II.17.

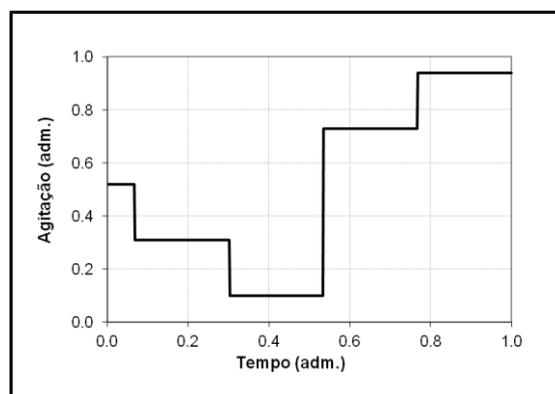


Figura II.17. Variação da agitação.

A Figura II.18 ilustra o comportamento da conversão, da taxa de produção, da temperatura de saída do sistema, do MI e do SE para essas variações na agitação. É possível verificar que as mudanças na rotação praticamente não interferiram no comportamento dessas variáveis. O aumento pouco pronunciado do MI com o aumento da agitação deve-se ao fato dela contribuir para a diminuição da concentração média de monômero. Além disso, há um maior grau de mistura com o aumento da agitação, tornando as propriedades dentro do reator mais homogêneas, diminuindo a polidispersão e reduzindo assim o SE.

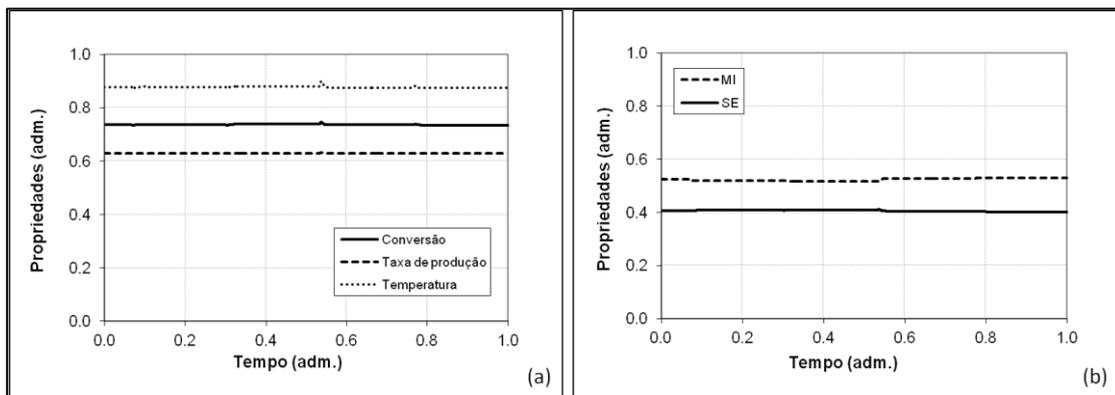


Figura II.18. Efeito da agitação na conversão, na taxa de produção e na temperatura (a) e nas propriedades MI e SE (b).

II.4.9. Impurezas do Catalisador

Foram dadas perturbações nas impurezas do catalisador, de acordo com a Figura II.19.

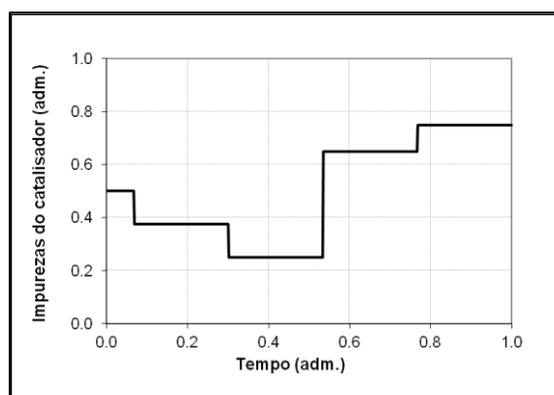


Figura II.19. Variação das impurezas presentes no catalisador.

Na Figura II.20 é apresentado o efeito dessas variações de concentração de impurezas na conversão, na taxa de produção, na temperatura de saída do sistema, no

MI e no SE. À medida que as impurezas aumentam, verifica-se uma diminuição da temperatura, como também da conversão e da taxa de produção, tal como esperado. A presença de impurezas pode ter grande influência sobre a reação, sendo o seu principal efeito o envenenamento do catalisador e do co-catalisador, o que provoca uma diminuição da atividade catalítica e conseqüentemente da conversão. Além desse efeito, as impurezas podem agir como agentes de transferência de cadeia ou possibilitar a introdução de ramificações ou insaturações no polímero. Podem ser citadas como exemplo de impurezas diversas substâncias, tais como hidrocarbonetos, água, organoclorados, cetonas, ácidos, dentre outros (Embiruçu, 1998). É observado também um aumento do MI com a diminuição das impurezas. Com o aumento do número de sítios disponíveis e com o aumento das taxas de transferência devido às altas temperaturas, cadeias menores serão formadas, de forma que o peso molecular diminui com a diminuição das impurezas, o que resulta em um aumento do MI. Desse modo, cadeias menores formarão um polímero mais homogêneo e, conseqüentemente, com menor polidispersão e menor SE.

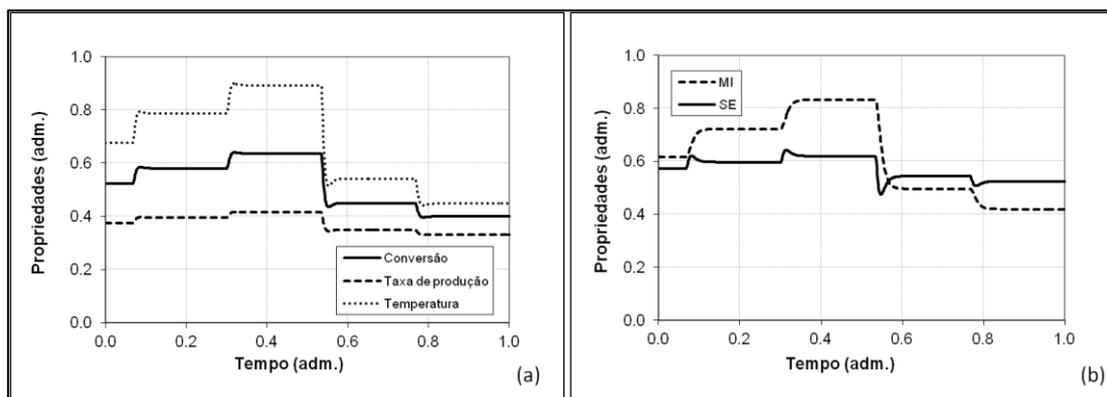


Figura II.20. Efeito das impurezas do catalisador na conversão, na taxa de produção e na temperatura (a) e nas propriedades MI e SE (b).

II.5. Análise de Sensibilidade Quantitativa das Entradas

Nesta seção, de modo a complementar os resultados apresentados acima, é realizada uma análise de sensibilidade através do coeficiente de sensibilidade (Embiruçu, 1998), o qual é dado pela Eq. II.7.

$$S_{y,x}^{i,0} = \frac{100 \cdot \left(\frac{y_i - y_0}{y_0} \right)}{x_i - x_0} \quad (\text{II.7})$$

onde x é a variável de entrada, y é a variável de saída, o subscrito 0 significa o estado de referência e i é o novo estado estacionário alcançado após perturbação na entrada. No presente caso, o estado de referência é o primeiro ponto estacionário escolhido como base de comparação nas simulações e os demais estados correspondem ao estado estacionário alcançado para as variações de $\pm 5\%$ e $\pm 10\%$ dadas nas variáveis de entrada.

Nas tabelas a seguir (Tabela II.1 a Tabela II.8) são mostrados os resultados da análise de sensibilidade das diferentes saídas em relação às diferentes entradas. Através desses resultados, é confirmado o caráter altamente não linear do sistema, uma vez que, diferentemente de um sistema linear, a sensibilidade varia com a magnitude da variação na entrada.

Tabela II.1. Sensibilidade das saídas em relação à temperatura da corrente de alimentação do reator CSTR

Variação	Conversão	Taxa de Produção	Temperatura	MI	SE
-5%	-0.0014101	-0.0003312	0.0076197	0.0003130	-0.0000007
-10%	-0.0014228	-0.0003336	0.0076858	0.0003165	-0.0000008
+5%	-0.0013796	-0.0003217	0.0074454	0.0003088	-0.0000008
+10%	-0.0013560	-0.0003168	0.0073205	0.0003029	-0.0000007
Média	-0.0013921	-0.0003258	0.0075179	0.0003103	-0.0000007

Tabela II.2. Sensibilidade das saídas em relação à razão mássica de monômero na corrente de alimentação

Variação	Conversão	Taxa de Produção	Temperatura	MI	SE
-5%	-107.7604709	80.6810819	850.3117148	-18.7061629	0.0071452
-10%	-102.7237060	82.7198290	858.4241029	-20.6004773	0.0034131
+5%	-116.0113107	74.9905397	818.1959033	-15.5671625	0.0158451
+10%	-121.1249226	72.6111820	807.3915184	-14.4935798	0.0209109
Média	-111.9051026	77.7506581	833.5808098	-17.3418456	0.0118286

Tabela II.3. Sensibilidade das saídas em relação à vazão total de alimentação

Variação	Conversão	Taxa de Produção	Temperatura	MI	SE
-5%	3.0100190	17.5853624	7.5594077	-1.9523409	0.0128889
-10%	3.2646420	17.6037259	8.1879386	-2.0099375	0.0131026
+5%	2.5421664	17.5406305	6.3986080	-1.8412342	0.0123778
+10%	2.3023234	17.5135407	5.8181850	-1.7859809	0.0120567
Média	2.7797877	17.5608149	6.9910348	-1.8973734	0.0126065

Tabela II.4. Sensibilidade das saídas em relação à razão mássica de hidrogênio na corrente de alimentação

Variação	Conversão	Taxa de Produção	Temperatura	MI	SE
-5%	-1.9489392	-0.4562995	-5.0832951	11.5960484	-0.0167108
-10%	-1.9911816	-0.4661854	-5.1932181	11.6280572	-0.0172428
+5%	-1.9231896	-0.4502706	-5.0165614	11.8606592	-0.0161794
+10%	-1.8857906	-0.4415180	-4.9192494	11.8324229	-0.0157238
Média	-1.9372752	-0.4535684	-5.0530810	11.7292970	-0.0164642

Tabela II.5. Sensibilidade das saídas em relação à vazão de alimentação lateral

Variação	Conversão	Taxa de Produção	Temperatura	MI	SE
-5%	-5.6263693	-1.3165923	-14.1216914	2.0029968	-0.0213236
-10%	-5.6683223	-1.3263982	-14.2305424	1.9988558	-0.0214800
+5%	-5.5430289	-1.2970638	-13.9053276	2.0101637	-0.0210080
+10%	-5.5016119	-1.2873827	-13.7981575	2.0131379	-0.0208482
Média	-5.5848331	-1.3068593	-14.0139297	2.0062886	-0.0211650

Tabela II.6. Sensibilidade das saídas em relação à razão mássica de catalisador na corrente de alimentação

Variação	Conversão	Taxa de Produção	Temperatura	MI	SE
-5%	321.0162889	75.0621646	792.9431345	86.4458281	0.2094168
-10%	369.6932106	86.5273021	900.9125759	75.5771954	0.2296848
+5%	254.4413640	59.5456287	642.6349747	113.3788889	0.1737530
+10%	230.5864778	53.9641979	587.5130604	129.6931561	0.1592648
Média	293.9343353	68.7748233	731.0009364	101.2737671	0.1930298

Tabela II.7. Sensibilidade das saídas em relação à concentração de alimentação de co-catalisador

Variação	Conversão	Taxa de Produção	Temperatura	MI	SE
-5%	-0.0000314	-0.0000075	-0.0000855	0.0003349	-0.0000004
-10%	-0.0000342	-0.0000081	-0.0000919	0.0003417	-0.0000005
+5%	-0.0000307	-0.0000071	-0.0000812	0.0003118	-0.0000004
+10%	-0.0000300	-0.0000070	-0.0000798	0.0003029	-0.0000004
Média	-0.0000316	-0.0000074	-0.0000846	0.0003229	-0.0000005

Tabela II.8. Sensibilidade das saídas em relação à rotação do agitador do CSTR

Variação	Conversão	Taxa de Produção	Temperatura	MI	SE
-5%	-0.1821623	-0.0426777	-0.4561913	0.0503224	-0.0013340
-10%	-0.1837679	-0.0430519	-0.4602173	0.0510013	-0.0013525
+5%	-0.1790239	-0.0419381	-0.4482530	0.0490208	-0.0012983
+10%	-0.1774782	-0.0415778	-0.4443783	0.0483855	-0.0012810
Média	-0.1806081	-0.0423114	-0.4522600	0.0496825	-0.0013164

Na Tabela II.9 são apresentados os valores médios calculados nas tabelas anteriores (Tabela II.1 a Tabela II.8), colocando-os em uma única tabela, de modo a conhecer quais variáveis de entrada mais impactam nas de saída.

A partir da análise dessa tabela, é possível verificar que as razões mássicas de catalisador e de monômero na corrente de alimentação são as que exercem maior influência na conversão, na taxa de produção e na temperatura. Já as razões mássicas de hidrogênio e de catalisador atuam de forma mais incisiva no MI. Por outro lado, a vazão de alimentação lateral e a razão mássica de catalisador são as variáveis que mais impactam no SE. Os pares de maior influência são mostrados na Tabela II.9 com seus valores sublinhados e em negrito.

Tabela II.9. Sensibilidade média das saídas em relação às entradas

	Conversão	Taxa de Produção	Temperatura	MI	SE
Temperatura da corrente de alimentação	-0.0013921	-0.0003258	0.0075179	0.0003103	-0.0000007
Razão mássica de monômero	<u>-111.9051026</u>	<u>77.7506581</u>	<u>833.5808098</u>	-17.3418456	0.0118286
Vazão total de alimentação	2.7797877	17.5608149	6.9910348	-1.8973734	0.0126065
Razão mássica de hidrogênio	-1.9372752	-0.4535684	-5.0530810	<u>11.7292970</u>	-0.0164642
Vazão de alimentação lateral	-5.5848331	-1.3068593	-14.0139297	2.0062886	<u>-0.0211650</u>
Razão mássica de catalisador	<u>293.9343353</u>	<u>68.7748233</u>	<u>731.0009364</u>	<u>101.2737671</u>	<u>0.1930298</u>
Razão co-catalisador / catalisador	0.0000316	0.0000074	0.0000846	0.0003229	0.0000005
Agitação	-0.1806081	-0.0423114	-0.4522600	0.0496825	-0.0013164

De modo a refinar as informações obtidas através da análise de sensibilidade realizada acima, foi utilizado adicionalmente o método RGA (*Relative Gain Array*, matriz dos ganhos relativos). A determinação da matriz RGA é necessária para a definição da melhor estratégia de controle a ser adotada, pois através desta matriz é

possível medir o grau de interação entre as variáveis do processo e assim escolher, com maior segurança, os pares mais adequados do ponto de vista de controle.

II.5.1. Matriz de Ganhos Relativos – RGA

O RGA consiste em uma matriz em que seus termos são razões entre o ganho estático de cada par entrada-saída, quando o outro par se encontra em malha aberta, e o ganho estático do mesmo par quando o outro se encontra em malha fechada (Rangel, 2010).

Para o caso de sistemas quadrados (aqueles que apresentam o mesmo número de variáveis de entrada e de saída) de qualquer dimensão, pode-se obter a matriz RGA a partir da matriz de ganhos estáticos $G(0)$, conforme é mostrado na Eq. II.8 (Rangel, 2010).

$$RGA(G) \triangleq G(0) \times (G(0)^{-1})^T \quad (\text{II.8})$$

onde o operador \times é o produto de Schur (multiplicação elemento por elemento).

Para sistemas de dimensão $n \times n$, a matriz de ganhos relativos é dada por:

$$RGA(G(0)) = \begin{bmatrix} \lambda_{11} & \lambda_{12} & \dots & \lambda_{1n} \\ \lambda_{21} & \lambda_{22} & \dots & \lambda_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \lambda_{n1} & \lambda_{n2} & \dots & \lambda_{nn} \end{bmatrix} \quad (\text{II.9})$$

$$\lambda_{ij} = (-1)^{i+j} \frac{g_{ij} \cdot \det(G(0)^{ij})}{\det(G(0))}$$

onde $G(0)^{ij}$ é a matriz $G(0)$ com a remoção da linha i e da coluna j e g_{ij} é o elemento da linha i e coluna j da matriz $G(0)$.

Os valores da matriz RGA encontram-se relacionados com o determinante da matriz de ganhos $G(0)$, por isso a matriz RGA constitui-se também num indicador do grau de sensibilidade do processo a erros de modelagem. Se os elementos da matriz

RGA para um determinado processo são elevados, o processo é altamente sensível a erros de modelagem (Martins, 2009).

A matriz RGA possui duas importantes propriedades (Seborg *et al.*, 1989): além de ser normalizada, ou seja, a soma dos elementos de cada linha ou coluna ser igual a 1, é também adimensional, uma vez que representa uma razão entre duas grandezas de mesma natureza.

A decisão sobre a escolha dos pares de variáveis controladas e manipuladas é, desta forma, tomada de acordo com os valores obtidos para os ganhos relativos, uma vez que através deles é possível medir o grau de interação entre as variáveis do processo, tal como pode ser explicitado na Tabela II.10 (Rangel, 2010).

Tabela II.10. Valores de λ_{ij}

Valor de λ_{ij}	Significado dos ganhos relativos
$\lambda_{ij} > 1$	Há interação entre as malhas de controle.
$\lambda_{ij} < 0$	Impossibilidade de controlar o sistema. Portanto, deve ser evitado na escolha do emparelhamento.
$\lambda_{ij} = 1$	O sistema é desacoplado, isto é, somente a entrada j atua sobre a saída i (par ideal).
$\lambda_{ij} = 0$	A variável de entrada j não atua sobre a saída i . A melhor escolha para o controle da variável de saída seria outra variável de entrada.
$0 < \lambda_{ij} < 1$	Há interação entre as malhas de controle.

Portanto, a recomendação desta metodologia é formar pares de variáveis controladas e manipuladas que possuam o ganho relativo λ_{ij} positivo e o mais próximo possível de 1.

O cálculo da matriz dos ganhos relativos para o sistema de polimerização em estudo foi feito e os resultados são mostrados na Tabela II.11. Deve ser salientado que foram apresentadas somente as variáveis de entrada mais significativas, de acordo com a análise de sensibilidade realizada anteriormente, de modo a se obter uma matriz quadrada 5 x 5.

Tabela II.11. Matriz RGA estacionária do sistema em estudo

RGA	Razão mássica de monômero	Vazão total de alimentação	Razão mássica de hidrogênio	Vazão de alimentação lateral	Razão mássica de catalisador
Conversão	0.25	0.21	0.08	-0.61	1.07
Taxa de Produção	0.00	1.72	0.00	-0.73	0.01
Temperatura	0.75	0.00	0.02	-0.11	0.34
MI	0.00	0.21	1.24	-0.32	-0.13
SE	0.00	-1.14	-0.34	2.77	-0.29

De acordo com a tabela apresentada, a melhor variável de entrada para o controle da conversão é a razão mássica de catalisador. Já a taxa de produção poderá ser controlada através da manipulação da vazão de alimentação total. A razão mássica de monômero poderá atuar como variável manipulada para controle da temperatura do reator. Finalmente, o controle das variáveis relacionadas à qualidade do polímero, MI e SE, poderá ser satisfeito com a manipulação da razão mássica de hidrogênio e da vazão de alimentação lateral, respectivamente.

Os resultados obtidos pelo método RGA estão plenamente conformes com o que é visto na prática industrial; isto é, o H_2 é utilizado como principal variável de controle do MI, além de ser manipulada a razão mássica de etileno a fim de compensar as flutuações na temperatura. Além disso, estes resultados estão de acordo com investigações realizadas em trabalhos anteriores (Embiruçu, 1998; Pontes *et al.*, 2008; Pontes *et al.*, 2011). Embiruçu (1998), por exemplo, recomenda a utilização da vazão total do sistema para controlar a taxa de produção. Adicionalmente, sugere como possível variável manipulada para controle da conversão a quantidade de catalisador.

A partir de uma avaliação comparativa do método RGA com a análise de sensibilidade feita anteriormente, é possível perceber que são encontrados resultados bastante semelhantes. Em ambos os métodos, a razão mássica de monômero é a variável que apresenta maior influência na temperatura, como também nota-se que a razão mássica de catalisador é a variável de maior efeito sobre a conversão. Além disso, a razão mássica de hidrogênio aparece como uma das principais variáveis para controle do MI.

Como já discutido anteriormente, para a produção da resina polimérica pretendida, a planta de polimerização em estudo utiliza uma estratégia de controle manual. O que se deseja então é automatizar esse processo, introduzindo mudanças simples. Por isso, foi importante considerar todos os fatores que influenciam no

desempenho da malha e suas respectivas dinâmicas, para então chegar a uma estratégia que potencialize a ação do sistema de controle. O conhecimento dos pares mais significativos é, portanto, um dos pontos-chaves deste capítulo, que dará suporte aos desenvolvimentos realizados nos capítulos subsequentes.

II.6. Conclusão

Neste capítulo, para o modo de operação agitado, foram realizadas diversas simulações com o intuito de investigar o efeito das principais variáveis de entrada do processo na produtividade e na qualidade do produto final. Foram realizadas análises de sensibilidade e de ganhos relativos que possibilitaram identificar os potenciais pares de variáveis que mais influenciam no processo em estudo. Os resultados apresentados contribuem para um maior entendimento do processo, a fim de desenvolver e analisar a melhor estratégia de controle a ser empregada no caso de estudo, servindo, portanto, de embasamento para o desenvolvimento das estratégias de controle desenvolvidas nos capítulos subsequentes.

CAPÍTULO III

Capítulo III. Estratégias de Controle Aplicadas a Processos de Polimerização

Resumo

Este capítulo faz uma revisão bibliográfica das principais técnicas aplicadas para o controle das variáveis responsáveis pela qualidade e produção da resina polimérica. São discutidas as estratégias de controle convencionais e avançadas que vêm sendo utilizadas para o controle desses sistemas de polimerização, comparando-as de modo a verificar as vantagens e desvantagens de cada uma delas. Posteriormente é selecionada a estratégia de controle a ser adotada para o caso em estudo, apresentando os motivos que levaram à sua escolha.

Palavras-chave

Controle automático, reações poliméricas, sensores online, estratégias de controle, PID.

III.1. Introdução

Uma das principais dificuldades encontradas na implementação de sistemas de controle em processos de polimerização é a falta de medições em linha de algumas variáveis importantes do processo, tais como o MI (*Melt Index*, índice de fluidez). Esta é uma variável fortemente relacionada à qualidade do produto final e deve, portanto, ser controlada. Todavia esse monitoramento é usualmente realizado *off-line* com o emprego de medições laboratoriais com altos tempos de amostragem, o que obsta a sua utilização em tempo real em uma estratégia de controle. Nesse sentido, muitas técnicas capazes de prever propriedades da resina polimérica *on-line* vêm sendo desenvolvidas. Destacam-se a calorimetria, as técnicas espectroscópicas, os sensores *online*, os métodos ultrassônicos, entre outros. Tendo isso em vista, este capítulo apresenta uma revisão bibliográfica dessas técnicas, bem como uma discussão das estratégias de controle convencionais e avançadas que vêm sendo utilizadas para o controle desses sistemas de polimerização a fim de compará-las, evidenciando os aspectos positivos e negativos de cada uma delas.

III. 2. Técnicas de Medição e Inferência das Variáveis de Processos de Polimerização

Qualquer sistema de controle ou monitoramento requer o emprego de elementos de interface com o mundo real, ou mundo físico. Estes elementos permitem a percepção dos sistemas de automação e controle, gerando informações usadas tanto para o controle da planta, quanto para o monitoramento do desempenho dos processos. Para esta finalidade foi criada uma vasta gama de sensores que, por seu papel fundamental, vêm sendo foco de constante evolução tecnológica, a fim de torná-los mais eficientes.

Dado que as áreas de aplicação dos sensores são muito diversas, existem sensores de variados tipos que são especificados de acordo com a natureza da variável que será medida e das condições de operação. Nesta seção, no entanto, buscou-se dar ênfase apenas às aplicações voltadas para processos de polimerização, que são o foco deste trabalho.

Os sensores para o monitoramento em linha de reatores de polimerização eram desenvolvidos inicialmente com base na utilização de técnicas de caracterização *off-line* já existentes, incluindo a cromatografia gasosa, a difração dinâmica de luz e a ressonância magnética nuclear. Entretanto, atualmente grande parte dos incentivos

destinados à área é voltada ao desenvolvimento de sensores mais robustos e *in situ*, cuja instalação requer modificações mais simples e menos custosas no processo que os outros mencionados, além de possibilitar a aquisição de dados em ambientes insalubres ou de difícil acesso (Hirota, 2009).

Trabalhos de revisão sobre sensores *online* podem ser encontrados em Kamona *et al.* (1999) e Fonseca *et al.* (2009). Na revisão publicada por Kammona *et al.* (1999), os sensores em linha para reatores de polimerização foram divididos em grupos de acordo com a propriedade que se deseja medir. De acordo com eles, para o monitoramento da conversão e composição do polímero podem ser utilizados sensores baseados em calorimetria, ultrassom, espectroscopia de fluorescência, espectroscopia de infravermelho próximo (NIRS, *Near Infrared Spectroscopy*), entre outros. Já o controle do peso molecular e de sua distribuição pode ser feito por meio de sensores baseados em viscosimetria e cromatografia de permeação em gel.

Fonseca *et al.* (2009), de uma forma bastante abrangente e crítica, revisa os sensores *online* desenvolvidos para o monitoramento das reações de polimerização desde o ano de 1990 até os dias atuais. Cerca de seiscentas referências são incluídas, evidenciando o crescimento da aplicação desses sensores nas últimas duas décadas. São considerados os sensores desenvolvidos para o controle das condições operacionais (vazão, nível, temperatura e pressão) e para o monitoramento das propriedades poliméricas (peso molecular, MI, composição química, tamanho das partículas, entre outros).

Em Vicente *et al.* (2003), por exemplo, os sensores *on-line* são utilizados com o uso da técnica de calorimetria a fim de maximizar a produção e manter a qualidade do polímero através do controle simultâneo da composição do copolímero e da distribuição do peso molecular em uma reação de co-polimerização em emulsão. Espósito *et al.* (2008) apresentam um aplicativo que é capaz de efetuar o controle de temperatura do reator e estimar a conversão de reações de polimerização em batelada em tempo real, através de técnicas calorimétricas. Durante as reações, mudou-se de forma abrupta do modo isotérmico (a temperatura do reator é controlada dentro de uma estreita faixa em torno de um valor recomendado) para o modo isoperibólico (a temperatura da camisa é mantida constante e a temperatura do reator não é controlada), com o intuito de avaliar a eficiência do controle de temperatura e da estimativa da conversão. Foi investigado também o efeito da vazão do fluido refrigerante que circula no interior da camisa, desenvolvendo-se um algoritmo para a medição da mesma. A operação em baixa vazão

tornou o controle instável, entretanto em alta vazão bons resultados foram obtidos tanto no controle de temperatura quanto na estimativa da conversão. Outras aplicações de técnicas de calorimetria podem ser encontradas em Hirota (2009), Esposito *et al.* (2009), Tjiam e Gomes (2011), entre outros.

As técnicas espectroscópicas mais comumente utilizadas para a caracterização de materiais poliméricos ou para o monitoramento de reatores de polimerização são as de fluorescência, de ultravioleta (UV), de infravermelho e de Raman. Em Machado *et al.* (2007) são apresentados alguns exemplos da utilização da técnica de espectroscopia de infravermelho próximo (NIRS) para fins de monitoramento e controle de processos de polimerização, visando a determinação em tempo real da concentração de espécies monoméricas no meio, do tamanho médio das partículas poliméricas e de características morfológicas do material polimérico. Faria *et al.* (2009) também utilizam a espectroscopia do infravermelho próximo para fins de monitoramento em tempo real das propriedades ligadas à morfologia das partículas de policloreto de vinila (PVC), tais como a densidade aparente, o diâmetro de partícula, a absorção de plastificante a frio e a distribuição de tamanho de partículas. Eles mostraram que é possível acompanhar a evolução dessas propriedades, como também analisar quantitativamente a estrutura morfológica da partícula de PVC, com o auxílio da sonda NIRS *in situ*. A partir dessa estratégia utilizada, consegue-se diminuir o tempo de desenvolvimento de resinas com características morfológicas diferenciadas e, por conseguinte, evita-se a venda de produtos fora de especificação a preços reduzidos. Outras aplicações dessas técnicas espectroscópicas podem ser vistas em Santos *et al.* (2004), Santos *et al.* (2005), Reis *et al.* (2005), Santos *et al.* (2008), Silva (2009), Chicoma *et al.* (2011), Li (2011), entre outros.

Algumas dessas técnicas mencionadas revelaram-se como ferramentas úteis para a medição em linha de propriedades poliméricas e, por conseguinte, como instrumentos auxiliares no controle de qualidade do polímero. Entretanto, muitas delas não são práticas corriqueiras na indústria, visto que implicam investimentos iniciais relativamente altos ou, muitas vezes, são difíceis de serem implantadas. Além dessas limitações, tais equipamentos requerem manutenção contínua, o que significa mais um custo para a empresa. Uma das maneiras de minimizar esses inconvenientes é através da utilização de estratégias de controle baseadas em modelo. Três alternativas básicas são comumente utilizadas para o controle das propriedades poliméricas, todas elas envolvendo, adicionalmente, a utilização de medidas *off-line*: inferências a partir de

modelos; utilização de múltiplas taxas de amostragem e controle de variáveis substitutas (Embiruçu, 1998; Reis *et al.*, 2005; Facco *et al.*, 2008; Gonzaga *et al.*, 2008; Zhao *et al.*, 2009).

A estratégia de controle inferencial baseada em modelos consiste em controlar uma variável crítica que não é medida diretamente por instrumentos ou analisadores de processo. Para controlar é preciso fazer previamente uma estimativa ou inferência do valor desta variável a partir de outras medidas no processo que tenham com ela uma relação de causa-efeito. Estas variáveis são chamadas de variáveis auxiliares. Tal controle pode ser feito com o uso de qualquer tecnologia adequada às características dinâmicas do sistema, inclusive o PID (Proporcional, Integral e Derivativo). Logo, o problema se resume em estimar o valor da variável crítica a ser controlada. Este tipo de estimativa é também chamado de inferência, analisador virtual ou *soft-sensor* (Guimarães, 2006).

Os *soft-sensors* (sensores virtuais) possibilitam a medição de variáveis que não poderiam ser medidas por sensores tradicionais, e mesmo que estes pudessem medi-las, o fariam de maneira limitada. Desse modo, o sensor virtual, ou estimador inferencial, pode ser considerado como o resultado da interseção da tecnologia de sensores inteligentes e das técnicas de modelagem e identificação de sistemas (Lotufo e Garcia, 2008).

Analisadores virtuais são utilizados, portanto, para prever, por exemplo, conversão, pesos moleculares médios e índice de fluidez para diferentes produtos, a partir de um modelo matemático representativo do processo e informações secundárias, medidas com adequada frequência, como por exemplo, temperaturas, pressões, vazões, entre outras. É verificado, de maneira geral, o emprego de três principais técnicas no desenvolvimento desses analisadores virtuais: redes neuronais; técnicas estatísticas de regressão múltipla; e filtros de Kalman ou suas variantes, associados a modelos mecanicísticos. A escolha da tecnologia mais adequada para cada caso depende de alguns fatores, tais como características do processo, conhecimento do modelo, e disponibilidade de informações.

Algumas aplicações de analisadores virtuais em processos de polimerização podem ser encontradas na literatura. Yiagopoulos *et al.* (2004), por exemplo, propõem a aplicação de um analisador virtual para monitoramento *online* da propriedade MI. Nesta abordagem, foi utilizado um modelo baseado em redes neuronais, de modo a correlacionar as variáveis e as características do processo com o MI. Os resultados

apresentados mostraram-se satisfatórios, visto que o modelo utilizado foi capaz de prever com certa precisão a propriedade em questão.

No mesmo ano, Mohr (2004) desenvolveu um analisador virtual de MI para uma planta de polietileno de alta densidade por processo em suspensão, avaliando-se uma metodologia para a sintonia do EKF (*Extended Kalman Filter*, filtro de kalman estendido).

Sharmin *et al.* (2006) mostraram a aplicação de uma técnica de regressão de mínimos quadrados parciais (PLS, *Partial Least Squares*) para a construção de um analisador virtual capaz de prever o MI através de variáveis rotineiramente medidas de um processo de copolimerização de etileno e acetato de vinila (EVA).

Altarawneh *et al.* (2009) aplicaram um *soft-sensor* baseado em um modelo calorimétrico, a fim de serem estimadas a conversão do monômero e o peso molecular em um reator de polimerização de estireno. Esse modelo calorimétrico foi obtido a partir de medições *online* da temperatura e das concentrações de monômero e do agente de transferência de cadeia. Os resultados mostraram uma boa concordância entre os perfis de conversão obtidos pelo modelo calorimétrico e por medidas gravimétricas. Além disso, os pesos moleculares medidos *off-line* através da cromatografia por exclusão de tamanho com múltiplos detectores foram muito próximos aos estimados em linha pelo modelo calorimétrico.

Jesus *et al.* (2011), ao investigar o mesmo caso estudado nesta dissertação, propõe a utilização do EKF como estimador de estados para a predição do MI a partir do conhecimento de variáveis mensuráveis, tais como pressões, temperaturas e vazões. O estimador de estados foi implementado através da combinação dos modelos de MI e temperatura, usando medidas frequentes de temperatura e análises laboratoriais atrasadas do MI. Os resultados mostraram uma boa capacidade de filtragem para a temperatura e predição para o MI, de modo que tal abordagem apresenta-se como uma alternativa promissora para o controle da qualidade do polímero.

Outros trabalhos que tratam especificamente do monitoramento da propriedade MI através de analisadores virtuais são encontrados em Liu (2007), Lee *et al.* (2008), Ahmed *et al.* (2009), Lee *et al.* (2009), Ling *et al.* (2010), Tian *et al.* (2010) e Li e Liu (2011).

Em geral, a medição de algumas variáveis, combinada com o uso de modelos matemáticos apropriados (*soft-sensor*), permite, portanto, inferir e controlar a qualidade de um produto sem a necessidade de análises laboratoriais muito frequentes. No

entanto, esta solução requer dados e modelo matemático de alta confiabilidade para seu êxito. Se esta combinação não é, ou deixa de ser, confiável, o valor inferido pode trazer prejuízos maiores do que os resultantes de análises de laboratório demoradas. Deste modo, é evidente a necessidade de monitorar a qualidade das inferências obtidas por meio de variáveis auxiliares e modelos matemáticos (inferenciais), antes de considerá-las satisfatórias para outros usos como, por exemplo, controle de processos (Freitas, 2009).

A seguir são discutidas algumas estratégias de controle convencionais e avançadas que vêm sendo utilizadas para o controle de sistemas de polimerização, comparando-as de modo a verificar as vantagens e desvantagens de cada uma delas. Posteriormente é selecionada a estratégia de controle a ser adotada nesta dissertação, apresentando os motivos que levaram à sua escolha.

III. 3. Algoritmos de Controle Convencionais

Existe uma variada gama de controladores comerciais no mercado, cada uma com suas vantagens e desvantagens em relação a sua função. Aqui são apresentados quatro tipos de ações básicas de controle que podem ser utilizados isoladamente ou associados: ação liga-desliga (*on-off*), ação proporcional (P), ação integral (I) e ação derivativa (D). A compreensão física destas ações é de fundamental importância para um perfeito entendimento dos algoritmos de controle convencionais.

Em muitos sistemas básicos o controle pode ser efetuado a partir de uma simples chave liga-desliga que é acionada/desacionada, conforme seja verificado um desvio da variável controlada em relação ao seu valor desejado. Nesse tipo de ação, o controlador compara o sinal de entrada com a realimentação e, se a saída supera a entrada, desliga o atuador; se a realimentação for menor, liga o atuador. As vantagens deste controlador são a simplicidade e o baixo custo, sendo que a desvantagem reside na contínua oscilação da saída entre os limites de atuação do controlador conhecida como histerese (Bayer e Araújo, 2010). Esta ação de controle torna-se acentuadamente inadequada para processos em que há tempos mortos muito grandes. Suas aplicações restringem-se, portanto a sistemas onde não é necessária precisão nem um bom desempenho dinâmico.

A ação proporcional de controle pode ser considerada uma evolução do modo de controle liga-desliga. Este tipo de ação atua conforme o valor do erro: quanto maior o desvio em relação ao *setpoint*, maior será a ação corretiva produzida pelo controlador

proporcional. Esta proporcionalidade é representada por uma constante k_c que define o fator de amplificação do controlador (ganho proporcional).

A principal vantagem deste controlador é que ele é barato e relativamente simples, pois requer apenas o ajuste de um único parâmetro, o ganho proporcional. Além disso, elimina as oscilações provocadas pelo controle liga-desliga devido à correção proporcional ao desvio. Esta ação é especialmente útil quando grandes variações de carga no processo são improváveis e podem-se tolerar pequenos erros de *offset*. Também é útil em processos com tempo morto pequeno, no qual o ganho do controle pode ser alto (faixa proporcional pequena) para gerar um menor erro de *offset* (Bayer e Araújo, 2010). Uma desvantagem é o aparecimento do erro de regime permanente (*offset*), prejudicando a precisão desta estratégia. Esta deficiência pode ser uma das razões pelas quais não são encontradas referências da aplicação deste controlador para controle, por exemplo, de temperatura e concentração em sistemas poliméricos.

Para resolver o inconveniente do erro estacionário (*offset*) ao se utilizar o controle proporcional, foram desenvolvidos controladores do tipo PI, resultante da combinação da ação proporcional com a ação integral.

Deve-se estar atento, no entanto, ao se utilizar a ação integral, uma vez que se o processo é caracterizado por apresentar mudanças rápidas, esta ação pode vir a introduzir oscilações que implicariam em instabilidade do sistema. Em processos nos quais há uma constante de tempo grande (mudanças lentas) esta associação torna-se ineficiente e uma terceira ação se faz necessária para acelerar a correção, a ação derivativa ou diferencial.

Verifica-se na literatura uma escassez de trabalhos voltados para a aplicação de controladores PI em reatores de polimerização, embora algumas aplicações possam ser encontradas. Em Wakabayashi (2007), por exemplo, buscou-se comprovar a potencialidade da aplicação de controladores PI baseados em lógica *fuzzy* em reatores de polimerização, com trajetórias de *setpoints* de temperatura e pressão pré-definidas. O sistema em estudo compreende um reator semi-batelada, de escala comercial, para a produção de nylon a partir da ϵ -caprolactama com controle de temperatura na massa reacional e controle da pressão na fase vapor. Foram comparadas duas estratégias de controle, quais sejam: controladores convencionais com algoritmo PID e controladores PI-*fuzzy*. A lógica *fuzzy* é introduzida de modo a solucionar problemas de não linearidades do processo que, talvez, um simples controlador PI não fosse capaz de

resolver. O problema de controle consistiu em conduzir o sistema reacional ao longo de cada batelada, fazendo com que variáveis auxiliares fossem monitoradas e controladas para garantir a qualidade do produto final, de modo que as trajetórias de *setpoints* da temperatura na massa reacional e da pressão na fase gasosa fossem devidamente obedecidas. Dessa forma, tem-se um problema de controle tipicamente servo, com *setpoints* variáveis. Os resultados obtidos foram avaliados com base nos desvios em relação às trajetórias de *setpoint* (valor de referência) de temperatura e pressão, ocorrência de sobre-elevação (*overshoot*) e eliminação de *offset* (desvio estacionário). Os controladores PI-*fuzzy* de temperatura e pressão apresentaram bons desempenhos, mostrando que é possível controlar as variáveis do processo, fazendo-as acompanhar os perfis dos *setpoints*. Além disso, foi mostrado que a estratégia proposta é mais satisfatória, quando comparada à estratégia de controle do tipo PID, sendo, portanto, sugerida como uma alternativa potencial de controle para o sistema de polimerização de nylon 6 e de outros sistemas não lineares.

Outro exemplo da aplicação do controlador PI encontra-se em Martins (2009). Neste trabalho, uma metodologia utilizada para estruturação de controladores PI-MIMO foi empregada para projetar um controlador multivariável para uma unidade industrial de produção de poliestireno cristal (GPPS, *General Purpose PolyStyrene*). Dois modelos lineares foram obtidos para as entradas e saídas do sistema, por meio da linearização numérica de um modelo fenomenológico rigoroso desenvolvido por Almeida (2004). A estratégia de controle teve como objetivo controlar variáveis substitutas, quais sejam, as temperaturas e os tempos de residência dos reatores, visando especificar a qualidade do polímero, expressa pelo índice de fluidez e a massa molar polimérica. Para controle das temperaturas foram escolhidas como variáveis manipuladas as pressões dos reatores. Já para o controle dos tempos de residência foram manipuladas as vazões de alimentação dos reatores. Assim, foram implementados dois controladores PI-MIMO e posteriormente comparado o desempenho dos mesmos, com um controlador PI-SISO, cuja estrutura é idêntica à utilizada na planta industrial. Os resultados finais indicaram que o controlador SISO apresenta dificuldades de controle. Por outro lado, os controladores multivariáveis possuem melhor desempenho para controle da temperatura e tempo de residência da seção de reação da unidade de GPPS, concluindo-se assim que esta última estrutura é a mais adequada para o processo em questão.

Até esta parte do trabalho foram descritas as ações de controle *on-off*, proporcional e integral. Entretanto, é importante descrever ainda a ação de controle derivativa, para melhor compreensão e entendimento do algoritmo de controle convencional do tipo PID.

A ação derivativa atua na variável manipulada proporcionalmente à velocidade de variação do desvio. O objetivo desta ação é diminuir a velocidade das variações da variável controlada, evitando que se eleve ou baixe muito rapidamente. O princípio básico da ação derivativa reside em proporcionar uma correção antecipada do desvio, isto é, na presença de uma tendência súbita de aumento no desvio, a ação derivativa atua de forma preventiva, diminuindo o tempo de resposta. Tal ação é apropriada para processos que possuem grandes constantes de tempo, ou seja, processos lentos.

A união dessas três ações de controle (proporcional, integral e derivativa) produz um dos mais eficientes algoritmos de controle já desenvolvidos, o controlador PID. Contudo, a maneira como ocorre esta combinação pode variar significativamente, repercutindo em alteração no algoritmo dos controladores PID de diferentes fabricantes. Apesar de existirem diversas formas de combinação, duas delas são mais corriqueiras: a forma série e a forma paralela (Faccin, 2004). Muitas parametrizações constituem em simples variações destas formas.

Na forma paralela as ações integral e derivativa são combinadas paralelamente. Já na forma série, a ação derivativa é adicionada em série à ação integral. Nesta dissertação foram utilizados controladores PID na forma paralela e sua representação matemática (função de transferência) é dada pela Eq. III.1.

$$c(s) = k_c \left(1 + \frac{1}{\tau_i \cdot s} + \tau_D \cdot s \right) \quad (\text{III. 1})$$

sendo k_c , τ_i e τ_D o ganho proporcional, a constante de tempo integral e a constante de tempo derivativa, respectivamente, parâmetros de sintonia do controlador.

Desde a sua criação, inúmeros métodos de ajuste e diferentes estruturas alternativas de controle baseadas no algoritmo PID foram propostos e aplicados no meio industrial, com resultados bastante satisfatórios. Isso se deve em parte à sua simplicidade e bom desempenho para a grande maioria dos casos industriais, o que, de certa forma, ratifica o fato do controlador PID ser empregado em cerca de 95% das

malhas de controle existentes (Åström e Hägglund, 2006). Entretanto, devido à natureza não linear e multivariável das reações de polimerização e ao alto grau de acoplamento existente entre as variáveis de entrada, é necessário avaliar se a aplicação deste tipo de controlador produzirá resultados satisfatórios em sistemas poliméricos.

Diversas aplicações deste tipo de controlador em reatores de polimerização são reportadas na literatura. Algumas delas relatam o uso dos controladores PID em plantas em escala piloto, outras fazem uso desses controladores em plantas reais com o auxílio de um modelo matemático. Alguns exemplos dessas aplicações são apresentados a seguir, onde se pode observar que o monitoramento das propriedades poliméricas é comumente feito de forma indireta, através do controle de variáveis substitutas, na maioria das vezes, alguma temperatura.

Jeong e Rhee (2000) aplicam um controlador PID em um reator em batelada para polimerização de metacrilato de metila (MMA, *Methyl MethAcrylate*) em escala piloto. O objetivo do controlador é seguir a trajetória ótima de temperatura a partir da concentração de iniciador, calculada para valores desejados de peso molecular e conversão. Os resultados experimentais demonstraram que o desempenho obtido com a aplicação da estratégia de controle é bastante satisfatório, apesar das características não-lineares do sistema de reação. Além disso, pôde-se verificar que a conversão e os pesos moleculares médios medidos são bastante semelhantes aos preditos pelo modelo. Deste modo, o polímero desejado pode ser produzido pelo controle da variável substituta, neste caso a temperatura. Endorgan *et al.* (2002) e Nunes (2003) também utilizam com sucesso um controlador PID em um aparato experimental.

Salau (2004) utiliza controladores PID em cascata, projetados via otimização no domínio da frequência com abordagem multi-modelos, a fim de controlar a temperatura de um reator industrial de polimerização em leito fluidizado. Na malha primária, a variável controlada é a temperatura do reator e a variável manipulada é a temperatura da corrente de alimentação, composta pelo gás de reciclo e pelos gases frescos. Esta temperatura, por sua vez, serve como *setpoint* para a manipulação da abertura da válvula que determina a vazão de água de resfriamento (malha secundária). De modo a avaliar os benefícios do controle em cascata, duas estruturas alternativas foram estudadas: a utilização de uma malha cascata e o controle direto da temperatura do reator através da abertura da válvula de arrefecimento de água, sem malha cascata. A segunda estratégia provou ser suficiente para assegurar um controle de temperatura mais estável, melhorando assim a qualidade do polímero formado. A autora mostra que, a fim

de manter a temperatura do reator no *setpoint* desejado, não há necessidade de fazer alterações abruptas na abertura da válvula de resfriamento de água, tal como ocorre na instalação industrial em estudo.

Outra aplicação desse tipo de controle é mostrada em Brand *et al.* (2009), que utilizam controladores PID em cascata para controle de temperatura de dois reatores de polimerização de propileno do processo Spheripol, tanto em fase líquida quanto em fase gasosa. Depois de um longo período de controle manual, devido a deficiências do sistema de controle, os autores mostraram que a implementação dos controladores PID em cascata permitiu uma redução na variabilidade da abertura da válvula de controle, bem como da própria variável controlada, isto é, a temperatura. Como consequência, a produção de polímero foi aumentada.

III. 4. Algoritmos de Controle Avançado

Nos últimos anos, estratégias de controle avançado vêm sendo desenvolvidas e aplicadas em plantas de polimerização na tentativa de melhorar o desempenho do sistema, de modo a satisfazer os requisitos de qualidade e produção da resina polimérica. Essas estratégias são elaboradas com base em algoritmos avançados do tipo preditivo, adaptativo, não linear, robusto e inteligente.

O controle preditivo baseado em modelos (MPC, *Model Predictive Control*) tem sido visto como uma das mais importantes classes de algoritmos para controle avançado de processos, especialmente no controle de processos químicos. Ele utiliza um modelo interno do processo, que pode ser fenomenológico ou empírico, para prever as respostas futuras da planta, com base na modificação calculada das variáveis manipuladas ao longo de um horizonte de controle.

Conforme a necessidade, as versões destes controladores podem ser diferenciadas em função do modelo interno, que pode ser linear ou não linear. Além disso, a inclusão ou não de restrições nas variáveis manipuladas e controladas definirá a estratégia de otimização mais adequada para a resolução do problema.

Apesar de a maioria dos sistemas reais apresentarem características não lineares, quando o processo é operado em uma pequena faixa, seu comportamento pode ser aproximado satisfatoriamente através de modelos lineares. Isso tem motivado o uso destes modelos em muitas técnicas de MPC.

Exemplos de controladores baseados em modelos lineares são: o GMV (*Generalized Minimum Variance*, controle de variância mínima generalizada) de Clarke e Gawthrop (1975); o MAC (*Model Algorithm Control*, controle algorítmico baseado em modelo) de Richalet *et al.*, (1978); o DMC (*Dynamic Matrix Control*, controle por matriz dinâmica) de Cutler e Ramaker (1980); o EHAC (*Extended Horizon Adaptive Control*, controle adaptativo com horizonte estendido) de Ydstie (1984); o EPSAC (*Extended Prediction Self-Adaptive Control*, controle preditivo adaptativo estendido) de Keyser (1985) e o GPC (*Generalized Predictive Control*, controle preditivo generalizado) de Clarke *et al.* (1987a, b).

A principal vantagem do MPC linear quando comparado ao não linear é que o problema de otimização associado é mais simples de resolver. Porém, quando se está diante de um processo com alto grau de não linearidades ou que experimentam transições contínuas em sua operação, é desejável que seja levado em consideração um modelo não linear no projeto de controle, de modo a manter a estabilidade e o desempenho requerido para o sistema em malha fechada (Camacho e Bordons, 2004). Nesse sentido, são citados alguns trabalhos da literatura que utilizam algoritmos MPC baseados em modelos não lineares para simular o comportamento de processos com essas características, a exemplo de Wang *et al.*, (2000); Santos (2007) e Bravo e Normey-Rico, (2009).

Nas plantas de polimerização, verifica-se que o controlador preditivo baseado em modelos é mais comumente aplicado para o controle de qualidade do polímero. Isto pode ser verificado em Na e Rhee (2002), Prasad *et al.* (2002), Kadam *et al.*, (2004), entre outros. No entanto, seu uso não está restrito ao controle das propriedades poliméricas, uma vez que se pode aplicar o controlador MPC para controle de outras variáveis, tais como a temperatura dos reatores de polimerização (Ghasem *et al.*, 2006; Alamir *et al.*, 2007; Khaniki *et al.*, 2007; Shamiri *et al.*, 2011). Além disso, ele pode ser utilizado de forma hierárquica, controlando uma série de propriedades.

A Braskem, por exemplo, no processo de produção de polietileno com a tecnologia Spherilene, utiliza dois reatores de polimerização em fase gasosa em série com controladores MPC que trabalham em três diferentes níveis (Neumann *et al.*, 2010): um otimizador de produção, um controlador de composição da fase gasosa e um controlador de qualidade. O primeiro é responsável por otimizar a carga da unidade, atuando sobre a injeção de catalisador e de eteno nos reatores. Já o controlador de composição atua sobre as vazões de alimentação nos reatores. O controlador de

qualidade controla o MI e a densidade da resina, enviando *setpoints* através de um controle cascata para o controlador de composição, sendo responsável por manter o produto dentro dos limites de especificação. O controle do MI é feito através da injeção de hidrogênio, uma vez que este é capaz de finalizar o processo de crescimento da cadeia. Já a densidade é controlada através da maior ou menor injeção de comonômeros.

A escolha por determinado método de controle avançado depende da necessidade e da dificuldade de se obter um esquema de controle eficiente para processos que, na maioria das vezes, são não lineares por natureza. Em alguns sistemas de controle, por exemplo, certos parâmetros não são constantes ou variam de uma maneira não conhecida. Há formas de minimizar os efeitos de tais contingências projetando um controlador para sensibilidade mínima (sensível a pequenas variações). Se, entretanto, as variações dos parâmetros são grandes ou muito rápidas, pode ser desejável um controlador com a capacidade de identificar estas variações continuamente e ajustar seus parâmetros de sintonia de modo que os critérios de desempenho estabelecidos para o sistema sejam sempre satisfeitos.

Portanto, a depender do processo, é possível a utilização de diferentes algoritmos de controle, tais como o algoritmo adaptativo, o preditivo e o nebuloso, que podem estar isolados ou associados em um mesmo esquema de controle. Yi e Park (1993), por exemplo, obtiveram sucesso na implementação de reatores de polimerização em batelada, pela introdução da lógica *fuzzy* em um algoritmo de controle, tornando-o mais rápido que os algoritmos tradicionais. Já Postlethwaite (1996) promoveu uma evolução de um controlador *fuzzy* pela introdução de um modelo preditivo, obtendo resultados significativos.

Técnicas de Inteligência Artificial são assim utilizadas como alternativa ou mesmo apoio aos sistemas de automação, nos procedimentos de diagnóstico, tomada de decisão e estimação de variáveis.

A base de um sistema de otimização que utiliza Inteligência Artificial pode ser um Sistema Especialista, sobre o qual podem ser inseridos módulos de Lógica Nebulosa e Redes Neurais. Nesta configuração, o Sistema Especialista contemplará as regras operacionais e as estratégias de otimização e utilizará as variáveis recebidas do processo para desempenhar suas tarefas. O bom desempenho do Sistema Especialista está atrelado ao bom desempenho da instrumentação do processo, ou seja, as variáveis devem ser precisas. Como a qualidade dos dados do processo não pode ser amplamente garantida, é possível que seja necessário tratar as variáveis imprecisas utilizando a

Lógica Nebulosa. Outro problema ainda pode ocorrer: a ausência de variáveis importantes para a otimização. Neste caso, podem ser utilizadas Redes Neurais para estimá-las.

De acordo com Huang e Lewis (2003), a habilidade do algoritmo GPC em fazer previsões pode ser melhorada com a utilização de redes neurais artificiais (ANN, *Artificial Neural Networks*) de modo a serem aprendidas as dinâmicas da planta, ao invés de utilizar técnicas de modelagem não linear padrão. Assim o algoritmo GPC passa a ser denominado controle preditivo neural generalizado (NGPC - *Neural Generalized Predictive Control*), devido ao uso de ANN.

O conceito de lógica *fuzzy* (nebulosa) é utilizado quando se pretende traduzir em termos matemáticos uma informação imprecisa, explícita por um conjunto de regras linguísticas. Ao contrário dos controles convencionais, que se apoiam no conhecimento das equações diferenciais (ou de diferença) representativas do comportamento dinâmico do processo, o controle *fuzzy* utiliza regras lógicas baseadas em experiências práticas e nos padrões de raciocínio. O uso da lógica nebulosa em conjunto com as técnicas de análise e inferências da inteligência artificial permitiu o desenvolvimento de controladores *Fuzzy*, que também são adequados para resolver problemas de não linearidades do processo.

Os primeiros estudos sobre o conceito de lógica das imprecisões foram desenvolvidos por Jan Lukasiewicz em 1920. Posteriormente, foram geradas inúmeras publicações sobre este tema, entre as quais se destaca a do professor Lotfi Asker Zadeh (Zadeh, 1965), da Universidade da Califórnia, sobre lógica *fuzzy*. Esta é considerada atualmente como uma técnica em constante expansão, não somente na área de controle de processos industriais, como também em outros campos. Quando se trata do controle de propriedades em reatores de polimerização, alguns trabalhos podem ser citados, por exemplo: Mattedi (2003), Solgi *et al.* (2006), Wakabayashi (2007), Lima *et al.* (2009), Lima *et al.* (2010).

Em Lima *et al.* (2009), por exemplo, é desenvolvido um controlador híbrido preditivo baseado em sistemas nebulosos (FMPHC, *Fuzzy Model-based Predictive Hybrid Controller*), composto por modelo nebuloso e controle preditivo do tipo DMC. O caso de estudo abordado foi o mesmo contemplado nesta dissertação, ou seja, o processo industrial de polimerização de eteno com o uso de catalisador Ziegler-Natta solúvel. O modelo fenomenológico previamente desenvolvido (Embiruçu, 1998; Embiruçu *et al.*, 2000; Pontes, 2005), validado com dados reais da planta, foi utilizado

para a geração dos resultados. A metodologia DMC foi aplicada na obtenção do controlador híbrido, o qual utiliza um modelo dinâmico nebuloso funcional em substituição ao modelo de convolução (modelo de previsão linear). O controlador híbrido foi gerado a partir do desenvolvimento de modelos dinâmicos nebulosos tipo Takagi-Sugeno, e teve seu desempenho comparado ao controle preditivo DMC convencional. Por razões de simplicidade, foi considerado somente o sistema de controle SISO (*Single Input Single Output*), cuja variável controlada foi o peso molecular médio e a variável manipulada foi a concentração de hidrogênio. Foram investigados os problemas de controle servo e regulatório e os resultados obtidos para ambas as situações demonstraram o alto potencial da abordagem desenvolvida, apresentando-a como uma alternativa promissora no que se refere ao projeto de controladores a partir de dados dinâmicos do processo.

No ano seguinte, de modo análogo, Lima *et al.* (2010a) desenvolveram e implementaram dois esquemas de controle preditivo não-linear multivariável baseados em lógica *fuzzy* para um processo de copolimerização em solução do metacrilato de metila e acetato de vinila. Modelos MISO (*Multi-Input Single-Output*) lineares e exponenciais foram construídos a partir da lógica nebulosa, combinados e aplicados para simulação e predição *on-line*. Os desempenhos das estruturas de controle propostas foram comparados ao DMC e a um NMPC (*Nonlinear Model-based Predictive Control*, controle preditivo baseado em modelos não-lineares) típico para o problema servo. Foram escolhidas como variáveis manipuladas a temperatura da jaqueta do reator, a vazão de iniciador e a vazão de acetato de vinila na alimentação do reator para o controle simultâneo da taxa de produção do copolímero e da temperatura do reator. Os resultados obtidos comprovaram a eficácia das configurações projetadas.

Mais recentemente, Leite *et al.* (2011) propuseram o desenvolvimento de modelos matemáticos inteligentes capazes de prever a temperatura da reação de polimerização de estireno em solução, a fim de melhorar a qualidade do produto final. Esses modelos foram utilizados em esquemas de controle preditivo. Duas técnicas do campo da inteligência artificial foram utilizadas: *neuro-fuzzy*, que pode ser analisada como um sistema de inferência *fuzzy*, implementado sob a arquitetura das redes neurais (ANFIS, *Adaptative Neuro-Fuzzy Inference System*) e redes neurais artificiais (ANN, *Artificial Neural Networks*). A temperatura do reator foi a variável controlada do processo (variável substituta) e a variável manipulada foi a variação de potência da resistência elétrica contida no tanque de aquecimento do fluido que circulava na camisa

do reator. Após a análise dos resultados, foram constatadas similaridades e características favoráveis em ambos os modelos matemáticos obtidos. Eles permitiram um controle mais eficiente da temperatura do reator, a fim de que fossem satisfeitos os requisitos de qualidade da resina polimérica.

Dado o exposto acima, a grande vantagem dessas estratégias de controle avançado é a possibilidade de se trabalhar com sistemas não lineares e multivariáveis, que apresentam grande interação entre as variáveis, além de considerar no cálculo das ações de controle as restrições das variáveis manipuladas e controladas (Silveira *et al.*, 2010). Esta habilidade para lidar com restrições que variam no tempo permite que o processo seja levado para condições operacionais mais satisfatórias. Em contrapartida, estas técnicas ainda possuem limitações para a sua utilização, devido, em parte, à sua difícil aplicação prática decorrente da falta de conhecimento dessas novas técnicas pelos potenciais usuários (Shafiee *et al.*, 2008).

Para comprovar esse fato pode-se citar o recente trabalho desenvolvido por Kano e Ogawa (2010), no qual foi realizada uma ampla revisão sobre o controle de processos químicos nas indústrias japonesas. Neste trabalho foi apresentada uma pesquisa que pretendia avaliar o nível de aplicação das estratégias de controle já desenvolvidas, desde as estratégias convencionais até as mais avançadas. O resultado dessa pesquisa deixa claro o estado da arte da aplicação de controle em processos no Japão. Foi demonstrado que o controle preditivo linear (LMPC, *Linear Model-based Predictive Control*) é a única metodologia de controle avançado que vem sendo efetivamente utilizada na prática. A maioria das empresas não utiliza o MPC não linear (NMPC), o controle adaptativo, incluindo o *self-tuning*, o controle de horizonte infinito (IH MPC, *Infinite Horizon Model Predictive Control*), o controle por realimentação de estados, o controle baseado em conhecimento, entre outros. Segundo os engenheiros e operadores questionados nesta pesquisa, essas técnicas têm sido evitadas, devido a sua complexidade, levando-os a preferir o tradicional controlador PID, que é mais intuitivo e compreensível. Isso é ratificado na Tabela III.1, retirada deste trabalho, onde é apresentada a classificação das metodologias de controle e o número de aplicações nas plantas da *Mitsubishi Chemical Corporation* (MCC). Nesta tabela é possível observar que a proporção de aplicações de controle PID, controle avançado convencional e MPC é de 100:10:1, com o controle PID sendo utilizado em 5006 malhas em 24 unidades de produção.

Tabela III.1. Classificação das metodologias de controle e o número de aplicações nas plantas da *Mitsubishi Chemical Corporation* (Kano e Ogawa, 2010)

Classificação	Metodologia	Aplicação
Controle avançado moderno	MPC linear	54
	MPC não-linear	2
	Regulador Linear Quadrático com ação Integral (LQI)	2
Controle avançado convencional	controle <i>feedforward</i> controle <i>override</i> controle de posição de válvula controle <i>feedback</i> com analisador controle baseado em modelo, etc.	+ 500
Controle regulatório	controle PID/ I-PD	5006

Uma das críticas a ser feita a essa tabela é que, embora a estratégia de controle MPC seja classificada no grupo de controle avançado moderno, ela poderia ser também classificada no segundo grupo, de controle avançado convencional, uma vez que o MPC é baseado em modelos. De maneira análoga, o controle PID poderia ser encaixado em controle avançado convencional, pois é também um controle *feedback*. A classificação dessas metodologias de controle poderia ser, portanto reavaliada pelos autores, a fim de classificá-las de forma mais criteriosa.

Mesmo sendo observadas essas lacunas, a principal informação que se extrai da tabela é que apesar da existência de uma variada gama de tecnologias de controle avançado, o controlador do tipo PID continua sendo inegavelmente o controlador mais utilizado, de forma que constitui uma alternativa atraente e que pode trazer muitas melhorias para o processo.

Sendo assim, sistemas de controle de alta performance não necessariamente são aqueles onde atuam controladores preditivos, adaptativos, lógica fuzzy, redes neurais, entre outros. Luyben e Luyben (1994) citam, como a primeira lei fundamental em controle de processos, que o melhor sistema de controle é o mais simples que fizer o serviço. Assim, o tradicional PID, na grande maioria dos casos industriais, quando projetado de forma adequada, fornece uma performance equivalente a essas ferramentas modernas, que além de tudo, necessitam de metodologias muito mais complexas, maior esforço computacional, maior preocupação com segurança e, principalmente, com um alto custo envolvido.

Para o esquema multi-SISO, foram manipuladas as vazões de etileno e de catalisador para o controle da temperatura do reator e da conversão, respectivamente. De modo análogo à estratégia de controle SISO, assume-se que há uma malha em cascata, onde os controladores mestres são representados por TC (controlador de temperatura) e por XC (controlador de conversão). Já os controladores escravos são representados por RC (controladores de razão); TT é o transmissor de temperatura; TX, o transmissor de conversão e FT, o transmissor de vazão. As saídas dos controladores de temperatura e de conversão são as razões mássicas percentuais de etileno e de catalisador, respectivamente. Este esquema de controle multi-SISO pode ser visualizado através da Figura III.2 a seguir.

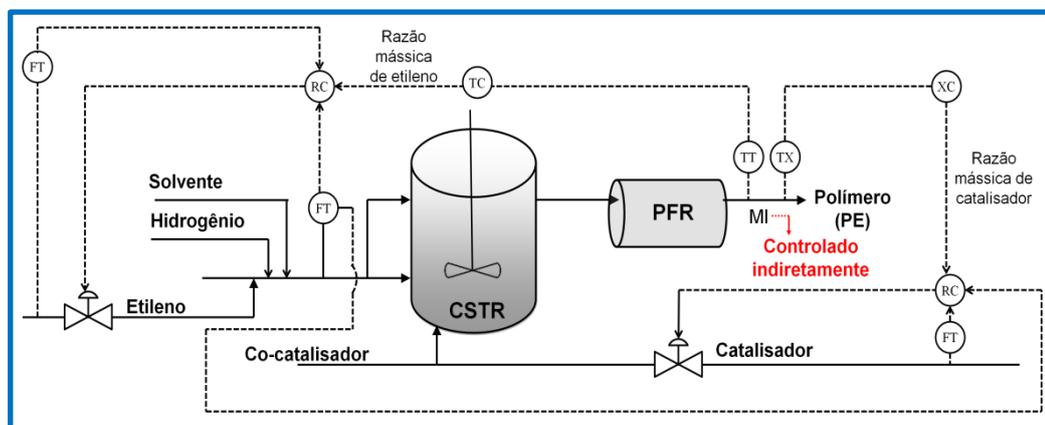


Figura III.2. Malha de controle multi-SISO.

Nos dois esquemas investigados, as impurezas presentes no catalisador foram consideradas como perturbações ao processo, uma vez que o catalisador muitas vezes contém cetonas, água, ácidos, álcoois, CO_2 , dentre outros. Tais espécies têm influência direta na atividade catalítica e, além disso, podem agir como agentes de transferência de cadeia ou introduzir insaturações ou ramificações no polímero.

Visa-se, com a implementação dessas estratégias de controle, satisfazer os requisitos de qualidade do polímero, expressos principalmente pela propriedade MI. O monitoramento desta propriedade será feito por meio do controle de uma variável substituta, que no caso em questão é a temperatura de saída do reator PFR, uma vez que não estão disponíveis medições *online* de propriedades poliméricas nem analisadores virtuais. Estas estratégias de controle podem ser também visualizadas através dos diagramas de bloco mostrados a seguir. A Figura III.3 ilustra o esquema de controle SISO e a Figura III.4, o esquema multi-SISO, nos quais o subscrito 1 representa a malha

de controle da temperatura (T) e o subscrito 2, a malha de controle da conversão (X), e G_v e G_m são as funções de transferência da válvula e do medidor, respectivamente. As funções de transferência do processo são G_{MT} , G_{MX} , G_{CX} , G_{CT} , G_{IT} , G_{IX} e G_{Tmi} , onde os subscritos M, C, I e T representam monômero, catalisador, impurezas e temperatura, respectivamente.

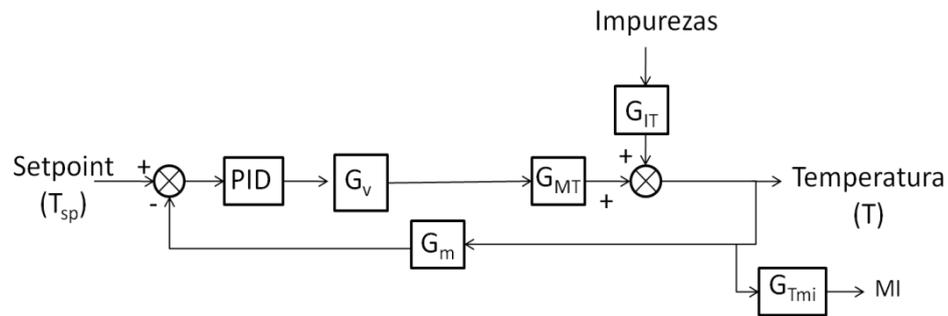


Figura III.3. Fluxograma esquemático do esquema de controle SISO para o processo estudado.

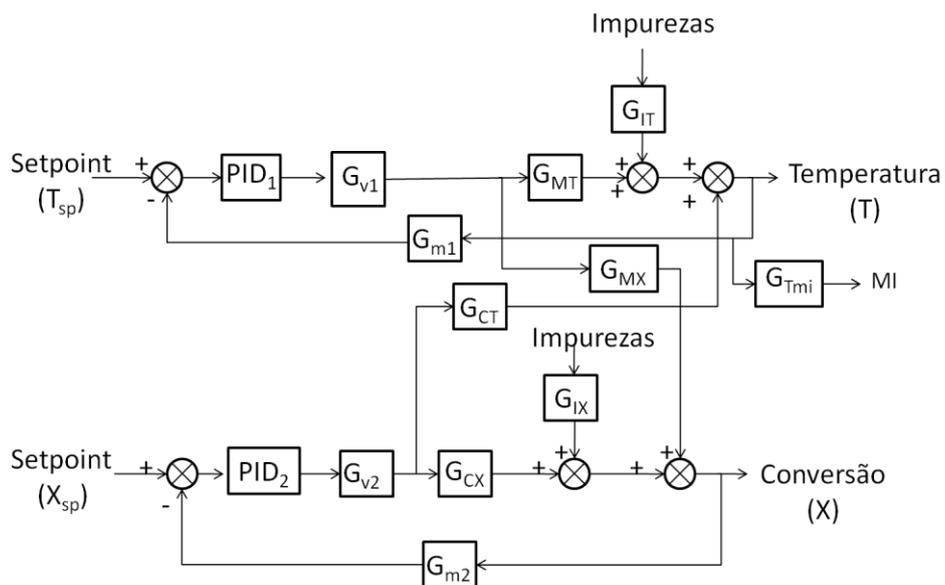


Figura III.4. Fluxograma esquemático do esquema de controle multi-SISO para o processo estudado.

III. 6. Conclusão

Este capítulo faz uma revisão bibliográfica das principais técnicas de controle aplicadas para o monitoramento das variáveis responsáveis pela qualidade e produção da resina polimérica. Foram discutidas as estratégias de controle convencionais e

avançadas, comparando-as de modo a verificar as vantagens e desvantagens de cada uma delas. Na literatura pesquisada pôde-se perceber que o controle inferencial é mais utilizado em abordagens avançadas, que fazem uso, por exemplo, de controladores preditivos baseados em modelos (MPC). Por outro lado, o controle por variáveis substitutas é mais comumente verificado com controladores do tipo PID, como é o caso específico desta dissertação.

A seleção da melhor estratégia não é uma tarefa fácil, visto que é necessária a garantia de uma elevada confiabilidade e robustez para o sucesso do sistema de controle. Desse modo, para o processo de polimerização em estudo, propõe-se adotar uma estratégia de controle simples e confiável como o algoritmo PID, associada a um projeto de sintonia que permita atingir um desempenho satisfatório, respeitando os limites de estabilidade operacional. A viabilidade ou inviabilidade da implementação desta estratégia de controle será verificada de acordo com os resultados obtidos após a sintonia desse controlador. No próximo capítulo é realizado o procedimento de identificação das funções de transferência para posterior realização da sintonia dos controladores e verificação do desempenho dos mesmos.

CAPÍTULO IV

Capítulo IV. Identificação de Modelos Lineares

Resumo

Este capítulo trata do procedimento de identificação das funções de transferência, analisando-as de acordo com seu comportamento dinâmico. Os desvios relativos percentuais médios em relação aos dados utilizados para identificação foram calculados, avaliando a possível presença de não linearidades no processo. Através dos resultados apresentados, é verificado que as funções de transferência identificadas são satisfatórias para a faixa de operação especificada, com baixos desvios relativos quando comparados com o modelo fenomenológico representativo do processo. A partir destas funções de transferência é possível desenvolver estratégias de controle e realizar a sintonia dos controladores PID.

Palavras-chave

Polimerização, identificação de modelos, simulação, funções de transferência.

IV.1. Introdução

Um dos grandes desafios encontrados na indústria de polímeros tem sido desenvolver modelos matemáticos capazes de reproduzir os fenômenos observados em processos reais de polimerização. Embora os modelos não lineares sejam os que melhor representem a realidade dos processos, a obtenção deles é significativamente mais trabalhosa do que a dos modelos lineares. A grande maioria dos controladores ativos nas plantas industriais utiliza, portanto, modelos lineares, devido à facilidade de sua obtenção e do cálculo das ações de controle. Na prática, o que é feito muitas vezes é linearizar o modelo não-linear, quando este é disponível, utilizando-o em torno do ponto no qual se linearizou.

A identificação de sistemas busca relacionar entradas e saídas através de correlações traduzidas matematicamente por modelos (equações). Estes podem ser representados tanto em forma de funções de transferência, no domínio discreto ou no domínio contínuo, como também sob a forma de espaço de estados. Os modelos tradicionalmente usados em controle de plantas industriais são modelos do tipo LTI (*Linear Time Invariant*), ou seja, modelos lineares e com parâmetros invariantes no tempo. Tais modelos são mais interessantes do ponto de vista industrial, não somente pela praticidade, simplificando tratamentos matemáticos, como também pela facilidade de obtenção com boa representação das dinâmicas do processo. Esta classe de modelos apresenta respostas que independem do tempo absoluto e tem natureza não posicional, isto é, variações nas entradas produzem os mesmos efeitos nas saídas, em qualquer ponto de operação do processo (Machado, 2004). Entretanto, deve ser salientado que os modelos lineares apresentam algumas limitações, visto que eles não levam em consideração os efeitos não lineares das entradas individuais nem as interações cruzadas existentes entre as variáveis de entrada. Assim, processos de maior complexidade, em especial os multivariáveis, podem não ser bem representados, resultando em distorções da realidade da planta.

Nesta dissertação as funções de transferência são utilizadas como estratégia para se obter uma estimativa inicial para cada um dos parâmetros dos controladores PID, necessários para a aplicação do método de sintonia ótima. Além disso, a identificação das funções de transferência tem como intuito facilitar a assimilação do conhecimento da dinâmica do sistema através de modelos simplificados. Essas funções podem ser

úteis também em outros tipos de trabalho, como, por exemplo, abordagens de controle preditivo linear.

IV.2. Identificação das Funções de Transferência

O problema de identificação de sistemas pode ser dividido em diferentes etapas: análise dos dados do sistema que se deseja modelar; aplicação de testes aos dados obtidos, a fim de serem detectadas possíveis não linearidades; escolha da estrutura do modelo; estimação dos parâmetros do modelo e sua validação. Esse procedimento de construção de modelos empíricos é empregado não apenas em modelos lineares, como também em não lineares; a maior diferença está, na realidade, na estrutura do modelo a ser utilizada. A Figura IV.1 ilustra a sequência de etapas a serem seguidas durante o processo de identificação de sistemas.

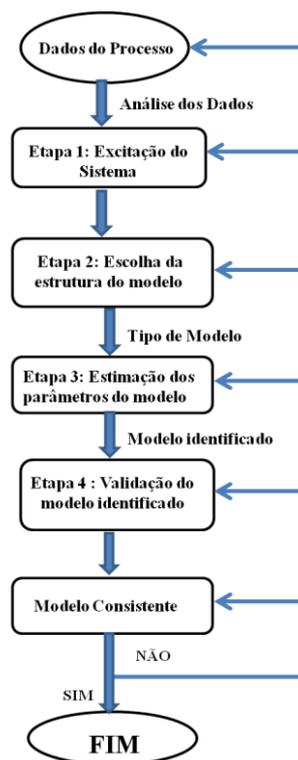


Figura IV.1. Principais etapas do processo de identificação de um sistema.

Através do exposto acima, pode-se verificar que a primeira etapa consiste em escolher qual tipo de perturbação a ser dado no sistema. As perturbações mais conhecidas e empregadas nos cenários acadêmico e industrial são:

- Perturbação degrau;
- Perturbação Relé
- Perturbação PRBS (*Pseudo Random Binary Signal*, sinal binário pseudo-aleatório);
- Perturbações adicionadas ao *setpoint* ou à variável manipulada, quando em malha fechada.

Cada perturbação possui aspectos peculiares e excita o sistema de maneira diversa. Essas perturbações podem ser executadas em malha aberta ou em malha fechada. No primeiro caso, a informação sobre a variável controlada não é utilizada para ajustar qualquer entrada do sistema para compensar variações nas variáveis do processo. Na condição em malha fechada, o controlador está conectado ao processo, comparando o valor de referência à variável controlada, determinando e efetuando uma ação corretiva.

Uma das limitações da identificação em malha fechada é que o sistema, ao ser operado nesta condição, é tipicamente menos informativo do que em malha aberta, já que um dos objetivos da realimentação é fazer com que o sistema se torne menos sensível às perturbações, ou seja, aos ruídos presentes no sistema. A entrada de referência é, portanto, uma escolha importante para este tipo de identificação, e ela deve ser persistentemente excitada de forma a tornar o experimento em malha fechada informativo (Ljung, 1999). O conhecimento da equação do controlador também é outro aspecto a ser considerado. Alguns métodos de identificação requerem esta informação e uma parametrização errada, mesmo causada pela presença de não linearidades ou saturação do sinal de controle, pode causar erro na estimação dos parâmetros da planta. Deste modo, não linearidades inerentes ao controlador ou ao elemento de controle e funções *anti-windup* implementadas são dificuldades relacionadas a esse tipo de identificação (para os métodos que exigem informação do controlador), visto que tornam a função de transferência do controlador complexa ou inexata (Ljung, 1999).

Na segunda etapa do procedimento de identificação, determina-se uma forma apropriada para o modelo. Este, como já discutido, pode ser representado sob a forma de funções de transferência, no domínio discreto ou no domínio contínuo, como também sob a forma de espaço de estados. Os dados são previamente divididos, de modo que se tenha um conjunto para estimação e um para validação. Em seguida, são estimados os parâmetros desconhecidos, fazendo-se uso de algum método de estimação.

Na prática, uma estrutura provisória é escolhida e os parâmetros em questão são estimados. Este procedimento é baseado na resolução de um problema de otimização. A partir de então, na quarta etapa, o modelo obtido é validado, a fim de se verificar se tal modelo provisório representa de forma apropriada o sistema. Caso não corresponda aos critérios de desempenho almejados, ou seja, caso o modelo seja considerado inconsistente, pode-se proceder a um novo experimento de identificação, até que se obtenha um modelo consistente e, por conseguinte, válido. Todas as etapas envolvidas na construção do modelo empírico deverão ser reavaliadas, uma vez que a inconsistência poderá ter origem, até mesmo, nos dados de processo utilizados. A qualidade dos dados exerce grande influência no desempenho do modelo, visto que dados de entrada constantes ou com pouca variação podem gerar mau condicionamento numérico (Fernandes, 2006).

IV.2.1. Metodologia para Identificação das Funções de Transferência para o Caso de Estudo

No processo de polimerização em estudo foram aplicadas perturbações do tipo degrau em malha aberta, obtendo-se as respectivas curvas de reação do processo. Essa perturbação é, sem dúvidas, o tipo de sinal de excitação mais utilizado em meio industrial para a identificação de modelos, devido à sua facilidade de execução e identificação. Nas indústrias de processo geralmente a perturbação degrau é feita no mínimo duas vezes, em sentidos opostos, de forma a minimizar a variabilidade da variável de saída durante o teste de identificação (Machado, 2004).

Para representar o sistema em estudo foi adotado um modelo fenomenológico, desenvolvido por Embiruçu (1998) e Pontes (2005), o qual é composto pelas equações da cinética de reação, balanços de massa e de energia e correlações adicionais para a viscosidade, dentre outros. Esse modelo fenomenológico foi validado com dados reais do processo em regime dinâmico.

Foram necessários dois conjuntos de dados para a identificação das funções de transferência: um para a estimação e outro para a validação. Para a estimação foi utilizada uma perturbação do tipo degrau de -5% nas principais variáveis de entrada, uma vez que, para este percentual, se está mais próximo da premissa de linearidade; e para a validação, foram realizadas perturbações também do tipo degrau de +5%, $\pm 7.5\%$ e $\pm 10\%$, sempre a partir de uma condição de síntese estacionária. Para isso, foi utilizada

a função *idproc* disponível no *toolbox* de identificação de sistemas do MATLAB. De posse desses dados, os parâmetros do modelo puderam ser estimados, tais como o ganho estático do sistema (K_p), as constantes de tempo (τ_{p1} , τ_{p2}), o tempo morto (t_d) e a constante relacionada a sistemas com sobre-elevações ou respostas inversas (t_z). Tais parâmetros serão apresentados posteriormente na seção (IV.2.2), onde se discute a estrutura do modelo.

O procedimento de identificação, portanto, consistiu basicamente em resolver um problema de otimização. No MATLAB, o modelo é simulado iterativamente, iniciando o processo com os parâmetros definidos na estimativa inicial, até que os objetivos de minimização sejam alcançados. Como se trata do ajuste dos parâmetros acima mencionados (K_p , τ_{p1} , τ_{p2} , t_d , t_z), o vetor P que representa as variáveis de decisão do problema de otimização é dado por:

$$P = [K_p \ \tau_{p1} \ \tau_{p2} \ t_d \ t_z]$$

Para julgamento da qualidade das estimações foi calculado o desvio relativo percentual médio:

$$desvio_{relativo}(\%) = \left| \frac{y_{modelo} - y_{processo}}{y_{processo}} \right| \cdot 100 \quad (IV.1)$$

onde y_{modelo} é a resposta obtida pela função de transferência identificada e $y_{processo}$ é a resposta obtida pelo modelo fenomenológico.

O tempo de simulação de cada condição operacional, bem como o tempo de amostragem e o incremento para integração, foram escolhidos de acordo com a dinâmica do sistema.

De acordo com Eyng (2008), a escolha do tempo de amostragem (T_s) pode ser realizada com base no critério prático de 10% ou 20% da constante de tempo do processo. Para um sistema de primeira ordem, o valor da constante de tempo pode ser obtido no ponto onde a resposta do processo é igual a 63.2% do seu valor final. Tendo isso em vista, pretendeu-se escolher um tempo de amostragem que estivesse dentro desta faixa, de modo a representar bem os dados do processo. Para o sistema SISO sugerido, onde a temperatura de saída do reator é controlada através da manipulação da vazão de etileno, a constante de tempo é igual a 43.97 segundos; portanto, 10% a 20% deste valor resulta em um tempo de amostragem entre 4.39 s e 8.79 s.

De modo análogo, no sistema multi-SISO, no qual foram manipuladas as vazões de etileno e de catalisador para o controle da temperatura do reator e da conversão, respectivamente, foi calculada a média das constantes de tempo do processo e encontrado o valor de 43.33 segundos. Os valores referentes a 10% e 20% são iguais a 4.33s e 8.67s, respectivamente. Para as duas estratégias propostas foram realizadas simulações com o uso de diferentes tempos de amostragens dentro dessa faixa de valores calculados, a fim de verificar qual o tempo que melhor representa os dados do processo. Ao serem analisados os resultados, definiu-se para ambos os sistemas SISO e multi-SISO o valor de 5s para o tempo de amostragem.

IV.2. 2. Estrutura do Modelo

Embora existam diferentes formas de se relacionar as entradas e saídas de um processo através de modelos matemáticos, foi escolhida a abordagem em funções de transferência. A grande vantagem desta abordagem, como já mencionado anteriormente, é a sua simplicidade, uma vez que o comportamento dinâmico do processo pode ser descrito por relações algébricas simples.

A resposta dinâmica de muitos processos pode ser representada por equações diferenciais lineares de primeira ordem. Denominamos estes processos de sistemas de primeira ordem e eles podem ser expressos pela função de transferência na forma padrão, dada pela Eq. IV.2.

$$G(s) = \frac{K_p}{\tau_{p1}s + 1} \quad (\text{IV.2})$$

onde K_p é o ganho estático do sistema e τ_{p1} é a constante de tempo. O ganho do processo poderá ter valor positivo ou negativo. Um ganho positivo ocorre quando a variável manipulada e a variável de saída do processo possuem o mesmo sentido, como, por exemplo, quando um aumento na variável de entrada provoca um aumento na variável de saída do processo. Para um ganho negativo, tem-se uma resposta de saída com sentido contrário ao da variável de entrada, isto é, a variável de saída diminui à medida que a de entrada cresce.

A resposta de um sistema de primeira ordem é monótona (uma raiz real) e estável caso a sua constante de tempo seja positiva. Além disto, o tempo necessário para os transientes serem reduzidos a menos do que 1% de seus valores iniciais é $5\tau_{p1}$, ou

seja, cinco vezes a constante de tempo. A variação do estado estacionário final na saída é K_p vezes a alteração sustentada na entrada, o que explica o porquê de K_p ser denominado de ganho; a definição do ganho é a variação do estado estacionário na saída dividido pela variação sustentada na entrada (Smith e Corripio, 2008).

Para uma alteração em degrau na variável de entrada, a constante de tempo indica o tempo que a variável de saída leva para atingir 63.2% de sua variação total. Em cinco constantes de tempo o processo atinge 99.3% de sua alteração total; essencialmente, a resposta é completada. Portanto, a constante de tempo está relacionada à velocidade de resposta do processo. Quanto mais lentamente o processo responder a uma entrada, maior será o valor de τ_{p1} . Quanto mais rapidamente o processo responder a uma entrada, menor será o valor de τ_{p1} .

Algumas respostas de processo exibem atrasos no tempo (também conhecidos como atrasos de transporte ou tempos mortos). Este é definido como o tempo decorrido após a ocorrência de uma perturbação no processo até que seja notada uma mudança na saída do mesmo. Pelo teorema da translação real, o atraso no tempo modificará a função de transferência de primeira ordem padrão, como pode ser ilustrado pela Eq. IV.3.

$$G(s) = \frac{K_p}{\tau_{p1}s + 1} \cdot \exp(-t_d \cdot s) \quad (\text{IV.3})$$

onde t_d é o tempo morto. Estes parâmetros caracterizam o comportamento dinâmico do sistema e podem ser identificados com base na curva (resposta) de reação do processo.

Outras respostas dinâmicas do processo são bem representadas por uma função de transferência de segunda ordem:

$$G(s) = \frac{K_p}{(\tau_{p1}s + 1)(\tau_{p2}s + 1)} \quad (\text{IV.4})$$

onde K_p é o ganho estático do processo, τ_{p1} e τ_{p2} são as constantes de tempo. A Eq. IV.4 acima também pode ser apresentada de outra maneira, tal como:

$$G(s) = \frac{K_p}{\frac{s^2}{w_n^2} + 2\xi \cdot \frac{s}{w_n} + 1} \quad (\text{IV.5})$$

onde K_p é o ganho estático do processo, w_n é a frequência natural e ξ é o fator de amortecimento.

Os sistemas de segunda ordem originam-se de muitas situações físicas e podem ser classificadas em três categorias: processos de multi-capacitâncias, ou seja, sistemas de primeira ordem em série através dos quais escoam massa ou energia; sistemas inerentemente de segunda ordem, como componentes mecânicos sólidos ou fluidos de um processo que possui inércia e estão sujeitos a uma aceleração; um sistema controlado, como, por exemplo, uma malha de controle em *feedback* contendo um controlador com sua respectiva lei de controle (Stephanopoulos, 1984).

É interessante observar que algumas respostas do processo têm características peculiares, por exibirem respostas iniciais com direção oposta das finais, ou seja, determinada resposta tende a aumentar no início e posteriormente diminuir ou vice-versa. A resposta final é o resultado líquido desses efeitos opostos. Matematicamente, o comportamento de resposta inversa é representado por uma raiz positiva no numerador da função de transferência. Sistemas com resposta inversa são particularmente difíceis de controlar.

Outro tipo de resposta observada é a chamada resposta sobre-elevada. A sobre-elevação é definida como a diferença entre o valor máximo e o valor final da resposta, geralmente medida como fração ou percentagem do valor final. De acordo com Pinto (2000), a sobre-elevação corresponde ao máximo desvio a que está sujeita a variável controlada, quando de uma eventual instabilidade.

Logo, de modo a englobar todas as características apresentadas acima, será adotada nesta dissertação uma função de transferência genérica, dada por:

$$G(s) = \frac{K_p \cdot (t_z s + 1)}{(\tau_{p1} s + 1)(\tau_{p2} s + 1)} \cdot \exp(-t_d \cdot s) \quad (\text{IV.6})$$

onde K_p é o ganho estático do processo; τ_{p1} e τ_{p2} são as constantes de tempo; t_d é o tempo morto e t_z é a constante indicativa de respostas sobre-elevadas ou inversas. Para que a resposta seja sobre-elevada, essa constante deverá ser maior do que a maior constante de tempo do sistema, além de possuir um sinal positivo. Caso tenha sinal negativo, ela será caracterizada como inversa.

Uma das maneiras de se estudar o comportamento dinâmico do sistema é por meio da análise dos pólos e zeros dessas funções de transferência. Os zeros são as raízes

do polinômio que se encontra no numerador da função de transferência, já os pólos são as raízes do polinômio que está no denominador desta função. Conhecendo-se onde os pólos de um sistema estão localizados, as características qualitativas da resposta do sistema a uma entrada particular podem ser determinadas, sem a necessidade de cálculos adicionais. Para essa entrada particular, devem ser consideradas as raízes adicionais introduzidas pelo denominador da função, antes de ter o quadro completo da resposta do sistema. Um sistema será estável se todas as raízes do denominador de sua função de transferência forem números reais negativos ou números complexos com partes reais negativas. A condição de estabilidade é uma restrição importante na operação e sintonia de malhas de controle de realimentação (Smith e Corripio, 2008).

Em malha fechada, os controladores podem adicionar raízes complexas ou zeros às funções de transferência. Além disso, sistemas com funções de transferência em paralelo, podem adicionar zeros no processo resultante, gerando, por exemplo, resposta inversa (Porfírio, 2001). A adição de zeros à função de transferência altera fundamentalmente a sobre-elevação e o tempo de subida, visto que seu principal efeito é o de acelerar a resposta dada pelo sistema. Quanto mais rápido é o sistema, maior a sua tendência a oscilar e, por conseguinte, a possuir sobre-elevações. A localização do zero no plano complexo determina a intensidade desse efeito. Já a adição de pólos à função de transferência, de forma contrária, torna mais lenta a resposta do sistema, além de diminuir a sobre-elevação (Correia, 2009).

IV.3. Resultados da Identificação de Funções de Transferência

Nesta seção são apresentados os resultados do procedimento de identificação das funções de transferência para todas as entradas/saídas. A identificação, desse modo, não se restringiu apenas aos pares de variáveis utilizados nas estratégias de controle propostas, uma vez que é pretendido realizar um estudo mais abrangente, avaliando-se as características das respostas dos demais pares, para melhor entendimento do processo. O intuito do procedimento de identificação é escolher um modelo que seja o mais simplificado possível e que possa descrever adequadamente a dinâmica do sistema. Em certas situações é dada preferência a modelos que não são exatamente os mais simples, mas que, no entanto, representam melhor o sistema em questão. Esse é o caso de algumas funções de transferência de segunda ordem mostradas a seguir. Embora algumas variáveis exibam um comportamento de segunda ordem pouco pronunciado, que poderia acarretar numa simplificação da função de transferência para um modelo de

primeira ordem, a estrutura de segunda ordem foi escolhida por melhor representar a dinâmica do sistema.

Nos gráficos subsequentes, t_0 corresponde ao tempo a partir do qual é dada a perturbação, a linha pontilhada representa a resposta dada pelo modelo fenomenológico e a linha contínua representa a resposta dada pela função de transferência identificada. Interpretações físicas detalhadas dos comportamentos observados podem ser encontradas em Embiruçu *et al.* (2008). Os dados apresentados são normalizados por motivos de confidencialidade.

IV.3.1. Temperatura da corrente de alimentação do reator CSTR

Através da Figura IV.2 e da Figura IV.3, é possível avaliar a resposta dada pela conversão, taxa de produção, temperatura de saída do sistema, MI e SE para perturbações do tipo degrau de diferentes magnitudes na temperatura da corrente de alimentação do reator CSTR. Observa-se que todas as variáveis, salvo o SE, exibem uma resposta de primeira ordem com tempo morto. A variável SE possui uma resposta inversa, além de exibir um comportamento com tempo morto. A maioria dessas variáveis apresenta ganhos negativos, com exceção da temperatura e do MI. Essas características podem também ser visualizadas através da Tabela IV.1, na qual são apresentadas as funções de transferência identificadas. Além disso, na Tabela IV.2, verifica-se que são obtidas respostas das funções de transferência identificadas muito próximas daquelas obtidas para o modelo fenomenológico, com desvios relativos percentuais médios praticamente nulos. Conclui-se, desse modo, que as funções de transferência identificadas para a temperatura de saída são satisfatórias para a faixa de operação estudada.

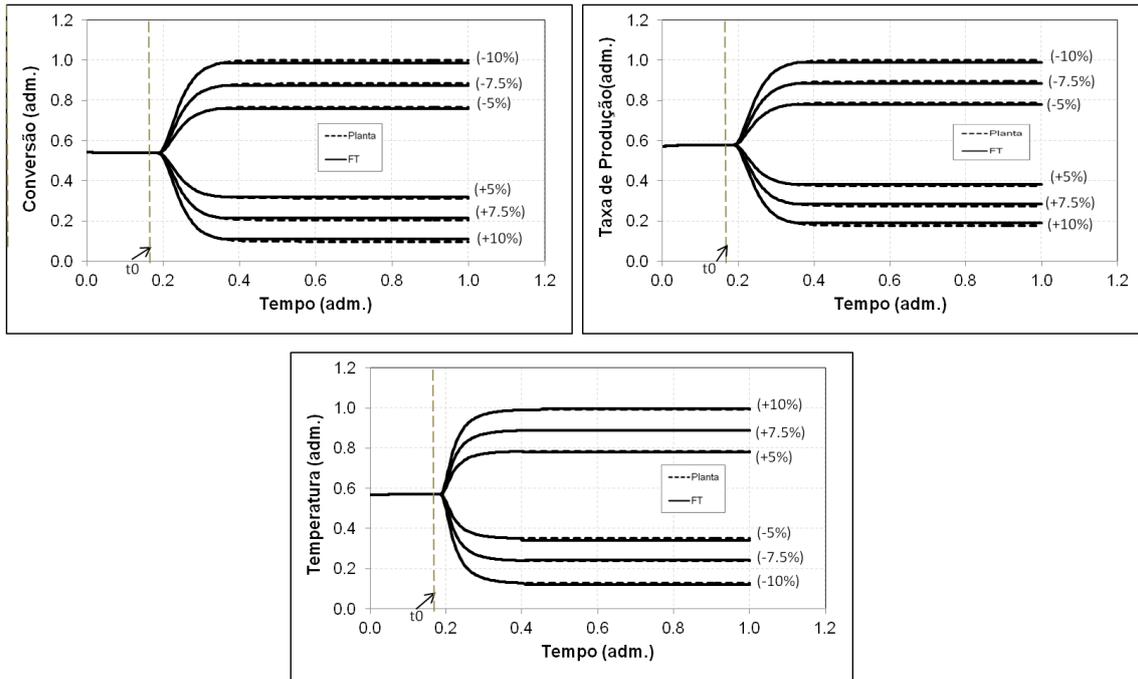


Figura IV.2. Resposta dinâmica da conversão, da taxa de produção do polímero e da temperatura de saída para perturbações de ± 5%, ± 7.5% e ±10% na temperatura da corrente de alimentação do reator CSTR.

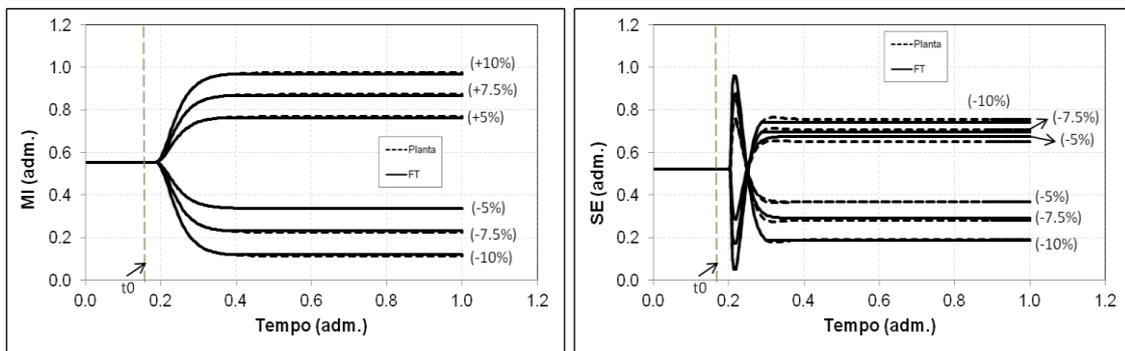


Figura IV.3. Resposta dinâmica das propriedades MI e SE para perturbações de ± 5%, ± 7.5% e ±10% na temperatura da corrente de alimentação do reator CSTR.

Tabela IV.1. Funções de transferência identificadas

Saída	Entrada: Temperatura da corrente de alimentação
Conversão	$\frac{-1.3867 \cdot 10^{-5}}{52.0330 \cdot s + 1} \cdot \exp(-102.0600 \cdot s)$
Taxa de Produção	$\frac{-3.4322 \cdot 10^{-6}}{53.9970 \cdot s + 1} \cdot \exp(-97.7890 \cdot s)$
Temperatura	$\frac{7.5315 \cdot 10^{-5}}{39.8880 \cdot s + 1} \cdot \exp(-87.3940 \cdot s)$
MI	$\frac{2.9191 \cdot 10^{-6}}{50.5440 \cdot s + 1} \cdot \exp(-105.3000 \cdot s)$
SE	$\frac{-5.0582 \cdot 10^{-9} \cdot (-126.26 \cdot s + 1)}{(34.7580 \cdot s + 1) \cdot (34.7580 \cdot s + 1)} \cdot \exp(-80.131 \cdot s)$

Tabela IV.2. Desvio relativo percentual médio entre a resposta dada pelo modelo fenomenológico e pela função de transferência identificada

Desvio Relativo Percentual Médio						
Saída	-5.00%	5.00%	-7.50%	7.50%	-10.00%	10.00%
Conversão	3.84e-05	2.92e-05	3.79e-05	4.33e-05	2.66e-05	2.71e-05
Taxa de Produção	1.62e-04	6.59e-05	9.04e-05	1.31e-04	6.24e-05	2.18e-04
Temperatura	1.24e-05	8.50e-06	1.05e-05	1.83e-05	1.16e-05	1.48e-05
MI	6.29e-04	1.60e-03	1.22e-03	1.04e-03	1.83e-03	4.88e-04
SE	2.23e-03	2.52e-02	1.13e-02	4.68e-02	2.84e-02	7.53e-02

IV.3.2. Razão Mássica de Monômero na Corrente de Alimentação

Através da Figura IV.4 e da Figura IV.5, é possível avaliar a resposta dada pela conversão, taxa de produção, temperatura de saída do sistema, MI e SE para perturbações do tipo degrau de diferentes magnitudes na razão mássica de monômero na corrente de alimentação. É verificado um comportamento de primeira ordem com tempo morto para a conversão, a taxa de produção e a temperatura; de resposta sobre-elevada com tempo morto para o MI; e de resposta inversa com tempo morto para o SE. Na Tabela IV.3 são mostradas as funções de transferência identificadas. Adicionalmente, na Tabela IV.4, pode ser observada a presença de desvios relativos percentuais maiores para o MI, que tem seu maior valor quando é dada uma variação de +10% na razão mássica de etileno alimentado ao reator CSTR. Isso indica uma não linearidade do sistema, tal como se espera em um processo de polimerização como esse. Entretanto, tem-se uma boa aproximação e, além disso, sua dinâmica apresenta um comportamento muito semelhante.

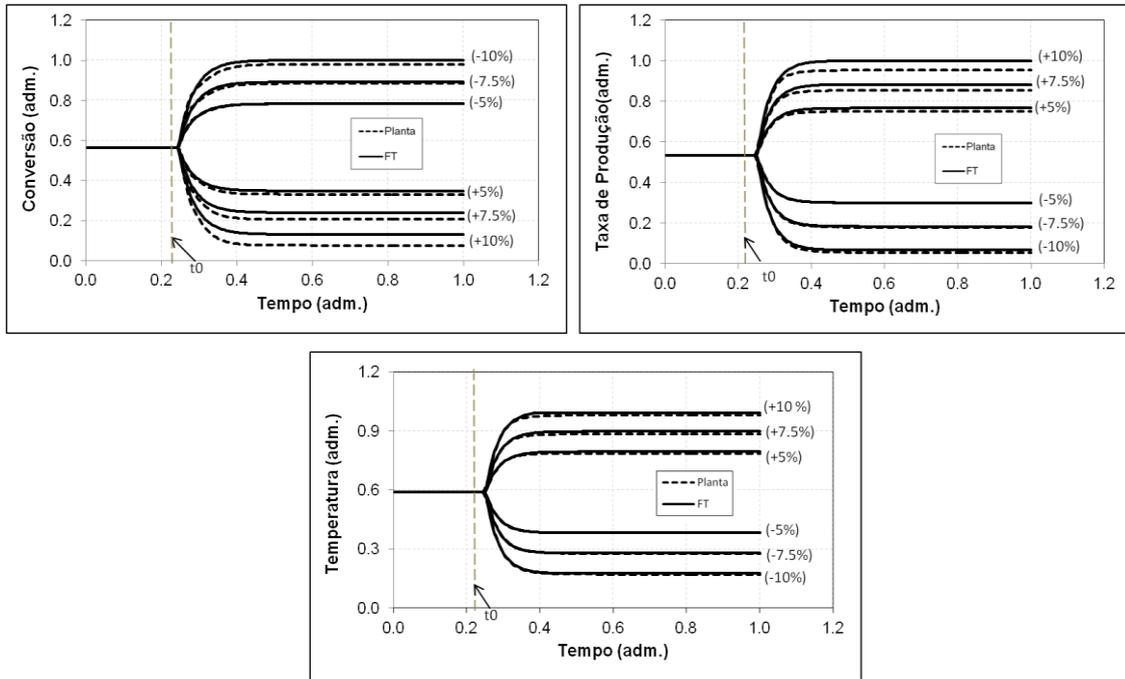


Figura IV.4. Resposta dinâmica da conversão, da taxa de produção do polímero e da temperatura de saída para perturbações de ± 5%, ± 7.5% e ±10% na razão mássica de monômero na corrente de alimentação.

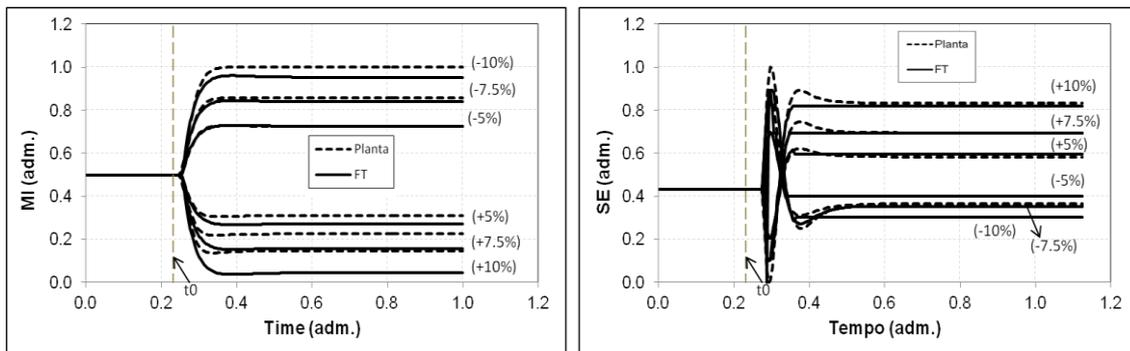


Figura IV.5. Resposta dinâmica das propriedades MI e SE para perturbações de ± 5%, ± 7.5% e ±10% na razão mássica de monômero da corrente de alimentação.

Tabela IV.3. Funções de Transferência Identificadas

Saída	Entrada: Razão mássica de monômero na corrente de alimentação
Conversão	$\frac{-1.0764}{50.7240 \cdot s + 1} \cdot \exp(-39.8530 \cdot s)$
Taxa de Produção	$\frac{0.8071}{44.2610 \cdot s + 1} \cdot \exp(-48.6710 \cdot s)$
Temperatura	$\frac{8.5056}{43.9730 \cdot s + 1} \cdot \exp(-48.5770 \cdot s)$
MI	$\frac{-0,1868 \cdot (72,2610 \cdot s + 1)}{(50.0110 \cdot s + 1) \cdot (50.0110 \cdot s + 1)} \cdot \exp(-53.7340 \cdot s)$
SE	$\frac{0.0002 \cdot (-60.0960 \cdot s + 1)}{(16.1930 \cdot s + 1) \cdot (16.1930 \cdot s + 1)} \exp(-44.7330 \cdot s)$

Tabela IV.4. Desvio relativo percentual médio entre a resposta dada pelo modelo fenomenológico e pela função de transferência identificada

Desvio Relativo Percentual Médio						
Saída	-5.00%	5.00%	-7.50%	7.50%	-10.00%	10.00%
Conversão	3.99e-03	6.85e-02	3.31e-02	1.36e-01	8.16e-02	2.25e-01
Taxa de Produção	5.67e-03	1.81e-01	5.68e-02	3.19e-01	1.49e-01	4.93e-01
Temperatura	4.24e-03	7.63e-02	1.82e-02	1.28e-01	4.59e-02	1.95e-01
MI	2.47e-02	9.96e-01	3.61e-01	1.81e+00	9.54e-01	2.84e+00
SE	3.21e-03	1.51e-03	3.74e-03	1.12e-03	4.48e-03	3.31e-03

IV.3.3. Vazão Total de Alimentação

Na Figura IV.6 e na Figura IV.7 observam-se respostas inversas com tempo morto para as variáveis conversão, temperatura e SE. A taxa de produção exibe um comportamento discretamente sobre-elevado com tempo morto. Esta característica é mais pronunciada no MI, que exibe uma resposta sobre-elevada com tempo morto, além de possuir um ganho negativo. Tais comportamentos podem ser também visualizados através das funções de transferência apresentadas na Tabela IV.5. Adicionalmente, tem-se a presença de não linearidades e os maiores desvios relativos podem ser vistos para o MI, tal como mostra a Tabela IV.6.

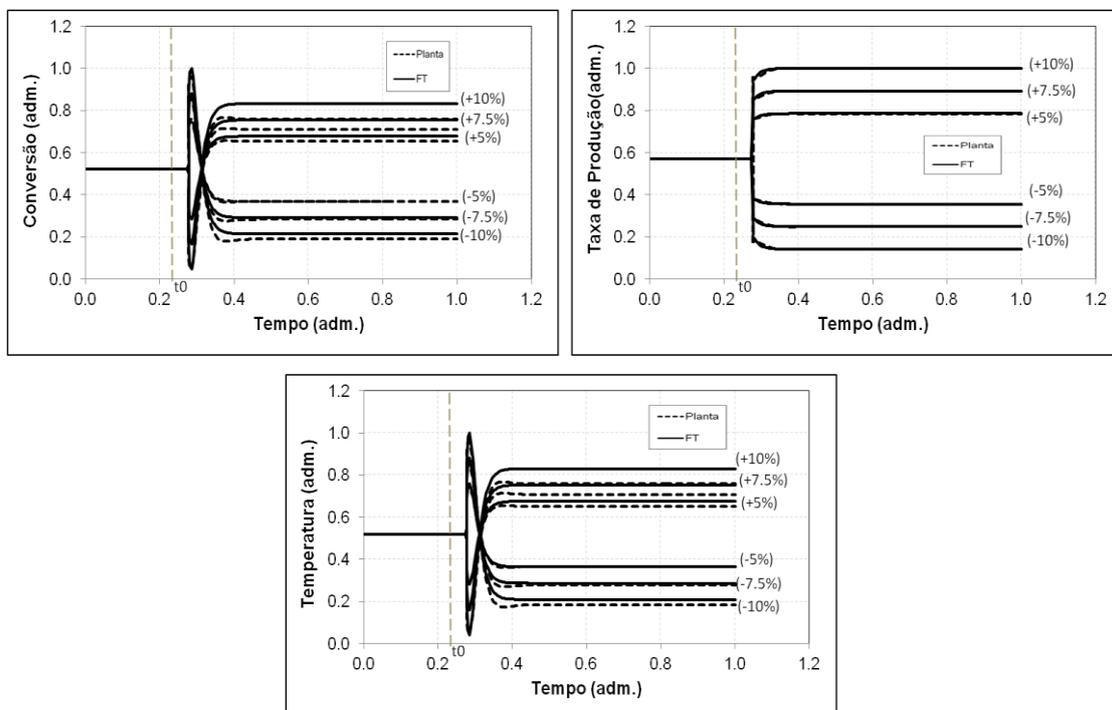


Figura IV.6. Resposta dinâmica da conversão, da taxa de produção do polímero e da temperatura de saída para perturbações de $\pm 5\%$, $\pm 7.5\%$ e $\pm 10\%$ na vazão total de alimentação.

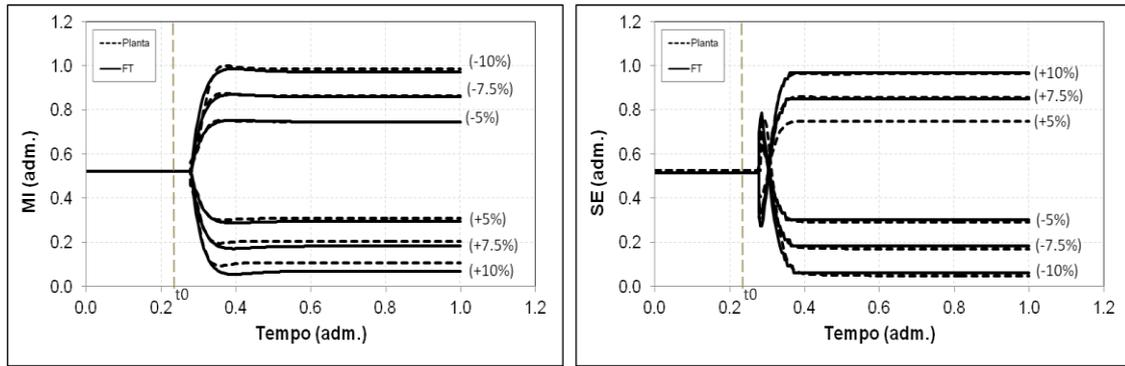


Figura IV.7. Resposta dinâmica das propriedades MI e SE para perturbações de ± 5%, ± 7.5% e ±10% na vazão total de alimentação.

Tabela IV.5. Funções de transferência identificadas

Saída	Entrada: Vazão Total de Alimentação
Conversão	$\frac{0.0302 \cdot (-80.9760 \cdot s + 1)}{(16.6900 \cdot s + 1) \cdot (16.6900 \cdot s + 1)} \cdot \exp(-79.6940 \cdot s)$
Taxa de Produção	$\frac{0.1757 \cdot (17,7420 \cdot s + 1)}{(21.5950 \cdot s + 1)} \cdot \exp(-80.000 \cdot s)$
Temperatura	$\frac{0.0759 \cdot (-80.8780 \cdot s + 1)}{(16.6760 \cdot s + 1) \cdot (16.6760 \cdot s + 1)} \cdot \exp(-79.6930 \cdot s)$
MI	$\frac{-0.0195 \cdot (76.5900 \cdot s + 1)}{(49.4380 \cdot s + 1) \cdot (49.4380 \cdot s + 1)} \cdot \exp(-88.2530 \cdot s)$
SE	$\frac{0,0001 \cdot (-38.7530 \cdot s + 1)}{(19.3240 \cdot s + 1) \cdot (19.3240 \cdot s + 1)} \cdot \exp(-79.7530 \cdot s)$

Tabela IV.6. Desvio relativo percentual médio entre a resposta dada pelo modelo fenomenológico e pela função de transferência identificada

Desvio Relativo Percentual Médio						
Saída	-5.00%	5.00%	-7.50%	7.50%	-10.00%	10.00%
Conversão	1.99e-03	2.26e-02	1.01e-02	4.18e-02	2.55e-02	6.73e-02
Taxa de Produção	2.68e-02	2.92e-02	4.35e-02	4.74e-02	6.21e-02	6.72e-02
Temperatura	1.61e-03	1.79e-02	8.12e-03	3.34e-02	2.04e-02	5.33e-02
MI	3.05e-02	2.13e-01	9.30e-02	3.99e-01	2.51e-01	6.57e-01
SE	2.93e-03	2.17e-03	2.74e-03	4.33e-03	4.53e-03	6.87e-03

IV.3.4. Razão Mássica de Hidrogênio na Corrente de Alimentação

Através da Figura IV.8 e da Figura IV.9 é possível verificar que todas as variáveis estudadas exibem respostas inversas, com exceção do MI, que apresenta um comportamento aproximado de primeira ordem. Nota-se, mais uma vez, que são conseguidas respostas das funções de transferência identificadas muito próximas das obtidas com o modelo fenomenológico. Essas funções de transferência identificadas são mostradas na Tabela IV.7. Já na Tabela IV.8, observa-se que os maiores desvios relativos são encontrados para o MI.

Além disso, para maiores variações na variável de entrada, maiores são esses desvios, indicando a presença de não linearidades, tal como era esperado.

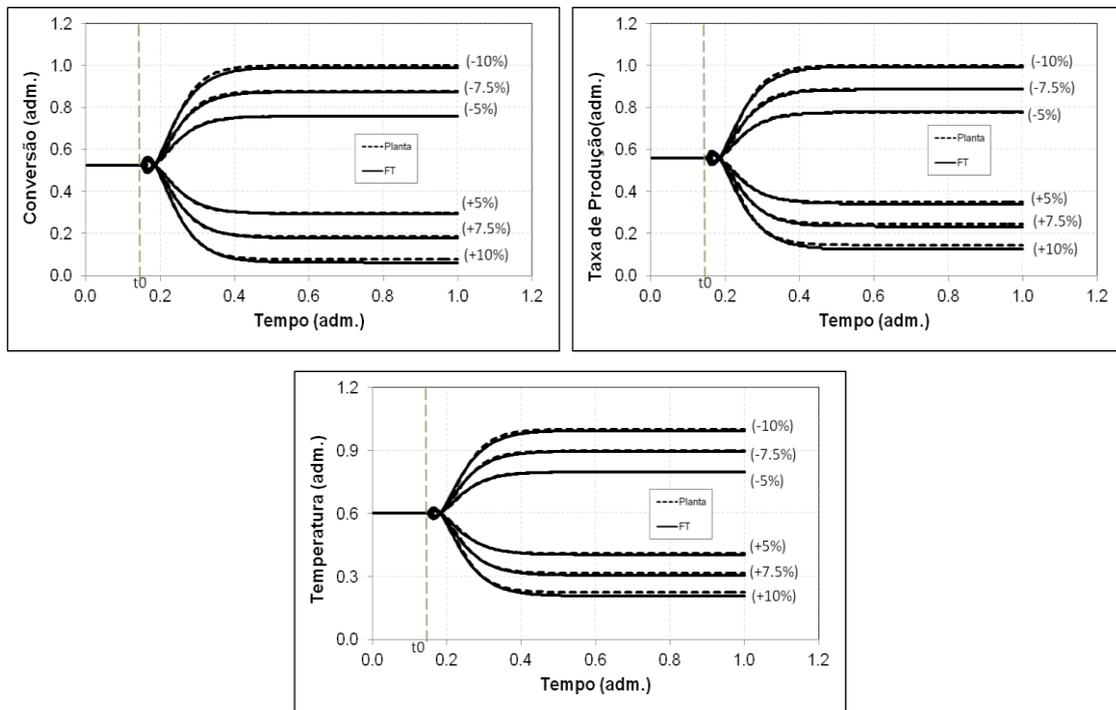


Figura IV.8. Resposta dinâmica da conversão, da taxa de produção do polímero e da temperatura de saída para perturbações de $\pm 5\%$, $\pm 7.5\%$ e $\pm 10\%$ na razão mássica de hidrogênio da corrente de alimentação.

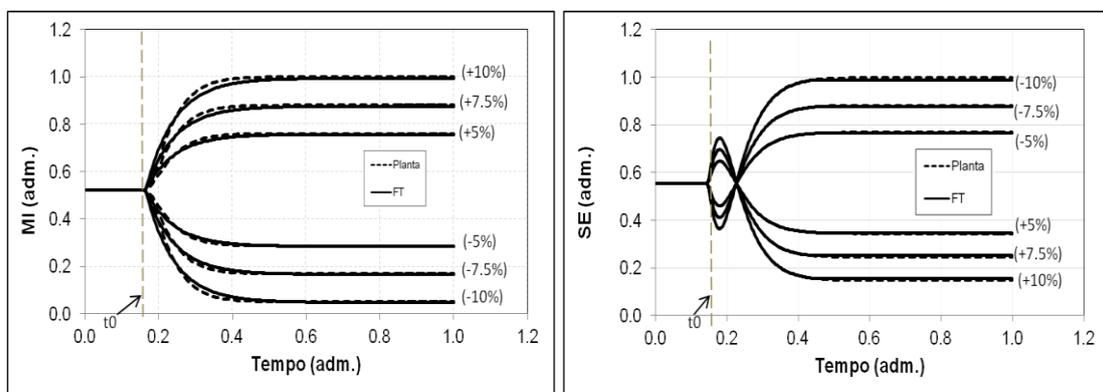


Figura IV.9. Resposta dinâmica das propriedades MI e SE para perturbações de $\pm 5\%$, $\pm 7.5\%$ e $\pm 10\%$ na razão mássica de hidrogênio da corrente de alimentação.

Tabela IV.7. Funções de Transferência Identificadas

Saída	Entrada: Razão mássica de hidrogênio na corrente de alimentação
Conversão	$\frac{-0.0195 \cdot (-25.2220 \cdot s + 1)}{(47.4030 \cdot s + 1) \cdot (47.4030 \cdot s + 1)}$
Taxa de Produção	$\frac{-0.0046 \cdot (-23.7420 \cdot s + 1)}{(47.6030 \cdot s + 1) \cdot (47.6030 \cdot s + 1)}$
Temperatura	$\frac{-0.0512 \cdot (-22.2920 \cdot s + 1)}{(47.4520 \cdot s + 1) \cdot (47.4520 \cdot s + 1)}$
MI	$\frac{0.1169}{(81.3690 \cdot s + 1)}$
SE	$\frac{-0.0002 \cdot (-77.9180 \cdot s + 1)}{(45.7360 \cdot s + 1) \cdot (45.7350 \cdot s + 1)}$

Tabela IV.8. Desvio relativo percentual médio entre a resposta dada pelo modelo fenomenológico e pela função de transferência identificada.

Desvio Relativo Percentual Médio						
Saída	-5.00%	5.00%	-7.50%	7.50%	-10.00%	10.00%
Conversão	8.54e-05	1.46e-04	2.86e-04	3.44e-04	6.29e-04	6.26e-04
Taxa de Produção	1.99e-04	4.27e-04	2.41e-04	6.94e-04	6.29e-04	9.26e-04
Temperatura	9.73e-05	2.34e-04	2.15e-04	4.66e-04	4.48e-04	7.48e-04
MI	5.00e-02	7.87e-02	7.40e-02	1.09e-01	1.00e-01	1.42e-01
SE	1.62e-03	2.77e-04	1.15e-03	1.93e-03	1.03e-04	4.51e-04

IV.3.5. Vazão de Alimentação Lateral

Observam-se na Figura IV.10 e na Figura IV.11 respostas inversas com tempo morto para as variáveis conversão e MI. Por outro lado, a taxa de produção e a temperatura exibem um comportamento de resposta sobre-elevada com tempo morto. Finalmente, o SE apresenta um comportamento de primeira ordem com tempo morto. Além disso, são observados ganhos negativos em todas as variáveis, com exceção do MI. Tais características podem ser ratificadas através da Tabela IV.9, na qual são ilustradas as funções de transferência identificadas. Já na Tabela IV.10 são apresentados os desvios relativos percentuais, cujos valores são maiores para o MI.

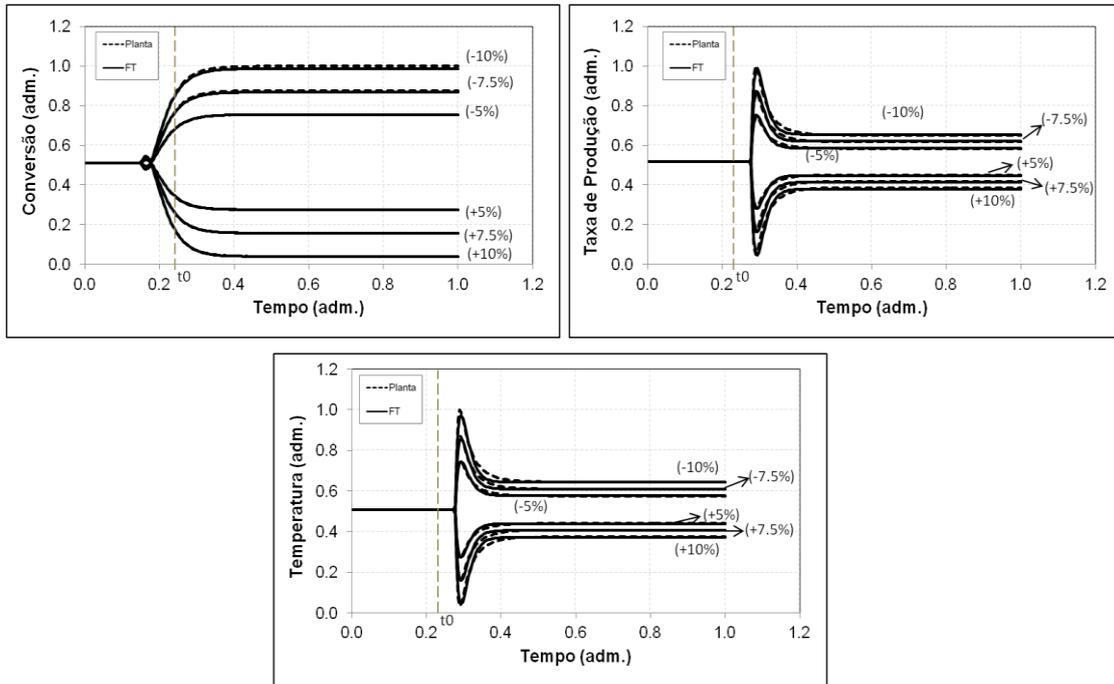


Figura IV.10. Resposta dinâmica da conversão, da taxa de produção do polímero e da temperatura de saída para perturbações de ± 5%, ± 7.5% e ±10% na vazão de alimentação de lateral.

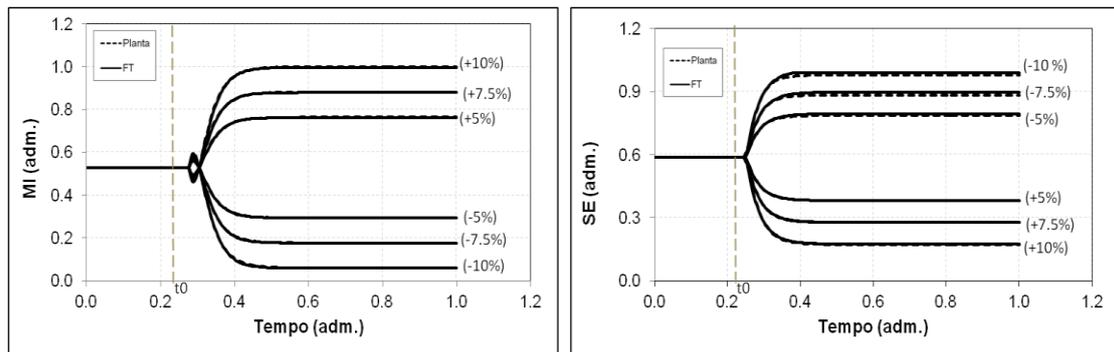


Figura IV.11. Resposta dinâmica das propriedades MI e SE para perturbações de ± 5%, ± 7.5% e ±10% na vazão de alimentação lateral.

Tabela IV.9. Funções de Transferência Identificadas

Saída	Entrada: Vazão de Alimentação Lateral
Conversão	$\frac{-0.0562 \cdot (-16.5410 \cdot s + 1)}{(31.7280 \cdot s + 1) \cdot (31.7280 \cdot s + 1)} \cdot \exp(-88.5440 \cdot s)$
Taxa de Produção	$\frac{-0.0135 \cdot (152.3800 \cdot s + 1)}{(17.9520 \cdot s + 1) \cdot (17.9520 \cdot s + 1)} \cdot \exp(-79.6500 \cdot s)$
Temperatura	$\frac{-0.1445 \cdot (152.3900 \cdot s + 1)}{(17.9520 \cdot s + 1) \cdot (17.9520 \cdot s + 1)} \cdot \exp(-79.6510 \cdot s)$
MI	$\frac{0.0199 \cdot (-24.5260 \cdot s + 1)}{(32.4820 \cdot s + 1) \cdot (32.4820 \cdot s + 1)} \cdot \exp(-79.8830 \cdot s)$
SE	$\frac{-0.0002}{(69.7700 \cdot s + 1)} \cdot \exp(-79.5730 \cdot s)$

Tabela IV.10. Desvio relativo percentual médio entre a resposta dada pelo modelo fenomenológico e pela função de transferência identificada.

Desvio Relativo Percentual Médio						
Saída	-5.00%	5.00%	-7.50%	7.50%	-10.00%	10.00%
Conversão	6.43e-05	2.98e-04	1.35e-03	2.58e-04	2.09e-03	1.40e-04
Taxa de Produção	1.78e-03	2.54e-03	2.77e-03	3.81e-03	3.67e-03	5.17e-03
Temperatura	1.42e-03	1.30e-03	1.99e-03	2.02e-03	2.90e-03	2.82e-03
MI	1.46e-03	5.73e-03	2.53e-03	6.71e-03	3.83e-03	1.01e-02
SE	1.72e-03	3.23e-03	1.49e-03	2.93e-03	1.34e-03	2.46e-03

IV.3.6. Razão Mássica de Catalisador na Corrente de Alimentação

É verificado na Figura IV.12 e na Figura IV.13 que as variáveis conversão, taxa de produção, temperatura e SE exibem um comportamento com sobre-elevação. Esta característica é mais acentuada para o SE. Já o MI apresenta respostas de segunda ordem. Esses comportamentos podem ser observados também através da Tabela IV.11, na qual são mostradas as funções de transferência identificadas. Além disso, percebe-se a presença de não linearidades, com desvios relativos marcadamente maiores para o MI. No entanto, ainda assim os resultados são satisfatórios, uma vez que o desvio relativo máximo para o MI é da ordem de 10.4%, tal como se pode observar na Tabela IV.12.

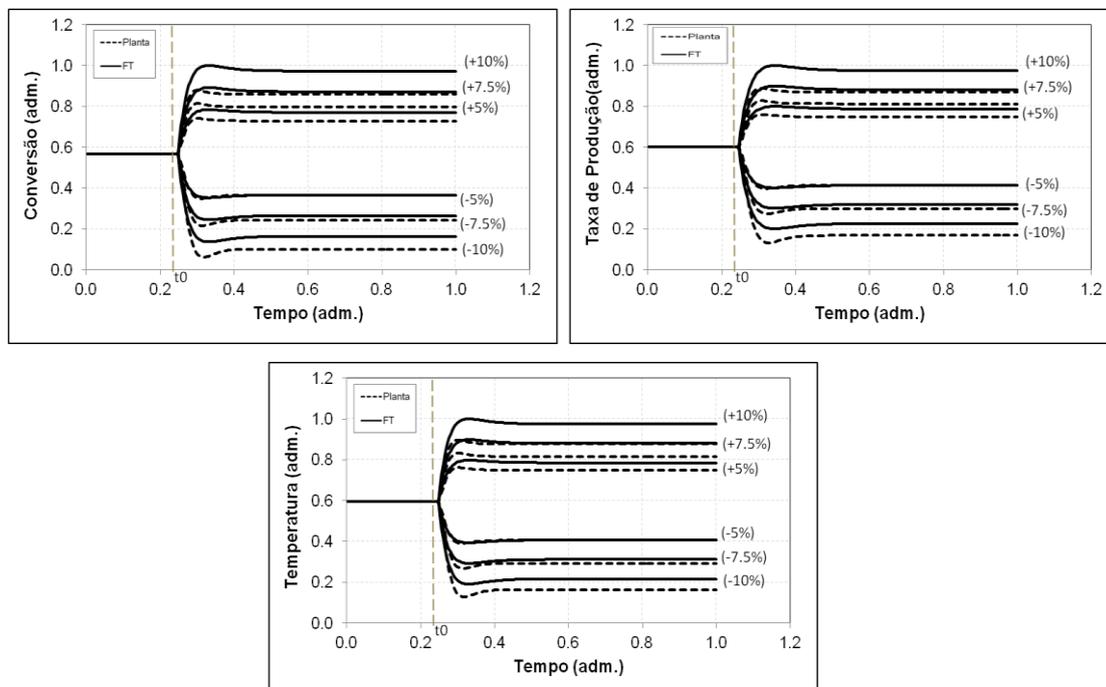


Figura IV.12. Resposta dinâmica da conversão, da taxa de produção do polímero e da temperatura de saída para perturbações de $\pm 5\%$, $\pm 7.5\%$ e $\pm 10\%$ na razão mássica de catalisador da corrente de alimentação.

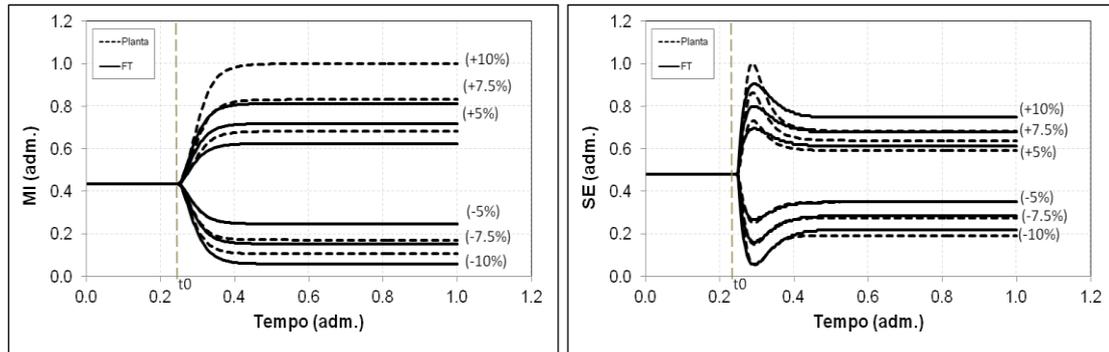


Figura IV.13. Resposta dinâmica das propriedades MI e SE para perturbações de ± 5%, ± 7.5% e ±10% na razão mássica de catalisador da corrente de alimentação.

Tabela IV.11. Funções de transferência identificadas

Saída	Entrada: Razão mássica de catalisador na corrente de alimentação
Conversão	$\frac{3.2006 \cdot (73.5700 \cdot s + 1)}{(42.6870 \cdot s + 1) \cdot (42.6870 \cdot s + 1)}$
Taxa de Produção	$\frac{0.7484 \cdot (73.5530 \cdot s + 1)}{(42.6600 \cdot s + 1) \cdot (42.6600 \cdot s + 1)}$
Temperatura	$\frac{7.9058 \cdot (73.2090 \cdot s + 1)}{(42.4750 \cdot s + 1) \cdot (42.4750 \cdot s + 1)}$
MI	$\frac{0.8646}{(30.8290 \cdot s + 1) \cdot (30.8290 \cdot s + 1)}$
SE	$\frac{0.0021 \cdot (137.7400 \cdot s + 1)}{(39.0490 \cdot s + 1)(39.0490 \cdot s + 1)}$

Tabela IV.12. Desvio relativo percentual médio entre a resposta dada pelo modelo fenomenológico e pela função de transferência identificada.

Desvio Relativo Percentual Médio						
Saída	-5.00%	5.00%	-7.50%	7.50%	-10.00%	10.00%
Conversão	2.12e-02	4.16e-01	2.32e-01	7.34e-01	6.68e-01	1.11e+00
Taxa de Produção	2.12e-02	4.14e-01	2.36e-01	7.31e-01	6.72e-01	1.11e+00
Temperatura	1.66e-02	3.04e-01	1.67e-01	5.39e-01	4.72e-01	8.19e-01
MI	2.74e-02	4.35e+00	3.06e+00	7.28e+00	9.41e+00	1.04e+01
SE	3.88e-03	1.63e-02	7.94e-03	2.93e-02	1.66e-02	4.49e-02

IV.3.7. Impurezas do Catalisador

Ao serem analisadas as variáveis conversão, taxa de produção, temperatura e SE, pode-se observar, na Figura IV.14 e na Figura IV.15, que as mesmas exibem respostas com sobre-elevação. De novo, essa característica é mais acentuada no SE. O MI, por outro lado, apresenta um comportamento de segunda ordem. Essas características também podem ser observadas na Tabela IV.13, onde são mostradas as funções de

transferência identificadas. Além disso, a partir da Tabela IV.14, podem-se verificar também maiores desvios relativos percentuais para o MI.

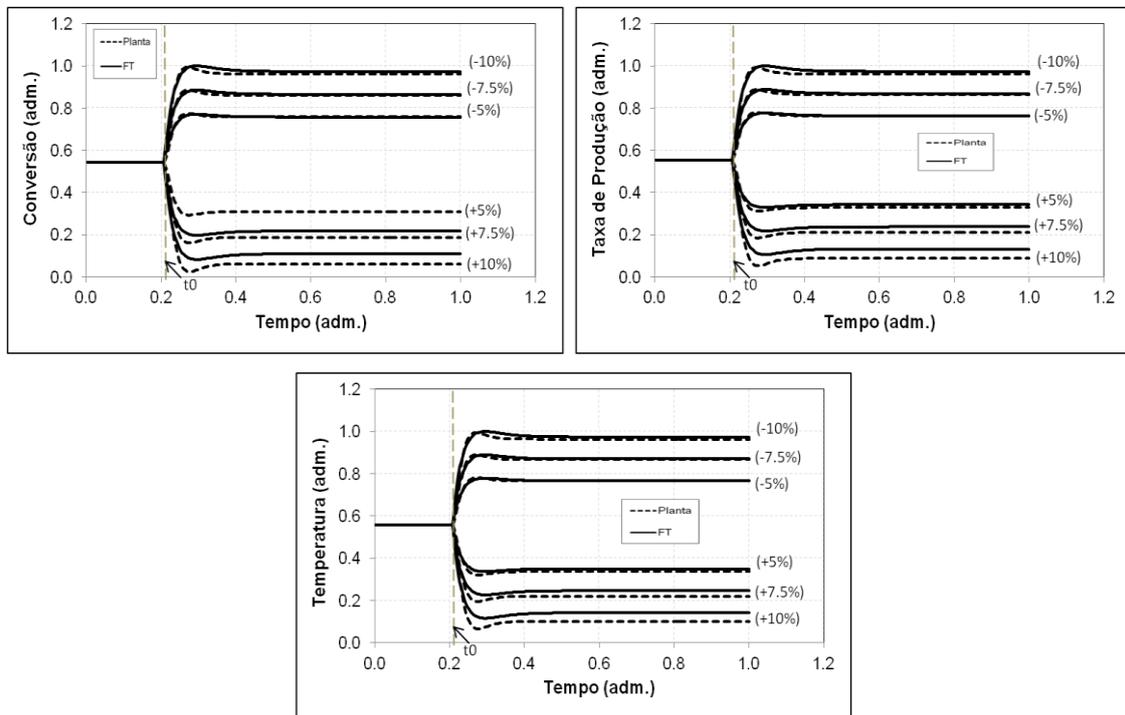


Figura IV.14. Resposta dinâmica da conversão, da taxa de produção do polímero e da temperatura de saída para perturbações de $\pm 5\%$, $\pm 7.5\%$ e $\pm 10\%$ nas impurezas do catalisador.

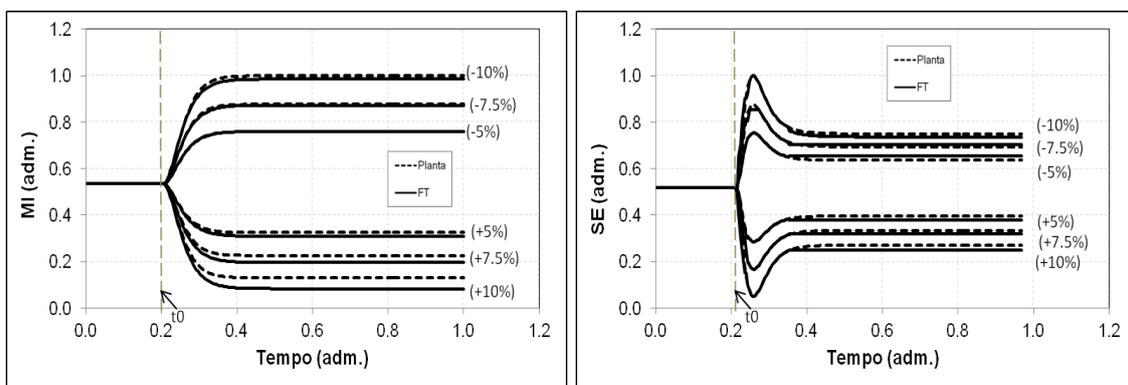


Figura IV.15. Resposta dinâmica das propriedades MI e SE para perturbações de $\pm 5\%$, $\pm 7.5\%$ e $\pm 10\%$ nas impurezas do catalisador.

Tabela IV.13. Funções de transferência identificadas

Saída	Entrada: Impurezas do Catalisador
Conversão	$\frac{-2.7770 \cdot (67.2610 \cdot s + 1)}{(39.7040 \cdot s + 1) \cdot (39.7040 \cdot s + 1)}$
Taxa de Produção	$\frac{-0.6500 \cdot (67,2600 \cdot s + 1)}{(39.6980 \cdot s + 1) \cdot (39.6980 \cdot s + 1)}$
Temperatura	$\frac{-6.9566 \cdot (67.3920 \cdot s + 1)}{(39.7100 \cdot s + 1) \cdot (39.7100 \cdot s + 1)}$
MI	$\frac{-1.0134}{(33.6990 \cdot s + 1) \cdot (33.6990 \cdot s + 1)}$
SE	$\frac{-0.0018 \cdot (169.1700 \cdot s + 1)}{(39.9160 \cdot s + 1) \cdot (39.9160 \cdot s + 1)}$

Tabela IV.14. Desvio relativo percentual médio entre a resposta dada pelo modelo fenomenológico e pela função de transferência identificada

Desvio Relativo Percentual Médio						
Saída	-5.00%	5.00%	-7.50%	7.50%	-10.00%	10.00%
Conversão	6.13e-03	4.60e-02	1.78e-02	8.68e-02	3.99e-02	1.40e-01
Taxa de Produção	6.16e-03	4.33e-02	1.91e-02	8.26e-02	4.25e-02	1.35e-01
Temperatura	4.83e-03	3.17e-02	1.34e-02	6.00e-02	2.96e-02	9.70e-02
MI	8.22e-01	4.66e-01	1.37e-01	8.89e-01	3.55e-01	1.45e+00
SE	2.51e-03	1.54e-03	1.93e-03	2.71e-03	1.63e-03	3.90e-03

IV.4. Conclusão

Neste capítulo foi realizado o procedimento de identificação das funções de transferência, e também foram analisadas as características das diferentes respostas obtidas para algumas variáveis de saída, ao serem aplicadas perturbações degrau de diversas magnitudes nas variáveis de entrada. Os desvios relativos percentuais foram calculados, avaliando a possível presença de não linearidades no processo. Através dos resultados apresentados, conclui-se que as funções de transferência identificadas são satisfatórias para a faixa de operação especificada, com baixos desvios relativos quando comparados com o modelo fenomenológico representativo do processo. A partir das funções de transferência identificadas é possível projetar as estratégias de controle propostas. No próximo capítulo serão revistos os principais métodos de sintonia de controladores PID para as malhas SISO e MIMO, e também será apresentada a técnica de sintonia utilizada nos sistemas de controle propostos, sendo discutida a importância da realização da sintonia ótima.

CAPÍTULO V

Capítulo V. Sintonia de Controladores PID

Resumo

Neste capítulo é realizada uma revisão bibliográfica das principais técnicas de sintonia de controladores PID (Proporcional – Integral – Derivativo), para sistemas SISO (*Single Input – Single Output*, uma entrada e uma saída) e MIMO (*Multi Input – Multi Output*, múltiplas entradas e múltiplas saídas). A fundamentação teórica de cada técnica é discutida, analisando-se as vantagens, desvantagens, simplicidade, robustez e limitações. Em seguida, é apresentado o método utilizado nesta dissertação para resolução do problema de sintonia das estratégias de controle propostas. Este método é baseado em um procedimento de otimização, através da minimização de uma função objetivo global, na qual são considerados, dentre outros aspectos, os erros de modelagem. Além disso, são apresentados os resultados obtidos para as diferentes simulações realizadas. São investigadas diversas situações, tais como: problema servo e regulador, distúrbio em forma de pulso e degrau, problemas incorporando erros de identificação, entre outros. Para todos os casos estudados são analisados e comparados os desempenhos dos controladores PID ao serem utilizados os parâmetros obtidos pelo método clássico IMC (*Internal Model Control*, controle com modelo interno) e pelo procedimento de sintonia ótima. Os resultados demonstram a eficiência desta última abordagem, podendo-se determinar os parâmetros do controlador de maneira rápida e eficaz. É mostrado também que as estratégias de controle aqui apresentadas podem ser utilizadas para uma melhoria das condições de operação do processo, uma vez que a introdução de estratégias de controle automático permitiu reduzir a quantidade de polímero fora de especificação em relação à prática industrial.

Palavras-chave

Sintonia, otimização, PID, controle, SISO, MIMO.

V.1. Introdução

O maior desafio relacionado aos controladores PID é a sintonia adequada de seus parâmetros, necessária para se produzir uma resposta satisfatória do sistema. Os processos de polimerização, como já discutido, caracterizam-se por apresentarem não linearidades, dinâmicas complexas e alto grau de acoplamento entre as suas variáveis. Além disso, estes processos costumam apresentar objetivos de controle conflitantes, o que dificulta o projeto e a sintonia dos controladores.

Reatores de polimerização podem ser operados por longos períodos em controle manual, devido a deficiências do sistema de controle. Estas deficiências podem ser provenientes da má sintonia dos parâmetros dos controladores, tornando o desempenho deles insatisfatório. Isto pode ser justificado pela inexistência de um método sistemático de sintonia na maioria das empresas, o que leva à não utilização das técnicas mais apropriadas para os sistemas específicos.

Apesar do grande número de técnicas disponíveis na literatura, a maioria dessas técnicas de sintonia não é desenvolvida para processos de ordem elevada ou não lineares; ou ainda, não leva em conta os diversos algoritmos de controle PID, os erros de identificação, as interações entre as malhas e as diversas formas de perturbação existentes em um processo. Assim, os parâmetros de sintonia obtidos por estas técnicas não são tão flexíveis, aplicando-se a um número limitado de sistemas (Alfano, 2002; Campos e Teixeira 2006; Arruda *et al.* 2008; Souza 2010). Em vista disso, tem se tornado crescente o interesse por metodologias eficientes de sintonia de controladores PID. Um dos motivos para isto é que técnicas de controle avançado, estudadas e aplicadas atualmente, requerem controladores PID bem sintonizados no nível básico de controle (Åström e Hägglund, 2001). Além disto, toda a instrumentação moderna e sistemas de controle básicos do tipo PLC (*Programmable Logic Controllers*, controlador lógico programável) e DCS (*Distributed Control Systems*, sistema de controle distribuído) utilizam estruturas com controladores PID (Bandyopadhyay *et al.*, 2001).

Portanto, a atual situação tecnológica e industrial, marcada pelo aumento da demanda de produção com alto desempenho, justifica e impulsiona a utilização de regras de sintonia mais avançadas, como é o caso, por exemplo, da sintonia ótima. Nesse sentido, vários trabalhos têm sido publicados, demonstrando uma maior eficiência dessas técnicas de sintonia ótima quando comparadas aos métodos clássicos para ajuste dos controladores PID.

O emprego desses métodos avançados de sintonia de controladores PID abre, portanto, uma perspectiva interessante sobre sua aplicação em sistemas reais. Contudo, maiores estudos precisam ser desenvolvidos, abrangendo a análise de parâmetros diferentes das características da resposta temporal do sistema, tais como robustez, sensibilidade, entre outros.

Neste capítulo é realizada uma revisão das técnicas de sintonia de controladores PID desenvolvidas ao longo dos últimos anos, abordando desde as técnicas mais tradicionais até as mais avançadas. São dados exemplos de aplicações em diversos processos, buscando, por outro lado, dar ênfase na utilização dessas técnicas de sintonia para processos poliméricos, uma vez que este é o foco desta dissertação. As vantagens e limitações de cada uma das técnicas avaliadas também são discutidas. A partir desse estudo é possível justificar a escolha do método de sintonia ótima utilizado para o ajuste dos parâmetros dos controladores PID aplicados nas estratégias de controle adotadas.

V.2. Procedimento de Sintonia

Em geral, o projeto de um controlador consiste nas seguintes etapas: identificação do processo, escolha do método de sintonia, cálculo dos parâmetros do controlador (sintonia), análise da robustez (estabilidade) e teste do desempenho do controlador, utilizando os parâmetros obtidos.

Deste modo, antes da sintonia propriamente dita, para um processo com dinâmica conhecida, deve-se definir o critério de desempenho desejado para a malha. Obviamente, o principal critério para ajuste da malha de controle, e que sempre deve ser satisfeito, é a estabilidade da mesma. Ainda assim, no âmbito da regulação e do problema servo, o projeto de um controlador PID deve considerar alguns requisitos essenciais aos objetivos de qualidade do processo controlado, sendo eles: capacidade de atenuar distúrbios externos ao processo; qualidade de resposta a ruídos presentes na medição; qualidade de resposta a variações no *set-point* e robustez a variações na dinâmica do processo (Åström e Hägglund, 1995; Åström e Hägglund, 2006).

Pode-se dizer que a robustez a variações na dinâmica do processo é desejável para qualquer sistema de controle, visto que se trata de um controlador capaz de operar em diversas dinâmicas diferentes. Já a capacidade de atenuar distúrbios externos é a característica que mais interessa no controle de processos industriais, uma vez que a qualidade final do produto pode ser extremamente afetada por perturbações de carga em

determinadas unidades do processo. Desse modo, objetiva-se sempre contemplar o que for mais importante para o processo, ou encontrar o melhor custo benefício aliado entre dois ou mais requisitos (Michel, 2010).

A seguir, estão listados alguns critérios de desempenho que podem ser usados para a sintonia de controladores PID (Campos e Teixeira, 2006):

- O menor sobrevalor ou *overshoot* possível;
- Razão de declínio especificada;
- O menor tempo de ascensão ou subida possível;
- O menor tempo de assentamento possível (tempo no qual o desvio em regime permanente é menor do que 5%);
- Mínima energia ou atuação na variável manipulada;
- Utilização de um índice de desempenho para avaliar a qualidade do controle.

Na prática, é difícil atingir todos os critérios mencionados de forma simultânea. Neste contexto, muitas metodologias para ajustar os ganhos e incrementar o desempenho do controlador PID, em malhas simples (SISO, *Single Input - Single Output*) e múltiplas (MIMO, *Multi Input - Multi Output*), têm sido apresentadas na literatura. Elas podem ser classificadas em empíricas, analíticas ou obtidas através de algum tipo de otimização. Existem métodos baseados em modelos do processo operando em malha aberta ou em malha fechada, e há ainda métodos no domínio da frequência. Um boa coletânea de métodos de ajuste de controladores PID pode ser encontrada em livros como Åström e Hägglund (1995) e O'Dwyer (2003).

Através de uma pesquisa realizada na literatura pôde-se, portanto, enquadrar tais técnicas nas seguintes concepções: métodos clássicos (Ziegler-Nichols, Cohen-Coon, Abbas, AMIGO, alocação de pólos, métodos integrais) e métodos avançados (*variância mínima, gain scheduling, auto-tuning, self-tuning, fuzzy*) (Åström e Hägglund, 2004; Kao *et al.*, 2006; Nuella, 2008; Teo *et al.*, 2009; Salau *et al.*, 2009; Altinten *et al.*, 2010; Yang *et al.*, 2012). Um número crescente de estudos de casos e publicações relacionadas ao controlador PID com hibridização com métodos avançados tem sido reportado, mostrando a importância deste tipo de projeto de controle para fins da indústria (Tan e Li, 2001; Coleman e Joseph, 2002; Ibrahim, 2004; Bobál *et al.*, 2005; Åström e Hägglund, 2006; Moudgalya, 2007).

Nas seções seguintes algumas dessas técnicas são apresentadas, sendo discutidas as suas potencialidades e limitações.

V.3. Técnicas Convencionais de Sintonia

V.3.1. Método de Ziegler e Nichols

Este é um método clássico e amplamente utilizado na indústria. Ele foi proposto por Ziegler e Nichols (1942) e consiste em se encontrar o ganho limite, ou seja, o valor do ganho para o qual a malha de controle está no limite de estabilidade com controle *feedback* proporcional. Os valores calculados por este método podem fornecer boas estimativas. Entretanto, em algumas malhas de controle não são obtidos bons resultados, visto que em alguns casos esta sintonia leva a respostas muito subamortecidas. Algum ajuste em linha pode melhorar o controle significativamente (Embiruçu, 1998). Aström e Hägglund (2004) deixam explícita esta realidade, afirmando que esta técnica pode proporcionar resultados com pouca robustez, e, portanto, insatisfatórios em muitas aplicações industriais.

Teoricamente, colocar o sistema no limiar da estabilidade é um procedimento relativamente simples, uma vez que é necessário apenas aplicar um controlador proporcional em malha fechada com o processo, e aumentar o ganho deste controlador até que o sistema apresente uma oscilação sustentada. No entanto, apesar de simples, este método requer, na prática, muita experiência do operador e demanda muito tempo para o correto ajuste dos parâmetros. O sistema pode se tornar instável, caso um ganho um pouco maior do que o crítico seja aplicado ao sistema. De modo a evitar essa instabilidade, o ganho é aumentado gradativamente, em valores pequenos, justificando-se assim a lentidão do procedimento.

Por tais motivos, o método do relé vem sendo utilizado como alternativa de estimação do ponto crítico, por ser um método muito mais rápido e seguro de identificação do que o procedimento com o ganho proporcional (Campestrini, 2005).

V.3.2. Método do Relé

O método do relé foi introduzido por Åström e Hägglund (1984) justamente para suprir as reconhecidas limitações do método Ziegler e Nichols. Na configuração com o relé aparecem oscilações na saída do sistema numa frequência muito próxima à frequência crítica (frequência na qual a fase de saída está defasada de -180° da entrada)

e, uma vez conhecido este ponto de oscilação (ganho e fase), são obtidas expressões para os ganhos do controlador PID (Cardoso, 2002). As principais vantagens deste método frente ao proposto por Ziegler e Nichols é que somente um teste experimental é necessário em vez do procedimento de tentativa e erro. A amplitude da saída do processo pode ser calibrada pelo ajuste da amplitude do relé e, além disso, o processo não é forçado ao limite da estabilidade. Esta metodologia foi uma das primeiras a serem comercializadas e seu sucesso deve-se à sua simplicidade e robustez (Hägglund e Åström, 1988 e 1991; Hang *et al.*, 2002; Arruda e Barros, 2003). Diversos pesquisadores vêm desenvolvendo, ao longo dos anos, metodologias que de alguma forma modificam o ensaio do relé realimentado, possibilitando o seu uso numa gama maior de processos.

V.3.3. Método de Cohen e Coon

Outra alternativa ao método proposto por Ziegler e Nichols é o método de Cohen e Coon (1953). Da mesma forma que o primeiro método, nesta técnica são apresentadas relações desenvolvidas empiricamente para sistemas que apresentam taxa de decaimento de $\frac{1}{4}$. Esta metodologia é aplicável para sistemas que podem ser descritos como de primeira ordem com tempo morto e tem como principal vantagem a sua simplicidade. Por outro lado, este método possui algumas desvantagens, visto que são considerados somente os dois primeiros picos da resposta do sistema, presumindo assim que o sistema tenha uma taxa de decaimento constante e igual a $\frac{1}{4}$. Ainda que o decaimento do primeiro para o segundo pico tenha a relação de 1:4, nada garante que o mesmo ocorrerá nos demais, dado o fato que, em geral, os processos são não lineares. O critério de desempenho fica assim representado por dois pontos da curva de controle (resposta do sistema em malha fechada), tornando-se pouco representativo. Essa é uma das críticas feitas por Churro (1986) ao método de Cohen- Coon.

V.3.4. Critério de Desempenho da Integral no Tempo

A forma da resposta em malha fechada, do tempo em que é dada a perturbação até que seja atingido o estado estacionário, pode ser utilizada para a formulação de um critério de desempenho dinâmico. Diferentemente dos critérios simples que usam somente características isoladas da resposta dinâmica, tais como, razão de declínio, tempo de assentamento, entre outros, os critérios desta categoria são baseados na resposta do processo como um todo (Almeida e Embiruçu, 2000). O único problema da

aplicação desses critérios integrais é que a integral se torna indeterminada quando o erro não é forçado a zero. Isto somente ocorre quando existe desvio permanente causado pela ausência da ação integral (Smith e Corripio, 2008).

Os critérios integrais mais utilizados são: integral do erro absoluto (IAE, *Integral of Absolute value of Error*), integral do erro quadrático (ISE, *Integral of the Square Error*), integral do erro quadrático ponderado pelo tempo (ITSE, *Integral of time multiplied by the Squared Error*) e a integral do erro absoluto ponderado pelo tempo (ITAE, *Integral Time Absolute Error*). O tipo de critério a ser utilizado dependerá das características do sistema a ser controlado e das exigências que se pretende impor à resposta do processo. Em geral, o critério ITAE é o método preferencial, tendo em vista a menor susceptibilidade deste critério aos erros que se sucedem logo após a perturbação (Campos e Teixeira, 2006).

V.3.5. Método IMC (*Internal Model Control, Controle com Modelo Interno*)

O IMC é um método de sintonia, introduzido por Garcia e Morari (1982), baseado no modelo da planta, relacionando diretamente os parâmetros deste com os do controlador. Este método permite definir claramente o desempenho desejado, uma vez que o desempenho do controlador está associado com a razão da constante de tempo de malha fechada (λ , que é um parâmetro do método de sintonia) com a de malha aberta (τ) (Campos, 2006). Além de possibilitar uma melhora no desempenho e robustez do sistema a ser controlado, esta técnica também leva em consideração as incertezas de modelagem (Li *et al.*, 2009). Ela pode ser aplicada para sistemas monovariáveis e multivariáveis em ambientes contínuos e discretos. Estudos de estabilidade e robustez têm sido reportados em sistemas de controle lineares e não-lineares. A partir de 1990 observam-se pesquisas em IMC inteligente, IMC com restrições, IMC multivariável, entre outras, e que persistem até hoje. O controlador IMC pode ser combinado com estruturas adaptativas, preditivas, *fuzzy* e de redes neurais. Como uma metodologia de controle baseado em modelo, o IMC pode também ser hibridizado com o controlador PID (Morari e Zafiriou, 1989; Ibrahim, 2004).

Além do IMC, outros métodos baseados em modelos internos podem ser citados, como o método de síntese direta (SD) (Chen e Seborg, 2002; Seshagirirao *et al.*, 2008; Umamaheswari *et al.*, 2010) e o método de *Lambda-Tuning* (Dahlin 1968; Olsen e Bialkowski, 2002; Michel, 2010). Os métodos de síntese direta e IMC apresentam

sintonias muito próximas, embora o primeiro não permita que sejam consideradas as incertezas no modelo. Já o *Lambda-Tuning* é utilizado nos casos onde existem grandes atrasos de transporte ou quando o atraso é variante no tempo (Seborg *et al.*, 2004).

Além dessas técnicas de sintonia de controladores PID, outras técnicas convencionais aplicadas a malhas do tipo SISO são observadas na literatura, tais como os métodos de Abbas (1997), Lee *et al.*, (1998), Faccin (2004), Escobar (2006), Jahanmiri e Fallahi (2008), entre outros.

V.4. Técnicas Avançadas de Sintonia

Processos que envolvem maior complexidade e alto grau de acoplamento vêm exigindo o uso de técnicas de sintonia mais elaboradas, de modo a serem atingidos níveis de desempenho cada vez mais altos. Nesse sentido, vários métodos avançados para ajuste de controladores foram propostos nos últimos anos, e a maioria deles tem sua aplicação voltada para processos multivariáveis. Os problemas de controle de múltiplas malhas com interação são estudados atualmente através de três abordagens distintas: a abordagem multi-SISO; aquela que faz uso de blocos desacopladores (implicitamente MIMO) e a abordagem explicitamente MIMO. Na maioria das situações, a opção por uma abordagem ou outra está ligada ao grau de acoplamento do sistema em estudo.

A abordagem multi-SISO consiste em aproximar o sistema MIMO por várias malhas SISO. Um dos principais problemas em controle multi-SISO é a sintonia dos controladores do sistema, principalmente devido à interação entre as malhas de controle. A maioria das técnicas de sintonia utilizadas para este tipo de sistema realiza a sintonia das malhas individualmente e, posteriormente, utiliza um fator de correção para adequar as sintonias das malhas individuais ao sistema multi-SISO. O método de sintonia do máximo logaritmo do módulo (BLT, *Biggest Locus Modulus Tuning*) é um exemplo desse tipo de abordagem. Ele foi desenvolvido por Tyreus e Luyben (1986) para realizar a sintonia de controladores PI em múltiplas malhas, e é utilizado como referência para a maioria dos trabalhos desenvolvidos nesta área (Escobar, 2006). Este método consiste em sintonizar todos os controladores utilizando a técnica de Ziegler e Nichols e depois aplicar um fator de correção, que é ajustado até uma margem de segurança em relação à estabilidade da malha fechada. Um aspecto positivo desta técnica é a sua simplicidade, podendo ser utilizada como ponto de partida para futuras sintonias. Entretanto, tem

como principal desvantagem o fato de que as malhas são sintonizadas individualmente, não sendo consideradas as diferentes interações existentes entre elas.

Outros métodos de sintonia de múltiplas malhas também podem ser encontrados na literatura, tais como os métodos sequenciais, desenvolvidos a partir da década de 70 e que em geral apresentam resultados mais satisfatórios do que o método BLT (Escobar, 2006), os métodos de projeto independente, estudados por Skogestad e Morari (1992) e o método iterativo, proposto por Shen e Yu, (1994). Mais recentemente, são encontrados trabalhos como os de Toh e Rangaiah (2002), Ayadi e Benhadj (2005) e Hlaing *et al.* (2007), os quais propuseram métodos de sintonia de controladores PID multivariáveis baseados em modelos.

Estudos para o desenvolvimento de algoritmos de sintonia *on-line* de parâmetros vêm se intensificando ao longo dos anos. Métodos heurísticos de busca ótima e sub-ótima se destacam pelo tempo de computação inferior às técnicas clássicas de sintonia, apresentando resultados que podem levar em conta variações de parâmetros, ruídos gaussianos, não linearidades e interferências de forma rápida e robusta (Silva, 2005). A vantagem de se programar um sintonizador *on-line* reside no fato dos parâmetros apresentarem variações durante sua operação, o que garantiria a otimalidade do sistema, mesmo em condições adversas e imprevisíveis. Dada a evolução dos dispositivos programáveis, a alteração em linha dos parâmetros do controlador não é mais considerada um problema. A dificuldade na implementação de tais sistemas de sintonia está na complexidade de alguns processos ou na não necessidade de se obter um controle rígido, além da desconfiança em um algoritmo para comandar a operação de um sistema. Nestas situações, a solução *off-line* é conveniente, garantindo-se ao engenheiro ou projetista de controle a decisão final de alterar os parâmetros do controlador (Silva, 2005).

No caso especial de projeto e sintonia *on-line* de controladores PI/PID em processos multivariáveis, podem ser relatadas algumas aplicações, tais como: Herreros *et al.* (2002); Vlachos *et al.* (2002); Lewin e Parag (2003); Farag e Werner (2006); Chang (2007). Todos estes autores formulam o problema de controle multivariável como um problema de otimização, o qual é resolvido por modificações no algoritmo genético de Goldberg (1989).

Algumas aplicações dos métodos de otimização serão abordadas com mais detalhe na subseção a seguir, onde serão definidos alguns conceitos considerados importantes para o entendimento dessas técnicas. Posteriormente, será dada ênfase

numa técnica de sintonia particular, desenvolvida por Alfano (2002), a qual foi utilizada nesta dissertação para o ajuste dos parâmetros dos controladores PID.

V.4.1. Técnicas para Resolução de Problemas de Otimização

A otimização pode ser definida como o ajuste de entradas ou características de um processo a fim de encontrar uma solução ou um conjunto de soluções ótimas, máximos ou mínimos de uma determinada função ou conjunto de funções, sujeitas ou não a restrições de desigualdade ou igualdade (Saramago e Steffen, 2012). É possível citar as seguintes vantagens relacionadas à otimização: a diminuição do tempo dedicado ao projeto; a possibilidade de tratamento simultâneo de uma grande quantidade de variáveis e de restrições; a redução de custo em relação aos modelos experimentais. Por outro lado, têm-se como desvantagens, em certas situações, a convergência lenta, ou até mesmo a não convergência, e a presença de muitos pontos ótimos locais, uma vez que o ponto ótimo global raramente pode ser garantido (Prado e Saramago, 2005).

De modo a superar alguns dos problemas no uso da otimização, foram desenvolvidos diversos métodos de busca pela solução ótima. A escolha de um ou outro método de busca deve estar estritamente relacionada ao problema a ser otimizado.

Os problemas de otimização podem ser resolvidos, basicamente, por meio de dois grupos de algoritmos: os determinísticos e os probabilísticos (ou heurísticos). Os métodos determinísticos, os quais compõem a maioria dos métodos clássicos, geram uma sequência de possíveis soluções, requerendo, na maioria das vezes, o uso de pelo menos a primeira derivada da função objetivo em relação às variáveis de projeto (Bastos, 2004). Nestes métodos, a função objetivo e as restrições são dadas como funções matemáticas e relações funcionais. É necessário, para tanto, que a função objetivo seja contínua e diferenciável no espaço de busca.

Esses métodos produzem melhores resultados para funções contínuas, convexas e unimodais (funções que possuem apenas um ponto de mínimo ou de máximo) e têm como principal vantagem o baixo número de avaliações da função objetivo, o que faz com que tenham convergência rápida. Contudo, estes métodos têm uma inabilidade em lidar com mínimos locais. Como eles trabalham com um único ponto do espaço de projeto e com informações sobre os gradientes, ao se depararem com mínimos locais os mesmos não conseguem avançar na busca, convergindo prematuramente, sem encontrar o mínimo global (Prado e Saramago, 2005). Apesar disso, os métodos determinísticos

são comprovadamente eficientes em um grande número de aplicações de engenharia (Borges, 2003).

De acordo com Olivieri (2004), os problemas de otimização abordados pelos métodos determinísticos podem ser classificados em duas categorias, conforme as características da função objetivo e das restrições:

- Programação linear: quando a função objetivo e as restrições são funções lineares das variáveis de projeto. O método Simplex, desenvolvido por Hadley (1982), é o método mais tradicional para solucionar este tipo de problema de otimização;
- Programação Não-Linear: quando a função objetivo, ou pelo menos uma das restrições, é uma função não-linear das variáveis de decisão. Podem-se destacar os métodos de Programação Linear Sequencial, de Programação Quadrática Sequencial, do Gradiente Reduzido, entre outros.

O método Simplex consiste em resolver repetidas vezes um sistema de equações lineares, uma vez estabelecida a estimativa inicial dos parâmetros, a fim de se obter uma sucessão de soluções, cada uma melhor do que a anterior, até se chegar a uma solução considerada ótima. Tal método utiliza o conceito de um simplex, que é uma figura regular que se desloca sobre uma superfície, de modo a evitar regiões não satisfatórias. Sua aplicação é relativamente fácil e rápida, e permite, com boa margem de segurança, localizar a região ótima. Maiores detalhes deste método podem ser encontrados em Spendley *et al.* (1962), Nelder e Mead (1965), Morgan e Deming (1974) e Bona *et al.* (2000).

Nesta dissertação, o problema de otimização é resolvido através do método de Programação Quadrática Sequencial (SQP, *Successive Quadratic Programming*). A ideia básica deste método consiste em resolver um problema de otimização não-linear através da resolução de uma sequência de programas quadráticos (QP, *Quadratic Programs*) (Pontes, 2008). Este método busca, portanto resolver o problema iterativamente, onde a solução em cada passo é obtida pela solução de uma aproximação do problema não linear, onde a função objetivo é substituída por uma aproximação quadrática e as restrições não lineares são substituídas por aproximações lineares. Para maiores detalhes do funcionamento do método SQP, deve ser consultado Sandrini (2005), Antoniou e Lu (2007) e Teles e Gomes (2010).

Os métodos probabilísticos utilizam somente a avaliação da função objetivo e introduzem no processo de otimização dados e parâmetros estocásticos. Por não fazerem uso da derivada da função objetivo, são considerados métodos de ordem zero (Holtz, 2005). Nessa abordagem, a função objetivo é avaliada inúmeras vezes, sendo possível trabalhar com vários pontos ao mesmo tempo em uma iteração, o que eleva o custo computacional destes métodos. No entanto, isto é compensado pela menor chance que estes métodos têm de se deixarem prender em mínimos locais (Saramago e Steffen, 2012). Alguns exemplos de métodos probabilísticos podem ser citados, tais como a Busca Tabu, o Recozimento Simulado (*Simulated Annealing*), o Algoritmo Genético (AG) e a Otimização por Enxame de Partículas (PSO, *Particle Swarm Optimization*).

Exemplos interessantes dessas duas últimas técnicas, aplicadas a controladores PID, podem ser vistos em O'mahony *et al.* (2000), Pereira (2008), Júnior *et al.* (2008) e Arruda *et al.* (2008).

Em Júnior *et al.* (2008), por exemplo, é analisado o desempenho do AG da PSO na obtenção dos parâmetros ótimos de um controlador PID, tomando por base a avaliação das características da resposta ao degrau unitário. Adicionalmente, é feita uma análise comparativa com o método clássico de Ziegler-Nichols, permitindo avaliar o ganho de eficiência com a utilização de métodos não lineares para sintonia de controladores. A avaliação da eficiência do PID foi realizada com base na maximização da função objetivo, proposta por (Gaing, 2004). Para ambas as técnicas de otimização foram avaliados quatro parâmetros: *overshoot* (M_p); *offset* (E_{ss}); tempo de estabilização (t_s) e tempo de subida (t_r), ponderados de acordo com o desempenho desejado para o regulador automático de tensão (AVR, *Automatic Voltage Regulator*) de um gerador síncrono. Essa função objetivo é maximizada pela redução dos parâmetros M_p e E_{ss} , bem como pela menor diferença entre o instante em que se verifica a estabilização da resposta e o intervalo de tempo decorrido para a subida do sinal, permitindo, assim, a melhoria nas características da resposta temporal do sistema controlado. É utilizado um fator que balanceia os critérios M_p e E_{ss} com os tempos t_s e t_r . Para a otimização por algoritmo genético, é gerada uma população inicial com base em valores aleatórios para os parâmetros do controlador PID (K_c , τ_i e τ_d). Em uma segunda etapa, para cada indivíduo, é verificada a estabilidade do sistema de controle e calculada a aptidão através da função objetivo. Os indivíduos mais aptos são selecionados, o operador de cruzamento é aplicado e, posteriormente, aplica-se o operador de mutação. O indivíduo de maior aptidão na população anterior é copiado para a população gerada, de modo a

contribuir com a manutenção das melhores características ao longo da evolução do algoritmo. Por fim, é verificado se o número máximo de gerações foi atingido, caso contrário, retorna-se à segunda etapa. Já na otimização por enxame de partículas, têm-se as seguintes etapas: a população inicial e a velocidade de cada termo são geradas aleatoriamente, respeitando o limite estabelecido para as variáveis. Cada partícula é avaliada dentro da função objetivo e são gerados os valores de *pbest* (melhor posição ocupada ao longo do processo iterativo) e *gbest* (melhor posição ocupada da melhor partícula do grupo *pbest*). Em seguida, são determinadas as velocidades de cada termo das partículas do grupo, é atualizada a posição de cada partícula, e são verificados os limites de posição para cada termo, mantendo os valores calculados dentro da faixa permitida de variação. Cada partícula da nova geração é avaliada dentro da função objetivo e a respectiva aptidão é comparada com seu *pbest*. A partícula de maior aptidão dentro de *pbest* é armazenada em *gbest*. A partir de então, é verificado se o número máximo de iterações foi atingido. Ao final do processo iterativo, a melhor solução para o problema está armazenada em *gbest*. As aplicações de AG e PSO mostraram-se eficientes na sintonia do controlador PID, melhorando as características da resposta do sistema ao degrau unitário. A análise comparativa do desempenho dos algoritmos inteligentes com o método clássico de Ziegler-Nichols confirma a eficiência de técnicas não lineares no ajuste de controladores PID. Os resultados de ambos os métodos empregados (AG e PSO) foram semelhantes quando são analisadas as características da resposta ao degrau unitário, bem como a maximização da função objetivo. Entretanto, foi necessária uma população maior para o AG, elevando sua complexidade e esforço computacional frente ao PSO equivalente. Desse modo, foi demonstrado que o desempenho médio das partículas da PSO foi superior ao do AG, apresentando ainda melhores características de convergência para os parâmetros do controlador PID. Além disso, pode-se perceber neste trabalho o uso da mesma abordagem utilizada nesta dissertação, qual seja: a abordagem que faz uso de uma função objetivo global, onde são ponderados num mesmo problema de otimização, diferentes critérios de desempenho. Portanto, este trabalho pode demonstrar que a aplicação de métodos avançados na sintonia de controladores PID pode ser uma alternativa interessante para aplicação em sistemas reais.

Arruda *et al.* (2008) propõem uma técnica baseada em algoritmos genéticos para sintonia de múltiplas malhas de controladores PI/PID em processos multivariáveis. Inicialmente, cada malha de controle é avaliada independentemente através de uma

função de desempenho que considera aspectos de robustez, rejeição de perturbação, capacidade de seguir a referência, e variações no sinal de controle. Em seguida, o problema da sintonia conjunta dos diferentes controladores é formulado como um problema de otimização multiobjetivo através da minimização de uma função custo que considera todas as malhas conjuntamente. Esta função custo é construída a partir da soma ponderada de todos os objetivos individuais (desempenho de cada malha). Esta metodologia é bastante similar à empregada na dissertação aqui apresentada. No entanto, a diferença é que eles utilizam um algoritmo genético (AG) baseado em nichos e formação de castas para solucionar o problema multiobjetivo, o qual consiste em encontrar um conjunto de valores (múltiplas soluções) para cada um dos três parâmetros de todos os controladores PI/PIDs que otimizem a função custo. O uso dessa abordagem por agregação de objetivos para a otimização multicritério permite variar a importância de cada objetivo de um modo fácil para o operador, além do método da soma ponderada ser bastante eficiente computacionalmente. Todavia, uma das dificuldades encontradas é que, em muitos casos, há a formação de um super-indivíduo (solução não dominada única). De modo a minimizar esse problema, é incluída uma casta elitista, que funciona como uma memória do algoritmo, permitindo a manutenção de um conjunto de soluções obtidas ao longo da evolução, ao invés de uma única solução para o problema. A metodologia foi aplicada no controle PI de uma unidade de craqueamento catalítico e o seu desempenho foi comparado ao de um controlador preditivo por matriz dinâmica. Os resultados mostram a aplicabilidade e eficiência da metodologia proposta na sintonia de vários controladores.

Aplicações mais recentes de técnicas de otimização para a sintonia de controladores PID também podem ser encontradas em Tasaka *et al.* (2009), Kano *et al.* (2010), Altiten *et al.* (2010), Tan *et al.* (2011), Wang *et al.* (2011) e Çamkerten *et al.* (2012), que fazem uso do AG para resolução do problema de otimização, com exceção de Wang *et al.* (2011), que utilizam a PSO.

Uma das críticas feitas aos algoritmos genéticos é que, embora eles tenham sido empregados em muitos sistemas de controle, seus operadores evolutivos exigem muito esforço computacional quando um grande número de parâmetros precisa ser otimizado. Além disso, a otimização de parâmetros com forte correlação dentro da função objetivo e a convergência prematura do AG impedem que seja atingido o máximo rendimento em muitas aplicações, reduzindo a capacidade de busca do algoritmo pela solução ótima (Gaing, 2004).

A escolha do método de otimização para solucionar o problema de sintonia dos controladores PID desta dissertação foi baseada no estudo e análise das vantagens e limitações de cada uma das técnicas acima apresentadas. A sintonia ótima dos controladores foi obtida com base na técnica desenvolvida por Alfano (2002), a qual foi testada para diversos casos de estudo e se mostrou bastante eficiente na melhoria do desempenho dos controladores. Além de ser uma técnica bastante flexível e robusta, ela permite que o operador pondere a importância de cada problema de controle de uma maneira fácil, além de proporcionar uma rápida convergência. Esta técnica será tratada com mais detalhe na seção seguinte.

V.5. Técnica de Sintonia Aplicada ao Caso de Estudo

Alfano (2002) propôs uma técnica de sintonia ótima baseada na minimização de uma função objetivo global, descrita através da soma ponderada dos vários critérios de desempenho. Esta técnica incorpora, em um problema de otimização, as incertezas do modelo e os diferentes tipos de perturbações que podem ocorrer no processo, além da possibilidade de impor restrições ao procedimento de sintonia. Outro aspecto positivo é que ela não coloca qualquer tipo de limitação para a caracterização do processo, podendo ser utilizada inclusive em modelos não-lineares. É uma técnica aplicável tanto para sistemas SISO (*Single Input-Single Output*, uma entrada e uma saída) quanto para sistemas com múltiplas malhas com interação. Em sistemas de controle multi-SISO, por exemplo, todos os controladores são sintonizados simultaneamente, não sendo necessária a utilização de nenhum fator de correção, tal como ocorre nos métodos multi-SISO convencionais.

De modo a investigar a eficiência desta técnica de sintonia, ela foi aplicada, juntamente com outras técnicas utilizadas na literatura, em processos representados por funções de transferência, e os resultados obtidos foram comparados entre si. Três testes foram realizados: dois em sistemas SISO e outro, em um sistema de múltiplas malhas com interação. Para a identificação das funções de transferência dos processos, foram utilizados dados coletados através de testes em malha aberta, aplicados em plantas da antiga Companhia Petroquímica do Nordeste (COPENE). Através dos resultados apresentados, pôde-se verificar que o método de otimização proposto foi o que apresentou melhor desempenho frente a todas as técnicas de sintonia utilizadas, tanto para as malhas de controle SISO, quanto para as malhas de controle MIMO.

A aplicação desta técnica foi demonstrada para sistemas com funções de transferência de diversas ordens, não sendo necessária a realização da etapa de identificação das malhas através de funções de transferência de primeira ordem com tempo morto, tal como é realizado pela maioria das técnicas existentes na literatura. Isso facilita a sintonia de sistemas que possuam processos descritos por funções de transferência de ordem elevada. Ao ser eliminada a etapa de redução da ordem das funções de transferência, está se eliminando também o erro associado a esta etapa, o que resulta em uma melhor sintonia dos controladores.

Dado o exposto acima, a técnica de otimização desenvolvida por Alfano (2002) foi escolhida e adotada para resolver o problema de sintonia dos controladores PID de ambas as malhas de controle sugeridas: a SISO e a multi-SISO.

O problema de otimização nesta abordagem pode ser formulado do seguinte modo:

$$\min_P \Phi = \sum_{j=1}^{N_{PC}} \gamma_j \sum_{i=1}^{N_C} \alpha_{i,j} \cdot C_i(P, PC_j, M_j) \quad (V.1)$$

s.a.:

$$P_{min} < P < P_{max}$$

$$u_{min} < u(t[1:t_f], P, PC_{j=1:N_{PC}}) < u_{max}$$

$$\Delta u_{min} < \Delta u(t[1:t_f], P, PC_{j=1:N_{PC}}) < \Delta u_{max}$$

$$OS(P, PC_{j=1:N_{PC}}) < OS_{max}$$

$$RD_{min} < RD(P, PC_{j=1:N_{PC}}) < RD_{max}$$

onde P são os parâmetros do controlador (as variáveis de decisão), C_i são os critérios de avaliação adotados, como, por exemplo, critérios integrais, *overshoot* (sobre-elevação) e variação da variável manipulada, PC_j são os problemas de controle estudados, dependentes do tipo de situação para a qual o controlador está sendo sintonizado, ou seja, o problema de controle é definido como uma combinação do tipo de sinal (p.e.: degrau, rama, pulso, entre outros) e do tipo de problema (servo ou regulador), M_j são os modelos adotados para representar o processo, de modo a possibilitar a inclusão de erros de modelagem, N_{PC} é o número de problemas de controle, N_C é o número de critérios utilizados, $\alpha_{i,j}$ são os pesos específicos de cada critério adotado em um problema de controle, γ_j são os pesos específicos de cada problema de controle, P_{min} e P_{max} são os limites dos parâmetros do controlador, u_{min} , u_{max} , Δu_{min} e Δu_{max} são os

limites mínimos e máximos impostos às variáveis manipuladas e aos movimentos destas variáveis, respectivamente, para todo o intervalo de tempo (t), e t_f é o tempo final. As variáveis OS e RD representam restrições no *overshoot* e na razão de decaimento, respectivamente.

V. 6. Formulação do Problema de Otimização para os Casos Propostos

De modo a ser obtida uma estimativa inicial para cada um dos parâmetros dos controladores PID, necessária para a aplicação do método de sintonia ótima, foi utilizado o método clássico de sintonia IMC (*Internal Model Control*) com o uso das funções de transferência desenvolvidas no Capítulo IV. Na abordagem multi-SISO, este método foi utilizado para cada malha de controle individualmente, obtendo-se assim os parâmetros iniciais para as otimizações.

Este procedimento foi necessário para acelerar o processo de convergência, contribuindo significativamente para a redução do tempo computacional e para a eficácia do método de otimização.

Para a obtenção dos resultados do modelo matemático de otimização foi utilizada a função de otimização “fmincon”, disponível no *software* MATLAB. A função “fmincon” é aplicada para minimizar funções não lineares restritas, e encontra a solução do problema aplicando-se o método de Programação Quadrática Sequencial (Optimization Tool, Matlab R2009a).

Para a formulação do problema de otimização das estratégias SISO e multi-SISO, foi utilizado como critério de desempenho o ITAE (integral do produto do tempo pelo valor absoluto do erro), pois ele penaliza os erros que persistem com o passar do tempo. A expressão para cálculo do ITAE é dada por:

$$ITAE = \int_0^{\infty} t|e(t)| dt \quad (V.2)$$

onde t é o tempo e $e(t)$ é a diferença entre o *setpoint* e a variável controlada.

Para as malhas de controle propostas neste trabalho, pretende-se considerar na sintonia os problemas servo e regulador, bem como os erros de modelagem e perturbações do tipo degrau e pulso. Esta última perturbação foi dada com o objetivo de verificar o comportamento do sistema frente a uma mudança na carga de catalisador com um teor de impurezas maior durante certo período de tempo. Desta forma, a função

objetivo utilizada para a resolução desse problema de otimização pode então ser dada como:

$$\Phi = [\gamma_1 \cdot ITAE(P, PC_1, M_0) + \gamma_2 \cdot ITAE(P, PC_1, M_1) + \gamma_3 \cdot ITAE(P, PC_2, M_0) + \gamma_4 \cdot ITAE(P, PC_2, M_1)] \quad (V.3)$$

onde PC_1 é o problema servo, PC_2 , o problema regulador, M_0 é o modelo nominal identificado, M_1 é um modelo no qual são incorporados erros de modelagem, e γ_1 , γ_2 , γ_3 , e γ_4 são os pesos específicos referentes a cada problema de controle. Estes pesos irão ponderar a importância de cada problema, conforme a preferência operacional do usuário.

Como se trata da sintonia de controladores PID, ou seja, do ajuste dos parâmetros K_c (ganho proporcional), τ_i (constante de tempo integral) e τ_d (constante de tempo derivativa), o vetor P que representa as variáveis de decisão do problema de otimização é dado por:

$$P = [K_{c,j} \quad \tau_{i,j} \quad \tau_{d,j}]$$

onde $j = 1, \dots, n$ corresponde ao número de malhas de controle.

V.7. Resultados e Discussão

Baseando-se no que foi discutido anteriormente, nesta parte do trabalho é analisado o desempenho da abordagem de sintonia por otimização descrita acima, tomando por base a avaliação das características da resposta ao pulso (problema regulador) e ao degrau unitário (problema servo). Adicionalmente, é feita uma análise comparativa com o método clássico IMC, permitindo avaliar o ganho de eficiência com a utilização de métodos avançados para sintonia de controladores. Os resultados das simulações são mostrados, discutidos e analisados, de modo a concluir se tais estratégias de controle sugeridas satisfazem os objetivos perseguidos nesta dissertação. Inicialmente será avaliado o sistema de controle SISO, com a utilização de dois modelos, quais sejam: o modelo linear de função de transferência identificado no Capítulo IV, e o modelo não-linear (modelo fenomenológico). Posteriormente, essa análise é estendida para o sistema de controle multi-SISO. Pretendeu-se investigar três casos, assim definidos:

- Caso 1 - Sintonia do problema servo (PC_1):
 - a) Utilizando-se o modelo nominal identificado (M_0): $\gamma_1 = 1; \gamma_i = 0, i=2, 3, 4$;
 - b) Incorporando-se os erros de modelagem (M_1): $\gamma_2 = 1; \gamma_i = 0, i=1, 3, 4$;
- Caso 2 – Sintonia do problema regulador (PC_2):
 - a) Utilizando-se o modelo nominal identificado (M_0): $\gamma_3 = 1; \gamma_i = 0, i=1, 2, 4$;
 - b) Incorporando-se os erros de modelagem (M_1): $\gamma_4 = 1; \gamma_i = 0, i=3, 1, 2$;
- Caso 3 – Sintonia do problema servo associado ao problema regulador (PC_1 em conjunto com PC_2):
 - a) Utilizando-se o modelo nominal identificado (M_0): $\gamma_1 = \gamma_3 = 1; \gamma_i = 0, i=2, 4$;
 - b) Incorporando-se os erros de modelagem (M_1): $\gamma_2 = \gamma_4 = 1, \gamma_i = 0, i=1, 3$.

Para as sintonias realizadas com erros de identificação, utilizou-se um modelo (M_1) com +10% de erro no ganho do processo e no tempo morto e -10% na constante de tempo, em relação ao modelo nominal (M_0), a fim de considerar a situação mais desfavorável para o controle do processo do ponto de vista de estabilidade (Alfano, 2002). As variáveis apresentadas foram normalizadas por razões de confidencialidade.

V.8. Sistema de Controle SISO (*Single Input – Single Output, Entrada Única e Saída Única*)

Nesta seção são apresentados os resultados referentes à estratégia de controle SISO. Nesta estratégia, o controle da temperatura é feito por meio da manipulação da razão mássica de etileno na corrente de alimentação e as impurezas do catalisador são consideradas como distúrbios ao processo. Pretende-se com essa estratégia satisfazer os requisitos de qualidade do polímero, expressos pelo MI, através de um controle por variável substituta, que neste caso é a temperatura de saída do reator.

V.8. 1. Sintonia Ótima com Modelo Linear

De modo a dar complexidade gradativa ao trabalho, bem como ampliar o conhecimento a respeito da dinâmica do processo, são expostos e comentados os resultados obtidos para a sintonia ótima com modelo linear (funções de transferência). Este modelo é utilizado aqui para representar a planta real de polimerização.

Conforme discutido acima, foram investigados diferentes casos de sintonia: mudança de *setpoint* (problema servo), rejeição de distúrbios (problema regulatório) e mudança de *setpoint* associada à rejeição de distúrbios (problema servo

simultaneamente com o problema regulatório). A Tabela V.1 ilustra os parâmetros do controlador para cada caso de estudo avaliado. Para o cálculo dos parâmetros do controlador PID através do método IMC foi utilizada uma constante de tempo em malha fechada (λ) igual a 43.97 segundos.

Tabela V.1. Parâmetros de sintonia dos controladores PID (planta representada por modelo linear)

Casos de Estudo	Parâmetros do PID		
	K_p	τ_i	τ_d
IMC	0.14	54.45	0.14
Caso 1a	0.26	66.64	0.40
Caso 1b	0.20	61.28	0.26
Caso 2a	0.37	59.14	0.76
Caso 2b	0.29	58.28	0.49
Caso 3a	0.27	66.66	0.42
Caso 3b	0.22	59.76	0.28

V.8.1.1. Análise do Problema Servo

De modo a investigar o problema servo, foi feita uma mudança no *setpoint* da temperatura. A Figura V.1, a Figura V.2 e a Figura V.3 apresentam o desempenho da malha fechada ao se aplicar diferentes cenários de sintonia para o problema servo (caso 1). Tais sintonias foram comparadas com o método clássico IMC, utilizado como estimativa inicial.

Foram realizadas simulações utilizando processos com incertezas (erros) no modelo identificado, objetivando avaliar a robustez do método de otimização aplicado, já que os erros de modelagem são a maior fonte de problemas para a robustez do sistema de controle. Para isso, as sintonias obtidas com a utilização de um modelo nominal (IMC e caso 1a) foram aplicadas a um processo com erros de modelagem, e o resultado é representado pelas curvas “IMC + erros” e “caso 1a + erros”, respectivamente. Embora as variáveis respondam de forma rápida e tenham um comportamento estável, são verificadas maiores oscilações em torno do *setpoint* para este último caso específico. Observa-se que, ao considerar estes erros no problema de sintonia, caso 1b, o desempenho do controlador é superior, fato que comprova a vantagem do método de sintonia proposto. Para esta nova sintonia, foram introduzidos também erros de modelagem e o resultado é representado pela curva “caso 1b + erros”. Em todos os casos estudados, observam-se menores tempos de resposta em relação ao

método IMC, comprovando a superioridade de desempenho desta abordagem de otimização. Logo, pôde-se constatar, através dessa estratégia de controle, que é possível especificar o MI, possibilitando um controle satisfatório desta propriedade.

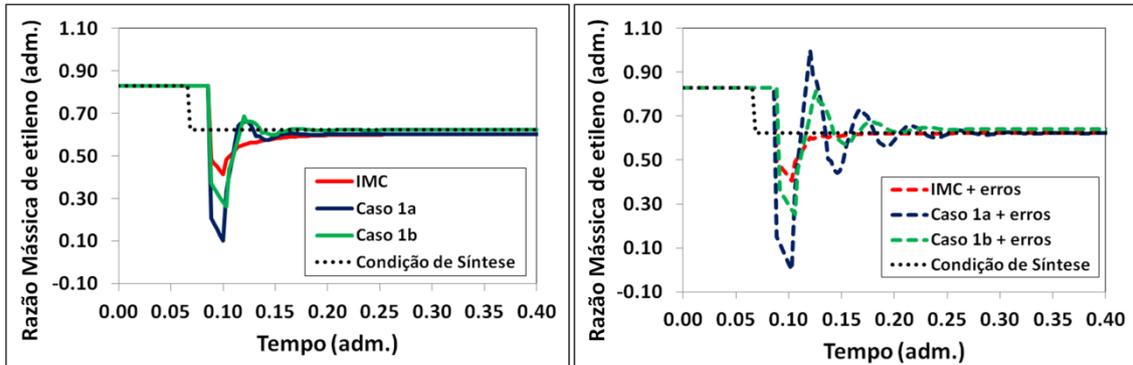


Figura V.1. Comportamento da razão mássica de etileno na corrente de alimentação (variável manipulada) - caso 1.

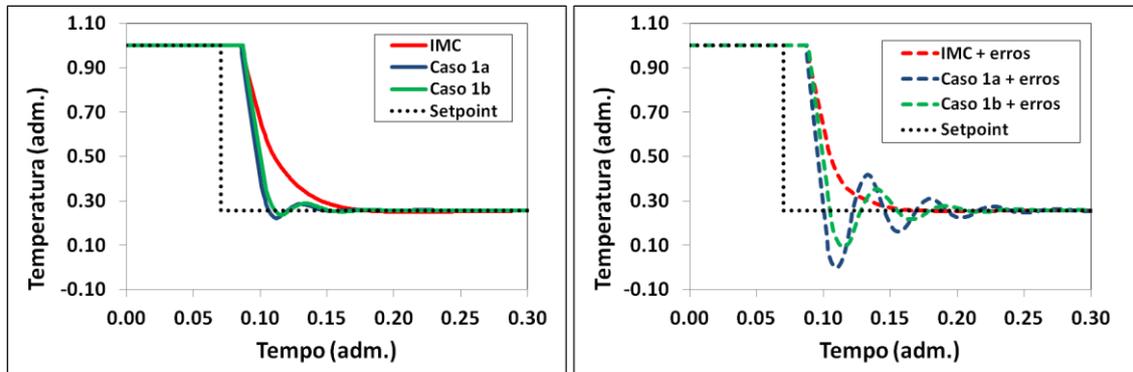


Figura V.2. Comportamento da temperatura (variável controlada) - caso 1.

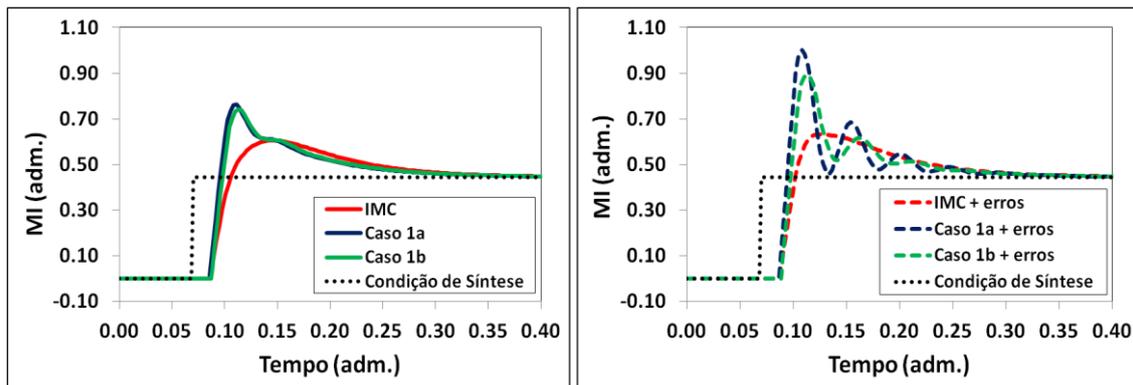


Figura V.3. Comportamento do MI - caso 1.

V.8.1.2. Análise do Problema Regulador

A fim de analisar o problema regulador, foi dado um pulso na concentração de impureza, como se pode observar na Figura V.4, uma vez que, conforme mencionado

anteriormente, a carga de catalisador pode conter contaminantes que prejudicam a atividade catalítica. A Figura V.5, a Figura V.6 e a Figura V.7 apresentam o desempenho da malha fechada ao se aplicar diferentes cenários de sintonia para o problema regulatório. De modo semelhante ao caso 1, as curvas “IMC + erros”, “2a + erros” e “2b + erros” foram construídas com a aplicação das sintonias obtidas pelo método IMC e para os casos 2a e 2b, respectivamente, ao serem incorporados os erros de modelagem ao processo.

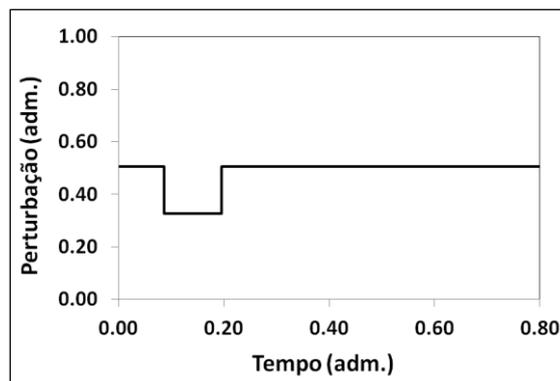


Figura V.4. Pulso na composição de impurezas (perturbação) – caso 2.

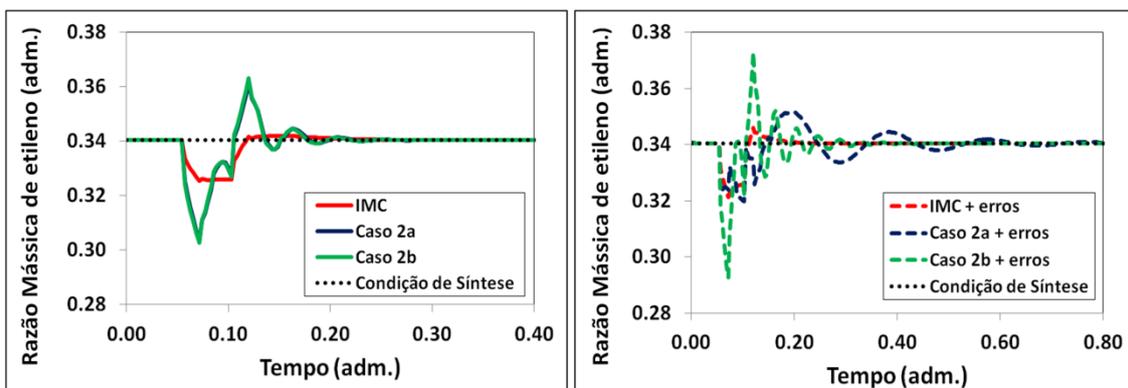


Figura V.5. Comportamento da razão mássica de etileno na corrente de alimentação (variável manipulada) - caso 2.

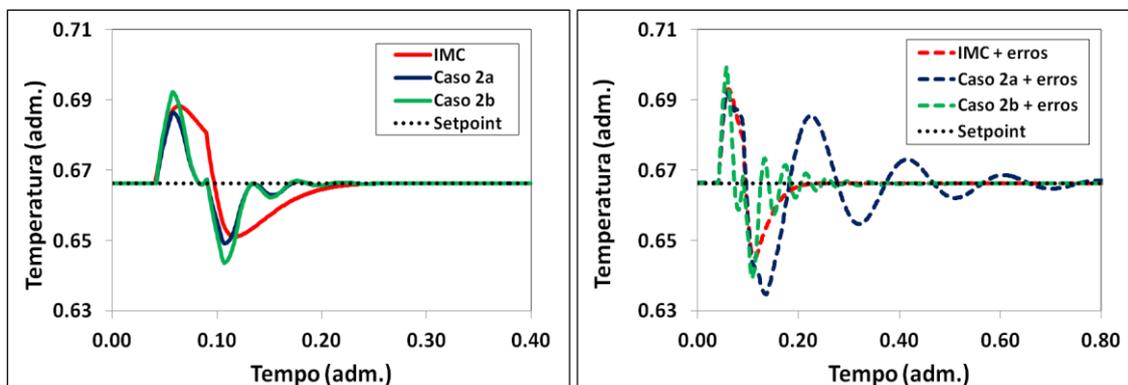


Figura V.6. Comportamento da temperatura (variável controlada) - caso 2.

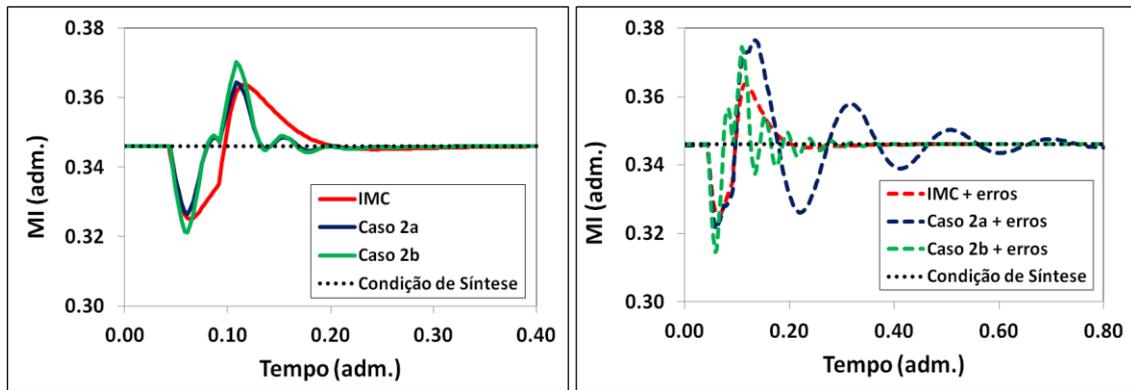


Figura V.7. Comportamento do MI - caso 2.

São verificadas respostas mais oscilatórias para os casos “2a + erros” e “2b + erros”, do mesmo modo que para o problema servo, embora o efeito dessas oscilações seja menos pronunciado no último caso. Adicionalmente, observam-se bons resultados ao serem avaliados os casos 2a e 2b. Eles apresentam comportamentos muito similares, com respostas estáveis e mais rápidas nas variáveis controladas do que aquelas obtidas com o uso do método IMC, embora algumas dessas respostas não sejam tão bem visualizadas, devido à sobreposição das curvas nos gráficos. Com relação às sobrelevações, percebeu-se que as variáveis apresentavam *overshoots* muito próximos.

V.8.1.3. Análise dos Problemas Servo e Regulador Simultaneamente

Da mesma forma que no caso 1, foi feita uma mudança do tipo degrau no *setpoint* da temperatura. Em seguida, como realizado para o caso 2, foi dada uma perturbação do tipo pulso na concentração de impurezas, conforme se pode observar na Figura V.8. Considerou-se para isso que ambos os problemas tinham a mesma importância, isto é, foram atribuídos pesos iguais tanto para o problema servo quanto para o regulador ($\gamma_1=\gamma_3=1$; $\gamma_i=0$, $i=2, 4$ ou $\gamma_2=\gamma_4=1$; $\gamma_i=0$, $i=1, 3$).

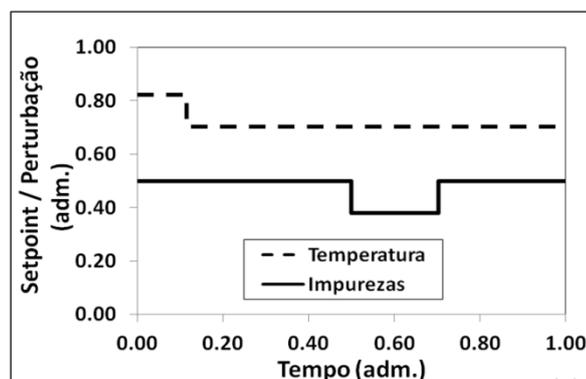


Figura V.8. Perturbação degrau no *setpoint* de temperatura e pulso na composição de impurezas – caso 3.

O desempenho das sintonias realizadas para o problema servo associado ao problema regulatório é apresentado na Figura V.9, na Figura V.10 e na Figura V.11. Ao serem comparados os dois casos de estudo (casos 3a e 3b) com o método IMC, foram observadas respostas com menores *overshoots* para este último método a despeito de uma resposta mais lenta. No entanto, são obtidos bons resultados para as sintonias propostas, uma vez que são conseguidas respostas estáveis e mais rápidas.

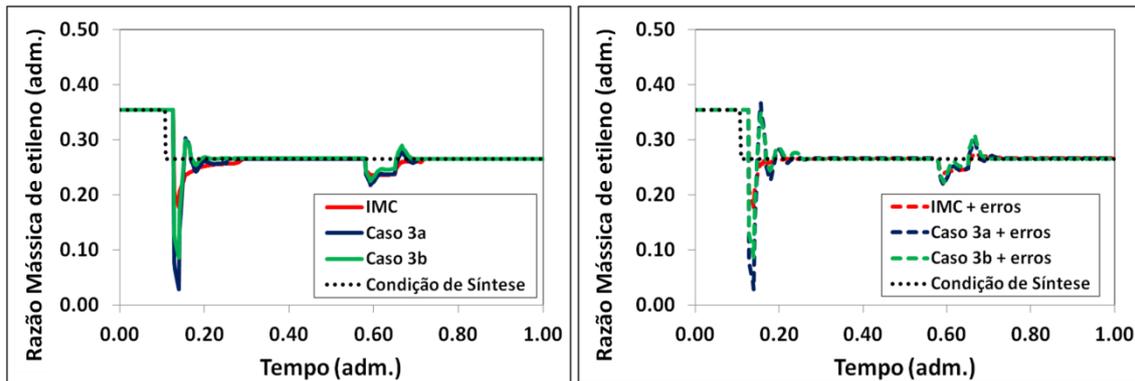


Figura V.9. Comportamento da razão mássica de etileno na corrente de alimentação (variável manipulada) - caso 3.

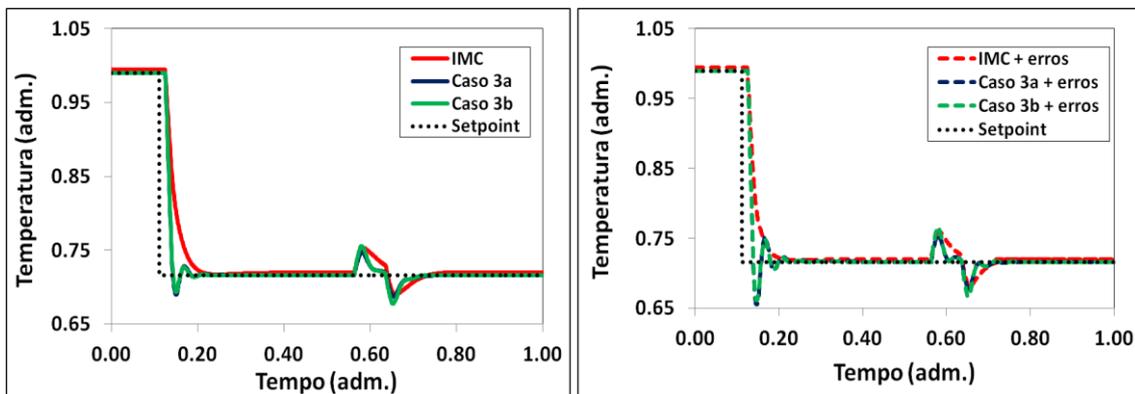


Figura V.10. Comportamento da temperatura (variável controlada) - caso 3.

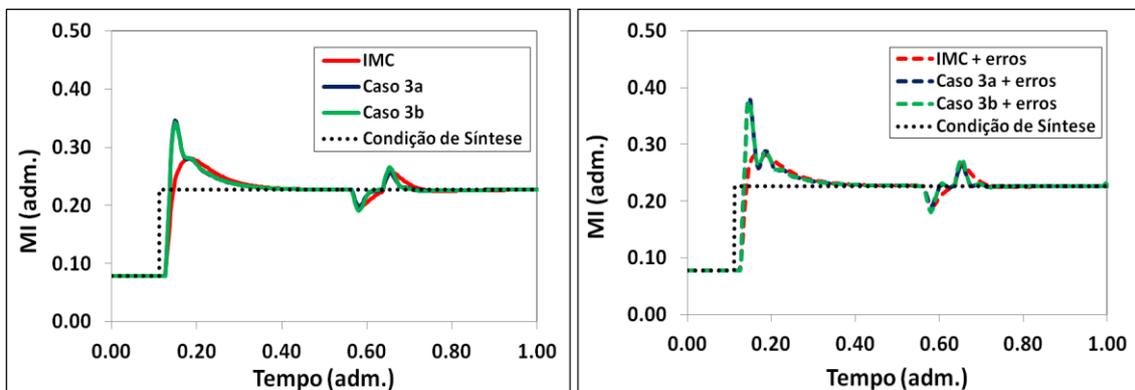


Figura V.11. Comportamento do MI - caso 3.

V.8.2. Sintonia Ótima com Modelo Não linear

Nesta parte do trabalho, os benefícios potenciais decorrentes das estratégias de controle propostas são investigados em termos de requisitos técnicos e impactos econômicos. Para quantificar estes benefícios, um modelo matemático não linear (modelo fenomenológico rigoroso), validado com dados industriais (Embiruçu, 1998; Embiruçu *et al.*, 2000; Pontes, 2005), é usado para representar o reator de polimerização.

A fim de ter conhecimento da quantidade de polímero que está dentro e fora do intervalo de especificação, a curva da taxa de produção é integrada. A razão de polímero *off-spec* é utilizada como um índice para justificar a possível implementação da estratégia de controle SISO. Como o objetivo dessa estratégia é manter a variável de saída no *setpoint*, isto é, manter a operação em torno de uma dada condição de síntese, de modo a se produzir certo tipo de resina enquanto é garantida a produtividade, foi analisado apenas o controle regulatório (caso 2).

Para verificar se o controle de temperatura é suficiente para especificar a propriedade MI, foi aplicada uma perturbação do tipo pulso nas impurezas do catalisador, como mostrado na Figura V.12.

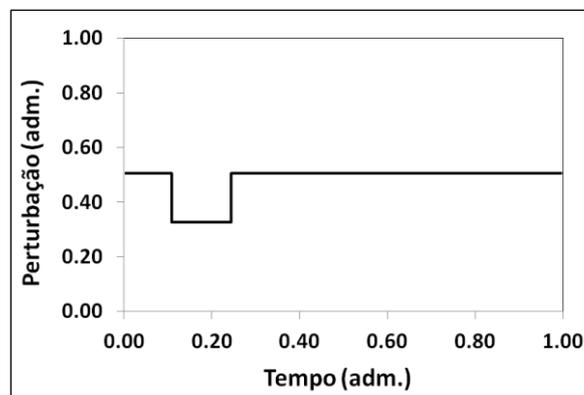


Figura V.12. Perturbação do tipo pulso nas impurezas do catalisador.

O procedimento de sintonia do controlador PID foi realizado e, a partir de então, foram obtidos o ganho proporcional, a constante de tempo integral e a constante de tempo derivativa, representados por K_c , τ_i e τ_d , respectivamente, os quais são ilustrados na Tabela V.2.

Tabela V.2. Parâmetros de sintonia do controlador PID – (planta representada pelo modelo fenomenológico e controlador sintonizado com o modelo não linear).

	Parâmetros do PID		
Casos de Estudo	K_p	τ_i	τ_d
IMC	0.14	54.45	0.14
Ótimo	0.02	81.67	0.00

A Figura V.13 ilustra o comportamento da razão mássica de etileno na corrente de alimentação (variável manipulada), da temperatura (variável controlada), do MI (propriedade polimérica) e da taxa de produção para as sintonias propostas, ou seja, a realizada pelo método clássico IMC e sintonia ótima. Foi estabelecida uma faixa de especificação do MI, considerada como viável para a obtenção de uma resina de polietileno com a qualidade requerida. As linhas tracejadas no gráfico do MI representam os limites de especificação.

O sistema em malha fechada apresenta-se estável para ambas as condições, embora respostas mais rápidas com *overshoots* inferiores sejam verificadas após a sintonia ótima. Adicionalmente, a estratégia de controle aqui proposta permitiu uma redução da produção *off-spec* (isto é, polímero com MI fora de especificação), indicando uma operação de processo mais eficiente. A quantidade fora de especificação, calculada a partir da taxa de produção, atinge 4.96% da produção total quando o controle automático é baseado na técnica de sintonia IMC, enquanto a sintonia ótima pode ainda reduzir esse valor para 3.76% da produção total. Isto indica que vantagens consideráveis podem surgir com a utilização de técnicas avançadas de sintonia, como é o caso da sintonia ótima. Os resultados demonstraram, portanto uma maior eficiência desta técnica quando comparada ao método clássico IMC para ajuste dos parâmetros do controlador PID.

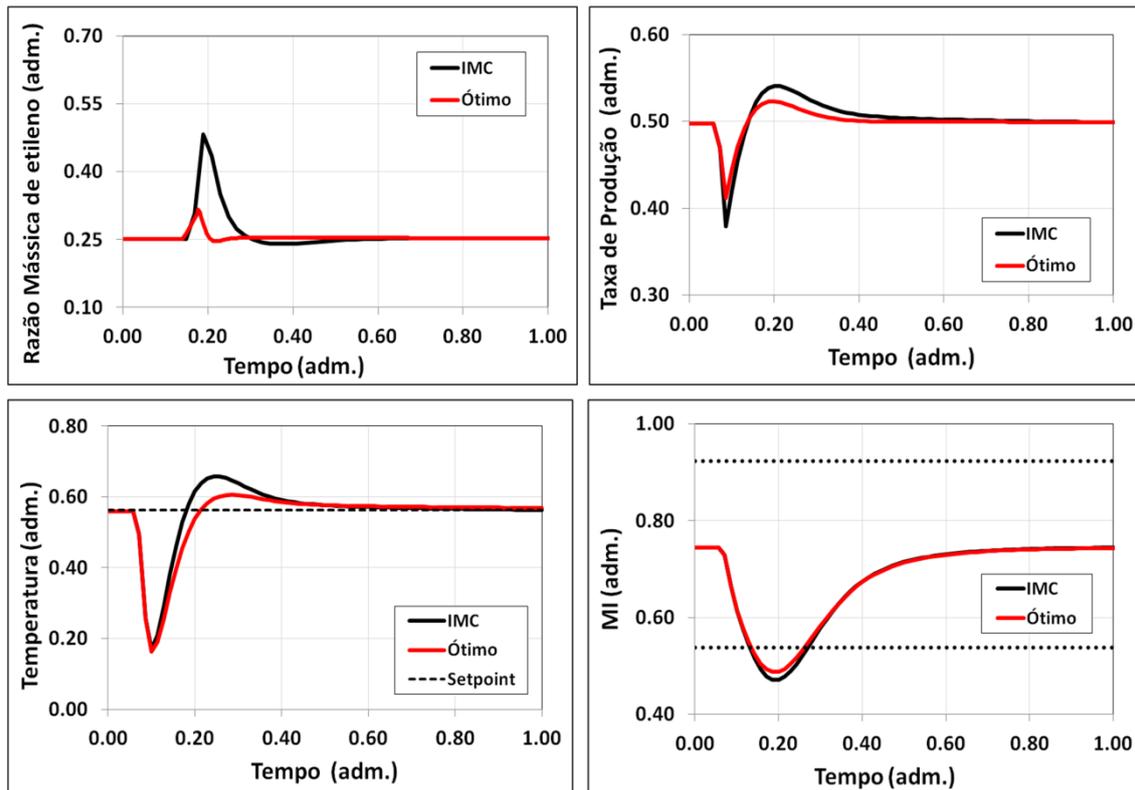


Figura V.13. Comportamento em malha fechada da razão mássica de etileno na corrente de alimentação (manipulada), da temperatura (controlada), do MI e da taxa de produção para as sintonias realizadas.

V.9. Sistema de Controle Multi-SISO (*Multi Input – Multi Output*, Múltiplas Entradas e Múltiplas Saídas)

Nesta seção são apresentados os resultados referentes à estratégia de controle multi-SISO. Nesta estratégia o controle da temperatura e da conversão é realizado por meio da manipulação da razão mássica de etileno e da razão mássica de catalisador na corrente de alimentação, respectivamente; e as impurezas do catalisador são consideradas como perturbações ao processo. Tem-se como objetivo dessa estratégia maximizar a produção ao mesmo tempo em que se garante a qualidade da resina polimérica.

V.9.1. Sintonia Ótima com Modelo Linear

Nesta etapa, para a sintonia dos controladores PID foi utilizado um modelo linear baseado em funções de transferência para representar a planta real de polimerização. No sistema multi-SISO, a estimativa inicial para as otimizações foi obtida através da aplicação do método IMC para cada malha de controle individualmente. A constante de tempo em malha fechada (λ) utilizada para o cálculo

dos parâmetros do controlador através deste método de sintonia é igual a 43.97 segundos para a malha de controle de temperatura e igual a 32.143 segundos na malha de controle de conversão. Foram investigados os casos de problema servo, regulatório e servo e regulatório associados. A Tabela V.3 ilustra os parâmetros sintonizados para os diferentes cenários investigados.

Tabela V.3. Parâmetros de sintonia dos controladores PID – (planta representada por modelo linear).

Casos de Estudo	Parâmetros do PID para a Malha 1			Parâmetros do PID para a Malha 2		
	K_p	τ_i	τ_d	K_p	τ_i	τ_d
IMC	0.14	54.45	0.14	0.62	21.33	0.00
Caso 1a	0.05	4670.00	3.93	1.19	25.82	0.00
Caso 1b	0.06	318.00	2.17	1.36	19.34	0.00
Caso 2a	0.02	115.00	29.74	1.40	22.81	0.00
Caso 2b	0.03	107.33	28.11	1.48	30.56	0.00
Caso 3a	0.02	81.67	6.69	1.38	25.34	0.00
Caso 3b	0.01	33.00	2.34	2.34	26.39	0.00

Os resultados indicam que um controlador PI já é suficiente para controlar a conversão na malha 2. Ao serem realizados alguns testes, pôde-se observar que para maiores ganhos proporcionais são obtidas respostas mais rápidas, porém com maiores oscilações, que poderiam ser compensadas pela ação derivativa. No entanto, essas oscilações puderam ser compensadas por meio do aumento das constantes de tempo integrais. Logo, são conseguidas respostas estáveis e, ao mesmo tempo, rápidas das variáveis controladas, ajustando-se os parâmetros do controlador PI, de maneira tal que as ações proporcional e integral possam se contrabalancear.

V.9.1.1. Análise do Problema Servo

Similarmente ao que foi apresentado para o sistema de controle SISO, a Figura V.14, a Figura V.15, a Figura V.16, a Figura V.17 e a Figura V.18 mostram o desempenho das sintonias propostas para o problema servo (caso 1), comparando-as com a sintonia realizada pelo método clássico IMC. As sintonias obtidas com a utilização de um modelo nominal (IMC e caso 1a) foram aplicadas a um processo com erros de modelagem, e o resultado é representado pelas curvas “IMC + erros” e “caso 1a + erros”, respectivamente. Mais uma vez é comprovada a vantagem do método de sintonia sugerido, visto que o controlador apresenta um melhor desempenho, quando esses erros de modelagem são considerados no problema de sintonia (caso 1b). A curva “caso 1b + erros” foi construída de forma análoga à curva “caso 1a + erros”, sendo que para a primeira curva são observadas respostas mais rápidas, embora elas tenham maiores *overshoots*. Ainda assim, menores tempos de resposta são obtidos com a sintonia ótima em relação ao método IMC, ratificando assim a superioridade de desempenho desta abordagem de otimização. Logo, permite-se concluir que é possível especificar o MI de forma satisfatória com o uso desta estratégia de controle.

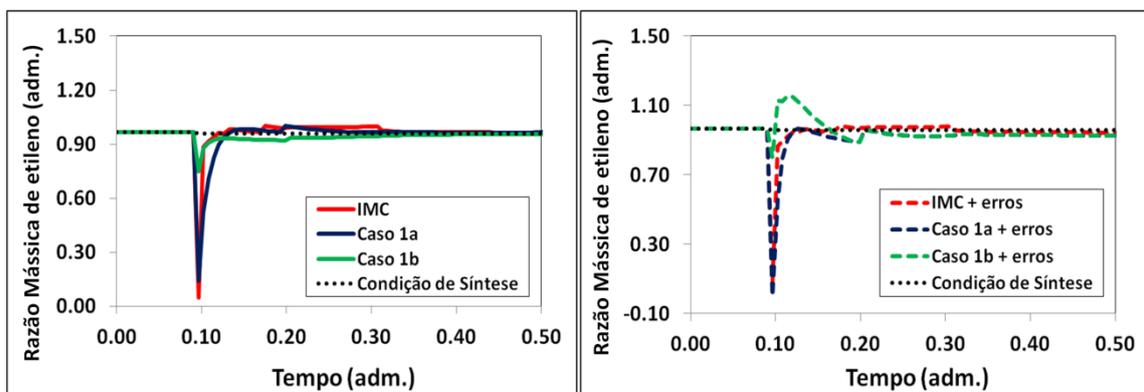


Figura V.14. Comportamento da razão mássica de etileno na corrente de alimentação (variável manipulada) – multi-SISO caso 1.

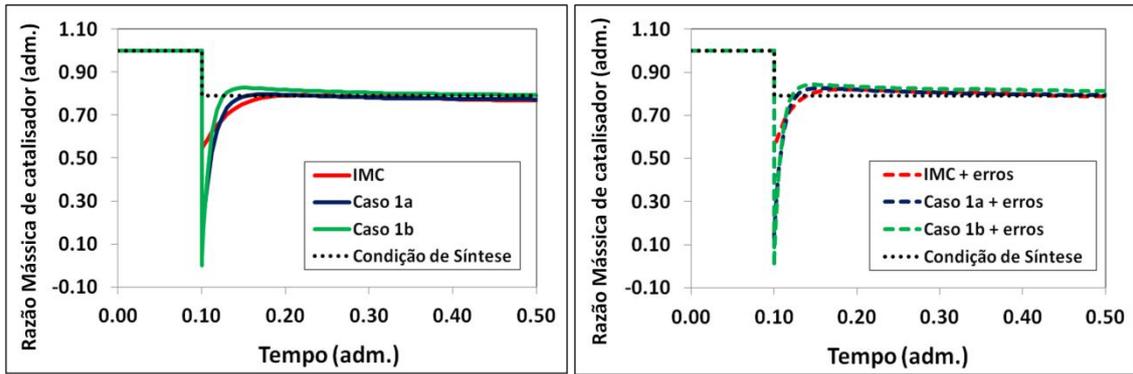


Figura V.15. Comportamento da razão mássica de catalisador na corrente de alimentação (variável manipulada) – multi-SISO caso 1.

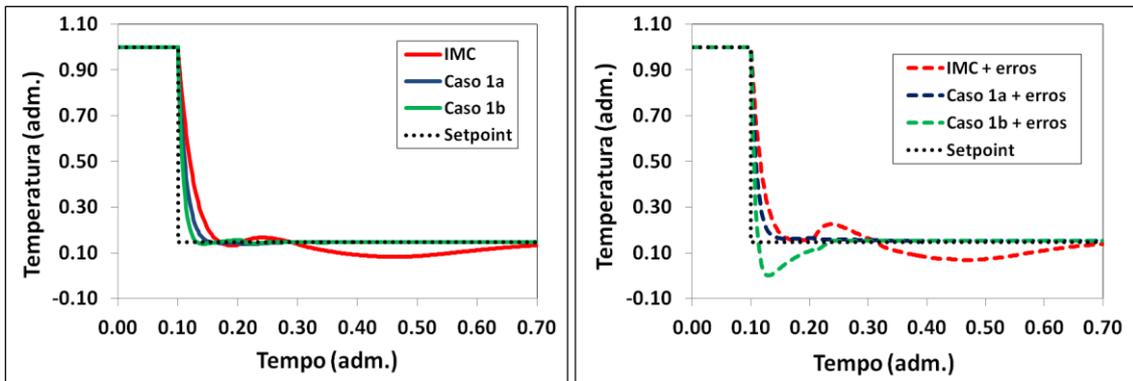


Figura V.16. Comportamento da temperatura (variável controlada) - multi-SISO caso 1.

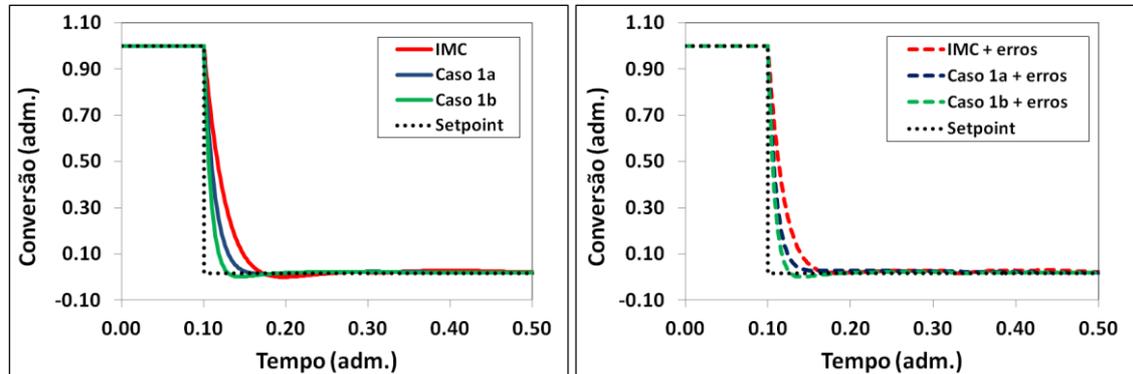


Figura V.17. Comportamento da conversão (variável controlada) - multi-SISO caso 1.

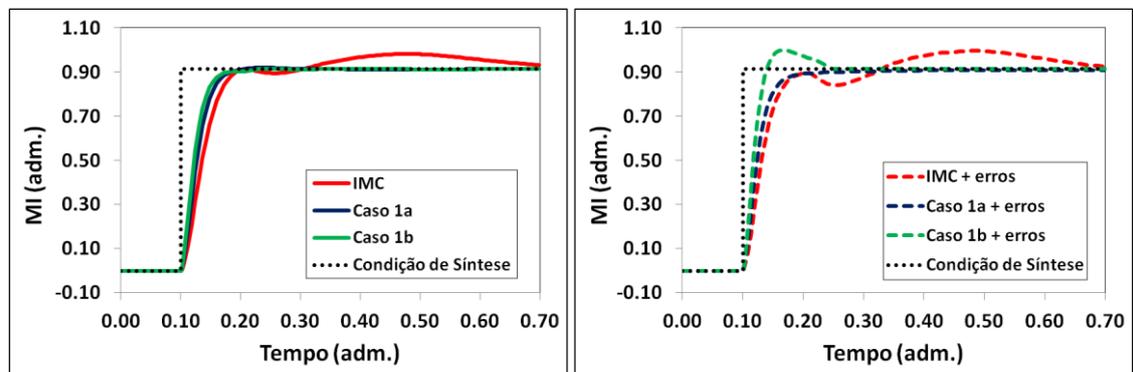


Figura V.18. Comportamento do MI - multi-SISO caso 1.

V.9.1.2. Análise do Problema Regulador

De modo a investigar o problema regulatório, foi dado um pulso nas impurezas do catalisador, conforme é apresentado na Figura V.19.

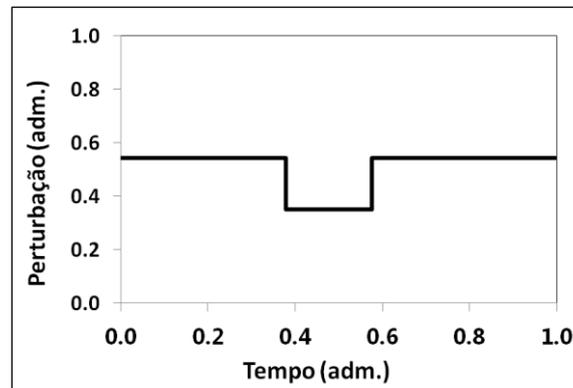


Figura V. 19. Pulso na composição de impurezas (perturbação) - multi-SISO caso 2.

A Figura V.20, a Figura V.21, a Figura V.22, a Figura V.23 e a Figura V.24 apresentam o desempenho da malha fechada ao serem aplicados diferentes cenários de sintonia para o problema mencionado. De modo semelhante ao caso 1, as curvas “IMC + erros”, “2a + erros” e “2b + erros” foram construídas, a fim de ser avaliada a robustez dos métodos de sintonia utilizados. Após a análise dos resultados, podem-se verificar bons resultados para os casos de estudo investigados. Eles apresentam comportamentos muito similares, respostas estáveis, mais rápidas e com menores sobre-elevações nas variáveis controladas do que aquelas obtidas com o uso do método IMC. Vale ressaltar que, apesar da ação mais pronunciada das variáveis manipuladas na sintonia IMC, as variáveis controladas apresentam maiores *overshoots* que os alcançados com a sintonia ótima. Esta observação indica a robustez do método de sintonia baseado em otimização, pois permite a consideração das duas malhas simultaneamente, ou seja, contempla a interação entre as malhas. De forma semelhante ao sistema SISO, algumas curvas encontram-se sobrepostas no gráfico, o que torna a visualização dessas respostas difícil.

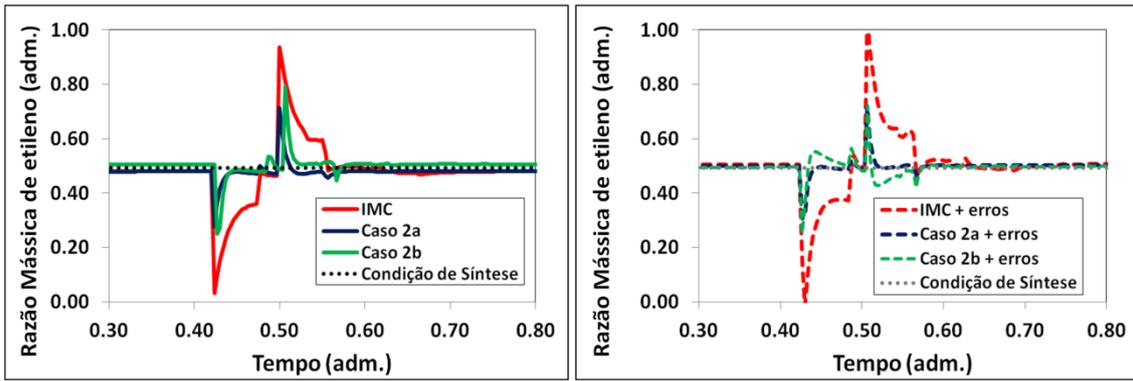


Figura V.20. Comportamento da razão mássica de etileno na corrente de alimentação (variável manipulada) - multi-SISO caso 2.

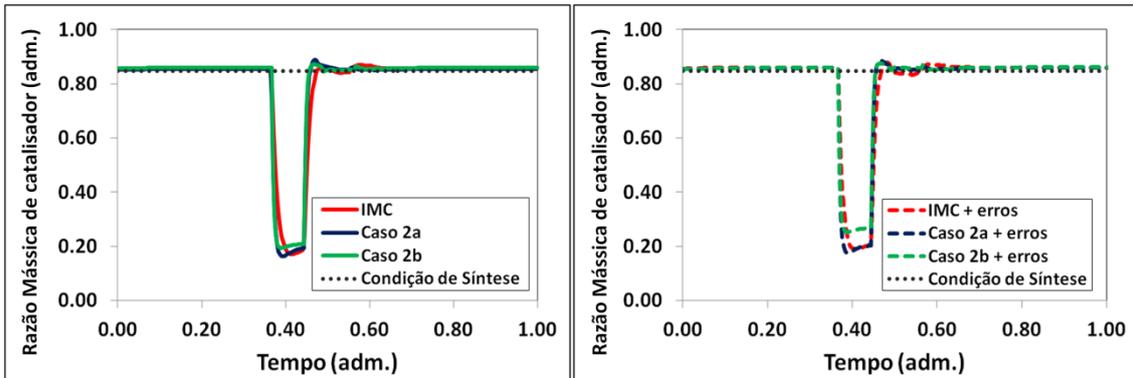


Figura V.21. Comportamento da razão mássica de catalisador na corrente de alimentação (variável manipulada) - multi-SISO caso 2.

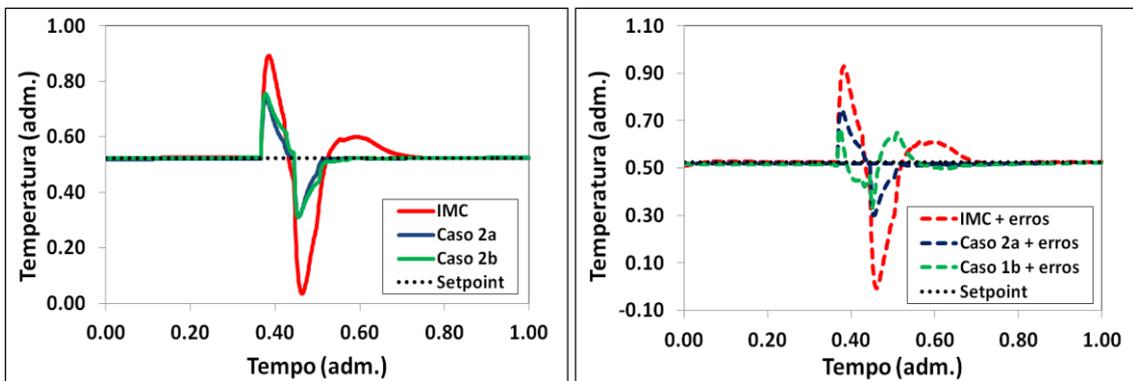


Figura V.22. Comportamento da temperatura (variável controlada) - multi-SISO caso 2.

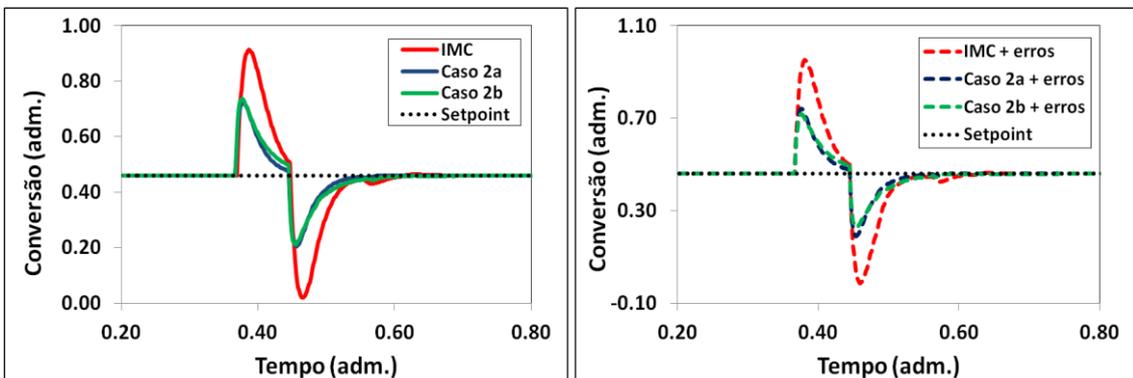


Figura V.23. Comportamento da conversão (variável controlada) - multi-SISO caso 2.

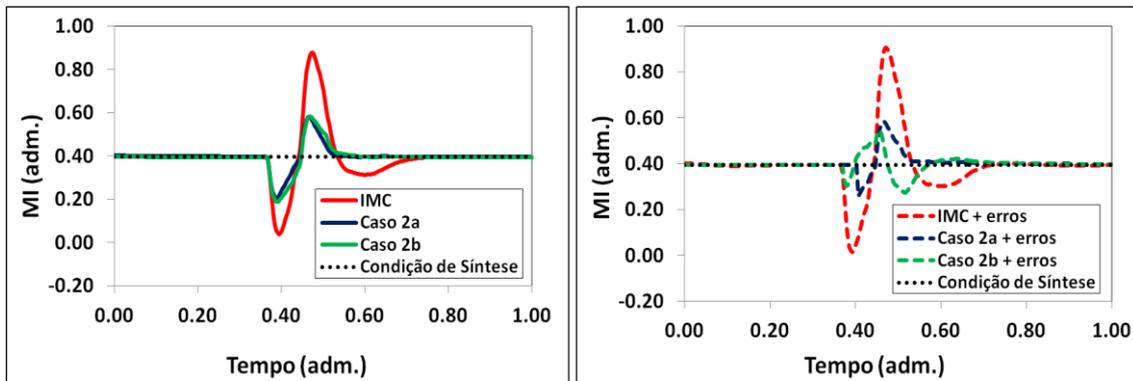


Figura V. 24. Comportamento do MI - multi-SISO caso 2.

V.9.1.3. Análise dos Problemas Servo e Regulador Simultaneamente

A fim de investigar os casos de problema servo associado ao problema regulatório, foram feitas mudanças do tipo degrau nos *setpoints* da temperatura e da conversão e, em um momento posterior, foi dada uma perturbação do tipo pulso nas impurezas do catalisador, tal como ilustra a Figura V.25. Considerou-se para isso que tanto o problema servo quanto o regulatório tinham a mesma importância, atribuindo-se para ambos os mesmos pesos ($\gamma_1=\gamma_3=1$; $\gamma_i=0$, $i=2, 4$ ou $\gamma_2=\gamma_4=1$; $\gamma_i=0$, $i=1, 3$).

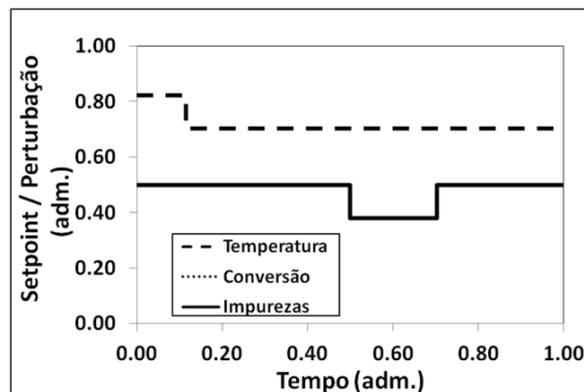


Figura V.25. Perturbação degrau no *setpoint* de temperatura e conversão e pulso na composição de impurezas - multi-SISO caso 3.

O desempenho dos controladores para as sintonias propostas é mostrado na Figura V.26, na Figura V.27, na Figura V.28, na Figura V.29 e na Figura V.30. São verificados bons resultados para essas sintonias, obtendo-se respostas estáveis e mais rápidas. Ao serem comparados os dois casos de estudo (casos 3a e 3b) com o método IMC, verifica-se que o IMC apresenta maiores sobre-elevações do que os demais. Portanto, há uma melhoria do processo ao ser aplicada a sintonia ótima, ratificando a eficiência desta técnica frente ao método clássico de sintonia. Além disso, foi possível

especificar, de maneira satisfatória, o MI por meio do controle da variável substituta (temperatura).

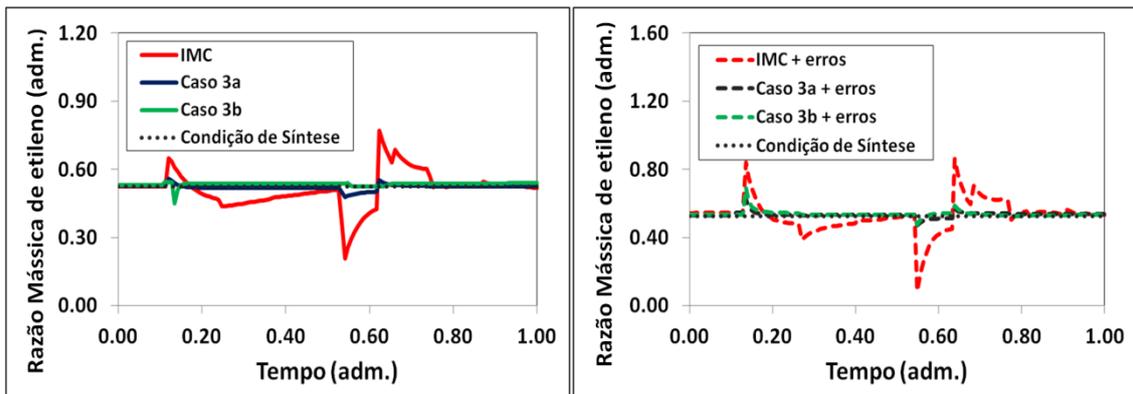


Figura V.26. Comportamento da razão mássica de etileno na corrente de alimentação (variável manipulada) - multi-SISO caso 3.

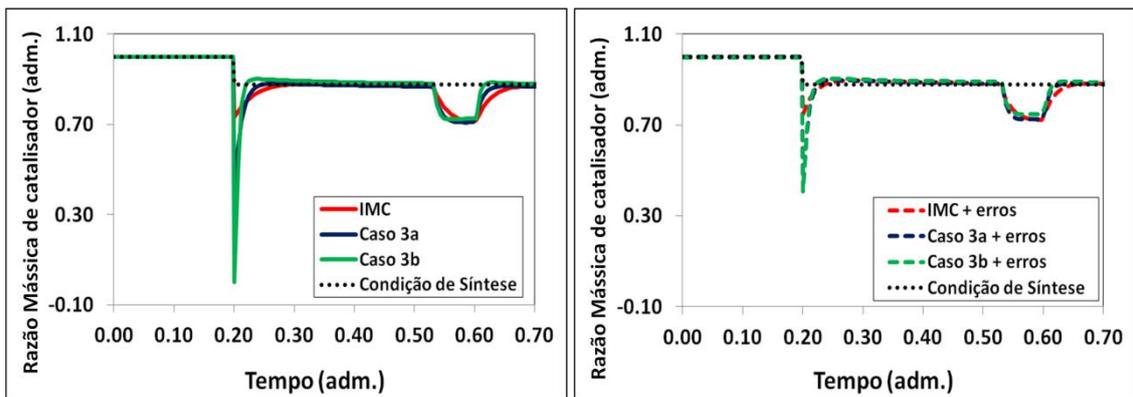


Figura V.27. Comportamento da razão mássica de catalisador na corrente de alimentação (variável manipulada) - multi-SISO caso 3.

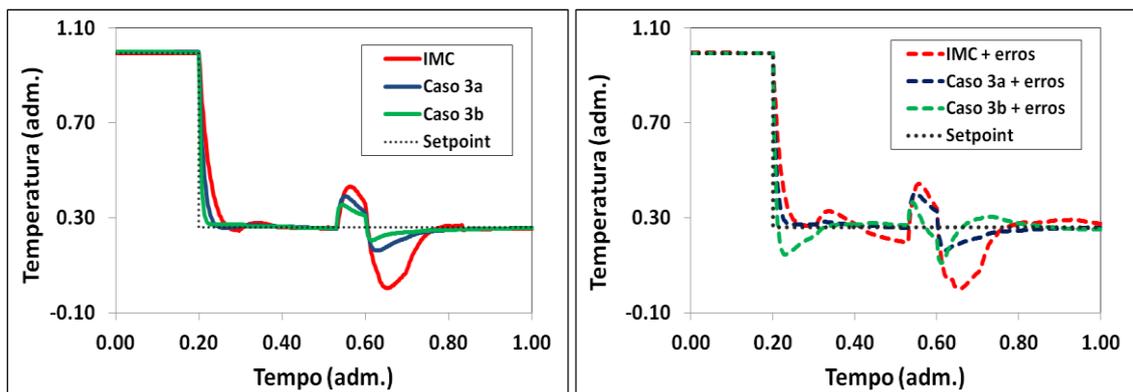


Figura V.28. Comportamento da temperatura (variável controlada) - multi-SISO caso 3.

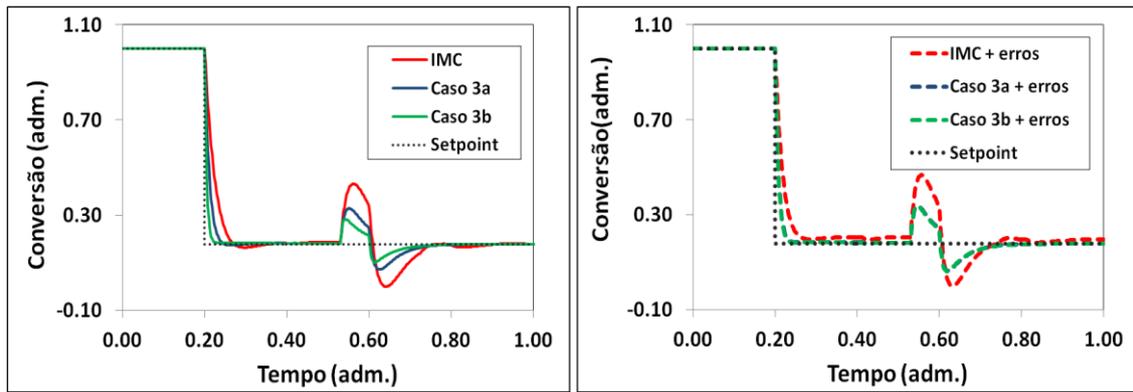


Figura V.29. Comportamento da conversão (variável controlada) - multi-SISO caso 3.

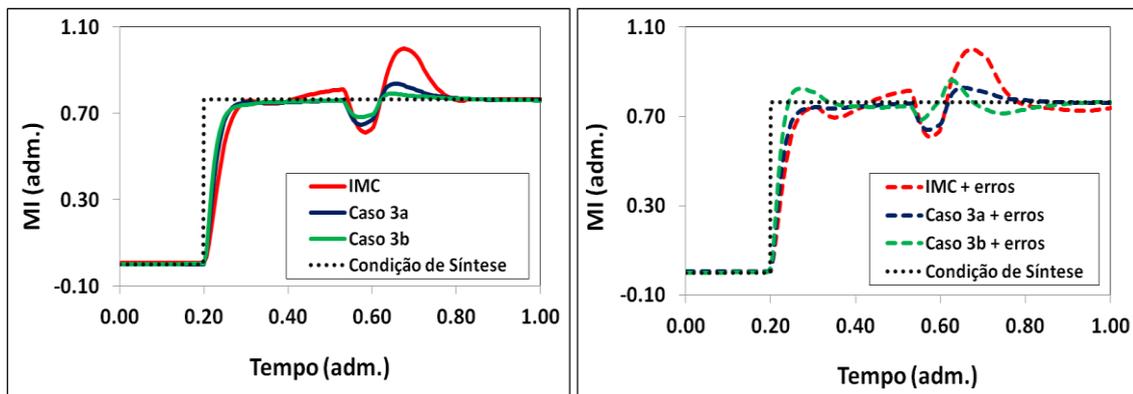


Figura V.30. Comportamento do MI - multi-SISO caso 3.

V.9.2. Sintonia Ótima com Modelo Não linear

Similarmente ao que foi realizado para a configuração SISO, são investigados os possíveis benefícios advindos da aplicação da estratégia de controle multi-SISO. O modelo fenomenológico é utilizado mais uma vez para representar a planta real de polimerização e a curva da taxa de produção é integrada a fim de saber a quantidade de polímero que está dentro e fora do intervalo de especificação. A razão de polímero *off-spec* é utilizada como um índice para justificar a possível implementação da estratégia de controle multi-SISO. Essa estratégia pretende manter a operação em torno de uma dada condição de síntese, verificando se o controle de temperatura e conversão satisfaz os requisitos de qualidade, ao mesmo tempo em que garante a produção de polietileno requerida. Por esta razão, foi investigado apenas o problema de controle regulatório. Para isso é dada uma perturbação do tipo pulso nas impurezas do catalisador, como é ilustrado na Figura V.31.

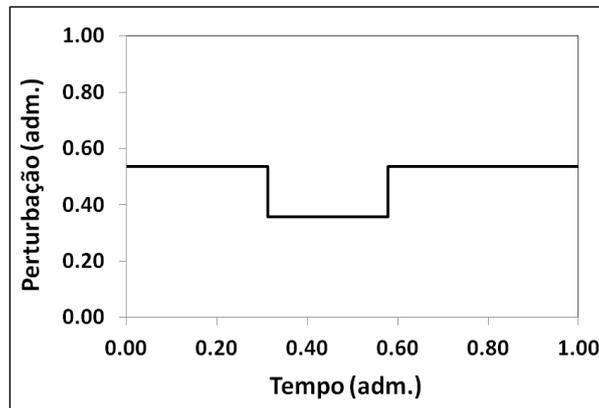


Figura V.31. Perturbação do tipo pulso nas impurezas do catalisador.

Os parâmetros dos controladores PID (K_c , τ_i e τ_d) obtidos após a sintonia são mostrados na Tabela V.4.

Tabela V.4. Parâmetros de sintonia do controlador PID – (planta representada pelo modelo fenomenológico e controlador sintonizado com o modelo não linear).

Casos de Estudo	Parâmetros do PID para a Malha 1			Parâmetros do PID para a Malha 2		
	K_p	τ_i	τ_d	K_p	τ_i	τ_d
IMC	0.14	54.45	0.14	0.62	21.33	0.00
Ótimo	0.14	59.34	11.23	0.03	81.20	0.00

A Figura V.32 ilustra o comportamento das razões mássicas de etileno e de catalisador (variáveis manipuladas), da temperatura e da conversão (variáveis controladas), do MI (propriedade polimérica) e da taxa de produção, ao se operar a planta em controle automático com o ajuste dos parâmetros dos controladores PID realizado através do método clássico IMC da sintonia ótima. Os limites de especificação são representados por linhas tracejadas no gráfico do MI. Para as ambas as condições, verifica-se uma estabilidade do sistema em malha fechada, apesar de serem encontradas respostas mais rápidas e com menores sobre-elevações após a sintonia ótima. Além disso, esta estratégia de controle permitiu reduzir o tempo de produto fora de especificação, resultando em ganhos para o processo. O controle automático baseado na técnica de sintonia IMC permite reduzir a produção *off-spec* para 9.02%, enquanto a sintonia ótima pode ainda reduzir esse valor para 5.10% da produção total. Deste modo, a aplicação da sintonia ótima acarretou em melhorias na eficiência do processo em estudo.

Ao serem comparadas as duas estratégias de controle propostas, SISO e multi-SISO, verifica-se que esta última estratégia permite minimizar uma maior quantidade de polímero fora de especificação, quando são confrontados os resultados obtidos pelo tradicional método IMC e pela sintonia ótima. Foi observada uma redução de 1.2 % da produção de produto *off-spec* ao ser introduzida a estratégia de controle SISO, enquanto que na estratégia de controle multi-SISO essa redução foi da ordem de 3.2 %. Isso é consistente com o fato da sintonia ótima, neste caso, levar em consideração as interações entre as malhas de controle. Além disso, como discutido anteriormente, na estratégia multi-SISO, as malhas são sintonizadas simultaneamente, sem a necessidade de nenhum fator de correção, o que possibilita uma melhora significativa na sintonia dos controladores PID, levando a um melhor desempenho do sistema de controle.

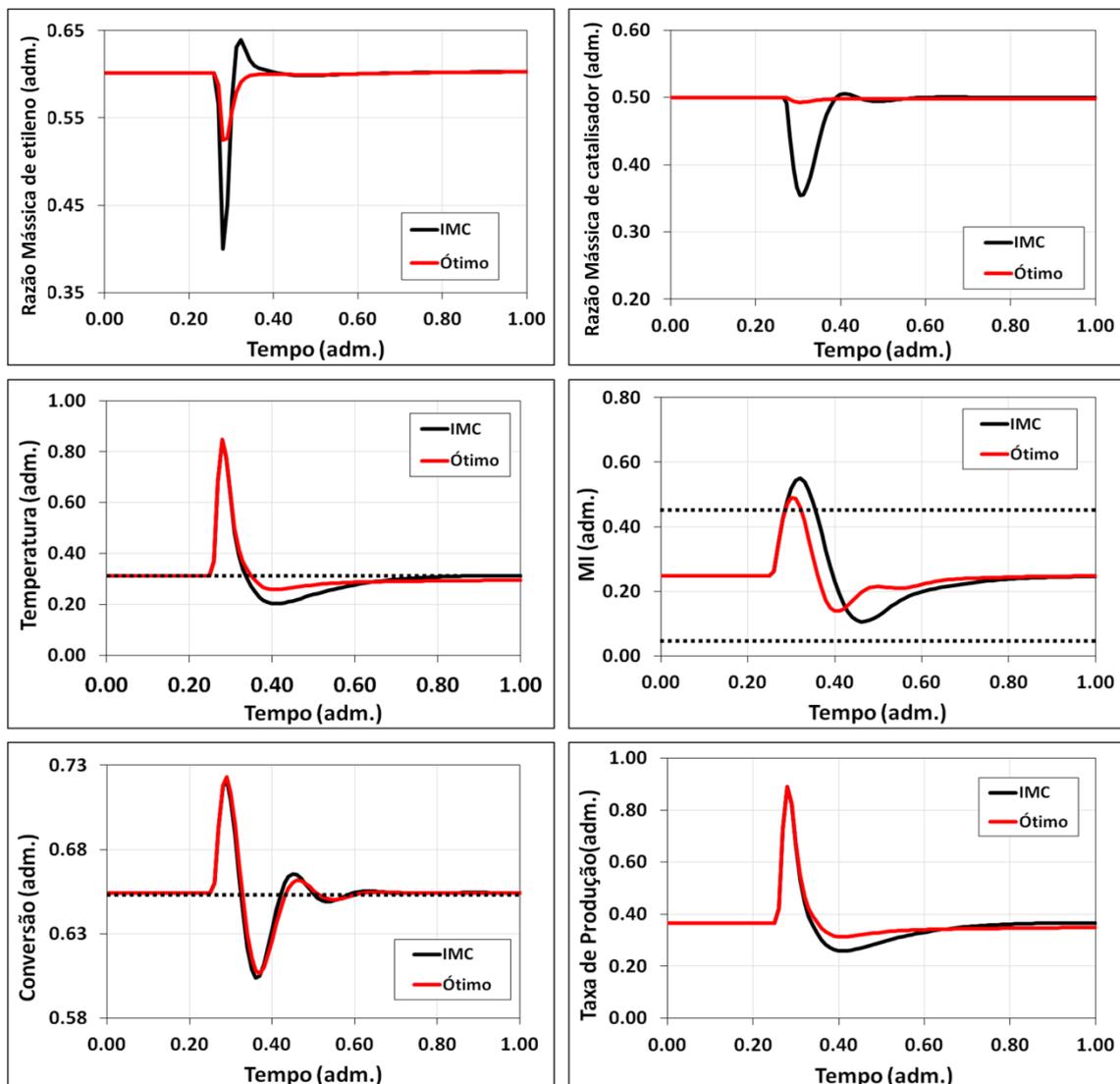


Figura V.32. Comportamento em malha fechada das razões mássicas de etileno e de catalisador (manipuladas), temperatura e conversão (controladas), MI e taxa de produção para as sintonias realizadas.

V.10. Conclusão

Neste capítulo foram descritas e analisadas as principais técnicas de sintonia de controladores PID, mostrando brevemente suas potencialidades e limitações. Adicionalmente, foi apresentado o método desenvolvido por Alfano (2002), que foi utilizado nesta dissertação para resolução do problema de sintonia dos sistemas de controle SISO e multi-SISO. Este método baseia-se na minimização de uma função objetivo global, na qual são considerados, dentre outros aspectos, as incertezas do modelo e os diferentes tipos de perturbações que podem ocorrer no processo. A grande vantagem desse método reside na sua grande flexibilidade e robustez, eliminando as limitações existentes na maioria das técnicas disponíveis na literatura.

Adicionalmente, foram discutidos e avaliados os resultados obtidos para a sintonia dos controladores em estudo, fazendo-se uma análise comparativa com o método clássico IMC, de modo a verificar a eficiência da sintonia ótima. Para explorar a potencialidade do método de otimização, foram realizadas algumas simulações nas quais eram mantidos os parâmetros de sintonia do controlador e modificadas as funções de transferência do processo através da incorporação de erros aos seus parâmetros.

Os potenciais benefícios decorrentes das estratégias sugeridas foram investigados em termos de requisitos técnicos e impactos econômicos. Através dos resultados obtidos nas simulações anteriores, foi possível verificar que o método de sintonia ótima apresentou respostas mais rápidas, com menores oscilações e baixo *overshoot*, quando comparado com o tradicional método de sintonia IMC. A flexibilidade do método de otimização pôde ser comprovada através dos diferentes estudos de caso a que o método foi submetido, apresentando na maioria das situações, melhores desempenhos.

Bons resultados também foram obtidos para as simulações nas quais eram mantidos os parâmetros de sintonia do controlador e adicionados os erros de identificação ao modelo nominal (função de transferência identificada), pois mesmo com a introdução de incertezas, as respostas dadas pelo processo apresentaram-se estáveis e rápidas. Essas características são geralmente desejadas na resposta de um processo industrial real.

A grande maioria dos estudos realizados por Alfano (2002), voltados para testar a eficiência de sua técnica de otimização, limitaram-se a simulações com modelos lineares, sob a forma de funções de transferência. O objetivo aqui foi, portanto estender

esse estudo, fazendo-se uso tanto da abordagem linear (funções de transferência), quanto da abordagem não linear (modelo fenomenológico), de modo que fosse verificada a abrangência da técnica de otimização utilizada. Esta é considerada uma das grandes contribuições deste trabalho.

Sendo assim, a técnica de otimização utilizada apresenta-se como uma ferramenta bastante atraente para a sintonia de controladores PID, levando-nos a concluir que a aplicação de técnicas de sintonia avançada pode contribuir para que sejam alcançados benefícios consideráveis nesta planta de polimerização. No próximo capítulo será realizada a conclusão final desta dissertação bem como serão dadas sugestões para trabalhos futuros.

CAPÍTULO VI

Capítulo VI. Conclusões e Sugestões

Resumo

Neste capítulo são realizadas as conclusões gerais desta dissertação, por meio da análise dos resultados apresentados nos capítulos anteriores. Além disso, são propostas algumas sugestões para a continuidade e o aprofundamento do trabalho realizado.

Palavras-chave

Otimização, sintonia, benefícios operacionais, SISO, multi-SISO, PID.

VI.1. Conclusões Gerais

O presente trabalho pretendeu sugerir estratégias de controle automático, avaliando-se os potenciais benefícios operacionais advindos da automação de um reator de polimerização que na prática industrial é operado em controle manual. Para este fim, foram desenvolvidas duas estratégias de controle automático: um sistema SISO, no qual a variável a ser controlada é a temperatura e a variável manipulada é a vazão de etileno; e um sistema multi-SISO, de modo a controlar a temperatura e a conversão através da manipulação das vazões de etileno e de catalisador, respectivamente. Foram consideradas como perturbações as impurezas presentes no catalisador, por estas terem influência direta na atividade catalítica. O objetivo de ambas as estratégias sugeridas é satisfazer os requisitos de qualidade do polietileno formado, expressos pela propriedade MI, por meio de um controle por variáveis substitutas. São utilizados controladores PID, devido a sua simplicidade e bom desempenho, além de serem largamente utilizados no meio industrial há muitos anos com bons resultados. Parte-se da premissa de que esses controladores devam operar satisfatoriamente nos diferentes estados estacionários da unidade, apresentando bom desempenho para mudanças de *setpoint* e rejeição de distúrbios.

Para que o objetivo perseguido fosse alcançado, precisaram-se determinar preliminarmente os pares de variáveis controladas e manipuladas com maior influência no desempenho do processo. Adicionalmente, foram identificadas as funções de transferência, as quais foram utilizadas para a obtenção de uma estimativa inicial para a sintonia ótima, com o uso do método clássico IMC (*Internal Model Control*).

Para a obtenção dos parâmetros ótimos dos controladores PID, foi utilizado um método sistemático de sintonia, o qual é baseado na solução de um problema de otimização através da minimização de uma função objetivo global, que é composta de funções objetivo locais (Alfano, 2002). As principais vantagens desse método é que ele é bastante abrangente e flexível, podendo incorporar em um único problema de otimização as incertezas do modelo e os diferentes tipos de perturbações que podem ocorrer no processo, além da possibilidade de se impor restrições ao procedimento de sintonia.

A análise comparativa do desempenho obtido pelo método clássico IMC e pela sintonia ótima confirma a superioridade desta última técnica no ajuste dos controladores PID, sobretudo na malha de controle multi-SISO. De um modo geral, houve uma

melhora das características da resposta do sistema com a sintonia ótima, podendo-se verificar respostas mais rápidas e com menores sobre-elevações. Além disso, o uso dos parâmetros ótimos do controlador permitiu minimizar a produção de produto *off-spec*, quando comparada com a clássica técnica de sintonia IMC. Foi observada uma redução de 1.2 % na quantidade de polímero fora de especificação ao ser introduzida a estratégia de controle SISO e de 3.2 % com a aplicação da estratégia multi-SISO.

Sendo assim, a principal contribuição deste trabalho foi demonstrar que é possível automatizar este processo de forma parcimoniosa; isto é, propor mudanças simples e factíveis que possibilitam, junto a uma estratégia eficiente de sintonia, atingir ganhos consideráveis em termos de produção de *off-spec* e de desempenho em malha fechada. Logo, os objetivos perseguidos nesta dissertação foram alcançados, uma vez que se conseguiu controlar a temperatura e a conversão ao mesmo tempo em que foi garantida a qualidade da resina polimérica, possibilidade esta que é suportada também por evidências empíricas. As estratégias de controle aqui apresentadas podem assim ser alternativas atraentes para uma operação de processo mais rentável e eficiente.

Deve ser salientado que este foi um caso de estudo real e industrial e, inclusive, não linear, o que contribui para certificar a metodologia de Alfano (2002), uma vez que a grande maioria dos estudos realizados por ele restringiu-se a simulações com modelos lineares, sob a forma de funções de transferência.

VI.2. Sugestões para Trabalhos Futuros

A fim de complementar, bem como dar prosseguimento a este trabalho, outros estudos focados no controle da qualidade e da produção da resina polimérica poderão ser desenvolvidos, dentre os quais é possível citar:

- Desenvolvimento, simulação e análise de diferentes algoritmos de otimização, tais como Algoritmo Genético (AG), Otimização por Enxame de Partículas (PSO, *Particle Swarm Optimization*) e Recozimento Simulado (*Simulated Annealing*) para resolver o problema formulado, e estudo de potenciais benefícios;
- Projeto e simulação de um sistema de controle preditivo linear para lidar com o problema definido anteriormente, utilizando-se, por exemplo, controladores do tipo GPC (*Generalized Predictive Control*),

e avaliando o desempenho deste controlador frente o PID previamente desenvolvido;

- Projeto e sintonia de controladores híbridos, como *PID-fuzzy*, comparando seu desempenho com os controladores PID tradicionais;
- Estudo sobre a viabilidade de utilização de analisadores virtuais para controle direto das propriedades poliméricas, tais como o MI e SE. Uma sugestão interessante seria complementar e/ou dar continuidade ao trabalho desenvolvido por Jesus (2012) que, ao investigar o mesmo caso estudado nesta dissertação, buscou incorporar um analisador virtual em uma malha de controle *feedback* com base em um controlador preditivo baseado em modelo (MPC, *Model Predictive Control*). Seu principal objetivo foi estimar a propriedade MI a partir do conhecimento de variáveis mensuráveis. Os estimadores utilizados foram o Filtro de Kalman estendido (EKF, *Extended Kalman Filter*) e o Filtro de Kalman estendido com restrições (CEKF, *Constrained Extended Kalman Filter*). Nesse sentido, poderiam ser aplicados, por exemplo, outros modelos para o cálculo do MI e da temperatura do processo nos Filtros de Kalman utilizados pelo autor;
- Formulação e investigação de um problema de controle mais completo, ou seja, mais robusto e, por conseguinte mais realista, com mais variáveis controladas, em *setpoint* ou faixa, incluindo uma abordagem “operacional” e outra “econômica”. Uma sugestão seria avaliar a possibilidade de utilização de esquemas de controle adicionais, tais como razão, cascata, faixa-dividida e controle seletivo. Este último, por exemplo, pode ser utilizado para controle da temperatura de saída e da taxa de produção, uma vez que altas concentrações de polímero podem levar a temperaturas muito elevadas.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ABBAS, A. (1997). A New Set of Controller Tuning Relations. *ISA Transactions*, v. 36, n. 3, p. 183-187;

ABIPLAST (2010). O Perfil da Indústria Brasileira de Transformação de Material Plástico, *Associação Brasileira da Indústria do Plástico*;

AGUIRRE, L. A. (2004). Introdução à Identificação de Sistemas: técnicas lineares e não lineares de sistemas reais. *Universidade Federal de Minas Gerais (UFMG), Belo Horizonte*, 2^a Edição;

AGUIRRE, L. A. *et al.* (1998). Identificação de sistemas não lineares utilizando modelo NARMAX polinomiais – uma revisão e novos resultados, *SBA Controle & Automação* 9 (2): 90-106;

AHMED, F.; NAZIR, S.; YEO, Y. K. (2009). A Recursive PLS-based Soft Sensor for Prediction of the Melt Index Grade change Operations in HDPE Plant, *Korean Journal of Chemical Engineering*, v. 26, n.1, p. 14-20;

ALAMIR, M.; SHEIBAT-OTHMAN, N.; OTHMAN, S. (2007). Constrained Nonlinear Predictive Control for Maximizing Production in Polymerization Processes, *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, v. 15, n. 2, p. 315-323;

ALFANO, C. F. (2002). Sintonia Ótima de Controladores PID Aplicada a Sistemas SISO e MIMO. *Dissertação de Mestrado*, Universidade Federal da Bahia (UFBA);

ALMEIDA, A. F.; NETO, C. F. A.; EMBIRUÇU, M. (2000). Métodos de sintonia de controladores PID – Metodologia IMC, *Apostila Escola Politécnica – Depto. Eng. Química*, Universidade Federal da Bahia (UFBA);

ALTARAWNEH, I. S.; GOMES, V. G.; SROUR, M. H. (2009). Online Polymer Molecular Weight and Conversion Monitoring via Calorimetric Measurements in RAFT Emulsion Polymerization, *Polymer International*, v. 58, n. 12, p.1427–1434;

ALTINTEN, A.; KARAKURT, S.; ERDOGAN, S.; ALPBAZ, M. (2010). Application of Self-tuning PID control with Genetic Algorithm to a Semi-batch Polystyrene Reactor. *Indian Journal of Chemical Technology*, v. 17, p. 356-365;

ARRUDA, G. H. M.; BARROS, P. R. (2003). Estimação da Função de Sensibilidade baseada em Experimento com Relé em Malha Fechada. *Sba Controle & Automação* [online], v.14, n.3, p. 235-244;

ARRUDA, L. V.; NEVES, F.; DELGADO, M. R.; SWIECH, M. C. S. (2008). Um Método Evolucionário para a Sintonia de Controladores PI/PID em Processos Multivariáveis. *Revista Controle & Automação*, v. 19, n. 1, p. 1- 17;

- ASTRÖM, K. J.; HÄGGLUND, T. (1984). Automatic Tuning of Simple Regulators with Specifications on Phase and Amplitude Margins, *Automatic*, v. 20, n. 5, p. 645-651;
- ASTRÖM, K. J.; HÄGGLUND, T. (1995). PID Controllers: Theory, Design, and Tuning. 2^a ed., *Research Triangle Park, North Carolina: Instrument Society of America*;
- ASTRÖM, K. J.; HÄGGLUND, T. (2001). The future of PID control. *Control Engineering Practice*, v. 9, p. 1163–1175;
- ASTRÖM, K. J.; HÄGGLUND, T. (2004). Revisiting the Ziegler–Nichols Step Response Method for PID Control, *Journal of Process Control*, v. 14, p. 635–650;
- ÅSTRÖM, K. J.; HÄGGLUND, T. (2006). Advanced PID Control. *Research Triangle Park, North Carolina: ISA - Instrumentation, Systems, and Automation Society*;
- AYADI, B.; BENHADJ, N. (2005). MIMO PID Controllers Synthesis using Orthogonal Functions. IFAC 16th World Congress, *International Federation of Automatic Control*, Prague, Czech Republic;
- BANDYOPADHYAY, R.; CHAKRABORTY, U.K.; PATRANABIS, D. (2001). Autotuning a PID Controller: A fuzzy-genetic Approach. *Journal of Systems Architecture*, v. 47, p. 663–73;
- BASTOS, E. A. (2004). Otimização de Seções Retangulares de Concreto Armado Submetidas à Flexo-Compressão Oblíqua Utilizando Algoritmos Genéticos. *Dissertação de Mestrado*, Universidade Federal do Rio de Janeiro;
- BAYER, F. M.; ARAÚJO, O. C. B. (2010). Curso Técnica em Automação Industrial – Controle Automático de Processos. Disponível em: <http://pt.scribd.com/doc/87275684/14/Acao-Liga-Desliga-on-off>. Último acesso em 27/10/2012;
- BEQUETTE, B.W. (1991). Nonlinear Control of Chemical Processes: a Review. *Industrial and Engineering Chemistry Research*, v.30, p.1391-1413;
- BOBÁL, V.; BOHM, J.; FESSL, J.; MACHÁČEK, J. (2005). Digital Self- Tuning Controllers: algorithmus, implementation and applications, *Advanced Textbooks in Control and Signal Processing*, Ed. Springer;
- BONA, E.; BORSATO, D.; SILVA, R. S. S. F.; HERRERA, R. P. (2000). Aplicativo para Otimização empregando o Método Simplex Sequencial, *Acta Scientiarum*, v. 22, n.5, p. 1201-1206;
- BORGES, R. A. (2003). Técnicas Inteligentes de Otimização. *Dissertação de Mestrado*, Universidade Federal de Uberlândia (UFU);
- BRAND, F. R.; OSÓRIO, T. S.; NEUMANN, G. A.; GOSMANN, R. P.; OLIVEIRA, A. T. M.; FERNANDES, P. R. B. (2009). Benefícios da melhoria do controle de temperatura de reatores industriais de polimerização, *Petro & Química*, ed. 314;

- BRAVO, C. O. A.; NORMEY-RICO, J. E. (2009). Controle de Plantas não lineares utilizando controle preditivo linear baseado em modelos locais, *Revista Controle & Automação*, v. 20, n. 4;
- CAMACHO, E. F. & BORDONS, C. (2004). Model Predictive Control, *Springer-Verlag*, London, United Kingdom;
- ÇAMKERTEN, R.; ERDOGAN, S.; ALTINTEN, A.; ALPBAZ, M. (2012). Improvement in Properties of Nanocomposite Materials by Temperature Control. *Indian Journal of Chemical Technology*, v.19, p. 185 -190;
- CAMPOS, M. C. M. M.; TEIXEIRA, H. C. G. (2006). Controles Típicos de Equipamentos e Processos Industriais, São Paulo, *Edgard Blücher*, p. 23-42;
- CAON JÚNIOR, J. R. (1999). Controladores PID Industriais com Sintonia Automática por Realimentação a Relê. *Dissertação de Mestrado*, Universidade de São Paulo (USP);
- CARDOSO, P. M. (2002). Estudo, Proposta e Avaliação de Novas Metodologias de Sintonia Automática de Controladores PID baseadas no Ensaio do Relé Realimentado. *Dissertação de Mestrado*, Universidade Federal de Uberlândia (UFU);
- CARVALHO, F. B. (2010). Estimação de Ganhos Financeiros em Projetos de Automação e Controle – Uma Proposta Metodológica e Estudos de Caso. *Dissertação de Mestrado*, Universidade Federal de Minas Gerais (UFMG);
- CHANG, W-D. (2007). A Multi-crossover genetic approach to PID controllers tuning. *Expert Systems with Applications*, v. 33, n. 3, p. 620-626;
- CHEN, D.; SEBORG, D. E. (2002). PI/PID Controller Design Based on Direct Synthesis and Disturbance Rejection. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, v. 41, p. 4807-4822;
- CHICOMA, D. L.; SAYER, C.; GIUDICI, R. (2011). In-Line Monitoring of Particle Size during Emulsion Polymerization under Different Operational Conditions using NIR Spectroscopy, *Macromolecular Reaction Engineering*, p. 150 –162;
- CHIEN, D. C. H. e PENLIDIS, A. (1990). Online Sensors for Polymerization Reactors, *Journal of Macromolecular Science, Part C: Polymer Reviews*, v. 30, n. 1, p. 1-42;
- CHURRO, J. T. T. (1986). Métodos para Sintonia de Controladores de Processo. *Revista C&I*, p. 31-35;
- CLARKE, D.W.; MOHTADI, C.; TUFFS, P.S. (1987a). Generalized Predictive Control—Part I. The Basic Algorithm. *Automatica*, v. 23 (2), p. 137–148;
- CLARKE, D.W.; MOHTADI, C.; TUFFS, P.S. (1987b). Generalized Predictive Control—Part I. Extensions and Interpretations. *Automatica*, v. 23 (2), p. 137–148;
- COHEN, G. H.; COON, G. A. (1953). Theoretical Consideration of Retarded Control. *Transactions ASME*, v. 75, p. 827 – 834;

- COLEMAN, B.; JOSEPH, B. (2002). Techniques of Model-Based Control, *Prentice Hall International Series in the Physical and Chemical Engineering Sciences*;
- CORREIA, A. D. P. (2009). Dinâmica dos Sistemas Biológicos e Fisiológicos. *Dissertação de Mestrado*, Universidade de Coimbra, Portugal;
- CUTLER, C. R.; RAMAKER, D. L. (1980). Dynamic Matrix Control - A Computer Control Algorithm, *AICHE National Meeting*, Houston, Texas;
- DAHLIN, E.B. (1968). Designing and Tuning Digital Controllers. *Instruments and Control Systems*, v. 41, n. 6, p. 77-83;
- DE KEYSER, R. M.; CUAWENBERGHE, A. R. V. (1985). Extended Prediction Self-adaptive Control, *IFAC Symposium Identification and System Parameter Estimation*, p. 1317-1322;
- EIRAS, S.; ANDRADE J. C. (1996). O uso do simplex modificado como estratégia de otimização em química analítica. *Química Nova*, v. 19, n. 1, p. 25-29;
- EMBIRUÇU, M. (1998). Modelagem, Estimação e Controle em Reatores Industriais de Polimerização de Eteno em Solução usando Catálise Ziegler-Natta Solúvel. *Tese de Doutorado*, Universidade Federal do Rio de Janeiro (COPPE/UFRJ);
- EMBIRUÇU, M.; ALFANO, C.; ALMEIDA. (2000). Controle PID. Apostila. *Programa de Pós-Graduação em Engenharia Química*, Universidade Federal da Bahia (UFBA);
- EMBIRUÇU, M.; LIMA, E.L; PINTO, J.C. (2000), Continuous Soluble Ziegler-Natta Ethylene Polymerizations in Reactor Trains – I. Mathematical Modeling, *Journal of Applied Polymer Science*, v. 77, p. 1574-1590;
- ERDOGAN, S.; ALPBAZ, M.; KARAGOZ, A. R. (2002). The effect of operational conditions on the performance of batch polymerization reaction control, *Chemical Engineering Journal*, v. 86 (3), p. 259-268;
- ESCOBAR, M. (2006). Abordagem Flexível, Robusta e Estruturada para o Projeto de Controladores PID Multivariáveis. *Dissertação de Mestrado*, Universidade Federal do Rio Grande do Sul (UFRGS);
- ESPOSITO, M.; CLAUMANN, C. A.; MACHADO, R. A. F.; SAYER, C.; ARAÚJO, P. H. H. (2009). Desenvolvimento de Aplicativo para Monitoramento em Linha e Controle de Reatores de Polimerização, *10º Congresso Brasileiro em Polímeros*, Foz do Iguaçu, Paraná;
- ESPOSITO, M.; SAYER, C.; MACHADO, R. A. F.; ARAÚJO, P. H. H. (2008). Effect of Cooling Fluid Flow Rate on the Estimation of Conversion by Calorimetry in a Lab-Scale Reactor, *Macromolecular Symposia*, v. 271, n. 1, p. 38-47;
- EYNG, E. D. (2008). Controle Feedforward-Feedback Aplicado às Colunas de Absorção do Processo de Produção de Etanol por Fermentação. *Tese de Doutorado*, Universidade Estadual de Campinas (UNICAMP);

- FACCIN, F.; SALAU, N. P. G.; TRIERWEILER, J. O.; SECCHI, A. R., NEUMANN, G. A.; TOLEDO, A. M. (2004). Análise da Estratégia de Controle de Temperatura de um Reator de Polimerização em Leito Fluidizado, *XV Congresso Brasileiro de Automática*, Gramado;
- FACCO, P.; DOPLICHER, F.; BEZZO, F.; BAROLO, M. (2008). Moving Average PLS soft Sensor for Online Product Quality Estimation in an Industrial Batch Polymerization Process, *Journal of Process Control*, v.10, n. 3, p. 520-529;
- FARAG, A.; WERNER, H. (2006). Robust Decentralized Control of a High Voltage DC System using Evolutionary Approach. *Intelligent Automation and Soft Computing*, v.12, n. 1, p. 31-39;
- FARIA JR., J. M.; LIMA, E. L.; PINTO, J. C.; MACHADO, F. (2009). Monitoramento *in situ* e em tempo real de variáveis morfológicas do poli(cloreto de vinila) usando espectroscopia NIR. *Polímeros*, vol. 19, n.2, p. 95-104;
- FONSECA, E. F. (1998). Controle Preditivo Baseado em Redes Neurais de Fermentação Alcoólica Contínua. *Dissertação de Mestrado*, Universidade Federal de Pernambuco (UFPE);
- FONSECA, G. E.; DUBÉ, M. A.; PENLIDIS, A. (2009). A Critical Overview of Sensors for Monitoring Polymerizations, *Macromolecular Reaction Engineering*, v. 3, n. 7, p. 327–373;
- FREITAS, K. P. (2009). Ferramentas Estatísticas para Monitoramento de Modelos Inferenciais. *Dissertação de Mestrado*, Universidade Federal do Rio de Janeiro (COPPE/UFRJ);
- GAHLEITNER, M.; WOLFSCHWENGER, J.; BACHNER, C.; BERNREITNER, K.; NEIBI, W. (1996). Crystallinity and Mechanical Properties of PP-Homopolymers as Influenced by Molecular Structure and Nucleation, *Journal of Applied Polymer Science*, v. 61, n. 4, p. 649-657;
- GAING, Z. L. (2004). A Particle Swarm Optimization Approach for Optimum Design of PID Controller in AVR System, *IEEE Transactions on Energy Conversion*, v. 19, n. 2, p. 384- 391;
- GARCIA, C. E.; MORARI, M. (1982). Internal Model Control. *Ind. Eng. Chem. Process Des. Dev.*, v. 21, p. 308-323;
- GHASEM, N. M.; HUSSAIN, M. A.; SATA, S. A. (2006). Aplicação de Model Predictive Control to Batch Polymerization Reactor, *Universitas Scientiarum, Revista de la Facultad de Ciencias*, v. 11, n. 1, p. 49-58;
- GOLDBERG, D. E. (1989). *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*. *Adison-Wesley*;
- GONZAGA, J. C. B.; MELEIRO, L. A. C.; KIANG, C.; MACIEL, R. F. (2009). ANN-based Soft-sensor for Real-time Process Monitoring and Control of an Industrial Polymerization Process, *Computers & Chemical Engineering*, v. 33, n. 1, p. 43-49;

- GUIMARÃES, J. F. N. (2006). Usar Controle Avançado é Fácil ...e Lucrativo! *Intech Brasil*, p. 1- 11;
- GUJARATHI, A. M.; BABU, B. V. (2009). Optimization of Adiabatic Styrene Reactor: A Hybrid Multiobjective Differential Evolution (H-MODE) Approach. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, v. 48, n. 24, p. 11115–11132;
- HADLEY, G. (1982). Programação linear. *Rio de Janeiro: Ed. Guanabara Dois*;
- HÄGGLUND, T.; ASTRÖM, K. J. (1988). Automatic Tuning of PID Controllers. *Instrument Society of America*;
- HÄGGLUND, T.; ASTRÖM, K. J. (1991). Industrial Adaptive Controllers Based on Frequency Response Techniques. *Automatica*, v. 27, p. 599-609;
- HANG, C. C.; ASTRÖM, K. J.; WANG, Q. G. (2002). Relay Feedback Auto-Tuning of Process Controllers – A Tutorial Review. *Journal of Process Control*, v. 12, p. 143 - 162;
- HERREROS, A.; BAEYENS, E.; PERÁN, J. R. (2002). Design of PID-type Controllers using Multiobjective Genetic Algorithms. *ISA Transactions*, v. 41, p. 457-472;
- HIROTA, W. H. (2009). Avaliação de Técnicas Calorimétricas Aplicadas ao Monitoramento de processos Químicos, *Tese de Doutorado*, Universidade de São Paulo (USP);
- HLAING, Y. M.; CHIU, M.S.; LAKSHMINARAYANAN, S. (2007). Modelling and Control of Multivariable Process using Generalized Hammerstein Model, *Chemical Engineering Research & Design*, v. 85, p. 445 – 454;
- HOLTZ, G. C. C. (2005). Traçado automático de envoltórias de esforços em estruturas planas utilizando um algoritmo evolucionário. *Dissertação de Mestrado*, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro (PUC);
- HUANG, J.; LEWIS, F. (2003). Neural-network Predictive Control for Nonlinear Dynamic Systems, *IEEE Transactions on Neural Networks*, v. 14, n. 2, p. 377–389;
- IBRAHIM, K. (2004). IMC based Automatic Tuning Method for PID Controllers in a Smith Predictor Configuration, *Computers and Chemical Engineering*, v. 28, p. 281-290;
- JAHANMIRI, A; FALLAHI, H.R. (2008). New Methods for Process Identification and Design of Feedback Controller, *Chemical Engineering Research and Design*, v. 75, n. 5, p. 519–522;
- JEONG, B. G.; REEH, H. K. (2000). Experimental Validation of the Optimal Trajectory of Initiator Concentration in Batch MMA Polymerization Reactor. *Journal of Applied Polymer Science*, v. 78 (6), p. 1256-1266;
- JESUS, L. F. F.; EMBIRUÇU, M.; PONTES, K. (2011). Avaliação do EKF e do CEKF como Estimadores de Propriedades Poliméricas para a Produção de Polietileno Linear.

VII Seminário Nacional de Controle e Automação Industrial, Elétrica e de Telecomunicações, p.1-6;

JÚNIOR, J. N. R. S.; FALCUCCI, M.; NASCIMENTO, J. A.; BRAGA, A. P. S. (2008). Sintonia Ótima de Controladores PID Aplicado na Regulação de Tensão de Geradores Síncronos utilizando Algoritmos Genéticos e Otimização por Enxame de Partículas. Disponível em: http://www.labplan.ufsc.br/congressos/CBA2008/textos/CBA_2008_Artigos/41773.pdf - Último acesso em: 22/07/2012;

KADAM, J. V., SRINIVASAN, B., MARQUARDT, W., BONWIN, D. (2007). Optimal Grade Transition in Industrial Polymerization Processes via NCO Tracking, *Wiley InterScience*, v. 53, n. 3, p. 627-639;

KAMMONA, O.; CHATZI, E. G.; KIPARISSIDES, C. (1999). Recent Developments in Hardware Sensors for the On-Line Monitoring of Polymerization Reactions, *Journal of Macromolecular Science - Reviews in Macromolecular Chemistry and Physics*, 39(1), p. 57- 134;

KANO, M. e OGAWA, M. (2009). The State of the Art in Advanced Chemical Process Control in Japan. *7th IFAC International Symposium on Advanced Control of Chemical Processes*, Istanbul, Turkey;

KANO, M. e OGAWA, M. (2010). The State of the Art in Advanced Chemical Process Control in Japan: Good Practice and Questionnaire Survey, *Journal of the Process Control*, p. 1-14;

KHANIKI, R., MENHAJ, M. B., ELIASI, H. (2007). Generalized Predictive Control of Batch Polymerization Reactor, *World Academy of Science, Engineering and Technology*, v. 26, p. 488- 493;

KIM, T. Y.; YEO, Y. K. (2010). Development of Polyethylene Melt Index Inferential Model, *Korean Journal of Chemical Engineering*, v. 27, n. 6, p. 1669-1674;

LEE, E. H.; KIM, T. Y.; YEO, Y. K. (2008). Prediction and Quality Control of the Melt Index during of High-density Polyethylene, *Korean Journal of Chemical Engineering*, v. 25, n. 4, p. 613-622;

LEE, H. Y.; YANG, T. H.; CHIEN, I. L. (2009). Grade Transition using Dynamic Neural Networks for an Industrial High-pressure Ethylene–vinyl Acetate (EVA) Copolymerization Process, *Computers & Chemical Engineering*, v. 33, n. 8, p. 1371–1378;

LEE, Y.; PARK, S.; LEE, M.; BROSILOW, C. (1998). PID Controller Tuning for Desired Closed- Loop Responses for SISO Systems. *AIChE Journal- American Institute of Chemical Engineers*, v. 44, n. 1, p. 106 - 115;

LEITE, M. S. (2011). Projeto, Montagem e Instrumentação de um Protótipo Experimental de Sistema de Polimerização para o Desenvolvimento e Implementação de Diferentes Técnicas de Controle Inteligentes. *Tese de Doutorado*, Universidade Estadual de Campinas (UNICAMP);

- LEITE, M. S.; SANTOS, B. F.; LONA, L. M. F.; SILVA, F. V.; FILETI, A. M. F. (2011). Application of Artificial Intelligence Techniques for temperature Prediction in a Polymerization Process, *Chemical Engineering Transactions*, v. 24, p. 385- 390;
- LEWIN, D. R.; PARAG, A. (2003). A constrained genetic algorithm for decentralized control system structure selection and optimization, *Automatica*, v. 39, n. 10, p. 1801 – 1807;
- LI, D.; ZENG, F.; JIN, Q.; PAN, L. (2009). Applications of an IMC based PID Controller Tuning Strategy in Atmospheric and Vacuum Distillation Units, *Nonlinear Analysis: Real World Applications*, v. 10, p. 2729- 2739;
- LI, J.; LIU, X. (2011). Melt Index Prediction by RBF Neural Network Optimized with an Adaptive new ant Colony Optimization Algorithm, *Journal of Applied Polymer Science*, v.119, n. 5, p. 3093–3100;
- LI, W. (2011). Process Monitoring of Polymer Systems by using Near- Infrared Spectroscopy, *Applications and Experiences of Quality Control*, p.538-554;
- LIMA, N. M. N.; MANENTI, F.; MACIEL FILHO, R.; EMBIRUÇU, M.; WOLF MACIEL, M. R. (2009). Fuzzy Model-based Predictive Hybrid Control of Polymerization Processes, *Industrial & Engineering Chemistry Research*, v. 48, n. 18, p. 8542-8550;
- LIMA, N. M. N.; ZUÑIGA LIÑAN, L.; MACIEL FILHO, R.; EMBIRUÇU, M.; WOLF MACIEL, M. R.; GRÁCIO, F. (2010a). Modeling and predictive control using fuzzy logic: application for a polymerization system. *AIChE Journal - American Institute of Chemical Engineers*, v. 56, n. 4, p. 965-978;
- LING, Y.; JIE, H.; ZHUOJUN, C. (2010). Soft Sensing of Polypropylene Melt Index Based on Improved RBF Network, *Computational Intelligence and Software Engineering (CiSE)*, p. 1- 4;
- LISBOA, E. F. A. (2002). Pesquisa Operacional. *Apostila em versão digital*. <http://www.ericolisboa.eng.br> – Último acesso em: 25/07/2012;
- LIU, J. (2007). On-line soft sensor for polyethylene process with multiple production grades, *Control Engineering Practice*, v. 15, p. 769-778;
- LJUNG, L. (1999). System Identification: Theory for the user. *Prentice Hall, Inc.*, 2 edition;
- LOTUFO, F. A.; GARCIA, C. (2008). Sensores Virtuais ou Soft Sensores: Uma Introdução, *7th Brazilian Conference on Dynamics, Control and Applications*, p. 1-9;
- ŁUKASIEWICZ, J. (1920). O Logice Trójwartościowej, *Ruch Filozoficzny*, n. 5, p. 170–171;
- LUYBEN, M. L.; LUYBEN, W. L. (1994). Essentials of Process Control. New York: McGraw-Hill;

- MACHADO, F.; LIMA, E. L.; PINTO, J. C. (2007). Otimização Dinâmica da Copolimerização em Suspensão de Acetato de Vinila e Ácido Acrílico. *9ª Congresso Brasileiro de Polímeros*, Campina Grande;
- MACHADO, F.; LIMA, E. L.; PINTO, J. C. (2007). Uma Revisão Sobre os Processos de Polimerização em Suspensão, *Polímeros: Ciência e Tecnologia*, v. 17, n. 2, p. 166-179;
- MACHADO, V. C. (2004). Planejamento de Perturbações para Identificação de Modelos Dinâmicos, *Dissertação de Mestrado*, Universidade Federal do Rio Grande do Sul (UFRGS);
- MANENTI, F.; ROVAGLIO, M. (2008). Integrated Multilevel Optimization in Large-Scale Poly(Ethylene Terephthalate) Plants. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, v. 47, n. 1, p. 92-104;
- MARTINS, A. T. (2009). Projeto de um Controlador PI- MIMO para uma Planta de Produção de Poliestireno, *Dissertação de Mestrado*, Universidade Federal do Rio Grande do Sul (UFRGS);
- MATTEDI, A. (2003). Síntese de um controlador híbrido fuzzy-preditivo: aplicação para processos de polimerização. *Tese de Doutorado*, Universidade Estadual de Campinas (UNICAMP);
- MICHEL, H. C. C. (2010). Implementação de uma Ferramenta para Auxílio à Sintonia de Controladores PID. *Dissertação de Mestrado*, Universidade Federal de Minas Gerais (UFMG);
- MOHR, T. (2004). Desenvolvimento de um Analisador Virtual para uma Planta de Polietileno de Alta Densidade. *Dissertação de Mestrado*, Universidade Federal do Rio Grande do Sul (UFRGS);
- MORARI, M.; ZAFIRIOU, E. (1989). Robust Process Control. *Prentice Hall, Englewood Cliffs, New Jersey*;
- MORGAN, S. L.; DEMING, S. N. (1974). Simplex Optimization of Analytical Chemical Methods. *Analytical Chemistry*, v. 46, n. 9, p. 1170-1181;
- MOUDGALYA, K. M. (2007). Digital Control. *John Wiley & Sons, Ltd, Chichester*;
- NA, S. S.; RHEE, H. K. (2002). An Experimental Study for Property Control in a Continuous Styrene Polymerization Reactor Using a Polynomial ARMA Model, *Chemical Engineering Science*, v. 57, n. 7, p. 1165-1173;
- NELDER, J. A.; MEAD, R. (1965). A simplex method for function minimization. *The Computer Journal*, v. 7, n. 4, p. 308-313;
- NEUMANN, G. A.; OSÓRIO, T. S.; MOREIRA, I. S.; FARINA, L. A.; FERNANDES, P. R. B. (2010). Implementação de Controle Avançado em Reatores fase Gás de uma planta Industrial de Polietileno. Disponível em: http://www.trisolutions.com.br/isa/BrasilAutomation2009_Braskem_APC19.pdf – Último acesso em 10/07/2012;

- NUELLA, I. (2008). Data-Based PID Controller Designs for Nonlinear Systems. *Dissertação de Mestrado*, National University of Singapore, Indonesia;
- NUNES, R. L. (2003). Supervisão e Controle “Online” de um Reator de Polimerização em Escala Piloto. *Dissertação de Mestrado*, Universidade Estadual de Campinas (UNICAMP);
- O'DWYER, A. (2003). Handbook of PI and PID Controller Tuning Rules. London: *World Scientific*;
- OGATA, K. (1982). Engenharia de Controle Moderno. Tradução de: KOHN, A. F. e MORAES, J. C. T. B. *Rio de Janeiro: Prentice/Hall do Brasil*;
- OLIVIERI, B. P. (2004). Otimização do Projeto de Pontes Protendidas Pré-moldadas pelo método dos Algoritmos Genéticos. *Dissertação de Mestrado*, Universidade Federal do Rio de Janeiro (UFRJ);
- OLSEN, T.; BIALKOWSKI, B. (2002). Lambda Tuning as a Promising Controller Tuning Method for the Refinery. *AIChE Spring National Meeting*, New Orleans, p. 1-8;
- O'MAHONY, T.; DOWNING, C. J.; FATLA, K. (2000). Genetic algorithms for PID parameter optimisation: minimising error criteria. *Process Control and Instrumentation, University of Strathclyde Preprints*, p. 148-153;
- PAKRAVESH, H.; SHOJAEI, A. (2011). Optimization of industrial CSTR for vinyl acetate polymerization using novel shuffled frog leaping based hybrid algorithms and dynamic modeling. *Computers & Chemical Engineering*, v. 35, n. 11, p. 2351–2365;
- PEREIRA, J. J. (2008). Sintonia do controlador PID, com Algoritmo de Otimização por Grupo de Partículas. *Dissertação de Mestrado*, Universidade de Trás-os-Montes e Alto Douro, Portugal;
- PINTO, L. A. V. (2000). Sistemas de Controle. Recompilação dos originais publicados pela *Revista Nova Eletrônica*, Editora Edilete, p. 1-27. Disponível em: <http://www.vargasp.net/download/livros/instrumentac.pdf> – Último acesso em 20/07/2012;
- PONTES, K. V. (2005). Modelagem, simulação e análise de reatores de polimerização de eteno em solução usando catalisador Ziegler-Natta. *Dissertação de Mestrado*, Universidade Estadual de Campinas (UNICAMP);
- PONTES, K. V.; MACIEL, M. R. W.; MACIEL, R.; EMBIRUÇU, M. (2011). Process analysis and optimization mapping through design of experiments and its application to a polymerization process, *Brazilian Journal of Chemical Engineering*, v. 28, n. 1, p. 137-150;
- PONTES, K. V.; MACIEL, R.; EMBIRUÇU, M.; HARTWICH, A.; MARQUARDT, W. (2008). Optimal operating policies for tailored linear polyethylene resins production. *AIChE Journal- American Institute of Chemical Engineers*, v. 54, p. 2346 – 2365;

- PORFÍRIO, C. R. (2001). Implantação de um Controlador Multimodelos em uma coluna Despropanizadora Industrial, *Dissertação de Mestrado*, Universidade de São Paulo (USP);
- POSTLETHWAITE, B. E. (1996). Building a Model-based Fuzzy Controller, *Fuzzy Sets and Systems*, v. 79, n. 1, p. 3-13;
- PRADO, J. R. ; SARAMAGO, S. F. P.(2005). Otimização por Colônia de Partículas. *FAMAT em Revista*, n. 4, Universidade Federal de Uberlândia (UFU);
- PRASAD, V., SCHLEY, M., RUSSO, L. P., BEQUETTE, W. (2002). Product Property and Production Rate Control of Styrene Polymerization, *Journal of Process Control*, v. 12, n. 3, p. 353-372;
- RANGEL, F. B. (2010). Avaliação do Desempenho de Configurações de Controle Dual em Colunas de Destilação. *Dissertação de mestrado*. Universidade Federal do Rio de Janeiro (COPPE/UFRJ);
- REIS, M. M.; ULIANA, M.; SAYER, C.; ARAÚJO, P. H. H.; GIUDICI, R. (2005). Monitoring Emulsion Homopolymerization Reactions Using FT-Raman Spectroscopy, *Brazilian Journal of Chemical Engineering*, v. 22, n.1, p. 61-74;
- RICHALET, J.; RAULT, A.; TESTUD, J.; PAPON, J. (1978) Model Predictive/heuristic Control: Applications to Industrial Processes, *Automatica*, v.14, p. 413-428;
- RIVERA, D. E.; MORARI, M.; SKOGESTAD, S. (1986). Internal Model Control. 4. PID Controller Design. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, v. 25, p. 252-265;
- SALAU, N. P. G.; NEUMANN, G. A.; TRIERWEILER, J. O.; SECCHI, A. R. (2009). Multivariable Control Strategy based on Bifurcation Analysis of an Industrial gas-phase Polymerization Reactor. *Journal of Process Control*, v. 19, n. 3, p. 530–538;
- SALAU, N. P. G.; NEUMANN, G. A.; SECCHI, A. R.; TRIERWEILER, J. O. (2004a). Comportamentos Dinâmicos em um Reator Industrial de Polimerização em Leito Fluidizado, *XV Congresso Brasileiro de Automática*, Gramado;
- SALAU, N. P. G.; NEUMANN, G. A.; SECCHI, A. R.; TRIERWEILER, J. O. (2004b). Controle de Temperatura em Reatores de Polimerização em Fase Gasosa, *XV Congresso Brasileiro de Engenharia Química*, Curitiba;
- SALAU, N. P. G.; SECCHI, A. R.; TRIERWEILER, J. O.; NEUMANN, G. A. (2005). Comportamentos Dinâmicos em Reator Industrial de Polimerização em Fase Gasosa, *Sba Controle & Automação*, v. 16, n. 4, p. 391- 406;
- SANTOS, A. L.; LENZI, M. K.; SILVA, F. M.; PINTO, J. C. (2005). Monitoring and Control of Polymerization Reactors Using NIR Spectroscopy, *Polymer-Plastics Technology and Engineering*, v. 44, p. 1-61;
- SANTOS, J. C.; LOPES, C. N.; REIS, M. M.; GIUDICI, R.; SAYER, C.; MACHADO, R. A. F.; ARAÚJO, P. H. H. (2008). Comparison of Techniques for the Determination

of Conversion during Suspension Polymerization Reactions, *Brazilian Journal of Chemical Engineering*, v. 25, n. 2, p. 399- 407;

SANTOS, J. C.; REIS, M. M.; MACHADO, R. A. F.; BOLZAN, A.; SAYER, C.; GIUDICI, R.; ARAÚJO, P. H. H. (2004). Online Monitoring of Suspension Polymerization Reactions Using Raman Spectroscopy, *Industrial & Engineering Chemistry Research*, v. 43, p. 7282 – 7289;

SANTOS, J. E. S. (2007). Controle Preditivo não linear para Sistemas de Hammerstein, *Tese de Doutorado*, Universidade Federal de Santa Catarina (UFSC);

SARAMAGO, S. P.; STEFFEN Jr, V.(2012). Introdução às Técnicas de Otimização em Engenharia. Disponível em: www.seer.ufu.br/index.php/horizontecientifico/article - Último acesso em: 20/07/2012;

SEBORG, D. E.; EDGAR, T. F; MELLICHAMP, D. A. (1989). Process Dynamics and Control. *John Wiley & Sons*, USA;

SEBORG, D. E.; EDGAR, T. F; MELLICHAMP, D. A. (2004). Process Dynamics and Control. *John Wiley & Sons*, USA;

SESHAGIRIRAO, A.; RAO, V. S. R; CHIDAMBARAM, M. (2008). Direct synthesis – based controller design for integrating processes with time delay. *Journal of the Franklin Institute*;

SHAFIEE, G.; AREFI, M. M.; JAHED-MOTLAGH, M. R.; JALALI, A. A. (2008). Nonlinear Predictive Control of a Polymerization Reactor Based on Piecewise Linear Wiener Model, *Chemical Engineering Journal*, v. 143, p. 282-292;

SHAMIRI, A.; HUSSAIN, M. A.; MJALLI, F. S.; ARAMI-NIYA, A. (2011). Temperature Control of Industrial Gas Phase Propylene Polymerization in Fluidized Bed Reactors Using Model Predictive Control, *3rd International Conference on Chemical, Biological and Environmental Engineering*, v. 20, p. 19-24;

SHARMIN, R.; SUNDARARAJ, U.; SHAH, S.; GRIEND, L.V.; SUN, Y.J. (2006). Inferential Sensors for Estimation of polymer Quality Parameters: Industrial Application of a PLS- based Soft Sensor for a LDPE plant. *Chemical Engineering Science*, v. 61, p. 6372- 6384;

SHEN, S. H.; YU, C. C. (1994). Use of Relay-feedback Test for Automatic Tuning of Multivariable Systems. *AIChE Journal- American Institute of Chemical Engineers*, v. 40, p. 627-646;

SILVA, W. K. (2009). Monitoramento em linha e em tempo real do diâmetro médio das partículas e dos teores de não voláteis e monômero durante a polimerização em emulsão usando espectroscopia NIR, *Dissertação de Mestrado*, Universidade de São Paulo (USP);

SILVEIRA, L. S.; TRIERWEILER, J. O.; GUARITA, M. (2010). Desenvolvimento de uma Estratégia de Controle Avançado para Colunas de Separação de Propano, *IX Oktoberforum – Seminário do Programa de Pós- Graduação em Engenharia Química (PPGEQ)*;

- SKOGESTAD, S.; MORARI, M. (1992). Variable selection for decentralized control. *Modeling, Identification and Control*, v. 13, n. 2, p. 113-125;
- SMITH, C. A. e CORRIPIO, A. B. (2008). Princípios e Prática do Controle Automático de Processo, 3ª ed., LTC;
- SOLGI, R.; VOSOUGH, R.; RAFIZADEH, M. (2006). Generalization of Takagi-Sugeno Fuzzy Controller and its Application to Control of MMA Batch Polymerization Reactor, *Polymer Plastics Technology and Engineering*, v. 45, p. 243-249;
- SOUZA, P. N. M. (2010). Modelagem e Controle das Polimerizações de SBR Carboxilado em Emulsão. *Dissertação de Mestrado*, Universidade Federal do Rio de Janeiro (COPPE/ UFRJ);
- SPENDLEY, W.; HIMSWORTH, F.R.; HEXT, G.R. (1962). Sequential Application of Simplex designs in Optimization and Evolutionary Operation. *Technometrics*, v. 4, p. 441-461;
- STEPHANOPOULOS, G. (1984). Chemical Process Control - An Introduction to Theory and Practice; Prentice – Hall;
- TAN, C. K; LI, Y. (2001). Performance based Control System Design Automation via Evolutionary Computing, *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, v. 14, p. 473- 486;
- TAN, M. K.; LOH, C. S. X.; TEO, K. T. K. (2011). Hybrid System Based Fuzzy- PID Control for Unpredictable Process. *ICTACT Journal on Soft Computing: Special Issue on Fuzzy in Industrial and Process Automation*, v. 2, n. 1, p. 211-217;
- TASAKA, K.; OOTOKARA, S.; TAKINAMI, A; TAKAHASHI, S.; YOSHII, S. (2010). Practical direct PID/I-PD Controller Tuning and its Application to Chemical Processes. *International Conference on Control Applications (CCA)*, p. 2426-2431;
- TELES, M. L.; GOMES, H. M. (2010). Comparação de Algoritmos Genéticos e Programação Quadrática Seqüencial para Otimização de Problemas em Engenharia. *Teoria e Prática na Engenharia Civil*, n.15, p.29-39;
- TEO, K. T. K.; SAINARAYANAN, G.; LOH, C. S. X. (2009). Design and Development of an Optimized Fuzzy Proportional-Integral-Derivative Controller using Genetic Algorithm. *International Conference on Control, Automation, Communication and Energy Conservation*, Perundurai, India;
- THOMPSON, D. E; MCAULEY, K. B; MCLELLAN, P. J. (2009). Design of Optimal Sequential Experiments to Improve Model Predictions from a Polyethylene Molecular Weight Distribution Model. *Macromolecular Reaction Engineering*, v. 3, p.1- 13;
- TIAN, H.; TIAN, X.; DENG, X. (2010). Soft sensor for polypropylene melt index based on improved orthogonal least squares, *8th World Congress on Intelligent Control and Automation (WCICA)*, p. 5881-5885;

- TJIAM, C. e GOMES, V. G. (2011). Online Inferential Measurement of Conversion and Molar Mass in Emulsion Polymerization Controlled by Chain Transfer, *Industrial & Engineering Chemistry Research*, v. 51, n. 4, p. 1490–1497;
- TOH, W. K.; RANGAIAH, G. P. (2002). A methodology for Autotuning of Multivariable Systems, *Industrial & Engineering Chemistry Research*, v. 41, n. 18, p. 4605 – 4615;
- TYREUS, B. D.; LUYBEN, W. L. (1992). Tuning PI controllers for integrator/dead time processes. *Industrial & Engineering Chemistry Research*. v. 31, n. 11, p. 2628–2631;
- UMAMAHESWARI, S; PALANISAMY, V.; CHIDAMBARAM, M. (2010). Direct synthesis Method – Based Controller Design for Cold Rolling Mill. *International Journal of Control and Automation*, v. 3, n. 22, p. 1-8;
- VICENTE, M.; LEIZA, J. R.; ASUA, J. M. (2003). Maximizing Production and Polymer Quality (MWD and composition) in Emulsion Polymerization Reactors with Limited Capacity of Heat Removal. *Chemical Engineering Science*, v. 58, n. 1, p. 215-222;
- VLACHOS, C.; WILLIAMS, D.; GOMM, J. B. (2002). Solution to the Shell standard control problem using genetically tuned PID controllers. *Control Engineering Practice*, v. 10, p. 151- 63;
- WAKABAYASHI, C. (2007). Análise e Controle Fuzzy de Processos: Estudo de Caso em um Reator de Polimerização, *Dissertação de Mestrado*, Universidade Federal da Bahia (UFBA);
- WANG, F.; LI, M.; AGO, F. (2000). An analytical Predictive control law for a class of Nonlinear Processes, *Industrial and Engineering Chemistry Research*, *ACS – American Chemical Society*, v. 39, n.6, p. 2029-2034;
- WANG, H. W.; ZHANG, J. G.; DAI, Y. W.; QU, J. H. (2011). Intelligent Tuning Method in Designing of Two-Degree-of-Freedom PID Regulator Parameters, *Lecture Notes in Computer Science*, v. 7004/2011, p. 428-435;
- YAN, X.; LI, Y.; KANSHA, Y.; CHIU, M-S. (2012). Enhanced VRFT Design of Adaptive PID Controller. *Chemical Engineering Science*, v. 76, p. 66–72;
- YDSTIE, B. E. (1984). Extended horizon adaptive control, *9th IFAC World Congress*, Budapest/Hungria;
- YIAGOPOULOS, T.; SCHMIDT, C. U.; MASELLI, E. (2004). Development of a Softsensor for On-Line MFI Monitoring in Reactive Polypropylene Extrusion, *Dechema Monographien*, v. 138, p. 305 – 309;
- YI, S., PARK, S. (1993). A New Fast Fuzzy Algorithm. *Fuzzy Sets and Systems*, v. 60, n.1, p. 33-40;
- ZADEH, L. A. (1965). Fuzzy Sets, *Information and Control*, v. 8, p. 338-353;

ZHAO, Z.; NING, Y.; GAO, Y. (2009). Polymer Properties On-line Estimation for an Industrial Polyethylene Process Based on Suboptimal Strong Tracking Filter, *7th Asian Control Conference*, Hong Kong, China, p. 841-846;

ZIEGLER, J. G. e NICHOLS, N. B. (1942). Optimum Settings for Automatic Controllers, *Transactions of the AS*

UFBA
UNIVERSIDADE FEDERAL DA BAHIA
ESCOLA POLITÉCNICA

PROGRAMA DE PÓS GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA INDUSTRIAL - PEI

Rua Aristides Novis, 02, 6º andar, Federação, Salvador BA

CEP: 40.210-630

Telefone: (71) 3283-9800

E-mail: pei@ufba.br

Home page: <http://www.pei.ufba.br>

