



Universidade Estadual de Campinas  
Faculdade de Engenharia Química

Flávio Augusto Rossi Violaro

Controle Preditivo Multivariável de um Processo de  
Fermentação Contínua para Produção de Etanol de  
Primeira Geração

Multivariable Model Predictive Control of a Continuous  
Fermentation Process for First Generation Ethanol  
Production

Campinas  
2019

Flávio Augusto Rossi Violaro

Controle Preditivo Multivariável de um Processo de Fermentação  
Contínua para Produção de Etanol de Primeira Geração

Multivariable Model Predictive Control of a Continuous Fermentation  
Process for First Generation Ethanol Production

Dissertação apresentada à  
Faculdade de Engenharia Química  
da Universidade Estadual de  
Campinas como parte dos requisitos  
exigidos para a obtenção do título de  
Mestre em Engenharia Química.

Dissertation presented to the Faculty  
of Chemical Engineering of the  
University of Campinas in partial  
fulfillment of the requirements for the  
degree of Master in Chemical  
Engineer.

Orientador: Luz Adriana Alvarez Toro

Este trabalho corresponde à versão final  
da dissertação defendida pelo aluno  
Flávio Augusto Rossi Violaro, e orientado  
pela Profa. Dra. Luz Adriana Alvarez Toro.

Campinas

2019

**Agência(s) de fomento e nº(s) de processo(s):** CAPES, 1693659

**ORCID:** <https://orcid.org/0000-0002-4565-0184>

Ficha catalográfica  
Universidade Estadual de Campinas  
Biblioteca da Área de Engenharia e Arquitetura  
Elizangela Aparecida dos Santos Souza - CRB 8/8098

V811c Violaro, Flávio Augusto Rossi, 1990-  
Controle preditivo multivariável de um processo de fermentação contínua para produção de etanol de primeira geração / Flávio Augusto Rossi Violaro. – Campinas, SP : [s.n.], 2019.

Orientador: Luz Adriana Alvarez Toro.  
Dissertação (mestrado) – Universidade Estadual de Campinas, Faculdade de Engenharia Química.

1. Controle preditivo. 2. Etanol. 3. Fermentação. 4. Controle. I. Alvarez Toro, Luz Adriana, 1982-. II. Universidade Estadual de Campinas. Faculdade de Engenharia Química. III. Título.

#### Informações para Biblioteca Digital

**Título em outro idioma:** Multivariable model predictive control of a continuous fermentation process for first generation ethanol production

**Palavras-chave em inglês:**

Predictive control

Ethanol

Fermentation

Control

**Área de concentração:** Engenharia Química

**Titulação:** Mestre em Engenharia Química

**Banca examinadora:**

Luz Adriana Alvarez Toro [Orientador]

Flávio Vasconcelos da Silva

Edvaldo Rodrigo de Moraes

**Data de defesa:** 13-02-2019

**Programa de Pós-Graduação:** Engenharia Química

Folha de Aprovação da Dissertação de Mestrado defendida por Flávio Augusto Rossi Violaro e aprovada em 13 de fevereiro de 2019 pela banca examinadora constituída pelos seguintes doutores:

Profa. Dra. Luz Adriana Alvarez Toro  
FEQ / UNICAMP

Prof. Dr. Flavio Vasconcelos da Silva  
FEQ / UNICAMP

Dr. Edvaldo Rodrigo de Moraes  
Centro Nacional de Pesquisa em Energia e Materiais

\*A ATA da Defesa com as respectivas assinaturas dos membros encontra-se no SIGA/Sistema de Fluxo de Dissertação/Tese e na Secretaria do Programa da Unidade.

## **Agradecimentos**

Venho aqui usar este espaço para agradecer a Profa. Dra. Luz Adriana Alvarez Toro, minha orientadora, com quem tive grande contato durante 2 anos do Mestrado, que me deu grande suporte para desenvolver meu trabalho, bem como as ferramentas para conseguir finalizá-lo.

Aos meus pais, o Prof. Dr. Fábio Violaro que sempre me ajudou no que diz respeito a assuntos acadêmicos, e minha mãe, Rosinei Cervigni Rossi Violaro, que sempre me deu apoio para buscar meus sonhos. Ambos juntos me apoiaram a fazer o Mestrado e ir até o final com meu projeto, mesmo frente às diversas dificuldades.

Aos meus colegas de trabalho com quem dividi tempo, frustrações, alegrias, aprendizados e suporte durante o trabalho, Romero Carvalho, Raissa Costa e Fernando Marques.

Aos professores de Controle, que disponibilizaram o laboratório LCAP (Laboratório de Controle e Automação de Processos) para a execução do projeto de Mestrado, Flávio Vasconcelos da Silva e Ana Maria Frattini Fileti.

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível superior – Brasil (CAPES) – Código de Financiamento 001

## Resumo

Este trabalho aborda o controle do processo de produção de etanol. O tema foi escolhido devido à grande importância dada ao setor sucroalcooleiro a nível nacional, tendo em vista que o Brasil é o segundo maior produtor de etanol. Segundo a Unica (União da indústria de Cana-de-Açúcar), o etanol (hidratado e anidro) representa cerca de 42,9% da matriz de combustíveis no país. O estudo foi realizado com a finalidade de encontrar uma alternativa para melhorar a eficiência do processo de fermentação de primeira geração por meio de ganho em desempenho (como aumento no rendimento e na produtividade). O processo considerado no estudo se baseou em uma modelagem já encontrada na literatura referente a um processo contínuo encontrado na indústria composto por 4 dornas em séries. Esta melhora viria a partir da automação industrial e estudo da eficiência de um controle preditivo multivariável aplicado ao processo.

Para atingir a melhora no desempenho, foram testadas 4 diferentes formas de se aplicar o controle preditivo no processo em questão. Uma primeira proposta com um único controlador atuando sobre a concentração de substrato no último reator, e sobre a temperatura das quatro dornas. A segunda constituída por 2 controladores com tempos de atuação distintos, um para a concentração de substrato e o segundo para as temperaturas. A terceira e a quarta foram similares à segunda, porém com 5 controladores independentes, sendo a quarta formada por 5 controladores preditivos, e a quinta por 1 controlador preditivo para o substrato e 4 controladores PID's para as temperaturas.

Neste estudo verificou-se uma melhora no desempenho, com erros menores e desvios menores com o desenvolvimento de cada proposta, da proposta I até a IV. Os resultados de cada proposta mostraram que o controle SISO apresenta melhores respostas do que o MIMO devido a grande complexidade no sistema estudado. Nas propostas III e IV o desempenho foi bem parecido sendo que a proposta IV apresenta um esforço no atuador mais abrupto o que pode gerar desgaste desnecessário no equipamento.

Palavras chave: MPC; Etanol; Fermentação; Controle;

## **Abstract**

This study approaches the control of the ethanol production process. The theme was chosen due to the great importance given to the sugar and alcohol industry at the national level, considering that Brazil is the second largest producer of ethanol. According to Unica (Union of Sugar Cane Industry), the ethanol (hydrated and anhydrous) represents about 42.9% of the fuel matrix in the country. The study was realized to find an alternative to improve the efficiency of the first generation fermentation process through a gain in performance (such as increased yield and productivity). The process considered in the study was based on a model already found in the literature considering a continuous process found in the industry composed of 4 reactors in series. The improvement would come from the industrial automation and study of the efficiency of a multivariable predictive control applied to the process.

To achieve the improvement in performance, were tested 4 different ways to apply the predictive control in the process considered. The first proposal composed with a single controller acting on the substrate concentration in the last reactor, and on the temperature of each reactor. The second one consisted of 2 predictive controllers with distinct operating times, one for the substrate concentration and the second for the temperatures. The third and fourth proposals were similar to the second, but with 5 independent controllers, the fourth consisted of 5 predictive controllers, and the fifth by 1 predictive controller for the substrate and 4 PID controllers for the temperatures.

The results showed an improvement in performance, with smaller errors and smaller deviations with the development of each proposal, from proposal I to IV. The results of each proposal showed that the SISO control presents better answers than the MIMO due to the great complexity in the system studied. In proposals III and IV the performance was very similar, and proposal IV presented a more abrupt actuator effort which may generate unnecessary detrition on the equipment.

Keywords: MPC; Ethanol; Fermentation; Control;

## Lista de Figuras:

Figura 1: Esquema Básico de um Controlador <i>Feedback</i> . .....	23
Figura 2: Estrutura Básica do MPC (Adaptado de CAMACHO, 2007). .....	27
Figura 3: Estratégia do MPC (Extraído de CAMACHO, 2007).....	31
Figura 4: Diagrama do Funcionamento do Filtro de Kalman. (Extraído de Rhudy, et al, 2017). .....	32
Figura 5: Fluxograma Básico de uma Planta de Produção de Açúcar e Etanol (Extraído de Meleiro, 2002).....	38
Figura 6 - Etapa do Processo Considerado. ....	39
Figura 7: P&ID da Proposta I.....	53
Figura 8: P&ID da Proposta II.....	55
Figura 9: P&ID da Proposta III. ....	57
Figura 10: P&ID da Proposta IV.....	59
Figura 11: Resposta do Sistema em Malha aberta – Simulação 1. ....	64
Figura 12: Resposta do Sistema em Malha aberta – Simulação 2. ....	66
Figura 13: Resposta do Sistema em Malha aberta – Simulação 3. ....	68
Figura 14: Proposta I – Resposta do Sistema – Simulação 1.....	72
Figura 15: Proposta I - Resposta do Sistema - Simulação 2. ....	74
Figura 16: Proposta I - Resposta do Sistema – Simulação 3.....	76
Figura 17: Comparativo de Sintonia – Simulação 2.....	80
Figura 18: Comparativo de Sintonia – Simulação 3.....	81
Figura 19: Resposta do Sistema - Proposta II, III e IV – Simulação 1.....	86
Figura 20: Proposta II, III e IV IAE– Perturbação em $S_0$ . ....	88
Figura 21: Proposta II, III e IV IAE– Perturbação em $T_0$ . ....	90
Figura 22: Proposta II, III e IV IAE– Problema Servo. ....	92
Figura 23: Resposta do Sistema - Proposta II, III e IV - Simulação 2.....	94
Figura 24: Resposta do Sistema - Proposta II, III e IV - Simulação 3.....	97
Figura 25: Proposta III e IV - Perturbação em $T_0$ - Simulação 1.....	102
Figura 26: Proposta III e IV – Simulação 3 – Temperatura da Primeira Dorna. ....	105
Figura 27: Proposta III e IV – Simulação 3 – Temperatura da Segunda Dorna.....	106
Figura 28: Proposta III e IV – Simulação 3 – Temperatura da Terceira Dorna. ....	107
Figura 29: Proposta III e IV – Simulação 3 – Temperatura da Quarta Dorna.....	108

## Lista de Tabelas:

Tabela 1 - Parâmetros Cinéticos do Modelo ( <i>Saccharomyces Cerevisiae</i> , Extraído de Meleiro, 2002). .....	44
Tabela 2- Estado Estacionário de Referência (Extraído de Meleiro, 2002). .....	46
Tabela 3 - Parâmetros de Projeto (Extraído de Meleiro, 2002). .....	46
Tabela 4 - Parâmetro do Modelo Fenomenológico (Extraído de Meleiro, 2002). .....	46
Tabela 5- Estado Estacionário de Referência. ....	49
Tabela 6 - Parâmetros de Projeto.....	49
Tabela 7: Estrutura do Modelo Função de Transferência - Proposta I.....	54
Tabela 8: Estrutura do Modelo Função de Transferência do MPC101 (Substrato) - Proposta II. ....	56
Tabela 9: Estrutura do Modelo Função de Transferência do MPC102 (Temperatura) - Proposta II. ....	56
Tabela 10: Estrutura do Modelo Função de Transferência do MPC101 (Substrato) - Proposta IV.....	59
Tabela 11: Restrições Consideradas. ....	63
Tabela 12: Estado Estacionário após cada Perturbação – Simulação 1.....	65
Tabela 13: Estado Estacionário Após cada Perturbação – Simulação 2. ....	66
Tabela 14: Estado Estacionário após cada Perturbação – Simulação 3.....	69
Tabela 15: Proposta I - Sintonia MPC.....	71
Tabela 16: Desvio Máximo - Proposta I - Simulação 1. ....	73
Tabela 17: Desvio Máximo - Proposta I - Simulação 2. ....	75
Tabela 18: Desvio Máximo - Proposta I - Simulação 3. ....	77
Tabela 19: Proposta I - IAE - Simulação 1,2 e 3. ....	78
Tabela 20: Comparação de Sintonia.....	79
Tabela 21: Comparativo IAE - Sintonia Substrato e Temperatura – Proposta I.....	82
Tabela 22: Sintonia Proposta II, III e IV para o Substrato.....	84
Tabela 23: Proposta II e III - Sintonia MPC para Temperatura.....	84
Tabela 24: Proposta IV - Sintonia PID para as Temperaturas.....	85
Tabela 25: Proposta II, III e IV IAE e pico local – Perturbação em $S_0$ . ....	89
Tabela 26: Proposta II, III e IV IAE e Pico Local – Perturbação em $T_0$ .....	91
Tabela 27: Proposta II, III e IV IAE e pico local – Problema Servo. ....	93
Tabela 28: Proposta II, III e IV IAE Local - Simulação 2. ....	95
Tabela 29: Proposta II, III e IV – IAE Local - Simulação 3.....	98
Tabela 30: IAE Proposta II, III e IV - Substrato. ....	99
Tabela 31: IAE Proposta II, III e IV – Temperatura.....	100
Tabela 32: Proposta III e IV - Perturbação em $T_0$ - Simulação 1.....	103
Tabela 33: Maior Desvio - Proposta III e IV - Simulação 3.....	109
Tabela 34: Maior Variação da Variável Manipulada - Proposta III e IV - Simulação 3. ....	109
Tabela 35: Função de Transferência - Proposta I.....	108
Tabela 36: Função de Transferência MPC do Substrato - Proposta II.....	109
Tabela 37: Função de Transferência MPC das Temperaturas - Proposta II.....	109
Tabela 38: Função de Transferência- Proposta III.....	110
Tabela 39: Função de Transferência MPC do Substrato - Proposta IV. ....	111

## Sumário

Capítulo 1: Introdução .....	11
1.1. Revisão Bibliográfica.....	15
1.2. Objetivo .....	19
1.3. Estrutura da Dissertação .....	20
Capítulo 2: Fundamentos Teóricos.....	22
2.1. <i>Feedback</i> .....	22
2.2. <i>MPC</i> .....	26
Capítulo 3: Desenvolvimento.....	37
3.1. Processo .....	37
3.2. Modelo Fenomenológico .....	41
3.3. Variáveis de Entrada, Saída e Perturbações.....	50
3.3.1. Variáveis de Saída (controladas) .....	50
3.3.2. Variáveis de Entrada (Manipuladas) .....	51
3.3.3. Perturbação .....	51
3.3.4. Tempo de Amostragem .....	51
3.4. Propostas de estratégias de Controle:.....	52
3.4.1. Proposta I:.....	52
3.4.2. Proposta II: .....	54
3.4.3. Proposta III .....	57
3.4.4. Proposta IV.....	58
Capítulo 4: Resultados .....	61
4.1. Malha Aberta .....	63
4.2. Proposta I.....	71
4.3. Propostas II, III e IV.....	84
Capítulo 5: Conclusão .....	110
Capítulo 6: Trabalhos Futuros.....	112
Capítulo 7: Referência Bibliográfica:.....	113
Capítulo 8: Anexos.....	108
Anexo I.....	108
Anexo II.....	109
Anexo III.....	110
Anexo IV. ....	111

## Capítulo 1: Introdução

A produção de etanol tem grande relevância no âmbito nacional, tendo em vista questões históricas e atuais. No Brasil o etanol começou a ser produzido há muito tempo, mas foi de fato impulsionada na década de 70, devido aos incentivos do governo (Proálcool) para fomentar a produção de uma alternativa à gasolina e minimizar os efeitos do preço do petróleo nas importações (balança comercial). Com o passar do tempo, e com o desenvolvimento de novas tecnologias, como carro flex, o etanol foi de fato estabelecido como combustível alternativo. Mesmo nos dias de hoje, quando novas regulamentações nacionais incentivam pesquisas, bem como melhores práticas quanto ao uso de combustíveis renováveis e com menores emissões de gases do efeito estufa (RenovaBio), o uso do etanol se torna cada vez mais atrativo.

Além da importância nacional, o tema se relaciona com outras preocupações a nível internacional, como o aquecimento global, a poluição atmosférica e a forte dependência de combustíveis fósseis, que impulsionaram os estudos de combustíveis alternativos como o etanol. Este pode ser misturado à gasolina e ao óleo diesel (em pequenas frações para os veículos já existentes, sem qualquer adaptação nos motores), ou mesmo ser uma alternativa como combustível (100%, o que requer adaptações no motor por apresentar octanagem alta) (MOHD e AZIZ, 2015 e MARGINEAN et al., 2012). O uso do etanol como um substituto aos combustíveis fósseis é muito difundido por se tratar de um combustível renovável, proveniente de biomassa, e que emite menos poluentes (sustentável e menos agressivo ao meio ambiente). Porém, para ser competitivo com os combustíveis fósseis, o seu custo tem grande relevância (COSTA FILHO e NORMEY-RICO, 2011), e a busca pelos menores custos de produção não pode cessar, uma vez que o preço do petróleo está sempre oscilando.

Para o produto final ter seu preço competitivo, existem diversos desafios envolvidos no processo fermentativo: dificuldade de se obter um produto final com teor de pureza adequado, segurança devido a condições operacionais

muito específicas, altos custos dos insumos, manutenção, produtos secundários indesejados, entre outros. Estes desafios dificultam a obtenção das melhores condições de operação do processo, nas quais se obtém os menores custos e maiores lucros, a partir do aumento de rendimento e da produtividade, tornando o produto economicamente viável e mais atrativo para o consumidor final (HERRERA et al., 2016).

Para se obter um produto competitivo, o processo precisa estar em constante desenvolvimento, o que não é uma tarefa fácil, tendo em vista se tratar de um processo já muito estudado e com produção em larga escala há décadas. Uma alternativa é a engenharia genética aplicada nas leveduras usadas na fermentação, tornando-as mais resistentes aos efeitos inibitórios e mais seletivas para o caso da produção de segunda geração, que consiste na obtenção de etanol a partir do bagaço da cana. Esta alternativa resulta em maiores rendimentos, produzindo-se mais etanol a partir de uma mesma quantidade de matéria prima, o que torna o processo mais rentável (ACHINAS S. e EUVERINK G. J. W., 2016). Outra opção é a produção do etanol de maneira contínua, o que é de difícil implementação, tendo em vista que a maioria dos processos industriais de fermentação existentes operam em batelada ou batelada alimentada (KESHAVARZ, 2014). Com uma operação em modo contínuo se tem algumas vantagens, como menor custo para instalação, maior facilidade para aplicar automação, menor custo para manter a temperatura das dornas adequadas, menor área necessária para operação (dornas de menor volume), operação em condições nas quais o efeito inibitório do produto sob os microorganismos é reduzido, melhorando a produtividade do processo (BOZA-CONDORENA et al., 2011) e resultando em baixo custo operacional (RIVERA et al., 2017).

Em ambas as alternativas encontramos algumas ressalvas, que dificultam sua implementação. No caso da produção de etanol de segunda geração, ainda está sendo desenvolvida, uma vez que ainda não se mostrou economicamente viável, com custo de produção de aproximadamente R\$1,50/L, enquanto a produção de primeira geração apresenta um custo de em torno de R\$1,15/L (Agência FAPESP, 2017). Já a produção de maneira contínua ainda é rejeitada por muitas empresas que ainda preferem o processo

em batelada alimentada (RIVERA, et al., 2017), uma vez que este é mais simples de operar, por apresentar menores chances de contaminação das leveduras e apresentar maiores rendimentos (RPAnews, 2017), porém com menor produtividade (WANG et al., 2013). Sendo assim, as empresas têm que recorrer a outras alternativas para se obter um produto de qualidade, dentro das especificações e com menor custo possível. Uma alternativa para isto é a aplicação da automação e o controle do processo com uma técnica adequada para cada processo (KESHAVARZ, 2017; GARCIA et al., 1989; QIN, BADGWELL, 2003).

Um processo bem controlado consegue garantir que as variáveis operem no valor desejado, diminuindo assim as situações fora do padrão, e garantindo com isso a qualidade do produto, suas especificações, segurança, consumo de utilidades dentro dos valores estabelecidos (HERRERA et al., 2016). Conseqüentemente, se obtém as melhores condições de operação e menores custos de produção. Porém, para tal fim é necessário analisar qual a melhor estratégia para cada processo, bem como as reais necessidades, precisão e custo para cada aplicação.

Atualmente existem diversas técnicas e estratégias de controle, como: *feedback*, *feedforward*, cascata (multi malhas), controles preditivos, redes neurais, lógica fuzzy, entre outros. Cada técnica tem suas peculiaridades, especificidades, bem como vantagens e desvantagens, limitações frente às outras. Os controladores mais simples e, conseqüentemente, os mais usados na indústria, são os *feedback*. Dentro de sua categoria ainda existem diversas variações: P – Proporcional; PI – Proporcional Integral e PID – Proporcional Integral derivativo e, outras mais complexas, como baseadas em modelos preditivos, controle fuzzy, etc, que também podem ser aplicadas de diversas formas, até uma combinação entre elas.

Os controles proporcionais e suas variações, embora sejam os mais encontrados na indústria devido à sua simplicidade e custo de implementação, apresentam algumas limitações como: não verificar limitações de projetos (restrições); necessidade de que a perturbação cause efeitos nas variáveis controladas para que o controle atue sobre o processo, o que pode resultar em

desgaste dos equipamentos, controles lentos, muito oscilatórios, instabilidade, entre outros. Como o comportamento do processo de produção de etanol mostra uma alta complexidade, com dinâmicas não lineares e até resposta inversa (DECHECHI, 1998), se faz necessário o uso de um controlador avançado.

Entre as técnicas mais avançadas de controle se tem aquelas baseadas em um modelo de predição (MPC - Model Predictive Control), que conseguem prever o comportamento do sistema, antecipar ao efeito da perturbação sobre a variável controlada, considerar as limitações de projeto (restrições), além de considerar uma otimização para a ação da variável manipulada e poder ser usado em um sistema multivariável. Embora o MPC apresente vantagens claras com relação aos controladores feedback, estes apresentam uma formulação mais complexa e elaborada, o que dificulta sua aceitação na indústria, requerem carga computacional elevada, sintonia mais robusta e custos mais elevados para sua instalação (GARCIA et al., 1989).

O MPC é uma técnica de controle avançada, muito aplicada em diversos setores da indústria: química, alimentícia, automotiva, aeroespacial, entre outros (QIN e BADGWELL, 2003). Ele também apresenta diversas formulações e estratégias, mas o ponto em comum entre elas é se basear em um modelo matemático. O modelo do controlador é a base da teoria do MPC e, a partir deste, é possível prever o comportamento do sistema e com isso determinar as ações necessárias para manter o sistema nas condições tidas como ótimas, além de considerar restrições, buscar o mínimo esforço do atuador, encontrar uma solução “ótima” para manter o processo controlado. Ele também pode ser usado com uma função de custo à ser minimizada para se obter os menores custos do processo.

## 1.1. Revisão Bibliográfica

Por causa destas vantagens do MPC, já se encontram diversos estudos de sua aplicação como alternativa para controlar processos de produção de etanol.

Um estudo ainda recente sobre a produção de etanol de maneira contínua foi publicado por BOZA-CONDORENA e colaboradores em 2011, no qual foi aplicado um controlador MPC não linear, que considera um modelo interno baseado em redes neurais (Artificial Neural Network) em uma planta presente no laboratório de Engenharia de Bioprocessos da UNICAMP (processo contínuo com apenas um reator e com reciclo). Foram avaliados diversos modelos (inputs/outputs) e verificou-se que a taxa de purga e a vazão de alimentação foram as que causaram maior efeito na variável controlada (concentração de etanol), portanto estas foram usadas como variáveis manipuladas. Neste estudo foram usados como critérios de análise o desvio máximo, tempo de estabilização e Integral do erro absoluto (IAE). Como resultado concluiu-se que o controle manipulando a vazão de alimentação teve resultados superiores a taxa de purga em todos os aspectos. Porém verifica-se neste trabalho uma abertura de um estudo mais profundo, poderia ter sido explorada a características multivariável do controle preditivo trabalhando com as duas variáveis manipuladas atuando simultaneamente, ao invés de analisar apenas o controle SISO isoladamente.

Também em 2008, LAWRYNCZUK publicou seu trabalho sobre a aplicação de uma estratégia de controle hierárquico em um processo de fermentação contínuo e sem reciclo para o controle da temperatura manipulando a vazão de fluido refrigerante. Esta estratégia de controle consiste em uma camada superior/primária com um modelo em redes neurais em estado estacionário que usa uma otimização não linear para o *setpoint* da temperatura considerando uma função custo (ótimo econômico). Uma camada terciária que consiste no próprio controle preditivo, que recebe o *setpoint* da camada superior e a partir da predição com um modelo de redes neurais dinâmico, otimiza a ação do atuador para atingir o valor desejado, e a camada

secundária que usa o mesmo modelo do MPC e serve como intermediário para ajustar os valores calculados na primeira camada (não linear) para que o *target/setpoint* seja factível pela terceira (linear). Este trabalho apresentou uma estratégia interessante para o controle da temperatura, mas não foi abordada a variável de maior importância para o processo em questão, que seria a análise da concentração do produto ou substrato.

No estudo de ABDULRAHAM, publicado em 2014, comparou-se o desempenho de um controle MPC linear usando modelo Autogressivo com entrada exógena e um modelo não linear usando modelo de redes neurais de função de base radial para representar um processo contínuo com uma única dorna e sem reciclo. Neste caso, a variável controlada foi a temperatura e a manipulada a vazão de fluido refrigerante. Verificou-se o comportamento de ambas as alternativas com o problema servo, mudança de *setpoint*. No caso do controle linear verificaram-se erros menores, porém este apresentou um grande *overshoot* em relação ao controle não linear. Nesta comparação entre modelo linear e não linear verifica-se que a análise apenas com o problema servo é um pouco limitada, e o comportamento deveria ser analisado frente a problemas regulatórios também.

O estudo de AJBAR e ALI de 2015, usou um NMPC para controlar um processo contínuo sem reciclo apresentado por WATT e colaboradores de 2007, e o comparou com um controlador PI. Neste estudo foram testadas 3 formas de controlar o processo com 3 variáveis controladas diferentes: concentração de produto, produtividade e o inverso da produtividade, com a taxa de diluição como variável manipulada. Nestas o NMPC apresentou boa resposta para todas, com o melhor resultado sendo justamente com o inverso da produtividade como variável controlada, enquanto o controlador PI apenas apresentou resultado satisfatório com a concentração de etanol como variável controlada. Este trabalho embora tenha explorado 3 estratégias distintas para controlar o processo, estas foram analisadas isoladamente, e poderia ter sido explorado a capacidade multivariável controlador.

No estudo de MOHD e AZIZ publicado em 2015, foi considerado uma dorna produzindo etanol continuamente com reciclo. Neste foi testado a versão

linear do MPC e uma versão não linear usando modelo Autogressivo com entrada exógena (NARX), foi aplicado um controle MIMO (2x2), com 2 variáveis controladas (concentração de produto e Temperatura) e 2 manipuladas (vazão de alimentação e vazão do fluido refrigerante). Com esta estratégia verificou-se o problema servo, regulatório e teste de robustez. Ambos resultaram em boa resposta, sendo a alternativa não linear mais rápida e com erros quadráticos médios menores (MSE), enquanto no teste de robustez o modelo linear não foi totalmente capaz de fazer com que as variáveis controladas retornassem 100% ao seu valor antes da perturbação. Dos estudos até então verificados, este foi o mais complexo em termos do processo considerado, bem como nas análises realizadas, porém nele poderia ter sido comparado o controlador MIMO com dois controladores SISO.

No trabalho de HERRERA e colaboradores de 2016, aplicou-se um controle preditivo pouco diferente, foi usado o MPC com horizonte infinito (IH-MPC) em um processo contínuo composto por 4 fermentadores em série com reciclo. Nesta estratégia controlou-se a concentração de substrato da última dorna variando a vazão de alimentação usando um modelo linear. Este estudo mostrou a eficiência do MPC em um processo de larga-escala, e mostrou que o controle da concentração de substrato tem efeito relevante no rendimento do processo. Este trabalho juntamente com outros serviu de base para o desenvolvimento deste estudo de mestrado, na qual foi observada a possibilidade de aprofundar este estudo considerando um controle multivariável, bem como diferentes estratégias de aplicar o controle preditivo.

Nestes estudos verificaram-se diversas peculiaridades, como processos diferentes, diferentes formas de se aplicar o controle preditivo, diferentes modelos matemáticos, diferentes variáveis controladas e manipuladas, entre outros. Com tantas diferenças encontradas podemos dizer que não há uma unanimidade para a escolha da melhor estratégia de controle para fermentação na produção de etanol.

De maneira geral notou-se que os trabalhos consideraram uma estratégia de controle mais simples, SISO (*single Input Single Output*), controlando apenas uma variável, pouco tendo sido explorado com relação à

característica multivariável de controladores preditivos, que permitem o controle de múltiplas variáveis simultaneamente. Sobre as escolhas das variáveis controladas, verifica-se certa tendência na escolha da concentração de etanol (produto) quando se visa maximizar a produtividade, ou de açúcares (substrato) para maximizar o rendimento. As concentrações de produto e substrato estão diretamente relacionadas com a viabilidade econômica do processo, mas não são as únicas variáveis importantes, em muitos trabalhos foi considerado o controle da temperatura devido a sua importância para os processos de rota biológica. Com relação às variáveis manipuladas, é quase unânime a escolha da vazão de alimentação (controlar concentração de produto/substrato), bem como da vazão de fluido refrigerante para o controle da temperatura.

Pode-se dizer também, que a maioria dos trabalhos considera um modelo não linear que representa melhor a dinâmica de cada processo, porém AJBAR e ALI (2015) mostraram que o controle linear pode apresentar vantagens, e seu uso pode ser viável. E essa escolha relaciona-se com os modelos encontrados, nota-se que os modelos baseados em redes neurais encontram-se em alta, uma vez que não exigem conhecimento sobre o processo para obtê-lo, além de serem capazes de representar as não linearidades. Porém estes necessitam de grande quantidade de dados reais do processo, o que pode ser de grande dificuldade de se obter, uma vez que a maioria dos trabalhos foram realizados a partir de simulações que usam modelos fenomenológicos já validados.

Além destes aspectos, cada estratégia depende do processo considerado. Na literatura muito se encontra sobre um processo mais simples de uma única dorna sem reciclo como o caso apresentado por WATT et al (2007), o que facilita o controle. Porém o processo fermentativo é muito complexo e existem diversos processos usados pelas indústrias, como a inclusão de reciclo para melhorar a eficiência do processo, o que torna a dinâmica do processo mais complexa e aumentam as possibilidades de aplicação do controle (MOHD e AZIZ, 2015). Contudo, nota-se que poucos trabalhos adotaram um processo que considera diversas dornas em série para fermentação, o que torna o processo ainda mais complexo (HERRERA et al,

2016). Embora este considere diversas dornas, considera reciclo e uma modelagem bem completa e complexa com relação a um processo real e existente, seu controle se manteve simples, empregando apenas um controle SISO quando as possibilidades eram diversas.

## **1.2. Objetivo**

Analisando estes trabalhos, foi proposta a aplicação do MPC multivariável em um processo de produção de etanol complexo, real, existente e já estudado. Este processo é constituído por 4 dornas em série e com reciclo (MELEIRO 2002), com uma adaptação, na corrente de reciclo foi adicionada troca térmica. Neste processo adaptado foram aplicadas diferentes formas de se controlar a concentração de substrato (associado ao rendimento do processo), e controlar a temperatura de cada dorna (temperatura influencia diretamente na cinética do processo). Para realizar o estudo, a implementação ocorreu por meio da simulação com auxílio do software Matlab frente a diversos cenários que influenciam direta e indiretamente as variáveis controladas.

Este trabalho foi conduzido com dois intuitos principais: estudar diferentes formas de se aplicar o controle preditivo no processo de fermentação contínuo de produção de etanol de primeira geração; e estudar o funcionamento e as peculiaridades do uso do MPC, com suas características multivariável, as restrições, as sintonias entre outros. Para uma análise objetiva e quantitativa dos resultados de cada proposta, foram analisados os erros, os desvios, bem como o esforço do atuador (comportamento da variável manipulada) como apresentados em outros trabalhos já citados.

### **1.3. Estrutura da Dissertação**

O trabalho foi dividido em seções para melhor organização, e adotada uma sequência de maneira lógica para melhor compreensão do leitor de como o trabalho foi desenvolvido:

O Capítulo 2, chamada de “Fundamentos Teóricos”, foi apresentada a teoria dos controles considerados no trabalho (PID e MPC), as características, especificações bem como vantagens e desvantagens de cada um.

O Capítulo 3, chamada de “Desenvolvimento”, onde está como o trabalho foi conduzido. Desde o modelo fenomenológico detalhado (obtido por outros estudos e adaptado para este trabalho), passando pelo desenvolvimento do controlador preditivo assumindo as variáveis manipuladas e controladas, até os modelos de predição obtidos para cada proposta de controle desenvolvida.

O Capítulo 4, chamada de “Resultados”, foram apresentados os resultados obtidos em cada proposta por meio de gráficos que mostram o comportamento tanto da variável controlada, como variável manipulada, e tabelas com os pontos de análise (erros, desvios e variações das variáveis manipuladas). Além dos resultados qualitativos e quantitativos, foi desenvolvida na mesma seção a discussão de cada resultado.

O Capítulo 5, chamada de “Conclusão”, foi a última parte desenvolvida no trabalho, na qual foi apresentada a conclusão dos resultados obtidos de maneira resumida para apresentar de maneira clara a conclusão final do trabalho.

O Capítulo 6, chamada de “Trabalhos Futuros”, apresenta uma série de sugestões para trabalhos futuros que podem enriquecer ainda mais o tema de estudo, bem como resultar em melhores técnicas de controle.

O Capítulo 7, chamada de “Referências Bibliográficas”, se refere à seção na qual foram apresentados todos os trabalhos que este estudo se baseou e ajudou em seu desenvolvimento.

O Capítulo 8, chamada de “Anexos”, foram apresentados os modelos de predição, as funções de transferência, de cada proposta.

## Capítulo 2: Fundamentos Teóricos

A função básica de um controlador é manter uma variável do processo em um determinado valor de referência, também chamado de *setpoint*, no qual o processo foi projetado para operar. Porém, sabe-se que todo tipo de processo está sujeito a diversas perturbações, já que o processo não ocorre de maneira isolada ou ideal como normalmente foi projetado. As perturbações podem ser das mais variadas, com influências internas ou externas: variação na temperatura, pressão, condições dos reagentes, contaminantes, problemas internos (falha nos equipamentos), entre outros, as quais podem tirar o processo das condições ideais e, com isso, acarretar diversos problemas como produtos fora de especificação, perda de eficiência, risco operacional, aumento do custo de produção e até danificar equipamentos.

Para que o processo seja controlado, uma estratégia de acordo com as necessidades precisa ser implementada. Esta varia de acordo com cada processo, da mais simples como um controlador *on-off*, encontrado em alguns processos (como controle de nível em uma caixa d'água), controladores PID's (*feedback*) mais encontrados na indústria, ou ainda outros métodos para processos que necessitam de uma ação mais precisa, robusta e eficiente com controladores avançados.

Como o intuito do trabalho é o estudo do controle preditivo, o enfoque dado foi no uso do MPC e diferentes formas de aplicá-lo no sistema considerado para obter a resposta. Dentre as propostas desenvolvidas houve o uso principalmente do MPC, porém em alguns casos também se fez o uso de controladores PID devido à sua simplicidade.

### 2.1. *Feedback*

O controle *feedback* é aquele que se baseia na medição da variável controlada por meio de um instrumento, e um sinal desta é enviada para o controlador. Este compara o valor medido com o valor de referência (*setpoint*) e

a partir desta diferença o controlador calcula uma ação de controle que é enviada à variável manipulada (atuador, geralmente uma válvula de controle de vazão). Este sinal é usado pelo atuador para alterar a variável manipulada de tal forma que a variável controlada retorne ao valor de referência como representado na Figura 1. (SEBORG, 2011).

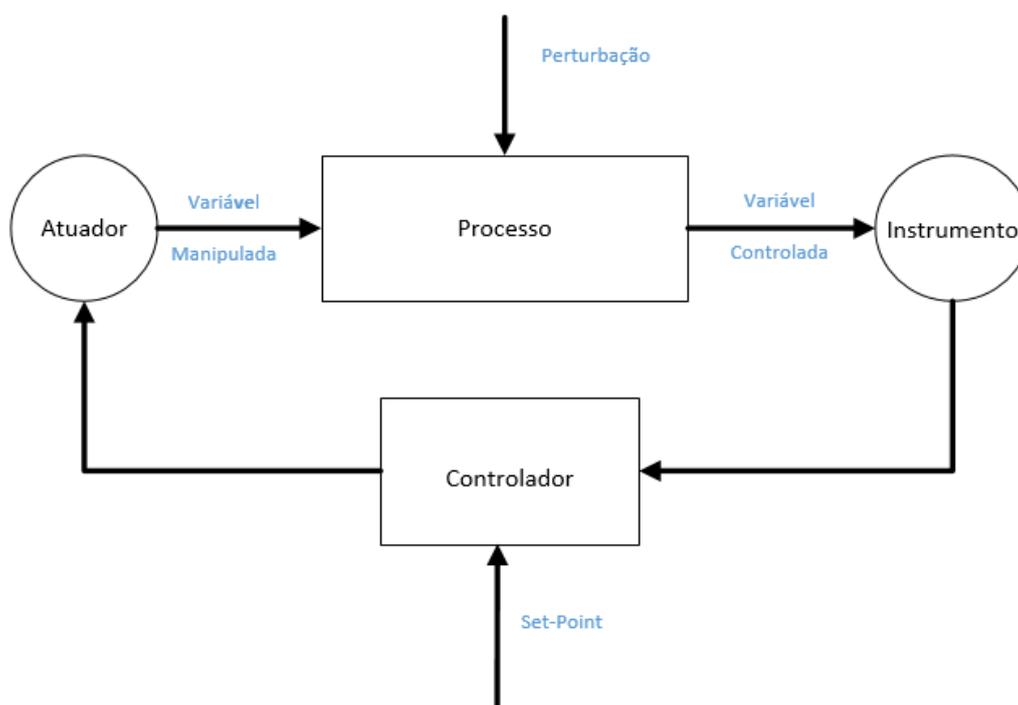


Figura 1: Esquema Básico de um Controlador *Feedback*.

Dentre os controladores *feedback* tem-se as ações: P – Proporcional, I – Integral e D– Derivativo. O controlador pode ser formado a partir de combinações entre elas como: PI – Proporcional Integral; PD – Proporcional Derivativo e PID – Proporcional Integral e Derivativo que unem uma ou mais das ações.

### Ação Proporcional:

No efeito Proporcional, a atuação na variável manipulada ( $u(t)$ ) é apenas como o nome diz, um valor proporcional ao erro:

$$\begin{aligned} u(t) &= K_c e(t) \\ e(t) &= y_{sp}(t) - y_m(t) \end{aligned} \quad (1)$$

onde o erro ( $e(t)$ ) é calculado pela diferença entre o valor de referência *setpoint* ( $y_{sp}(t)$ ) e o valor medido  $y_m(t)$  da variável controlada em cada instante de medição.

Este controle é um dos mais simples e de fácil sintonia. Porém, há alguns aspectos a se considerar. A ação proporcional requer uma análise, quanto maior o ganho ( $K_c$ ), menor o erro ( $e(t)$ ), mais preciso é o controle, porém mais oscilatória é a resposta na região transitória, além de que o sinal do ganho está diretamente ligado à dinâmica do processo, o que requer uma certa análise.

### Ação Integral:

Quando no controle se tem o uso da ação integral, ela tem como objetivo armazenar os valores em que o erro se torna nulo para manter a variável manipulada constante (quando  $e(t)=0$ ,  $u(t) = \text{constante}$ ) e eliminar o *off-set*.

$$u(t) = \frac{1}{\tau_I} \int e(t) dt \quad (2)$$

onde  $\tau_I$  é o tempo integral. A ação integral é comumente usada junto com a ação proporcional como a Equação (3) a seguir:

$$u(t) = K_c(e(t) + \frac{1}{\tau_I} \int e(t) dt) \quad (3)$$

Porém a ação integral também contribui para o aumento da oscilação da variável controlada (uma certa oscilação é tolerada com o ganho na velocidade

do controle, mas caso seja excessiva esta pode ser evitada com a adição da ação derivativa).

### **Ação Derivativa:**

Esta ação é referente a um sinal proporcional à derivada do erro (variação), então é uma ação que segue a tendência do erro, dita como antecipatória, tornando a resposta mais rápida.

$$u(t) = \tau_D \frac{de(t)}{dt} \quad (3)$$

onde  $\tau_D$  é o tempo derivativo. A ação derivativa tem a tendência de melhorar a dinâmica da resposta da variável controlada, porém, se o processo contém “ruídos”, altas frequências ou flutuações, a ação derivativa vai resultar em ações bruscas e em oscilações ainda maiores.

Nas indústrias se tem um uso diversificado deste tipo de controle, desde o mais simples, apenas P, PI, e o PID que acaba englobando as características de cada ação. Na prática, a implementação do controlador PID no computador em simulação é feita como a Equação 4, na forma incremental com tempo discreta.

$$\Delta u(k) = K_c ( e(k) - e(k-1) + \frac{\Delta_t}{\tau_I} e(k) + \frac{\tau_D}{\Delta_t} (e(k) - 2e(k-1) + e(k-2))) \quad (4)$$

Nesta, por se tratar em uma equação no tempo discreto, “ $k$ ” é o instante de amostragem, tem-se os termos: “ $e(k)$ ” se refere ao erro medido naquele instante de tempo, enquanto “ $e(k-1)$ ” no instante anterior e “ $e(k-2)$ ” dois instantes anteriores, e  $\Delta_t$  é o tempo de amostragem.

## 2.2. MPC

Uma técnica de controle, avançado popular nas indústrias, é o MPC (*Model Predictive Control*). Este nome não é atribuído a uma estratégia única de controle, mas um tipo de método no qual se faz uso de um modelo explícito do processo para prever o comportamento futuro do processo (horizonte de predição) e minimiza-se uma função objetivo (otimização) para obter a sequência de *inputs* na variável manipulada (horizonte de controle) e aplicar a primeira entrada no processo a cada período de amostragem (CAMACHO, e BORDONS, 2007).

Seu uso já mostrou ser capaz de lidar com diversos processos, com retorno de bom desempenho, e operar por longos períodos de tempo sem intervenção dos operadores. Além disso, esta estratégia foi escolhida para este trabalho por ser:

- Atrativa ao operador, intuitivo e ser relativamente fácil de sintonizar
- Permite um controle multivariável
- Funciona como controle *feedforward* naturalmente
- Lógica fácil de ser implementada
- Pode lidar com restrições

Os controles baseados na lógica MPC seguem a metodologia básica representada pela Figura 2.

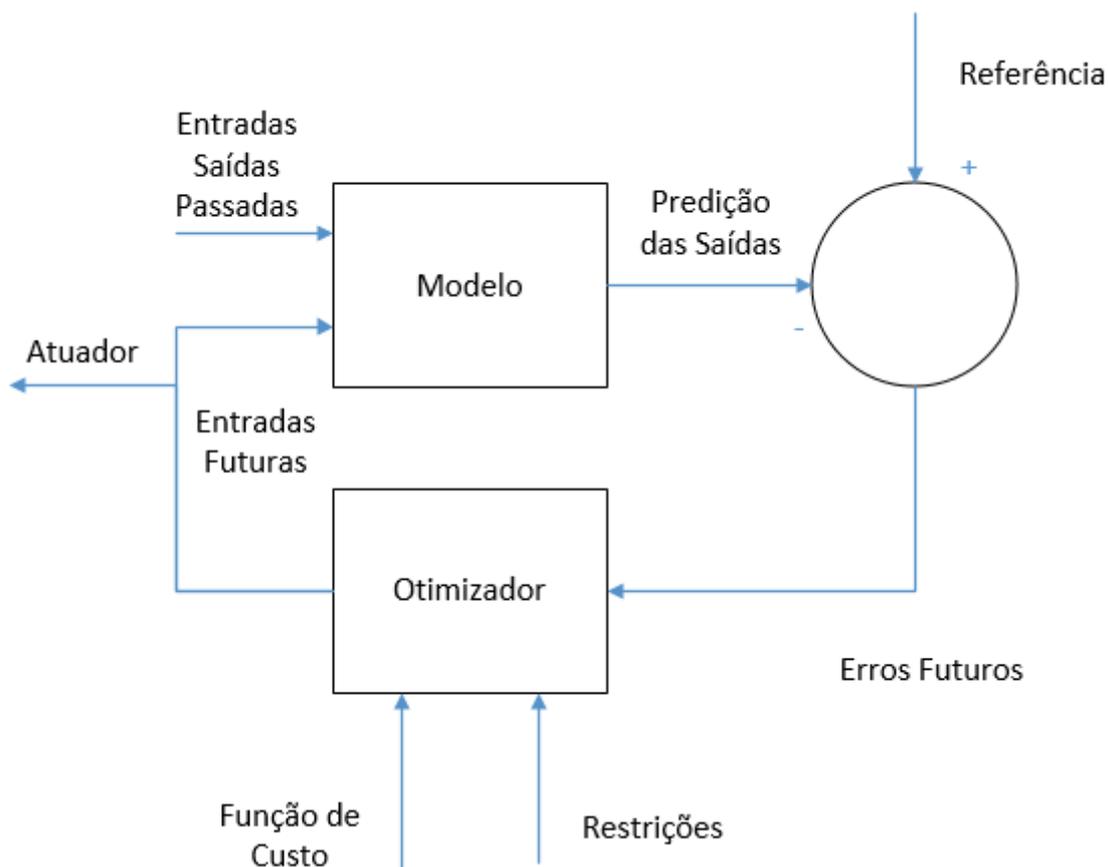


Figura 2: Estrutura Básica do MPC (Adaptado de CAMACHO, 2007).

A estratégia genérica do MPC funciona conforme a Figura 2, com a entrada da informação atual do processo, (os estados do sistema, entradas e saídas), usadas pelo modelo matemático para prever as saídas futuras (valor das variáveis controladas), as quais serão comparadas com a referência (*setpoint*) e os erros futuros são então usados pelo otimizador que envia para o sistema a ação de controle “ótima” da variável manipulada, considerando as restrições e a função de custo.

## Modelo

O modelo do processo tem grande importância para toda a estratégia de controle. Ele deve representar a dinâmica do processo para prever corretamente seu comportamento futuro. Há diversos algoritmos de MPC,

baseados em diferentes modelos: Resposta Impulso Truncado, Modelo Resposta Degrau, Modelo Espaço Estado, entre outros. Neste estudo o Modelo Espaço Estado foi escolhido por permitir aplicar um controle multivariável de maneira simples.

### Modelo Espaço Estado

O modelo Espaço Estado tem a seguinte representação:

$$x(k + 1) = Ax(k) + Bu(k) \quad (5)$$

$$y(k) = Cx(k)$$

que na forma matricial fica:

$$\begin{bmatrix} x(k + 1)_{11} \\ \vdots \\ x(k + 1)_{NX1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A_{11} & \cdots & A_{1NX} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ A_{NX1} & \cdots & A_{NXNX} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(k)_{11} \\ \vdots \\ x(k)_{NX1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} B_{11} & \cdots & B_{1NU} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ B_{NX1} & \cdots & B_{NXNU} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u(k)_{11} \\ \vdots \\ u(k)_{NU1} \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} y(k)_{11} \\ \vdots \\ y(k)_{NY1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} C_{11} & \cdots & C_{1NX} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ C_{NY1} & \cdots & C_{NYNX} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(k)_{11} \\ \vdots \\ x(k)_{NX1} \end{bmatrix}$$

no qual “ $x$ ” representa o vetor de estados (quando o sistema é muito complexo, os estados “ $x$ ” podem assumir valores sem sentido físico, bem como o número de estados ( $NX$ ) pode superar o número de estados que o processo de fato possui) e  $A$ ,  $B$  e  $C$  são matrizes do modelo. Além dos estados do modelo, também se tem “ $u$ ” que representa o vetor das variáveis manipuladas (analogamente  $NU$  é o número de variáveis manipuladas) e  $y$  referente às variáveis controladas ( $NY$  é o número de variáveis controladas).

As matrizes do modelo ( $A$ ,  $B$  e  $C$ ) podem ser obtidas pela linearização do modelo em funções de transferência. As funções podem ser obtidas de diferentes formas: graficamente para modelos simples, analiticamente a partir da linearização do modelo no estado estacionário, ou ainda com o uso de ferramentas computacionais, como o *toolbox* do MATLAB “*ident*”, que ajuda a identificar modelos dinâmicos mais complexos, como neste trabalho.

De forma genérica, a função de transferência pode ser representada como na Equação 6 abaixo, onde o numerador  $Q(s)$  é referente à saída (variável controlada) e o denominador  $P(s)$  se refere à variável manipulada, ambas formadas por polinômios, na qual a ordem de  $Q$  tem que ser menor do que  $P$  para que o sistema seja fisicamente realizável.

$$G(s) = \frac{Q(s)}{P(s)} \quad (6)$$

No caso de um sistema multivariável, o modelo do sistema será constituído por uma matriz de funções de transferência.

O *toolbox* funciona a partir da inserção dos *inputs* (variável manipulada), com aplicação de um degrau na mesma  $U(t)$  e dos *outputs* (variável controlada,  $Y(t)$  ambos em variável desvio (calculada conforme Equação 7), além do tempo de amostragem. Com estes dados, a ferramenta verifica o comportamento da variável controlada sob efeito da variável manipulada, sendo possível encontrar os modelos mais adequados, variando o número de pólos (número de raízes de  $Q$ ) e de zeros (número de raízes de  $P$ ) do sistema para obter a função que melhor o representa.

$$Y_{Desv} = Y_{Abs} - Y_{SS} \quad (7)$$

Na Equação 7 acima,  $Y_{Desv}$  representa a variável controlada em desvio, enquanto  $Y_{Abs}$  se refere ao valor absoluto da mesma e o  $Y_{SS}$  é o valor da variável no estado estacionário. A variável manipulada  $U$  em desvio é calculada de forma análoga.

### **Modelo Incremental**

Neste trabalho foi usado o modelo incremental que considera a variação da variável manipulada explicitamente ( $\Delta u$ ). Então algumas adaptações são necessárias referente ao modelo Espaço Estado, ficando conforme a Equação 8.

$$\begin{aligned} x(k+1) &= \bar{A}x(k) + \bar{B}\Delta u(k) \\ y(k) &= \bar{C}x(k) \end{aligned} \quad (8)$$

$$\Delta u(k) = u(k) - u(k-1) \quad (9)$$

Para obter tal, os modelos foram adaptados e as matrizes ficaram conforme a representação abaixo:

$$\bar{A} = \begin{bmatrix} 0_{(NX\ NX)} & I_{(NX\ NX)} \\ -A & (I_{(NX\ NX)} + A) \end{bmatrix} \quad \bar{B} = \begin{bmatrix} B \\ (I + A)B \end{bmatrix} \quad \text{e} \quad \bar{C} = [C \quad 0_{(NY\ NX)}]$$

Assim a Equação 9 na forma matricial, fica conforme representado abaixo:

$$\begin{bmatrix} \tilde{x}_1(k+1) \\ \tilde{x}_2(k+1) \\ \vdots \\ \widetilde{x_{2.NX-1}}(k+1) \\ \widetilde{x_{2.NX}}(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0_{(NX\ NX)} & I_{(NX\ NX)} \\ -A & (I_{(NX\ NX)} + A) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \tilde{x}_1(k) \\ \tilde{x}_2(k) \\ \vdots \\ \widetilde{x_{2.NX-1}}(k) \\ \widetilde{x_{2.NX}}(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} B \\ (I + A)B \end{bmatrix} \Delta u(k)$$

$$\begin{bmatrix} y(k)_{1\ 1} \\ \vdots \\ y(k)_{NY\ 1} \end{bmatrix} = [C \quad 0_{(NY\ NX)}] \tilde{x}(k)$$

Com este modelo e a estratégia definida, foi possível desenvolver um código para controlar o processo (previamente modelado e validado) que considera a predição do sistema, bem como a otimização que são as etapas seguintes.

## Predição

A predição é a parte central do controle preditivo, onde o comportamento da variável controlada “y” no futuro (horizonte de predição  $N$ ) é encontrado,  $y(t+k/t)$  para  $k=1, \dots, N$  na forma de um vetor conforme equação 9. Nesta notação, “t” é o tempo referencial (contínuo) e k referente ao número de tempos de amostragem (discreto) que varia de 1 até o valor de  $N$  para traçar o comportamento da variável controlada após  $N$  intervalos discretos de

amostragem. Sua predição é determinada pelo modelo do processo considerando os valores passados das entradas e saídas, conforme Figura 2.

O sinal de controle futuro ( $u(t+k/t)$ ) é obtido pela otimização levando em consideração o *setpoint* e as restrições do sistema que irão gerar a sequência de sinais de controle futuros (horizonte de controle  $M$ ), de  $k=0$  até  $k=m-1$ , mas apenas o primeiro sinal é enviado ao processo, porque no próximo instante de tempo de amostragem todo o procedimento se repete.

A predição da variável controlada e o sinal futuro do controle na variável manipulada estão demonstrados na Figura 3:

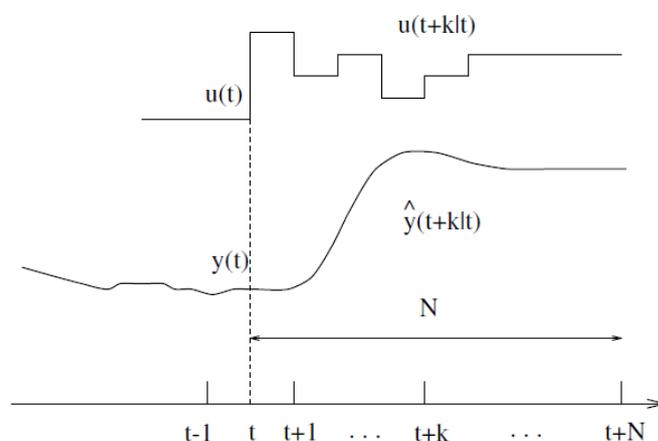


Figura 3: Estratégia do MPC (Extraído de CAMACHO, 2007).

onde se tem o comportamento da variável controlada no horizonte de predição  $N$ , e o da variável manipulada no horizonte de controle  $M$ . Para a variável manipulada,  $M$  tem que ser menor do que  $N$  e, após o instante  $N$ , assume-se a variável manipulada como sendo constante até atingir o instante equivalente ao horizonte de predição.

A predição da variável controlada é obtida pela seguinte matriz, com  $k$  variando de 0 até  $N$ , onde  $\Psi$  representa a resposta futura sem influência do sinal de controle, e  $\Theta$  representa a influência dos sinais de controle futuros na predição.

$$\hat{y}(k) = \Psi x(k) + \Theta \Delta u_k \quad (10)$$

Que na forma matricial fica:

$$\begin{bmatrix} y(k+1|k) \\ y(k+2|k) \\ \vdots \\ y(k+m|k) \\ y(k+m+1|k) \\ \vdots \\ y(k+N|k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} CA \\ CA^2 \\ \vdots \\ CA^m \\ CA^{m+1} \\ \vdots \\ CA^N \end{bmatrix} x(k) + \begin{bmatrix} CB & 0 & \dots & 0 \\ CAB & CB & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ CA^{m-1}B & CA^{m-2}B & \dots & CB \\ CA^mB & CA^{m-1}B & \dots & CAB \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ CA^{p-1}B & CA^{p-2}B & \dots & CA^{p-m}B \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta u(k/k) \\ \Delta u(k+1/k) \\ \vdots \\ \Delta u(k+M-1/k) \end{bmatrix}$$

## Filtro de Kalman

No caso de processos de grande complexidade, como o caso em estudo, o número de estados bem como os estados acabam assumindo valores que fogem da compreensão física. Por isso se faz necessário o uso de um filtro para que os estados sejam entradas corretas no controlador. Neste caso então foi utilizado o filtro de Kalman, também conhecido como “estimação linear quadrática”, adequado considerando um controlador linear.

O filtro de Kalman funciona recebendo as informações, as quais sabe-se que contém algum erro, incerteza ou ruídos, e separa, organiza, reduz os ruídos bem como as incertezas gerando apenas a informação de interesse conforme imagem abaixo (Rhudy, et al, 2017):

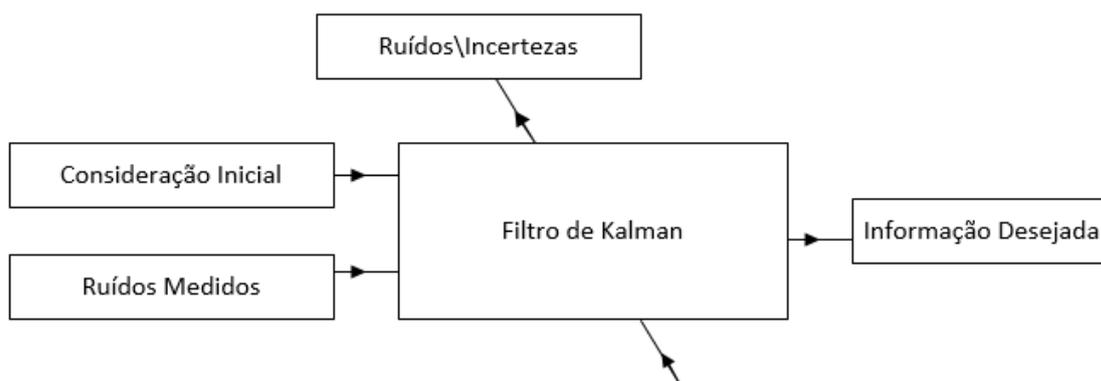


Figura 4: Diagrama do Funcionamento do Filtro de Kalman. (Extraído de Rhudy, et al, 2017).

O filtro parte do princípio do modelo espaço estado, neste caso, na forma incremental (Equação 8) e considerando ruídos gaussianos com média zero (ruído branco) representados por  $w_{k-1}$  e  $v_k$ , ficando:

$$\begin{aligned}x(k+1) &= \bar{A}x(k) + \bar{B}\Delta u(k) + w_{k-1} \\y(k) &= \bar{C}x(k) + v_k\end{aligned}\quad (11)$$

onde  $\bar{A}$ ,  $\bar{B}$  e  $\bar{C}$  e o  $\Delta u(k)$  são os mesmos já explicados anteriormente.

O filtro se baseia em 2 etapas, a previsão e a correção. Intuitivamente, primeiro é feita uma previsão, uma primeira estimativa (chamada de estimativa a *priori*), em seguida à partir de medidas obtidas o filtro corrige a estimativa inicial, obtendo-se assim uma estimativa melhorada (*posteriori*).

### **Priori:**

Calcula-se primeiramente a estimativa dos estados a priori  $x_{k/k-1}$  e a covariância do erro  $P_{k/k-1}$ :

$$x_{k/k-1} = \bar{A}_{k-1}x_{k-1/k-1} + \bar{B}_{k-1}\Delta u(k-1) \quad (12)$$

$$P_{k/k-1} = \bar{A}_{k-1}P_{k-1/k-1}\bar{A}_{k-1}^T + Q_{k-1} \quad (13)$$

Onde  $Q_{k-1}$  representa a matriz de covariância do ruído do processo.

### **Posteriori:**

A partir do erro  $e(y_{k/k-1}) = y_k - y_{k/k-1}$ , e sua covariância  $S_k$ , calcula-se o ganho de Kalman  $K_k$  (com intuito de minimizar a covariância do erro a posteriori).

$$S_k = \bar{C}_k P_{k/k-1} \bar{C}_k^T + R_k \quad (14)$$

$$K_k = P_{k/k-1} \bar{C}_k^T + S_k^{-1} \quad (15)$$

Com isso a estimativa a posteriori  $x_{k/k}$  é fornecida pelo filtro de Kalman, de maneira proporcional à estimativa a priori e ao erro desta  $e(y_{k/k-1})$ . Então obtém-se a covariância do erro a posteriori  $P_{k/k} \cdot R_k$ , que é a matriz de covariância do ruído de medidas.

$$x_{k/k} = x_{k/k-1} + K_k e(y_{k/k-1}) \quad (16)$$

$$P_{k/k} = P_{k/k-1} - K_k S_k K_k^T \quad (17)$$

## Otimizador

Na matemática, toda otimização se baseia em maximizar ou minimizar uma certa função. Porém, de maneira geral padronizou-se que os métodos de otimização buscam a minimização da função nos métodos clássicos, mesmo aquelas que buscam atingir os valores máximos podem ser adaptadas para buscar seu mínimo e se adequar aos métodos. Neste caso, para se obter a melhor resposta do controle, a otimização busca minimizar o erro da variável controlada (no horizonte de predição), variando os supostos valores de  $\Delta u$  futuros (horizonte de controle) para manter o processo na sua trajetória mesmo com as diferentes perturbações (servo e regulatório). A função é justamente a apresentada na equação 18.

$$\min_{\Delta u(k)} J_k = \sum_{j=1}^N (y(k+j/k) - y^{sp})^T Q (y(k+j/k) - y^{sp}) + \sum_{j=0}^{M-1} \Delta u(k+j/k)^T R \Delta u(k+j/k) \quad (18)$$

A função objetiva da Equação 18 é composta por diversos elementos:  $y(k+j/k) - y^{sp}$  representa o erro a cada intervalo de amostragem da predição em todo o horizonte de predição  $N$ , sendo calculado pelo valor da variável controlada subtraindo o valor de referência;  $Q$  é um dos termos da sintonia, que penaliza o erro de cada variável controlada (saída);  $\Delta u(k+j/k)$  representa os

valores futuros da variável manipulada no horizonte de controle  $M$ ;  $R$  é outro termo da sintonia, que penaliza a ação do atuador de cada variável manipulada (entrada).

Como já foi dito anteriormente, todo o cálculo se baseia em cálculos matriciais, então a expressão pode ser escrita considerando as matrizes da Equação 10, ficando como:

$$J_k = (\Psi_x(k) + \bar{\Theta}\Delta u_k - \bar{y}^{sp})^T Q (\Psi_x(k) + \bar{\Theta}\Delta u_k - \bar{y}^{sp}) + \Delta u_k^T \bar{R} \Delta u_k$$

Neste arranjo,  $y^{sp}$  representa o vetor da referência do sistema no horizonte de predição. Os termos  $Q$  e  $R$ , são matrizes nas quais o peso do erro de cada variável controlada, bem como o esforço referente a cada variável manipulada representam a diagonal principal da matriz e os demais elementos da matriz são compostos por zeros. No caso do  $\Delta u_k$  é o vetor dos valores futuros das variáveis manipuladas (justamente os valores que serão alterados na busca da otimização). Então a representação de  $y^{sp}$ ,  $Q$ ,  $R$  e  $\Delta u_k$  estão a seguir:

$$y^{sp} = [y^{spT} \quad \dots \quad y^{spT}]^T \text{ onde a dimensão do vetor é "N"}$$

$$Q = \text{diag}[Q_{11} \quad \dots \quad Q_{NN}] \text{ Com dimensão de } N.$$

$$R = \text{diag}[R_{11} \quad \dots \quad R_{NN}] \text{ Com dimensão de } M.$$

$$\Delta u_k^T = [\Delta u(k/k)^T \quad \Delta u(k+1/k)^T \quad \dots \quad \Delta u(m-1/k)^T]^T$$

O que pode ser rearranjado de maneira mais simples, ficando:

$$\min_{\Delta u(k)} J_k = \Delta u_k^T \bar{H} \Delta u_k + 2\bar{c}_f^T \Delta u_k + \bar{c}$$

A qual reorganizando em 3 termos distintos a baixo, facilita sua implementação em uma metodologia de otimização:

Onde:

$$\bar{H} = \bar{\Theta}^T \bar{Q} \bar{\Theta} + \bar{R},$$

$$\bar{c}_f^T = (\Psi_x(k) - \bar{y}^{sp})^T \bar{Q} \bar{\Theta},$$

$$\bar{c} = (\Psi_{\mathbf{x}}(\mathbf{k}) - \bar{y}^{\text{sp}})^T \bar{Q} (\Psi_{\mathbf{x}}(\mathbf{k}) - \bar{y}^{\text{sp}})$$

e a otimização fica:

$$\min \Delta u_k^T \bar{H} u_k + 2\bar{c}_f^T \Delta u_k \quad (19)$$

Além disso, umas das vantagens do uso de um controlador preditivo está também na simples implementação de restrições. Então a otimização está sujeita a elas, onde  $j$  representa o índice do valor da variável manipulada em todo o horizonte de controle  $M$ :

$$u_{\min} \leq u(k + j/k) \leq u_{\max}, \quad J = 1, 2, \dots, m - 1$$

$$-\Delta u_{\max} \leq \Delta u(k + j/k) \leq \Delta u_{\max}, \quad J = 1, 2, \dots, m - 1$$

## **Capítulo 3: Desenvolvimento**

Para explicar como foi desenvolvido este trabalho, é preciso primeiro entender as considerações do processo em questão, em seguida as variáveis de maior importância para o processo, bem como posteriormente as propostas de controle aplicadas para verificar qual apresenta melhores resultados, e as considerações para a análise dos resultados.

### **3.1. Processo**

Neste trabalho foi aplicado em simulação o controle preditivo em um processo fermentativo para produção de etanol (MELEIRO, 2002), representada na Figura 5, composta pelo processo contínuo com 4 fermentadores em série com reciclo de células. Devido à dificuldade de se obter dados reais de operação da planta, optou-se por simular o modelo do fenomenológico do processo usando um programa, cujos parâmetros cinéticos foram previamente determinados e validados em outros trabalhos ANDRIETTA (1994) e ANDRIETTA, e MAUGERI FILHO (1994). Esta modelagem considera parâmetros de processo da planta em uma região ótima previamente determinada pela própria usina e já considerados por MELEIRO (2002).

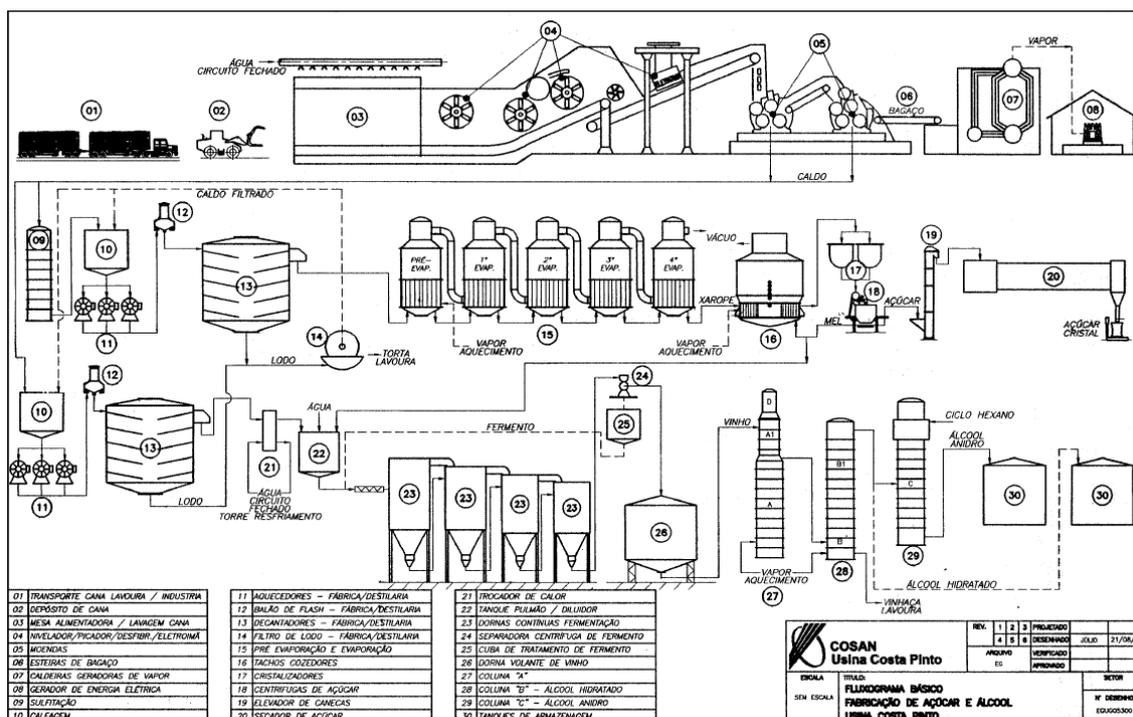


Figura 5: Fluxograma Básico de uma Planta de Produção de Açúcar e Etanol  
(Extraído de Meleiro, 2002).

O sistema é composto por 4 fermentadores CSTR (*Continuous stirred-tank reactor*) ligados em série e operando com reciclo de células, com trocas térmicas independentes (4 trocadores de calor). A alimentação é composta por açúcares e fonte de nitrogênio e sais minerais (também chamado de mosto) responsável pelo desenvolvimento dos micro-organismos (consomem nutrientes e produzem o etanol) que na saída deve conter etanol como produto principal, demais produtos de reações secundárias, e células que deverão ser recuperados e retornarão para o processo de acordo com a taxa de reciclo (fermento tratado sobre vazão de alimentação e a taxa de reciclo).

A corrente de saída dos fermentadores (30 a 45 kg/m<sup>3</sup> de células) passa por uma unidade de separação (centrífuga de pratos), que separa em 2 correntes, uma rica em etanol (fase leve) e outra rica em células (fase pesada). A corrente de células (160 a 200 kg/m<sup>3</sup> de células) recebe um tratamento ácido, sendo misturada ao mosto, e retornando para os fermentadores. Enquanto a fase leve (vinho de levedura) com concentração máxima permitida de 3 kg/m<sup>3</sup> de células é enviado para um tanque pulmão para posterior purificação (destilação) (MELEIRO, 2002). Com isto, o processo estudado pode ser

dividido em 3 partes: Fermentadores, Unidade de Separação de células de levedura (centrífuga) e a Unidade de Tratamento Ácido como mostra a Figura 6:

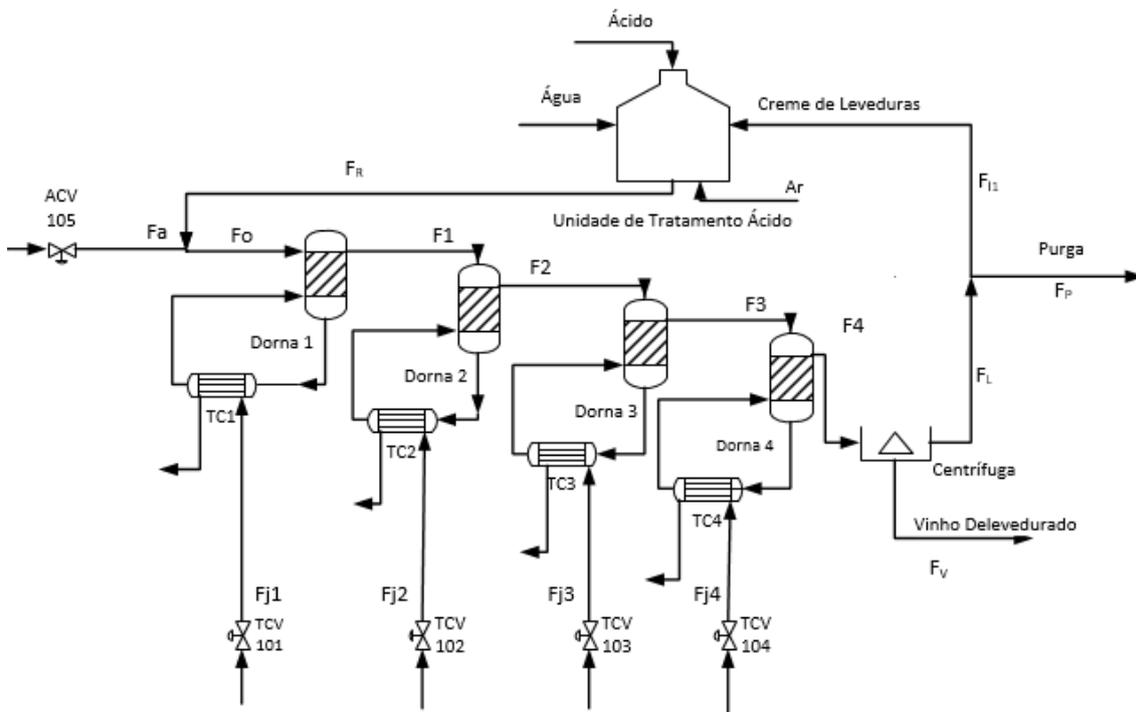


Figura 6 - Etapa do Processo Considerado.

Neste processo, segundo MELEIRO (2002), foram consideradas como as variáveis de maior importância para o controle:

- **Concentração de açúcares no meio da alimentação (mosto):**

A concentração deve ser em torno de  $180 \text{ kg/m}^3$ , de modo que a concentração de etanol obtida esteja na faixa tanto para a própria fermentação como para a posterior destilação ( $65\text{-}70 \text{ kg/m}^3$ ) (MELEIRO, 2002).

- **Taxa de Reciclo:**

O valor mais utilizado pelas indústrias é de 30%, ou seja, a vazão de reciclo deverá ser 30% (MELEIRO, 2002) da alimentação para evitar grandes

perturbações na dinâmica do sistema e sobrecarregar demais equipamentos (consumo energético) (ANDRIETTA e STUPIELLO, 1990b; RODRIGUES et al., 1992 ANDRIETTA 1994).

- **Concentração de Células no Reciclo:**

Normalmente usada como  $90\text{kg/m}^3$  e depende do desempenho dos separadores bem como da quantidade de água usada no tratamento (MELEIRO, 2002).

- **Concentração de células no vinho de leveduras:**

Para manter a concentração de células do reciclo em  $90\text{ kg/m}^3$  e o volume de água no tratamento, assumiu-se que a concentração seja de  $180\text{ kg/m}^3$  (MELEIRO, 2002).

- **Concentração de células no vinho de levedurado:**

As condições operacionais das centrífugas permitem uma perda de  $3\text{ kg/m}^3$ , a quais são consideradas nesta modelagem (MELEIRO, 2002).

- **Temperatura de Operação:**

A temperatura adotada foi de  $33,5\text{ °C}$  (MELEIRO, 2002), pensando nos custos energéticos (área de troca térmica para os trocadores de calor), custos de projetos (consideram volume do reator para obter a conversão desejada) bem como adequada para o micro-organismo no meio reacional.

- **Temperatura da água de Resfriamento:**

Foi adotada como 28 °C a temperatura de todas as correntes de entrada, assim como MELEIRO (2002).

Estas são algumas condições iniciais assumidas previamente para o desenvolvimento do modelo fenomenológico.

### 3.2. Modelo Fenomenológico

As equações para modelar o processo vêm dos balanços de massa e energia dos componentes e do balanço de energia da troca térmica proposta em MELEIRO (2000) e MELEIRO e MACIEL FILHO (2002). Nesta modelagem considerou-se a mistura perfeita e que o volume das células é desprezível, uma vez que nas condições de 10% do volume do reator (30 kg/m<sup>3</sup> em massa seca) esta aproximação pode ser feita e, também, que as propriedades físicas dos compostos serão constantes mesmo com variações na temperatura.

Na modelagem tem-se o índice  $i$  em cada equação na qual é referente a cada dorna, ou trocador de calor, variando de 1, 2, 3 e 4 apresentados de maneira genérica.

- **Balanço de Massa Global:**

$$\frac{dV_i}{dt} = \frac{F_{i-1}\rho_{i-1}}{\rho} - F_i$$

Neste balanço têm-se,  $V$  é o volume do fermentador,  $F$  é a vazão da alimentação e  $\rho$  é a densidade da fase líquida (reagentes e produtos).

Assumindo que o volume e a densidade são constantes:

$$F_{i-1} = F_i \quad (20)$$

Além do balanço de massa global, pode-se estabelecer o balanço de massa por componente.

- **Balanço de Massa para o Substrato (açúcares):**

$$\frac{d(V_i S_i)}{dt} = F_{i-1} S_{i-1} - F_i S_i - \left(\frac{V_i X_i}{Y_{X/S}}\right) \mu_i \quad (21)$$

No balanço de massa do substrato,  $S$  é a concentração do próprio substrato e  $X$  é a concentração de células.  $Y_{X/S}$  é o fator de rendimento teórico em biomassa que relaciona a concentração de células com a de substrato. O parâmetro  $\mu_i$  se refere ao modelo cinético adotado que é derivado de MONOD (BAILEY e OLLIS, 1986), onde se assume crescimento balanceado conforme Equação 22.

$$Y_{X/S} = \frac{dX/dt}{dS/dt}$$

$$\mu_i = \mu_{max} \left(\frac{S_i}{S_i + K_S}\right) \left(1 - \frac{P_i}{P_{max}}\right)^n \left(1 - \frac{X_i}{X_{max}}\right)^m \quad (22)$$

onde  $\mu_{max}$  é a velocidade máxima de crescimento das células,  $K_S$  é a constante de afinidade ao substrato,  $P$  é a concentração de etanol (Produto),  $P_{max}$  é a inibição da levedura ao etanol e  $X_{max}$  é a concentração de células a partir da qual o crescimento celular cessa (concentração máxima).

A velocidade máxima de crescimento da levedura tem sua dependência com a temperatura (ARRHENIUS)  $\mu_{max} = A \exp\left(\frac{-E}{RT}\right)$

onde  $A$  é uma constante chamado como fator de frequência,  $E$  é a energia de ativação,  $R$  a constante dos gases e  $T$  a temperatura.

A tolerância da levedura ao etanol,  $P_{max}$  só varia se a temperatura for superior a 32 °C, que é o caso deste trabalho (temperatura crítica superior), e pode ser dada como:

$$P_{max} = 103 \text{ para } T \leq 32 \text{ °C}$$

$$P_{max} = k_0 \exp(-aT) \text{ para } T > 32 \text{ °C}$$

- **Balço de Massa para o Etanol:**

$$\frac{d(V_i P_i)}{dt} = F_{i-1} P_{i-1} - F_i P_i + V_i X_i \left( \frac{Y_{P/S}}{Y_{X/S}} \right) \mu_i \quad (23)$$

No balanço de massa para o etanol,  $Y_{P/S}$  é o rendimento teórico em etanol, definido como relação de produto e substrato:  $Y_{P/S} = \frac{dP/dt}{dS/dt}$

- **Balço de Massa para o Micro-organismo:**

$$\frac{d(V_i X_i)}{dt} = F_{i-1} X_{i-1} - F_i X_i + V_i X_i \mu_i \quad (24)$$

Para o modelo fenomenológico é necessário considerar alguns parâmetros previamente definidos, encontrados na teoria ou mesmo definidos no projeto. Entre eles temos os dados referentes à cinética da reação que envolve a levedura (micro-organismo, *Saccharomyces cerevisiae*) e que são apresentados na Tabela 1:

Tabela 1 - Parâmetros Cinéticos do Modelo (*Saccharomyces Cerevisae*,  
Extraído de Meleiro, 2002).

Parâmetro	Valor
A	$4,50 \cdot 10^{10}$
R (cal/K.mol)	1,987
N	3
M	0,9
E (cal/k.mol)	$1,54 \cdot 10^4$
$k_0$	895,6
$X_{\max}$ (g/L)	100
$a$ (1/C)	-0,0676
$K_S$ (g/L)	1,6
$Y_{X/S}$	0,033
$Y_{P/S}$	0,445

Além dos balanços de massa global e por componente, têm-se também os balanços de energia.

- **Balanco de Energia:**
- **Balanco de Energia do Caldo Fermentativo nos Fermentadores:**

$$\frac{d(V_i T_i)}{dt} = F_{i-1} T_{i-1} - F_i T_i + F_{ci} (T_{ci} - T_i) - \left( \frac{V_i \Delta H X_i}{\rho C_p Y_{X/S}} \right) \mu_i \quad (25)$$

No balanço de energia do caldo fermentativo nas dornas,  $F_c$  é a vazão de caldo fermentativo nos trocadores de calor e  $T_c$  é sua temperatura na saída do trocador de calor. O calor de reação  $\Delta H$  e  $C_p$  é a capacidade calorífica do fluido reagente.

- **Balço de Energia do Caldo Fermentativo nos Trocadores de Calor:**

$$\frac{dT_{Ci}}{dt} = \frac{F_{Ci}}{V_{Ci}}(T_i - T_{Ci}) - \left(\frac{UA_i}{\rho C_p V_{Ci}}\right)LMDT_i \quad (26)$$

No balanço de energia do caldo fermentativo dentro do trocador de calor,  $U$  é o coeficiente global de troca térmica,  $A$  é a área total de troca térmica e  $LMDT$  é a média logarítmica das temperaturas, que é dada por:

$$LMDT_i = \frac{(T_i - T_{Ji}) - (T_{Ci} - T_{Je})}{\ln\left(\frac{T_i - T_{Ji}}{T_{Ci} - T_{Je}}\right)}$$

onde  $T_J$  é a temperatura do fluido refrigerante na saída do trocador de calor e  $T_{Je}$  é a temperatura de entrada do mesmo.

- **Balço de Energia do Fluido Refrigerante nos Trocadores de Calor:**

$$\frac{dT_{Ji}}{dt} = \frac{F_{Ji}}{V_{Ji}}(T_{Je} - T_{Ji}) - \left(\frac{UA_i}{\rho_J C_{pJ} V_{Ji}}\right)LMDT_i \quad (27)$$

No balanço de energia do fluido refrigerante dentro do trocador de calor,  $F_j$ ,  $V_j$ ,  $\rho_j$  e  $C_{pj}$  são a vazão, o volume, a densidade e a capacidade calorífica do fluido refrigerante no trocador respectivamente.

Estas são as equações que definem o modelo dinâmico do processo considerado. Com auxílio de um software matemático, determinam-se as condições iniciais (valores em estado estacionário apresentados na tabela a seguir) obtidos pela própria simulação, para posteriormente analisar o comportamento do sistema frente às perturbações. As condições em estado estacionário foram obtidas para uma vazão de alimentação do mosto  $F_a$  (104,5 kg/m<sup>3</sup>). As vazões do caldo fermentativo e fluido refrigerante nos trocadores de calor foram calculadas para maximizar a troca térmica e minimizar custos operacionais. Os valores das variáveis para cada reator, bem como os parâmetros de projetos utilizados na simulação foram obtidos diretamente da

planta industrial e estão apresentados na Tabela 2 e 3, enquanto os parâmetros de projeto estão na Tabela 3 os valores de estado estacionários se encontram na Tabela 2 e os parâmetros para o modelo fenomenológico estão na Tabela 4.

Tabela 2- Estado Estacionário de Referência (Extraído de Meleiro, 2002).

Reator	S(kg/m <sup>3</sup> )	P(kg/m <sup>3</sup> )	X(kg/m <sup>3</sup> )	T(°C)	T <sub>c</sub> (°C)	T <sub>j</sub> (°C)
1	54,237	41,829	29,373	33,500	31,200	30,200
2	21,443	56,423	30,455	33,500	31,300	30,200
3	5,045	63,719	30,996	33,500	31,300	30,100
4	0,883	65,572	31,133	33,500	31,900	29,600

Tabela 3 - Parâmetros de Projeto (Extraído de Meleiro, 2002).

Reator	A(m <sup>2</sup> )	V(m <sup>3</sup> )	F <sub>c</sub> (m <sup>3</sup> /h)	F <sub>j</sub> (m <sup>3</sup> /h)	V <sub>c</sub> (m <sup>3</sup> )	V <sub>j</sub> (m <sup>3</sup> )
1	76,361	210,374	400	400	20	20
2	63,242	268,037	350	350	20	20
3	31,061	316,663	180	180	20	20
4	6,809	208,208	60	60	20	20

Tabela 4 - Parâmetro do Modelo Fenomenológico (Extraído de Meleiro, 2002).

Parâmetro	Valores
$\Delta H$ (kcal/h)	-157,57
$\rho$ (kg/m <sup>3</sup> )	950
C <sub>p</sub> (kcal/ kg °C)	1
U (kcal/ h °Cm <sup>2</sup> )	3500
$\rho_j$ (kg/m <sup>3</sup> )	1000
C <sub>pj</sub> (kcal/ kg °C)	1

Porém para fechar todo o balanço, o reciclo precisa ser considerado.

- **Equação para o reciclo:**

A partir da vazão de alimentação de mosto,  $F_a$ , e a razão de reciclo  $R$ , determina-se a vazão de alimentação  $F_0$  e a vazão de reciclo  $F_R$ :

$$F_0 = \frac{F_a}{(1-R)} \text{ e } F_R = F_0 - F_a \quad (28)$$

Considerando a concentração de levedura  $X_R$  constante no reciclo (manipulação da vazão de água,  $F_{H2O}$ ), de acordo com a concentração de células no creme de levedura,  $X_L$ , o balanço de massa na etapa de tratamento fica:

$$Fl_1 = \frac{F_R X_R}{X_L} \quad (29)$$

$$F_{H2O} = F_R - Fl_1 \quad (30)$$

$$S_R = \frac{Fl_1 S_4}{F_R} \quad (31)$$

$$P_R = \frac{Fl_1 P_4}{F_R} \quad (32)$$

onde,  $Fl_1$  é a vazão de creme de levedura após a purga. A vazão de vinho delevedurado,  $F_V$ , e vazão do creme de levedura (após a centrifuga e antes da purga),  $F_L$ , são obtidas através do balanço de massa na centrífuga.

$$F_V = F_0 \frac{X_L - X_4}{X_L - X_V} \quad (33)$$

$$F_L = F_0 - F_V \quad (34)$$

onde,  $X_4$  e  $X_V$  são as concentrações de levedura na saída do quarto fermentador e no vinho delevedurado respectivamente. O balanço de massa na purga fica:

$$F_P = F_L - Fl_1 \quad (35)$$

Conseqüentemente, as concentrações de cada componente na corrente de alimentação no primeiro fermentador são obtidas pelo balanço de massa no ponto de mistura (Mosto e Reciclo).

$$S_E = \frac{F_R S_R + F_a S_0}{F_0} \quad (36)$$

$$P_E = \frac{F_R P_R}{F_0} \quad (37)$$

$$X_E = \frac{F_R X_R}{F_0} \quad (38)$$

onde,  $S_R$  e  $S_0$  são as concentrações de substrato na corrente de reciclo e no mosto respectivamente, e  $P_R$  é a concentração de etanol na corrente de reciclo.

- **Balanço de Energia do Reciclo:**

Para tornar o sistema um pouco mais próximo da realidade, foi adicionado um balanço de energia no reciclo (para que a temperatura deste influencie toda a sequência dos reatores), considerando o sistema isotérmico e adiabático, e a única troca térmica existente sendo na etapa de tratamento e de mistura (reciclo com alimentação) considerado.

- **Balanço de Energia no Tratamento Ácido:**

Considerando  $C_{pA} = C_{pI1}$  e que na purga *não há troca térmica*,  $T_4 = T_{I1}$

$$T_R = \frac{(F_{H2O} T_{H2O} + F_{I1} T_{I1})}{F_{H2O} + F_{I1}} \quad (39)$$

- **Balço de Energia no Reciclo e Alimentação:**

Considerando  $C_{pa} = C_{pR}$

$$T_0 = \frac{(F_a T_A + F_R T_R)}{F_a + F_R} \quad (40)$$

onde  $T_{11}$  é a temperatura da vazão de vinho de levedurado,  $T_A$  é a temperatura da vazão de ácido e  $F_A$  sua respectiva vazão e  $T_R$  é a temperatura do reciclo depois do tratamento.  $T_0$  é a temperatura da corrente que entra no primeiro reator após a mistura.

Com estes balanços de energia houveram algumas alterações com relação aos novos estados estacionários, bem como alguns ajustes nos parâmetros de projeto, apresentados nas Tabelas 5 e 6 a seguir:

Tabela 5- Estado Estacionário de Referência.

Reator	$S(\text{kg}/\text{m}^2)$	$P(\text{kg}/\text{m}^3)$	$X(\text{kg}/\text{m}^3)$	$T(^{\circ}\text{C})$	$T_c(^{\circ}\text{C})$	$T_j(^{\circ}\text{C})$
1	50,711	41,619	29,357	33,498	31,764	29,648
2	21,921	56,210	30,440	33,500	31,432	29,964
3	5,362	63,579	30,986	33,500	31,533	29,868
4	0,976	65,529	31,131	33,500	32,256	29,182

Tabela 6 - Parâmetros de Projeto.

Reator	$A(\text{m}^2)$	$V(\text{m}^3)$	$F_c(\text{m}^3/\text{h})$	$F_j(\text{m}^3/\text{h})$	$V_c(\text{m}^3)$	$V_j(\text{m}^3)$
1	76,361	210,374	617,58	617,58	20	20
2	63,242	268,037	392,61	392,61	20	20
3	31,061	316,663	208,44	208,44	20	20
4	6,809	208,208	87,22	87,22	20	20

### 3.3. Variáveis de Entrada, Saída e Perturbações.

Determinar quais variáveis serão consideradas é uma parte muito importante no controle. Primeiramente precisa-se definir quais variáveis serão controladas, considerando aspectos como qualidade, eficiência, segurança, meio ambiente e, é claro, o custo. Para manter a variável controlada, precisa-se encontrar as variáveis que causam uma influência maior sobre esta, com a finalidade de manipulá-las (variáveis manipuladas ou de entrada) para manter as controladas em um valor “ótimo”, considerando as perturbações que podem ocorrer no sistema e tirar este do estado estacionário.

Como a ideia é de realizar um controle MIMO (*Multiple Input, Multiple Output*), existem diversas possibilidades tanto para entradas (entrada ou perturbação), como para as saídas, ainda a serem definidas.

#### 3.3.1. Variáveis de Saída (controladas)

O processo como dito anteriormente tem que ser eficiente, maximizando a produção e reduzindo os custos. Com isso o controle bem feito é essencial. Para isto é necessário maximizar a produção de etanol (produto desejado), e portanto controlar a concentração deste na corrente de saída do último fermentador ( $P_4$ ). Porém o etanol não é um produto de alto valor agregado sendo muitas vezes um produto secundário das usinas brasileiras. Em decorrência disto, as usinas priorizam a obtenção de alto rendimento, o qual pode ser obtido mantendo a concentração de substrato baixa ( $S_4$  neste caso), por isso tida como variável controlada. Além da concentração de substrato, sabe-se da importância da temperatura em processos fermentativos, decidiu-se controlar a temperatura de cada fermentador ( $T_1, T_2, T_3$  e  $T_4$ ), resultando assim o estudo de um controlador multivariável, o que aumenta significativamente a complexidade do sistema de controle, bem como sua sintonia.

### 3.3.2. Variáveis de Entrada (Manipuladas)

As variáveis manipuladas são aquelas que influenciam mais as variáveis controladas, e deverão ser alteradas por meio da estratégia de controle com a finalidade de corrigir o valor de saída o mais rápido possível, considerando as restrições do sistema. As variáveis de maior facilidade de se manipular estão justamente ligadas à vazão, como a vazão de alimentação do mosto  $F_a$  (podendo variar de 50-150 m<sup>3</sup>/h pela viabilidade econômica e operacional das válvulas e fermentadores). Para o controle da temperatura, a vazão do líquido refrigerante será manipulada ( $F_{j1}$ ,  $F_{j2}$ ,  $F_{j3}$  e  $F_{j4}$ ).

### 3.3.3. Perturbação

As perturbações são as variáveis que vão afastar o sistema de seu estado estacionário pré-definido, para um novo estado. Estas devem simular os eventuais distúrbios que podem ocorrer no processo real, podem ser de diferente natureza, interna ou externa. Neste trabalho foram consideradas como perturbações: a concentração de açúcares na alimentação,  $S_0$ , (não uniformidade da matéria prima, grandes variações, de acordo com época do ano, local, entre outros); mudança na taxa de reciclo; aumento da temperatura do mosto para representar dias mais quentes; a redução no número de células para representar a morte celular; o problema servo em busca do melhor ponto operacional (alterar a concentração do substrato na saída da quarta dorna), perturbações na temperatura do fluido refrigerante e alterações na cinética da reação  $\mu_{max}$  que faz com que as leveduras apresentem rendimentos menores.

### 3.3.4. Tempo de Amostragem

O tempo de amostragem escolhido foi o de 30 min, devido a ausência de medidores online da concentração de  $S_4$ , sendo necessário realizar uma

cromatografia (em torno de 30 min), o que torna o controle relativamente lento (RIVERA, et al., 2017). Para as temperaturas foram tomadas estratégias um pouco diferentes: primeiramente considerando o mesmo tempo de amostragem (30 min); em seguida considerando que tal medição é feita em torno de 1 min, pois os sensores de temperatura permitem uma medição bem mais rápida, o que torna o controle destas variáveis mais eficiente e realista.

### **3.4. Propostas de estratégias de Controle:**

No desenvolvimento do trabalho, foram exploradas e desenvolvidas diferentes formas de aplicação do MPC. Estas alternativas foram comparadas para se encontrar a melhor estratégia de controle para o processo em questão.

#### **3.4.1. Proposta I:**

A primeira proposta é constituída por um único controlador MPC com 5 variáveis controladas ( $S_4$ ,  $T_1$ ,  $T_2$ ,  $T_3$  e  $T_4$ ) e 5 variáveis manipuladas ( $F_{a_1}$ ,  $F_{j1}$ ,  $F_{j2}$ ,  $F_{j3}$  e  $F_{j4}$ ). Nesta condição, o MPC encontra simultaneamente a melhor solução para as 5 variáveis, e estas são aplicadas no mesmo instante, o que, devido à limitação na análise da concentração de substrato da quarta dorna ( $S_4$ ), ocorre a cada meia hora (tempo de amostragem).

Este controle ocorre conforme a Figura 7, onde os medidores, indicadores e transmissores das variáveis controladas (TIT101, TIT102, TIT103, TIT104 e o AIT 101), onde TIT corresponde aos indicadores e transmissores de temperatura de cada dorna, e AI é referente à análise cromatográfica realizada para medir a concentração de substrato. Estes enviam seus respectivos sinais para um único controlador (MPC 101), que executa toda sua rotina de cálculo, e envia um sinal para cada variável manipulada pela ação das válvulas de controle (ACV105, TCV101, TCV102, TCV103 e TCV104).

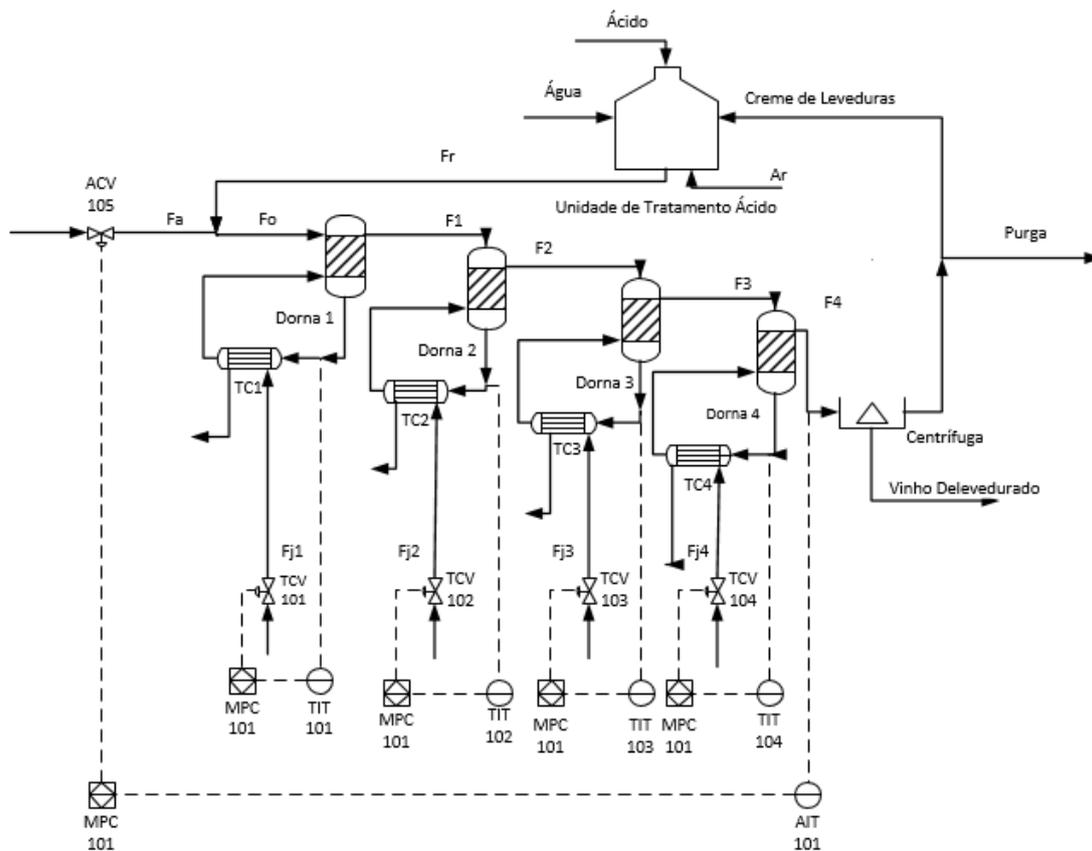


Figura 7: P&ID da Proposta I.

No caso em questão, foi identificado o modelo linear considerando 5 variáveis controladas e 5 variáveis manipuladas, resultando em um sistema 5x5 conforme a Tabela 7. Para a perturbação na vazão de alimentação ( $F_a$ ), o degrau foi de 104,48 m<sup>3</sup>/h para 109,7 m<sup>3</sup>/h; para o fluido refrigerante da primeira  $F_{j1}$  dorna foi de 616 para 647 m<sup>3</sup>/h; da segunda dorna  $F_{j2}$  foi de 392,7 para 412,3 m<sup>3</sup>/h; da terceira dorna  $F_{j3}$  de 208,4 para 218,9 m<sup>3</sup>/h; da quarta dorna  $F_{j4}$  foi de 87,2 para 91,6 m<sup>3</sup>/h, perturbações de 5% no valor de cada variável. A partir das respostas destes degraus, ajustou-se o modelo (como descrito na sessão 3.3 na parte do Modelo) e o mesmo foi validado, e apresentado no Anexo I. Com base na validação, verificou-se o tempo que o sistema demora para atingir o novo estado estacionário e adotou-se o horizonte de predição como sendo aproximadamente 50% deste tempo, ou seja, 60 intervalos de meia hora.

Tabela 7: Estrutura do Modelo Função de Transferência - Proposta I.

Output\Input	$[F_a (m^3/h)]$	$[F_{j1} (m^3/h)]$	$[F_{j2} (m^3/h)]$	$[F_{j3} (m^3/h)]$	$[F_{j4} (m^3/h)]$
$S_4 (Kg/m^3)$	$G_{11}(s) = \frac{S_4}{F_a}$	$G_{12}(s) = \frac{S_4}{F_{j1}}$	$G_{13}(s) = \frac{S_4}{F_{j2}}$	$G_{14}(s) = \frac{S_4}{F_{j3}}$	$G_{15}(s) = \frac{S_4}{F_{j4}}$
$T_1 (^\circ C)$	$G_{21}(s) = \frac{T_1}{F_a}$	$G_{22}(s) = \frac{T_1}{F_{j1}}$	$G_{23}(s) = \frac{T_1}{F_{j2}}$	$G_{24}(s) = \frac{T_1}{F_{j3}}$	$G_{25}(s) = \frac{T_1}{F_{j4}}$
$T_2 (^\circ C)$	$G_{31}(s) = \frac{T_2}{F_a}$	$G_{32}(s) = \frac{T_2}{F_{j1}}$	$G_{33}(s) = \frac{T_2}{F_{j2}}$	$G_{34}(s) = \frac{T_2}{F_{j3}}$	$G_{35}(s) = \frac{T_2}{F_{j4}}$
$T_3 (^\circ C)$	$G_{41}(s) = \frac{T_3}{F_a}$	$G_{42}(s) = \frac{T_3}{F_{j1}}$	$G_{43}(s) = \frac{T_3}{F_{j2}}$	$G_{44}(s) = \frac{T_3}{F_{j3}}$	$G_{45}(s) = \frac{T_3}{F_{j4}}$
$T_4 (^\circ C)$	$G_{51}(s) = \frac{T_4}{F_a}$	$G_{52}(s) = \frac{T_4}{F_{j1}}$	$G_{53}(s) = \frac{T_4}{F_{j2}}$	$G_{54}(s) = \frac{T_4}{F_{j3}}$	$G_{55}(s) = \frac{T_4}{F_{j4}}$

Analisando a Tabela 7 em conjunto com o Anexo I, podemos previamente notar a complexidade do sistema que um único controlador deverá lidar. Este controlador deverá prever o comportamento das 5 variáveis controladas e otimizar a ação para mantê-las nas respectivas trajetórias a partir das 25 funções de transferência que resultam em um sistema de 51 estados, o que demanda considerável carga computacional para o controle e um desafio ainda maior para o operador sintonizar o controlador para manter todas as variáveis controladas no *set-point*.

### 3.4.2. Proposta II:

Com o desenvolvimento da primeira proposta nota-se que o controle tinha uma limitação que era o tempo de amostragem, em decorrência da ausência de medidores de concentração online. Porém esta limitação não ocorre com as temperaturas, por isso foi proposto o uso de 2 tempos de amostragem diferentes, 30 min para a concentração do substrato, e de 1 min para as Temperaturas. Então a proposta II adotada é referente ao uso de 2 MPC's, com tempos de amostragem distintos, composta pelo MPC101

(AIT101, MPC 101 e ACV105), e pelo MPC102 (TIT101, TIT102, TIT103, TIT104, MPC102, TCV101, TCV 102, TCV 103 e TCV 104).

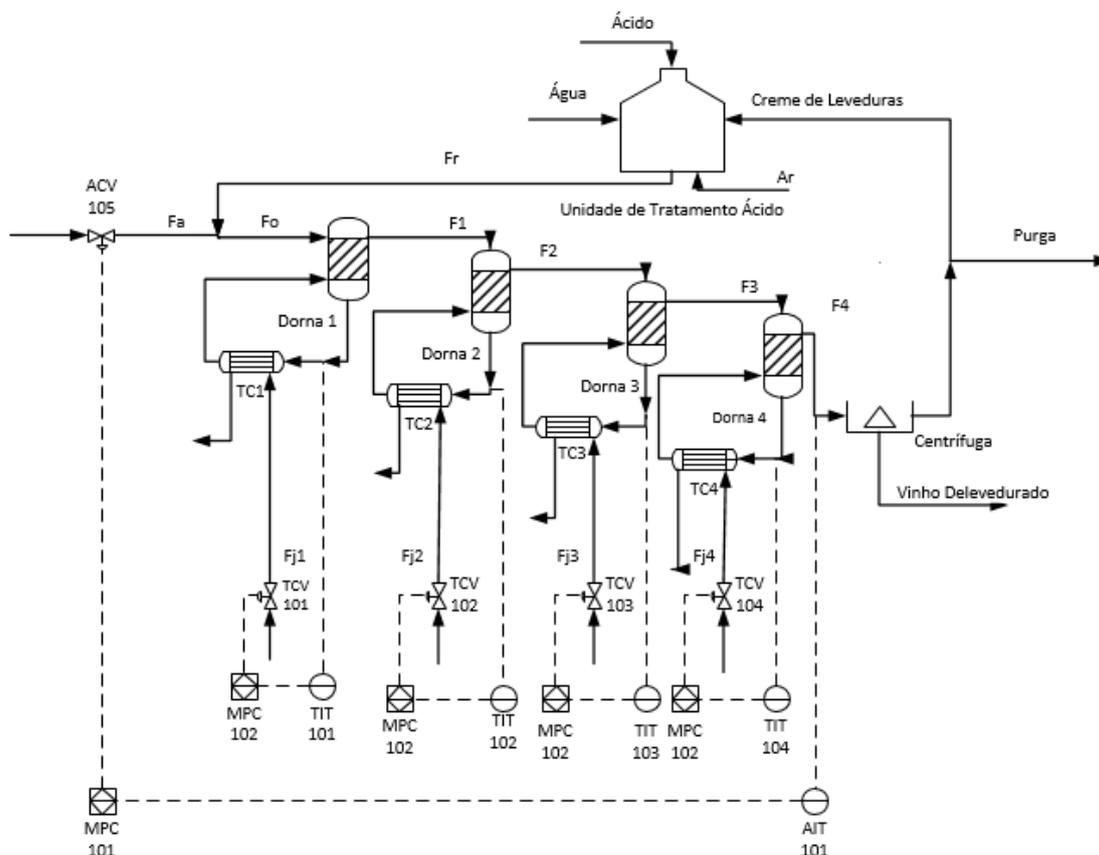


Figura 8: P&ID da Proposta II.

Além de um controle mais rápido para as temperaturas, nesta proposta composta por 2 MPC's independentes (um MPC SISO 1x1 e outro MIMO 4x4 com estrutura apresentada nas Tabelas 8 e 9) pode-se facilitar a sintonia de cada controlador diminuindo o tamanho de cada sistema de controle. Para a proposta II, os modelos obtidos estão apresentados nas Tabelas 36 e 37 no Anexo II, obtidos a partir das mesmas perturbações realizadas na proposta I. De maneira análoga à proposta I, para estimar o horizonte de predição foi verificado o tempo que o sistema leva para atingir o novo estado estacionário (durante a validação), e notou-se que o tempo não apresentava mudanças significativas, porém com a diminuição do tempo de amostragem para as temperaturas, de 0,5h para 0,02h, o horizonte de predição foi de 60 para 1000 (20h), o que aumentou significativamente a carga computacional (o MPC

precisa prever o comportamento do sistema em um horizonte bem maior), enquanto o horizonte de controle para o substrato não sofreu grandes alterações, de 60 para 80 (40h).

Tabela 8: Estrutura do Modelo Função de Transferência do MPC101  
(Substrato) - Proposta II.

Output	Input [ $F_a$ ( $m^3/h$ )]
$S_4$ ( $Kg/m^3$ )	$G(s) = \frac{S_4}{F_a}$

Tabela 9: Estrutura do Modelo Função de Transferência do MPC102  
(Temperatura) - Proposta II.

Output\Input	$[F_{j1}$ ( $m^3/h$ )]	$[F_{j2}$ ( $m^3/h$ )]	$[F_{j3}$ ( $m^3/h$ )]	$[F_{j4}$ ( $m^3/h$ )]
$T_1$ ( $^{\circ}C$ )	$G_{11}(s) = \frac{T_1}{F_{j1}}$	$G_{12}(s) = \frac{T_1}{F_{j2}}$	$G_{13}(s) = \frac{T_1}{F_{j3}}$	$G_{14}(s) = \frac{T_1}{F_{j4}}$
$T_2$ ( $^{\circ}C$ )	$G_{21}(s) = \frac{T_2}{F_{j1}}$	$G_{22}(s) = \frac{T_2}{F_{j2}}$	$G_{23}(s) = \frac{T_2}{F_{j3}}$	$G_{24}(s) = \frac{T_2}{F_{j4}}$
$T_3$ ( $^{\circ}C$ )	$G_{31}(s) = \frac{T_3}{F_{j1}}$	$G_{32}(s) = \frac{T_3}{F_{j2}}$	$G_{33}(s) = \frac{T_3}{F_{j3}}$	$G_{34}(s) = \frac{T_3}{F_{j4}}$
$T_4$ ( $^{\circ}C$ )	$G_{41}(s) = \frac{T_4}{F_{j1}}$	$G_{42}(s) = \frac{T_4}{F_{j2}}$	$G_{43}(s) = \frac{T_4}{F_{j3}}$	$G_{44}(s) = \frac{T_4}{F_{j4}}$

Um pouco diferente da proposta I, houve a separação em 2 MPC's, o que mudou significativamente a estrutura dos modelos de predição dos controladores. Com menor número de variáveis controladas e manipuladas, o sistema ficou menor e mais simples. Verifica-se que o MPC102 das temperaturas é responsável pela predição de 4 variáveis controladas, a partir de 16 funções transferências, que resultaram em um sistema de 24 estados mais simples, e o MPC101 com apenas uma função de transferência e 2 estados, é responsável por controlar uma única variável controlada.

### 3.4.3. Proposta III

Com a intenção de verificar se 5 MPC's independentes teriam resultados melhores do que um único MPC (Proposta I), ou mesmo 2 MPC's (Proposta II), frente à dificuldade de sintonizar o MPC para um sistema muito grande e complexo, nesta configuração foram desenvolvidos 5 controladores SISO, um para cada par de variável controlada e variável manipulada e com 2 tempos de amostragem como da proposta anterior: MPC105 formado pelo AIT101, MPC105 e ACV105 para o controle da concentração de substrato; o MPC101 composto pelo TIT101, MPC101 e TCV101 para controlar a temperatura da primeira dorna; o MPC102 composto pelo TIT102, MPC102 e TCV102 para controlar a temperatura da segunda dorna; o MPC103 composto pelo TIT103, MPC103 e TCV103 para controlar a temperatura da terceira dorna e o MPC104 composto pelo TIT104, MPC104 e TCV104 para controlar a temperatura da quarta dorna.

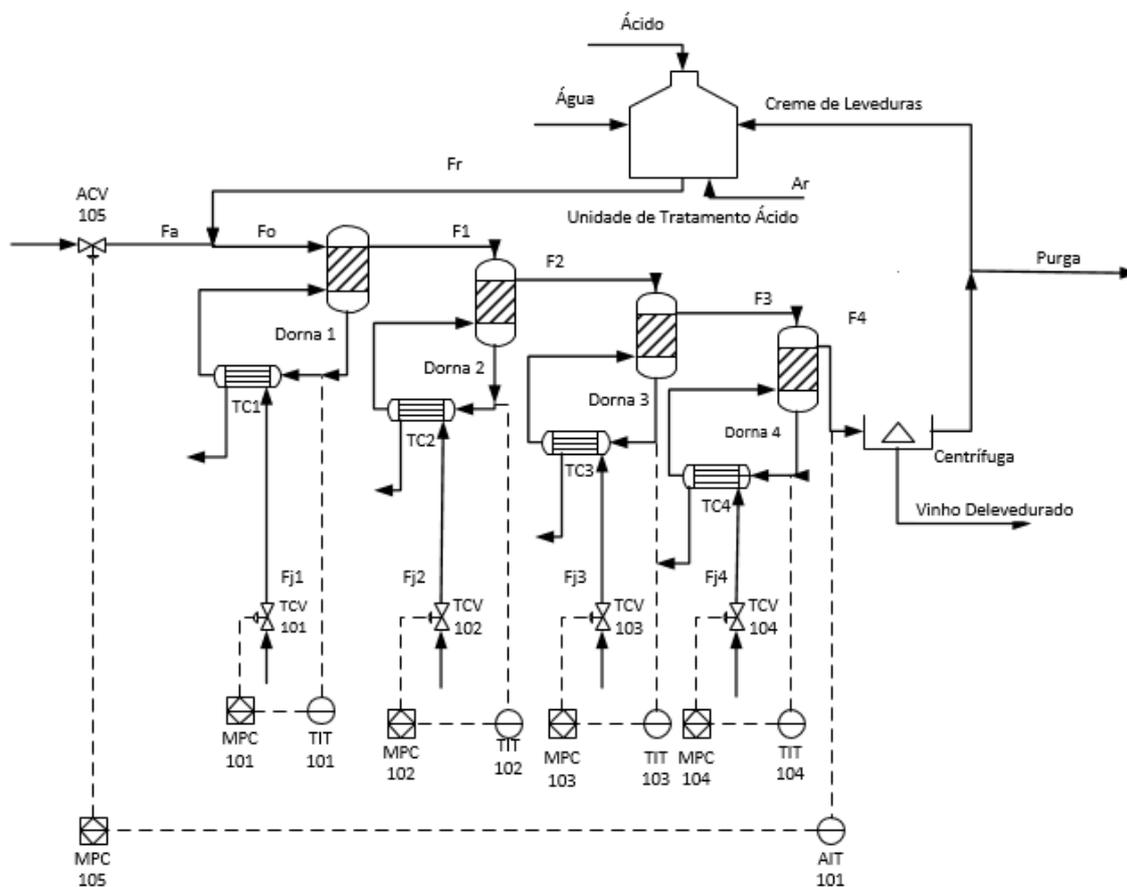


Figura 9: P&ID da Proposta III.

Nesta Proposta, os modelos obtidos foram os mesmos que os considerados na proposta II, com o detalhe de cada controlador usar apenas uma função de transferência, 5 controlares SISO, com a seguinte estrutura dos modelos:  $G(s)_{MPC105} = \frac{S_4}{F_a}$ ;  $G(s)_{MPC101} = \frac{T_1}{F_{j1}}$ ;  $G(s)_{MPC102} = \frac{T_2}{F_{j2}}$ ;

$G(s)_{MPC103} = \frac{T_3}{F_{j3}}$  e  $G(s)_{MPC104} = \frac{T_4}{F_{j4}}$ , que resultou em um sistema bem menor, apresentado na Tabela 38 do Anexo 3. Para as temperaturas o horizonte de predição foi o mesmo da proposta II, e para o substrato horizonte de predição de 60 intervalos de meia hora.

Nesta proposta com 5 controladores, cada um com apenas uma função de transferência, as referentes às temperaturas geraram apenas 1 estado cada uma, enquanto a função de transferência do substrato gerou 2 estados, portanto um total de 6 estados.

#### **3.4.4. Proposta IV.**

Esta proposta surgiu a partir da dificuldade que o MPC apresentou para controlar as temperaturas (significativas não linearidades), seja no controle MIMO (Proposta II) e até mesmo no SISO (Proposta III). Sugeriu-se então, deixar as temperaturas sendo controladas por 4 controladores PID's mais simples, e um MPC para controlar a concentração de substrato, como o usado nas propostas II e III.

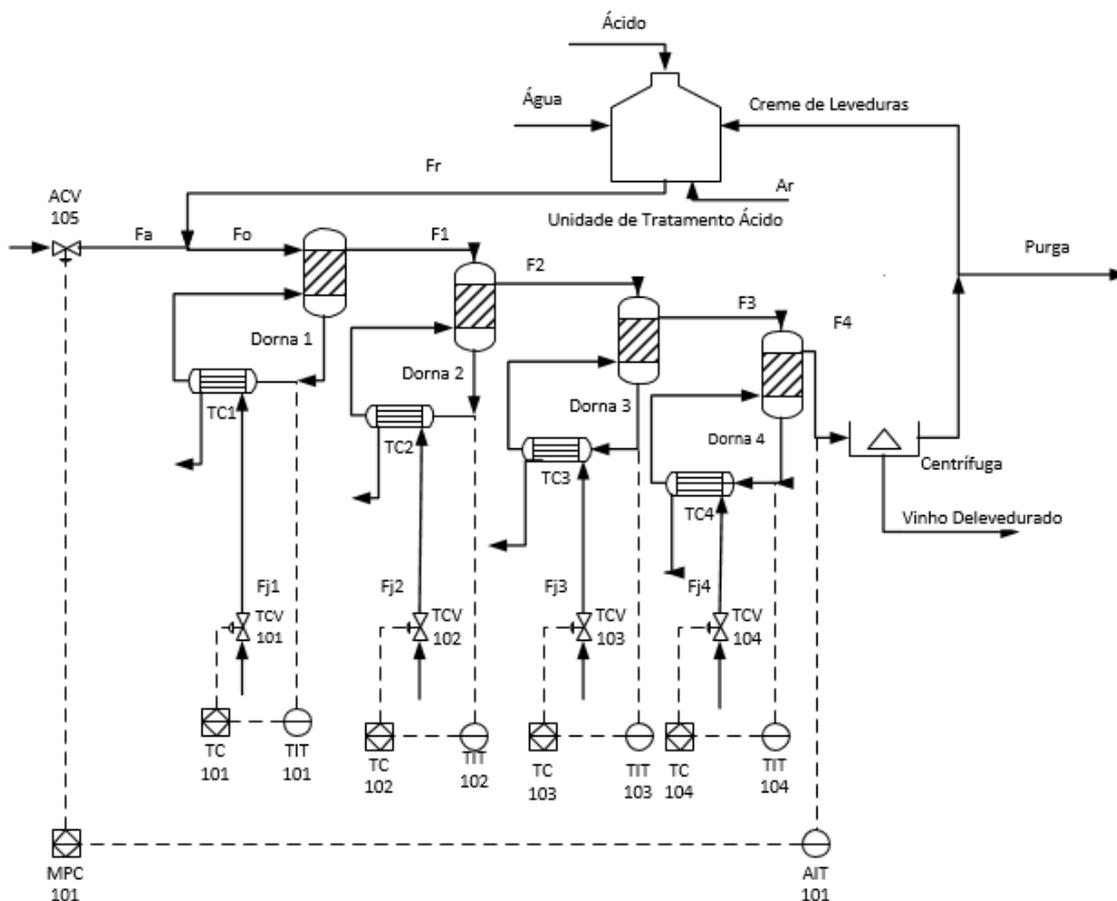


Figura 10: P&ID da Proposta IV.

Neste caso o controle ficou mais simples com apenas uma função de transferência e 2 estados. A função de transferência está mostrada na tabela 39, no anexo IV e pela validação o horizonte de predição considerado foi de 80 (40h).

Tabela 10: Estrutura do Modelo Função de Transferência do MPC101 (Substrato) - Proposta IV.

Output	Input [ $F_a$ ( $m^3/h$ )]
$S_4$ ( $Kg/m^3$ )	$G(s) = \frac{S_4}{F_a}$

Nas propostas II, III e IV, com a separação em 2 tempos de amostragem, foi verificado que o controle apresenta melhor resposta quando a

malha mais rápida (controle da temperatura) é sintonizada primeiramente, e o modelo da malha mais lenta (substrato) é obtido com a temperatura em malha fechada com a influência mínima da temperatura. Quando todos os modelos são obtidos em malha aberta como na proposta I, verificou-se que a resposta do sistema de controle foi inferior. Esta estratégia foi adotada para minimizar a influência de um controlador no outro, uma vez que não há comunicação entre eles.

## Capítulo 4: Resultados

Depois de obter os modelos em funções de transferência de cada proposta, foram construídos os códigos de cada proposta, logofoi necessário sintonizar cada MPC, bem como testar a resposta do controlador e comparar as propostas para chegar na melhor alternativa para o processo em questão.

As simulações foram conduzidas para testar a capacidade dos controladores de lidarem com algumas situações que poderiam ocorrer durante a operação, bem como verificar a resposta do controlador e sua característica multivariável. Além disso, elas foram definidas para verificar como o controlador responde nas mais diferentes situações com uma mesma sintonia, uma vez que normalmente a sintonia é realizada com finalidade de minimizar o erro para um cenário específico.

Na Simulação 1, foram realizados testes com 5 situações diferentes, que devem mostrar a capacidade de compensar os efeitos das perturbações tanto na concentração de substrato, como nas temperaturas:

- 1.1) Concentração do substrato na vazão de alimentação  $s_0$  (para representar variações nas condições da matéria prima), de 180 kg/m<sup>3</sup>, para 190 kg/m<sup>3</sup>, após 1h no tempo contínuo de simulação.
- 1.2) Variação na razão de reciclo  $R$  de 0,3 para 0,32, após 40h de simulação.
- 1.3) Variação na temperatura  $T_0$  (para simular condições mais quentes) de 28°C para 30 °C, após 70h de simulação.
- 1.4) Variação na Concentração de células  $X_0$  (para verificar o comportamento frente à morte celular), após 100h de simulação.
- 1.5) Problema servo, mudando o *set-point* da concentração do substrato na quarta dorna de 0,9795 para 0,7678 kg/m<sup>3</sup>, após 130h de simulação.

Além destes cenários também foi verificado a capacidade do controlador em ocasiões que interferem diretamente nas temperaturas de cada dorna.

Então uma Simulação 2 foi conduzida para verificar os efeitos na concentração de substrato, e para isso foram realizadas perturbações no  $\mu_{max}$  (velocidade máxima de crescimento de levedura), através da manipulação do parâmetro  $A$  da equação da velocidade máxima de crescimento da levedura, que afeta diretamente as taxas de reação (cinética), e conseqüentemente a concentração de substrato.

- 2.1) Mudança  $\mu_{max}$  da primeira dorna, de 0,4749 para 0,4218, após 1h de simulação.
- 2.2) Mudança  $\mu_{max}$  da segunda dorna, de 0,4750 para 0,4241, após 38h de simulação.
- 2.3) Mudança  $\mu_{max}$  da terceira dorna, de 0,4750 para 0,4253, após 76h de simulação.
- 2.4) Mudança  $\mu_{max}$  da quarta dorna, de 0,4750 para 0,4270, após 113h de simulação.

Uma Simulação 3 foi explorado o efeito da variação da temperatura do fluido refrigerante em cada dorna de maneira independente.

- 3.1) Mudança da temperatura do fluido refrigerante da primeira dorna,  $T_{je1}$  de 28,0 para 28,6°C, após 1h de simulação.
- 3.2) Mudança da temperatura do fluido refrigerante da segunda dorna,  $T_{je2}$  de 28,0 para 28,6°C, após 38h de simulação.
- 3.3) Mudança da temperatura do fluido refrigerante da terceira dorna,  $T_{je3}$  de 28,0 para 28,6°C, após 76h de simulação.
- 3.4) Mudança da temperatura do fluido refrigerante da quarta dorna,  $T_{je4}$  de 28,0 para 28,6°C, após 113h de simulação.

Uma das vantagens do uso do MPC é a inclusão de restrições em sua formulação. As restrições impostas para o MPC estão apresentadas na Tabela 11 a seguir, onde as restrições para a vazão de alimentação  $F_a$  foram retiradas de Meleiros (2002), e os demais  $F_{jmax}$  foram assumidos de tal forma que o  $F_j$  normal de operação fosse aproximadamente 50% do limite superior, enquanto

o limite inferior adotado foi zero (válvula totalmente fechada), e as variações máximas adotadas visando em evitar desgaste dos atuadores (válvulas de controle) com grandes variações:

Tabela 11: Restrições Consideradas.

$U_{min}$ ( $m^3/h$ )	Variável Manipulada	$U_{max}$ ( $m^3/h$ )	$\Delta U_{max}$ ( $m^3/h$ )
50	$F_a$	150	15
0	$F_{j1}$	1000	50
0	$F_{j2}$	700	50
0	$F_{j3}$	350	30
0	$F_{j4}$	200	30

#### 4.1. Malha Aberta

Antes de considerar as estratégias de controle, foi feita uma análise de como o sistema responde frente aos cenários considerados em malha aberta, ou seja, o que aconteceria com as variáveis controladas caso o processo não fosse controlado. Os resultados são apresentados nas Figuras 11, 12 e 13.

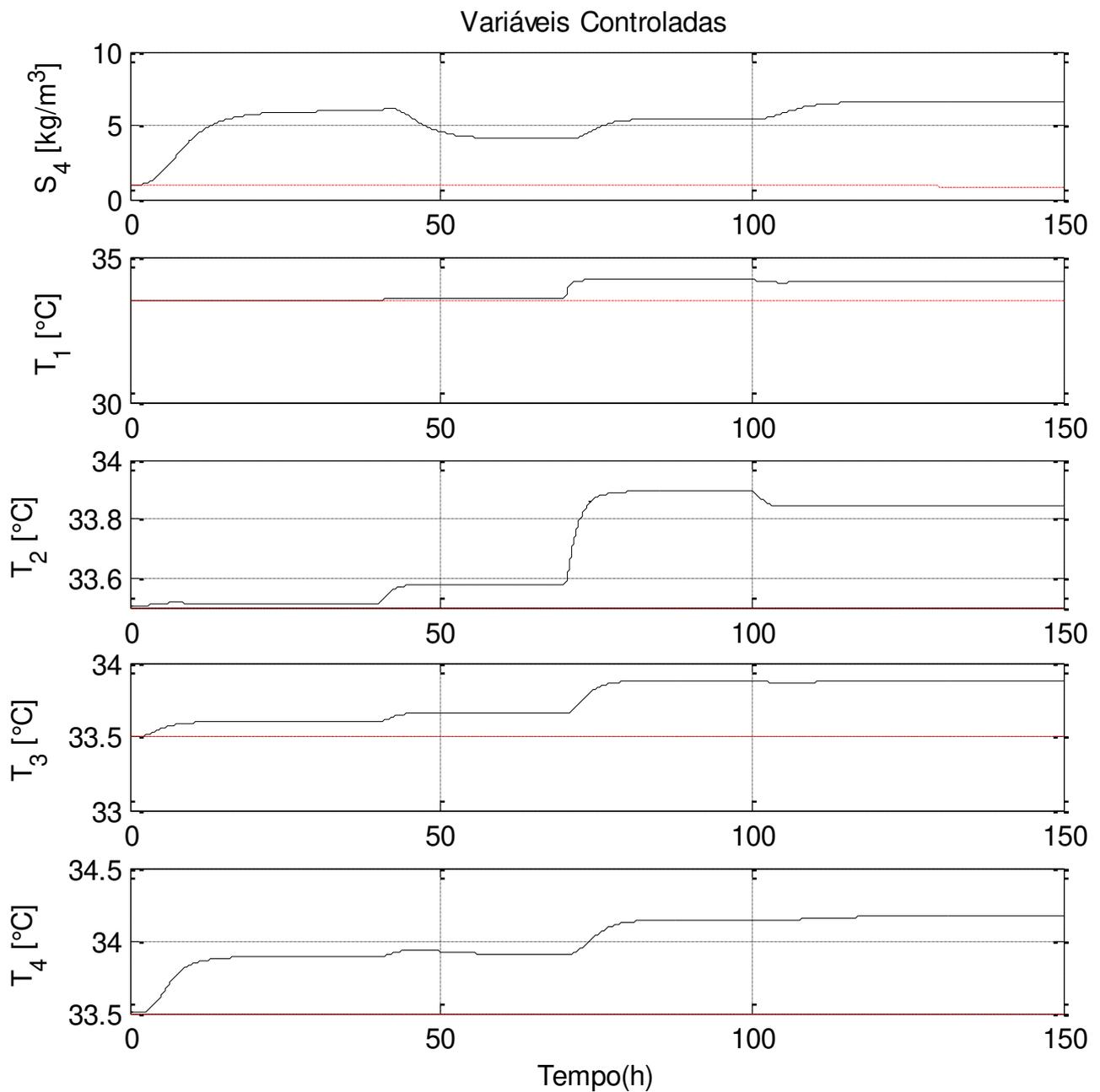


Figura 11: Resposta do Sistema em Malha aberta – Simulação 1.

Além do resultado observado da Figura 11, têm-se também os valores dos novos estados estacionários após a cada perturbação e que estão apresentados na Tabela 12.

Tabela 12: Estado Estacionário após cada Perturbação – Simulação 1.

	$S_4$ (Kg/m <sup>3</sup> )	$T_1$ (°C)	$T_2$ (°C)	$T_3$ (°C)	$T_4$ (°C)
$S_0$	5,9626	33,509	33,515	33,601	33,893
$R$	4,0651	33,562	33,576	33,658	33,938
$T_0$	5,4467	34,224	33,894	33,882	34,143
$X_0$	6,5683	34,117	33,842	33,864	34,163

Analisando a figura e a tabela podemos dizer que dentre os cenários da simulação 1, a variação na concentração de substrato é a que gera maior desvio com relação ao valor de referência (de quase 1 Kg/m<sup>3</sup> para valores maiores que 6 Kg/m<sup>3</sup>), enquanto a variação na temperatura da alimentação é a que mais influencia a temperatura de cada dorna (0,72 °C).

No caso da Simulação 2, que é focada nas perturbações na concentração de substrato de cada dorna, foi obtida a seguinte resposta do sistema apresentado na Figura 12.

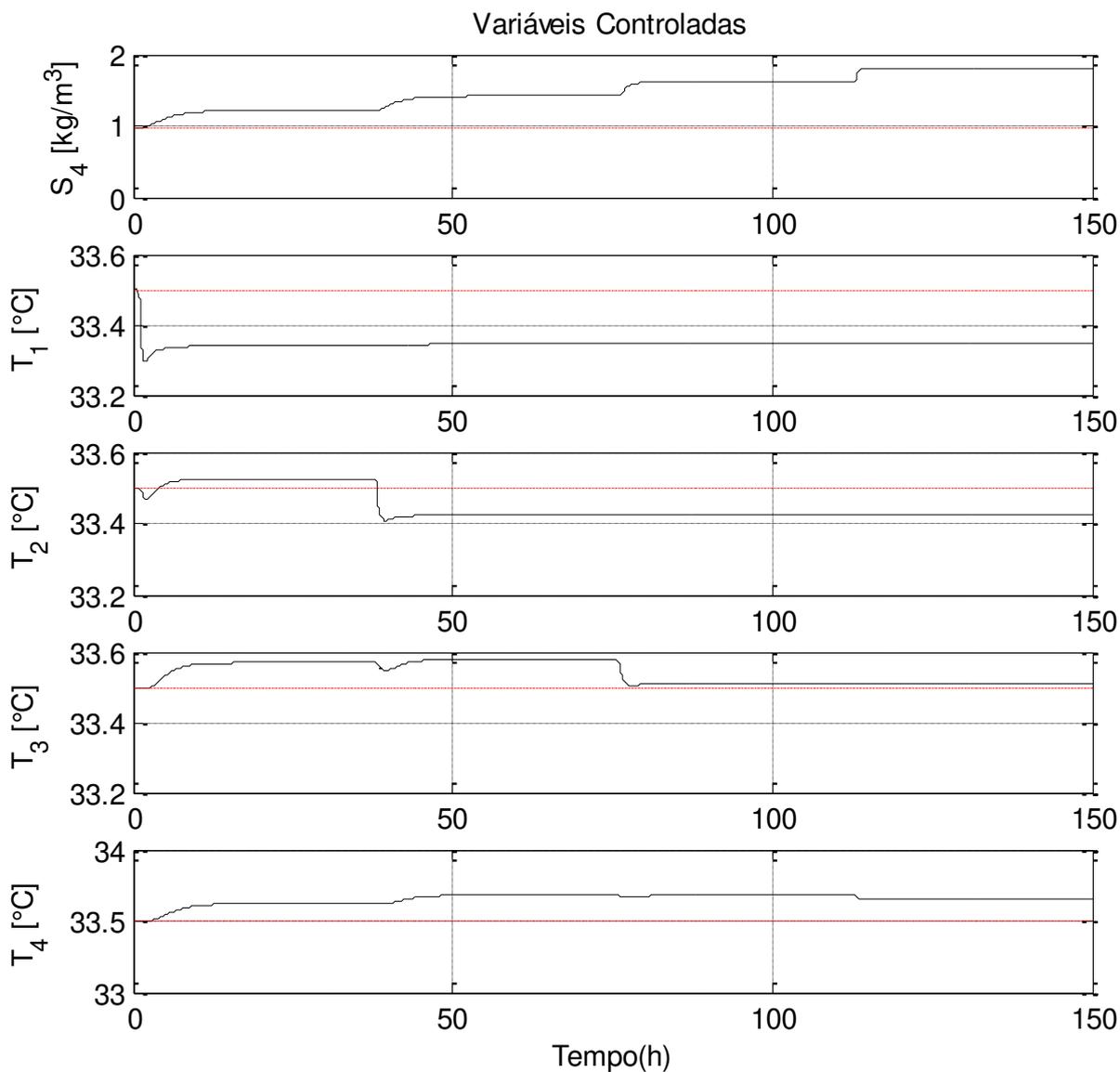


Figura 12: Resposta do Sistema em Malha aberta – Simulação 2.

Tabela 13: Estado Estacionário Após cada Perturbação – Simulação 2.

	$S_4$ (m <sup>3</sup> /h)	$T_1$ (°C)	$T_2$ (°C)	$T_3$ (°C)	$T_4$ (°C)
$\mu_{max1}$	1,2108	33,293	33,524	33,569	33,620
$\mu_{max2}$	1,4164	33,345	33,408	33,579	33,681
$\mu_{max3}$	1,6249	33,346	33,425	33,505	33,683
$\mu_{max4}$	1,8100	33,346	33,425	33,510	33,656

Na Simulação 2, nota-se a influência da variação na cinética da reação na concentração de substrato, bem como esta afeta as temperaturas de cada dorna. Também verifica-se em especial no comportamento da temperatura da segunda dorna frente a mudança no  $\mu_{max1}$ , a ocorrência da resposta inversa (a temperatura primeiramente sofre uma redução para em sequência aumentar), o que evidencia a complexidade do sistema considerado, bem como a necessidade de um controle avançado.

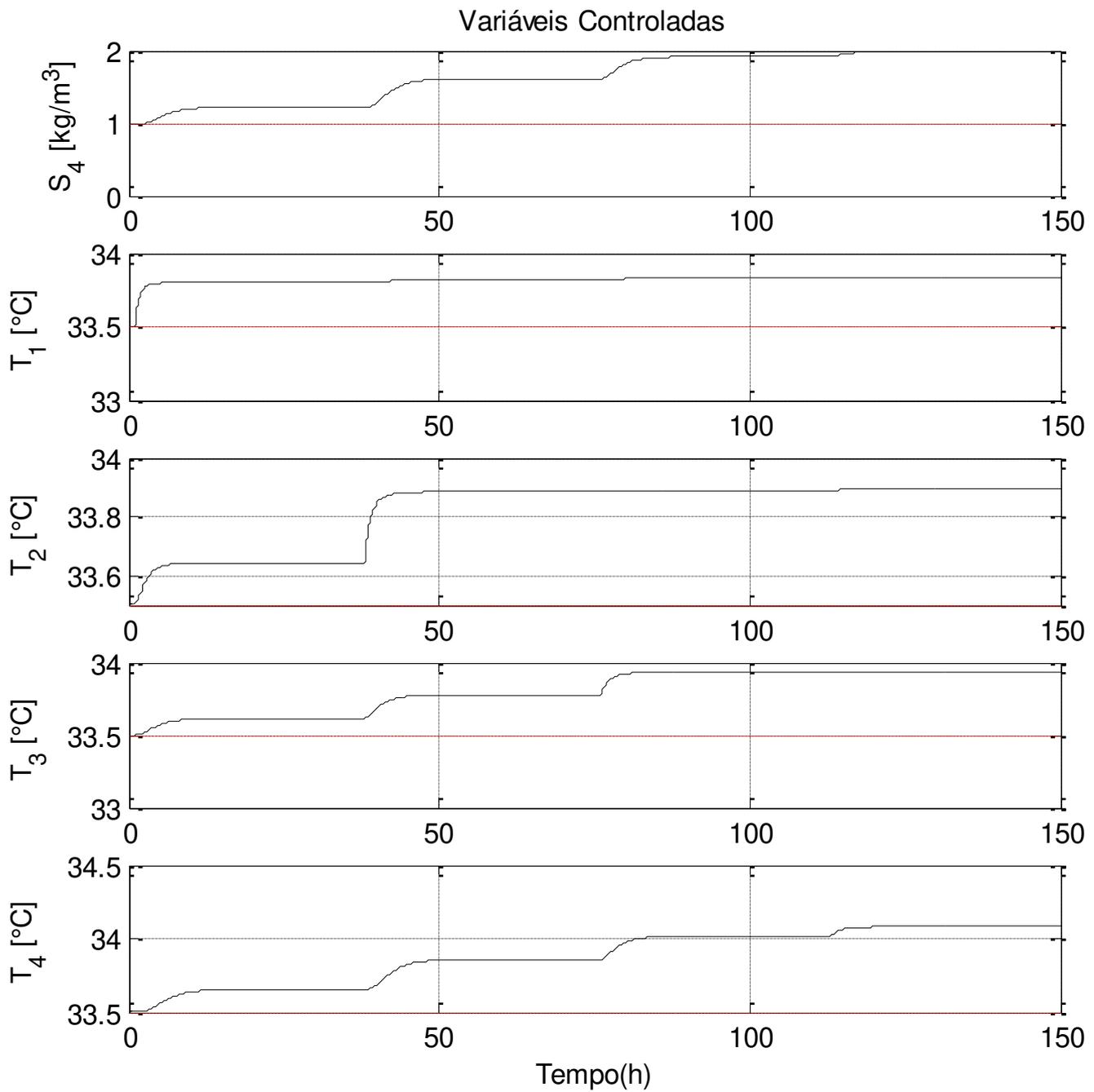


Figura 13: Resposta do Sistema em Malha aberta – Simulação 3.

Tabela 14: Estado Estacionário após cada Perturbação – Simulação 3.

	$S_4$ ( $m^3/h$ )	$T_1$ ( $^{\circ}C$ )	$T_2$ ( $^{\circ}C$ )	$T_3$ ( $^{\circ}C$ )	$T_4$ ( $^{\circ}C$ )
$T_{je1}$	1,2192	33,806	33,644	33,614	33,654
$T_{je2}$	1,6094	33,819	33,885	33,778	33,857
$T_{je3}$	1,9165	33,830	33,891	33,935	34,018
$T_{je4}$	1,9811	33,834	33,893	33,937	34,081

Nesta simulação é fácil de verificar a influência da temperatura de cada dorna na concentração de substrato, e mesmo como uma perturbação na temperatura da primeira dorna influencia na temperatura das demais.

Pode-se notar, que pequenas perturbações podem gerar alterações em todas as variáveis controladas, bem como elas se relacionam em diferentes cenários e em um sistema de alta complexidade.

Na Figura 12 é mostrado como uma perturbação diretamente relacionada à cinética do processo (ligada à concentração de substrato) causa aumento na temperatura de todas as dornas. Com a redução do  $\mu_{max}$  de uma dorna, a velocidade máxima de crescimento da levedura é reduzida e conseqüentemente uma redução da cinética da reação. Em decorrência disso, mais substrato (menos é consumido) passa para a dorna seguinte, a qual com mais matéria prima pelo princípio de Le Chatelier, irá converter mais açúcar em etanol (uma vez que esta dorna não teve alteração na cinética) e conseqüentemente ocorrerá um aumento na temperatura (reação exotérmica).

Enquanto na Figura 13, como o aumento na temperatura do fluido refrigerante gera um aumento na concentração de substrato. Com o aumento de  $T_j$ , resulta no aumento da temperatura da dorna, com isso verifica-se o efeito inibitório do etanol sobre a levedura ( $P_{max}$  aumenta) o que reduz a velocidade de crescimento da levedura, reduzindo também o número de células (equação 22), conseqüentemente existirão menos células para efetuar a fermentação, resultando em um aumento na concentração de substrato (menos é consumido).

Tendo em vista os efeitos destes cenários em malha aberta, foram implementadas quatro propostas já descritas na etapa de desenvolvimento para controlar esse sistema de 5 variáveis controladas. Das propostas, uma delas considera o tempo de amostragem de meia hora (Proposta I), e três consideram dois tempos de amostragem diferentes (meia hora para o substrato e 72 s para as temperaturas, Proposta II, III e IV).

## 4.2. Proposta I

Na primeira proposta foi desenvolvido um único MPC com tempo de amostragem de 0,5h responsável pelo controle das 5 variáveis controladas pela manipulação de 5 variáveis simultaneamente. Para tal, a melhor sintonia encontrada está apresentada na Tabela 15, além do horizonte de predição de 60 (equivalente a 30h), como justificado no desenvolvimento e o horizonte de controle de 3 (1,5h) que é de costume estar entre 3-5 devido à carga computacional.

Tabela 15: Proposta I - Sintonia MPC.

	$S_4$	$T_1$	$T_2$	$T_3$	$T_4$
$Q$	9500	65000	78000	13000	6000
	$F_a$	$F_{j1}$	$F_{j2}$	$F_{j3}$	$F_{j4}$
$R$	1	2.9	12	18	13

Após a sintonia (realizada a partir da Simulação 1), as propostas foram testadas frente as demais 2 simulações propostas (Simulação 2 para verificar o comportamento focado na concentração do substrato, e Simulação 3 para o comportamento das temperaturas). Nesta verificação notou-se desempenhos diferenciados nos diversos cenários. Na primeira simulação que avalia o sistema em 5 situações distintas, obteve-se o seguinte gráfico apresentado na Figura 14, que mostra justamente o comportamento de cada variável controlada no tempo.

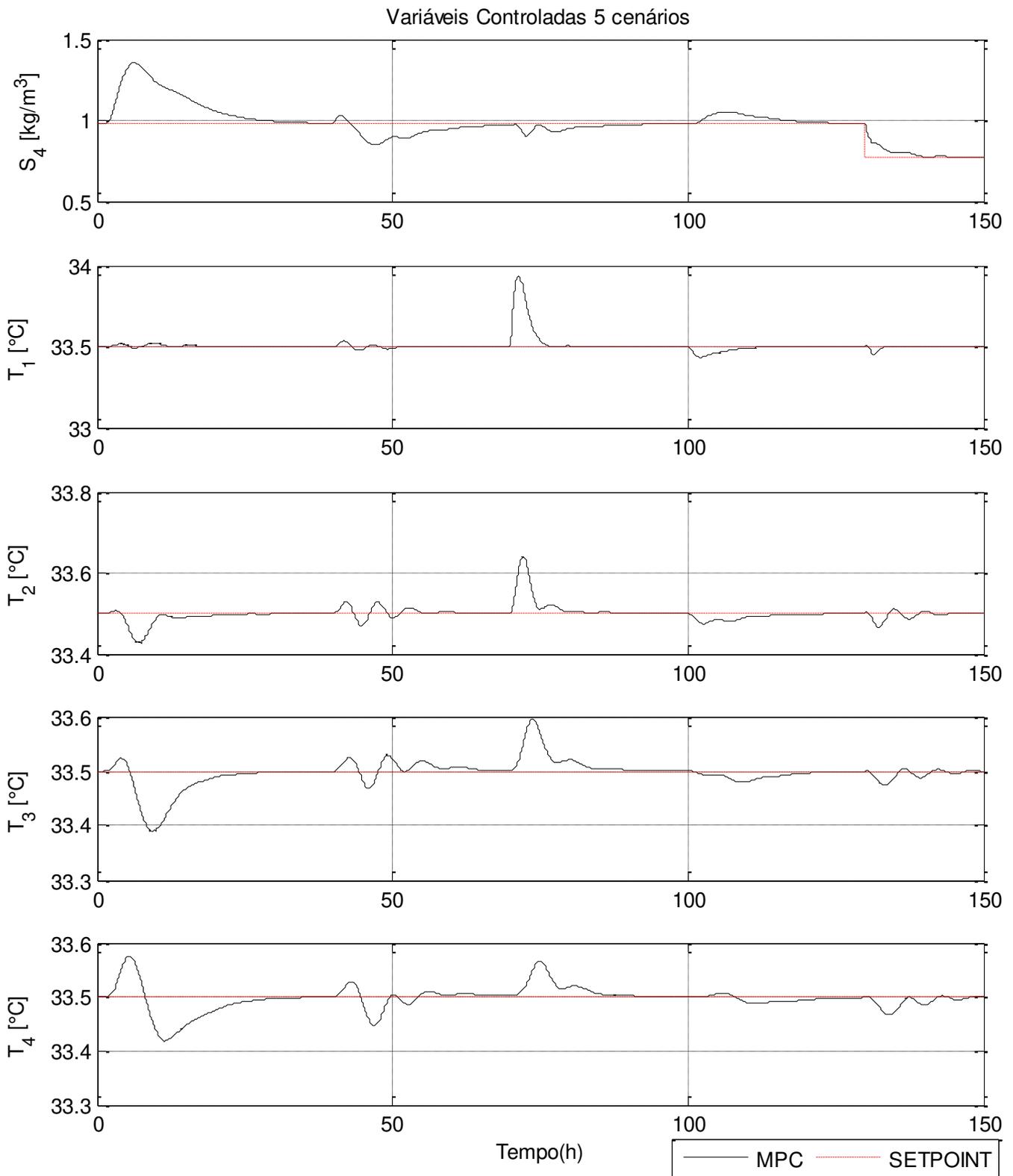


Figura 14: Proposta I – Resposta do Sistema – Simulação 1.

No caso do sistema em malha fechada, é visível que o controle é capaz de fazer com que as 5 variáveis controladas retornem aos valores desejados. E para efeito de comparação com a malha aberta, neste caso, ao invés dos novos estados estacionários em malha aberta, foi analisado o maior desvio de cada variável após cada perturbação, como esta apresentado na Tabela 16.

Tabela 16: Desvio Máximo - Proposta I - Simulação 1.

	$S_4$ (Kg/m <sup>3</sup> )		$T_1$ (°C)		$T_2$ (°C)		$T_3$ (°C)		$T_4$ (°C)	
$S_0$	1,3558	0,3763	33,520	0,020	33,424	0,076	33,389	0,111	33,419	0,081
$R$	0,8487	0,1308	33,537	0,037	33,531	0,031	33,469	0,031	33,447	0,053
$T_0$	0,9041	0,0754	33,935	0,435	33,641	0,141	33,596	0,096	33,566	0,066
$X_0$	1,0536	0,0741	33,434	0,066	33,475	0,025	33,479	0,021	33,488	0,012
<i>Set-Point</i>	0,9812	0,2134	33,450	0,050	33,450	0,050	33,474	0,026	33,466	0,034

Quando se compara a Tabela 16 com a Tabela 12, verifica-se que os desvios momentâneos apresentados em malha fechada foram muito menores do que os desvios em malha aberta. Para a concentração de substrato em malha fechada foram encontrados desvios que variavam de 0,07 até quase 0,40 kg/m<sup>3</sup>, dependendo da perturbação, enquanto as mesmas perturbações causaram desvios entre 3,0 e 5,5 kg/m<sup>3</sup> em relação aos valores desejados em malha aberta.

Analisando apenas a Simulação 1, é possível verificar a importância de um bom controle para o processo. Ele deve ser capaz de lidar com os mais diferentes cenários que podem ocorrer durante a operação. Por isto, o estudo analisou vários cenários diferentes para encontrar uma sintonia balanceada para diversas perturbações. Com isso temos a resposta da proposta I, frente à Simulação 2 na Figura 15 a seguir.

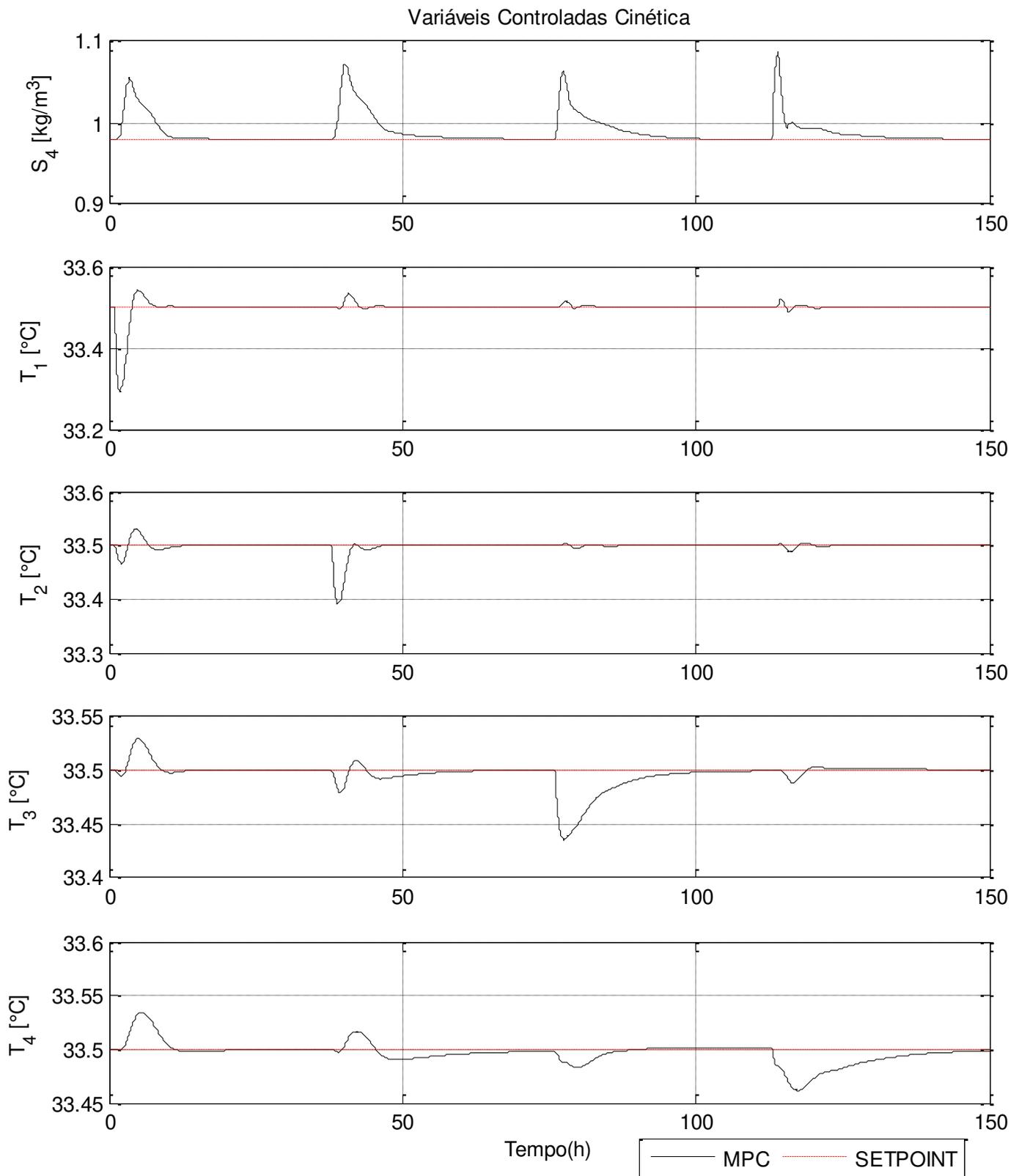


Figura 15: Proposta I - Resposta do Sistema - Simulação 2.

Tabela 17: Desvio Máximo - Proposta I - Simulação 2.

	$S_4$ (kg/m <sup>3</sup> )	$T_1$ (°C)	$T_2$ (°C)	$T_3$ (°C)	$T_4$ (°C)
$\mu_{max1}$	1,0554 0,0759	33,293 0,207	33,466 0,034	33,530 0,030	33,534 0,034
$\mu_{max2}$	1,0721 0,0926	33,535 0,035	33,389 0,111	33,479 0,021	33,517 0,017
$\mu_{max3}$	1,0641 0,0846	33,515 0,015	33,494 0,006	33,435 0,065	33,483 0,017
$\mu_{max4}$	1,0876 0,1081	33,520 0,020	33,487 0,013	33,488 0,012	33,461 0,039

De maneira análoga à análise da Simulação 1, comparando a Tabela 17, com a Tabela 13, verifica-se que em malha aberta o substrato apresentou desvios de 0,20 até 1,10 kg/m<sup>3</sup> nestes cenários, enquanto as temperaturas apresentaram variações bem pequenas, da ordem de 0,10 até 0,50 °C. Já com o controle atuando, os desvios foram de 0,08 a 0,11 kg/m<sup>3</sup> para o substrato e para as temperaturas o desvio foi muito próximo ao encontrado em malha aberta, muito pequenos, sem exceder 0,2 °C.

No último teste, a simulação 3 foi feita e a resposta apresentada na Figura 16 à seguir.

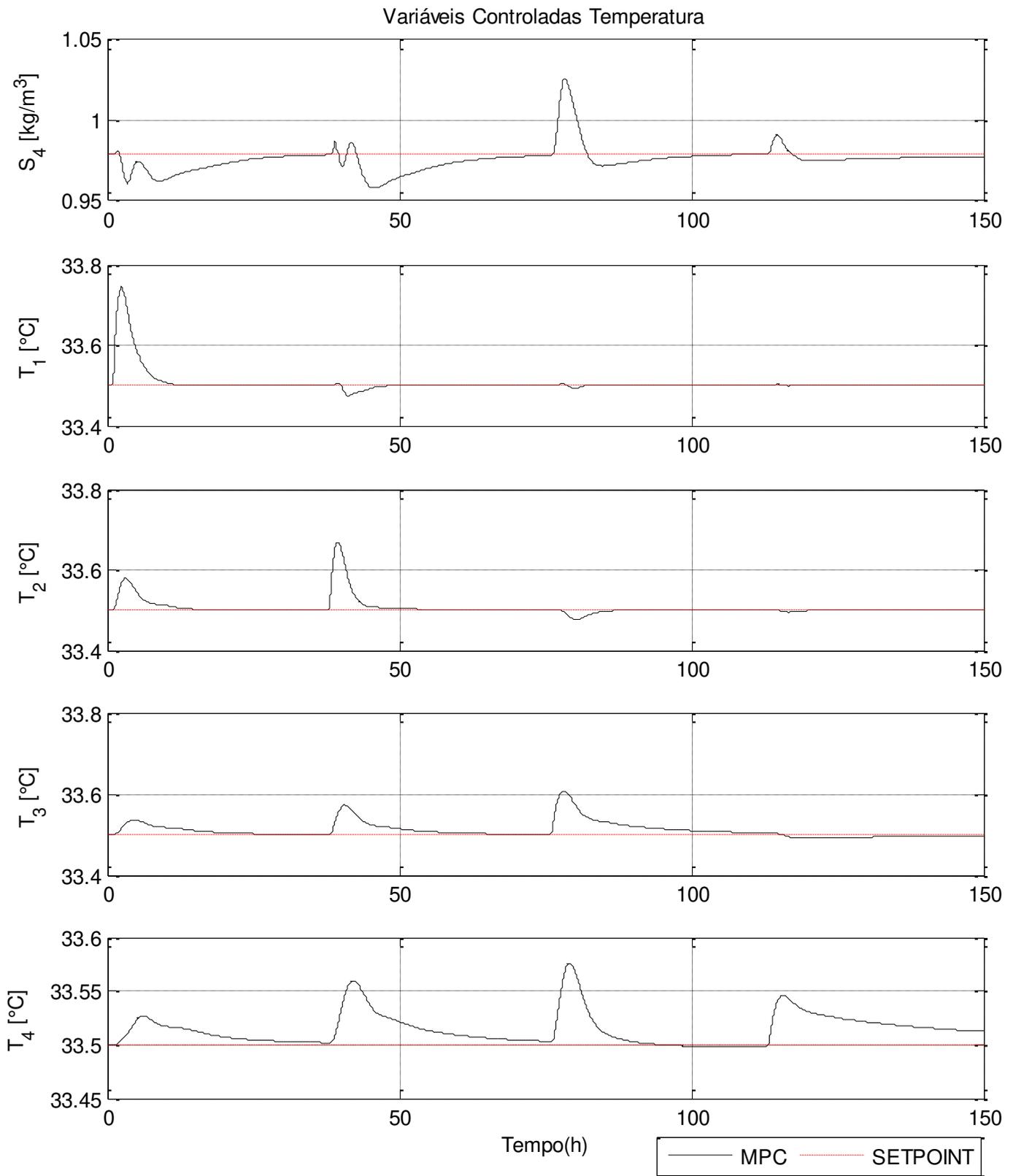


Figura 16: Proposta I - Resposta do Sistema – Simulação 3.

Apenas analisando a Figura 14, nota-se que embora o controle atinja seu objetivo, verifica-se que a concentração de substrato não foi das melhores, enquanto que as temperaturas tiveram um desempenho razoável.

Tabela 18: Desvio Máximo - Proposta I - Simulação 3.

	$S_4$ (kg/m <sup>3</sup> )		$T_1$ (°C)		$T_2$ (°C)		$T_3$ (°C)		$T_4$ (°C)	
$T_{je1}$	0,9608	0,0187	33,745	0,245	33,581	0,081	33,565	0,065	33,527	0,027
$T_{je2}$	0,9579	0,0216	33,473	0,027	33,672	0,172	33,573	0,073	33,56	0,060
$T_{je3}$	1,0258	0,0463	33,493	0,007	33,477	0,023	33,608	0,108	33,576	0,076
$T_{je4}$	0,9913	0,0118	33,503	0,003	33,495	0,005	33,491	0,009	33,546	0,046

Da mesma forma com analisado nas simulações anteriores, verificamos que em malha aberta o substrato apresentou desvios entre 0,30 e superior a 1,00 kg/m<sup>3</sup>, enquanto em malha fechada estes desvios variaram entre 0,01 e 0,05 kg/m<sup>3</sup>. Já para as temperaturas que variaram entre 0,1 e 0,6 °C em malha aberta, o controle foi capaz de reduzir este desvio para valores inferiores a inferiores à 0,25 °C. Logo pode-se notar que, mesmo sem a melhor sintonia, o MPC foi capaz de reduzir os erros significativamente, mostrando a eficiência do controle para os cenários até então propostos.

Com as respostas da Simulação 2 e 3 nota-se que uma perturbação na temperatura pode influenciar mais a concentração de substrato, do que o inverso. Esta é uma das razões de se manter a temperatura do processo bem controlada mesmo sendo a concentração de substrato de maior relevância por estar diretamente ligada ao rendimento do processo e, conseqüentemente tornar este economicamente viável.

Ao comparar as respostas da proposta I (Tabelas 16, 17 e 18) com a resposta em malha aberta (Tabelas 12, 13 e 14), verificamos que o controle desempenhou bem sua função, manteve todo o sistema nos valores desejados, e foi capaz de reduzir significativamente o desvio das variáveis controladas.

Apenas analisando a resposta do sistema e os maiores desvios, nota-se que a análise pode se tornar um pouco subjetiva e simples para um estudo mais detalhado. Então se calculou a integral do erro absoluto (IAE) de cada variável frente a cada simulação (apresentado na Tabela 19), para chegar a uma resposta mais objetiva quando comparando quantitativamente com as demais propostas.

O IAE mostrado abaixo foi calculado de forma a padronizá-lo frente a todas as propostas que apresentavam números diferentes de elementos ( $n$ ) e com  $\Delta T$  referente ao tempo de simulação considerado, que variou quando foram analisados casos locais de cada simulação.

$$IAE = \int E(abs)dt = \frac{\sum |setpoint - Y|}{n} \cdot \Delta T \quad (41)$$

Tabela 19: Proposta I - IAE - Simulação 1,2 e 3.

	$S_4$	$T_1$	$T_2$	$T_3$	$T_4$
Simulação 1	7,749	2,045	1,398	2,020	2,061
Simulação 2	1,541	0,634	0,450	0,791	0,982
Simulação 3	0,888	1,036	1,083	1,970	2,233

Como foi discutido no desenvolvimento da proposta e no começo dos resultados, verifica-se que o fato do sistema ser muito grande e complexo, a sintonia do controlador é um grande desafio. Isto passa pelo fato de ser difícil priorizar uma variável controlada frente às demais. Então, para verificar este efeito, foi comparada a resposta do sistema da proposta I, com sintonias que priorizaram a concentração de substrato e as temperaturas. Estas sintonias foram feitas frente às Simulações 2 e 3 que são focadas em cada grupo de variável controlada.

Com este intuito, criou-se o MPC\_S4, aquele cuja sintonia foi feito para resposta priorizando a concentração do substrato (simulação 2); desenvolveu-se também o MPC\_T, cuja sintonia foi feita para resposta focada nas temperaturas (Simulação 3); e o MPC, aquele foi o meio termo encontrado para

atender todos os cenários (Simulação 1) já apresentados anteriormente. Neste caso chegou-se à Tabela 20 com as diferentes sintonias de cada MPC com diferentes prioridades.

Tabela 20: Comparação de Sintonia.

		$S_4$	$T_1$	$T_2$	$T_3$	$T_4$
Q	MPC_S4	25000	2000	4000	9000	18000
	MPC_T	350	15000	24000	7000	4500
	MPC	6500	65000	78000	13000	6000
		$F_a$	$F_{j1}$	$F_{j2}$	$F_{j3}$	$F_{j4}$
R	MPC_S4	2	2,9	12	18	13
	MPC_T	0,2	0,58	2,4	1	1
	MPC	10	29	120	180	130

Só de observar a Tabela 20 nota-se a grande diferença, em especial do Q de cada sintonia, uma vez que quanto maior o Q, maior é a prioridade do erro da respectiva variável controlada. Por isso temos no MPC\_S4 um  $Q_{S4}$  bem maior que os demais e, de maneira contrária, para o MPC\_T o  $Q_{S4}$  é bem menor que os demais, enquanto para o MPC mais equilibrado tentou-se encontrar um meio termo entre as sintonias para lidar bem com todos os tipos de perturbações, por isso verifica-se um Q intermediário.

Para comparar bem os casos, foram usadas ambas as sintonias (focada no substrato e na temperatura) nos 2 casos opostos (Simulação 2 e 3). Esta comparação resultou nos gráficos comparativos abaixo, sendo a Figura 17 formada pelos cenários referente ao substrato, e a Figura 18, cujos cenários são referentes à temperatura usando também ambas as sintonias.

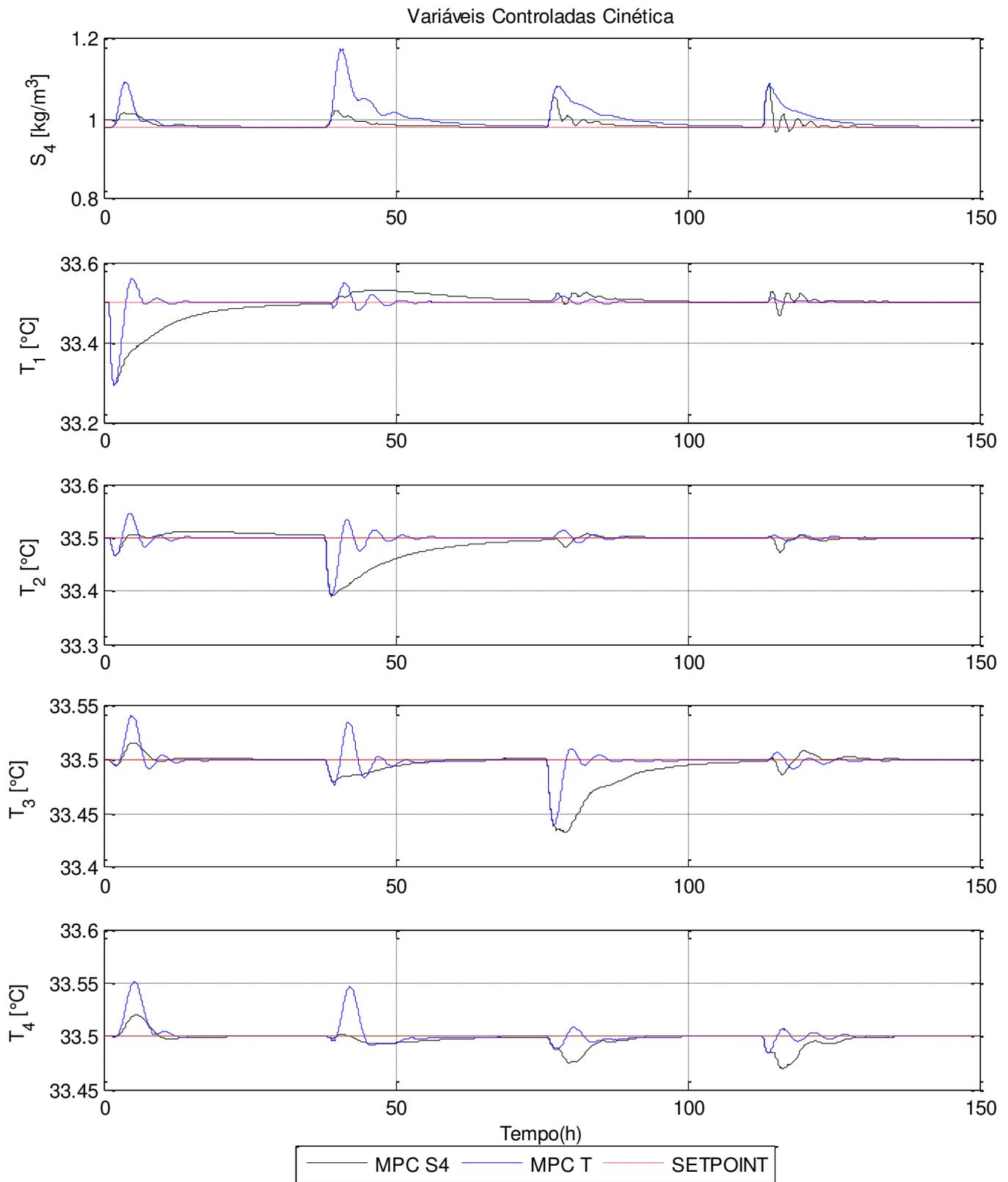


Figura 17: Comparativo de Sintonia – Simulação 2.

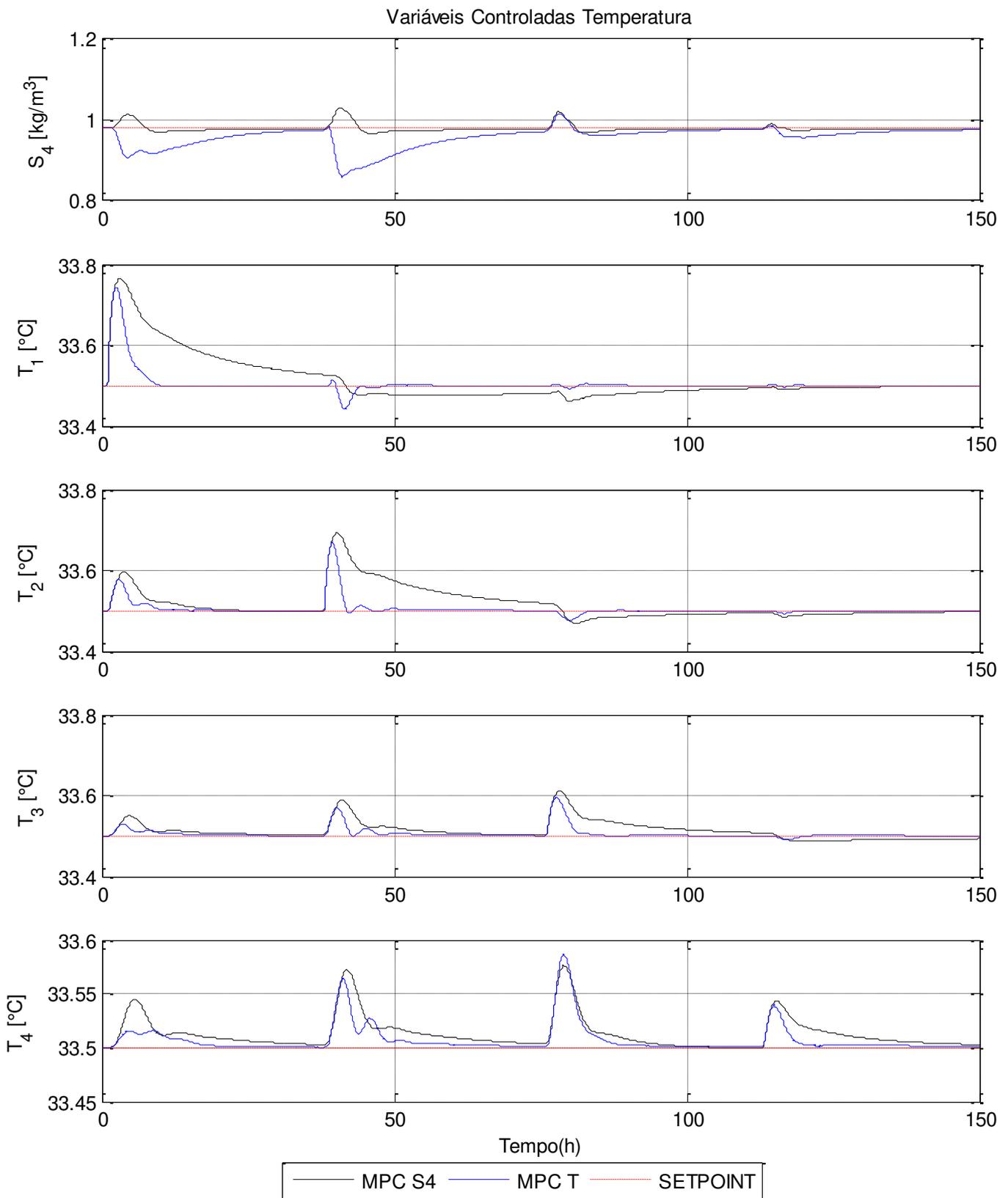


Figura 18: Comparativo de Sintonia – Simulação 3.

A conclusão visual é simples. Graficamente, pelas Figuras 17 e 18, nota-se que para a concentração de substrato, a melhor resposta foi obtida pelo MPC\_S4, enquanto para as temperaturas a melhor resposta foi obtida pelo MPC\_T. Para chegar a uma conclusão mais objetiva, também foram calculados o *IAE* de cada caso e comparados com o *IAE* do MPC apresentado previamente (que teve melhor resultado frente à maioria dos cenários) como referência (simulação 1). Os resultados estão apresentados na Tabela 21 como % do valor do *IAE* do MPC balanceado.

Tabela 21: Comparativo IAE - Sintonia Substrato e Temperatura – Proposta I

	$S_4$ ( $m^3/h$ )		$T_1$ ( $^{\circ}C$ )		$T_2$ ( $^{\circ}C$ )		$T_3$ ( $^{\circ}C$ )		$T_4$ ( $^{\circ}C$ )	
	$T_j$	$\mu_{max}$	$T_j$	$\mu_{max}$	$T_j$	$\mu_{max}$	$T_j$	$\mu_{max}$	$T_j$	$\mu_{max}$
MPC_S4	85,20%	61,41%	486,92%	420,96%	342,12%	383,06%	129,15%	126,68%	87,45%	59,18%
MPC_T	387,13%	198,74%	100,82%	125,78%	80,24%	135,50%	45,26%	63,55%	50,30%	52,24%

Com base na Tabela 21 podemos pontuar:

- 1) A resposta com relação ao substrato usando o MPC\_S4 frente às duas simulações ( $\mu_{max}$  - Simulação 2 e  $T_j$  - Simulação 3) foi melhor não apenas frente ao MPC\_T, mas também significativamente melhor ao que foi considerada a melhor sintonia para a maioria dos casos (MPC balanceado).
- 2) A resposta com relação às temperaturas usando MPC\_T foi claramente melhor do que a resposta do MPC\_S4 em ambas as simulações, porém a diferença não foi tão clara com relação ao MPC balanceado, mas no caso da Simulação 3 verificou-se melhora significativa para as temperaturas das dornas 2, 3 e 4.

Isto evidencia a importância da sintonia do controle, e como ela pode mudar a resposta do sistema significativamente, dependendo da prioridade dada para cada variável. Além disso, notamos que este sistema 5x5 é muito complexo e, o fato de ser multivariável, acaba prejudicando a resposta do

controlador, fortalecendo a ideia de separar em dois controladores menores. Esta separação torna o sistema, a modelagem e a sintonia mais simples, e conseqüentemente melhora a resposta do controlador (proposta II, III e IV).

### 4.3. Propostas II, III e IV

Como o descrito no desenvolvimento, as propostas a seguir vieram a partir do uso de tempos de amostragem diferentes do substrato e da temperatura, além do fato de tornar o sistema menor e mais simples para o controle. Com isto foram desenvolvidas as demais propostas com as sintonias apresentadas nas Tabelas 22, 23 e 24. A Tabela 22 mostra a sintonia do MPC do substrato, referente a um único controlador SISO (par  $S_d/F_a$ ) para todas as propostas. Já na Tabela 23 está apresentado a sintonia de 1 MPC MIMO 4x4 para a proposta 2 e 4 MPC's SISO da proposta III, para as temperaturas. A Tabela 24 mostra-se a sintonia de 4 PID's responsáveis pelo controle das temperaturas da proposta IV, sintonizadas pelo método *Ultimate Gain*.

Tabela 22: Sintonia Proposta II, III e IV para o Substrato.

	$Q$	$R$
Proposta II	1000000	60
Proposta III	1800000	120
Proposta IV	50000	6

Tabela 23: Proposta II e III - Sintonia MPC para Temperatura

		$T_1$	$T_2$	$T_3$	$T_4$
$Q$	Proposta II	22000	120000	200000	70000
	Proposta III	10000	100	220000	60000
		$F_{j1}$	$F_{j2}$	$F_{j3}$	$F_{j4}$
$R$	Proposta II	1000	11000	12000	4000
	Proposta III	300	6000	500	2500

Tabela 24: Proposta IV - Sintonia PID para as Temperaturas.

	$T_1$	$T_2$	$T_3$	$T_4$
$Kc (m^3/h^{\circ}C)$	-155	-36,5	-162,5	-175
$T_I (h)$	1,2	1,2	1,2	2
$T_D (h)$	0,125	0,125	0,125	0,125

Com estas sintonias, todas as propostas foram testadas frente às mesmas 3 simulações da proposta I (Figuras 19, 23 e 24) e os resultados dos erros foram comparados como sendo porcentagem do erro desta (Tabela 25).

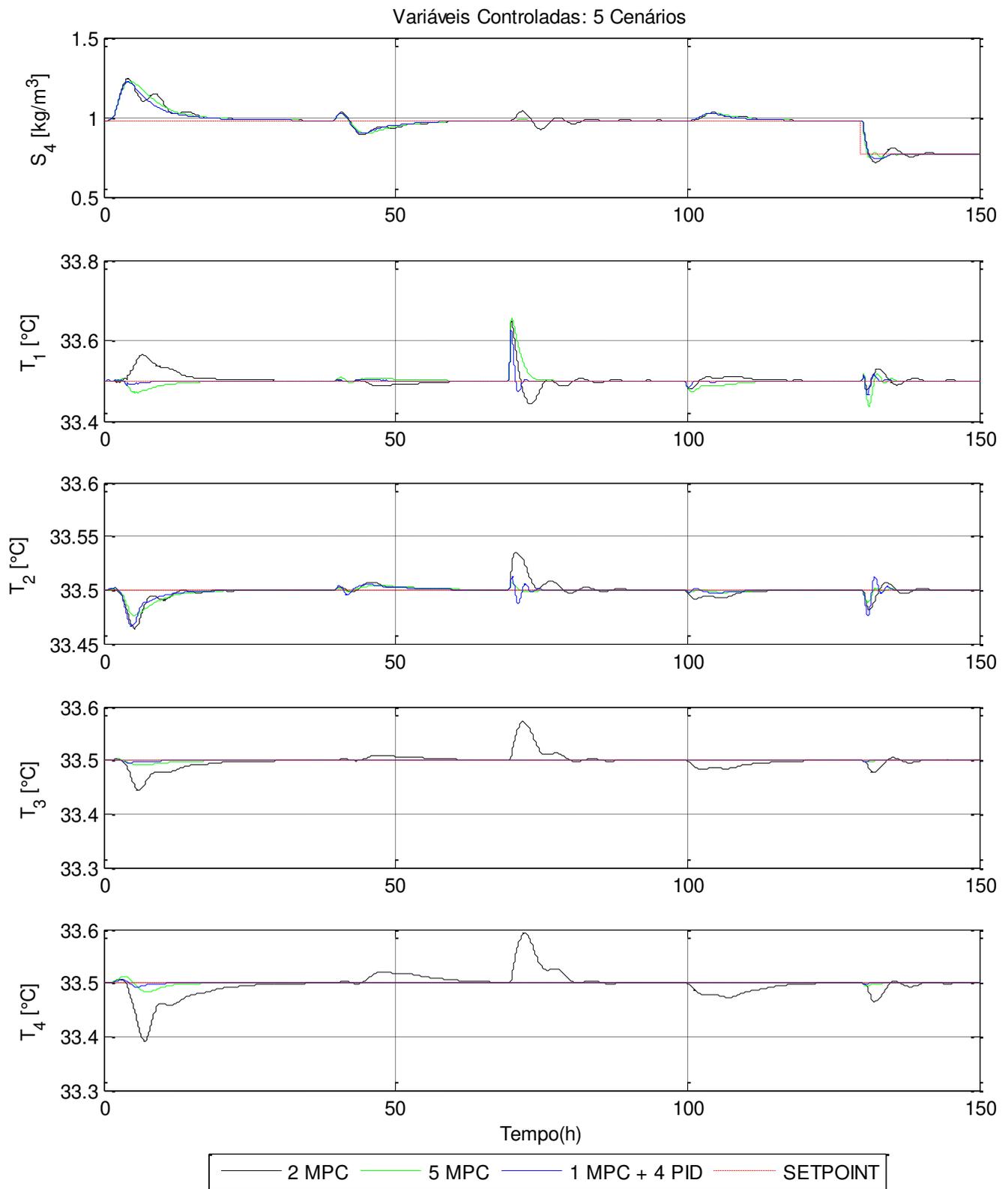


Figura 19: Resposta do Sistema - Proposta II, III e IV – Simulação 1.

Pela Figura 19 nota-se alguns pontos com relação às variáveis controladas:

1. Verificando o comportamento da concentração do substrato, podemos notar que o comportamento é parecido para todas as propostas (todas são feitas a partir de um MPC SISO, mesma estratégia). Em especial, nota-se uma maior diferença na perturbação de  $S_0$ , na qual a proposta II apresenta uma pequena oscilação, e na perturbação em  $T_0$ , na qual as propostas III e IV mostram eficiência maior no controle de temperatura e, conseqüentemente, reduzem os efeitos sob a concentração de substrato.
2. Com relação à temperatura da primeira dorna, é claro em 3 cenários específicos ( $S_0$ ,  $T_0$  e problema servo) que os erros e oscilações da proposta II são superiores aos das demais propostas, o que indica menor eficiência.
3. Para a temperatura da segunda dorna, nota-se um comportamento muito semelhante para todas as propostas, onde apenas na perturbação de  $T_0$  pode-se notar uma pequena diferença, onde novamente a proposta II apresenta desvio maior em relação à trajetória.
4. Para a temperatura 3 nota-se diferenças mais significativas. Verifica-se que a temperatura quase não é alterada frente às perturbações para as propostas III e IV, nas quais as perturbações surtem efeitos muito pequenos, enquanto na proposta II as perturbações resultam em desvios mais significativos.
5. De maneira muito semelhante à temperatura da terceira dorna, na quarta a diferença fica ainda mais discrepante, mostrando que a proposta II é menos eficiente.

Tendo em vista estas diferenças foi analisado mais de perto o cenário da perturbação em  $S_0$ ,  $T_0$  e o problema servo para as temperaturas com as Figuras 20, 21 e 22, e analisado quantitativamente o *IAE* local bem como os maiores desvios (picos) de cada perturbação.

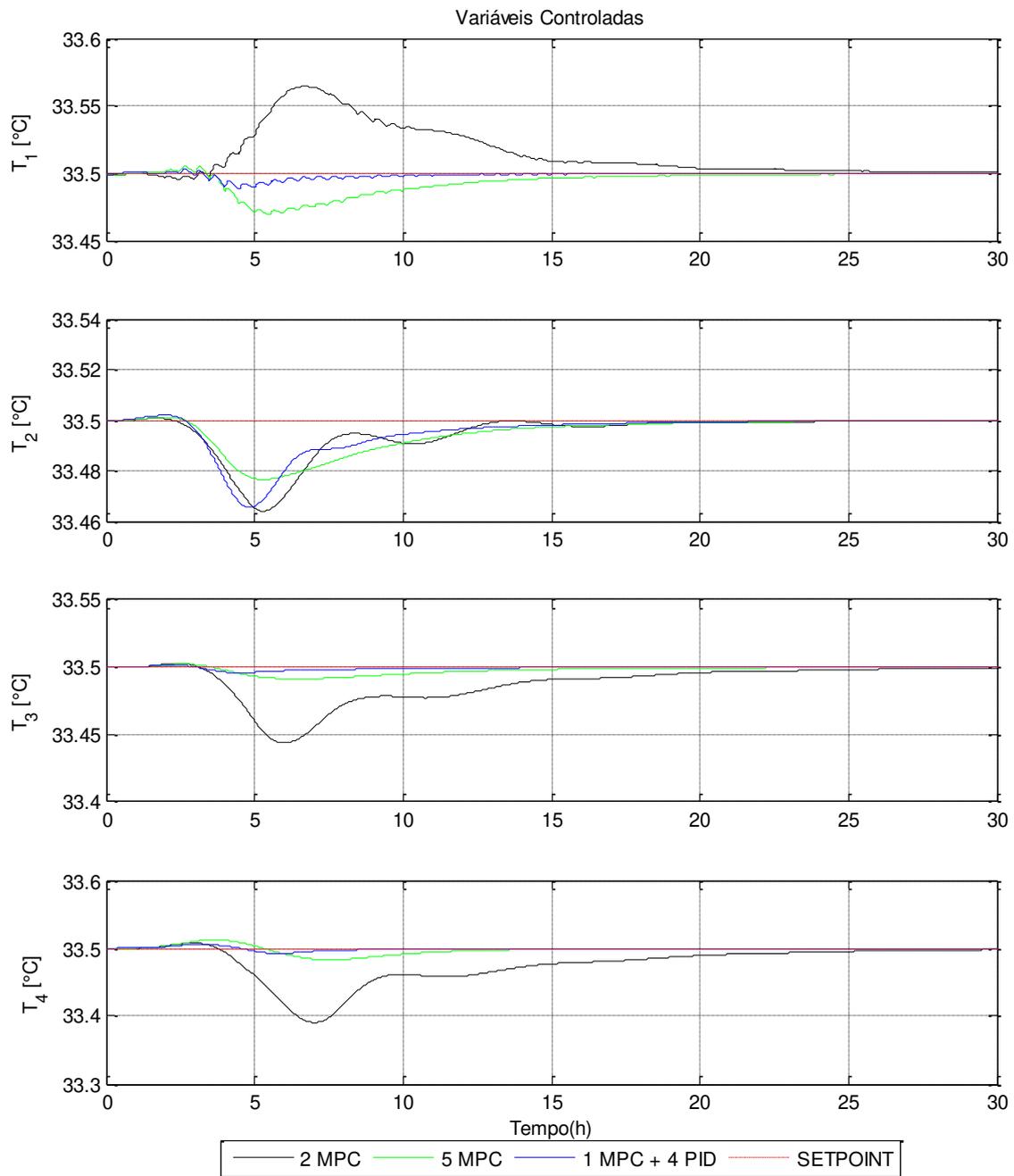


Figura 20: Proposta II, III e IV IAE– Perturbação em  $S_0$ .

Tabela 25: Proposta II, III e IV IAE e pico local – Perturbação em  $S_0$ .

	$T_1$			$T_2$			$T_3$			$T_4$		
	<i>II</i>	<i>III</i>	<i>IV</i>									
<i>IAE</i>	0,4534	0,1937	0,0002	0,1565	0,1552	0,0026	0,3658	0,0692	0,0000	0,7299	0,1128	0,0002
<i>Picos</i>	0,0613	0,0312	0,0122	0,0327	0,0236	0,0345	0,0530	0,0086	0,0043	0,1057	0,0170	0,0077

Quando analisa-se a Figura 20, é fácil notar que a proposta II apresenta os maiores desvios e oscilações. Comparando juntamente com a análise dos dados locais da Tabela 25 (*IAE* e o maior desvio em relação à referência) verifica-se que a proposta II apresentou não apenas os maiores erros, bem como também os maiores desvios em relação à trajetória, evidenciando quantitativamente o observado na figura.

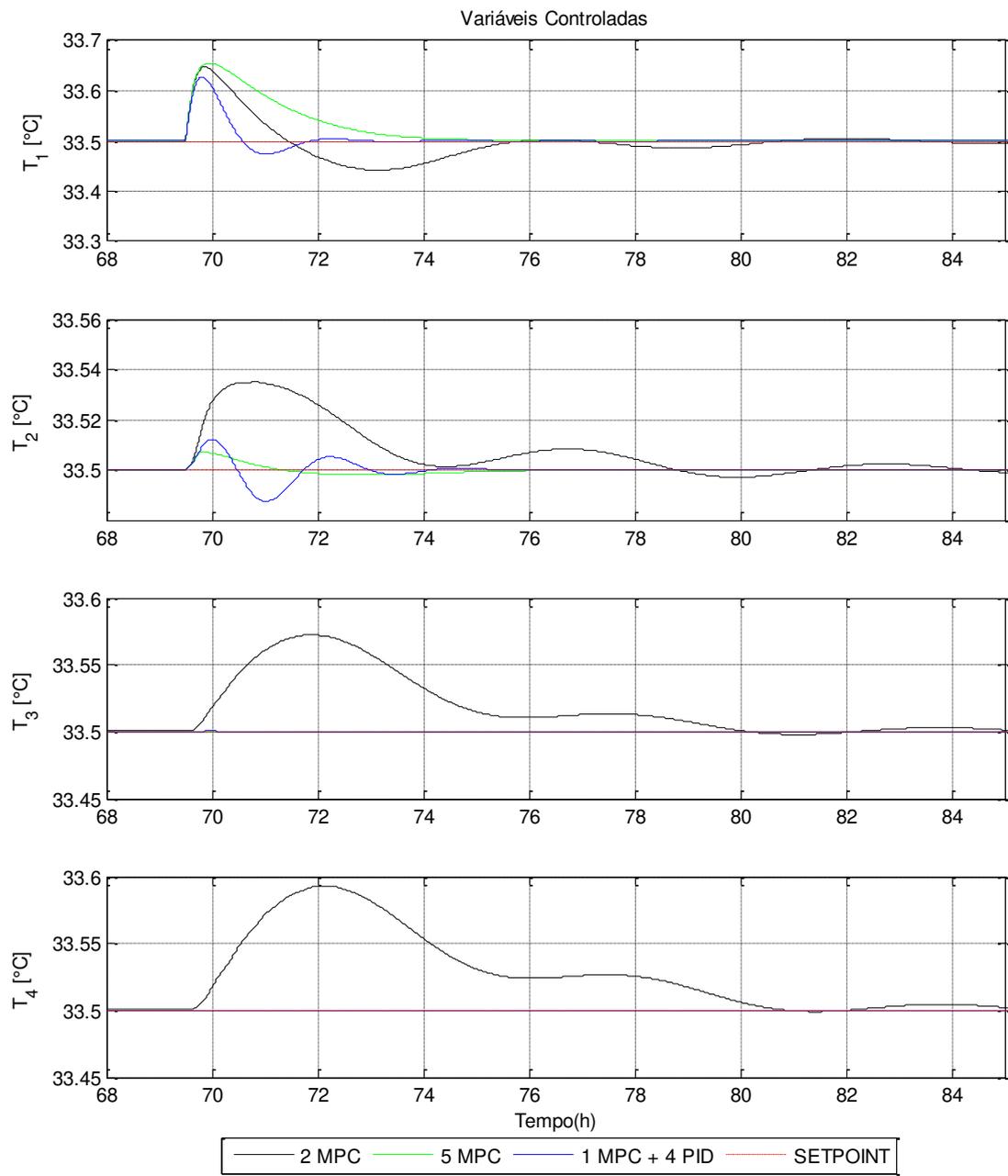


Figura 21: Proposta II, III e IV IAE– Perturbação em  $T_0$ .

Tabela 26: Proposta II, III e IV IAE e Pico Local – Perturbação em  $T_0$ .

	$T_1$			$T_2$			$T_3$			$T_4$		
	II	III	IV									
<i>IAE</i>	0,3293	0,2964	0,0081	0,1189	0,0127	0,0002	0,3034	0,0007	0,0000	0,4548	0,0008	0,0000
<i>Picos</i>	0,1415	0,1546	0,1076	0,0350	0,0067	0,0125	0,0724	0,0002	0,0006	0,0923	0,0002	0,0001

De maneira análoga, pode notar-se que a proposta II continua tendo os piores resultados dentre as propostas com 2 tempos de amostragem. Porém, no caso da Figura 21 e Tabela 26 com a perturbação em  $T_0$ , verifica-se que a diferença é bem mais acentuada, em decorrência de ser uma perturbação diretamente relacionada à temperatura. Para essa diferença as diferentes estratégias das propostas se diferenciam de maneira mais acentuada. Isso mostra que as diferentes propostas resultaram em melhorias significativas com relação ao comportamento das temperaturas.

No caso desta perturbação, verifica-se que a menor diferença encontra-se na temperatura da primeira dorna, uma vez que nesta recebe de fato a perturbação é capaz de controlá-la praticamente sozinha. Porém nota-se que a diferença só aumenta para as dornas em sequência, com a perturbação nem sendo visível na escala do gráfico para a terceira e quarta dornas para as propostas III e IV. Este fato deve-se à complexidade do sistema e às capacidades preditiva e multivariável do MPC, que neste caso acaba prejudicando a resposta do controlador, pois acaba prevendo uma perturbação nas dornas 2,3 e 4 que quase não ocorrem e o controle acaba agindo sobre as variáveis manipuladas sem necessidade, aumentando o erro.

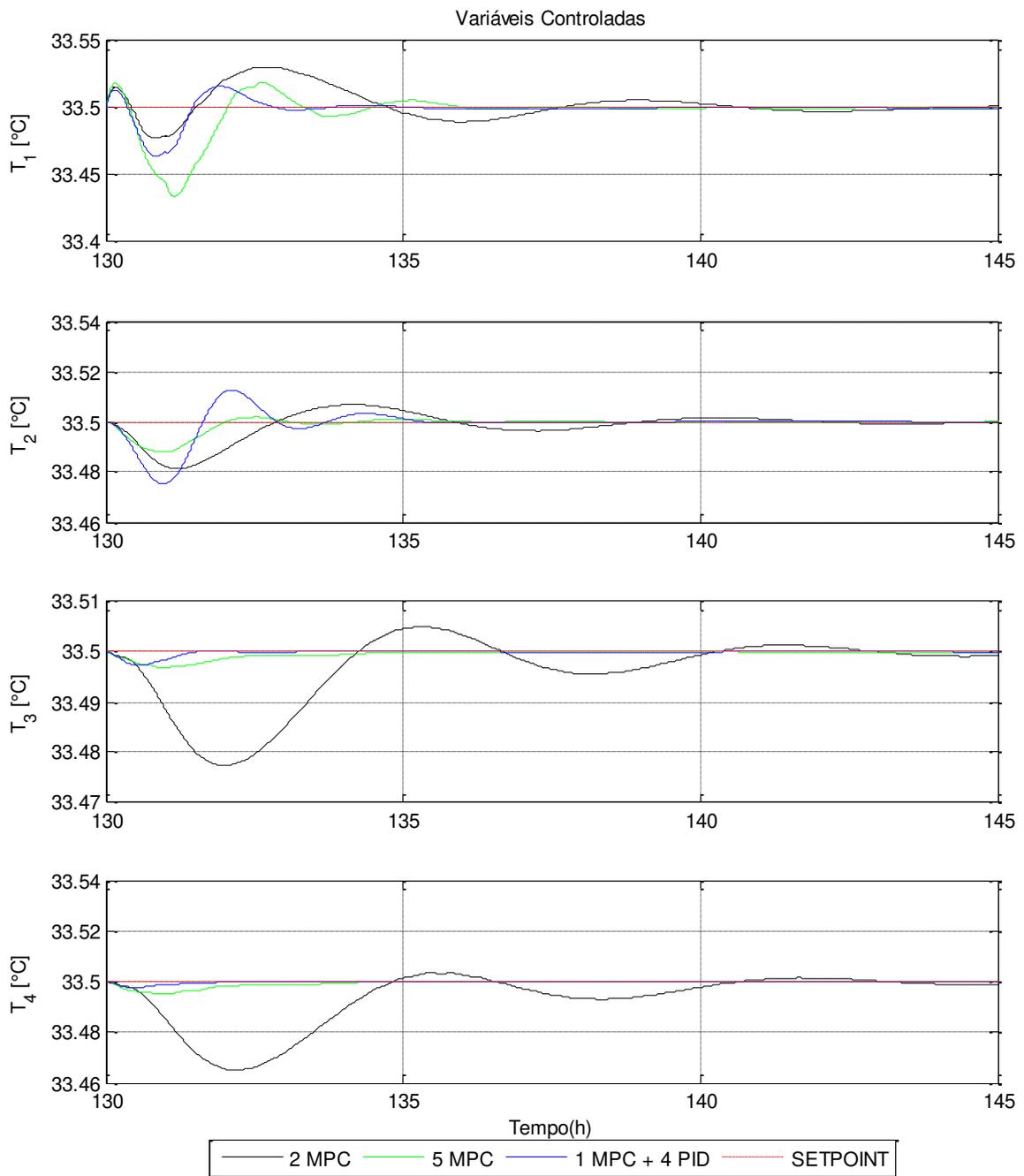


Figura 22: Proposta II, III e IV IAE– Problema Servo.

Tabela 27: Proposta II, III e IV IAE e pico local – Problema Servo.

	$T_1$			$T_2$			$T_3$			$T_4$		
	<i>II</i>	<i>III</i>	<i>IV</i>									
<i>IAE</i>	0,0920	0,0915	0,0009	0,0346	0,0170	0,0005	0,0582	0,0062	0,0000	0,0992	0,0091	0,0000
<i>Picos</i>	0,0327	0,0661	0,0359	0,0194	0,0121	0,0246	0,0211	0,0031	0,0027	0,0321	0,0051	0,0024

Assim como verificado na perturbação em  $S_0$  e em  $T_0$ , no problema servo verificou-se que a proposta II apresentou maiores erros, maiores desvios, bem como maiores oscilações antes de retornar ao valor de referência, o que reforça que esta proposta foi a de menor eficiência para o sistema considerado.

Como na proposta I, as propostas II, III e IV também foram analisadas com relação às 3 simulações. Então na Figura 23 à seguir verifica-se a representação do comportamento da variáveis controladas frente a simulação 2.

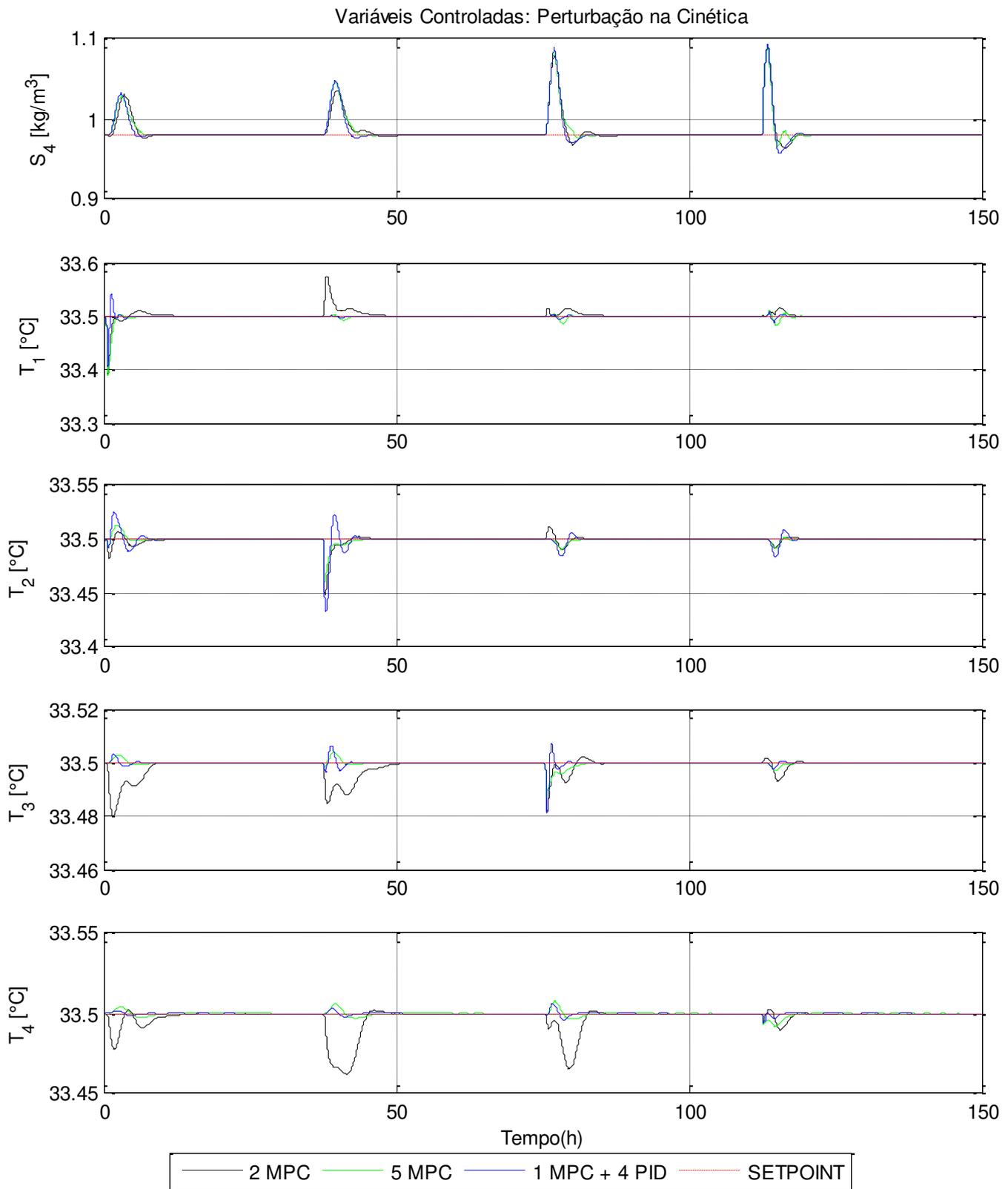


Figura 23: Resposta do Sistema - Proposta II, III e IV - Simulação 2.

Tabela 28: Proposta II, III e IV IAE Local - Simulação 2.

<i>Proposta</i>		$\mu_{max1}$	$\mu_{max2}$	$\mu_{max3}$	$\mu_{max4}$
$S_4$	<i>II</i>	0,1378	0,1669	0,2217	0,1865
	<i>III</i>	0,1395	0,1750	0,2058	0,1634
	<i>IV</i>	0,0047	0,0077	0,0151	0,0134
$T_1$	<i>II</i>	0,1217	0,1566	0,0547	0,0375
	<i>III</i>	0,0971	0,0153	0,0235	0,0312
	<i>IV</i>	0,0034	0,0000	0,0000	0,0001
$T_2$	<i>II</i>	0,0400	0,0703	0,0311	0,0159
	<i>III</i>	0,0312	0,0532	0,0188	0,0140
	<i>IV</i>	0,0009	0,0036	0,0003	0,0003
$T_3$	<i>II</i>	0,0708	0,0763	0,0341	0,0161
	<i>III</i>	0,0087	0,0091	0,0245	0,0065
	<i>IV</i>	0,0000	0,0000	0,0001	0,0000
$T_4$	<i>II</i>	0,0754	0,1985	0,1184	0,0282
	<i>III</i>	0,0173	0,0221	0,0231	0,0259
	<i>IV</i>	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000

A análise direta da Figura 23 e a Tabela 28 reforça ainda mais que o comportamento do substrato é parecido para todas as propostas (em especial para propostas II e III), porém nota-se diferença mais expressiva com relação ao comportamento das temperaturas, em especial da proposta II para as demais.

Ao verificar as figuras de cada simulação, nota-se algumas questões:

1) O comportamento da concentração de substrato foi relativamente próximo de todas as propostas no caso da Simulação 2, uma vez que a perturbação ocorre diretamente na cinética do processo, e a estratégia de controle do substrato é a mesma para todas as propostas. Porém nota-se uma diferença mais significativa quando comparadas as propostas II e III com a IV, que pode ser uma consequência apenas da sintonia.

2) O comportamento das temperaturas apresentou diferenças consideráveis pela Figura 23, porém quando verificamos os erros, notamos que a diferença não é tão significativa (erros já são pequenos). Mesmo porque a Simulação 2 é voltada a análise de perturbações no substrato, o qual não interfere tanto na temperatura. Então, em relação a cada proposta, se faz necessário uma análise mais cuidadosa que será feita após a análise da simulação 3.

Na Simulação 3 representada na Figura 24 a seguir, notamos algo muito semelhante, com um porém que, como a temperatura influencia consideravelmente o comportamento da concentração de substrato, a diferença dele dentre as propostas acaba ficando ainda mais acentuada.

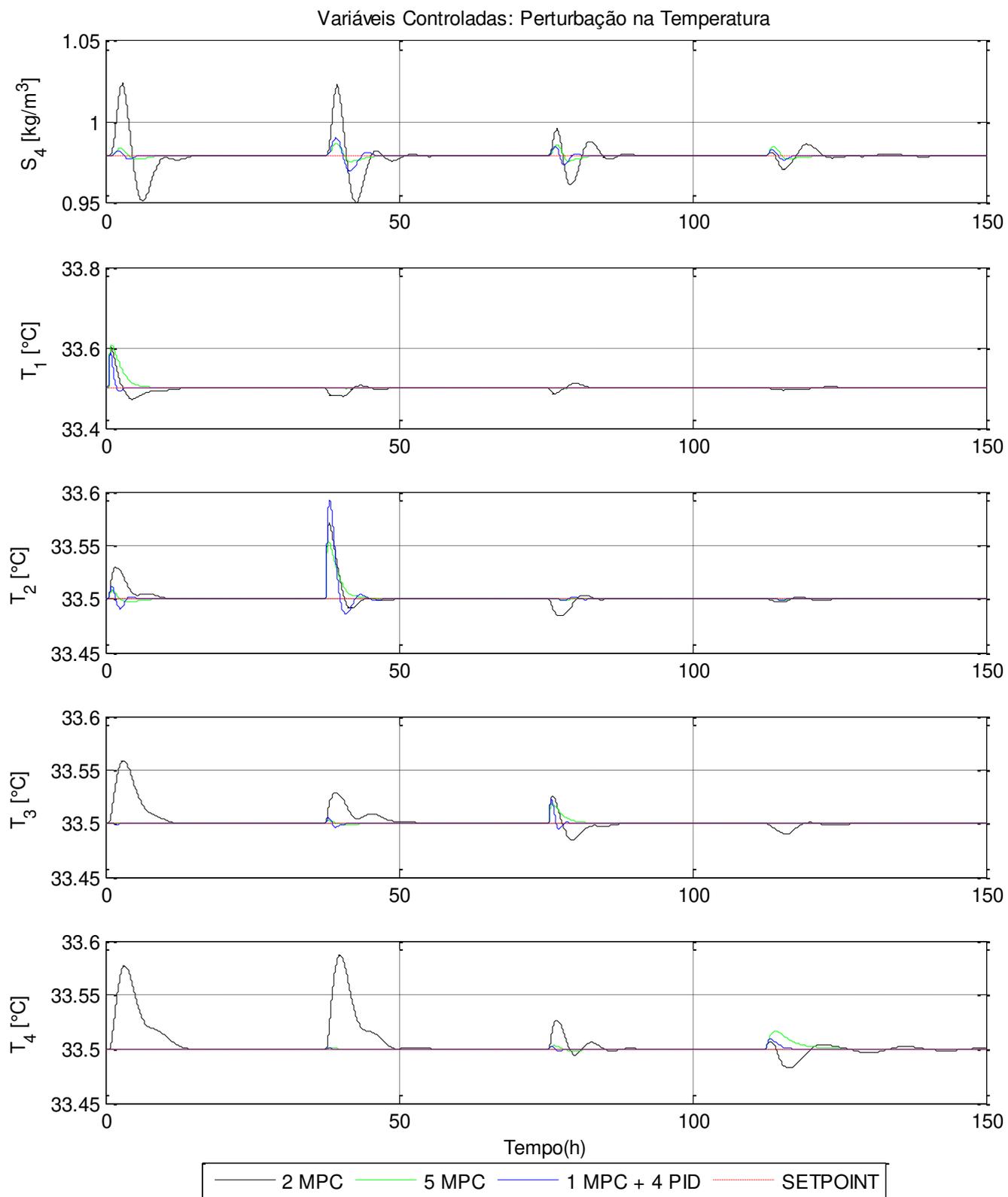


Figura 24: Resposta do Sistema - Proposta II, III e IV - Simulação 3.

Tabela 29: Proposta II, III e IV – IAE Local - Simulação 3.

	<i>Proposta</i>	$T_{je1}$	$T_{je2}$	$T_{je3}$	$T_{je4}$
$S_4$	<i>II</i>	0,183	0,165	0,086	0,054
	<i>III</i>	0,015	0,024	0,020	0,016
	<i>IV</i>	0,000	0,000	0,000	0,000
$T_1$	<i>II</i>	0,254	0,097	0,057	0,041
	<i>III</i>	0,250	0,006	0,005	0,003
	<i>IV</i>	0,004	0,000	0,000	0,000
$T_2$	<i>II</i>	0,102	0,147	0,059	0,016
	<i>III</i>	0,020	0,117	0,004	0,003
	<i>IV</i>	0,000	0,009	0,000	0,000
$T_3$	<i>II</i>	0,257	0,140	0,093	0,046
	<i>III</i>	0,002	0,007	0,047	0,002
	<i>IV</i>	0,000	0,000	0,000	0,000
$T_4$	<i>II</i>	0,384	0,385	0,084	0,120
	<i>III</i>	0,002	0,004	0,011	0,075
	<i>IV</i>	0,000	0,000	0,000	0,000

Como verificado anteriormente, a proposta II apresenta certa deficiência no controle da temperatura. Visualmente isso fica claro na Figura 24, na qual notamos que os erros da proposta II são consideravelmente superiores em relação às propostas III e IV (Tabela 29). Essa diferença chega a ser tão grande que as perturbações das propostas III e IV quase não são visíveis nesta escala do gráfico (picos com desvios e erros tendendo a zero).

Um outro aspecto que vale ressaltar é sobre a resposta da temperatura de cada dorna quando a perturbação ocorre na mesma. Neste caso nota-se que a resposta desta na proposta II não é tão discrepante das demais, o que reforça a ideia de que o problema/ineficiência da proposta II está relacionada com a complexidade do sistema e da ação preditiva, como o visto no caso da perturbação em  $T_0$ .

De maneira contrária ao verificado nas Simulações 1 e 2, verifica-se na Figura 24, que o comportamento com relação ao substrato apresenta algumas diferenças. Isto ocorre, pois a perturbação está ocorrendo diretamente nas temperaturas, as quais interferem bastante no comportamento da concentração de substrato da reação, e a estratégia para o controle da temperatura foi alterada em todas as propostas, o que resultou nesta diferença.

Para a análise mais profunda, foi feita a comparação dos IAE de cada proposta, em cada simulação, e os resultados apresentados nas Tabelas 30 e 31 a seguir, os quais foram calculados de maneira análoga usando a Equação 34.

Tabela 30: IAE Proposta II, III e IV - Substrato.

	Simulação 1	Simulação 2	Simulação 3
Proposta II	3,7752	0,7136	0,4859
Proposta III	3,2412	0,6840	0,0751
Proposta IV	2,9141	0,6916	0,0708

Na Tabela 30, verificamos justamente o que havia sido observado com relação às Figuras 22, 23 e 24, em que todas as propostas (II, III e IV) apresentaram uma melhora em relação à Proposta I (Tabela 19). O que sugere que o desacoplamento em 2 controladores (ou mais) torna o sistema mais simples, favorecendo sua sintonia e, por consequência, melhora a resposta do controlador.

Quando comparamos cada simulação, podemos chegar em algumas conclusões:

- 1) Com relação à Simulação 1 (5 cenários), verifica-se uma redução no erro entre as propostas, sendo a proposta II com erro maior que a III, e esta com erro maior do que a IV. Porém a diferença entre a Proposta III e IV é bem

pequena, o que levanta a possibilidade da diferença ser apenas uma questão de sintonia, o que dificulta uma conclusão mais objetiva.

2) Verifica-se na Simulação 2 ( $\mu_{max}$ ), nota-se que assim como na simulação 1, a diferença é bem pequena, o que reforça a relação da resposta com a sintonia, uma vez que na Simulação 2 o foco é o comportamento da concentração de substrato, a qual em todas as propostas a abordagem de controle foi a mesma (1 MPC, SISO).

3) Sobre a Simulação 3 ( $T_{je}$ ), quando comparam-se as propostas II, III e IV, verificamos uma redução considerável no erro da proposta II para as demais (85% para proposta III e 86% menor para proposta IV), que reforça mais a ideia que neste caso, ao reduzir o sistema (um controlador 4x4 por 4 controladores 1x1 para as temperaturas), o controle apresenta uma melhor resposta. E a pequena diferença entre a proposta III e IV reforça a questão da sintonia entre as propostas.

Para analisar as temperaturas em especial, vamos começar verificando o IAE de cada simulação apresentado na tabela 29.

Tabela 31: IAE Proposta II, III e IV – Temperatura.

Simulação	T <sub>1</sub>			T <sub>2</sub>			T <sub>3</sub>			T <sub>4</sub>		
	1	2	3	1	2	3	1	2	3	1	2	3
Proposta II	1,1907	0,3694	0,4468	0,4642	0,1570	0,3224	1,0277	0,1966	0,5338	1,8297	0,4200	0,9694
Proposta III	0,8026	0,1662	0,2612	0,2478	0,1169	0,1448	0,0993	0,0487	0,0574	0,1441	0,0885	0,0934
Proposta IV	0,2437	0,0934	0,0870	0,2741	0,2182	0,1889	0,0342	0,0361	0,0356	0,0452	0,0361	0,0263

Quando se verifica o comportamento de cada temperatura, as mesmas comparações foram feitas:

1) Quando se compara de maneira geral as propostas II e III, notamos que em todos os casos, a resposta foi significativamente melhor na proposta III, o

que reforça a ideia que separar um sistema muito grande e complexo em menores pode melhorar a resposta do seu controlador.

2) Comparando as Propostas III e IV, verificamos que de maneira geral as respostas foram bem próximas, com a diferença mais significativa referente a  $T_1$ , enquanto em  $T_2$  a Proposta II teve melhor desempenho, e com relação a  $T_3$  e  $T_4$  as respostas foram muito próximas, o que dificulta uma conclusão objetiva.

Como dito anteriormente, as respostas com relação à concentração de substrato foram muito próximas, por partirem da mesma estratégia, o que era de se esperar. Com isso, a análise foi feita a partir do comportamento das temperaturas, descartando a proposta II por apresentar menor eficiência. Foi verificado o desempenho de 4 MPC's e 4 PID's (Propostas III e IV) a partir das perturbações mais significativas nas temperaturas: a perturbação em  $T_0$  da Simulação 1 e a Simulação 3 com as 4 perturbações.

Para uma análise minuciosa, além dos gráficos do comportamento das variáveis controladas bem como os picos locais de cada cenário, também foram verificados o comportamento na variável manipulada e suas variações. Em primeiro lugar, a Figura 25 mostra o comportamento das 4 variáveis controladas ( $T_1$ ,  $T_2$ ,  $T_3$  e  $T_4$ ) à esquerda e das 4 variáveis manipuladas ( $F_{j1}$ ,  $F_{j2}$ ,  $F_{j3}$  e  $F_{j4}$ ) à direita, frente à perturbação em  $T_0$  da Simulação 1.

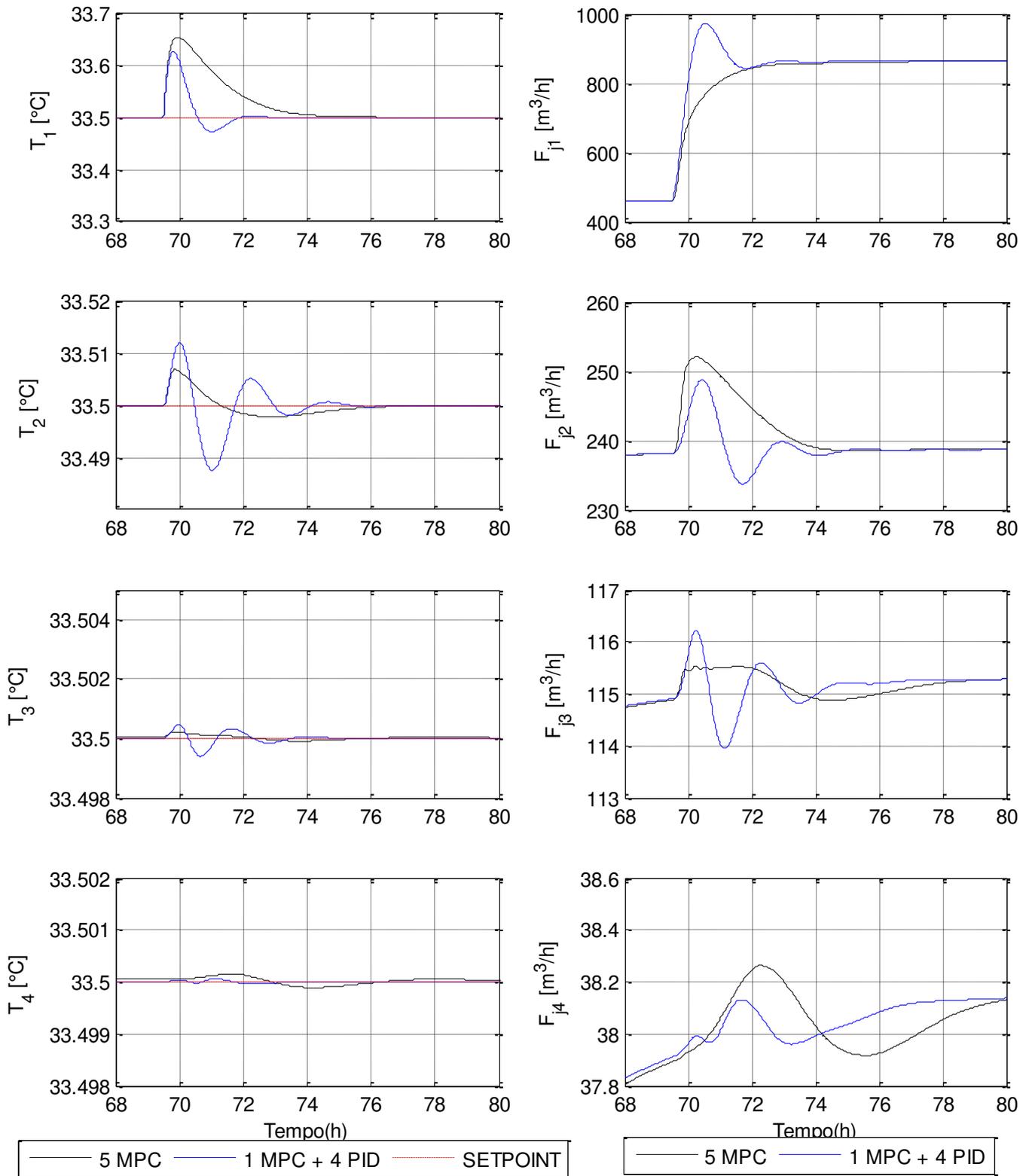


Figura 25: Proposta III e IV - Perturbação em  $T_0$  - Simulação 1.

Assim como nas análises anteriores foram calculados os desvios máximos de cada variável controlada, além da maior variação na variável manipulada apresentado em uma única interação, os resultados estão apresentados na Tabela 32 à seguir.

Tabela 32: Proposta III e IV - Perturbação em  $T_0$  - Simulação 1

	$T_1(^{\circ}\text{C})$		$T_2(^{\circ}\text{C})$		$T_3(^{\circ}\text{C})$		$T_4(^{\circ}\text{C})$	
	III	IV	III	IV	III	IV	III	IV
Desvio	33,655	33,628	33,507	33,512	33,501	33,501	33,501	33,500
	$F_{j1}(\text{m}^3/\text{h})$		$F_{j2}(\text{m}^3/\text{h})$		$F_{j3}(\text{m}^3/\text{h})$		$F_{j4}(\text{m}^3/\text{h})$	
	III	IV	III	IV	III	IV	III	IV
$\Delta U_{Max}$	4,655	12,326	0,106	0,381	0,016	0,083	0,004	0,006

A partir da Figura 25 e da Tabela 32 notam-se alguns pontos: desvios de cada variável controlada (picos), oscilações/*overshoots* e quão agressivo é o controlador conforme as variações na variável manipulada ocorrem:

- 1) Para a temperatura da primeira dorna, pode-se dizer que a Proposta III apresentou um desvio maior, não apresentou oscilações e resultou em um controle mais suave do que a proposta IV.
- 2) Com relação à temperatura da segunda dorna, podemos ter uma comparação parecida, na qual a proposta III apresentou um desvio menor, decorrente de uma oscilação menor e novamente uma ação mais suave em relação a proposta IV. Esta resposta ocorre provavelmente em decorrência da propriedade preditiva do MPC, que resulta em uma ação do controlador antecipatória (acaba agindo antes, reduzindo o efeito da perturbação na variável controlada).
- 3) Muito semelhante à temperatura da segunda dorna, na terceira nota-se menor desvio, menos oscilações e a variável manipulada também teve uma menor variação (mais suave).

4) Com relação à temperatura da quarta dorna, nota-se que ambas as propostas são muito próximas, porém a proposta III apresenta um desvio um pouco maior, porém menos oscilações, contudo tanto os desvios da variável controlada, como as variações na variável manipuladas são muito pequenos, quase desprezíveis.

Com relação à Simulação 3 com as 4 perturbações, uma em cada dorna  $T_1$ ,  $T_2$ ,  $T_3$  e  $T_4$ , tem-se a resposta apresentadas nas Figuras 26, 27, 28 e 29 respectivamente.

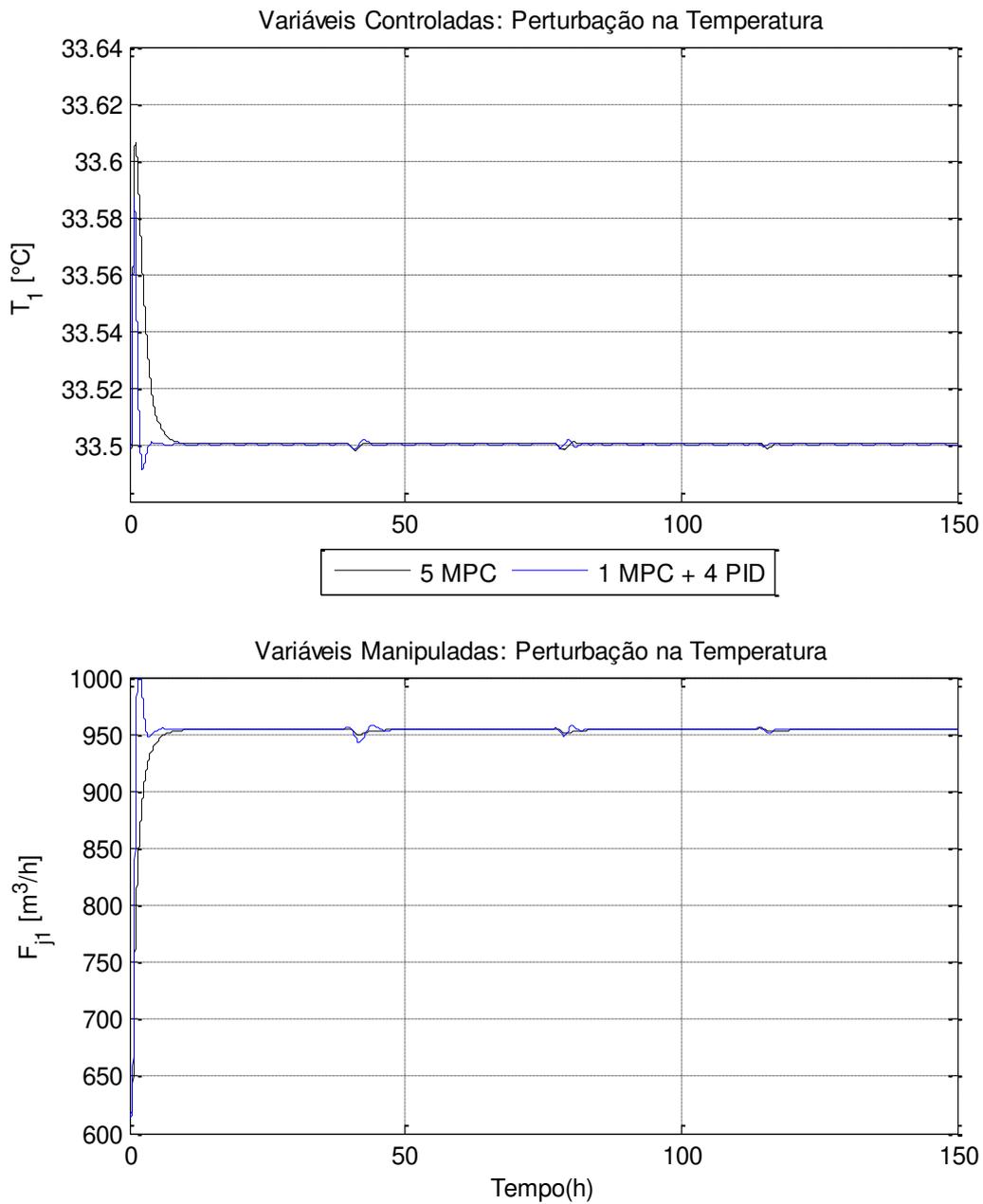


Figura 26: Proposta III e IV – Simulação 3 – Temperatura da Primeira Dorna.

Apenas verificando a Figura 26, nota-se que o desvio da variável controlada foi maior na proposta III, bem como esta apresentou uma resposta um pouco mais lenta, porém não apresentou *overshoot* na perturbação de  $T_{je1}$ .

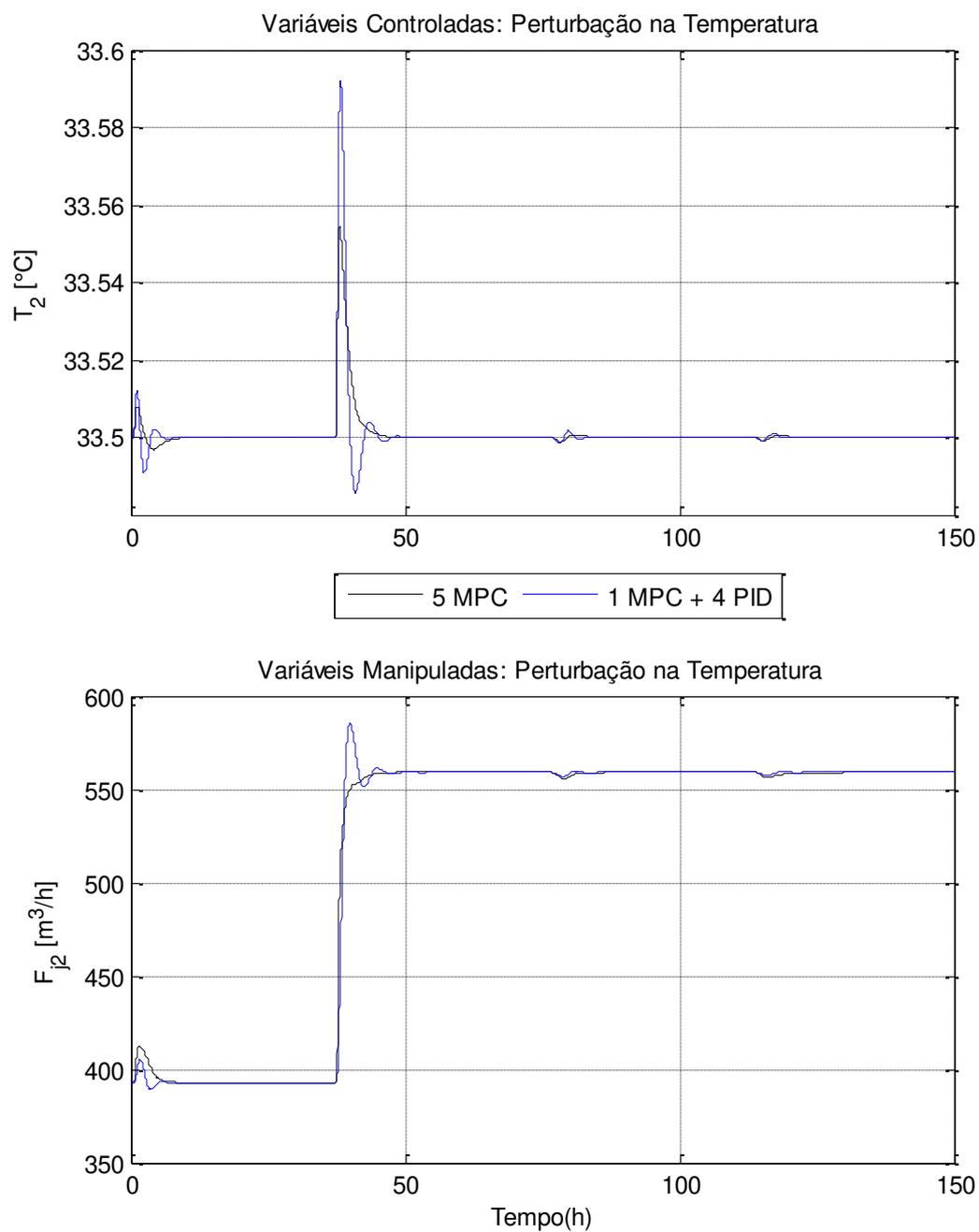


Figura 27: Proposta III e IV – Simulação 3 – Temperatura da Segunda Dorna.

Analogamente à análise da Figura 26, na Figura 27 nota-se que o desvio da temperatura da proposta III foi inferior à temperatura da proposta IV, não ocorreram oscilações e as variações foram menores na variável manipulada.

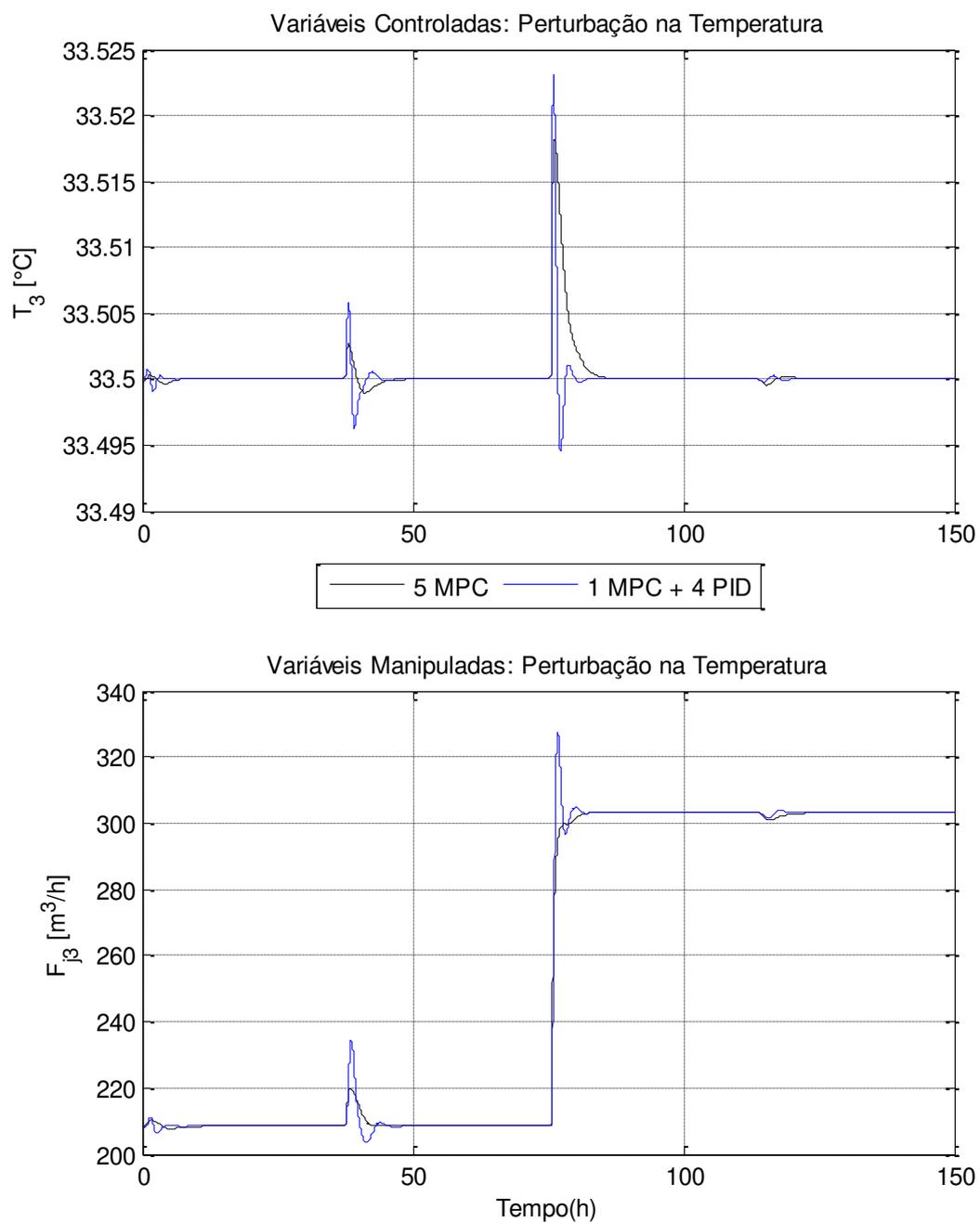


Figura 28: Proposta III e IV – Simulação 3 – Temperatura da Terceira Dorna.

A análise da Figura 28 é similar à da Figura 27. A proposta III apresentou menor desvio, não apresentou oscilações e apresentou menores desvios das variáveis manipuladas.

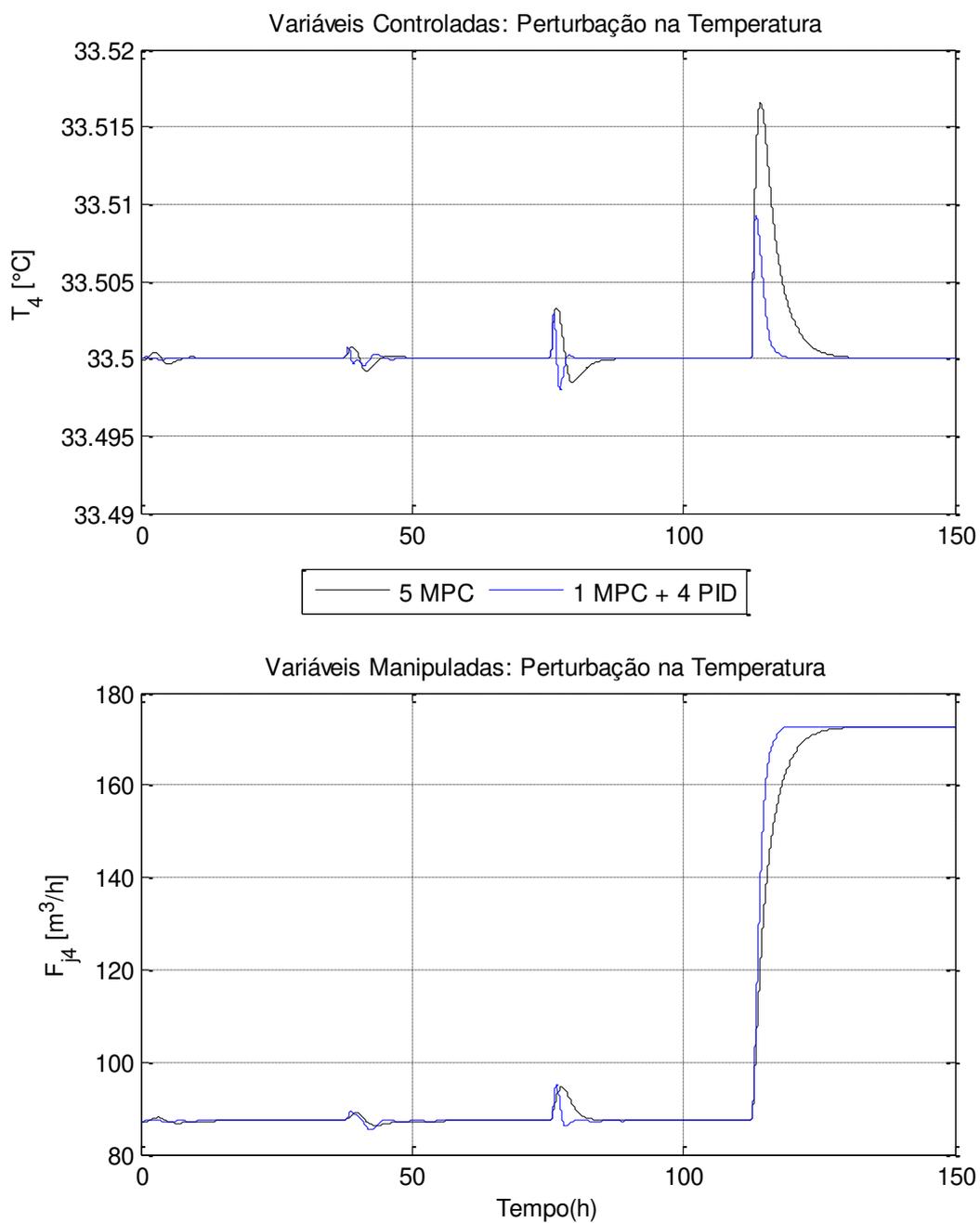


Figura 29: Proposta III e IV – Simulação 3 – Temperatura da Quarta Dorna.

A análise da Figura 29 é similar à da Figura 26, na qual a proposta III apresentou maior desvio, não apresentou oscilações e apresentou menores desvios das variáveis manipuladas.

Os dados apresentados nas Tabelas 33 e 34 mostram quantitativamente as análises feitas previamente, apenas verificando os resultados mostrados nas Figuras 26, 27, 28 e 29.

Tabela 33: Maior Desvio - Proposta III e IV - Simulação 3.

	$T_1$		$T_2$		$T_3$		$T_4$	
	III	IV	III	IV	III	IV	III	IV
$T_{je1}$	33,606	33,584	33,554	33,583	33,503	33,505	33,500	33,501
$T_{je2}$	33,498	33,498	33,554	33,592	33,517	33,523	33,502	33,503
$T_{je3}$	33,498	33,502	33,499	33,502	33,518	33,523	33,508	33,507
$T_{je4}$	33,499	33,499	33,499	33,501	33,500	33,500	33,517	33,509

Tabela 34: Maior Variação da Variável Manipulada - Proposta III e IV - Simulação 3.

	$T_1$		$T_2$		$T_3$		$T_4$	
	III	IV	III	IV	III	IV	III	IV
$T_{je1}$	4,350	10,358	6,320	2,586	0,587	0,737	0,022	0,050
$T_{je2}$	0,095	0,234	2,294	2,798	3,894	3,141	0,137	0,244
$T_{je3}$	0,102	0,207	0,059	0,054	1,545	3,100	0,503	0,695
$T_{je4}$	0,069	0,103	0,046	0,028	0,036	0,036	0,502	0,815

Então pode-se concluir que entre as propostas III e IV, as diferenças são pequenas, com a proposta IV apresentando menores erros em decorrência de um controle mais brusco. Já a proposta III apresenta uma resposta um pouco mais lenta, porém com menos oscilações e de maneira mais suave o que é uma característica do MPC que considera restrições impostas.

## Capítulo 5: Conclusão

Com relação ao sistema em estudo, uma planta contínua de fermentação para produção de etanol de 1ª geração composta por 4 dornas em séries, verificou-se erros decrescendo da proposta I para a proposta IV o que mostra uma melhora nas estratégias, tornando-as mais eficientes para os cenários propostos. Em especial as diferenças entre as últimas propostas foram menores e precisam de mais detalhes com relação ao projeto e informações sobre o processo real para uma decisão mais precisa.

O trabalho partiu da Proposta I, composta por um único MPC multivariável 5x5. Os resultados mostraram a capacidade do MPC de lidar com os diversos cenários propostos, bem como mostrou quão complexo é o sistema considerado, além da dificuldade de se encontrar uma sintonia adequada para manter todas as variáveis controladas em seu valor desejado.

Com intuito de melhorar a proposta inicial, as propostas II, III e IV foram desenvolvidas com o uso de tempos amostrais distintos, separando um único controlador, em múltiplos controladores. Comparando os resultados verificou-se uma pequena diferença no erro da concentração de substrato nas simulações 1 e 2, porém para a simulação 3 essa diferença foi mais significativa, em decorrência da melhora no desempenho do controle da temperatura em especial, das propostas III e IV. O desenvolvimento destas partiu da ideia de tornar o sistema e os controladores (SISO) mais simples, o que tornaria mais fácil o controle, bem como a sintonia do controlador, o que de fato resultou em melhores respostas e erros menores.

Pela análise apenas do erro, fica claro que a proposta IV foi mais eficiente, mas quando comparados os comportamentos das propostas III e IV, verificamos que estas são muito próximas e que ambos os erros são pequenos. Porém ao analisar outros fatores, nota-se que justamente os PID's (proposta IV), por sua simplicidade, acabam se tornando bruscos/agressivos, em alguns casos saturando o controlador levando o processo aos limites operacionais, bem como gerando grandes oscilações e overshoots nas variáveis controladas. Também nota-se o comportamento nas variáveis

manipuladas que acabam apresentando variações maiores, o que pode resultar desgaste no atuador (válvulas de controle) e ter outras consequências relacionadas a custos com manutenção. Estes pontos podem tornar a proposta III (5 MPC's) uma melhor escolha do que a proposta IV.

Por concluir objetivamente qual a melhor proposta, se faz necessário um conhecimento mais amplo do processo, bem como da vivência nas operações, para estimar se estes erros menores retornariam como ganho de rendimento ou produtividade, e mesmo se um maior desgaste no equipamento não resultaria em um efeito justamente contrário. Então cabe ao engenheiro de processos pesar a prioridade em menor erros nas temperaturas em sacrifício maiores gastos com manutenção de equipamento, para concluir se a proposta III ou IV geraria maiores ganhos para a empresa.

## Capítulo 6: Trabalhos Futuros

Tendo em vista os resultados atingidos neste trabalho, bem como os desafios encontrados durante seu desenvolvimento, surgiram alguns pontos que podem ser usados em trabalhos futuros.

1. Verificou-se que a modelagem matemática da transferência de calor que ocorre entre o fluido refrigerante e o caldo fermentativo dentro dos trocadores de calor no modelo fenomenológico não representa com precisão a dinâmica das temperaturas nos trocadores de calor. Este ponto do modelo matemático precisa ser revisto, alterado e aprimorado com a finalidade de se obter resultados mais fiéis à realidade.
2. Segundo os resultados obtidos neste trabalho, verificou-se que o uso de múltiplos controladores SISO resultou em melhor resposta do que controlador MIMO. Tendo em vista este fato sugere-se verificar a eficiência do uso de MPC's Distribuídos, para que eles possam se comunicar e reduzir a interferência de um controlador nos demais.
3. Também sugere-se a adoção de uma otimização em tempo real (RTO – Real Time Optimization) acoplada à função econômica buscando o máximo rendimento, minimizando os custos, uma vez que o preço do etanol sofre flutuações no mercado e em épocas em que se buscam reduzir ainda mais os custos a RTO pode buscar pontos de operação melhores para manter a produção economicamente viável (LAWRYNCZUK, 2011).

## Capítulo 7: Referência Bibliográfica:

ACHINAS S., and EUVERINK G., J., W., Consolidates Briefing of Biochemical Ethanol Production from Lignocellulosic Biomass, *Electronic Journal of Biotechnology*,23,2016

ABDULRAHMAN, A., Control of a Yeast Fermentation Bioreactor Using Model Predictive Control Based on Radial Basis Function Network Modeling, *Journal of Science & Technology*,Vol. (19) No. (1) 2014

Agência FAPESP, Second-generation ethanol can be economically viable by 2025 Disponível em <http://agencia.fapesp.br/second-generation-ethanol-can-be-economically-viable-by-2025/26422/> (acessado em 15/10/2018)

ANDRIETTA, S.R. e STUPIELLO, J. P. (1990), Simulação e Modelagem de Processos de Fermentação Alcoólica (II) Contínua, *STAB Açúcar, Álcool e Subprodutos* 9:45-51

ANDRIETTA, S.R., Modelagem, Simulação e Controle de Fermentação Alcoólica Contínua em Escala Industrial, Tese de Doutorado, Universidade Estadual de Campinas – Faculdade de Engenharia de Alimentos – FEA – UNICAMP, Campinas-SP – Brasil (1994).

ANDRIETTA, S.R., MAUGERI Filho, F. 1994. Optimum Design of a Continuous Fermentation Unit of an Industrial Plant for Alcohol Production. In: Galindo E, Ramirez OT, editors. *Advances in Bioprocess Engineering*. Netherlands: Kluwer Academic, 47–52.

AJBAR A., ALI E., Study of Advanced Control of Ethanol Production Through Continuous Fermentation, *Journal of King Saud University – Engineering Sciences* (2017) 29, 1–11

ASHOORI, A. MOSHIRI, B., KHAKI-SEDIGH, A., Reza Bakhtiari, M., R., Optimal Control of a Nonlinear Fed-Batch Fermentation Process Using Model Predictive Approach, *Journal of Process Control* 19 (2009) 1162–1173

BARTEE, J., NOLL, P., AXELRUD, C., SCHWEIGER, C., SAYYAR-RODSARI, B., Industrial Application of Nonlinear Model Predictive Control Technology for Fuel Ethanol Fermentation Process, 2009 American Control Conference Hyatt Regency Riverfront, St. Louis, MO, USA June 10-12, 2009

BARTEE, J., F., MACHARIA, M., A.; NOLL, P., D., RICHARDSON, TAY, M., E., Nonlinear Model Predictive Control of a Biofuels Fermentation Process. US Pat. 8,571,690 B2, 29 out. 2013.

BOZA-CONDORENA, E., G., ATALA, D., I., P., and DA COSTA, A., C., Non-linear Predictive Control of a Fermentor in a Continuous Reaction-separation Process, Proceedings of the World Congress on Engineering and Computer Science 2011 Vol II.

CAMACHO, E. F.; BORDONS, C. Model Predictive Control. London: SpringerVerlag, 2007.

CHANG, L., LIU, X., HENSON, M., A., Nonlinear Model Predictive Control of Fed-Batch Fermentations Using Dynamic Flux Balance Models, Journal of Process Control 42 (2016) 137–149

COSTA FILHO, M., V., A., NORMEY-RICO, J., E., Modeling, Control and Optimization of Ethanol Fermentation Process, The International Federation of Automatic Control, Milano (Italy), 2011.

DECHECHI, E., C., (1998), Controle Avançado Preditivo “DMC Multivariável Adaptativo”, Tese de Doutorado, Universidade Estadual de Campinas – Faculdade de Engenharia Química – FEQ – UNICAMP, Campinas – SP – Brasil.

EREZ T., TASSA Y., TODOROV E., Infinite-Horizon Model Predictive Control for Periodic Tasks with Contacts, Manuscript under review, 2011

GARCIA, C., E., PRETT, D., M., and MORARI, M., Model Predictive Control: Theory and Practice a Survey, International Federation of Automatic Control Vol. 25, No. 3, pp. 335-3t8, 1989.

HENSON, M., A., Dynamic Modeling and Control of Yeast Cell Populations in Continuous Biochemical Reactors, Computers and Chemical Engineering 27 (2003) 1185-1199

HERRERA, W.E., RIVERA, E.C., ALVAREZ, L.A., TOVAR, L.P., ROJAS, S.T., YAMAKAWA, C.K., BONOMI, A., MACIEL FILHO, R. 2016. Modeling and Control of a Continuous Ethanol Fermentation Using a Mixture of Enzymatic Hydrolysate and Molasses from Sugarcane. Chemical Engineering Transactions, 50, 169-174.

HODGE, D., and KARIM, M., N., Nonlinear MPC for Recombinant *Zymomonas Mobilis* Fed-Batch Ethanol Fermentation, 15th Triennial World Congress, Barcelona, Spain (2002)

KARAPATSI, A., PENLOGLOU, G., CHATZIDOUKAS, C., KIPARISSIDES, C., Fed-Batch *Saccharomyces Cerevisiae* Fermentation of Hydrolysate Sugars: A Dynamic Model-Based Approach for High Yield Ethanol Production, *Biomass and Bioenergy* 90 (2016) 32-41

KESHAVARZ, T., Control of Fermentation Conditions, 2014, *Encyclopedia of Food Microbiology*, Volume 1 762-768

LAWRYNCZUK, M. Online set-point optimisation cooperating with predictive control of a yeast fermentation process: A neural network approach, *Engineering Applications of Artificial Intelligence* 24 (2011) 968–982

MARGINEAN, A., M., TRIFA, V., MARGINEAN, C., Simulation of Fermentation Bioreactor Control for Ethanol Production, 11th International Conference on DEVELOPMENT AND APPLICATION SYSTEMS, Suceava, Romania, 2012

MEARS, L., STOCKS, S., M., SIN, G., GERNAEY, K., V., A Review of Control Strategies for Manipulating the Feed Rate in Fed-Batch Fermentation Processes, *Journal of Biotechnology* 245 (2017) 34–46

MELEIRO, L. A. C., Projeto e Aplicação de Controladores Baseados em Modelos Lineares, Neurais e Nebulosos, Tese de Doutorado, Universidade Estadual de Campinas – Faculdade de Engenharia Química – FEQ – UNICAMP, Campinas- SP – Brasil (2002).

MELEIRO, L. A. C., MACIEL FILHO, R. 2000. A Self-Tuning Adaptive Control Applied to an Industrial Large Scale Ethanol Production. *Computers & Chemical Engineering*, 24, 925-930.

MOHD, N., AZIZ, N., NARX Based MPC For Continuous Bioethanol Fermentation Process, Proceeding of the 6th International Conference on Process Systems Engineering (PSE ASIA) 25 - 27 June 2013, Kuala Lumpur

MOHD, N., AZIZ, N., Control of Bioethanol Fermentation Process: NARX-Based MPC (NARX-MPC) Versus Linear-Based MPC (LMPC), *CHEMICAL ENGINEERING TRANSACTIONS*, Vol 45, 2015.

PACHAURI N., RANI. A., SINGH V. Bioreactor Temperature Control Using Modified Fractional Order IMC-PID for Ethanol Production, Chemical Engineering Research and Design 122 (2017) 97–112

QIN, S., J., BADGWELL, T., A., A Survey of Industrial Model Predictive Control Technology, Control Engineering Practice 11 (2003) 733–764

Rhudy, B., M., Salguero., A., R., Holoppa., K., A Kalman Filtering Tutorial for Undergraduate Students, International Journal of Computer Science & Engineering Survey (IJCSES) Vol.8, No.1, February 2017

RIVERA, E., C., YAMAKAWA, C., K., SAAD, M., B., W., ATALA, D., I., P., AMBROSIO, W., B., A., B., JUNIOR, J., N., ROSSELL, C., E., V., Effect of Temperature on Sugarcane Ethanol Fermentation: Kinetic Modeling and Validation Under Very-High-Gravity Fermentation Conditions, Biochemical Engineering Journal 119 (2017) 42–51

RODRIGUES, M. I., ANDRIETTA, S. R. e MAUGERI FILHO F., Simulação da Produtividade e Rendimento em Fermentação Alcoólica Contínua para Reatores Operando em Condições Ideais e não-ideais de Mistura, STAB Açúcar, Álcool e Subprodutos, pp 35-41 (1992)

RPAnews, Fermentação contínua ou em Batelada? Disponível em <https://www.revistarpanews.com.br/120-edicao2015/edicao-192/3100-tecnologia-industrial-fermentacao> (acessado em 28/08/2018)

SEBORG, D. E., EDGAR, T. F., MELLICHAMP, D. A. Process Dynamics and Control, 3rd ed. New York, USA: John Wiley and Sons, 2011.

UDOP, União dos Produtores de Bioenergia <[http://www.udop.com.br/index.php?item=comercio\\_exterior](http://www.udop.com.br/index.php?item=comercio_exterior)>(acessado dia 14/05/2018)

WANG F.S., LI C. C., LIN Y.S., LEE. W.C., Enhanced Ethanol Production by Continuous Fermentation in a Two-tank System with Cell Recycling, Process Biochemistry 48 (2013) 1425–1428.

Watt, S.D., Sidhu, H.S., Nelson, M.I., Ray, A.K., 2007. Analysis of a model for ethanol

XAVIER, J. E. S. C. Aplicação do Filtro de Kalman na Correção de Dados Provenientes de um Sistema de Localização Baseado em RFID. Mestrado

(Engenharia Eletrotécnica e de Computadores), Faculdade de Engenharia,  
Universidade do Porto, 2011.

## Capítulo 8: Anexos

### Anexo I.

Tabela 35: Função de Transferência - Proposta I.

Output\Input	[Fa (m³/h)]	[F <sub>j1</sub> (m³/h)]	[F <sub>j2</sub> (m³/h)]	[F <sub>j3</sub> (m³/h)]	[F <sub>j4</sub> (m³/h)]
S <sub>4</sub> (Kg/m³)	$\frac{0.02968}{s^2 + 0.8381s + 0.1948}$	$\frac{-0.0001394}{s^2 + 0.6631s + 0.1494}$	$\frac{-0.0004718}{s^2 + 0.8262s + 0.2091}$	$\frac{-0.0009938}{s^2 + 1.226s + 0.3812}$	$\frac{-0.001716}{s^2 + 4.059s + 2.412}$
T <sub>1</sub> (°C)	$\frac{0.02386s^2 - 0.07001s + 0.07831}{s^3 + 3.329s^2 + 12.27s + 5.22}$	$\frac{-0.004029}{s^2 + 3.329s + 2.995}$	$\frac{-1.463 \times 10^{-5}}{s^2 + 0.6015s + 0.1267}$	$\frac{-3.736 \times 10^{-5}}{s^2 + 0.872s + 0.2272}$	$\frac{-0.0001378}{s^2 + 4.059s + 2.412}$
T <sub>2</sub> (°C)	$\frac{0.01468}{s^2 + 1.44s + 0.5409}$	$\frac{-0.0005571}{s^2 + 1.999s + 0.8787}$	$\frac{-0.005359}{s^2 + 3.686s + 2.697}$	$\frac{-1.115 \times 10^{-5}}{s^2 + 0.6294s + 0.1355}$	$\frac{-1.934 \times 10^{-5}}{s^2 + 1.313s + 0.4413}$
T <sub>3</sub> (°C)	$\frac{0.01011}{s^2 + 0.955s + 0.2621}$	$\frac{-0.0001089}{s^2 + 0.8453s + 0.2149}$	$\frac{-0.000601}{s^2 + 1.39s + 0.4305}$	$\frac{-0.005522}{s^2 + 4.129s + 2.297}$	$\frac{-5.433 \times 10^{-5}}{s^2 + 0.684s + 0.1528}$
T <sub>4</sub> (°C)	$\frac{0.01065}{s^2 + 0.7255s + 0.166}$	$\frac{-8.054 \times 10^{-5}}{s^2 + 0.5734s + 0.1175}$	$\frac{-0.0002914}{s^2 + 0.7127s + 0.1631}$	$\frac{-0.0009512}{s^2 + 1.221s + 0.3642}$	$\frac{-0.005662}{s^2 + 4.233s + 3.741}$

## Anexo II.

Tabela 36: Função de Transferência MPC do Substrato - Proposta II

Output \ Input	Input [ $F_a$ (m <sup>3</sup> /h)]
$S_4$ (Kg/m <sup>3</sup> )	$\frac{0.06328}{s^2 + 1.544s + 1.079}$

Tabela 37: Função de Transferência MPC das Temperaturas - Proposta II

Output	Input [ $F_{j1}$ (m <sup>3</sup> /h)]	Input [ $F_{j2}$ (m <sup>3</sup> /h)]	Input [ $F_{j3}$ (m <sup>3</sup> /h)]	Input [ $F_{j4}$ (m <sup>3</sup> /h)]
$T_1$ (°C)	$\frac{-0.001654}{s + 1.235}$	$\frac{-1.963 \times 10^{-5}}{s^2 + 0.7503s + 0.1723}$	$\frac{-5.191 \times 10^{-5}}{s^2 + 1.134s + 0.3212}$	$\frac{-6.086 \times 10^{-5}}{s + 0.7275}$
$T_2$ (°C)	$\frac{-0.0003471}{s + 0.5506}$	$\frac{-0.001774}{s + 0.8936}$	$\frac{-1.454 \times 10^{-5}}{s^2 + 0.7894s + 0.1855}$	$\frac{-2.562 \times 10^{-5}}{s^2 + 1.961s + 0.7429}$
$T_3$ (°C)	$\frac{-0.0001465}{s^2 + 1.068s + 0.2928}$	$\frac{-0.0005164}{s + 0.3717}$	$\frac{-0.001478}{s + 0.6181}$	$\frac{2.125e - 05 - 1.103 \times 10^{-6}}{s^2 + 0.8464s + 0.2154}$
$T_4$ (°C)	$\frac{-0.0001064}{s^2 + 0.7093s + 0.1583}$	$\frac{-0.0003883}{s^2 + 0.8871s + 0.2194}$	$\frac{-0.0009206}{s + 0.3567}$	$\frac{-0.001634}{s + 1.137}$

## Anexo III.

Tabela 38: Função de Transferência- Proposta III

Output	$[F_a \text{ (m}^3\text{/h)}]$	$[F_{j1} \text{ (m}^3\text{/h)}]$	$[F_{j2} \text{ (m}^3\text{/h)}]$	$[F_{j3} \text{ (m}^3\text{/h)}]$	$[F_{j4} \text{ (m}^3\text{/h)}]$
$S_4 \text{ (Kg/m}^3\text{)}$	$\frac{0.04324}{s^2 + 1.36s + 0.7134}$				
$T_1 \text{ (}^\circ\text{C)}$		$\frac{-0.001654}{s + 1.235}$			
$T_2 \text{ (}^\circ\text{C)}$			$\frac{-0.001774}{s + 0.8936}$		
$T_3 \text{ (}^\circ\text{C)}$				$\frac{-0.001478}{s + 0.6181}$	
$T_4 \text{ (}^\circ\text{C)}$					$\frac{-0.001634}{s + 1.137}$

**Anexo IV.**

Tabela 39: Função de Transferência MPC do Substrato - Proposta IV.

Output \ Input	Input [ $F_a$ (m <sup>3</sup> /h)]
$S_4$ (Kg/m <sup>3</sup> )	$\frac{0.06447}{s^2 + 1.927s + 1.118}$