

UNIVERSIDADE TECNOLÓGICA FEDERAL DO PARANÁ
DEPARTAMENTO ACADÊMICO DE ELÉTRICA
CURSO DE ENGENHARIA ELÉTRICA

LUIZ ALEXANDRE ABITANTE

**Análise do Controle de Processos com Atraso de Transporte
Utilizando Preditor de Smith Filtrado**

TRABALHO DE CONCLUSÃO DE CURSO

PATO BRANCO

2021

LUIZ ALEXANDRE ABITANTE

**ANÁLISE DO CONTROLE DE PROCESSOS COM ATRASO
DE TRANSPORTE UTILIZANDO PREDITOR DE SMITH
FILTRADO**

Dead-time Process Control Analysis Using Filtered Smith Predictor

Trabalho de Conclusão de Curso
apresentado como requisito para obtenção
do título de Bacharel em Engenharia Elétrica
da Universidade Tecnológica Federal do
Paraná (UTFPR).

Orientador: César Rafael Claire Torrico

PATO BRANCO

2021



[4.0 Internacional](https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/)

Esta licença permite que outros remixem, adaptem e criem a partir do trabalho licenciado para fins não comerciais, desde que atribuam ao autor o devido crédito. Os usuários não têm que licenciar os trabalhos derivados sob os mesmos termos estabelecidos pelo autor do trabalho original.

TERMO DE APROVAÇÃO

O Trabalho de Conclusão de Curso intitulado **ANÁLISE DO CONTROLE DE PROCESSOS COM ATRASO DE TRANSPORTE UTILIZANDO PREDITOR DE SMITH FILTRADO**, do aluno **Luiz Alexandre Abitante** foi considerado **APROVADO** de acordo com a ata da banca examinadora N° **268** de 2021.

Fizeram parte da banca os professores:

Prof. César Rafael Claire Torrico

Prof. Kleiton de Moraes Sousa

Prof. Ricardo Bernardi

A Ata da Defesa assinada encontra-se na Coordenação do Curso de Engenharia Elétrica

Dedico este trabalho inteiramente aos meus pais, como uma parcela ínfima de agradecimento a todo esforço que desempenharam em prol de minha realização pessoal.

AGRADECIMENTOS

Primeiramente à UTFPR por ser um ambiente de aprendizado gigantesco e que possibilitou a realização deste trabalho.

Aos meus pais Irinita e Luiz Humberto e minha "irmã" Natália, por todo incentivo, apoio, paciência, compreensão e por tudo que me ensinaram e ainda ensinam.

À minha avó Servíria, em memória, por ter sido um exemplo gigantesco de amor genuíno.

A todos os meus familiares, por todo afeto, incentivo e união, não só durante minha trajetória acadêmica, mas também antes dela.

Ao meu irmão de outra mãe Fabiano, por compartilhar essa trajetória acadêmica ao meu lado, por todos os momentos de reflexão, risadas e perrengues.

À Fernanda, que em tão pouco tempo se tornou uma pessoa importantíssima e que a cada dia me motiva, me completa e me traz paz.

Ao meu orientador César, por ter contribuído de maneira significativa no meu crescimento profissional, por todo o aprendizado que me proporcionou e pela sua paciência, serenidade e compreensão

Aos vários amigos que fiz durante a jornada acadêmica, por terem compartilhado comigo momentos de aprendizado, dificuldades e diversão.

A todas as pessoas que, direta ou indiretamente, contribuíram para meu desenvolvimento, que me apresentam lições de vida todos os dias e me motivaram a ser uma pessoa melhor, em especial os companheiros de Atlético Acadêmica, Empresas Juniores e os professores da UTFPR.

E, não menos importante, meu agradecimento a Deus, pela vida e por nos contemplar com o dom do pensamento, ajudando-me a compreender um pouquinho do mundo.

"Tente aprender alguma coisa sobre tudo, e tudo sobre alguma coisa"

(Thomas Huxley)

RESUMO

ABITANTE, Luiz A. Análise do Controle de Processos com Atraso de Transporte Utilizando Preditor de Smith Filtrado. 65 f. Trabalho de conclusão de curso – Departamento Acadêmico de Elétrica, Universidade Tecnológica Federal do Paraná. Pato Branco, 2021.

O atraso de transporte, ou tempo morto, é caracterizado pela diferença de tempo que transcorre em um sistema entre a aplicação do sinal de entrada e a manifestação de seu efeito no sinal de saída. Para pequenos valores de tempo morto, há a possibilidade de utilizar técnicas convencionais de sintonia de controladores, como, por exemplo, o PID, para adaptar sua estrutura e realizar o controle. Entretanto, em casos nos quais o tempo morto é muito relevante quando comparado à constante de tempo do sistema, a utilização de controladores PID convencionais pode não ser eficaz. Com isso, surge a necessidade de implementação de estruturas de controle mais avançadas, como os compensadores de tempo morto. O Preditor de Smith é um tipo de compensador de tempo morto baseado em modelo, e seu objetivo principal é o de retirar o tempo morto da malha de realimentação e permitir a rejeição de possíveis perturbações que venham a ocorrer no sistema. Todavia, a utilização do Preditor de Smith apresenta problemas nas dinâmicas de rejeição de perturbações, principalmente em sistemas com caráter instável, ou integrador. Uma alteração na estrutura original do Preditor de Smith permite que, teoricamente, o controle desses sistemas possa ser executável. Essa estrutura é chamada de Preditor de Smith Filtrado. Além das perturbações na planta, outros sinais indesejados podem atrapalhar o desempenho dos sistemas, e uma das alternativas para realizar a filtragem desses sinais, sem que haja inserção de defasagem no sistema, é o Filtro de Kalman, um estimador de estados e que realiza uma ponderação entre um modelo matemático e a leitura de sinais proveniente de sensores. Portanto, o propósito do trabalho é o de estudar as características básicas do Preditor de Smith Convencional e Filtrado através de pesquisa na literatura, simular o funcionamento das estruturas para diferentes tipos de sistema (estável, instável e integrador) com algoritmos em tempo discreto, e, através da união dessas técnicas com o Filtro de Kalman, realizar a implementação prática em uma bancada de processos fluídicos, considerando seu caráter original (sistema estável de primeira ordem) e considerando a inserção manual de um pólo na origem, nesse sistema. Os resultados obtidos apresentaram um bom funcionamento do filtro de Kalman quando aliado à estrutura do preditor de Smith, bem como a implementação dos sistemas se mostrou muito satisfatória. Com isso, a utilização dessas técnicas em conjunto é favorável, apesar de apresentar susceptibilidades aos erros de modelagem do sistema.

Palavras-chave: Atraso de Transporte. Filtro de Kalman. Preditor de Smith. Sistemas de Controle.

ABSTRACT

ABITANTE, Luiz A. DEAD-TIME PROCESS CONTROL ANALYSIS USING FILTERED SMITH PREDICTOR. 65 f. Trabalho de conclusão de curso – Departamento Acadêmico de Elétrica, Universidade Tecnológica Federal do Paraná. Pato Branco, 2021.

The time delay, or dead-time, is characterized by the difference in time that passes in a system between the application of the input signal and the manifestation of its effect on the output signal. For small values of dead time, there is the possibility of using conventional controller tuning techniques, such as the PID, to adapt its structure and perform the control. However, in cases which the dead-time is very relevant when compared to the system time constant, the use of conventional PID controllers may not be effective. As a result, there is a need to implement more advanced control structures, such as dead time compensators. The Smith Predictor is a type of model-based dead-time compensator, and its main objective is to remove the dead-time from the feedback loop and allow the rejection of possible disturbances that may occur in the system. However, the use of the Smith Predictor presents problems in the dynamics of disturbance rejection, mainly in systems with an unstable or integrative character. A change in the original structure of the Smith Predictor theoretically allows the control of these systems to be achievable. This structure is called the Filtered Smith Predictor. Besides the disturbances in the plant, other unwanted signals can trouble the performance of the systems, and one of the alternatives to perform the filtering of these signals, without inserting a lag in the system, is the Kalman Filter, a state estimator which makes a weighting between a mathematical model and the signals from sensors. Therefore, the purpose of the work is to study the basic characteristics of the Conventional and Filtered Smith Predictor through research in the literature, to simulate the behavior of the structures for different types of system (stable, unstable and integrative) with discrete-time algorithms, and, through the union of these techniques with the Kalman Filter, do the practical implementation in a fluidic processes workbench, considering its original character (stable system of first order) and considering the manual insertion of a pole at the origin, in this system. The results obtained showed a good functioning of the Kalman filter when combined with the structure of the Smith predictor, as well as the implementation of the systems proved to be very satisfactory. Thus, the use of these techniques together is favorable, despite being susceptible to system modeling errors

Keywords: Control Systems. Dead-time. Kalman Filter. Smith Predictor.

LISTA DE FIGURAS

FIGURA 1	– Comparação entre sistemas sem atraso e com atraso de transporte	18
FIGURA 2	– Diagrama de Bode do modelo de atraso puro de tempo	19
FIGURA 3	– Preditor de Smith em malha aberta	22
FIGURA 4	– Preditor de Smith em malha fechada	22
FIGURA 5	– Simulação do sistema estável com erros de modelagem da constante de tempo	27
FIGURA 6	– Simulação do sistema estável com erros de modelagem do ganho estático	27
FIGURA 7	– Simulação do sistema estável com erros de modelagem do atraso de tempo	28
FIGURA 8	– Simulação do sistema tipo 1 com erros de modelagem do ganho estático	29
FIGURA 9	– Simulação do sistema tipo 1 com erros de modelagem do atraso de tempo	30
FIGURA 10	– Simulação do sistema instável com erros de modelagem da constante de tempo	32
FIGURA 11	– Simulação do sistema instável com erros de modelagem do ganho estático	33
FIGURA 12	– Simulação do sistema instável com erros de modelagem do atraso de tempo	34
FIGURA 13	– Preditor de Smith filtrado	35
FIGURA 14	– Simulação do preditor de Smith filtrado para sistema estável sem erros de modelagem	39
FIGURA 15	– Simulação do preditor de Smith filtrado para sistema estável com erros de modelagem	40
FIGURA 16	– Simulação do preditor de Smith filtrado para sistema tipo 1 sem erros de modelagem	42
FIGURA 17	– Simulação do preditor de Smith filtrado para sistema tipo 1 com erros de modelagem	42
FIGURA 18	– Simulação do preditor de Smith filtrado para sistema instável sem erros de modelagem	45
FIGURA 19	– Simulação do preditor de Smith filtrado para sistema instável com erros de modelagem	46
FIGURA 20	– Retrato do reservatório superior da bancada de processos fluídicos	52
FIGURA 21	– Retrato da parte inferior da bancada de processos fluídicos	52
FIGURA 22	– Esquema de funcionamento da bancada de processos fluídicos ..	52
FIGURA 23	– Diagrama de blocos do sistema completo	53
FIGURA 24	– Diagrama de blocos do ensaio em malha aberta do filtro de Kalman	54
FIGURA 25	– Comparação do sinal de saída do sensor e do filtro de Kalman ..	54
FIGURA 26	– Ampliação dos sinais de saída do sensor e do filtro de Kalman ..	55
FIGURA 27	– Ensaio do preditor de Smith convencional	56
FIGURA 28	– Ensaio do preditor de Smith filtrado	57

FIGURA 29 – Ensaio do preditor de Smith convencional para o sistema de segunda ordem	59
FIGURA 30 – Ensaio do preditor de Smith filtrado para o sistema de segunda ordem	61

LISTA DE TABELAS

TABELA 1	– Parâmetros para simulação do preditor de Smith em sistema estável	26
TABELA 2	– Parâmetros para simulação do preditor de Smith em sistema tipo 1	29
TABELA 3	– Parâmetros para simulação do preditor de Smith em sistema instável	32
TABELA 4	– Parâmetros para simulação do preditor de Smith filtrado em sistema estável	38
TABELA 5	– Parâmetros para simulação do preditor de Smith filtrado em sistema tipo 1	41
TABELA 6	– Parâmetros para simulação do preditor de Smith filtrado em sistema instável	45
TABELA 7	– Parâmetros para ensaio do preditor de Smith na bancada de processos fluídicos	56
TABELA 8	– Parâmetros do filtro de robustez para o ensaio na bancada de processos fluídicos	57
TABELA 9	– Parâmetros para ensaio do do preditor de Smith considerando sistema de segunda ordem	59
TABELA 10	– Parâmetros do filtro de robustez utilizado no ensaio do sistema de segunda ordem	60

LISTA DE SIGLAS

CLP	Controladores Lógicos Programáveis
L	Atraso de tempo do sistema
L_n	Atraso de tempo do modelo do sistema
PD	Controlador proporcional e derivativo
PI	Controlador proporcional e integral
PID	Controlador proporcional, integral e derivativo
PS	Preditor de Smith
PSF	Preditor de Smith filtrado
V	Volts
$r(t)$	Sinal de entrada de referência
$q(t)$	Sinal de entrada de perturbação na entrada da planta
$p(t)$	Sinal de entrada de perturbação na saída da planta
$y(t)$	Sinal de saída do sistema
$C(s)$	Controlador principal
$P_n(s)$	Função de transferência do modelo do processo com atraso
$P(s)$	Função de transferência do processo com atraso
$G_n(s)$	Função de transferência do modelo do processo sem atraso
α	Parâmetro do Filtro de Robustez
T_0	Constante de tempo de rejeição
T_{mf}	Constante de tempo em malha fechada
\underline{X}_k	Estados a priori do sistema no instante k
\hat{X}_k	Estados a posteriori do sistema no instante k
P_k	Covariância a priori do sistema no instante k
\hat{P}_k	Covariância a posteriori do sistema no instante k
Φ_k	Matriz de transição de estados do sistema no espaço de estados
Γ_k	Matriz de entrada do sistema no espaço de estados
H_k	Matriz de saída do sistema no espaço de estados
K_k	Matriz de Ganhos Kalman
u_k	Entradas do sistema
y_k	Saídas do sistema
Q_k	Covariância do modelo matemático
R_k	Covariância do sinal medido

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	14
1.1 OBJETIVO GERAL	16
1.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS	16
1.3 ESTRUTURA DO TRABALHO	16
2 DESENVOLVIMENTO TEÓRICO E SIMULAÇÕES	17
2.1 SISTEMAS COM ATRASO DE TRANSPORTE	17
2.2 PREDITOR DE SMITH	21
2.2.1 Caso 1: Sistema estável em malha aberta	25
2.2.2 Caso 2: Sistema com pólo na origem (Tipo 1)	28
2.2.3 Caso 3: Sistema instável em malha aberta	31
2.3 PREDITOR DE SMITH FILTRADO	34
2.3.1 Caso 1: Sistema estável em malha aberta	36
2.3.2 Caso 2: Sistema com pólo na origem (Tipo 1)	40
2.3.3 Caso 3: Sistema instável em malha aberta	43
2.4 FILTRO DE KALMAN	47
3 IMPLEMENTAÇÃO PRÁTICA	51
3.1 CARACTERIZAÇÃO DO SISTEMA	51
3.2 ENSAIO DO PREDITOR DE SMITH ALIADO AO FILTRO DE KALMAN NA BANCADA DE PROCESSOS FLUÍDICOS	55
3.3 ENSAIO DO PREDITOR DE SMITH ALIADO AO FILTRO DE KALMAN NA BANCADA DE PROCESSOS FLUÍDICOS COM ADIÇÃO DE UM PÓLO NA ORIGEM	58
4 CONCLUSÃO	62
4.1 SUGESTÃO PARA FUTUROS TRABALHOS	64
REFERÊNCIAS	65

1 INTRODUÇÃO

Desde o desenvolvimento de relés, servomecanismos, amplificadores, entre outros, os sistemas industriais passam por um processo contínuo de desenvolvimento e modernização que envolve a evolução das técnicas de projetos e utilização de novas tecnologias. Isso resulta na modificação dos processos produtivos, que começam a experimentar abordagens de controle que incluem os processos automáticos de produção, agregando flexibilidade, rapidez e confiabilidade, e garantindo, principalmente, a segurança dos trabalhadores, podendo apresentar impacto significativo em algumas questões estratégicas para as empresas, tais como custos de produção, tempo e qualidade do serviço. Dentre os processos automáticos de produção envolvidos nessas indústrias, as técnicas de controle de sistemas que são empregadas podem se distinguir em duas grandes frentes: sistemas de controle a eventos discretos e sistemas de controle de tempo contínuo, embora possam ser utilizadas de maneira agregada (LIMA, 2003).

Os sistemas a eventos discretos comumente se desenvolvem a partir da utilização de equipamentos como controladores lógicos programáveis (CLPs), ou seja, trabalham a partir de eventos e estados bem definidos, em geral caracterizados por serem processos extremamente repetitivos de manufatura e que normalmente não necessitam de uma aplicação das ferramentas matemáticas, tais como equações diferenciais, presentes nas teorias de controle clássica e moderna. Em contrapartida, os sistemas de controle de tempo contínuo focam no desenvolvimento de controladores que atuem em plantas, ou em processos físicos nos quais é necessária a manipulação de variáveis de entrada para obter um comportamento dinâmico desejado de uma ou mais variáveis de saída. Esses processos podem ser encontrados em diferentes aplicações, com diferentes características e particularidades.

Uma das características que pode estar presente nesses sistemas físicos é conhecida como atraso de transporte, ou *dead-time* (do inglês tempo morto), que é definido pela demora do sistema em reagir a um estímulo (NISE, 2012). A presença do atraso de transporte pode ser verificada em várias situações, desde plantas

térmicas, hidráulicas e pneumáticas até sistemas de comunicação e processamento de sinais, e, por conta das características que são inseridas no sistema devido ao atraso de transporte, algumas técnicas de controle convencionais podem ter seu efeito deteriorado, como, por exemplo, o controle PID em malha fechada.

Em vista disso, os casos que exigem respostas mais apuradas exigem a implementação de outros métodos de controle, em que uma das alternativas é a utilização de controle preditivo a partir de compensadores de tempo morto, do inglês *dead-time compensators* (DTCs). Das estruturas de compensação de tempo morto, uma das mais conhecidas é o Preditor de Smith em seu formato de malha fechada, cujo arranjo permite a antecipação da ação de controle devido a retirada do tempo de atraso da malha de realimentação (NORMEY-RICO; CAMACHO, 2007).

Entretanto, a proposta do Preditor de Smith possui limitações em algumas questões operacionais que acabam não permitindo um bom desempenho do sistema de controle frente a ocorrência de perturbações. Com isso, uma das estruturas que pode vir a corrigir tais deficiências é o Preditor de Smith Filtrado, que insere um Filtro de Robustez no segmento de erro entre o processo real e o modelo matemático, tornando possível a rejeição de perturbações (NORMEY-RICO; CAMACHO, 2007).

Além das perturbações a que a planta fica suscetível, existem outros efeitos que podem deteriorar a atuação do sistema de controle envolvido, tais como ruídos e interferências provenientes do sistema de instrumentação. Em vista de reduzir os efeitos desses sinais, uma das alternativas frente aos filtros ativos e passivos convencionais é o Filtro de Kalman, que consiste em um estimador instantâneo de estados e pode ser utilizado para determinar o curso das variáveis analisadas através de um algoritmo recursivo que resulta em uma saída filtrada e com medições, em geral, mais confiáveis.

Por conseguinte, o foco deste trabalho será estudar a união das técnicas de controle utilizando as estruturas do Preditor de Smith (Convencional e Filtrado) com o Filtro de Kalman, e verificar as dinâmicas do processo, de referência e de rejeição de perturbação, considerando um processo de primeira ordem com tempo de atraso relevante. Além disso, as técnicas de controle serão simuladas e implementadas de maneira prática, através do software computacional Matlab e uma interface de conexão, em uma bancada didática de processos fluídicos de controle de nível, presente no laboratório de controle da UTFPR Câmpus Pato Branco.

1.1 OBJETIVO GERAL

O objetivo do presente trabalho é analisar e implementar os sistemas de controle para processos com atraso de transporte utilizando preditor de Smith convencional e filtrado aliados ao filtro de Kalman. Para isso, a implementação será realizada em uma bancada didática de processos fluídicos onde será controlado o volume de água de um reservatório, e o atraso de transporte será inserido no sistema via software, para garantir que o tempo de atraso seja suficientemente relevante para os propósitos do estudo.

1.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Analisar o comportamento das estruturas do preditor de Smith frente a perturbações em sistemas de primeira ordem estáveis, instáveis e com pólo na origem;
- Aplicar o algoritmo de Kalman para a filtragem do sinal de realimentação de um sistema simulado de primeira ordem;
- Desenvolver a programação dos sistemas de controle estudados em *Matlab* ou *Simulink* considerando um processo de primeira ordem;
- Implementar na bancada didática de processos fluídicos as técnicas abordadas durante o estudo.

1.3 ESTRUTURA DO TRABALHO

Este trabalho está organizado em 4 capítulos, incluindo a introdução.

No capítulo 2 está desenvolvido o referencial teórico do trabalho a respeito dos sistemas com atraso de transporte, preditor de Smith e filtro de Kalman.

No capítulo 3 são apresentados o sistema a ser controlado, os ensaios realizados em bancada e os resultados da implementação do sistema.

No capítulo 4 são discutidas as conclusões e considerações finais.

2 DESENVOLVIMENTO TEÓRICO E SIMULAÇÕES

Este capítulo tem como finalidade apresentar os conceitos que servem de base para a composição do trabalho e desenvolver os tópicos teóricos relacionados aos objetivos gerais e específicos. Serão tratados aspectos a respeito do atraso de transporte e os principais inconvenientes dos sistemas que o contém, as estruturas de controle propostas no trabalho, seu desenvolvimento matemático e simulações, e ao final introduzir conceitos a respeito dos ruídos e interferências e a utilização do filtro de Kalman. Os tópicos teóricos apresentados neste capítulo tem como base a teoria de controle clássico, logo, as noções a respeito do controle de sistemas no domínio da frequência, funções de transferência e a sintonia dos controladores utilizados não serão abordadas ao longo do trabalho, entretanto podem ser encontradas através das referências bibliográficas.

2.1 SISTEMAS COM ATRASO DE TRANSPORTE

Os processos físicos, abordados na teoria de sistemas de controle de tempo contínuo, são analisados e controlados a partir do estudo das grandezas presentes, que são derivadas das leis físicas, e que determinam sua dinâmica. Nesse contexto, os processos em que se observam variações nas grandezas físicas podem ser encontrados em diversas áreas (siderúrgica, têxtil, petroquímica, e demais setores), e, devido à vasta distinção entre elas, é possível notar uma diversidade nos processos no que diz respeito a suas particularidades, podendo ser distintos por conta de não-linearidades, fatores sujeitos a variações e outras individualidades, como, por exemplo, o atraso de transporte.

Por definição, atraso está diretamente relacionado com demora e basicamente pode ser indicado como o espaço de tempo que decorre desde o estímulo até a ocorrência definitiva de um fenômeno. Assim sendo, o atraso de transporte, também chamado de tempo morto (do inglês *dead-time*), pode ser entendido como um atraso puro de tempo, ou seja, é o espaço de tempo ao qual o sistema permanece sem resposta alguma, desde a ocorrência de uma variação na entrada até que haja o início

da variação de sua grandeza de saída. O tempo morto pode ocorrer em função de diversos fatores, e alguns exemplos de sistemas que manifestam essa característica envolvem sistemas que possuam comunicação à longa distância, indústria química, transporte de fluidos, entre outros (NORMEY-RICO; CAMACHO, 2007).

Uma ilustração que exhibe o comportamento de um sistema com atraso de transporte pode ser vista na Figura 1, apresentada abaixo.

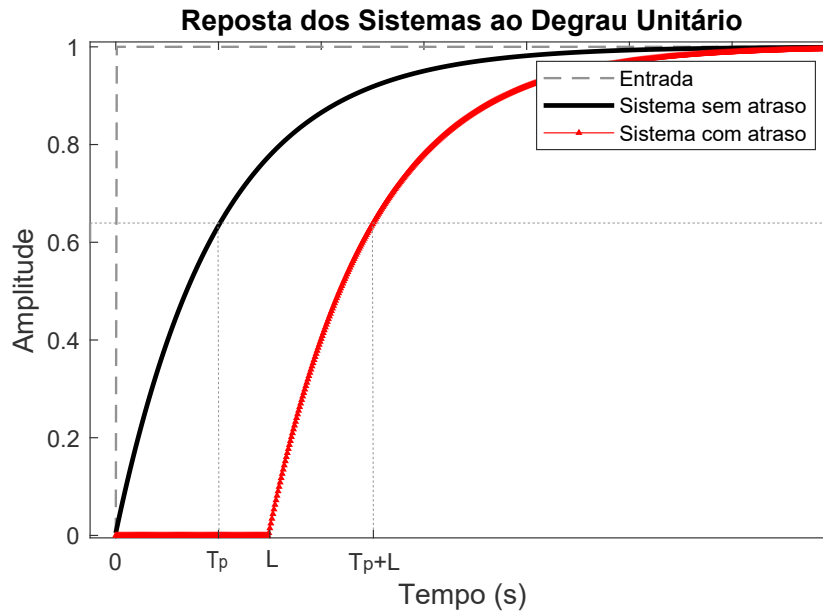


Figura 1: Comparação entre sistemas sem atraso e com atraso de transporte
Fonte: Autoria Própria

Para caso de sistemas fluídicos, que se relacionam com a parte experimental deste trabalho, o atraso de transporte se refere principalmente ao transporte de massa que ocorre, por exemplo, em uma tubulação onde um comportamento é desejado em um ponto específico e, em contrapartida, a atuação da variável de entrada só pode ser aplicada em outro ponto da tubulação. Com isso, até que haja manifestação da alteração da variável de saída em função da variável de entrada, decorre o atraso puro de tempo em função do transporte do fluido.

Além disso, outros exemplos podem envolver tempos de envio, recebimento e processamento de informação, necessários para definição da ação de controle, e também sistemas seriais cuja combinação dos pequenos atrasos individuais pode ser simplificada pelo tempo morto. (NORMEY-RICO; CAMACHO, 2007)

A partir do gráfico apresentado pela Figura 1, é possível notar que o tempo de atraso, denotado por L , pode ser representado matematicamente como um deslocamento temporal. Portanto, a Equação (1), apresentada abaixo, indica como o tempo de atraso pode ser tratado matematicamente para um sinal qualquer, e apresenta o resultado da Transformada de Laplace aplicada ao sinal em questão,

visto que as análises serão realizadas no domínio da frequência. (OGUNNAIKE; RAY, 1994)

$$\mathcal{L}\{x(t-L)\} = X(s).e^{-Ls} \quad (1)$$

Com isso, verifica-se que uma planta com atraso, denominada $P(s)$, pode ser dividida em duas componentes principais: um modelo da planta sem atraso, denotado por $G(s)$, e um modelo do atraso puro de tempo, expresso por e^{-Ls} , como representado pela Equação (2). Analisando a resposta em frequência do modelo matemático do atraso, é possível identificar que a inserção de tempo morto em um sistema não afeta o diagrama de amplitude (ganho unitário para qualquer frequência), enquanto que, para o diagrama de fase, há um decréscimo significativo na fase do sistema, que pode se tornar extremamente relevante em caso de um atraso de tempo elevado e impactar de maneira direta na sua controlabilidade (NORMEY-RICO; CAMACHO, 2007). A resposta em frequência para o modelo e^{-Ls} está representada pela Figura 2).

$$P(s) = G(s).e^{-Ls} \quad (2)$$

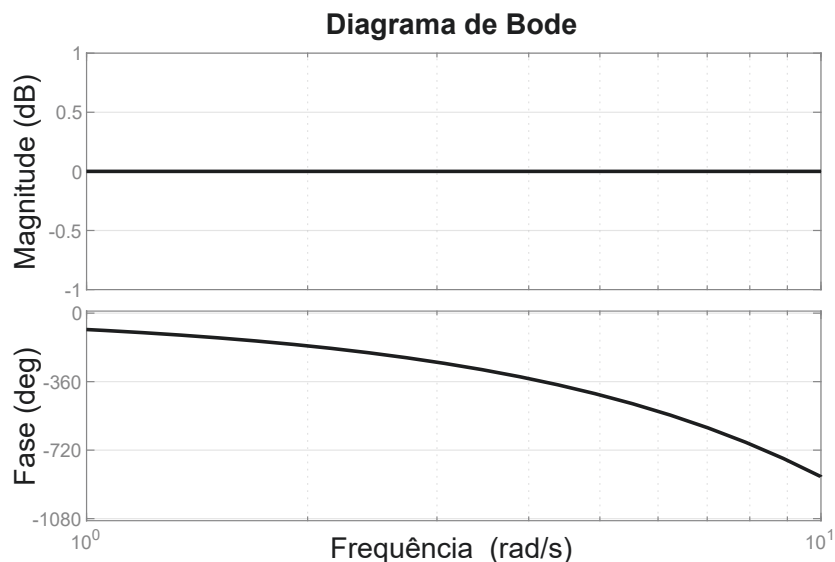


Figura 2: Diagrama de Bode do modelo de atraso puro de tempo
Fonte: Autoria Própria

O comportamento dinâmico dos processos com atraso de transporte mostra que, quando comparados com sistemas estáveis em malha aberta, suas características configuram um desempenho não usual, assim como os sistemas com resposta inversa (zero no semi-plano direito) e os sistemas instáveis em malha aberta (pólo no semi-plano direito). Para esses casos, são encontradas dificuldades no projeto de controladores, pois esses sistemas apresentam elementos

com característica de fase não-mínima, ou seja, o diagrama de fase em função da frequência não possui uma aproximação assintótica à um determinado ângulo (OGUNNAIKE; RAY, 1994).

Contudo, apesar de poderem ser controlados, os sistemas de fase não-mínima estão sujeitos a uma fraca atuação dos controladores em função das alterações na margem de fase, principalmente quando se utilizam estratégias de controle convencionais. Um tipo de controlador convencional, e que conta com grande expressividade em aplicações industriais é o PID. Quando em malha fechada, suas componentes tratam o sinal de erro de diferentes formas: a parcela proporcional age de maneira direta na amplitude do erro associado através de um ganho constante, a parcela integral age conforme o histórico do erro no tempo, fazendo com que este seja nulo em regime permanente, e a parcela derivativa possui um caráter relacionado à variação instantânea do erro (OGATA, 2000).

No contexto dos sistemas com atraso de transporte, a utilização de técnicas comuns para determinação do controlador PID, traz consigo algumas limitações que influenciam no comportamento desejado. Apesar de sua facilidade de implementação e efetividade de resposta, só pode ser utilizado em sistemas com atraso em que não seja necessária uma relação estreita entre performance e robustez.

Os problemas envolvidos se manifestam essencialmente por conta da ação de controle demorar a ser efetivada na planta. Em outras palavras, o controlador tenta corrigir o erro de uma situação passada, pelo fato de não conseguir observar o estado da planta instantaneamente, em decorrência do período de tempo morto. Além disso, diante da ocorrência de perturbações no sistema, a saída do sistema fica sujeita ao efeito da perturbação por um período de tempo estendido antes da atuação do controlador. Esse efeito nocivo do atraso de transporte pode trazer consequências na dinâmica da resposta do sistema, tornando-a muito lenta ou de caráter oscilatório (NORMEY-RICO; CAMACHO, 2008).

Por conta disso, a utilização de técnicas convencionais de sintonia do controlador PID, visando uma boa performance, ficam limitadas aos sistemas cujo atraso de tempo não é dominante, ou seja, este é menor que a constante de tempo da planta (VALENTINI, 2019). Nas situações em que haja uma necessidade de desempenho mais rápido ou o tempo morto se torna mais relevante, a utilização do PID simples começa a não ser tão eficaz, com isso, é necessária a implementação de técnicas de controle mais apuradas, como por exemplo estratégias de controle preditivo.

Assim sendo, existem várias técnicas de controle preditivo como forma

de balancear o desempenho dos sistemas em malha fechada, tanto no regime transitório, quanto no regime permanente. Conforme o avanço das pesquisas, há o desenvolvimento de novas estruturas que, de acordo com requisitos estabelecidos, melhoram o desempenho do sistema, e que tratam de diferentes abordagens, analisando o efeito da saída do sistema conforme *setpoint* e frente a ocorrência de perturbações, sendo elas mensuráveis ou não-mensuráveis (NORMEY-RICO; CAMACHO, 2007).

Para o propósito do trabalho, será analisado o preditor de Smith, e como seu desempenho pode contribuir para mitigar o efeito do atraso de transporte em sistemas. Entretanto, algumas limitações na sua utilização afetam o seu desempenho, dependendo do sistema ao qual se deseja controlar. As próximas seções tratarão a respeito das características do preditor de Smith.

2.2 PREDITOR DE SMITH

O preditor de Smith (PS) é uma estrutura chamada de Compensador de Tempo Morto (DTC, do inglês *dead-time compensator*), ou seja, são sistemas em que a definição da lei de controle é realizada através de inserção explícita do modelo do processo físico sem o tempo morto, com o intuito de tornar o controle mais eficiente (FLESCH, 2012). Por conta dos problemas causados pelo tempo morto, a estrutura do Preditor de Smith (PS) foi proposta como um recurso para melhorar o desempenho dos sistemas, mantendo a utilização dos controladores clássicos. Como proposto em (NORMEY-RICO; CAMACHO, 2007), existem duas maneiras de utilizar a lógica de predição do PS: em malha aberta e em malha fechada.

A estrutura do PS em Malha Aberta atua como uma entrada direta na planta, de modo que o controlador equivalente é dado pela realimentação do controlador principal, e o modelo sem atraso da planta. Assim, a ação de controle é definida em função do comportamento simulado do sistema, porém, sem atraso. Essa estrutura só se faz útil para seguimento de referência, não permitindo computar o efeito das perturbações que possam ocorrer no processo, e, portanto, não será analisada ao longo do trabalho. Uma representação do PS em malha aberta é apresentada pela Figura 3.

O PS em malha fechada, representado pela Figura 4, corrige os defeitos do PS em malha aberta, dando a possibilidade de realimentar as possíveis perturbações e os erros de modelagem, que podem ocorrer caso o modelo matemático não represente o sistema de maneira fiel. Sua estrutura pode ser dividida em duas partes: o controlador principal $C(s)$ e a estrutura de predição, composta pelo modelo da planta sem atraso

$G_n(s)$ e o modelo do atraso puro de tempo e^{-Lns} .

Os sinais apresentados nas Figuras 3 e 4 são, respectivamente: $r(t)$ o sinal de entrada de referência, $q(t)$ o sinal de entrada de perturbação na entrada da planta, $p(t)$ o sinal de entrada de perturbação na saída da planta e $y(t)$ o sinal de saída do sistema.

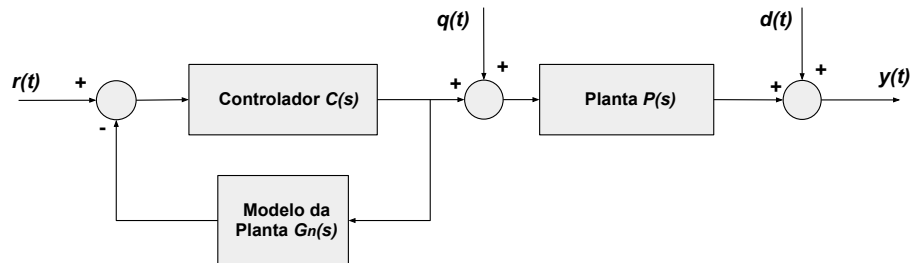


Figura 3: Preditor de Smith em malha aberta
 Fonte: Adaptado de (NORMEY-RICO; CAMACHO, 2007)

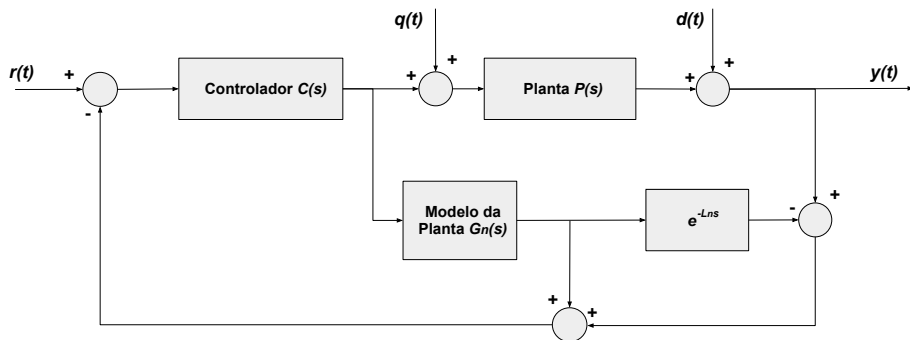


Figura 4: Preditor de Smith em malha fechada
 Fonte: Adaptado de (NORMEY-RICO; CAMACHO, 2007)

De uma maneira simples, a resposta do PS frente ao sinal de referência permite que o tempo morto na saída seja compensado pelo modelo sem atraso, definindo a ação de controle diretamente e dominando a dinâmica de referência. Assim, o tempo morto tem menor impacto na variável controlada. Além disso, a dinâmica de rejeição de perturbações é atingível através da realimentação do sinal de saída, assim como os erros de modelagem, por conta da diferença entre o modelo com atraso e a planta original.

As dinâmicas referentes ao PS podem ser descritas a partir das funções de transferência de ambas as entradas (sinal de referência e perturbação) apresentadas pelas Equações (3) e (4) (NORMEY-RICO; CAMACHO, 2007).

$$\frac{Y(s)}{R(s)} = \frac{C(s)G_n(s)}{1 + C(s)[G_n(s) - P_n(s) + P(s)]} e^{-Lns} \quad (3)$$

$$\frac{Y(s)}{Q(s)} = G_n(s).e^{-L_n s} \left[1 - \frac{C(s)G_n(s)}{1 + C(s)[G_n(s) - P_n(s) + P(s)]} e^{-L_n s} \right] \quad (4)$$

A análise das funções de transferência das Equações (3) e (4) se torna um pouco restrita em vista da presença dos elementos e^{-Ls} e $e^{-L_n s}$ nas equações características (implícitos nos termos $P(s)$ e $P_n(s)$ respectivamente), e dificulta a compreensão dos fenômenos. Para que se possa compreender melhor o efeito puro do PS, é aceitável que se considere uma modelagem perfeita do processo, ou seja, que o modelo represente fielmente o processo físico estudado e com isso, o efeito da retirada do tempo morto da malha de controle fica evidenciado. As Equações (5) e (6) representadas abaixo mostram as funções de transferência das entradas da dinâmica em relação à referência e em relação à perturbação, respectivamente, desconsiderando os erros de modelagem, isto é, que o modelo do processo $P_n(s) = P(s)$.

$$\frac{Y(s)}{R(s)} = \frac{C(s)G_n(s)}{1 + C(s)G_n(s)} e^{-L_n s} \quad (5)$$

$$\frac{Y(s)}{Q(s)} = G_n(s).e^{-L_n s} \left[1 - \frac{C(s)G_n(s)}{1 + C(s)G_n(s)} e^{-L_n s} \right] \quad (6)$$

O efeito do PS em um sistema que não apresentasse erros de modelagem é tal que, para o seguimento de referência, o atraso só implica em um deslocamento temporal da saída. É possível, portanto, que o controlador $C(s)$ seja determinado em função de estabelecer um comportamento desejado.

Em contrapartida, para o caso de perturbações a contribuição não é instantânea. Na ocorrência de uma perturbação em degrau em um instante qualquer, é necessário um intervalo de tempo correspondente a $2L_n$ segundos até que a dinâmica de rejeição comece a ser efetivada na saída da planta. Isso ocorre por conta de que, inicialmente, a perturbação necessita de um tempo de atraso para ser sentida pelo controlador, e, então, mais um tempo de atraso para que a alteração da ação de controle seja efetivada.

É importante destacar que as perturbações aqui consideradas se referem a sinais não observáveis e não mensuráveis, aplicados na entrada da planta juntamente com a ação de controle. Para o caso de perturbações mensuráveis, é possível implementar técnicas de controle que ajudem a minimizar seus efeitos no processo e obter uma resposta de controle mais rápida, entretanto, esses casos específicos não serão estudadas neste trabalho. Além disso, pode-se verificar também que a utilização

do controlador $C(s)$ presente na estrutura configura um único grau de liberdade para o sistema, e, por conta disso, durante a sintonia do controlador, é necessário optar por um ajuste que favoreça a resposta à referência mais rápida, ou que apresente melhor desempenho de rejeição (NORMEY-RICO; CAMACHO, 2007).

O comportamento do PS, levando-se em consideração os sinais de entrada, com relação à referência e com relação à perturbação, pode ser verificado quando consideramos a escolha de um controlador ideal fictício. As premissas do controlador são que a função de transferência do modelo seja invertível na divisão e que se possa definir um controlador ideal $C(s)$ com ganho infinito (NORMEY-RICO; CAMACHO, 2007). Com isso, o sinal de saída pode ser descrito em termos das Equações (7), (8) e (9):

$$\frac{Y(s)}{R(s)} = \frac{1}{\frac{1}{C(s)} + G_n(s)} G_n(s) e^{-L_n s} = e^{-L_n s} \quad (7)$$

$$\frac{Y(s)}{Q(s)} = G_n(s) e^{-L_n s} \left[1 - \frac{1}{\frac{1}{C(s)} + G_n(s)} G_n(s) e^{-L_n s} \right] = G_n(s) e^{-L_n s} [1 - e^{-L_n s}] \quad (8)$$

$$y(t) = y_r(t) + y_q(t) = r(t - L_n) + P_n(s)(q(t) - q(t - L_n)) \quad (9)$$

Portanto, a Equação (7) nos diz que, em um sistema com compensação dinâmica ideal (ganho infinito), o PS representa fielmente o sinal de referência, diferindo somente pelo deslocamento temporal, enquanto que a perturbação, na Equação (8), tem sua dinâmica influenciada tanto pelo atraso intrínseco da planta, quanto pelos pólos de malha aberta.

Apesar de teoricamente o PS apresentar uma ótima melhoria no desempenho dos sistemas, quando comparado aos controladores PI e PID convencionais, a sua atuação não é favorável para os casos nos quais o tempo morto seja pequeno, somado ao fato de que, para processos em que se verificam erros de estimação elevados, principalmente relacionados diretamente ao tempo morto, o desempenho do PS é fraco e as incertezas de modelagem podem prover uma dinâmica instável. Por conta disso, a utilização do PS oferece uma melhor performance que os controladores PI e PID nos casos em que os sistemas e o tempo morto possam ser descritos com uma melhor exatidão, ao passo que, quanto mais relevante seja o tempo morto, melhor será o desempenho do PS (NORMEY-RICO; CAMACHO, 2008).

Com o intuito de verificar a atuação do PS em diferentes tipos de sistemas, foram realizadas simulações no software computacional MATLAB. As dinâmicas foram simuladas através de rotinas de cálculo em tempo discreto, sendo considerados três sistemas de primeira ordem distintos: um sistema estável, um sistema instável e um sistema integrador puro (tipo 1), de modo que os controladores foram selecionados individualmente, e, os parâmetros do processo (constantes de tempo, ganhos e atraso), escolhidos de maneira representativa. Tanto para o sinal de referência, quanto para a perturbação, foram utilizados sinais em formato degrau de magnitude distintas, aplicados em instantes diferentes. Tendo em vista a aplicação prática, o modelo escolhido para o sistema estável foi o mesmo valor obtido nos ensaios práticos, que serão tratados no Capítulo 3. Além disso, foram inseridas variações nos parâmetros do modelo matemático, com o intuito de mostrar de maneira gráfica como os erros podem influenciar na dinâmica proporcionada pelo preditor de Smith. Vale considerar que os valores de erro escolhidos correspondem a valores simbólicos e extrapolados, para que a distinção entre as respostas fosse mais visível.

2.2.1 CASO 1: SISTEMA ESTÁVEL EM MALHA ABERTA

Para o caso de um sistema de primeira ordem estável, a utilização do controlador PI é suficiente para garantir uma dinâmica razoável. O PS permite que o controlador seja selecionado a partir de métodos convencionais de sintonia, por conta das simplificações consideradas anteriormente, as quais resultam na retirada do atraso da equação característica (NISE, 2012) (OGATA, 2000).

Em vista disso, a partir da inserção das funções de transferência do processo representado pela Equação (10), do modelo representado pela Equação (11), e do controlador representado pela Equação (12), no algoritmo de simulação é possível verificar o comportamento da variável de saída e da ação de controle nas Figuras 5, 6 e 7. Na Equação (12), o termo v_x é um parâmetro de escolha livre, que indica em quantas vezes a constante de tempo em malha fechada do sistema será reduzida quando comparada à constante de tempo original, ou seja, se $v_x = 3$, a constante de tempo de malha fechada será 3 vezes menor do que a constante de tempo em malha aberta. A Tabela 1 apresenta os parâmetros utilizados para a simulação.

$$P(s) = \frac{K_p}{T_p s + 1} e^{-Ls} \quad (10)$$

$$P_n(s) = \frac{K_{pn}}{T_{pn} s + 1} e^{-L_n s} = \frac{(K_p \delta_1)}{(T_p \delta_2) s + 1} e^{-(L \delta_3) s} \quad (11)$$

$$C(s) = K_c \frac{(T_i s + 1)}{T_i s} = \left(\frac{v_x}{K_p} \right) \frac{T_p s + 1}{T_p s} \quad (12)$$

Tabela 1: Parâmetros para simulação do preditor de Smith em sistema estável

Parâmetro	Valor	Parâmetro	Valor
K_p	1,74	T_i	69,11
T_p	69,11	δ_1	1,30
L	20	δ_2	1,30
K_c	$\frac{3}{1,74}$	δ_3	1,30

Fonte: Autoria Própria

As figuras se distinguem pelo fato de mostrarem ilustrativamente de que forma os erros de modelagem podem interferir no processo, visto que matematicamente esses erros não são levados em consideração. Individualmente, foram considerados erros percentuais, positivos e negativos, nos três parâmetros possíveis do modelo que representa a planta, indicados na Equação (11) como sendo os termos δ_n . Na Figura 5, foram considerados erros na constante de tempo da planta (δ_2), na Figura 6, os erros no ganho estático da planta (δ_1), e, na Figura 7, os erros de estimação do tempo morto (δ_3). Pelo fato de serem variados de maneira individual, os outros parâmetros, portanto, foram escolhidos com valor unitário.

Em suma, a utilização do PS para o sistema estável de primeira ordem em conjunto com o controlador PI apresenta resultados convenientes, que concordam com as funções de transferências equivalentes. É possível verificar que o comportamento frente ao sinal de referência é mais rápido que o esperado em malha aberta, não contendo sobressinal e com erro nulo em regime permanente, e, também, há a rejeição da perturbação, entretanto, com uma dinâmica mais lenta.

Com relação aos erros de modelagem, é esperado que as respostas obtenham distorção frente ao sistema sem erros, tornando a resposta mais lenta ou mais rápida. É possível verificar que, dentre as três figuras apresentadas, a ocorrência de sobressinal não é tão recorrente entre os sistemas, e o maior valor obtido nas simulações foi de aproximadamente 4,21%. Entretanto, com relação aos tempos de resposta, é perceptível como há a influência da modelagem. Entre as respostas apresentadas, ocorreram variações percentuais nos tempos de resposta, quando comparados ao sistema sem erros. As maiores variações para o tempo de

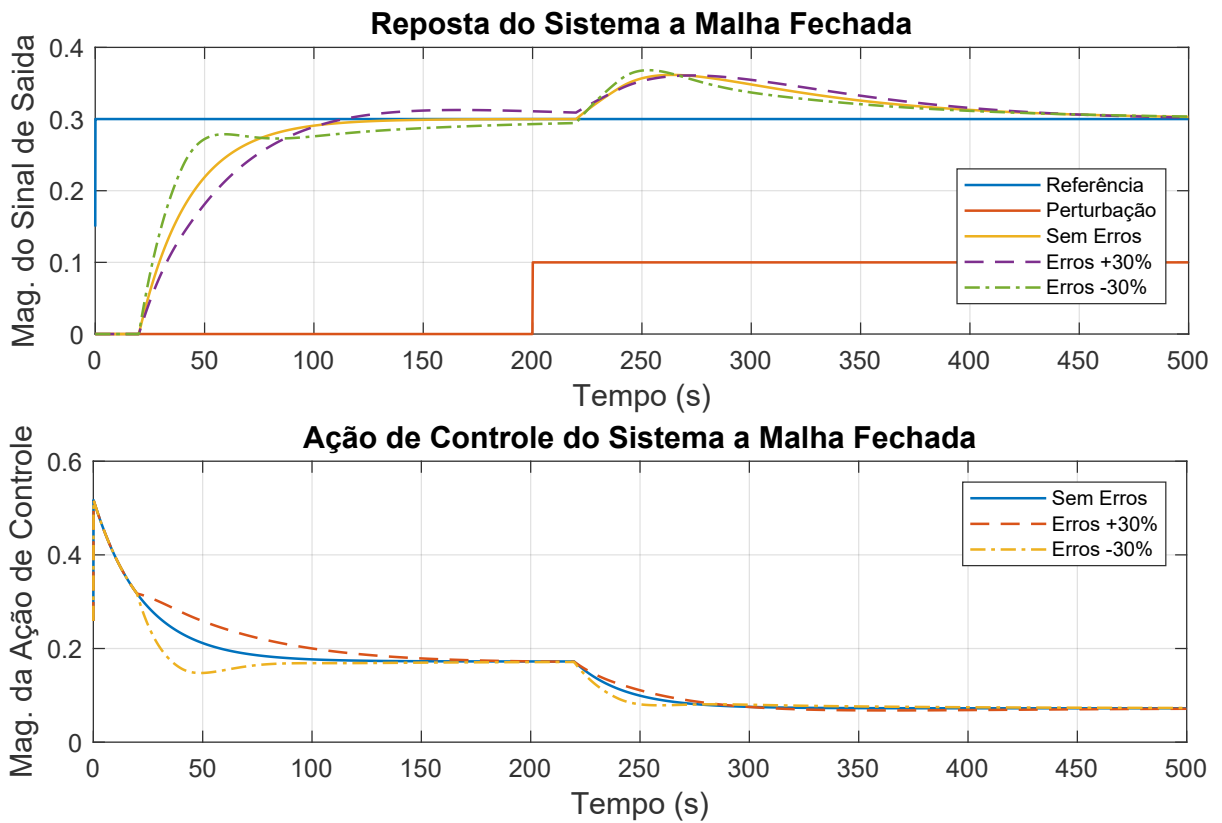


Figura 5: Simulação do sistema estável com erros de modelagem da constante de tempo
Fonte: Autoria Própria

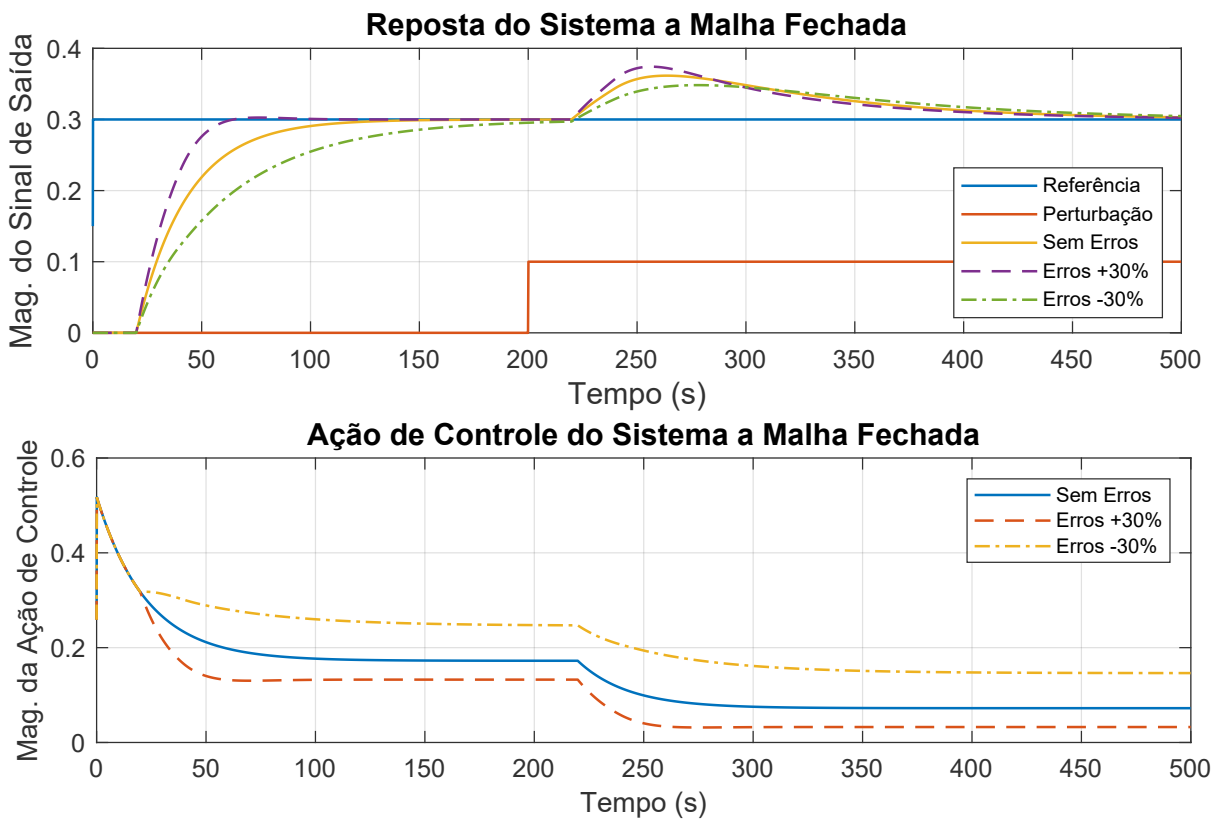


Figura 6: Simulação do sistema estável com erros de modelagem do ganho estático
Fonte: Autoria Própria

subida foram da ordem de -48% para o melhor caso, e de 87% para o pior caso,

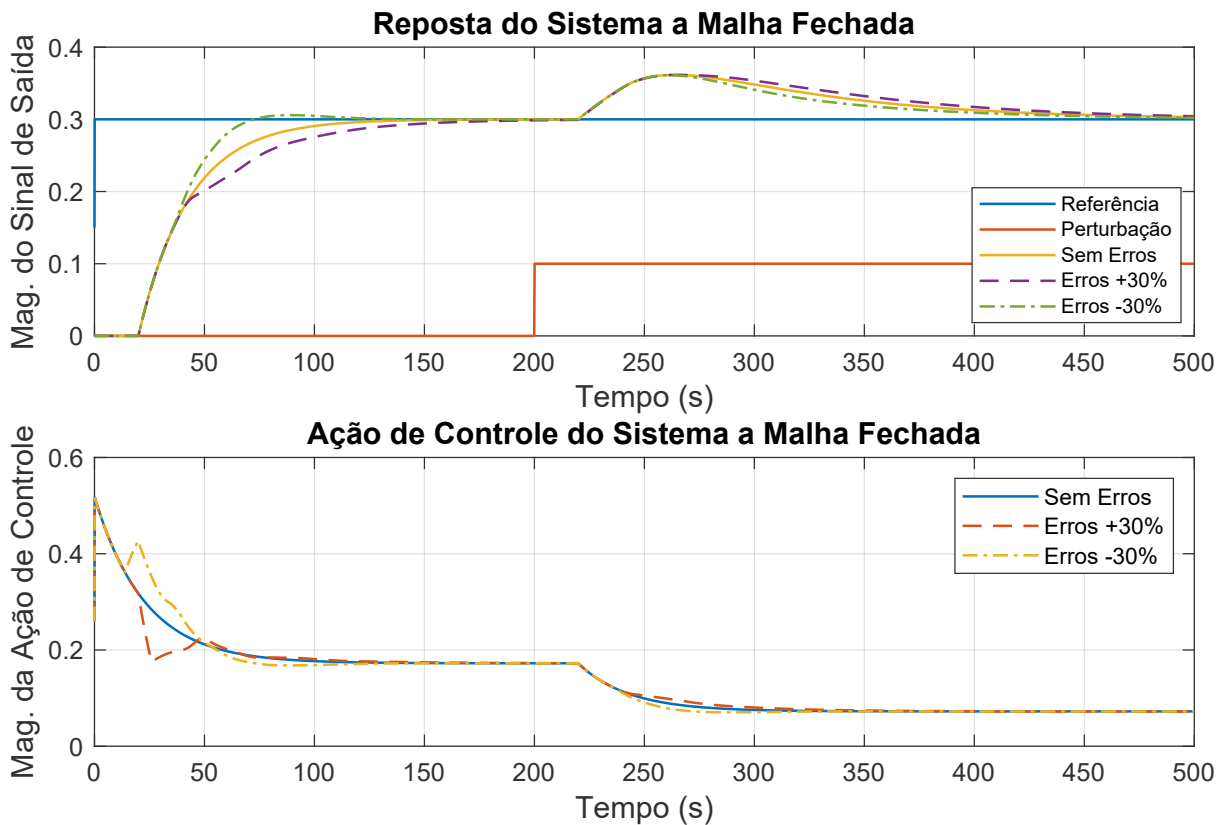


Figura 7: Simulação do sistema estável com erros de modelagem do atraso de tempo
Fonte: Autoria Própria

enquanto que o tempo de acomodação apresentou variações de no máximo 125% e no mínimo -45%.

2.2.2 CASO 2: SISTEMA COM PÓLO NA ORIGEM (TIPO 1)

O sistema com pólo na origem (tipo 1), por outro lado, já garante o erro nulo em regime permanente pela simples realimentação do sistema, sendo assim, a utilização de um controlador proporcional é suficiente para obter uma resposta mais rápida. A função de transferência da planta, do modelo e do controlador, estão representadas, respectivamente, pelas Equações (13), (14) e (15), e os parâmetros utilizados para a simulação estão resumidos na Tabela 2.

$$P(s) = \frac{K_p}{s} e^{-Ls} \quad (13)$$

$$P_n(s) = \frac{K_{pn}}{s} e^{-L_n s} = \frac{(K_p \delta_1)}{s} e^{(L \delta_2) s} \quad (14)$$

$$C(s) = K_p \quad (15)$$

A rotina de simulação considerando o sistema descrito através das Equações (13), (14) e (15) apresenta os resultados ilustrados pelas Figuras 8 e 9, que, de modo semelhante ao caso estável, apresentam os sistemas contendo erros de modelagem, tanto para o ganho estático quanto para o atraso.

Fica evidenciado que o comportamento do PS no sistema tipo 1 realiza sua função corretamente para o seguimento de referência. O efeito dos erros de modelagem para esse sistema acabam interferindo de maneira mais significativa na resposta.

Tabela 2: Parâmetros para simulação do preditor de Smith em sistema tipo 1

Parâmetro	Valor	Parâmetro	Valor
K_p	2	δ_1	1, 30
L	5	δ_2	1, 30
K_c	$\frac{1}{4}$		

Fonte: Autoria Própria

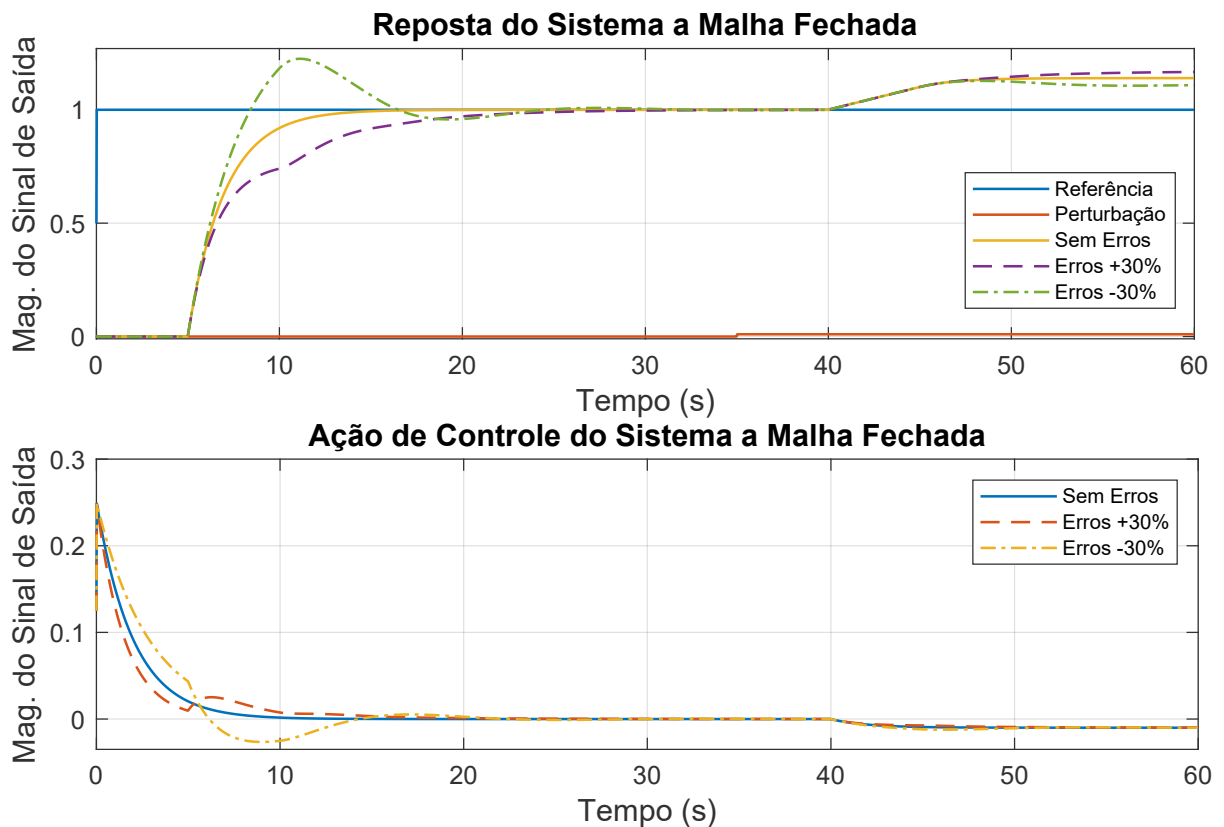


Figura 8: Simulação do sistema tipo 1 com erros de modelagem do ganho estático
Fonte: Autoria Própria

Para o caso dos erros de modelagem de ganho estático, a resposta para os

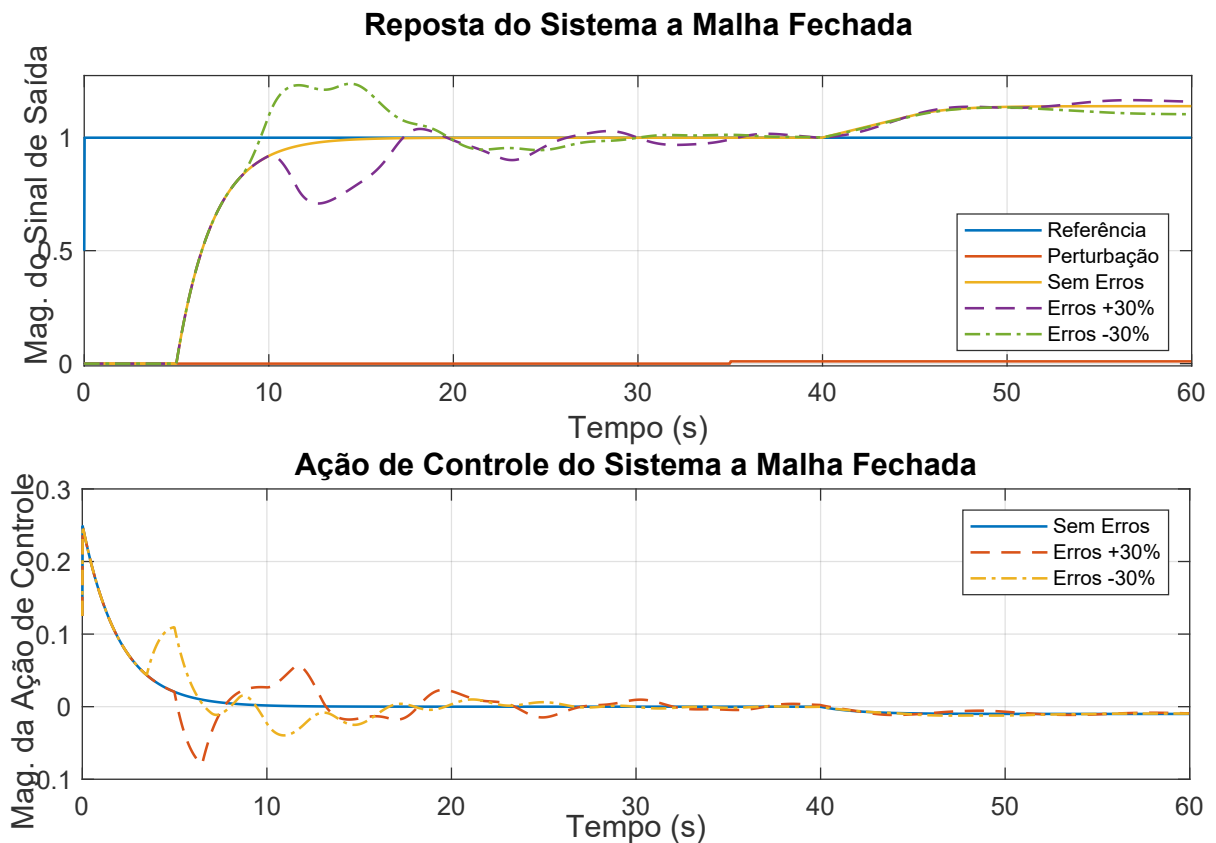


Figura 9: Simulação do sistema tipo 1 com erros de modelagem do atraso de tempo
Fonte: Autoria Própria

erros positivos se torna muito mais lenta que o esperado, enquanto que, para os erros negativos, o sistema apresenta sobressinal e o tempo de acomodação é muito maior. Já para os erros na estimação do atraso de tempo, verifica-se que para ambos os casos a resposta conta com sinais realimentados periodicamente, conferindo ao sinal de saída um caráter oscilatório.

Com a inserção dos erros de modelagem, os maiores valores de sobressinal obtidos excederam o sinal de referência em aproximadamente 23% para os dois casos de ocorrência. Verifica-se que, para os sistemas com erros de estimação do atraso, o tempo de subida não é afetado. Em contrapartida, o caráter oscilatório influencia em grande parte o tempo de acomodação, resultando em variações de 117% para os erros negativos, e 174% para os positivos. Os erros de modelagem do ganho conferem variações no tempo de subida de 100% e de -39%, para os erros positivos e negativos, respectivamente, enquanto que o tempo de acomodação sofre alterações da ordem de 68% e 78%.

Quando se diz respeito à dinâmica de rejeição de perturbações, o PS possui uma limitação no controle, apresentando um desvio no sinal de saída. Analisando matematicamente, podemos verificar que, aplicando o teorema do valor final na função de transferência da perturbação (Equação (6)), o erro em regime permanente é

diferente de zero, e que, portanto, nesse tipo de sistema, a amplitude do desvio é ocasionada tanto pelo valor do atraso, quanto pelo valor dos ganhos da planta e do controlador. Isso pode ser verificado pela Equação (16). Do mesmo modo, a inserção dos erros de modelagem também influenciou no valor do desvio do sinal de saída, sendo que, quando comparado ao sistema sem erros, os desvios foram da ordem de aproximadamente 2%, em função do valor da perturbação aplicada.

$$\lim_{s \rightarrow 0} \frac{Y(s)}{Q(s)} = \frac{1 + K_p K_c L}{K_c} \quad (16)$$

Além disso, no sistema de primeira ordem estável, a rejeição de perturbação está relacionada com a presença do pólo no semi-plano esquerdo, o que confere uma dinâmica de amortecimento. De maneira análoga, o sistema tipo 1 possui um pólo exatamente na origem, configurando um desempenho sem amortecimento e não oscilatório, o que também justifica a existência do desvio na saída, sob uma perspectiva diferente.

2.2.3 CASO 3: SISTEMA INSTÁVEL EM MALHA ABERTA

Para o sistema de primeira ordem instável, tendo como base no mesmo procedimento dos casos anteriores, a escolha de um controlador PI pode garantir a estabilidade e o erro em regime permanente nulo para o seguimento de referência, em função de um ajuste adequado dos parâmetros. Seus parâmetros foram selecionados com o objetivo de que os pólos em malha fechada estivessem localizados no semi-plano esquerdo, e de maneira a não escolher ganhos com valores absurdamente grandes, o que em alguns casos poderia dificultar a implementação, além disso, os ganhos foram determinados para adequar o sistema aos requisitos apresentados para o caso instável na Seção 2.3. As definições do sistema para a simulação estão representadas pelas Equações (17), (18) e (19), e pela Tabela 3.

$$P(s) = \frac{K_p}{T_p s - 1} e^{-Ls} \quad (17)$$

$$P_n(s) = \frac{K_{pn}}{T_{pn} s - 1} e^{-L_n s} = \frac{(K_p \delta_1)}{(T_p \delta_2) s - 1} e^{-(L \delta_3) s} \quad (18)$$

$$C(s) = K_c \frac{(T_i s + 1)}{T_i s} \quad (19)$$

Os resultados das simulações utilizando as definições acima estão ilustrados

pelas Figuras 10, 11 e 12, que apresentam, respectivamente, as diferentes simulações, considerando erros de modelagem individuais para a constante de tempo, ganho estático e o atraso.

Assim como nos outros casos, o controle do sistema em questão apresenta um desempenho satisfatório no seguimento de referência, com um sobressinal esperado e com erro em regime permanente nulo.

Tabela 3: Parâmetros para simulação do preditor de Smith em sistema instável

Parâmetro	Valor	Parâmetro	Valor
K_p	1,3	T_i	75
T_p	60	δ_1	1,30
L	20	δ_2	1,30
K_c	3,85	δ_3	1,30

Fonte: Autoria Própria

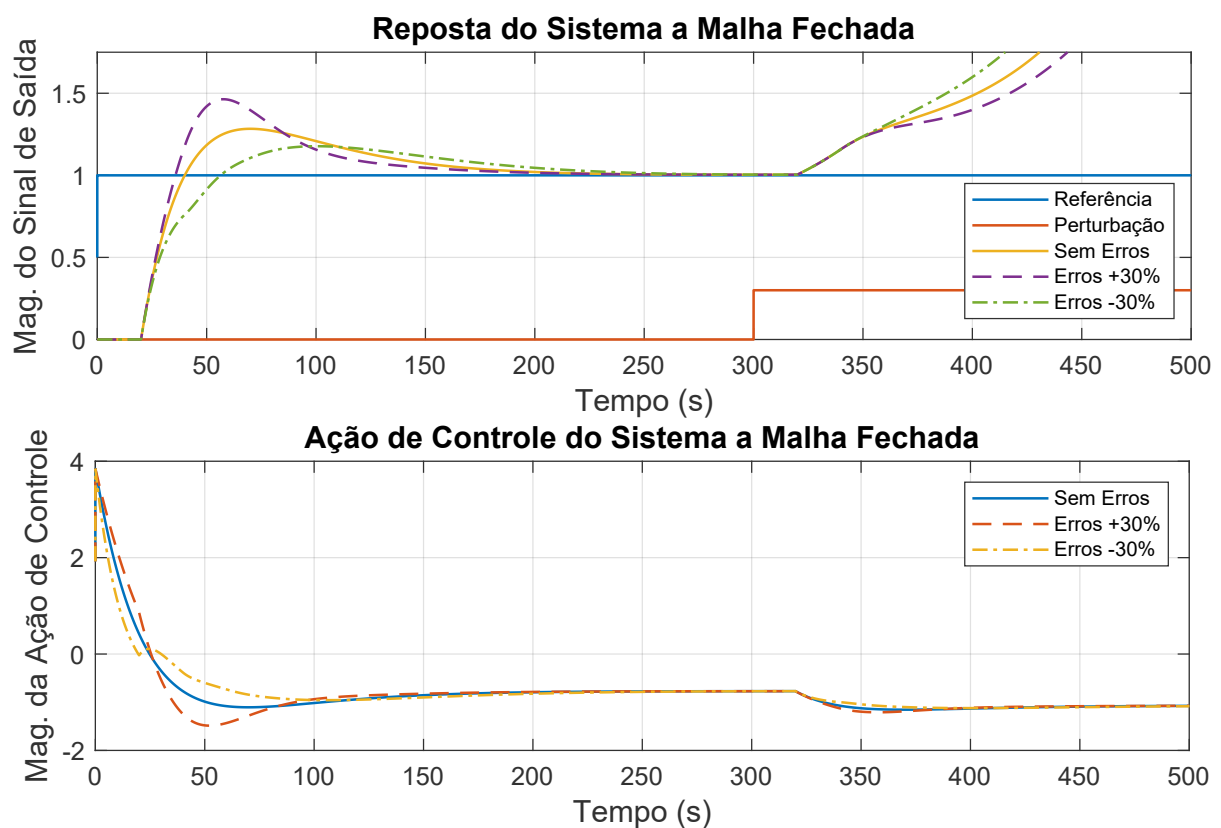


Figura 10: Simulação do sistema instável com erros de modelagem da constante de tempo
Fonte: Autoria Própria

A inserção dos erros de modelagem afeta principalmente no sentido de aumentar ou diminuir o valor de sobressinal da resposta. Entre os valores obtidos,

o maior valor de sobressinal foi de aproximadamente 24%, enquanto que, a maior atenuação foi de aproximadamente -8%. Além disso, os valores de tempo de subida apresentaram variações mais modestas do que o do sistema tipo 1, apresentando uma variação máxima de 53% e mínima de -21%. O tempo de acomodação também apresentou variações moderadas, sendo que o maior valor obtido foi de 17%, e, o menor, -7%.

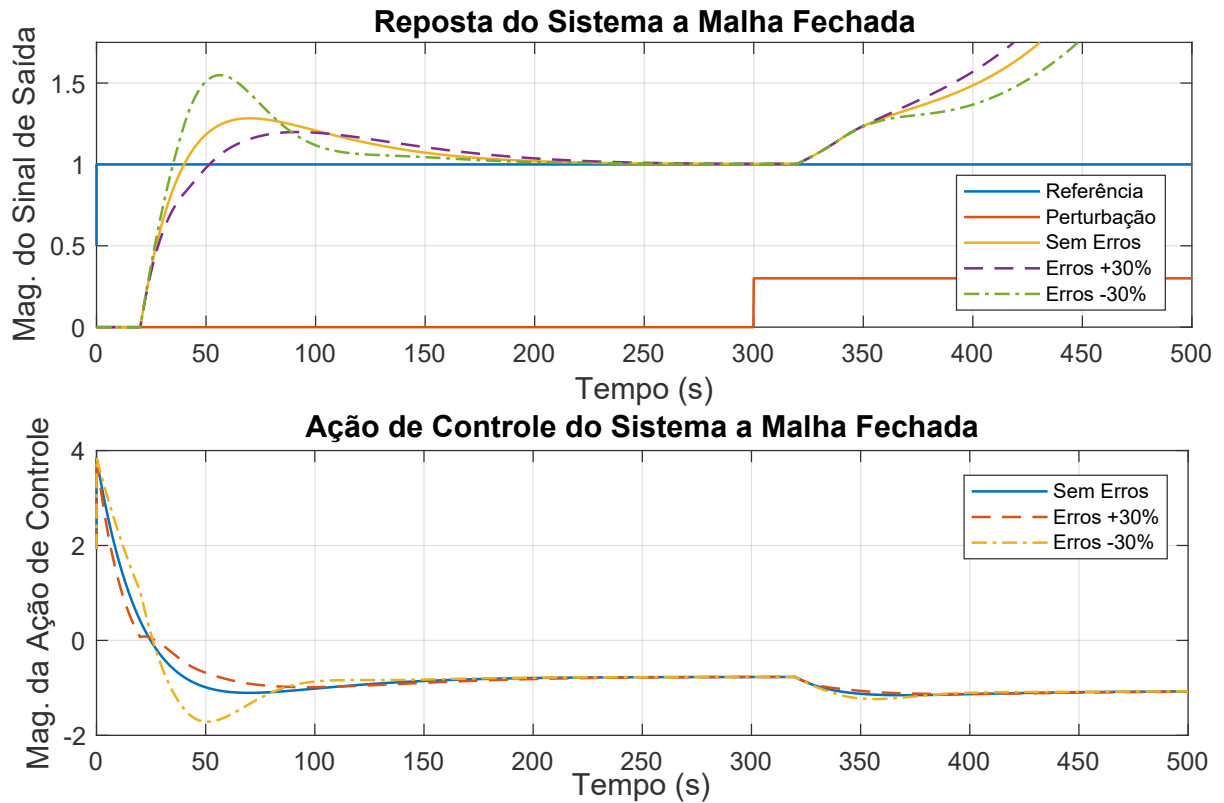


Figura 11: Simulação do sistema instável com erros de modelagem do ganho estático
Fonte: Autoria Própria

O comportamento frente à perturbação já era esperado, devido a presença do pólo no semi-plano direito, que domina a dinâmica da rejeição de perturbações. Em analogia com o sistema tipo 1, a presença do pólo pode ser vista como um amortecimento negativo ao sinal de saída e, portanto, ocorre a divergência, levando o sistema à instabilidade.

Em síntese, o funcionamento do PS para os três tipos de sistemas é adequado e apresenta uma boa resposta frente ao sinal de referência, considerando ou não os erros de modelagem. Entretanto, a dinâmica de rejeição de perturbações possui comportamento deteriorado nos três casos, sendo de maneira mais expressiva no sistema instável e com pólo na origem. A problemática em questão é que, uma estrutura nesse formato, mesmo com os benefícios possíveis ainda apresenta algumas limitações em questão de funcionamento.

Apesar desse comportamento não desejado, ainda existem várias estruturas

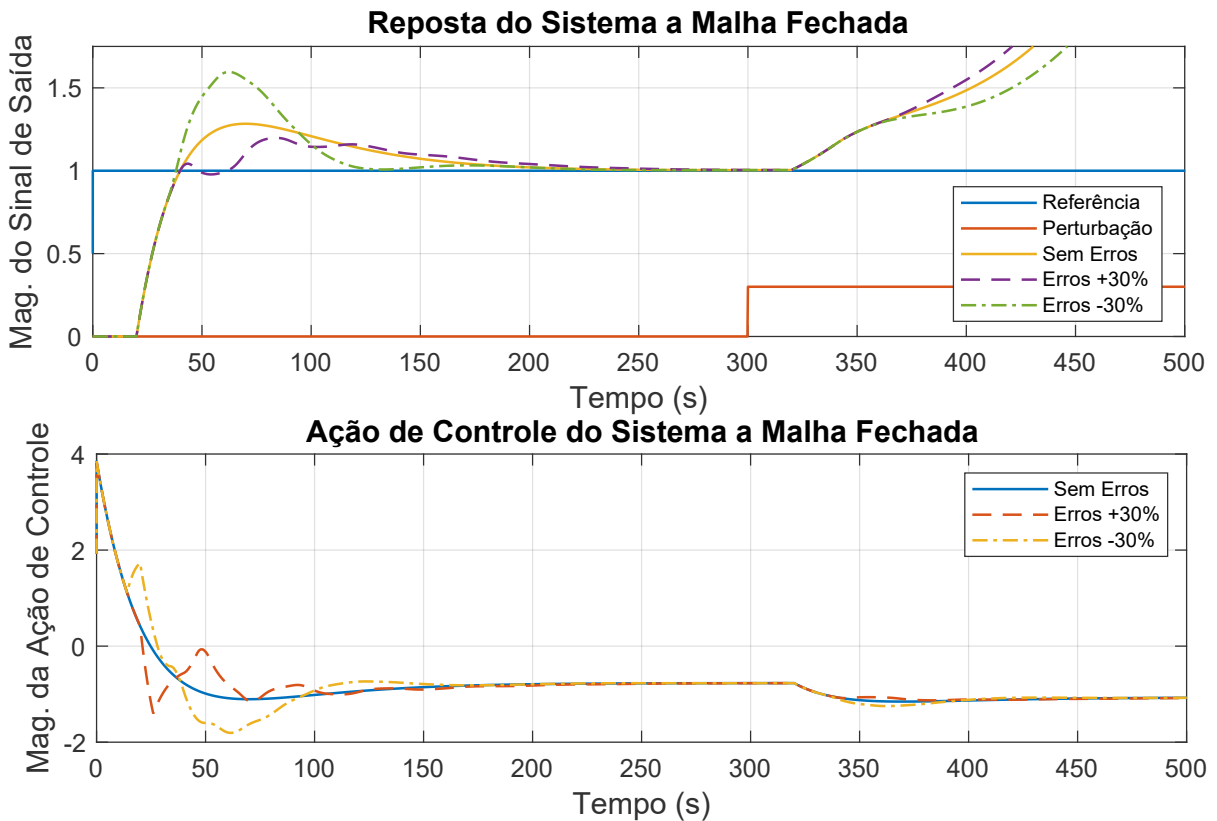


Figura 12: Simulação do sistema instável com erros de modelagem do atraso de tempo
Fonte: Autoria Própria

e modificações que complementam a atuação do PS. Uma das estratégias que possibilita melhorar a atuação do PS é o preditor de Smith filtrado, que chama atenção por ser uma técnica simples e de fácil implementação.

A seção seguinte tratará da teoria por trás do PS Filtrado, suas características e utilização para os sistemas abordados acima.

2.3 PREDITOR DE SMITH FILTRADO

O preditor de Smith convencional apresenta algumas limitações em sua performance de rejeição de perturbações, principalmente em sistemas instáveis ou com pólo na origem em malha aberta. A limitação ocorre em função do atraso de transporte, que realimenta diretamente a saída da planta antes da atuação da etapa de predição.

Pelo fato de os modelos não conseguirem antecipar a ação de controle necessária, é preciso um intervalo de tempo correspondente a $2L_n$ segundos até que o controlador possa atuar. No entanto, a rejeição só acontece para os sistemas estáveis, de modo que a dinâmica é dominada pela constante de tempo do sistema em malha aberta. Para os sistemas com pólo na origem, o controlador age de modo

a suprimir o efeito da perturbação, mas não chegando a cancelá-la, enquanto que o sistema instável apresenta problemas de estabilidade.

O preditor de Smith filtrado (PSF) surge como uma opção para reajustar a configuração do PS, em vias de obter uma melhor performance para a dinâmica de rejeição de perturbações. A concepção inicial do PSF tem como objetivo evitar a instabilidade dos sistemas, causadas, principalmente, por erros na estimação do tempo morto ($L \neq L_n$), frente a atuação de entradas de perturbação. Nessa ocasião, o sistema passa a contar com uma série de realimentações periódicas causadas pela diferença entre o tempo morto estimado e o tempo morto real. Assim, a saída do sistema é composta por uma componente de resposta nominal e uma componente de perturbação periódica. (NORMEY-RICO; CAMACHO, 2007)

Por conta disso, o intuito do filtro é o de atenuar as oscilações na saída da planta, e não influenciar no seguimento de referência desejado. A utilização de um filtro passa baixa com ganho unitário em regime permanente, aplicado no segmento de erro entre a saída real e a saída do preditor com atraso, é o que garante as premissas iniciais do PSF. Assim, uma performance mais robusta pode ser alcançada, e as dinâmicas de rejeição para os sistemas com pólo na origem e instáveis podem ser atingidas, desde que observados os procedimentos para garantir a estabilidade interna do sistema (SANTOS, 2011). A estrutura do PSF está ilustrada pela Figura 13.

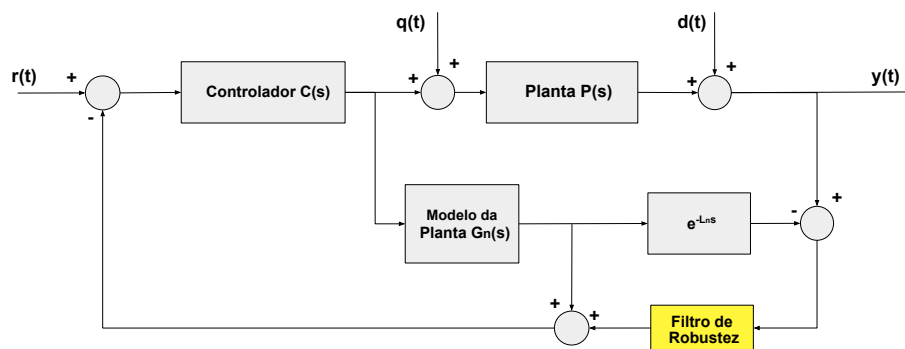


Figura 13: Preditor de Smith filtrado
Fonte: Adaptado de (NORMEY-RICO; CAMACHO, 2007)

Assim como o PS convencional, o PSF pode ser analisado através do seu comportamento perante ao modelo nominal da planta, ou seja, sem erros de modelagem. A partir dessa análise, é possível obter as funções de transferência do PSF em função das entradas de referência e perturbação, representadas pelas Equações (20) e (21), respectivamente (NORMEY-RICO; CAMACHO, 2007).

$$\frac{Y(s)}{R(s)} = \frac{C(s)G_n(s)}{1 + C(s)G_n(s)} e^{-L_n s} \quad (20)$$

$$\frac{Y(s)}{Q(s)} = G_n(s).e^{-Lns} \left[1 - \frac{C(s)G_n(s)Fr(s)}{1 + C(s)G_n(s)} e^{-Lns} \right] \quad (21)$$

É possível notar que a Equação (20) é semelhante à Equação (5), ou seja, o desempenho do PSF é o mesmo que o do PS para o seguimento de referência. Por outro lado, a Equação (21) apresenta uma diferença no numerador da função de transferência devido à inclusão do filtro, quando em comparação ao PS convencional.

Seguindo a ideia original do PSF, a determinação dos parâmetros do filtro ocorreria em função da frequência de oscilações da saída, provocadas pelo erro de estimação de tempo morto. Porém, como é considerado que os modelos não possuem erro de modelagem, a sintonia do Filtro pode ser realizada de maneira alternativa, através da lógica de cancelamento de pólos.

Essa abordagem permite que os pólos em malha aberta do sistema sejam cancelados por um numerador equivalente na função de transferência, e a resposta de rejeição possa ter um pólo dominante mais rápido, como será mostrado mais adiante. Conseqüentemente, através do cancelamento de pólos, também é possível estender a aplicação do PSF para os sistemas tipo 1 e instável.

Com o intuito de verificar a dinâmica do PSF em comparação com o PS Convencional, a mesma rotina de cálculo foi executada para os dois sistemas simultaneamente, seguindo o mesmo processo executado na seção anterior e mantendo as mesmas configurações para o PS convencional. Os parâmetros do PSF foram definidos conforme a abordagem de cancelamento de pólos, de maneira distinta para os três casos estudados, e que serão demonstradas adiante. A rotina de cálculo foi executada em tempo discreto, com as entradas correspondentes como sendo degraus de magnitude diferente.

2.3.1 CASO 1: SISTEMA ESTÁVEL EM MALHA ABERTA

Para o sistema estável, o sistema, o modelo e o controlador escolhidos são os mesmos do PS convencional, suas funções de transferência estão representadas pelas Equações (22), (23) e (24).

$$P(s) = \frac{K_p}{T_p s + 1} e^{-Ls} \quad (22)$$

$$P_n(s) = \frac{K_{pn}}{T_{pn} s + 1} e^{-Lns} = \frac{(K_p \delta_1)}{(T_p \delta_2) s + 1} e^{-(L\delta_3)s} \quad (23)$$

$$C(s) = K_c \frac{(T_i s + 1)}{T_i s} = \left(\frac{v_x}{K_p} \right) \frac{T_p s + 1}{T_p s} \quad (24)$$

O processo de escolha do filtro de robustez é determinado a partir da resposta em malha fechada do sistema. A partir da Equação (20), que rege a dinâmica do PSF, a substituição dos parâmetros definidos nas Equações (22), (23) e (24) retorna uma resposta em malha fechada, que, neste caso, é uma função de transferência de primeira ordem, representada pela Equação (25), na qual a constante de tempo T_{mf} equivale a relação $\frac{T_p}{K_p K_c}$.

$$\frac{Y(s)}{R(s)} = \frac{1}{T_{mf} s + 1} \quad (25)$$

Na Equação (21), que representa a dinâmica de rejeição, a equação de malha fechada do sistema realimentado, presente na Equação (20) aparece, podendo ser substituído pelo da Equação (25). A partir disso, a determinação do filtro de robustez deve seguir o princípio de cancelamento dos pólos da função em malha fechada, e ainda permitir a escolha de parâmetros para o cancelamento com um dos pólos em malha aberta. Com esse objetivo, o comportamento do filtro pode ser escolhido através de uma função de transferência de segunda ordem, e que possua ganho estático unitário em regime permanente. A função de transferência do filtro está representada pela Equação (26).

$$F_r(s) = \frac{(z_1 s + 1)(z_2 s + 1)}{(p_1 s + 1)(p_2 s + 1)} \quad (26)$$

Os parâmetros do filtro, portanto, são escolhidos de modo que um dos zeros cancele o pólo de malha fechada (T_{mf}), os dois pólos se tornam um parâmetro de escolha livre (T_0), representando a constante de tempo de rejeição, e o outro zero é determinado algebricamente (α), de modo que seu efeito cancele o pólo do sistema em malha aberta. Com isso, a função de transferência do Filtro de Robustez desejado está representado pela Equação (27).

$$F_r(s) = \frac{(T_{mf} s + 1)(\alpha s + 1)}{(T_0 s + 1)^2} \quad (27)$$

A substituição das Equações (25) e (27) na Equação (21) resulta na Equação (28). Com base nela é possível verificar que o efeito do numerador pode ser utilizado para cancelar o pólo em malha aberta, a partir da determinação do parâmetro que define o segundo zero do filtro de robustez (α). Isso pode ser mostrado a partir da

Equação (29), em que o lado direito representa a condição de cancelamento do pólo, ou seja, o valor a ser avaliado para a variável s para solucionar a equação.

$$\frac{Y(s)}{Q(s)} = \frac{K_{pn}}{(T_{pn}s + 1)} \cdot e^{-Lns} \left[1 - \frac{(\alpha s + 1)}{(T_0s + 1)^2} e^{-Lns} \right] \quad (28)$$

$$(T_{pn}s + 1) = (T_0s + 1)^2 - (\alpha s + 1)e^{-Lns} \rightarrow s = \frac{-1}{T_{pn}} \quad (29)$$

A solução da Equação (29) retorna o valor do parâmetro α , representado pela Equação (30).

$$\alpha = T_{pn} \left(1 - \left(1 - \frac{T_0}{T_p} \right)^2 e^{Lns} \right) \quad (30)$$

O comportamento dinâmico do sistema estável utilizando o PSF pode ser verificado na Figura 14, comparando o efeito do preditor convencional e do filtrado. Os erros de modelagem percentuais nos parâmetros do sistema também foram considerados para verificar a dinâmica da resposta, sendo que, nesse caso, o ganho estático, a constante de tempo e o atraso foram variados de maneira conjunta. A resposta está representada pela 15, enquanto que a Tabela 4 apresenta os parâmetros utilizados para a simulação.

Tabela 4: Parâmetros para simulação do preditor de Smith filtrado em sistema estável

Parâmetro	Valor	Parâmetro	Valor
K_p	1,74	δ_1	1,15
T_p	69,11	δ_2	1,15
L	20	δ_3	1,15
K_c	$\frac{3}{1,74}$	α	42,98
T_i	69,11	T_0	20

Fonte: Autoria Própria

A partir da simulação, é verificável que a estrutura do PSF proporciona uma resposta muito mais rápida para a rejeição de perturbações, sendo que o sinal de saída apresenta uma resposta praticamente imediata, logo em que a perturbação é sentida pelo controlador, permitindo que, além da resposta ser mais rápida, também não ocorra sobressinal. Para o sistema contendo os erros de modelagem

considerados, pode-se notar que o caráter da resposta em malha fechada apresenta algumas distorções, e, a rejeição de perturbações, embora seja mais rápida, é de certa forma mais lenta do que o desempenho sem erros.

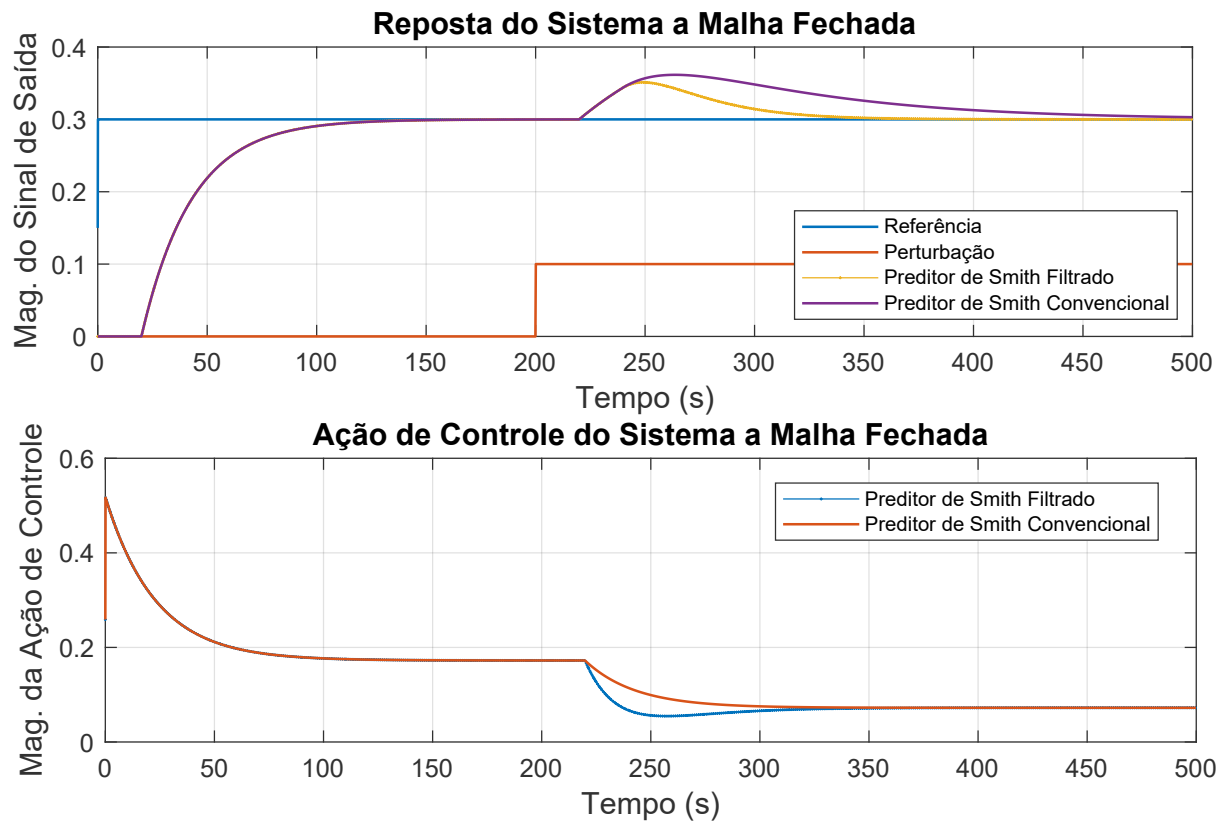


Figura 14: Simulação do preditor de Smith filtrado para sistema estável sem erros de modelagem

Fonte: Autoria Própria

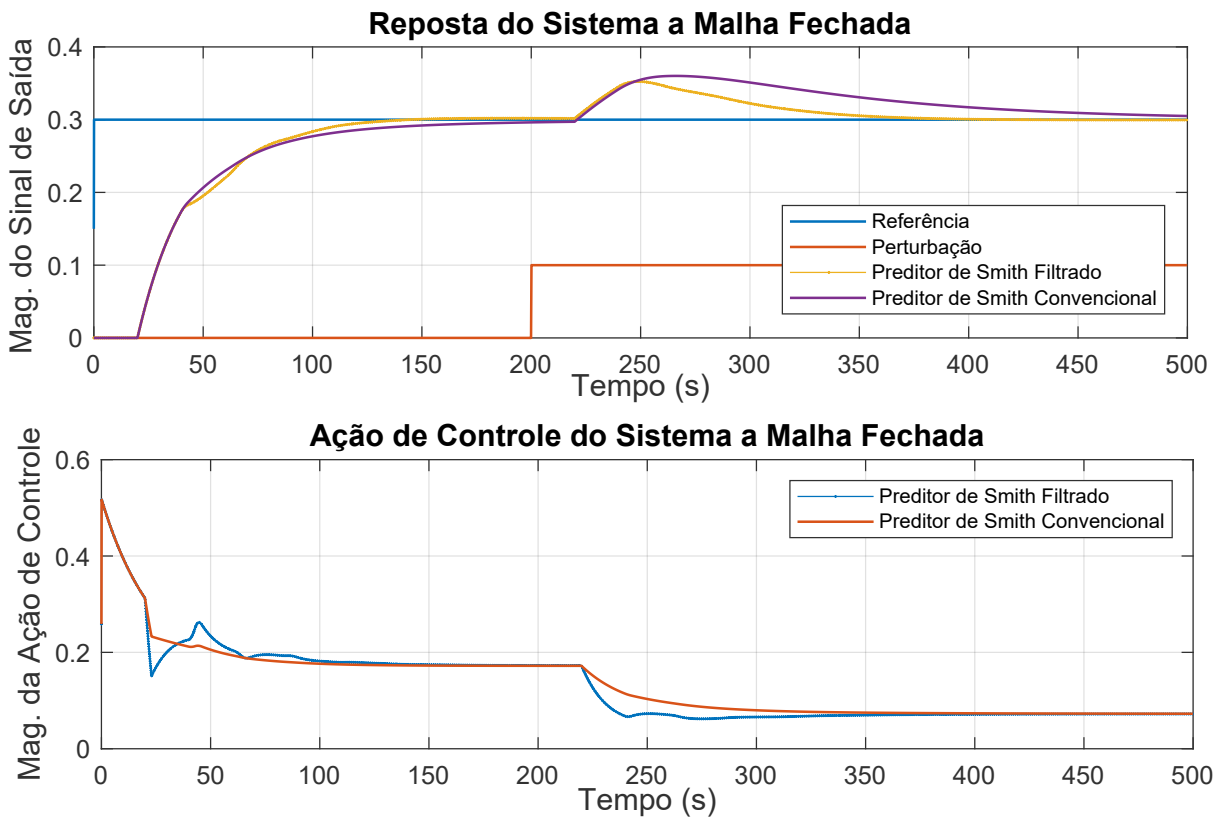


Figura 15: Simulação do preditor de Smith filtrado para sistema estável com erros de modelagem

Fonte: Autoria Própria

2.3.2 CASO 2: SISTEMA COM PÓLO NA ORIGEM (TIPO 1)

Para o sistema com pólo na origem, os parâmetros de ajuste seguem os mesmos do preditor convencional, apresentados pelas Equações (31), (32) e (33). De maneira semelhante, a resposta frente ao seguimento de referência não é alterada, sendo o filtro de robustez determinado em função da dinâmica de rejeição de perturbações.

$$P(s) = \frac{K_p}{s} e^{-Ls} \quad (31)$$

$$P_n(s) = \frac{K_{pn}}{s} e^{-L_n s} = \frac{(K_p \delta_1)}{s} e^{-(L \delta_2) s} \quad (32)$$

$$C(s) = K_C \quad (33)$$

Como a dinâmica em malha fechada do sistema é equivalente ao de um sistema de primeira ordem, o projeto do filtro segue a mesma sequência lógica de cálculo do sistema estável: cancelamento de pólos, escolha do parâmetro livre T_0 e a definição algébrica do parâmetro α . A função de transferência equivalente do filtro

utilizado foi apresentada na Equação (27).

A diferença entre o sistema estável e o com pólo na origem reside na condição de cancelamento do pólo em malha aberta da planta. Em regime permanente, ambos os numeradores, da planta em malha aberta e da função de transferência de rejeição, quando avaliados em $s = 0$ (posição do pólo em malha aberta) resultam em zero. Com isso, para o cancelamento efetivo do pólo, é necessário um efeito de cancelamento duplo, ou seja, a derivada do numerador, avaliada em $s = 0$, deve realizar o cancelamento. A condição de cancelamento está representada pela Equação (34).

$$\frac{d}{ds} \left[(T_0s + 1)^2 - (\alpha s + 1)e^{-Lns} \right] = 0 \rightarrow s = 0 \quad (34)$$

A solução a Equação (34) retorna o valor algébrico do parâmetro α do filtro de robustez, representada pela Equação (35).

$$\alpha = 2T_0 + L_n \quad (35)$$

Inserindo esses parâmetros na simulação, representados na Tabela 5, o resultado pode ser apresentado nas Figuras 16 e 17, que ilustram a comparação do preditor convencional e do filtrado, para o sistema sem erros, e com erros de modelagem, respectivamente.

Tabela 5: Parâmetros para simulação do preditor de Smith filtrado em sistema tipo 1

Parâmetro	Valor	Parâmetro	Valor
K_p	2	δ_2	1, 15
L	5	α	45
K_c	$\frac{1}{4}$	T_0	20
δ_1	0, 85		

Fonte: Autoria Própria

A inserção do filtro de robustez melhora de maneira expressiva a resposta do sistema, fazendo com que a perturbação seja sentida e rejeitada, conforme o tempo de rejeição determinado pelo parâmetro T_0 do filtro. Porém, considerando os erros de modelagem no sistema, é perceptível a existência de um desvio entre a saída e o sinal de referência, que corresponde a aproximadamente 5%. Essa divergência

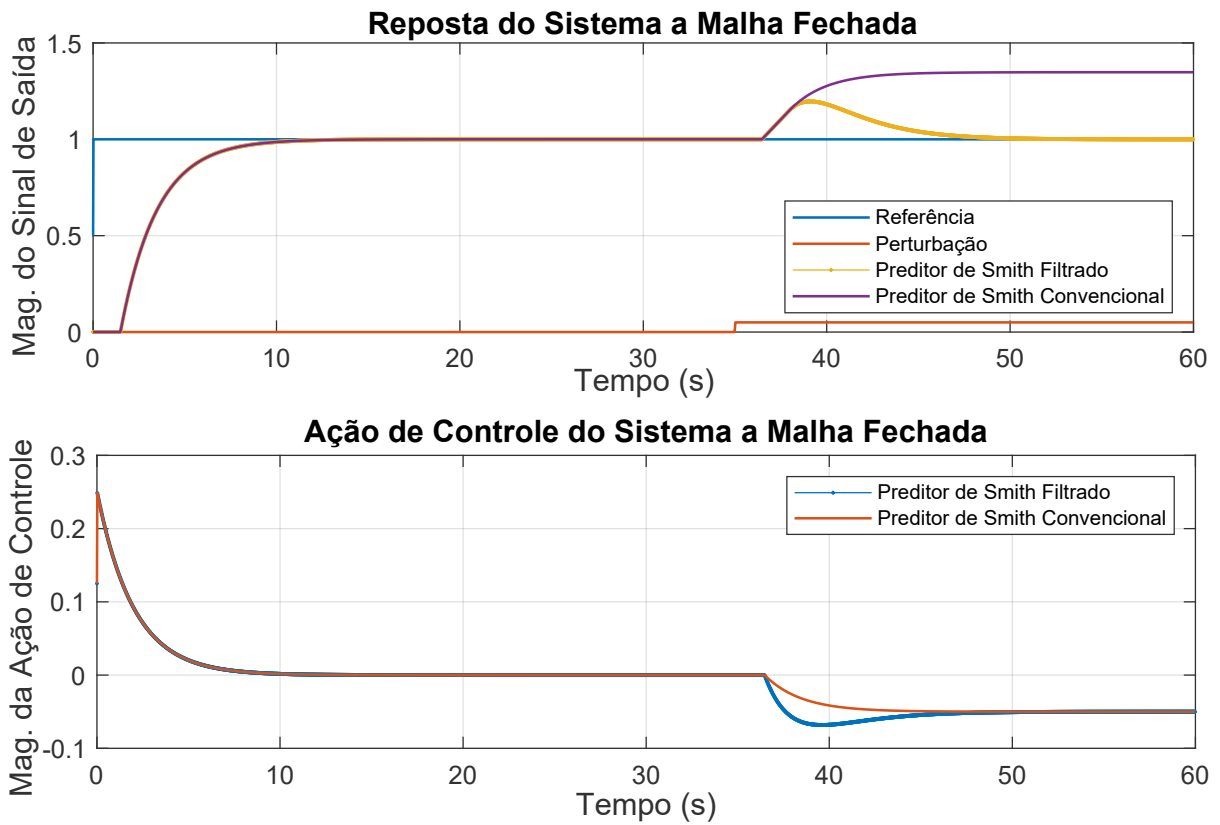


Figura 16: Simulação do preditor de Smith filtrado para sistema tipo 1 sem erros de modelagem
Fonte: Autoria Própria

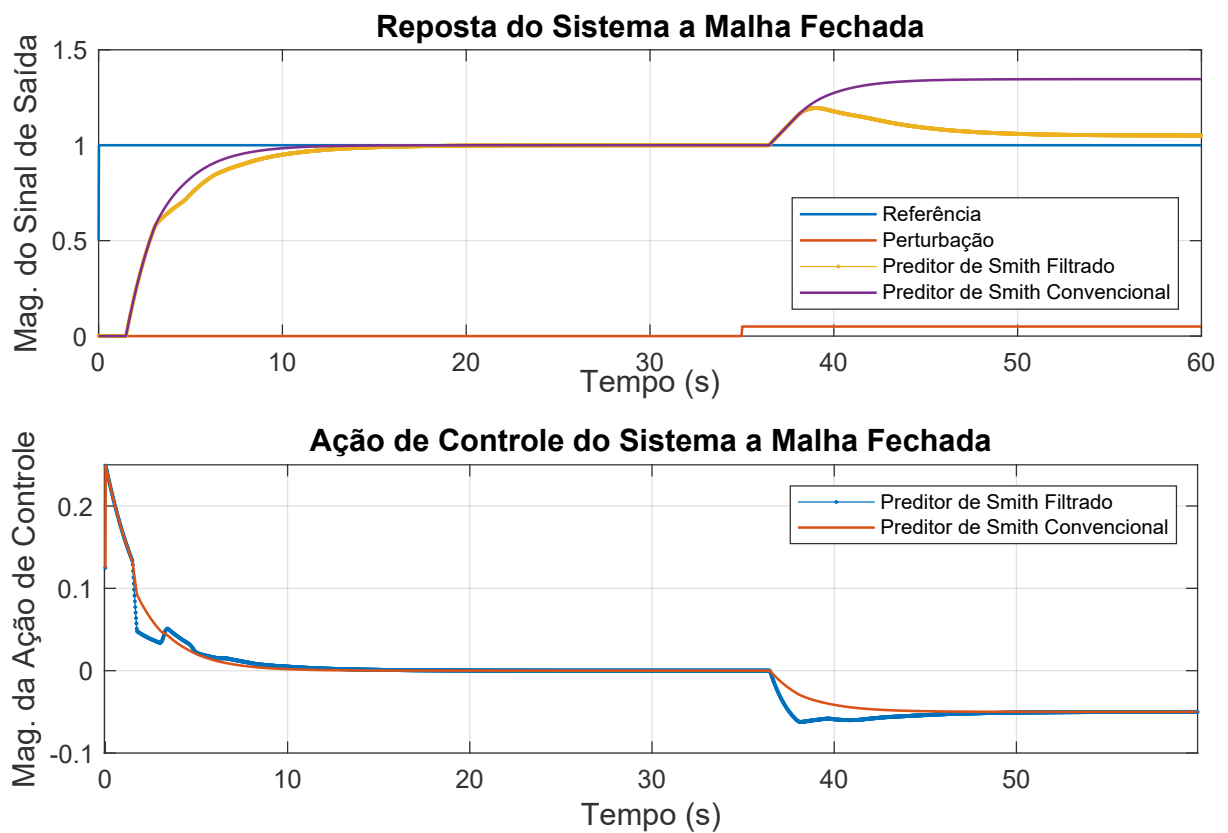


Figura 17: Simulação do preditor de Smith filtrado para sistema tipo 1 com erros de modelagem
Fonte: Autoria Própria

ocorre porque os erros de modelagem conferem ao sistema uma característica distinta do real, portanto, a premissa de cancelamento de pólos, através da qual o filtro foi projetado, não é atendida de maneira completa. Por conta disso, o efeito do pólo na origem é em grande parte diminuído, porém não totalmente cancelado, conforme desejado.

2.3.3 CASO 3: SISTEMA INSTÁVEL EM MALHA ABERTA

Para o sistema instável, o sistema e o modelo utilizados são os mesmos do preditor de Smith convencional, cujas funções de transferência estão representadas pelas Equações (36) e (37).

$$P(s) = \frac{K_p}{T_p s - 1} e^{-Ls} = \frac{1,3}{60s - 1} e^{-20s} \quad (36)$$

$$P_n(s) = \frac{K_{pn}}{T_{pn} s - 1} e^{-L_n s} = \frac{1,3\delta_1}{(60\delta_2)s - 1} e^{-20\delta_3 s} \quad (37)$$

A sintonia do controlador PI, entretanto, é realizada de maneira distinta, visto que, para a estabilização do sistema instável, o controlador provê uma resposta que contém, em geral, dois pólos e um zero, como mostrado pela Equação (38). As premissas para a escolha dos parâmetros do controlador estão relacionadas com a lógica de cancelamento imposta pelo filtro de robustez. Para que o filtro seja efetivo, sua função de transferência deve cancelar a resposta em malha fechada do sistema. Em busca de facilitar esse processo, é interessante que a resposta em malha fechada apresente dois pólos localizados no mesmo ponto, como representado pela Equação (39). Assim, é possível que a resposta de seguimento de referência possua um caráter criticamente amortecido, além de permitir que os pólos, localizados em T_1 , se tornem um parâmetro de escolha livre e seu valor seja utilizado para determinar os parâmetros do controlador PI.

$$\frac{Y(s)}{R(s)} = \frac{K_c K_p (T_i s + 1)}{(T_i T_p) s^2 + (K_c K_p T_i - T_i) s + K_c K_p} = \frac{1,3 K_c (T_i s + 1)}{(60 T_i) s^2 + (T_i + 1,3 K_c T_i) s + 1,3 K_c} \quad (38)$$

$$\frac{Y(s)}{R(s)} = \frac{(T_i s + 1)}{(T_1 s + 1)^2} = \frac{(T_i s + 1)}{T_1^2 s^2 + 2 T_1 s + 1} \quad (39)$$

Passando o termo $K_c K_p$ da Equação (38) para o denominador e, em seguida, realizando a comparação entre os polinômios dos denominadores das Equações

(38) e (39), é possível obter um sistema de equações lineares, representadas pelas Equações (40) e (41).

$$\frac{T_p T_i}{K_p K_c} = T_1^2 \implies \frac{60 T_i}{1,3 K_c} = T_1^2 \quad (40)$$

$$T_i \left(1 - \frac{1}{K_p K_c}\right) = 2 T_1 \implies T_i \left(1 - \frac{1}{1,3 K_c}\right) = 2 T_1 \quad (41)$$

Escolhendo a constante de tempo em malha fechada como sendo $T_1 = 30$, a resolução das equações retorna os parâmetros do controlador, cuja a função de transferência é dada pela Equação (42).

$$C(s) = K_c \frac{(T_i s + 1)}{T_i s} = 3,85 \frac{75s + 1}{75s} \quad (42)$$

Portanto, a partir da dinâmica de malha fechada estabelecida, o filtro de robustez pode ser determinado a partir da mesma sequência lógica do sistema estável. Para este caso, a função de transferência do filtro apresentada é de terceira ordem, em função de cancelar a dinâmica em malha fechada do sistema e permitir a escolha dos parâmetros para adequar a rejeição de perturbações. A equação do filtro de robustez que atende aos requisitos estabelecidos está representada pela Equação (43).

$$F_r(s) = \frac{(T_1 s + 1)^2 (\alpha s + 1)}{(T_i s + 1)(T_0 s + 1)^2} \quad (43)$$

Com isso, a condição de cancelamento do pólo em malha aberta é apresentada na Equação (44), e, sua solução algébrica, na Equação (45).

$$(T_{pn} s - 1) = (T_0 s + 1)^2 - (\alpha s + 1) e^{-L_n s} \rightarrow s = \frac{1}{T_{pn}} \quad (44)$$

$$\alpha = T_p \left[e^{\frac{L_n}{T_p}} \left(1 + \frac{T_0}{T_p}\right)^2 - 1 \right] \quad (45)$$

A rotina de simulação realizada a partir dos parâmetros definidos para o sistema instável, presentes na Tabela 6, retorna os resultados apresentados pelas Figuras 18 e 19. Os resultados apresentam as comparações entre a estrutura do preditor de Smith convencional e do preditor de Smith filtrado, entretanto, na Figura 18, ilustra-se o comportamento sem erros de modelagem, enquanto que, na Figura

19, foram inseridos erros de modelagem nos parâmetros de ganho estático, constante de tempo e atraso de tempo.

Tabela 6: Parâmetros para simulação do preditor de Smith filtrado em sistema instável

Parâmetro	Valor	Parâmetro	Valor
K_p	1,3	δ_1	1,01
T_p	60	δ_2	1,01
L	20	δ_3	1,01
K_c	3,86	α	88,87
T_i	75	T_0	20

Fonte: Autoria Própria

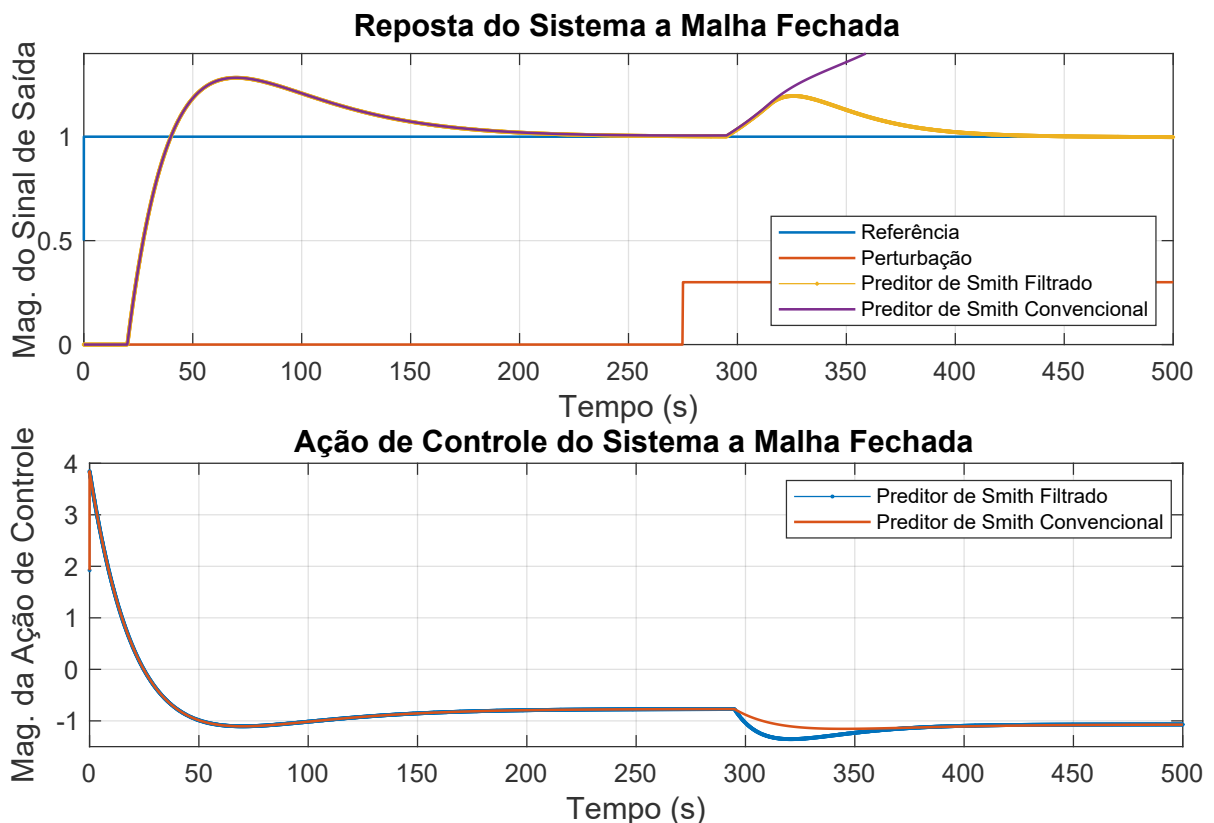


Figura 18: Simulação do preditor de Smith filtrado para sistema instável sem erros de modelagem

Fonte: Autoria Própria

De maneira semelhante ao sistema com pólo na origem, verifica-se que o filtro de robustez aplicado ao sistema instável apresenta uma melhoria significativa na resposta de rejeição à perturbações, sendo que o controle executa com

efetividade o cancelamento do pólo presente no semi-plano direito e leva o sinal de saída para a referência conforme a dinâmica desejada. Entretanto, a divergência estabelecida pelos erros de modelagem faz com que o sistema apresente problemas no controle quando os erros forem considerados, devido ao cancelamento não efetivo. Comparativamente, os percentuais dos erros de modelagem inseridos para o sistema instável são muito menores do que os considerados nas outras simulações apresentadas, ou seja, fica claro que, para o sistema instável, embora a estrutura funcione, é necessário que haja um modelo com confiabilidade muito grande, a ponto de minimizar ao máximo os erros de modelagem, para que o comportamento desejado seja alcançado.

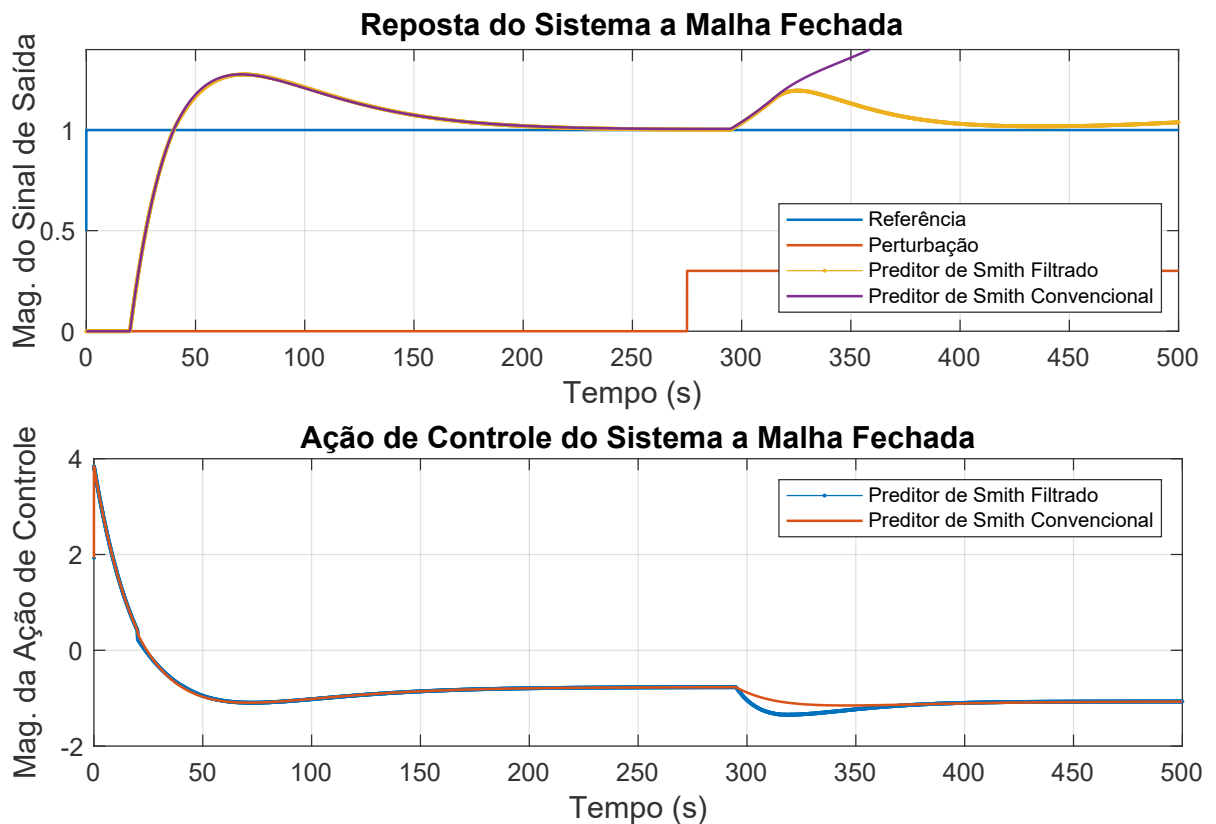


Figura 19: Simulação do preditor de Smith filtrado para sistema instável com erros de modelagem

Fonte: Autoria Própria

2.4 FILTRO DE KALMAN

A susceptibilidade dos sistemas de medição e instrumentação às variações em suas medidas, caracterizadas por incertezas ou erros de medição, é um aspecto intrínseco a esses sistemas. Além disso, a confiabilidade das medidas pode ser afetada por conta de sinais provenientes de outras fontes, que acabam distorcendo o sinal de interesse, o que chamamos de ruídos e interferências, e que podem ser caracterizados quanto a sua natureza, ou quanto ao espectro de frequências e características temporais (VASEGHI, 2006).

O processamento de sinais visa, em grande parte, reduzir a influência dos ruídos e permitir que o sinal de interesse seja tratado da maneira mais fiel possível. Dependendo da frequência dos sinais em questão, é possível utilizar filtros convencionais para eliminar as partes indesejadas, entretanto, os filtros passivos acabam por inserir uma pequena defasagem entre o sinal amostrado e o sinal filtrado. No contexto de sistemas com atraso de transporte, o efeito de defasagem entre os sinais interfere ainda mais no efeito do atraso. Com isso, uma alternativa que pode substituir sua utilização e que não gera atraso entre o sinal de entrada e o de saída é o filtro de Kalman.

O filtro de Kalman é uma ferramenta matemática que tem por característica inferir informações faltantes de um sistema a partir de medições indiretas ou ruidosas, podendo, assim, prever um comportamento provável de uma variável desse sistema dinâmico. O algoritmo foi proposto por Rudolf Kalman e Richard Bucy em meados da década de 60, como uma proposta de melhoria para o filtro de Wiener-Kolmogorov, que utilizava uma abordagem estatística para filtrar um sinal corrompido. As contribuições de Kalman e Bucy serviram, principalmente, para inserir a abordagem em espaço de estados e resolver o problema de estimação de estados instantâneos em um sistema perturbado com ruído.

Basicamente, o filtro de Kalman é um estimador que determina as variáveis de um sistema dinâmico considerando as interferências através de comportamentos aleatórios, tais como ruído branco. Ou seja, é possível estimar as variáveis de interesse utilizando informações estatísticas, assim, sendo capaz de realizar o controle de sistemas dinâmicos complexos, e também prever o curso provável de sistemas dinâmicos sem controle (como, por exemplo, o fluxo de água em rios durante enchentes). Vale ressaltar que sua utilização pode incluir sistemas variantes e invariantes no tempo, e a sua implementação é possível somente em formato digital (GREWAL; ANDREWS, 2008).

O funcionamento do filtro de Kalman se baseia no princípio de combinação de medições, ou seja, através da fusão de duas informações. Exemplificando, para um sistema em que se deseja medir a mesma variável, através da utilização de 2 instrumentos com incertezas diferentes, é possível realizar uma ponderação entre essas duas medidas, e obter uma única medida com uma incerteza menor. Do mesmo modo, é possível utilizar o mesmo instrumento e realizar duas medidas em instantes de tempo distintos, e, conseqüentemente, obter uma incerteza menor (AGUIRRE, 2014).

Essa lógica é empregada no filtro de Kalman, de modo que uma medida seja definida através de modelo matemático, e a outra a partir de uma medição. Com isso, sua estrutura permite que os estados anteriores, as entradas do sistema e as medições atuais possam definir o comportamento provável, levando em consideração a dinâmica de atuação do sistema.

Portanto, o filtro de Kalman trabalha em duas etapas principais de estimativa: a priori e a posteriori. Na etapa de estimativa a priori, também chamada de predição ou etapa de propagação, são realizados os cálculos para determinar a média e a covariância dos estados a partir dos parâmetros do modelo matemático em espaço de estados.

É na etapa a priori, ocorrendo numa iteração k , que se estima o curso dos estados e da covariância no instante $k + 1$, ou seja, é realizada uma estimativa futura com base no estado atual e na perspectiva dinâmica do sistema. As equações da etapa de estimativa a priori estão representadas pelas Equações (46) e (47).

$$X_{k+1}^- = \Phi_k X_k^+ + \Gamma_k u_k \quad (46)$$

$$P_{k+1}^- = \Phi_k P_k^+ \Phi_k^T + Q_k \quad (47)$$

É importante notar que a matriz Q_k diz respeito à covariância relacionada ao modelo, podendo ser entendida como uma parcela de incerteza na modelagem dos parâmetros do sistema. Os outros termos da equação se referem às matrizes do sistema no espaço de estados, sendo Φ_k a matriz de transição de estados, Γ_k a matriz de entrada, X_k o vetor de estados atuais, e, u_k o vetor de entradas.

Após a estimativa a priori, ocorre a realização da estimativa a posteriori, também denotada etapa de correção ou assimilação, cujo objetivo é o de determinar os estados e covariância definitivos no instante $k + 1$, através de uma matriz de ganhos Kalman. As equações que descrevem a sequência da estimativa a posteriori estão

representadas pelas Equações (48), (49) e (50).

$$K_{k+1} = P_{k+1}^- H_{k+1}^T \left[H_{k+1} P_{k+1}^- H_{k+1}^T + R_k \right] \quad (48)$$

$$X_{k+1}^+ = X_{k+1}^- + K_{k+1} \left[y_{k+1} - H_{k+1} X_{k+1}^- \right] \quad (49)$$

$$P_{k+1}^+ = P_{k+1}^- - K_{k+1} H_{k+1} P_{k+1}^- \quad (50)$$

A determinação da matriz de ganhos kalman, denotada K_{k+1} , leva em consideração a matriz de saída do sistema H_{k+1} , e a matriz de covariância de medição R_{k+1} , que tem relação com a incerteza do sistema de medição. Essa matriz tem a função de realizar a ponderação nas próximas equações, em função de conferir maior ou menor confiabilidade ao sistema de medição ao longo da operação (WELCH; BISHOP, 2006).

Para o cálculo da média a posteriori, representada pela Equação (49), são utilizadas informações combinadas, estabelecendo-se um erro de estimativa, dado pela diferença entre a medição (y_{k+1}) e o valor esperado da medição ($H_{k+1} X_{k+1}^-$), ponderado pela matriz de ganhos kalman. Com isso, é possível corrigir a estimativa da média e obter o vetor de estados a posteriori.

Com relação à covariância a posteriori, a lógica segue o mesmo sentido, empregando a covariância determinada a priori, a matriz de ganhos kalman e a dinâmica do sistema. Entretanto, como as informações de predição e medição foram fundidas, a covariância resultante diminui, o que pode ser verificado pelo sinal negativo na Equação (50).

A estimativa dos estados pode facilitar o projeto dos sistemas de controle associados a um processo, fazendo com que, mediante a determinação de um modelo matemático coerente, sejam reduzidos possíveis custos com equipamentos de medição mais precisos.

Em função da estimativa dos estados, há casos onde é necessário determinar um valor de medição filtrado. Nessa ocasião, pode-se utilizar a equação de saída do modelo em espaço de estados para determinar o vetor das variáveis de saída, em função do vetor de estados. Essa relação está mostrada na Equação (51).

$$y_{kalman} = H_{k+1} X_{k+1}^+ \quad (51)$$

A implementação prática do Filtro de Kalman se restringiu à aplicação direta em um sistema real, conseqüentemente, não foram realizadas simulações, e a verificação do seu comportamento, bem como o ajuste de alguns parâmetros, estão detalhados no capítulo 3.

3 IMPLEMENTAÇÃO PRÁTICA

Este capítulo tem como objetivo relatar a etapa de implementação prática do sistema proposto no trabalho. Serão mostradas as características do sistema e da estrutura a ser implementada, detalhes a respeito da modelagem e execução das rotinas de ensaio, definição de parâmetros, o comportamento do sistema na prática e, por fim, a discussão dos resultados obtidos.

3.1 CARACTERIZAÇÃO DO SISTEMA

O sistema utilizado para realização prática da estrutura de controle proposta é uma bancada didática de processos fluídicos, instalada na sala I008 da UTFPR Câmpus Pato Branco. A bancada, ilustrada pelas Figuras 20, 21 e 22, conta com dois reservatórios de água, mantidos em alturas distintas e conectados através de dois canais. O funcionamento da bancada é simples, sendo que o fluxo de água ocorre do reservatório inferior para o reservatório superior através de uma bomba hidráulica de pequeno porte, cuja entrada de alimentação varia de $0V$ a $12V$ em corrente contínua, e do reservatório superior para o inferior através do canal de retorno, por ação da gravidade. Além disso, a tampa do reservatório superior conta com um sensor ultrassônico que, conforme o nível de água presente no reservatório, retorna um sinal condicionado entre $0V$ e $5V$.

Com o objetivo de implementar as técnicas de controle abordadas no trabalho, a bancada serve como um processo físico a ser controlado, cuja entrada é o nível de tensão aplicado à bomba hidráulica, e a saída é a leitura de tensão através do sensor. A estrutura de controle, por sua vez, é implementada via software por um algoritmo de simulação em tempo discreto, utilizando a licença acadêmica do Matlab.

A interface de conexão entre o processo físico e o algoritmo é realizada fazendo o uso da placa de aquisição de dados NI USB 6009, que conta com diversas portas de entrada e saída, tanto analógicas quanto digitais, das quais foram utilizadas somente uma entrada de dados analógica (conectada ao sensor) e uma saída de dados analógica (entrada da bomba hidráulica). A inicialização da placa no programa

foi realizada via código, e permitia utilizar comandos de leitura e escrita de dados, o que foi suficiente para a implementação.



Figura 20: Retrato do reservatório superior da bancada de processos fluidicos

Fonte: Autoria Própria

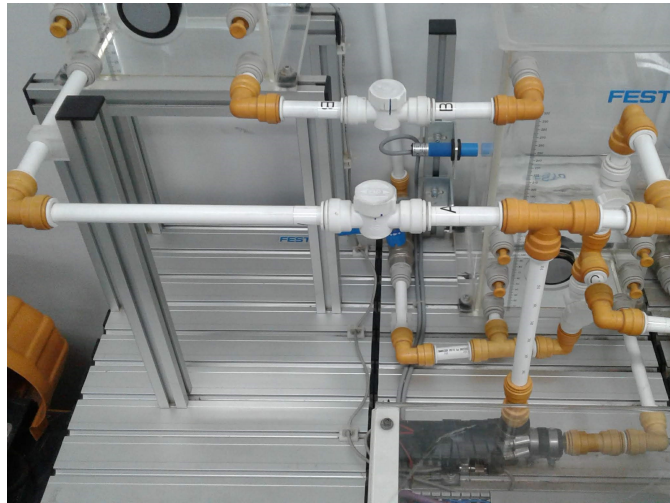


Figura 21: Retrato da parte inferior da bancada de processos fluidicos

Fonte: Autoria Própria

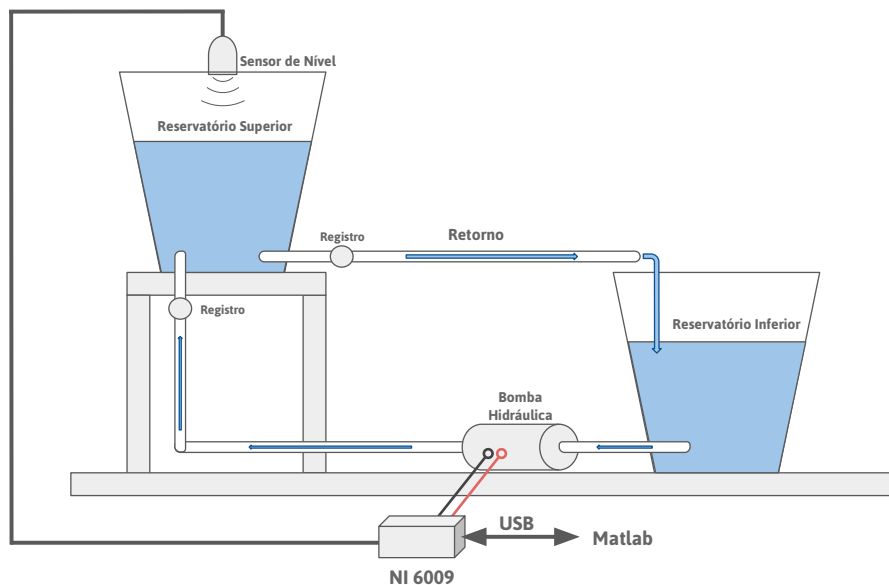


Figura 22: Esquema de funcionamento da bancada de processos fluidicos

Fonte: Autoria Própria

Devido às características construtivas dos reservatórios utilizados, ocorrem regiões em que as não-linearidades podem afetar muito a resposta do sistema, e, por conta disso, foi selecionado um ponto de operação que prevê uma operação com caráter linear, referente a uma entrada de alimentação de 3 V . A partir do ponto de operação, foi realizado um ensaio em malha aberta para a determinação do modelo matemático a ser utilizado, mediante uma entrada degrau de magnitude $0,3\text{ V}$. Através do comportamento verificado, foi possível obter o modelo matemático do sistema, por meio de uma função de transferência de primeira ordem, descrita pela Equação (51).

$$P(s) = \frac{0,02519}{s + 0,01447} = \frac{1,741}{69,11s + 1} \quad (51)$$

É a partir do modelo matemático que torna-se possível a realização do controle em malha fechada do sistema, utilizando o filtro de Kalman e as estruturas do preditor de Smith. Com isso, a ideia geral é a de unir essas duas ferramentas em um sistema único, provendo para o sistema um controle de nível de água no reservatório superior e simulando que haja a ocorrência do atraso de transporte. O diagrama de blocos da estrutura de controle que une o filtro de Kalman e o preditor de Smith está representada pela Figura 23.

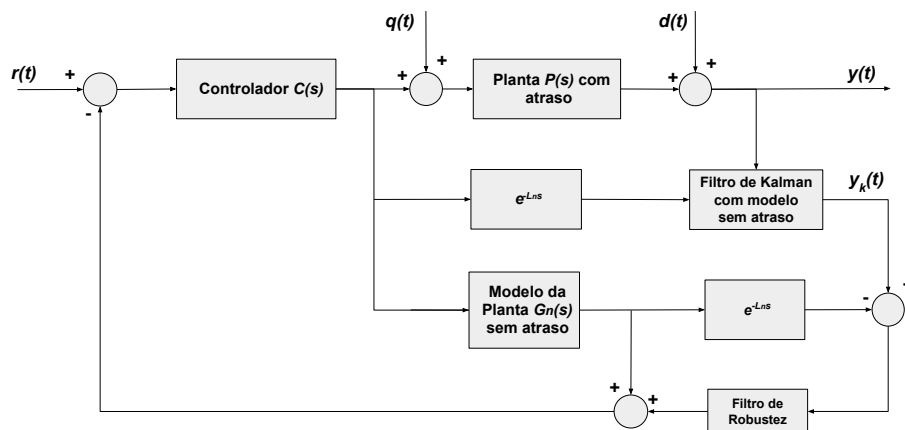


Figura 23: Diagrama de blocos do sistema completo
Fonte: Autoria Própria

Para a execução do algoritmo do filtro de Kalman, é necessário que se obtenham os parâmetros discutidos no Capítulo 2, que se referem às matrizes que conferem a dinâmica ao sistema, e às relativas às incertezas associadas aos modelos. As matrizes dinâmicas são obtidas através de uma ferramenta de conversão própria do matlab (*tf2ss*), entretanto, com relação às incertezas (do modelo, e do sensor), os valores foram ajustados empiricamente, por meio de tentativa e erro. O critério de seleção dos parâmetros envolvia uma resposta que representasse o processo físico, mas que não desprezasse completamente a influência do modelo matemático.

Para isso, foi realizado um ensaio em malha aberta do sistema, com a lógica do filtro de Kalman empregada, sendo o diagrama de blocos dessa etapa representado pela Figura 24. A comparação entre o resultado da saída do sensor e da saída do filtro de Kalman, após a realização dos ajustes, pode ser verificada na Figura 25. Na Figura 26, é possível verificar os sinais em questão com um detalhamento maior, sendo que nela está representado o intervalo de tempo compreendido entre os instantes de tempo de 100 e 200 segundos da Figura 25.

A partir das Figuras 26 e 25 é possível verificar que o filtro de Kalman

apresenta uma boa performance quando aplicado ao sistema na bancada, pois o sinal de saída do filtro é menos ruidoso do que o sinal do sensor, computando as oscilações na saída da planta que não são previstas através do modelo matemático.

Em seguida, foram realizados os ensaios da estrutura completa, considerando o preditor de Smith convencional e filtrado, cujos parâmetros seguiram o mesmo procedimento descrito no Capítulo 2. As seções subsequentes deste capítulo apresentam os detalhes e resultados referentes aos ensaios, considerando tanto preditor de Smith Convencional, quanto o preditor de Smith filtrado, para o sistema de primeira ordem da bancada. Além disso, a inclusão de um pólo na origem nesse sistema também foi levada em consideração, com o intuito de verificar o comportamento da estrutura de controle frente a um sistema com maior complexidade.

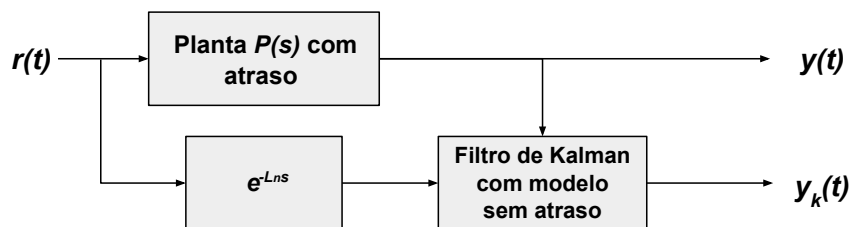


Figura 24: Diagrama de blocos do ensaio em malha aberta do filtro de Kalman

Fonte: Autoria Própria

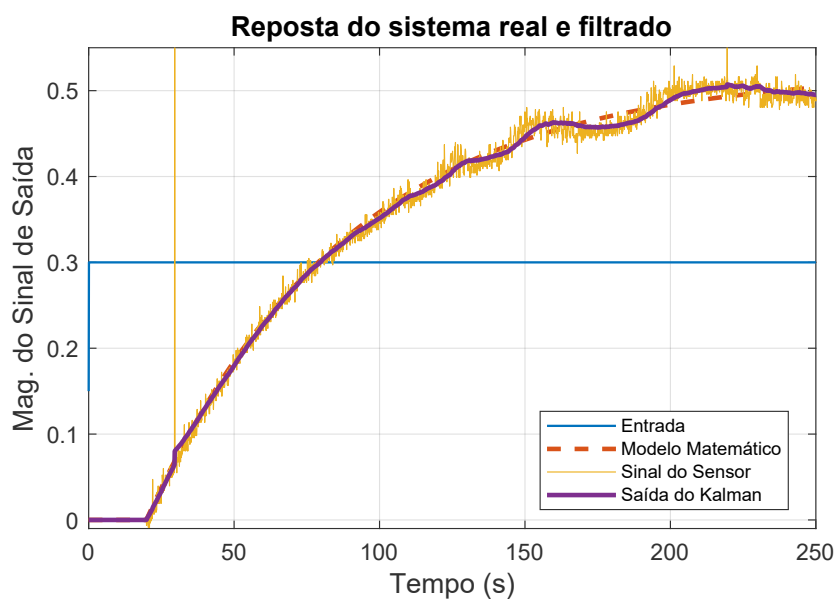


Figura 25: Comparação do sinal de saída do sensor e do filtro de Kalman

Fonte: Autoria Própria

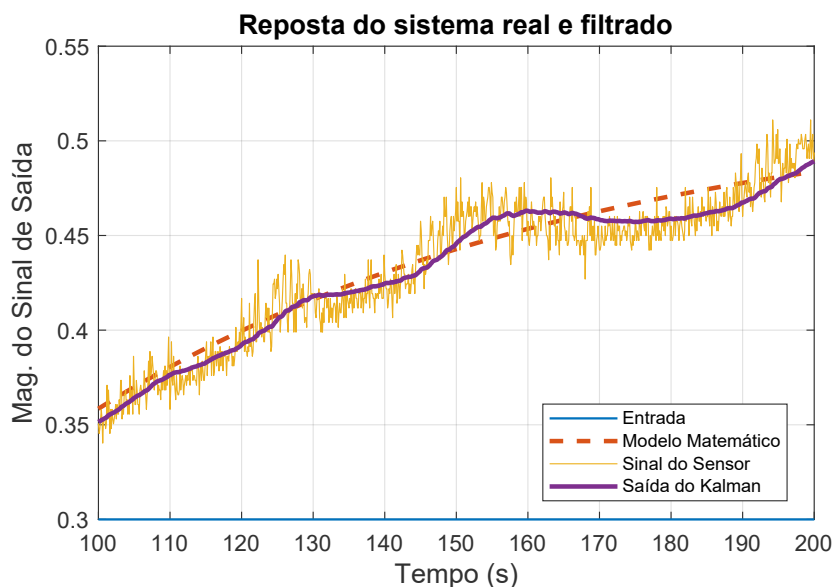


Figura 26: Ampliação dos sinais de saída do sensor e do filtro de Kalman

Fonte: Autoria Própria

3.2 ENSAIO DO PREDITOR DE SMITH ALIADO AO FILTRO DE KALMAN NA BANCADA DE PROCESSOS FLUÍDICOS

A implementação prática da estrutura do preditor de Smith na bancada de processos fluídicos ocorreu de maneira análoga à simulação, diferindo somente na substituição do modelo matemático que representava a dinâmica contínua, pela própria planta.

Com isso, mediante a determinação do ponto de operação em $3 V$, a inserção do modelo matemático obtido, e o ajuste das demais configurações do preditor de Smith, realizou-se o ensaio do sistema em malha fechada, no qual a entrada estabelecida foi referente a um degrau de $0,3 V$, e, em determinado instante ($t = 200$ segundos), aplicou-se uma perturbação no sistema.

Optou-se por realizar uma perturbação na tensão da bomba hidráulica, referente a uma entrada degrau de magnitude $0,1 V$. Outra maneira de aplicar a perturbação seria utilizando os registros presentes nos canais do sistema, porém, através da realização de ensaios notou-se que, ao mudar a posição dos registros, a característica original da planta se alterava demasiadamente, ou seja, havia uma diminuição da fidelidade do modelo matemático obtido no ensaio em malha aberta. Portanto, com o objetivo de manter a confiabilidade do modelo matemático, a perturbação foi inserida diretamente no algoritmo, alterando a saída de tensão na placa, sem alterar a ação de controle que entra no modelo matemático da estrutura de predição.

Entre os ensaios realizados, a Figura 27 apresenta o resultado para o preditor de Smith convencional (apresentado pela Figura 4), utilizando os parâmetros da Tabela 7, que foram determinados utilizando os métodos de sintonia convencionais (NISE, 2012) (OGATA, 2000).

Tabela 7: Parâmetros para ensaio do preditor de Smith na bancada de processos fluidicos

Parâmetro	Valor
K_{pn}	1,74
T_{pn}	69,11
L	20
K_c	$\frac{3}{1,74}$
T_i	69,11

Fonte: Autoria Própria

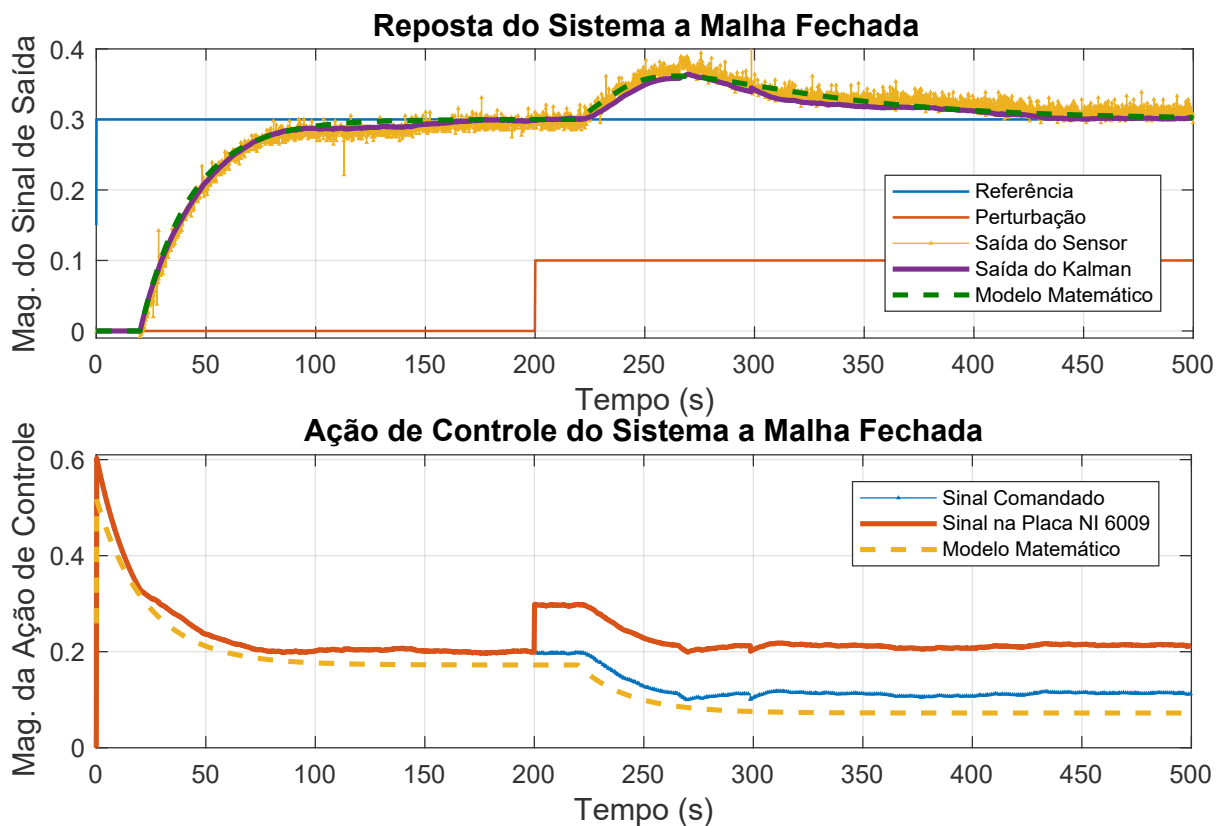


Figura 27: Ensaio do preditor de Smith convencional
Fonte: Autoria Própria

Sob os mesmos parâmetros do controlador e da planta, foi realizado o ensaio do preditor de Smith filtrado (Figura 13), cujo resultado está ilustrado pela Figura 28. O

processo de determinação do filtro de robustez resultou nos parâmetros representados na Tabela 8.

Tabela 8: Parâmetros do filtro de robustez para o ensaio na bancada de processos fluídicos

Parâmetro	Valor
T_0	20
α	42,98

Fonte: Autoria Própria

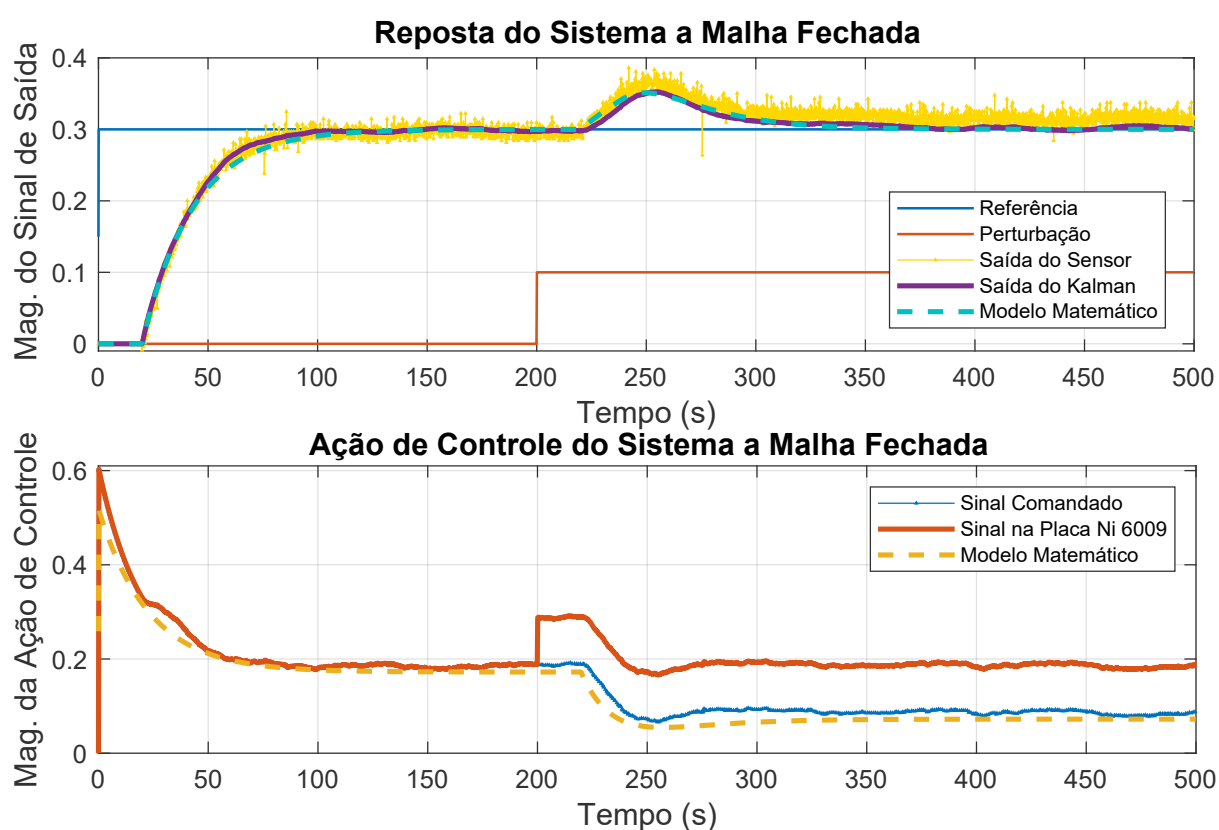


Figura 28: Ensaio do preditor de Smith filtrado

Fonte: Autoria Própria

A partir dos resultados, é possível verificar que, quando comparadas ao modelo matemático, as respostas obtidas se aproximam bastante do resultado esperado. A estrutura de predição permite que o sistema em bancada realize o seguimento de referência de uma maneira muito próxima com o do modelo matemático, e as dinâmicas de rejeição de perturbações convergem para o valor esperado, além da dinâmica do preditor filtrado apresentar um comportamento mais rápido do que o do preditor de Smith convencional.

Ao comparar o sinal do filtro de Kalman com o sinal diretamente obtido

pelo sensor, é possível notar uma grande diferença na magnitude das variações correspondentes. A característica do sinal filtrado apresenta algumas variações, possivelmente ocasionadas pelo movimento da água dentro do reservatório, entretanto, representa de maneira fiel o valor obtido pelo sensor, o que pode ser visto todo o processo, em que o sinal do filtro de Kalman acompanha o formato do sinal do sensor, porém de maneira menos grosseira.

Apesar disso, após o sinal da perturbação ser aplicado, há um deslocamento entre o sinal do filtro de Kalman e o sinal do sensor. Essa alteração ocorre pois a perturbação é um fenômeno aplicado diretamente na planta, e, por conta disso, a ação de controle que é admitida pelo filtro de Kalman é distinta da ação de controle que age na planta. É possível reajustar os parâmetros de incerteza do filtro de Kalman para diminuir essa discrepância, entretanto, ao reduzir a confiabilidade do modelo, ou aumentar a confiabilidade do sensor, o sinal passaria a contar com variações maiores na saída do filtro de Kalman.

3.3 ENSAIO DO PREDITOR DE SMITH ALIADO AO FILTRO DE KALMAN NA BANCADA DE PROCESSOS FLUÍDICOS COM ADIÇÃO DE UM PÓLO NA ORIGEM

Um dos sistemas abordados ao longo do Capítulo 2, que apresentava problemas quanto a utilização do preditor de Smith, é o sistema com característica integrativa, ou seja, que contenha um pólo na origem. Com o objetivo de visualizar de maneira prática a atuação das estruturas em questão em um processo com essa característica, foram realizados, nessa etapa, ajustes no sistema a ser controlado, de modo que apresentasse essa propriedade.

O pólo em questão foi inserido através de manipulação matemática, mediante a integração da ação de controle a ser aplicada na planta. A partir disso, tornou-se possível considerar que o sistema como um todo fosse capaz de se comportar como um sistema de segunda ordem em malha aberta, correspondendo a um pólo estável (pólo original da planta) e a um pólo integrador, inserido manualmente.

Além da alteração do sistema, também foi realizada a mudança no controlador $C(s)$, optando por um controle proporcional-derivativo (PD), cuja função de transferência está representada pela Equação (52). A sintonia do controlador derivativo foi realizada de maneira empírica, através dos algoritmos de simulação.

$$C(s) = K_p(T_D s + 1) \quad (52)$$

O resultado dos ensaios em malha fechada, cujos parâmetros inseridos estão representados pela Tabela 9, utilizando a estrutura do preditor de Smith pode ser verificada na Figura 29.

Tabela 9: Parâmetros para ensaio do do preditor de Smith considerando sistema de segunda ordem

Parâmetro	Valor
K_{pn}	1,74
T_{pn}	69,11
L	20
K_C	0,574
T_d	25

Fonte: Autoria Própria

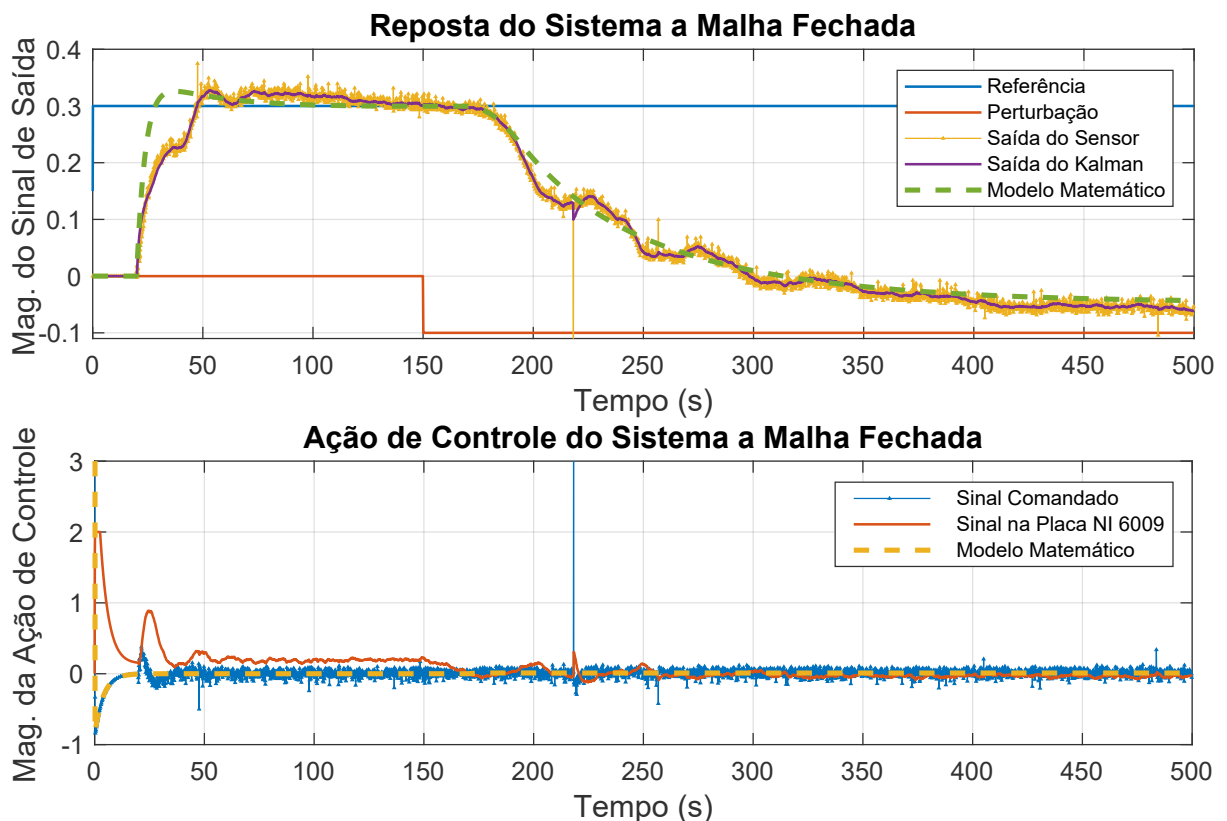


Figura 29: Ensaio do preditor de Smith convencional para o sistema de segunda ordem
Fonte: Autoria Própria

Para o caso do preditor de Smith filtrado, há um contraste quanto à determinação do filtro de robustez. Seguindo o mesmo procedimento de determinação, utiliza-se a resposta em malha fechada do sistema para determinar

os pólos e zeros do filtro que irão realizar o cancelamento da dinâmica, e, a partir dos pólos em malha aberta, determina-se o parâmetro α . Entretanto, a existência de dois pólos na dinâmica acaba por impedir que o filtro seja utilizado para o cancelamento duplo, mesmo que a ordem do filtro seja maior. A partir disso, o parâmetro α é determinado de modo a cancelar o pólo integrador, livrando o processo de apresentar o erro em regime permanente, porém a dinâmica de rejeição de perturbações segue sendo comandada pelo pólo dominante do sistema, que, no caso, é o pólo estável em malha aberta, e não mais o pólo de livre escolha. Com isso, utilizando a Equação (35), determina-se o parâmetro α e, conseqüentemente, o filtro de robustez. Os parâmetros do filtro de robustez estão representados na Tabela 10.

Tabela 10: Parâmetros do filtro de robustez utilizado no ensaio do sistema de segunda ordem

Parâmetro	Valor
T_0	20
α	60

Fonte: Autoria Própria

O resultado das simulações empregando o filtro de robustez pode ser verificado pela Figura 30.

A partir da análise das respostas, é possível afirmar que, apesar do sistema ser de segunda ordem, a dinâmica esperada é obtida, e, principalmente no que diz respeito ao seguimento de referência, o sistema se comporta adequadamente. Na questão de rejeição de perturbações, tanto para o caso do preditor de Smith convencional, quanto para o filtrado, verifica-se uma dinâmica bastante lenta. Antes que o sistema encontre o ponto de equilíbrio, a dinâmica dominante fica regida pelo pólo em malha aberta, conferindo uma demora demasiada, independente da escolha do parâmetro T_0 do Filtro de Robustez.

Uma das características mais notáveis em ambos os ensaios é a distorção dos sinais. A presença dessa distorção ocorre em função dos erros de modelagem inseridos no sistema pela inclusão manual do pólo na origem. Nota-se que os distúrbios acontecem principalmente em instantes de tempo regulares de aproximadamente 20 segundos, que é justamente o tempo de atraso. Essa inserção dos erros de modelagem ocorreu pois, em dinâmica discreta, a ação integradora do pólo não é dada em um intervalo de tempo contínuo, e sim modificada a cada iteração.

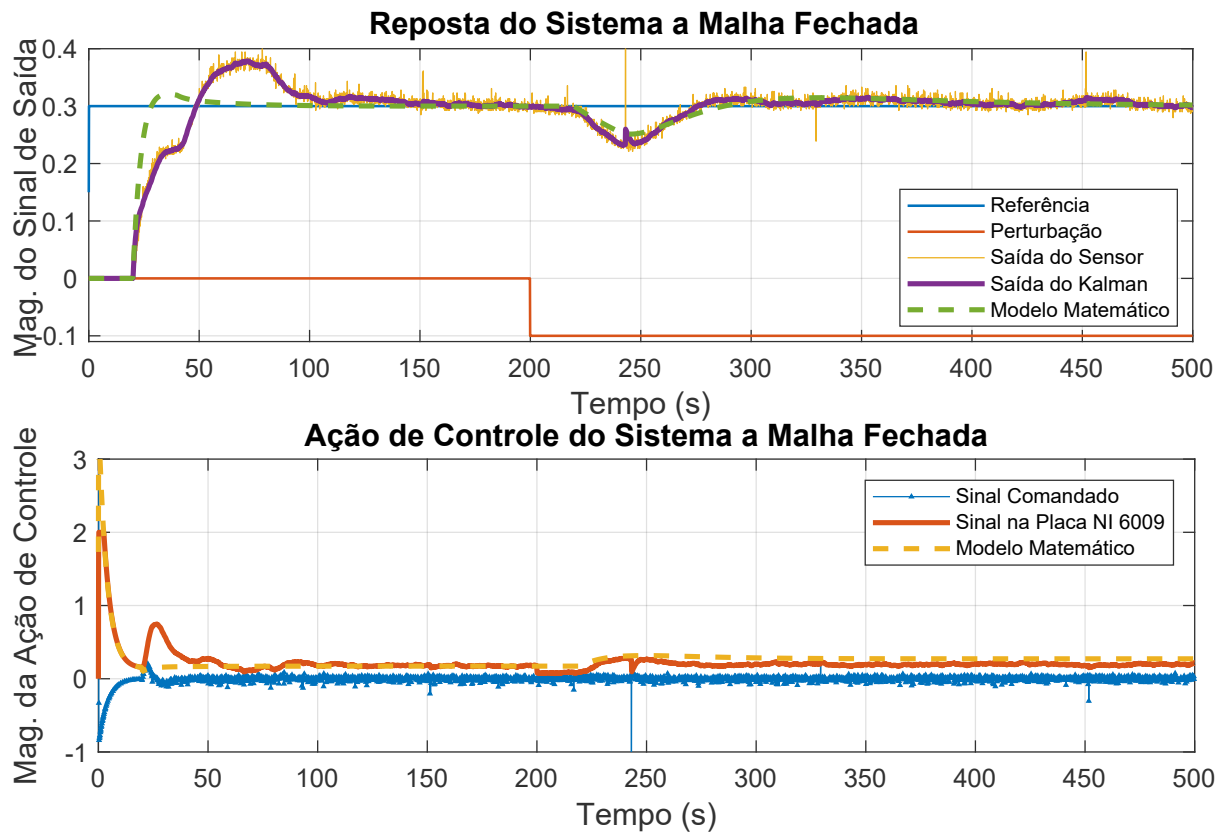


Figura 30: Ensaio do preditor de Smith filtrado para o sistema de segunda ordem
Fonte: Autoria Própria

Contudo, a ocorrência dos erros de modelagem mostra que, apesar delas, a estrutura do preditor de Smith filtrado permite realizar o controle do sistema de segunda ordem, embora não seja possível acelerar a dinâmica de rejeição de perturbações. Além disso, mesmo com a utilização de um modelo com erros de modelagem consideráveis, também é de se notar o desempenho do filtro de Kalman na filtragem do sinal de saída, o qual apresenta um resultado satisfatório, que acompanha o curso do sinal real.

4 CONCLUSÃO

Ao longo do trabalho, foi visto que o atraso pode ocorrer em função de diversas características nos sistemas, e nos casos nos quais não há a possibilidade de mitigação, ou a eliminação do atraso, sua ocorrência acaba por influenciar a performance dos controladores. As abordagens convencionais, portanto, apresentam problemas no controle, podendo resultar em sistemas muito oscilatórios, ou muito lentos.

Dessa maneira, quando se deseja uma performance mais rápida, uma implementação de técnicas de controle mais avançadas torna-se necessária. Das estruturas que possibilitam tratar os sistemas com atraso de transporte, a alternativa estudada foi o preditor de Smith, cuja lógica de funcionamento permite antecipar a ação de controle e realimentar possíveis perturbações que venham a ocorrer no sistema. A ação de controle antecipada visa retirar o atraso da equação característica, logo, permite que o sistema possa se comportar tal qual um sistema sem atraso. Porém, dependendo da característica do sistema ao qual o preditor de Smith está sendo empregado, a realimentação de possíveis perturbações acaba resultando em uma resposta não desejada.

Por conta disso, também foi estudada uma estrutura modificada do preditor de Smith, que possibilita melhorar a resposta de rejeição de perturbações para cada tipo de sistema, tornando-os controláveis sem influenciar na dinâmica de seguimento de referência, mediante a determinação correta de um filtro de robustez. A essa estrutura se dá o nome de preditor de Smith filtrado.

Assim sendo, um dos objetivos deste trabalho foi o de estudar as estruturas do preditor de Smith (convencional e filtrado), bem como seu comportamento frente a três sistemas de primeira ordem distintos: um estável, um instável e um com pólo na origem.

Através da análise das simulações dos sistemas propostos, apresentadas nas Seções 2.2 e 2.3 do Capítulo 2, é possível concluir que:

- Para o sistema estável, as dinâmicas de referência e de perturbação conferem

a característica estabelecida pela teoria, para as duas estruturas do Preditor de Smith. Com a inserção dos erros de modelagem simbólicos, os maiores desvios obtidos, no seguimento de referência, em módulo, foram de 87% para o tempo de subida, 125% para o tempo de acomodação, e de 4,2% para o sobressinal;

- Para o sistema tipo 1, as dinâmicas de referência e de perturbação conferem a característica teórica, para ambas as estruturas. A inserção dos erros de modelagem conferiu um desvio máximo de 100% no tempo de subida, 174% para o tempo de acomodação e de 24% para o sobressinal, na dinâmica de referência. Para o Preditor de Smith Convencional, o valor esperado de *offset* sofreu uma diferença máxima de 2%, em função dos erros. Para o Preditor de Smith Filtrado, os erros conferiram um erro em regime permanente de aproximadamente 5%;
- Para o sistema instável, as dinâmicas de referência e de perturbação condizem com a teoria, para ambas as estruturas, considerando o modelo 100% fiel. Com a inserção dos erros de modelagem, os maiores desvios obtidos foram de 53% para o tempo de subida, 17% para o tempo de acomodação, e de 24% para o sobressinal, nas dinâmicas de referência. Para a dinâmica de rejeição de perturbações do sistema instável, os erros de modelagem fazem com que o pólo instável de malha aberta não seja devidamente cancelado, resultando na divergência do sinal de saída.

Tendo em vista a aplicação prática das estruturas do preditor de Smith, outro objetivo do presente trabalho foi o de realizar a implementação desses sistemas de controle em uma bancada didática de processos fluídicos, e, sabendo da ocorrência de ruídos excessivos decorrentes do sensor ultrassônico, aliar o filtro de Kalman ao conjunto, e verificar como o sistema se comporta frente à união dessas técnicas.

Para tal, foram realizados primeiramente os ensaios em malha aberta, um para obter um modelo matemático do sistema, e outro para realizar a determinação dos parâmetros do filtro de Kalman, em que os valores escolhidos conferiram uma confiabilidade maior ao processo físico. Os ensaios em malha fechada, tanto do preditor de Smith convencional quanto o filtrado, foram realizados em dois sistemas distintos, utilizando a bancada. Um dos sistemas, considerava somente a bancada como processo físico, e as respostas tiveram resultados bastante próximos dos valores de simulação. Para o outro caso, foi considerada a inserção manual de um pólo na origem, complementando a atuação da bancada, e resultando, assim, em um processo de segunda ordem.

Mediante a parametrização dos controladores, as estruturas do preditor

de Smith foram aplicadas, e os resultados obtidos apresentaram uma resposta satisfatória. Com isso, pode-se concluir que a união das técnicas do preditor de Smith com o filtro de Kalman é uma boa alternativa para os sistemas aos quais foram empregados, sendo que:

- Para o sistema de primeira ordem, ocorreu uma boa aproximação entre as respostas das duas estruturas consideradas e os modelos matemáticos simulados. Além disso, o auxílio do filtro de Kalman se mostrou efetivo para reduzir as variações do sinal do sensor, e gerando erros muito pequenos, os quais não foram contabilizados;
- Para o sistema de segunda ordem, o caráter das respostas apresentou algumas distinções, entretanto, a estrutura de controle cumpriu seu papel adequadamente, controlando o sistema para o sinal de referência, e reagindo conforme as dinâmicas simuladas para o sinal de perturbações. Mesmo com a variação dos sinais, devido a inserção manual do pólo na origem, a qual confere erros de modelagem elevados, um controle adequado pôde ser alcançado.

4.1 SUGESTÃO PARA FUTUROS TRABALHOS

Em futuros trabalhos que utilizem o filtro de Kalman, sugere-se que a determinação dos parâmetros de covariância do modelo e do sensor sejam apurados de maneira mais assertiva, em busca de otimizar a utilização do filtro. Além disso, para os trabalhos que visem o controle de sistemas com atraso de transporte, também se sugere a utilização de técnicas de controle preditivo mais modernas, e a realização de comparações com as técnicas abordadas neste trabalho, para verificar os pontos positivos e negativos, bem como avaliar sua viabilidade para a aplicação em outros tipos de sistemas.

REFERÊNCIAS

- AGUIRRE, Luis Antonio. **Introdução à Identificação de Sistemas - Técnicas Lineares e Não Lineares Aplicadas a Sistemas: Teoria e Aplicação**. 4. ed. Belo Horizonte: Editora UFMG, 2014. 730 p. ISBN 978-85-423-0079-6.
- FLESCH, Rodolfo César Costa. **Contribuições ao controle de sistemas monovariáveis e multivariáveis com atraso de transporte**. Florianópolis - SC: Universidade Federal de Santa Catarina - Departamento de Automação de Sistemas, 2012. 227 p. Disponível em: <<https://repositorio.ufsc.br/handle/123456789/96418>>.
- GREWAL, Mohinder S.; ANDREWS, Angus P. **Kalman Filtering Theory and Practice Using MATLAB**. 3. ed. [S.l.]: John Wiley & Sons, Ltd., 2008. 589 p. ISBN 9780470173664.
- LIMA, Fabio Soares de. **A automação e sua evolução**. Natal: Universidade Federal do Rio Grande do Norte, 2003.
- NISE, Norman S. **Engenharia de Sistemas de Controle**. 6. ed. Rio de Janeiro: LTC, 2012. 745 p. ISBN 9780470547564.
- NORMEY-RICO, Julio E.; CAMACHO, E. F. **Control of Dead-Time Processes**. 1. ed. [S.l.]: Springer-Verlag London, 2007. 462 p. ISSN 1098-6596. ISBN 9788578110796.
- NORMEY-RICO, Julio E.; CAMACHO, Eduardo F. Dead-time compensators: A survey. **Control Engineering Practice**, v. 16, n. 4, p. 407–428, 2008. ISSN 09670661.
- OGATA, Katsuhiko. **Engenharia de Controle Moderno**. 3. ed. Rio de Janeiro: [s.n.], 2000. 808 p.
- OGUNNAIKE, Babatunde A.; RAY, W. Harmon. **Process Dynamics, Modeling, and Control**. 1. ed. New York: Oxford University Press, 1994. 634 p. ISBN 9783540773405.
- SANTOS, Tito Luís Maia. **Contribuições para o Controle Preditivo com Compensação de Atraso Robusta**. Florianópolis - SC: [s.n.], 2011. 198 p.
- VALENTINI, João Henrique. **Estudo comparativo entre diferentes controladores pid baseados em técnicas de predição aplicados a processos com atraso de transporte**. Pato Branco - PR: [s.n.], 2019. 80 p.
- VASEGHI, Saeed V. **Advanced Digital Signal Processing and Noise Reduction**. 3. ed. [S.l.]: John Wiley & Sons, Ltd., 2006. 544 p. ISBN 047009494X.
- WELCH, Greg; BISHOP, Gary. **An Introduction to the Kalman Filter**. Chapel Hill: University of North Carolina, 2006. 16 p.