



UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ

DIEGO TEFILI

COMPENSAÇÃO DE PERDA DE PACOTES EM SISTEMAS DE
CONTROLE VIA REDE

CURITIBA

2019

DIEGO TEFILI

COMPENSAÇÃO DE PERDA DE PACOTES EM SISTEMAS DE
CONTROLE VIA REDE

Dissertação apresentada como requisito parcial à obtenção do grau de Mestre em Engenharia Elétrica, pelo Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Setor de Tecnologia, Universidade Federal do Paraná.

Orientador: Prof. Dr. Eduardo Parente Ribeiro

CURITIBA

2019

Catálogo na Fonte: Sistema de Bibliotecas, UFPR
Biblioteca de Ciência e Tecnologia

T259c

Tefili, Diego

Compensação de perda de pacotes em sistemas de controle via rede [recurso eletrônico] / Diego Tefili. – Curitiba, 2019.

Dissertação - Universidade Federal do Paraná, Setor de Tecnologia, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, 2019.

Orientador: Eduardo Parente Ribeiro .

1. Redes de computadores. 2. Sistemas de transmissão de dados. 3. Kalman, filtragem de. I. Universidade Federal do Paraná. II. Ribeiro, Eduardo Parente. III. Título.

CDD: 004.66

Bibliotecário: Elias Barbosa da Silva CRB-9/1894



MINISTÉRIO DA EDUCAÇÃO
SETOR DE TECNOLOGIA
UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ
PRÓ-REITORIA DE PESQUISA E PÓS-GRADUAÇÃO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO ENGENHARIA
ELÉTRICA - 40001016043P4

TERMO DE APROVAÇÃO

Os membros da Banca Examinadora designada pelo Colegiado do Programa de Pós-Graduação em ENGENHARIA ELÉTRICA da Universidade Federal do Paraná foram convocados para realizar a arguição da Dissertação de Mestrado de **DIEGO TEFILI** intitulada: **Compensação de perda de pacotes em sistemas de controle via rede**, sob orientação do Prof. Dr. EDUARDO PARENTE RIBEIRO, que após terem inquirido o aluno e realizada a avaliação do trabalho, são de parecer pela sua APROVAÇÃO no rito de defesa.

A outorga do título de mestre está sujeita à homologação pelo colegiado, ao atendimento de todas as indicações e correções solicitadas pela banca e ao pleno atendimento das demandas regimentais do Programa de Pós-Graduação.

CURITIBA, 13 de Dezembro de 2019.



EDUARDO PARENTE RIBEIRO

Presidente da Banca Examinadora (UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ)



DANIEL RODRIGUES PIPA

Avaliador Externo (UNIVERSIDADE TECNOLÓGICA FEDERAL DO PARANÁ)



ROMAN KUIAVA

Avaliador Interno (UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ)

RESUMO

Sistemas de controle via rede apresentam uma plataforma atraente em comparação com os sistemas de controle digital convencionais, mas inerentemente apresentam problemas adicionais devido a perda de pacotes. Esta dissertação descreve uma análise de soluções para perdas de medições por meio de estratégias de compensação, estimadores e técnicas de controle. Os compensadores analisados foram entrada zero, segurador de ordem zero, segurador ponderada, extrapolação linear/cúbica e filtro de Kalman. Seis maneiras diferentes de se implementar o filtro de Kalman foram identificadas, quatro das quais foram implementadas. O desempenho das estratégias de compensação foi avaliado em simulações com diferentes taxas de perdas de pacotes para diferentes sistemas e períodos de amostragem. O filtro de Kalman também foi testado com perturbação estocástica no modelo do sistema para quantificar a precisão de identificação necessária para que o uso destes estimadores apresentassem ganho de desempenho em comparação com soluções mais simples como seguradores e extrapoladores. Além disso, um controlador nebuloso é comparado a um PID clássico em situação de perda de amostras. Por último, ambos os sinais, do sensor e do atuador são submetidos a perdas, e um sistema de controle chaveado é proposto com controladores locais e remotos.

Palavras-chave: controle por rede, perda de pacotes, filtro de Kalman, controle nebuloso.

ABSTRACT

Networked control systems present an attractive platform compared to conventional digital control systems but inherently have additional problems due to packet dropouts. This paper describes an analysis of solutions to sensor measurements losses, in the form of a compensation strategy implemented in the controller that estimates the lost measurements. The analyzed compensators were zero input, hold input, weighted input, linear/cubic extrapolation and Kalman filter. Six different ways to implement Kalman filter were identified, and four of them were implemented. Performance of compensation strategies was evaluated in simulations of varying packet losses for different systems and sampling periods. Kalman filter was also tested with stochastic perturbation in the system model to quantify the required identification precision needed for estimators to be worth the design effort in comparison with simpler solutions like hold or extrapolators. Also, a fuzzy controller is compared to a classic PID in lossy scenarios. Finally, both sensor and signal are subjected to losses and a switched control system with local and remote controllers is proposed.

Key-words: networked control, packet loss, compensation strategy, Kalman filter, fuzzy control.

LISTA DE FIGURAS

FIGURA 1	Sistema de controle via rede de comunicação	2
FIGURA 2	Sistema controlado via rede com perdas e compensação	6
FIGURA 3	Modelo de Gilbert-Elliot	6
FIGURA 4	Perdas geradas com os modelos de Bernoulli e Gilbert-Elliot	7
FIGURA 5	Filtro de Kalman	10
FIGURA 6	Filtro de Kalman em malha aberta	13
FIGURA 7	Filtro de Kalman com segurador	14
FIGURA 8	Funções de pertinência do controlador nebuloso	17
FIGURA 9	Diagrama de blocos do controlador nebuloso	17
FIGURA 10	Filtro de Kalman realimentado	19
FIGURA 11	Filtro de Kalman sob demanda	19
FIGURA 12	Sistema com sinal de controle e de medição transmitidos via rede	22
FIGURA 13	Arquitetura proposta para controle local	23

FIGURA 14	Efeito da perda de dados sobre o sistema de controle	24
FIGURA 15	Comparação dos efeitos das perdas causadas pelos modelos de Bernoulli e GE	27
FIGURA 16	RMSE vs Q e R	28
FIGURA 17	RMSE em função da perturbação do modelo para o sistema 1	29
FIGURA 18	RMSE vs perturbação do modelo do filtro de Kalman (sob demanda) para o sistema 3	29
FIGURA 19	Sistema 1, período de amostragem $20ms$, $\sigma = 0,06$	30
FIGURA 20	RMSE vs taxa de perdas para o sistema 1, período de amostragem $50ms$, $\sigma = 0,21$	31
FIGURA 21	Sistema 2, período de amostragem $50ms$, $\sigma = 0,11$	32
FIGURA 22	RMSE vs taxa de perdas do sistema 3, período de amostragem $20ms$, $\sigma = 0.03$	33
FIGURA 23	RMSE vs taxa de perdas do sistema 3, período de amostragem $50ms$, $\sigma = 0.0001$	33
FIGURA 24	Resposta do sistema sem perdas a oito amostras consecutivas de amplitude unitária	40
FIGURA 25	Superfícies do sinal de controle normalizadas	40

FIGURA 26	Resposta dos controladores clássico e nebuloso à entrada de pulso	41
FIGURA 27	Resposta dos controladores clássico e nebuloso à entrada browniana	41
FIGURA 28	RMSE em função da taxa de perdas com controlador nebuloso	42
FIGURA 29	AEP em função da taxa de perdas com controlador nebuloso e PID clássico	42
FIGURA 30	AEP em função da taxa de perdas com controlador nebuloso e PID clássico com saturação	43
FIGURA 31	RMSE em função da taxa de perdas com controlador nebuloso e PID clássico com saturação	43
FIGURA 32	RMSE do sistema 1 para cada combinação de compensadores	44
FIGURA 33	RMSE do sistema 2 para cada combinação de compensadores	44
FIGURA 34	Resposta ao degrau dos controladores locais e remoto do sistema 2	45
FIGURA 35	RMSE do sistema 1 em função da taxa de perdas com controlador local, remoto e combinações destes. $\sigma = 0$	45
FIGURA 36	RMSE do sistema 2 em função da taxa de perdas com controlador local, remoto e combinações destes. $\sigma = 0$	46
FIGURA 37	RMSE do sistema 1 em função da taxa de perdas com controlador local, remoto e combinações destes ($\sigma = 0.25$)	46

FIGURA 38 RMSE do sistema 2 em função da taxa de perdas com controlador local, remoto e combinações destes ($\sigma = 0.005$) 47

LISTA DE TABELAS

TABELA 1	Parâmetros do PID clássico	16
TABELA 2	Diferenças entre as variações do filtro de Kalman	20
TABELA 3	Parâmetros dos controladores local e remoto	24
TABELA 4	RMSE com comunicação sem perdas para entradas do tipo pulso e browniana	27

LISTA DE SIGLAS

GE	Modelo de perdas de Gilbert-Elliot
FPD+I	Controlador proporcional-derivativo nebuloso mais integrador clássico
GER	Ganho do erro
GDE	Ganho da derivada do erro
GIE	Ganho da integral do erro
GCS	Ganho do sinal de controle
RMSE	Raiz do erro médio quadrático
AEP	Média dos picos de erro

LISTA DE SÍMBOLOS

Q	Covariância do erro do processo
R	Covariância do erro de medição
σ	Desvio padrão da incerteza da identificação do modelo

SUMÁRIO

1	Introdução	1
1.1	Objetivos	3
1.2	Organização do documento	4
2	Revisão	5
2.1	Formulação do problema	5
2.2	Estratégias de compensação	6
2.2.1	Seguradores e extrapoladores	7
2.2.2	Filtro de Kalman	8
2.3	Estratégias Heurísticas	11
2.4	Associação de controladores	12
2.5	Adaptações do filtro de Kalman	12
3	Metodologia	15
3.1	Sistemas	15
3.2	Controladores	16
3.3	PID nebuloso	16
3.4	Filtro de Kalman	18
3.5	Perdas em duas vias com dois compensadores	21
3.6	Perdas em duas vias com controlador local	23
3.7	Métricas de avaliação	24
3.8	Parâmetros de simulação	25
4	Resultados	26

4.1	Perturbação no modelo do sistema	26
4.1.1	Ajuste do filtro de Kalman	26
4.1.2	Perturbação máxima tolerável	28
4.1.3	RMSE em função da taxa de perdas	30
4.1.3.1	Sistema 1	30
4.1.3.2	Sistema 2	31
4.1.3.3	Sistema 3	32
4.2	Controlador Nebuloso	35
4.3	Perda em duas vias	37
4.4	Controladores local e remoto	38
5	Conclusão	48
	REFERÊNCIAS	50

1 Introdução

Sistemas de telecomunicação estão presentes em diversas aplicações, como troca de informações entre pessoas por texto, áudio ou vídeo, controladores de processos industriais, plataformas de gerenciamento de tráfego, sistema financeiro, entre outros. Uma das aplicações industriais de transmissão contínua de dados são os sistemas controlados via rede. Imperfeições podem ocorrer na propagação de sinais, no processamento dos dados nos dispositivos de transmissão, atraso na entrega das mensagens, congestionamento dos canais de comunicação ou violação da segurança da rede, levando a perda de dados (KUROSE; ROSS, 2003).

As implicações da perda de informação podem se apresentar de formas diferentes em cada tipo de aplicação. Em casos nos quais os dados são utilizados após a conclusão do envio, como transferência de e-mails ou arquivos digitais, os protocolos de rede dispõem de estratégias de detecção de erros e retransmissão, para assegurar a qualidade da informação entregue. No entanto, para aplicações que requerem transmissão contínua, como fluxo de mídia (do inglês, *streaming*) e controle de processos, pode não haver tempo ou disponibilidade de banda suficiente para retransmitir dados perdidos ou com erro. Isso se deve à necessidade de consumo imediato dos dados, ou seja, dados retransmitidos chegariam ao destino após o instante em que a informação seria necessária. Dependendo do tipo de mídia e da exigência do consumidor, erros e travamentos podem ou não ser tolerados (KUROSE; ROSS, 2003).

Em ambientes industriais, convém que o sistema de controle comunique-se diretamente com os sensores e atuadores. Neste caso, são comumente utilizadas redes de comunicação serial como RS232, RS-422, RS-485, I2C, MIDI e USB. Aplicações destes padrões abrangem controles industriais, dispositivos eletrônicos, eletrodomésticos, instrumentos musicais e computadores domésticos. Neste caso, cada sensor ou atuador possui um canal de interface com o controlador (FRENZEL, 2015). Pode-se, ainda, realizar o controle remotamente, de forma que os sinais são agregados por dispositivos de aquisição e enviados a um controlador remoto através de uma rede

mais abrangente. Um exemplo típico é a Ethernet, uma arquitetura de interconexão para redes locais que permite que vários dispositivos compartilhem o mesmo canal de comunicação, inclusive com diferentes protocolos sendo executados simultaneamente (ZHANG; HAN; YU, 2016). Com o advento da Internet, ainda mais possibilidades de gerenciamento, controle e automação tornaram-se possíveis. Com o crescimento da complexidade dos sistemas e da capacidade de transmissão e processamento, os controladores têm à sua disposição mais dados e possibilidade de atuar de forma mais rápida, precisa e segura. A popularização de redes sem fio domésticas (*wireless*) e a perspectiva de expansão dos dispositivos inteligentes possibilita ainda mais sistemas de gerenciamento e controle compartilhando o mesmo canal de comunicação (KUROSE; ROSS, 2003). Este controle remoto pode alterar parâmetros e valores de referência de um controlador local ou enviar o sinal de controle. No último caso, ilustrado na Figura 1, a perda de dados torna-se um problema crítico, pois representa a abertura temporária da malha de realimentação (ZHANG; HAN; YU, 2016). Neste contexto, algoritmos de compensação de perdas podem ser utilizados para evitar a abertura da malha (LEIVA, 2017).

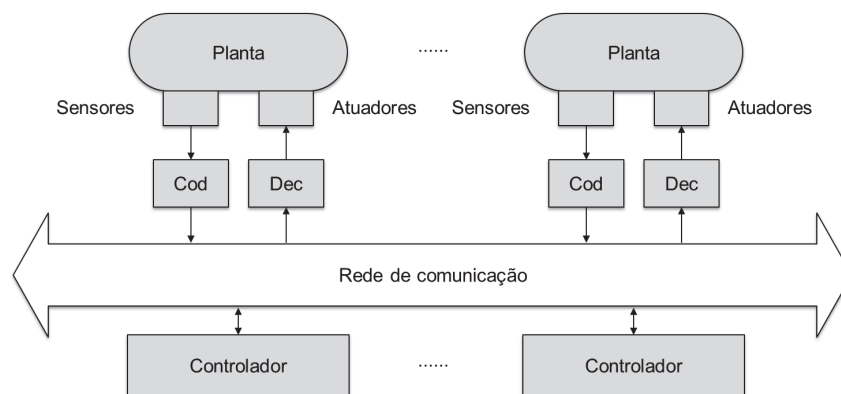


Figura 1: Sistema de controle via rede de comunicação. *Cod* e *Dec* são acrônimos para codificador e decodificador, respectivamente – modificada de (ZHANG et al., 2017).

O problema investigado neste documento é a ausência temporária de dados em um controlador remoto sujeito às condições da rede de comunicação. A capacidade instantânea de transmissão é variável de acordo com a situação física do meio de transmissão (cabos ou ar), enfileiramento nos dispositivos de transferência de dados e congestionamento do canal (KUROSE; ROSS, 2003). Em um sistema de controle, o atraso ou a perda de dados pode degradar o desempenho da carga controlada, podendo levá-la à instabilidade, implicando em riscos para equipamentos e pessoas (ZHANG; BRANICKY; PHILLIPS, 2001). Serão analisados algoritmos para compensação das perdas, com ênfase em variações do filtro de Kalman submetido a imperfeições de

identificação da planta. A tolerância a perdas será comparada entre um controlador clássico e um nebuloso. As simulações realizadas dividem-se em dois grupos: um com perdas apenas nos dados do sensor e outro com perdas tanto no sensor quanto no atuador. No segundo, um controlador local é utilizado em modo chaveado e em paralelo com o controlador remoto.

As contribuições deste trabalho compreendem comparações diretas entre diferentes formas de implementação do filtro de Kalman como compensador de perdas de medições, e a proposição de uma nova abordagem para uso em sistema de controle via rede. A imperfeição da estimação do filtro deve-se a perdas de dados e perturbação no modelo do sistema fornecido ao filtro. Ainda, os eventos de perda não são variáveis aleatórias independentes e identicamente distribuídas, mas ocorrem em rajadas, de forma mais representativa do comportamento da rede em caso de congestionamento ou perda instantânea de sinal. Este documento traz também uma análise da influência da limitação da amplitude do sinal de controle na resposta do sistema por meio de um controlador nebuloso e de um PID clássico com saturador. Outra contribuição é a comparação entre maneiras de cooperação entre um controlador remoto e um local na situação de perdas nos sinais de controle e de medição.

1.1 Objetivos

O presente trabalho tem como objetivo analisar o desempenho de diferentes formas de compensação de perdas de pacotes em sistemas controlados via rede. As soluções investigadas envolvem compensadores de perdas, estimadores e diferentes tipos de controladores. Os objetivos específicos apresentam-se como:

- Verificar o desempenho de diferentes formas de utilização do filtro de Kalman sob diversas condições de perda, período de amostragem e perturbação estocástica do modelo do sistema;
- Avaliar o desempenho e robustez em situação de perda de pacotes de um controlador nebuloso em comparação com um controlador clássico;
- Identificar os melhores compensadores para perdas no ramo do sensor e do atuador;
- Avaliar estratégias de combinação de controle remoto e local em presença de perdas de pacotes.

1.2 Organização do documento

O restante do documento está estruturado da seguinte forma: no Capítulo 2, é apresentada uma revisão bibliográfica, junto com uma exposição matemática do problema e soluções propostas na literatura. O Capítulo 3 indica as estratégias de compensação, plantas, controladores e métricas de avaliação utilizados. O Capítulo 4 apresenta e discute os resultados obtidos, e o Capítulo 5 traz as conclusões.

2 Revisão

Controladores são tipicamente projetados para operar seguindo um período de amostragem constante. Em situação de perda de amostras, são necessários algoritmos de compensação, a fim de manter o sistema em condições de operação. A estratégia mais adequada pode ser diferente de acordo com o tipo de erro introduzido pela ausência de amostras (SCHENATO, 2009; ZHANG; HAN; YU, 2016; GEORGES et al., 2008; MORAWSKI; IGNACIUK, 2016; LIN; CHEN; HUANG, 2008).

2.1 Formulação do problema

Um sistema discreto, linear e invariante no tempo sujeito a perturbações é descrito por

$$\mathbf{x}(k+1) = \mathbf{A}\mathbf{x}(k) + \mathbf{B}\mathbf{u}(k) + \mathbf{w}(k) \quad (2.1)$$

$$\mathbf{y}(k) = \mathbf{C}\mathbf{x}(k) + \mathbf{v}(k) \quad (2.2)$$

onde $\mathbf{x}(k) \in \mathfrak{R}^n$ é o vetor de estados, $\mathbf{y}(k) \in \mathfrak{R}^m$ o vetor de saída, $\mathbf{u}(k) \in \mathfrak{R}$ é o sinal de referência, \mathbf{A} , \mathbf{B} e \mathbf{C} são as matrizes de transição de estados, da entrada para a saída e dos estados para a saída, respectivamente. Os vetores $\mathbf{w}(k)$ e $\mathbf{v}(k)$ representam o ruído de processo e de medição respectivamente.

Uma malha de controle para este sistema pode ter seu ramo de realimentação feito por uma rede de comunicação sujeita a perdas, como no caso de sensores sem fio. Para evitar a abertura da malha, uma estratégia de compensação de perdas é inserida entre o sinal do sensor \mathbf{y} e o cálculo de erro, conforme Figura 2. O sinal estimado é representado por $\hat{\mathbf{y}}$.

Nos trabalhos sobre de perda de pacotes, é comum que as perdas sejam modeladas como um processo de Bernoulli (SHI; FANG, 2010; SHI; FANG; YAN, 2009; SINOPOLI et al., 2004), de modo que, a cada instante de tempo, há uma probabilidade p de o pacote ser perdido. Esta visão é pouco representativa de uma rede de co-

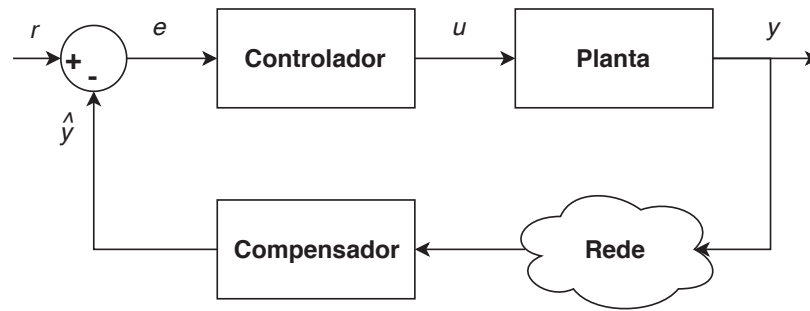


Figura 2: Sistema controlado via rede com perdas e compensação

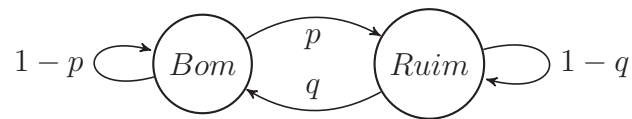


Figura 3: Modelo de Gilbert-Elliot

municação, pois, quando esta está congestionada ou comprometida, vários pacotes podem ser perdidos em sequência. Nestas condições, perdas consecutivas tem um impacto mais significativo no controle. Uma abordagem alternativa consiste em modelar as perdas como um processo markoviano, de modo a representar o fato de que as perdas geralmente ocorrem em rajadas (SCHENATO, 2009; ZHANG; HAN; YU, 2016).

Se as perdas forem modeladas como um processo de Bernoulli, estas são tomadas como variáveis aleatórias independentes e identicamente distribuídas que assumem o valor 1 com probabilidade p e 0 com probabilidade $q = 1 - p$. O modelo de Gilbert-Elliot (GE) é um processo markoviano de dois estados, bom e ruim, com diferentes probabilidades de transição, conforme ilustrado na Figura 3. Este modelo é mais representativo para taxas de perdas altas, pois emula as perdas em rajadas, comuns em sistemas de transmissão sem fio. Neste trabalho, é utilizado o modelo GE com parâmetros p e q obtidos a partir de medições feitas por (SIENA; LEANDRO; RIBEIRO, 2016).

A Figura 4 representa as perdas geradas pelos modelos de Bernoulli e Gilbert-Elliot. Nota-se neste último a presença de perdas consecutivas que podem ser prejudiciais ao desempenho do controlador.

2.2 Estratégias de compensação

Alguns trabalhos buscam lidar com as perturbações da rede fazendo aprimoramentos em controladores (YU; FU, 2015; BJÖRKBOM et al., 2011), enquanto outros

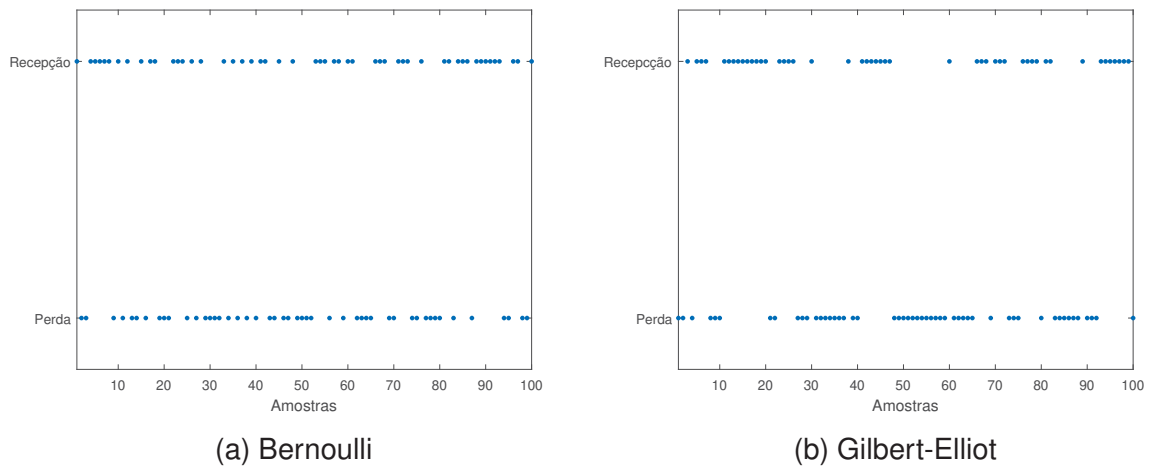


Figura 4: Perdas geradas com os modelos de Bernoulli e Gilbert-Elliott

utilizam estimadores para compensar a perda de informação (KHAN et al., 2013; SHI; FANG, 2010; KHAN; GU, 2009). Outras estratégias baseiam-se em métodos de predição linear (KHAN et al., 2013), segurador ponderado (ZHANG; CHEN; YU, 2011), preditor de Smith (BATISTA; JOTA, 2018) ou filtro de Kalman (SINOPOLI et al., 2004; XIAO; XIE; FU, 2008).

2.2.1 Seguradores e extrapoladores

Mesmo na ausência de dados, o controlador efetua seus cálculos, sendo necessário, para isso, algum valor do sensor. Entrada zero é a estratégia na qual o valor zero é utilizado no lugar do dado perdido. Outra estratégia comumente usada é o segurador de ordem zero, que repete o último valor do sensor até que uma nova amostra seja recebida, resultando em um período de amostragem aleatório (SINOPOLI et al., 2004). Estas duas estratégias não carecem de cálculos adicionais, e são consideradas por sua simplicidade. Seu desempenho pode variar com o perfil do sinal de referência e duração das perdas. Estes compensadores foram analisados previamente e uma das conclusões foi que não há uma abordagem dominante entre eles (SCHENATO, 2009).

A entrada zero emula a perda total de energia do sistema, enquanto que o segurador de ordem zero considera que o sinal se mantém no mesmo nível. Uma abordagem intermediária é o uso de um segurador ponderado, um filtro passa-baixas de primeira ordem. Este filtro utiliza a última amostra válida ponderada por um coefi-

ciente fixo r_z tal que $0 \leq r_z \leq 1$ (ZHANG; CHEN; YU, 2011):

$$\hat{y}(k) = \begin{cases} \mathbf{y}(k) & \text{se pacote recebido} \\ r_z \hat{y}(k-1) & \text{se perda.} \end{cases} \quad (2.3)$$

Os valores extremos 1 e 0 de r_z extrapolam este filtro para um segurador de primeira ordem ou para um algoritmo entrada zero. Outra estratégia considerada é o extrapolador linear, que mantém a tendência das duas últimas amostras, válidas ou não, para estimar o próximo valor.

$$\hat{y}(k) = \begin{cases} \mathbf{y}(k) & \text{se pacote recebido} \\ 2\hat{y}(k-1) - \hat{y}(k-2) & \text{se perda.} \end{cases} \quad (2.4)$$

Expandindo este algoritmo, um extrapolador cúbico utiliza os últimos quatro pontos para estimar o valor perdido, com um custo computacional maior:

$$\hat{y}(k) = \begin{cases} \mathbf{y}(k) & \text{se pacote recebido} \\ a + bk + ck^2 + dk^3 & \text{se perda.} \end{cases} \quad (2.5)$$

A cada pacote perdido, os coeficientes a , b , c e d são calculados utilizando as amostras de $\hat{y}(n)$ a partir de $n = k - 4$ até $n = k - 1$ para estimar o $\hat{y}(n)$ atual. Este cálculo pode ser feito pela função `spline` do Matlab, que realiza a interpolação polinomial de Hermite.

2.2.2 Filtro de Kalman

O problema da recuperação da medição perdida pode ser resolvido pela estimação do estado do sistema a partir do modelo do sistema, do sinal de controle e das medições. Uma solução ótima para este problema é dada pelo filtro de Kalman, quando ruídos são gaussianos (AGUIRRE, 2007; YU et al., 2004). No entanto, a distorção de sinal causada pela perda de pacotes de dados pode não ser necessariamente gaussiana. Além disso, a variação da taxa de perdas devido a oscilações no tráfego da rede altera o perfil de ruído introduzido no sinal. Esses dois fatos geram dificuldades para o ajuste adequado de parâmetros do estimador. Estudos sugerem que se faça o ajuste a partir do valor esperado da covariância do erro (LIU; GOLDSMITH, 2004; SINOPOLI et al., 2004), outros sugerem a estimação de um valor máximo para a distribuição de probabilidade desta covariância (SHI; EPSTEIN; MURRAY, 2010). O filtro de Kalman necessita de um modelo matemático do sistema a ser controlado e de um

ajuste adequado de parâmetros. Com isso, demanda um esforço maior para projeto em comparação com outras soluções, pois obter um modelo preciso da planta é um problema de identificação de sistemas.

Adaptações clássicas deste algoritmos foram desenvolvidas para lidar com sistemas não lineares. O problema da não-linearidade foge ao escopo do presente trabalho, que enfoca na estimação de medições perdidas. No filtro de Kalman estendido, as equações do sistema são linearizadas (primeiros termos da série de Taylor) em torno do estado atual, e as equações clássicas do filtro de Kalman são aplicadas normalmente. O filtro de Kalman *unscented* dispensa o cálculo de linearização. Em vez disso, alguns pontos são selecionados para fazer a propagação de estado através de uma projeção estatística (AGUIRRE, 2007).

O filtro de Kalman é um algoritmo mais complexo que os supracitados, tanto em termos da matemática envolvida quanto da dificuldade de ajuste. Este algoritmo é capaz de estimar as variáveis de estado de sistemas com ruído estocástico. Para isso, é necessário um modelo matemático da planta, conforme apresentado nas equações (2.1) e (2.2), considerando-se que $\mathbf{w}(k)$ e $\mathbf{v}(k)$ são sequências de ruído gaussiano estacionário com média zero, descorrelacionados e com covariâncias conhecidas:

$$E(\mathbf{w}(k)) = 0 \quad (2.6)$$

$$E(\mathbf{v}(k)) = 0 \quad (2.7)$$

$$E(\mathbf{w}(k)\mathbf{w}(j)^T) = \mathbf{Q}\delta_{kj} \quad (2.8)$$

$$E(\mathbf{v}(k)\mathbf{v}(j)^T) = \mathbf{R}\delta_{kj} \quad (2.9)$$

onde δ_{kj} é o delta de Kronecker:

$$\delta_{kj} = \begin{cases} 1 & k = j \\ 0 & k \neq j. \end{cases} \quad (2.10)$$

$E(\cdot)$ indica esperança, \mathbf{Q} e \mathbf{R} são as matrizes covariância dos ruídos de processo e de medição, respectivamente. Assume-se que $\mathbf{w}(k)$ e $\mathbf{v}(k)$ são descorrelacionados e que o vetor de estados é descorrelacionado desses ruídos.

$$E(\mathbf{w}(k)\mathbf{v}(j)^T) = 0 \quad (2.11)$$

$$E(\mathbf{x}(k)\mathbf{v}(k)^T) = 0 \quad (2.12)$$

$$E(\mathbf{x}(k)\mathbf{w}(k)^T) = 0. \quad (2.13)$$

O algoritmo do filtro de Kalman divide-se em duas etapas: predição e atualização, conforme ilustrado na Figura 5 e descrito pelas equações:

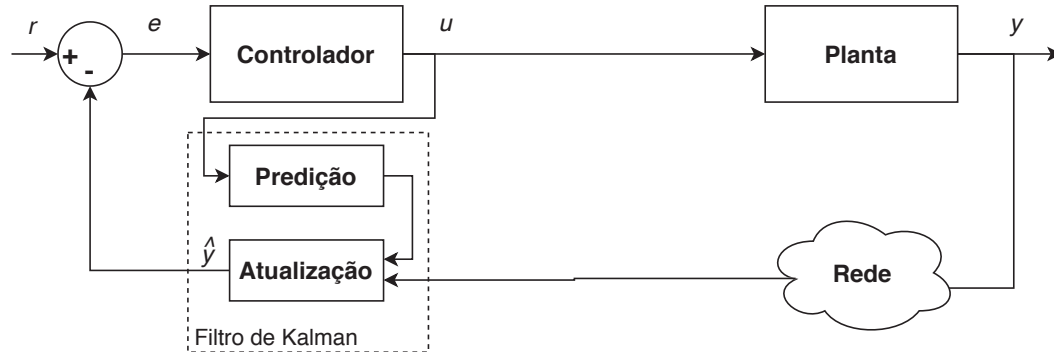


Figura 5: Filtro de Kalman em um sistema de controle via rede

- Etapa de estimação:

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} = \mathbf{A}_k \hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1} + \mathbf{B}_k \mathbf{u}_{k-1} \quad (2.14)$$

$$\mathbf{P}_{k|k-1} = \mathbf{A}_k \mathbf{P}_{k-1|k-1} \mathbf{A}_k^T + \mathbf{Q}_k \quad (2.15)$$

- Etapa de atualização:

$$\tilde{\mathbf{y}}_k = \mathbf{y}_k - \mathbf{A}_k \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} \quad (2.16)$$

$$\mathbf{S}_k = \mathbf{C}_k \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{C}_k^T + \mathbf{R}_k \quad (2.17)$$

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{C}_k^T \mathbf{S}_k^{-1} \quad (2.18)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k} = \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} + \mathbf{K}_k \tilde{\mathbf{y}}_k \quad (2.19)$$

$$\mathbf{P}_{k|k} = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{C}_k) \mathbf{P}_{k|k-1} \quad (2.20)$$

$$\tilde{\mathbf{y}}_{k|k} = \mathbf{y}_k - \mathbf{C}_k \hat{\mathbf{x}}_{k|k} \quad (2.21)$$

onde $\mathbf{P}(k)$ é a covariância do erro de estimação e \mathbf{K}_k é o ganho de Kalman. A Equação 2.14 efetua a propagação do estado anterior para o tempo presente, agregando a influência do sinal de controle atualizado ao estado *a priori*. A inovação (Equação 2.16) calcula o resíduo de estimação $\tilde{\mathbf{y}}_k$, trazendo a informação da nova medição \mathbf{y}_k . Este resíduo é utilizado para calcular o estado *a posteriori* na Equação 2.19. A partir do estado estimado, pode-se calcular a saída

$$\hat{\mathbf{y}}_k = \mathbf{C} \hat{\mathbf{x}}_{k|k}. \quad (2.22)$$

2.3 Estratégias Heurísticas

A lógica clássica aristotélica julga proposições em verdadeiras ou falsas, originando a álgebra booliana. A lógica fuzzy ou nebulosa considera situações intermediárias, através da definição de um grau de pertinência, que indica o quanto um valor pertence a um ou mais grupos. Este processo é chamado de fuzzificação. As relações entre variáveis linguísticas podem ser definidas através de regras condicionais, possibilitando a modelagem de incertezas e não-linearidades (ZADEH, 1973).

Algoritmos nebulosos são capazes de lidar com sistemas que são complexos demais para serem descritos analiticamente. Cada sinal é considerado como uma variável linguística, e seus valores são classificados em níveis de intensidade por funções de pertinência. Um conjunto de regras combina a influência que cada variável de entrada tem sobre o sistema para inferir a saída. A variável linguística de saída é utilizada, então, para calcular valores escalares de saída, através de processos chamados de defuzzificação. Em um sistema realimentado, um controlador nebuloso classifica os valores instantâneos dos sinais de acordo com as respectivas amplitudes, e aplica uma lista de regras para calcular o sinal de controle (SIMÕES; SHAW, 2007).

Controladores PID clássicos, que consideram taxa de amostragem constante, podem ser afetados pelas medições atrasadas e perdidas (HAJEBI; ALMODARRESI, 2013; BLEVINS; NIXON; WOJSZNIS, 2014). Por não necessitar de formalismo matemático rigoroso e ser tolerante à imprecisões (ZADEH, 1973), a lógica nebulosa tem sido utilizada para lidar com as imperfeições de sistemas controlados via rede (CAI et al., 2011; QIU; GAO; DING, 2016; BAHREINI et al., 2019; WANG; YANG; YAN, 2019). Um controlador PID clássico faz uso do erro, sua derivada e sua integral. Um controlador nebuloso análogo, com três variáveis de entrada, necessita um número muito grande de regras (HUANG; YASUNOBU, 2000). Combinações dos sinais de erro foram propostas para permitir controladores com estruturas mais simples, e seu uso foi aplicado em sistemas controlados via rede (CAI et al., 2011). Controle em dois níveis foi proposto para adaptar um controlador nebuloso PD, possibilitando correção de erro em regime similar ao efeito do controlador integral (TIAN; WANG; CHENG, 2007).

Uma das principais etapas de projeto de um controlador nebuloso é a definição das regras. A base de conhecimento pode ser elaborada quando se tem suficiente conhecimento sobre o funcionamento do sistema, e depende da capacidade do projetista de traduzir a natureza do processo para um conjunto de regras. Algoritmos

evolucionários podem ser utilizados para encontrar parâmetros de controle que atendam a algum critério, como métrica de erro baixa, tempo de resposta alto e capacidade de manter o sistema seguindo a referência por tempo suficiente (BAI; ZHUANG; WANG, 2007). As primeiras propriedades a serem determinadas são as regras, responsáveis pelo comportamento geral do controlador, e as funções de pertinência, que podem ser utilizadas para ajuste fino. Outros argumentos podem ser utilizados, como os parâmetros de defuzzificação e ganhos para condicionar a amplitude dos sinais (MICHELS et al., 2006).

2.4 Associação de controladores

O uso de múltiplos controladores é discutido na literatura clássica (ÅSTRÖM; HÄGGLUND, 2006) e aplicado principalmente quando se deseja controlar um sistema com uma entrada e várias saídas, conhecidos como SIMO (em inglês, *Single Input Multiple Output*). Um caso típico é o pêndulo invertido sobre um carro, no qual as grandezas monitoradas são ângulo do pêndulo e posição do carro. Algumas das possibilidades de se associar os controladores são em paralelo, cascata ou em modo chaveado.

No modo paralelo, o sinal de controle é composto pela soma da saída dos controladores (LI; DING; CHENG, 2012; OUYANG; ASGHARI; NAYYAR, 2016; HAN; FAN; CHEN, 2010; MORENO, 2015). Na associação dos controladores em cascata, a saída do controlador do laço externo alimenta a entrada de referência do controlador do laço interno (FADAEI; SALAHSHOOR, 2008; GALDUN et al., 2008a, 2008b; HUANG; BAI; LI, 2010; WANG, 2015). No modo chaveado, os controladores operam em alternância, de modo que apenas um excite o sistema a cada instante (YANG; GUAN; HUANG, 2011).

2.5 Adaptações do filtro de Kalman

O filtro de Kalman clássico visa estimar o estado de sistemas sujeitos à perturbações gaussianas, e não recuperar amostras perdidas. Apesar de não ter sido desenvolvido para operar com sinal intermitente, este estimador tem sido empregado com sucesso para compensar perda de dados.

Filtros de Kalman adaptativos foram propostos para estimar os dados perdidos, simultaneamente com detecção do modelo durante a execução do controle, através de ponderação das amostras recebidas anteriormente (SHI; FANG; YAN, 2009). Outra abordagem, muito utilizada na literatura, consiste em não se executar o estágio de atualização durante as perdas (SINOPOLI et al., 2004; SCHENATO, 2008; SHARMA; RAY, 2012). As entradas do filtro perdidas podem ainda ser substituídas por combinações das medições anteriores, por repetição da última amostra válida, por um valor médio, ou por outro método de estimação da tendência dos valores (KHAN; GU, 2009). Além de identificação da planta, o ajuste do filtro de Kalman depende do comportamento e das imperfeições do sistema, tema que tem sido foco de investigação (TING et al., 2014; M et al., 2015).

Na ausência de nova medição, uma opção comumente vista na literatura é a realização da estimação em malha aberta durante as perdas (SINOPOLI et al., 2004; SCHENATO, 2008; KHAN; GU, 2009; KHAN; FEKRI; GU, 2010; SHARMA; RAY, 2012; SHI; EPSTEIN; MURRAY, 2010; LIU; GOLDSMITH, 2004; XIAO; XIE; FU, 2009). A Figura 6 ilustra esse algoritmo, no qual, quando uma amostra é perdida, a etapa de atualização não é executada, e o estado é propagado apenas a partir do sinal de controle. Uma alternativa

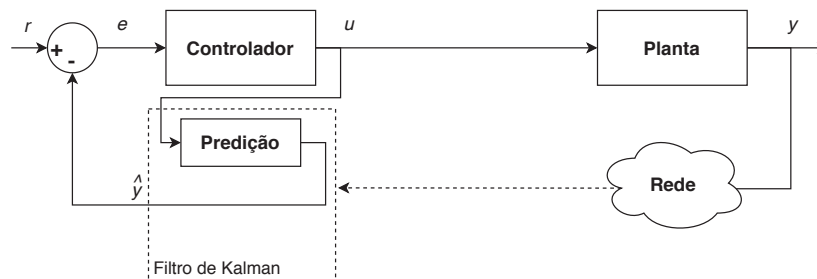


Figura 6: Filtro de Kalman em malha aberta durante as perdas

é adicionar um compensador de perda à entrada de medição do filtro, para permitir os cálculos de atualização (KHAN; GU, 2009; KHAN; FEKRI; GU, 2010; SHI; FANG; YAN, 2009). A Figura 7 traz um exemplo com um segurador de ordem zero fechando a malha de atualização.

Tomando-se por base o diagrama da Figura 7, alguns questionamentos são aqui levantados. Ao se calcular a atualização do filtro, dois sinais podem ser utilizados: ou a amostra recebida no ciclo de execução anterior ou a amostra estimada previamente pelo próprio filtro. Sabe-se que, em situação de perdas consecutivas, o segurador apenas repete uma amostra antiga do sensor, enquanto que os valores estimados pelo filtro consideram a propagação do estado ao longo do tempo e em função

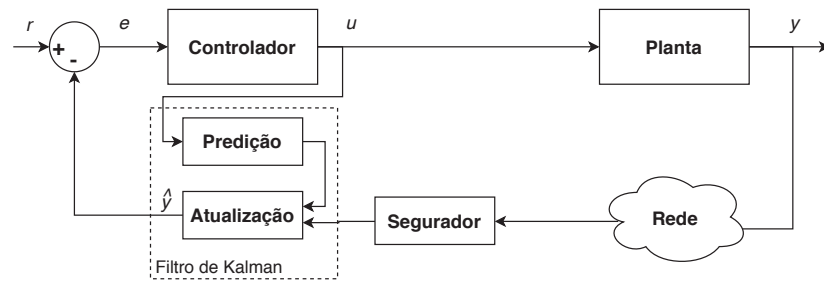


Figura 7: Filtro de Kalman em malha aberta com segurador de ordem zero

do sinal de controle atualizado. Além disso, no instante da recepção com sucesso, têm-se estas mesmas duas possibilidades (y e \hat{y}) para serem utilizadas no cálculo do erro em relação ao sinal de referência. Este trabalho propõe o uso do sinal recebido para o controle quando houver sucesso na transmissão, ignorando-se a estimativa do filtro, que pode estar degradada após muitas perdas consecutivas. Esta consideração pode se estender a várias estratégias de estimação, e algumas delas são exploradas nos próximos capítulos.

3 Metodologia

Três sistemas controlados foram implementados em Matlab Simulink e submetidos a perdas em rajadas. O controle foi feito por PID clássicos, e um dos sistemas foi avaliado também com um controlador nebuloso. A compensação das perdas foi feita utilizando-se os seguintes algoritmos:

- entrada zero;
- segurador de ordem zero;
- extrapolador linear;
- extrapolador cúbico;
- filtros de Kalman;
- extrapolador ponderado.

3.1 Sistemas

Diversas pesquisas sobre sistemas controlados via rede utilizam plantas de segunda ordem para fazer a avaliação dos algoritmos. (SHI; FANG, 2010; KHAN; GU, 2009; GEORGES et al., 2008; MORAWSKI; IGNACIUK, 2016). Seguindo esta tendência, três plantas de diferentes complexidades são utilizadas nas simulações apresentadas neste documento: um sistema massa-mola-amortecedor, um sistema de controle de inclinação de aeronave e um pêndulo invertido sobre um carrinho motorizado. Todas as funções de transferência são referenciadas de (MESSNER; TILBURY, 2011).

A primeira planta é um sistema estável massa-mola-amortecedor, no qual a posição x é controlada pela força F

$$\frac{X(s)}{F(s)} = \frac{1}{s^2 + 10s + 20}. \quad (3.1)$$

A segunda planta é um sistema marginalmente estável que representa um controle de ângulo de aeronave, no qual o ângulo θ é controlado pelo ângulo δ . A equação do sistema é dada por

$$\frac{\Theta(s)}{\Delta(s)} = \frac{1,151s + 0,1774}{s^3 + 0,739s^2 + 0,921s}. \quad (3.2)$$

A terceira planta é um sistema instável representativo de um pêndulo invertido montado em um carrinho motorizado. Considera-se que o movimento é limitado ao plano vertical, reduzindo o sistema a duas equações:

$$\frac{X(s)}{U(s)} = \frac{4,182 \times 10^{-6} s^2 - 0,0001025}{2,3 \times 10^{-6} s^4 + 4,182 \times 10^{-7} s^3 - 7,172 \times 10^{-5} s^2 - 1,025 \times 10^{-5} s} \quad (3.3)$$

$$\frac{\Phi(s)}{U(s)} = \frac{1,045 \times 10^{-5} s}{2,3 \times 10^{-6} s^3 + 4,182 \times 10^{-7} s^2 - 7,172 \times 10^{-5} s - 1,025 \times 10^{-5}} \quad (3.4)$$

onde a posição x e a posição angular θ são controladas pela força U .

3.2 Controladores

Controladores clássicos do tipo proporcional-integral-derivativo (PID) foram ajustados para apresentar sobressinal moderado, a fim de acentuar o efeito das perdas de pacotes. A Tabela 1 indica os ganhos dos controladores. O sistema 3 utiliza dois PID's para executar o controle baseado na posição do carro e no ângulo do pêndulo (LI; DING; CHENG, 2012). A variável escolhida para avaliação de desempenho é a posição do carro.

Tabela 1: Parâmetros do PID clássico

	Sistema 1	Sistema 2	Sistema 3	
Kp	176	140,3	20	5
Ki	227	12,2	45	10
Kd	0,0996	10,17	3	2

3.3 PID nebuloso

Um controlador nebuloso foi projetado a partir da ferramenta *Fuzzy Logic Designer* do Matlab. Para as três variáveis (erro, derivada do erro e saída), foi utilizado o modelo Mamdani e o sistema de representação de Lee (1990), com 7 termos representados por funções de pertinência triangulares, conforme exemplificado na Figura 8.

Os intervalos são utilizados no processo de fuzzificação em 19 regras, que classificam o sinal em níveis de intensidade. Os valores linguísticos são definidos como próximos de zero, positivo e negativo. Os dois últimos são subdivididos em três intensificadores: pequeno, médio e grande. As operações E e OU são realizadas pelo cálculo, respectivamente, do valor mínimo e máximo do grau de pertinência da amostra a cada um destes grupos, e o cálculo do valor de saída (defuzzificação) é feito pelo cálculo do centroide da função de pertinência da saída.

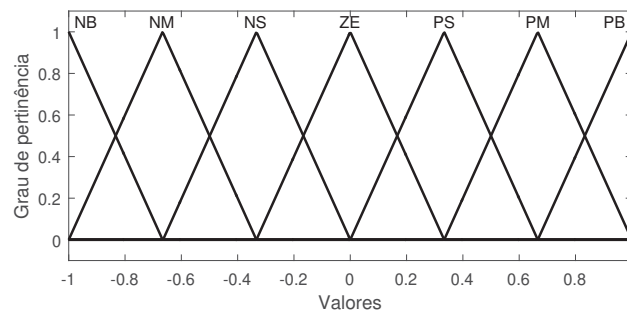


Figura 8: Funções de pertinência do controlador nebuloso

Para facilitar a otimização por algoritmo genético, as faixas dinâmicas das entradas e saídas do controlador são normalizadas em $[-1, 1]$. A adequação das amplitudes dos sinais e ajuste do controlador são feitos por ganhos aplicados externamente a cada sinal, conforme Figura 9. O ganho integral é aplicado ao sinal da integral do erro e somado à saída do controlador nebuloso. Esta arquitetura constitui um controlador proporcional-derivativo nebuloso combinado com um integral clássico, e é conhecida como FPD+I (do inglês, *Fuzzy Proportional-Derivative + Integral*) (VAISHNAV; KHAN, 2010).

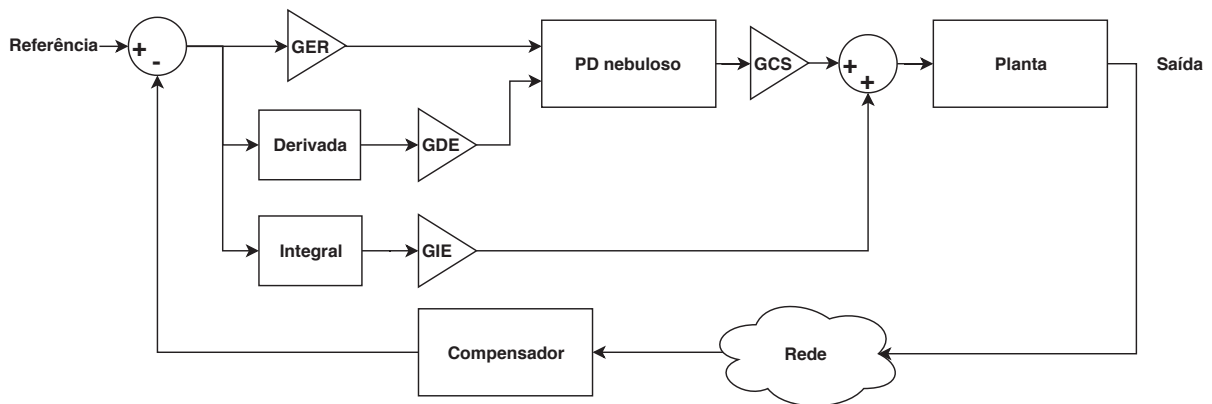


Figura 9: Diagrama de blocos do controlador nebuloso

O algoritmo genético é iniciado com população de 50 indivíduos, e cada indivíduo é composto pelo ganho do erro (GER), ganho da derivada do erro (GDE), ganho

da integral do erro (GIE) e ganho do sinal de controle (GCS). O critério de parada é atendido quando a métrica de erro estabiliza por 50 gerações com mudança menor do que 0,001. A métrica de erro é definida posteriormente na Seção 3.7. A população inicial é definida como 1 para todos os ganhos. Sabe-se que a amplitude do sinal de controle deve ser maior que este valor, que é calculado livremente pelo PID analítico, mas é limitado a uma faixa no FPD+I. Por isso, um pós-ganho de valor arbitrariamente selecionado como 200 é aplicado a este sinal na função de otimização. O sinal de entrada é definido como trem de pulsos de curta duração.

O ajuste do PID analítico segue o mesmo método, exceto pelas condições iniciais, tendo sido escolhidos, respectivamente, os ganhos proporcional, integral e derivativo como $K_p = 40$, $K_d = 1$ e $K_i = 1$. O valor inicial de K_p é maior que os outros para assegurar tempo de subida baixo.

3.4 Filtro de Kalman

Quatro algoritmos baseados em filtro de Kalman são considerados:

- (i) O primeiro, aqui denominado “*K. segurador*”, atualiza suas variáveis de estado a cada período de amostragem independentemente da ocorrência ou não de perdas. O último valor do sensor é reutilizado na ausência de nova amostra. Esta variação é representada na Figura 7 da Seção 2.2.2.
- (ii) A segunda variação, “*K. realimentado*”, também atualiza os estados periodicamente, e reutiliza o valor estimado previamente durante as perdas. Isso consiste na substituição, na variação anterior, do segurador por uma realimentação, conforme ilustrado na Figura 10.
- (iii) A terceira arquitetura é referida como “*sob-demanda*”, porque não executa o estágio de atualização de estados em caso de falha na recepção de nova amostra, e sua estimativa não é utilizada em caso de sucesso da recepção, conforme Figura 11. Esta é uma variação aqui proposta para a estimação em malha aberta encontrada na literatura. Os valores estimados $\hat{y}(k)$ calculados por estas três primeiras arquiteturas são utilizados para controle apenas na ocorrência de perdas, sendo o novo valor de medição $y(k)$ utilizado diretamente quando recebido com sucesso.

- (iv) Por último, “*K. malha aberta*” não executa a atualização de estados quando não há amostras novas, conforme apresentado na Figura 6 da Seção 2.2.2. Isso é feito forçando-se o ganho de Kalman $K_k = 0$ durante a perda. O estágio de estimação é executado com base no estado anterior e na covariância do processo Q , desprezando-se o valor do sensor e a covariância de medição R (KHAN et al., 2013). Diferentemente das estratégias anteriores, o valor estimado $\hat{y}(k)$ é sempre enviado para o controlador, mesmo se houver amostra válida $y(k)$ atual. Essa estratégia tem demonstrado bons resultados para baixas taxas de perdas (SINOPOLI et al., 2004), mas pode divergir durante ausência de muitas amostras em sequência, causando altos picos de erro quando uma nova leitura válida é recebida (KHAN; FEKRI; GU, 2010).

As duas variações do filtro de Kalman que executam a atualização mesmo durante as perdas também podem originar outras duas, caso suas estimativas sejam

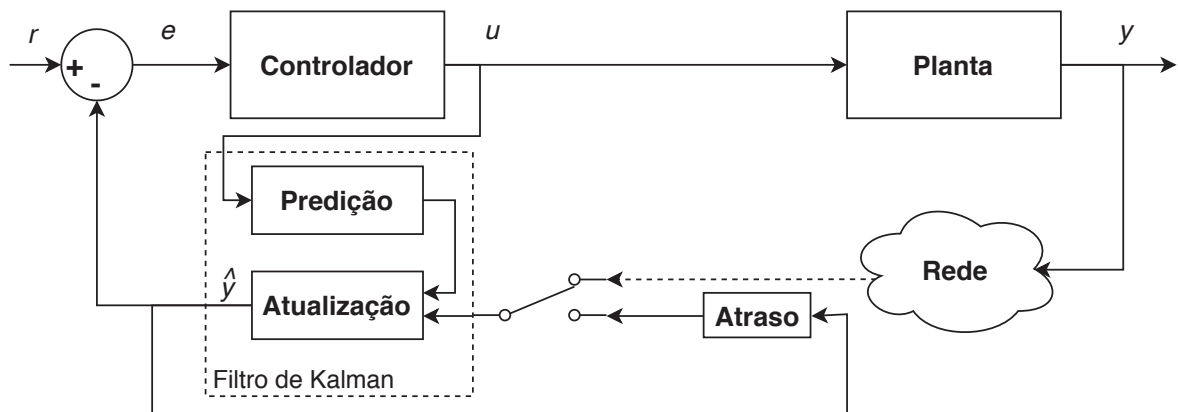


Figura 10: Filtro de Kalman realimentado

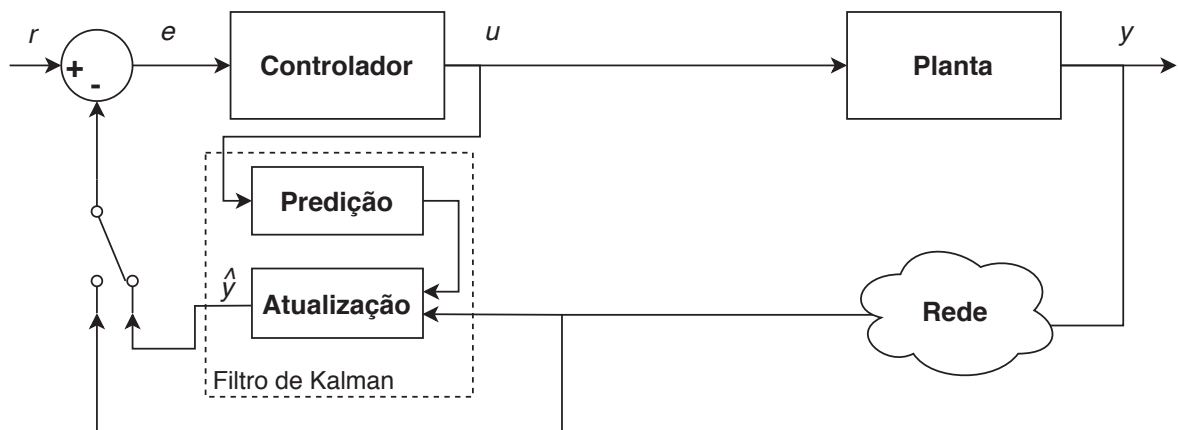


Figura 11: Filtro de Kalman sob demanda

utilizadas somente no instante das perdas. Com isso, seriam obtidos os algoritmos: (v) *K. segurador sob demanda* e (vi) *K. realimentado sob demanda*. Estas alternativas não foram exploradas neste trabalho, e o termo *sob demanda* fica aqui restrito apenas à variação (iii), que não executa o estágio de atualização.

A Tabela 2 resume as diferenças entre as variações do filtro de Kalman utilizadas. Estas afetam duas operações: se a realização da atualização ocorre para toda amostra ou apenas em caso de recepção; e se o cálculo do erro $e(k)$ durante a recepção é feito a partir da amostra recebida $\hat{y}(k)$ ou estimada $y(k)$. A expressão $\forall k$ denota que a operação indicada é realizada em todo período de amostragem k , independente de recepção ou perda.

O filtro de Kalman depende fortemente da escolha adequada das matrizes \mathbf{Q} e \mathbf{R} . A determinação desses parâmetros torna-se um desafio quando não há conhecimento suficiente sobre a planta (M et al., 2015; TING et al., 2014). A perda de pacotes introduz ruído ao processo, mas, devido aos diferentes perfis e taxas de perdas possíveis, não se pode assumir que este ruído tenha distribuição gaussiana. No entanto, neste trabalho, a matriz de covariância de processo é considerada como uma matriz diagonal

$$\mathbf{Q} = \begin{pmatrix} Q & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & Q & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & Q \end{pmatrix}. \quad (3.5)$$

e a matriz covariância da medição é $\mathbf{R} = R$.

É possível observar graficamente o erro em função dos valores possíveis dos escalares Q e R . Esta estratégia permite a observação de tendências em um espaço tridimensional, desde que fixados todos os outros parâmetros, *i.e.* período de amostragem e taxa de perdas.

Tabela 2: Diferenças entre as variações do filtro de Kalman

Variação	Atualização	Uso de \hat{y}_k
<i>i.</i> K. Segurador	$\forall k$	$\forall k$
<i>ii.</i> K. Realimentado	$\forall k$	$\forall k$
<i>iii.</i> K. Sob demanda	$\forall k$	se perda
<i>iv.</i> K. Malha aberta	se recepção	$\forall k$

Supondo que disponha-se de um modelo preciso da planta, o filtro de Kalman é capaz de replicar a dinâmica deste sistema. Em aplicações reais, isso pode não ocorrer, devido à presença de ruídos e imperfeições na modelagem da planta. A fim de considerar a possibilidade de erro na identificação do sistema, as matrizes de transição de estados fornecidas aos filtros de Kalman são aqui contaminadas com ruído estocástico. Um dos objetivos da investigação é avaliar o grau de erro no modelo da planta que os filtros de Kalman toleram sem perder desempenho em comparação com outras estratégias mais simples, como os seguradores e extrapoladores. Este erro de modelagem é simulado como ruído gaussiano de média zero e desvio padrão referido como σ , e é adicionado aos coeficientes do modelo fornecido ao estimador (matrizes A, B e C).

Para cada valor de σ uma bateria de simulações é executada, e a métrica de performance é comparada com a das outras estratégias. O desvio padrão é incrementado até que um dos seguintes critérios de parada seja atingido:

- erro aproximadamente igual ou pior do que outros compensadores;
- erro maior do que um limite, arbitrariamente definido como 1; ou
- a saída deixar de seguir a referência.

3.5 Perdas em duas vias com dois compensadores

Na seção 2.1, foram consideradas apenas perdas no sinal do sensor, o que equivale a uma ação de controle local com um sensor sem fio. Este problema pode ser expandido considerando-se que tanto o sinal do sensor quanto o de controle são transmitidos via rede sem fio com perdas, conforme Figura 12. A questão investigada neste cenário é qual a combinação de compensadores capaz de manter o melhor desempenho.

O filtro de Kalman é capaz de estimar os estados do sistema, precisando, para isso, de um modelo matemático da planta. Porém, se implementado do lado da planta, sem acesso, portanto, ao sinal de referência, este algoritmo não seria capaz de prever o sinal de controle necessário para a correção, mesmo se lhe fosse fornecida a equação do controlador. Alternativas para implementar o filtro de Kalman junto à planta, caso existentes, não são abordadas neste trabalho.

Na situação de perdas unilaterais, o filtro de Kalman com preciso da planta é capaz de estimar com perfeição o comportamento da planta na ausência de perturbações w e v . No caso de perdas na transmissão do sinal de controle, o estimador recebe o sinal de controle ideal, mas a planta não. Assim, o próprio evento de perdas acrescenta uma imperfeição na estimação do filtro de Kalman. Com base nisso, nesta etapa, não é simulada a incerteza σ devida a imprecisão na identificação a priori do sistema, podendo este assunto compor próximas pesquisas.

Na plataforma de simulação desenvolvida, as perdas são eventos independentes, ou seja, no mesmo instante de tempo, pode ocorrer perda em apenas um dos sinais, ambos ou nenhum. Ainda, as taxas de perdas podem ser definidas independentemente, como se um canal estivesse mais afetado do que o outro. Extrapolando esta ideia, pode-se simular cenários de perda nula ou total em qualquer dos caminhos. Como ambos os canais utilizam o mesmo meio de propagação, é plausível supor que, se houver perturbações que dificultem a transmissão, os dois canais serão afetados. Assim, define-se a mesma taxa de perda para ambos os canais, porém, sem sincronia entre estas falhas, visto que são disparadas por geradores de eventos aleatórios independentes. Taxas de perdas diferentes podem compor trabalhos futuros.

Quando os sinais de controle e do sensor são submetidos a perdas, dois compensadores são necessários, um no atuador e outro no controlador. Para esta situação, foram testadas várias combinações. Apenas duas variações do filtro de Kalman foram escolhidas: K. segurador e K. malha aberta. Não foi aplicada incerteza σ ao modelo da planta. O controlador utilizado é o PID clássico, e a entrada de referência é o trem de pulsos com amplitude -1 e 1 , com tempo suficiente para acomodação das respostas dos sistemas.

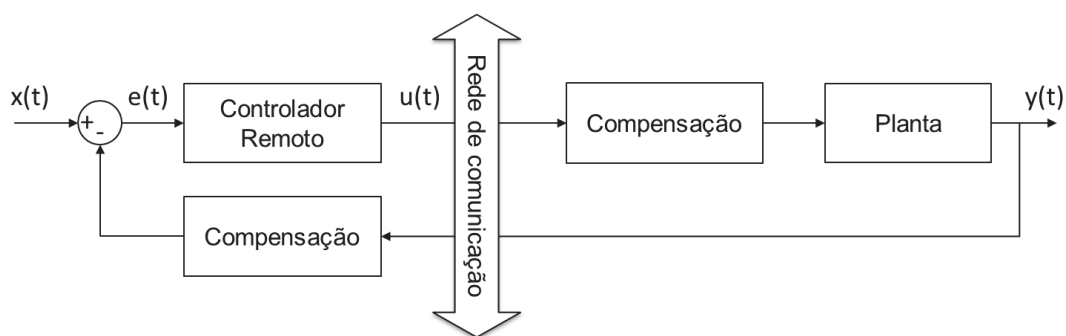


Figura 12: Sistema com sinal de controle e de medição transmitidos via rede

3.6 Perdas em duas vias com controlador local

Outra forma de manter o desempenho do sistema é a utilização de um segundo controlador operando localmente, conforme ilustrado na Figura 13. Para que o controle local seja possível, é necessário transmitir o sinal de referência. Um segurador de ordem zero é aplicado para manter o mesmo ponto de referência em caso de perda.

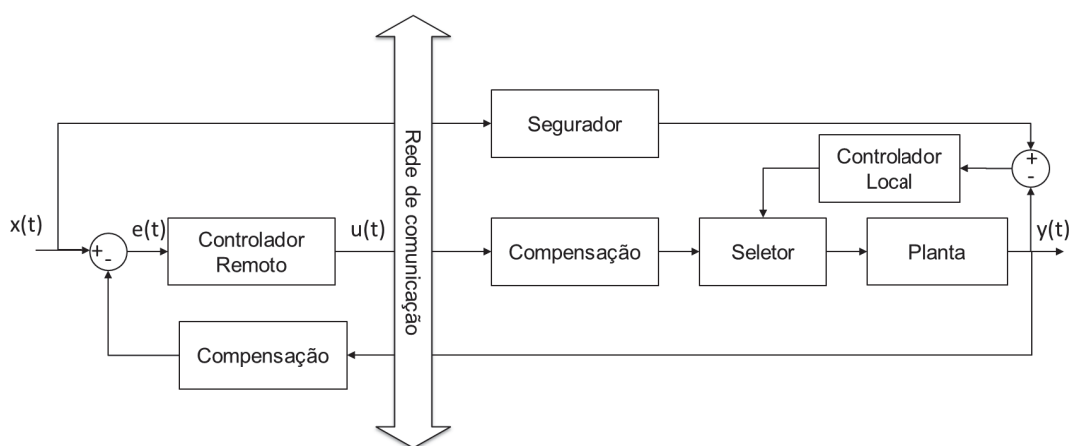


Figura 13: Arquitetura proposta para controle local

Nesta etapa, duas possibilidades são analisadas:

- (i) Controle chaveado: Se houver recepção de sinal do controlador remoto, este é aplicado diretamente ao atuador. Se houver perda, o sinal do controlador local é utilizado. Arquitetura equivalente à representada na Figura 13.
- (ii) Controle em paralelo: Se houver recepção de dados do controle remoto, este é somado ao sinal do controlador local. Se houver perda, o sinal do controlador local é utilizado. Comportamento obtido trocando-se o seletor da Figura 13 por um somador.

As simulações desta arquitetura utilizam o sistema 2 com um controlador local PD clássico, propositalmente mais simples e ajustado para fornecer um desempenho pior do que o controlador remoto. Este arranjo tem como objetivo salientar o efeito das perdas no sistema.

3.7 Métricas de avaliação

A interrupção do sinal dificulta a capacidade do sistema de seguir o sinal de referência, podendo causar aumento de sobressinal e tempo de acomodação. A Figura 14 ilustra duas curvas de resposta (y) de um sistema a uma referência do tipo degrau unitário. A curva contínua representa a resposta do sistema sem perdas, com sobressinal de cerca de 30%. A curva representada por marcadores representa a resposta do sistema com perdas. O marcador \times indica as amostras que foram perdidas na transmissão para o controlador, e o marcador \bullet indica transmissão bem sucedida. Neste exemplo, o efeito das perdas manifesta-se pelo aumento de sobressinal e do tempo de acomodação.

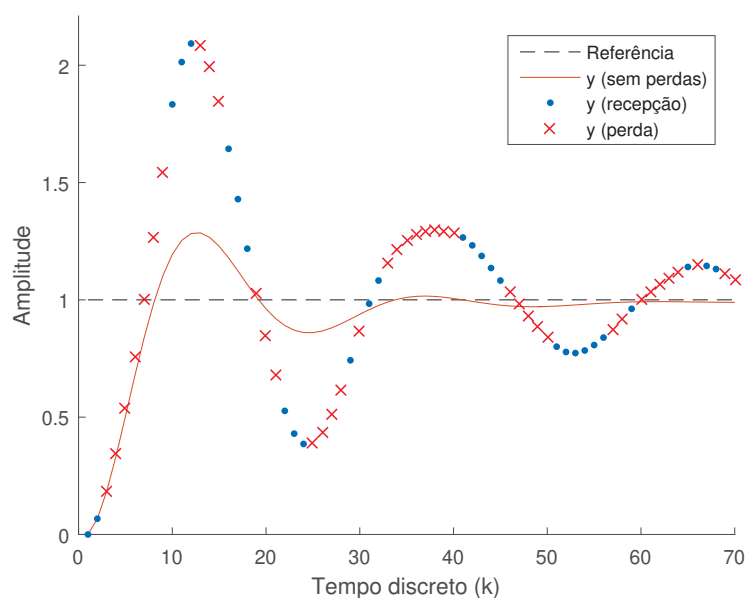


Figura 14: Efeito da perda de dados sobre o sistema de controle

Na comparação entre as estratégias de compensação, o desempenho é avaliado por resposta ao degrau, considerando como sinal de referência um trem de cinco pulsos com amplitude 1 e -1 . A duração dos pulsos é maior que o tempo de acomodação dos sistemas, e o tempo simulado é de 150 segundos. É também utilizado

Tabela 3: Parâmetros dos controladores local e remoto

	Local	Remoto
K_p	140,3	140,3
K_i	12,2	—
K_d	10,17	0,2

como entrada um sinal de movimento Browniano, um processo estocástico que descreve uma sucessão de passos aleatórios. Cada cenário é simulado 50 vezes, e a raiz do erro médio quadrático (do inglês, *Root Mean Square Error* – RMSE) é calculada, juntamente com a respectivo intervalo de confiança de 95% pela distribuição t de Student.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^N (\mathbf{r}(k) - \mathbf{y}(k))^2}{N}} \quad (3.6)$$

onde $\mathbf{r}(k)$ é a referência de entrada no instante discreto k , $\mathbf{y}(k)$ é a saída da planta e N é o número de amostras. Para o exemplo ilustrado na Figura 14, o RMSE do sistema sem perdas é 0,1414, e 0,2126 com taxa de perdas 50%.

Outro índice de desempenho utilizado é a média dos picos de erro, AEP (do inglês, *Average Error Peak*), aqui definida como a média do maior erro instantâneo de cada bateria de 50 simulações:

$$AEP = \max(|\mathbf{y} - \mathbf{e}|), \quad (3.7)$$

onde \mathbf{y} e \mathbf{e} são os vetores de saída e erro, respectivamente, e $\max(\cdot)$ denota máximo valor.

3.8 Parâmetros de simulação

Diversas simulações de cada caso são realizadas com condições iniciais diferentes, a fim de se obter significância estatística (método de Monte Carlo (ROBERT, 2004)). Os sistemas são simulados em tempo discreto com períodos de amostragem de $T_s = 20ms$ e $T_s = 50ms$. Períodos de amostragem maiores reduzem o tráfego na rede e permitem o uso de controladores com poder computacional e custo menores, mas aumentam o impacto causado pelas perdas. O segurador ponderado utiliza fator de esquecimento $r_z = 0,9$. Este valor, escolhido empiricamente, forneceu melhores resultados para os sistemas analisados do que o valor 0,8 utilizado por (ZHANG; YU; FENG, 2011).

4 Resultados

Este capítulo apresenta os resultados obtidos, divididos em quatro assuntos: erro de identificação da planta, controle nebuloso, perda em duas vias e controle remoto complementado por controle local.

4.1 Perturbação no modelo do sistema

Esta seção apresenta resultados da comparação entre as variações do filtro de Kalman com perturbação no modelo do sistema, bem como do contraste destes algoritmos com outras estratégias de compensação.

O desempenho de um sistema de controle submetido a perdas geradas pelos modelos de Bernoulli e GE é ilustrado na Figura 15. O modelo GE apresenta RMSE maior devido às perdas em rajadas, chegando a valores muito grandes, e, portanto, omitidos do gráfico. No cenário de período de amostragem 50ms, por exemplo, as perdas do modelo GE ficam maiores que 1 para perdas iguais ou maiores que 30%. Todas as simulações seguintes foram realizadas com modelo GE, exceto quando indicado explicitamente. RMSE maior que 1 é omitido para facilitar a interpretação dos gráficos.

A Tabela 4 apresenta o RMSE da resposta do sistema para os dois sinais de referência utilizados, com dois períodos de amostragem diferentes. Estes valores servem de referência para a análise de desempenho das estratégias de compensação.

4.1.1 Ajuste do filtro de Kalman

Uma das etapas desafiadoras da implementação do filtro de Kalman é a determinação de parâmetros. Para isso, alguns cenários foram selecionados e o filtro de Kalman foi simulado com diferentes parâmetros. A Figura 16 ilustra o RMSE do

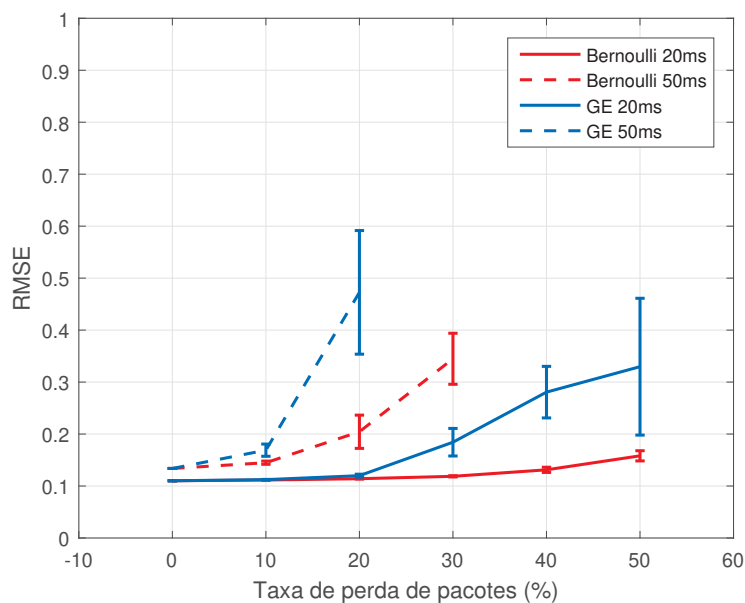


Figura 15: Comparação dos efeitos das perdas causadas pelos modelos de Bernoulli e GE no sistema 2

sistema 1 para cada valor de Q e R de 10^{-6} a 5. Nesta figura, observa-se um vale bem comportado na região de valores altos de Q e baixo de R . O menor RMSE obtido é 0,1762 para $Q = 3$ e $R = 10^{-4}$. Várias superfícies foram geradas, e a maioria dela apresenta o menor RMSE para este mesmo valor de R , e para valores de Q entre 3 e 4. Este valor baixo de R pode dever-se ao segurador de ordem zero na entrada do filtro. Aumentar o valor deste parâmetro faz com que haja menos influência do sensor na atualização dos estados, fazendo com que o filtro dependa mais do modelo matemático do sistema do que nas medições. Isso pode ser útil em situações de alta taxa de perdas, mas requer uma modelagem precisa da planta. Todos os resultados adiante foram obtidos com $Q = 3, 5$ e $R = 1$. Mesmo não sendo o melhor ajuste do filtro

Tabela 4: RMSE com comunicação sem perdas para entradas do tipo pulso e browniana

Sistema	Período (ms)	Pulso	Browniana
1	20	0,1414	0,0396
1	50	0,1494	0,0637
2	20	0,1101	0,0308
2	50	0,1338	0,0568
3	20	0,2406	0,0681
3	50	0,2295	0,1033

para todas os cenários simulados, estes parâmetros apresentaram bom desempenho em todos os casos testados. Para cada sistema e para cada sinal de entrada, a perturbação do modelo σ foi incrementada até que um dos critérios de parada definidos na Seção 3.4 fosse atingido.

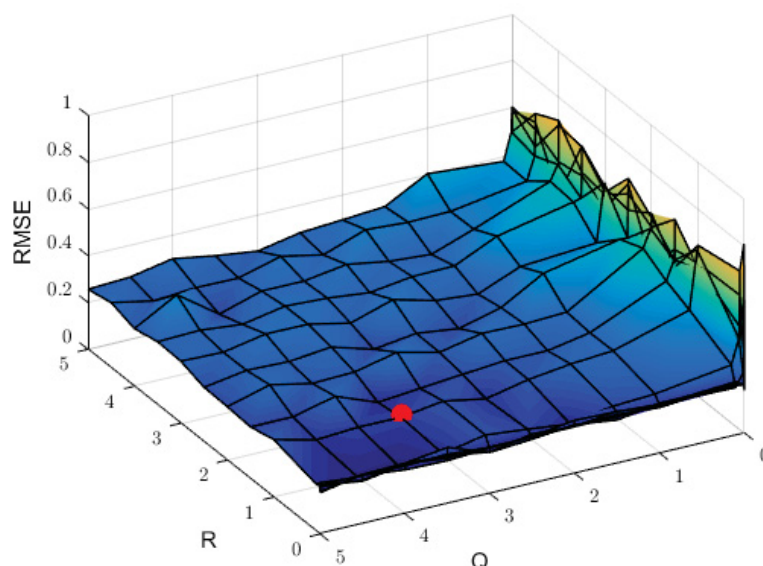


Figura 16: RMSE vs Q e R para o sistema 1, período de amostragem $50ms$, taxa de perda 50%, modelo de Bernoulli, $\sigma = 0,097$. O círculo indica o ponto utilizado nas simulações posteriores

4.1.2 Perturbação máxima tolerável

Se a identificação do sistema não foi precisa o suficiente, o filtro de Kalman pode ter desempenho pior que as estratégias mais simples utilizadas. A Figura 17 traz exemplos de caso em que o RMSE do filtro de Kalman torna-se pior que o do segurador de ordem zero.

Nos sistemas 1 e 2, o erro cresce progressivamente e monotonicamente em termos da imprecisão do modelo, mas para o sistema 3 apresenta um comportamento distinto. Como pode ser visto na Figura 18, para σ maior que 0,03, o RMSE aumenta significativamente, indicando que o sistema parou de seguir a referência. Por isso, o valor $\sigma = 0,03$ é utilizado nas simulações seguintes do sistema 3.

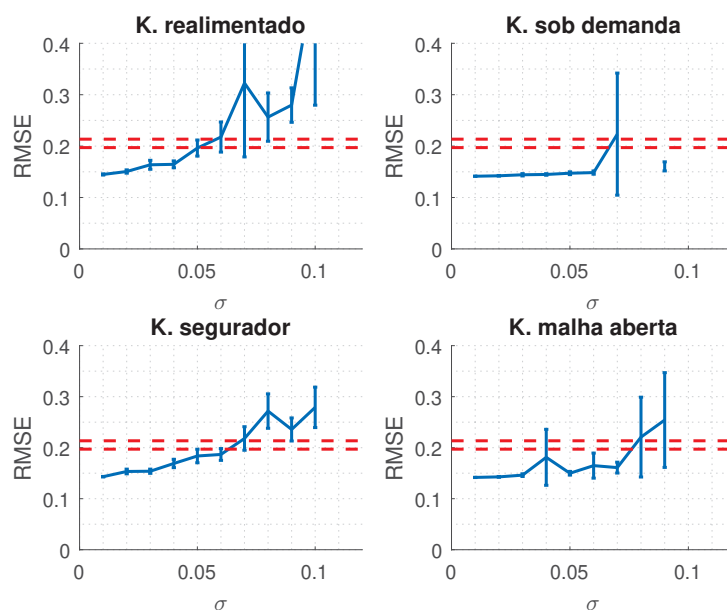


Figura 17: RMSE em função da perturbação do modelo para o sistema 1, período de amostragem $20ms$, taxa de perdas 50%. A linha tracejada indica o intervalo de confiança do segurador de ordem zero

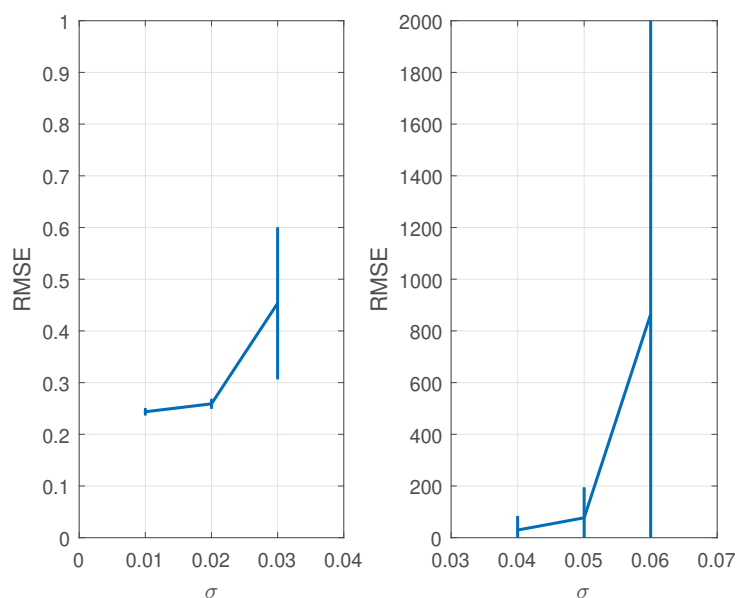


Figura 18: RMSE vs perturbação do modelo do filtro de Kalman (sob demanda) para o sistema 3, período de amostragem $20ms$, taxa de perdas 50%. O intervalo de confiança permanece abaixo de 0,6 para valores de σ até 0,03, e apresenta aumento considerável para valores maiores, indicando perda de referência.

4.1.3 RMSE em função da taxa de perdas

4.1.3.1 Sistema 1

A Figura 19 ilustra o RMSE em função da taxa de perdas para o sistema 1 para um trem de pulsos e período de amostragem $20ms$. Cada elemento das matrizes A , B e C são contaminadas com ruído estocástico ($\sigma = 0,06$) para considerar a imperfeição na identificação da planta. Para valores maiores de σ , todas as arquiteturas de filtro de Kalman testadas tornam-se piores do que o segurador de ordem zero. O extrapolador linear não se mostra confiável para perdas maiores do que 40%, e o extrapolador cúbico claramente apresenta o pior desempenho. O segurador ponderado mantém o erro abaixo do limite definido, mas não abaixo do segurador de ordem zero ou dos filtros de Kalman. Todos os filtros de Kalman apresentam boa performance, sendo K. sob demanda o melhor entre eles.

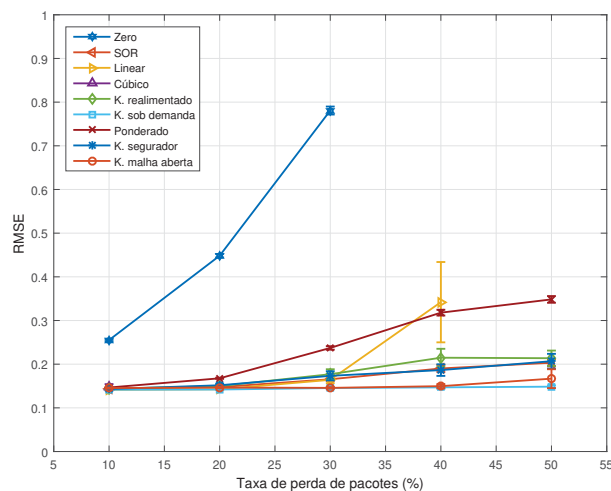


Figura 19: Sistema 1, período de amostragem $20ms$, $\sigma = 0,06$. SOR: Segurador de ordem zero

Uma maneira de reduzir o tráfego da rede e melhorar a comunicação é aumentando o período de amostragem. Porém, o controlador pode perder performance devido ao menor número de amostras. Por isso, deve haver um equilíbrio entre a ocupação do canal e a frequência de amostragem (MOYNE; TILBURY, 2007). Como esperado, ao se aumentar o período de amostragem para $50ms$, a performance de todos os compensadores piora, como apresentado na Figura 20. Apenas K. realimentado continua capaz de manter o RMSE baixo para perdas altas, mesmo não sendo o melhor algoritmo para perdas menores, nas quais K. malha aberta mostra-se mais adequado. Os extrapoladores linear e cúbico não mostram bom desempenho. K. ma-

lha aberta e K. sob demanda não demonstram ganho de desempenho considerável do que estratégias mais simples como os seguradores de ordem zero e ponderado para perdas acima de 30%.

Para ambos os períodos de amostragem, K. malha aberta mostra-se uma boa opção, apenas se for garantida taxa de perdas menor que 30%. As duas versões do filtro de Kalman que atualizam os estados mesmo na ausência de amostras recentes (K. realimentado e K. segurador) apresentam resultados semelhantes, mas apenas o K. realimentado mantém o erro abaixo de 1. Os resultados obtidos com entrada browniana foram similares a estes, por isso, são apresentados apenas gráficos com entrada trem de pulsos.

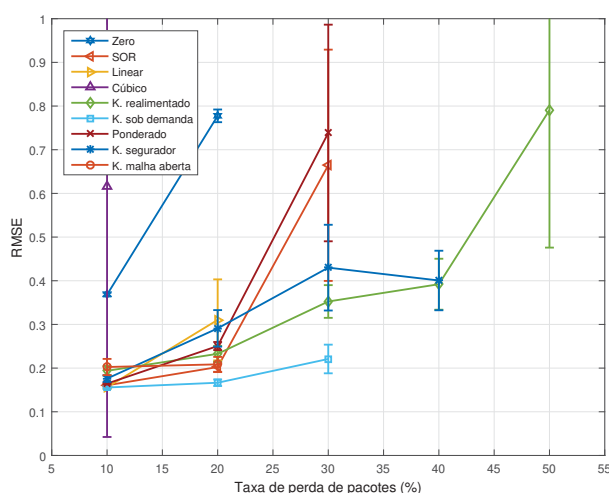


Figura 20: RMSE vs taxa de perdas para o sistema 1, período de amostragem $50ms$, $\sigma = 0,21$. SOR: Segurador de ordem zero

4.1.3.2 Sistema 2

A mesma metodologia do sistema 1 foi adotada para o sistema 2. Para este caso o K. malha aberta não mostra resultados melhores que o segurador de ordem zero, e as melhores soluções para esta situação são os filtros de Kalman que atualizam mesmo na ocorrência de perdas (K. realimentado e K. segurador). Este gráfico aqui é omitido por sua semelhança com o resultado obtido com o sistema 1 com baixo período de amostragem.

O sistema 2 com período de amostragem maior, apresentado na Figura 21, K. malha aberta é a pior entre as variantes do filtro de Kalman. Para perdas altas, a melhor opção é o K. segurador, seguido do K. realimentado. Novamente, este resul-

tado corrobora o dos casos anteriormente apresentados. Todas as outras estratégias perdem em desempenho para os filtros de Kalman, com RMSE acima do limite definido. Nota-se que o erro do sistema sem perdas aumenta em comparação com o caso de menor período de amostragem, como esperado mas o erro de modelagem máximo tolerado aumenta para $\sigma = 0,11$. Resultados semelhantes foram obtidos para entrada browniana com amostragem a $20ms$. Com período de $50ms$, K. realimentado apresenta a melhor tolerância à perturbação da planta, com $\sigma = 0,09$.

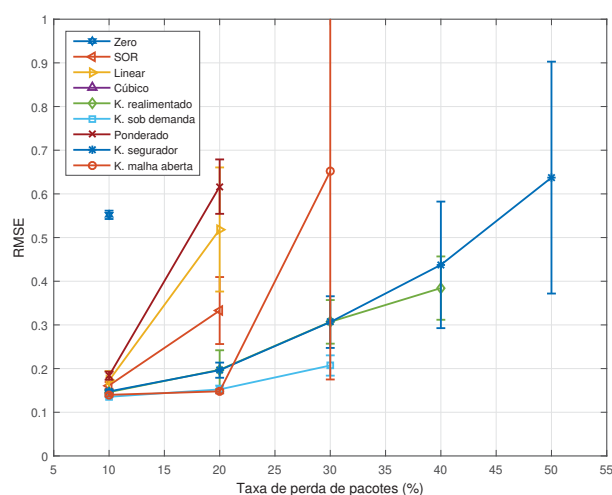


Figura 21: Sistema 2, período de amostragem $50ms$, $\sigma = 0,11$. SOR: Segurador de ordem zero

4.1.3.3 Sistema 3

O pêndulo invertido, o mais complexo dos sistemas analisados, possui duas saídas, ângulo do pêndulo e posição do carro, e é naturalmente instável. O sinal dos dois sensores é utilizado para o controle, por meio de dois controladores PID. A métrica de desempenho é calculada com base na posição do carro.

Para período de amostragem de $20ms$, K. sob demanda e K. malha aberta demonstram o melhor desempenho para o sistema 3, desde que haja precisão suficiente na identificação do sistema, como apresentado na Figura 22. O Segurador de ordem zero possui desempenho pior, mas consegue manter o sistema seguindo a referência mesmo para perdas altas.

Como visto na Figura 23, K. sob demanda e K. malha aberta são as únicas estratégias capazes de manter o RMSE abaixo do limite definido quando o período de amostragem é aumentado para $50ms$, mesmo com alta taxa de perdas. Durante

as simulações, foi observado que o K. malha aberta também perde a referência para valores ainda menores de σ , o que faz com que K. sob demanda seja uma alternativa mais confiável. Mesmo assim, a perturbação tolerável na modelagem da planta para todos os filtros de Kalman é da ordem de $0,0001$, um valor muito baixo em comparação com os outros sistemas. Dessa forma, estes algoritmos não são adequados para esse sistema com período de amostragem $50ms$ e altas taxas de perdas. Os resultados para entrada browniana são semelhantes a estes, e são omitidos.

Em todos os cenários analisados com controle clássico, pode-se notar que a performance da entrada zero é muito inferior à do segurador de ordem zero ou filtros de Kalman. A entrada pulsante utilizada assume somente os valores -1 ou 1 . Como a saída do sistema tenta seguir esta referência, o compensador zero apresenta

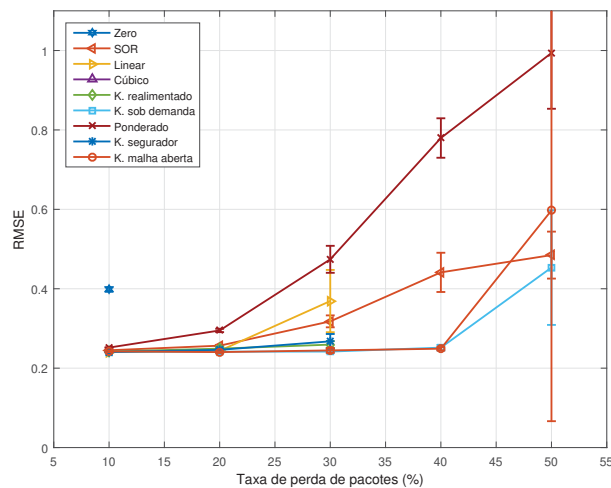


Figura 22: RMSE vs taxa de perdas do sistema 3, período de amostragem $20ms$, $\sigma = 0.03$. SOR: Segurador de ordem zero

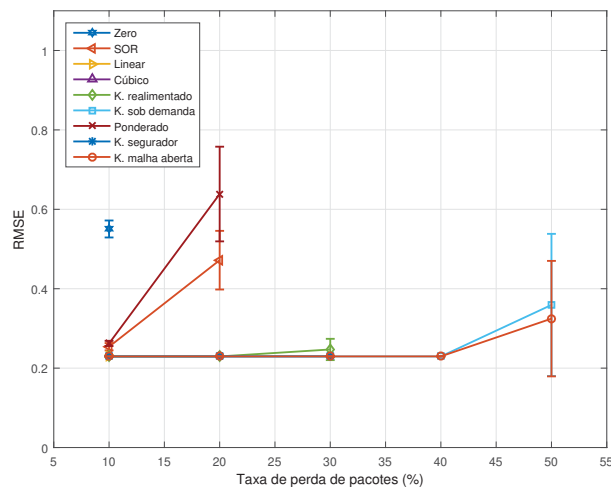


Figura 23: RMSE vs taxa de perdas do sistema 3, período de amostragem $50ms$, $\sigma = 0.0001$. SOR: Segurador de ordem zero

uma estimativa falsa na vasta maioria das amostras. O segurador de ordem zero tem uma performance melhor em todos os casos considerados. Trabalhos anteriores apontaram que este algoritmo pode fazer com que o controlador mantenha a mesma correção de erro por tempo demais, levando o sistema a perder a referência durante perdas consecutivas (SCHENATO, 2009). Isso pode ser crítico para sinais de referência que possuam variações de amplitude bruscas e frequentes.

Nos sistemas 1 e 2, nota-se que é necessária alta precisão do modelo da planta para que o filtro de Kalman apresenta desempenho melhor que o segurador de ordem zero. Os mesmos sistemas operando com menor frequência de amostragem conseguem tolerar perturbações do modelo maiores, mantendo o erro abaixo do limite, definido como 1. Nenhuma das outras estratégias simuladas mantém esse desempenho para amostragem de $50ms$.

O sistema 3 apresenta comportamento semelhantes para período de amostragem $20ms$, mas tem um resultado diferente com tempo de amostragem maior, devido à sua instabilidade. Neste caso, perda da referência é o critério que define a máxima perturbação da planta. Esta condição ocorre para valores de σ muito menores do que os casos anteriores, indicando a necessidade de uma precisão muito maior na identificação do sistema.

Outros autores que analisaram o filtro de Kalman em redes com perdas também obtiveram bons resultados. Um estudo anterior investigou o problema de estimação de sistemas através de uma rede. As perdas foram simuladas como um processo de Bernoulli, que causa menos danos ao sistema do que o modelo GE, utilizado no presente trabalho (SHI; FANG; YAN, 2009). Outros autores utilizaram o filtro de Kalman para compensar perdas e rejeitar ruído de medição, mas a taxa de perdas é menor do que os casos piores no presente documento (KHAN; GU, 2009). Nesta comparação, convém ressaltar que, na maioria dos casos simulados, não foi aplicada perturbação no sensor. Em vez disso, aplicou-se perturbação no modelo da planta que é fornecido ao filtro de Kalman.

Nos resultados apresentados, os extrapoladores linear e cúbico não mostraram boa performance. No entanto, um extrapolador linear foi combinado com filtro de Kalman, atingindo bons resultados para estimação de estados com medições ruidosas e com perdas (KHAN; FEKRI; GU, 2010). Naquela abordagem, o filtro de Kalman recebe o sinal do extrapolador linear para atualizar sua matriz de estados e calcular a nova estimativa. O exemplo numérico simulado no referido trabalho é um sistema operando

sem perdas por alguns segundos, e então submetido subitamente a um segundo de ausência total de amostras, configurando um padrão de perdas diferente do utilizado neste trabalho. Os resultados daquele apresentaram um melhor desempenho do algoritmo proposto em comparação com um filtro de Kalman em malha aberta. Nas simulações apresentadas neste, o filtro de Kalman é alimentado ou por um segurador de ordem zero ou pela própria estimativa anterior, e estas combinações também mostraram melhor desempenho do que Kalman em malha aberta para alguns cenários. Assim, estes resultados confirmam que utilizar um compensador de perdas para alimentar um filtro de Kalman fornece melhor estimativa do que filtro de Kalman em malha aberta.

4.2 Controlador Nebuloso

Pelo processo de otimização para o sistema 2, os ganhos obtidos para o controlador nebuloso são $GER = 1,9$, $GDE = 0,021$, $GIE = 0,478$ e $GCS = 0,966$ para $RMSE = 0,1353$. Para o controlador PID clássico, os valores ótimos encontrados são $Kp = 206,069$, $Kd = 4,297$ and $Ki = 14,182$, for $RMSE = 0,1197$. A Figura 24 mostra a resposta do sistema a um pulso unitário de oito amostras para os dois controladores em uma situação sem perdas. O PID clássico tem subida mais rápida e apresenta sinal de controle com amplitude maior. A Figura 25 compara o sinal de controle dos controladores em função do erro e sua derivada. As regiões com patamar em zero correspondem à perda da referência (erro e derivada grandes).

Os controladores obtidos são submetidos a perdas compensadas pelas estratégias entrada zero e segurador de ordem zero. Os resultados mostram que o FPD+I apresenta menores picos nos sinais de saída, e sinal de controle com amplitude e picos menores, como pode ser visto na Figura 26.

Ambos os controladores com os mesmos parâmetros, quando submetidos à outro tipo de saída mostram comportamento similar. Com entrada browniana, o FPD+I produz menores picos no sinal de erro e no de controle, conforme Figura 27.

A Figura 28 apresenta a resposta do sistema para entrada de pulso e browniana para os controladores com perdas compensadas por entrada zero e segurador de ordem zero. Nota-se que o controlador FPD+I apresenta erro igual ou maior que o PID clássico.

As menores amplitudes do sinal de controle do FPD+I levam o sistema a apresentar menores picos de erros, medidos pelo cálculo da AEP, exibido na Figura 29. Desempenho semelhante é obtido com outros sinais de entrada e outros compensadores, de modo que o controlador nebuloso sempre causa menores picos de erro. Trabalhos anteriores utilizando controle nebuloso também obtiveram desempenho semelhante ao de controles clássicos, com a vantagem de redução de amplitude no sinal de controle (PAN; DAS; GUPTA, 2011), bem como nas variações deste sinal (PANDA; PILLAI; KUMAR, 2013). Considerando, ainda, que uma rede sem fio pode apresentar perda aleatória de pacotes, é vantajoso que o controlador seja capaz de manter bom desempenho em diferentes condições.

Os picos de erro podem ser consequência das amplitudes excessivamente altas do sinal de controle, que ocorrem principalmente quando há uma recepção após uma rajada de perdas. Neste instante, o controlador pode perceber uma mudança abrupta no sinal de erro e reagir com um sinal de controle com amplitude maior do que o necessário para corrigir o desvio. Para evitar isso, um saturador foi aplicado à saída do controlador PID clássico, de modo a mimetizar a limitação de amplitude que naturalmente ocorre no controlador nebuloso. O sinal de controle é assim limitado entre $[-193, 2, 193, 2]$, mesmo intervalo obtido para o ganho GCS do controlador nebuloso. Dessa forma, obtém-se redução do AEP a níveis menores que o do controlador nebuloso, como visto na Figura 30. Ocorre também redução do RMSE (Figura 31) em relação ao o PID clássico, fornecendo valores menores que o FPD+I. Nas Figuras 30 e 31, são repetidas as curvas do controlador nebuloso das Figuras 28 e 29, a fim de facilitar a comparação. A partir desses resultados, pode-se inferir que limitar a amplitude do sinal de controle contribui para a obtenção de um bom desempenho de controle em situações com perdas. Esse limite pode ocorrer naturalmente nos atuadores reais, o que reduz a capacidade do sistema de fornecer respostas rápidas, como baixo tempo de subida. Em um cenário com perdas, mudanças bruscas no sinal de controle podem ser causadas pela mudança repentina de estado devido a uma estimativa falsa durante as perdas, seguida de um estado verdadeiro detectado a partir de uma amostra recebida com sucesso. Nessa situação, o controlador pode gerar um sinal excessivamente alto para fazer o sistema seguir a referência, sem saber que o estado anterior era falso. Além disso, durante rajadas de perda, o controlador pode manter ou aumentar o esforço de controle para corrigir um erro que já pode ter sido reduzido. Esses efeitos prejudiciais ao controle podem ser reduzidos pela limitação da amplitude do sinal de controle. Aliado à esta restrição, é recomendável evitar o acúmulo de

erro no elemento integral durante a saturação para evitar o efeito de carregamento do controlador (BOHN; ATHERTON, 1995).

4.3 Perda em duas vias

Aplicando-se perdas em ambos os sinais, de controle e do sensor, várias combinações de compensadores foram testadas. Em cada bateria de 50 simulações, foi definido, por exemplo, segurador de ordem zero no atuador e K. malha aberta no controlador. Foi definida a mesma taxa de perda para ambas as direções, porém, representadas por variáveis aleatórias diferentes, de forma que as perdas nos dois ramos podem ou não ocorrer simultaneamente.

As Figuras 32 e 33 apresentam o RMSE para cada combinação com diferentes taxas de perdas para os sistemas 1 e 2. Os eixos ao longo do plano horizontal indicam as estratégias de compensação utilizadas no lado do controlador, que compensa perdas do sensor, e lado da planta, que compensa perdas do sinal de controle. As barras verticais representam o RMSE de cada combinação de compensadores. As taxa de perdas são representadas pela espessura das linhas respectivamente da maior para a menor. A espessura das barras pode ser interpretada como uma representação da quantidade de pacotes válidos recebidos. O caso mais crítico está indicado por círculos, e a seta indica o menor RMSE obtido com a maior taxa de perdas. Os compensadores são indicados como P: segurador ponderado; KM: Kalman malha aberta (apenas no controlador); KS: Kalman com segurador (apenas no controlador); C: extrapolador cúbico; L: extrapolador linear; S: segurador de ordem zero; Z: entrada zero. Barras e pontos omitidos correspondem a RMSE grande demais.

Observou-se que, para cada sistema, uma combinação se destaca como a melhor com várias taxas de perdas. Para o sistema 1, o menor RMSE médio é obtido quando se utiliza o K. segurador no controlador e o extrapolador linear no atuador. Já no sistema 2, o melhor desempenho é dado por um K. malha aberta no controlador e entrada zero no atuador. Entretanto, o resultado do sistema 1 mostra que esta conclusão não pode ser generalizada. Nenhuma combinação obteve erro menor que 1 no sistema 2 com 50% de perdas, e estas barras foram omitidas.

Um trabalho relacionado considerou perdas de pacotes tanto no sensor quando no sinal de controle, e utilizaram um método baseado em filtro de Kalman para estimar os dados perdidos. A identificação do sistema era feita durante a execução, mas

as perdas foram modeladas por um simples processo de Bernoulli (SHI; FANG, 2010). Outra pesquisa propôs um filtro de Kalman adaptativo para estimar tanto o sistema quanto o sinal perdido ou atrasado, considerando que o ruído de processo e de medição são conhecidos, mas não são fornecidas informações sobre o modelo ou a taxa de perdas utilizadas (SHARMA; RAY, 2012).

4.4 Controladores local e remoto

O controlador local foi intencionalmente ajustado para promover sobressinal e tempo de acomodação maiores que o controlador remoto. A Figura 34 apresenta a resposta do sistema 2 ao degrau unitário dos controladores.

A Figura 35 apresenta o RMSE do sistema 1 em função da taxa de perdas com controladores local e remoto. As estratégias de compensação do controlador e do atuador são K. segurador e extrapolador linear, respectivamente. A escolha destes compensadores deveu-se ao fato de esta combinação ter apresentado o melhor resultado nas simulações sem controlador local. O erro do controlador local é maior que o do controlador remoto, mesmo na situação de comunicação ideal, e apresenta leve aumento na presença de perdas. Este aumento é causado pela perda do sinal de referência, compensada por um segurador de ordem zero. O uso de controle chaveado, alternando entre controle local e remoto, reduz levemente o erro, mas não significativamente.

A Figura 36 mostra o erro do sistema 2 em função da taxa de perdas com controladores remoto e local. As estratégias de compensação do controlador e do atuador são K. malha aberta e entrada zero, respectivamente. O controlado remoto, quando operando sem o auxílio do local, sofre grande perda de desempenho mesmo para baixas taxas de perdas, e é incapaz de manter o erro abaixo do limite com perdas a partir de 30%.

A combinação destes dois controladores por um somador não obteve ganho de desempenho significativo, ficando dentro do intervalo de confiança do controlador remoto. A solução que apresentou melhor resultado foi a combinação dos controladores no modo chaveado, que foi capaz de manter o erro abaixo do limite desejado, obtendo melhor desempenho do que os dois controladores quando operando sozinhos.

Os mesmos sistemas foram submetidos a perturbação estocástica no modelo do sistema do filtro de Kalman. As Figuras 37 e 38 apresentam os resultados para o maior desvio padrão obtido. As simulações indicam que o melhor desempenho é obtido pela soma dos sinais de controle remoto e local, resultado diferente do obtido sem a perturbação na identificação. Esta vantagem, no entanto, é pouco significativa. No caso do sistema 2, o maior desvio padrão aceitável do modelo do filtro de Kalman é muito menor do que nos outros casos, o que torna esse resultado pouco confiável. Assim, o modo chaveado permanece como a melhor alternativa.

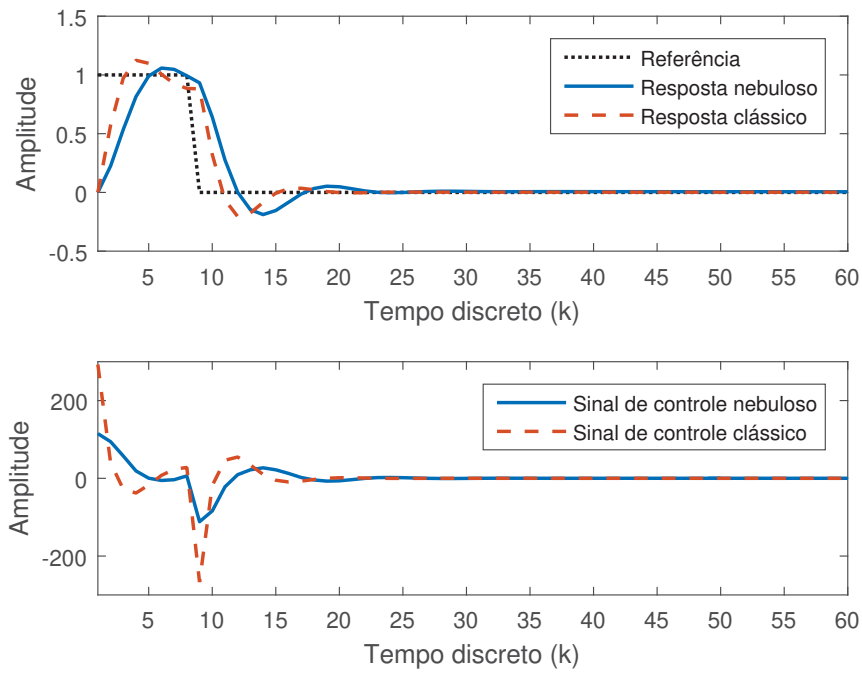


Figura 24: Resposta do sistema sem perdas a oito amostras consecutivas de amplitude unitária

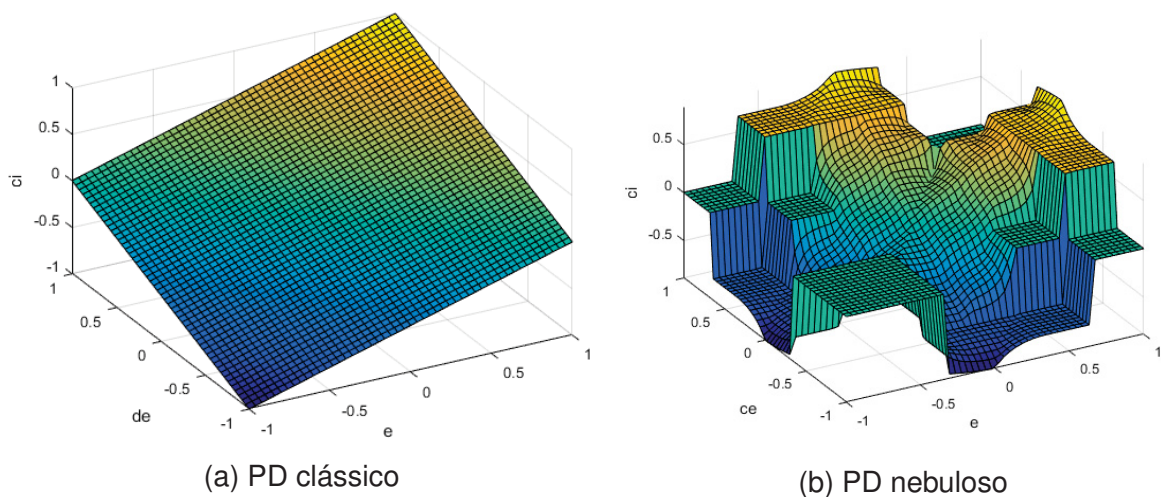


Figura 25: Superfícies do sinal de controle (\bar{c}_i) normalizadas. A: PD clássico em função do erro normalizado (e) e da derivada do erro (de). B: PD nebuloso em função do erro (e) e mudança no erro (ce). A ilustração não compreende o ganho integral.

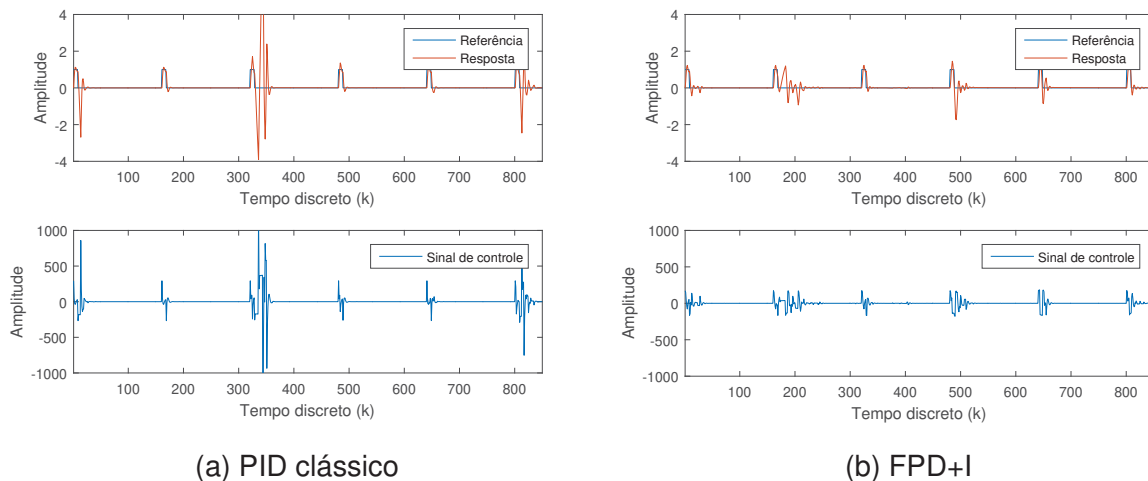


Figura 26: Resposta do sistema à entrada de pulso com perda de pacotes de 30% e segurador de ordem zero. A: PID clássico. B: FPD+I

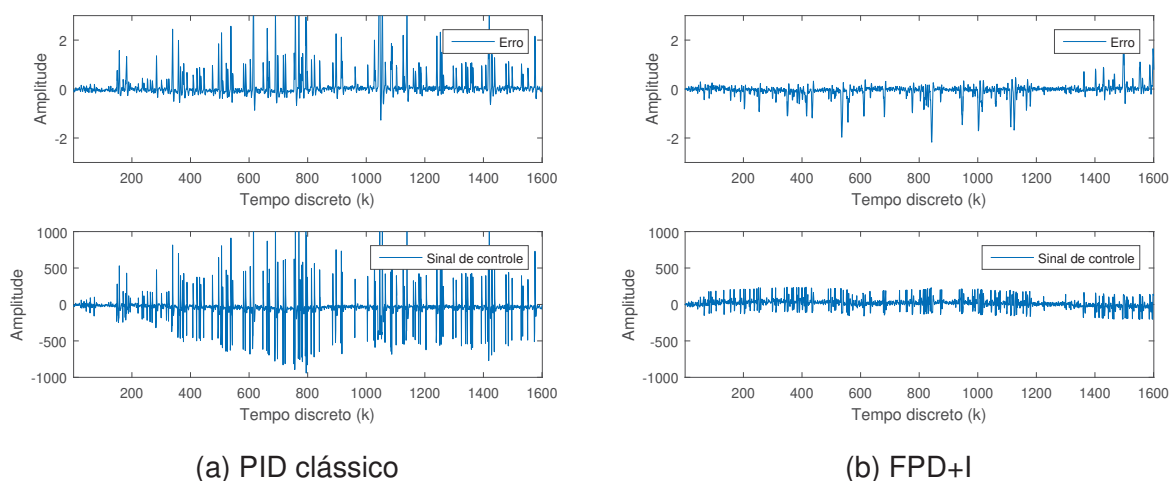


Figura 27: Erro da resposta do sistema com entrada browniana, taxa de perdas de 10% e compensador entrada zero. A: PID clássico. B: FPD+I

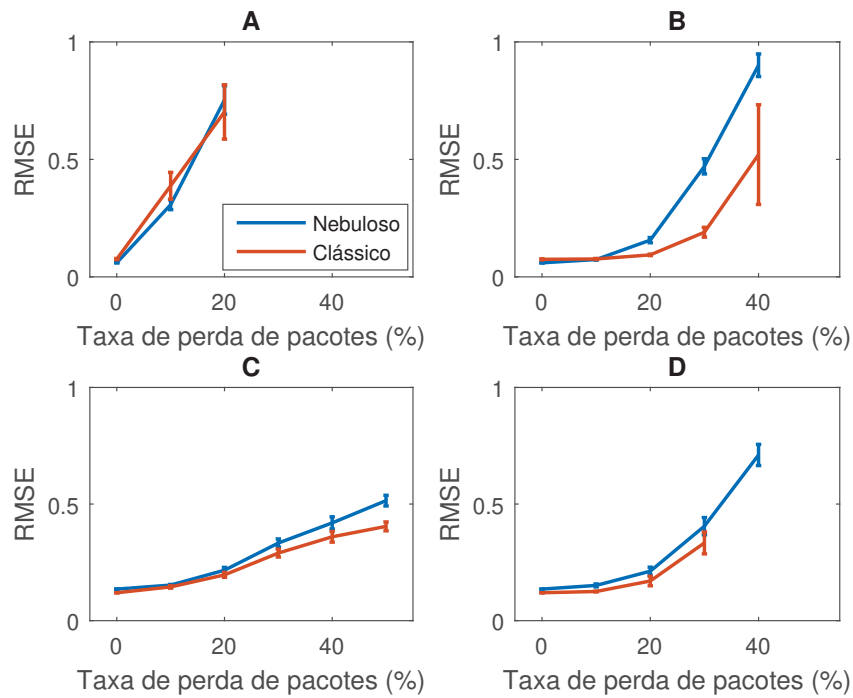


Figura 28: RMSE em função da taxa de perdas. A: browniana, zero. B: browniana, segurador de ordem zero. C: pulsos, zero. D: pulsos, segurador de ordem zero

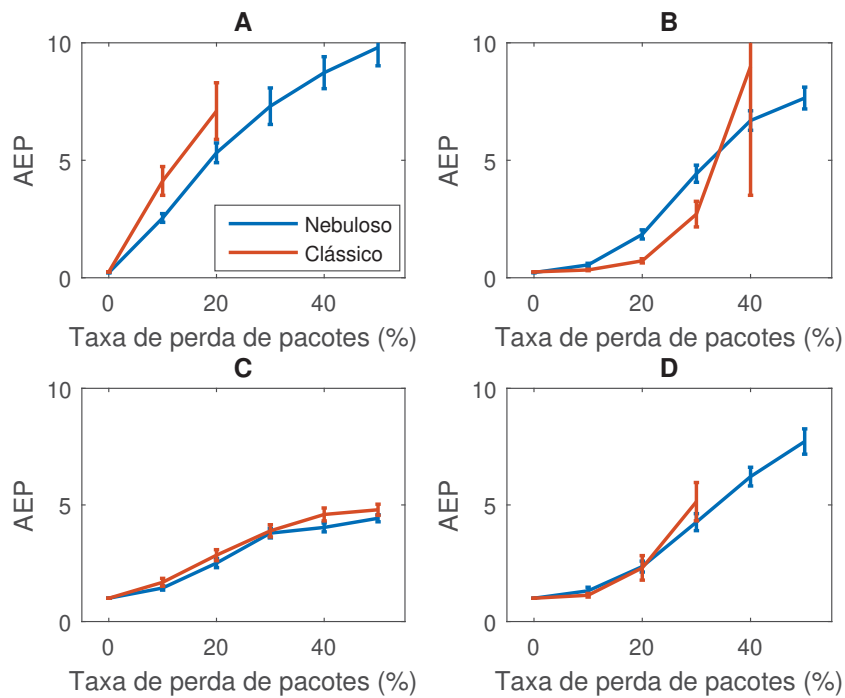


Figura 29: AEP em função da taxa de perdas com controlador nebuloso e PID clássico. A: browniana, zero. B: browniana, segurador de ordem zero. C: pulsos, zero. D: pulsos, segurador de ordem zero.

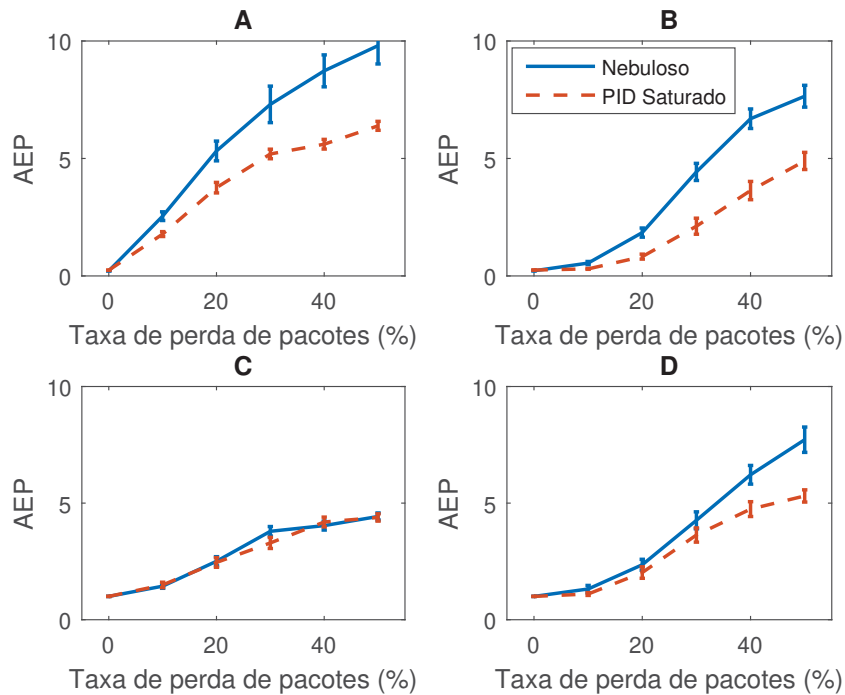


Figura 30: AEP em função da taxa de perdas com controlador nebuloso e PID clássico com saturação. A: browniana, zero. B: browniana, segurador de ordem zero. C: pulsos, zero. D: pulsos, segurador de ordem zero.

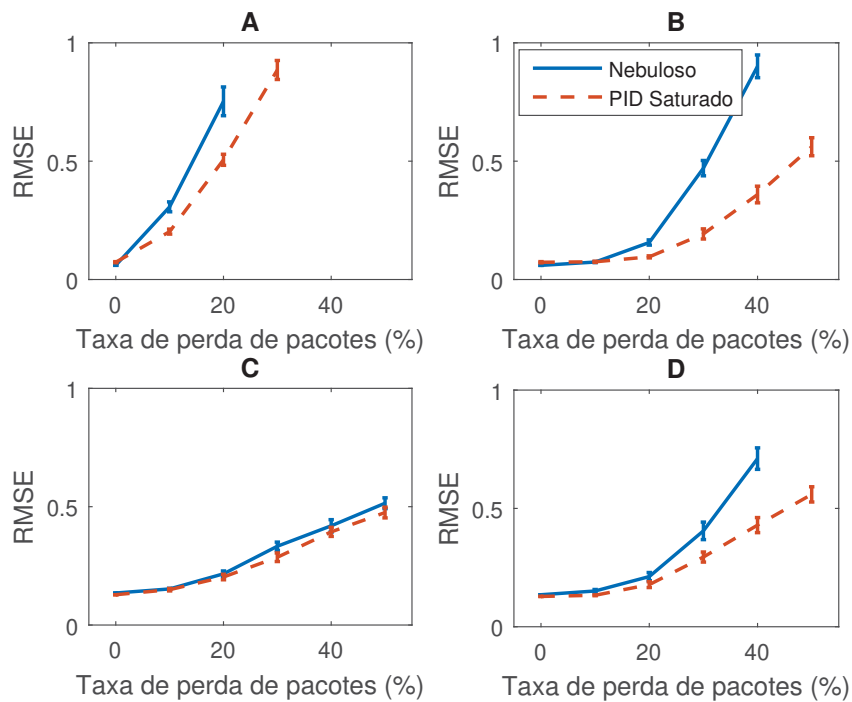


Figura 31: RMSE em função da taxa de perdas com controlador nebuloso e PID clássico com saturação. A: browniana, zero. B: browniana, segurador de ordem zero. C: pulsos, zero. D: pulsos, segurador de ordem zero

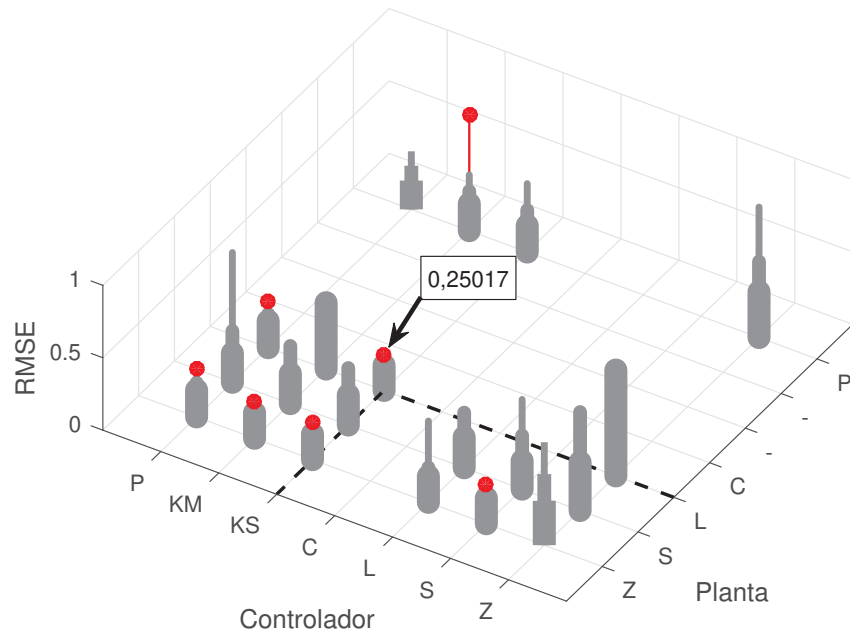


Figura 32: RMSE do sistema 1 para cada combinação de compensadores. As taxa de perdas são de 20, 30, 40 e 50%. Perda de 50% representada por círculos.

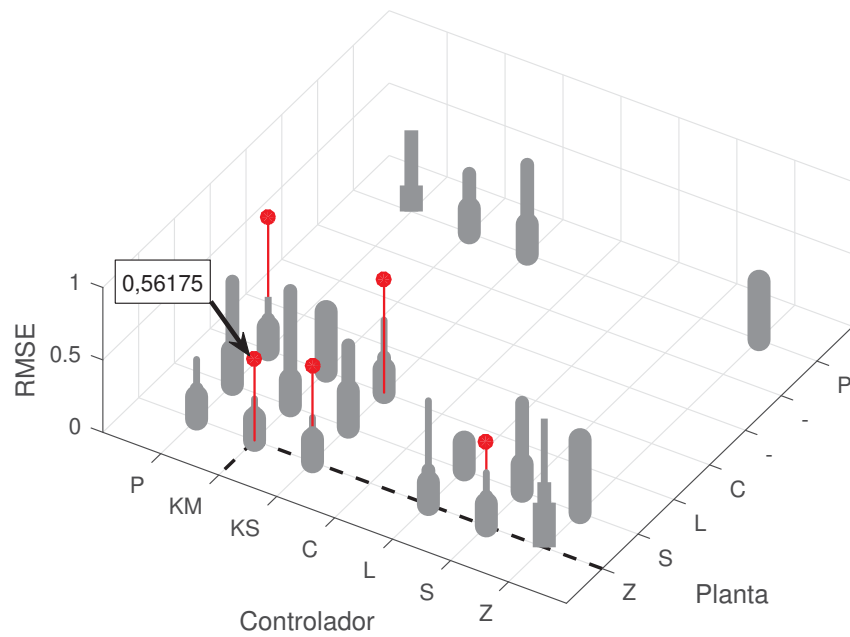


Figura 33: RMSE do sistema 2 para cada combinação de compensadores. Taxa de perdas 10, 20, 30, 40%. Perda de 40% representada por círculos.

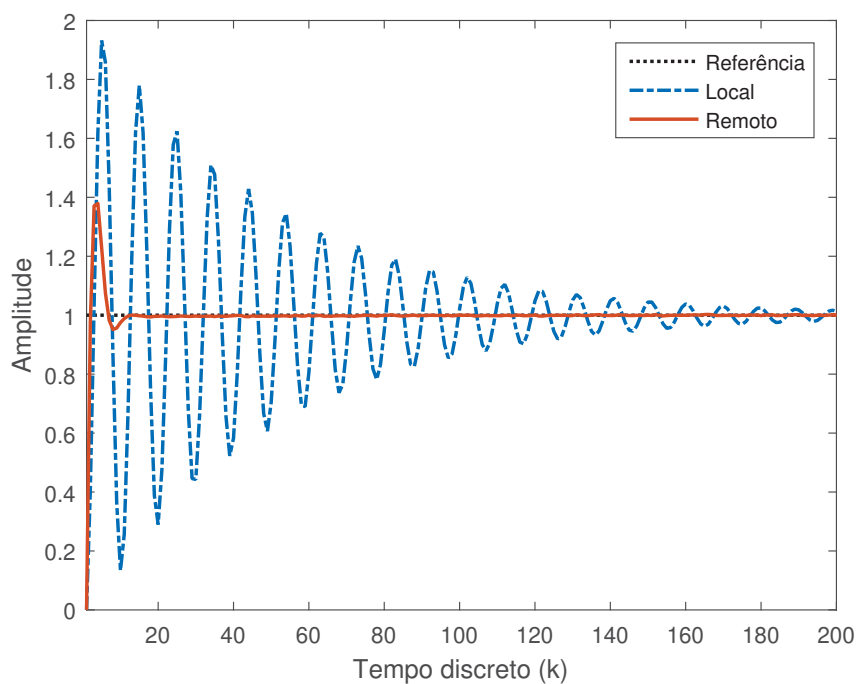


Figura 34: Resposta ao degrau dos controladores locais e remoto do sistema 2

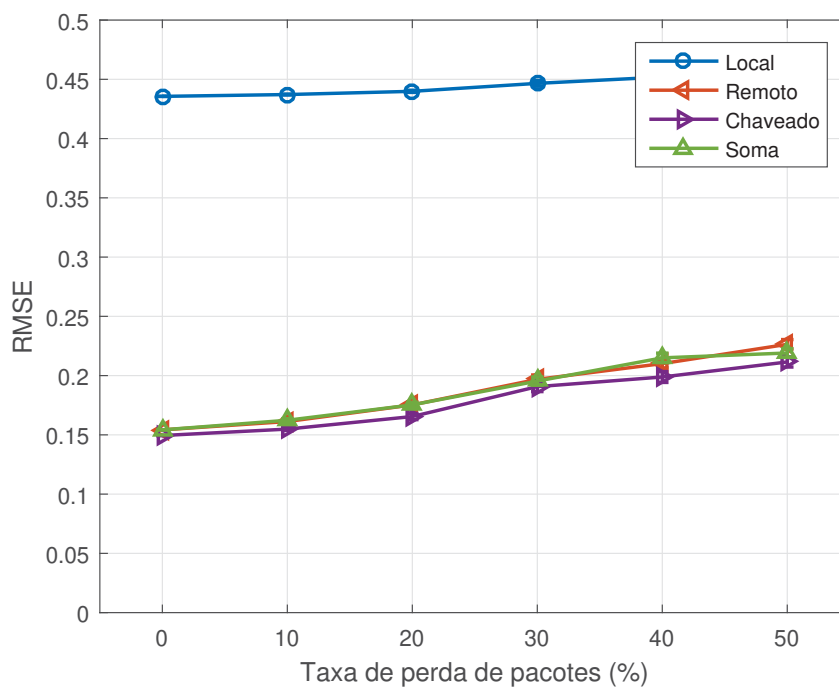


Figura 35: RMSE do sistema 1 em função da taxa de perdas com controlador local, remoto e combinações destes. $\sigma = 0$

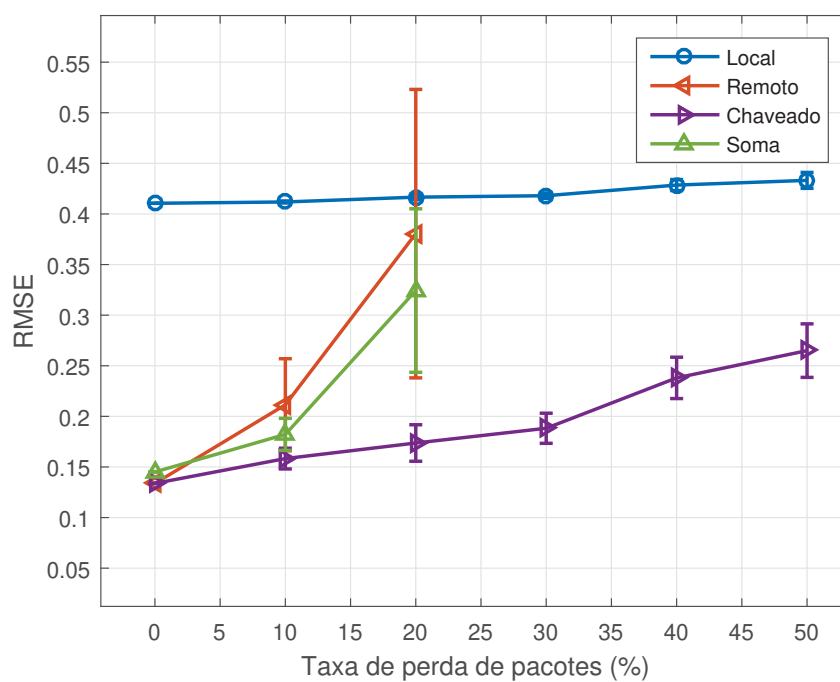


Figura 36: RMSE do sistema 2 em função da taxa de perdas com controlador local, remoto e combinações destes. $\sigma = 0$

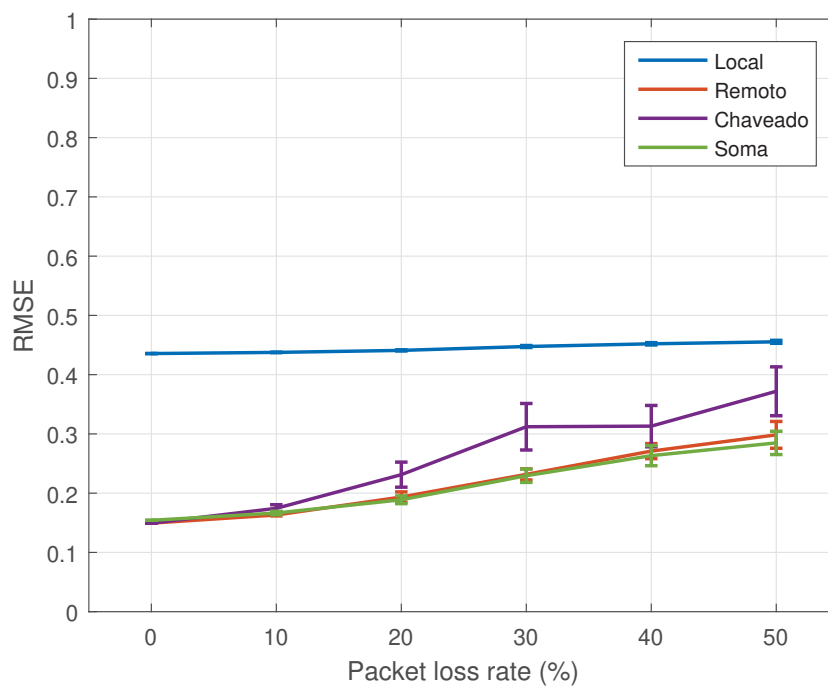


Figura 37: RMSE do sistema 1 em função da taxa de perdas com controlador local, remoto e combinações destes ($\sigma = 0.25$)

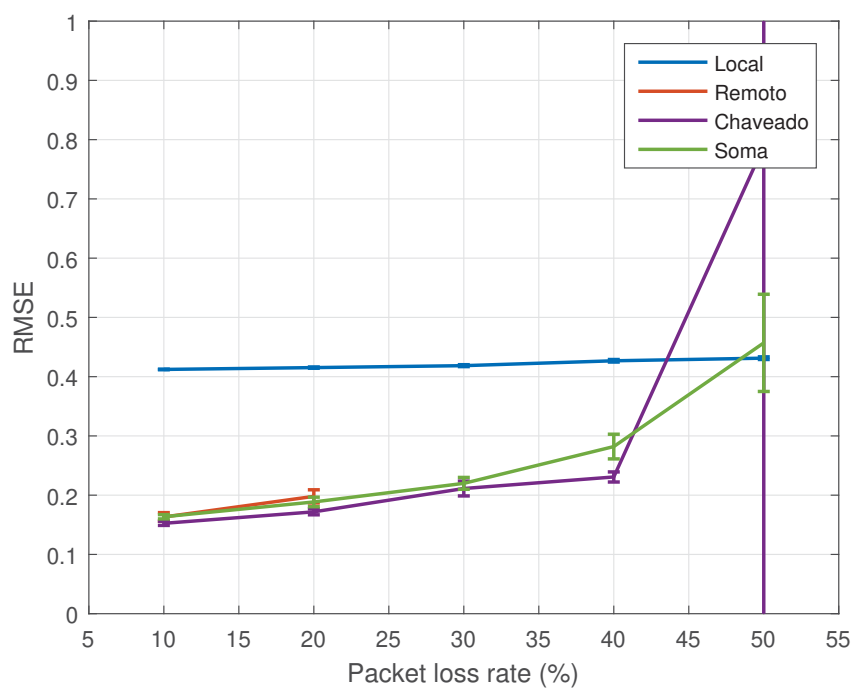


Figura 38: RMSE do sistema 2 em função da taxa de perdas com controlador local, remoto e combinações destes ($\sigma = 0.005$)

5 Conclusão

Este trabalho investigou o problema da perda de amostras em sistema controlado via rede sem fio. Os objetivos da análise eram a comparação entre soluções propostas na literatura para situações de perda apenas no sinal do sensor e para perdas tanto no sensor quanto no atuador.

O filtro de Kalman foi sujeito à imperfeições quanto à modelagem da planta, e seu desempenho foi comparado com outras estratégias mais simples. Foi observado na literatura que existem variações na arquitetura do filtro, e também que nem sempre é explicitado pelos autores a arquitetura exata utilizada. Logo, quatro arquiteturas foram implementadas, e percebeu-se que estas apresentam desempenhos diferentes em cada planta.

Nos casos analisados, nenhum algoritmo de compensação se destacou como sendo o melhor para todos os cenários. Em situações de taxa de perdas e período de amostragem altos, o filtro de Kalman reduz o erro e faz com que o sistema continue seguindo a referência. Mesmo se o modelo da planta fornecido ao filtro de Kalman não for exato, este é capaz de proporcionar melhor compensação do que as outras estratégias. Para vários cenários, a solução que apresenta menor erro é o filtro de Kalman alimentado por um segurador de ordem zero, desde que a identificação da planta seja precisa. Outras situações apresentam melhor desempenho com o filtro de Kalman malha aberta, que só atualiza os estados quando recebe amostras válidas. Em Alguns casos, a arquitetura proposta, K. sob demanda, foi a que obteve o menor erro.

Os resultados mostraram que o período de amostragem tem um papel importante na escolha da estratégia de compensação. Para períodos pequenos, o segurador de ordem zero mostrou-se uma boa opção, mas não mantém o bom desempenho com tempo de amostragem alto.

Além da comparação entre compensadores, foi também analisada a possibilidade de haver diferença de desempenho entre controladores. Um controlador nebuloso FPD+I e um PID clássico foram ajustados por algoritmo genético e submetidos a perdas. Não foi observada diferença significativa de desempenho no erro médio quadrático, mas notou-se que o controlador nebuloso é capaz de manter o RMSE em níveis similares aos do PID clássico, porém com a vantagem de produzir um sinal de controle com menor amplitude, o que reduz risco de saturação dos atuadores. Além disso, o controlador nebuloso reduz os picos de erro da resposta do sistema em comparação com o clássico. Saturação do sinal de controle de um PID clássico também é capaz de reduzir o erro causado pelas perdas.

Quando os sistemas foram sujeitos a perdas nos sinais do sensor e do atuador, várias combinações de controladores foram testadas, e percebeu-se que, em cada sistema, uma das combinações se destaca. Em cada planta, uma combinação diferente forneceu os melhores resultados, mas esta se repete como a melhor em várias taxas de perdas, o que indica robustez da solução. No sistema massa-mola, o par filtro de Kalman e um preditor linear fornecem o menor RMSE. No sistema de controle de inclinação de aeronave, o melhor desempenho é dado por um filtro de Kalman malha aberta e um entrada zero. Em ambos os casos, o filtro de Kalman é implementado no ramo do sensor. O uso de um controlador local operando em alternância com um remoto aprimora o desempenho. Com os ganhos utilizados não foi obtida boa performance com o uso dos dois controladores em paralelo.

De forma geral, no projeto de um sistema de controle com sensores sem fio, cabe os projetistas considerar se o ganho de desempenho de um filtro de Kalman, que requer as tarefas adicionais de se identificar a planta e ajustar os parâmetros, em comparação com um segurador de ordem zero ou ponderado. Quanto ao tipo de controlador, o uso de lógica nebulosa pode ser considerada se picos de erros forem um problema a ser tratado ou quando se desejar um sinal de controle com amplitude limitada. Em sistemas com perdas em duas vias, compensação por entrada zero ou extrapolação linear no atuador podem aprimorar o desempenho.

REFERÊNCIAS

AGUIRRE, L. A. Introdução à Identificação de Sistemas – Técnicas Lineares e Não-Lineares Aplicadas a Sistemas Reais. In: *UFMG*. [S.l.: s.n.], 2007. ISBN 978-85-7041-584-4.

ÅSTRÖM, K. J.; HÄGGLUND, T. *Advanced PID control*. [S.l.]: Research Triangle Park, 2006.

BAHREINI, M. et al. Robust finite-time stochastic stabilization and fault-tolerant control for uncertain networked control systems considering random delays and probabilistic actuator faults. *Transactions of the Institute of Measurement and Control*, v. 41, n. 12, p. 3550–3561, 2019. ISSN 01423312.

BAI, Y.; ZHUANG, H.; WANG, D. *Advanced fuzzy logic technologies in industrial applications*. [S.l.]: Springer Science & Business Media, 2007.

BATISTA, A. P.; JOTA, F. G. Performance improvement of an NCS closed over the internet with an adaptive Smith Predictor. *Control Engineering Practice*, Elsevier Ltd, v. 71, n. July 2017, p. 34–43, 2018. ISSN 09670661. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.conengprac.2017.10.006>>.

BJÖRKBOM, M. et al. Wireless control system design and co-simulation. *Control Engineering Practice*, v. 19, n. 9, p. 1075–1086, 2011. ISSN 09670661.

BLEVINS, T.; NIXON, M.; WOJSZNIS, W. PID control using wireless measurements. *Proceedings of the American Control Conference*, American Automatic Control Council, p. 790–795, 2014. ISSN 07431619.

BOHN, C.; ATHERTON, D. An analysis package comparing pid anti-windup strategies. *IEEE Control Systems Magazine*, IEEE, v. 15, n. 2, p. 34–40, 1995.

CAI, S. et al. Design of a wireless controller for an automotive actuator based on PID-fuzzy logic. *Proceedings of the IEEE International Conference on Industrial Technology*, IEEE, p. 53–58, 2011.

FADAEI, A.; SALAHSHOOR, K. Design and implementation of a new fuzzy PID controller for networked control systems. *ISA Transactions*, v. 47, n. 4, p. 351–361, 2008. ISSN 00190578.

FRENZEL, L. E. *Handbook of serial communications interfaces: a comprehensive compendium of serial digital input/output (I/O) standards*. [S.l.]: Newnes, 2015.

GALDUN, J. et al. *Reliability increasing through networked cascade control structure - Consideration of quasi-redundancy*. IFAC, 2008. 6839–6844 p. ISSN 14746670. ISBN 9783902661005. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.3182/20080706-5-KR-1001.01159>>.

- GALDUN, J. et al. Distributed control systems reliability: Consideration of multi-agent behavior. *SAMI 2008 6th International Symposium on Applied Machine Intelligence and Informatics - Proceedings*, IEEE, p. 157–162, 2008.
- GEORGES, J.-P. et al. Networked control with delay measurement and estimation. *Control Engineering Practice*, v. 17, n. 2, p. 231–244, 2008. ISSN 09670661.
- HAJEBI, P.; ALMODARRESI, S. M. T. Online adaptive fuzzy logic controller using genetic algorithm and neural network for Networked Control Systems. *International Conference on Advanced Communication Technology, ICACT*, v. 1, n. 3, p. 88–98, 2013. ISSN 17389445.
- HAN, B.; FAN, H.; CHEN, N. Operation and control of three-stage half-opened cascaded hydropower station. *Asia-Pacific Power and Energy Engineering Conference, APPEEC*, IEEE, n. 50879037, p. 1–5, 2010. ISSN 21574839.
- HUANG, C.; BAI, Y.; LI, X. Simulation for a class of networked cascade control systems by PID control. *2010 International Conference on Networking, Sensing and Control, ICNSC 2010*, IEEE, p. 458–463, 2010.
- HUANG, Y.; YASUNOBU, S. A general practical design method for fuzzy PID control from conventional PID control. *IEEE International Conference on Fuzzy Systems*, v. 2, p. 969–972, 2000.
- KHAN, N.; FEKRI, S.; GU, D. Improvement on state estimation for discrete-time LTI systems with measurement loss. *Measurement: Journal of the International Measurement Confederation*, Elsevier Ltd, v. 43, n. 10, p. 1609–1622, 2010. ISSN 02632241. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.measurement.2010.09.011>>.
- KHAN, N.; GU, D.-W. State estimation in the case of loss of observations. *2009 Iccas-Sice*, p. 1840–1845, 2009.
- KHAN, N. et al. Implementation of Linear Prediction Techniques in State Estimation. In: *10th International Bhurban Conference on Applied Sciences & Technology (IBCAST)*. [S.l.: s.n.], 2013. p. 77–83. ISBN 9781467344265.
- KUROSE, J. F.; ROSS, K. W. *Redes de Computadores ea Internet: Uma nova abordagem*. [S.l.]: Addison Wesley, 2003.
- LEE, C. Fuzzy Logic in Control Systems: Fuzzy Logic Controller-Part I. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, v. 20, n. 2, p. 419–435, 1990.
- LEIVA, P. david reyes. *Comparative analysis of compensation strategies in the performance of networked control systems*. Tese (Doutorado) — UFPR, 2017.
- LI, W.; DING, H.; CHENG, K. An investigation on the design and performance assessment of double-PID and LQR controllers for the inverted pendulum. *Proceedings of the 2012 UKACC International Conference on Control, CONTROL 2012*, IEEE, n. September, p. 190–196, 2012.
- LIN, C. L.; CHEN, C. H.; HUANG, H. C. Stabilizing control of networks with uncertain time varying communication delays. *Control Engineering Practice*, v. 16, n. 1, p. 56–66, 2008. ISSN 09670661.

- LIU, X.; GOLDSMITH, A. Kalman filtering with partial observation losses. In: *Proceedings of the IEEE Conference on Decision and Control*. [S.l.: s.n.], 2004. v. 4, p. 4180–4186. ISBN 0780386825. ISSN 01912216.
- M, S. M. et al. Introduction to the Kalman Filter and Tuning its Statistics for Near Optimal Estimates and Cramer Rao Bound. n. February, 2015. Disponível em: <<http://arxiv.org/abs/1503.04313>>.
- MESSNER, B.; TILBURY, D. *Control Tutorials for MATLAB and Simulink*. 2011. URL: <http://ctms.engin.umich.edu/CTMS/index.php?aux=Home>. (Accessed 01 July 2017). Disponível em: <<http://ctms.engin.umich.edu/CTMS/index.php?aux=Home>>.
- MICHELS, K. et al. *Fuzzy control: Fundamentals, stability and design of fuzzy controllers*. 2006.
- MORAWSKI, M.; IGNACIUK, P. Reducing impact of network induced perturbations in remote control systems. *Control Engineering Practice*, v. 55, p. 127–138, 2016. ISSN 09670661.
- MORENO, D. Design and Implementation of an Uncoupled and Parallely Actuated Control for the Highly Nonlinear Suspension System of a Maglev Train. *Proceedings - International Conference on Intelligent Systems, Modelling and Simulation, ISMS, IEEE*, v. 2015-October, p. 199–204, 2015. ISSN 21660670.
- MOYNE, J. R.; TILBURY, D. M. The emergence of industrial control networks for manufacturing control, diagnostics, and safety data. *Proceedings of the IEEE*, v. 95, n. 1, p. 29–47, 2007. ISSN 00189219.
- OUYANG, Y.; ASGHARI, S. M.; NAYYAR, A. Optimal local and remote controllers with unreliable communication. *2016 IEEE 55th Conference on Decision and Control, CDC 2016*, IEEE, n. Cdc, p. 6024–6029, 2016.
- PAN, I.; DAS, S.; GUPTA, A. Tuning of an optimal fuzzy PID controller with stochastic algorithms for networked control systems with random time delay. *ISA Transactions*, v. 50, n. 1, p. 28–36, 2011. ISSN 00190578.
- PANDA, M. K.; PILLAI, G.; KUMAR, V. An interval type-2 fuzzy logic controller for TCSC to improve the damping of power system oscillations. *Frontiers in Energy*, v. 7, n. 3, p. 307–316, 2013. ISSN 20951701.
- QIU, J.; GAO, H.; DING, S. X. Recent Advances on Fuzzy-Model-Based Nonlinear Networked Control Systems: A Survey. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, IEEE, v. 63, n. 2, p. 1207–1217, 2016. ISSN 02780046.
- ROBERT, C. P. *Monte carlo methods*. [S.l.]: Wiley Online Library, 2004.
- SCHENATO, L. Kalman Filtering for networked control systems with random delay and packet loss. In: *IEEE Transactions on Automatic Control*. Kyoto: [s.n.], 2008. v. 53, p. 1311–1317. Disponível em: <http://www.dei.unipd.it/~schenato/PAPERS/MTNS06_kalman.pdf>.
- SCHENATO, L. To zero or to hold control inputs with lossy links? *IEEE Transactions on Automatic Control*, v. 54, n. 5, p. 1093–1099, 2009. ISSN 00189286.

- SHARMA, A.; RAY, G. Robust controller with state-parameter estimation for uncertain networked control system. *IET Control Theory & Applications*, v. 6, n. 18, p. 2775–2784, 2012. ISSN 1751-8644. Disponível em: <<http://digital-library.theiet.org/content/journals/10.1049/iet-cta.2011.0262>>.
- SHI, L.; EPSTEIN, M.; MURRAY, R. M. Kalman filtering over a packet-dropping network: A probabilistic perspective. *IEEE Transactions on Automatic Control*, v. 55, n. 3, p. 594–604, 2010. ISSN 00189286.
- SHI, Y.; FANG, H. Kalman filter-based identification for systems with randomly missing measurements in a network environment. *International Journal of Control*, v. 83, n. 3, p. 538–551, 2010. ISSN 00207179.
- SHI, Y.; FANG, H.; YAN, M. Kalman filter-based adaptive control for networked systems with unknown parameters and randomly missing outputs. *International Journal of Robust and Nonlinear Control*, v. 18, n. October 2014, p. 557–569, 2009. ISSN 10498923. Disponível em: <<http://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/rnc.1553/abstract>>.
- SIENA, W.; LEANDRO, G. V.; RIBEIRO, E. P. Comparação entre modelos de perdas de pacotes sobre um WNCS com protocolo IEEE 802.15.4. In: *Congresso Brasileiro de Automtômica*. [S.l.: s.n.], 2016.
- SIMÕES, M. G.; SHAW, I. S. *Controle e modelagem fuzzy*. Blucher, São Paulo: FAPESP, 2007.
- SINOPOLI, B. et al. Kalman filtering with intermittent observations. *IEEE Transactions on Automatic Control*, v. 49, n. 9, p. 1453–1464, 2004. ISSN 00189286.
- TIAN, X.; WANG, X.; CHENG, Y. A Self-tuning Fuzzy Controller for Networked Control System. *Journal of Computer Science*, v. 7, n. 1, p. 97–102, 2007.
- TING, T. O. et al. Tuning of Kalman Filter Parameters via Genetic Algorithm for State-of-Charge Estimation in Battery Management System. *The Scientific World Journal*, v. 2014, p. 1–11, 2014. ISSN 2356-6140. Disponível em: <<http://www.hindawi.com/journals/tswj/2014/176052/>>.
- VAISHNAV, S. R.; KHAN, Z. J. Performance of tuned PID controller and a new hybrid fuzzy PD + I controller. *World Journal of Modelling and Simulation*, v. 6, n. 2, p. 141–149, 2010. ISSN 17467233.
- WANG, J. J. Position and speed tracking control of inverted pendulum based on double PID controllers. *Chinese Control Conference, CCC*, Technical Committee on Control Theory, Chinese Association of Automation, v. 2015-Septe, p. 4197–4201, 2015. ISSN 21612927.
- WANG, Y.; YANG, X.; YAN, H. Reliable Fuzzy Tracking Control of Near-Space Hypersonic Vehicle Using Aperiodic Measurement Information. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, IEEE, PP, n. c, p. 1–1, 2019. ISSN 0278-0046.
- XIAO, N.; XIE, L.; FU, M. Kalman filtering over unreliable communication networks with bounded Markovian packet dropouts. *International Journal of Robust and Nonlinear Control*, v. 19, n. October 2014, p. 1770–1786, 2008.

XIAO, N.; XIE, L.; FU, M. Kalman filtering over unreliable communication networks with bounded Markovian packet dropouts. *International Journal of Robust and Nonlinear Control*, v. 19, n. 16, p. 1770–1786, 2009. ISSN 10498923.

YANG, C.; GUAN, Z. H.; HUANG, J. Stochastic switched controller design of Networked Control Systems with a random long delay. *Asian Journal of Control*, v. 13, n. 2, p. 255–264, 2011. ISSN 15618625.

YU, J. T.; FU, L. C. An Optimal Compensation Framework for Linear Quadratic Gaussian Control Over Lossy Networks. *IEEE Transactions on Automatic Control*, v. 60, n. 10, p. 2692–2697, 2015. ISSN 00189286.

YU, M. Y. M. et al. Stabilization of networked control systems with data packet dropout and network delays via switching system approach. *2004 43rd IEEE Conference on Decision and Control (CDC) (IEEE Cat. No.04CH37601)*, v. 4, p. 3539–3544, 2004. ISSN 0191-2216.

ZADEH, L. A. Outline of a New Approach to the Analysis of Complex Systems and Decision Processes. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, SMC-3, n. 1, p. 28–44, 1973. ISSN 21682909.

ZHANG, D. et al. Analysis and synthesis of networked control systems: A survey of recent advances and challenges. *ISA Transactions*, v. 66, p. 376–392, 2017. ISSN 00190578.

ZHANG, W.; BRANICKY, M. S.; PHILLIPS, S. M. Stability of networked control systems. *IEEE Control Systems*, IEEE, v. 21, n. 1, p. 84–99, 2001.

ZHANG, W.-A.; CHEN, B.; YU, L. Robust Kalman filtering for uncertain state delay systems with random observation delays and missing measurements. *IET Control Theory & Applications*, v. 5, n. 17, p. 1945–1954, 2011. ISSN 1751-8644. Disponível em: <<http://digital-library.theiet.org/content/journals/10.1049/iet-cta.2010.0685>>.

ZHANG, W. A.; YU, L.; FENG, G. Optimal linear estimation for networked systems with communication constraints. *Automatica*, v. 47, n. 9, p. 1992–2000, 2011. ISSN 00051098.

ZHANG, X.-M.; HAN, Q.-L.; YU, X. Survey on Recent Advances in Networked Control Systems. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, v. 12, n. 5, p. 1740–1752, 2016. ISSN 1551-3203. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/document/7349192/>>.