capítulo 7

Aplicações

7.1 Sobre este capítulo

Este capítulo se detém de maneira geral sobre os aspectos mais práticos deste trabalho, isto é, projeto de controladores, e se constitui basicamente na aplicação das técnicas propostas ao longo dos capítulos anteriores. Na seção 7.2 são dadas algumas informações sobre as rotinas computacionais utilizadas, enquanto que na seção 7.3 se encontram exemplos de uso dessas rotinas. O capítulo é concluído na seção 7.4 com alguns comentários.

7.2 Implementação computacional

Para implementar os procedimentos de projeto descritos neste trabalho, foi escrita uma série de rotinas computacionais tendo por base o pacote Matlab, da The Mathworks, Inc. Essas rotinas, descritas no apêndice, são capazes de realizar todas as tarefas computacionais necessárias para a aplicação geral das técnicas propostas nos capítulos anteriores, incluindo ainda alguns recursos para análise de estabilidade e simulação de sistemas markovianos.

Todos os cálculos envolvidos nos exemplos da próxima seção são na verdade aplicações diretas dessas rotinas.

7.3 Exemplos de projeto e simulações

Os exemplos apresentados a seguir visam tão somente ilustrar as técnicas aplicadas anteriormente. Não se dará muita ênfase aos aspectos de Engenharia envolvidos nos projetos ou aos eventuais significados físicos ou conceituais dos modelos considerados.

7.3.1 Controle ótimo linear-quadrático

Nesta subseção estão agrupados exemplos relacionados tanto à obtenção de uma solução máxima para as equações algébricas de Riccati acopladas, como ao problema de controle ótimo linear-quadrático. Inicialmente será apresentado um exemplo envolvendo um sistema econômico, proposto originalmente em [5] e também resolvido em [1], seguido por outro, proposto em [54], tratando de uma planta conversora de energia solar.

7.3.1.1 O modelo multiplicador-acelerador

Este modelo macroeconômico foi proposto por P. A. Samuelson em 1939 (cf. [5]) e relaciona despesas governamentais com renda nacional, investimento privado e despesas de consumo. Não se pretende, é claro, discutir os aspectos econômicos do modelo aqui, mas apenas utilizá-lo como um exemplo de aplicação. No texto que se segue apenas a sua formulação será utilizada, sem preocupação com o significado econômico dos termos. Refira-se a [5] e suas referências para uma discussão aprofundada sobre o tema.

No espaço de estados, o sistema econômico em questão, segundo o modelo de Samuelson, pode ser descrito como

$$x(k+1) = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -w & 1-s+w \end{bmatrix} x(k) + \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} u(k)$$

onde $1/s$ é denominado *multiplicador* (e está relacionado à propensão marginal à poupança) e w é denominado de *coeficiente acelerador*. Conforme os valores de s e w, o sistema se situaria em diferentes faixas de operação. Em [5] foram identificadas três faixas, baseadas em dados do Departamento de Comércio dos EUA de 1929 a 1971, e essas faixas foram associadas a estados de uma cadeia de Markov, obtendo-se o seguinte sistema markoviano, esquematizado na figura abaixo, com matriz de probabilidades de transição P dada por

$$P = \begin{bmatrix} 0{,}67 & 0{,}17 & 0{,}16 \\ 0{,}3 & 0{,}47 & 0{,}23 \\ 0{,}26 & 0{,}1 & 0{,}64 \end{bmatrix}.$$

O objetivo é projetar um regulador linear-quadrático para o sistema, baseado no conhecimento dos

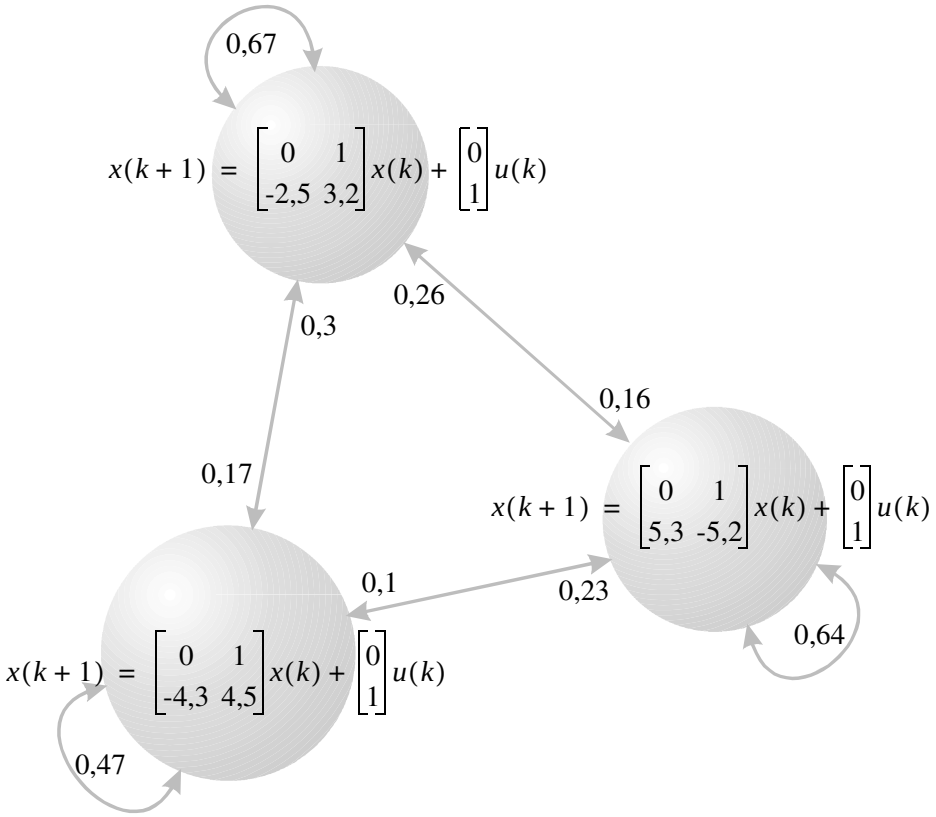


Figura 7-1: Esquema do modelo multiplicador-acelerador

estados do sistema e da cadeia de Markov a cada instante. Trata-se do problema estudado no capítulo 3. A cada um dos modos de operação do sistema, denotados por 1, 2 e 3 é associado um custo quadrático. A tabela abaixo contém os parâmetros do problema para o sistema da figura 7-1.

		modos de operação		
parâmetros		1	2	3
Sistema	matriz A	$A_1 = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -2,5 & 3,2 \end{bmatrix}$	$A_2 = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -4,3 & 4,5 \end{bmatrix}$	$A_3 = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 5,3 & -5,2 \end{bmatrix}$
	matriz B	$B_1 = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}$	$B_2 = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}$	$B_3 = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}$

Tabela 7-1: Dados para o exemplo do modelo multiplicador-acelerador

		modos de operação		
parâmetros		1	2	3
Funcional	matriz Q	$Q_1 = \begin{bmatrix} 3,6 & -3,8 \\ -3,8 & 4,87 \end{bmatrix}$	$Q_2 = \begin{bmatrix} 10 & -3 \\ -3 & 8 \end{bmatrix}$	$Q_3 = \begin{bmatrix} 5 & -4,5 \\ -4,5 & 4,5 \end{bmatrix}$
	matriz R	$R_1 = 2,6$	$R_2 = 1,165$	$R_3 = 1,111$
	matriz L	$L_1 = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}$	$L_2 = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}$	$L_3 = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}$

Tabela 7-1: Dados para o exemplo do modelo multiplicador-acelerador

Para se projetar o controlador basta resolver o problema de programação convexa sujeito a DML´s dado pelas equações (3.5.a)-(3.5.d) na página 33. Para os dados da tabela 7-1 obtém-se os resultados apresentados na tabela 7-2 abaixo.

		Solução das EARA (3.2)	Lei de controle ótima
modos de operação	1	$X_1 = \begin{bmatrix} 18,6616 & -18,9560 \\ -18,9560 & 28,1085 \end{bmatrix}$	$F_1 = \begin{bmatrix} 2,3172 & -2,3317 \end{bmatrix}$
	2	$X_2 = \begin{bmatrix} 30,8818 & -21,6010 \\ -21,6010 & 36,2739 \end{bmatrix}$	$F_2 = \begin{bmatrix} 4,1684 & -3,7131 \end{bmatrix}$
	3	$X_3 = \begin{bmatrix} 35,4175 & -38,6129 \\ -38,6129 & 49,7079 \end{bmatrix}$	$F_3 = \begin{bmatrix} -5,1657 & 5,7933 \end{bmatrix}$

Tabela 7-2: Solução para o problema de controle do modelo multiplicador-acelerador

Note que os resultados obtidos coincidem com os de [1], apenas o método utilizado para se obter a solução aqui foi diferente. Como mencionado no capítulo 3, o método apresentado naquele capítulo substitui com vantagens o de [1].

O sistema em malha fechada é obviamente estável na média quadrática. No caso, tem-se que $r_\sigma(\mathcal{L}) = 0,4609$, o que verifica a estabilidade.

O método de Montecarlo[1] (veja [51]) foi aplicado para a análise do desempenho do sistema em

[1] O nome **Montecarlo** não se refere a uma pessoa, mas sim a uma cidade do Principado de Mônaco, célebre por suas casas de jogo.

malha fechada. Foram realizadas 1000 simulações computacionais do sistema para diferentes realizações da cadeia de Markov. As condições iniciais foram as mesmas ($x_0 = \begin{bmatrix}1 & 1\end{bmatrix}^*$ e $\theta_0 = 1$) para todas as simulações. Os resultados podem ser vistos no gráfico da figura 7-2. Apenas as cur-

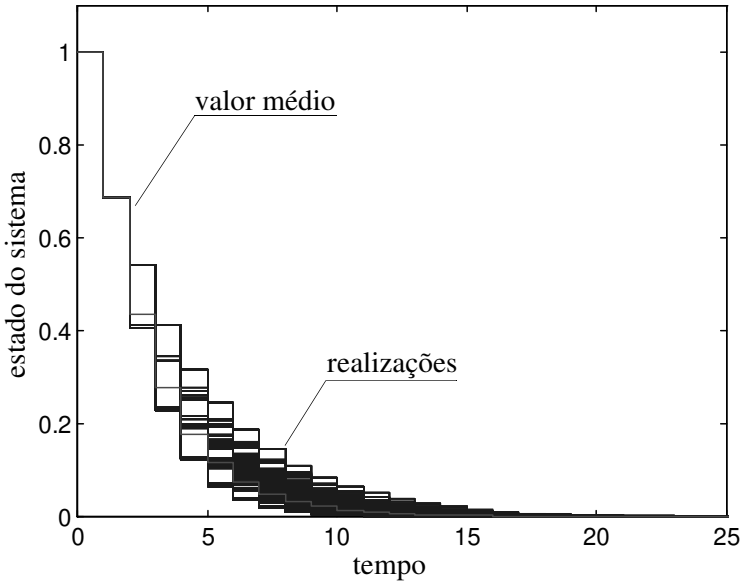


Figura 7-2: Simulações de Montecarlo para o modelo multiplicador-acelerador

vas referentes à segunda componente do vetor de estado foram traçadas (note que ela difere da primeira componente apenas por um atraso de um período de amostragem). As diferentes realizações foram traçadas em azul, enquanto que o valor médio do estado foi traçado em vermelho. A curva de valor médio representa a melhor estimativa, a partir dos dados disponíveis, do valor esperado do estado.

A partir dessas simulações, o valor ótimo do funcional linear-quadrático (veja sua definição na página 25) também pode ser estimado. Os valores do custo quadrático foram computados para cada uma das simulações e os valores obtidos colocados no histograma de distribuição da figura 7-3. O valor médio obtido foi de 4,3698 utilizando o custo calculado em 40 instantes de tempo (no caso deste exemplo, um valor adequado para estimar o custo quando o tempo tende a infinito, pois o sistema praticamente atinge o equilíbrio em metade desse tempo). Como anteriormente o valor médio do custo representa a melhor estimativa para o valor esperado do funcional, que teoricamente seria de $(x_0^* X_1 x_0)/2 = 4{,}4290$.

7.3.1.2 O receptor térmico solar

O próximo exemplo se refere a um sistema de aquecimento solar construído originalmente no de-

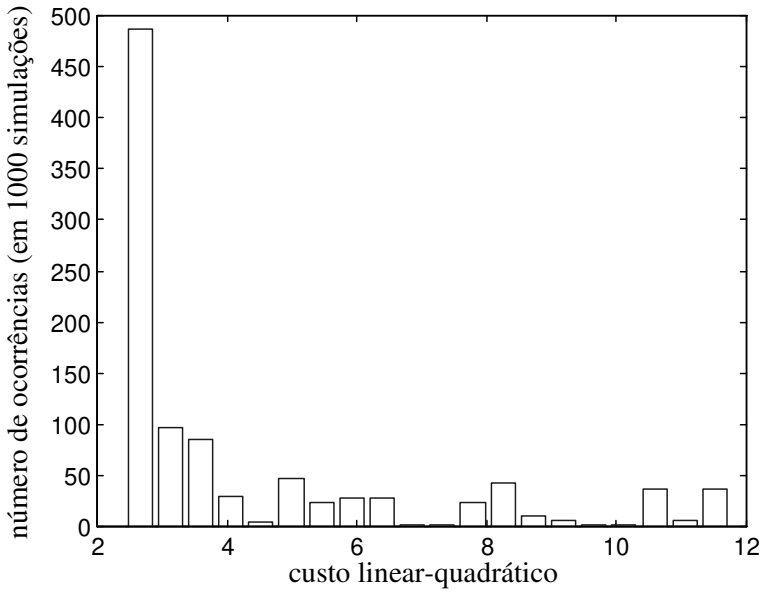


Figura 7-3: Distribuição do custo linear-quadrático (modelo multiplicador-acelerador)

serto de Mojave (veja a figura 7-4). Nesse sistema um conjunto de espelhos móveis é utilizado

Figura 7-4: Projeto *Solar One* (Dagget, Califórnia)

para focalizar luz solar em um *boiler* (refervedor) central localizado em uma torre. O objetivo do sistema de controle (um regulador linear quadrático) proposto em [54] é controlar a vazão de alimentação do *boiler* de modo a manter a temperatura do vapor gerado num valor apropriado. Cla-

ramente, as condições atmosféricas (não determinísticas) vão influir sobre a quantidade de energia aplicada ao *boiler*, fato que deve ser levado em consideração.

Para esse sistema, duas situações são consideradas: céu limpo (denotada por 1) e céu nublado (denotada por 2). O sistema foi originalmente proposto em tempo contínuo, mas será apresentada aqui uma versão discretizada, com frequência de amostragem $10\ \text{min}^{-1}$. Para esse sistema, a matriz de probabilidades de transição, obtida a partir de dados meteorológicos tabulados, é dada por

$$P = \begin{bmatrix} 0{,}9767 & 0{,}0233 \\ 0{,}\,0435 & 0{,}9565 \end{bmatrix}$$

e os demais parâmetros estão na tabela 7-3.

		modos de operação	
parâmetros		1	2
Sistema	matriz A	$A_1 = 0{,}8353$	$A_2 = 0{,}9646$
	matriz B	$B_1 = 0{,}0915$	$B_2 = 0{,}0982$
Funcional	matriz Q	$Q_1 = 0{,}0355$	$Q_2 = 0{,}0355$
	matriz R	$R_1 = 1$	$R_2 = 1$
	matriz L	$L_1 = 0$	$L_2 = 0$

Tabela 7-3: Dados para o exemplo do receptor térmico solar

Resolvendo o problema de programação convexa dado pelas equações (3.5.a)-(3.5.d), obtém-se os resultados da tabela 7-4. Para o sistema em malha fechada, $r_\sigma(\mathcal{L}) = 0{,}8871$, comprovando sua

		Solução das EARA (3.2)	Lei de controle ótima
modos de operação	1	$X_1 = 0{,}1295$	$F_1 = -0{,}0103$
	2	$X_2 = 0{,}3603$	$F_2 = -0{,}0331$

Tabela 7-4: Solução para o problema de controle do receptor térmico solar

estabilidade. Como no exemplo anterior, simulações de Montecarlo foram realizadas para se verificar o desempenho do sistema em malha fechada. Foram realizadas 1000 simulações com con-

dições iniciais $x_0 = 1$ e $\theta_0 = 1$ e diferentes realizações para a cadeia de Markov. Os resultados dessas simulações são apresentados na figura7-5. Os custos obtidos para cada simulação estão na

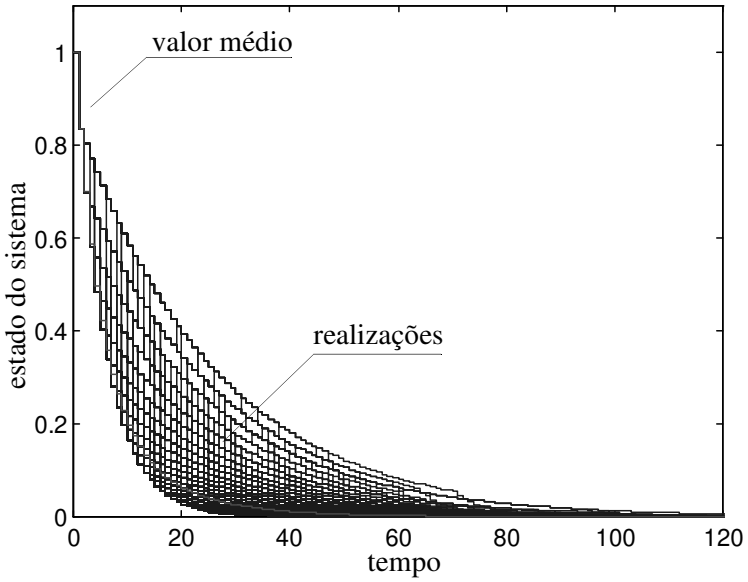


Figura 7-5: Simulações de Montecarlo para o receptor térmico solar

figura 7-6. O valor médio para o custo linear-quadrático obtido nas simulações de 200 instantes

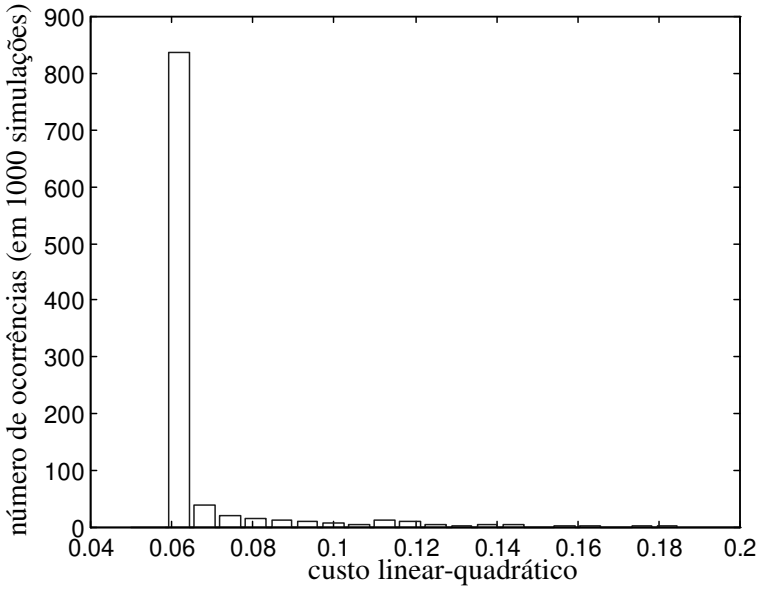


Figura 7-6: Distribuição do custo linear-quadrático (receptor térmico solar)

de tempo (equivalentes a 20 min de operação do sistema) cada foi de 0,0650. Dadas as informações, esta é a melhor estimativa para o valor esperado do funcional (que, calculado teoricamente, resulta em 0,4648).

7.3.2 Controle H_∞

Por ser um problema de estudo ainda muito recente, não há exemplos de aplicação de controle H_∞ para sistemas discretos sujeitos a saltos markovianos na literatura. Será utilizado aqui um exemplo apresentado em [16] para ilustrar a metodologia de projeto.

7.3.2.1 Metodologia de projeto para controle H_∞

Quanto à metodologia de projeto, cabe lembrar que neste trabalho foram propostos dois métodos para se resolver o problema de controle H_∞. No capítulo 5 foi proposto um método capaz de resolver o problema de controle para um dado limite superior ν para a norma H_∞ (caso exista solução para esse valor de ν) ou apontar que o problema não teria de fato solução. O método proposto no capítulo 6 é capaz de obter um valor mínimo para ν, porém para uma versão aproximada do problema, de modo que a solução pode ser conservadora.

Outros fatores devem ser levados em consideração O método do capítulo 6 faz uso de programação convexa para obter a solução, o que a princípio o torna mais confiável, além de exigir um menor esforço computacional que o método do capítulo 5, que é recursivo. Além disso, o método do capítulo 6 permite que a matriz D do sistema (veja a equação (5.1) na página 53) dependa do valor assumido pela cadeia de Markov, ao contrário do método do capítulo 5, que por outro lado permite que a matriz de probabilidades de transição seja definida como uma matriz qualquer dentro de um conjunto convexo adequado. Em resumo, cada método tem suas características próprias, vantagens e desvantagens, podendo ser adequado, ou não, conforme o caso.

Uma idéia interessante é utilizar ambos os métodos em conjunto. Para tanto propõe-se o seguinte algoritmo:

i) Utilizando o método do capítulo 6, obtenha um valor inicial ν_0 que seja o valor ótimo do problema de controle aproximado. Nesse caso o valor ótimo desejado se encontra no intervalo $(0, \nu_0]$.
ii) Bisseccionando o intervalo obtido anteriormente, utilize o método do capítulo 5 para verificar se o problema de controle H_∞ é factível no ponto médio do intervalo $\nu_1 = \nu_0/2$. Em caso afirmativo, o valor ótimo se encontra no intervalo $(0, \nu_1]$. Caso contrário o valor ótimo se encontra em $(\nu_1, \nu_0]$.
iii) Continue bipartindo o intervalo para ν_κ, $\kappa = 2, 3, \ldots$ até que o tamanho do intervalo se reduza a um valor aceitável, produzindo uma solução ótima para o problema de con-

trole com erro máximo do tamanho do intervalo final. Trata-se do bem conhecido método da bissecção, aplicado aqui em sua formulação usual para o contexto do problema de controle.

Pode-se verificar facilmente que um valor desejado ε para o erro máximo é atingido apos η iterações, com

$$\eta = \min \left\{ n \text{ inteiro} ; n \geq \frac{\ln(\varepsilon / \nu_0)}{\ln(1/2)} \right\},$$

onde $\ln(.)$ denota o logaritmo neperiano[1].

O algoritmo delineado acima, apesar de requerer um esforço computacional relativamente grande, é capaz de obter uma solução ótima para o problema de controle com uma precisão fixada em um número finito de iterações.

7.3.2.2 Exemplo de projeto H_∞

Seja então o seguinte exemplo, de [16]. Um sistema markoviano com dois modos de operação descrito na tabela 7-5 (veja a equação (5.1) ou a equação (6.1) na página 65), com matriz de probabi-

		Descrição do sistema
modos de operação	1	$x(k+1) = \begin{bmatrix} 0{,}9974 & 0{,}0539 \\ -0{,}1078 & 1{,}1591 \end{bmatrix} x(k) + \begin{bmatrix} 0{,}0013 \\ 0{,}0539 \end{bmatrix} u(k) + \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 1 & 0{,}1 \end{bmatrix} \omega(k)$ $z(k) = \begin{bmatrix} -1 & 1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} x(k) + \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} u(k)$
	2	$x(k+1) = \begin{bmatrix} 0{,}9974 & 0{,}0539 \\ -0{,}1078 & 1{,}1591 \end{bmatrix} x(k) + \begin{bmatrix} 0{,}0013 \\ 0{,}1078 \end{bmatrix} u(k) + \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 1 & 0{,}1 \end{bmatrix} \omega(k)$ $z(k) = \begin{bmatrix} -1 & 1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} x(k) + \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} u(k)$

Tabela 7-5: Exemplo de sistema para projeto de controle H_∞

lidades de transição dada por

[1] Em homenagem a **John Napier** (1550-1617). Matemático escocês, que introduziu o conceito de logaritmos em 1614.

$$P = \begin{bmatrix} 0,7 & 0,3 \\ 0,2 & 0,80 \end{bmatrix}.$$

O objetivo é projetar um controlador tal que um limite superior para a norma H_∞ seja mínimo. Quando aplicado a esse problema, o método do capítulo 6, que resolve o problema de programação convexa sujeito a DML´s dado pela definição 6.6 da página 72, produz os resultados da primeira linha da tabela 7-6. Ao se aplicar o algoritmo apresentado acima usando o valor obtido por

métodos	ν_{opt}	Controlador	
		modo de operação 1	modo de operação 2
programação convexa (capítulo 6)	66,10	$F_1 = \begin{bmatrix} -5,4727 & -7,0194 \end{bmatrix}$	$F_2 = \begin{bmatrix} -4,8924 & -5,9711 \end{bmatrix}$
algoritmo misto (página 82)	55,33	$F_1 = \begin{bmatrix} 2,0281 & -1,0549 \end{bmatrix}$	$F_2 = \begin{bmatrix} -1,4760 & -3,2616 \end{bmatrix}$

Tabela 7-6: Soluções para o problema de controle H_∞

programação convexa como ponto de partida, obtém-se após 13 iterações os valores da segunda linha da tabela, onde o erro máximo de ν_{opt} é de 0,01.

Simulações de Montecarlo foram feitas para o sistema em malha fechada nos seguintes casos: (a) controlador projetado via programação convexa (primeira linha da tabela 7-6) e (b) controlador projetado pelo algoritmo misto (segunda linha da mesma tabela). Para ambos os casos, assumiu-se que a perturbação era dada por

$$\omega(k) = \alpha^k \begin{bmatrix} \sigma_1(k) \\ \sigma_2(k) \end{bmatrix},$$

onde $\alpha = 0,5$ e $\sigma_1(k)$, $\sigma_2(k)$ são variáveis aleatórias independentes com distribuição normal de média nula e desvio padrão unitário (note que assim definida, $\omega = (\omega(0), \omega(1), \ldots) \in l_2^2$). Foram realizadas 1000 simulações do sistema para cada um dos casos, com condições iniciais $x(0) = \begin{bmatrix} 0 & 0 \end{bmatrix}^*$ e $\theta(0) = 1$. Para efeito de comparação, a mesma sequência ω de perturbações foi aplicada em ambos os casos. Os resultados obtidos estão na figura 7-7 para o caso (a) e na figura 7-8 para o caso (b). A linha vermelha em cada gráfico representa o valor médio, tomado entre todas as realizações da cadeia de Markov, do estado a cada instante.

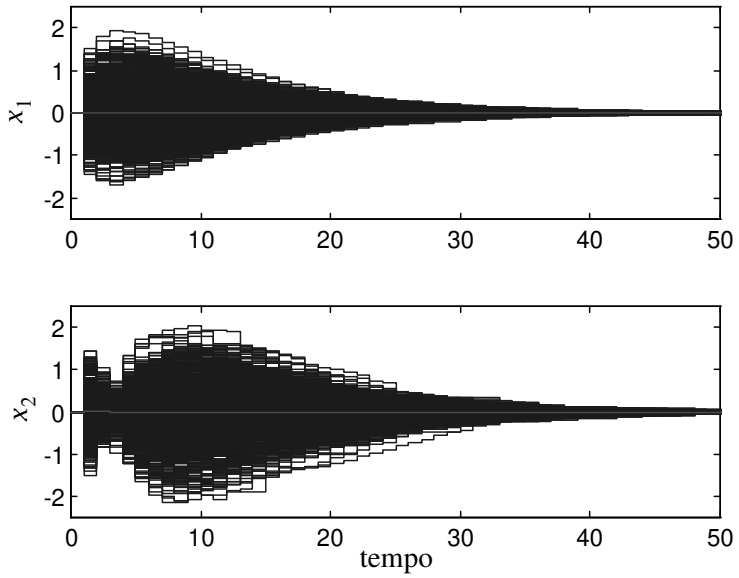


Figura 7-7: Simulações de Montecarlo para controle H_∞ - caso (a)

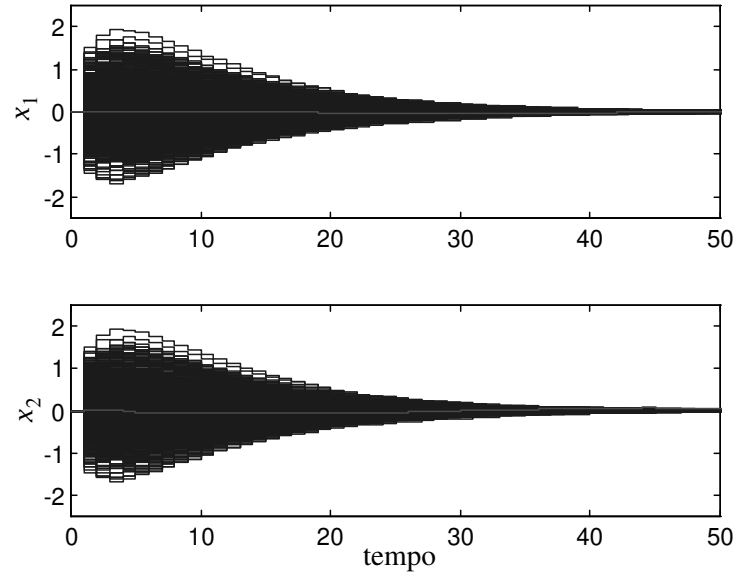


Figura 7-8: Simulações de Montecarlo para controle H_∞ - caso (b)

7.3.3 Controle misto H_2/H_∞

O projeto de controladores para resolver o problema misto se encontra no capítulo 6 e é feito via programação convexa. Como mencionado, o projeto pode ser conservador, e ao contrário do problema H_∞, não há outra ferramenta de projeto disponível para comparação. Utilizando novamente

o exemplo de [16] (veja a tabela 7-5), deseja-se resolver o seguinte problema: minimizar a norma H_2 do sistema de modo que a norma H_∞ seja menor que 80. Resolvendo o problema de programação convexa da definição 6.4 na página 69, é obtida a solução apresentada na tabela 7-7 abaixo.

método	ξ [eq. (6.4.a)]	Controlador	
		modo de operação 1	modo de operação 2
programação convexa ($\nu = 80$)	728,45	$F_1 = \begin{bmatrix}-1{,}3667 & -4{,}4304\end{bmatrix}$	$F_2 = \begin{bmatrix}-1{,}6010 & -4{,}6404\end{bmatrix}$

Tabela 7-7: Solução para o problema de controle misto H_2/H_∞

Simulações de Montecarlo com as mesmas condições iniciais, realizações da cadeia de Markov e perturbações que o problema de controle H_∞ foram realizadas. Para 1000 simulações obtém-se os resultados da figura 7-9. Como se trata do mesmo sistema, este gráfico pode ser comparado dire-

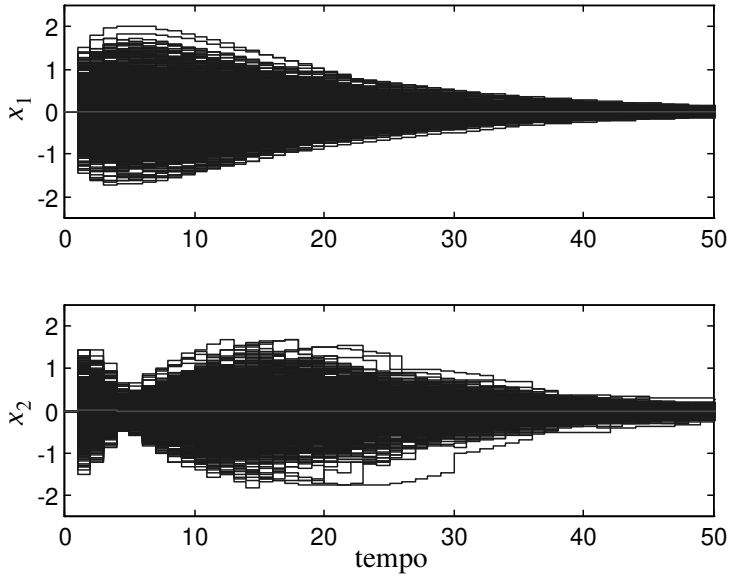


Figura 7-9: Simulações de Montecarlo para controle H_2/H_∞

tamente com os gráficos de simulação dos controladores H_∞ apresentados anteriormente (lembrando porém que se tratam de controladores diferentes com objetivos diferentes).

7.3.4 Estabilização robusta para controle H_∞ e H_2/H_∞

A abordagem convexa apresentada no capítulo 6 possibilita que, ao se tratar dos problemas de

controle H_∞ e H_2/H_∞, a matriz de probabilidades de transição não seja assumida como sendo exatamente conhecida, mas que apenas faça parte de um conjunto convexo apropriado, definido por seus vértices, estes sim matrizes de probabilidades de transição conhecidas (veja a seção 6.3 na página 68). A título de ilustração, os exemplos anteriores de projeto H_∞ e H_2/H_∞ apresentados anteriormente são considerados novamente, porém sem assumir que a matriz de probabilidades de transição P seja exatamente conhecida, mas sim que faça parte do politopo definido por

$$P^1 = \begin{bmatrix} 0{,}65 & 0{,}35 \\ 0{,}25 & 0{,}75 \end{bmatrix} \qquad \text{e} \qquad P^2 = \begin{bmatrix} 0{,}75 & 0{,}25 \\ 0{,}15 & 0{,}85 \end{bmatrix}$$

e o objetivo agora é obter controladores que sejam estáveis para qualquer matriz de probabilidades de transição que seja combinação convexa de P^1 e P^2, isto é, qualquer P tal que

$$P = aP^1 + (1-a)P^2 \tag{7.1}$$

para $a \in [0, 1]$.

A tabela 7-8 resume os resultados obtidos no que se refere à estabilidade dos sistemas em malha fechada projetados via programação convexa. Novamente foi considerado o exemplo de [16], apresentado na tabela 7-5. Note que o desempenho piora um pouco quando se realiza um projeto

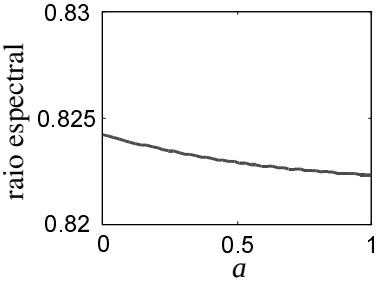
		$P = \begin{bmatrix} 0{,}7 & 0{,}3 \\ 0{,}2 & 0{,}80 \end{bmatrix}$	$P = aP^1 + (1-a)P^2$
Projeto H_∞	Controle	$F_1 = \begin{bmatrix} -5{,}4727 & -7{,}0194 \end{bmatrix}$ $F_2 = \begin{bmatrix} -4{,}8924 & -5{,}9711 \end{bmatrix}$	$F_1 = \begin{bmatrix} -5{,}9719 & -7{,}5057 \end{bmatrix}$ $F_2 = \begin{bmatrix} -5{,}2363 & -6{,}2895 \end{bmatrix}$
	$r_\sigma(\mathcal{L})$	0,8126	
	ν_{opt}	66,10	69,61

Tabela 7-8: Comparação com estabilização robusta

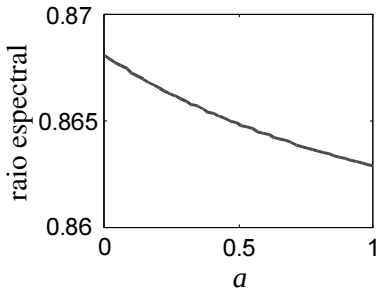
		$P = \begin{bmatrix} 0{,}7 & 0{,}3 \\ 0{,}2 & 0{,}80 \end{bmatrix}$	$P = aP^1 + (1-a)P^2$
Projeto H_2/H_∞ $\nu = 80$	Controle	$F_1 = \begin{bmatrix} -1{,}3667 & -4{,}4304 \end{bmatrix}$ $F_2 = \begin{bmatrix} -1{,}6010 & -4{,}6404 \end{bmatrix}$	$F_1 = \begin{bmatrix} -1{,}8444 & -5{,}0216 \end{bmatrix}$ $F_2 = \begin{bmatrix} -2{,}0410 & -5{,}0460 \end{bmatrix}$
	$r_\sigma(\mathcal{L})$	0,8624	
	ξ	728,45	882,99

Tabela 7-8: Comparação com estabilização robusta

visando estabilização robusta, como aliás seria de se esperar. Note também que o raio espectral, quando se considera estabilização robusta, adquire um valor diferente para cada possível matriz de probabilidades, formando curvas como as da tabela 7-8.

7.4 Conclusões

Este capítulo se concentrou na implementação efetiva das técnicas apresentadas neste trabalho através de alguns exemplos de projeto colhidos da literatura internacional. De maneira geral todos os problemas de controle considerados nos capítulos anteriores tiveram pelo menos um exemplo representativo discutido aqui, com ênfase dada mais aos aspectos computacionais de projeto do que ao eventual significado real dos modelos.