

ESTUDO SOBRE O CONTROLE TÉRMICO PARA AMBIENTES PREDIAIS

RODRIGO F. SOUTO, GEOVANY A. BORGES, ADOLFO BAUCHSPIESS

*Laboratório de Automação, Visão e Sistemas Inteligente
Departamento de Engenharia Elétrica - Universidade de Brasília*

fontest@gmail.com, gaborges@ene.unb.br, adolfobs@unb.br

Abstract — This paper presents the evaluation of controllers for building thermal automation in the sense of reference tracking and energy consumption. Polynomial control, optimal control, variable structure and on/off control are studied. Kalman filtering is used for state estimation as well as parameter tracking. Theoretical foundations and experimental results obtained with a reduced scale building thermal process that backgrounds our conclusions.

Keywords — Thermal process control, polynomial adaptive control, optimal control, variable structure control.

Resumo — Este trabalho apresenta uma avaliação experimental de estratégias de controle aplicadas ao problema de processos térmicos para a automação predial. Estudam-se o controle polinomial, o controle ótimo, o controle com estrutura variável e o controlador liga/desliga. Para adaptação a diferentes ambientes, emprega-se filtro de Kalman para estimação de estados e parâmetros. Fundamentos teóricos e resultados experimentais obtidos com um processo térmico predial reduzido subsidiam as conclusões apresentadas.

Palavras-chave — Controle de processos térmicos, controle polinomial adaptativo, controle ótimo, controle com estrutura variável

1 Introdução

Uma das maiores preocupações da sociedade moderna é a elevação do consumo de energia. A geração de energia, nos moldes em que é realizada, apresenta limitações. Os aparelhos de ar-condicionado são responsáveis por cerca de 20% do consumo de energia elétrica das edificações do setor público e comercial de grande porte (Signor, 1999).

Em automação predial, emprega-se cada vez o “conforto” como algo a ser alcançado. Conforto é um conceito abrangente, incluindo a adequação da temperatura ambiente, iluminação, umidade, poluição sonora e qualidade do ar. O conforto também é um fator individual, dependendo do metabolismo de cada pessoa e da roupa que ela está usando (Fanger, 1974). As roupas que as pessoas vestem, por sua vez, estão relacionadas com a temperatura externa. Por outro lado, o metabolismo é uma função natural e não apresenta muita correlação com variáveis do ambiente (Kwok & Wai, 2003).

Ambientes condicionados estão sujeitos a variações da temperatura externa e interna. A temperatura externa varia de acordo com a posição do sol e com as condições do tempo. Fatores como o número de pessoas, computadores ligados, paredes bem como portas e janelas, contribuem para a variação da temperatura interna. Ambientes condicionados são considerados sistemas a parâmetros distribuídos variantes no tempo e a minimização do consumo de energia, sem que haja perda no conforto, é um problema de otimização.

Na literatura, têm-se projetos utilizando desde controladores PID até controladores Neurais, bem

como projetos mais elaborados com modelos híbridos, tal como o controlador PID ajustado por meio de redes neurais (Zaheeruddin & Tudoroiu, 2004). Vários autores propõem a utilização de Lógica Fuzzy. Bauchspiess et al., 2004, apresentam um controle *Fuzzy* de processo térmico com acesso remoto. Alguns trabalhos também controlam a qualidade do ar (Kolokotsa, 2001). Zupančič e Škrjanc (1998) utilizam um controlador *Fuzzy* em um modelo reduzido, levando-se em consideração fatores como temperatura externa, temperatura do terreno, radiação solar, ventilação e o uso de cortinas.

A proposta deste trabalho é avaliar um processo térmico quanto ao seguimento de uma referência de temperatura, a robustez e a rejeição de perturbações externas. Deseja-se um controlador que seja capaz de se adaptar a variações da planta, mantendo a temperatura em níveis toleráveis com o menor consumo possível.

2 O processo térmico reduzido

Para estudar o comportamento de diversos controladores térmicos foi utilizado um processo térmico reduzido, mostrado na Figura 1. Nesta planta, o sinal do sensor de temperatura passa por um pré-processamento e depois é convertido para formato digital por meio de microcontrolador. Por comunicação serial, o valor de temperatura é enviado para um computador. Por se tratar de cálculos complexos, a estimação e o cálculo do sinal de controle são feitos no próprio computador. O computador calcula o sinal de controle e o envia para o micro-controlador via comunicação serial. O

microcontrolador recebe o sinal e o envia ao atuador de forma a alterar a temperatura da resistência do aquecedor. O ventilador do aquecedor é mantido a velocidade fixa.

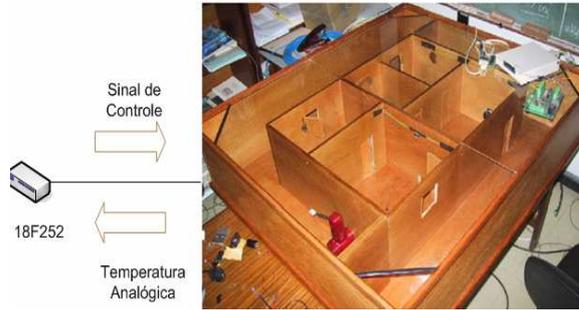


Figura 1. Processo predial térmico reduzido. Em estudo a “sala” interna com aquecedor vermelho.

A hipótese básica neste trabalho é que a natureza distribuída e variante no tempo do processo térmico pode ser aproximada localmente por um modelo linear de primeira ordem. A utilização de modelos lineares a parâmetros concentrados para descrever sistemas HVAC (*Heat Ventilation and Air-Conditioning*) é justificada em Bauchspiess et al., 2006. Um modelo de primeira ordem corresponde à dinâmica dominante associada ao volume de ar da sala, em que K_p representa o ganho e T é a constante de tempo do sistema.

$$\frac{Y(s)}{U(s)} = \frac{K_p}{sT + 1} \quad (1)$$

Um modelo linear de segunda ordem também será considerado mais adiante como aproximação do processo. Este caso corresponde à dinâmica do volume de ar e à dinâmica do aquecedor. As salas vizinhas, a umidade e a radiação térmica são consideradas perturbações para o processo térmico.

3 Procedimentos de estimação de estados e identificação recursiva usando Filtro de Kalman

Nesta seção é feita uma breve revisão de técnicas conhecidas de estimação a serem utilizadas no controle do processo térmico.

3.1 Estimação de Estados com Filtro de Kalman

Considera-se um sistema linear discreto e observável regido pela equação estocástica a diferenças:

$$\mathbf{x}(k+1) = \mathbf{\Phi}(k)\mathbf{x}(k) + \mathbf{\Gamma}(k)\mathbf{u}(k) + \mathbf{w}(k+1). \quad (2)$$

As saídas medidas são da seguinte forma:

$$\mathbf{y}(k) = \mathbf{M}(k)\mathbf{x}(k) + \mathbf{v}(k). \quad (3)$$

Os processos $\mathbf{w}(k)$ e $\mathbf{v}(k)$ representam os ruídos no processo e na medida respectivamente. Assume-se que são ruídos brancos Gaussianos:

$$p(\mathbf{w}) \approx N(\mathbf{0}, \mathbf{Q}(k)), \quad (4)$$

$$p(\mathbf{v}) \approx N(\mathbf{0}, \mathbf{R}(k)), \quad (5)$$

em que $\mathbf{Q}(k)$ é a matriz de covariâncias do ruído do processo e $\mathbf{R}(k)$ é a matriz de covariâncias do ruído da medida. Neste trabalho, assume-se que os ruídos são processos estacionários no sentido amplo.

A partir do modelo dado pelas equações (2) e (3), com uma estimativa do vetor de estado em um instante $(k-1)$ e os sinais de entrada, pode-se estimar o vetor de estado no instante k . Tal estimativa é dita ótima no sentido que minimiza o traço de:

$$E \left\{ \left(\hat{\mathbf{x}}(k) - \mathbf{x}(k) \right)^T \left(\hat{\mathbf{x}}(k) - \mathbf{x}(k) \right) \right\}, \quad (6)$$

em que $\hat{\mathbf{x}}(k)$ é o vetor de estado estimado. A resolução (Aguirre, 2000), fornece o filtro de Kalman:

$$\hat{\mathbf{x}}(k | k-1) = \mathbf{\Phi}(k)\hat{\mathbf{x}}(k-1) + \mathbf{\Gamma}(k)\mathbf{u}(k),$$

$$\mathbf{P}(k | k-1) = \mathbf{\Phi}(k)\mathbf{P}(k-1)\mathbf{\Phi}^T(k) + \mathbf{Q}(k),$$

$$\mathbf{K}(k) = \mathbf{P}(k | k-1)\mathbf{M}^T(k) \left\{ \mathbf{M}(k)\mathbf{P}(k | k-1)\mathbf{M}^T(k) + \mathbf{R}(k) \right\}^{-1},$$

$$\hat{\mathbf{x}}(k) = \hat{\mathbf{x}}(k | k-1) + \mathbf{K}(k) \left(\mathbf{y}(k) - \mathbf{M}(k)\hat{\mathbf{x}}(k | k-1) \right),$$

$$\mathbf{P}(k) = (\mathbf{I} - \mathbf{K}(k)\mathbf{M}(k))\mathbf{P}(k | k-1).$$

$\mathbf{P}(k)$ é a matriz de covariâncias do erro de estimação. $\mathbf{Q}(k)$ e $\mathbf{R}(k)$ são matrizes referentes a incertezas no processo e na medição. São necessárias duas condições iniciais: uma para a estimativa do vetor de estados e outra para a matriz de covariâncias associada.

3.2 Estimação de Parâmetros com Filtro de Kalman

Deseja-se estimar inicialmente os parâmetros T e K_p de um processo aproximado de primeira ordem (1). Para a aproximação (1), o processo a parâmetros distribuídos se apresenta como tendo alterações nos valores de T e K_p . Perturbações típicas são: o aumento de carga térmica na sala, a abertura ou o fechamento de portas ou janelas e a variação da temperatura externa.

A técnica adotada para a estimação dos parâmetros e suas derivadas foi o rastreamento por filtro de Kalman. Para identificação do sistema, considerou-se um modelo autônomo e linear de evolução dos parâmetros:

$$\begin{cases} T(k) = T(k-1) + Ta \frac{dT}{dt}(k) + w_T(k), \\ \frac{dT}{dt}(k) = \frac{dT}{dt}(k-1) + w_{dT/dt}(k), \end{cases} \quad (7)$$

$$\begin{cases} K_p(k) = K_p(k-1) + Ta \frac{dK_p}{dt}(k) + w_{K_p}(k) \\ \frac{dK_p}{dt}(k) = \frac{dK_p}{dt}(k-1) + w_{dK_p/dt}(k) \end{cases} \quad (8)$$

em que T_a é o período de amostragem; dT/dt e dKp/dt são variáveis que representam as taxas de variação dos parâmetros do modelo, resultando em um problema de rastreamento de primeira ordem se estas variáveis também forem estimadas. Portanto, pode-se utilizar o filtro de Kalman para este modelo autônomo (7)-(8), visando à estimação recursiva e conjunta de K_p e T , bem como de suas derivadas primeiras. Definem-se os seguintes parâmetros:

$$\mathbf{M}(k) = [y(k-1) \ u(k-1) \ 0 \ 0]. \quad (9)$$

$$\Phi = \begin{bmatrix} 1 & 0 & T_a & 0 \\ 0 & 1 & 0 & T_a \\ 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}. \quad (10)$$

$$\mathbf{Q}(k) = \text{diag}(v_{q1}^2, v_{q2}^2, v_{q3}^2, v_{q4}^2). \quad (11)$$

$$\mathbf{R}(k) = v_R^2. \quad (12)$$

4 Controle térmico predial

Nesta seção são apresentadas técnicas de controle que podem ser utilizadas para o controle de temperatura em ambientes prediais.

4.1 Controle Liga/Desliga

Um dos controladores mais utilizados para o controle de temperatura em ambientes prediais é o do tipo Liga/Desliga. Neste trabalho, implementa-se um controlador liga/desliga com três faixas de atuação:

$$u(k) = \begin{cases} 55 & \text{se } y \leq y_{ref} - 0,8 \\ 27,5 & \text{se } y_{ref} - 0,8 < y < y_{ref} + 0,3 \\ 0 & \text{se } y \geq y_{ref} + 0,3 \end{cases} \quad (13)$$

em que y_{ref} representa a temperatura desejada. Os valores constantes do controlador são determinados empiricamente, seguindo bom senso.

4.2 Controle com Estrutura Variável

Modificando-se a lei de controle na faixa intermediária do controlador (13), obtém-se uma estrutura variável, em que y representa a temperatura no instante k .

$$u(k) = \begin{cases} 55 & \text{se } y \leq y_{ref} - 0,8 \\ -4y + 0,6y_{ref} & \text{se } y_{ref} - 0,8 < y < y_{ref} + 0,3 \\ 0 & \text{se } y \geq y_{ref} + 0,3 \end{cases} \quad (14)$$

4.3 Controle Polinomial Adaptativo

Na abordagem de controle polinomial adaptativo, uma lei de controle polinomial tem seus parâmetros atualizados a cada período de amostragem conforme

os parâmetros do modelo estimado do processo (Åstrom e Wittenmark, 1995).

A estimação dos parâmetros é realizada por meio do rastreamento de Kalman (Seção 3.2). As matrizes de covariâncias foram definidas como:

$$\mathbf{Q}(k) = \text{diag}(0,01 * [0,1 \ 0,1 \ 0,001 \ 0,001]^2), \quad (15)$$

$$\mathbf{R}(k) = [0,0025]. \quad (16)$$

As condições iniciais escolhidas foram:

$$\mathbf{x}(0) = \begin{bmatrix} 0,1 \\ 0,1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \quad (17)$$

$$\mathbf{P}(0) = \text{diag}([1 \ 1 \ 0,1 \ 0,1]). \quad (18)$$

Estimados os parâmetros em tempo real, almeja-se que o sistema siga uma entrada de acordo com um modelo de referência. Dado o modelo do processo, com A e B sendo polinômios e v um sinal de perturbação somando-se à entrada, tem-se:

$$y(k) = \frac{B(q)}{A(q)}u(k) + \frac{B(q)}{A(q)}v(k). \quad (19)$$

Deseja-se projetar um controlador da forma:

$$R(q)u(k) = T(q)y_{ref}(k) - S(q)y(k), \quad (20)$$

em que R , S e T são polinômios a serem projetados.

O erro em regime do sistema deve ser nulo. Åstrom e Wittenmark (1995) propõe a equação (21), em que a dedução e o significado de cada termo podem ser encontrados em sua obra:

$$R^* (q^{-1}) \Delta^* u(k) + S^* (q^{-1}) \Delta^* y(k) + A_0(1)A_m(1)y(k) = A_0^* (q^{-1})A_m(1)y_{ref}(k). \quad (21)$$

Desenvolvendo (21) para utilizar um canal integral em um sistema de primeira ordem sem atrasos, escolhem-se apropriadamente os polinômios e chega-se à equação para o sinal de controle:

$$u(k) = u(k-1) + \frac{(1-a_{m0})}{b_0} (y_{ref}(k) - y(k)) + b_0 (a_{m0} - a_0) (y(k) - y(k-1)). \quad (22)$$

Para que o sistema responda sem sobre-passo e que não oscile, pode-se usar um modelo de referência:

$$Ac(q) = \frac{0,048}{q-0,95}. \quad (23)$$

Um modelo de primeira ordem é muito simples e pode não refletir satisfatoriamente o comportamento de um sistema predial. Adotou-se então um modelo de 2ª ordem. Foram necessárias adaptações conforme mostrado nas equações (24) a (27) para a estimação dos parâmetros e na equação (28) para o controlador polinomial. Assim, obtém-se:

$$\mathbf{C}(k) = [y(k-1) \ y(k-2) \ y(k-3) \ \dots \ u(k-2) \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0], \quad (24)$$

$$\mathbf{R}(k) = 0,0025, \quad (25)$$

$$\mathbf{Q}(k) = \text{diag}(0,01*[0,1 \ 0,1 \ 0,1 \ 0,1 \ 0,1 \ 0,1 \ 0,001 \ 0,001 \dots \dots 0,001 \ 0,001 \ 0,001]^2), \quad (26)$$

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & T_a & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & T_a & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & T_a & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & T_a & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & T_a \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (27)$$

$$u(k) = u(k-1) + \frac{b}{b_0}(a_{m0} - a_2)(y(k-2) - y(k-1)) - (a_{m2} - a_0) * (y(k-1) - y(k)) + (a_{m0} + a_{m1} + a_{m2})(y_{ref}(k) - y(k)). \quad (28)$$

O seguinte modelo de referência de segunda ordem foi utilizado:

$$Ac(q) = \frac{0,12q + 0,06}{q^2 - 0,7603q + 0,1445} \quad (29)$$

4.4 Controle Ótimo

A vantagem no uso de controle ótimo está na possibilidade de se atribuir diferentes pesos às variáveis envolvidas, ponderando inclusive o sinal de controle, que dá uma medida do esforço requerido pelo atuador.

Considerando-se inicialmente o problema o estado do sistema de um valor inicial para o estado nulo, a lei de controle ótimo é dada por

$$\mathbf{u} = -\mathbf{K}\mathbf{x}. \quad (30)$$

Dado a versão determinística do model (2), almeja-se escolher $\mathbf{u}(k)$ de forma a minimizar a função de custo:

$$J = \frac{1}{2} \sum_{k=0}^N [\mathbf{x}^T(k) \mathbf{Q}_1 \mathbf{x}(k) + \mathbf{u}^T(k) \mathbf{Q}_2 \mathbf{u}(k)], \quad (31)$$

em que as matrizes \mathbf{Q}_1 e \mathbf{Q}_2 são simétricas, definidas não-negativas e correspondem aos pesos dados às variáveis de estado e de controle. A solução é dada pelo ganho de regime permanente \mathbf{K}_∞ obtido quando $k \rightarrow \infty$ de (Franklin et al., 1997).

$$\mathbf{K}(k) = [\mathbf{Q}_2 + \mathbf{\Gamma}^T \mathbf{S}(k+1) \mathbf{\Gamma}]^{-1} \mathbf{\Gamma}^T \mathbf{S}(k+1) \mathbf{\Phi}. \quad (32)$$

Como a saída do sistema é levada a zero com esta lei de controle, é necessário redefini-la para lidar com o problema de referência não-nula: quando o sistema alcança seu estado de regime, o mesmo deve acontecer com o sinal de controle. Desta forma:

$$\mathbf{u}(k) = -\mathbf{K}_\infty (\mathbf{x}(k) - \mathbf{x}_{ss}) + \mathbf{u}_{ss}, \quad (33)$$

em que \mathbf{x}_{ss} e \mathbf{u}_{ss} são os vetores de estado e de controle em regime. Estes vetores podem ser calculados a partir das equações em espaço de estado do sistema:

$$\begin{cases} \mathbf{x}_{ss} = \mathbf{\Phi} \mathbf{x}_{ss} + \mathbf{\Gamma} \mathbf{u}_{ss} \\ \mathbf{y}_{ref} = \mathbf{C} \mathbf{x}_{ss} \end{cases}. \quad (34)$$

de onde se obtêm:

$$\begin{cases} \mathbf{x}_{ss} = \mathbf{L} \mathbf{y}_{ref} \\ \mathbf{u}_{ss} = \mathbf{N} \mathbf{y}_{ref} \end{cases}. \quad (35)$$

Para a implementação do controle ótimo no ambiente reduzido, faz-se necessário um modelo prévio do sistema, obtido por identificação paramétrica. Assim, gerou-se um sinal pseudo-aleatório e se mediu a resposta do sistema, conforme a Figura 2.

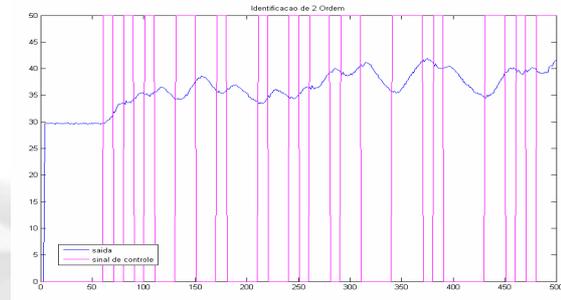


Figura 2. Resposta do sistema a um sinal pseudo-aleatório.

Estimou-se um modelo *auto-regressivo com entrada exógena* (ARX) da seguinte forma:

$$A(q^{-1})y(k) = B(q^{-1})u(k), \quad (36)$$

em que:

$$A(q^{-1}) = 1 - 0,9995q^{-1} + 0,0005318q^{-2}, \quad (37)$$

$$B(q^{-1}) = 0,0006245q^{-2}. \quad (38)$$

Com base neste modelo, calculou-se recursivamente e *offline* o ganho em regime do sistema, de acordo com a equação (32). Logo após, procedeu-se à implementação do controlador ótimo. Entretanto, percebeu-se visualmente que uma pequena alteração nos parâmetros poderia melhorar a resposta do sistema. Os parâmetros foram novamente definidos como:

$$\mathbf{K}_\infty = 0,005; \mathbf{N}_\infty = 0,6; \mathbf{L}_\infty = 1601,$$

$$\mathbf{Q}_1 = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}, \mathbf{Q}_2 = 0,01.$$

5 Resultados experimentais

Nas Figuras. 5 a 6, mostram-se a resposta do processo para cada técnica apresentada, durante 30 minutos de execução.

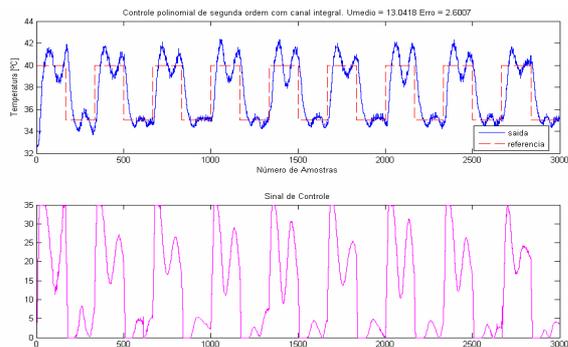


Figura 3. Controle polinomial adaptativo de 2ª ordem com canal integral.

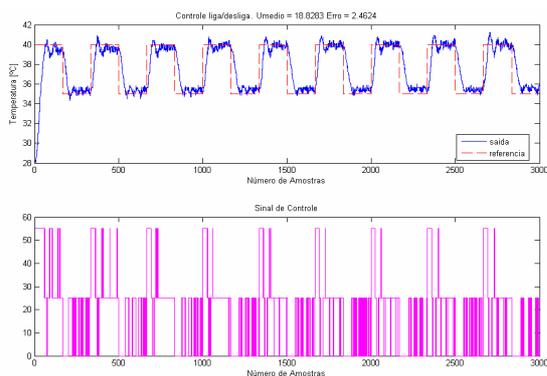


Figura 4. Controle liga/desliga.

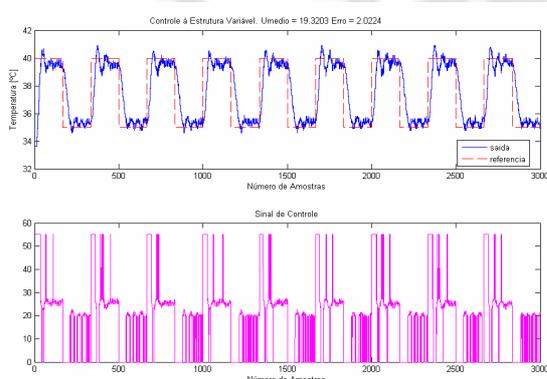


Figura 5. Controle com estrutura variável.

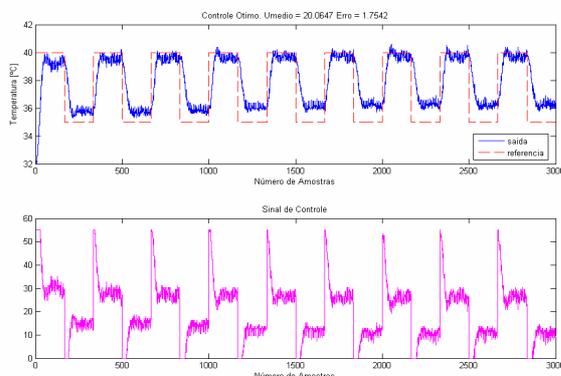


Figura 6. Controle ótimo.

Os gráficos dão uma idéia qualitativa do desempenho dos controladores. O desempenho também é avaliado quantitativamente com base em dois critérios: rastreamento da referência e consumo

de energia. Para o primeiro critério, tomou-se a média dos quadrados dos erros:

$$J = \frac{1}{2N} \sum_{k=1}^N (y_{ref}(k) - y(k))^2. \quad (39)$$

A equações (40) e (41) mostram as variáveis utilizadas como parâmetro para o consumo de energia. Sendo que estas são respectivamente a média aritmética e geométrica do sinal de controle.

$$U_{medio} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N u(k), \quad (40)$$

$$U_{rms} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N u^2(k)}. \quad (41)$$

Os resultados das variáveis de desempenho são mostrados na Tabela 1.

Tabela 1. Parâmetros de desempenho das técnicas de controle.

Método	J[°C ²]	U _{médio}	U _{rms}
Polinomial de 1ª Ordem	2,65	16,50	27,68
Polinomial de 2ª Ordem	2,60	13,04	17,87
Liga/Desliga	2,46	18,83	25,29
Estrutura Variável	2,02	19,32	25,04
Controle Ótimo	1,75	20,06	23,55

Analizando-se os resultados da Tabela 1, conclui-se que, para o experimentos realizados, a técnica que mais economiza energia é a do controle polinomial adaptativo com modelo de segunda ordem. Entretanto, esta técnica apresenta o segundo maior erro ao seguir a referência. Contudo, a técnica com o menor erro é a que apresenta o maior consumo médio de energia. Podem-se classificar os métodos de acordo com o critério utilizado, conforme as Tabelas 2 e 3.

Tabela 2. Classificação pelo erro em relação à referência.

Método	Diferença (%)
Controle Ótimo	00,00
Estrutura Variável	15,42
Liga/Desliga	40,57
Polinomial de Segunda Ordem	48,57
Polinomial de Primeira Ordem	51,43

Tabela 3. Classificação de acordo com o consumo médio.

Método	Diferença (%)
Polinomial de Segunda Ordem	00,00
Polinomial de Primeira Ordem	26,53
Liga/Desliga	44,40
Estrutura Variável	48,16
Controle Ótimo	53,83

Uma observação a ser feita na Tabela 3 é em relação ao controle polinomial de primeira ordem. Apesar de aparecer na segunda colocação, ele apresenta o maior valor do consumo quadrático médio. Em outras palavras, seu sinal de atuação oscila com elevada amplitude, podendo comprometer a vida útil do atuador.

De acordo com as tabelas 2 e 3, têm-se métodos diferentes para critérios distintos. Há um compromisso entre o consumo de energia e o rastreamento da referência. Se a prioridade for o consumo de energia, o controle polinomial de segunda ordem é o mais indicado. Se a prioridade for manter a temperatura mais próxima da desejada, indica-se o controle ótimo.

Todavia, há uma técnica com bons resultados em ambos os critérios. O controle com estrutura variável apresenta um resultado tão bom quanto o controle ótimo para seguir uma referência e um resultado intermediário para o consumo de energia. A Tabela 4 ilustra os métodos indicados para cada critério.

Tabela 4. Métodos de controle indicados para cada critério.

Critério	Método
Erro	Polinomial de Segunda Ordem
Consumo	Controle Ótimo
Ambos	Estrutura Variável

6 Conclusões

Neste trabalho, foi apresentada uma avaliação de diferentes técnicas para o controle de temperatura de uma sala em tamanho reduzido. Foram apenas abordadas técnicas clássicas de controle, uma vez que buscava-se uma abordagem analítica para o problema, baseada em modelo. Também foram escolhidas técnicas de baixo custo computacional de execução, o que torna proibitivo o uso de controle preditivo.

Os resultados mostraram a existência de um custo de oportunidade entre o consumo de energia e o rastreamento da referência. Para um menor consumo, o controle polinomial de segunda ordem apresentou o melhor resultado. Já o controlador que melhor seguiu um valor de temperatura foi o com controle ótimo. Todavia, ambos os controladores apresentam um baixo desempenho no critério em que não se destacam. Uma alternativa é adotar um controle com estrutura variável para um resultado satisfatório tanto em termos de consumo como em atingir certo valor de temperatura. Sabe-se entretanto que alguns dos resultados obtidos poderiam ser melhorados, bastando escolher apropriadamente os parâmetros de projeto. Todavia, este tipo de otimização é específica da cada problema.

Como resultado, com o objetivo de obter um controlador genérico que busque conforto térmico e redução de consumo, faz-se necessário propor um sistema inteligente para determinação dos parâmetros de projeto. Esta é uma das linhas atuais de investigação.

Agradecimentos

Os autores agradecem ao CNPq o apoio recebido.

Referências Bibliográficas

- Aguirre, L. A. (2000). Introdução à Identificação de Sistemas. Editora UFMG. Brasil.
- Åström, K. J., Björn W. (1995) "Adaptive Control". Second Edition. Addison-Wesley Publishing Company, Estados Unidos.
- Bauchspiess, A., Felgner, F., Litz, L., (2006). First-Principles Structured Identification for Predictive HVAC control, *CLCA2006, submitted*
- Bauchspiess, A., Souza, A.S., Leite, A.A.C., Ramos, L.M.A. Pereira, E.S., Santos, R.J. (2004). "Fuzzy thermal control with remote access for building automation". INCOM'2004 - 11th IFAC Symposium on Information Control Problems in Manufacturing. Brasil.
- Franklin G. F., Powell, J. D. Workman, M. L. (1997). "Digital Control of Dynamic Systems". Terceira Edição. Addison-Wesley Longman, EUA.
- Kirk D. E. (1970). "Optimal Control Theory: An Introduction". Prentice-Hall, Estados Unidos.
- Kolokotsa D., Tsiavos D., Stravrakakis G. S., Kalaizkis K. e Antonidakis E. (2001). "Advanced fuzzy logic controllers design and evaluation for buildings's occupants thermal-visual comfort and indoor air quality satisfaction". *Energy and Buildings* (33), pp. 531-543.
- Kwok W. H. M., Wai T. D. C. (2003) "Adaptive comfort temperature model of air-conditioned building in Hong Kong". *Building and Environment* (38), pp 837 – 852
- Zaheeruddin M., Tudoroiu N. (2004). "Neuro-PID tracking control of a discharge air temperature system". *Energy Conversion and Management* (45), pp. 2405–2415