

ROBERTO ZANETTI FREIRE

**TÉCNICAS AVANÇADAS DE CONTROLE APLICADAS A
SISTEMAS DE CLIMATIZAÇÃO VISANDO CONFORTO
TÉRMICO**

CURITIBA

Março, 2006

Livros Grátis

<http://www.livrosgratis.com.br>

Milhares de livros grátis para download.

ROBERTO ZANETTI FREIRE

**TÉCNICAS AVANÇADAS DE CONTROLE APLICADAS A
SISTEMAS DE CLIMATIZAÇÃO VISANDO CONFORTO
TÉRMICO**

Documento apresentado ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção e Sistemas da Pontifícia Universidade Católica do Paraná como requisito parcial para a obtenção do título de Mestre em Engenharia de Produção e Sistemas.

Orientador:

Gustavo Henrique da Costa Oliveira

Co-orientador:

Nathan Mendes

PONTIFÍCIA UNIVERSIDADE CATÓLICA DO PARANÁ - PUCPR

CURITIBA

Março, 2006

Freire, Roberto Zanetti

Técnicas Avançadas de Controle Aplicadas a Sistemas de Climatização Visando Conforto Térmico. Curitiba, 2006. 110p.

Dissertação - Pontifícia Universidade Católica do Paraná. Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção e Sistemas.

1. Controle Preditivo 2. Conforto Térmico 3. Sistemas de Climatização 4. Identificação de Sistemas Lineares 5. PMV. I. Pontifícia Universidade Católica do Paraná. Centro de Ciências Exatas e de Tecnologia. Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção e Sistemas.

Dissertação de Mestrado sob o título "*Técnicas Avançadas de Controle Aplicadas a Sistemas de Climatização Visando Conforto Térmico*" defendida por Roberto Zanetti Freire em 23 de março de 2006, em Curitiba, estado do Paraná, pela banca examinadora constituída pelos professores:

Prof. Dr. Gustavo H. C. Oliveira
PPGEPS/PUCPR
Orientador

Prof. Dr. Nathan Mendes
PPGEM/PUCPR
Co-Orientador

Prof. Dr. Fábio Gonçalves Jota
UFMG

Profª. Dra. Kátia Cordeiro Mendonça
PPGEM/PUCPR

Prof. Dr. Leandro dos Santos Coelho
PPGEPS/PUCPR

Aos meus pais, Carlos e Loredana,
pessoas que tanto admiro.

Agradecimentos

Aos meus pais, Carlos Dalberto Freire e Loredana Zanetti Freire, pelo amor, carinho e orientação com que conduziram minha formação educacional e profissional, e que me permitiram chegar até aqui. Agradeço também a minha irmã, Giovanna Paula Zanetti Freire, que foi a pessoa da família mais próxima durante o período de realização deste trabalho.

Ao Professor Gustavo Henrique da Costa Oliveira que, mais do que orientador imprescindível, foi também professor, companheiro e amigo. Obrigado pela paciência e dedicação exemplares.

Ao Professor Nathan Mendes, co-orientador deste trabalho, incentivador, companheiro e amigo, responsável por direcionar minha vida profissional a pesquisa científica, exemplo de competência e humildade.

Aos Professores Fábio Golçalves Jota, Kátia Cordeiro Mendonça e Leandro dos Santos Coelho, por terem aceito participar da banca de avaliação, contribuindo, através de relevantes sugestões, com o resultado final deste trabalho.

Aos amigos e companheiros do Laboratório de Sistemas Térmicos da Pontifícia Universidade Católica do Paraná, em especial ao Professor Gerson Henrique dos Santos, todos prontamente dispostos a compartilhar seus conhecimentos.

Agradeço aqui a paciência e o incentivo de todos aqueles que me ajudaram a construir este trabalho e sem os quais o mesmo não se realizaria, em especial à Liziane Pereira de Freitas.

Agradeço em especial à CAPES, Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior, pelo auxílio financeiro e suporte a este trabalho.

Sumário

Lista de Figuras	p. ix
Lista de Tabelas	p. xiii
Lista de Símbolos	p. xv
Lista de Abreviaturas	p. xviii
Resumo	p. xx
Abstract	p. xxi
1 Introdução	p. 1
1.1 Motivação	p. 1
1.2 Controle de Sistemas de Climatização	p. 3
1.2.1 Controle de Temperatura e de Umidade	p. 3
1.2.2 Controle com Cálculo de Conforto Térmico	p. 5
1.3 Determinação de Modelos Matemáticos de Edificações	p. 8
1.3.1 Modelagem Fenomenológica - Caixa Branca	p. 11
1.3.2 Modelagem através de Identificação - Caixa Preta	p. 13
1.4 Estrutura do Trabalho	p. 14
2 O Problema de Conforto Térmico	p. 17
2.1 Conforto Térmico	p. 18
2.2 Temperatura Efetiva (ET - <i>Effective Temperature</i>)	p. 21

2.2.1	Temperatura Efetiva Padrão - (SET* - <i>Standard Effective Temperature</i>)	p. 23
2.3	Voto Médio Estimado (<i>Predicted Mean Vote</i> - PMV)	p. 24
2.4	Conclusões do Capítulo	p. 27
3	Identificação de Sistemas Voltada à Obtenção de Modelos de Edificações	p. 28
3.1	Instrumento de Simulação e Modelo de Edificação	p. 29
3.1.1	Ferramenta de Simulação	p. 29
3.1.2	Estruturas das Edificações Analisadas	p. 30
3.1.2.1	Caso I: Modelos BESTest 600FF e 900FF	p. 31
3.1.2.2	Caso II: Modelo BESTest Brasil	p. 33
3.2	Método de Identificação	p. 34
3.2.1	Projeto do Experimento e Coleta de Dados	p. 36
3.2.1.1	Seleção do Período de Amostragem	p. 37
3.2.1.2	Análise da Taxa de Amostragem para uma Edificação Acoplada com um Sistema de Aquecimento	p. 38
3.2.2	Seleção da Estrutura do Modelo e Critério de Custo	p. 40
3.2.3	Validação do Modelo	p. 42
3.3	Resultados	p. 44
3.3.1	Caso I: Modelos BESTest 600FF e 900FF	p. 44
3.3.1.1	Estimação	p. 44
3.3.1.2	Validação	p. 49
3.3.2	Caso II: Modelo BESTest Brasil	p. 50
3.3.2.1	Estimação	p. 50
3.3.2.2	Validação	p. 55
3.4	Conclusões do Capítulo	p. 57

4	Métodos de Controle para Conforto Térmico	p. 58
4.1	Introdução	p. 58
4.2	Estratégia de Controle Tipo MBPC	p. 59
4.2.1	Equação de Previsão	p. 61
4.2.2	A Lei de Controle Clássica	p. 64
4.3	Algoritmos MBPC Voltados ao Problema de Conforto Térmico	p. 67
4.3.1	MBPC com Restrição de Temperatura e Minimização do Consumo de Energia	p. 67
4.3.2	MBPC com Restrição de Temperatura e Otimização da Umidade Relativa	p. 69
4.3.3	MBPC com Otimização do Sinal de Temperatura e Umidade Relativa	p. 71
4.3.4	MPBC com Otimização do PMV	p. 73
4.4	Conclusões do Capítulo	p. 74
5	Simulações e Resultados	p. 75
5.1	Análise dos Algoritmos de Controle	p. 75
5.1.1	Parâmetros de Simulação	p. 75
5.1.2	MBPC com Realimentação de Temperatura	p. 76
5.1.3	MBPC com Restrição de Temperatura e Minimização do Consumo de Energia	p. 77
5.1.4	MBPC com Restrição de Temperatura e Otimização da Umidade Relativa	p. 78
5.1.5	MBPC com Otimização do Sinal de Temperatura e Umidade Relativa	p. 81
5.1.6	MPBC com Otimização do PMV	p. 84
5.1.7	Análise do Consumo de Energia dos Controladores	p. 86
5.2	Estudo de Caso I - Taxa Metabólica entre Baixa e Moderada	p. 87

5.2.1	Descrição do Problema	p. 87
5.2.2	Parâmetros de Simulação	p. 87
5.2.3	Resultados	p. 90
5.2.3.1	Análise do Consumo de Energia dos Controladores . .	p. 91
5.3	Estudo de Caso II - Taxa Metabólica entre Moderada e Alta	p. 94
5.3.1	Descrição do Problema	p. 94
5.3.2	Parâmetros de Simulação	p. 94
5.3.3	Resultados	p. 96
5.3.3.1	Análise do Consumo de Energia dos Controladores . .	p. 100
5.4	Conclusões do Capítulo	p. 100
6	Conclusões e Trabalhos Futuros	p. 102
6.1	Trabalhos Futuros	p. 104
	Referências	p. 106

Lista de Figuras

1.1	Esquema de controle onde o PMV é utilizado na realimentação.	p. 6
1.2	Princípios para construção de modelos.	p. 10
2.1	Representação da região de conforto térmico em uma carta psicrométrica.	p. 21
2.2	Representação da região de conforto definida pela ASHRAE Standards.	p. 23
3.1	<i>Software</i> utilizado para simulação e geração dos dados referentes à edificação.	p. 31
3.2	Modelo da edificação do BESTest utilizado no processo de identificação.	p. 33
3.3	Processo de identificação.	p. 35
3.4	Esquema de um controlador digital.	p. 37
3.5	Análise do tempo de subida.	p. 38
3.6	Resposta de um sistema de primeira ordem.	p. 39
3.7	Diagrama de Bode de um sistema de primeira ordem.	p. 39
3.8	Temperatura externa, umidade relativa externa e radiação solar total - conjunto de dados utilizados no processo de identificação dos modelos BESTest 600FF e 900FF.	p. 45
3.9	Sinal de controle - conjunto de dados utilizados no processo de identificação dos modelos BESTest 600FF e 900FF.	p. 46
3.10	Representação da variação aleatória do sinal de controle a cada 20 minutos para os modelos BESTest 600FF e 900FF.	p. 46
3.11	Comparação entre os dados obtidos a partir do modelo e do <i>software</i> PowerDomus para os sinais temperatura e umidade relativa internas - caso BESTest 600FF.	p. 48

3.12	Comparação entre os dados obtidos a partir do modelo e do <i>software</i> PowerDomus para os sinais temperatura e umidade relativa internas - caso BESTest 900FF.	p. 48
3.13	Temperatura, umidade relativa e radiação solar total externas - Denver, 1 à 15 de julho.	p. 50
3.14	Dados de validação para o caso BESTest 600FF.	p. 51
3.15	Dados de validação para o caso BESTest 900FF.	p. 51
3.16	Temperatura externa, umidade relativa externa e radiação solar total - conjunto de dados utilizados no processo de identificação do modelo BESTest Brasil.	p. 52
3.17	Sinal de controle - conjunto de dados utilizados no processo de identificação do modelo BESTest Brasil.	p. 53
3.18	Representação da variação aleatória do sinal de controle a cada 20 minutos para o modelo BESTest Brasil.	p. 53
3.19	Comparação entre os dados obtidos a partir do modelo e do <i>software</i> PowerDomus para os sinais temperatura e umidade relativa internas - modelo BESTest Brasil.	p. 54
3.20	Temperatura, umidade relativa e radiação solar total externas - Curitiba, 1 à 15 de janeiro.	p. 56
3.21	Dados de validação para o modelo BESTest Brasil.	p. 56
4.1	Esquema dos controladores MBPC.	p. 60
4.2	Estrutura do tipo <i>Wiener</i>	p. 60
4.3	Representação da lei de controle para o controlador preditivo clássico.	p. 65
5.1	Temperatura externa, umidade relativa externa e radiação solar total - conjunto de dados utilizados como entrada de dados para o sistema.	p. 76
5.2	Evoluções de temperatura, umidade relativa e PMV para o controlador com <i>set-point</i> fixo de temperatura.	p. 77
5.3	Evolução do sinal de controle para o controlador com <i>set-point</i> fixo de temperatura.	p. 78

5.4	Variações de temperatura, umidade relativa e PMV para o controlador com faixa para o sinal de referência e minimização do consumo de energia.	p. 79
5.5	Evolução do sinal de controle para o controlador com faixa para o sinal de referência e minimização do consumo de energia.	p. 79
5.6	Evoluções de temperatura, umidade relativa e PMV para o controlador com faixa para o sinal de referência e otimização da umidade relativa. .	p. 80
5.7	Evolução do sinal de controle para o controlador com faixa para o sinal de referência e otimização da umidade relativa.	p. 81
5.8	Variação do parâmetro ρ do controlador em relação à temperatura interna.	p. 82
5.9	Variação do parâmetro ρ do controlador em relação à umidade relativa interna.	p. 82
5.10	Variação do parâmetro ρ do controlador em relação ao PMV.	p. 83
5.11	Evoluções de temperatura, umidade relativa e PMV para o controlador com otimização de temperatura e umidade relativa com $\rho = 100$	p. 83
5.12	Evolução do sinal de controle para o controlador com otimização de temperatura e umidade relativa.	p. 84
5.13	Evoluções de temperatura, umidade relativa e PMV para o controlador com otimização do PMV.	p. 85
5.14	Evolução do sinal de controle para o controlador com otimização do PMV.	p. 85
5.15	Temperatura externa, umidade relativa externa e radiação solar total - conjuntos de dados utilizados como perturbações para o sistema.	p. 88
5.16	Variações da atividade metabólica e do índice de vestimentas da pessoa durante o período de simulação para o Estudo de Caso I.	p. 89
5.17	Evolução da temperatura interna para o Estudo de Caso I.	p. 91
5.18	Evolução da umidade relativa interna para o Estudo de Caso I.	p. 92
5.19	Evolução do voto médio estimado (PMV) para o Estudo de Caso I. . .	p. 92
5.20	Evolução da porcentagem estimada de insatisfeitos (PPD) para o Estudo de Caso I.	p. 93

5.21	Evolução da atividade metabólica das pessoas no interior do ambiente durante o período de simulação para o Estudo de Caso II.	p.96
5.22	Evolução da temperatura interna para o Estudo de Caso II.	p.97
5.23	Evolução da umidade relativa interna para o Estudo de Caso II.	p.97
5.24	Evolução do voto médio estimado (PMV) para o Estudo de Caso II. . .	p.98
5.25	Evolução da porcentagem estimada insatisfeitos (PPD) para o Estudo de Caso II.	p.98

Lista de Tabelas

2.1	Relação entre PMV, PPD e sensação térmica.	p. 26
3.1	Materiais que compõem as paredes da edificação para o caso BESTest 600FF.	p. 32
3.2	Materiais que compõem as paredes da edificação para o caso BESTest 900FF.	p. 32
3.3	Dados do sistema de aquecimento.	p. 33
3.4	Materiais que compõem as paredes da edificação para o caso BESTest Brasil.	p. 34
3.5	Dados do sistema de aquecimento para o modelo BESTest Brasil.	p. 34
3.6	Valores do MSE para os modelos identificados.	p. 49
3.7	Valores dos índices de desempenho R_a^2 , FPE e AIC para os modelos identificados.	p. 49
3.8	Valores do MSE para o modelo BESTest Brasil.	p. 54
3.9	Valores dos índices de desempenho R_a^2 , FPE e AIC para o modelo identificado.	p. 55
5.1	Valores de consumo de energia para todas as estratégias de controle durante o período em que o controlador está ligado (5 dias).	p. 87
5.2	Valores de taxas metabólicas e índices de vestimentas dos ocupantes para o Estudo de Caso I.	p. 89
5.3	Valores de consumo de energia para todas as estratégias de controle durante o período em que o controlador está ligado (5 dias) - Estudo de Caso I.	p. 93
5.4	Valores de taxa metabólica utilizados para o Estudo de Caso II.	p. 95

5.5 Valores de consumo de energia para todas as estratégias de controle durante o período em que o controlador está ligado (5 dias) - Estudo de Caso II. p. 100

Lista de Símbolos

$p_{ET^*,S}$ - pressão de saturação na temperatura ET^* (kPa), p. 22

t_o - temperatura operativa (K), p. 22

p_v - pressão parcial de vapor da água (kPa), p. 22

w - molhabilidade da pele ($-$), p. 22

i_m - índice de permeabilidade em relação a umidade (K/kPa), p. 22

h_e - coeficiente de transferência de calor por evaporação (W/m^2kPa), p. 22

h_c - coeficiente de transferência de calor por convecção na superfície da pele (W/m^2K), p. 22

t_{rm} - temperatura radiante média (K ou $^{\circ}C$), p. 22

t_a - temperatura do ambiente (K), p. 22

p_a - pressão de vapor da água (kPa), p. 22

t_{bs} - temperatura de bulbo seco ($^{\circ}C$), p. 25

t_{cl} - temperatura da superfície da vestimenta ($^{\circ}C$), p. 25

f_{cl} - fator de área que corresponde a razão entre a área do corpo coberta pela vestimenta e a área exposta, p. 25

I_{cl} - índice de vestimentas (clo), p. 25

M - taxa metabólica (W/m^2), p. 25

W - potência mecânica efetiva (W/m^2), p. 25

p_T - pressão total (kPa), p. 25

ϕ - umidade relativa ($\%$), p. 25

P_{SAT} - pressão de saturação de vapor da água (kPa), p. 26

v - velocidade do ar (m/s), p. 26

- $y_H(k)$ - sinal de saída do sistema referente a umidade relativa (-), p. 36
- $y_T(k)$ - sinal de saída do sistema referente a temperatura ($^{\circ}C$), p. 36
- $T_{EXT}(k)$ - temperatura externa ($^{\circ}C$), p. 36
- $H_{EXT}(k)$ - umidade relativa externa (-), p. 36
- $S_{EXT}(k)$ - radiação solar total (kW/m^2), p. 36
- $u(k)$ - potência aplicada ao sistema de aquecimento (kW), p. 36
- k - instante em tempo discreto, p. 40
- θ - vetor de parâmetros, p. 41
- $\varphi(k)$ - vetor de medidas, p. 41
- $\xi(k)$ - vetor que representa o termo dos erros, p. 41
- $\hat{y}(k|\theta)$ - melhor previsão de saída no instante k , p. 41
- MSE - erro médio quadrático, p. 42
- $\phi_{\varepsilon,\varepsilon}(\tau)$ - autocorrelação, p. 42
- $\phi_{u,\varepsilon}(\tau)$ - correlação cruzada, p. 42
- $\varepsilon_i(k)$ - erro calculado no instante k , p. 43
- $\bar{\varepsilon}_i$ - valor médio de $\varepsilon_i(k)$, p. 43
- \bar{u} - valor médio de $u(k)$, p. 43
- R_i^2 - coeficiente de correlação múltipla, p. 43
- $R_{a,i}^2$ - coeficiente de correlação múltipla ajustado, p. 44
- FPE_i - erro de previsão final, p. 44
- AIC_i - critério de informação de Akaike, p. 44
- x - estado do sistema, p. 61
- $u(k)$ - sinal de controle aplicado no instante k , p. 61
- $\hat{y}_{T,H}(k+j|k)$ - equação de previsão da saída j passos a frente calculada no instante k , p. 63
- $\hat{y}^f_{T,H}(k+j|k)$ - parte forçada da equação de previsão da saída, p. 63

$\hat{y}l_{T,H}(k+j|k)$ - parte livre da equação de previsão da saída, p. 63

J_k - critério de minimização, p. 64

$\Delta \mathbf{u}$ - vetor de variações do sinal de controle, p. 64

\mathbf{w}_T - vetor de referências para a temperatura, p. 64

\mathbf{w}_H - vetor de referências para a umidade relativa, p. 64

N_1 - horizonte de previsão inicial, p. 66

N_y - horizonte de previsão final, p. 66

N_u - horizonte de controle, p. 67

λ - ponderação de controle, p. 67

$y_{T,min}$ - valor mínimo de temperatura para que os ocupantes do ambiente permaneçam em condições mínimas de conforto térmico, p. 68

$y_{T,max}$ - valor máximo de temperatura para que os ocupantes do ambiente permaneçam em condições mínimas de conforto térmico, p. 68

u_{max} - valor limite máximo que pode ser aplicado ao sinal de controle, p. 68

ρ - relação entre os erros de temperatura e umidade relativa, p. 72

$\hat{y}_{PMV}(k+j|k)$ - representa a equação de previsão da saída j passos a frente calculada no instante k visando otimizar o PMV, p. 73

Lista de Abreviaturas

- HVAC - *Heating, Ventilation and Air Conditionig* - Aquecimento, Ventilação e Ar Condicionado, p. 1
- PID - *Proportional, Integral and Derivative* - Proporcional, Integral e Derivativo, p. 3
- GPC - *Generalized Predictive Controller* - Controlador Preditivo Generalizado, p. 3
- EWMA - *Exponential Weighted Moving Average* - Média Móvel Ponderada Exponencialmente, p. 4
- ARMA - *Auto Regressive Moving Average* - Auto-Regressivo Média Móvel, p. 4
- PD - *Proportional and Derivative* - Proporcional e Derivativo, p. 4
- PI - *Proportional and Integral* - Proporcional e Integral, p. 7
- ARX - *Auto-Regressive with Exogenous Input* - Modelo Auto-Regressivo com Entrada Exógena, p. 13
- IAQ - *Indoor Air Quality* - Qualidade do Ar Interior, p. 19
- ASHRAE - *American Society of Heating, Refrigerating and Air Conditioning Engineers* - Sociedade Americana de Engenheiros em Aquecimento, Refrigeração e Condicionamento de Ar, p. 20
- ET - *Effective Temperature* - Temperatura Efetiva, p. 21
- ET* - *New Effective Temperature* - Nova Temperatura Efetiva, p. 22
- SET* - *Standard Effective Temperature* - Temperatura Efetiva Padrão, p. 24
- PMV - *Predicted Mean Vote* - Voto Médio Estimado, p. 24
- PPD - *Predicted Percentage of Dissatisfied* - Porcentagem Estimada de Insatisfeitos, p. 26
- TRY - *Test Reference Year*, p. 30
- IEA - *International Energy Agency* - Agência Internacional de Energia, p. 30
- BESTest - *Building Energy Simulation Test*, p. 31

- MIMO - *Multiple-Input/Multiple-Output* - Múltiplas Entradas e Múltiplas Saídas, p. 35
- MISO - *Multiple-Input/Single-Output* - Múltiplas Entradas e Uma Saída, p. 35
- ZOH - *Zero-Order Hold* - Segurador de Ordem Zero, p. 37
- ARMAX - *Auto-Regressive with Exogenous Input* - Modelo Auto-Regressivo com Média Móvel e Entrada Exógena, p. 40
- MBPC - *Model Based Predictive Control* - Controle Preditivo Baseado em Modelo, p. 59

Resumo

Este trabalho aborda o problema de análise e desenvolvimento de algoritmos para controle de sistemas de climatização que possuem apenas um atuador, como é o caso comumente encontrado em indústrias e residências.

A base dos algoritmos é a estratégia de controle conhecida como MBPC (*Model Based Predictive Control*) com modelos em espaço de estados lineares e não-lineares (com estrutura *Wiener*). Uma vez que a síntese de algoritmos tipo MBPC's requer um modelo do processo, analisa-se também o problema de identificação de sistemas de climatização acoplados a edificações. Os modelos são utilizados para prever o comportamento futuro de temperatura e umidade relativa internas. Neste contexto, analisam-se três modelos de edificações, onde cada modelo obtido é determinado a partir da estrutura MISO (*Multiple-Input-Single-Output*) ARMAX (*Auto-Regressive with Exogenous Input*). Os dados são gerados e simulados em uma ferramenta de simulação higrotérmica de edificações - PowerDomus, com condições climáticas de diferentes épocas do ano.

Em relação aos controladores propostos, onde diferentes aspectos relacionados ao conforto térmico são levados em consideração, analisam-se as seguintes estratégias: *i*) controle com restrição de temperatura e minimização de consumo; *ii*) controle com restrição de temperatura e otimização de umidade; *iii*) controle com otimização conjunta de temperatura e umidade; *iv*) controle com otimização do PMV (*Predicted Mean Vote*). As três primeiras estratégias citadas são lineares e abordam o problema de conforto térmico através de restrições operacionais com base na carta psicrométrica. Já a quarta estratégia, um esquema MBPC não-linear (estrutura *Wiener*), caracterizam-se pela utilização explícita do PMV no critério de custo. Os controladores propostos são comparados com o caso clássico de controle MBPC com realimentação de temperatura.

Os resultados de simulações ilustram, de um lado, os ajustes dos modelos com as respostas do simulador, de outro lado, o desempenho dos controladores desenvolvidos quando o ambiente é submetido a diferentes condições climáticas e, ainda, quando variam-se as atividades metabólicas dos ocupantes, alterando-se assim a sensação de conforto térmico. Ao final, verificam-se as condições de conforto térmico no interior do ambiente e o consumo de energia dos aquecedores para cada estratégia de controle.

Palavras-Chave: Controle Preditivo, Conforto Térmico, Sistemas de Climatização, Identificação de Sistemas Lineares, PMV.

Abstract

This work is focused on the development and analysis of control algorithms for only-one-actuator HVAC (Heating, Ventilation and Air Conditioning) systems coupled to buildings, which is frequently found in industries and residences.

The algorithms are based on the MBPC (Model Based Predictive Control) control technique where linear and non-linear models are presented using a state-space structure. For the control strategy analyses, hygrothermal models to represent the dynamics of three building models are presented, in order to predict indoor temperature and relative humidity variations. Each model is defined as a MISO (Multiple-Input/Single-Output) ARMAX (Auto-Regressive with Exogenous Input) structure. Data collected from a building simulation tool - PowerDomus - was used in the identification process and weather variations from different seasons are considered.

Concerning to the proposed controllers, where different aspects related to thermal comfort are taken into account, four control strategies are considered: *i*) algorithm based on setting temperature signal boundaries and on minimizing energy consumption; *ii*) algorithm based on setting temperature signal boundaries and on relative humidity optimization; *iii*) algorithm based on temperature and relative humidity optimization; *iv*) algorithm based on PMV (Predicted Mean Vote) optimization. The first three strategies treat the thermal comfort problem using operational restrictions based on the psychrometric chart. The fourth strategy, using a non-linear MPBC structure (*Wiener* representation), define the PMV equation as a cost function. All those strategies are compared to the classical MBPC control strategy with temperature feedback.

Simulation results show the models responses, compared to the software used to generate data, and the performance of each control strategy when submitted to different weather conditions and variations of occupants' metabolic rates, changing their thermal comfort sensation. Moreover, energy consumption and thermal comfort sensation provided by the four proposed control strategies are discussed.

Keywords: Predictive Control, Thermal Comfort, HVAC Systems, Linear Systems Identification, PMV.

1 Introdução

Atualmente, considera-se o projeto de edificações energeticamente eficientes uma área de pesquisa em constante ascensão. Em diversos países, projetos de edifícios comerciais e residenciais devem apresentar melhorias relacionadas aos gastos de energia com iluminação e climatização para serem aprovados, o que deve-se ao acréscimo no custo e no consumo de energia elétrica que ocorre em todo o planeta. Neste sentido, existe um compromisso a se considerar quando se relaciona consumo de energia com conforto térmico, o qual cada vez mais tem chamado a atenção no que diz respeito a pesquisas acadêmicas e projetos industriais desde as grandes crises de energia da década de 70.

1.1 Motivação

Quando se analisa o tempo que as pessoas gastam no interior de ambientes, principalmente quando trata-se daquelas que vivem em grandes metrópoles, percebe-se que estas passam grande parte do seu tempo em ambientes fechados (Clarke, 2001). Em virtude disso, verifica-se que o conforto térmico tem uma grande influência no que diz respeito a produtividade e satisfação das pessoas. Nota-se, desta forma, que uma das metas em pesquisas que envolvem conforto térmico é prover condições climáticas aceitáveis para os ocupantes mantendo, tanto quanto possível, baixos níveis de consumo de energia.

Contudo, conforto térmico é um conceito de difícil definição. Durante as últimas décadas um grande número de índices de conforto térmico foram estabelecidos, muitos deles voltados à análise e projeto de sistemas de climatização (HVAC) (ASHRAE, 2001). O mais disseminado destes índices é o PMV (*Predicted Mean Vote*) proposto por Fanger em (Fanger, 1970) que considera variáveis ambientais e fatores individuais e, quanto mais próximo de zero for o PMV, melhor será a sensação térmica dos ocupantes.

Porém a maioria dos controladores projetados para sistemas HVAC ainda tratam o problema de conforto térmico como se fosse apenas controle de temperatura, por exemplo

(Åström *et al.*, 1993). Acrescentando-se a isso, estudos mais recentes revelam que até mesmo em novos prédios comerciais, equipados com modernos sistemas de climatização, pode-se encontrar insatisfação por parte de seus ocupantes em relação ao conforto térmico (Muzi *et al.*, 1998). Percebe-se assim a necessidade de novas técnicas de controle de modo a estipular condições climáticas internas ideais voltadas a satisfação térmica dos ocupantes.

Desse modo, torna-se fácil perceber que há uma deficiência no que diz respeito ao projeto de sistemas de climatização visando estipular melhores condições de conforto no interior de ambientes. Nota-se que há interesse de pesquisadores; porém não é o que percebe-se na prática de um modo geral. Nas indústrias especializadas no desenvolvimento de sistemas HVAC, existem dificuldades na aceitação de novas técnicas de controle baseadas na manutenção de padrões de conforto térmico. Desta forma, na grande maioria dos equipamentos de climatização presentes em ambientes residenciais, comerciais e industriais, ainda são utilizados conceitos clássicos de controle para processos que são considerados complexos. Sendo assim, verifica-se que tanto os sistemas HVAC quanto a edificação são compostos de vários sub-sistemas (muitos deles com características não-lineares) que, atuando conjuntamente, possuem ordem elevada e apresentam um comportamento tipicamente super-amortecido, com constantes de tempo elevadas.

Nota-se, principalmente em conjuntos mais complexos (edificação + sistema de climatização), que algumas estratégias de controle para sistemas HVAC tornam-se ineficazes quando não há modelos ou programas de simulação higrótérmica eficientes que integrem e representem corretamente os comportamentos da edificação e do sistema de climatização. Nestes casos, as situações encontradas durante o processo de simulação destes sistemas podem ser bem diferentes as situações encontradas quando os controladores forem realmente implementados na prática.

Deste modo, constata-se que em sua grande maioria, os vários sistemas de climatização disponíveis no mercado (principalmente os utilizados para fins residenciais) utilizam-se de apenas um dispositivo de atuação, *e.g.*, condicionadores de ar de janela ou ainda sistemas de aquecimento para regiões de clima frio. Assim, aborda-se neste trabalho o problema de controle de conforto térmico onde, utilizando-se somente um atuador, procura-se manter as melhores condições de conforto térmico possíveis no interior de um ambiente climatizado por um sistema de aquecimento.

1.2 Controle de Sistemas de Climatização

Tendo em vista as diversas abordagens para tratar o problema de conforto térmico em ambientes climatizados artificialmente, nota-se a existência de algumas soluções de controle que visam promover melhores condições de conforto térmico no interior de ambientes. Estas soluções podem ser divididas em duas abordagens: as que tratam dos valores de temperatura e umidade relativa internas do ambiente e as que usam de forma explícita o conceito de conforto térmico, utilizando-se de alguns dos diversos índices disponíveis na literatura. A seguir apresentam-se alguns trabalhos que utilizam-se dessas duas abordagens para manter as condições de conforto no interior de um ambiente mais próximas das condições ideais.

1.2.1 Controle de Temperatura e de Umidade

A primeira abordagem, que também é a mais difundida no que diz respeito ao tratamento das condições climáticas no interior de ambientes, tomam-se como parâmetros de controle a otimização tanto de temperatura como da umidade relativa do ar. Na sequência, apresentam-se alguns trabalhos relacionados com esta abordagem onde procura-se compreender os pontos positivos e negativos em variar as duas principais variáveis que afetam as condições higrotérmicas no interior de uma edificação.

Em (Åström *et al.*, 1993), apresenta-se uma tentativa de otimização melhorando o desempenho de controladores digitais em sistemas HVAC através de um mecanismo de auto-ajuste. Utilizando-se de estruturas de controle digitais, evitando-se assim problemas de discretização de estruturas contínuas para tratamento das variáveis consideradas no sistema, apresenta-se uma melhora no desempenho para sistemas de baixa ordem, atuando-se na temperatura interna do ambiente e na pressão dos dutos de ventilação do sistema.

Já em (Dumur *et al.*, 1997), propõe-se uma estratégia que antecipa futuras mudanças no *set-point* de temperatura para manter o sinal o mais próximo possível do valor ideal. Tal estratégia, primeiramente testada em controladores do tipo proporcional, integral e derivativo (PID), é proposta para um controlador preditivo generalizado (GPC).

Através de (Oliveira *et al.*, 2003), verifica-se que no contexto de conforto, para se obter a sensação de conforto térmico, pode ser suficiente ajustar uma faixa de temperatura em virtude de se obter um controle regularizado em um valor pré-estipulado. Tal característica é então explorada por uma lei de controle baseada em sistemas *fuzzy*.

Utilizando-se controle preditivo, em (Ren e Wright, 1997), apresenta-se como controlar a temperatura interna de um ambiente fabril no clima do Reino Unido. Tal ambiente foi identificado através de um modelo combinado composto por dois componentes (um determinístico e outro estocástico). Encontrou-se a parte determinística do modelo de temperatura através de um modelo do tipo *Exponential Weighted Moving Average* (EWMA) e, a parte estocástica foi determinada através de um outro modelo, este de estrutura *Auto Regressive Moving Average* (ARMA) de quarta ordem. Utilizou-se também um modelo do tipo EWMA para prever a influência da radiação solar total no interior do ambiente.

Assim, através da técnica de controle preditivo utilizada no controle do sistema HVAC, incorporando-se a ela um algoritmo para prever a temperatura e a radiação incidente para um período de 24 horas e ainda um controle convencional (*on-off*) para o sistema de ventilação, o qual utiliza-se de dutos de ventilação que passam através das fundações da edificação, Ren e Wright (Ren e Wright, 1997) obtiveram redução do consumo de energia e ainda mantiveram-se bons índices de conforto térmico no interior do ambiente comparando-se com técnicas de controle convencionais. Segundo (Ren e Wright, 1997), analisando-se os valores de PPD (*Predicted Percentage of Dissatisfied*) obtidos na faixa de 14%, concluiu-se que o modelo identificado para o sistema como um todo apresentou algumas inconsistências, afetando a previsão de temperatura e conseqüentemente a ação da estratégia de controle preditivo aplicada.

Pode-se citar ainda, como estratégia de controle para temperatura e umidade relativa, o trabalho proposto por (Rentel-Gomez e Velez-Reyes, 2001) onde, desprezando-se a hipótese de alto consumo de energia, utiliza-se de uma técnica de controle multivariável de temperatura e umidade relativa em cascata para manter seus respectivos valores o mais próximos possível dos *set-points* pré-determinados. A estratégia de controle proposta possui dois laços na malha de controle, o laço interno utiliza-se de uma lei de controle não-iterativa para desacoplar as duas variáveis de saída (temperatura e umidade relativa internas do ambiente) em relação as entradas (variáveis do sistema de climatização e perturbações), já o laço externo, voltado a estabilização e controle propriamente dito, utiliza-se de um controlador do tipo proporcional e derivativo (PD). Apresentam-se ainda resultados onde atuam-se em cada variável separadamente, considerando-se nulas as infiltrações entre o ambiente e o clima externo.

1.2.2 Controle com Cálculo de Conforto Térmico

Nesta etapa, apresentam-se algumas técnicas com realimentação da malha de controle definida através de um índice de conforto. Assim, através deste índice, definem-se quais serão as variações aplicadas ao sistema de atuação, este podendo ser mono ou multi-variável, para que sejam obtidas as melhores condições de conforto no interior do ambiente. Descrevem-se a seguir alguns trabalhos relacionados com esta segunda abordagem.

Uma primeira idéia neste contexto é assumir um sensor de PMV, onde considera-se o PMV como uma variável mensurável e controlável através de uma estrutura clássica em malha fechada, conforme Figura 1.1.

Em (Kolokotsa *et al.*, 2001) utilizam-se sistemas de controle *fuzzy* para otimizar controladores como *on-off*, PD e PID, levando-se em consideração a preferência dos usuários para melhorar as condições de conforto no interior de ambientes. Assim, através do controle de temperatura do ambiente via sistemas de aquecimento e refrigeração, procura-se otimizar as condições de conforto e ainda mantém-se níveis de CO_2 no interior dos dois ambientes simulados em valores aceitáveis. Ainda neste trabalho, percebe-se através da comparação de um controlador *on-off* clássico com o mesmo controlador porém utilizando-se estrutura *fuzzy* associada, que o consumo de energia diminui cerca de 35% quando utiliza-se o sistema *fuzzy*, evitando-se sobre-sinais e mantendo boa a performance do controlador, proporcionando condições de conforto bem mais eficientes, estas avaliadas a partir do índice de conforto PMV.

Já no trabalho proposto por Gouda em (Gouda *et al.*, 2001), comparam-se duas estratégias de controle que utilizam o esquema apresentado na Figura 1.1, ou seja, uma realimentação da malha de controle a partir do cálculo do PMV no interior da edificação considerando-se constantes: velocidade do vento no interior do ambiente, taxa metabólica dos ocupantes e seus índices de vestimenta. Desta forma, comparam-se um controlador PID, com um algoritmo de ajuste para evitar sobre-sinais nas variações do PMV do ambiente quando o controlador é ligado, e um controle baseado em lógica *fuzzy*, com regras de inferência que ajustam-se automaticamente de acordo com o índice PMV medido.

Tais estratégias são simuladas para dois tipos diferentes de edificação, uma com capacidade térmica elevada e outra com capacidade térmica baixa. Os resultados obtidos levam a um melhor desempenho do controle baseado em lógica *fuzzy* em relação ao PID nas duas situações. Este necessitaria de um ajuste em seus coeficientes quando muda-se o tipo de estrutura para qual ele foi projetado. Apresenta-se também uma redução de

cerca de 20% no consumo de energia quando utiliza-se o controlador *fuzzy*.

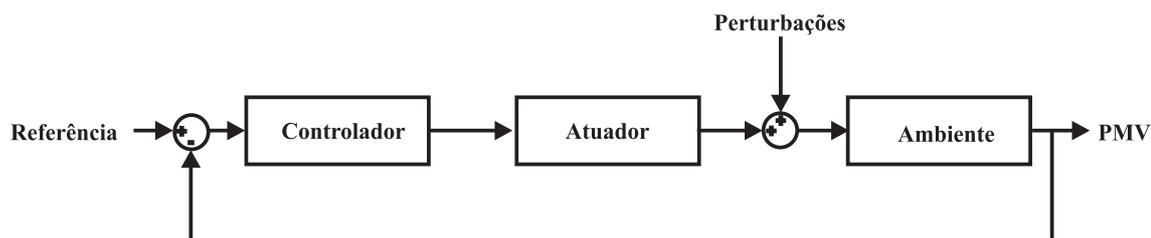


Figura 1.1: Esquema de controle onde o PMV é utilizado na realimentação.

Propostas diferentes, mas ainda no contexto do PMV, são apresentadas em (Hamdi e Lachiver, 1998) e (Yonezawa *et al.*, 2000). Nesses trabalhos, um sistema *fuzzy* define *set-points* para os sinais de temperatura e velocidade do ar de um controlador multivariável. Uma vez que os *set-points* são adequadamente definidos visando conforto, mostra-se que um sinal constante para temperatura interna não é suficiente para proporcionar conforto térmico aos ocupantes de uma edificação, comprovando-se que controladores projetados visando conforto térmico possuem vantagens em relação aos controles *on-off*.

Em (Túrcio e Neto, 2003), utilizam-se de estratégias clássicas de controle onde, na realimentação do sistema, levam-se em consideração a temperatura interna, umidade relativa interna e temperatura radiante média, adotando-se valores fixos para taxa metabólica (considerada sedentária) e vestimentas, efetuando-se assim controle de PMV em aeronaves. Este trabalho visa variar a temperatura, umidade relativa e fluxo de ar interno da cabine visando otimizar o PMV, visto que as condições climáticas externas a uma aeronave variam consideravelmente de acordo com o seu estado (no solo, subindo, em cruzeiro à 35000 pés, descendo), afetando as condições climáticas internas da aeronave mesmo com isolamento térmico.

No trabalho apresentado por (Chu *et al.*, 2005), propõe-se uma metodologia de controle de temperatura e umidade relativa onde, através de um sistema HVAC, procuram-se obter boas condições de conforto no interior de um ambiente climatizado. O ajuste é realizado calculando-se a entalpia do ar interno onde, utilizando-se o índice de conforto ET*, define-se um conjunto de valores para temperatura e umidade relativa na carta psicrométrica para uma determinada pressão atmosférica e assim determina-se qual seria a menor variação na entalpia para que a temperatura e a umidade relativa internas atinjam valores dentro dos padrões de conforto estipulados. Apresenta-se ainda uma metodologia de utilização desta estratégia onde, dividindo-se a carta psicrométrica em regiões, pode-se implementar esta solução em controladores do tipo *fuzzy* ou até mesmo PID.

Já em (Liang e Du, 2005) apresenta-se uma estratégia de controle visando conforto

térmico baseando-se no índice PMV onde, através de uma rede neural capaz de adquirir conhecimento a respeito da sensação de conforto térmico dos ocupantes de um ambiente equipado com um sistema HVAC, tornam-se possível controlar temperatura e umidade internas de modo a otimizar a sensação de conforto e ainda reduzir o consumo de energia. A minimização nos gastos de energia deve-se ao fato de manter o PMV dentro de uma faixa aceitável estipulada pela ASHRAE (*American Society of Heating, Refrigerating and Air Conditioning Engineers*) (ASHRAE, 2001) (PMV entre -0.5 e $+0.5$), reduzindo-se assim o esforço de controle. Compara-se ainda o controlador baseado na sensação de conforto utilizando-se de rede neural com um controlador Proporcional e Integral (PI) para casos de aquecimento e resfriamento do ambiente, onde adotam-se variações senoidais para as variáveis climáticas externas.

Estratégias de controle visando conforto térmico podem ser abordadas através do ponto de vista de uma zona de conforto. Em (Lea *et al.*, 1996), apresenta-se um exemplo desta abordagem onde, através da estratégia de controle *fuzzy* implementada em um micro-controlador acoplado a um sistema de climatização, mantém-se a temperatura de um ambiente de teste dentro de uma faixa aceitável de conforto (ASHRAE, 2001). O ambiente em questão possui 6 zonas e como entrada de dados possui sensores de temperatura e umidade relativa, além de *set-points* fixos de temperatura para cada ambiente. Atuando-se em um único sistema HVAC, através da velocidade do compressor, velocidade do ventilador e ainda alterando-se o fluxo de ar nos dutos de ventilação através de *dampers*, tornam-se possíveis obter temperaturas dentro da faixa de conforto estipulada pela ASHRAE (ASHRAE, 2001).

Utiliza-se o conceito de conforto térmico para avaliação e/ou controle das condições climáticas no interior de ambientes residenciais, comerciais ou industriais em (Cline *et al.*, 2004), onde através do índice de conforto conhecido por Temperatura Efetiva - (*Effective Temperature* - ET^* , abordado no Capítulo 2 deste trabalho) procuram-se manter condições de conforto no interior de roupas especiais utilizadas por astronautas dentro dos padrões aceitáveis para sobrevivência em atividades conhecidas como EVA (*Extra Vehicular Activity*). Realimentando a malha de controle através dos sinais fornecidos por sensores de temperatura espalhados em pontos estratégicos do corpo humano, utiliza-se a técnica de controle PID no sistema que regula a temperatura no interior da vestimenta (*Portable Life Support System* - PLSS). Tal estratégia é utilizada para as mesmas condições em pilotos de caça, bombeiros, mergulhadores de grandes profundidades, e todos os tipos de profissionais onde necessita-se de trajes de forma a isolar a pessoa do meio externo.

1.3 Determinação de Modelos Matemáticos de Edificações

Os modelos de sistemas podem ser classificados como sendo ferramentas utilizadas para responder questões a respeito dos sistemas sem ter que realizar qualquer tipo de experimento (Ljung e Glad, 1994). Os modelos podem ser classificados em diversos tipos, mas neste trabalho abordam-se modelos classificados como matemáticos. Neste tipo de modelo, as relações entre as grandezas (distâncias, correntes, fluxos e assim por diante) que podem ser observadas no sistema são descritas por uma relação matemática. Na seqüência desta seção descrevem-se formas de classificar os diferentes tipos de modelos matemáticos existentes.

Com base nestes conceitos, percebe-se que uma grande variedade de qualidades são utilizadas para classificar diferentes tipos de modelos matemáticos. A seguir apresentam-se algumas classificações para modelos matemáticos, visando definir qual tipo de modelo matemático, utilizando-se de uma técnica de identificação, será utilizado para modelar os controladores propostos neste trabalho.

Os modelos matemáticos podem ser classificados como determinísticos ou estocásticos. Os modelos determinísticos são modelos que possuem uma relação exata entre as variáveis mensuráveis e derivadas e ainda expressam essa característica sem incertezas. Já um modelo estocástico lida também com conceitos de incertezas e probabilidades. Um modelo estocástico é um modelo matemático que contém sinais que são descritos utilizando-se de variáveis estocásticas ou processos estocásticos.

Os modelos matemáticos também podem ser classificados como sendo dinâmicos ou estáticos. Considerando-se que um sistema é caracterizado por um número de parâmetros que variam com o passar do tempo (temperatura, umidade relativa, etc), se há relações diretas entre essas variáveis, o sistema pode ser classificado como um sistema estático. Para outros tipos de sistemas, onde as variáveis podem mudar sem a influência direta do meio externo e seus valores ainda podem ser dependentes de valores aplicados em instantes de tempo anteriores, tais sistemas podem ser classificados como sendo sistemas dinâmicos.

Ainda pode-se classificar modelos matemáticos como sendo contínuos ou discretos no tempo. Um modelo matemático que descreve a relação entre sinais em tempo contínuo pode ser classificado como sendo um modelo em tempo contínuo. As equações diferenciais são geralmente utilizadas para descrever tais relações. Na prática, os sinais de interesse

são geralmente obtidos em amostras, isto é, como resultado de uma medição em tempo discreto. Um modelo que diretamente expressa as relações entre os valores dos sinais em instantes de amostragem chama-se modelo em tempo discreto, ou modelo amostrado. Este tipo de modelo é tipicamente representado por equações à diferenças.

Descrivem-se muitos fenômenos físicos matematicamente por equações diferenciais parciais. Nestes casos os eventos no sistema são derivados em relação as variáveis do espaço. Esta descrição é chamada de um modelo parametricamente distribuído.

Já no caso dos eventos serem descritos por um número finito de variáveis, chamamos de modelos concentrados. Tais modelos são usualmente expressos por equações diferenciais ordinárias, onde as variações do sistema são consideradas homogêneas em todo o volume de controle. Para o caso de modelos concentrados, apresenta-se como exemplo os modelos de edificações gerados no *software* PowerDomus (Mendes *et al.*, 2005), onde os valores de temperatura e umidade internas do modelo simulado são únicos para todo o volume de controle.

Percebe-se então que modelos matemáticos são amplamente utilizados como base para o projeto de diversos sistemas, dentre eles podem-se citar algoritmos de controle de processos, sendo esta a aplicação para os modelos obtidos neste trabalho. Neste sentido uma importante classificação de modelos matemáticos para sistemas dinâmicos está baseada no conceito de linearidade, que são aqueles que satisfazem os conceitos de superposição.

Depois de apresentar a classificação dos diversos tipos de modelos matemáticos existentes, determina-se que, no foco desta dissertação, pode-se classificar um modelo de um sistema que corresponde a uma edificação acoplada com um equipamento de aquecimento como sendo um sistema estocástico, pois lida com incertezas, dinâmico pois o estado atual do sistema térmico depende de estados anteriores, concentrado pois depende de um número finito de variáveis onde os valores de temperatura e umidade relativa internas serão únicos para todo o modelo, discreto visto o objetivo principal deste projeto de pesquisa (controle de processos utilizando o esquema de controle) e por fim linear, já que, mesmo com características não-lineares, obteve-se uma boa aproximação aos modelos identificados neste projeto, como será apresentado no Capítulo 3.

A obtenção de modelos pode ser feita através de diversas metodologias, porém, pode-se dividir a classificação de modelos quanto a sua obtenção colocando-se de um lado a abordagem física ou fenomenológica (*caixa branca*) e, de outro lado, a abordagem conhecida por identificação de sistemas (*caixa preta*) (Ljung, 1999). Entre estas duas abordagens existem aquelas conhecidas como caixa cinza, *semi-physical modelling* ou *tailor-made*

models, que apresentam, em algum grau, características das duas citadas inicialmente.

Visando uma melhor compreensão dos dois princípios para construção de modelos, apresenta-se a Figura 1.2 (Ljung e Glad, 1994), distinguindo-os. A seguir citam-se algumas características das duas principais formas de modelagem de sistemas, apresentando-se alguns exemplos e definindo-se qual tipo de modelo será adotado neste trabalho.

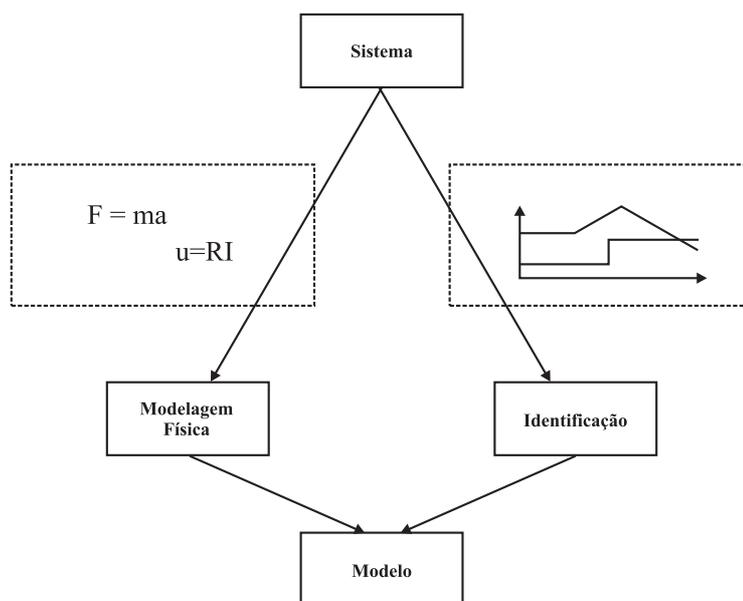


Figura 1.2: Princípios para construção de modelos.

Assim, focando-se no processo de modelagem de sistemas que correspondam a ambientes climatizados, deve-se compreender quais são os efeitos que ocorrem em seu interior devido às variações climáticas externas (temperatura, umidade relativa e radiação solar), sem deixar de lado os fatores que também influenciam internamente (nível de atividade física dos ocupantes, equipamentos que dissipam calor e, no caso de controle de sistemas de climatização visando conforto térmico, taxa metabólica e grau de vestimenta das pessoas ali situadas). Percebe-se assim que, toda vez em que deseja-se projetar um controlador, torna-se necessária a compreensão da dinâmica do processo a ser controlado, a fim de adotar a estratégia de controle que melhor se adapte a um determinado problema. Como exemplo, no caso de controladores do tipo preditivos (Clarke, 1994), torna-se ainda mais relevante a utilização de um modelo capaz de representar todas as dinâmicas que ocorrem em um sistema, *e.g.*, uma edificação.

Muitas outras variáveis ainda podem ser analisadas, *e.g.*, a quantidade de trocas de ar por hora no ambiente, variação da umidade interna de acordo com a variação da temperatura entre outras. Verifica-se então uma ligação entre a necessidade de obtenção de um modelo coerente que represente as dinâmicas reais presentes em uma edificação submetida

a determinadas condições climáticas e um sistema de climatização, este controlado por técnicas que visam otimizar as condições de conforto no interior de ambientes.

Sendo assim, avalia-se que para a análise higrotérmica de ambientes através de modelos, os principais objetivos são:

- i)* estipular melhores condições climáticas para os ocupantes destes ambientes;
- ii)* evitar desperdícios de energia com a finalidade de reduzir os custos de operação dos sistemas HVAC;
- iii)* simular as iterações entre a edificação e seu equipamento HVAC.

Todos esses itens citados justificam o desenvolvimento de *software* visando simular e minimizar os gastos com energia elétrica e otimizar as condições climáticas internas de um ambiente de modo que os ocupantes sintam-se termicamente confortáveis. Nas próximas seções, apresentam-se as duas estratégias para obtenção de modelos matemáticos de edificações.

1.3.1 Modelagem Fenomenológica - Caixa Branca

Na modelagem fenomenológica (caixa branca), o modelo é construído com base nas propriedades físicas (químicas, elétricas, térmicas, biológicas, etc) do sistema sob análise, usando, muitas vezes, equações de balanço de massa e energia. Seus parâmetros são fisicamente mais significativos, ou seja, esta é a modelagem feita pela física ou pela natureza dos sistemas ou ainda pela modelagem conceitual.

Percebe-se então que a modelagem física baseia-se no princípio de separar as propriedades do sistema em sub-sistemas com comportamentos conhecidos. Para sistemas baseados em conhecimentos técnicos, são utilizadas, em geral, as leis da natureza para descrever tais sub-sistemas. Por exemplo, pode-se citar a conexão de um capacitor e um resistor, seguindo a lei de Ohm e a relação entre carga e corrente para um capacitor. Para sistemas não-técnicos (econômicos, sociológicos, biológicos e assim por diante), tais leis da natureza não estão disponíveis, mesmo para um sub-sistema. Assim deve-se introduzir hipóteses ou geralmente deve-se utilizar relações reconhecidas sobre o sistema. Apresentam-se a seguir alguns trabalhos onde aborda-se a modelagem fenomenológica voltado a previsão do comportamento higrotérmico de edificações submetidos a diversos climas.

Baseando-se no método de (Givoni, 1999), em (Krüger e Givoni, 2004) apresentaram-

se resultados da aplicação de uma formulação matemática para prever a temperatura em três tipos de edificações em Curitiba. Em (Papst e Lamberts, 2001) é apresentada uma análise de desempenho térmico baseado no modelo de regressão de Givoni e ainda comparou-se a performance térmica de três projetos de edificações diferentes. Já em (Krüger, 2003) mostra-se uma metodologia de previsão de temperatura no interior de habitações do tipo popular, analisando-se as condições climáticas no interior dessa edificação, esta submetida a variações climáticas correspondentes a 11 cidades brasileiras.

Já em (Givoni e Krüger, 2003), apresentou-se um estudo para verificar não somente os efeitos das variações do clima externo na temperatura interior de uma edificação mas a influência da variação dos materiais utilizados na construção, ou seja, o efeito das variações das propriedades termofísicas da construção na temperatura interna de diversos tipos de edificações, percebendo-se assim a influência da própria construção no conforto térmico dos ocupantes.

Nos últimos 30 anos, *software* de simulações higrotérmicas de edificações vêm sendo desenvolvidos com a finalidade de compreender o comportamento de diversos tipos de ambientes submetidos a diferentes condições climáticas. Desta forma, programas que permitem desenvolver simulações higrotérmicas de edificações, como por exemplo PowerDomus, DOE-2.1E, BSim e TRNSYS dentre outros (Crawley *et al.*, 2005), apresentam modelos matemáticos com base na modelagem física, necessitando-se de um grande conhecimento no que diz respeito a transferência de calor e umidade. Alguns desses sistemas ainda possibilitam uma análise termo-energética de projetos de edificações, facilitando o estudo do comportamento de ambientes submetidos a diferentes condições de contorno, *e.g.*, ganhos internos entre outros.

Assim, na maioria dos casos onde utilizam-se programas de simulação de edificações, os modelos criados são simulados antes mesmo que o projeto da edificação seja concluído. Desta forma, torna-se possível estipular alterações nos projetos de forma que as edificações projetadas sejam energeticamente eficientes, apresentando bons índices de conforto e ainda possuindo equipamentos de climatização corretamente dimensionados.

Porém, quando projetos são extremamente complexos para serem simulados em *software*, ou quando as edificações já foram construídas e pretende-se otimizar algum de seus sub-sistemas, como um sistema de climatização, torna-se mais viável a construção de modelos matemáticos a partir de técnicas de identificação. Tal abordagem será tratada na próxima seção.

1.3.2 Modelagem através de Identificação - Caixa Preta

Na identificação caixa preta, por outro lado, o modelo é construído tendo como base uma estrutura genérica de representação e seus parâmetros são obtidos através de testes com sinais relevantes de entrada e saída do sistema. Nesta abordagem, a obtenção de uma relação entre os parâmetros do modelo e a física do sistema sob análise não é trivial. Neste tipo de modelagem abordam-se técnicas alternativas à modelagem caixa branca. Neste contexto, adota-se tal abordagem geralmente quando (Aguirre, 2000): *i*) pode ocorrer do sistema ainda não ter sido construído; *ii*) pretende-se explicar o comportamento de sistemas já existentes; *iii*) o teste experimental do sistema é caro ou perigoso.

Seguindo este princípio de modelagem, onde utilizam-se de observações do sistema visando ajustar as propriedades do modelo de acordo com as propriedades do sistema, percebe-se que este princípio é freqüentemente utilizado como um complemento do primeiro (modelagem fenomenológica). A seguir apresentam-se alguns trabalhos voltados à modelagem de sistemas térmicos (edificação acoplada a um sistema de climatização) visando a utilização de modelos na otimização de controladores em sistemas HVAC.

Apresenta-se em (Virk e Loveday, 1994), o desenvolvimento de um modelo obtido a partir do processo de identificação multivariável aplicada a um ambiente de teste e ainda com um sistema HVAC acoplado. Este modelo é capaz de reproduzir a temperatura e umidade relativa internas de um ambiente submetido à variações climáticas.

Em (Freire *et al.*, 2004), estratégias avançadas de controle de temperatura e umidade são aplicadas no interior de um ambiente utilizando-se modelos matemáticos que reproduzem o comportamento higrotérmico de um ambiente de teste, este baseado no trabalho de (Virk e Loveday, 1994). Já em (Freire *et al.*, 2005b), apresentam-se estratégias avançadas de controle, utilizadas no contexto de sistemas HVAC, para determinar melhores condições de conforto no interior do ambiente proposto por (Virk e Loveday, 1994).

Apresenta-se ainda em (Freire *et al.*, 2005a), dois modelos do tipo *Auto-Regressive with Exogenous Input* (ARX) identificados a partir de dados coletados de um *software* de simulação de edificações, este voltado a análise energética e higrotérmica de ambientes e equipamentos de climatização. Obtiveram-se, neste trabalho, os modelos de previsão para temperatura e umidade internas de um ambiente, este submetido as seguintes perturbações: temperatura externa, umidade relativa externa, radiação solar e ainda um sinal controle que atua sobre um sistema de aquecimento. Validaram-se os modelos a partir de comparações com o *software*, aplicando-se as mesmas perturbações em ambos os casos.

1.4 Estrutura do Trabalho

Nesta dissertação aborda-se o estudo da metodologia e projeto de controladores para sistemas de climatização, tendo em vista a clara necessidade no que diz respeito ao desenvolvimento de algoritmos que proporcionem padrões de conforto térmico aceitáveis para os ocupantes, bem como modelos que representem fielmente a dinâmica do processo a ser controlado.

Assim, apresentam-se nos próximos capítulos um estudo aprofundado da técnica de controle conhecida como MBPC (*Model-Based Predictive Control*) (Clarke, 1994) aplicado a sistemas de climatização, visando minimizar o consumo de energia e principalmente variar as condições higrotérmicas dentro de um ambiente de modo que os seus ocupantes permaneçam em condições de conforto térmico satisfatória, utilizando-se, neste caso, apenas um dispositivo de atuação (um aquecedor). Além disso, aborda-se o processo de identificação visando obter modelos de edificações que serão utilizados na síntese dos controladores previamente citados.

Este trabalho de dissertação está organizado da seguinte forma:

Capítulo 2:

Neste capítulo revisam-se aspectos relacionados a conforto térmico, esclarecendo conceitos fundamentais para a compreensão da termofísica do corpo humano submetido a diferentes condições climáticas. Apresentam-se também diversos índices criados para a avaliação da sensação de conforto térmico dos seres humanos e, ainda, adotando-se um índice de conforto, apresenta-se uma análise detalhada do método que será utilizado para a avaliação e implementação dos controladores projetados neste trabalho.

Capítulo 3:

Tendo em vista a necessidade de criação de modelos que representem o real comportamento de ambientes submetidos a diferentes variações climáticas, propõe-se neste capítulo a identificação de modelos onde, utilizando-se de regressão linear, procuram-se identificar modelos matemáticos de edificações que, integradas a um sistema aquecimento, reproduzam fielmente as variações de temperatura e umidade relativa no interior dos ambientes.

O foco principal deste capítulo é a obtenção de modelos para serem utilizados nos processos de síntese e análise dos controladores implementados no Capítulo 4, descrevendo as dinâmicas de ambientes acoplados a sistemas de climatização. Os modelos de edificações

descritos neste capítulo baseiam-se nos estudos do Anexo 41 da Agência Internacional de Energia (*International Energy Agency - IEA*) (IEA, 2003a), estes, desenvolvidos visando testes e comparações para os principais *software* de simulação higrotérmica de edificações.

Capítulo 4:

Após o esclarecimento de conceitos de conforto térmico e da obtenção de modelos matemáticos válidos que, a partir de entradas fornecidas, descrevam as variações climáticas no interior de um ambiente, apresentam-se cinco estruturas de controle para promover conforto térmico, todas baseadas em fundamentos MBPC.

As estratégias de controle apresentadas neste capítulo visam proporcionar a neutralidade térmica dos ocupantes de uma ambiente climatizado artificialmente e/ou reduzir o consumo de energia do equipamento de climatização, utilizando-se de restrições e padrões que limitam o sinal de controle de modo a manter a temperatura e/ou umidade internas de um ambiente sobre determinadas condições pré-estabelecidas por normas de climatização (ASHRAE, 2003) e/ou padrões de conforto térmico (ASHRAE, 2001).

Capítulo 5:

Seguido do desenvolvimento de modelos matemáticos que representem o comportamento de edificações acopladas a sistemas de aquecimento, e de estratégias de controle que, a partir dos modelos de edificações, foram projetados para promover conforto térmico e/ou redução do consumo de energia, apresentam-se neste capítulo simulações das estratégias de controle desenvolvidas no Capítulo 4 acopladas com um modelo de edificação identificado no Capítulo 3. Apresenta-se a análise de cada controlador separadamente onde, a partir de parâmetros pessoais fixos dos ocupantes (taxa metabólica e índice de vestimenta), descrevem-se os resultados em termos de temperatura interna, umidade relativa interna, conforto térmico (PMV) e consumo de energia.

Ainda neste capítulo, avalia-se o comportamento dos controladores projetados a partir de dois estudos de caso, onde os parâmetros pessoais dos ocupantes variam no decorrer do tempo. Avaliam-se os resultados dessas simulações em função da temperatura interna, umidade relativa interna, conforto térmico (PMV e PPD) e consumo de energia.

Capítulo 6:

Finaliza-se este trabalho apresentando-se as conclusões a respeito das estratégias de controle implementadas e dos modelos de edificação identificados. Descrevem-se ainda as vantagens e desvantagens de cada controlador implementado bem como as dificuldades encontradas no processo de identificação dos modelos de regressão lineares utilizados na síntese de controladores do tipo MBPC. Por fim, apresentam-se descrições para o desenvolvimento de possíveis trabalhos futuros baseados nos resultados obtidos.

2 O Problema de Conforto Térmico

Neste capítulo apresentam-se os conceitos, as definições e um breve histórico a respeito de como, ao longo dos anos, define-se conforto térmico, apresentando-se os índices de conforto mais disseminados no meio científico e adotando-se um deles para a avaliação das estratégias de controle que visam otimizar as condições de conforto no interior de ambientes climatizados. A seguir apresentam-se algumas definições do termo “conforto térmico” visando compreender melhor como e quando uma pessoa estaria sentindo conforto.

Segundo O’Callaghan (O’Callaghan, 1978), conforto térmico pode ser definido como o estudo dos efeitos provocados pelo clima no corpo humano. Em um ambiente considerado termicamente confortável, não se sente nenhum tipo de sensação térmica (frio ou calor), ou seja, a pessoa presente em um ambiente nestas condições apresenta uma neutralidade térmica (Fanger, 1970)

Nota-se ainda que a sensação de conforto térmico pode variar de pessoa para pessoa em um mesmo ambiente. Portanto, analisar somente uma variável para a estimativa do conforto térmico não se define como a melhor solução para este problema. Tendo em vista essas dificuldades, percebe-se que a definição e a determinação das condições climáticas ideais referentes aos padrões de conforto térmico em edificações são difíceis de serem determinadas. Como a satisfação térmica depende de muitos parâmetros - muitos deles difíceis de serem medidos - pesquisas têm sido realizadas e alguns índices de conforto têm sido propostos durante os últimos quarenta anos.

A seguir apresentam-se definições e conceitos a respeito dos índices para avaliação das condições de conforto térmico no interior de ambientes, procurando-se compreender quais os parâmetros climáticos e pessoais que influenciam tais índices.

2.1 Conforto Térmico

De modo a esclarecer como foram desenvolvidos alguns dos mais disseminados índices de conforto térmico, deve-se primeiro compreender o funcionamento do mecanismo de termorregulação do corpo humano. Os modelos matemáticos para o corpo humano são a base para a avaliação de índices de conforto, *e.g.* PMV (*Predicted Mean Vote*) (Fanger, 1970). Tais modelos têm sido utilizados desde a década de 60 e, mais recentemente, no desenvolvimento de aplicações militares e aeroespaciais (Túrcio e Neto, 2003) e (Cline *et al.*, 2004). Dois dos modelos matemáticos para o conforto térmico, o modelo proposto por Fanger (Fanger, 1970) e por Gagge (Gagge *et al.*, 1971) apareceram pela primeira vez na literatura por volta dos anos 70. Esses modelos são relativamente simples e utilizam uma aproximação unidimensional em relação às trocas de calor e de massa entre o corpo humano e o ambiente.

Nota-se que, enquanto a gama em relação a sofisticação de modelos térmicos para o corpo humano que podem ser potencialmente utilizados para o conforto térmico é considerável, há alguma semelhança entre todos eles. Cada modelo, de algum modo, avalia as trocas de calor e umidade com o ambiente. Cada um desses modelos precisa determinar, seja em regime permanente, ou em regime transiente, a produção de calor gerada pelo corpo e o calor dissipado para o ambiente. Como característica mais importante, cada modelo precisa, de alguma forma, relacionar as respostas fisiológicas com a percepção de conforto térmico. Cada um desses fatores deve ser levado em consideração para que o modelo possa ser incorporado dentro dos padrões de conforto térmico.

O modelo proposto por Fanger (Fanger, 1970) não atenta para simulações referentes ao regime transiente ou regulação térmica. Modelos mais complexos, como o proposto por Wissler (Wissler, 1985), que divide o corpo em centenas de segmentos e inclui algoritmos complexos de regulação, evoluíram a partir dos modelos mais simplificados. Enquanto esses modelos mais complexos têm sido aplicados na avaliação do estresse térmico, notam-se poucas aplicações no que diz respeito ao conforto térmico, isso deve-se ao grau de detalhamento necessário para sua implementação e também ao alto esforço computacional requerido.

Com os avanços no desenvolvimento de hardware e *software*, há uma potencialidade no que diz respeito ao surgimento de modelos mais sofisticados para o corpo humano (Jones, 2002). Esses novos e mais sofisticados modelos para simular o corpo humano têm encontrado suas aplicações em pesquisas referentes ao conforto térmico, mas nenhuma

atenção tem sido dada para que tais modelos sejam adicionados aos padrões de conforto térmico utilizados atualmente.

As modelagens mais recentes em relação às trocas de calor e umidade de uma pessoa para com o ambiente focam-se na própria fisiologia do corpo humano, onde pouca atenção é dada em simular o transporte de calor e umidade através das vestimentas. O isolamento proporcionado pelas roupas é também geralmente ignorado ou é tratado como um parâmetro simples que poderia ser aplicado a todo o corpo. Em todo caso, um modelo térmico para o corpo é, no melhor dos casos, somente tão preciso quanto a informação provida sobre as trocas de calor e umidade com o ambiente. Conseqüentemente, novos modelos têm sido obtidos para detalhar as trocas transientes de transporte de calor e umidade através das vestimentas, porém utilizam modelos térmicos simplificados para o corpo humano (Jones, 2002).

Através de uma análise histórica dos índices de conforto propostos no meio científico, nota-se que os primeiros índices foram desenvolvidos tomando-se como parâmetro a temperatura do ambiente, sendo esta considerada uma das mais importantes variáveis para estimar conforto térmico. Porém, no decorrer dos anos, novos índices surgiram, e novas variáveis foram adicionadas em novas estratégias de cálculo, aumentando a complexidade e a precisão no que diz respeito à estimação da sensação de conforto térmico. Nota-se assim a importância não somente da temperatura no que diz respeito a obtenção de condições ideais de conforto térmico, mas também a influência de outras variáveis que, muitas vezes, são desprezadas quando aborda-se o problema de climatização de ambientes, *e.g.*, a umidade relativa.

Engenheiros, arquitetos e ocupantes consideram que a umidade relativa de ambientes é pouco importante para um projeto de sucesso, isso porque a temperatura é mais fácil de ser sentida, quantificada e compreendida. No entanto, pesquisas têm mostrado que a umidade relativa de interiores é importante e afeta significativamente: *i*) conforto térmico e respiratório; *ii*) saúde de ocupantes; *iii*) percepção da qualidade do ar interior (IAQ); *iv*) durabilidade dos materiais; *v*) consumo de energia.

Sabe-se que um dos principais mecanismos de regulação de temperatura do corpo humano é a evapotranspiração que ocorre através dos poros da pele retirando calor latente de forma proporcional à diferença de concentração entre o vapor em contato com a pele e o vapor presente no ar úmido. Haja vista a forte dependência de concentração de vapor com a umidade, torna-se imperativo, no que diz respeito a climatização de ambientes visando otimização das condições de conforto térmico, manipular, pelo menos, as variáveis

temperatura e umidade.

Segundo Hens (Hens, 2003), haverá duas vezes mais insatisfeitos com condições de conforto a 24°C e 70% de umidade relativa do que a 24°C e 40%. Ao mesmo tempo, os ocupantes perceberão que a qualidade do ar interno (*Indoor Air Quality* - IAQ) é melhor a umidades baixas (na verdade a entalpia) e estudos recentes mostram que taxas de renovação de ar podem ser reduzidas consideravelmente se a entalpia do ar interno for mantida em níveis moderados.

Ademais, a umidade excessiva em ambientes pode provocar geração de mofo e fungos que podem ser prejudiciais a saúde dos ocupantes (Holm e Krus, 2004), além de causar danos aos materiais porosos das edificações, o que tem provocado avanços na área de desenvolvimento de modelos de simulação higrotérmica de edificações (Mendes *et al.*, 2002).

Percebe-se então, com o conhecimento obtido a respeito da influência da umidade em ambientes climatizados artificialmente, que o controle somente de temperatura muitas vezes torna-se ineficaz no que diz respeito as condições ideais de conforto no interior de um ambiente, lembrando-se que, neste caso, a umidade relativa é somente uma das diversas variáveis relacionadas ao conceito de conforto térmico. Desta forma, percebe-se a necessidade do desenvolvimento de controladores para sistemas de climatização que baseiam-se não somente na regulação térmica, mas em diversas variáveis de modo a proporcionar as melhores condições de conforto térmico possíveis no interior do ambiente.

Focando-se no estudo de índices de conforto, pode-se citar dentre os índices mais disseminados na literatura, o índice conhecido por Temperatura Efetiva (ET), o qual foi desenvolvido utilizando-se valores de temperatura e umidade relativa obtidas no interior de um ambiente de teste, o qual foi adotado pela *American Society of Heating, Refrigerating and Air Conditioning Engineers* (ASHRAE) (ASHRAE, 2001) durante décadas.

Neste contexto, Fanger (Fanger, 1970) submeteu um grande número de pessoas a determinadas condições climáticas no interior de um ambiente controlado para determinar o Voto Médio Estimado (PMV - *Predicted Mean Vote*). Este índice deriva da transferência combinada de calor com um ajuste empírico para a sensação de conforto térmico.

O conforto térmico pode ainda ser identificado como uma região na carta psicrométrica - gráfico que apresenta as propriedades termodinâmicas do ar úmido, considerando-se insignificantes as variações na pressão barométrica local. Um exemplo desta representação pode ser analisada na Figura 2.1, em que está definida a região de conforto com valores

pré-determinados de temperatura e umidade relativa (Freire *et al.*, 2005b).

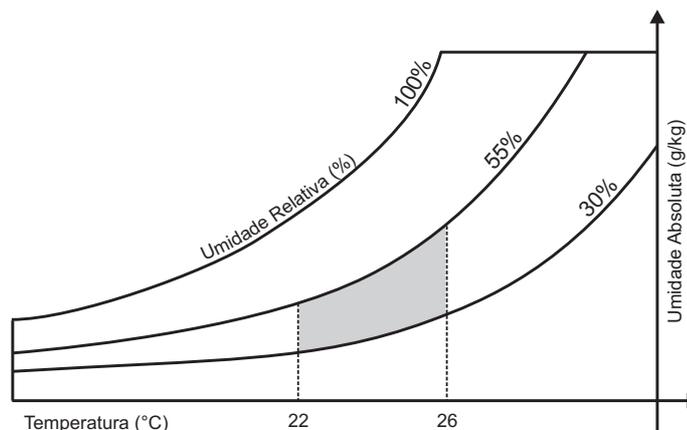


Figura 2.1: Representação da região de conforto térmico em uma carta psicrométrica.

A seguir, apresentam-se, de forma mais detalhada, alguns dentre os mais difundidos índices para determinação da sensação de conforto térmico, onde define-se qual deles será adotado para validação dos controladores desenvolvidos neste trabalho.

2.2 Temperatura Efetiva (ET - *Effective Temperature*)

Considera-se o conceito de temperatura efetiva (ET) como uma das maiores contribuições em pesquisas relacionadas ao conforto térmico. Introduzido em 1923 por Houghten e Yaglou (Houghten e Yaglou, 1923), a temperatura efetiva é um índice que combina as temperaturas de bulbo seco¹ e bulbo úmido² com pressão barométrica e velocidade do ar, visando prever, de um modo geral, a sensação de conforto térmico dos ocupantes no interior de ambientes. Ainda proeminente na literatura atual, a temperatura efetiva, como originariamente proposta, tem sido reconhecida por superestimar os efeitos da umidade em temperaturas baixas e por subestimar seus efeitos quando as temperaturas são relativamente altas (Rohles *et al.*, 1975).

Para corrigir esse desvio, mas também para descrever as relações entre as trocas de calor do corpo com o ambiente, um novo índice de temperatura efetiva foi proposto por (Gagge *et al.*, 1971). Pode-se dizer que o ET* é o índice com mais aplicações no que diz

¹Temperatura de bulbo seco: temperatura do ar medida a partir de um termômetro convencional.

²Temperatura de bulbo úmido: temperatura obtida a partir de um termômetro de bulbo úmido, que é um termômetro de vidro contendo um líquido cujo o bulbo é colocado em uma mecha de tecido úmida. A temperatura de bulbo úmido depende das taxas de transferência de calor e massa entre a mecha úmida e o ar (Moran e Shapiro, 2000).

respeito a análise das condições climáticas internas de um ambiente quando procura-se avaliar as condições de conforto térmico. Ele combina temperatura e umidade em um único índice onde dois ambientes, com o mesmo valor de ET^* , deveriam apresentar as mesmas respostas térmicas mesmo que esses possuam diferentes valores para temperatura e umidade relativa internas, desde que forneçam mesmos valores referentes à velocidade do ar. Baseando-se no índice original proposto por (Houghten e Yaglou, 1923), Gagge (Gagge *et al.*, 1971) definiram o índice conhecido como Nova Temperatura Efetiva (ET^*) através de uma abordagem fundamentada em princípios de conservação, descrita matematicamente através da Equação 2.1.

$$ET^* = t_o + w i_m LR(p_v - 0.5p_{ET^*,S}), \quad (2.1)$$

$$LR = \frac{h_e}{h_c}. \quad (2.2)$$

onde descreve-se $p_{ET^*,S}$ como sendo a pressão de saturação de vapor na temperatura ET^* em kPa , t_o é a temperatura operativa³ (K), p_v é a pressão de vapor da água dentro do ambiente (kPa), w é a molhabilidade da pele (adimensional) e i_m ⁴ é um índice de permeabilidade da pele em relação a umidade que, em condições higrotérmicas típicas no interior de um ambiente, pode ser adotado com sendo $16.5^\circ K/kPa$. Nesta equação h_e é o coeficiente de transferência de calor por evaporação em $W/(m^2kPa)$ e h_c é o coeficiente de transferência de calor por convecção na superfície da pele em $W/(m^2K)$.

Portanto, pode-se definir ET^* como sendo a temperatura de um ambiente a 50% de umidade relativa que resulta da perda de calor total por evaporação da pele para o ambiente. A partir do momento em que define-se ET^* em função da temperatura operativa t_o , como apresentado na Equação 2.1, combinam-se os efeitos de três parâmetros: t_{rm} (temperatura radiante média), t_a (temperatura do ambiente) e p_a (pressão de vapor da água) em um mesmo índice. A molhabilidade da pele w e o índice de permeabilidade i_m devem ser constantes para uma determinada linha de ET^* em uma situação particular. Então utiliza-se o modelo conhecido por *two-node* (ASHRAE, 2001) para calcular a molhabilidade da pele em uma região de regulação evaporativa. Apresenta-se na Figura 2.2 a região de conforto térmico descrita pela ASHRAE (ASHRAE, 2001), onde utiliza-se o

³Temperatura operativa: temperatura medida através de um termômetro de globo levando em consideração o efeito da radiação a qual o ambiente está sujeito.

⁴Índice de permeabilidade em relação a umidade: razão entre capacidade de perda de calor por evaporação real entre a pele e o ambiente para a capacidade de fluxo de calor sensível quando comparado à relação de Lewis apresentada na Equação 2.2.

ET* para determinar os limites da região de conforto.

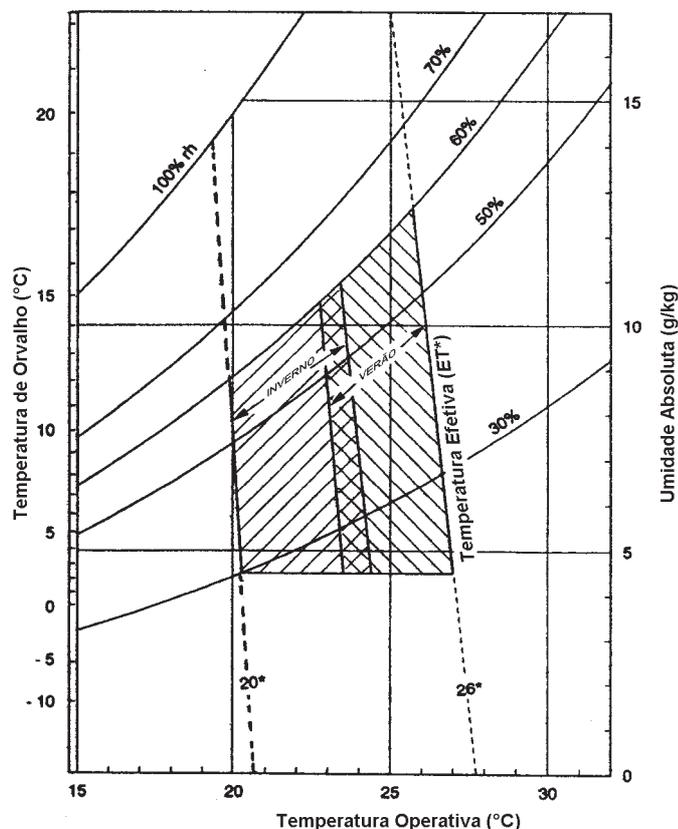


Figura 2.2: Representação da região de conforto definida pela ASHRAE Standards.

A partir de rigorosos dados experimentais obtidos em câmaras climatizadas, tornou-se possível determinar através do ET* que, enquanto a temperatura da pele é um bom indicador da sensação de conforto térmico em ambientes frios, a umidade da pele é o melhor indicador em ambientes aquecidos, onde a sudorese ocorre devido às pequenas mudanças na temperatura da pele.

2.2.1 Temperatura Efetiva Padrão - (SET* - *Standard Effective Temperature*)

Percebe-se então que por ET* depender das vestimentas e do nível de atividade física dos ocupantes, torna-se impossível gerar uma carta universal para este índice. O cálculo do ET* pode vir a se tornar longo e complexo, onde torna-se necessário resolver múltiplas equações acopladas para determinar a molhabilidade da pele, tornando-se praticamente impossível resolver sem a ajuda de uma ferramenta aritmética. A partir deste ponto de vista, desenvolveu-se um conjunto padrão de condições representando as situações mais comuns em determinados tipos de ambientes. Esse conjunto de valores serviu para a

definição do índice conhecido por Temperatura Efetiva Padrão (SET*), ou seja, a temperatura em um ambiente isotérmico com umidade relativa de 50% onde uma pessoa, vestindo roupas padronizadas de acordo com a atividade física exercida, teria o mesmo *stress* térmico (temperatura da pele) e a mesma tensão de termoregulação (molhabilidade da pele) que o ambiente.

Desta forma, publicaram-se diversas tabelas que definem o ET* para quaisquer combinações de temperatura de bulbo seco e umidade relativa, esses valores padrões definem o SET*. Assim tornou-se mais fácil utilizar uma única variável (SET*) para determinar os efeitos higrotérmicos do ambiente sobre o corpo humano do que utilizar a temperatura de bulbo seco, umidade relativa ou pressão de vapor da água como variáveis independentes em uma equação de regressão múltipla. Porém, quando utiliza-se uma equação de regressão múltipla a resposta térmica prevista a partir das condições térmicas consideradas confortáveis são significativamente mais precisas que as previstas através das condições térmicas extremas (temperaturas baixas e altas). Em virtude disso, para o ET* descrevem-se três equações obtidas através de métodos estatísticos, que são utilizadas separadamente quando se considera a temperatura interna do ambiente como baixa, neutra ou alta (Rohles *et al.*, 1975).

2.3 Voto Médio Estimado (*Predicted Mean Vote - PMV*)

Dentre os índices de conforto térmico conhecidos, apresenta-se nesta seção o mais difundido modelo para avaliação das condições de conforto térmico no interior de ambientes, o *Predicted Mean Vote* (PMV) proposto por Fanger (Fanger, 1970). De acordo com a ASHRAE (ASHRAE, 2001), conforto térmico pode ser definido como (Fanger, 1970): “um estado de espírito que reflete a satisfação com o ambiente térmico que envolve a pessoa”. Ambiente térmico representa as características do ambiente que afetam a perda de calor da pessoa e, em termos de sensação corporal, são as sensações de muito quente, quente, levemente quente, neutra, levemente frio, frio e muito frio.

Do ponto de vista fisiológico, conforto térmico ocorre quando há um equilíbrio térmico entre o ambiente e o corpo humano na ausência da regulação térmica por sudação, ou seja, se o balanço de todas as trocas de calor a que está submetido o corpo for nulo e a temperatura da pele e o suor estiverem dentro de certos limites, pode-se dizer que o ser humano sente conforto térmico.

Neste contexto, uma fórmula matemática que combina variáveis ambientais e parâmetros individuais pode ser proposta. Este índice é baseado em um modelo teórico combinado com os resultados de experimentos de aproximadamente 1300 indivíduos e é dado por (Fanger, 1970):

$$\begin{aligned}
 PMV &= F(t_{bs}, t_{cl}, t_{rm}, h_c, f_{cl}, M, W, p_v) \\
 PMV &= (0.303e^{-0.036M} + 0.028)\{(M - W) - 3.05 \times 10^{-3}[5733 - 6.99(M - W) - p_v]\} \\
 &= -0.42[(M - W) - 58.15] - [1.7 \times 10^{-5}M(5867 - p_v)] - [0.0014M(34 - t_{bs})] \\
 &= -\{3.69 \times 10^{-8}f_{cl}[(t_{cl} + 273)^4 - (t_{rm} + 273)^4]\} - [f_{cl}h_c(t_{cl} - t_{bs})],
 \end{aligned} \tag{2.3}$$

onde t_{bs} é a temperatura de bulbo seco ($^{\circ}C$) ou simplesmente a temperatura interna do ambiente, t_{cl} é a temperatura da superfície da vestimenta ($^{\circ}C$), t_{rm} é a temperatura radiante média ($^{\circ}C$) e h_c é o coeficiente de transferência de calor por convecção (W/m^2K) que é calculado como como apresentado na Equação 2.4. O fator de área f_{cl} corresponde à superfície do corpo coberta com as vestimentas e pode ser determinado através do índice de vestimentas conhecido como I_{cl} (Fanger, 1970). A variável M é a taxa metabólica, *i.e.*, a taxa de transformação de energia química em calor e trabalho mecânico por atividades aeróbicas e anaeróbicas do corpo humano (W/m^2) e W é a potência mecânica efetiva (W/m^2).

O coeficiente de transferência de calor por convecção pode ser dado como:

$$h_c = 10.4\sqrt{v}, \text{ para } v < 2.6 \text{ m/s.} \tag{2.4}$$

A pressão de vapor e a umidade absoluta estão relacionadas como mostrado na Equação 2.5:

$$w = 0.622 \frac{p_v}{p_T - p_v}, \tag{2.5}$$

onde p_T é a pressão barométrica local (kPa). O termo p_v representa a pressão parcial de vapor (kPa) e pode ser relacionado com a temperatura de bulbo seco t_{bs} e a umidade relativa ϕ (%) através da seguinte equação:

$$p_v = \phi P_{SAT}(t_{bs}). \tag{2.6}$$

A correlação da pressão de saturação de vapor da água P_{SAT} pode ser encontrada em (ASHRAE, 2001). O termo t_{cl} pode ser calculado iterativamente pela seguinte equação:

$$t_{cl} = 35.7 - 0.032M - 0.18I_{cl}(3.4f_{cl} \times ((t_{cl} + 273)^4 - (t_{rm+273})^4) + f_{cl}h_c(t_{cl} - t_{bs})). \quad (2.7)$$

Conseqüentemente, combinando-se as Equações (2.3) e (2.7), o índice PMV pode ser reescrito como função de quatro variáveis ambientais (temperatura: t_{bs} , umidade relativa: ϕ , temperatura radiante média: t_{rm} e velocidade do ar: v) e dois parâmetros individuais (taxa metabólica: M e índice de vestimenta: I_{cl}) como mostra-se a seguir:

$$PMV = G(t_{bs}, \phi, t_{rm}, v, M, I_{cl}) \quad (2.8)$$

Na Tabela 2.3 apresenta-se a relação entre PMV e sensação térmica. Em 1994 esta fórmula foi incluída na norma da ISO (ISO, 1987) e um critério baseado em valores de PMV entre -0.5 e $+0.5$ foi estipulado como aceitável em ambientes com condicionadores de ar. Apresenta-se ainda na Tabela 2.3 um indicador da porcentagem de pessoas insatisfeitas com a qualidade das condições climáticas do ambiente (PPD), este pode ser calculado como mostra-se na Equação 2.9.

$$PPD = 100 - 95e^{-0.03353PMV^2 + 0.2179PMV^2}. \quad (2.9)$$

Tabela 2.1: Relação entre PMV, PPD e sensação térmica.

PMV	Sensação Térmica	PPD (%)
+3	Muito Quente	100
+2	Quente	75
+1	Levemente Quente	25
0	Neutra	5
-1	Levemente Frio	25
-2	Frio	75
-3	Muito Frio	100

2.4 Conclusões do Capítulo

Neste capítulo apresentaram-se alguns dos mais disseminados índices de conforto térmico. Procurou-se desta forma compreender qual seria o melhor meio de validar os controladores que serão apresentados ao longo deste trabalho. As estruturas de controle, aplicadas a sistemas HVAC (*Heating, Ventilation and Air Conditioning*), visam prover as melhores condições de conforto térmico para os ocupantes no interior de uma edificação artificialmente climatizada.

Tendo em vista que o PMV é considerado, entre pesquisadores da área, como o índice mais disseminado no que diz respeito ao estudo das reações do corpo humano submetido a diferentes condições climáticas, ele será adotado neste trabalho para validação dos resultados, onde serão demonstrados, nos próximos capítulos, o funcionamento de controladores aplicados a sistemas de climatização projetados e testados visando o conforto térmico.

3 Identificação de Sistemas Voltada à Obtenção de Modelos de Edificações

Nas últimas décadas, diversos modelos vêm sendo desenvolvidos com a finalidade de compreender o comportamento das condições internas de edificações submetidas a diferentes condições climáticas. A partir de uma infinidade de objetivos, modelos matemáticos vêm sendo estudados a fim de melhorar, de um modo geral, as condições climáticas no interior de um ambiente e reduzir o consumo de energia de equipamentos de climatização, estes muitas vezes super-estimados.

Dependendo da finalidade para que pretende-se utilizar um modelo de edificação, diferentes estratégias para construção de modelos podem ser adotadas, economizando-se tempo e custo computacional.

Tendo em vista que modelos matemáticos, como descrito na Seção 1.3, podem ser classificados em dois grandes grupos quanto a seu processo de obtenção: *i)* modelos físicos ou fenomenológicos e *ii)* modelos obtidos através de técnicas de identificação; percebe-se que, quando pretende-se avaliar a influência de pequenas alterações no comportamento higrotérmico de edificações, como por exemplos podem-se citar mudanças nas composições estruturais, avaliação do comportamento de alguma variável específica, melhoria nos projetos de novas edificações antes mesmo de serem construídas, variações nos ganhos internos, entre outros, geralmente, para estes casos, obtém-se modelos a partir da metodologia fenomenológica, baseando-se nas equações para o cálculo dos balanços de massa e energia. Programas computacionais que utilizam-se desses modelos para avaliação de projetos de edificações são descritos em (Crawley *et al.*, 2005).

Já diferentes tipos de modelos, geralmente utilizados para casos onde o ambiente, já construído, precisa ser avaliado de forma a otimizar algum(s) parâmetro(s), como por exemplo: dimensionamento de sistemas de climatização, podem ser obtidos de forma mais

rápida a partir de técnicas de identificação de sistemas. Exemplos da utilização desses modelos obtidos para esta finalidade são descritos em (Virk e Loveday, 1994) e (Freire *et al.*, 2005b).

Desta forma, seguindo-se a linha de modelos obtidos a partir de processos de identificação de sistemas, apresentam-se, neste capítulo, os procedimentos para obtenção de modelos que reproduzam o comportamento de edificações acopladas a sistemas de climatização. Nota-se que estratégias avançadas de controle, as quais podem ser utilizadas no contexto de sistemas HVAC (*Heating, Ventilation and Air Conditioning*) (Freire *et al.*, 2005b), são usualmente baseadas nesses tipos de modelos. Esses modelos podem descrever o comportamento dos sinais de saída do processo relacionados com os sinais de entrada, como por exemplo, em um modelo que represente o comportamento da temperatura interna de um ambiente em relação a variação da potência de um aquecedor em seu interior.

Assim, pretende-se, neste capítulo, identificar modelos matemáticos do tipo estocásticos, concentrados, discretos e lineares (conforme descritos na Seção 1.3), visando a síntese de controladores do tipo *Model-Based*, ou seja, controladores que, para seu projeto e construção, necessitam de um modelo do sistema a ser controlado.

Na próxima seção, descreve-se a ferramenta utilizada para a geração dos dados utilizados no processo de identificação. Na sequência, apresentam-se o método de identificação utilizado, seguido pela estimação dos modelos e seus respectivos processos de validação. Finaliza-se este capítulo com conclusões a respeito dos resultados obtidos. Posteriormente, no capítulo de resultados, o modelo será novamente abordado para fins de validação das técnicas de controle descritas no Capítulo 4.

3.1 Instrumento de Simulação e Modelo de Edificação

3.1.1 Ferramenta de Simulação

PowerDomus (Mendes *et al.*, 2005) é um *software* de simulação higrotérmica e energética de ambientes, cujo modelo é baseado numa formulação física e concentrada para cálculo da temperatura e da umidade relativa do ar ambiente. No balanço de energia do ambiente, cargas de transferência de calor por condução sensível e latente, transferência de calor por convecção, radiação solar de onda curta, radiação de onda longa entre superfícies, infiltração, ventilação e cargas relacionadas com sistemas de climatização são

consideradas. As cargas por condução sensível e latente que atravessam a superfície de controle de cada zona são descritas em (Mendes *et al.*, 2003; Mendes *et al.*, 2005).

O *software* ainda disponibiliza uma série de arquivos climáticos do tipo *Test Reference Year* (TRY) para diversas cidades, de modo que as simulações de cada projeto de edificação possam ser feitas em diversos tipos de climas, analisando-se assim o comportamento das edificações submetidas a diferentes condições de contorno.

Através de um módulo voltado ao desenvolvimento de sistemas de climatização, o usuário do *software* PowerDomus pode dimensionar um sistema de climatização de modo que este seja ideal para as condições em que o ambiente se encontra. Os relatórios de carga térmica, conforto térmico, consumo de energia, entre outros são apenas algumas das diversas formas de análise de estruturas que podem ser feitas utilizando este *software*.

Na Figura 3.1 apresenta-se a tela principal do *software* PowerDomus, bem como a edificação que foi simulada e que será descrita detalhadamente nas próximas seções deste capítulo. Ainda na Figura 3.1, nota-se o módulo gráfico do sistema, onde, de forma tridimensional, pode-se desenhar a edificação. Este módulo ainda permite que o usuário do sistema rotacione a imagem e visualize as projeções de sombras do ambiente, definindo-se assim os melhores posicionamentos para janelas e aberturas na estrutura.

Apresenta-se ainda, na Figura 3.1, a tela de edição de camadas referente às paredes da edificação, onde definem-se os materiais, espessuras e a malha utilizados para discretizar o ambiente durante o período de simulação.

De modo a reduzir os efeitos das condições iniciais aplicadas aos sistemas identificados e apresentados neste capítulo ($T = 20^{\circ}\text{C}$ e $\phi = 50\%$), o *software* permite que seja simulado um período equivalente ao de coleta de dados como uma pré-simulação, ou seja, 15 dias para resolver este problema. Assim, a dinâmica que corresponde às variações causadas pelas condições iniciais não são incluídas nos modelos obtidos.

3.1.2 Estruturas das Edificações Analisadas

A busca por um modelo de construção para utilização dos algoritmos de identificação e análise de estratégias de controle baseou-se em informações obtidas no Anexo 41 (IEA, 2003a), que vem sendo desenvolvido pela Agência Internacional de Energia (IEA) (Judkoff e Neymark, 1995). Neste sentido, adotaram-se os modelos BESTest 600FF e 900FF sem transferência de massa nas paredes como edificações neste trabalho. Depois de identificados tais modelos, propôs-se um terceiro modelo de edificação, baseado nos

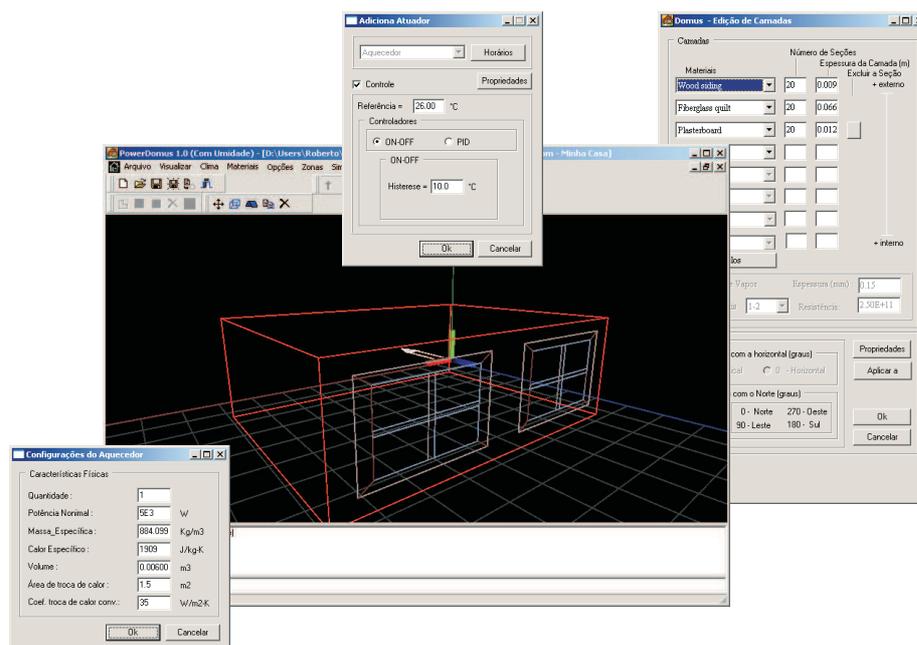


Figura 3.1: *Software* utilizado para simulação e geração dos dados referentes à edificação.

casos do BESTest 600FF e 900FF, adaptado às condições climáticas brasileiras e também aos materiais de construção disponíveis neste país.

A idéia do anexo proposto pela Agência Internacional de Energia é desenvolver, de um modo compreensível e integrado, um conjunto de análises para programas de simulação de edificações envolvendo métodos analíticos, comparativos e empíricos - *Building Energy Simulation Test* (BESTest). Tais métodos ajudarão a melhorar a qualidade dos programas existentes no mercado. Já a utilização de estruturas de edificação descrita neste trabalho, em consonância com as propostas pela Agência Internacional de Energia, é desenvolver modelos a partir de técnicas de identificação que possam ser comparados aos programas de simulação de edificações, de modo a obter um bom grau de concordância entre as edificações simuladas no *software* e nos modelos identificados.

3.1.2.1 Caso I: Modelos BESTest 600FF e 900FF

Dentre os tipos de edificações que foram propostos no Anexo 41, adotaram-se os modelos BESTest 600FF e 900FF. Essas edificações se caracterizam por possuir as mesmas dimensões físicas, porém com materiais diferentes. O caso 600FF foi projetado a partir de materiais leves, isto é, menor inércia térmica. Já o caso 900FF foi projetado com base em materiais mais pesados, possuindo uma maior inércia térmica. Para os casos 600FF e 900FF as paredes são compostas segundo as Tabelas 3.1 e 3.2. A sigla “FF” adicionada

ao nome do caso proposto pela IEA significa “*free floating*”, ou seja, temperatura interna variando livremente de acordo com as variações climáticas externas, isto significa que não há sistema de condicionamento de ar embutido. Assim sendo, um aquecedor de potência de 5000 W é adicionado ao modelo de edificação para testes de controle em malha fechada.

Tabela 3.1: Materiais que compõem as paredes da edificação para o caso BESTest 600FF.

Material	Condutividade Térmica (W/mK)	Espessura (m)
Parede (<i>dentro para fora</i>)		
Argamassa	0.160	0.012
Manta de Fibra de Vidro	0.040	0.066
Madeira	0.140	0.009
Piso (<i>dentro para fora</i>)		
Piso de Madeira	0.140	0.025
Isolante	0.040	1.003
Laje Superior (<i>dentro para fora</i>)		
Argamassa	0.160	0.010
Manta de Fibra de Vidro	0.040	0.1118
Madeira	0.140	0.019

Tabela 3.2: Materiais que compõem as paredes da edificação para o caso BESTest 900FF.

Material	Condutividade Térmica (W/mK)	Espessura (m)
Parede (<i>dentro para fora</i>)		
Bloco de Concreto	0.510	0.100
Isolante Térmico	0.040	0.0615
Madeira	0.140	0.009
Piso (<i>dentro para fora</i>)		
Concreto Maciço	1.130	0.080
Isolante	0.040	1.007
Laje Superior (<i>dentro para fora</i>)		
Argamassa	0.160	0.010
Manta de Fibra de Vidro	0.040	0.1118
Madeira	0.140	0.019

Os ambientes simulados possuem as seguintes características: assumem-se as zonas de dimensões $8.0m \times 6.0m \times 2.7m$ de comprimento, largura e altura respectivamente, possuindo duas janelas de $3.0m \times 2.0m$ direcionadas para o sul, como apresentado na Figura 3.2.

Os sinais de entrada disponíveis no sistema provenientes de variáveis climáticas são: temperatura externa, umidade relativa externa e radiação solar total. Obtiveram-se estes dados a partir de arquivos climáticos do tipo TRY. Esses arquivos possuem 8760 registros correspondendo às variações de temperatura, umidade relativa, radiação solar direta e difusa, velocidade do vento e direção do vento para uma determinada cidade para todas

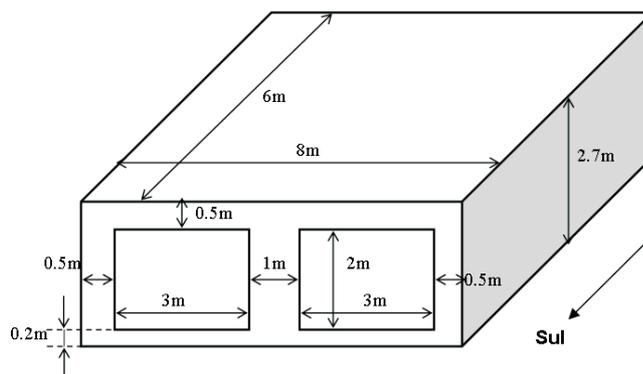


Figura 3.2: Modelo da edificação do BESTest utilizado no processo de identificação.

as horas do ano. Desta forma, utilizou-se uma interpolação linear aplicada aos dados para que as simulações pudessem utilizar um passo de tempo menor. A única entrada para o sistema que não é proveniente dos arquivos climáticos utilizados é o sinal de controle aplicado a um sistema de climatização. Por fim, os sinais de saída são: temperatura e umidade relativa internas.

O sistema de climatização utilizado trata-se de um dispositivo de aquecimento, cujas características são descritas na Tabela 3.3.

Tabela 3.3: Dados do sistema de aquecimento.

Potência Nominal	5000 W
Massa Específica	884.01 kg/m ³
Calor Específico	1909 J/kg K
Volume	0.006 m ³
Área de Troca de Calor	1.50 m ²
Coef. Troca de Calor Convecção	35.0 W/m ² K

3.1.2.2 Caso II: Modelo BESTest Brasil

O terceiro tipo de edificação analisado é uma estrutura baseada nos padrões do BESTest, porém com materiais usualmente utilizados na construção de edificações no Brasil. Para este modelo adotou-se o nome de BESTest Brasil para fins de representação. Assim, assume-se a edificação de dimensões 8.0m × 6.0m × 2.7m de comprimento, largura e altura respectivamente possuindo duas janelas de 3.0m × 2.0m direcionadas para o sul, ou seja, com a mesma geometria dos modelos do BESTest já descritos pela Figura 3.2. Os materiais que compõem a edificação estão listados na Tabela 3.4.

Neste ambiente procurou-se seguir os padrões de ventilação estipulados pela norma brasileira para um ambiente residencial, sendo assim, adotou-se o valor de 1 troca de ar por hora, que é o mínimo exigido para uma residência (ABNT, 1978).

Tabela 3.4: Materiais que compõem as paredes da edificação para o caso BESTest Brasil.

Material	Condutividade Térmica (W/mK)	Espessura (m)
Parede (<i>dentro para fora</i>)		
Reboco	0.720	0.020
Tijolo	0.749	0.100
Reboco	0.720	0.020
Piso (<i>dentro para fora</i>)		
Madeira	0.190	0.020
Concreto	1.113	0.100
Laje Superior (<i>dentro para fora</i>)		
Reboco	0.720	0.020
Tijolo	0.749	0.100
Reboco	0.720	0.020

Ainda definiu-se uma seção de solo do tipo aluvião-arenoso abaixo do concreto de 1,0 m de profundidade, cuja condutividade térmica é de 0.520 W/mK .

Os sinais de entrada e saída disponíveis são os mesmos dos utilizados no Caso I. Já o sistema de climatização utilizado neste caso também trata-se de um dispositivo de aquecimento, porém com propriedades diferentes das descritas para o Caso I, essas propriedades podem ser visualizadas na Tabela 3.5.

Tabela 3.5: Dados do sistema de aquecimento para o modelo BESTest Brasil.

Potência Nominal	5000 W
Massa Específica Média	884.01 kg/m^3
Calor Específico Médio	1909 $J/kg K$
Volume	0.002 m^3
Área de Troca de Calor	0.50 m^2
Coef. Troca de Calor por Convecção	15.0 $W/m^2 K$

3.2 Método de Identificação

Identificação de sistemas é uma área onde modelos são criados a partir de dados observados. Na identificação de sistemas do tipo caixa preta, coleta-se um par de dados entrada/saída do sistema real e, por meios de procedimentos de otimização, obtém-se o melhor modelo que se ajuste aos dados coletados. Quando mais de um tipo de entradas

e saídas são utilizadas, obtém-se um sistema com múltiplas entradas e múltiplas saídas (MIMO).

Um sistema térmico, correspondente a uma das edificações descritas na Seção 3.1.2, pode ser definido como um sistema do tipo MIMO. Associando as entradas a cada uma das saídas disponíveis, tem-se dois sistemas com múltiplas entradas e apenas uma saída (MISO). Neste caso, as saídas são a temperatura e umidade relativa internas. As entradas utilizadas no processo de identificação são: potência do aquecedor, temperatura externa, umidade relativa externa e radiação solar total.

Apresenta-se, na Figura 3.3, os procedimentos usuais em identificação de sistemas (Ljung, 1999), (Johansson, 1993). A seguir, estes procedimentos de identificação são apresentados no contexto em questão.

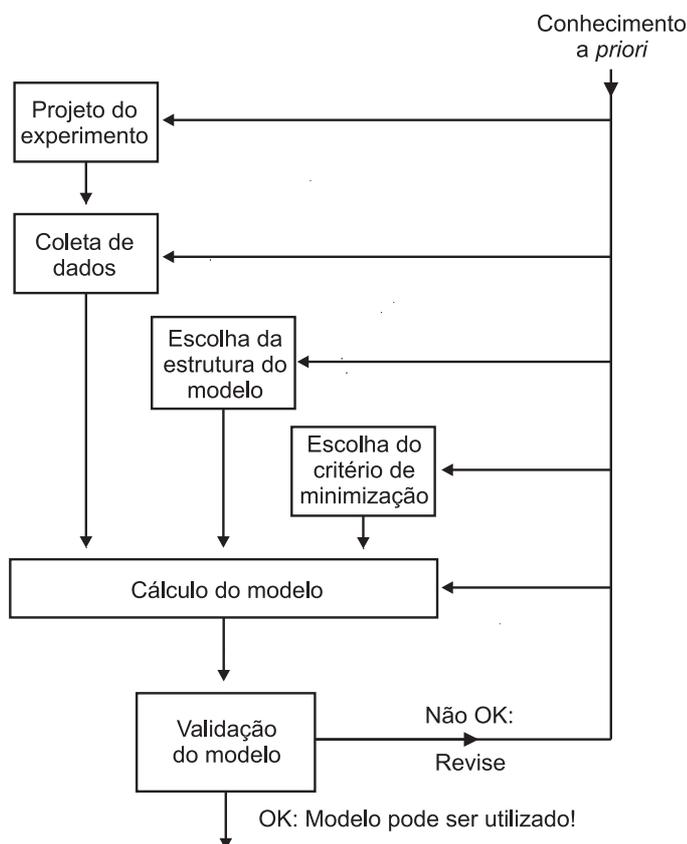


Figura 3.3: Processo de identificação.

Os passos apresentados na Figura 3.3 para a obtenção de modelos a partir do processo de identificação serão descritos a seguir no contexto deste trabalho, visando obtenção de modelos de regressão para edificações acopladas com seus respectivos sistemas de climatização.

3.2.1 Projeto do Experimento e Coleta de Dados

Primeiramente deve-se coletar os dados de entrada e saída do sistema, que são obtidos através de um arquivo climático do tipo TRY. Através dos dados climáticos e do *software* de simulação de edificações, geram-se os dados de temperatura e umidade relativa internas. O experimento é realizado com controle de temperatura em malha fechada, onde o algoritmo que comanda o aquecedor é baseado no esquema *on-off*, como segue:

$$u(k) = \begin{cases} rand(5), & y_T(k) < w_T(k) \\ 0, & y_T(k) \geq w_T(k) \end{cases} \quad (3.1)$$

A função $rand(5)$ significa que a potência aplicada ao sistema de climatização varia de forma aleatória com função densidade de probabilidade uniforme entre $0 \text{ kW} \leq u(k) \leq 5 \text{ kW}$, sendo que cada valor de $rand(5)$ obtido se estende por um período de 20 vezes o período de amostragem (60 segundos). Já $w_T(k)$ é o sinal de referência para que a temperatura não atinja valores absurdos.

Esta modificação no esquema *on-off*, ao mesmo tempo que evita que o ambiente saia das condições normais de operação, tem por objetivo diminuir a correlação entre entrada e saída que leva a uma polarização na estimação (Ljung, 1999) e (Johansson, 1993).

Neste caso, onde pretende-se determinar os valores dos parâmetros em θ (coeficientes da Equação 3.9) através dos dados gerados pelo *software* PowerDomus, em um intervalo de tempo $1 \leq k \leq N$, apresenta-se a seguinte equação para o conjunto de dados obtidos:

$$Z^N = \{u(1), T_{EXT}(1), H_{EXT}(1), S_{EXT}(1), y_i(1), \dots, u(N), T_{EXT}(N), H_{EXT}(N), S_{EXT}(N), y_i(N)\} \quad (3.2)$$

onde $y_i(k)$ pode ser $y_H(k)$ no caso da umidade relativa interna (adimensional, variando de 0 a 1) ou $y_T(k)$ no caso da temperatura interna (em $^{\circ}C$). $T_{EXT}(k)$, $H_{EXT}(k)$ e $S_{EXT}(k)$ são a temperatura externa (em $^{\circ}C$), umidade relativa externa (adimensional, também variando de 0 a 1) e radiação solar total (em kW/m^2), respectivamente. $u(k)$ é o sinal de entrada do atuador, ou seja, a potência aplicada ao sistema de aquecimento, esta podendo variar entre 0 kW e 5 kW .

Notam-se que as unidades foram multiplicadas ou divididas por potências de 10 de modo a manter todas as entradas com as mesmas grandezas matemáticas quando forem aplicadas ao método de identificação.

3.2.1.1 Seleção do Período de Amostragem

A seleção do período de amostragem é considerada uma etapa importante para a identificação de sistemas controlados por computador. Períodos de amostragem elevados tornam impossível a reconstrução do sinal contínuo gerando dificuldades em identificar a dinâmica do sistema em questão. Porém, se o período de amostragem for muito pequeno em relação à dinâmica do sistema, a estimação de parâmetros poderá se tornar mal condicionada (Aguirre, 2000).

Segundo o teorema de Shannon, para sinais de energia limitada em frequência (*i.e.*, energia igual a 0 se $\omega > \omega_b$), a reconstrução de um sinal contínuo a partir de suas amostras é possível se a frequência de amostragem ω_s for dada por:

$$\frac{\omega_s}{\omega_b} > 2 \quad (3.3)$$

Uma vez que um sistema de controle digital pode ser representado pela estrutura apresentada na Figura 3.4, onde o bloco intermediário (ZOH) representa a aproximação de um segurador de ordem zero, pode-se especificar a escolha do período de amostragem em termos da resposta em frequência dos sinais de referência r e de saída y .

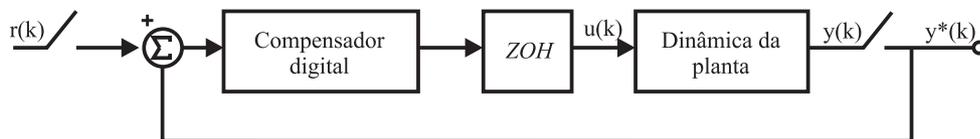


Figura 3.4: Esquema de um controlador digital.

O teorema da amostragem de Shannon aplicado a um sistema de controle realimentado, como o apresentado na Figura 3.4, onde r é um sinal desconhecido que deve ser reproduzido pelo sistema na sua saída y e assumindo que a frequência de corte desejada para o sistema em malha fechada é ω_b , especifica que a taxa de amostragem w_a precisa ser no mínimo duas vezes a frequência de corte do sistema. Na prática, entretanto, esta escolha gera períodos de amostragem elevados.

Assim sendo, na literatura, encontram-se propostas, para a seleção do período de amostragem, baseadas na suavização do sinal de controle e na representação adequada no sinal de saída. Por exemplo, em (Franklin *et al.*, 1998), sugere-se a utilização de períodos de amostragem na seguinte faixa:

$$20 < \frac{\omega_s}{\omega_b} < 40 \quad (3.4)$$

Já em (Åström e Wittenmark, 1997), para fins de controle em malha fechada, sugere-se que os sinais sejam amostrados entre 4 a 10 vezes o tempo de subida do sistema, que para sistemas de segunda ordem é aproximadamente equivalente a:

$$10 < \frac{\omega_s}{\omega_b} < 30 \quad (3.5)$$

3.2.1.2 Análise da Taxa de Amostragem para uma Edificação Acoplada com um Sistema de Aquecimento

Tendo em vista que a taxa de amostragem de um sistema qualquer pode ser estabelecido através da frequência natural do sistema a ser analisado, percebe-se que, para alguns casos considerados sistemas relativamente complexos, a frequência natural pode não ser trivialmente obtida.

Procurando-se obter o tempo de subida (t_r) de resposta ao degrau do sistema em malha fechada para uma referência de 24 °C, simulou-se, utilizando o *software* PowerDomus, uma edificação do BESTest caso 600FF. Acionou-se o atuador, este correspondendo a um aquecedor de 5000 W, desta forma obteve-se o gráfico apresentado na Figura 3.5.

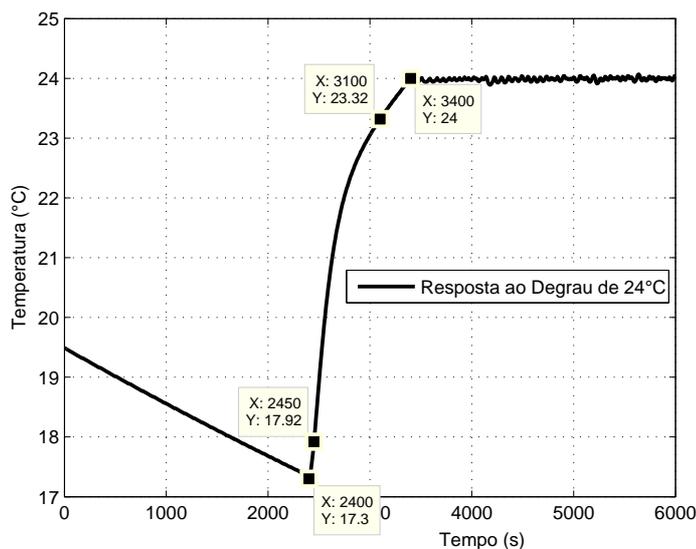


Figura 3.5: Análise do tempo de subida.

Nota-se então, analisando os instantes destacados na Figura 3.5, que o tempo de subida de 10 a 90% do sistema em malha fechada é:

$$t_r = 3100 - 2450 = 650 \text{ s} \quad (3.6)$$

Seguindo a diretriz de utilização de períodos de amostragem Δt da ordem de 4 a 10 vezes o tempo de subida, tem-se:

$$65 < \Delta t < 162.5 \quad (3.7)$$

Entretanto, pode-se, por analogia, comparar o sistema em questão com um sistema de primeira ordem, ganho unitário e constante de tempo de 280 segundos, cuja resposta ao degrau corresponde ao gráfico apresentado na Figura 3.6. Percebe-se nas respostas dos dois sistemas praticamente o mesmo tempo de subida.

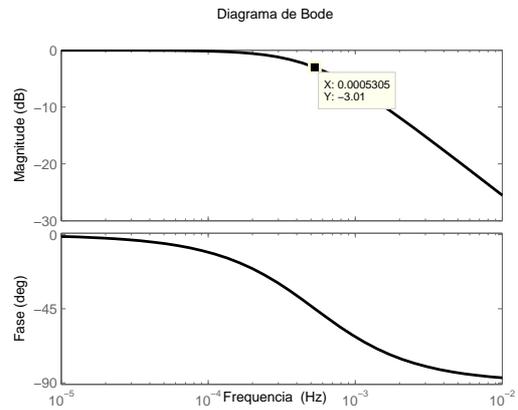
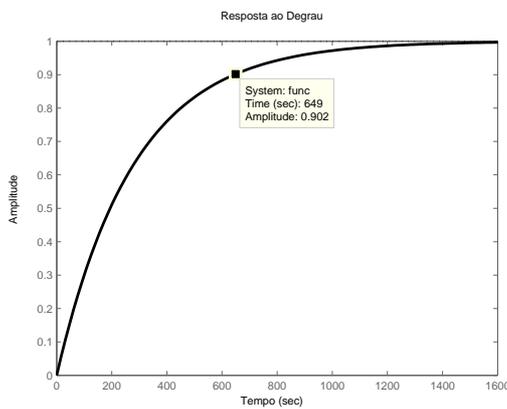


Figura 3.6: Resposta de um sistema de primeira ordem.

Figura 3.7: Diagrama de Bode de um sistema de primeira ordem.

Observa-se então, no gráfico apresentado na Figura 3.7 que, a frequência de corte do sistema de primeira ordem (a mesma adotada por analogia para o modelo simulado com o *software* PowerDomus) em -3 dB é de $5.305 \times 10^{-4} \text{ Hz}$.

Desta forma, assumindo a resposta apresentada na Figura 3.5 como a desejada para o sistema em malha fechada, pode-se, baseando-se na Equação 3.8, obter a seguinte faixa para a frequência de amostragem:

$$20 < \frac{\omega_s}{5.305 \times 10^{-4}} < 40 \quad (3.8)$$

$$0.0106 < \omega_s < 0.0212$$

Isto equivale a um período de amostragem entre 47 e 95 segundos.

Assim sendo, através dos resultados apresentados nas Equações 3.7 e 3.8, adotou-se no processo de identificação deste Capítulo o período de amostragem Δt de 60 segundos.

3.2.2 Seleção da Estrutura do Modelo e Critério de Custo

Após obter os dados de entrada e saída do sistema, escolhe-se uma estrutura para o modelo. Notam-se duas saídas presentes no modelo, *i.e.*, temperatura e umidade relativa. Aqui assume-se um par de modelos *Auto Regressive Moving Average Exogeneous* (ARMAX) do tipo MISO, como apresenta-se na equação a seguir:

$$\begin{aligned}
 y_i(k) + a_1 y_i(k-1) + \dots + a_n y_i(k-n) &= b_1 u(k-1) + \dots + b_m u(k-m) \\
 &+ c_1 T_{EXT}(k-1) + \dots + c_p T_{EXT}(k-p) \\
 &+ d_1 H_{EXT}(k-1) + \dots + d_r H_{EXT}(k-r) \\
 &+ e_1 S_{EXT}(k-1) + \dots + e_s S_{EXT}(k-s) \\
 &+ \xi(k) + f_1 \xi(k-1) + \dots + f_t \xi(k-t)
 \end{aligned} \tag{3.9}$$

onde k é o instante em tempo discreto tal que $k \in \mathbb{Z}$; e $\xi(k)$ representa o erro. Apresentando-se de uma forma compacta, têm-se os seguintes vetores:

$$\theta = \begin{bmatrix} a_1 \\ \vdots \\ a_n \\ b_1 \\ \vdots \\ b_m \\ c_1 \\ \vdots \\ c_p \\ d_1 \\ \vdots \\ d_r \\ e_1 \\ \vdots \\ e_s \\ f_1 \\ \vdots \\ f_t \end{bmatrix} \quad \varphi(k) = \begin{bmatrix} -y(k-1) \\ \vdots \\ -y(k-n) \\ u(k-1) \\ \vdots \\ u(k-m) \\ T_{EXT}(k-1) \\ \vdots \\ T_{EXT}(k-p) \\ H_{EXT}(k-1) \\ \vdots \\ H_{EXT}(k-r) \\ S_{EXT}(k-1) \\ \vdots \\ S_{EXT}(k-s) \\ \xi(k-1) \\ \vdots \\ \xi(k-t) \end{bmatrix} \quad (3.10)$$

onde θ é o vetor de parâmetros, $\varphi(k)$ é o vetor de medidas ou vetor de dados e $\xi(k)$ é o vetor que representa o termo dos erros, estes passam ser feitos iguais a $y_i - \hat{y}_i$. Assim, para cada sinal de saída, a Equação 3.9 pode ser reescrita como a seguinte equação de regressão linear:

$$y(k) = \varphi^T(k)\theta + \xi(k) \quad (3.11)$$

Os modelos estruturados conforme o apresentado na Equação 3.11, que são lineares em θ , são conhecidos como regressões lineares. A melhor previsão de saída no instante k , *i.e.*, $\hat{y}(k|\theta)$, pode ser calculada pela seguinte equação de previsão:

$$\hat{y}(k|\theta) = \varphi^T(k)\theta \quad (3.12)$$

3.2.3 Validação do Modelo

Finalmente deve-se executar um procedimento de validação. O objetivo deste procedimento é verificar se o modelo estimado ajusta-se corretamente aos objetivos para que ele foi determinado. Usualmente, pretende-se obter um modelo de menor complexidade que representa o comportamento do sistema real.

Para lidar com este problema, geram-se diferentes pares de dados. Utiliza-se um deles no cálculo dos parâmetros (através da Equação 3.12) e outros para o processo de validação, que corresponde a verificação do modelo encontrado para representar o comportamento do sistema em diferentes situações, essas, diferentes das que foram utilizadas na determinação das equações.

Muitos testes podem ser utilizados para a validação de modelos, um deles é utilizado para quantificar o erro do modelo por meio do teste conhecido por erro médio quadrático (*Mean Square Error* - MSE). Este teste é dado pela seguinte equação:

$$MSE_i = \frac{\sum_{k=1}^N (y_i(k) - \hat{y}_i(k))^2}{N} \quad (3.13)$$

onde N representa o número de amostra e $i = T$ define o cálculo do erro médio quadrático para o modelo de Temperatura ou $i = H$ para o modelo de umidade.

A análise residual efetua testes verificando as diferenças entre os dados reais e os dados previstos (os resíduos), visando identificar dinâmicas que não foram modeladas no sistema. Um teste comum neste contexto é a autocorrelação. Caso tenham sido modelados o processo e o ruído corretamente, nota-se que a função de autocorrelação residual é um sinal impulso (Billings e Voon, 1986); (Johansson, 1993). Desta forma, pode-se definir as funções de autocorrelação ($\phi_{\varepsilon,\varepsilon}(\tau)$) e correlação cruzada ($\phi_{u,\varepsilon}(\tau)$) como apresentam-se nas Equações 3.14 e 3.15. A correlação cruzada é responsável por verificar se no erro existem componentes da entrada.

$$\phi_{\varepsilon,\varepsilon}(\tau) = \frac{\sum_{k=1}^{N-\tau} (\varepsilon_i(k) - \bar{\varepsilon}_i)(\varepsilon_i(k-\tau) - \bar{\varepsilon}_i)}{\sum_{k=1}^N (\varepsilon_i(k) - \bar{\varepsilon}_i)^2} = \begin{cases} 1, & \tau = 0 \\ 0, & \forall \tau \neq 0 \end{cases} \quad (3.14)$$

$$\phi_{u,\varepsilon}(\tau) = \frac{\sum_{k=1}^{N-\tau} (u(k) - \bar{u})(\varepsilon_i(k - \tau) - \bar{\varepsilon}_i)}{\left[\left(\sum_{k=1}^N (u(k) - \bar{u})^2 \right) \left(\sum_{k=1}^N (\varepsilon_i(k) - \bar{\varepsilon}_i)^2 \right) \right]^{1/2}} = 0, \quad \forall \tau \quad (3.15)$$

onde $\varepsilon_i(k)$ é o erro calculado no instante k como sendo $\varepsilon_i(k) = y_i(k) - \hat{y}_i(k)$, e $\bar{\varepsilon}_i$ é a média dos erros para N amostras, representando-se assim os erros para temperatura interna ou umidade relativa interna e \bar{u} é o valor médio de $u(k)$. Assim, a média dos erros pode ser calculada como apresenta-se na Equação 3.16.

$$\bar{\varepsilon} = \frac{\sum_{k=1}^N \varepsilon(k)}{N} \quad (3.16)$$

Outro índice de desempenho amplamente conhecido é o R_i^2 (Coeficiente de Correlação Múltipla), onde o modelo que apresentar maior valor de R_i^2 é considerado o melhor. Quando o valor é igual a 1.0 indica uma exata adequação do modelo aos dados medidos do processo. O valor de R_i^2 entre 0.9 e 1.0 é considerado suficiente para aplicações práticas em sistemas de controle. Apresenta-se então o coeficiente R_i^2 na Equação 3.17.

$$R_i^2 = \frac{\sum_{k=1}^N (y_i(k) - \bar{y}_i)^2}{\sum_{k=1}^N (\hat{y}_i(k) - \bar{y}_i)^2} \quad (3.17)$$

onde:

$$\bar{y}_i = \frac{\sum_{k=1}^N y_i(k)}{N} \quad (3.18)$$

O problema na utilização destes critérios é que eles não ponderam o número de componentes usados para o modelo matemático estimado, ou seja, qual será o número de parâmetros necessários para se obter uma boa resposta do modelo sem que parâmetros não relevantes sejam adicionados. Para resolver este problema, pode-se utilizar regras de seleção que ponderam a complexidade do modelo matemático, ou seja, o número de parâmetros. Assim, esses critérios são utilizados também na seleção de estruturas no

que diz respeito à ordem do modelo. Dentre esses critérios, pode-se citar o $R_{a,i}^2$ (Coeficiente de Correlação Múltipla Ajustado - Equação 3.19), o FPE_i (Erro de Previsão Final - Equação 3.20) e o AIC_i (Critério de Informação de Akaike - Equação 3.21). Nessas equações, o valor de n_θ corresponde ao número de parâmetros estimados.

$$R_{a,i}^2 = 1 - (1 - R_i^2) \frac{N - 1}{N - n_\theta} \quad (3.19)$$

$$FPE_i = N \ln \left(\frac{\sum_{k=1}^N (y_i(k) - \hat{y}_i(k))^2}{N} \right) + N \ln \left[\frac{N + n_\theta}{N - n_\theta} \right] \quad (3.20)$$

$$AIC_i = N \ln \left(\frac{\sum_{k=1}^N (y_i(k) - \hat{y}_i(k))^2}{N} \right) + 2 n_\theta \quad (3.21)$$

$\rho > 0$

onde n_θ é o número de componentes (e parâmetros) do modelo matemático.

3.3 Resultados

Nesta seção, apresentam-se os processos de identificação e validação dos modelos do BESTest 600FF e 900FF (Caso I) e do modelo de edificação BESTest Brasil (Caso II).

3.3.1 Caso I: Modelos BESTest 600FF e 900FF

3.3.1.1 Estimação

Os dados utilizados no processo de identificação para os casos BESTest, foram coletados a partir de simulações utilizando-se a ferramenta de simulação higtotérmica de edificações - PowerDomus, com arquivos climáticos do tipo TRY da cidade de Denver/USA entre os dias de 1 a 15 de janeiro (ver Seção 3.1.2). Segundo a metodologia BESTest utilizada (Judkoff e Neymark, 1995), necessitam-se de grandes variações climáticas para os testes dos modelos obtidos, desta forma definiu-se como padrão dados climáticos da cidade de Denver. Utilizaram-se 21600 amostras de dados entrada/saída (N na Equação 3.2),

isto significa que durante o período de 15 dias de simulação utilizou-se uma taxa de amostragem de 1 minuto.

Os dados climáticos utilizados como entrada para o processo de identificação e o sinal de controle aplicado podem ser visualizados nas Figuras 3.8 e 3.9. Já na Figura 3.10 apresenta-se uma representação detalhada da evolução do sinal de controle para os casos BESTest 600FF e 900FF, onde o sinal varia aleatoriamente a cada 20 minutos entre 0 e a potência máxima do aquecedor (5000 W).

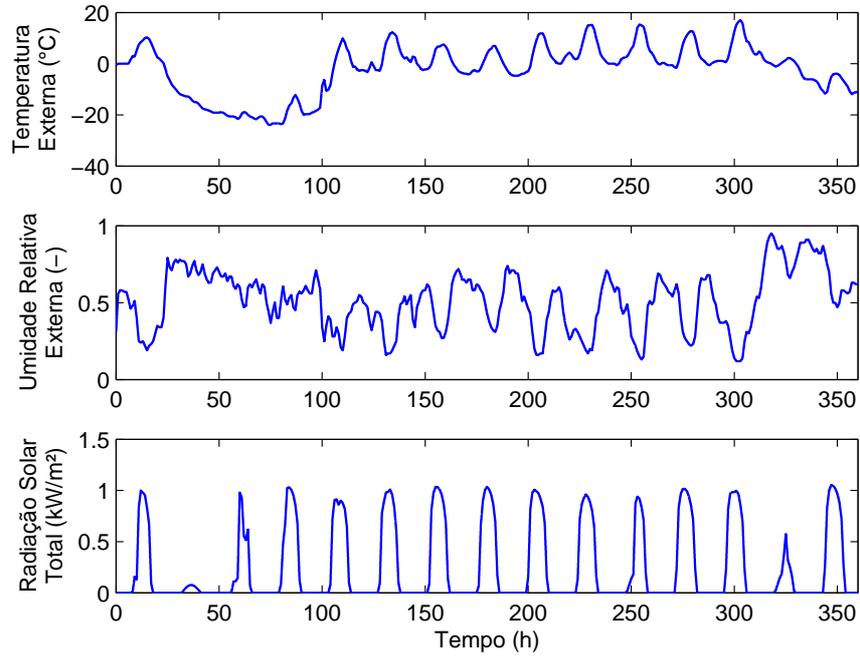


Figura 3.8: Temperatura externa, umidade relativa externa e radiação solar total - conjunto de dados utilizados no processo de identificação dos modelos BESTest 600FF e 900FF.

Obtiveram-se, portanto, quatro modelos de regressão utilizando-se o processo de identificação de um sistema MISO. Os modelos para temperatura e umidade obtidos estão descritos nas Equações 3.22 e 3.23 para o caso BESTest 600FF e nas Equações 3.24 e 3.25 para o caso BESTest 900FF

$$\begin{aligned}
 (1 - 0.9962q^{-1}) y_T(k) = & +(0.05678q^{-1}) u(k) \\
 & +(0.005432q^{-1}) T_{EXT}(k) \\
 & +0.01518q^{-1}) H_{EXT}(k) \\
 & +(0.2497q^{-1}) S_{EXT}(k) \\
 & +(1 + 0.8391q^{-1}) \xi(k)
 \end{aligned} \tag{3.22}$$

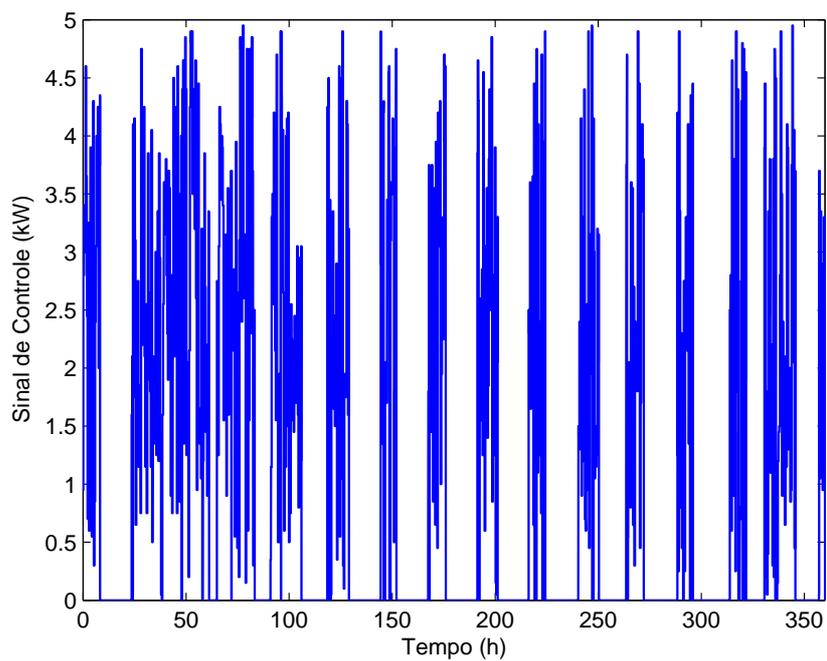


Figura 3.9: Sinal de controle - conjunto de dados utilizados no processo de identificação dos modelos BESTest 600FF e 900FF.

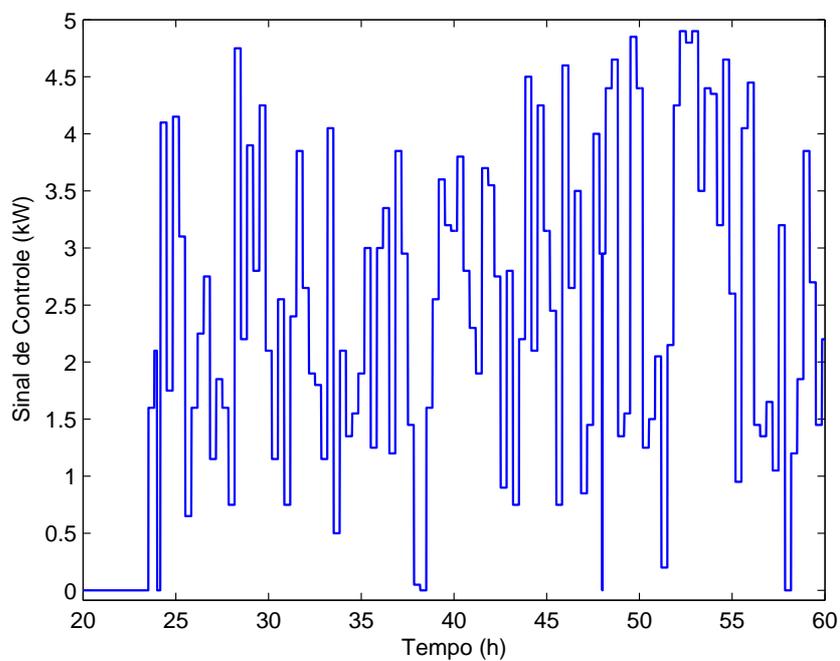


Figura 3.10: Representação da variação aleatória do sinal de controle a cada 20 minutos para os modelos BESTest 600FF e 900FF.

$$\begin{aligned}
(1 - 0.9968q^{-1}) y_H(k) = & +(-0.0002826q^{-1}) u(k) \\
& +(-1.403 \times 10^{-6}q^{-1}) T_{EXT}(k) \\
& +0.001291q^{-1} H_{EXT}(k) \\
& +(-0.000495q^{-1}) S_{EXT}(k) \\
& +(1 + 0.8185q^{-1}) \xi(k)
\end{aligned} \tag{3.23}$$

$$\begin{aligned}
(1 - 0.9944q^{-1}) y_T(k) = & +(0.05629q^{-1}) u(k) \\
& +(0.006556q^{-1}) T_{EXT}(k) \\
& +0.1446q^{-1} H_{EXT}(k) \\
& +(0.1062q^{-1}) S_{EXT}(k) \\
& +(1 + 0.8417q^{-1}) \xi(k)
\end{aligned} \tag{3.24}$$

$$\begin{aligned}
(1 - 0.9911q^{-1}) y_H(k) = & +(-0.000246q^{-1}) u(k) \\
& +(2.127 \times 10^{-5}q^{-1}) T_{EXT}(k) \\
& +0.002154q^{-1} H_{EXT}(k) \\
& +(-0.0002677q^{-1}) S_{EXT}(k) \\
& +(1 + 0.7966q^{-1}) \xi(k)
\end{aligned} \tag{3.25}$$

As variáveis de saída (temperatura e umidade relativa internas) foram coletadas utilizando-se o *software* PowerDomus, este já apresentado na Seção 3.1.1 deste trabalho. Todos esses dados podem ser visualizados nas Figuras 3.11 e 3.12, onde apresentam-se também as comparações entre os dados reais gerados pelo *software* PowerDomus e os dados estimados, calculados em função do modelo.

Notam-se, através das Figuras 3.11 e 3.12, que os dados gerados a partir dos modelos, apresentam um ótimo ajuste comparados aos dados obtidos em simulações utilizando-se o *software* PowerDomus, pois suas diferenças não são visualmente perceptíveis. O ajuste pode ser comprovado através do erro médio quadrático (*MSE*) para os quatro modelos que foram identificados, tais índices podem ser observados na Tabela 3.6.

O grau dos modelos foram definidos iguais a 1 devido a determinação do erro de previsão final (*FPE*) onde percebe-se que quanto menor o valor do *FPE* menos informações são perdidas na previsão do valor de saída, através do coeficiente de correlação múltipla ajustado (R_a^2) e do critério de informação de Akaike (*AIC*), descritos anteriormente pelas Equações 3.20, 3.19 e 3.21. Esses índices de desempenho são apresentados na Tabela 3.7.

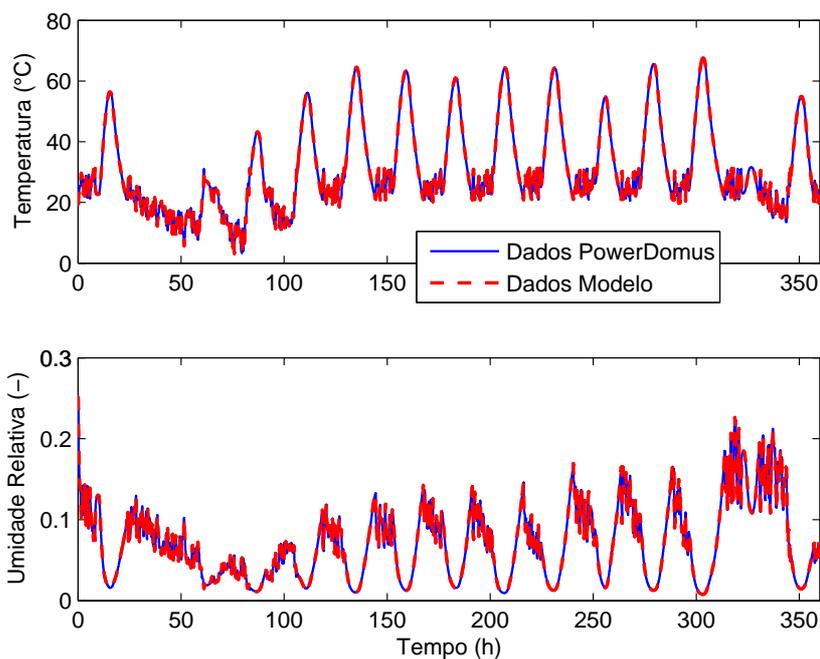


Figura 3.11: Comparação entre os dados obtidos a partir do modelo e do *software* PowerDomus para os sinais temperatura e umidade relativa internas - caso BESTest 600FF.

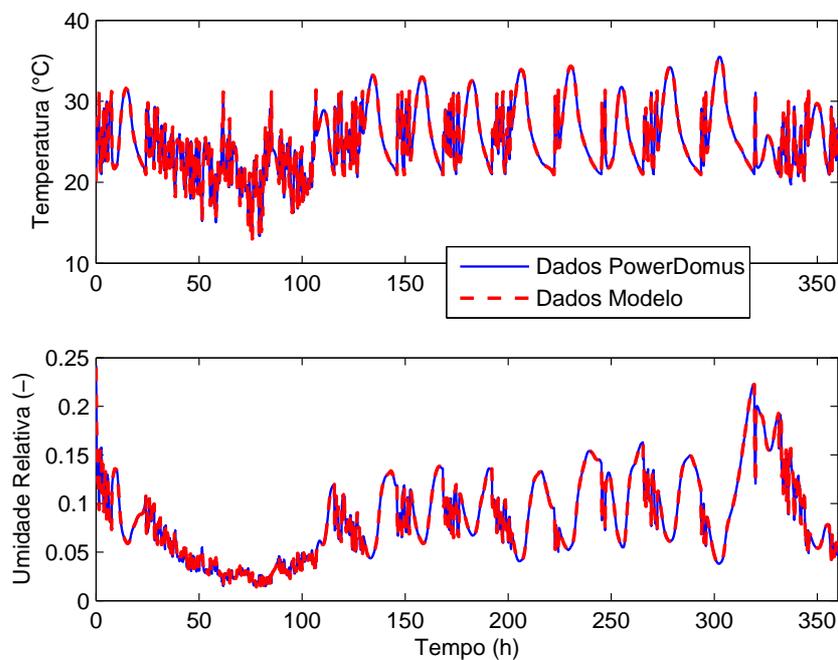


Figura 3.12: Comparação entre os dados obtidos a partir do modelo e do *software* PowerDomus para os sinais temperatura e umidade relativa internas - caso BESTest 900FF.

Tabela 3.6: Valores do MSE para os modelos identificados.

BESTest 600FF	
<i>Modelo</i>	<i>MSE</i>
Temperatura	2.44196×10^{-2}
Umidade	1.05316×10^{-6}
BESTest 900FF	
<i>Modelo</i>	<i>MSE</i>
Temperatura	2.23350×10^{-2}
Umidade	5.87581×10^{-7}

Tabela 3.7: Valores dos índices de desempenho R_a^2 , FPE e AIC para os modelos identificados.

BESTest 600FF			
<i>Modelo</i>	R_a^2	FPE	AIC
Temperatura	0.99988	7.00847×10^{-3}	-4.9606
Umidade	0.99949	2.75371×10^{-7}	-15.1051
BESTest 900FF			
<i>Modelo</i>	R_a^2	FPE	AIC
Temperatura	0.99863	6.32436×10^{-3}	-5.0633
Umidade	0.99968	1.49952×10^{-7}	-15.7130

3.3.1.2 Validação

Para o processo de validação dos modelos baseados no BESTest abordados neste trabalho, aplicam-se diferentes dados climáticos (Denver, 1 à 15 de julho) dos que foram utilizados no processo de identificação (Denver, 1 à 15 de janeiro) utilizando-se um arquivo do tipo TRY, procurando-se assim verificar o comportamento do sistema submetido a diferentes condições. Esta metodologia assegura que o sistema identificado torna-se genérico em virtude de qualquer arquivo climático aplicado, proporcionando respostas coerentes para quaisquer sinais aplicados na entrada. Assim, apresenta-se uma simulação comparando-se os resultados obtidos a partir do *software* PowerDomus e dos modelos (Eq. 3.22 - 3.25), em termos de temperatura e umidade relativa internas para os dois tipos de edificações identificadas.

No processo de validação dos modelos não está incluído o atuador, pois pretende-se somente verificar o comportamento livre (*free floating* - FF) das variáveis internas (temperatura e umidade relativa) submetidas às perturbações climáticas externas (temperatura do ar externo, umidade relativa externa e radiação solar total - Figura 3.13), essas, diferentes das que foram utilizadas para o processo de identificação. Aplicaram-se como condições iniciais $20^\circ C$ para a temperatura interna e 50% de umidade relativa interna para os dois modelos, e ainda efetuou-se uma pré-simulação de 15 dias visando

reduzir os efeitos das condições iniciais nas respostas dos modelos identificados.

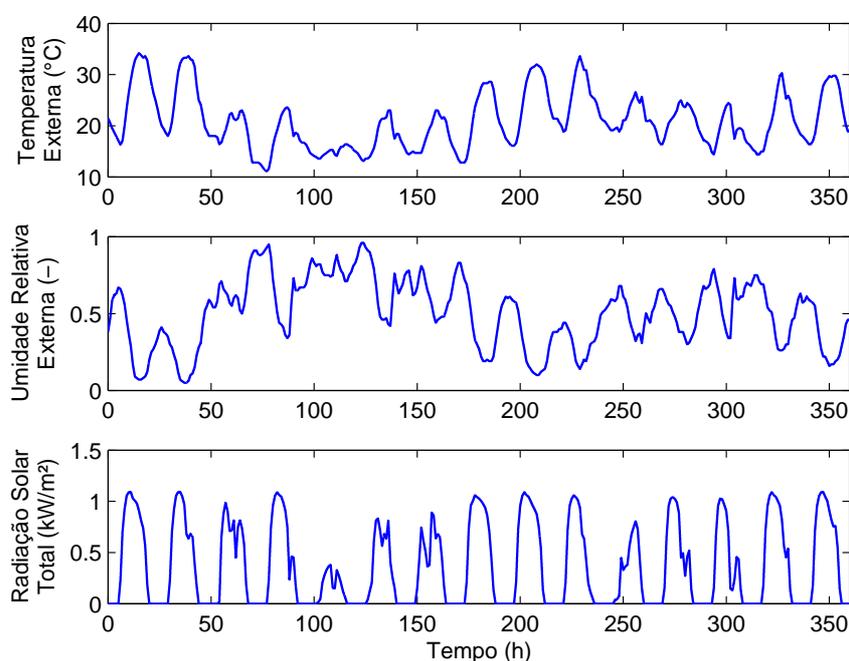


Figura 3.13: Temperatura, umidade relativa e radiação solar total externas - Denver, 1 à 15 de julho.

Os resultados apresentados nas Figuras 3.14 e 3.15 demonstram um grau de concordância muito bom entre os modelos que foram identificados e a ferramenta de simulação higrotérmica de edificações - PowerDomus.

3.3.2 Caso II: Modelo BESTest Brasil

3.3.2.1 Estimação

Os dados utilizados no processo de identificação para caso da edificação no padrão brasileiro - BESTest Brasil, também foram coletados a partir de simulações utilizando-se a ferramenta de simulação higrotérmica de edificações - PowerDomus, porém com arquivos climáticos do tipo TRY da cidade de Curitiba/Brasil entre os dias de 1 a 15 de julho (ver Seção 3.1.2). Também utilizaram-se 21600 amostras de dados entrada/saída (N na Equação 3.2), utilizando-se assim o mesmo período de amostragem do estudo de caso anterior, 1 minuto.

Os dados climáticos utilizados como entrada para o processo de identificação e o sinal de controle aplicado podem ser visualizados nas Figuras 3.16 e 3.17. Já na Figura 3.18

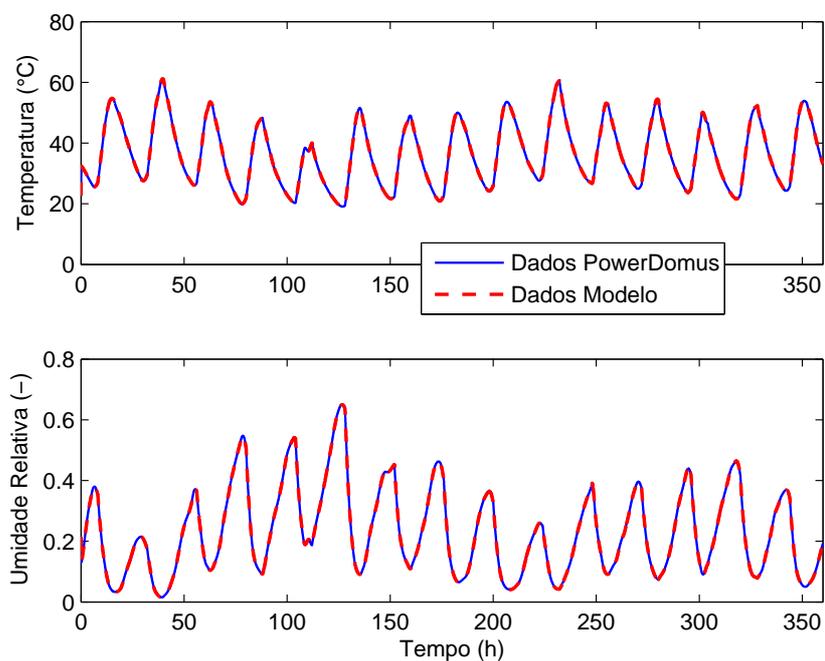


Figura 3.14: Dados de validação para o caso BESTest 600FF.

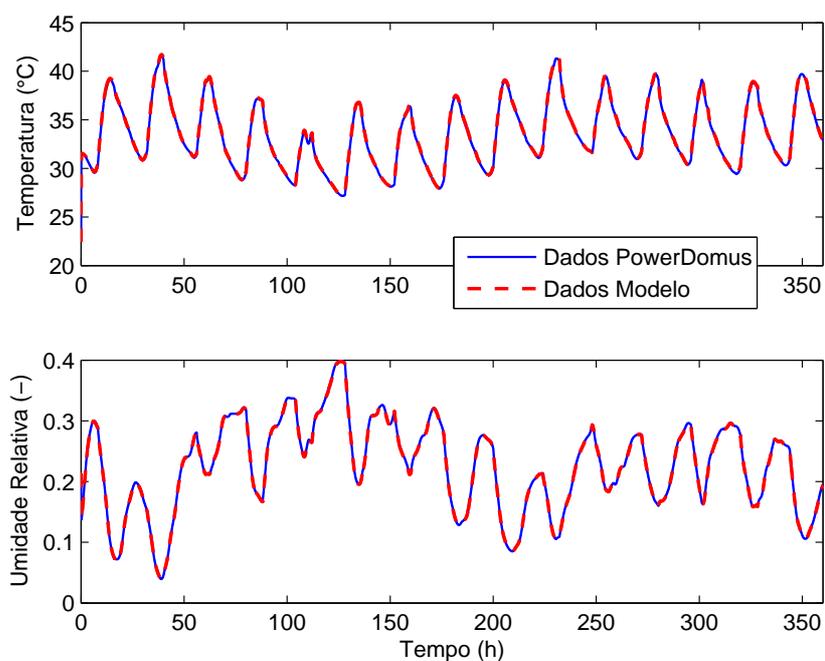


Figura 3.15: Dados de validação para o caso BESTest 900FF.

apresenta-se uma representação detalhada da evolução do sinal de controle para o caso de edificação nos padrões brasileiros, onde o sinal varia aleatoriamente a cada 20 minutos entre 0 e a potência máxima do aquecedor (5000 W).

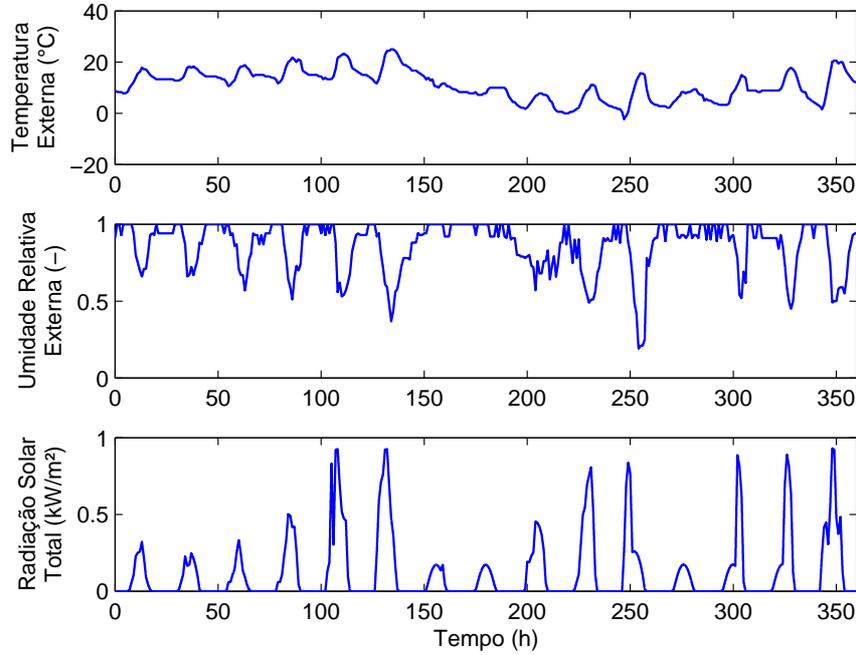


Figura 3.16: Temperatura externa, umidade relativa externa e radiação solar total - conjunto de dados utilizados no processo de identificação do modelo BESTest Brasil.

Obtiveram-se, para esta edificação, dois modelos de regressão utilizando-se o processo de identificação de um sistema MISO. Os modelos para temperatura e umidade obtidos estão descritos nas Equações 3.26 e 3.27.

$$\begin{aligned}
 (1 - 0.97000q^{-1}) y_T(k) = & +(0.08395q^{-1}) u(k) \\
 & +(0.02527q^{-1}) T_{EXT}(k) \\
 & +0.20340q^{-1}) H_{EXT}(k) \\
 & +(-0.07245q^{-1}) S_{EXT}(k) \\
 & +(1 + 0.67670q^{-1}) \xi(k)
 \end{aligned} \tag{3.26}$$

$$\begin{aligned}
 (1 - 0.96920q^{-1}) y_H(k) = & +(-0.002107q^{-1}) u(k) \\
 & +(0.0002751q^{-1}) T_{EXT}(k) \\
 & +0.01759q^{-1}) H_{EXT}(k) \\
 & +(0.003342q^{-1}) S_{EXT}(k) \\
 & +(1 + 0.72390q^{-1}) \xi(k)
 \end{aligned} \tag{3.27}$$

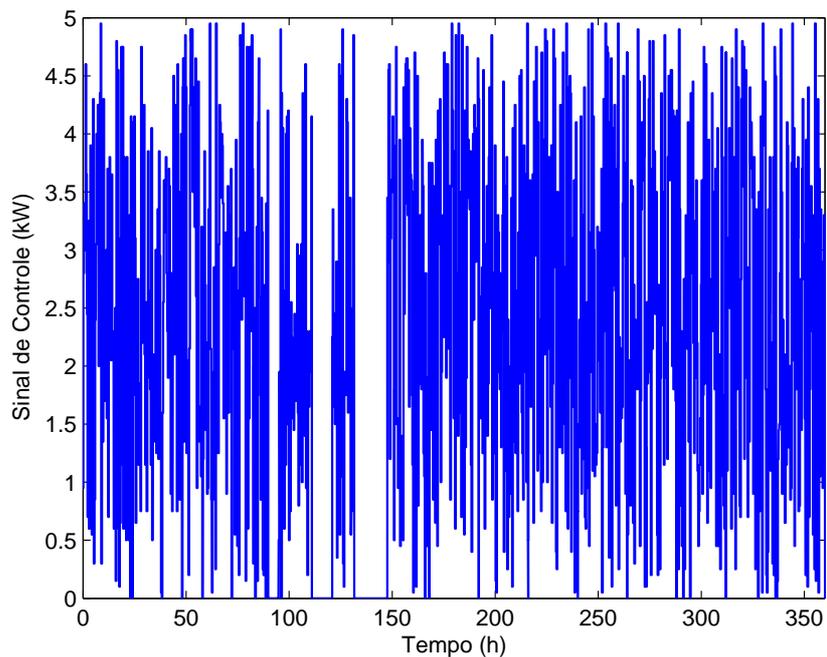


Figura 3.17: Sinal de controle - conjunto de dados utilizados no processo de identificação do modelo BESTest Brasil.

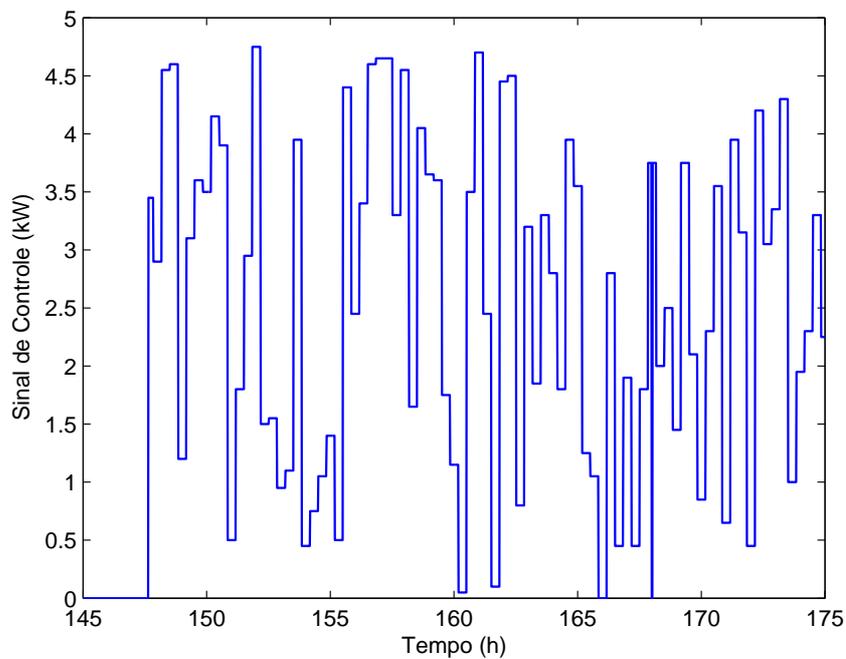


Figura 3.18: Representação da variação aleatória do sinal de controle a cada 20 minutos para o modelo BESTest Brasil.

As variáveis de saída (temperatura e umidade relativa internas) foram coletadas utilizando-se o *software* PowerDomus, este já apresentado na Seção 3.1.1 deste trabalho. Todos esses dados podem ser visualizado na Figura 3.19, onde apresentam-se também as comparações entre os dados reais gerados pelo *software* PowerDomus e os dados estimados, calculados em função do modelo.

Percebe-se através da Figura 3.19 que os modelos apresentam um ótimo ajuste comparados aos dados gerados na simulação utilizando-se o *software* PowerDomus. O ajuste pode ser comprovado através do (MSE) para os quatro modelos que foram identificados, tais índices podem ser visualizados na Tabela 3.8.

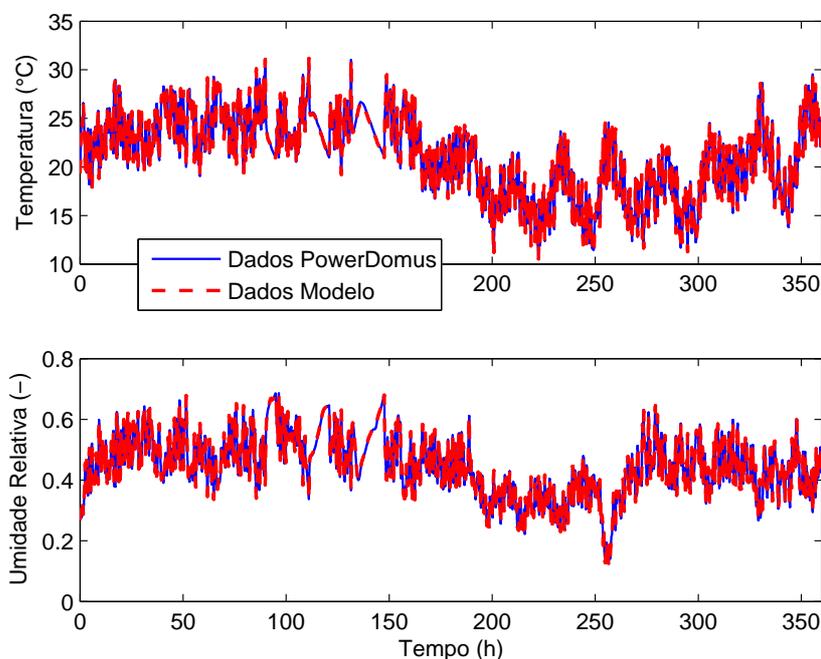


Figura 3.19: Comparação entre os dados obtidos a partir do modelo e do *software* PowerDomus para os sinais temperatura e umidade relativa internas - modelo BESTest Brasil.

Tabela 3.8: Valores do MSE para o modelo BESTest Brasil.

BESTest Brasil	
<i>Modelo</i>	<i>MSE</i>
Temperatura	1.34112×10^{-2}
Umidade	9.49666×10^{-6}

O grau dos modelos foram definidos iguais a 1 devido a determinação do erro de previsão final (FPE) onde percebe-se que quanto menor o valor do FPE menos informações são perdidas, através do coeficiente de correlação múltipla ajustado (R_a^2) e do critério de

informação de Akaike (AIC), descritos anteriormente pelas Equações 3.20, 3.19 e 3.21. Esses índices de desempenho são apresentados na Tabela 3.9.

Tabela 3.9: Valores dos índices de desempenho R_a^2 , FPE e AIC para o modelo identificado.

BESTest Brasil			
<i>Modelo</i>	R_a^2	FPE	AIC
Temperatura	0.99916	3.44871×10^{-3}	-5.66976
Umidade	0.99899	2.59827×10^{-6}	-12.86067

3.3.2.2 Validação

No processo de validação do modelo referente a uma edificação submetida a um clima brasileiro - BESTest Brasil, aplicam-se diferentes dados climáticos (Curitiba, 1 à 15 de janeiro) dos que foram utilizados no processo de identificação (Curitiba, 1 à 15 de julho), procurando-se assim verificar o comportamento do sistema submetido a diferentes condições. Esta metodologia assegura que o sistema identificado torna-se genérico em virtude de qualquer arquivo climático aplicado (quaisquer perturbações inseridas na entrada do sistema), proporcionando respostas coerentes para quaisquer sinais aplicados na entrada. Assim, apresenta-se uma simulação comparando-se os resultados obtidos a partir do *software* PowerDomus e do modelo (Eq. 3.26 e 3.27), em termos de temperatura e umidade relativa internas.

Semelhante ao caso de validação do Caso I, também não está incluído o atuador, pois pretende-se aqui somente verificar o comportamento livre (*free floating* - FF) das variáveis internas (temperatura e umidade relativa) submetidas às perturbações climáticas externas (temperatura do ar externo, umidade relativa externa e radiação solar total - Figura 3.20) diferentes das que foram utilizadas para o processo de identificação. Aplicaram-se como condições iniciais $20^\circ C$ para a temperatura interna e 50% de umidade relativa interna para os dois modelos, e ainda efetuou-se uma pré-simulação de 15 dias visando reduzir os efeitos das condições iniciais nas respostas dos modelos identificados.

Os resultados apresentados na Figura 3.21 demonstram um grau de concordância muito bom entre os modelos que foram identificados e a ferramenta de simulação higrótérmica de edificações - PowerDomus.

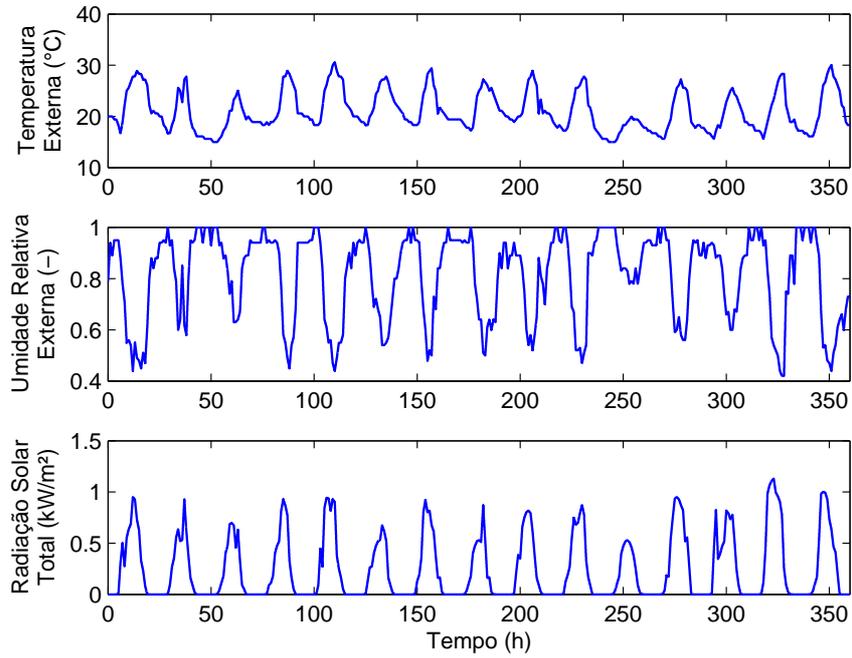


Figura 3.20: Temperatura, umidade relativa e radiação solar total externas - Curitiba, 1 à 15 de janeiro.

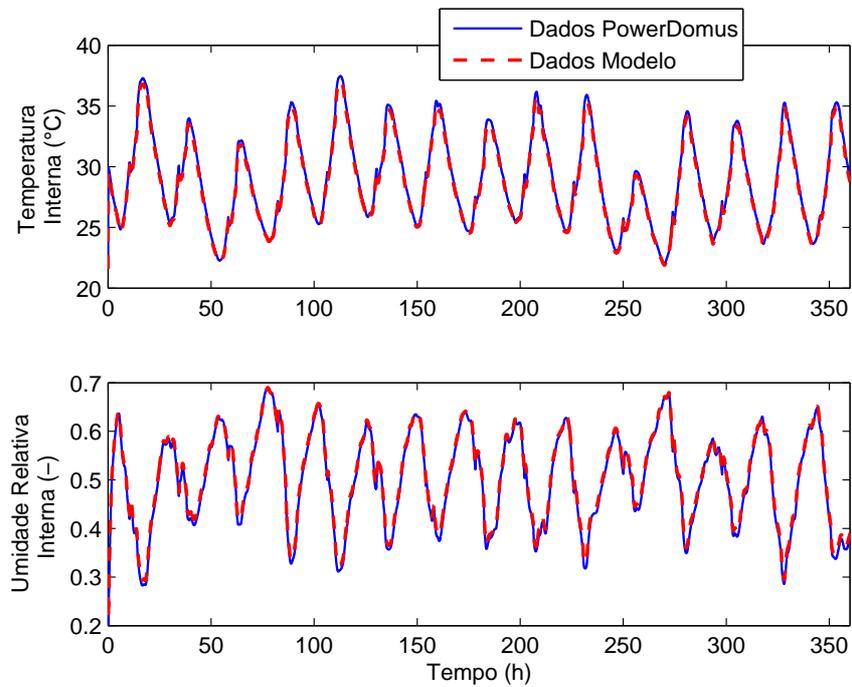


Figura 3.21: Dados de validação para o modelo BESTest Brasil.

3.4 Conclusões do Capítulo

Descreveu-se neste capítulo o desenvolvimento de um conjunto de equações de previsão baseadas em um processo de identificação utilizando-se regressão linear através de dados coletados de simulações executadas em uma ferramenta de simulação higrótérmica de edificações - o *software* PowerDomus.

Três perturbações (temperatura externa, umidade relativa externa e radiação solar total) e um sinal de atuação (correspondendo à potência aplicada ao sistema de aquecimento) foram utilizados para identificar dois conjuntos de modelos do tipo MISO para previsão de temperatura e umidade relativa internas para os casos do BESTest 600FF e 900FF, sendo estes dois ambientes de dimensões iguais porém com materiais diferentes. Outro conjunto de modelos do tipo MISO também foi identificado procurando-se utilizar as mesmas dimensões das casas do BESTest porém para materiais de sua estrutura e clima adaptados a uma cidade brasileira - Curitiba.

Identificaram-se os modelos para o período de inverno para ambas as cidades utilizando-se dados climáticos de Denver e Curitiba. Apresentaram-se resultados, em termos de temperatura e umidade relativa, obteve-se assim um bom grau de precisão nos procedimentos de validação dos modelos para o período de verão das duas cidades (1 a 15 de julho para Denver e 1 a 15 de janeiro para Curitiba).

Nos próximos capítulos, abordam-se as questões de aplicabilidade das equações de previsão descritas neste capítulo, através de estratégias avançadas de controle para sistemas de aquecimento.

4 Métodos de Controle para Conforto Térmico

4.1 Introdução

A importância dada ao tema: “edificações inteligentes e energeticamente eficientes” vem crescendo ao longo dos anos, isto deve-se ao acréscimo nos custos de energia, aumento do consumo e impactos ambientais proporcionados pelo crescimento da população. Porém, considerando-se a importância dada as condições de conforto no interior de ambientes e a redução no consumo de energia, nota-se uma linha tênue entre esses dois objetivos, de forma a chamar a atenção das indústrias e do meio acadêmico desde o começo da década de 70 (Fanger, 1970). Percebe-se então que, principalmente nas grandes cidades, pessoas passam grande parte do seu tempo em ambientes fechados. Em estudos já relatados, comprovam-se que o conforto térmico tem efeito direto na produtividade e satisfação das pessoas (Muzi *et al.*, 1998).

Com base nesses fatos, descrevem-se, neste capítulo, as estratégias de controle utilizadas para tratar dos seguintes problemas: *i*) controle de sistemas de aquecimento visando conforto térmico e *ii*) controle de sistemas de aquecimento visando conforto térmico onde pretende-se minimizar o alto consumo de energia deste tipo de equipamento.

Do ponto de vista de controle, nota-se que, a partir da grande diversidade de estratégias de controle utilizadas para controle de sistemas de climatização, na prática são geralmente usadas estruturas clássicas, por exemplo: *on-off*, PID (*Proportional, Integral and Derivative*) entre outros. Porém, um sistema de climatização integrado com a dinâmica de uma edificação submetida a diversas perturbações, é composto de vários sub-sistemas (muitos deles com características não-lineares) que, atuando conjuntamente, possuem ordem elevada e apresentam um comportamento tipicamente super-amortecido, com constantes de tempo elevadas. Todas essas características, juntamente com a necessidade de otimização das condições de conforto térmico e redução do consumo de energia

justificam a utilização de estratégias avançadas de controle.

Neste capítulo apresentam-se 5 estratégias de controle visando melhorar as condições de conforto no interior de um ambiente climatizado e/ou reduzir o consumo de energia do equipamento de climatização (um aquecedor). Todas as estratégias de controle apresentadas baseiam-se na estrutura conhecida por *Model Based Predictive Control* (MBPC).

Na seqüência, apresenta-se uma introdução a estratégia de controle tipo MBPC seguido pelo desenvolvimento da equação de previsão. Posteriormente, descreve-se cada uma das leis de controle analisadas e/ou propostas, isto é: *i)* MBPC clássico com realimentação de temperatura; *ii)* MBPC com minimização de consumo de energia e restrições relacionadas com valores máximos e mínimos de temperatura. Estas restrições garantem condições aceitáveis de conforto térmico; *iii)* MBPC com restrição relacionada aos valores de temperatura e otimização da umidade; *iv)* MBPC com otimização de temperatura e umidade relativa; *v)* MBPC com otimização do índice de conforto térmico PMV (*Predicted Mean Vote*).

4.2 Estratégia de Controle Tipo MBPC

A estratégia *Model Based Predictive Control* (MBPC) não pode ser considerada como específica, mas sim como estratégia que reúne uma ampla gama de métodos de controle desenvolvidos utilizando-se algumas idéias em comum (Clarke, 1994); (Camacho e Bordns, 1995). Esta metodologia conduz a projetos de controladores que possuem praticamente a mesma estrutura e apresentam características semelhantes. Os controladores preditivos ou MBPC são definidos a partir do modelo do processo que se deseja controlar e são caracterizados por quatro etapas principais, descritas a seguir:

i) Modelagem do processo; onde utilizam-se dados de entrada e saída para prever o comportamento do processo (previsão da saída) em um horizonte de tempo futuro, denominado horizonte de previsão;

ii) Definição de um critério de otimização; onde especifica-se o desempenho do sistema em malha fechada durante o horizonte de previsão através de um critério de custo, definido a partir da saída prevista, do sinal de referência e do esforço de controle;

iii) Otimização do critério de custo; o critério de custo é otimizado em relação ao conjunto de futuros sinais de controle (horizonte de controle) a serem aplicados no processo durante o horizonte de previsão.

iv) Aplicação do sinal de controle; somente o primeiro sinal de controle resultante da otimização do critério de custo é aplicado no processo real e, no instante seguinte de amostragem, todo o procedimento é repetido.

O esquema genérico para controladores MBPC é ilustrado na Figura 4.1.

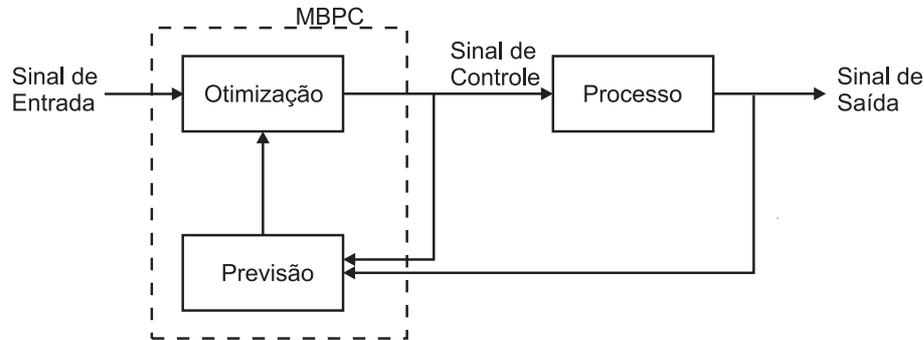


Figura 4.1: Esquema dos controladores MBPC.

Este trabalho aborda o problema de controladores do tipo MPBC baseados em modelos lineares com representação em espaço de estados para a previsão do comportamento futuro do processo. Estes modelos são determinados a partir da representação MISO (*Multiple-Input/Single-Output*) ARMAX (*Auto-Regressive with Exogenous Input*) de edificações acopladas à sistemas de climatização. Por sua vez, um dos algoritmos MBPC propostos está baseado em estrutura não-linear do tipo *Wiener*, isto é, um bloco linear seguido de um termo não-linear, conforme Figura 4.2.

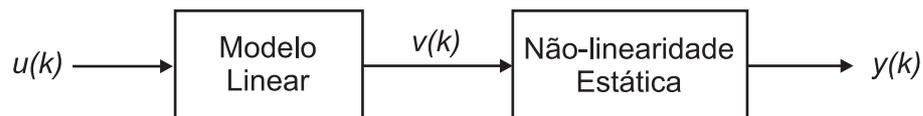


Figura 4.2: Estrutura do tipo *Wiener*.

Na minimização do critério de custo, os aspectos levados em consideração são as restrições no sinal de controle (atuadores do sistema HVAC - *Heating Ventilation and Air Conditioning*) e no sinal de saída a fim de garantir condições climáticas relacionadas com conforto térmico. O compromisso entre desempenho e consumo de energia pode ser também determinado pelo critério de custo.

Dentro destas condições, descrevem-se neste trabalho, diversas formulações para resolução do problema de controle de conforto térmico.

Segundo a metodologia MBPC, o primeiro passo para a definição da lei de controle é a obtenção de equações de previsão. Portanto, a seguir, o modelo do ambiente analisado é

apresentado juntamente com as equação de previsão da saída para temperatura e umidade. O segundo passo é a definição do critério de custo. Assim, definem-se nas Seções 4.2.2, 4.3.1, 4.3.2, 4.3.3 e 4.3.4, os critérios de custo e os problemas de otimizações resultantes para as cinco estratégias de controle citadas.

4.2.1 Equação de Previsão

Nesta seção, apresenta-se a equação de previsão do sinal de saída do processo térmico. Para fins de previsão, assume-se que os modelos para temperatura e umidade do ambiente podem, cada um, serem descritos através da seguinte representação polinomial:

$$A(z)y = B(z)u + C(z)v \quad (4.1)$$

onde y é a saída, u é a entrada e v é um termo de perturbação aplicado ao sistema. Assim tem-se:

$$\begin{aligned} A(z) &= 1 + a_1q^{-1} + a_2q^{-2} + \dots + a_{n_a}q^{-n_a} \\ B(z) &= b_0 + b_1q^{-1} + b_2q^{-2} + \dots + b_{n_b}q^{-n_b} \\ C(z) &= 1 + c_1q^{-1} + c_2q^{-2} + \dots + c_{n_c}q^{-n_c} \end{aligned} \quad (4.2)$$

Neste caso, o modelo canônico e observável em espaço de estados é:

$$\begin{cases} \mathbf{x}(k+1) = A\mathbf{l}(k) + \mathbf{b}u(k) + \mathbf{g}v(k) \\ y(k) = \mathbf{c}^T\mathbf{x}(k) \end{cases} \quad (4.3)$$

onde x é o estado do sistema, $u(k)$ é o sinal de controle aplicado no instante k e as matrizes A , \mathbf{b} , \mathbf{g} e \mathbf{c}^T podem ser representadas como sendo:

$$A = \begin{bmatrix} -a_1 & 1 & 0 & \dots & 0 \\ -a_2 & 0 & 1 & \dots & 0 \\ \vdots & & & & \vdots \\ -a_n & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \dots & & & 0 \\ \vdots & & & & \vdots \\ 0 & \dots & & & 1 \\ 0 & \dots & & & 0 \end{bmatrix} \quad \therefore \mathbf{b} = \begin{bmatrix} 0 \\ \vdots \\ 0 \\ b_0 \\ \vdots \\ b_n \end{bmatrix} \quad \therefore \quad (4.4)$$

$$\mathbf{g} = \begin{bmatrix} c_1 - a_1 \\ \vdots \\ c_n - a_n \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} \quad \therefore \mathbf{c}^T = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \dots & 0 \end{bmatrix} \quad (4.5)$$

Assim, definem-se como sinais de atuação o sinal de acionamento do sistema de aquecimento $u_1(k)$ e o sinal de acionamento do sistema de umidificação $u_2(k)$. Apresentam-se ainda as perturbações aplicadas ao sistema como sendo temperatura externa ($T_{EXT}(k)$), umidade relativa externa ($H_{EXT}(k)$) e radiação solar total ($S_{EXT}(k)$) e por fim as suas respectivas saídas: temperatura interna do ambiente ($y_T(k)$) e umidade relativa interna ($y_U(k)$). Desta forma, pode-se representar o modelo de temperatura e umidade acoplados da seguinte forma:

$$\left\{ \begin{array}{l} \begin{bmatrix} \mathbf{x}_T(k+1) \\ \mathbf{x}_H(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A_T & 0 \\ 0 & A_H \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{x}_T(k) \\ \mathbf{x}_H(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mathbf{b}_{T1} & \mathbf{b}_{T2} \\ \mathbf{b}_{H1} & \mathbf{b}_{H2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_1(k) \\ u_2(k) \end{bmatrix} + \\ \begin{bmatrix} \mathbf{b}_{T3} & \mathbf{b}_{T4} & \mathbf{b}_{T5} \\ \mathbf{b}_{H3} & \mathbf{b}_{H4} & \mathbf{b}_{H5} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} T_{EXT}(k) \\ H_{EXT}(k) \\ S_{EXT}(k) \end{bmatrix} \\ \begin{bmatrix} y_T(k) \\ y_H(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{c}_T^T & 0 \\ 0 & \mathbf{c}_H^T \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{x}_T(k) \\ \mathbf{x}_H(k) \end{bmatrix} \end{array} \right. \quad (4.6)$$

Procurando facilitar o desenvolvimento das equações, os sinais referentes às perturbações inseridas no modelo que representa o comportamento de uma edificação serão consideradas nulas na resolução da Equação 4.6, porém estes serão utilizados durante o processo de simulação do controlador projetado. Assim, o modelo poderá ser reescrito como o sistema em espaço de estados apresentado na Equação 4.7, onde Δ é um operador tal que $\Delta x(k) = x(k) - x(k-1)$ ou $\Delta = 1 - q^{-1}$ (q^{-1} é o operador atraso) e, desta forma, definem-se as matrizes A , B e C conforme apresentado na Equação 4.8.

$$\left\{ \begin{array}{l} \Delta \mathbf{x}_{T,H}(k+1) = A \Delta \mathbf{x}_{T,H}(k) + B \Delta u_{T,H}(k) \\ y_{T,H}(k) = y_{T,H}(k-1) + C \Delta \mathbf{x}_{T,H}(k) \end{array} \right. \quad (4.7)$$

$$A = \begin{bmatrix} A_T & 0 \\ 0 & A_H \end{bmatrix} \quad \therefore \quad B = \begin{bmatrix} \mathbf{b}_{T1} & \mathbf{b}_{T2} \\ \mathbf{b}_{H1} & \mathbf{b}_{H2} \end{bmatrix} \quad \therefore \quad C = \begin{bmatrix} \mathbf{c}_T^T & 0 \\ 0 & \mathbf{c}_H^T \end{bmatrix} \quad (4.8)$$

A seguir, calcula-se a equação da previsão da saída j passos à frente, *i.e.*, $\hat{y}_{T,H}(k+j|k)$ para $j > 0$. Assim, a partir da Equação 4.7, tem-se que:

$$\hat{y}_{T,H}(k) = y_{T,H}(k-1) + C\Delta\mathbf{x}_{T,H}(k) \quad (4.9)$$

$$\hat{y}_{T,H}(k+j|k) = \hat{y}_{T,H}(k+j-1|k) + C\Delta\mathbf{x}_{T,H}(k+j) \quad (4.10)$$

ou

$$\hat{y}_{T,H}(k+j|k) = \hat{y}_{T,H}(k+j-1|k) + CA^j\Delta\mathbf{x}_{T,H}(k) + CA^{j-1}B\Delta u_{T,H}(k|k) \quad (4.11)$$

Após substituições sucessivas em $\hat{y}_{T,H}(k+j-1|k)$, obtém-se (Oliveira *et al.*, 1999):

$$\hat{y}_{T,H}(k+j|k) = y_{T,H}(k) + C(S_j - I)\Delta\mathbf{x}_{T,H}(k) + \sum_{m=0}^{j-1} CS_{j-1-m}B\Delta u_{T,H}(k+m|k) \quad (4.12)$$

sendo $S_j = \sum_{i=0}^j A^i$ e I a matriz identidade de mesma ordem que A .

Nota-se que a previsão da saída é função de dois termos relacionados, com ação de controle e estado do sistema no instante j . A Equação 4.12 pode ser reescrita como:

$$\hat{y}_{T,H}(k+j|k) = \hat{y}f_{T,H}(k+j|k) + \hat{y}l_{T,H}(k+j|k) \quad (4.13)$$

onde a parte forçada $\hat{y}f_{T,H}(k+j|k)$ é representada por:

$$\hat{y}f_{T,H}(k+j|k) = \sum_{m=0}^{j-1} CS_{j-1-m}B\Delta u_{T,H}(k+m|k) \quad (4.14)$$

e a parte livre $\hat{y}l_{T,H}(k+j|k)$ por:

$$\hat{y}l_{T,H}(k+j|k) = y_{T,H}(k) + C(S_j - I)\Delta\mathbf{x}_{T,H}(k) \quad (4.15)$$

Já na forma matricial, representa-se a equação de previsão da seguinte forma:

$$\begin{bmatrix} \hat{y}_{T,H}(k+1) \\ \hat{y}_{T,H}(k+2) \\ \hat{y}_{T,H}(k+3) \\ \vdots \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} CS_0B & 0 & 0 & \dots \\ CS_1B & CS_0B & 0 & \dots \\ CS_2B & CS_1B & CS_0B & \dots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta u_{T,H}(k+1) \\ \Delta u_{T,H}(k+2) \\ \Delta u_{T,H}(k+3) \\ \vdots \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \hat{y}_{l_{T,H}}(k+1) \\ \hat{y}_{l_{T,H}}(k+2) \\ \hat{y}_{l_{T,H}}(k+3) \\ \vdots \end{bmatrix} \quad (4.16)$$

Porém, como apresentado na Seção 3.2.1, utilizou-se somente um dispositivo de aquecimento como atuador. Neste caso, pode-se definir a variação do sinal de controle $\Delta \mathbf{u}_{T,H}$ como sendo $\Delta \mathbf{u}$. Assim, de forma mais simplificada, pode-se reescrever a Equação 4.16 como sendo:

$$\hat{\mathbf{y}}_{T,H} = H_{temp, umi} \Delta \mathbf{u} + \hat{\mathbf{y}}_{l_{T,H}} \quad (4.17)$$

4.2.2 A Lei de Controle Clássica

Na primeira solução utiliza-se a lei de controle clássica visando manter a variável controlada (no caso, temperatura) constante. O valor definido para o *set-point* de temperatura corresponde a um valor médio situado no centro da região de conforto em uma carta psicrométrica, conforme apresentado na Seção 2.1. Esta solução está baseada na utilização clássica de controle preditivo (Oliveira *et al.*, 1996).

Sejam os seguintes vetores/matrizes que formam a previsão da saída no futuro, representados pela Equação 4.17, determina-se um critério de minimização definido por J_k como sendo:

$$J_k = \|\hat{\mathbf{y}} - \mathbf{w}\|_n + \|\Delta \mathbf{u}\|_n \quad (4.18)$$

onde $\|\mathbf{v}\|_x$ é a norma x de um vetor \mathbf{v} . Neste caso, N_u passos de controle são disponíveis. $\Delta \mathbf{u}$ é a variação do sinal de controle e \mathbf{w} é o sinal de referência, este podendo ser aplicado para temperatura (\mathbf{w}_T) ou umidade relativa (\mathbf{w}_H). Assim, a lei de controle pode ser

representada como mostra-se na Figura 4.3.

O sinal de referência é representado por $w(\cdot)$, conforme Equação 4.19.

$$\mathbf{w}_T = \left[w_T(k+1) \quad w_T(k+2) \quad \dots \quad w_T(k+N_y) \right]^T \quad (4.19)$$

Assim, usando-se a norma 2 (ao quadrado), tem-se:

$$J_k = \sum_{j=N_1}^{N_y} \hat{y}_T(k+N_y|k) - w_T(k+j))^2 + \sum_{j=0}^{N_u-1} \lambda \Delta u^2(k+j|k) \quad (4.20)$$

onde N_1 , N_y são os horizontes inicial e final de previsão e N_u é o horizonte de controle.

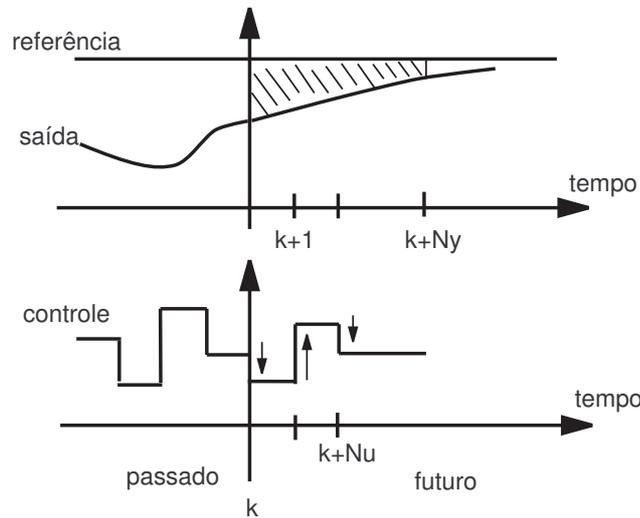


Figura 4.3: Representação da lei de controle para o controlador preditivo clássico.

O problema de otimização do critério de custo é dado por:

$$\begin{aligned} & \min_{\Delta u(k|k), \Delta u(k+1|k), \dots, \Delta u(k+N_u-1|k)} J_k \\ & \text{s.a} \\ & \Delta u(k+j|k) = 0 \quad \forall j = N_u, \dots, N_y \end{aligned} \quad (4.21)$$

Desta forma, pode-se representar o problema de otimização na forma vetorial como sendo:

$$\min_{\Delta \mathbf{u}} (H_{temp} \Delta \mathbf{u} + \hat{\mathbf{y}}_l - \mathbf{w})^T (H \Delta \mathbf{u} + \hat{\mathbf{y}}_l - \mathbf{w}_T) + \lambda \Delta \mathbf{u}^T \Delta \mathbf{u} \quad (4.22)$$

ou

$$\min_{\Delta \mathbf{u}} \Delta \mathbf{u}^T (H_{temp}^T H_{temp} + \lambda I) \Delta \mathbf{u} + 2(\hat{\mathbf{y}}_{l_T} - \mathbf{w}_T)^T H \Delta \mathbf{u} \quad (4.23)$$

Adotando-se $Q = (H_{temp}^T H_{temp} + \lambda I)$ e $\mathbf{f}^T = 2(\hat{\mathbf{y}}_{l_T} - \mathbf{w}_T)^T H_{temp}$, apresenta-se a solução da variação do sinal de controle como:

$$\Delta \mathbf{u} = -\frac{1}{2} Q^{-1} \mathbf{f} \quad (4.24)$$

ou

$$\Delta \mathbf{u} = (H_{temp}^T H_{temp} + \lambda I)^{-1} H_{temp}^T (\mathbf{w}_T - \hat{\mathbf{y}}_{l_T}) \quad (4.25)$$

Assim,

$$\Delta \mathbf{u}(k) = \mathbf{m}^T (\mathbf{w}_T - \hat{\mathbf{y}}_{l_T}) \quad (4.26)$$

onde \mathbf{m}^T é a primeira linha de $(H_{temp}^T H_{temp} + \lambda I)^{-1} H_{temp}^T$, ou

$$\mathbf{m}^T = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 \end{bmatrix} (H_{temp}^T H_{temp} + \lambda I)^{-1} H_{temp}^T \quad (4.27)$$

Os parâmetros de sintonia do controlador preditivo permitem uma maior flexibilidade de projeto para o sistema controlado. No entanto, algumas peculiaridades que devem ser levadas em conta na sua seleção, são elas (Oliveira, 1992), (Santos, 1998):

Horizonte de Previsão Inicial (N_1): Normalmente é selecionado como 1 (um), mas nos casos em que o atraso de transporte é perfeitamente conhecido este pode ser ajustado com $N_1 \leq d$ fazendo com que o esforço computacional seja reduzido.

Horizonte de Previsão Final (N_y): A seleção deste parâmetro geralmente é tal que este seja maior do que o tempo de subida do processo (Castanho, 1991). Para a maioria dos processos estáveis em malha aberta, a dinâmica de malha fechada torna-se mais rápida com a diminuição de N_y . Para processos instáveis em malha aberta um N_y elevado pode levá-lo à instabilidade também em malha fechada, visto que os pólos do sistema em malha fechada tendem aos de malha aberta quando $N_y \rightarrow \infty$ (Bitmead *et al.*, 1990). O aumento de N_y provoca um aumento da robustez do

sistema quanto a presença de dinâmicas não-modeladas, aumentando, porém, o esforço computacional.

Horizonte de Controle (N_u): Valores elevados de N_u além de aumentar o esforço computacional (inversão da matriz $(H^T H + \lambda I)$, que tem dimensões $N_u \times N_u$), aumenta a agressividade da ação de controle. Para sistemas estáveis em malha aberta $N_u = 1$ mostra-se, geralmente, adequado. Na prática o valor de N_u deve ser o menor possível para permitir um desempenho satisfatório do sistema.

Ponderação do Controle (λ): A introdução desta ponderação faz com que a magnitude do sinal de controle seja levada em conta na função custo a ser minimizada. Isto provoca uma diminuição dos níveis do sinal de controle podendo causar, também, aumento na sobre-elevação da saída do sistema (Pereira, 1997). A ponderação λ com um valor diferente de zero melhora o condicionamento da matriz $(H^T H + \lambda I)$, possibilitando sua inversão, além de aumentar a robustez do sistema quando sujeito a incertezas de modelagem (Banerjee e Shah, 1995).

4.3 Algoritmos MBPC Voltados ao Problema de Conforto Térmico

A seguir apresentam-se os algoritmos de controle implementados, todos apresentam no mínimo uma restrição visando reduzir o consumo de energia e/ou otimizar as condições de conforto no interior do ambiente climatizado.

4.3.1 MBPC com Restrição de Temperatura e Minimização do Consumo de Energia

Nesta seção, descreve-se uma estratégia de controle do tipo MBPC para o sistema térmico onde o conforto térmico é especificado em termos de uma faixa de valores desejados para a temperatura ambiente. Procura-se um valor para o sinal de controle que minimize o consumo de energia e garanta que a temperatura ambiente esteja dentro da faixa pré-especificada.

Assim, as restrições na saída do processo, que visam reduzir o consumo de energia mantendo as melhores condições de conforto no interior do ambiente climatizado, podem ser descritas juntamente com a lei de controle representada pelo seguinte problema de otimização:

$$\begin{aligned}
& \min_{\Delta u(k|k), u(k+1|k), \dots, \Delta u(k+N_u-1|k)} u^2(k) \\
& \text{s.a} \\
& \Delta u(k+j|k) = 0 \quad \forall j = N_u, \dots, N_y \\
& 0 \leq u(k+j|k) \leq u_{max} \quad \forall j = 1, \dots, N_u \\
& y_{T,min} \leq \hat{y}_T(k+j|k) \leq y_{T,max} \quad \forall j = N_1, \dots, N_y
\end{aligned} \tag{4.28}$$

onde:

$$\begin{aligned}
\mathbf{y}_{T,min} &= \begin{bmatrix} y_{T,min} & y_{T,min} & \dots & y_{T,min} \end{bmatrix}^T \\
\mathbf{y}_{T,max} &= \begin{bmatrix} y_{T,max} & y_{T,max} & \dots & y_{T,max} \end{bmatrix}^T
\end{aligned} \tag{4.29}$$

onde $y_{T,min}$ e $y_{T,max}$ definem a faixa de valores de temperatura associadas à condição de conforto térmico e u_{max} é o valor limite máximo que pode ser aplicado ao sinal de controle. Neste problema, o critério de custo é função do consumo de energia. O primeiro conjunto de restrição está relacionado com o horizonte de controle, o segundo conjunto são restrições de não negatividade no sinal de controle, uma vez que somente um aquecedor está presente (não há retirada de energia do ambiente). E por fim, o terceiro conjunto de restrições garante a permanência do sinal de temperatura dentro da faixa desejada, reduzindo o consumo de energia e mantendo as condições de conforto dentro dos padrões aceitáveis (ASHRAE, 2001). Substituindo a Equação 4.17 no problema apresentado pela Equação 4.28, obtém-se:

$$\begin{aligned}
& \min_{\Delta u(k|k), \Delta u(k+1|k), \dots, \Delta u(k+N_u-1|k)} (\Delta u(k|k) + u(k-1))^2 \\
& \text{s.a} \\
& 0 \leq u(k+j|k) \leq u_{max} \quad \forall j = 1, \dots, N_u \\
& \mathbf{y}_{T,min} \leq H_{temp} \Delta \mathbf{u} + \hat{\mathbf{y}}_T \leq \mathbf{y}_{T,max}
\end{aligned} \tag{4.30}$$

ou

$$\begin{aligned}
& \min_{\Delta u(k|k), \Delta u(k+1|k), \dots, \Delta u(k+N_u-1|k)} \Delta u^2(k|k) - 2u(k-1)\Delta u(k|k) \\
& \text{s.a} \\
& -\Delta u(k|k) \leq u(k-1) \\
& -\Delta u(k|k) \leq u_{max} - u(k-1) \\
& +H_{temp} \Delta \mathbf{u} \leq \mathbf{y}_{T,max} - \hat{\mathbf{y}}_{l_T} \\
& -H_{temp} \Delta \mathbf{u} \leq -\mathbf{y}_{T,min} + \hat{\mathbf{y}}_{l_T}
\end{aligned} \tag{4.31}$$

portanto,

$$\begin{aligned}
& \min_{\Delta u(k|k), \Delta u(k+1|k), \dots, \Delta u(k+N_u-1|k)} \Delta u^2(k|k) - 2u(k-1)\Delta u(k|k) \\
& \text{s.a} \\
& \begin{bmatrix} -1 \\ 1 \end{bmatrix} \Delta u \leq \begin{bmatrix} u(k-1) \\ u_{max} - u(k-1) \end{bmatrix} \\
& \begin{bmatrix} H_{temp} \\ -H_{temp} \end{bmatrix} \Delta \mathbf{u} \leq \begin{bmatrix} \mathbf{y}_{T,max} - \hat{\mathbf{y}}_{Tl}(k+j|k) \\ -\mathbf{y}_{T,min} + \hat{\mathbf{y}}_{Tl}(k+j|k) \end{bmatrix}
\end{aligned} \tag{4.32}$$

Este problema de otimização é um problema de programação quadrática na variável $\Delta u(k|k)$, cuja solução é amplamente conhecida na literatura (Boot, 1964), (Bazaraa e Shetty, 1979). Sua solução a cada instante de amostragem produz um sinal ótimo de controle que garante conforto térmico, sob o ponto de vista manutenção da temperatura ambiente dentro de uma faixa pré-especificada, com o menor consumo possível de energia.

4.3.2 MBPC com Restrição de Temperatura e Otimização da Umidade Relativa

Nesta seção, descreve-se uma estratégia de controle do tipo MBPC para o sistema térmico onde o conforto térmico é especificado em termos de uma faixa de valores desejados para a temperatura ambiente e de um valor objetivo para a umidade relativa interna. Procura-se um valor para o sinal de controle que, mantendo a temperatura ambiente dentro da faixa pré-especificada, faça com que o sinal de umidade chegue o mais próximo possível do objetivo.

A lei de controle é definida através do seguinte problema de otimização:

$$\begin{aligned}
& \min_{\Delta u(k|k), \Delta u(k+1|k), \dots, \Delta u(k+N_u-1|k)} J_k \\
& \text{s.a} \\
& \Delta u(k+j|k) = 0 \quad \forall j = N_u, \dots, N_y \\
& 0 \leq u(k+j|k) \leq u_{max} \quad \forall j = 1, \dots, N_u \\
& y_{T,min} \leq \hat{y}_T(k+j|k) \leq y_{T,max} \quad \forall j = N_1, \dots, N_y
\end{aligned} \tag{4.33}$$

onde descreve-se a função de custo J_k neste caso por:

$$J_k = \sum_{j=N_1}^{N_y} (\hat{y}_H(k+j|k) - w_H)^2 + \sum_{j=0}^{N_u-1} \lambda \Delta u^2(k+j|k) \tag{4.34}$$

Desta forma, pode-se reescrever o problema de otimização na forma:

$$\begin{aligned}
& \min_{\Delta u(k|k), \Delta u(k+1|k), \dots, \Delta u(k+N_u-1|k)} (\hat{y}_H - w_H)^T + \lambda \Delta u^T \Delta u \\
& \text{s.a} \\
& 0 \leq u(k+j|k) \leq u_{max} \quad \forall j = 1, \dots, N_u \\
& \mathbf{y}_{T,min} \leq H_{temp} \Delta \mathbf{u} + \hat{\mathbf{y}}_T \leq \mathbf{y}_{T,max}
\end{aligned} \tag{4.35}$$

onde $\hat{y}_H(\cdot|k)$ é a previsão da umidade interna do ambiente e w_H é o sinal de referência, *i.e.*, o valor desejado para a umidade interna, este pode ser representado da mesma forma que a proposta para a referência de temperatura (Eq. 4.19). Neste problema, o critério de custo representa uma medida de distância da umidade interna em relação ao valor objetivo, no caso, o quadrado da norma 2 (Euclidiana). O primeiro, o segundo e o terceiro conjuntos de equações são equivalentes ao problema descrito pela Equação 4.28.

Assim, adotando-se $Q_H = (H_{umi}^T H_{umi} + \lambda I)$ e $\mathbf{f}_H^T = 2(\hat{\mathbf{y}}_H - \mathbf{w}_H)^T H_{umi}$, apresenta-se o problema de otimização da como sendo:

$$\begin{aligned}
& \min_{\Delta u(k|k), \Delta u(k+1|k), \dots, \Delta u(k+N_u-1|k)} \Delta u^T Q_H \Delta u + \mathbf{f}_H^T \Delta u \\
& \text{s.a} \\
& 0 \leq u(k+j|k) \leq u_{max} \quad \forall j = 1, \dots, N_u \\
& \mathbf{y}_{T,min} \leq H_{temp} \Delta \mathbf{u} + \hat{\mathbf{y}}_T \leq \mathbf{y}_{T,max}
\end{aligned} \tag{4.36}$$

ou

$$\begin{aligned}
& \min_{\Delta u(k|k), \Delta u(k+1|k), \dots, \Delta u(k+N_u-1|k)} \Delta u^T Q_H \Delta u + \mathbf{f}_H \Delta u \\
& \text{s.a} \\
& \begin{bmatrix} -1 \\ 1 \end{bmatrix} \Delta u \leq \begin{bmatrix} u(k-1) \\ u_{max} - u(k-1) \end{bmatrix} \\
& \begin{bmatrix} H_{temp} \\ -H_{temp} \end{bmatrix} \Delta \mathbf{u} \leq \begin{bmatrix} \mathbf{y}_{T,max} - \hat{\mathbf{y}}_{Tl}(k+j|k) \\ -\mathbf{y}_{T,min} + \hat{\mathbf{y}}_{Tl}(k+j|k) \end{bmatrix}
\end{aligned} \tag{4.37}$$

Nesta equação, $\hat{y}_H(\cdot|k)$ é a parcela da previsão da umidade interna calculada em função do modelo de umidade e do estado atual do sistema, conforme Equações 4.15 e 4.16. Este é um problema de programação quadrática, cuja solução também é amplamente conhecida na literatura. Sua solução a cada instante de amostragem produz um sinal ótimo de controle que garante conforto térmico, sob o ponto de vista de minimização da distância entre a umidade interna e o valor objetivo e manutenção da temperatura ambiente dentro de uma faixa pré-especificada.

4.3.3 MBPC com Otimização do Sinal de Temperatura e Umidade Relativa

Descreve-se, nesta seção, a estratégia de controle onde define-se a sensação de conforto térmico dos ocupantes por uma razão entre os erros da temperatura interna e da umidade relativa interna em relação aos valores de *set-point* pré-determinados para esses sinais. Definem-se os valores de *set-point* para os sinais de temperatura e umidade relativa como sendo $T = 24 \text{ }^\circ\text{C}$ e $\phi = 50\%$. Desta forma, procura-se manter os valores de temperatura umidade relativa o mais próximo possível dos valores de referência, mantendo-se a temperatura e a umidade relativa dentro da região de conforto.

Desta forma, descreve-se a lei de controle pelo seguinte problema de otimização:

$$\begin{aligned}
& \min_{\Delta u(k|k), \Delta u(k+1|k), \dots, \Delta u(k+N_u-1|k)} J_k \\
& \text{s.a} \\
& \Delta u(k+j|k) = 0 \quad \forall j = N_u, \dots, N_y \\
& 0 \leq u(k+j|k) \leq u_{max} \quad \forall j = 1, \dots, N_u
\end{aligned} \tag{4.38}$$

Na Equação 4.38, descreve-se a função de custo dada por:

$$\begin{aligned}
J_k = & \left(\sum_{j=N_1}^{N_y} (\hat{y}_T(k+j|k) - w_T)^2 + \sum_{j=0}^{N_u} \lambda_1 \Delta u^2(k+j|k) \right) \\
& + \rho \left(\sum_{j=N_1}^{N_y} (\hat{y}_H(k+j|k) - w_H)^2 + \sum_{j=0}^{N_u} \lambda_2 \Delta u^2(k+j|k) \right)
\end{aligned} \tag{4.39}$$

onde ρ é a relação entre os erros de temperatura e de umidade relativa, definindo-se assim a importância estipulada para estas duas variáveis no que diz respeito ao conforto térmico. Como descrito anteriormente, resolve-se a Equação 4.38 como um problema de programação quadrática, onde define-se o sinal de controle aplicado ao processo pela equação: $u(k) = \Delta u(k|k) + u(k-1)$. Obtém-se então:

$$\begin{aligned}
\min_{\Delta \mathbf{u}(k|k)} & (H_{temp} \Delta \mathbf{u} + \hat{\mathbf{y}}_{Tl} - \mathbf{w}_T)^T (H_{temp} \Delta \mathbf{u} + \hat{\mathbf{y}}_{Tl} - \mathbf{w}_T) + \lambda_1 \Delta \mathbf{u}^T \Delta \mathbf{u} \\
& + \rho ((H_{umi} \Delta \mathbf{u} + \hat{\mathbf{y}}_{Hl} - \mathbf{w}_H)^T (H_{umi} \Delta \mathbf{u} + \hat{\mathbf{y}}_{Hl} - \mathbf{w}_H) + \lambda_2 \Delta \mathbf{u}^T \Delta \mathbf{u})
\end{aligned} \tag{4.40}$$

s.a

$$0 \leq u(k+j|k) \leq u_{max} \quad \forall j = 1, \dots, N_u$$

ou

$$\begin{aligned}
\min_{\Delta \mathbf{u}(k|k)} & \Delta \mathbf{u}^T (H_{temp}^T H_{temp} + \lambda_1 I) \Delta \mathbf{u} + 2(\hat{\mathbf{y}}_{Tl} - \mathbf{w}_T)^T H_{temp} \Delta \mathbf{u} \\
& + \rho (\Delta \mathbf{u}^T (H_{umi}^T H_{umi} + \lambda_2 I) \Delta \mathbf{u} + 2(\hat{\mathbf{y}}_{Hl} - \mathbf{w}_H)^T H_{umi} \Delta \mathbf{u})
\end{aligned} \tag{4.41}$$

s.a

$$0 \leq u(k+j|k) \leq u_{max} \quad \forall j = 1, \dots, N_u$$

Isto é o mesmo que:

$$\begin{aligned}
\min_{\Delta \mathbf{u}(k|k)} & \Delta \mathbf{u}^T Q \Delta \mathbf{u} + \mathbf{f}^T \Delta \mathbf{u} \\
\text{s.a} & \\
\begin{bmatrix} -1 \\ 1 \end{bmatrix} \Delta u & \leq \begin{bmatrix} u(k-1) \\ u_{max} - u(k-1) \end{bmatrix}
\end{aligned} \tag{4.42}$$

onde definem-se Q e \mathbf{f} como sendo:

$$Q = (H_{temp}^T H_{temp} + \lambda_1) + \rho(H_{umi}^T H_{umi} + \lambda_2) \quad (4.43)$$

$$\mathbf{f} = 2(\hat{\mathbf{y}}_{Tl} - \mathbf{w}_T)^T H_{temp} + 2\rho(\hat{\mathbf{y}}_{Hl} - \mathbf{w}_H)^T H_{umi} \quad (4.44)$$

4.3.4 MPBC com Otimização do PMV

Nesta etapa do trabalho, apresenta-se a última estratégia de controle, onde define-se a sensação de conforto térmico dos ocupantes de uma edificação através do cálculo do PMV. Como discutido no Capítulo 2, quanto mais próximo de zero for o valor do PMV, melhor será a sensação de conforto térmico das pessoas presentes no interior do ambiente climatizado.

Desta forma, descreve-se a lei de controle pelo seguinte problema de otimização:

$$\begin{aligned} & \min_{\Delta u(k|k), \Delta u(k+1|k), \dots, \Delta u(k+N_u-1|k)} J_k \\ & \text{s.a} \\ & \Delta u(k+j|k) = 0 \quad \forall j = N_u, \dots, N_y \\ & 0 \leq u(k+j|k) \leq u_{max} \quad \forall j = 1, \dots, N_u \end{aligned} \quad (4.45)$$

onde a função de custo J_k é:

$$J_k = \sum_{j=N_1}^{N_y} (\hat{y}_{PMV}(k+j|k))^2 \quad (4.46)$$

Esta função de custo apresenta-se como um problema de otimização de programação não-linear. Analogamente aos casos previamente citados, a melhor solução para a Equação 4.45 provê um conjunto de variações futuras ótimas para o sinal de controle. Calcula-se o sinal $u(k)$ aplicado ao processo da mesma forma apresentada nos casos previamente citados, onde $\hat{y}_{PMV}(k+j|k)$ representa a equação de previsão da saída j passos a frente calculada no instante k visando otimizar o PMV.

Assim, pode-se reescrever o problema de otimização como sendo:

$$\begin{aligned}
& \min_{\Delta u(k|k), \Delta u(k+1|k), \dots, \Delta u(k+N_u-1|k)} \sum_{j=N_1}^{N_y} (\hat{y}_{PMV}(k+j|k))^2 \\
& \text{s.a} \\
& \begin{bmatrix} -1 \\ 1 \end{bmatrix} \Delta u \leq \begin{bmatrix} u(k-1) \\ u_{max} - u(k-1) \end{bmatrix}
\end{aligned} \tag{4.47}$$

4.4 Conclusões do Capítulo

A partir de uma introdução e conceitos a respeito da estratégia de controle MBPC, neste capítulo apresentou-se o desenvolvimento de cinco leis de controle, incluindo-se a lei de controle clássica. Cada uma das leis de controle apresentadas possui seu objetivo específico, porém todas visam manter as condições climáticas no interior de um ambiente equipado com um sistema de aquecimento dentro das condições mínimas exigidas para conforto térmico.

Primeiramente, apresentou-se o desenvolvimento da equação de previsão através da representação em espaços de estados e em seguida o caso clássico de controle preditivo. Por fim descreveram-se as quatro estratégias de controle propostas finalizando-se com o controle preditivo não-linear que otimiza o índice PMV. No próximo capítulo retomam-se as estratégias de controle apresentadas para fins de teste dos controladores e avaliação das condições de conforto do ambiente BESTest Brasil, apresentado no Capítulo 3.

5 Simulações e Resultados

Neste capítulo apresentam-se os resultados do desempenho do sistema em malha fechada utilizando-se as estratégias de controle analisadas neste trabalho. Simularam-se as ações de controle de todas as estratégias implementadas objetivando a manutenção da sensação de conforto térmico em uma edificação teste, a saber, o modelo BESTest Brasil.

Adotou-se tal modelo de edificação dentre os três identificados devido ao seu comportamento em relação aos valores de temperaturas internas observados durante os processos de identificação e validação deste sistema, sendo esses valores os mais baixos dentre os modelos identificados. Desta forma, justifica-se a utilização de um sistema de aquecimento para obtenção das melhores condições de conforto no interior da edificação. Percebe-se ainda que, por ser um modelo mais próximo dos padrões das edificações presentes no Brasil, este seria mais interessante para os testes dos controladores. Durante o processo de identificação não considerou-se a geração de calor por parte dos ocupantes no interior do ambiente.

5.1 Análise dos Algoritmos de Controle

Nesta seção, apresentam-se as implementações dos controladores descritos neste trabalho. Todos os resultados estão apresentados em função dos valores de temperatura interna, umidade relativa interna e PMV (*Predicted Mean Vote*).

5.1.1 Parâmetros de Simulação

Para todos os resultados em malha fechada apresentados, adotou-se a duração de 1 semana. O sistema de controle é acionado na hora 0 do terceiro dia (tempo igual a 48 horas), visando reduzir os efeitos das condições iniciais aplicadas ao sistema. As entradas do sistema correspondem aos dados climáticos da cidade de Curitiba para os 7 primeiros

dias de julho. Apresentam-se na Figura 5.1 as variáveis de entrada: temperatura externa, umidade relativa externa e radiação solar total utilizadas no período de simulação.

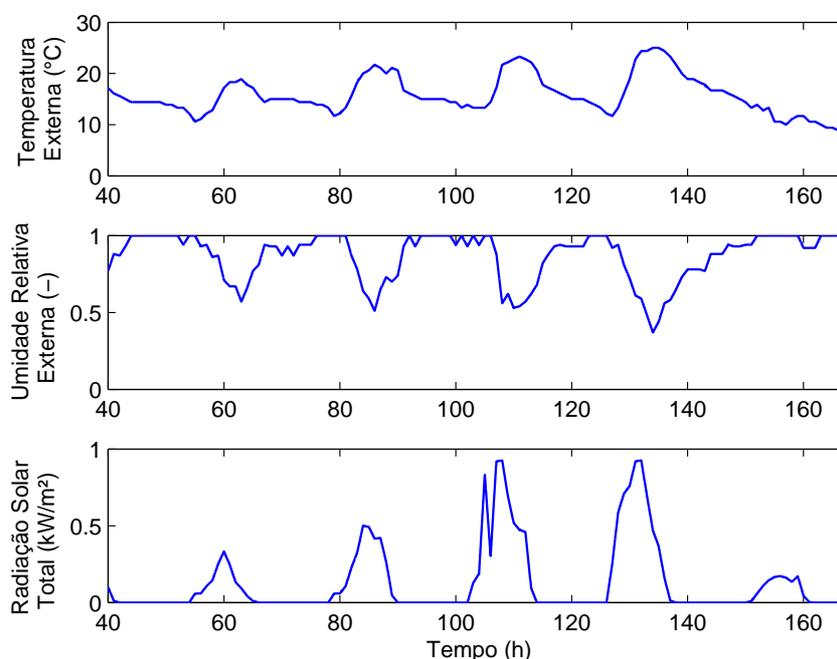


Figura 5.1: Temperatura externa, umidade relativa externa e radiação solar total - conjunto de dados utilizados como entrada de dados para o sistema.

Utilizaram-se os seguintes parâmetros do PMV apresentados na Equação 2.3: velocidade do ar $v = 0.1 \text{ m/s}$, índice de vestimentas $I_{cl} = 0.66 \text{ clo}$ e taxa metabólica $M = 58.15 \text{ W/m}^2$ (INNOVA, 2003). Tais parâmetros procuram reproduzir as condições climáticas e pessoais de um ambiente de escritório. Ainda como parâmetros gerais para todas as estratégias de controle implementadas, adotaram-se os parâmetros dos controladores como sendo: horizonte de previsão inicial ($N_1 = 1$), horizonte de previsão final ($N_y = 10$) e horizonte de controle ($N_u = 1$). Os valores de referência para temperatura e umidade relativa foram adotados com base nas normas da ASHRAE (*American Society of Heating, Refrigerating and Air Conditioning Engineers*) (ASHRAE, 2003).

5.1.2 MBPC com Realimentação de Temperatura

Neste seção, ilustra-se o desempenho da estratégia de controle do tipo MBPC (*Model-Based Predictive Control*) com realimentação de temperatura para fins de comparação. Assim define-se como *set-point* de temperatura $w_T = 24.0 \text{ °C}$. A descrição detalhada e o equacionamento desta estratégia foram apresentados na Seção 4.2.2.

Na Figura 5.2 apresentam-se as variações da temperatura interna, umidade relativa interna e PMV para o sistema utilizando-se o controlador com sinal de referência constante e na Figura 5.3 o seu respectivo sinal de controle.

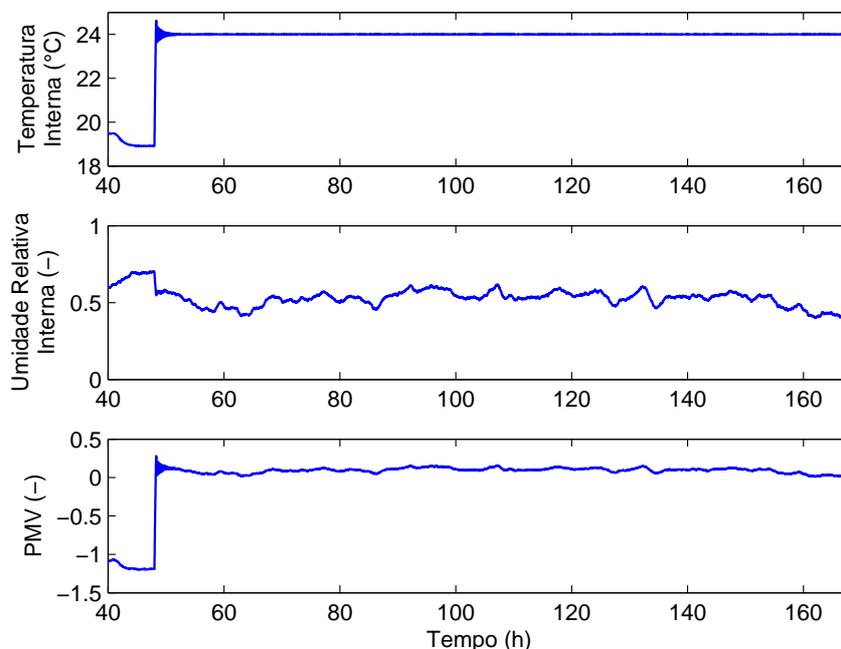


Figura 5.2: Evoluções de temperatura, umidade relativa e PMV para o controlador com *set-point* fixo de temperatura.

Nota-se, na Figura 5.2 que, a partir do momento em que o controlador é acionado, ele fez com que o sistema atingisse a temperatura desejada ($w_T = 24.0\text{ }^\circ\text{C}$) em cerca de 20 minutos, garantindo assim, durante todo o período de controle, que a temperatura permanecesse próxima de $24\text{ }^\circ\text{C}$.

5.1.3 MBPC com Restrição de Temperatura e Minimização do Consumo de Energia

Nesta seção descreve-se o desempenho da estratégia de controle do tipo MBPC para o sistema térmico onde o conforto térmico é especificado em termos de uma faixa de valores desejados para a temperatura ambiente. Procura-se, desta forma, um valor para o sinal de controle que minimize o consumo de energia e garanta que a temperatura ambiente esteja dentro da faixa pré-especificada, neste caso variando entre $w_T = 24.0 \pm 2.0\text{ }^\circ\text{C}$. A descrição detalhada e o equacionamento desta estratégia foram apresentados na Seção 4.3.1.

Na Figura 5.4, apresentam-se as variações da temperatura interna, umidade relativa

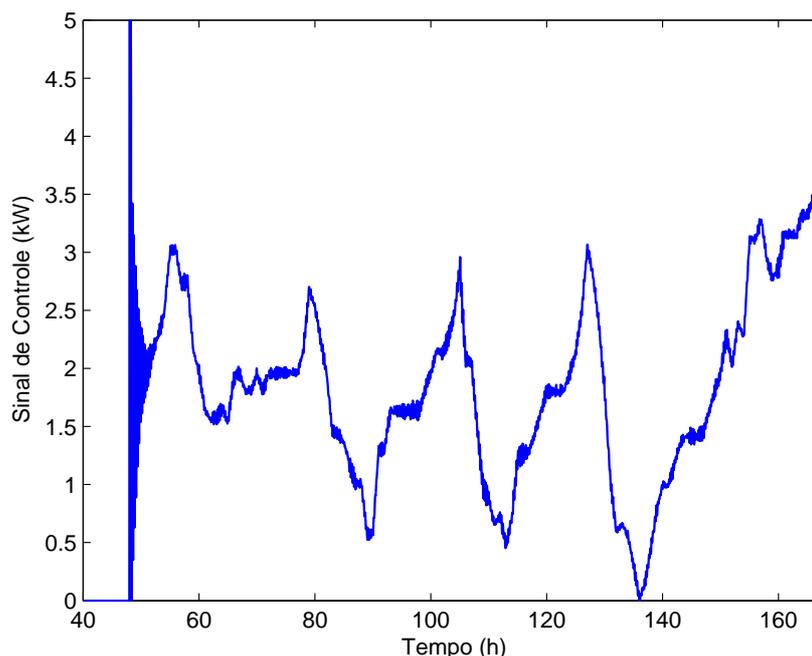


Figura 5.3: Evolução do sinal de controle para o controlador com *set-point* fixo de temperatura.

interna e PMV para o sistema, utilizando-se o controlador com faixa para o sinal de referência e minimização do consumo de energia, tem-se na Figura 5.5 o seu respectivo sinal de controle.

Percebe-se na Figura 5.4 que o controlador, durante todo o período de simulação, proporciona valores para a temperatura interna do ambiente de modo a minimizar o consumo de energia, ou seja, utilizando-se da menor temperatura estipulada ($22\text{ }^{\circ}\text{C}$). Assim ele garante que o esforço de controle seja menor e conseqüentemente reduzindo o consumo. Nota-se ainda que, em certo ponto da simulação a temperatura eleva-se, porém, esta variação não deve-se ao controlador mas ao fato de que a temperatura externa é maior que $22\text{ }^{\circ}\text{C}$ neste instante. Portanto, no instante em que a temperatura no interior da edificação eleva-se sem a necessidade de aquecimento, o controlador em questão desliga-se automaticamente (Fig. 5.5), visando economizar ao máximo a energia consumida.

5.1.4 MBPC com Restrição de Temperatura e Otimização da Umidade Relativa

A seguir, descrevem-se os resultados obtidos relativos a estratégia de controle do tipo MBPC para o sistema térmico onde o conforto térmico é especificado em termos de uma

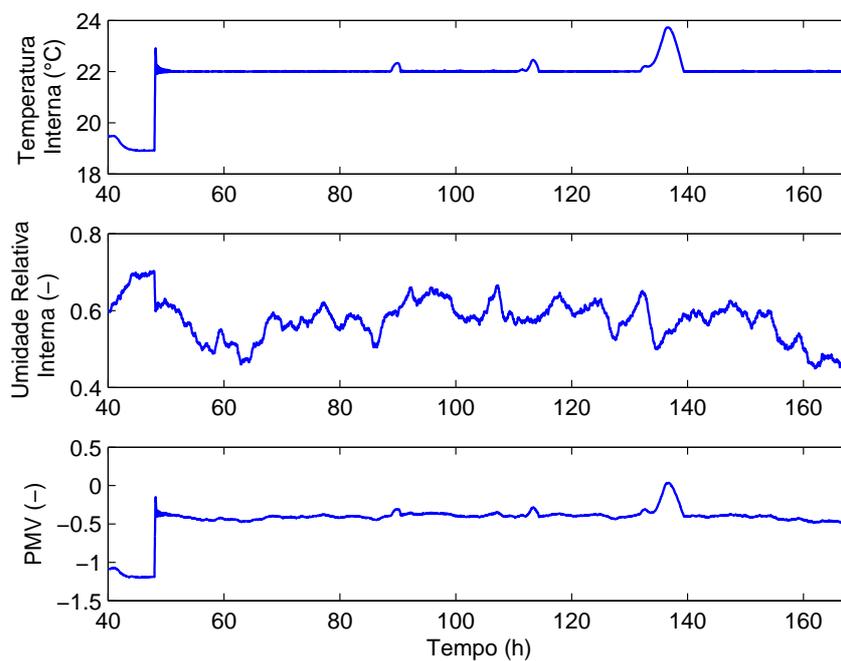


Figura 5.4: Variações de temperatura, umidade relativa e PMV para o controlador com faixa para o sinal de referência e minimização do consumo de energia.

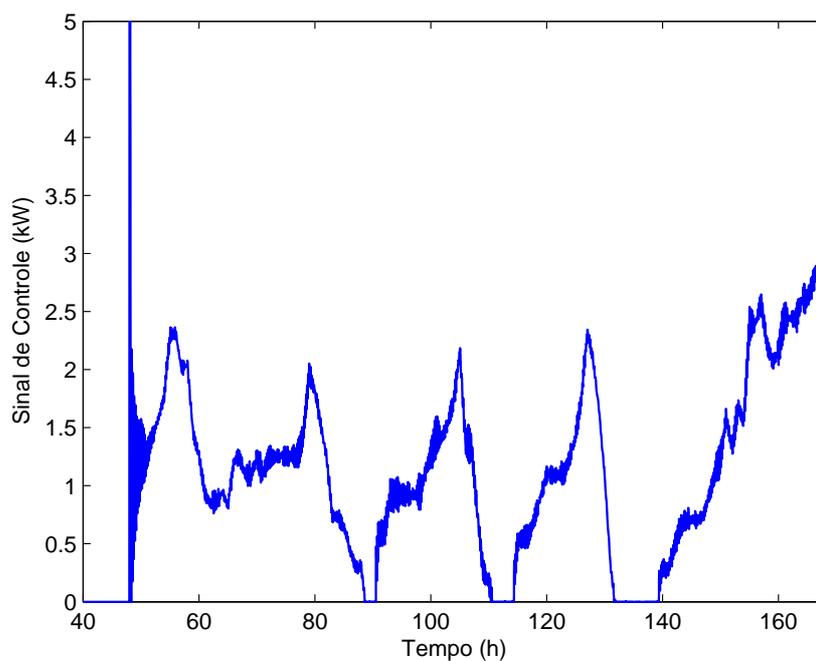


Figura 5.5: Evolução do sinal de controle para o controlador com faixa para o sinal de referência e minimização do consumo de energia.

faixa de valores desejados para a temperatura ambiente e de um valor objetivo para a umidade relativa interna. Procura-se um valor para o sinal de controle que, mantendo-se a temperatura ambiente dentro da faixa pré-especificada, neste caso variando entre $w_T = 24.0 \pm 2.0 \text{ }^\circ\text{C}$, faça-se com que o sinal de umidade chegue o mais próximo possível do objetivo, ou seja, $w_H = 50\%$. A descrição detalhada e o equacionamento desta estratégia foram apresentados na Seção 4.3.2.

Na Figura 5.6 apresentam-se as variações de temperatura interna, umidade relativa interna e PMV para o sistema utilizando-se o controlador com faixa para o sinal de referência e otimização da umidade relativa, já na Figura 5.7 apresenta-se o seu respectivo sinal de controle.

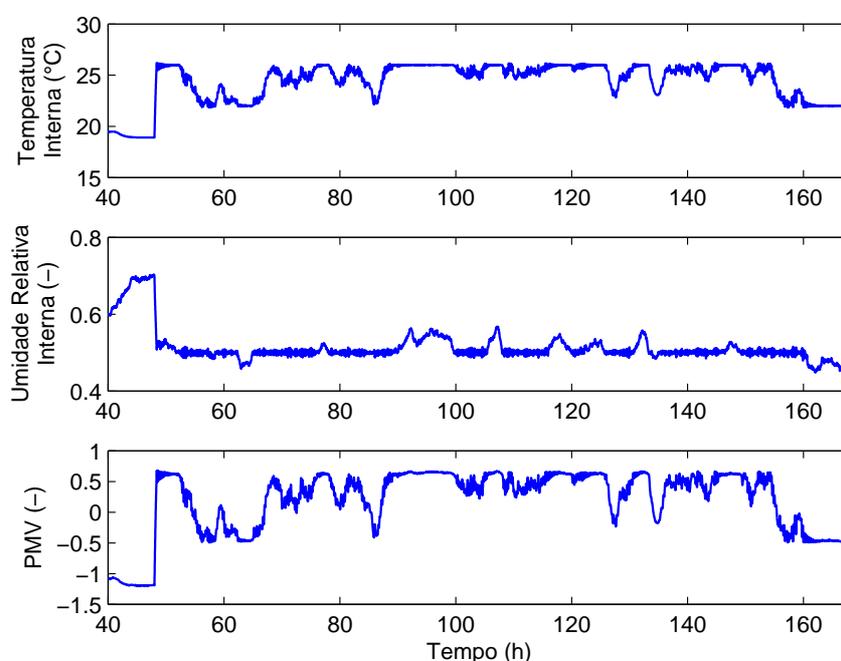


Figura 5.6: Evoluções de temperatura, umidade relativa e PMV para o controlador com faixa para o sinal de referência e otimização da umidade relativa.

Através da Figura 5.6, verifica-se que o controlador varia a temperatura interna dentro da faixa estipulada ($w_T = 24.0 \pm 2.0 \text{ }^\circ\text{C}$) de modo a deixar a umidade relativa interna o mais próximo possível de 50%, tendo em vista que aquecendo-se o ambiente a umidade relativa tende a diminuir, para um dado valor de umidade absoluta.

Analisando-se a variação do sinal de controle apresentado na Figura 5.7, percebe-se que há uma maior variação dos sinais de controle aplicados ao sistema, o que deve-se ao fato de que, durante todo o período de simulação, a umidade relativa do ambiente tende

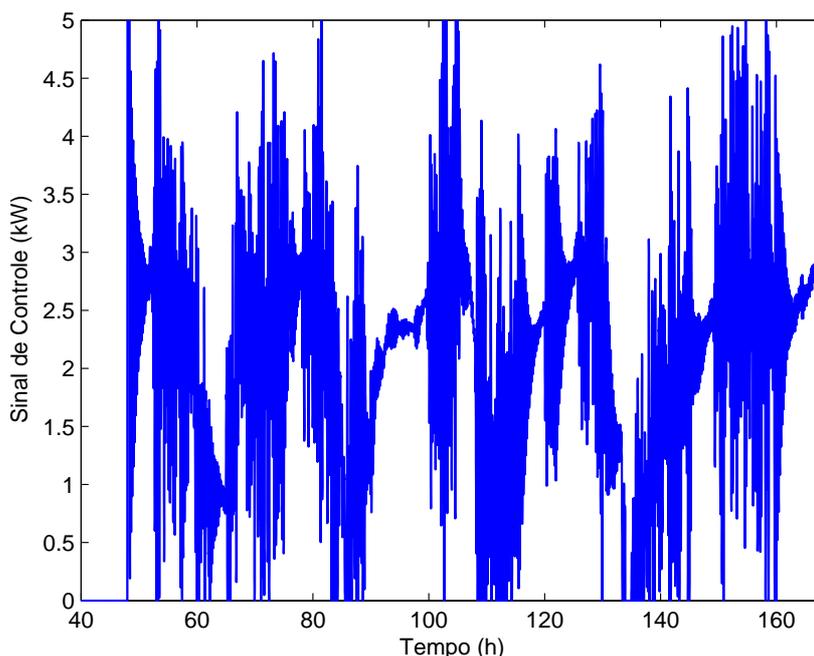


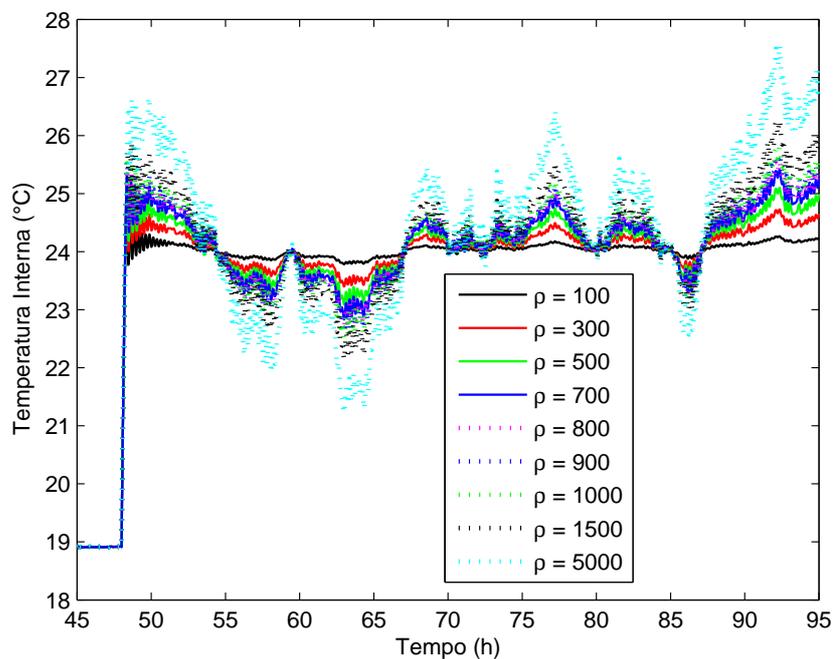
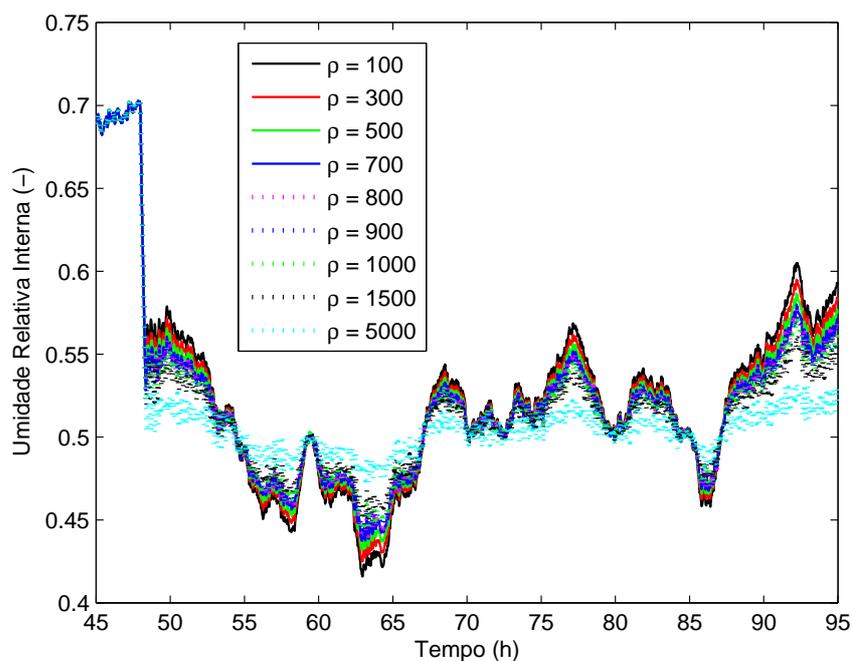
Figura 5.7: Evolução do sinal de controle para o controlador com faixa para o sinal de referência e otimização da umidade relativa.

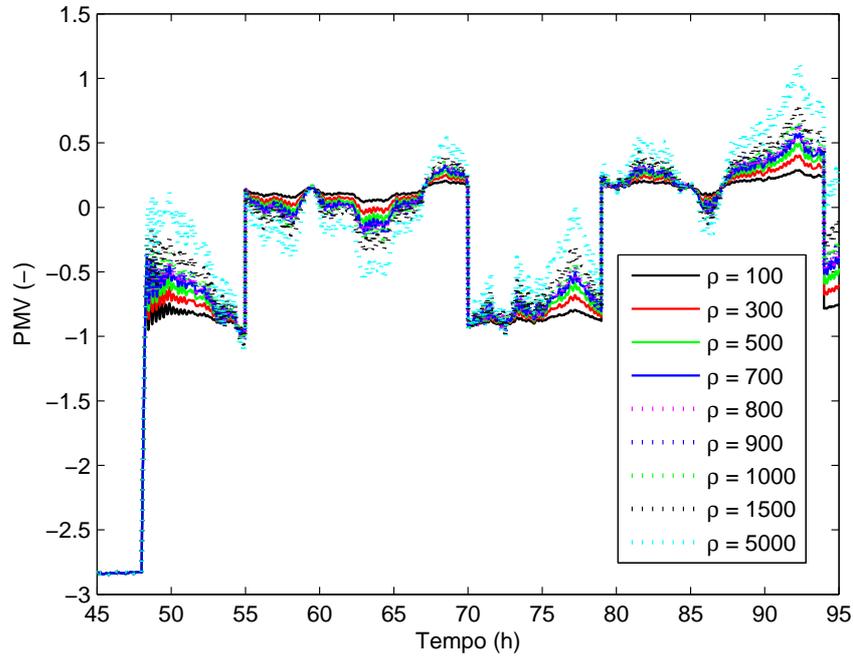
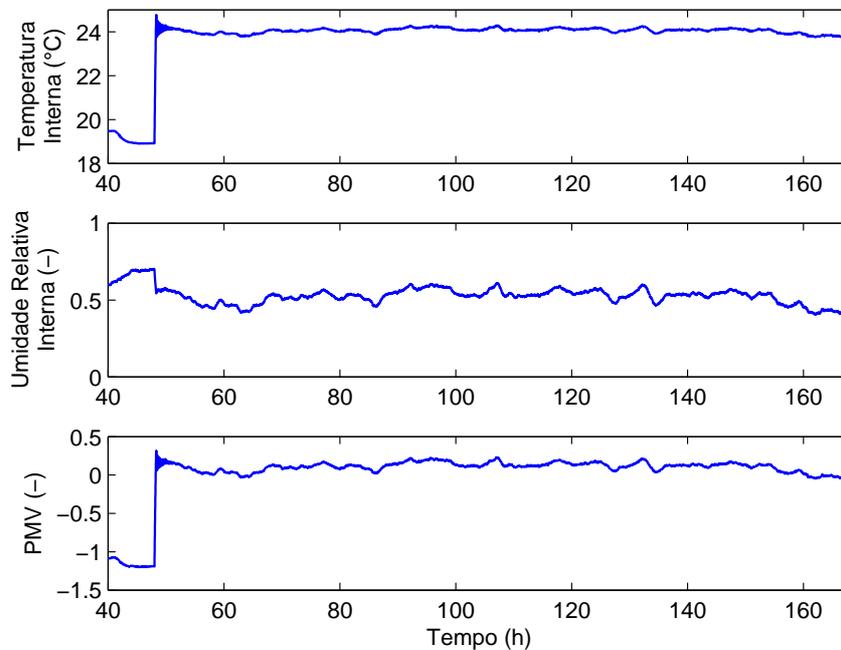
a variar e o controlador tende a mantê-la próxima a 50%.

5.1.5 MBPC com Otimização do Sinal de Temperatura e Umidade Relativa

Nesta seção, ilustram-se os resultados de malha fechada da estratégia de controle do tipo MBPC para o sistema onde define-se a sensação de conforto térmico dos ocupantes através de uma razão entre os erros da temperatura interna e da umidade relativa interna em relação aos valores de *set-point* pré-determinados para esses sinais. Adotam-se os valores de *set-point* para os sinais de temperatura e umidade relativa como sendo: $w_T = 24\text{ }^\circ\text{C}$ e $w_H = 50\%$. A descrição detalhada e o equacionamento desta estratégia foram apresentados na Seção 4.3.3.

Nas Figuras 5.8, 5.9 e 5.10 apresentam-se comparações de diferentes simulações quando varia-se o parâmetro ρ do controlador em relação à temperatura interna, umidade relativa interna e PMV respectivamente. Nota-se nestas figuras que maiores valores de ρ fazem com que o controlador pondere como variável de maior importância a umidade relativa, alterando os valores de temperatura de modo a manter a umidade relativa, neste caso, o mais próximo de 50%.

Figura 5.8: Variação do parâmetro ρ do controlador em relação à temperatura interna.Figura 5.9: Variação do parâmetro ρ do controlador em relação à umidade relativa interna.

Figura 5.10: Variação do parâmetro ρ do controlador em relação ao PMV.Figura 5.11: Evoluções de temperatura, umidade relativa e PMV para o controlador com otimização de temperatura e umidade relativa com $\rho = 100$.

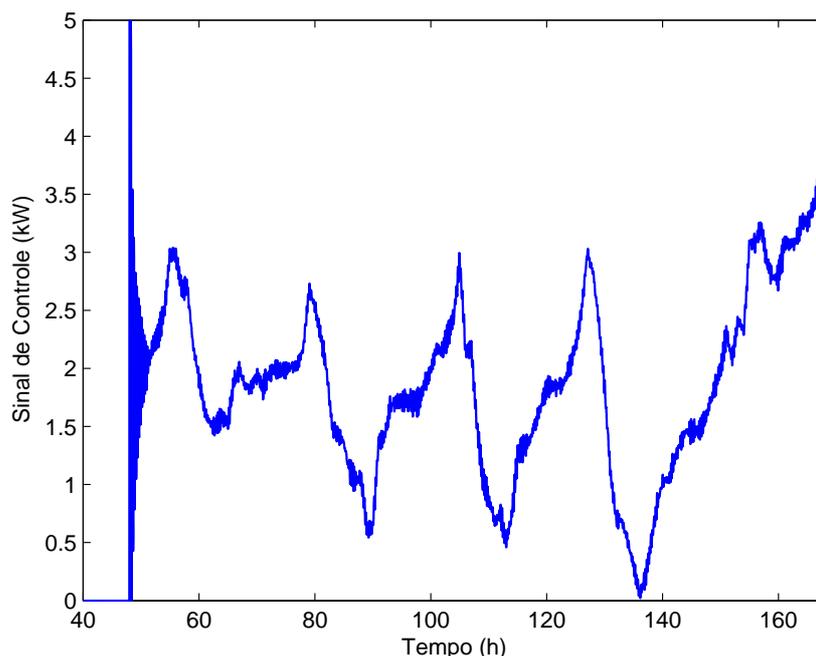


Figura 5.12: Evolução do sinal de controle para o controlador com otimização de temperatura e umidade relativa.

Porém, analisando-se o conforto térmico segundo o voto médio estimado (PMV), percebe-se que para este modelo a variação de umidade não é tão representativa quanto a variação de temperatura, isto quando a umidade encontra-se fora da faixa de valores extremos (menor que 10% ou maior que 85%). Desta forma, adota-se $\rho = 100$ visando deixar a temperatura o mais próximo possível de $24\text{ }^{\circ}\text{C}$, proporcionando-se assim as melhores condições de conforto possíveis para esta estratégia de controle.

Na Figura 5.11, apresentam-se as variações de temperatura, umidade relativa e PMV para o sistema utilizando-se o controlador com faixa para o sinal de referência e otimização da umidade relativa, e na Figura 5.12 o seu respectivo sinal de controle.

5.1.6 MPBC com Otimização do PMV

Finalmente, apresentam-se nesta seção o desempenho em malha fechada da última estratégia de controle descrita neste trabalho. Tal estratégia baseia-se em um controlador do tipo MBPC para o sistema de aquecimento onde define-se a sensação de conforto térmico dos ocupantes de uma edificação através do cálculo do PMV (Eq. 2.3). Como discutido no Capítulo 2, quanto mais próximo de zero for o valor do PMV, melhor é a sensação de conforto térmico das pessoas presentes no interior do ambiente climatizado. A descrição

detalhada e o equacionamento desta estratégia foram apresentados na Seção 4.3.4.

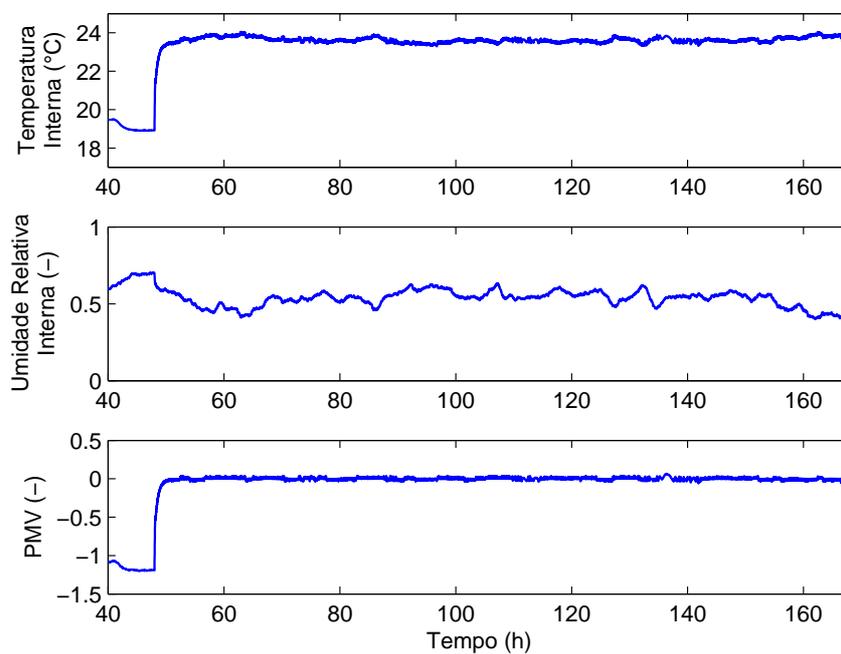


Figura 5.13: Evoluções de temperatura, umidade relativa e PMV para o controlador com otimização do PMV.

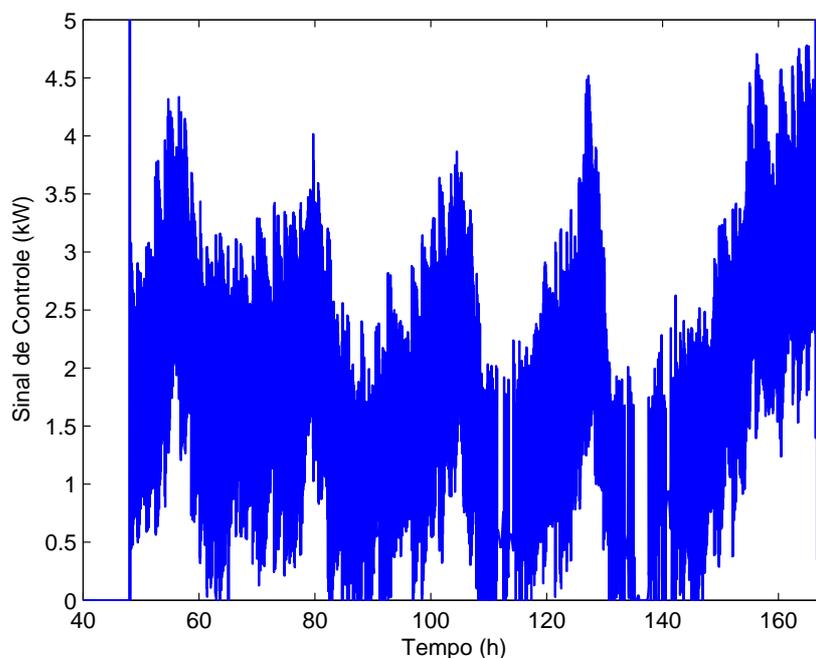


Figura 5.14: Evolução do sinal de controle para o controlador com otimização do PMV.

Na Figura 5.13, apresentam-se as variações de temperatura, umidade relativa e PMV

para o sistema, utilizando-se o controlador com otimização do PMV, na Figura 5.14, o seu respectivo sinal de controle.

Comparando-se os resultados de todas as estratégias de controle descritas neste trabalho em relação ao voto médio estimado (PMV), percebe-se que esta estratégia é a que proporciona os melhores valores para este índice de conforto (Fig. 5.13), ou seja, é a estratégia em que há a menor porcentagem estimada de insatisfeitos.

Em relação ao sinal de controle, nota-se que sua variação é alta devido ao fato de que para proporcionar conforto térmico constante, deve-se alterar constantemente as condições climáticas internas, visto que as perturbações que afetam as condições de conforto como temperatura externa, radiação solar e umidade relativa externa variam constantemente.

5.1.7 Análise do Consumo de Energia dos Controladores

Nesta seção, apresentam-se as comparações entre todos os controladores projetados em relação ao consumo de energia, assim, adotaram-se as seguintes nomenclaturas com o intuito de facilitar a interpretação dos resultados:

- Solução 1 - MBPC com realimentação de temperatura;
- Solução 2 - MBPC com restrição de temperatura e minimização do consumo de energia;
- Solução 3 - MBPC com restrição de temperatura e otimização da umidade relativa;
- Solução 4 - MBPC com otimização do sinal de temperatura e umidade relativa;
- Solução 5 - MPBC com otimização do PMV.

Na Tabela 5.1 apresenta-se o consumo de energia para cada controlador durante o período de análise. No contexto avaliado, conforme era de se esperar, o algoritmo proposto na Solução 2 é o que apresenta o menor consumo, pois foi projetado para tal. Naturalmente, a temperatura interna para esta estratégia é menor. Dentre os outros algoritmos, o de menor consumo é o algoritmo de otimização do PMV (Solução 5), visto que não é necessário, para estas condições climáticas, elevar a temperatura a $24\text{ }^{\circ}\text{C}$ para obter PMV ótimo. Já as estratégias apresentadas pelas Soluções 1 e 4 apresentaram consumo semelhantes, isto deve-se ao fato de que devido a ponderação baixa aplicada a umidade relativa na Solução 4 ($\rho = 100$), esta estratégia tende a se comportar como a Solução 1,

mantendo a temperatura o mais próximo possível de 24 °C. Dentre todas as estratégias de controle analisadas, a Solução 3 apresentou maior consumo, porque para otimizar a umidade relativa reduzindo-a a 50%, as temperaturas são mais elevadas, aumentando assim o consumo.

Tabela 5.1: Valores de consumo de energia para todas as estratégias de controle durante o período em que o controlador está ligado (5 dias).

Solução	Consumo (kWh)
1	222.23
2	139.06
3	254.04
4	224.46
5	205.82

5.2 Estudo de Caso I - Taxa Metabólica entre Baixa e Moderada

5.2.1 Descrição do Problema

Nesta seção, apresenta-se um estudo de caso em que se considera um ambiente onde o ocupante pode desempenhar diversas atividades. No caso de possuir um computador dentro do ambiente, o ocupante pode trabalhar por um determinado período de tempo e em seguida repousar. A pessoa que desempenhar essas duas atividades (trabalho e repouso), possuirá taxas metabólicas diferentes para cada situação e, provavelmente, as vestimentas utilizadas para cada situação também serão diferentes.

Assim, contempla-se um problema de conforto térmico onde as variações das condições climáticas internas do ambiente e de conforto definem-se em função das variações das perturbações externas (temperatura, umidade relativa e radiação solar), da atividade física e da variação das roupas utilizadas para cada situação. Desta forma, justifica-se a utilização de um controlador que, baseado na sensação de conforto térmico, reproduza as melhores condições climáticas para que os ocupantes do ambiente em questão encontrem-se em neutralidade térmica.

5.2.2 Parâmetros de Simulação

Utilizou-se, para este estudo de caso, o modelo de edificação apresentado na Seção 3.1.2.2, e ainda o mesmo período de análise descrito na Seção 5.1.1, sendo os dados

climáticos apresentados na Figura 5.15.

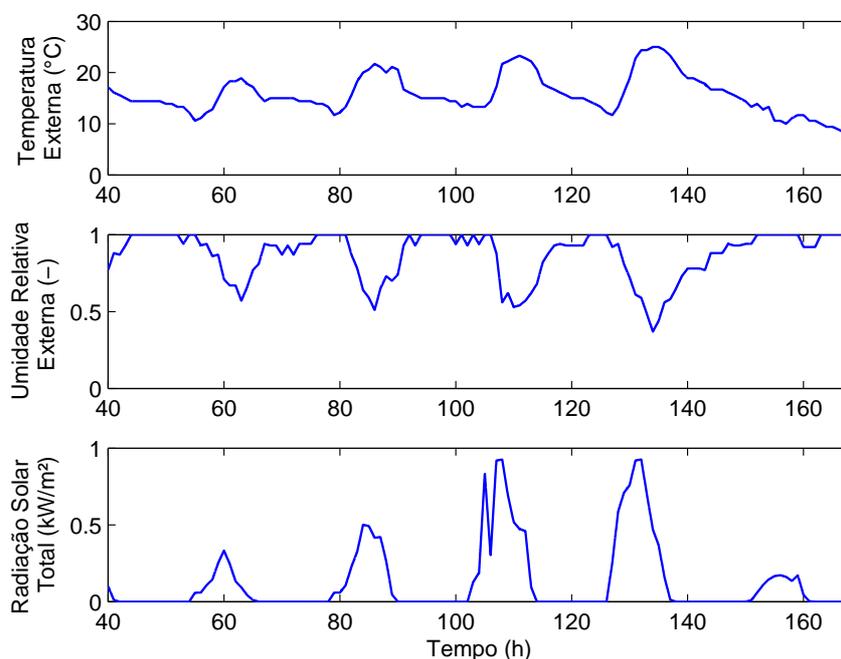


Figura 5.15: Temperatura externa, umidade relativa externa e radiação solar total - conjuntos de dados utilizados como perturbações para o sistema.

Para o controlador, foram considerados os seguintes parâmetros: horizonte de previsão inicial ($N_1 = 1$), horizonte de previsão final ($N_y = 10$) e horizonte de controle ($N_u = 1$).

Na Tabela 5.2 apresentam-se as variações dos parâmetros referentes as atividades metabólicas e índice de vestimentas das pessoas no interior do ambiente. Esta tabela ilustra a seguinte situação: durante o dia (das 7:00 às 22:00), a pessoa exerce uma determinada atividade física e durante a noite (das 22:00 às 7:00 do outro dia) a pessoa encontra-se dormindo. As atividades podem ser classificadas como sendo (INNOVA, 2003):

- Estado I: Pessoa exercendo atividade moderada, onde a pessoa encontra-se em pé no interior de uma residência. Nessas condições descrevem-se as vestimentas que a pessoa geralmente está utilizando como sendo: roupas de baixo, camisa, calça, meias e sapato;
- Estado II: Pessoa descansando, geralmente deitada, podendo estar dormindo. Nessas condições descrevem-se as vestimentas que a pessoa geralmente está utilizando como sendo: roupas de baixo, calça de tecido fino e blusa fina.

Tabela 5.2: Valores de taxas metabólicas e índices de vestimentas dos ocupantes para o Estudo de Caso I.

Estado	I_{cl} (clo)	M (W/m^2)
I	0.70	70.0
II	0.45	58.0

Para os resultados apresentados na próxima seção, adotaram-se as mesmas nomenclaturas da Seção 5.1.7. Assim, baseando-se nas normas da ASHRAE (ASHRAE, 2003), utilizaram-se os seguintes valores para os sinais de referência dos controladores, tendo como base de comparação as análises de cada controlador que foram feitas separadamente na Seção 5.1:

- Solução 1 - $w_T = 24\text{ }^\circ C$;
- Solução 2 - $w_T = 24 \pm 2\text{ }^\circ C$;
- Solução 3 - $w_T = 24 \pm 2\text{ }^\circ C$ e $w_H = 50\%$;
- Solução 4 - $w_T = 24\text{ }^\circ C$, $w_H = 50\%$ e $\rho = 100$.

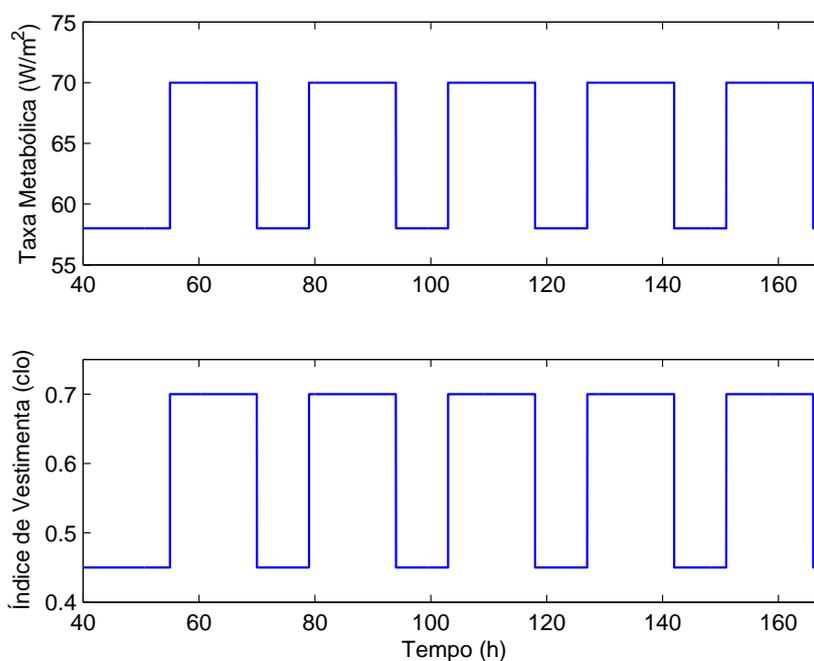


Figura 5.16: Variações da atividade metabólica e do índice de vestimentas da pessoa durante o período de simulação para o Estudo de Caso I.

Já para o controlador representado pela Solução 5, valores de atividade metabólica e índice de vestimenta foram pré-definidos. Desta forma, o controlador ajusta-se automaticamente quando ocorrem alterações por parte dos ocupantes nestes dois parâmetros.

Na Figura 5.16 apresentam-se as variações da atividade metabólica e do índice de vestimenta dos ocupantes no ambiente durante o período de simulação.

5.2.3 Resultados

Apresentam-se, nas Figuras 5.17 a 5.20, as variações de temperatura interna, umidade relativa interna, PMV e PPD (*Predicted Percentage of Dissatisfied*) respectivamente monitorados durante todo o período de simulação (7 dias) para os controladores citados nas Seções 4.2.2, 4.3.1, 4.3.2, 4.3.3 e 4.3.4.

Percebe-se que para a Solução 1, o *set-point* fixo de temperatura em $24\text{ }^{\circ}\text{C}$ faz com que o índice de conforto seja eficiente para quando o ocupante da edificação está acordado com taxa metabólica moderada, porém quando o ocupante está dormindo e sua taxa metabólica é reduzida, a temperatura de $24\text{ }^{\circ}\text{C}$ faz com que ele sinta frio. A mesma interpretação pode ser feita para o controlador apresentado na Solução 2, porém como nesta estratégia pretende-se reduzir o consumo de energia, a variação da temperatura interna entre $24 \pm 2\text{ }^{\circ}\text{C}$ faz com que a temperatura permaneça o máximo de tempo possível em $22\text{ }^{\circ}\text{C}$ diminuindo assim o esforço de controle, reduzindo o consumo e fazendo com que os ocupantes passem mais frio enquanto estão descansando e ainda sintam um pouco de frio durante o dia.

Já a Solução 3, devido ao fato de que as simulações foram feitas utilizando-se o clima da cidade de Curitiba no período de inverno (vide Fig. 5.15), o controlador que visa manter a umidade relativa interna do ambiente a 50% necessita de um grande esforço de controle aplicado ao aquecedor, tendo como prioridade manter a umidade relativa próximo ao valor desejado, variando muito a temperatura interna e conseqüentemente o PMV, o qual é mais sensível à variação da temperatura do que à umidade relativa. A utilização desta estratégia de controle seria interessante para ambientes onde o controle de umidade relativa tivesse maior prioridade do que o de temperatura.

Procurando-se manter a umidade em valores mais próximos de 50%, porém não da mesma forma proposta na Solução 3, o controlador da Solução 4 também ocasiona desconforto por frio aos ocupantes quando estes encontram-se com taxas metabólicas reduzidas. Porém, proporciona boas condições de conforto com taxas metabólicas mais elevadas,

variando a temperatura em torno de $24^{\circ}C$.

Por fim, a Solução 5, que visa otimizar o PMV, proporciona as melhores condições de conforto no interior do ambiente. Adaptando-se às variações das taxas metabólicas e índices de vestimentas, a estratégia de controle da Solução 5 varia a temperatura interna durante todo o período de simulação entre $22.8^{\circ}C$ e $26.6^{\circ}C$, de modo que o PMV permaneça o mais próximo possível de 0.

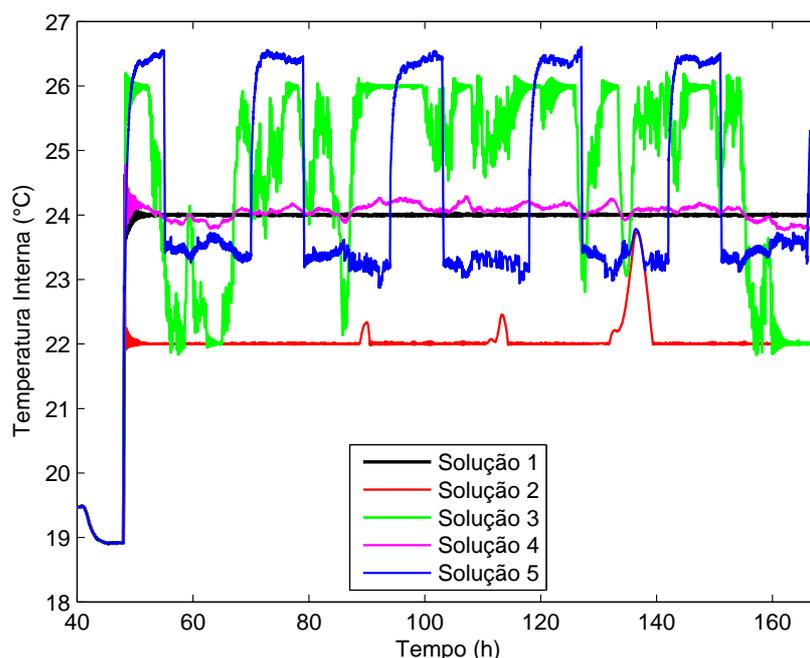


Figura 5.17: Evolução da temperatura interna para o Estudo de Caso I.

5.2.3.1 Análise do Consumo de Energia dos Controladores

Nesta seção, apresentam-se as comparações entre todos os controladores simulados para o Estudo de Caso I em relação ao consumo de energia.

Na Tabela 5.3 apresenta-se o consumo de energia para cada controlador durante o período de simulação. Comparando-se os resultados com os apresentados na Tabela 5.1, nota-se que o único controlador que teve alteração no consumo de energia foi o da Solução 5, pois leva em consideração as alterações nas taxas metabólicas e nos índices de vestimenta.

Assim, o controlador proposto na Solução 5 apresentou um consumo mais elevado devido ao fato que, neste estudo de caso, tanto a taxa metabólica quanto o índice de ves-

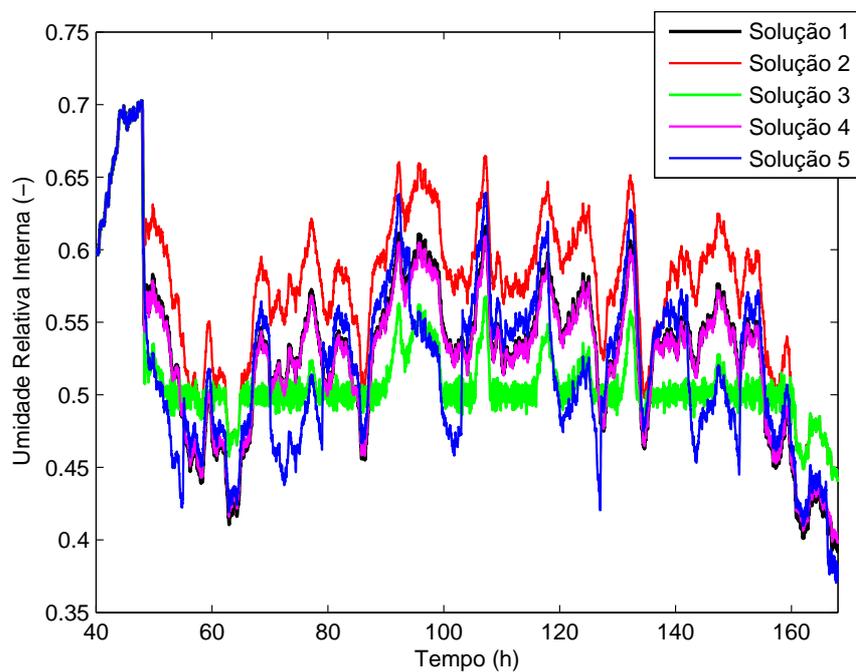


Figura 5.18: Evolução da umidade relativa interna para o Estudo de Caso I.

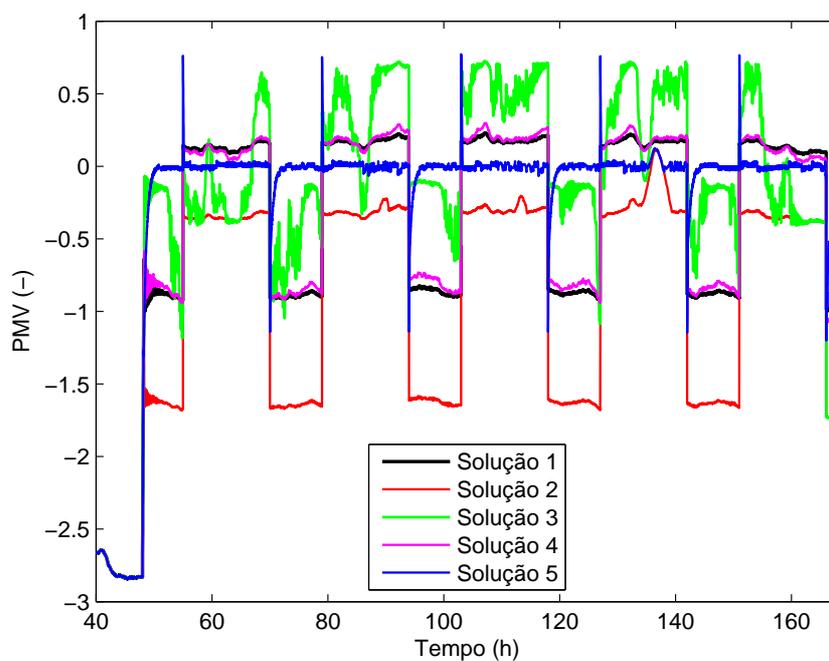


Figura 5.19: Evolução do voto médio estimado (PMV) para o Estudo de Caso I.

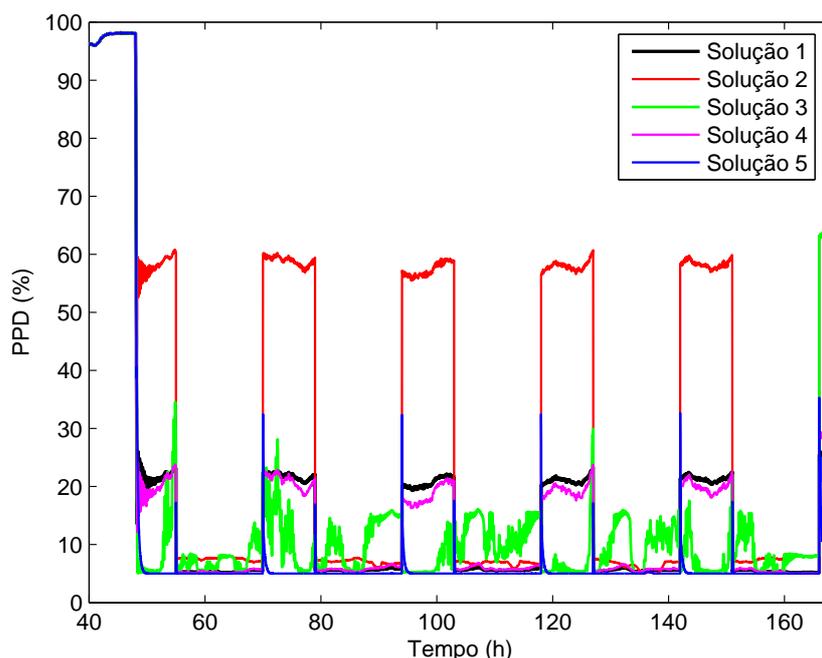


Figura 5.20: Evolução da porcentagem estimada de insatisfeitos (PPD) para o Estudo de Caso I.

timentas são mais baixas que os valores apresentados nas simulações da Seção 5.1, necessitando elevar ainda mais a temperatura interna do ambiente para que o PMV permaneça próximo a 0.

Tabela 5.3: Valores de consumo de energia para todas as estratégias de controle durante o período em que o controlador está ligado (5 dias) - Estudo de Caso I.

Solução	Consumo (<i>kWh</i>)
1	222.23
2	139.06
3	254.04
4	224.46
5	241.01

Comparando-se os valores do consumo de energia apresentados nas Tabelas 5.1 e 5.3, notam-se que os valores apresentados para as Soluções 1 a 4 são iguais. Um dos motivos para que isso ocorra é que não consideram-se os efeitos da geração de calor por parte dos ocupantes no interior do ambiente, desta forma, independentemente da atividade física exercida pelos ocupantes, o consumo de cada equipamento de climatização será igual para os dois estudos de caso apresentados. Somente o algoritmo proposto pela Solução 5 leva em consideração a variação de atividade metabólica das pessoas no interior do ambiente simulado. Assim, verificam-se valores do consumo de energia idênticos para o Estudo de

Caso II quando tratam-se das Soluções 1 a 4 (Tabela 5.5).

5.3 Estudo de Caso II - Taxa Metabólica entre Moderada e Alta

5.3.1 Descrição do Problema

Geralmente, em um ambiente desenvolvido para que os ocupantes exerçam diversos tipos de atividade física, o sistema de climatização nele implantado procura definir um *set-point* de temperatura médio, estipulado entre os valores padrões dos usualmente definidos para um tipo determinado de ambiente. Porém, em um ambiente como uma academia de ginástica, onde as pessoas estarão exercendo atividades metabólicas elevadas e de diferentes valores, de acordo com cada tipo de atividade exercida, as pessoas estarão gerando calor no interior do ambiente aumentando sua temperatura corpórea e a temperatura do ar interno.

Como exemplo deste caso, pode-se citar uma sala de ginástica, em que se definem diferentes tipos de atividades físicas em diferentes horários, onde as pessoas podem exercer a cada hora um tipo específico de atividade. Exemplos podem ser dados com diferentes valores de atividade metabólica para diferentes atividades físicas, tais como: ginástica, musculação, artes marciais, alongamento dentre outras.

Baseando-se nas variações das taxas metabólicas dos ocupantes, considera-se um problema de conforto térmico onde as variações nas condições climáticas internas do ambiente e das condições de conforto em seu interior definem-se em função da variação da atividade física exercida pelos ocupantes e ainda em função das perturbações externas (temperatura externa, umidade relativa externa e radiação solar total). Desta forma, justifica-se a utilização de um controlador que, baseado na sensação de conforto térmico, reproduza as melhores condições climáticas para os ocupantes da edificação em diferentes atividades físicas, estas com horários pré-estabelecidos, tornando possível o auto-ajuste do controlador para proporcionar conforto térmico.

5.3.2 Parâmetros de Simulação

Utilizou-se, para este estudo de caso, o modelo de edificação apresentado na Seção 3.1.2.2. Adotou-se ainda o mesmo período de análise já descrito na Seção 5.1.1, sendo os dados climáticos apresentados pela Figura 5.15.

Os parâmetros do controlador são: horizonte de previsão inicial ($N_1 = 1$), horizonte de previsão final ($N_y = 10$) e horizonte de controle ($N_u = 1$). A partir do instante em que o controlador é ligado (tempo igual a 48 horas), ocorrem quatro tipos distintos de atividades físicas. Dentro do ambiente, assumem-se os horários segundo a Tabela 5.4, onde ainda apresentam-se os instantes (hora) em que ocorrem as mudanças de atividades físicas no interior do ambiente.

Tabela 5.4: Valores de taxa metabólica utilizados para o Estudo de Caso II.

Atividade	M (W/m^2)	Horários
I	70.0	00:00 - 08:00
		20:00 - 00:00
II	93.0	08:00 - 10:00
		14:00 - 16:00
III	100.0	10:00 - 12:00
		16:00 - 18:00
IV	120.0	12:00 - 14:00
		18:00 - 20:00

Ainda para os parâmetros pessoais, define-se como índice de vestimentas para uma pessoa que estaria exercendo alguma atividade física o valor de $I_{cl} = 0.37$, que corresponde a uma pessoa vestida com roupas de baixo, camiseta, bermuda, meias e tênis.

Desta forma podem ser definidas as atividades exercidas no interior do ambiente como sendo:

- Estado I: Pessoas exercendo atividades sedentárias. Nessas condições podem ser descritas atividades onde a pessoa encontra-se sentada, atividades semelhantes são exercidas em escritórios, residências, escolas e laboratórios;
- Estado II: Pessoa exercendo atividades leves. Definem-se como atividades leves pessoas em pé onde pode-se citar exemplos como sendo: pessoas fazendo compras, atividades de laboratório e atividades industriais leves;
- Estado III: Pessoas exercendo atividades moderadas. Nesta classificação pode-se descrever as atividades exercidas por balconistas, pessoas que executam trabalhos domésticos e na indústria pessoas que operam máquinas;
- Estado IV: Pessoas exercendo atividades altas, ou seja, praticantes de exercícios físicos como: caminhada, alongamento entre outros.

Para os resultados apresentados na próxima seção, adotaram-se as mesmas nomenclaturas da Seção 5.1.7. Assim, baseando-se nas normas da ASHRAE (ASHRAE, 2003),

utilizaram-se os mesmos valores para os sinais de referência dos controladores do estudo de caso anterior (Seção 5.2.2), tendo como base para comparação as análises de cada controlador que foram feitas separadamente na Seção 5.1.

Na Figura 5.21 apresenta-se a variação da atividade metabólica durante o período de análise.

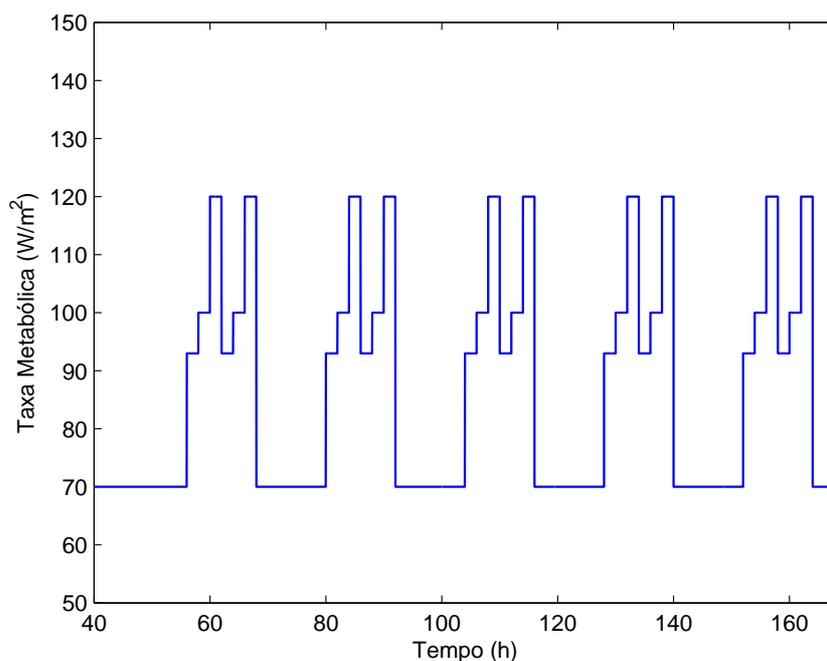


Figura 5.21: Evolução da atividade metabólica das pessoas no interior do ambiente durante o período de simulação para o Estudo de Caso II.

5.3.3 Resultados

Apresentam-se nas Figuras 5.22 a 5.25 as variações de temperatura interna, umidade relativa interna, PMV e PPD respectivamente monitorados durante todo o período de simulação (7 dias) para os controladores citados nas Seções 4.2.2, 4.3.1, 4.3.2, 4.3.3 e 4.3.4.

Analisando-se os resultados para este estudo de caso, percebe-se que para a Solução 1, o *set-point* fixo de temperatura em $24\text{ }^{\circ}\text{C}$ faz com que o índice de conforto seja razoável fora dos horários onde a taxa metabólica é a mais baixa (Estado I), proporcionando até uma leve sensação de frio aos ocupantes. Já para as taxas metabólicas estipuladas para os Estados II e III, esta estratégia de controle comporta-se bem, deixando o PMV menor que

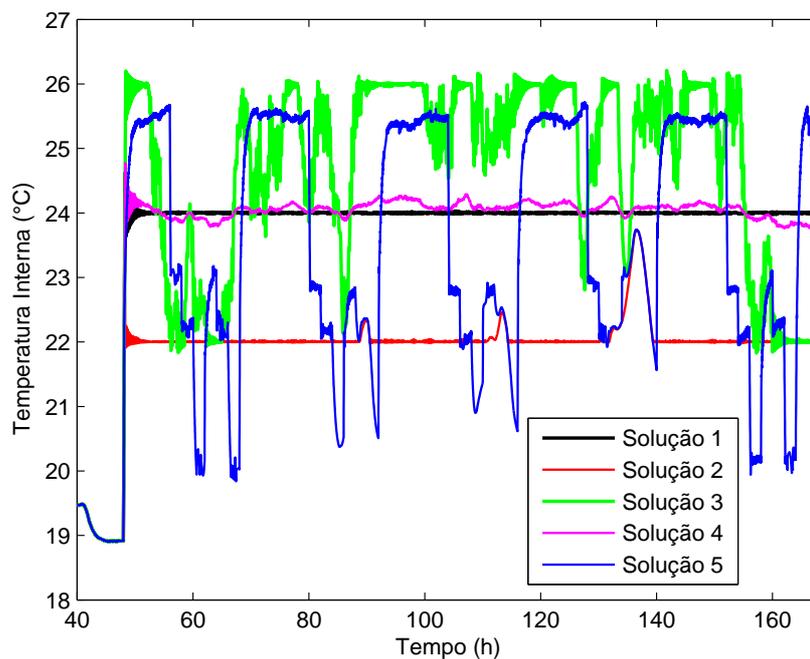


Figura 5.22: Evolução da temperatura interna para o Estudo de Caso II.

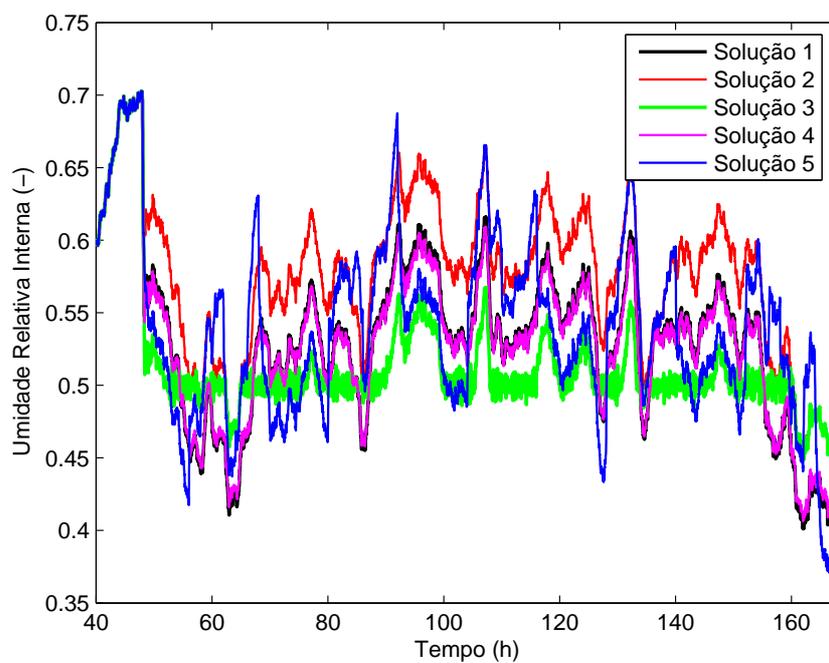


Figura 5.23: Evolução da umidade relativa interna para o Estudo de Caso II.

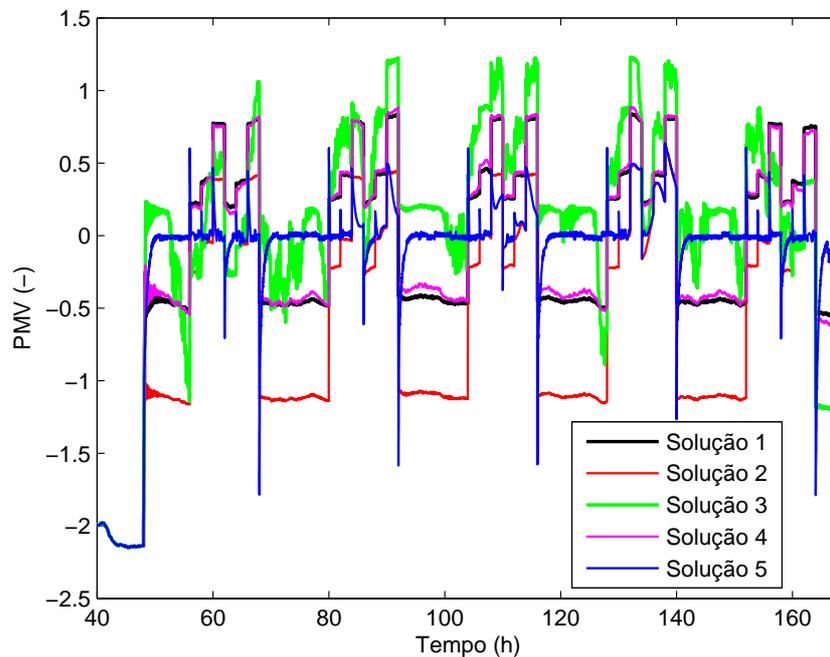


Figura 5.24: Evolução do voto médio estimado (PMV) para o Estudo de Caso II.

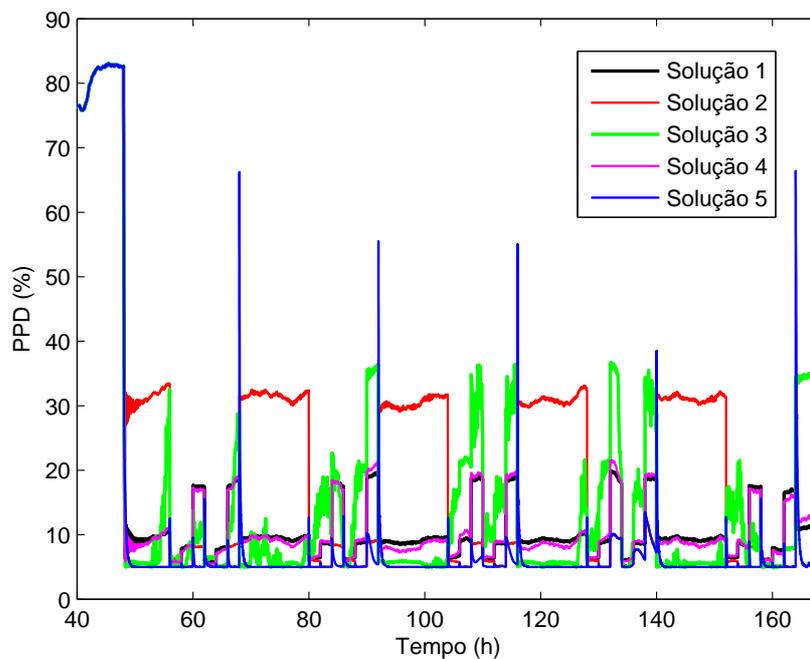


Figura 5.25: Evolução da porcentagem estimada insatisfeitos (PPD) para o Estudo de Caso II.

+0.5. Porém para o Estado IV, onde a taxa metabólica é considerada alta, os ocupantes passariam a sentir calor.

Já a Solução 2 apresenta características inversas comparadas à Solução 1. Devido ao fato de que a redução do consumo define a menor temperatura na faixa que varia entre $24 \pm 2 \text{ }^\circ\text{C}$, como sendo a temperatura ideal para esta estratégia de controle, ou seja, $22 \text{ }^\circ\text{C}$ para a maior parte do tempo de simulação, percebe-se que para os Estados II, III e IV os ocupantes permanecem em boas condições de conforto, porém para o Estado I, tem-se a sensação de frio no interior do ambiente simulado.

Procurando-se entender os resultados obtidos a partir da Solução 3, devido ao fato de que as simulações foram feitas utilizando-se o período úmido do clima da cidade de Curitiba (Fig. 5.15), o controlador que visa manter a umidade relativa interna do ambiente a 50%, necessita de um grande esforço de controle aplicado ao aquecedor, tendo como prioridade manter a umidade relativa próximo ao valor desejado, variando muito a temperatura interna e conseqüentemente o PMV. Porém, o PMV é mais sensível as variações da temperatura do que a umidade relativa, portanto, a utilização desta estratégia de controle seria interessante para ambientes onde o controle de umidade relativa tivesse maior prioridade do que o de temperatura e não controle visando conforto térmico. Nesta estratégia, percebe-se uma grande variação do PMV entre -1.0 e $+1.0$, fugindo assim dos padrões de conforto aceitos pela ASHRAE, que variam entre -0.5 e $+0.5$ (ASHRAE, 2001).

Ainda procurando-se manter a umidade em valores mais próximos de 50%, porém não como o controlador proposto na Solução 3, o controlador da Solução 4 apresenta comportamento semelhante ao controlador da Solução 1 para este estudo de caso. Onde para os Estados I, II e III ele proporcionaria padrões de conforto aceitáveis e para o Estado IV proporcionaria sensação de calor aos ocupantes.

Por fim a Solução 5, que visa minimizar o PMV, proporciona as melhores condições de conforto no interior do ambiente. Mesmo apresentando alguns picos no que diz respeito ao PMV (Fig. 5.24), nota-se que tal controlador procura manter o PMV o mais próximo possível de 0. Percebe-se ainda que os picos com valores mais discordantes de PMV ocorrem quando a taxa metabólica dos ocupantes cai abruptamente entre os valores de 120 W/m^2 para 70 W/m^2 . No entanto, como o modelo matemático do PMV foi proposto para regime permanente, a variação abrupta da taxa metabólica não é realista, quando esta deveria variar mais suavemente. Assim, tal discordância ocorre até que o controlador ajuste a temperatura interna adequadamente, fazendo com que o PMV retorne para próximo dos valores ideais estipulados para conforto térmico.

5.3.3.1 Análise do Consumo de Energia dos Controladores

Nesta seção, apresentam-se as comparações entre todos os controladores simulados para o Estudo de Caso II em relação ao consumo de energia.

Na Tabela 5.5 apresenta-se o consumo de energia para cada controlador durante o período de simulação. Comparando-se os resultados com os apresentados nas Tabelas 5.1 e 5.3, nota-se que como as únicas alterações nos procedimentos de simulação em relação as simulações feitas na Seções 5.1 e 5.2 foram as taxas metabólicas e os índices de vestimentas, percebe-se que o único controlador que teve alteração no consumo de energia foi o controlador da Solução 05, que leva em consideração estes fatores.

Assim, o controlador proposto na Solução 5 apresentou um consumo mais baixo devido ao fato que, neste estudo de caso, as taxas metabólicas possuem valores mais elevados que os valores apresentados nas simulações das Seções 5.1 e 5.2, e o índice de vestimentas comparado com esses dois casos possui valor mais baixo. Desta forma, o controlador apresentado na Solução 5 precisa, neste caso, ser desligado em alguns instantes para que o PMV permaneça em 0, reduzindo a temperatura interna do ambiente, já que os ocupantes sentem calor exercendo atividades físicas com taxas metabólicas elevadas.

Tabela 5.5: Valores de consumo de energia para todas as estratégias de controle durante o período em que o controlador está ligado (5 dias) - Estudo de Caso II.

Solução	Consumo (kWh)
Solução 1	222.23
Solução 2	139.06
Solução 3	254.04
Solução 4	224.46
Solução 5	209.05

5.4 Conclusões do Capítulo

Neste capítulo, apresentaram-se os resultados de desempenho em malha fechada assumindo-se uma das três edificações identificadas no Capítulo 3. Acoplaram-se ao modelo os controladores projetados e baseados nas estratégias de controle propostas no Capítulo 4. Todas as estratégias foram testadas em termos de temperatura, umidade relativa, PMV.

Propuseram-se dois estudos de caso visando analisar as estratégias de controle implementadas e o comportamento do modelo frente a diferentes condições de controle. Em ambos estudos de caso propôs-se a verificação das condições de conforto térmico alterando-

se ao longo do período de simulação as variáveis relacionadas às pessoas no interior do ambiente (taxa metabólica e índice de vestimenta). Desta forma, tornou-se possível comprovar que para ambientes que são utilizados para diversas funcionalidades, onde pessoas exercem atividades físicas diferentes, o controle baseado em um sinal de referência fixo de temperatura pode proporcionar baixos índices de conforto térmico, causando desconforto e reduzindo a produtividade das pessoas dentro dessas edificações.

Percebeu-se que controle otimizando o PMV pode possuir características adaptativas, ajustando-se automaticamente e proporcionando condições de conforto ótimas quando os parâmetros do controlador referentes a pessoa são configurados corretamente. Ainda verificou-se que tal estratégia de controle, dependendo do tipo de edificação e das perturbações nela inseridas (dados climáticos), pode vir a consumir uma quantidade considerável de energia. Um exemplo dessas condições são climas frios que necessitam de uma ação intensa do controlador para proporcionar condições de conforto ideais.

Porém para ambiente onde as temperaturas externas permanecem próximas às condições de conforto, o controlador que minimiza o PMV pode vir a ser uma ótima opção custo benefício, evitando ações de controle desnecessárias geralmente causadas por controladores com *set-point* fixo de temperatura.

Outros tipos de controladores testados neste capítulo, como o controle com faixa para o sinal de temperatura e otimização da umidade relativa podem vir a ser as melhores estratégias para alguns ambientes específicos, como estufas, berçários entre outros, onde deve-se determinar valores para temperatura e umidade relativa interna.

6 Conclusões e Trabalhos Futuros

Neste trabalho desenvolveram-se cinco estratégias de controle para um sistema de aquecimento visando otimizar a sensação de conforto térmico das pessoas no interior de edificações. Apresentou-se também o processo de desenvolvimento de equações de previsão baseadas em um processo de identificação utilizando-se regressão linear, onde, através de dados coletados a partir de um *software* de simulação higratérmica de edificações - PowerDomus, obtiveram-se modelos para serem usados nos processos de análise dos controladores projetados.

Em relação aos modelos matemáticos identificados, obtiveram-se três modelos de edificações diferentes, dois baseados no Anexo 43 da Agência Internacional de Energia (*International Energy Agency - IEA*) BESTests (*Building Energy Simulation Test*) 600FF e 900FF (IEA, 2003b), e um modelo, baseado na estrutura do BESTest porém com materiais e clima da cidade brasileira de Curitiba, tal modelo utilizado para os testes das estratégias de controle descritas neste trabalho. Na obtenção dos modelos, utilizaram-se os seguintes sinais de perturbação: temperatura externa, umidade relativa externa e radiação solar total e ainda a variável manipulada relacionada com o nível aplicado de potência no aquecedor.

Efetuaram-se simulações utilizando-se o arquivo climático do tipo TRY (*Test Reference Year*) visando validar os modelos de forma que seus comportamentos, submetidos a diversas variações nas suas entradas, permanecessem o mais próximo possível dos dados obtidos através do *software* PowerDomus.

Em relação aos métodos de controle, foram implementadas as seguintes estratégias de controle baseadas na estrutura MPBC (*Model-Based Predictive Control*):

1. MBPC com realimentação de temperatura;
2. MBPC com restrição de temperatura e minimização do consumo de energia;
3. MBPC com restrição de temperatura e otimização da umidade relativa;

4. MBPC com otimização do sinal de temperatura e umidade relativa;
5. MPBC com otimização do PMV (*Predicted Mean Vote*).

Tais estratégias foram testadas individualmente visando estipular os melhores parâmetros para os controladores projetados. Em seguida realizaram-se dois estudos de caso onde, variando-se os parâmetros pessoais (taxa metabólica e índice de vestimentas) relacionados ao voto médio estimado (PMV), verificaram-se quais dos controladores projetados se adaptam melhor aos ajustes de temperatura visando conforto térmico.

Utilizando-se o arquivo climático de Curitiba, como perturbações externas ao sistema identificado, demonstrou-se, através de simulações, que as cinco estratégias de controle propostas baseadas na estrutura MBPC (*Model-Based Predictive Control*) têm sua aplicação no que diz respeito ao controle das condições internas de um ambiente visando o conforto térmico.

Para o controlador que, visando manter as condições de conforto dentro dos padrões aceitáveis, procura reduzir o consumo de energia do sistema de aquecimento, notou-se que, para climas frios e ambientes onde a atividade física das pessoas podem ser consideradas sedentárias, este controlador pode vir a proporcionar uma leve sensação de frio aos ocupantes, pois a temperatura interna tende a ser a mais baixa possível visto que o esforço de controle será o mínimo necessário.

Já para o caso onde utilizou-se o controlador com faixa para o sinal de temperatura e otimização da umidade relativa, percebeu-se, a partir da monitoração do PMV, que a maior importância dada a umidade relativa não é uma boa solução para otimizar as condições de conforto térmico. Porém, reduzindo-se a variação da temperatura no ajuste do controlador, pode-se chegar a bons valores de PMV obtidos a partir dessa mesma estratégia de controle. Tal estratégia pode ainda ser utilizada para ambientes onde manter a umidade relativa próxima a um valor específico seja essencial, como por exemplo dentro de estufas.

A estratégia de controle que otimiza tanto a temperatura quanto a umidade relativa externa proporciona bons índices de conforto, porém sua utilização seria ainda mais interessante para ambientes onde esses dois valores pudessem ser controlados não somente por um aquecedor mas também pelos sistemas de resfriamento e umidificação. Desta forma seria possível manter a temperatura e a umidade relativa exatamente nos valores desejados. As possíveis utilizações para este controlador seriam incubadoras para recém nascidos, chocadeiras de ovos, entre outros.

Verificou-se que o controle preditivo baseado na otimização do índice de conforto térmico PMV é ajustado para promover índices de conforto ótimos para parâmetros individuais relacionados aos ocupantes do ambiente. Se estes valores variarem no decorrer do tempo, ou seja, independente das atividades físicas exercidas no interior do ambiente, o controlador poderia se ajustar automaticamente variando as condições climáticas internas e mantendo as pessoas em neutralidade térmica. Estas características revelam um caráter adaptativo do controlador, sendo este o melhor dos controladores projetados para minimização das condições de conforto baseadas no PMV.

Percebe-se, através dos resultados obtidos a partir do controlador com realimentação de temperatura, que estratégias de controle convencionais aplicadas a sistemas de climatização, podem prover condições de conforto aceitáveis. Porém, requerem um bom ajuste de *set-point* e não há grau de liberdade para melhorar condições de umidade ou o consumo do equipamento de climatização.

Desta forma, levando-se em conta a dinâmica apresentada na variação de temperatura e umidade relativa de um sistema composto de uma edificação acoplada a um sistema de climatização, e ainda as relações existentes entre estas duas variáveis na determinação das condições de conforto térmico, tem-se que técnicas de controle avançadas são úteis para climatização de ambientes, obtendo-se assim melhor desempenho global comparados as técnicas convencionais de controle.

6.1 **Trabalhos Futuros**

Tendo em vista a análise das estratégias de controle implementadas e a identificação de sistemas compostos por edificações acopladas a sistemas de climatização, pode-se sugerir algumas possíveis etapas visando a continuidade deste projeto:

1. Efetuar ensaios em tempo real visando modelagem e identificação de sistemas de climatização acoplados ou não a edificações, validando-se os modelos experimentalmente em câmaras de teste. Também seria uma boa projeção para este trabalho estudar e implementar mecanismos para melhoria do conforto térmico e para redução de consumo em edificações com sistemas de climatização baseados nos controladores propostos neste documento, implantando-se as estratégias de controle descritas neste trabalho em sistemas de condicionamento de ar convencionais.
2. Desenvolvimento de um dispositivo simples e de fácil manipulação para medição da

sensação de conforto térmico. Tal dispositivo pode ser desenvolvido, por exemplo, com base no conhecimento adquirido através do cálculo do PMV e implementado em um rede neural. Desta forma, torna-se possível realimentar a malha de modo a ajustar os parâmetros do controlador, otimizando-se assim a sensação de conforto térmico no interior do ambiente climatizado.

3. Projetar novas estratégias de controle visando a redução do consumo de energia e/ou otimização da sensação de conforto térmico para ambientes equipados com sistemas HVAC (*Heating Ventilation and Air Conditioning*). Tendo em vista que o trabalho foi desenvolvido utilizando-se apenas um dispositivo de aquecimento, as estratégias de controle apresentadas neste trabalho podem ser adaptadas e implementadas para sistemas de resfriamento, este afetando de forma diferenciada as variáveis climáticas internas do ambiente. Tais estratégias ainda podem ser aplicadas a sistemas de controle multivariáveis, atuando-se, por exemplo, em células de aquecimento, resfriamento e umidificação.
4. Com base nas especificações para conforto térmico proposta pela ASHRAE (*American Society of Heating, Refrigerating and Air Conditioning Engineers*) (ASHRAE, 2001), sugere-se desenvolver novas estratégias de controle que, visando otimizar as condições de conforto no interior de um ambiente climatizado, mantendo-a dentro da faixa de valores aceitáveis (PMV entre -0.5 e $+0.5$), tenha o menor consumo de energia possível, ou seja, fazendo com que o PMV oscile entre -0.5 e $+0.5$, adaptando-se as perturbações climáticas externas e as variações das atividades metabólicas e vestimentas dos ocupantes.
5. Desenvolver novas estratégias de controle baseando-se em diferentes índices do conforto térmico, como por exemplo, o PMV* (Gagge *et al.*, 1986), que corresponde a uma adaptação do PMV, porém dando mais importância à umidade relativa, e comparar estratégias de controle para diferentes índices de conforto propostos na literatura, avaliando suas relações entre conforto e consumo de energia.

Referências

- ABNT (1978). Instalações centrais de ar condicionado para conforto. Technical report. Associação Brasileira de Normas Técnicas. Rio de Janeiro.
- Aguirre, L. A. (2000). *Introdução à Identificação de Sistemas: Técnicas Lineares e Não Lineares Aplicadas a Sistemas Reais*. Editora UFMG.
- ASHRAE (2001). *Handbook of Fundamentals*. American Society of Heating, Refrigerating and Air Conditioning Engineers. Atlanta, GA.
- ASHRAE (2003). *Handbook of HVAC Applications*. American Society of Heating, Refrigerating and Air Conditioning Engineers. Atlanta, GA.
- Åström, K. J. e B. Wittenmark (1997). *Computer Controlled Systems, Theory and Design*. 3 ed.. Prentice-Hall, Inc.
- Åström, K. J., H. Hagglund e A. Wallenborg (1993). Automatic tuning of digital controllers with applications to hvac plants. *Automatica* **29**(5), 1333–1343.
- Banerjee, P. e S. L. Shah (1995). The role of signal processing methods in the robust design of predictive control. *Automatica* **31**(5), 681–695.
- Bazaraa, M. S. e C. M. Shetty (1979). *Nonlinear Programming*. John Wiley & Sons, Inc.
- Billings, S. A. e W. S. F. Voon (1986). Correlation based model validity tests for non-linear models. *International Journal of Control* **44**(1), 235–244.
- Bitmead, R. R., M. Gevers e V. Wertz (1990). *Adaptive Optimal Control : The Thinking Man's GPC*. Prentice Hall.
- Boot, J. C. G. (1964). *Quadratic Programming, Algorithms - Anomalies - Applications*. North-Holland Publishing Company - Amsterdam.
- Camacho, E. F. e C. Bordns (1995). *Model Predictive Control in Process Industry*. Springer Verlag.
- Castanho, M. C. (1991). Métodos para determinação da estrutura de modelos de sistemas monovariáveis. Dissertação de Mestrado. Universidade Estadual de Campinas (UNICAMP) - Brasil.
- Chu, C. M., T. L. Jong e Y. W. Huang (2005). A study of thermal comfort control using least enthalpy estimator on hvac systems. In: *Proc. of the 2005 IEEE American Control Conference*. IEEE. Portland, OR, USA. pp. 3665–3670.
- Clarke, D. W., Ed. (1994). *Advances in Model Based Predictive Control*. Oxford University Press.

- Clarke, J. A., Ed. (2001). *Energy Simulation in Building Design*. Oxford: Butterworth-Heinemann.
- Cline, C. H. O., S. B. Thornton e S. S. Nair (2004). Control of human thermal comfort using digit feedback set point reset. In: *Proc. of the 2004 American Control Conference*. Vol. 3. IEEE. Boston, Massachusetts, USA. pp. 2302–2307.
- Crawley, D. B., J. W. Hand, M. Kummert e B. T. Griffith (2005). Contrasting the capabilities of building energy performance simulation programs. In: *Proc. of the Ninth Building Simulation Conference (IBPSA'05)*. Vol. 1. Montreal, Canada.
- Dumur, D., P. Boucher, K. M. Murphy e F. Déqué (1997). Comfort control in residential housing using predicitive controllers. In: *Proc. of the IEEE International Conference on Control Applications*. Hartford, CT, USA.
- Fanger, P. O. (1970). *Thermal Comfort*. McGraw-Hill Inc.. New York, USA.
- Franklin, G. F., J. D. Powell e M. Workman (1998). *Digital Control of Dynamic Systems*. 3 ed.. Addison Wesley Longman.
- Freire, R. Z., G. H. C. Oliveira e N. Mendes (2004). Temperature and relative humidity control using mbpc algorithms applied to hvac systems. In: *Proc. of the 5th Conferência Internacional de Aplicações Industriais (INDUSCON'04)*. Joinville, Brasil.
- Freire, R. Z., G. H. C. Oliveira e N. Mendes (2005a). Development of single-zone predictive equations using linear regression for advanced controllers synthesis. In: *Proc. of the Ninth Building Simulation Conference (IBPSA'05)*. Vol. 1. Montreal, Canada.
- Freire, R. Z., G. H. C. Oliveira e N. Mendes (2005b). Thermal comfort based predictive controllers for building heating systems. In: *Proc. of the 16th IFAC World Congress (IFAC'05)*. Prague, Czech Republic.
- Gagge, A. P., A. P. Fobelets e L. G. Berlund (1986). A standard predictive index of human response to the thermal environment. *ASHRAE Transactions* **92**, 709–731.
- Gagge, A. P., J. A. J. Stolwijk e Y. Nishi (1971). An effective temperature scale based on a simple model of human psychrometric regulatory response. *ASHRAE Transactions* **77**(I), 247–262.
- Givoni, B. (1999). Minimum climatic information needed to predict performance of passive buildings in hot climates. In: *Proc. of the Sixteenth International Passive and Low Energy Architecture Conference (PLEA'99)*. Brisbane, Australia. pp. 197–202.
- Givoni, B. e E. L. Krüger (2003). An attempt to base prediction of indoor temperatures of occupied houses on their thermo-physical properties. In: *Proc. of the Eighteenth International Passive and Low Energy Architecture Conference (PLEA'03)*. Santiago, Chile.
- Gouda, M. M., S. Danaher e C. P. Underwood (2001). Thermal comfort based fuzzy logic controller. *Building Serv. Eng. Res. Technol.* **22**(4), 237–253.

- Hamdi, M. e G. Lachiver (1998). A fuzzy control system based on the human sensation of thermal comfort. In: *Proc. of IEEE International Conference on Fuzzy Systems*. USA. pp. 487–492.
- Hens, H. (2003). Proposal for a new annex. whole building heat, air and moisture response (moist-eng). Technical report. Belgium.
- Holm, A. H. e M. Krus (2004). Moisture and mold growth in buildings. In: *Proc. of MERCOFRIO Congress (MERCOFRIO'04)*. Curitiba, Brazil.
- Houghten, F. C. e C. P. Yaglou (1923). Determining lines of equal comfort. *AHVE Transactions*.
- IEA (2003a). International Energy Agency - Annex 41 - Whole Building Heat, Air and Moisture Response MOIST-ENG. Technical report. Modelling, Belgium.
- IEA (2003b). International Energy Agency - Annex 43 - Testing and Validation of Building energy Simulation Tools. Technical report. Golden, USA.
- INNOVA, AirTech Instruments (2003). Thermal comfort. DK-2750 Ballerup, Denmark. <http://www.innova.dk>.
- ISO, 7730 (1987). *Moderate Thermal Environments Determination of the PMV and PPD Indices and Specification of the Conditions for Thermal Comfort*.
- Johansson, R. (1993). *System, Modeling & Identification*. Prentice Hall Information and System Sciences Series.
- Jones, B. W. (2002). Capabilities and limitations of thermal models for use in thermal comfort standards. *Energy and Buildings* **1**(34), 653–659.
- Judkoff, R. D. e J. S. Neymark (1995). *Building Energy Simulation Test (BESTEST) and Diagnostic Method*. Colorado National Renewable Energy Laboratory. NREL/TP-472-6231.
- Kolokotsa, D., D Tsiavos, G. S. Stavrakakis, K. Lalaitzakis e E. Antonidakis (2001). Advanced fuzzy logic controllers design and evaluation for buildings occupants thermal-visual comfort and indoor air quality satisfaction. *Energy and Buildings* **33**, 531–543.
- Krüger, E. L. (2003). Aplicações de equações preditivas a um sistema construtivo destinado à habitações de interesse social: Avaliação de desempenho térmico em 11 cidades brasileiras. In: *Proc. of VII Encontro Nacional sobre Conforto no Ambiente Construído (ENCAC)*. Curitiba/Brazil. pp. 249–256.
- Krüger, E. L. e B. Givoni (2004). Predicting thermal performance in occupied dwellings. *Energy and Buildings* **36**(3), 301–307.
- Lea, R. N., E. Dohmann, W. Prebilsky e Y. Jani (1996). An hvac fuzzy logic zone control system and performance results. In: *Proc. of the Fifth IEEE International Conference on Fuzzy Systems*. Vol. 3. IEEE. New Orleans, LA, USA. pp. 2175–2180.
- Liang, J. e R. Du (2005). Thermal comfort control based on neural network for hvac application. In: *Proc. of the 2005 Conference on Control Applications*. IEEE. Toronto, Canada. pp. 819–824.

- Ljung, L. (1999). *System Identification: Theory for the user*. 2 ed.. Prentice Hall, Inc.
- Ljung, L. e T. Glad (1994). *Modelling of Dynamic Systems*. 1 ed.. Prentice Hall, Inc.
- Mendes, N., P.C. Philippi e R. Lamberts (2002). A new mathematical method to solve highly-coupled equations of heat and mass transfer in porous media. *International Journal of Heat and Mass Transfer* **45/3**, 509–518.
- Mendes, N., R. C. L. F. Oliveira e G. H. Santos (2003). A whole-building hygrothermal simulation program. In: *Proc. of the Eighth Building Simulation Conference (IBPSA '03)*. Vol. 1. Eindhoven, Netherlands.
- Mendes, N., R. C. L. F. Oliveira e G. H. Santos (2005). Energy efficiency and thermal comfort analysis using the powerdomus hygrothermal simulation tool. In: *Proc. of the Ninth Building Simulation Conference (IBPSA '05)*. Vol. 1. Montreal, Canada. pp. 9–16.
- Moran, M. J. e H. N. Shapiro (2000). *Fundamentals of Engineering Thermodynamics*. 4 ed.. John Wiley and Sons.
- Muzi, G., G. Abbritti, M. P. Accattoli e M. dell'Omo (1998). Prevalence of irritative symptoms in a nonproblem air-conditioned office building. *Arch. Occup. Environ. Health* (71), 372–378.
- O'Callaghan, P. W. (1978). *Building for Energy Conservation*. 2 ed.. Pergamon Press.
- Oliveira, G. H. C. (1992). Controlador preditivo generalizado: Alocação de pólos, robustez e aplicação em sistemas flexíveis. Dissertação de Mestrado. DCA/FEE/Unicamp - Brasil.
- Oliveira, G. H. C., H. X. Araújo, L. S. Coelho e N. Mendes (2003). Using fuzzy logic in heating control systems. In: *Proc. of the 6-th ASME-JSME Thermal Engineering Joint Conference*. Vol. 1. Hawaii, USA. pp. 1–6.
- Oliveira, G. H. C., J. F. Lopez, G. Favier e W. C. Amaral (1996). Review of predictive control methods using Laguerre functions. In: *Proc. of IEEE/IMACS Multiconference on Computational Engineering in Systems Applications - CESA, Symposium on Control Optimization and Supervision*. Vol. 1. Lille/France. pp. 304–309.
- Oliveira, G. H. C., W. C. Amaral e G. Favier (1999). Adaptive predictive controller using orthonormal series functions. *Applied Mathematics and Computer Science* **9**(1), 175–192.
- Papst, L. A. e R. Lamberts (2001). Thermal performance evaluation of three houses in Florianópolis, south of Brazil. In: *Proc. of the Eighteenth International Conference on Passive and Low Energy Architecture (PLEA '01)*. pp. 293–297.
- Pereira, W. F. A. (1997). Projeto e avaliação do controlador preditivo generalizado sujeito a restrições via métodos de otimização de pontos interiores. Dissertação de Mestrado. Universidade Federal de Santa Catarina (UFSC) - Brasil.

- Ren, M. J. e J. A. Wright (1997). Predictive optimal control of fabric thermal storage systems. In: *Proc. of the 5th Building Simulation Conference (IBPSA'97)*. Vol. 2. Prague, Czech Republic. pp. 71–78.
- Rentel-Gomez, C. e M. Velez-Reyes (2001). Decoupled control of temperature and relative humidity using avariable-air-volume hvac system and non-interacting control. In: *Proc. of the 2001 IEEE International Conference on Control Applications*. IEEE. Mexico City, Mexico. pp. 1147–1151.
- Rohles, F., R. Hayter e G. Milliken (1975). Effective temperature (ET*) as a predictor of thermal comfort. *ASHRAE Transactions* **2**(81), 148–156.
- Santos, J. E. S. (1998). Critérios de desempenho e aspectos de robustez na síntese de controladores preditivos adaptativos. Dissertação de Mestrado. Universidade Federal de Santa Catarina (UFSC) - Brasil.
- Túrcio, W. H. L. e A. H. Neto (2003). A PMV control strategy model for aircraft air conditioning system. In: *Proc. of the 17th International Congress of Mechanical Engineering (COBEM'03)*. ABCM. São Paulo, SP.
- Virk, G. S. e D. L. Loveday (1994). Model-based control for hvac applications. In: *Proc. of The Third IEEE Conference on Control Applications*. Glasgow, Scotland. pp. 1861–1866.
- Wissler, E. H. (1985). *Mathematical Simulation of Human Thermal Behaviour Using Whole Body Models*. in: A. Shitzer, R. Eberhart (Eds.), *Heat and Mass Transfer in Medicine and Biology*. Plenum Press, New York, NY, USA.
- Yonezawa, K., F. Yamada, Y. Wada e Y. Hanada (2000). Comfort air-conditioning control for building energy-saving. In: *Proc. of the Industrial Electronics Society - IECON. 26th Annual Conference of the IEEE*. Vol. 3. Nagoya, Japan. pp. 1737–1742.

Livros Grátis

(<http://www.livrosgratis.com.br>)

Milhares de Livros para Download:

[Baixar livros de Administração](#)

[Baixar livros de Agronomia](#)

[Baixar livros de Arquitetura](#)

[Baixar livros de Artes](#)

[Baixar livros de Astronomia](#)

[Baixar livros de Biologia Geral](#)

[Baixar livros de Ciência da Computação](#)

[Baixar livros de Ciência da Informação](#)

[Baixar livros de Ciência Política](#)

[Baixar livros de Ciências da Saúde](#)

[Baixar livros de Comunicação](#)

[Baixar livros do Conselho Nacional de Educação - CNE](#)

[Baixar livros de Defesa civil](#)

[Baixar livros de Direito](#)

[Baixar livros de Direitos humanos](#)

[Baixar livros de Economia](#)

[Baixar livros de Economia Doméstica](#)

[Baixar livros de Educação](#)

[Baixar livros de Educação - Trânsito](#)

[Baixar livros de Educação Física](#)

[Baixar livros de Engenharia Aeroespacial](#)

[Baixar livros de Farmácia](#)

[Baixar livros de Filosofia](#)

[Baixar livros de Física](#)

[Baixar livros de Geociências](#)

[Baixar livros de Geografia](#)

[Baixar livros de História](#)

[Baixar livros de Línguas](#)

[Baixar livros de Literatura](#)
[Baixar livros de Literatura de Cordel](#)
[Baixar livros de Literatura Infantil](#)
[Baixar livros de Matemática](#)
[Baixar livros de Medicina](#)
[Baixar livros de Medicina Veterinária](#)
[Baixar livros de Meio Ambiente](#)
[Baixar livros de Meteorologia](#)
[Baixar Monografias e TCC](#)
[Baixar livros Multidisciplinar](#)
[Baixar livros de Música](#)
[Baixar livros de Psicologia](#)
[Baixar livros de Química](#)
[Baixar livros de Saúde Coletiva](#)
[Baixar livros de Serviço Social](#)
[Baixar livros de Sociologia](#)
[Baixar livros de Teologia](#)
[Baixar livros de Trabalho](#)
[Baixar livros de Turismo](#)