

Universidade Estadual de Campinas
Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação
Departamento de Engenharia de Computação e
Automação Industrial

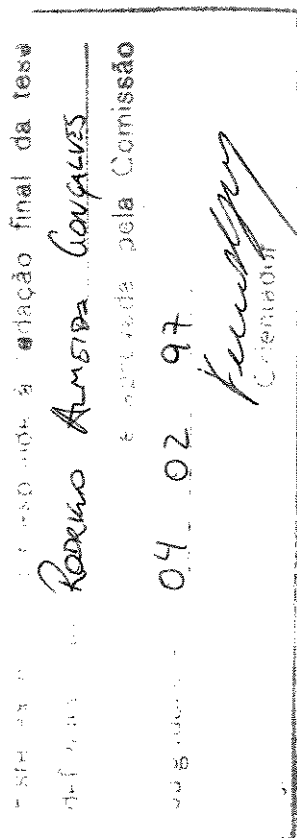
**Computação Flexível em Simulação e Controle
de Sistemas Não Lineares**

Autor: Rodrigo Almeida Gonçalves

Orientador: Prof. Dr. Fernando Antônio Campos Gomide

Dissertação apresentada à Faculdade de
Engenharia Elétrica e de Computação da
Universidade Estadual de Campinas -
FEEC/UNICAMP como parte dos requisitos
exigidos para a obtenção do título de MESTRE
EM ENGENHARIA ELÉTRICA

Fevereiro 1997



UNIDADE	BC
N.º CHAMADA:	
T/Unicamp	
G.586c	
V.º	Ex.
T.º BC/31063	
PR.º 281.97	
C ☐	D ☒
PREÇO 788,11,00	
DATA 15.10.97	
N.º CPD	

CM-00099302-4

FICHA CATALOGRÁFICA ELABORADA PELA
BIBLIOTECA DA ÁREA DE ENGENHARIA - BAE - UNICAMP

G586c Gonçalves, Rodrigo Almeida
Computação flexível em simulação e controle de
sistemas não lineares / Rodrigo Almeida Gonçalves.--
Campinas, SP: [s.n.], 1996.

Orientador: Fernando Antônio Campos Gomide.
Dissertação (mestrado) - Universidade Estadual de
Campinas, Faculdade de Engenharia Elétrica e de
Computação.

1. Inteligência artificial.* 2. Redes neurais
(Computação)* 3. Conjuntos nebulosos.* 4. Ar
condicionado. I. Gomide, Fernando Antônio Campos.
II. Universidade Estadual de Campinas. Faculdade de
Engenharia Elétrica e de Computação. III. Título.

Agradecimentos e dedicatória:

Agradeço aos meus pais, amigos e namorada pelo apoio e compreensão, ao Gomide pela orientação e amizade, ao Pinheiro pela força no desenvolvimento de alguns circuitos e ao Ricardo, Marco e todos aqueles da Multibrás S.A. que apoiaram o desenvolvimento deste trabalho.

Dedico este trabalho a todos os brasileiros que, assim como eu, “trazem no peito o cheiro e a cor de nossa terra, a marca de sangue de nossos mortos e a certeza de luta de nossos vivos”¹.

¹ François Silvestre, Cantador

Resumo

Este trabalho apresenta uma abordagem tecnológica para a obtenção e teste de técnicas de controle e operação inteligentes (baseados no paradigma da computação flexível) de sistemas não lineares. Como caso particular, foi escolhido sistemas térmicos, mais especificamente sistemas de condicionamento de ar (*Heating, Ventilation, and Air Conditioning - HVAC*).

Para que isto seja possível, um modelo de simulação para ar condicionado é desenvolvido (também utilizando o paradigma da computação flexível) como uma ferramenta de análise, sintonização e testes de alternativas de operação e controle do mesmo. Utilizando este modelo as seguintes técnicas de controle são implementadas, testadas, validadas e comparadas:

- On/off;
- PID;
- Controle nebuloso;
- Controle neural preditivo.

Uma vez testadas as estratégias de controle em simulação, estas são implementadas em um protótipo real, possibilitando a realização de experimentos e medições de consumo de energia.

Conteúdo

- 1. Introdução 5
 - 1.1 Escopo 5
 - 1.2 Motivação e relevância 5
 - 1.3 Objetivo e organização 5
- 2. Sistemas de computação flexível 7
 - 2.1 Introdução 7
 - 2.2 Lógica Nebulosa 8
 - 2.3 Teoria das Redes Neurais 8
 - 2.4 Raciocínio Probabilístico 9
- 3. Simulação de sistemas térmicos 10
 - 3.1 Introdução 10
 - 3.2 Modelando o condicionador de ar 10
 - 3.3 Modelo do ambiente 15
 - 3.4 Estimativa da Carga Térmica 15
 - 3.5 Termosim 21
 - 3.6 Cenários de simulação 24
 - 3.7 Resumo 29
- 4. Estratégias de controle convencionais 31
 - 4.1 Introdução 31
 - 4.2 Controlador on-off 31
 - 4.3 Controlador PID 33
 - 4.4 Resumo 35
- 5. Controle nebuloso 37
 - 5.1 Introdução 37
 - 5.2 Controlador nebuloso para o sistema térmico 38
 - 5.3 Resultados de simulação 46
 - 5.4 Resumo 50
- 6. Controlador neural preditivo 51
 - 6.1 Introdução 51
 - 6.2 Construindo o controlador preditivo 51
 - 6.3 Construindo o preditor/estimador do processo não linear de teste 52
 - 6.4 O controlador preditivo para sistemas térmicos 59

6.5	Resumo	68
7.	<i>Simulações e análise comparativa dos resultados</i>	69
7.1	Introdução	69
7.2	Simulações	69
7.3	Comparações	72
7.4	Análise qualitativa dos resultados e conclusões	73
8.	<i>Resultados experimentais</i>	76
8.1	Descrição do hardware utilizado nos experimentos	76
8.2	Descrição do software utilizado nos experimentos	78
8.3	Resultado de simulação para o controlador on-off	81
8.4	Resultado de simulação para controle PID	83
8.5	Resultados de simulação para controle Fuzzy	85
8.6	Resultados de simulação para o controle preditivo	87
8.7	Consumo de energia	89
8.8	Análise dos resultados e conclusão	91
9.	<i>Conclusão</i>	92
10.	<i>Anexos</i>	93
11.	<i>Referências Bibliográficas</i>	97

1. Introdução

1.1 Escopo

Este trabalho apresenta uma abordagem tecnológica para a obtenção e teste de técnicas de controle e operação inteligentes (baseados no paradigma da computação flexível) de sistemas não lineares. Como caso particular, foi escolhido sistemas térmicos, mais especificamente sistemas de condicionamento de ar (*Heating, Ventilation, and Air Conditioning - HVAC*).

Para que isto seja possível, um modelo de simulação para ar condicionado é desenvolvido (utilizando o paradigma da computação flexível) como uma ferramenta de análise, sintonização e testes de alternativas de operação e controle do mesmo. Este modelo permite que várias técnicas de controle possam ser implementadas, testadas e validadas antes de uma futura utilização em um protótipo real.

1.2 Motivação e relevância

A última década tem sido marcada pela preocupação cada vez maior pela preservação do meio ambiente. O consumo de energia é um fator importante na preservação uma vez que a sua geração é um recurso caro e de grande impacto ambiental. Os sistemas térmicos são os grandes vilões da batalha contra o desperdício de energia. Estima-se que, em 1995, os refrigeradores e os freezers foram os responsáveis por 16% da energia consumida nos lares norte-americanos e 25% da energia consumida nos lares europeus [Per94].

Os governos e os consumidores estão travando, lado a lado, a luta contra o desperdício de energia. Por um lado, os governos estão obrigando os produtores a especificar o consumo de energia de seus produtos através de um sistema de etiquetagem e, ainda, através de um acordo internacional, desde 31 de dezembro de 1995 foi paralisada a produção de CFCs. Por outro lado, os consumidores estão, aos poucos, se conscientizando e adquirindo cada vez mais produtos “ecologicamente corretos”.

A necessidade do aumento do nível de qualidade e de economia de energia em sistemas térmicos, como por exemplo, condicionadores de ar, são os principais fatores que motivam o desenvolvimento de novas estratégias de controle para os mesmos. Atualmente, a maioria quase absoluta dos condicionadores de ar utilizam estratégias ineficientes de controle, como o controle on-off. Vem sendo realizado muito esforço para melhorar o rendimento térmico dos trocadores de calor, mas isto não é mais suficiente; o desenvolvimento de outras estratégias de controle, mais eficientes, torna-se um passo obrigatório na evolução deste tipo de equipamento [Per94].

Para o desenvolvimento de sistemas de controle para sistemas térmicos é necessário ou um sistema térmico real dentro de um ambiente controlado ou um modelo de simulação para o mesmo. O desenvolvimento e o ajuste de sistemas de controle utilizando o primeiro é bastante dispendioso e lento. Como o tempo normalmente é uma forte restrição nos projetos de pesquisa e desenvolvimento, o uso de um sistema térmico real em todas as etapas do desenvolvimento se torna limitado. Surge então a necessidade de um sistema de simulação de sistemas térmicos.

1.3 Objetivo e organização

O objetivo principal deste trabalho é o estudo de técnicas de modelagem e controle baseadas no paradigma da computação flexível para sistemas não lineares, com ênfase em aplicações à sistemas térmicos.

Este trabalho está organizado da seguinte forma. Após essa introdução, o capítulo seguinte aborda os sistemas de computação flexível. Apresenta-se uma visão geral e posiciona-se o trabalho dentro do paradigma da computação flexível, não se tendo aqui o intuito de realizar uma revisão detalhada sobre os aspectos teóricos da mesma. No estudo são fornecidas ao leitor as referências necessárias para o aprofundamento do substrato teórico utilizado.

O capítulo 3 discorre sobre simulação de sistemas térmicos e apresenta uma abordagem baseada na computação flexível para a simulação dessa classe de sistemas.

No capítulo 4, estratégias de controle convencionais, ou seja, on/of e PID são aplicadas por serem, presentemente, as mais usuais em controle de sistemas térmicos.

Nos dois capítulos seguintes, são apresentadas estratégias de controle baseadas no paradigma da computação flexível aplicadas ao problema de controle de sistemas térmicos. Primeiramente, no capítulo 5, é aplicado um controlador nebuloso e posteriormente, no capítulo 6, é aplicado um controlador neural preditivo.

No capítulo 7 são apresentados resultados de simulação e é realizada uma análise comparativa entre os controladores desenvolvidos.

Finalmente, o capítulo 8 apresenta uma síntese dos trabalhos experimentais desenvolvidos e seus resultados e o capítulo 9 as conclusões.

2. Sistemas de computação flexível

2.1 Introdução

Na resolução da maioria dos problemas do mundo real, ou não dispomos de todas as informações necessárias ou não as temos com precisão. Nesses casos, a lógica e a computação tradicionais não são adequadas para representar e resolver estes problemas. Observe no entanto que os seres humanos, mesmo com informações incompletas e imprecisas conseguem resolver tais problemas. Isto se dá através da capacidade de generalização, aproximação e, através dos erros cometidos, da aprendizagem [Ter92].

A computação tradicional é restrita em sua eficácia porque não tem o mesmo poder de generalização, aproximação e aprendizagem que nós, os humanos. Os esforços mais recentes no ramo da inteligência artificial vêm neste sentido, ou seja, dar à máquina parte do poder de generalização, aproximação e aprendizagem dos seres humanos.

Atualmente, podemos dividir o processamento computacional em duas grandes categorias [Za94]:

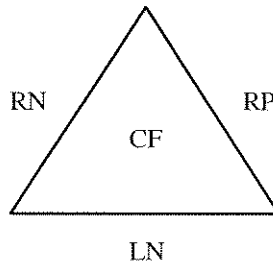
- Computação Rígida - visão tradicional do tratamento de informações. Esta categoria apresenta dificuldades no tratamento de informações imprecisas e/ou incertas. Caracteriza-se por um baixo QIM (Quociente de Inteligência da Máquina);
- Computação Flexível - visão moderna do tratamento de informações. Esta categoria tem tolerância à imprecisão e incerteza. Com isto se consegue maior robustez, maleabilidade, menores custos e maior eficiência no tratamento de informações. Caracteriza-se por um alto QIM.

Uma vez que os pensamentos humanos incluem elementos ilógicos como intuição e inspiração, é virtualmente impossível exprimi-los utilizando-se a lógica convencional. Por isso, a computação rígida tem se mostrado cada vez mais limitada na resolução de problemas complexos.

Os sistemas inteligentes e de computação flexível têm se mostrado promissores em classes de problemas que eram difíceis, ou até impossíveis, de serem resolvidos através da computação rígida. São exemplos destes problemas:

- Reconhecimento de escrita à mão;
- Reconhecimento de fala;
- Processamento de linguagem natural;
- Reconhecimento de imagens e padrões;
- Diagnósticos;
- Gravação e recuperação de informação de forma desestruturada;
- Aprendizagem;
- Raciocínio;
- Resolução de problemas.

Os principais paradigmas da computação flexível são a lógica nebulosa (LN), a teoria de redes neurais (RN) e o raciocínio probabilístico (RP). A Figura 2-1 ilustra a formação da computação flexível.



• Figura 2-1 - Computação Flexível

2.2 Lógica Nebulosa

A lógica nebulosa é a lógica baseada na teoria dos conjuntos nebulosos. A lógica nebulosa pode ser vista como sendo uma extensão da lógica clássica multivalorada [Za94]. Seu poder de representação vem do fato de que não só estas duas lógicas mas também a teoria de probabilidades e a lógica probabilística podem ser vistas como casos particulares.

Suas principais características são [Za96]:

- Na lógica convencional uma proposição p pode ser verdadeira ou falsa, enquanto na lógica nebulosa ela pode, além de ser verdadeira ou falsa assumir valores de verdade intermediários de um conjunto, finito ou infinito de valores de verdade, T .
- Na lógica convencional só é possível representar predicados como “vivo”, “morto”, “pai”, etc, enquanto na lógica nebulosa é possível representar predicados com significados mais imprecisos como “alto”, “muito pesado”, “mais leve”, etc...
- A lógica clássica só utiliza dois quantificadores ($\exists$ e $\forall$) enquanto a lógica nebulosa tem infinitos. Os quantificadores podem ser vistos como números nebulosos que caracterizam a cardinalidade imprecisa.
- Na lógica nebulosa há mecanismos para tratar modificadores (*não, muito, mais ou menos, etc*).

2.3 Teoria das Redes Neurais

O nome redes neurais relata a inspiração dessa teoria na neurofisiologia e não a utilização de neurônios reais. De fato, a teoria das redes neurais trabalha com modelos extremamente simplificados dos neurônios. As redes formadas por esses neurônios também são extremamente modestas em comparação com, por exemplo, o cérebro humano que contém aproximadamente 10^{11} neurônios.

As redes neurais são estruturas altamente paralelas que tem como elemento básico os neurônios e tem como característica fundamental a aprendizagem. Através dela, pode-se ensinar uma rede a realizar tarefas como, por exemplo, controle e classificação [Her91].

Uma rede neural artificial consiste em um conjunto de unidades de processamento simples que se comunicam enviando sinais umas para as outras através de um grande número de conexões. Existem várias abordagens no que diz respeito à implementação das unidades de processamentos, ao modo como estas são interconectadas, a presença ou ausência de memória nas equações (redes estáticas ou dinâmicas), no método de treinamento etc. As abordagens de

redes mais utilizadas são: Redes multicamadas, Rede de Hopfield, Rede de Kohonen, Rede de Grossberg e Redes ART (*Adaptive Resonance Theory*) [Her91].

2.4 Raciocínio Probabilístico

O raciocínio probabilístico consiste em técnicas para se utilizar do conhecimento da incerteza ou da probabilidade dos fatos para se chegar a conclusões. A base para este raciocínio está na teoria das probabilidades e na regra de Bayes [Lug93]:

$$P(H|E) = \frac{P(E|H)P(H)}{P(E)}$$

$$\text{onde } P(E) = P(E|H)P(H) + P(E|\neg H)P(\neg H)$$

Se, por exemplo:

- $P(H)$ = probabilidade de uma pessoa ter malária;
- $P(E|H)$ = probabilidade de uma pessoa ter febre alta, dado que ela está com malária e
- $P(E|\neg H)$ = probabilidade de uma pessoa ter febre alta sem ter malária.

Suponha que uma pessoa apresente febre alta. A regra de Bayes nos diz que a probabilidade de uma pessoa ter malária é a razão da probabilidade desta pessoa ter febre e malária pela probabilidade desta pessoa ter febre, independente do fato de ser portadora ou não de malária.

O raciocínio probabilístico mostrou-se eficaz em sistemas especialistas em geral e particularmente eficiente nos sistemas especialistas de diagnósticos. Ele foi utilizado com sucesso em sistemas amplamente reconhecidos como o MYCIN [Sho76] (sistema especialista de diagnóstico de doenças infecciosas do sangue) e o PROSPECTOR (sistema especialista de prospecção de jazidas de minério). [Dud79].

No contexto de computação flexível, o termo raciocínio probabilístico inclui também algoritmos genéticos, computação evolutiva, teoria da evidência e lógica probabilística dentre outros [Za96].

3. Simulação de sistemas térmicos

3.1 Introdução

Para atingir o principal objetivo deste trabalho, que é o desenvolvimento de modelos e técnicas de controle para sistemas térmicos, se faz necessária a criação de um ambiente de simulação de sistemas térmicos, uma vez que seria praticamente impossível, devido aos custos e à lentidão do processo, utilizar um ambiente real para o mesmo.

Todo o esforço atual de engenharia no desenvolvimento e controle de sistemas térmicos como, por exemplo, condicionadores de ar, é baseado em equações estáticas de energia sobre condições térmicas específicas. No entanto, enquanto em uso, as condições de operações raramente são estáticas, mostrando-se necessário, portanto, que o ambiente a ser desenvolvido tenha características dinâmicas.

A abordagem atual para a simulação dinâmica de sistemas térmicos é ou baseada em aproximações lineares de equações de troca de calor, com variações não lineares de parâmetros [Wan91], ou a combinação de aproximações de equações de balanço de energia em regime permanente [Ima94]. Em ambos os casos, os modelos de simulação são limitados devido às aproximações adotadas ou as condições de regime assumidas. Muitos dos resultados somente são razoáveis dentro de uma faixa estreita de operação. Em adição a esses problemas, esses sistemas de simulação dinâmica não são capazes de simular o comportamento de um sistema que utiliza um compressor de capacidade variável.

Uma abordagem alternativa é utilizar um modelo estático para realizar simulações dinâmicas dentro de uma determinada faixa de operação. Esta abordagem torna-se válida ao considerarmos que a dinâmica do condicionador de ar é muito mais rápida do que a dinâmica do ambiente. Ainda assim, o uso desta abordagem apresenta pequenos erros por não considerar as características dinâmicas dos ciclos de início e interrupção de operação do compressor *standard* (on-off). Porém todos os erros permanecem dentro de um limite aceitável, como será visto mais adiante.

Embora a utilização de modelos estáticos para realizar simulações dinâmicas seja teoricamente possível, na prática isto se mostra extremamente difícil devido a complexidade computacional destes modelos. A saída encontrada para este problema é a utilização de redes neurais como aproximadores universais de funções não lineares. Estas redes neurais, através de um algoritmo de aprendizagem, modelam o complexo sistema térmico em uma ampla faixa de operação. Uma vez treinadas, as redes neurais são computacionalmente leves, ou seja, são de execução extremamente rápida e com pouco consumo de memória.

Nesse trabalho serão utilizadas, para modelar o comportamento do ambiente, redes neurais aproximando um modelo estático fornecido por um programa denominado HPSIM e um modelo dinâmico simplificado. A carga térmica do ambiente é estimada através de um método baseado em resultados experimentais proposto pela norma ASHARE.

3.2 Modelando o condicionador de ar

3.2.1 Introdução

Condicionamento de ar significa o controle automático de um meio ambiente tanto para conforto humano ou de animais, como para o desempenho adequado de processos industriais ou de laboratório [Jon83].

A característica principal do condicionamento de ar é que ele visa produzir uma condição ambiental que seja confortável para a maioria dos ocupantes. O máximo de conforto não pode

ser obtido facilmente, mas o uso do controle automático individual para cada recinto ajuda consideravelmente a satisfazer a maioria das pessoas. Vem daí um dos motivos que realçam a importância dos condicionadores de ar de pequeno porte, em inglês, *room air conditioners*.

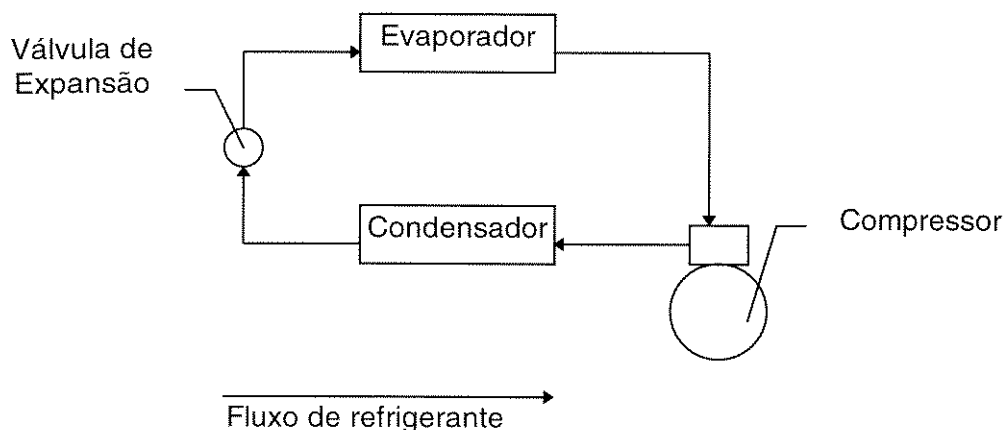
3.2.2 Fundamentos da refrigeração por compressão de vapor

Quando um líquido é introduzido num vaso onde exista inicialmente um vácuo e cujas paredes são mantidas à temperatura constante ele se evaporará imediatamente (se a temperatura do líquido for menor do que a temperatura das paredes). No processo o calor latente de vaporização será fornecido pelas paredes do vaso. O efeito de resfriamento resultante é o ponto de partida do ciclo de refrigeração.

O efeito de refrigeração causado pela evaporação do líquido cessa quando a pressão interna atingir um certo valor (pressão de vapor de saturação). Depois disto, o efeito de refrigeração só pode ser retomado se, por alguma forma, a pressão interna cair novamente. Isto somente pode ser alcançado se, na outra extremidade do tubo, colocarmos uma bomba de sucção. Portanto, para o efeito de refrigeração precisamos de um líquido refrigerante, um recipiente onde a vaporização e o resfriamento sejam realizados, chamado de evaporador e uma bomba ou ventilador para remoção do vapor, chamado de compressor.

Observe que o sistema como descrito necessita de um consumo contínuo de refrigerante. Para evitar isto é necessário reverter o processo, ou seja, fazer o vapor retornar ao estado líquido; desta forma podemos criar um ciclo. A liquificação do refrigerante é realizada num condensador, que é, essencialmente, um recipiente resfriado externamente pelo ar ou pela água. O gás refrigerante, quente e com alta pressão é conduzido do compressor para o condensador, aí se liquiefazendo. Como existe um gás a alta pressão no condensador e o líquido refrigerante lá está na mesma pressão, é fácil completar o ciclo pela inclusão de uma válvula agulha ou outro dispositivo regulador para injeção de líquido no evaporador. Este componente é chamado de válvula de expansão.

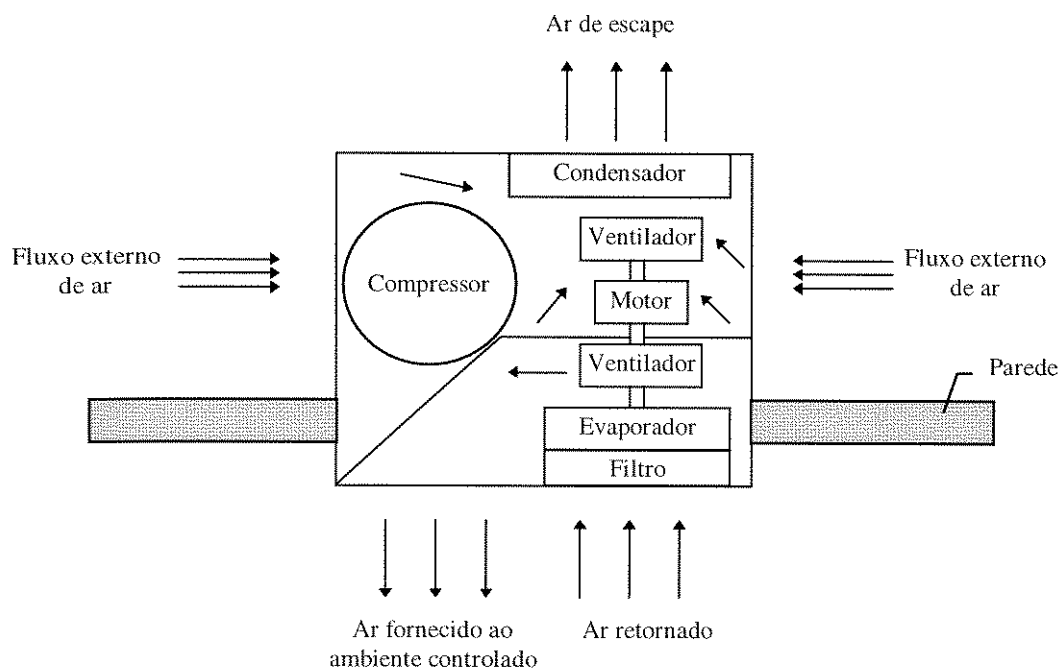
Este ciclo básico pode ser visto na Figura 3-1.



• Figura 3-1 - Ciclo de refrigeração por compressão a vapor

3.2.3 HPSIM

O programa HPSIM [Dom83] foi desenvolvido pelo *U.S. National Institute of Standards and Technology*, para simular a performance térmica de bombas de calor. Este programa foi validado com testes de laboratório e os erros máximos obtidos foram 3.4% para a medida de capacidade e 5.5% para o coeficiente de performance. Posteriormente, este programa foi alterado [Mar93] para simular condicionadores de ar como o mostrado na figura 3-2.



- Figura 3-2 - Modelo do condicionador de ar em análise

O programa HPSIM é baseado nos fundamentos de mecânica de fluidos, transferência de calor e termodinâmica [Mar93]. Ele necessita de parâmetros físicos e geométricos como dados de entrada. Este grau de generalidade distingue o HPSIM dos outros programas de simulação que são baseados em curvas características de cada componente do sistema de refrigeração.

Os componentes básicos do sistema simulado pelo HPSIM são:

- compressor;
- condensador;
- evaporador;
- tubos capilares;
- acumulador e
- válvula reversora de quatro vias.

As entradas necessárias são:

- dados físicos do produto;
- temperatura interna e externa;
- vazões mássicas do ar através dos trocadores de calor;
- pressões estimadas de sucção e descarga.

Apesar da generalidade obtida pelas entradas listadas acima, são necessários dois coeficientes empíricos para o submodelo do compressor: um de transferência de calor e outro de pressão. Estes parâmetros são estimados internamente pelo programa antes de iniciar a simulação. Neste estágio, são necessários alguns dados do compressor e do motor do compressor.

O modelo está baseado em três balanços: pressão, entalpia e massa do refrigerante. Primeiramente a performance do compressor é simulada, produzindo a vazão mássica do refrigerante. Posteriormente, o condensador e o tubo capilar são simulados e o balanço de vazão mássica é procurado através da comparação da vazão mássica do refrigerante do compressor e dos tubos capilares. Se as vazões mássicas não forem iguais, as simulações do compressor, condensador e dos tubos capilares são refeitas com o novo valor da pressão de descarga.

Uma vez obtido o balanço de pressão (vazão mássica), a simulação do evaporador é realizada com o estado conhecido do refrigerante na saída do evaporador e do fluxo mássico de refrigerante. O evaporador é simulado de trás para frente, o que resulta no estado do refrigerante na entrada do evaporador. Uma vez que o tubo capilar pode ser considerado adiabático, a entalpia do refrigerante na entrada do evaporador deve ser igual à entalpia da saída do condensador. Se estas entalpias forem diferentes, um novo valor da pressão de sucção é assumido e a simulação se reinicia deste o começo, ou seja, do compressor.

Uma vez estabelecido o balanço de pressão e de entalpia, os estados do refrigerante em todos os pontos de interesse do sistema de refrigeração podem ser determinados para um dado vapor superaquecido na entrada do compressor. Destes dados, a carga do refrigerante é estimada e a simulação termina.

Este é somente um dos dois modos de operação do HPSIM. No outro modo de operação a carga do refrigerante é entrada como sendo um parâmetro fixo. A convergência neste terceiro balanço é então obtida através da comparação das cargas do refrigerante estimadas com as fornecidas. Se elas não forem iguais, a simulação é refeita desde o começo com um novo valor de vapor superaquecido na entrada com compressor.

Para se tornar viável a simulação de condicionadores de ar como o descrito na figura 3-2, foi necessário realizar as modificações no programa HPSIM [Mar93]:

- trocar a convecção natural por uma convecção forçada para calcular a troca de calor externo no compressor e nos tubos de conexões;
- adicionar tubos conectando o compressor com a válvula de quatro vias;
- eliminar o acumulador e
- remover os tubos que conectam o evaporador e a válvula de quatro vias do lado interno com o lado externo.

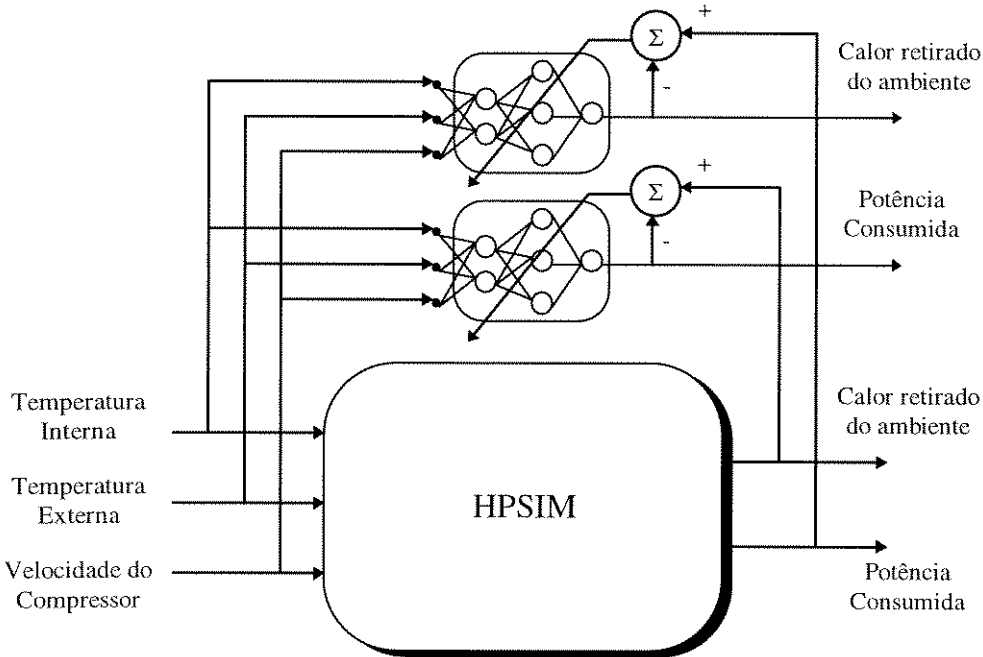
Os testes realizados em [Mar93] mostraram que os resultados obtidos foram bastante satisfatórios. A diferença esteve sempre dentro do intervalo da incerteza dos dados experimentais.

3.2.4 Utilizando redes multicamadas para modelar um condicionador de ar

Para realizarmos a modelagem de um condicionador de ar com compressor de capacidade variável (VCA - *Variable Capacity Air-conditioner*), as entradas no HPSIM foram simplificadas, restando somente como entradas as temperaturas interna e externa e a velocidade do compressor. A umidade do ar, tanto para o ambiente interno como para o ambiente externo, foram consideradas como sendo baixas (~0.5%).

O HPSIM foi utilizado para gerar dados do compressor de capacidade variável (VCA) em um amplo intervalo de operação. Estes dados, após terem sido convenientemente normalizados, foram utilizados como padrões para o treinamento de duas redes neurais do tipo

multicamadas com funções de ativação sigmoidal². Uma rede fornecendo o calor retirado do ambiente e a outra fornecendo a potência consumida. As redes foram treinadas de acordo com o esquema proposto na figura 3-3.



• Figura 3-3 - Esquema de treinamento supervisionado

De forma análoga à descrita anteriormente, o HPSIM foi utilizado para gerar dados para um compressor *standard* (SCA - *Single Capacity Air-conditioner*), ou seja, sem capacidade variável. Também de forma análoga a descrita anteriormente foram treinadas duas redes do tipo multicamadas.

Os resultados dos treinamentos podem ser observados na Tabela 3-1. Estes resultados demonstram que as redes neurais foram capazes de aproximar com um erro bastante pequeno o comportamento não linear do sistema térmico. Foi tomado o cuidado de se escolher um número de neurônios e de camadas que não comprometessem nem o treino nem a capacidade de generalização das redes neurais. Esta escolha foi feita por tentativa e erro. Um número muito grande de neurônios e de camadas escondidas melhoram o resultado do treino, mas degrada o resultado para padrões não utilizados nele [Her91]. Um número muito pequeno de neurônios faz com que o treino não convirja para um erro satisfatório. Foi feita a opção por uma arquitetura com duas camadas escondidas com respectivamente 3 e 10 neurônios.

	Erro Médio	Erro Máximo
Calor Retirado para o VCA	1.34%	8.19%
Potência Consumida para o VCA	0.35%	1.58%
Calor Retirado para o SCA	0.34%	1.55%
Potência Consumida para o SCA	0.59%	3.87%

• Tabela 3-1 - Erros na modelagem do condicionador de ar

Uma vez treinadas as redes neurais, supondo que a dinâmica do ambiente é muito mais lenta que a dinâmica do condicionador de ar, torna-se possível a realização de simulações dinâmicas. Como já discutido anteriormente, esta abordagem tem alguns erros de aproximação, mas todos são perfeitamente aceitáveis.

² Os dados obtidos do HPSIM (cerca de 5000 amostras) foram divididos em dois grupos, um para o treinamento e outro para a validação do procedimento. As temperaturas interna e externa variam entre 16°C a 40°C.

3.3 Modelo do ambiente

Quando se tem modelada a bomba de calor, faz-se necessária a modelagem do ambiente a ser controlado. O modelo utilizado é bastante simplificado e supõe um fluxo de calor através das paredes como uma função da hora do dia (radiação solar) e de um cronograma de geração interna de calor. O modelo também prevê, para uma massa fixa de mobília, uma equação simplificada de troca de calor com o ambiente, fornecendo assim uma inércia térmica do ambiente. As equações são as seguintes:

$$\frac{dT_{int}}{dt} = \frac{Q_G + Q_{Ext} - Q_E + hA(T_M - T_{int})}{m_{ar} c_{p_ar}} \quad (3-1)$$

$$\frac{dT_M}{dt} = \frac{hA(T_M - T_{int})}{-m_M c_M} \quad (3-2)$$

onde:

T_{int} = Temperatura interna;
 T_M = Temperatura da mobília;
 Q_G = Geração interna de calor;
 Q_{Ext} = Calor que passa através das paredes;
 Q_E = Quantidade de calor retirada pelo evaporador;
 A = Área de transferência de calor da mobília;
 c_M = Calor específico da mobília;
 m_M = massa da mobília;
 h = 1.81 W/m²C;
 c_{p_ar} = Calor específico do ar a pressão constante;
 m_{ar} = Massa do ar no ambiente controlado.

A soma da quantidade de calor gerado internamente e a quantidade de calor recebido através das paredes denomina-se carga térmica.

3.4 Estimativa da Carga Térmica

Para realizar a estimativa da carga térmica em um determinado ambiente, é preciso ter informações detalhadas das condições do tempo e dos parâmetros deste ambiente. Em geral são necessários:

- Características do ambiente: material com que foi construído, tamanho dos componentes, cor e forma das superfícies externas;
- Localização do ambiente: sombras de construções adjacentes e reflexos anormais de radiação solar pelo solo devem ser considerados (causados por água, areia ou asfalto nas proximidades);
- Condições climáticas externas: os parâmetros relacionados a condições climáticas externas para cada localidade específica (ex.: latitude, longitude, altitude, temperatura média, umidade do ar, etc.) podem ser encontradas em tabelas;
- Condições climáticas internas: temperatura interna, umidade do ar, taxa de ventilação são exemplos de parâmetros internos importantes e que não devem ser desconsiderados;

- Geração interna de calor: é preciso ter conhecimento da variação, durante o dia, da iluminação, da quantidade de equipamentos eletrônicos ligados, da quantidade de ocupantes, etc.

A carga térmica pode ser dividida em três partes principais: interna, externa e de ventilação. A componente externa é composta pelo somatório do calor conduzido através das paredes, do telhado, das janelas e finalmente do calor solar incidente. A componente interna é composta pelo somatório do calor gerados pelas luzes, pessoas e móveis. A componente de ventilação neste modelo será considerada baixa podendo assim ser desprezada [Wi82].

Embora uma série de procedimentos tenham sido desenvolvidos para o cálculo da carga térmica, aqui será adotado aquele proposto pela norma ASHRAE [Ash00]

3.4.1 Calculando a carga térmica relacionada ao fluxo de calor através do telhado e das paredes

3.4.1.1 Temperatura *sol-ar*

O cálculo da carga térmica relacionada ao fluxo de calor através das paredes e do telhado requer o conceito de *temperatura sol-ar*. A temperatura *sol-ar* é a temperatura do ar externo que, na ausência total de radiação solar, fornece a mesma quantidade de calor que forneceria a combinação entre os seguintes componentes: radiação solar incidente, troca de energia radiante com o céu e troca de calor por convecção com o ar externo.

A temperatura *sol-ar*, t_e é dada pela seguinte equação:

$$t_e = t_o + \frac{\alpha I_t}{h_o} - \frac{\varepsilon \Delta R}{h_o} \quad (3-3)$$

onde:

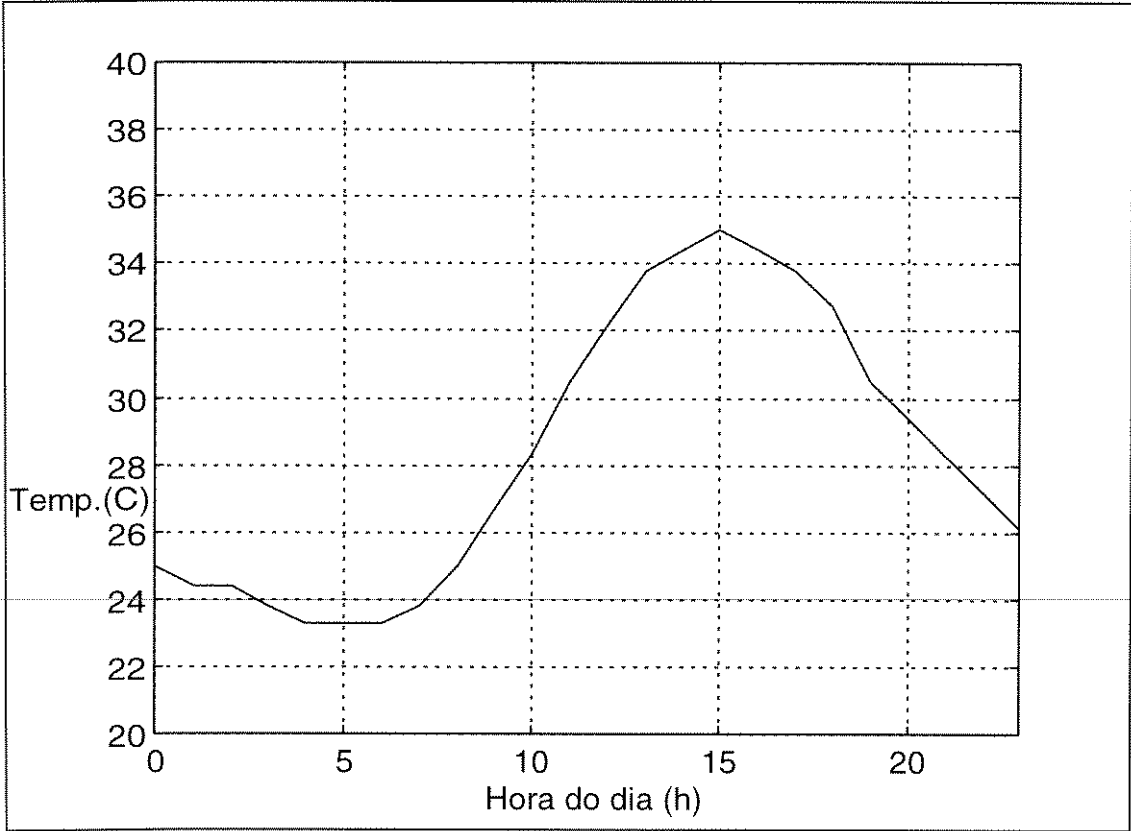
- α = coeficiente de absorção de radiação solar da superfície
- I_t = radiação solar total incidente na superfície (W/m^2)
- h_o = coeficiente de transferência de calor através de radiação de ondas longas e convecção com a superfície externa ($\text{W/m}^2 \cdot ^\circ\text{C}$)
- t_o = temperatura externa ($^\circ\text{C}$)
- ε = emissão hemisférica da superfície
- ΔR = diferença da radiação de ondas longas incidentes provenientes do céu e das vizinhanças e de um corpo negro na temperatura externa (W/m^2)

Para as superfícies horizontais que recebem radiação de ondas longas somente do céu um valor adequado de ΔR é 63 W/m^2 , portanto, para $\varepsilon=1$ e $h_o \approx 17$, o termo de correção de ondas longas vale aproximadamente $-3,9^\circ\text{C}$.

Como as superfícies verticais recebem radiação do solo e do meio em sua volta tanto quanto do céu, é difícil determinar com precisão os valores de ΔR . Quando a intensidade da radiação solar é alta, a superfície dos objetos do ambiente é muito mais quente, e o ar e suas radiações de ondas longas compensam a baixa emissão do céu. Por causa disto é uma prática comum assumir que $\Delta R=0$ para superfícies verticais.

A temperatura *sol-ar* é tabelada [Ash01] para dois valores de α/h_o diferentes: um para superfície com cores claras e outro para superfícies com cores escuras. A tabela também foi construída sobre temperaturas específicas para o ar (Figura 3-4), e seu valor pode ser ajustado para valores diferentes de temperatura do ar simplesmente somando a diferença entre a temperatura desejada do ar e a temperatura da tabela.

A tabela foi construída para uma determinada data e localização (21 de julho, localizado a 40°N de latitude, mas também é possível obter os valores da temperatura *sol-ar* para datas e localizações diferentes através do uso de outras tabelas [Ash03].



• Figura 3-4 - Temperatura externa (40° Latitude Norte, dia 21 de Julho)

3.4.1.2 Cálculo da carga térmica relacionada ao fluxo de calor através do teto

A partir da temperatura *sol-ar* foram calculadas as cargas térmicas relacionadas aos fluxos de calor através de vários tipos de tetos. A temperatura interna foi assumida como sendo constante e igual a 25.5°C. Esta carga térmica foi generalizada através do uso de um fator de transmitância térmica (U) que depende do tipo do material utilizado e de um conceito derivado ao da temperatura *sol-ar* chamado CLTD (*Cooling Load Temperature Difference*). O fator U e o CLTD para a mesma localização e data utilizadas para calcular a temperatura *sol-ar* e para materiais bem determinados são mostrados na Tabela 3-2 a seguir, e na Tabela 10-1 (em anexo) [Ash00].

Descrição do material	Massa (kg/m ²)	U (W/m ² °C)
Steel sheet with 25.4mm insulation	34	1.209
25.4mm wood with 25.4mm insulation	39	0.965
101.6mm 1.w concrete	88	1.209
50.8mm h.w. concrete with 25.4mm insulation	142	1.17
25.4mm wood with 50.8mm insulation	44	0.619
152.4mm 1.w. concrete	117	0.897
63.5mm wood with 25.4mm insulation	63	0.738
203.2mm 1.w. concrete	151	0.715
101.6mm 1.w concrete with 25.4mm insulation	254	1.136
63.5mm wood with 50.8mm insulation	63	0.528
roof terrace system	366	0.602
152.4mm 1.w. concrete with 25.4mm insulation	366	1.09
101.6mm wood with 25.4mm insulation	83	0.602

• Tabela 3-2 - Fator U para telhados

Com estes dois fatores, a carga térmica pode ser obtida através da seguinte equação:

$$q = U \cdot A \cdot CLTD \tag{3-4}$$

onde:

- U = fator dependente do material da superfície (W/m².°C)
- A = área da superfície (m²)
- CLTD (°C)

Os dados do CLTD foram obtidos considerando-se o seguinte:

- Superfície escura e plana (“escura” para a absorção de radiação solar);
- Temperatura interna de 25.5°C;
- Temperatura externa máxima de 35°C, média de 29.4°C e com variação de 11.6°C;
- Radiação solar típica de 40° de latitude norte no dia 21 de julho;
- Resistência térmica externa R_o = 0.059 m².°C/W;
- Teto sem ventilação no sótão;
- Resistência térmica interna R_i = 0.121 m².°C/W.

Para dados diferentes dos acima citados, pode-se fazer os seguintes ajustes:

$$CLTD_{CORR} = [(CLTD + LM) \cdot K + (25.5 - T_R) + (T_o - 29.4)] \cdot f \tag{3-5}$$

- LM é a correção latitude-mês da tabela 9 do capítulo 26 do *ASHRE Fundamentals Handbook* [ASHC26T9];
- K é o fator de ajuste de cor: K=1 para cores escuras ou em área industrial e K=0.5 para cores claras e/ou áreas rurais;
- (25.5 - T_R) é a correção da temperatura interna;

- $(T_o - 29.4)$ é a correção da temperatura externa, onde T_o é a média da nova temperatura externa;
- f é o fator de correção para ventilação ou dutos de ar no sótão. Quando não há dutos nem ventilação, $f=1$. Caso contrário, $f=0.75$.

3.4.1.3 Cálculo da carga térmica relacionada ao fluxo de calor através das paredes

De forma análoga à realizada para o telhado, os valores de U e de CLTD para as paredes também são tabelados. É importante ressaltar que os valores tabelados também são referentes a uma localidade, data e temperatura interna específicas. Para corrigir o valor do CLTD usa-se a seguinte fórmula:

$$CLTD_{CORR} = (CLTD + LM) \cdot K + (25.5 - T_R) + (T_o - 29.4)$$
 (3-6)

- LM é um fator de correção latitude-mês que pode ser encontrado tabelado (somente para latitudes do hemisfério norte) [Ash04];
- K é o ajuste de cor. Use: $K=1$ para uma cor escura e em área industrial; $K=0.83$ para uma coloração média³ (área rural) e $K=0.65$ para uma cor clara⁴ (área rural).
- $(25.5 - T_R)$ é a correção da temperatura interna;
- $(T_o - 29.4)$ é a correção da temperatura externa, onde T_o é a média da nova temperatura externa;

Descrição	Massa kg/m ²	U W/m ² C	Grupo
Air Space + 101.6mm Face Brick	405	2.033	C
101.6mm Common Brick	405	2.356	D
50.8mm Insulation + 101.6mm Common Brick	430	0.63	B
203.2mm Common Brick	635	1.714	B
Air Space + 50.8mm Face Brick	459	1.987	C
50.8mm Insulation + 203.2mm or more Concrete	474	0.658	B
50.8mm Insulation + 203.2mm Tile	474	0.551	A
101.6mm Concrete	308	3.321	D
101.6mm Clay Tile + (Finish)	190	2.379	F
101.6mm Tile + 25.4mm Insulation	190	0.993	E
Metal Curtain Wall With air Space + 25.4mm Insulation	24	0.516	G

• Tabela 3-3 - Fator U para paredes

Os valores de transmitância térmica (U) para as paredes podem ser calculados através das características da mesma. Existe também valores tabelados de transmitância térmica para casos bastante específicos de paredes (Tabela 3-3). É discutido no capítulo 23 do ASHRE *Fundamentals Handbook* [Ash00] o procedimento que se deve utilizar para estes casos.

Os valores do CLTD para as paredes podem ser encontrados na Tabela 10-2 (em anexo) [Ash00].

³ Cores consideradas de coloração média: “Azul, verde, vermelho claro, marrom claro, madeira não pintada, cor natural do concreto”

⁴ Cores consideradas escuras: “Azul escuro, vermelho, marrom e verde”

3.4.2 Calculando carga térmica gerada internamente

3.4.2.1 Iluminação

O cálculo da carga térmica causada pela iluminação não é trivial como pode parecer à primeira vista. Uma parte da energia é emitida em forma de radiação e absorvida pelas paredes, chão e mobília. Esta energia absorvida contribui para o aquecimento do ambiente depois de um certo atraso e continua presente depois que as luzes são desligadas. Este atraso deve ser levado em consideração no cálculo da carga térmica.

Geralmente a taxa de calor instantânea emitida por iluminação elétrica (em watts) pode ser calculada por:

■ $q = (\text{potência total da iluminação}) \cdot (\text{fator de uso}) \cdot (\text{fator de aceitação})$

O fator de uso nos fornece o quanto da potência total da iluminação é utilizada. Normalmente este fator é unitário.

O fator de aceitação é introduzido para sistemas que necessitam de mais energia do que a indicada pelo fabricante. Por exemplo, uma lâmpada fluorescente de 40W e de acendimento rápido tem um fator de aceitação de 1.18. Em uma lâmpada de sódio este valor pode variar de 1.04 a 1.37, dependendo do fabricante.

Como discutido anteriormente a carga térmica relacionada a iluminação não afeta o ambiente imediatamente. Foram feitos vários estudos, tanto experimentais como práticos que resultaram em um conjunto de valores numéricos que permitem o cálculo dos fatores que ponderam a quantidade de energia que é desprendida para o ambiente durante e depois do funcionamento da iluminação. Geralmente, se um sistema de iluminação fica ligado por um período prolongado de tempo este fator tende a unidade. Estes dados dependem do tipo de mobília, paredes, chão e do tempo em que as luzes ficam acesas e podem ser encontrados na tabela 17 do capítulo 26 do ASHRAE *Fundamentals Handbook* [Ash00]. Pode-se ver na Tabela 10-3 (em anexo) os valores para o caso em que as luzes ficam 12 horas ligadas e a sala tem mobília comum e não tem carpete. Os coeficiente “b” da tabela referem-se ao tipo de material do chão do ambiente de acordo com a Tabela 3-4.

Tipo de chão	Coeficiente "b" pelo tipo de ventilação do CA ⁵			
	Baixa	Média	Alta	Muito Alta
50mm Wood Floor	B	A	A	A
76mm Concrete Floor	B	B	B	A
152.4mm Concrete Floor	C	C	C	B
203.2mm Concrete Floor	D	D	C	C
304.8mm Concrete Floor	D	D	D	D

• Tabela 3-4 - Coeficiente "b" para diferentes construções e taxas de circulação de ar (vide Tabela 10-3)

3.4.2.2 Pessoas

A quantidade de calor e umidade que uma pessoa fornece ao ambiente depende da sua atividade, do seu modo de vestir e das condições ambientais. A tabela abaixo fornece alguns valores práticos para alguns casos específicos:

⁵ Condicionador de Ar

Atividade	Local	Calor Sensível (W)	Calor Latente (W)
Sentado/ Repouso	Teatro ou Cinema	60	40
Sentado escrevendo	Escritório	65	55
Sentado Comendo	Restaurante	75	95
Em pé, parado ou andando devagar	Banco	90	95
Trabalho manual leve	Fábrica	100	130
Trabalho leve em máquinas	Fábrica	100	205
Dançando moderadamente	Boate	120	255
Trabalho pesado	Fábrica	165	300
Ginástica	Academia	185	340

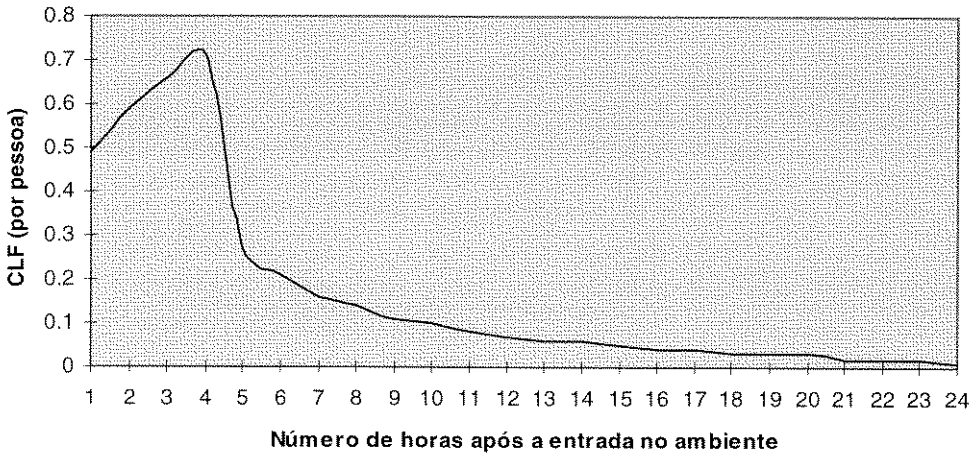
• Tabela 3-5 - Calor fornecido ao ambiente por uma pessoa para uma permanência de 4 horas no ambiente

O calor latente causado por uma pessoa pode ser diretamente considerado como sendo uma carga térmica para o sistema, mas o calor sensível não pode ser convertido direto em carga térmica. A porção radiante é primeiramente absorvida pela vizinhança e somente após um certo atraso ela é desprendida ao ambiente. Este tempo, como aconteceu no caso da iluminação, depende do tipo do ambiente considerado.

A carga térmica (por pessoa) pode ser obtida através da seguinte relação:

■ $q = (\text{total de calor sensível desprendido}) \cdot \text{CLF} + (\text{total de calor latente desprendido})$

O CLF (*Cooling Load Factor*) é um fator que pondera a quantidade de energia (calor sensível) desprendida antes e depois da permanência da pessoa no ambiente. Se a taxa de ocupação da sala é muito alta, ou seja, muitas pessoas para pouca mobília (como no teatro ou cinema), o CLF é 1.0. O CLF é função do tempo de permanência da pessoa dentro do ambiente. A tabela 19 do capítulo 26 do ASHARE *Fundamentals Handbook* fornece os valores do CLF para vários casos diferentes. Pode-se ver no gráfico da Figura 3-5 os valores de CLF (por pessoa) para uma permanência de 4 horas no ambiente.



• Figura 3-5 - CLF para uma pessoa que permanece no ambiente por 4 horas

3.5 Termosim

O ambiente de simulação foi inteiramente desenvolvido sobre uma plataforma denominada Matlab/Simulink e foi chamado de Termosim. A utilização desta plataforma permitiu que o Termosim se tornasse uma ferramenta flexível (devido a facilidade de incorporar novos

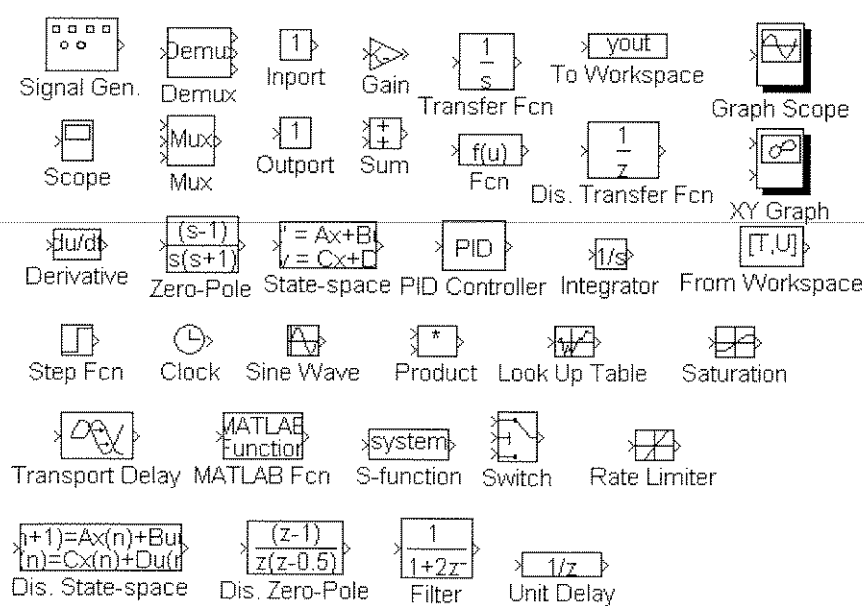
elementos e/ou modificar sua estrutura com a utilização de *toolboxes* disponíveis) e de fácil utilização.

3.5.1 Introdução ao MATLAB / SIMULINK

O MATLAB é um sistema de computação numérica e visualização de alta performance já consagrado e utilizado em muitas as áreas de engenharia. O SIMULINK é um sistema de simulação dinâmica que funciona em conjunto com o MATLAB.

No SIMULINK, o usuário descreve o sistema dinâmico através da interligação de blocos pré-definidos pelo sistema ou de blocos criados por ele. Para a criação de blocos é necessário realizar uma programação que pode tanto ser em linguagem C como na linguagem de quarta geração utilizada pelo MATLAB. O programa deve cumprir um protocolo de comunicação pré-estabelecido com o sistema. Neste caso, o programa é denominado de “s-function”. Pode-se também criar blocos através da simples agregação de um conjunto de blocos. Neste caso, o conjunto de blocos é considerado um subsistema.

O SIMULINK já tem blocos pré definidos que realizam tarefas como, por exemplo: soma, integração, derivação, multiplexação, filtragem de sinais discretos, controle PID, segurador de primeira ordem, etc. Os blocos mais utilizados podem ser vistos na Figura 3-6.



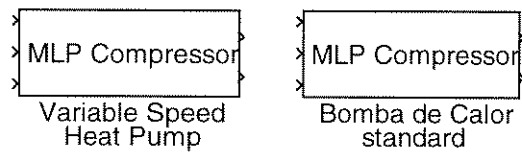
• Figura 3-6- Blocos mais utilizados no SIMULINK

3.5.2 Implementação do condicionador de ar

Foi implementado, dentro do ambiente MATLAB/SIMULINK, um bloco que atualiza o valor da saída de uma rede neural do tipo multicamadas, dado os seus pesos. No entanto o algoritmo de treinamento não foi implementado dentro deste ambiente devido a questões de performance.

Uma vez construído este bloco, utilizando as redes previamente treinadas com os dados obtidos do HPSIM, foram implementados dois sistemas distintos: um para modelar um condicionador de ar com compressor de capacidade variável e o outro para modelar um

condicionador de ar com compressor *standard*. Os dois sistemas podem ser vistos na Figura 3-7.

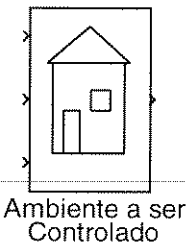


• Figura 3-7- Blocos dos condicionadores de ar

Para o bloco do condicionador de ar com compressor de capacidade variável, as entradas são: temperatura externa, temperatura interna e rotação (velocidade) do compressor (rps). Para o bloco do condicionador de ar *standard* as entradas são, respectivamente: temperatura externa; temperatura interna e; estado do compressor (ligado ou desligado). As saídas para ambos os blocos são, respectivamente: quantidade de calor retirado e potência consumida.

3.5.3 Implementação do Ambiente

Com as equações que modelam o ambiente (equações 3-1 e 3-2) foi implementado o bloco *Ambiente*, conforme mostra a Figura 3-8.

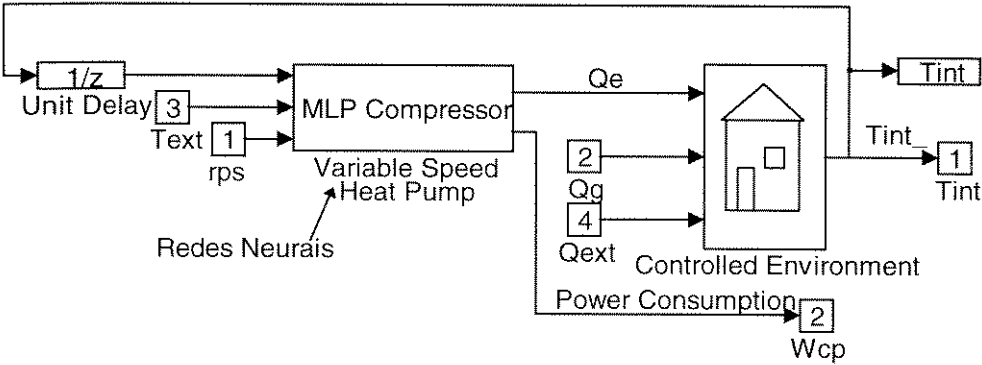


• Figura 3-8- Ambiente a ser controlado

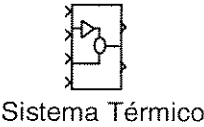
As entradas do bloco *Ambiente* são, respectivamente, a quantidade de calor retirada pelo evaporador do condicionador de ar, a quantidade de calor gerada internamente e a carga térmica (quantidade de calor através das paredes). A saída do bloco é a temperatura interna, ou seja, a temperatura do ambiente.

3.5.4 Implementação do Sistema Térmico

Como já dito anteriormente, o SIMULINK permite agregar um subsistema em um único bloco de simulação. Assim sendo, foi agregado o bloco do condicionador de ar e o bloco do ambiente a ser controlado formando assim um bloco chamado *Sistema Térmico*. O esquema que forma o bloco *Sistema Térmico* pode ser visto na Figura 3-9.



• Figura 3-9 - Implementação do Sistema Térmico



• Figura 3-10- Sistema Térmico

O bloco *Sistema Térmico* pode ser visto na Figura 3-10. Ele tem como entradas, respectivamente, (1) a rotação do compressor, (2) a quantidade de calor gerada internamente, (3) a temperatura externa e (4) a carga térmica (quantidade de calor através das paredes). Este bloco tem duas saídas. São elas, respectivamente: a temperatura interna e a potência consumida.

Observe que a implementação do condicionador de ar é realizada através de elementos discretos e a implementação do ambiente é modelada através de uma equação contínua. O SIMULINK resolve este problema colocando (implicitamente) um segurador de ordem zero na saída do sistema discreto. O tempo de amostragem deste segurador de ordem zero foi ajustado para 10 segundos.

3.5.5 Implementação da estimativa da carga térmica

Para a realização de simulações utilizando-se o ambiente de simulação de sistemas térmicos (Termosim) foi implementado dentro do ambiente Matlab/Simulink um bloco que gera os valores de carga térmica. Este bloco simula a carga térmica de um ambiente em função de parâmetros estruturais do mesmo e um cronograma de funcionamento de luzes e ocupação da sala.

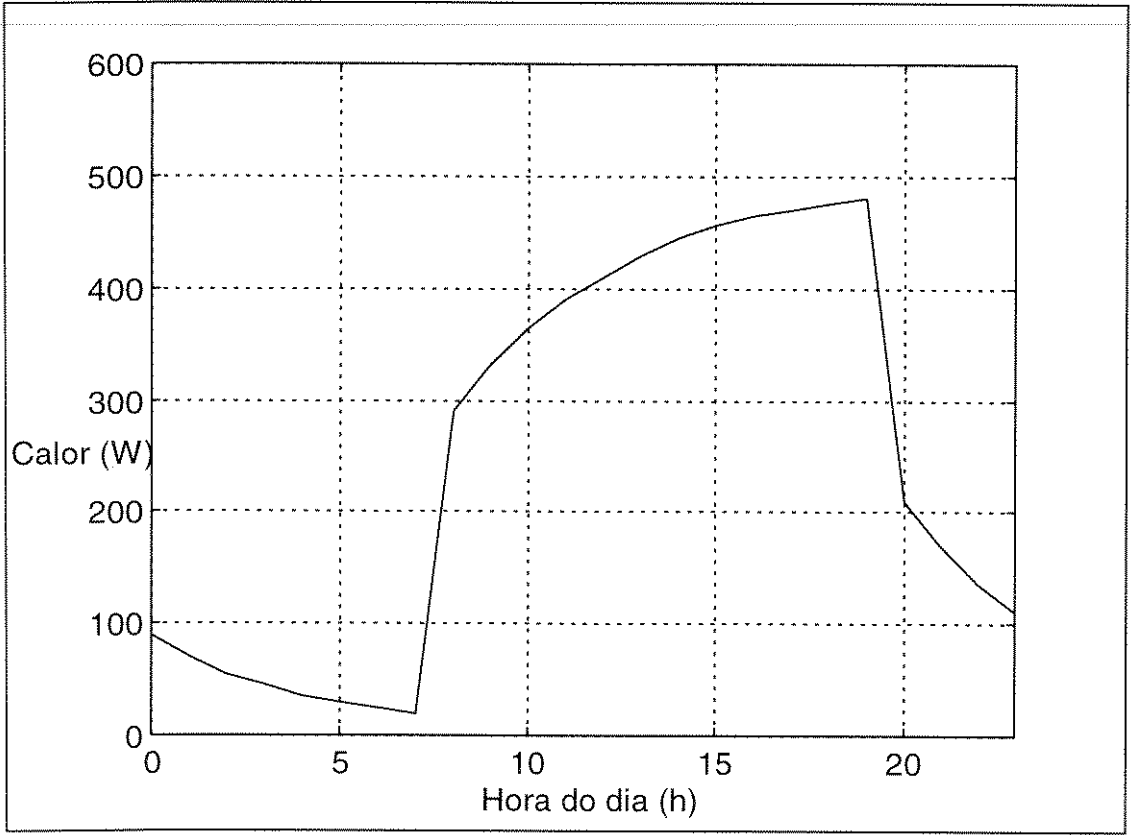
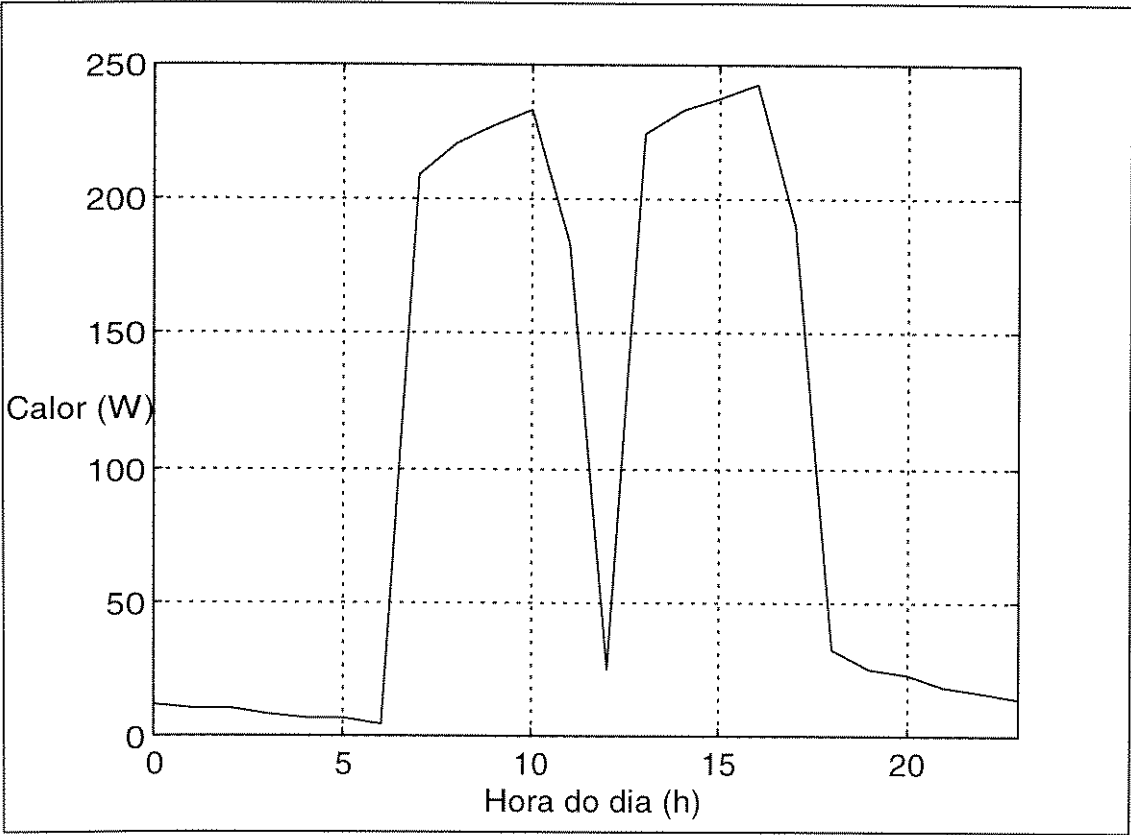
Conforme discutido na seção 3.4, todos os dados fornecidos em tabelas são para uma localização e data específica e para uma determinada temperatura interna. O bloco implementado no Matlab/Simulink realiza todas as correções nos dados para temperaturas internas diferentes daquela fixada pelas tabelas (25.5°C) mas não realiza nenhuma correção referente a uma localização e data diferente daquela fixada. Portanto, o ambiente implementado localiza-se a 40° de latitude norte e todas as simulações são relativas ao dia 21 de julho.

3.6 Cenários de simulação

A fim de realizar testes e comparações entre as estratégias de controle desenvolvidas neste trabalho, são definidos alguns cenários de simulação. Cada cenário é basicamente uma coleção de parâmetros que definem um ambiente e um perfil de temperatura interna desejada.

Todos os cenários tem em comum os seguintes parâmetros:

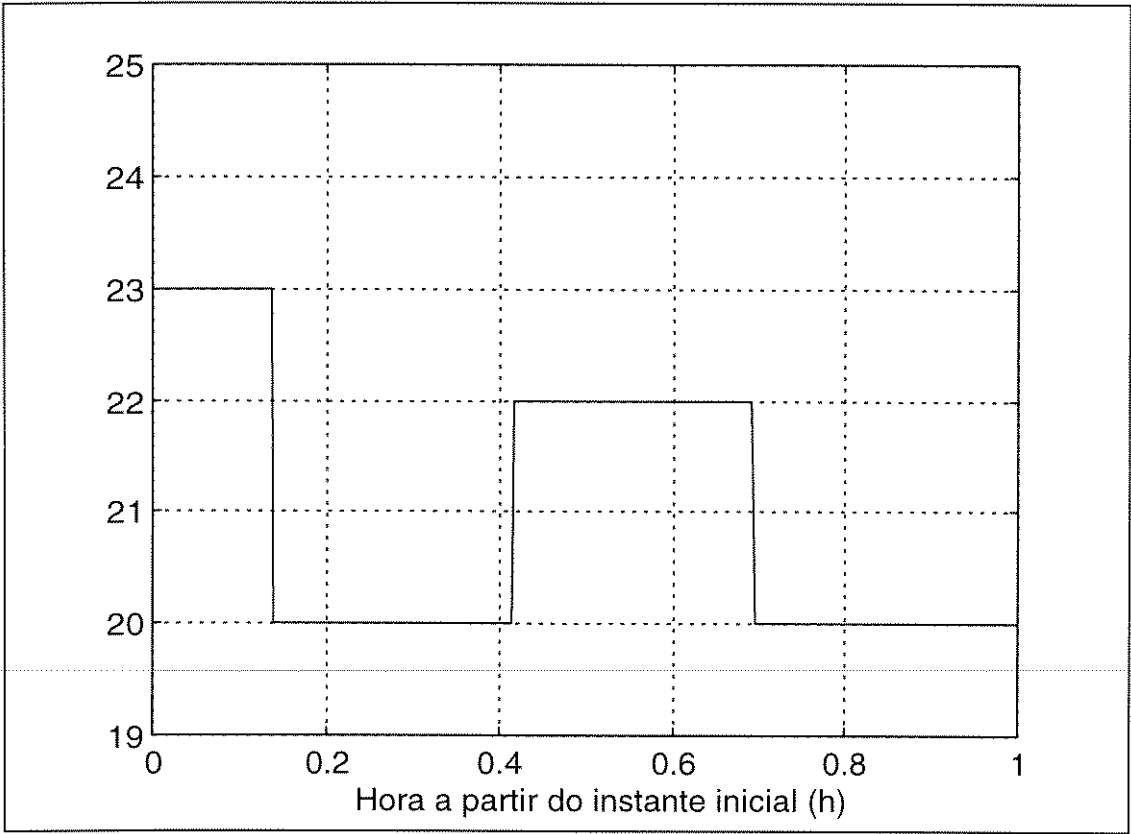
- O ambiente se localiza a 40°N no dia 21 de julho;
 - Perfil da temperatura externa (Figura 3-4);
 - Cronograma de ocupação do ambiente: o ambiente implementado tenta simular um ambiente de escritório ocupado por duas pessoas (Figura 3-11). Cada uma delas emite 75W de calor sensível e 75W de calor latente e ocupa a sala somente em horários comerciais (das 8:00 ao 12:00 e das 14:00 às 18:00);
 - Cronograma de iluminação: 500W de iluminação que fica acesa das 8:00 às 19:00 (Figura 3-12);
 - Orientação da sala: a sala é retangular e tem seus quatro lados voltados para o norte, sul, leste e oeste;
 - Tamanho da sala: as paredes sul e norte tem 6x3 m² de área e as parede leste e oeste tem 4x3 m² de área. O teto tem 6x4 m² de área;
 - O chão da sala é de concreto (152.4mm) e não tem carpete;
 - A sala tem 150Kg de mobília de escritório com 15 m² de superfície de contato com o ar.
-



3.6.1 Cenários 1 e 2

Estes cenários tem como objetivo a comparação do desempenho de um determinado controlador em duas horas diferentes do dia. O cenário 1 situa-se no período que vai de 5:30 a 6:30 e o cenário 2 situa-se no período que vai de 11:30 a 12:30.

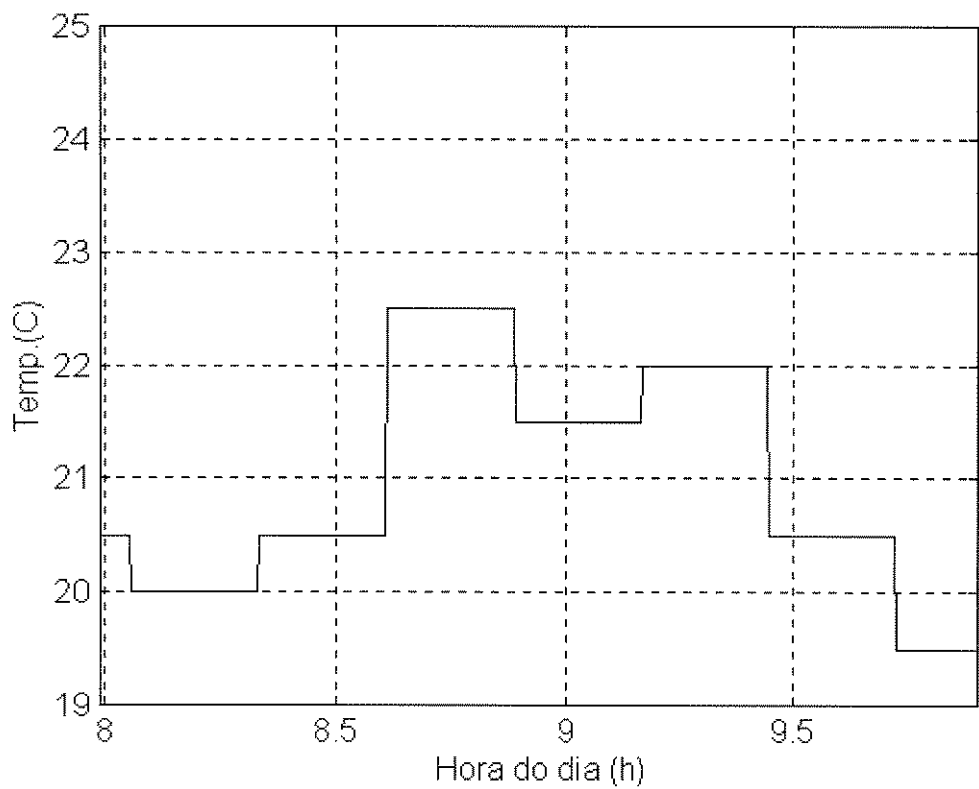
Para os cenários 1 e 2 os dados estruturais das paredes e do telhado são, respectivamente, a primeiras linhas da Tabela 3-3 e da Tabela 3-2. A temperatura de referência pode ser vista na Figura 3-13.



• Figura 3-13 - Temperatura de referência a partir do instante t_0

3.6.2 Cenário 3

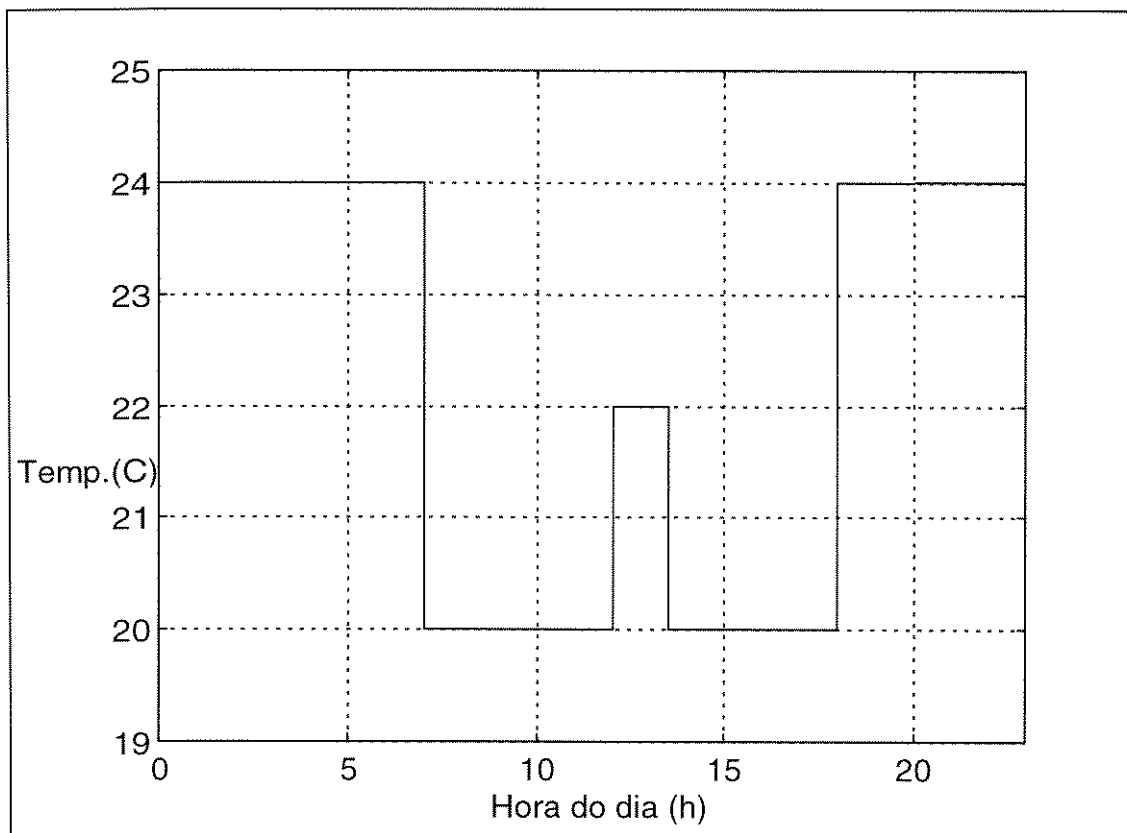
O cenário 3 tem por objetivo um teste um pouco mais rigoroso de desempenho do controlador preditivo. Os dados estruturais das paredes e do telhado são os mesmos utilizados no cenário 1 e 2. A temperatura de referência segue um perfil aleatório (Figura 3-14).



• Figura 3-14 - Temperatura de referência para o cenário 3

3.6.3 Cenário 4

O objetivo do cenário 4 é testar a diferença de consumo de energia entre as estratégias de controle em um dia inteiro de simulação. A temperatura de referência segue um padrão realista (Figura 3-15). Os dados estruturais das paredes e do telhado são as últimas linhas da Tabela 3-3 e da Tabela 3-2.



• Figura 3-15 - Temperatura de referência para o cenário 4

3.7 Resumo

Neste capítulo foi apresentado um modelo para um caso particular de sistema térmico, os sistemas de condicionamento de ar. A dinâmica deste sistema se deve à interação entre o condicionador de ar, o ambiente externo e o ambiente interno.

O condicionador de ar foi modelado a partir de um simulador desenvolvido pelo *U.S. National Institute of Standards* (HPSIM) e redes neurais artificiais. As redes neurais artificiais tornam possível a construção de um ambiente de simulação devido ao ganho de velocidade de processamento.

O ambiente interno foi modelado através de um sistema de equações diferenciais. A interação entre o ambiente externo e o interno e a interação entre o ambiente interno e pessoas e luzes, foram modeladas através do uso de dados experimentais tabelados para determinadas situações. Resumindo o modelo podemos dizer que:

- variação da temperatura interna:

$$\frac{dT_{\text{int}}(t)}{dt} = f_1(T_{\text{int}}(t), T_{\text{Mob}}(t), T_{\text{ext}}(t), Q(t), Q_{\text{ret}}(t)) \quad (3-7)$$

- variação da temperatura da mobília:

$$\frac{dT_{Mob}(t)}{dt} = f_2(T_{int}(t), T_{Mob}(t), Q(t), Q_{ret}(t)) \quad (3-8)$$

- carga térmica:

$$Q(t) = f_3(t, T_{int}(t), T_{ext}(t)) \quad (3-9)$$

- calor Retirado:

$$Q_{ret}(t) = f_4(rps, T_{int}(t), T_{ext}(t)) \quad (3-10)$$

onde:

- T_{int} é a temperatura interna;
- T_{mob} é a temperatura da mobília;
- T_{ext} é a temperatura externa;
- Q é a carga térmica do ambiente;
- Q_{ret} é o calor retirado;
- rps é a rotação do compressor.

Foram propostos 4 cenários de simulações para padronizar os testes das estratégias de controle desenvolvidas. Esta medida possibilita uma melhor análise comparativa entre estas estratégias de controle.

4. Estratégias de controle convencionais

4.1 Introdução

A implementação de um simulador de sistemas térmicos tornou possível a implementação, teste e validação de controladores. Os primeiros controladores implementados foram os controladores on/off e PID e foram utilizados durante o desenvolvimento do simulador de ambientes térmicos para realizar testes e validações.

4.2 Controlador on-off

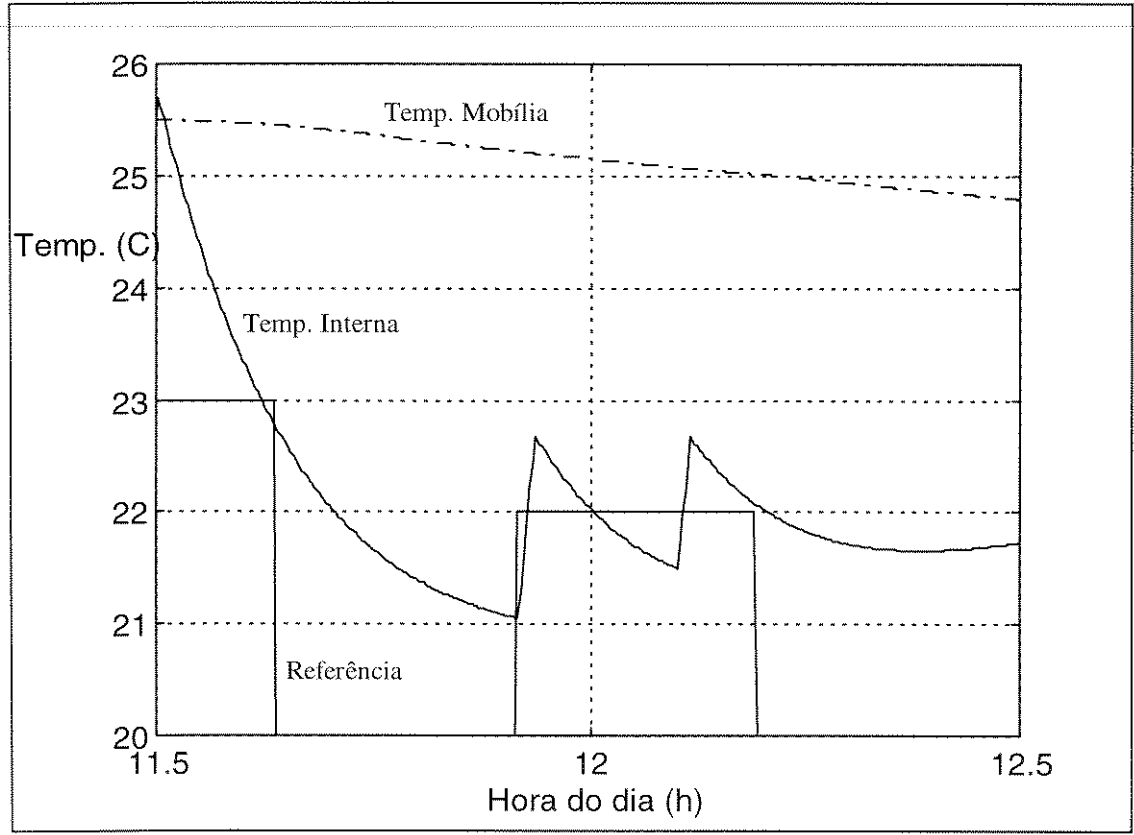
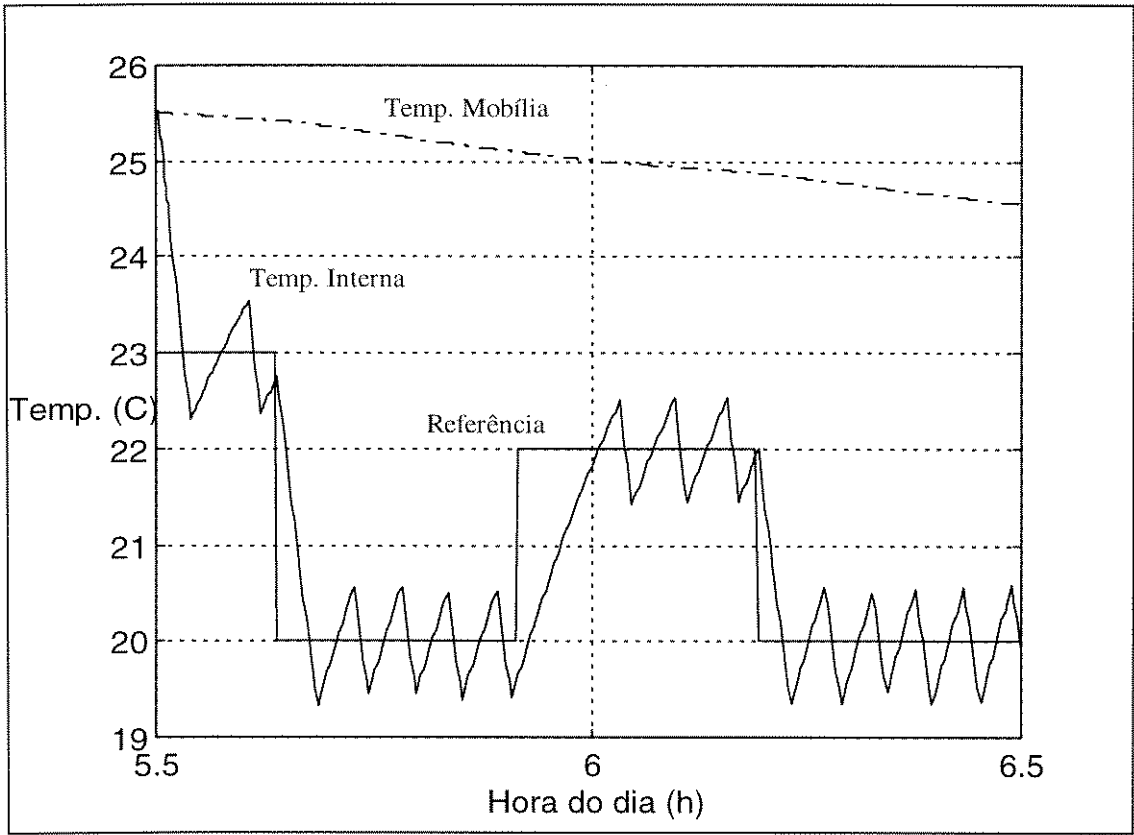
O controlador on-off, devido a sua fácil implementação, é largamente utilizado nos condicionadores de ar. Ele tenta manter a temperatura oscilando dentro de um intervalo aceitável de temperatura. Tipicamente, este controlador liga o compressor quando o erro ultrapassa $+0.5^{\circ}\text{C}$ e desliga quando o erro⁶ ultrapassa -0.5°C , com relação à temperatura desejada.

O controlador on-off utiliza ainda um compressor *standard*, ou seja, sem capacidade variável (SCA) e com uma capacidade nominal menor que o compressor de capacidade variável (VCA).

4.2.1 Resultados de simulação

O controlador on/off fornece resultados bastante ruins, tanto no que diz respeito ao conforto térmico quanto ao consumo de energia. Em algumas situações o controlador on/off faz a temperatura oscilar demasiadamente, causando desconforto e consumo de energia em excesso (cenário 1 - Figura 4-1). Em outras situações, o controlador on/off mantém o compressor ligado o tempo todo sem conseguir atingir a temperatura de referência (cenário 2 - Figura 4-2), nos intervalos especificados. Observe que para o controlador on-off, 0.499999°C não é 0.5°C , ou seja, pode haver situações em que o CA não consegue fazer com que o erro da temperatura atinja exatamente -0.5°C , apesar de chegar muito perto. Nessa situação, o CA fica ligado mais do que o necessário aumentando o consumo de energia. A computação flexível trabalha melhor com casos como esse visto que para um controlador nebuloso, 0.499999°C e 0.5°C são praticamente a mesma coisa.

⁶ Erro = (temperatura interna) - (temperatura de referência)



4.3 Controlador PID

Os controladores do tipo PID são largamente utilizados na indústria devido ao seu bom desempenho e simplicidade. O controlador PID é um controlador que pode ser descrito pela seguinte função de transferência [Fra91]:

$$D(s) = T_p \left(1 + \frac{1}{T_i s} + T_d s \right) E(s) \quad (4-11)$$

onde T_p é o ganho do termo proporcional, T_i é o ganho do termo integral e T_d é o ganho do termo derivativo.

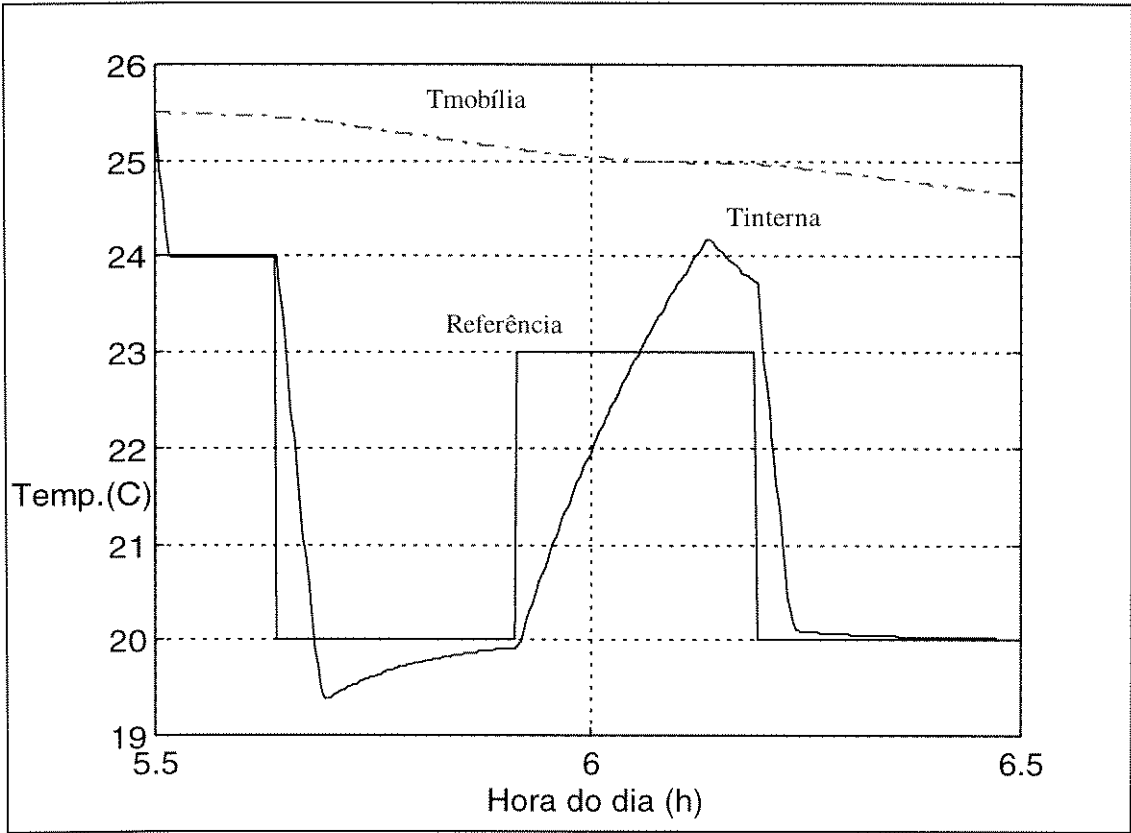
Um primeiro ajuste dos ganhos do controlador PID foi realizado através do método proposto por Ziegler e Nichols [Zie42]. Posteriormente os ganhos sofreram ajustes através de um intenso trabalho de testes e simulações. Este trabalho chegou aos seguintes valores para os ganhos do controlador PID:

- $T_p = 160$;
- $T_i = 0,4$;
- $T_d = 2,5$.

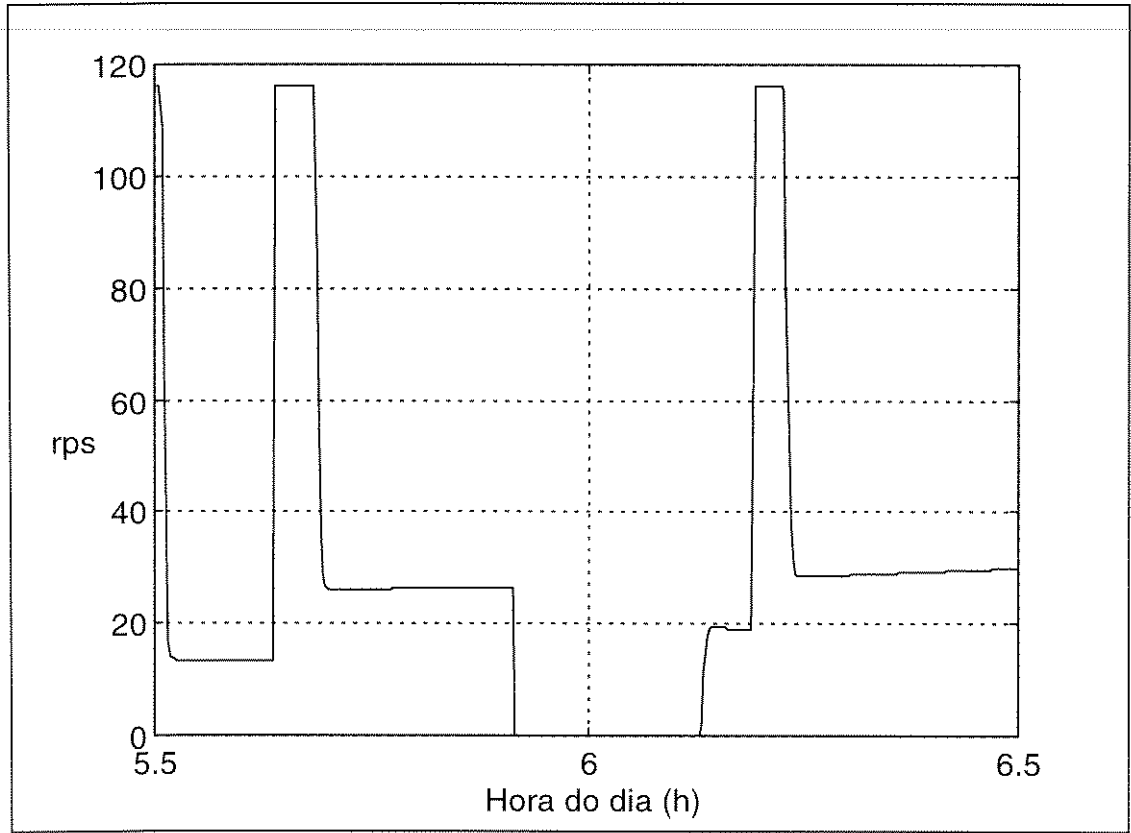
Para implementar o PID é utilizado o compressor de capacidade variável (VSC).

4.3.1 Resultados de simulação

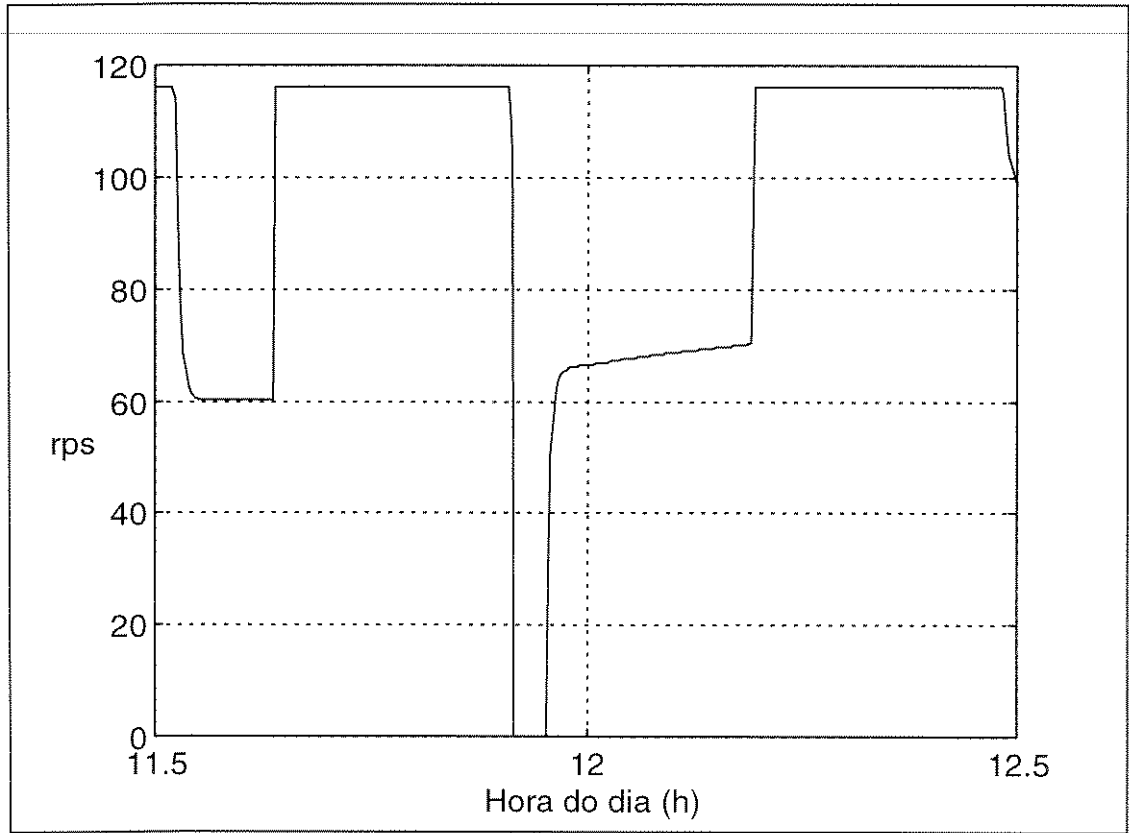
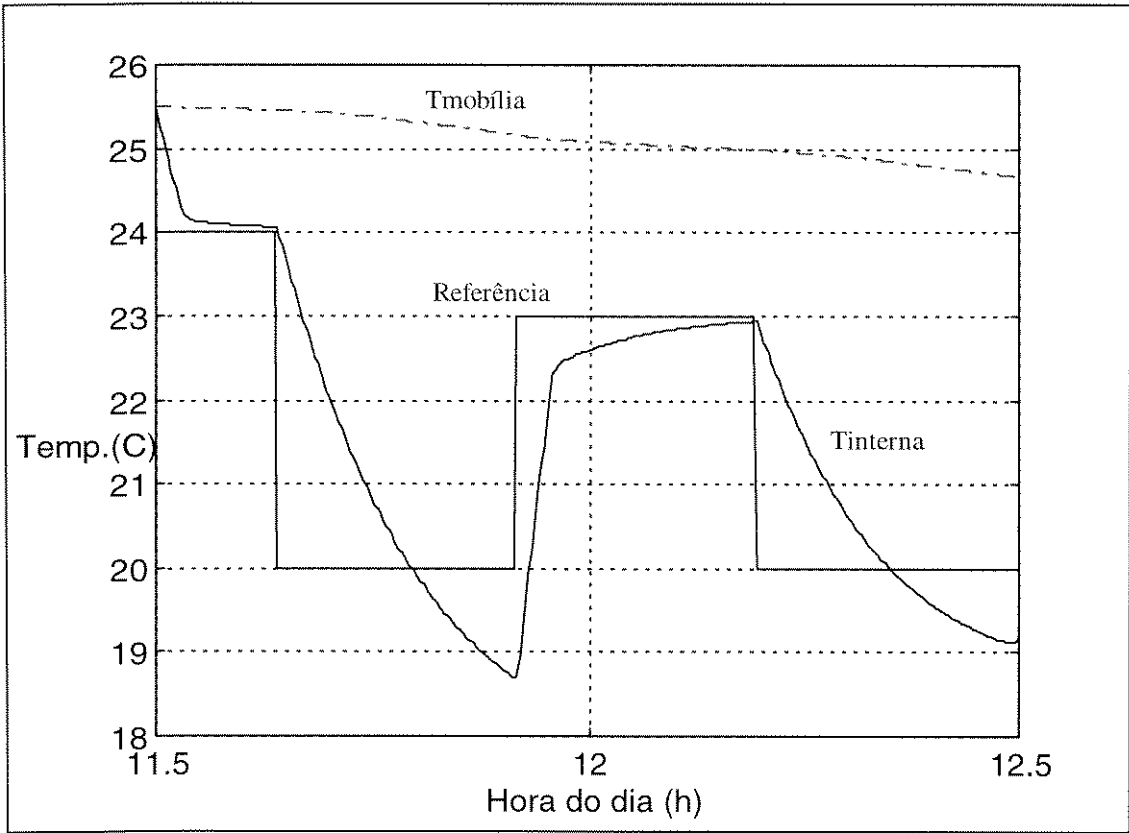
Devido a não linearidade do sistema térmico, não foi possível a obtenção de um controlador PID simples, capaz de promover bons resultados em todos os casos. A sintonia do controlador para uma determinada situação provoca o desajuste do controlador para outra situação diferente. Esta situação pode ser observada na comparação dos resultados de simulação gerados em duas horas diferentes do dia (cenário 1 - Figura 4-3 e cenário 2 - Figura 4-5).



• Figura 4-3 - Simulação com controlador PID no cenário 1



• Figura 4-4 - Rotação do servomotor do compressor da bomba de calor (controle PID)



4.4 Resumo

Neste capítulo foram apresentadas duas estratégias de controle convencionais aplicadas no problema do sistema térmico. O controlador on/off forneceu resultados bastante ruins, tanto no que diz respeito ao consumo de energia (ficando, em alguns momentos, ligado desnecessariamente) quanto no que diz respeito ao conforto térmico. Em alguns casos o sistema não atingiu a temperatura de referência, permanecendo com um erro de regime. Isto ocorreu porque, naquela situação, a bomba de calor não foi capaz de retirar calor suficiente para diminuir a temperatura do ambiente.

O controlador PID mostrou-se mais eficiente que o controlador on/off, porém, apesar da melhoria no desempenho, o controlador PID ainda deixa a desejar. Devido a não linearidade do sistema térmico, não foi possível uma sintonia do controlador PID que fosse satisfatória em diferentes condições operacionais.

Diferentemente do controlador on/off, o controlador PID não apresentou um erro de regime em nenhuma situação. Isto ocorreu porque a bomba de calor de capacidade variável, utilizada para realizar o controle PID, tem capacidade maior do que a utilizada no controle on/off.

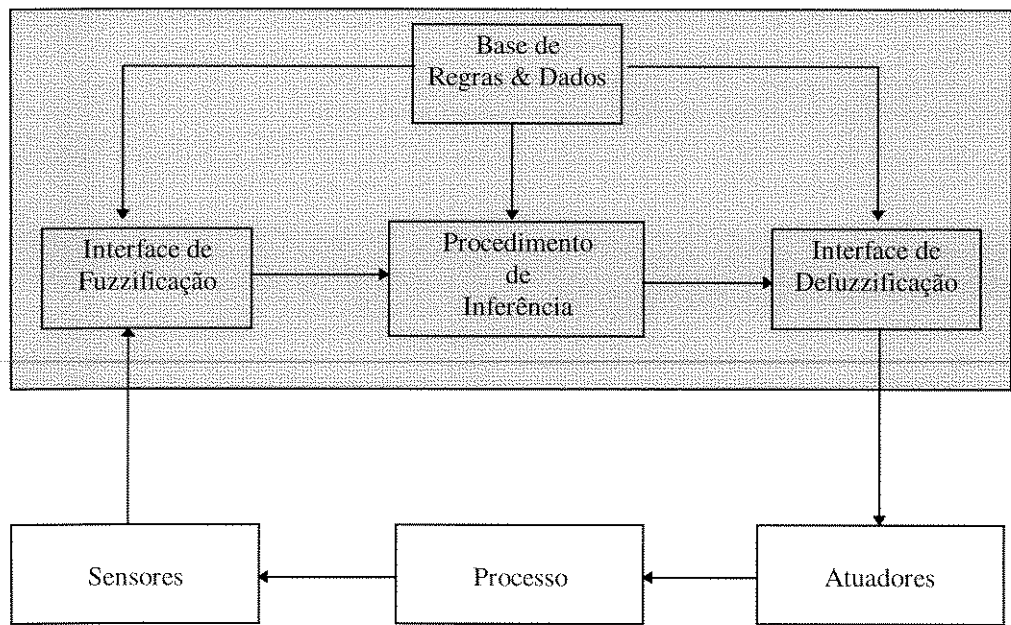
5. Controle nebuloso

5.1 Introdução

Um operador humano, quando tratado como um controlador em um sistema de malha fechada, pode ser visto como um controlador extremamente não linear com parâmetros variantes no tempo. O sucesso do controle realizado por um operador humano estimulou o estudo de técnicas de controle baseadas em conhecimento. O controle nebuloso é uma abordagem baseada na lógica nebulosa que permite a incorporação de conhecimento especialista na estratégia de controle. Diferente das estratégias de controle convencionais, não é mandatório realizar uma modelagem (identificação) do processo para se obter o controlador.

5.1.1 Princípios básicos

Um controlador nebuloso é composto pelas seguintes partes [Gom94]:



• Figura 5-1 - Diagrama de um processo sendo controlado por um controlador nebuloso

- Base de regras & dados - contém as informações dos universos de discurso das grandezas utilizadas; as definições das variáveis linguísticas e uma base de regras do tipo ‘Se X é A e Y é B Então C é U’⁷;
- Interface de *fuzzificação* - transforma valores não nebulosos em conjuntos nebulosos de um determinado universo de discurso;
- Interface de *defuzzificação* - transforma o resultado do processo de inferência em um valor não nebuloso, por exemplo, um número real.
- Procedimento de inferência - realiza uma inferência lógica baseada nos dados de entrada, nos valores da base de dados e da base de regras;

⁷ X, Y, Z são variáveis linguísticas e A, B e C os valores correspondentes. A, B e C são definidos nos universos de discurso U_x, U_y e U_z;

5.2 Controlador nebuloso para o sistema térmico

Os principais parâmetros que devem ser definidos em um controlador nebuloso são [Lee94]:

- Estratégia de *fuzzificação*;
- Base de dados e regras:
 - escolha das variáveis de entrada e saída das regras de controle;
 - discretização e normalização do universo de discurso;
 - partição nebulosa do espaço de entrada e saída;
 - escolha das funções de pertinência;
 - completude da base de dados;
 - escolha das regras de controle;
 - consistência e completeza das regras de controle;
- Procedimento de inferência:
 - definição da implicação nebulosa;
 - interpretação do conectivo *e*;
 - interpretação do conectivo *ou*;
 - definição do mecanismo de inferência;
- Estratégia de *defuzzificação*:

Nos próximos itens será descrito o controlador nebuloso para sistemas térmicos. Todos os parâmetros apresentados foram resultados de intenso trabalho de simulação e ajuste.

5.2.1 Base de dados & regras

Para realizar o controle nebuloso sobre o sistema térmico, foram utilizadas três variáveis lingüísticas: 'Erro da temperatura' (Erro), 'Gradiente do erro' (Gradiente) e 'Variação na velocidade do servomotor do compressor' (Variação na velocidade).

A variável 'Erro da temperatura' tem como universo de discurso (U_{erro}) o intervalo de -4°C a $+4^{\circ}\text{C}$. Foi adotada uma discretização de 89 pontos da seguinte forma: 8 pontos para representar os intervalos $[-4, -2]$ e $[2, 4]$ e 81 pontos para o intervalo $[-2, 2]$. Foi utilizada uma abordagem discreta para a implementação das regras já pensando numa futura implementação do sistema em um caso real.

Foram utilizados dois conjuntos de valores lingüísticos para representar a variável lingüística 'Erro da temperatura'. O primeiro é:

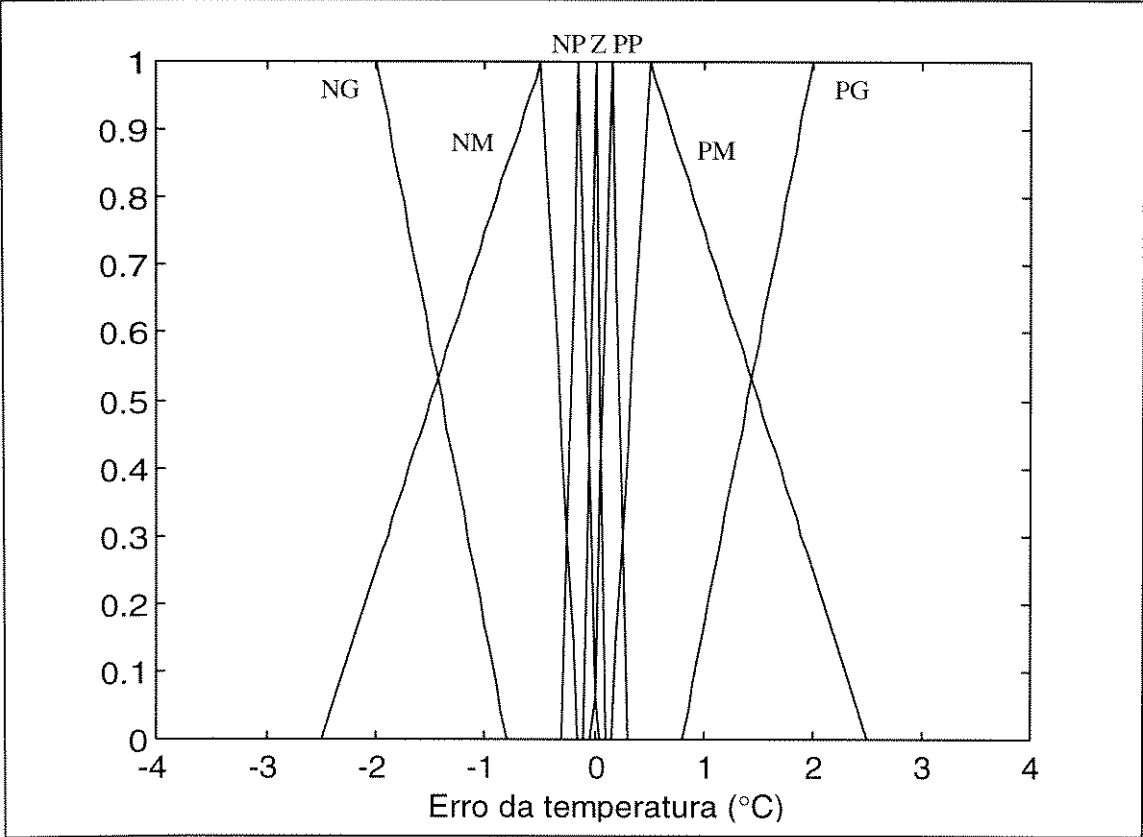
- Erro Negativo Grande (NG);
- Erro Negativo Médio (NM);

- Erro Negativo Pequeno (NP);
- Erro Zero (Z);
- Erro Positivo Pequeno (PP);
- Erro Positivo Médio (PM);
- Erro Positivo Grande (PG);

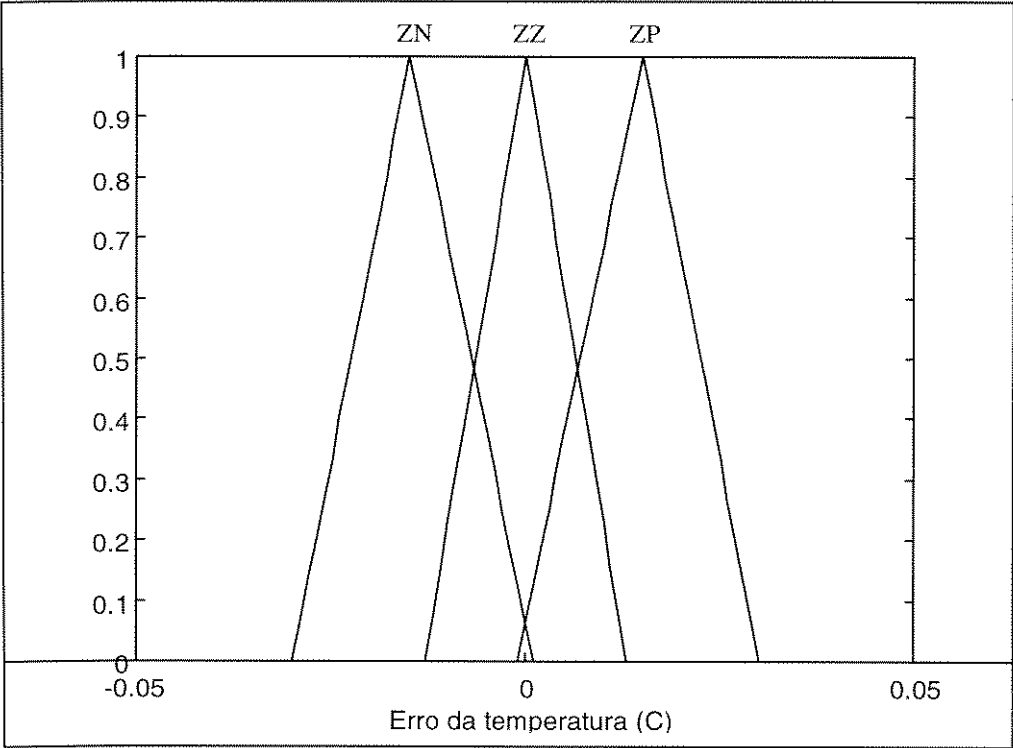
O segundo conjunto de valores lingüísticos realiza um particionamento com um maior grau de refinamento em torno do zero. Ele tem a função de fornecer um melhor desempenho para o controle do sistema em regime:

- Erro Zero Negativo (ZN);
- Erro Zero Zero (ZZ);
- Erro Zero Positivo (ZP);

Pode-se ver na Figura 5-2 e na Figura 5-3 as funções de pertinência dos valores lingüísticos da variável 'Erro da temperatura'.



• Figura 5-2 - Funções de pertinência dos valores lingüísticos da variável lingüística 'Erro da temperatura'



• Figura 5-3 - Funções de pertinência dos valores lingüísticos da variável lingüística 'Erro da temperatura'

A variável lingüística 'Gradiente da temperatura' (variação do erro) tem como universo de discurso (U_g) o intervalo de $-0.04^{\circ}\text{C/seg}$ a $+0.04^{\circ}\text{C/seg}$. Foi utilizada uma discretização de 53

pontos da seguinte forma: 12 pontos para representar os intervalos $[-0.04, -0.133]$ e $(+0.133, +0.04]$ e 41 pontos para representar o intervalo $[-0.133, +0.133]$.

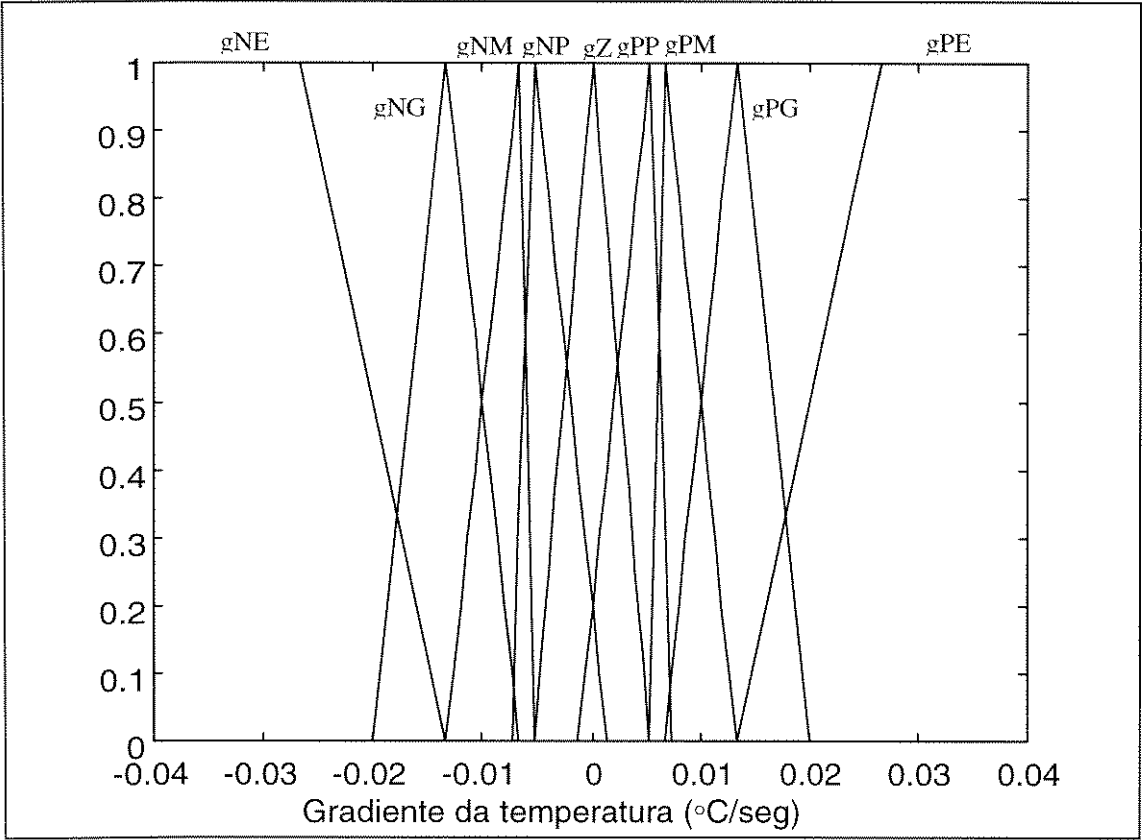
Da mesma forma que a variável lingüística 'Erro da temperatura', foram utilizados dois conjuntos de valores lingüísticos para a variável 'Gradiente da temperatura':

- Gradiente Negativo Enorme (gNE);
- Gradiente Negativo Grande (gNG);
- Gradiente Negativo Médio (gNM);
- Gradiente Negativo Pequeno (gNP);
- Gradiente Zero (gZE);
- Gradiente Positivo Pequeno (gPP);
- Gradiente Positivo Médio (gPM);
- Gradiente Positivo Grande (gPG);
- Gradiente Positivo Enorme (gPE);

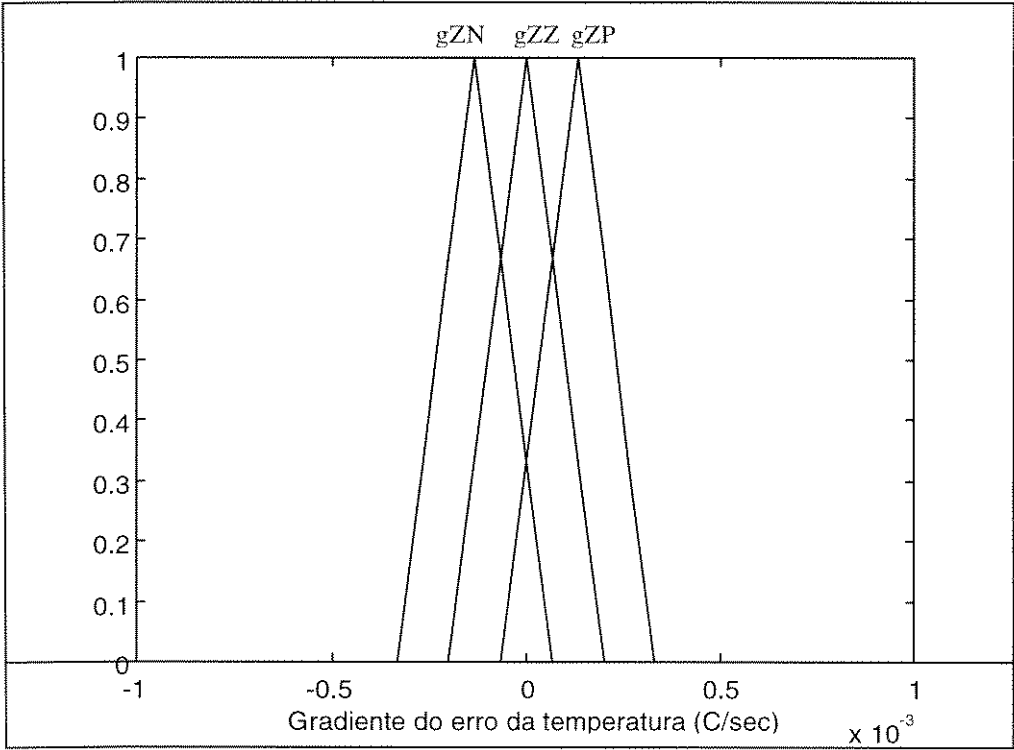
Para um melhor desempenho em regime foi utilizado:

- Gradiente Zero Negativo (gZN);
- Gradiente Zero Zero (gZZ);
- Gradiente Zero Positivo (gZP).

Pode-se ver na Figura 5-4 e na Figura 5-5 as funções de pertinência dos valores lingüísticos da variável 'Gradiente da temperatura'.



• Figura 5-4 - Funções de pertinência dos valores lingüísticos da variável lingüística 'Gradiente do erro da temperatura'



• Figura 5-5 - Funções de pertinência dos valores lingüísticos da variável lingüística 'Gradiente do erro da temperatura'

A variável lingüística ‘Variação da velocidade do servomotor do compressor’ tem como universo de discurso (U_{dv}) o intervalo de -5rps/seg a +5rps/seg. Foi utilizada uma discretização

de 209 pontos da seguinte forma: 16 pontos para representar os intervalos $[-5, -0.95]$ e $(+0.95, +5]$ e 193 pontos para representar o intervalo $[-0.95, +0.95]$.

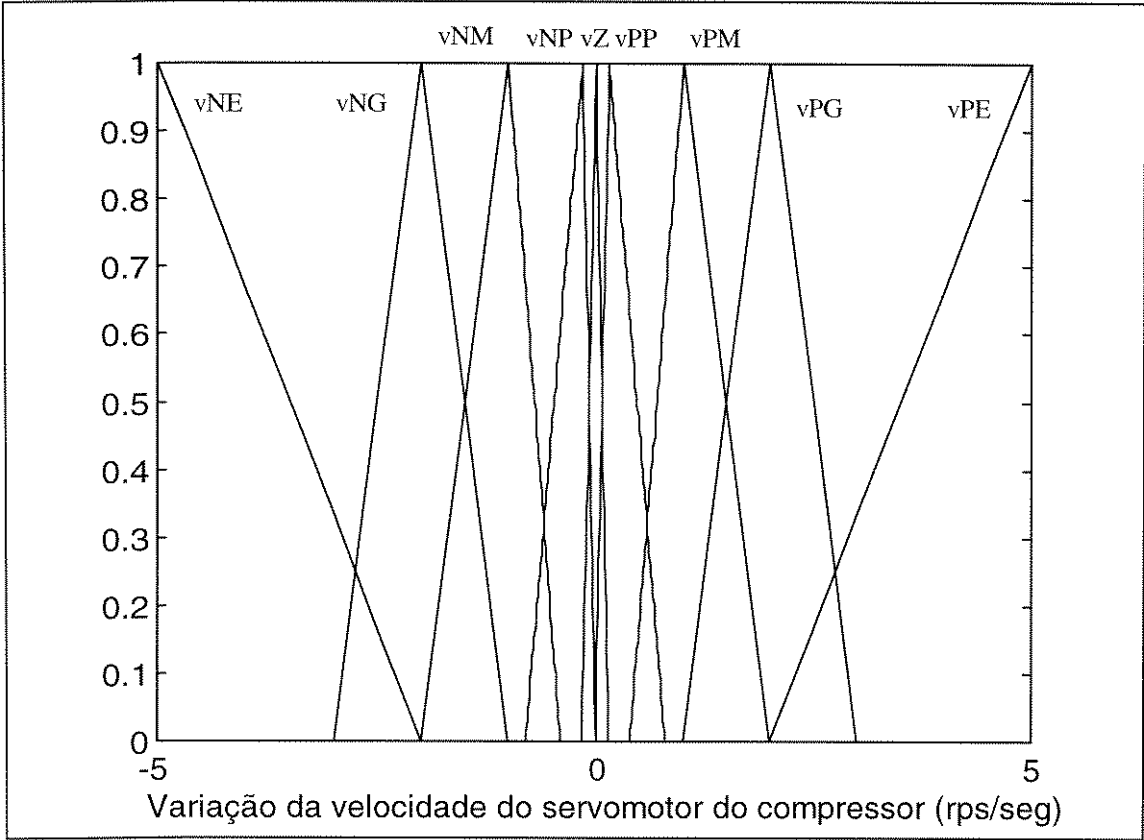
Foram utilizados os seguintes conjuntos de valores lingüísticos para a variável ‘Variação da velocidade do servomotor do compressor’:

- Variação Negativa Enorme (vNE);
- Variação Negativa Grande (vNG);
- Variação Negativa Média (vNM);
- Variação Negativa Pequena (vNP);
- Variação Zero (vZE);
- Variação Positiva Pequena (vPP);
- Variação Positiva Média (vPM);
- Variação Positiva Grande (vPG);
- Variação Positiva Enorme (vPE).

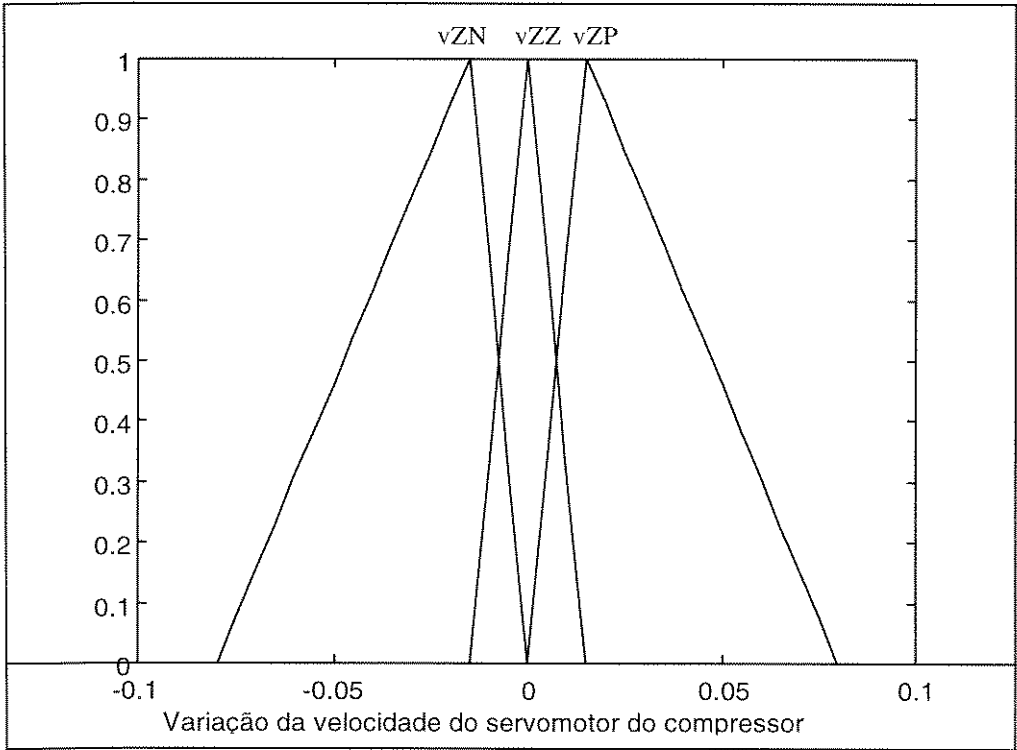
Para um melhor desempenho em regime foi utilizado:

- Variação Zero Negativa (vZN);
- Variação Zero Zero (vZZ);
- Variação Zero Positiva (vZP).

Pode-se ver nas Figuras 5-6 e 5-7 as funções de pertinência dos valores lingüísticos da variável ‘Variação da velocidade do servomotor do compressor’.



• Figura 5-6 - Funções de pertinência dos valores lingüísticos da variável lingüística 'Variação da velocidade do servomotor do compressor'



• Figura 5-7 - Funções de pertinência dos valores lingüísticos da variável lingüística 'Variação da velocidade do servomotor do compressor'

A base de regras utilizada para o controlador nebuloso foi retirada do conhecimento intuitivo de como o sistema térmico deve ser controlado. As regras obtidas são respostas para a pergunta: “O que você faria em determinada situação?”. Por exemplo:

- Pergunta: “O que você faria se o erro da temperatura fosse zero e o gradiente da temperatura fosse zero?”
- Resposta: “Não faria nada, deixaria tudo como está”.
- Regra derivada: **Se** o (‘Erro da temperatura’ é Zero) **e** o (‘Gradiente da temperatura’ é Zero) **então** a (‘Variação na velocidade do servomotor’ é Zero).

Pode-se visualizar a base de regras utilizada no seguinte quadro:

		Erro da temperatura						
Gradiente da temperatura		NG	NM	NP	Z	PP	PM	PG
	gNE	vNE	vNE	vNE	vNE	vNG	vNG	vZE
	gNG	vNE	vNG	vNG	vNG	vNM	vNM	vZE
	gNM	vNG	vNM	vNM	vNM	vNM	vZE	vPP
	gNP	vNG	vNM	vNP	vNP	vNP	vPP	vPM
	gZE	vNM	vNP	vNP	vZE	vPP	vPP	vPM
	gPP	vNM	vNP	vPP	vPP	vPP	vPM	vPG
	gPM	vNP	vZE	vPM	vPM	vPM	vPM	vPG
	gPG	vZE	vPM	vPM	vPG	vPG	vPG	vPE
	gPE	vZE	vPG	vPG	vPE	vPE	vPE	vPE

• Quadro 5-1 - Base de regras

Para um melhor desempenho em regime foram adicionadas as seguintes regras:

		Erro da temperatura		
Gradiente da temperatura		NP	Z	PP
	gNP	vZN	vZN	vZN
	gZE	vZN	vZZ	vZP
	gPP	vZP	vZP	vZP

• Quadro 5-2 - Base de regras

5.2.2 Procedimento de inferência

Não existe um critério teórico para a escolha do melhor procedimento de inferência para um determinado problema. Foram experimentados vários procedimentos de inferência diferentes. O que apresentou melhor desempenho foi o descrito por Larsen [Lar80].

A seguinte regra generalizada “Se (X é A_i e Y é B_i) então (Z é C_i)” pode ser representada da seguinte forma:

$$z_i = (x, y) \circ (A_i \wedge B_i \rightarrow C_i) = [x \circ (A_i \rightarrow C_i)] t [y \circ (B_i \rightarrow C_i)]^8$$

(5-1)

Se for Interpretada na implicação nebulosa a t-norma como o produto algébrico, e a conjunção pelo operador $\wedge$ (mínimo), e se as entradas forem conjuntos nebulosos unitários⁹ (x₀, y₀), então a regra pode ser reduzida a:

⁸ t é uma t-norma, ‘o’ um operador sup-t e $\wedge$ é o mínimo [Ped01];
⁹ Fuzzy singletons.

$$\mu_{Z_i}(w) = (\mu_A(x_0) \wedge \mu_B(y_0)) \cdot \mu_C(w) \quad (5-2)$$

A agregação das n regras é feita via operador de união, tipicamente interpretado como o operador $\vee$ (máximo). Portanto temos que:

$$\mu_Z = \bigcup_{i=1}^n \mu_{Z_i} \quad (5-3)$$

O procedimento de inferência é detalhadamente discutido em [Ter92], [Lee94] e [Gom94].

5.2.3 Estratégias de *fuzzificação* e *defuzzificação*

O procedimento de inferência utilizado permite que seja utilizada a mais simples estratégia de *fuzzificação*: a conversão de um valor não nebuloso em um conjunto nebuloso onde somente um ponto do universo de discurso tem um valor de verdade diferente de zero (*fuzzy singleton*). Portanto, neste caso, não é introduzida nenhuma incerteza no processo de *fuzzificação*.

Da mesma forma que o procedimento de inferência, não existe uma forma única de seleção do melhor método de *defuzzificação* para um determinado problema. Foram testados diversos métodos e o procedimento de *defuzzificação* utilizado foi o denominado centro de área (CDA).

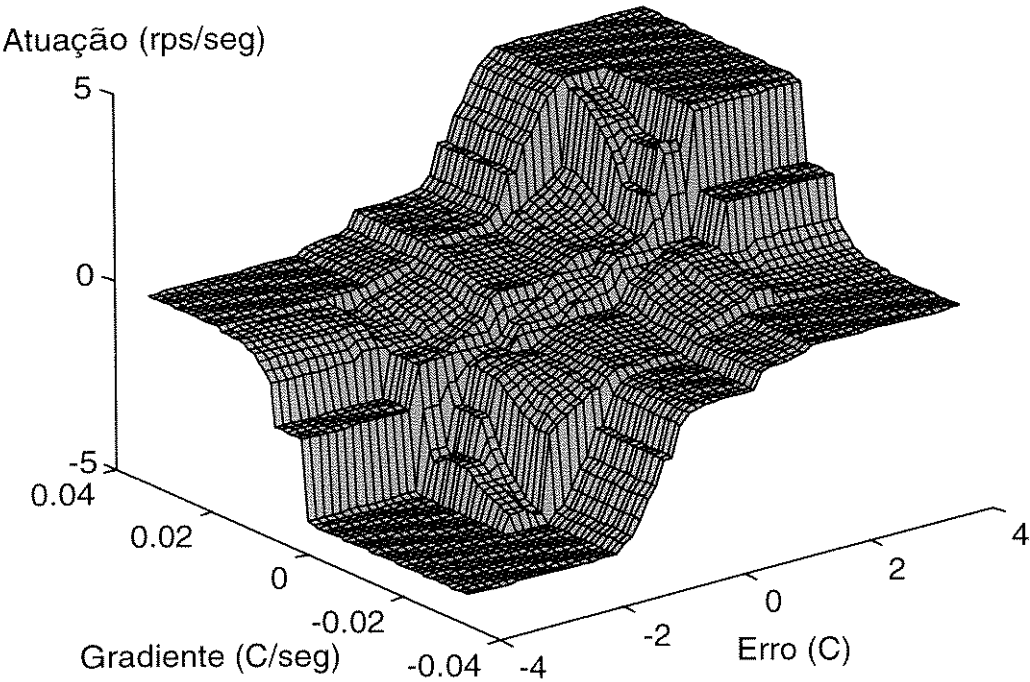
O CDA é definido por:

$$CDA = \frac{\sum_{k=1}^n \mu_z(w_k) \cdot w_k}{\sum_{k=1}^n \mu_z(w_k)} \quad (5-4)$$

onde $w_k \in W$ e n é a cardinalidade do universo de discurso W .

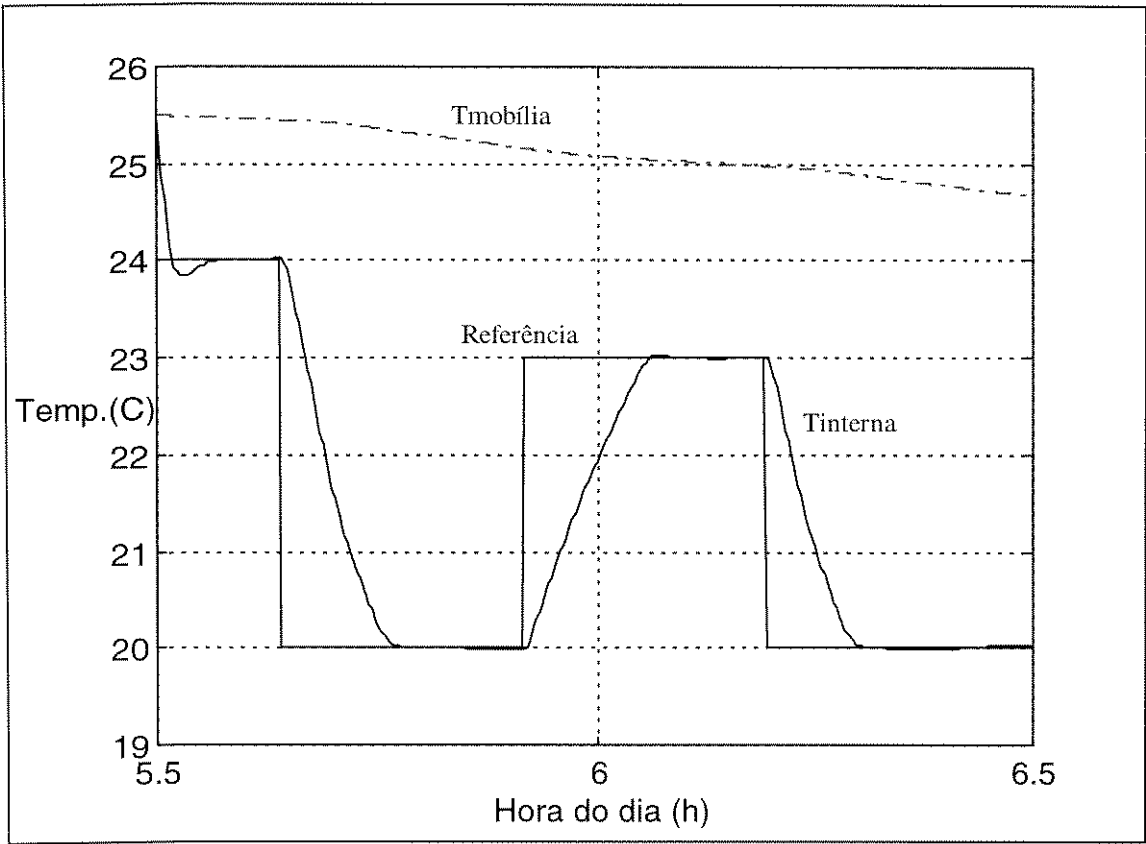
5.3 Resultados de simulação

Varrendo-se, de forma sistemática, todos os universos de discurso das duas entradas do controlador nebuloso, podemos obter a superfície de controle para o controlador nebuloso (Figura 5-8). A superfície de controle define o controlador nebuloso uma vez que ele é estático, ou seja, não varia no tempo.

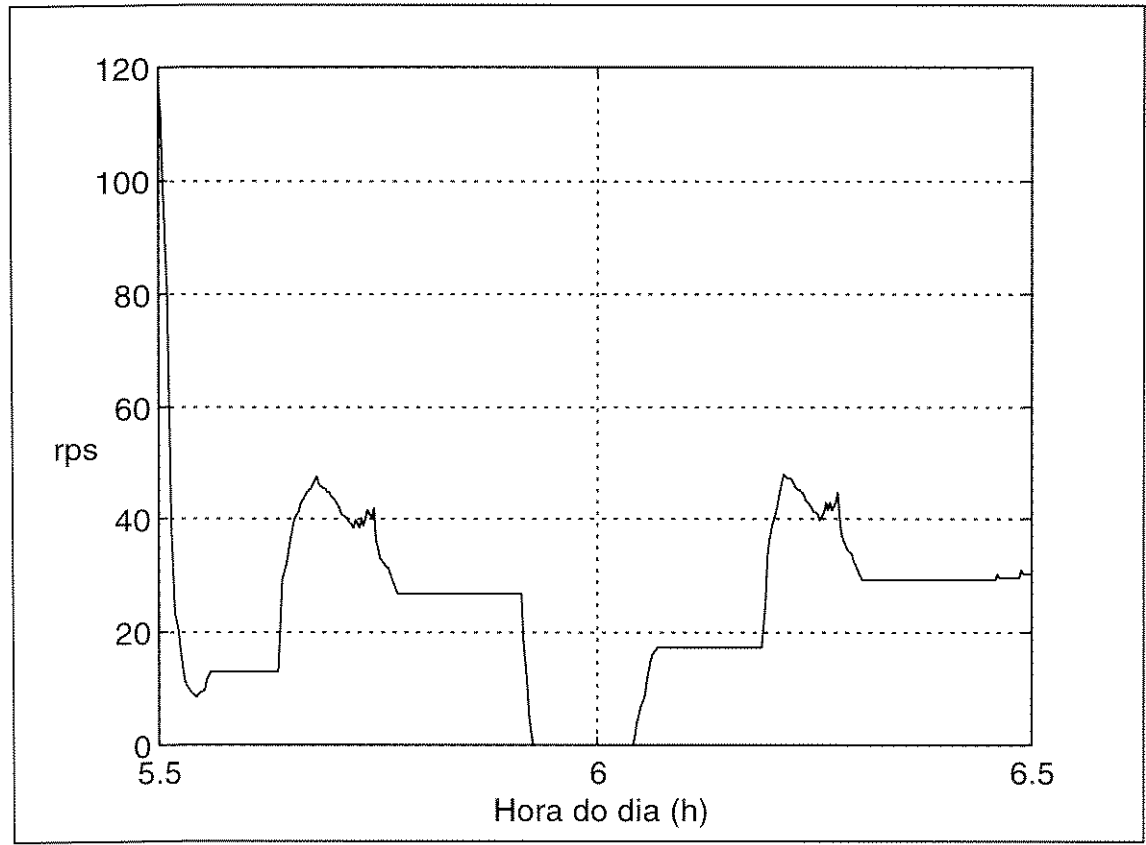


• Figura 5-8 - Curva de controle do controlador nebuloso

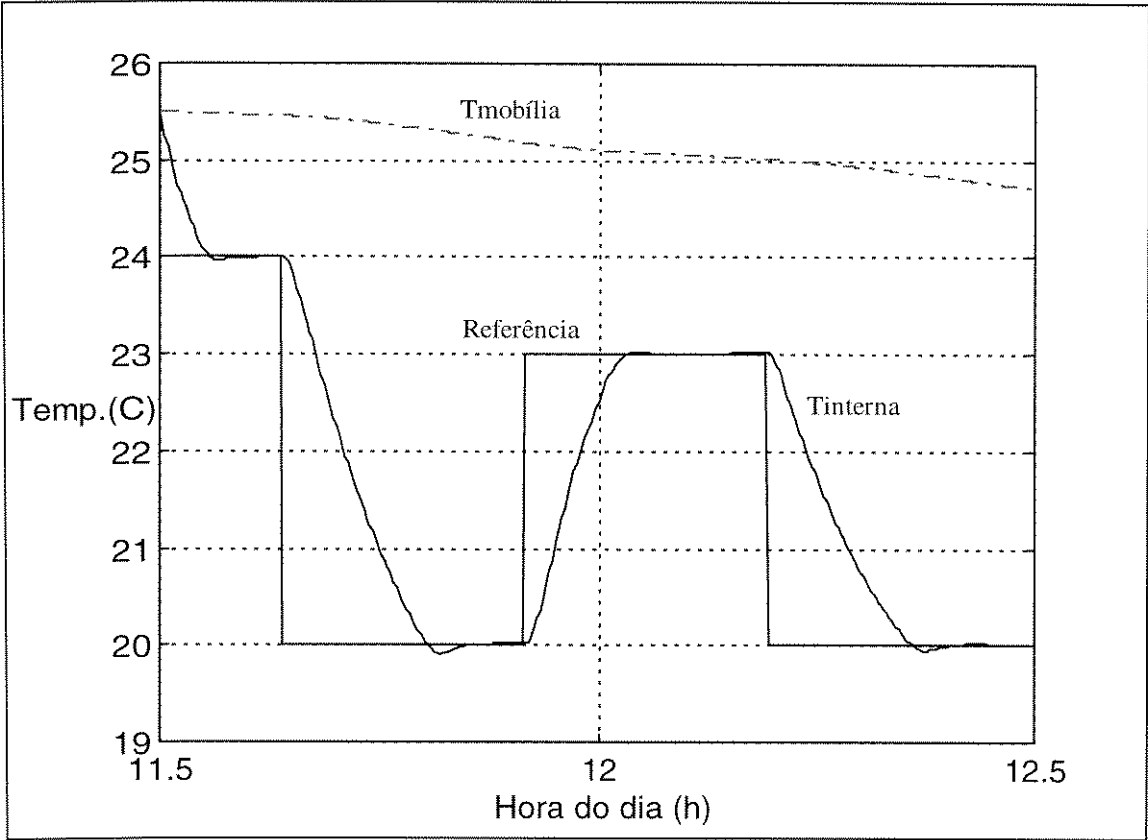
Para testar o desempenho do controlador nebuloso, da mesma maneira que o controlador PID e on/off, foram realizadas simulações nos cenários 1 e 2. Estas simulações podem ser vistas na Figura 5-9 à Figura 5-12.



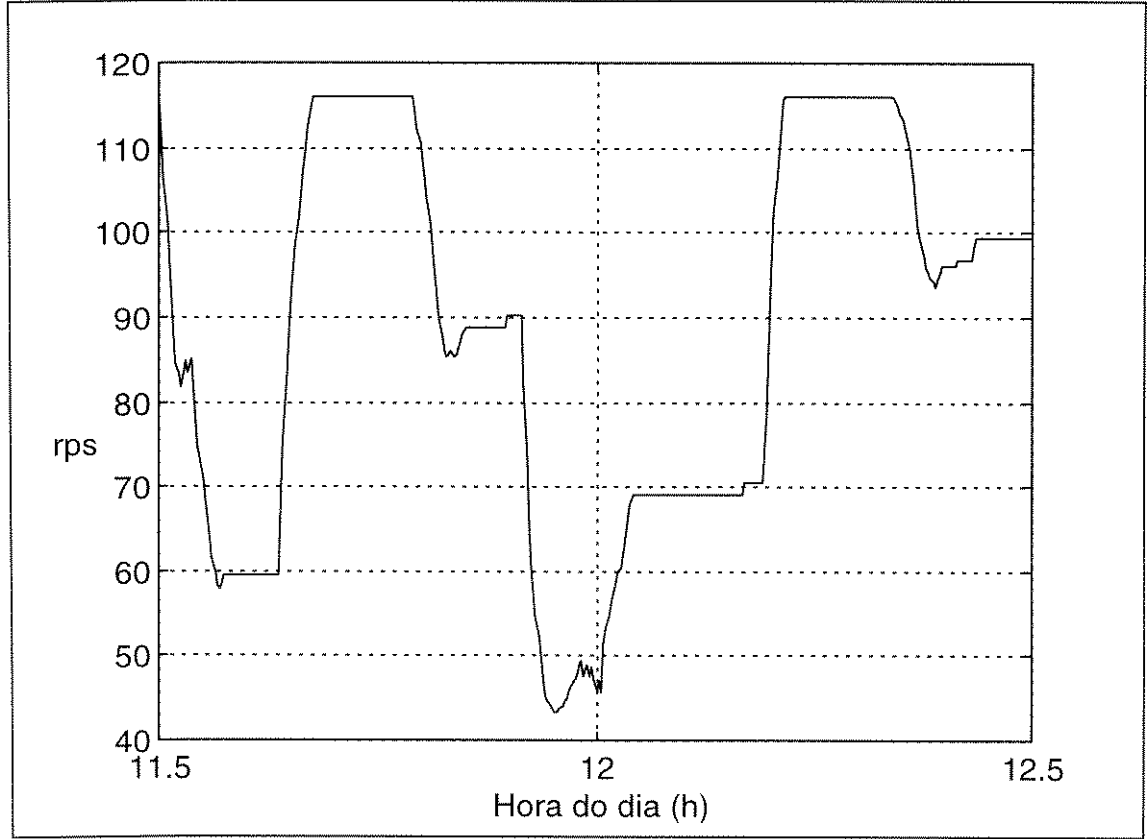
• Figura 5-9 - Simulação com controlador nebuloso no cenário 1



• Figura 5-10 - Rotação do servomotor do compressor da bomba de calor (controle nebuloso)



• Figura 5-11 - Simulação com controlador nebuloso no cenário 2



• Figura 5-12 - Rotação do servomotor do compressor da bomba de calor (controle nebuloso)

5.4 Resumo

Neste capítulo foi apresentado o controlador nebuloso projetado para o sistema térmico. O controlador nebuloso é uma abordagem recente, baseada na lógica nebulosa, onde a estratégia de controle é construída em forma de regras que podem ser transformadas em relações nebulosas. As regras para o sistema térmico foram obtidas a partir do conhecimento do sistema e experimentos via simulação do processo.

Esta abordagem foi bastante eficaz no controle do sistema térmico, apesar de sua não linearidade. Simulações mostraram que o controlador nebuloso é uma alternativa viável para o controlador PID.

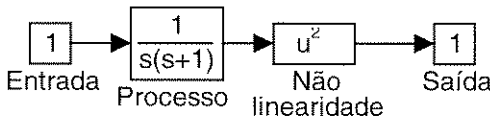
6. Controlador neural preditivo

6.1 Introdução

O controlador preditivo é uma abordagem singular para o problema de controle. A cada instante, o controlador prediz o resultado de várias ações de controle diferentes e escolhe aquela que melhor atinge um determinado objetivo.

Neste trabalho será utilizada uma rede neural como preditor do comportamento do sistema térmico e um algoritmo de minimização para determinar a ação de controle ótima.

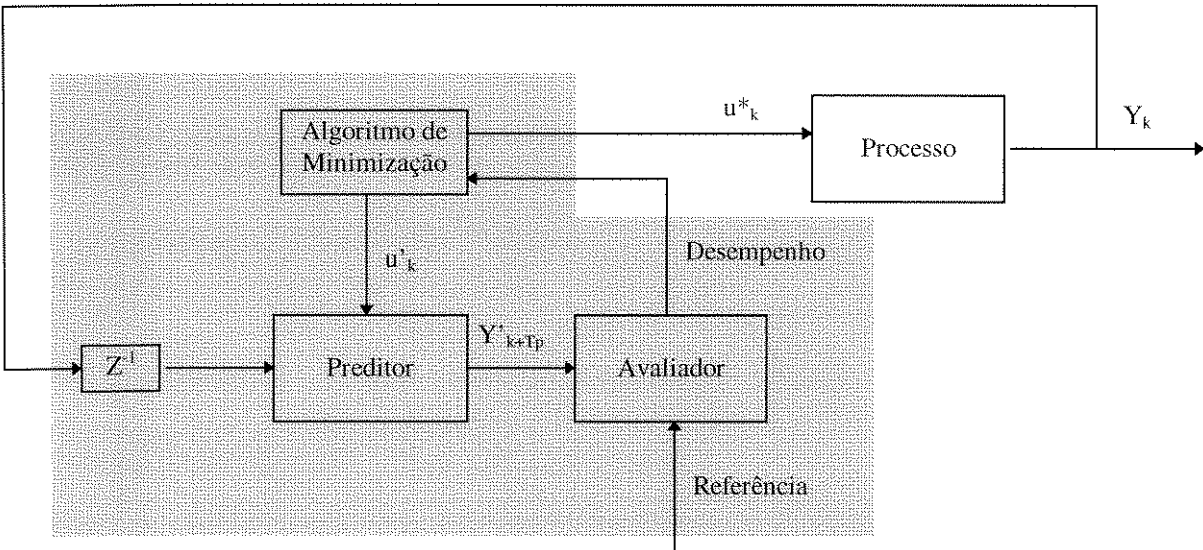
A fim de iniciar os testes com o controlador preditivo e criar o embasamento necessário para a implementação do mesmo no sistema térmico, foi primeiramente realizado um teste com um sistema não linear simples. Neste teste, o controlador preditivo foi utilizado para controlar o seguinte processo:



• Figura 6-1 - Sistema a ser controlado

6.2 Construindo o controlador preditivo

O controlador preditivo implementado pode ser visto, em forma de diagrama de blocos, na Figura 6-2.



• Figura 6-2 - Controlador preditivo

O controlador preditivo é definido pelo seguinte procedimento:

```

[uk] = Controle_Neural_Preditivo(yk-1, Tp, R) {
    n=0;
    loop {
        un = atitude de controle escolhida pelo algoritmo de
        minimização baseada nos resultados dos índices de desempenho
        para as escolhas anteriores;
        Pn = índice de desempenho para uma estimativa do
        comportamento do processo por Tp instantes de tempo. Esta
        estimativa é realizada pelo preditor;
        n++;
    } termina o loop quando a ação de controle ótima é
    encontrada, ou seja, quando a condição de parada do algoritmo
    de otimização é verificada;
    uk = un-1;
} //Fim do controlador neural preditivo

```

• Quadro 6-1

Para realizar a busca pela ação de controle ótima foi utilizado o algoritmo denominado seção áurea [Baz93].

Para estimar o comportamento do processo foi utilizada uma rede neural que prevê, a partir do estado inicial e uma entrada, o próximo estado do processo. Este estado previsto, por sua vez, pode ser utilizado para prever o seguinte e assim sucessivamente. Este é um dos métodos utilizados para a identificação de sistemas dinâmicos através de redes neurais artificiais [Von96].

O avaliador utiliza um índice de desempenho que é uma função de erro quadrático como será visto mais adiante.

6.3 Construindo o preditor/estimador do processo não linear de teste

O principal componente do controlador preditivo é o seu preditor/estimador do comportamento do sistema pois o desempenho do controlador dependerá da qualidade da previsão fornecida. O preditor/estimador foi implementado através de uma rede multicamadas com a seguinte arquitetura:

- 4 entradas, duas camadas intermediárias e uma camada de saída;
- 25 neurônios na primeira camada intermediária com função de ativação do tipo tangente hiperbólica;
- 5 neurônios na segunda camada intermediária com função de ativação do tipo tangente hiperbólica;
- 1 neurônio na saída com função de ativação linear.

A saída da rede neural é a derivada da saída do processo no instante k : $\left(\frac{dY}{dt}\right)_k$. A rede utiliza como entradas o sinal de entrada do processo no instante k e no instante anterior ($k-1$), a saída do instante anterior (Y_{k-1}) e a derivada da saída do instante anterior: $\left(\frac{dY}{dt}\right)_{k-1}$.

Com esta abordagem foram obtidos os seguintes resultados:

- Erro Máximo: 4.01 %
- Erro Mínimo: 0.014 %

- Erro Médio: 0.83 %

6.3.1 Algoritmo de minimização

A seção áurea é um algoritmo de busca unidimensional que tenta localizar o ponto de mínimo de uma determinada função objetivo através de reduções metódicas do intervalo de incerteza no qual se encontra o ponto desejado. Sua escolha se deve ao fato de que ele não depende do cálculo de derivadas. Porém, o algoritmo pressupõe que a função seja quasiconvexa dentro do intervalo de incerteza inicial. Se isto não ocorrer o algoritmo pode convergir para mínimos locais indesejáveis [Baz93].

O algoritmo de busca unidimensional é:

```
[u*] = Seção_Áurea ([a1 b1], 1) {
    //[a1 b1] é o intervalo inicial de incerteza
    //[1] é a condição de parada. É o intervalo final de
    incerteza
    α=0.618;
    λ1 = a1 + (1-α) (b1-a1) e μ1= a1 + α(b1-a1);
    Calcular f(λ1) e f(μ1)
    k=1
    loop {
        Se (bk-ak)<1 então {
            //o algoritmo terminou, a solução ótima está
            dentro do intervalo [ak,bk]
            return(ak + (bk-ak)/2);
        }
        Se f(λ1)>f(μ1) {
            ak+1=λk; bk+1=bk;
            λk+1 = μk;
            μk+1 = ak+1 + α(bk+1 - ak+1)
            Calcular f(μk+1)
        } caso contrário {
            ak+1=ak; bk+1=μk;
            μk+1 = λk;
            λk+1 = ak+1 + (1-α) (bk+1 - ak+1)
            Calcular f(λk+1)
        }
        k++;
    }//fim do loop
}// fim do algoritmo
```

• Quadro 6-2 - Algoritmo de minimização

6.3.2 Avaliador

Os sistemas modernos de controle, como os sistemas de controle ótimo e o preditivo [Ron93], normalmente necessitam critérios de desempenho elaborados. O erro e a hora em que ele ocorre são informações que devem ser consideradas simultaneamente. O índice de desempenho deve enfatizar as medidas que são importantes para o sistema.

Um índice de desempenho bastante utilizado é o IAE (*integral of the absolute magnitude of the error*) - equação 6-1. Num sistema de segunda ordem, este critério tem o mínimo para um fator de amortecimento de 0.7. Este índice é muito fácil de ser aplicado em computadores analógicos.

$$P = \int_0^{\infty} |e(t)| dt \quad (6-1)$$

Outro índice bastante utilizado é o ISE (*integral of the square of the error*) - equação 6-2. Num sistema de segunda ordem, este critério tem o mínimo num fator de amortecimento de aproximadamente 0.5.

$$P = \int_0^{\infty} e^2(t) dt \quad (6-2)$$

Pode-se também utilizar critérios que penalizem transientes de longa duração, como por exemplo, o ITAE (*integral of time multiplied by the absolute value of error*) - equação 6-3. Este índice de desempenho é muito mais seletivo do que o IAE ou o ISE. Para um sistema de segunda ordem, este critério tem o mínimo num fator de amortecimento de 0.707.

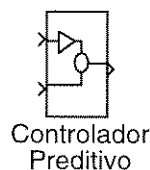
$$P = \int_0^{\infty} t |e(t)| dt \quad (6-3)$$

Observe que todas as integrais dos índices de desempenho só convergem se $e(t) \rightarrow 0$ quando $t \rightarrow \infty$.

Neste primeiro teste com o controlador preditivo foram utilizados os três índices de desempenho.

6.3.3 Implementação

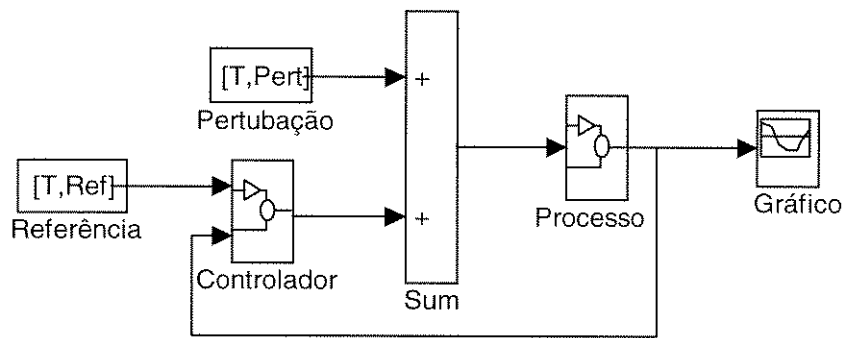
O controlador preditivo foi implementado (figura 6-3) dentro do ambiente Simulink/Matlab. Isto possibilitou uma reutilização dentro do simulador de sistemas térmicos.



• Figura 6-3 - Bloco de controle preditivo no ambiente Simulink/Matlab

6.3.4 Primeiros resultados

Para testar o controlador preditivo foi montado o seguinte sistema:

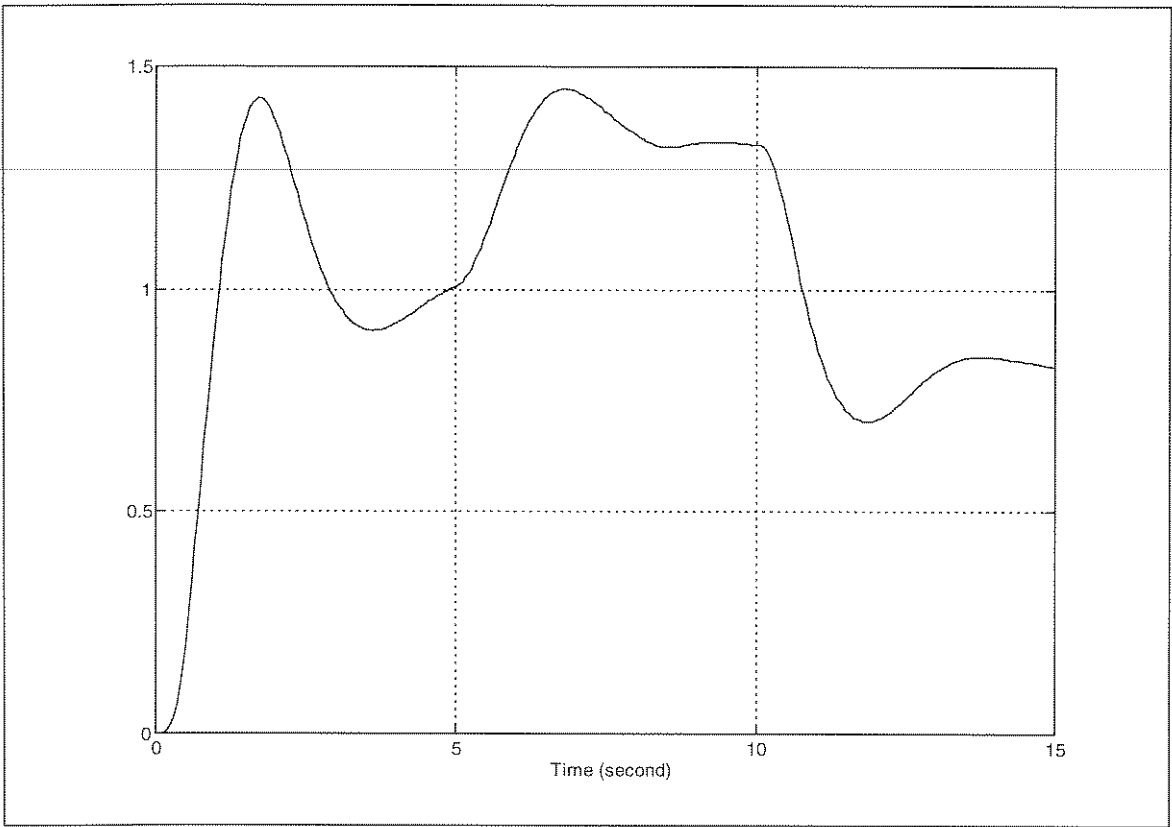


• Figura 6-4 - Teste para o controlador preditivo

A referência seguiu o seguinte perfil: de zero até 10 segundos a referência é mantida em 1; a partir de 10 segundos a referência é mantida em 0.5.

Para testar o comportamento do controlador diante de uma perturbação na carga, em 5 segundos ocorre uma perturbação de 0.5 que persiste até o final da simulação.

O resultado obtido, utilizando-se o critério ISE, um intervalo de amostragem de 0.05 segundos e uma janela de previsão de 1.5 segundos, pode ser visto na figura 6-5.



• Figura 6-5 - Resposta do processo utilizando o controlador preditivo

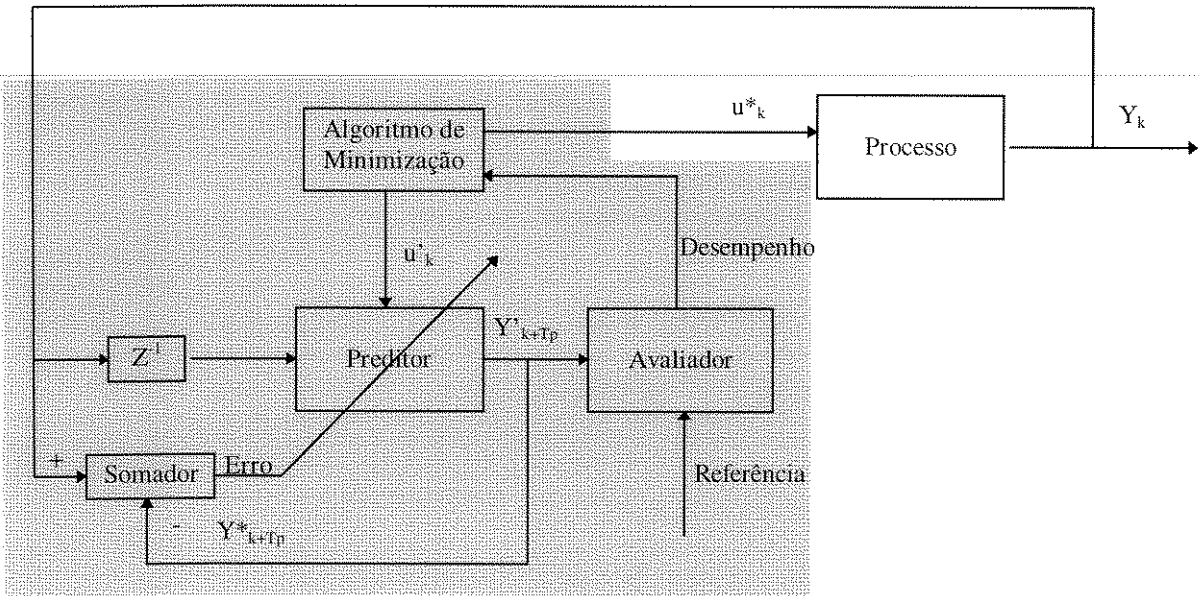
Observe que houve um *offset* na resposta a partir do início da perturbação. Isto ocorre devido a um rompimento de modelo, ou seja, a partir deste ponto o modelo do preditor/estimador não corresponde mais ao modelo do sistema, uma vez que, do ponto de vista do controlador, a perturbação significa uma mudança de modelo.

Para resolver este problema, é adicionado um passo de adaptação ao algoritmo do controlador preditivo. Este passo visa fazer com que o preditor/estimador capture o novo modelo através do algoritmo de aprendizagem *back-propagation*, ou seja, através do ajuste dos pesos da rede neural. O algoritmo modificado do controlador preditivo torna-se:

```
[u*k] = Controle_Neural_Preditivo(yk-1, Tp, R) {  
    n=0;  
    backprop(u*k-1, y'k-1, yk-1); //A saída do processo(yk-1) é  
    comparada com a saída prevista para a mesma. O erro é  
    utilizado para ajustar os pesos da rede neural a fim de  
    atualizar o modelo do preditor/estimador;  
    loop {  
        un = atitude de controle escolhida pelo algoritmo de  
        minimização baseada nos resultados dos índices de desempenho  
        para as escolhas anteriores;  
        Pn = índice de desempenho para uma estimativa do  
        comportamento do processo por Tp instantes de tempo. Esta  
        estimativa é realizada pelo preditor;  
        n++;  
    } termina o loop quando a ação de controle ótima é  
    encontrada, ou seja, quando a condição de parada do algoritmo  
    de otimização é verificada;  
    u*k = un-1;  
} //Fim do controlador neural preditivo
```

• Quadro 6-3

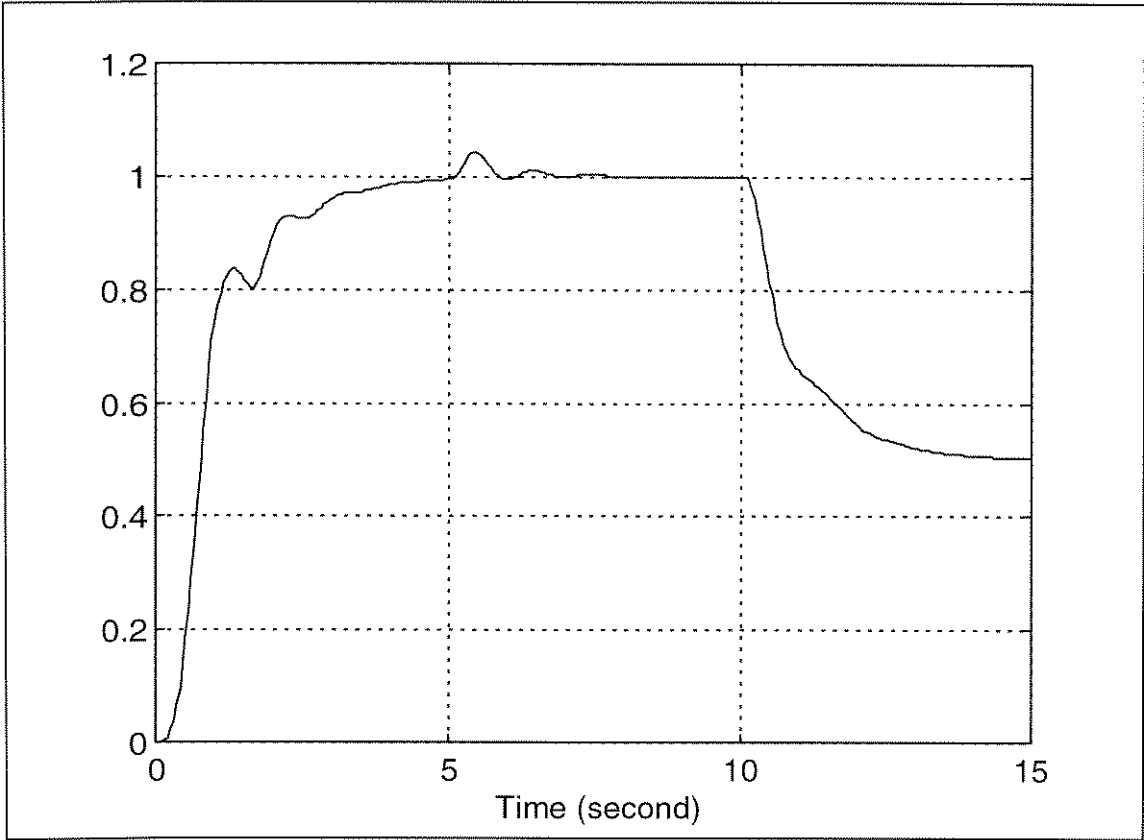
Esquemáticamente a nova malha de controle é a seguinte:



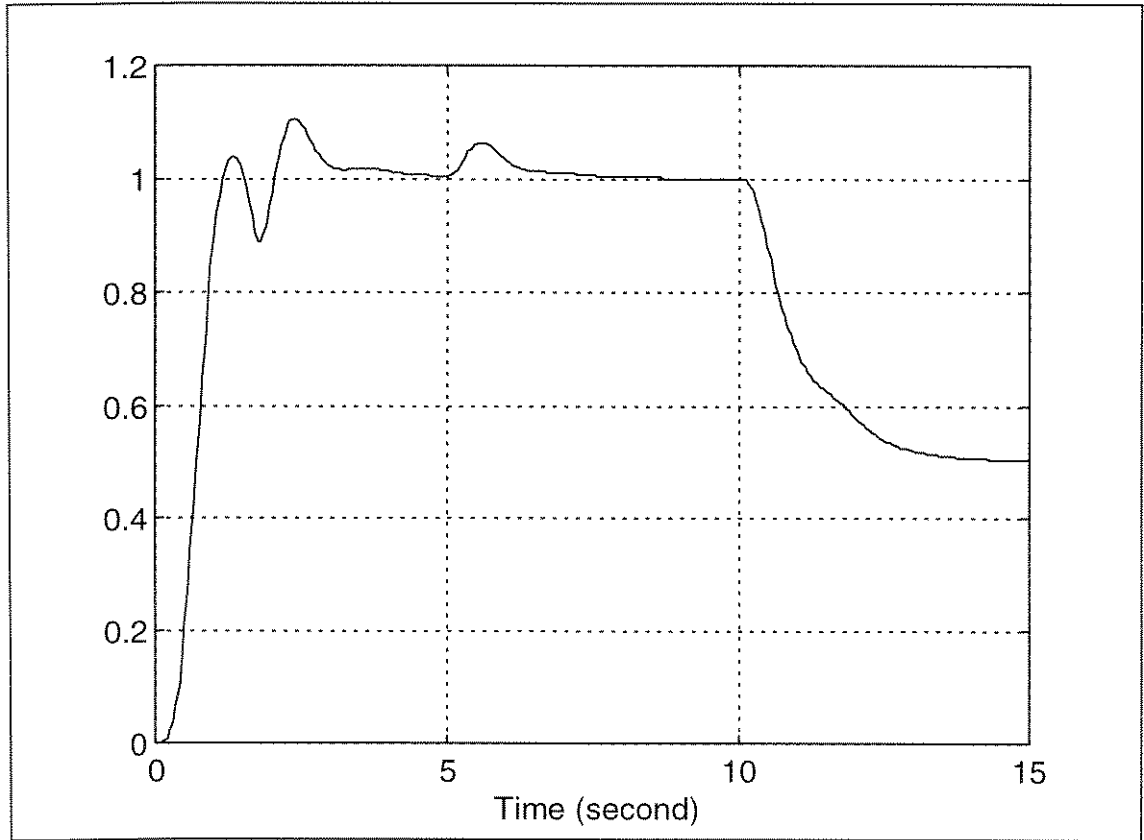
• Figura 6-6 - Controlador preditivo

6.3.5 Resultados finais

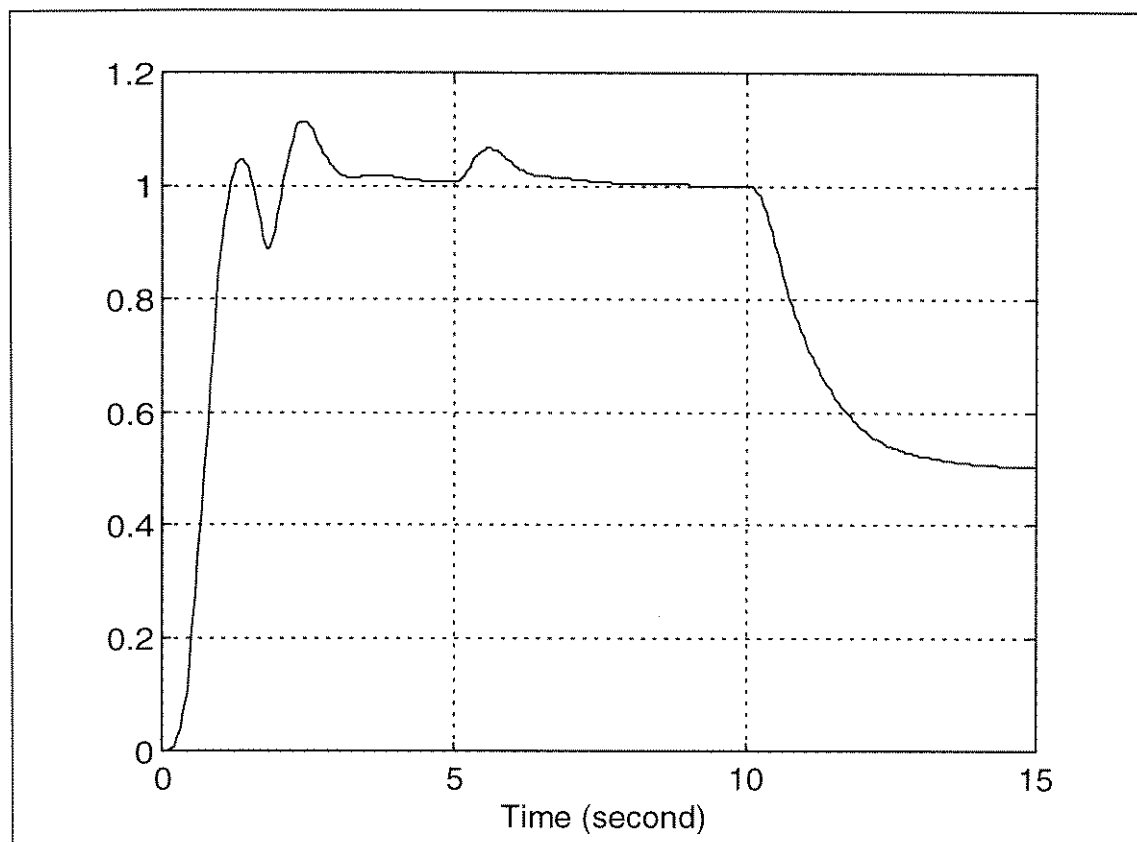
Uma vez resolvido o problema de rompimento de modelo, foi simulado o sistema com o controlador preditivo usando os três índices de desempenho mais utilizados (IAE, ISE, ITAE).



• Figura 6-7 - Resposta do sistema utilizando o índice de desempenho IAE



• Figura 6-8 - Resposta do sistema utilizando o índice de desempenho ISE

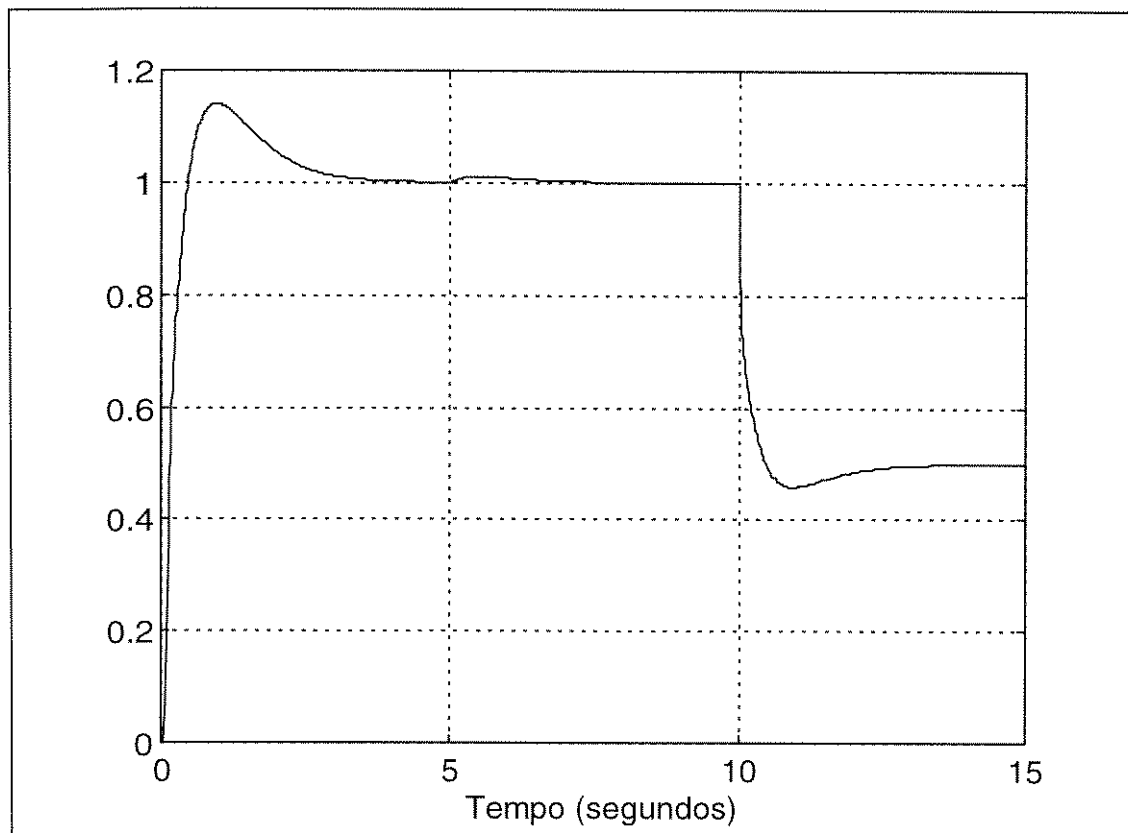


• Figura 6-9 - Resposta do sistema utilizando o índice de desempenho ITSE

6.3.6 Conclusões

O controlador neural preditivo mostrou-se eficaz para um sistema não linear simples. Pode-se observar que a mudança de desempenho não é significativa para diferentes índices de desempenho. Isto ocorre porque o desempenho do controlador neural preditivo não é função somente do critério de desempenho utilizado. A aproximação do sistema por redes neurais introduz erros que podem degradar o desempenho. O algoritmo de minimização pressupõe que a função seja quasiconvexa dentro do intervalo de busca. A aproximação por redes neurais introduz erros que podem formar mínimos locais na curva de desempenho e degradar a resposta do controlador.

Foi realizada uma simulação, utilizando o mesmo cenário das simulações anteriores, para um controlador PID. O resultado pode ser visto na Figura 6-10. Pode-se observar que o controlador PID se mostrou mais robusto frente a perturbação na carga. Isto mostra que a utilização do controle neural preditivo não se justifica para sistemas simples, onde a abordagem convencional é mais barata e eficaz.



• Figura 6-10 - Simulação com o controlador PID ($P=100$, $I=100$, $D=25$)

6.4 O controlador preditivo para sistemas térmicos

Uma vez desenvolvido e testado o controlador preditivo para um sistema não linear simples, pode-se aplicá-lo no sistema térmico de nosso interesse. Para isto é necessário criar um preditor/estimador para o sistema térmico.

6.4.1 O preditor do sistema térmico

O sistema térmico em questão é um ambiente, com um condicionador de ar de capacidade variável como o descrito no capítulo 3. Além de bastante complicado, o modelo do sistema tem algumas variáveis que são dificilmente mensuráveis no caso prático. Isto dificulta imensamente a construção do preditor.

No primeiro teste realizado com o controlador preditivo (item 6.2) foi utilizada uma rede neural formando um filtro de resposta finita. Esta técnica, apesar de ter funcionado bem no exemplo citado, não se mostrou eficaz no sistema térmico. De fato, para sistemas não lineares complexos, esta abordagem apresenta alguns problemas. apesar de ser possível obter uma boa estimativa para um passo de predição, o desempenho rapidamente se degrada ao se prever os passos seguintes [Von96].

O controlador preditivo necessita que o preditor forneça uma boa estimativa de como o sistema estaria se, durante um determinado tempo, fosse aplicada uma ação de controle constante. No entanto, devido a complexidade do sistema térmico, não foi possível a implementação de um preditor com tais características. A solução encontrada foi prever o próximo passo e, a partir deste, estimar o k -ésimo passo a frente; como o sistema térmico é lento e estamos supondo uma entrada constante durante todo o horizonte de predição, podemos estimá-lo através da derivada do instante atual. Isto foi realizado através da seguinte equação:

$$Y_{t+k} = k(Y_t - Y_{t-1}) + Y_t \quad (6-4)$$

O menor erro foi obtido para a rede que prevê a variação da temperatura do ambiente no k-ésimo passo a frente dado o balanço térmico (Q - Qret) e a temperatura interna. A rede utilizada tinha a seguinte arquitetura:

- 2 entradas (balanço térmico e temperatura interna), duas camadas intermediárias e uma camada de saída;
- 100 neurônios na camada intermediária com função de ativação do tipo tangente hiperbólica;
- 1 neurônio na saída (variação da temperatura interna) com função de ativação linear.

Após o treinamento, a rede forneceu um erro máximo de 62%, um erro médio de 17% e um erro mínimo de 4% nas previsões.

A temperatura da mobília não foi utilizada como entrada como sugere o modelo do ambiente. Apesar de aumentar o erro da predição, isto foi necessário porque no caso prático é quase inviável sua medida. O calor retirado (Qret) pode ser obtido através da ação de controle (rps) e das temperaturas internas e externas (item 3.2.4), porém, como a temperatura da mobília, a carga térmica não pode ser medida. Apesar da carga térmica não poder ser medida ela pode ser estimada em um instante anterior (k-1) por uma rede neural através da variação da temperatura interna e do calor retirado. Após ter sido estimada, podemos supor que do instante anterior (k-1) até o instante presente (k) ela se manteve constante.

Esta abordagem inviabiliza a aplicação do controlador preditivo nos instantes iniciais da simulação porque nestes instantes não dispomos de informações para a estimativa da carga térmica. A solução adotada foi a utilização de um controlador convencional (e.g. PID) durante os primeiros instantes. Com isto, o sistema pode, a partir dos dados coletados no período, aprender sobre o comportamento do sistema térmico e assim melhorar os seus resultados.

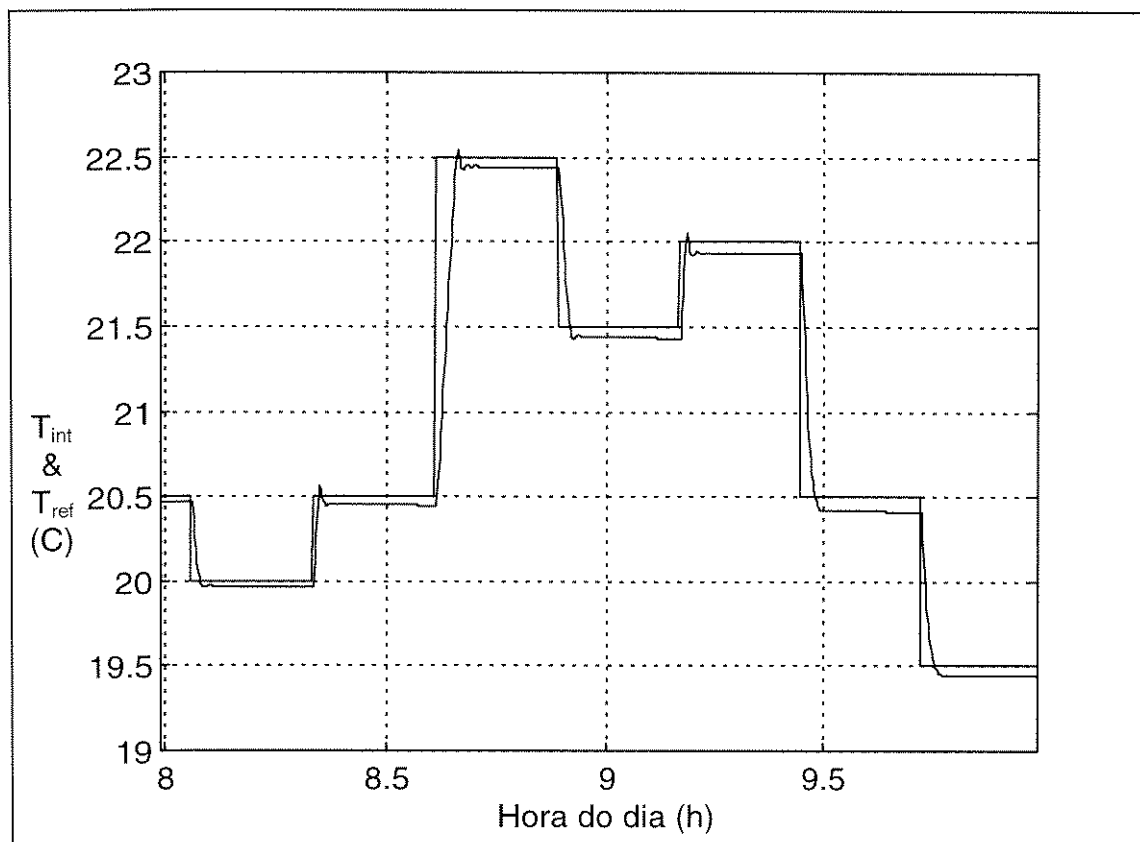
A rede utilizada para estimar a carga térmica foi construída com a mesma arquitetura da rede estimadora do próximo passo.

6.4.2 Utilizando o controlador preditivo no sistema térmico

O controlador preditivo foi utilizado com o índice de desempenho IAE. Para testar o seu desempenho, foram utilizados os cenários 3 e 4 (item 3.6).

O controlador preditivo, na forma como foi concebido para o caso de teste, não apresentou bons resultados¹⁰ para o sistema térmico. Um erro em regime se fez presente (utilizando o cenário 3), conforme pode ser visto na Figura 6-11. Isto ocorreu porque o erro da temperatura interna em regime tem a mesma ordem de grandeza do erro da estimativa fornecida pela rede neural preditora, fato que não ocorreu no caso de teste com o sistema não linear simples.

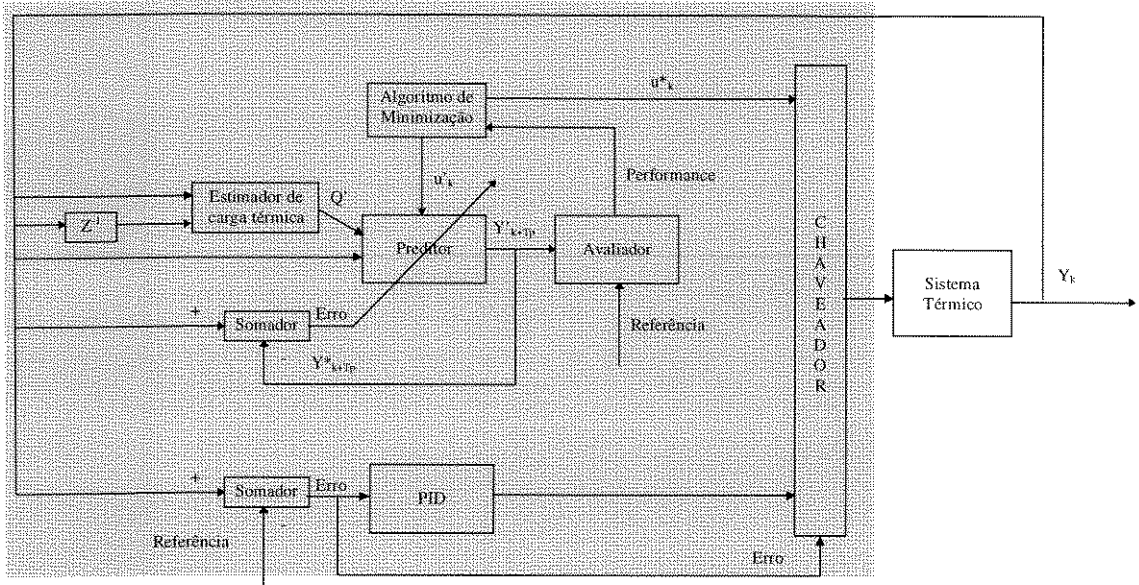
¹⁰ Para o sistema térmico, como critérios de projeto, é desejável um tempo de subida o mais rápido possível. A sobrelevação e erro de regime podem variar dentro de um intervalo de até 1°C uma vez que esta diferença não é perceptível. Apesar disto, para um aperfeiçoamento do controlador preditivo, é desejável um erro em regime próximo de zero.



• Figura 6-11 - Resultado de simulação do controlador preditivo no sistema térmico

Uma solução para este problema seria o melhoramento da estimativa fornecida pela rede neural, porém, devido a complexidade do sistema, isto não foi possível. Uma outra solução experimentada para este problema foi a inclusão de um termo integral (um integrador) paralelo ao controlador preditivo. Esta abordagem resolveu o problema em muitos casos, mas em outros introduziu uma pequena oscilação quando em regime.

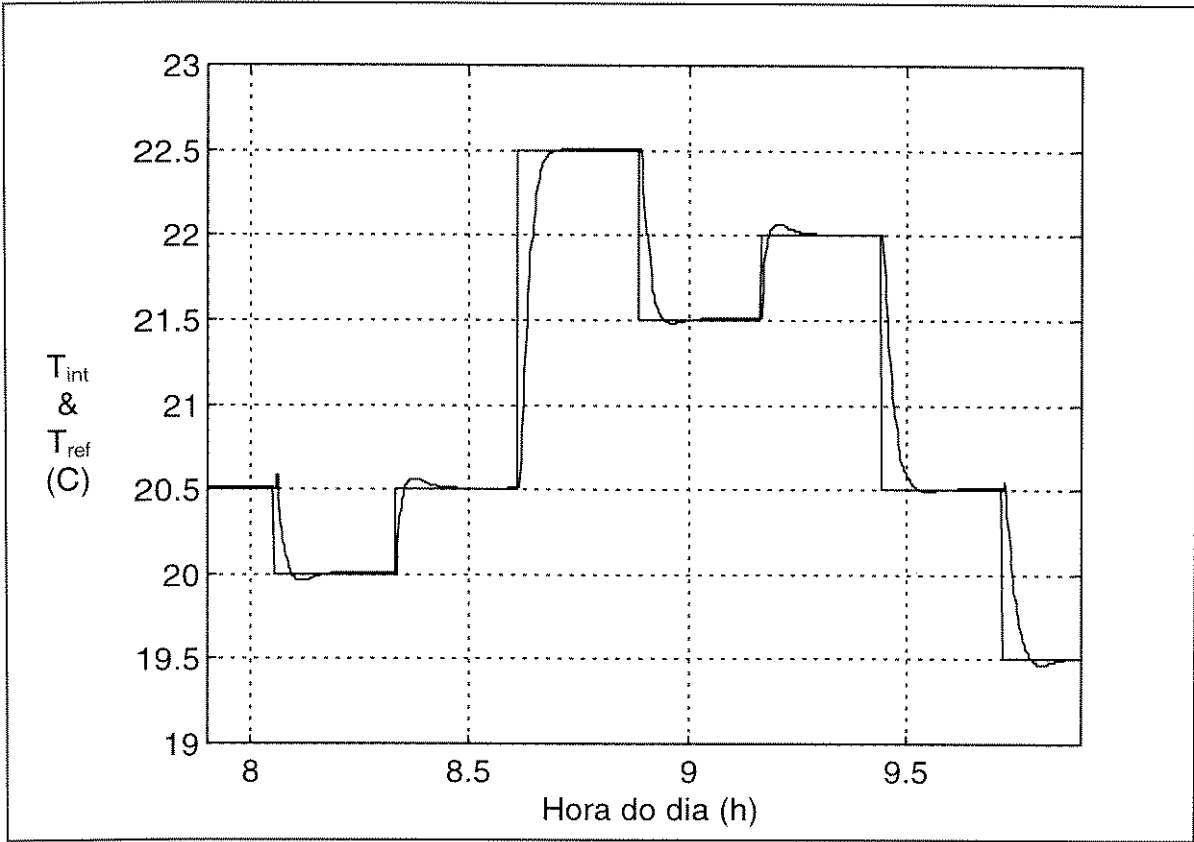
A evolução natural desta solução foi a utilização de um controlador PID em conjunto com o controlador preditivo. Este controlador só é ativado quando o erro se torna menor que um determinado valor, ou seja, ocorre um chaveamento para o controlador PID quando o erro da temperatura atinge a mesma ordem de grandeza da estimativa da rede neural. Pode-se ver na figura 6-12 o novo controlador preditivo de forma esquemática.



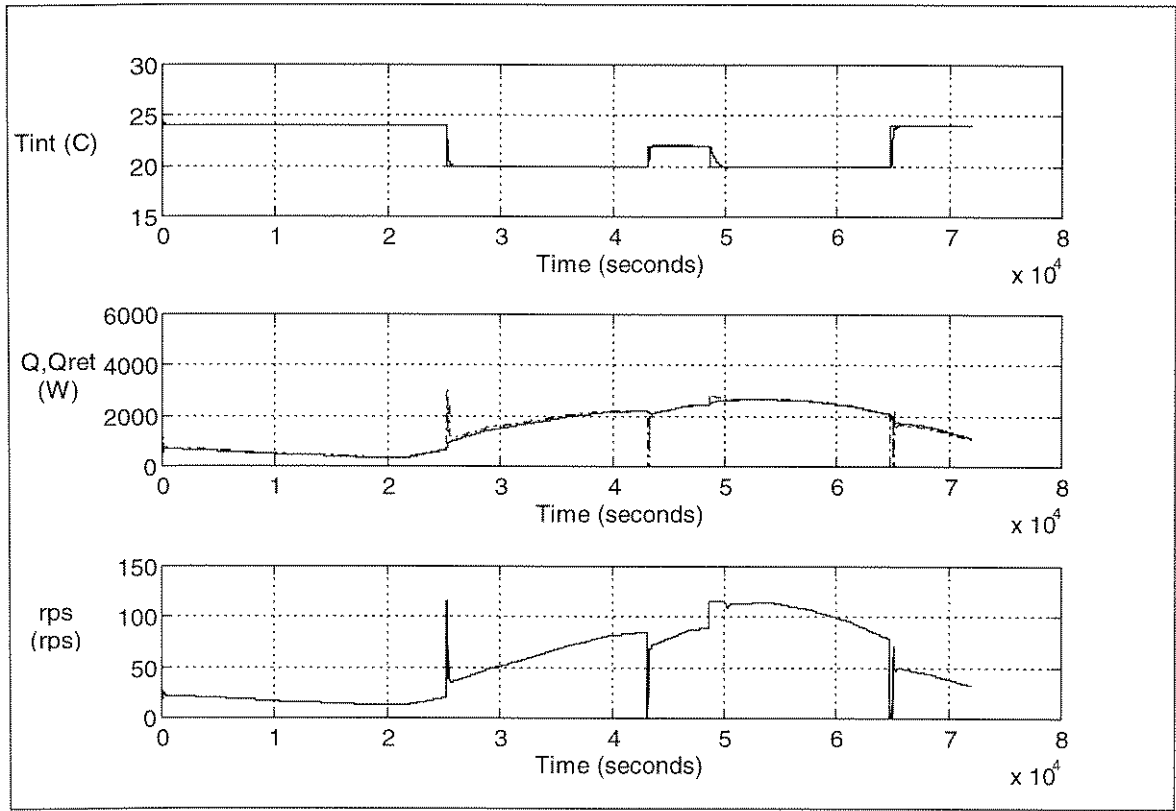
• Figura 6-12 - Diagrama de blocos do controlador preditivo

Experimentalmente chegou-se à conclusão de que um erro de 0.5°C é o ideal para o chaveamento do controlador.

Na Figura 6-13 pode-se ver o resultado de simulação para o controlador preditivo no cenário 3 e na Figura 6-14 pode-se ver o resultado de simulação para o cenário 4. Em ambos os casos o problema de erro em regime foi resolvido. Pode-se dizer que o resultado obtido foi de boa qualidade pois apresentou uma resposta rápida, com pouca sobrelevação e sem erros em regime.



• Figura 6-13 - Teste com o controlador preditivo (cenário 3)



• Figura 6-14 - Teste com o controlador preditivo (cenário 4)

6.4.3 Melhorias no controlador preditivo

Devido ao uso do critério IAE como índice de desempenho, o controlador preditivo tenta minimizar o erro da temperatura. Porém também é interessante que o controlador minimize a energia consumida. No entanto, a minimização do erro da temperatura e a energia consumida, muitas vezes, são objetivos antagônicos.

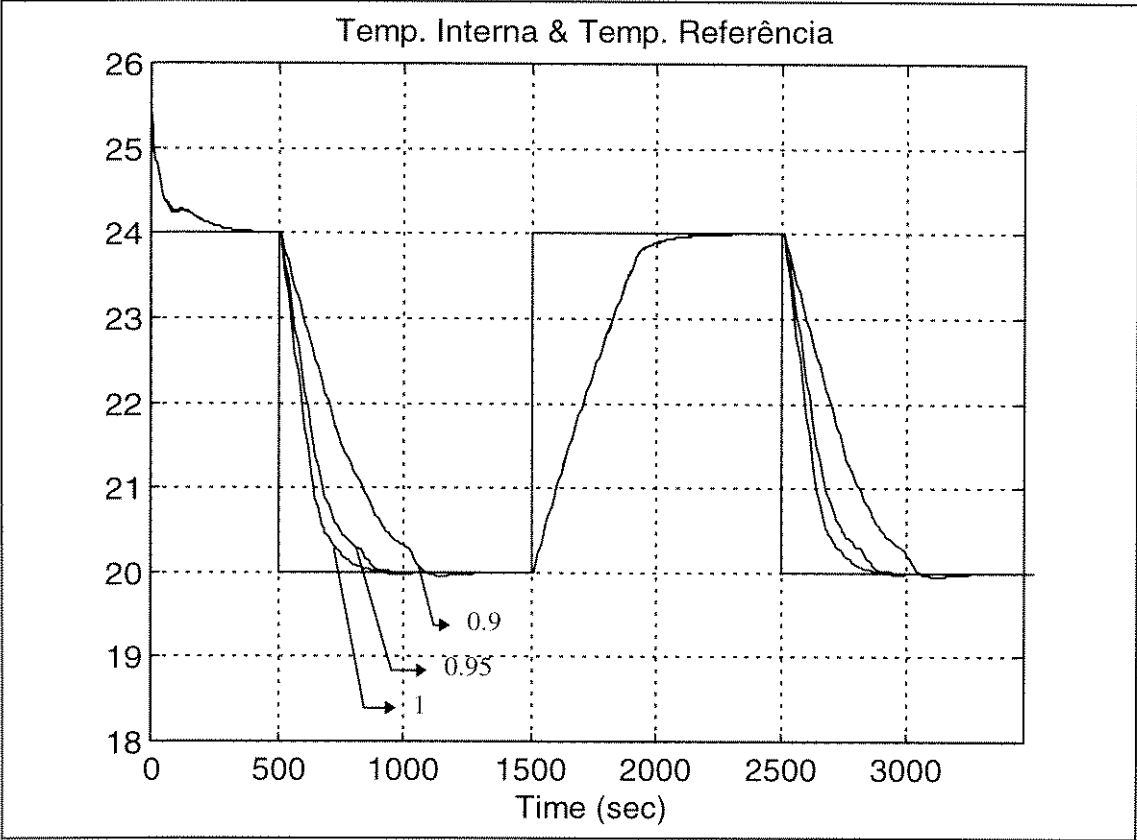
Para lidar com este antagonismo foi criado um fator de ponderação, p . O fator p pondera, no índice de desempenho, o quanto é importante o erro da temperatura e o quanto é importante a economia de energia. A sua escolha pode ser feita pelo usuário e deve permanecer dentro de uma faixa de valores aceitáveis que permitam uma ponderação entre o desempenho e o consumo sem degenerar o funcionamento do sistema. Alternativamente, na impossibilidade de uma escolha pelo usuário, pode-se estabelecer valores *default* para vários perfis de desempenho do sistema.

A nova função objetivo fica:

$$Erro = p \frac{\int_0^{T_p} |e(t)| dt}{e_{MAX} H_p} + (1 - p) \frac{\int_0^{T_p} W_{cp} dt}{E_{MAX}} \quad (6-5)$$

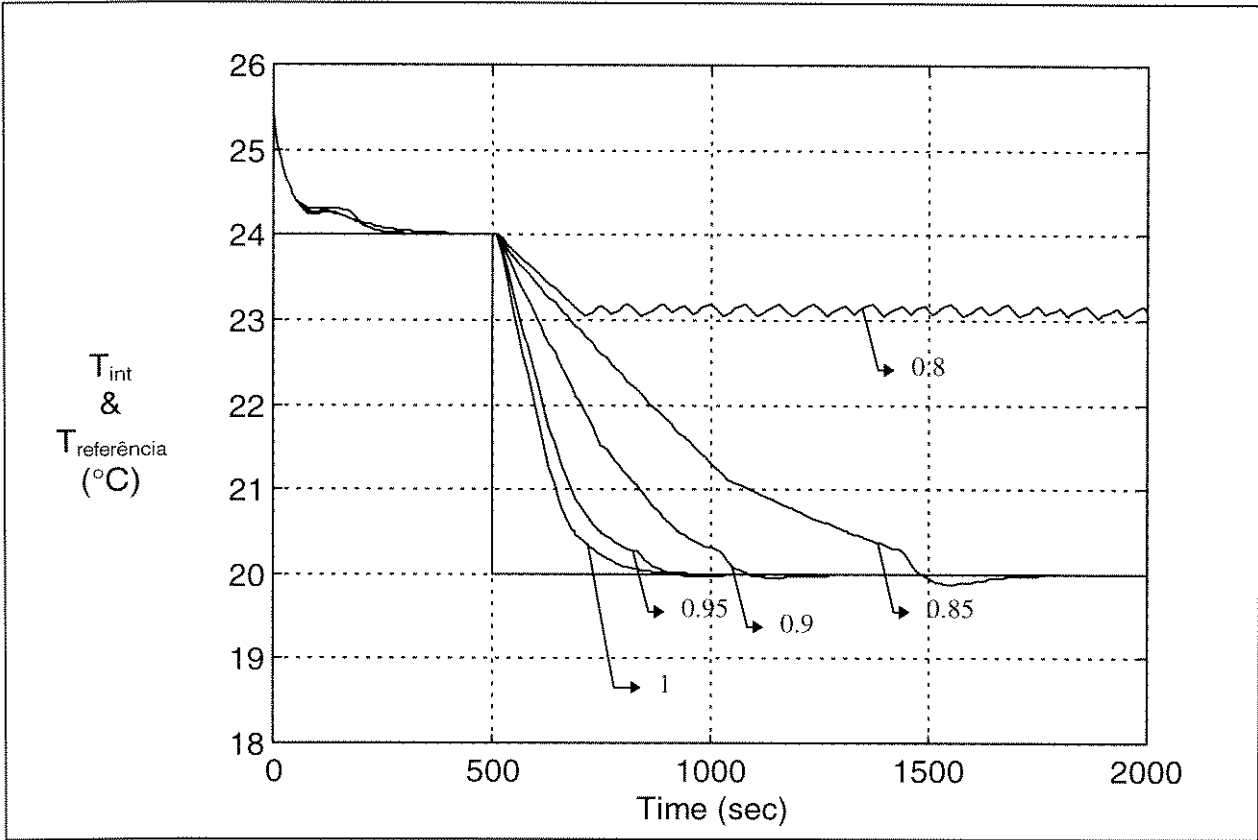
onde e_{MAX} é o erro máximo de temperatura, T_p é o horizonte de predição e E_{MAX} é o máximo de energia consumida possível durante T_p segundos.

Para p igual a 1, a equação 6-5 equivale à equação 6-3. Para p igual a 0, o controlador preditivo somente minimiza a energia consumida, sem se importar com o erro de temperatura. Isto faz com que o controlador simplesmente desligue a bomba de calor. Pode-se observar na Figura 6-15 a simulação utilizando-se o cenário 1 para vários valores de p . Observe que o índice de desempenho na realidade é uma combinação convexa entre consumo de energia e erro de temperatura pois $p \in [0,1]$.

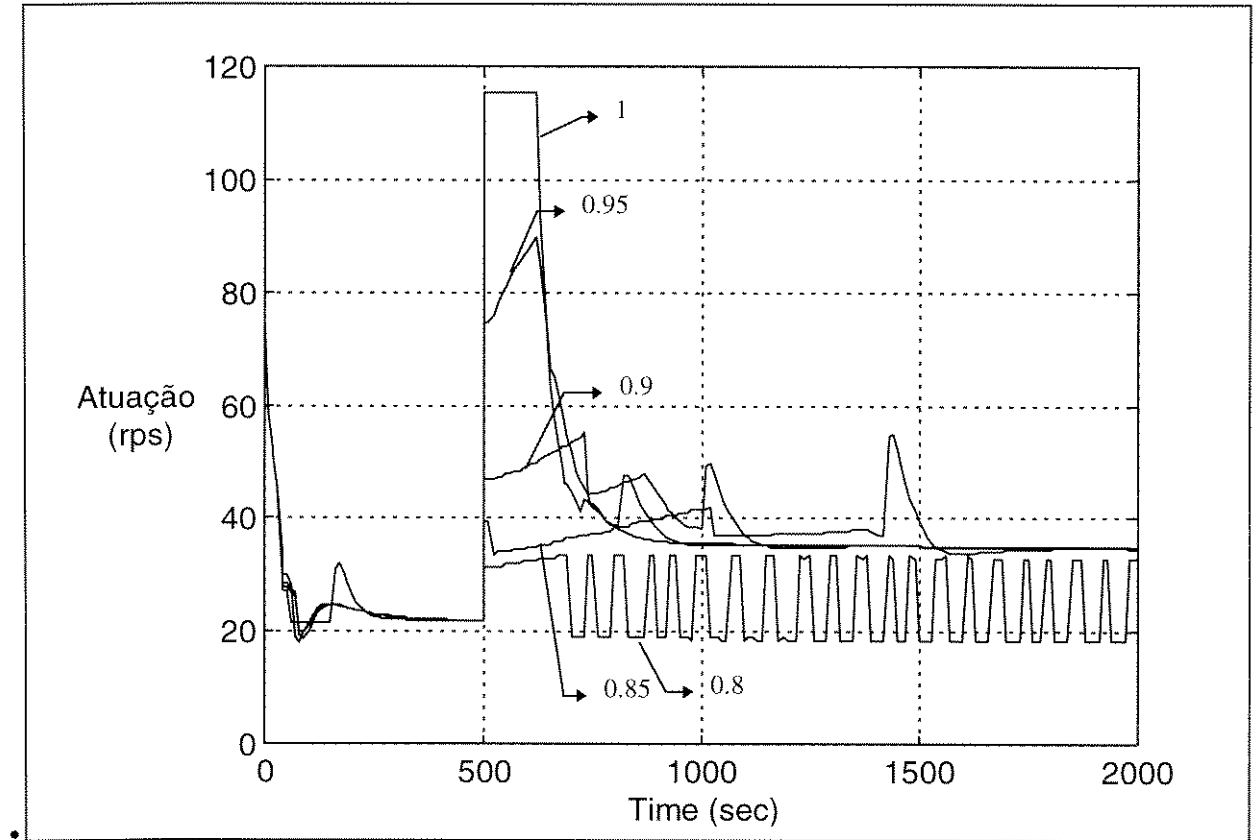


• Figura 6-15 - Controlador preditivo para $p=1$, $p=0.95$ e $p=0.9$

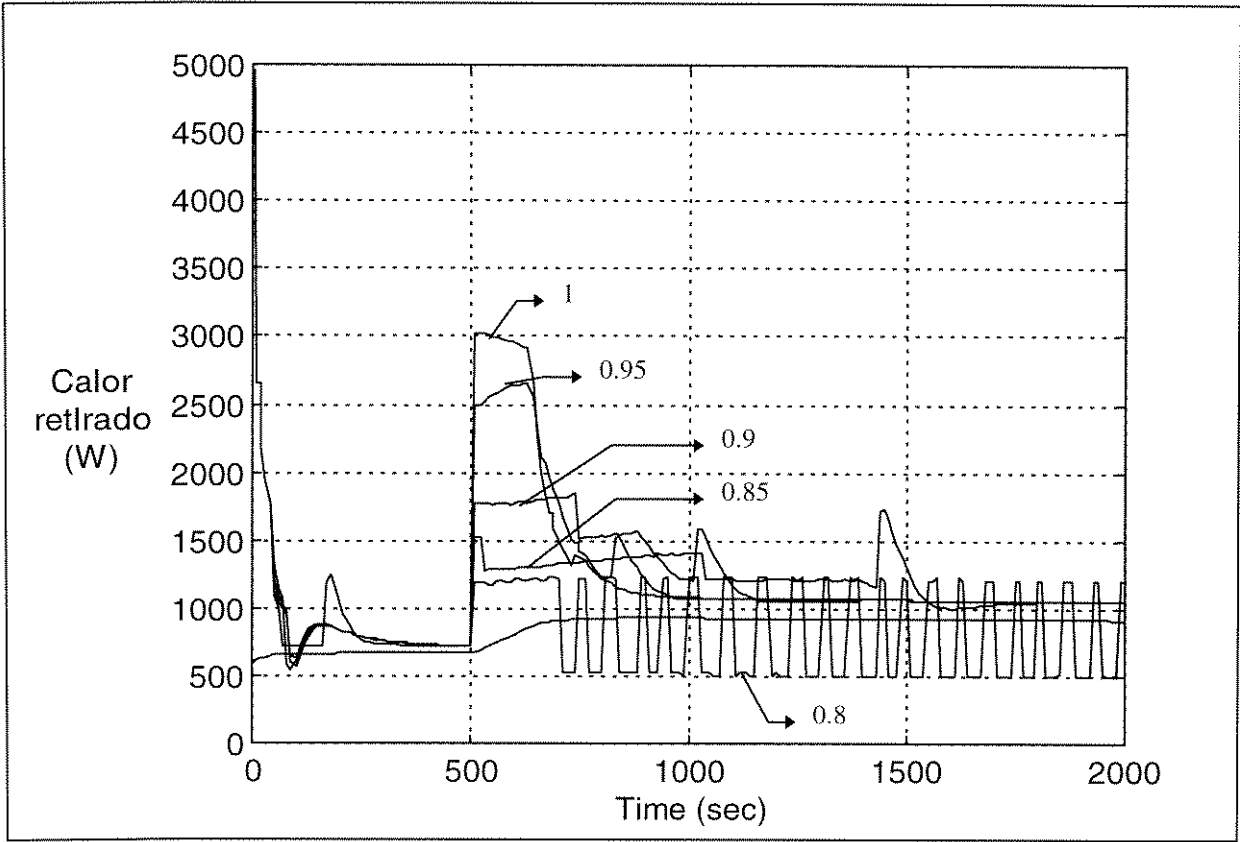
Para testar a variação no consumo de energia e no desempenho causada pela variação do fator de ponderação, foram realizadas várias simulações, variando somente o índice de desempenho entre elas. Estas simulações podem ser vistas na Figura 6-16, Figura 6-17 e na Figura 6-18. Para cada uma delas foi calculada a energia consumida e medido o tempo gasto, a partir da variação da referência em 500s, para se atingir um erro de 0.5°C. O resultado de cada caso foi comparado com o caso em que $p=1$ e pode ser visto na Tabela 6-6. Observe que para $p=0.85$ o controlador já não controla mais a temperatura interna da sala, pois isto é incompatível com a atual situação e consumo de energia.



• Figura 6-16 - Temp. interna para: $p=1$; $p=0.95$; $p=0.90$; $p=0.85$; $p=0.8$



• Figura 6-17 - Atuação para: $p=1$; $p=0.95$; $p=0.9$; $p=0.85$; $p=0.80$



• Figura 6-18 - Calor retirado para: $p=1$; $p=0.95$; $p=0.90$; $p=0.85$; $p=0.8$

	Simulações			
Índice de ponderação	1,00	0,95	0,90	0,85
Energia consumida (Ws)	48.68E5	45.39E5	41.74E5	38.29E5
Tempo para atingir 20.5°C (s)	187.49	247.78	428.77	817.90
Economia (%)	-	7	14	21
Aumento do tempo (%)	-	32	129	336

• Tabela 6-6 - Comparação entre os índices de desempenho

6.4.4 Algoritmo final do controlador preditivo

Como foi visto, o controlador preditivo necessitou de várias modificações, desde a sua primeira concepção para o caso do sistema não linear simples, com o intuito de controlar com sucesso o sistema térmico. Pode-se ver na figura 6-12 o controlador preditivo, na sua forma final, em um diagrama de blocos. Em forma algorítmica o controlador preditivo desenvolvido pode ser descrito da seguinte maneira:

```
[uk] = Controle_Neural_Preditivo(yk-1, Tp, R) {
    n=0;
    aux = horizonte que o preditor precisa para prever um passo
    a frente;
    Se (k > aux) então {
        backprop(Preditor, uk-1, y'k-1, yk-1); //A saída do
        processo(yk-1) é comparada com a saída prevista para a mesma. O
        erro é utilizado para ajustar os pesos da rede neural a fim de
        atualizar o modelo do preditor/estimador;
    }
    Se (k < aux) ou (yk-1 - R < 0.5) então {
        return (a saída do controlador PID);
        //FIM do algoritmo
    }
    loop {
        un = atitude de controle escolhida pelo algoritmo de
        minimização baseada nos resultados dos índices de desempenho
        para as escolhas anteriores;
        Pn = índice de desempenho para uma estimativa do
        comportamento do processo por Tp instantes de tempo. Esta
        estimativa é realizada com os dados fornecidos pelo preditor
        através da equação 6-5.
        n++;
    } termina o loop quando a ação de controle ótima é
    encontrada, ou seja, quando a condição de parada do algoritmo
    de otimização é verificada;
    uk = un-1;
} //Fim do controlador neural preditivo
```

• Quadro 6-4 - Algoritmo final do controlador neural preditivo

6.5 Resumo

Neste capítulo foi apresentado o desenvolvimento de um controlador neural preditivo. Primeiramente, a fim de se criar o embasamento necessário para a aplicação do controlador neural preditivo no sistema térmico, ele foi aplicado no controle de um sistema não linear simples. Posteriormente o controlador neural preditivo foi desenvolvido e melhorado sobre o sistema térmico. Os resultados obtidos foram bastante satisfatórios e o controlador neural preditivo mostrou ser uma alternativa viável perante as estratégias de controle convencionais.

7. Simulações e análise comparativa dos resultados

7.1 Introdução

Este capítulo tem por objetivo realizar uma análise comparativa entre as estratégias de controle apresentadas neste trabalho.

Muitos trabalhos tem sido publicados apresentando novas estratégias de controle muitas delas pretendendo ser, ou se dizendo ser, “melhor” que estratégias de controle convencionais como o controlador PID. Porém, muitas vezes, esta afirmação deixa muito a desejar. É muito fácil se obter um controlador melhor do que um controlador PID mal regulado e as comparações realizadas somente quando mudanças de referência deixam muito a desejar. A comparação entre as estratégias de controle deve levar em consideração a resposta frente a modificações na referência, perturbações da carga e a resposta a variações de parâmetros do sistema (robustez).

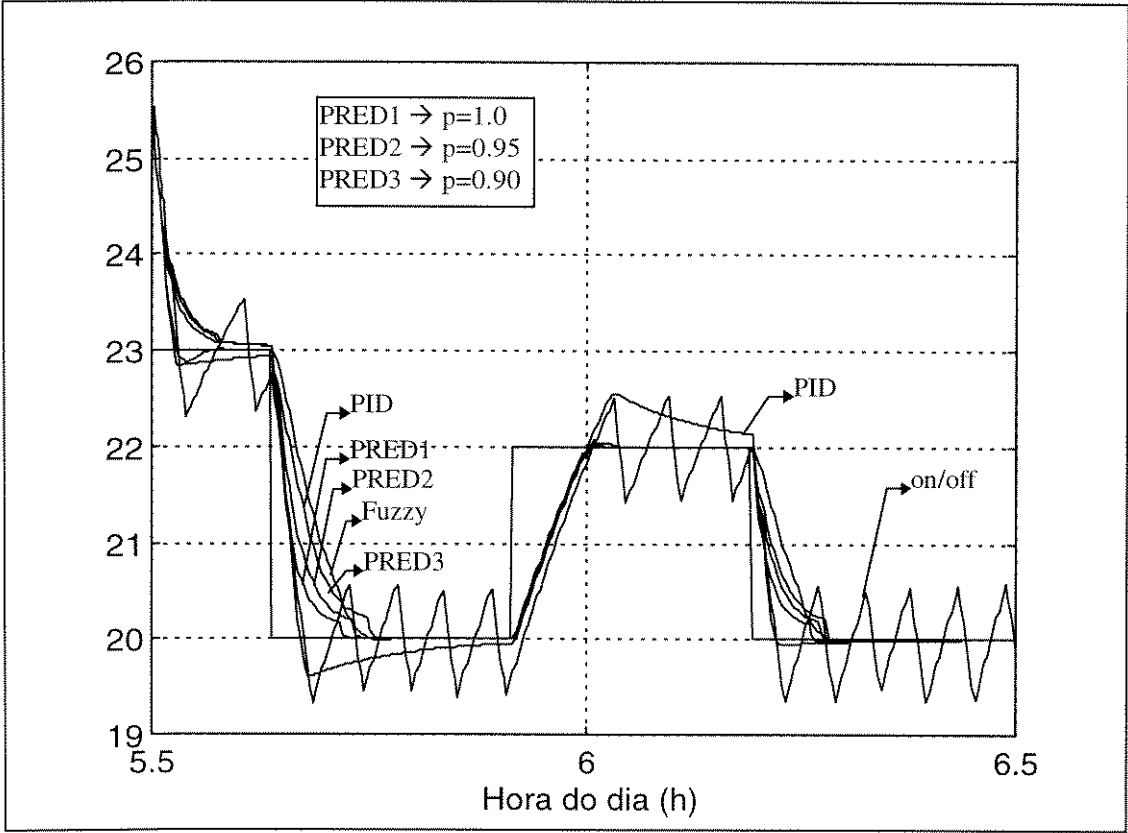
A comparação entre os controladores exige mais do que a comparação de desempenho nos cenários de simulação utilizados na construção dos controladores (capítulo 3), portanto, além dos cenários já apresentados será também utilizado um outro cenário adicional:

- cenário 5 - o objetivo deste cenário é comparar o desempenho das estratégias de controle desenvolvidas em ambiente com parâmetros (dados estruturais) diferentes. O cenário 5 utiliza telhados e paredes de outro tipo de material (*25.4mm wood with 25.4mm insulation* e *101.6mm Common Brick*, respectivamente). O cenário 5 tem o mesmo perfil de temperatura de referência do cenário 1.

7.2 Simulações

Neste item são apresentados os resultados de simulação considerando para tal os cenários 1, 2 e 5. Os critérios para análise de desempenho são os seguintes:

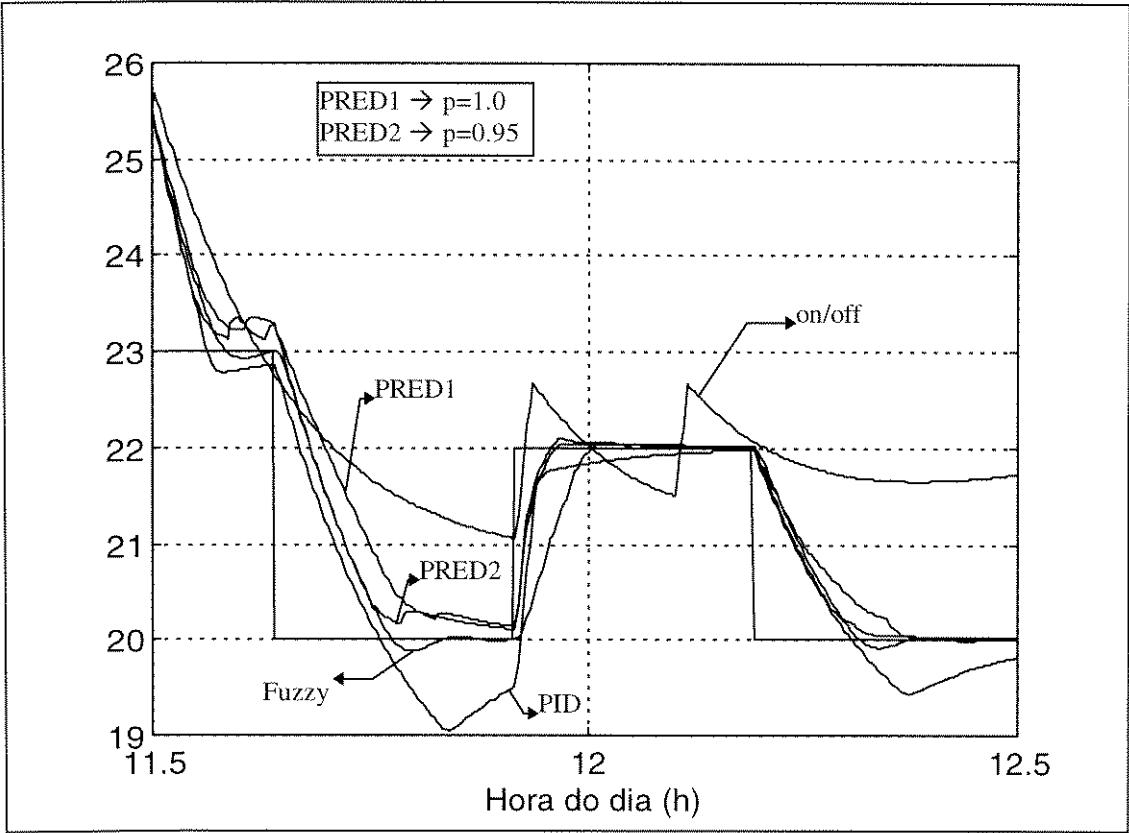
- tempo de subida (descida) - t_r : medido durante a primeira variação da referência; é o tempo em que a temperatura leva para ir de 22.7°C até 20.3°C;
- máxima sobrelevação - sobrelevação máxima ocorrida no horizonte de simulação;
- energia consumida comparada ao on/off - esta medida mostra o consumo de energia tomando a energia consumida pelo sistema controlado pelo controlador on/off como referência, ou seja: $E_r = \frac{E_{Controlador}}{E_{on/off}}$
- erro IAE - integral do erro absoluto durante o horizonte de simulação.



• Figura 7-1 - Simulação no cenário 1

Controlador	Tempo de descida (s)	Máxima sobrelevação (°C)	Energia Consumida Comparada ao on/off	Erro IAE
on/off	-	-	1	186.2
PID	99.5	0.55	0.69	118.0
Nebuloso	266.8	0.1	0.55	128.3
Preditivo (p=1)	167.3	0.06	0.61	94.3
Preditivo (p=0.95)	239.7	0.06	0.57	107.3
Preditivo (p=0.9)	321.1	0.06	0.55	122.7

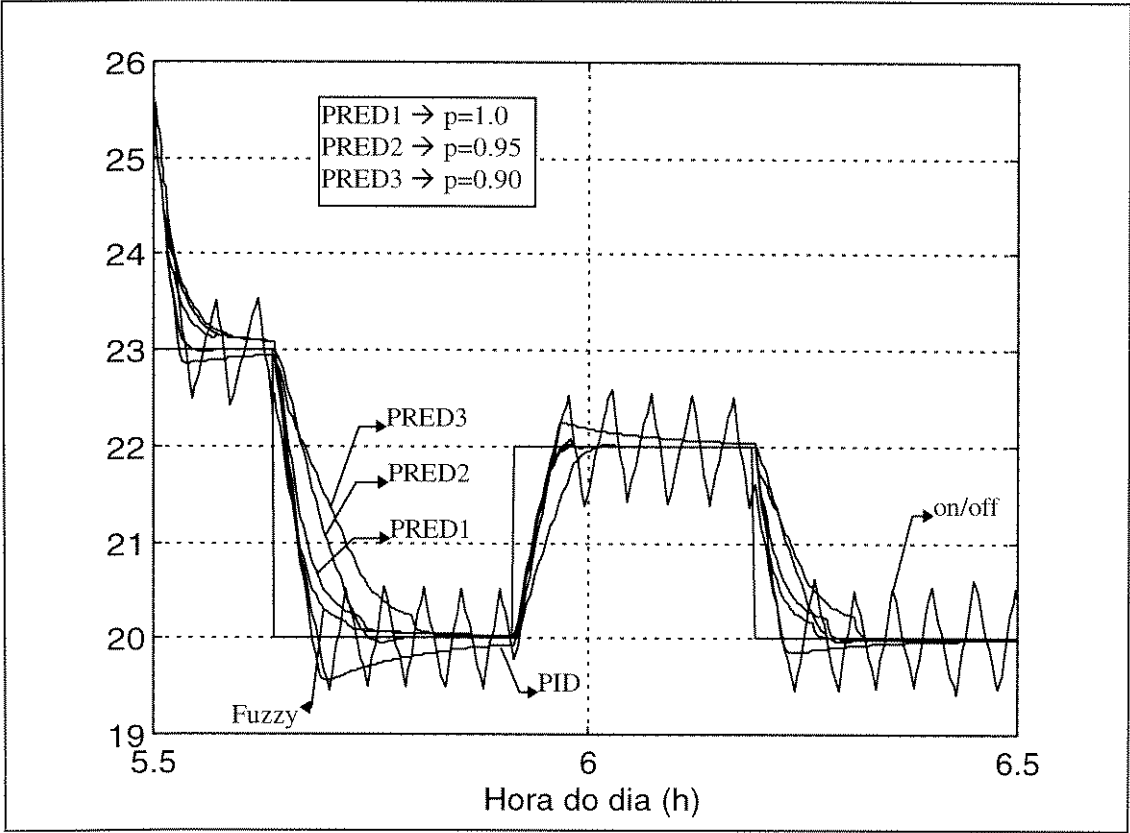
• Tabela 7-7 - Resultados para cenário 1



• Figura 7-2 - Simulação para o cenário 2

Controlador	Tempo de descida (s)	Máxima sobrelevação (°C)	Energia Consumida Comparada ao on/off	Erro IAE
on/off	-	-	1	252.7
PID	352.8	0.94	1.03	212.1
Nebuloso	357.3	0.11	0.99	183.64
Preditivo (p=1)	357.3	0.05	0.98	173.2
Preditivo (p=0.95)	497.5	0.08	0.95	213.0
Preditivo (p=0.9)	-	-	-	-

• Tabela 7-8 - Resultados para cenário 2



• Figura 7-3 - Simulação para o cenário 5

Controlador	Tempo de descida (s)	Máxima sobrelevação (°C)	Energia Consumida comparada ao on/off	Erro IAE
on/off	-	-	1	175.7
PID	126.6	0.43	0.70	106.6
Nebuloso	271.4	0.05	0.61	131.2
Preditivo (p=1)	189.9	0.02	0.64	92.0
Preditivo (p=0.95)	275.9	0.02	0.61	106.4
Preditivo (p=0.9)	502.0	0.07	0.58	153.8

• Tabela 7-9 - Resultados para cenário 5

7.3 Comparações

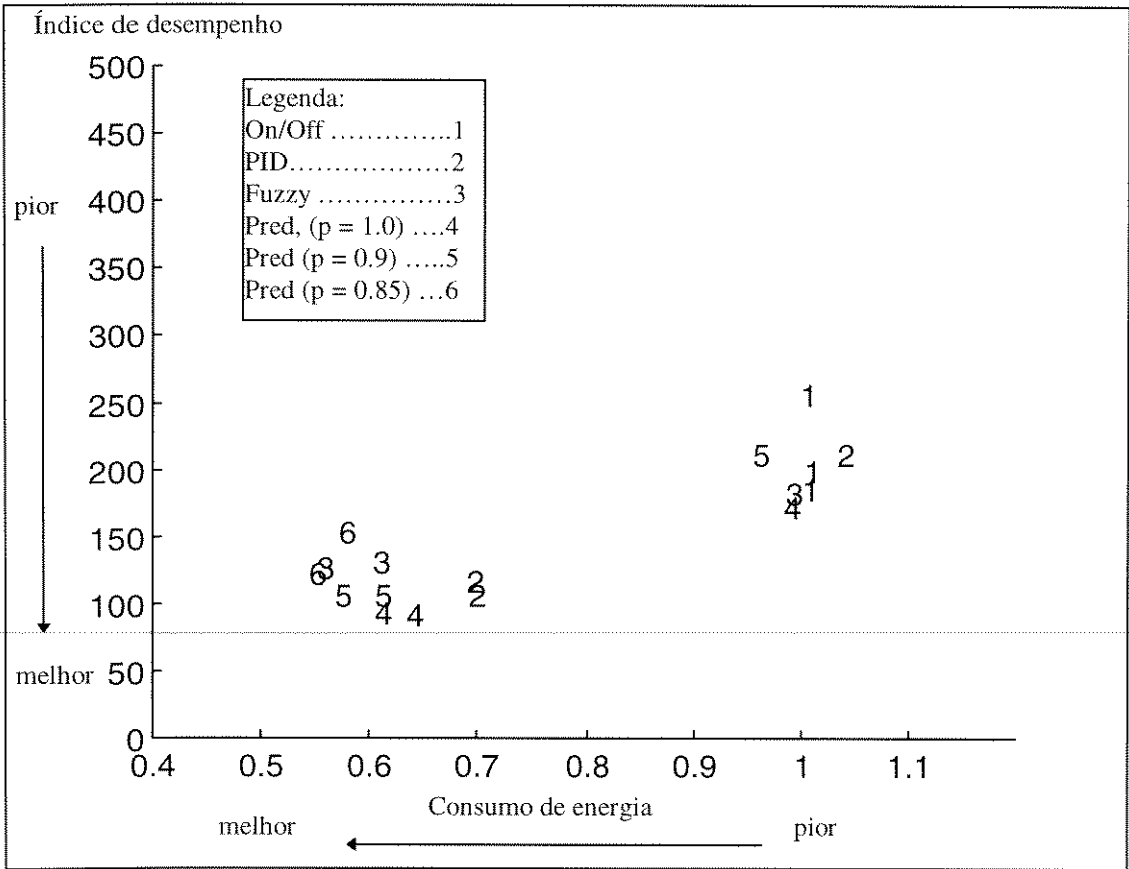
Os gráficos e as tabelas do item anterior nos mostram o comportamento dos controladores para vários cenários de simulação. Entre um cenário e outro, há grandes diferenças no tocante a carga térmica, o regime de temperatura externa e parâmetros de constituição das paredes.

O controlador on/off, não foi capaz de controlar a temperatura no cenário 2 porque a capacidade do compressor *standard* está aquém da necessária para o mesmo. Já o controlador preditivo não foi capaz de controlar a temperatura no mesmo cenário quando p foi ajustado para 0.90. Uma implementação real deve monitorar a evolução da temperatura interna para, em casos de degeneração excessiva de desempenho, aumentar automaticamente o valor do parâmetro p.

O controlador PID obteve bons resultados em todos os cenários de simulação, embora tenha provocado uma grande sobrelevação no cenário 2.

O controlador preditivo mostrou ser eficaz quando o parâmetro p está ajustado em uma faixa que vai de 1 a 0.95. Para $p=1$, ele obteve o melhor desempenho com um consumo de energia melhor que o do PID. Para $p=0.95$, ele alcançou um desempenho comparável ao do PID e com menor consumo de energia.

O controlador nebuloso mostrou um comportamento que tipicamente estabelece um bom compromisso dentre os demais controladores. Seu desempenho é comparável ao controlador preditivo para um valor de p entre 0.95 e 0.90. Isto pode ser observado na Figura 7-4.



• Figura 7-4 - Comparação dos resultados

7.4 Análise qualitativa dos resultados e conclusões

O controlador PID, apesar de não ser o mais eficiente sob o ponto de vista de consumo de energia, mostrou-se uma estratégia de controle eficaz no controle do sistema térmico em questão. Devido à sua simplicidade, ele pode ser implementado com baixo custo, no entanto mostrou-se sensível às variações nas características do ambiente.

Em geral, em sistemas convencionais de controle, um aumento no desempenho implica em uma diminuição na robustez do controlador. O controlador neural preditivo mostrou-se bastante eficiente e robusto. A sua boa robustez se deve à constante adaptação realizada através da rede neural que emula o ambiente. Embora a abordagem através de redes neurais forneça uma boa robustez, um bom ajuste do parâmetro p mostrou-se fundamental. Apesar do grande aumento de eficiência, o controlador neural preditivo é computacionalmente pesado, exigindo maiores custos de implementação.

O controlador nebuloso mostrou ser uma estratégia de controle simples e ao mesmo tempo eficiente e robusta. Apesar de sua sintonização ser simples ao ponto de se tornar intuitiva, seu desempenho é comparável ao do controlador preditivo. Sua implementação é simples devido

ao fato de que ele não é adaptativo. Pode-se gerar uma tabela contendo a superfície da Figura 5-8 e realizar as inferências através de interpolações.

O controlador preditivo permite o ajuste, através do parâmetro p , do desempenho do sistema, este ajuste no caso do controlador PID e do nebuloso não é trivial, para isto seria necessário realizar várias sintonias dos controladores e permitir que o usuário escolhesse entre elas.

Para realizar uma comparação qualitativa entre os controladores, serão utilizados os seguintes critérios, todos podendo assumir a classificação bom, médio ou ruim:

- desempenho - desempenho em relação ao índice IAE e aos critérios de projeto;
- robustez - capacidade de manter a mesma qualidade de desempenho nos três cenários, onde variam a carga térmica e as características do ambiente;
- implementação - facilidade de implementação em casos reais.

Para o controlador on/off, a situação é a seguinte:

- desempenho: ruim. Apesar de sempre manter o erro em torno de $\pm 0.5^{\circ}\text{C}$, o controlador causa muitas oscilações e um consumo de energia elevado;
- robustez - ruim; O compressor utilizado pelo sistema com o controlador on/off tem uma capacidade menor do que o compressor variável. Isto faz com que o controlador não seja capaz de controlar a temperatura interna em algumas situações;
- implementação - bom. A implementação do controlador on/off é simples e barata;

Para o controlador PID, a análise é a seguinte:

- desempenho - médio. Apesar do controlador PID ser capaz de apresentar um bom índice de desempenho, manter o erro próximo de zero em regime, e apresentar um bom índice de consumo de energia, ele ultrapassou o limite de 0.5°C devido a sobrelevação que apresentou;
- robustez - médio. Devido às não linearidades do sistema, o controlador não foi capaz de, com uma única sintonia, operar adequadamente nos três cenários;
- implementação - bom. O controlador PID pode ser implementado analógicamente com custos baixos. A implementação do controlador PID de forma digital também tem um custo baixo devido à simplicidade de seu algoritmo [Fra91];

Para o controlador nebuloso:

- desempenho - bom. O controlador nebuloso foi capaz de fornecer resultados dentro das especificações;
- robustez - bom. Ele foi capaz de, com uma única sintonia, manter o sistema dentro das especificações nos três cenários testados;
- implementação - médio. O algoritmo utilizado no controlador nebuloso pode ser computacionalmente pesado, dependendo da implementação. Uma alternativa, como já dito anteriormente, seria implementar o controlador nebuloso através de uma tabela contendo a superfície de controle da Figura 5-8. Esta abordagem resulta em degradações de performance e, eventualmente, aumento da memória utilizada na implementação, mas torna-se computacionalmente mais leve.

E finalmente, para o controlador neural preditivo:

- desempenho - bom. O controlador neural preditivo foi capaz de fornecer resultados dentro das especificações;
- robustez - bom. Assim como o controlador nebuloso, ele foi capaz de manter o sistema dentro das especificações nos três cenários testados;
- implementação - ruim. O algoritmo utilizado (capítulo 6) é bastante complexo e computacionalmente mais pesado do que o algoritmo do controlador nebuloso.

Resumindo, obtivemos os seguintes resultados:

Controlador	Desempenho	Robustez	Implementação
On/off	ruim	ruim	bom
PID	bom	médio	bom
Nebuloso	bom	bom	médio
Neural preditivo	bom	bom	ruim

• Quadro 7-1 - Resultado da análise qualitativa dos controladores apresentados

A escolha do controlador a ser implementado no sistema depende das disponibilidades de recursos. Para uma implementação de desempenho razoável, não muito amigável¹¹ para o usuário e barata, o controlador PID seria uma boa escolha. Para uma implementação com bom desempenho, não muito amigável para o usuário e relativamente barata, o controlador nebuloso seria uma boa escolha. Para uma implementação com desempenho um pouco mais apurado que nos casos anteriores, amigável com o usuário e cara, o controlador neural preditivo seria uma boa escolha.

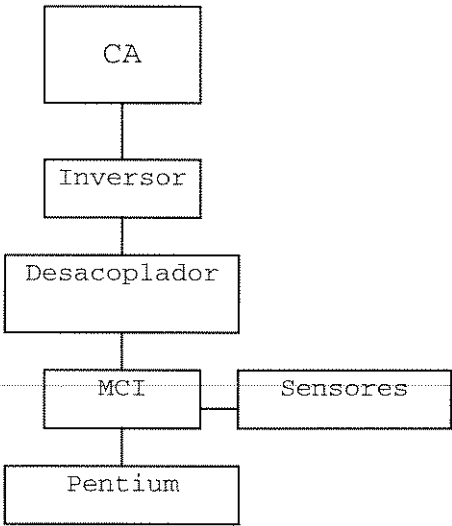
¹¹ Entende-se como um controlador “amigável” aquele que possibilita um fácil ajuste do compromisso entre desempenho e consumo de energia

8. Resultados experimentais

Uma vez realizada a análise no ambiente de simulação, foram realizados experimentos em um protótipo real em laboratório. Foi utilizado um compressor de velocidade variável (VSC - *Variable Speed Compressor*) diferente daquele cujo modelo foi utilizado para as simulações utilizando o Termosim. Isto fez com que todos os controladores fossem novamente ajustados numa etapa de sintonia fina. Esta etapa consumiu alguns meses de trabalho, porém este tempo foi muito pequeno comparado ao que se gastaria para realizar todo o projeto dos controladores em um ambiente real.

8.1 Descrição do hardware utilizado nos experimentos

Esquemáticamente, pode-se observar o sistema utilizado para os experimentos em laboratório na figura a seguir:



• Figura 8-1: Estrutura do hardware utilizado nos experimentos

8.1.1 Descrição do CA VSC

Resumidamente, o protótipo utilizado tinha as seguintes características:

- Rotação mínima do compressor: 30Hz
- Rotação máxima do compressor: 130Hz
- Duas velocidades de ventilação (alta e baixa)
- Capacidade do CA:

Frequência [Hz]	Capacidade de Refr. [BTU/h]	Potência [W]
30	3709	420
90	12458	1575
110	13170	2150

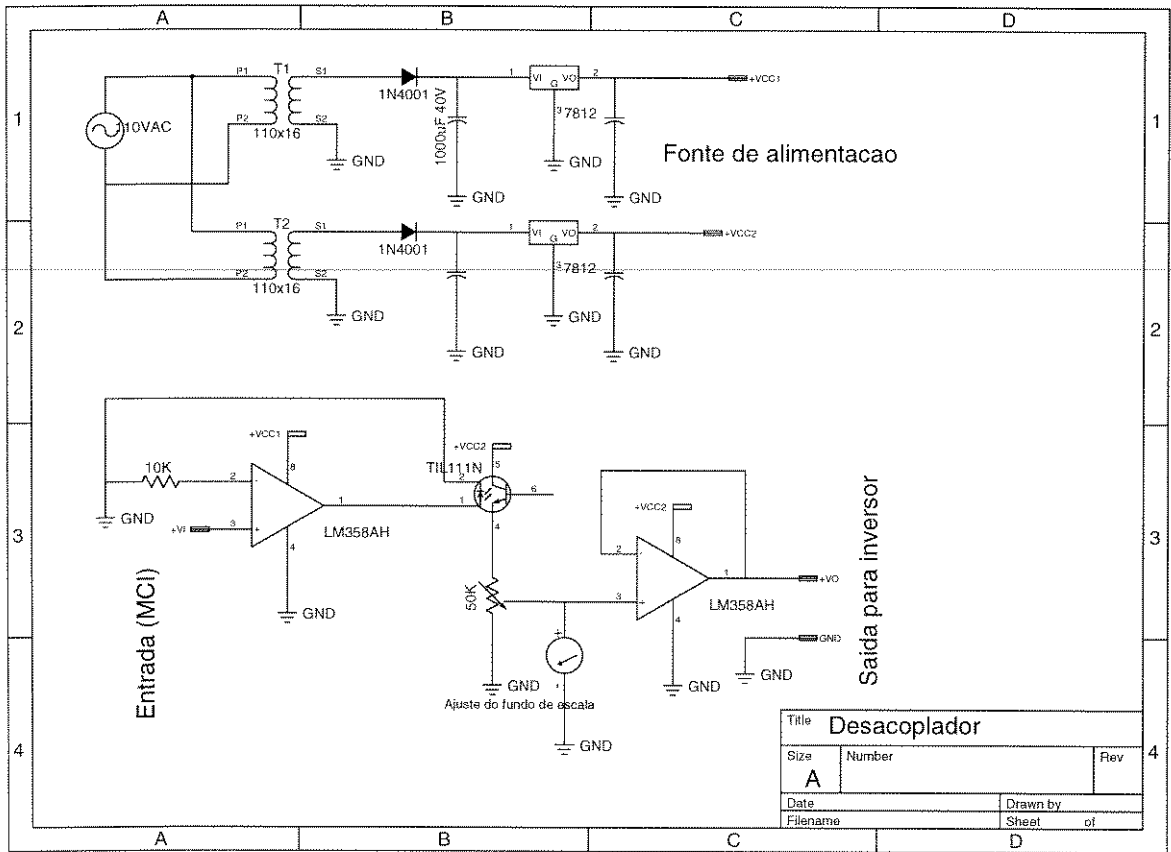
Para todos os experimentos a velocidade do ventilador foi mantida alta devido ao fato de que o trocador de calor utilizado no CA não foi corretamente dimensionado para o compressor de velocidade variável, ocasionando uma grande formação de gelo para altas frequências.

8.1.2 Descrição do Inversor

Para se controlar a rotação do CA foi utilizado um inversor de frequência da ABB modelo ACS 200. Ele é capaz de controlar a velocidade de motores ac trifásicos de 0.55 a 4.0kW. Como alimentação ele aceita de 208 a 240V.

8.1.3 Descrição do desacoplador

O inversor de frequência é um gerador potencial de interferência eletromagnética. Para atenuar sua influência, foi implementado o circuito desacoplador e utilizado um filtro de linha na alimentação dos equipamentos. Pode-se ver o esquemático do circuito desacoplador na Figura 8.2. Antes da utilização deste circuito o ruído no sensor de temperatura tinha uma amplitude média de 4°C e depois esta amplitude caiu para 0.5°C mais um nível de proporcional a velocidade do compressor e posteriormente, com a troca dos sensores caiu para 0.15°C.



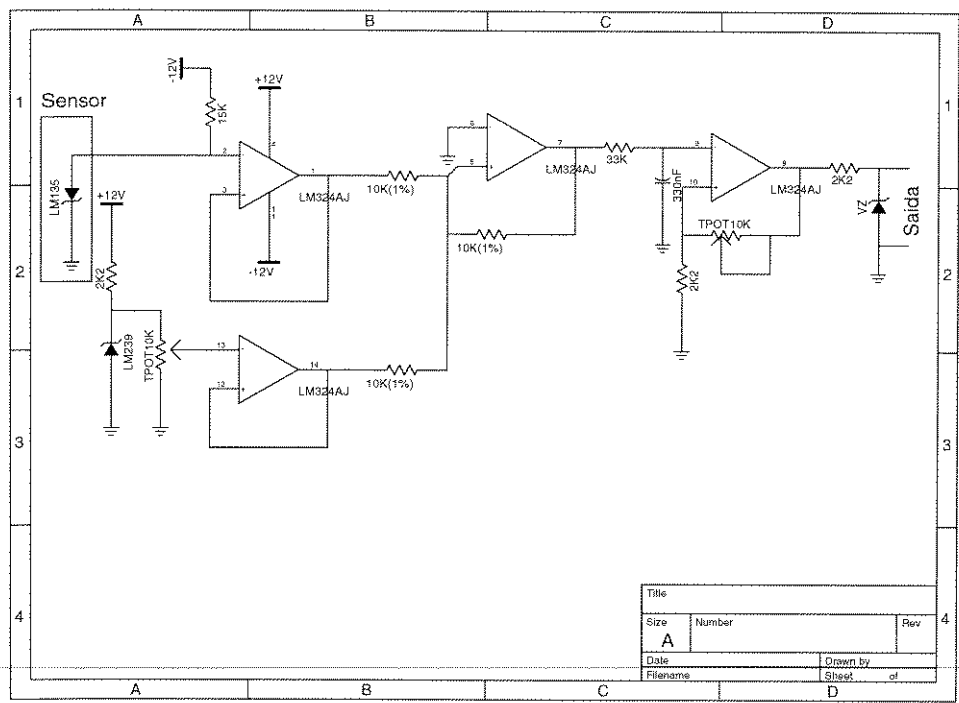
• Figura 8-2: Circuito desacoplador

8.1.4 Descrição do MCI

O MCI é um Micro Controlador Industrial da HI Tecnologia capaz de realizar aquisição e atuação analógico/digital. Ele foi utilizado para realizar a interface entre um micro computador e o inversor de frequência. Alternativamente poderia-se utilizar uma placa de aquisição de dados.

8.1.5 Descrição dos sensores de temperatura

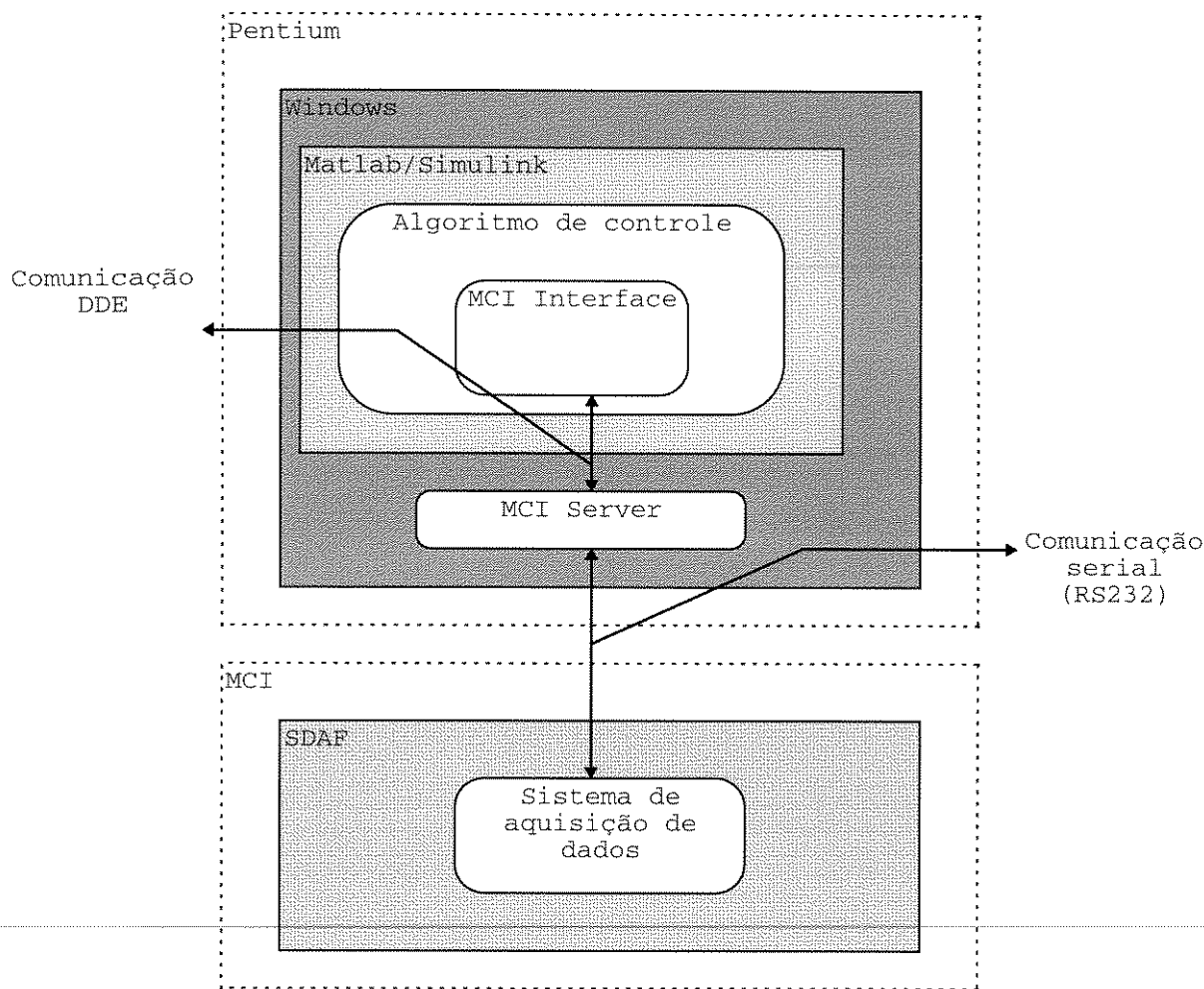
Foram utilizados dois diferentes sensores no decorrer do trabalho. Primeiramente utilizou-se sensores do tipo PT100. Este se mostraram muito sensíveis a ruídos e foram substituídos por sensores LM135. Para tanto foi necessário o desenvolvimento de um circuito condicionador do sinal dos sensores que pode ser visto na Figura 8.3. Este circuito foi primeiramente testado em protoboard e posteriormente implementado em circuito-impresso.



• Figura 8-3: Circuito condicionador do sinal do sensor

8.2 Descrição do software utilizado nos experimentos

A princípio, todas as estratégias de controle desenvolvidas foram previamente ajustadas no Termosim para somente depois serem testadas no protótipo. Como o Termosim foi desenvolvido sobre a plataforma Matlab/Simulink, foi realizada uma interface entre este ambiente e o protótipo real a fim de reaproveitar todo o trabalho realizado no Termosim, agilizando o desenvolvimento. Podemos visualizar os softwares desenvolvidos de forma esquemática na Figura 8-4.



• Figura 8-4: Estrutura do software utilizado no experimento

8.2.1 Descrição do sistema de aquisição de dados

O sistema de aquisição de dados é um programa implementado sobre a plataforma SDAF/MCI que tem por objetivo a constante aquisição de dados, atuação e a realização de um filtro de média entre as quatro últimas medidas. O programa realiza 4 medidas por segundo. Apesar de aparentemente baixa esta velocidade é bastante satisfatória para a aplicação em questão. Poderia-se aumentar esta velocidade substituindo a plataforma SDAF/MCI pela plataforma SPDS/MCI.

8.2.2 Descrição do MCI Server

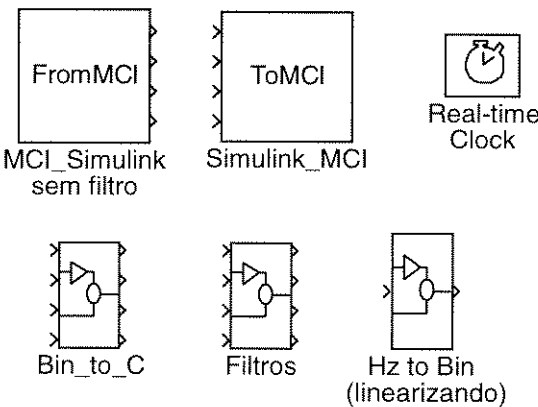
O MCI Server é o processo que executa de forma paralela ao Matlab/Simulink e tem por finalidade a comunicação entre este e o sistema de aquisição de dados. Ele é um servidor DDE (*Dynamic Data Exchange*) que fornece serviços de requisição de dados e de atuação. A sua implementação foi necessária devido a impossibilidade de utilizar os driver de comunicação do MCI dentro do ambiente Matlab/Simulink sem um compilador adequado.

8.2.3 MCI Interface

A interface com o MCI Server dentro do ambiente Matlab/Simulink foi implementada com os seguintes blocos:

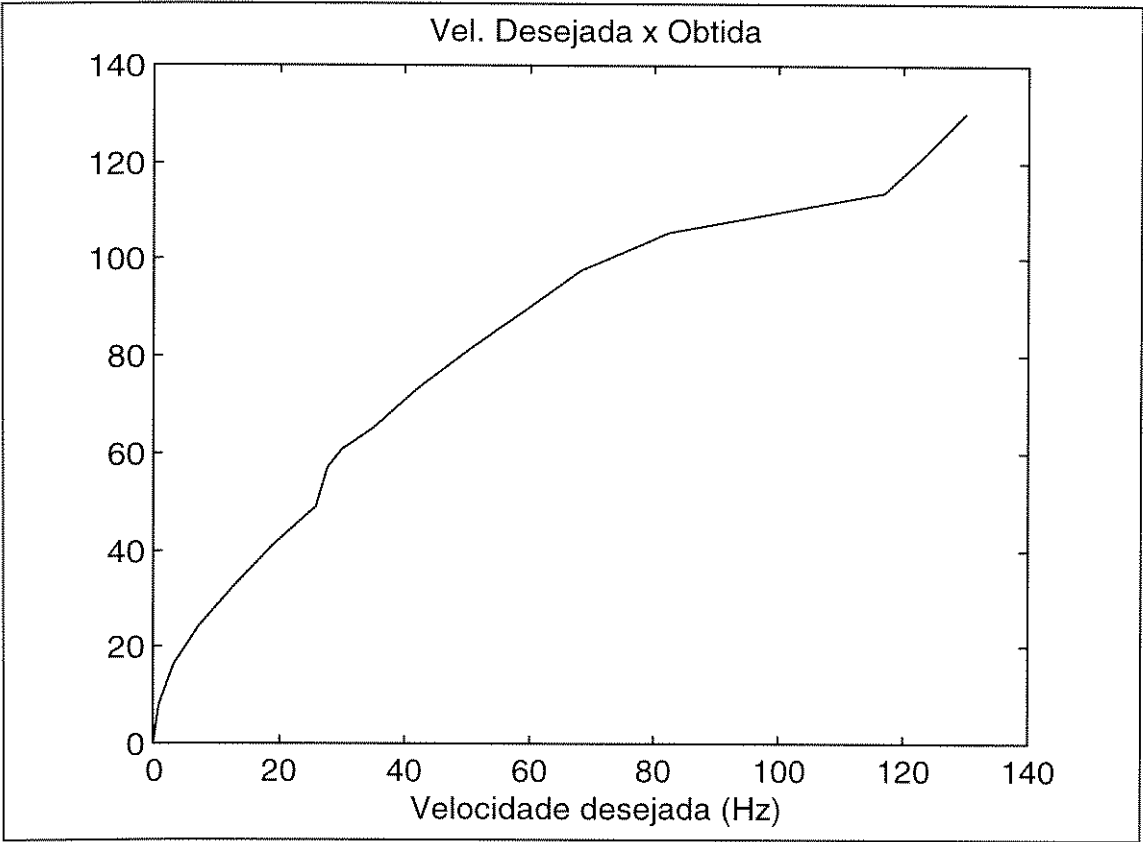
- FromMCI - realiza a comunicação com o MCI Server para pegar dados (aquisição);

- ToMCI - realiza a comunicação com o MCI Server para enviar dados (atuação);
- Real-time Clock - realiza a sincronização entre a simulação e o tempo real. Este programa é de domínio público e pode ser encontrado em <ftp://ftp.mathworks.com>.
- Bin_to_C - Converte o valor lido pelo bloco FromMCI em °C (escalamento);
- Hz_to_Bin - Converte um valor em Hz para o formato utilizado pelo MCI (escalamento);
- Filtros - Realiza uma filtragem através de filtros passa-baixa Butterworth de primeira ordem.



• Figura 8-5: Interface do MCI com o Simulink

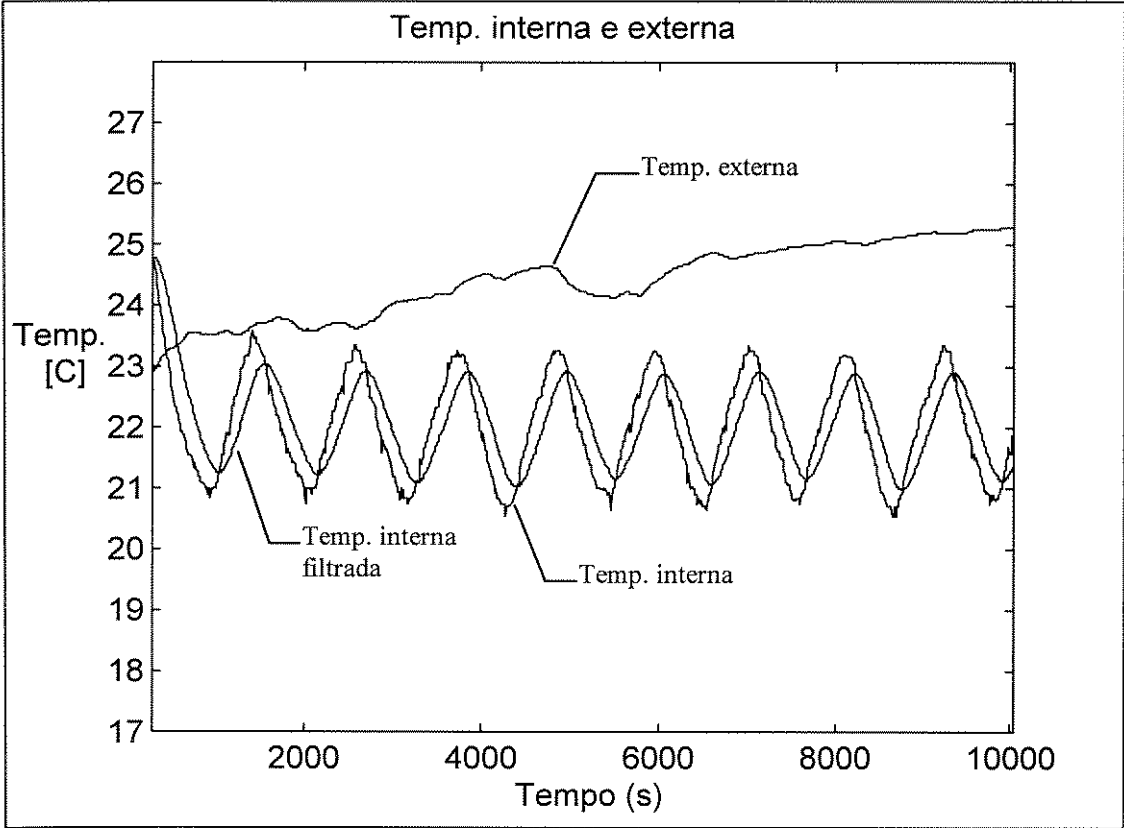
Devido a não linearidades no circuito de desacoplamento, foi necessário levantar a curva característica deste equipamento e realizar uma linearização. Esta curva pode ser vista na Figura 8-6.



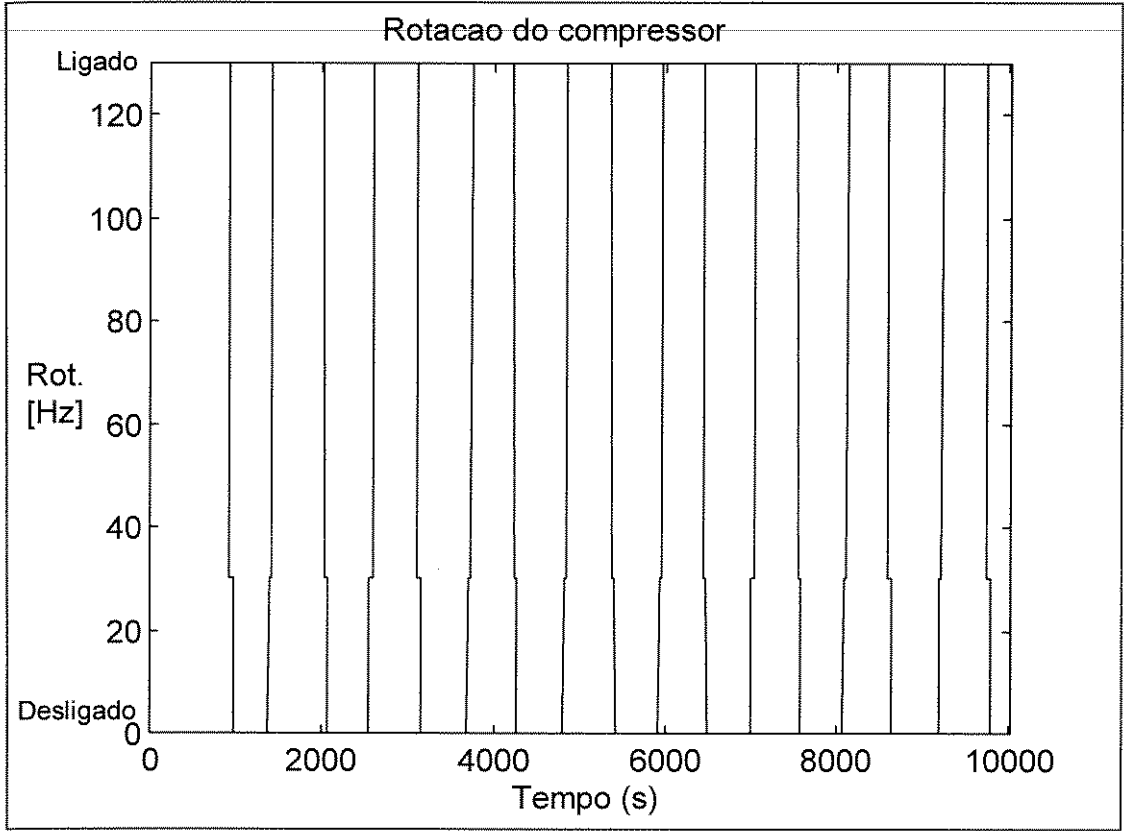
• Figura 8-6 - Curva característica do desacoplador

8.3 Resultado de simulação para o controlador on-off

Foi implementado um controlador on-off com histerese de 0.5°C. O bloco responsável pelo controle (“On/off control”) é o mesmo utilizado no Termosim com a introdução de um tempo mínimo no estado desligado e da adoção de um algoritmo que faz com que o CA permaneça um determinado tempo em 30Hz (velocidade mínima) antes de ir para 130Hz (velocidade máxima).



• Figura 8-7: Resultado de simulação com on-off



• Figura 8-8: Resultado de simulação para controle on-off

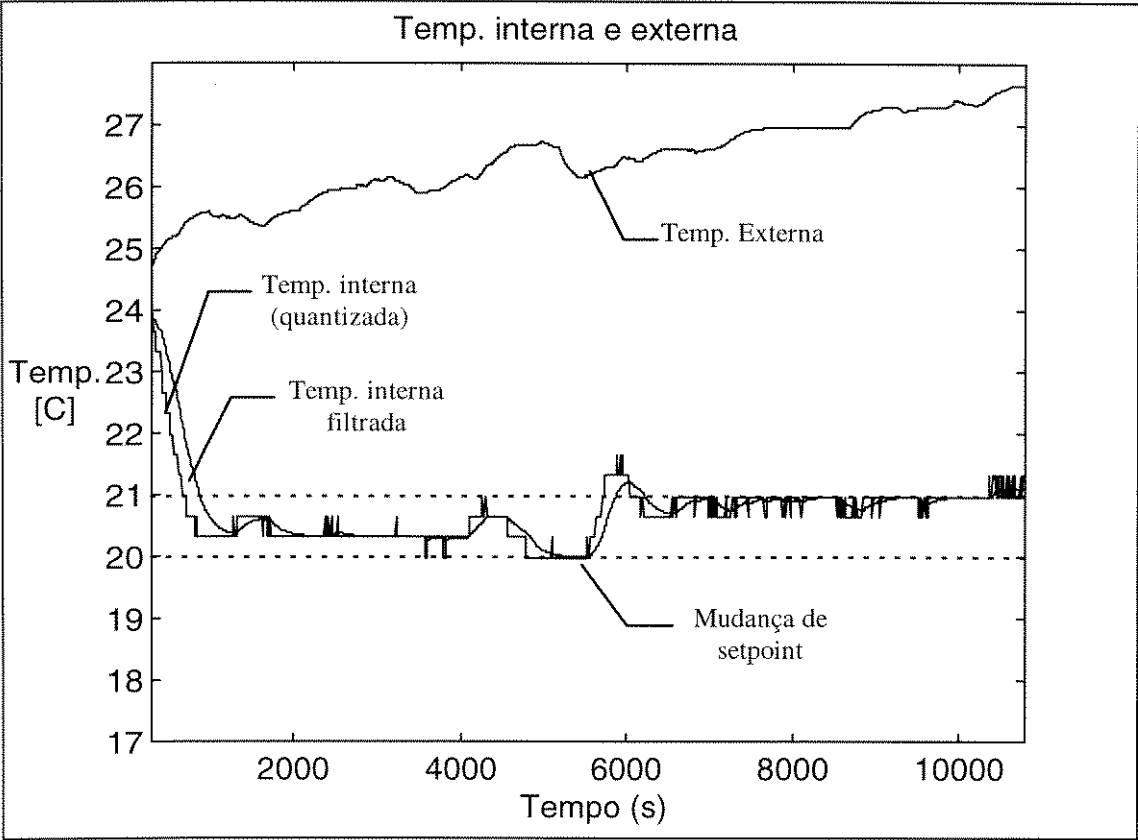
Durante a simulação, observou-se formação de gelo no trocador de calor. Esta formação se deve ao fato de que o trocador de calor foi subdimensionado e que no controlador on/off o compressor permanece muito tempo na sua capacidade máxima. Houve simulações em que o trocador de calor ficou totalmente bloqueado pelo gelo.

8.4 Resultado de simulação para controle PID

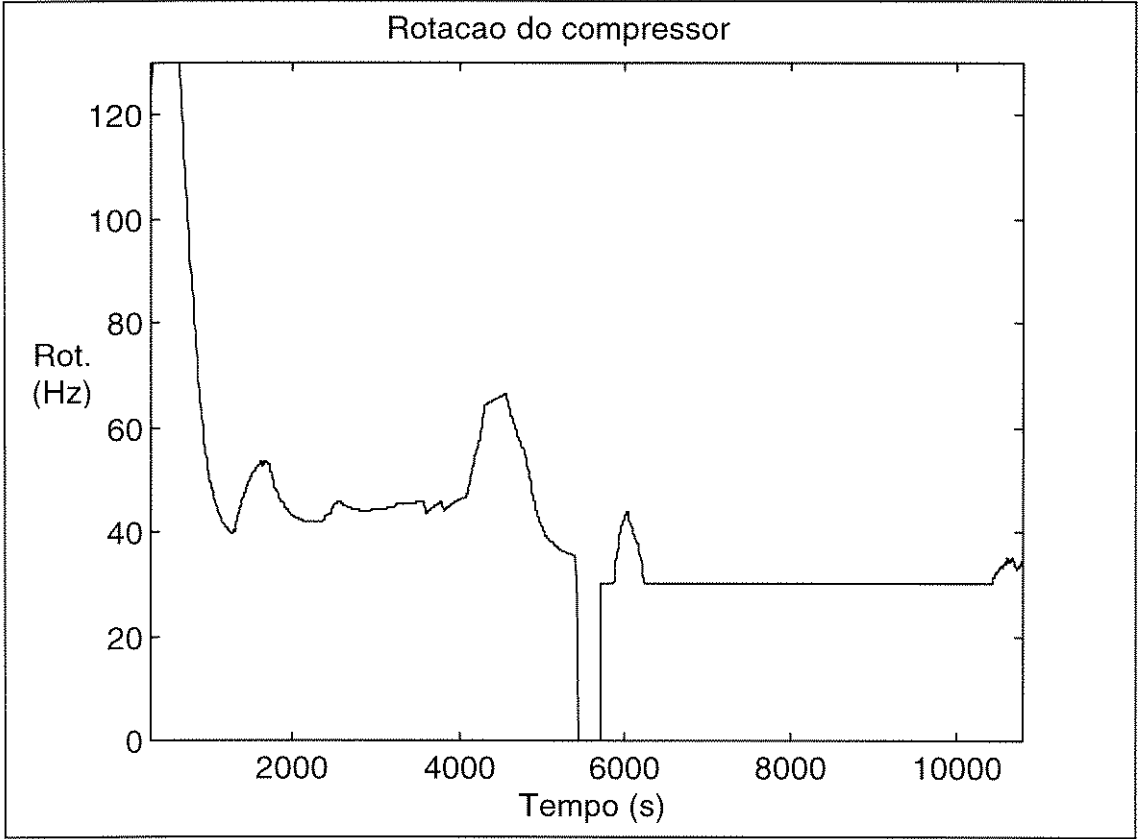
O controlador PID necessitou de uma nova fase de sintonia para apresentar bons resultados. Como já mencionado anteriormente, isto ocorreu devido as diferenças entre os equipamentos utilizados em simulação e na prática. Os parâmetros do controlador para o caso prático são:

- $P=50$;
- $I=0.01$;
- $D=0.4$;

Devido a presença de um ganho derivativo, o controlador PID mostrou-se sensível aos ruídos da medida da temperatura. Para amenizar este problema, foi introduzida uma quantização dos sinais de temperatura além da filtragem. Não foi observada em nenhum experimento a formação de gelo no trocador de calor.



• Figura 8-9: Resultados de simulação para controle PID

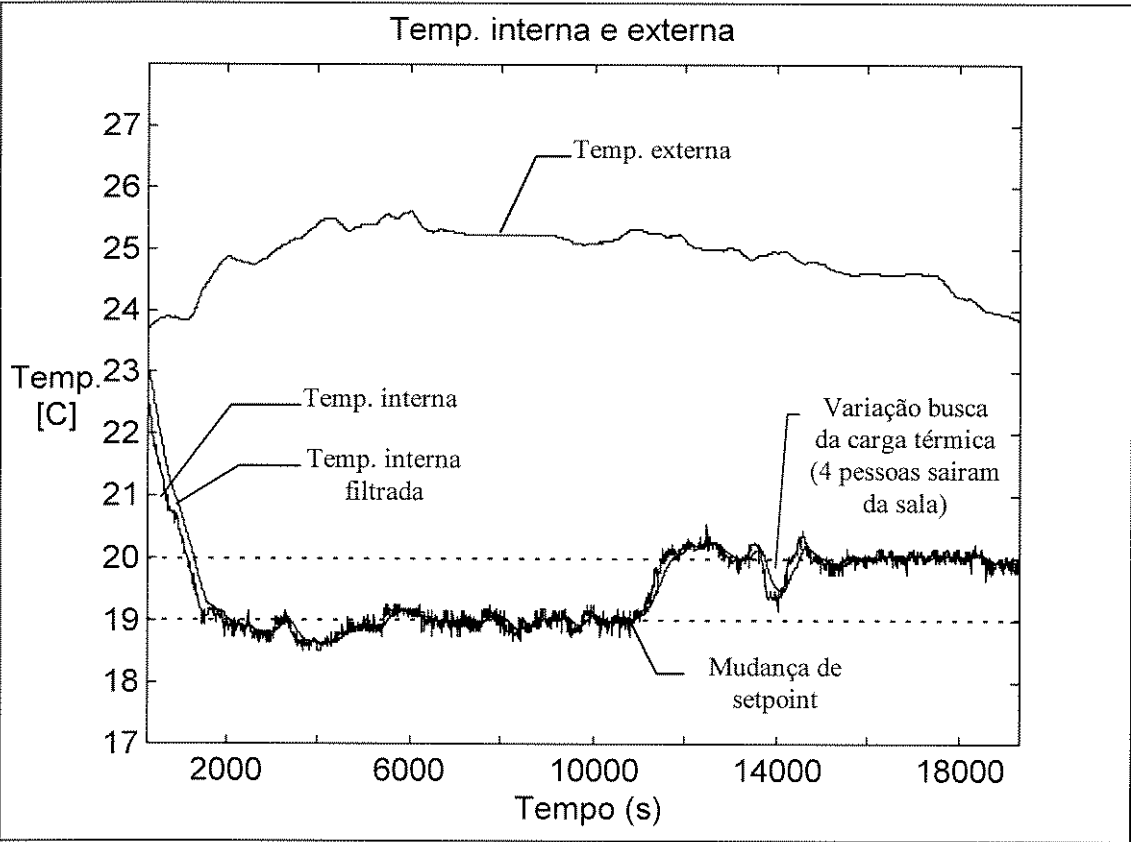


• Figura 8-10: Resultados de simulação para o controle PID

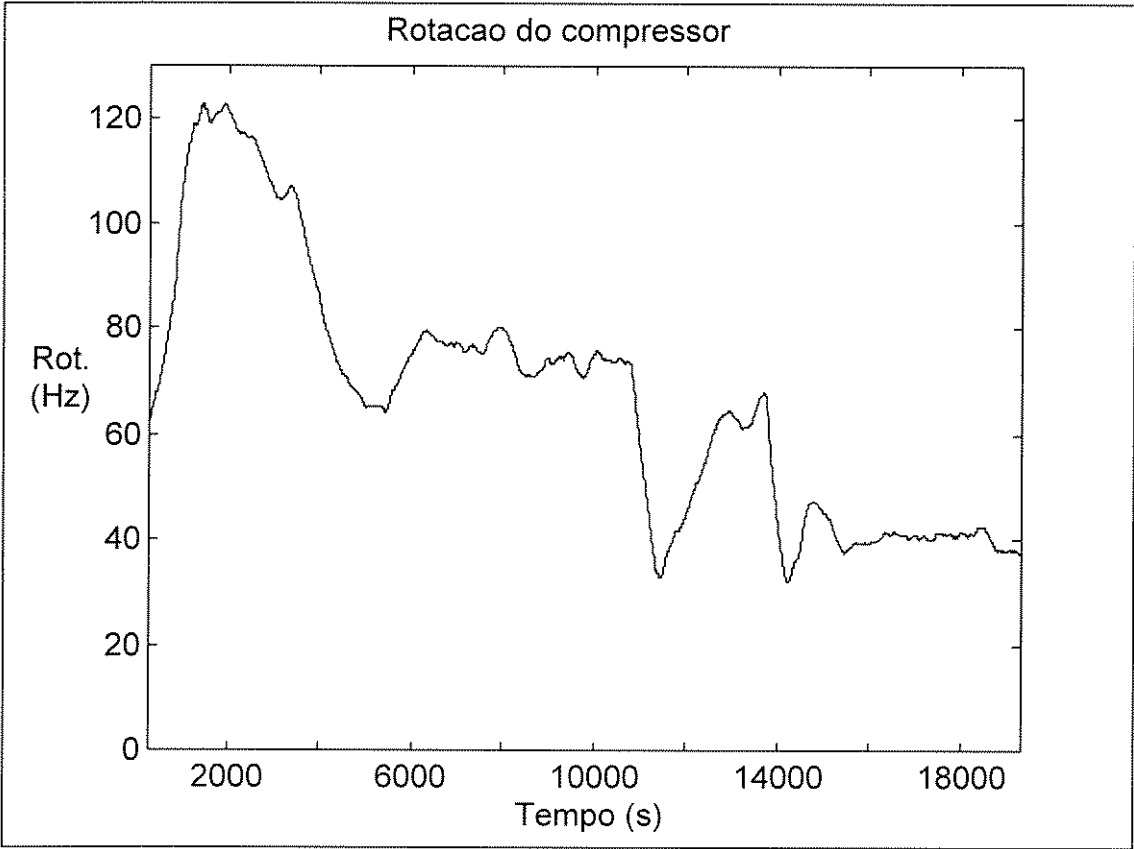
8.5 Resultados de simulação para controle Nebuloso

Da mesma maneira que o controlador PID, o Nebuloso necessitou de uma nova etapa de sintonização. Esta etapa limitou-se a achar ganhos para os universos de discurso previamente estabelecidos, todos os demais parâmetros continuaram os mesmos. Os ganhos utilizados para sintonizar o universo de discurso foram:

- ganho do universo de discurso do gradiente da temperatura: 2.0;
- ganho do universo de discurso do erro da temperatura: 1.5;
- ganho do universo de discurso da variação da velocidade: 0.2.



• Figura 8-11: Resultados de simulação para o controlador Nebuloso

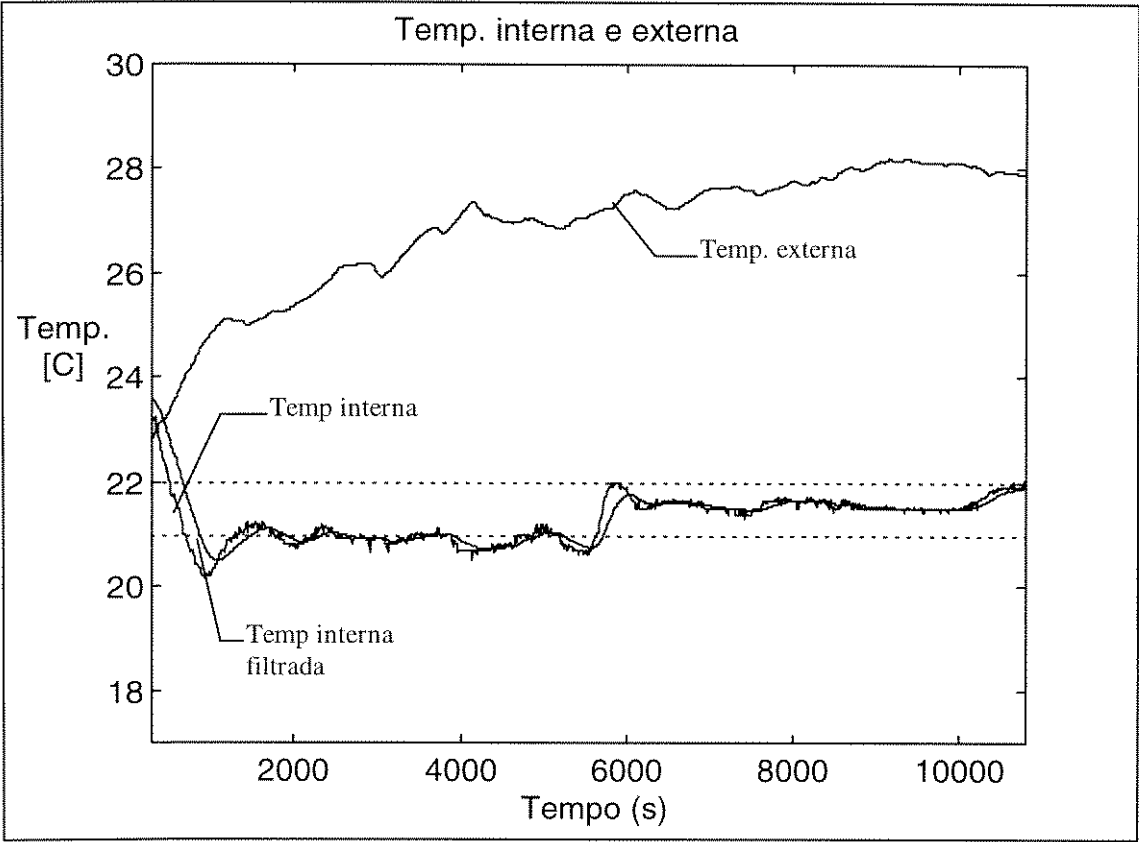


• Figura 8-12: Resultados de simulação para o controlador Nebuloso

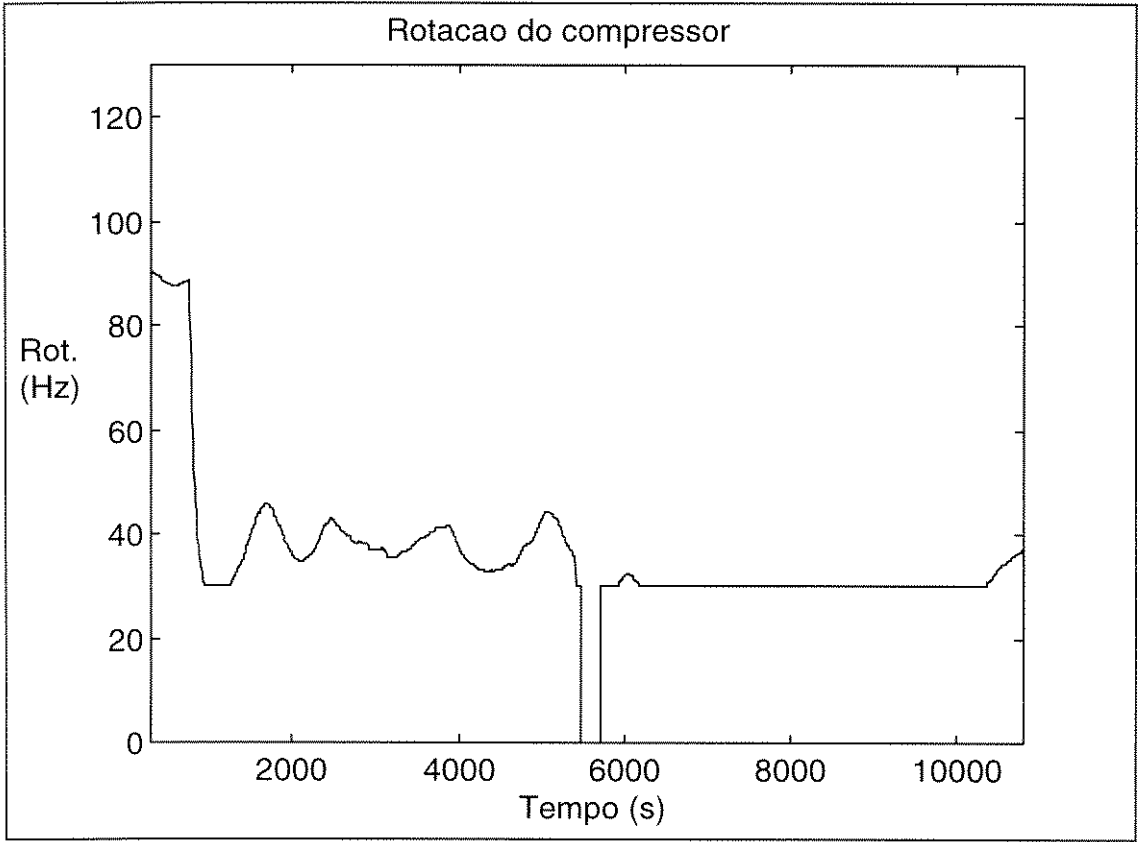
8.6 Resultados de simulação para o controle preditivo

Devido as diferenças entre o modelo utilizado na síntese do controlador preditivo (Termosim) e o modelo do compressor utilizado para as experiências práticas, o controlador preditivo, em teoria, não apresentaria bons resultados. Para se utilizar o controlador preditivo no caso prático seria necessário se conhecer o modelo do equipamento utilizado.

Mesmo sabendo que o resultado não seria o desejado, o controlador preditivo foi utilizado em alguns experimentos. Apesar do resultado não ter sido satisfatório, também não foi de todo ruim.



• Figura 8-13: Resultado de simulação com o controlador preditivo

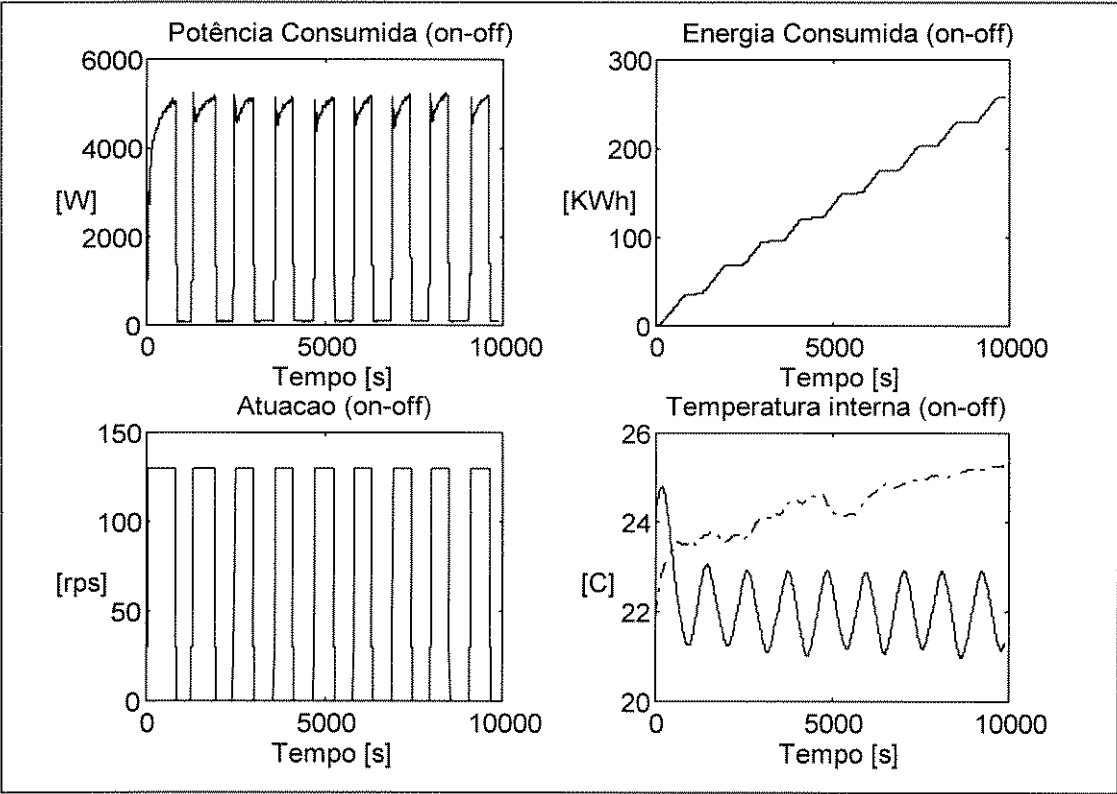


• Figura 8-14: Resultado de simulação com o controlador preditivo

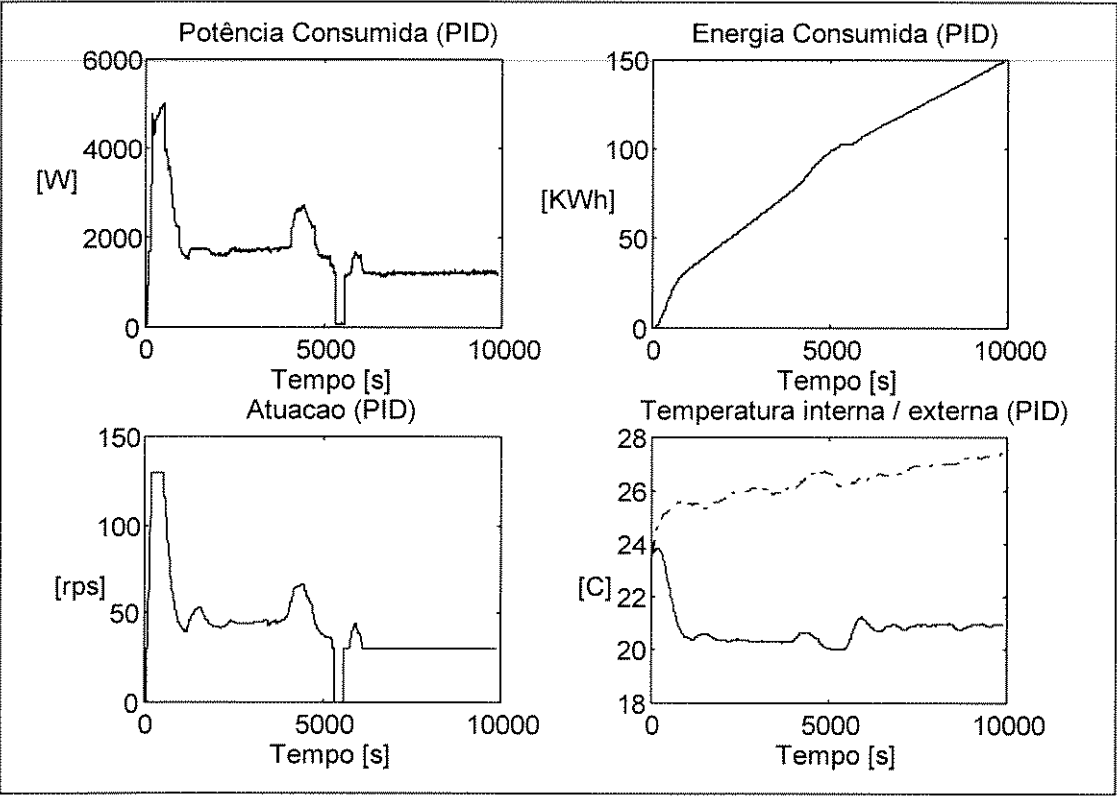
8.7 Consumo de energia

Para realizar medições de consumo de energia foi necessário utilizar um equipamento mais sofisticado do que os medidores comuns devido a grande presença de harmônicas produzidas pelo inversor de frequência. Foi utilizado um osciloscópio conectado a um computador pessoal para amostrar os sinais de corrente e tensão na entrada do circuito (entrada do inversor) 300 vezes num intervalo de 16.67ms a cada 2 s. Os sinais medidos pelo osciloscópio foram isolados do circuito através da utilização de um transformador de tensão e um transformador de corrente. A multiplicação dos sinais de corrente e tensão foi feita pelo próprio osciloscópio, ficando a cargo do software desenvolvido no computador pessoal somente o cálculo da energia consumida e a gravação dos dados em mídia permanente. A calibração dos ganhos introduzidos pelos transformadores foi realizada através de medições em uma carga puramente resistiva.

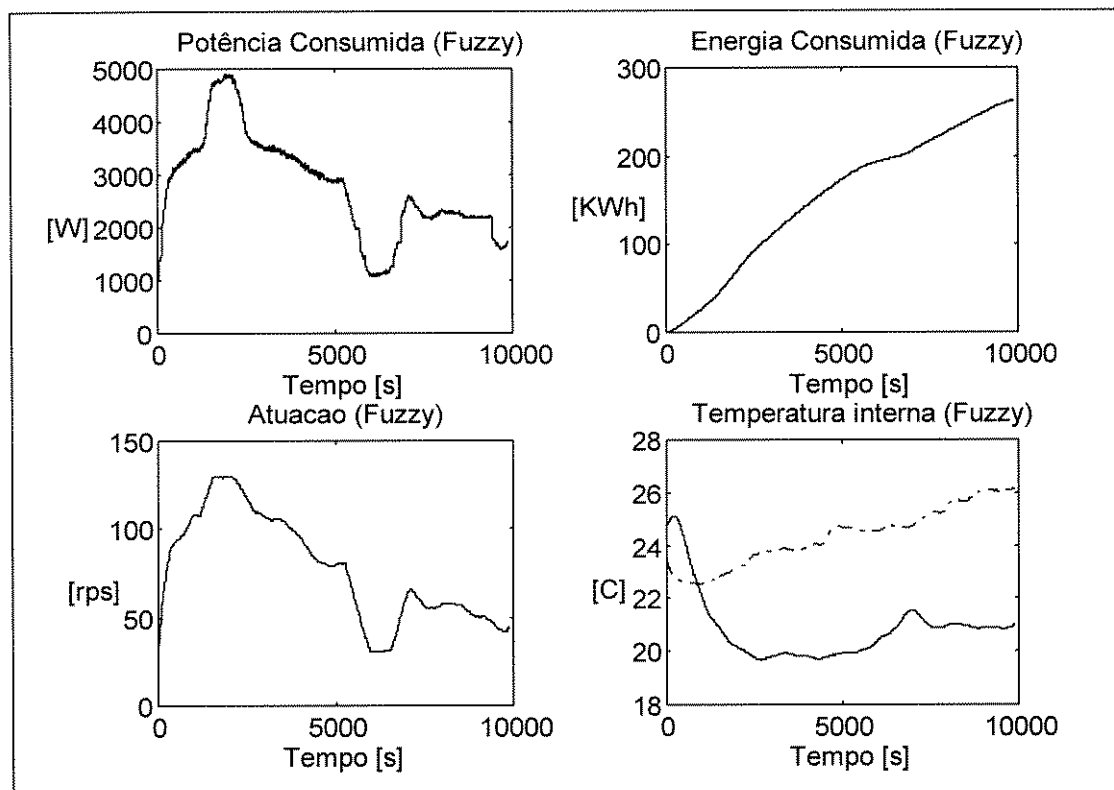
Apesar se ter sido realizada medidas de consumo de energia, não foi possível a comparação entre os resultados obtidos uma vez que é praticamente impossível se repetir a mesma condição operacional em dois ensaios diferentes. Além das condições externas (radiação solar, temperatura, etc.) a ocupação do ambiente e a geração interna de calor por eletrodomésticos comportam-se de forma aleatória durante os experimentos. Portanto nada se pode concluir dos dados que serão apresentados a seguir. Como os resultados do controlador preditivo, no caso prático, não foram muito bons, eles foram excluídos.



• Figura 8-16: Consumo de energia para o controlador on-off



• Figura 8-17: Consumo de energia para o controlador PID



• Figura 8-18: Consumo de energia para o controlador Nebuloso

8.8 Análise dos resultados e conclusão

Os resultados obtidos na prática corresponderam às expectativas. Todas os experimentos realizados foram vítimas de aberturas de porta, ocupação da sala aleatórias e condições meteorológicas variantes. Para uma melhor análise dos resultados e comparação quanto ao consumo de energia seria necessária a utilização de uma cabine de testes com condições de temperatura externa e geração interna de calor controladas. Apesar de não ser possível afirmar nada com certeza a respeito do consumo de energia, pode-se observar claramente o ganho no desempenho em relação ao conforto térmico quando é utilizada uma estratégia de controle diferente da on-off.

O controlador PID mostrou-se, como no simulador, difícil de ser ajustado devido às não linearidades do sistema. Os ganho utilizados no início dos teste (maio) não se mostraram adequados no final no inverno, necessitando um novo ajuste. Infelizmente não é possível testar os ganho atuais no inverno novamente, ficando esta tarefa como trabalhos futuros.

O controlador Nebuloso por sua vez, aparentemente mostrou-se eficiente em qualquer situação. Novamente, para poder afirmar com certeza a sua eficácia, seria necessário realizar simulações em condições controladas.

Apesar de não se dispor dos dados necessários para a implementação do controlador preditivo na prática, ele foi experimentado e apresentou, como esperado, resultados não muito bons. Nos melhores resultados ele controlava com um erro em regime muito grande e nos piores ele demorava para convergir tempo o suficiente para formar gelo no trocador de calor. Nunca aconteceu dele oscilar devido a presença do controlador PID responsável pela convergência em regime.

9. Conclusão

Neste trabalho foi apresentada uma abordagem baseada no paradigma da computação flexível para a simulação e controle de sistemas não lineares. Mais especificamente, foi abordada uma classe de sistemas térmicos para aquecimento, ventilação e condicionamento de ar (HVAC).

Foi desenvolvido, através do uso de redes neurais artificiais, um simulador de um ambiente com um condicionador de ar [Gon95-1]. Este simulador permitiu o teste e o desenvolvimento de diferentes estratégias de controle, além da on/off que é utilizada nos condicionadores de ar comercialmente disponíveis. Sem a utilização deste simulador, isto seria praticamente inviável devido aos custos de se realizar um ambiente propício para o teste em um protótipo real. As estratégias de controle testadas foram:

- On/off ;
- PID;
- Controle nebuloso;
- Controle neural preditivo.

No capítulo 7 a performance dos diferentes controladores foram testadas através da utilização de vários cenários de simulação. Estes cenários possibilitaram a comparação do desempenho dos controladores em diferentes situações de carga térmica e constituição do ambiente.

Também no capítulo 7, os controladores estudados foram comparados de forma a facilitar a escolha da estratégia de controle que pode ser mais convenientemente implementada em sistemas reais.

No capítulo 8 foi apresentada uma implementação das estratégias de controle desenvolvidas em um protótipo real. Não foi possível realizar comparações efetivas com os resultados obtidos devido a falta de condições adequadas para se realizar testes e simulações.

Os próximos desenvolvimentos, dando continuidade a este trabalho, incluem:

- realizações de simulações durante um longo período para se obter dados suficientes para uma análise entre os controladores implementados no protótipo real do sistema;
- implementação de um preditor para a temperatura interna baseado nos dados obtidos do protótipo real, possibilitando a implementação do controle preditivo para o mesmo;
- implementação e testes do controlador preditivo no protótipo real;
- implementação de um hardware dedicado para o controle e testes do CA VSC;
- porte das estratégias de controle para este hardware.

10. Anexos

Descrição	01:00	02:00	03:00	04:00	05:00	06:00	07:00	08:00	09:00	10:00	11:00	12:00	13:00	14:00	15:00	16:00	17:00	18:00	19:00	20:00	21:00	22:00	23:00	24:00
Steel sheet with 25.4mm insulation	0	-1	-2	-2	-3	-2	3	11	19	27	34	40	43	44	43	39	33	25	17	10	7	5	3	1
25.4mm wood with 25.4mm insulation	3	2	0	-1	-2	-2	-1	2	8	15	22	29	35	39	41	41	39	35	29	21	15	11	8	5
101.6mm 1.w. concrete	5	3	1	0	-1	-2	-2	1	5	11	18	25	31	36	39	40	40	37	32	25	19	14	10	7
50.8mm h.w. concrete with 25.4mm insulation	7	5	3	2	0	-1	0	2	6	11	17	23	28	33	36	37	37	34	30	25	20	16	12	10
25.4mm wood with 50.8mm insulation	2	0	-2	-3	-4	-4	-4	-2	3	9	15	22	27	32	35	36	35	32	27	20	14	10	6	3
152.4mm 1.w. concrete	12	10	7	5	3	2	1	0	2	4	8	13	18	24	29	33	35	36	32	28	24	19	16	18
63.5mm wood with 25.4mm insulation	16	13	11	9	7	6	4	3	4	5	8	11	15	19	23	27	29	31	31	30	27	25	22	19
203.2mm 1.w. concrete	20	17	14	12	10	8	6	5	4	4	5	7	11	14	18	22	25	28	30	30	29	27	25	22
101.6mm 1.w. concrete with 25.4mm insulation	14	12	10	8	7	5	4	4	6	8	11	15	18	22	25	28	29	30	29	27	24	21	19	16
63.5mm wood with 50.8mm insulation	18	15	13	11	9	8	6	5	5	5	7	10	13	17	21	24	27	28	29	29	27	25	23	20
roof terrace system	19	17	15	14	12	11	9	8	7	8	8	10	12	15	18	10	22	24	25	26	25	24	22	21
152.4mm 1.w. concrete with 25.4mm insulation	18	16	14	12	11	10	9	8	8	9	10	12	15	17	20	22	24	25	25	25	24	22	20	19
101.6mm wood with 25.4mm insulation	21	20	18	17	15	14	13	11	10	9	9	9	10	12	14	16	18	20	22	23	24	23	22	22

• Tabela 10-1 - CLTD para telhados

Grupo E	SW	15	14	12	10	9	8	6	5	5	4	4	4	5	5	7	9	12	15	18	20	21	21	20	19	17
	W	17	15	13	12	10	9	7	6	5	5	5	5	6	6	6	8	10	13	17	20	22	23	22	21	19
	NW	14	12	11	9	8	7	6	5	4	4	4	4	5	6	6	7	8	10	12	15	17	18	17	16	15
	N	7	6	5	4	3	2	2	2	3	3	3	3	5	6	7	8	10	10	11	12	12	11	10	9	8
	NIE	7	6	5	4	3	2	3	5	8	11	13	14	14	14	14	14	14	15	14	14	13	12	11	9	8
	E	8	7	6	5	4	3	3	6	10	15	18	20	21	20	21	20	19	18	18	17	15	14	12	11	9
	SE	8	7	6	5	4	3	3	4	7	10	14	17	19	20	20	20	20	19	18	17	16	14	13	11	10
	S	8	7	6	5	4	3	2	2	2	3	5	7	10	14	16	18	18	19	17	16	14	13	11	10	17
	SW	12	10	8	7	6	4	4	3	3	3	3	4	5	7	10	14	18	21	24	25	24	22	19	17	14
	W	14	12	10	8	6	5	4	3	3	4	4	4	5	6	8	11	15	20	24	27	27	25	22	19	16
Grupo F	NW	11	9	8	6	5	4	3	3	3	3	3	4	5	6	7	9	11	14	18	21	21	20	18	15	13
	N	5	4	3	2	1	1	1	2	3	4	5	6	8	9	11	12	12	12	14	14	14	11	9	7	6
	NIE	5	4	3	2	1	1	3	8	13	16	17	16	16	15	15	15	15	15	14	13	12	10	9	7	6
	E	5	4	3	2	2	1	4	9	16	21	24	25	24	22	20	20	19	18	17	15	13	11	10	8	7
	SE	5	4	3	2	2	1	2	6	10	15	20	23	24	23	20	22	20	19	17	16	14	12	10	8	7
	S	5	4	3	2	2	1	1	1	2	4	7	11	15	19	21	22	21	21	19	17	15	12	10	8	7
	SW	8	6	5	4	3	2	1	1	2	3	4	6	10	14	20	24	28	30	30	29	25	20	16	13	10
	W	9	7	5	4	3	2	2	2	2	3	4	6	8	11	16	22	27	32	33	33	30	24	19	15	12
	NW	8	6	4	3	2	2	1	1	2	3	4	6	7	9	12	15	19	24	26	26	24	20	16	12	10
	N	2	1	0	0	0	1	4	5	5	7	8	10	12	13	13	14	14	15	12	8	6	5	4	3	3
Grupo G	NIE	2	1	1	0	0	5	15	20	22	20	16	15	15	15	15	15	14	12	10	8	6	5	4	3	3
	E	2	1	1	0	0	6	17	26	30	31	28	22	19	17	17	16	15	14	12	10	8	6	5	4	3
	SE	2	1	1	0	0	3	10	18	24	27	28	27	23	20	18	16	15	13	13	11	8	7	5	4	3
	S	2	1	1	0	0	0	1	3	7	12	17	22	25	26	24	21	17	14	14	11	8	7	5	4	3
	SW	3	2	2	1	0	0	1	3	4	6	9	14	21	28	33	35	34	29	29	20	13	10	7	6	4
	W	4	3	2	1	1	1	1	3	5	6	8	10	15	23	31	37	40	37	27	27	16	11	8	6	5
	NW	3	2	1	1	0	0	1	3	4	6	8	10	12	15	20	26	31	31	23	23	14	10	7	5	4

• Tabela 10-2 - CLTD para paredes

Número de horas após o instante em que as luzes foram ligadas																								
Classificação "b"	00:00	01:00	02:00	03:00	04:00	05:00	06:00	07:00	08:00	09:00	10:00	11:00	12:00	13:00	14:00	15:00	16:00	17:00	18:00	19:00	20:00	21:00	22:00	23:00
A	0,04	0,58	0,66	0,73	0,78	0,82	0,86	0,89	0,91	0,93	0,94	0,95	0,96	0,42	0,34	0,27	0,22	0,18	0,14	0,11	0,09	0,07	0,06	0,05
B	0,11	0,65	0,68	0,72	0,74	0,77	0,79	0,81	0,83	0,85	0,86	0,88	0,89	0,35	0,32	0,28	0,26	0,23	0,21	0,19	0,17	0,15	0,14	0,12
C	0,15	0,69	0,71	0,73	0,75	0,76	0,78	0,79	0,8	0,81	0,83	0,84	0,85	0,3	0,29	0,27	0,25	0,24	0,22	0,21	0,2	0,19	0,17	0,16
D	0,18	0,72	0,73	0,74	0,75	0,76	0,76	0,77	0,78	0,78	0,79	0,8	0,8	0,26	0,25	0,24	0,24	0,23	0,22	0,22	0,21	0,2	0,2	0,19

• Tabela 10-3 - CLF quando as luzes ficam acessas por 12 horas

11. Referências Bibliográficas

[Ash00] - "ASHRAE Handbook, Fundamentals Volume", American Society of Heating, Refrigerating and Air-Conditioning Engineers, Atlanta, Ga., 1985

[Ash01] - "ASHRAE Fundamentals Handbook", 1985, capítulo 26 tabela 2.

[Ash02] - "ASHRAE Fundamentals Handbook", 1985, capítulo 27

[Ash03] - "ASHRAE Fundamentals Handbook", 1985, capítulo 27 tabelas 18 a 26.

[Ash04] - "ASHRAE Fundamentals Handbook", 1985, capítulo 26 tabela 9.

[Baz93] - Bazaraa, M.S., Sherali, H.D., Shetty, C.M., "Nonlinear Programming - Theory and algorithms", 2nd edition, John Wiley & Sons Inc., New York, 1993, pp. 270-275

[Che93] - Checkoway, C., Kirk, K., Sullivan, D., Townsend, M., "SIMULINK User's Guide". The Math Works Inc., Natick, Massachusetts, 1993.

[Cla87] - Clarke, D.W., Mohtadi, C., Tuffs, P.S., "Generalized Predictive Control, Part I. The Basic Algorithm", Automatica, Vol. 23, pp.137-148., 1987

[Cur93] - Curtis, P.S., Kreider, J.F., Brandemuehl, M.J., "Adaptive control of HVAC processes using predictive neural networks", ASHRAE Transactions, Vol. 99(1), 1993.

[Dom83]- Domanski, P., Didion, D.A., "Computer Modelling of the Vapor Compression Cycle with Constant Flow Area Device", Building Science Series 155, National Bureau of Standards, Washington D.C., 1983.

[Dud79]- Duda, R. O., Gaschnig, J., and Hart, P. E., "Model design in the PROSPECTOR consultant system for mineral exploration", Expert Systems in the Microelectronics Age, Edinburgh, Scotland: Edinburgh University Press, 1979, pp153-167.

[Fra91] - Franklin, G. F., Powell, J. D., Emami-Naeini, A., "Feedback Control of Dynamic Systems", 2nd. edition, Addison-Wesley Publishing Co., NY, 1991.

[Gom94] - Gomide, F.A.C., Gudwin, R.R., "Modelagem, controle, sistemas e lógica fuzzy", Controle & automação, Vol.4, n°3, Set/Out 1994.

[Gon95-1] - Gonçalves, R.A., Loureiro, R., Marques, M., "Neuro Fuzzy Dynamic Simulation and Control of Thermal Systems", proc. of VI IFSA World Congress, Vol. 1, 1995, pp. 429 - 432.

[Gon95-2] Gonçalves, R.A., Loureiro, R., "Fuzzy Controllers in a Dynamic Simulator for Room Air Conditioning", proc. of Computer Design Magazine's 3rd International Conference on Fuzzy-Neural Applications Systems & Tools, San Francisco, November, 1995

[Her91] - Hertz, J., Krogh A., Palmer, R.G., "Introduction to the Theory of Neural Computation", Addison Wesley, Redwood, 1991.

[Hus93] - Hush, D., Horne, B.G., "Progress in Supervised Neural Networks", IEEE Signal Processing Magazine, January 1993, pp.8-39.

[Ima94] - Imaida, T., Hirao, T., Kidokoro, N., Morita A., Kato, T., "Development of fuzzy logic control systems for heat pump air conditioners", Mitsubishi Technical Review, vol. 7, n°3, 1994

[Jon83] - Jones, W.P., "Engenharia de Ar Condicionado", Editora Campus, Rio de Janeiro, 1983.

[Kos92] - Kosko, B., "Neural Networks and Fuzzy Systems - a Dynamical Systems Approach to Machine Intelligence", Prentice Hall, 1992

[Lar80] - Larsen, P. M., "Industrial applications of fuzzy logic control", Int. J. Man Mach. Studies, vol 12, n°1, 1980, pp.3-10

[Lee94] - Lee, C. C., "Fuzzy Logic in Control Systems Fuzzy Logic Controller - Part I", IEEE Transactions on System Man and Cybernetics, Vol. 20, n°2, march/april, 1994, pp 406 - 418.

[Lug93] - Luger, G. F., Stubblefield, W. A., "Artificial Intelligence - Structures and strategies for complex problem solving", 2nd edition, The Benjamin/Cumming publishing company inc., 1993

[Mai85] - Maier, J., Sherif, S. T., "Applications of Fuzzy Set Theory", IEEE SMC, vol. 15, no. 1, 1985, pp175-189

[Mar93] - Marques, M.E., Melo, C., "Assessing the Capability of the HPSIM Program to Simulate Room Air Conditioners", ASHRAE Transactions, Vol.99, part2, 1993.

[Ped89] - Pedrycz, W., "Fuzzy Control and Fuzzy Systems", John Wiley and Sons Inc, NY, 1989.

[Per94] - Perry T.S., "'Green' Refrigerators", IEEE Spectrum, August 1994, pp.25-30.

[Ron93] - Soeteboek, A. R. M., "Predictive Control - a Unified Approach" - Tese de doutorado, Delft University of Technology, 1993

[Sho76] - Shortliffe, E. H. "Computer-based Medical Consultation: MYCIN". New York: Elsevier, 1976

[Tak93] - Takahashi, Y., "Adaptive Predictive Control of Nonlinear Time-Varying Systems using Neural Network", Proc. of IEEE Conf. on Neural Networks, 1993, pp. 1464-1468

[Tan90] - Tanimoto, "The Elements of Artificial Intelligence", Freeman, chapter 7: pp267-309, 1990

[Ter92] - Terano, T., Asai, K., Sugeno, M. - "Fuzzy Systems Theory and Its Applications" - Academic Press - 1992

[Von96] - Zuben, F.J.V., Netto, M.L.A., "Second-order training for recurrent neural networks without teacher forcing", a ser publicado.

[Wal91] - Wallenborg, A.O., "A new self-tuning controller for HVAC systems", ASHRAE Transactions, Vol. 97(1), 1991, pp. 19-25

[Wan91] - Wang, H., Sauber, S., "Saving energy with better capacity control systems", XVII Int. Congress of Refrigeration, Montréal, August 1991, pp.1-10.

[Wid90] - Nguyen, D.H., Widrow, B., "Neural networks for self-learning control systems", IEEE Control Systems, April, 1990, pp. 17-21.

[Wi82] - Stoecker, W.F., "Refrigeração e Ar Condicionado", 1a. edição, McGraw-Hill, São Paulo, 1985

[Yas85] - Yasunobu, S., Miyamoto, S., "Automatic train operation system by predictive fuzzy control", Industrial Applications of Fuzzy Control, Elsevier Science Publication B.V. (North-Holland), 1985, pp. 1-19

[Za94] - Zadeh, L. A., "Soft Computing and Fuzzy Logic", IEEE Software, 11(6), 1994, pp 48-56

[Za96] - Zadeh, L.A., Bellman, R.E., "Local and Fuzzy Logics", Fuzzy Sets, Fuzzy Logic and Fuzzy Systems -Selected Papers by Lotfi A. Zadeh, World Scientific, 1996, pp 283-335.

[Zah90] - Zaheer-uddin, M., "Combined energy balance and recursive least squares method for the identification of system parameters", ASHRAE Transactions, Vol. 96(2), 1990, pp. 239-244

[Zie42] - Ziegler, J. G., Nichols, N. B., "Optimum Settings for Automatic Controllers", Trans. ASME, 1942, 64:759-768.

[Zie53] - Ziebolz, H.,Paynter, H.M., "Possibilities of a Two-Time Scale Computing System for Control and Simulation of Dynamic Systems", Proc. Of the National Electronic Conference, Vol. 9, 1953, pp. 215-223.