



UNIVERSIDADE FEDERAL DE CAMPINA GRANDE
CENTRO DE ENGENHARIA ELÉTRICA E INFORMÁTICA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA

Trabalho de Conclusão de Curso

Filtros de Amostragem na Frequência no Processo de Identificação de Sistemas

Aluna : Isabela Sales Vieira
Orientador: Péricles Rezende Barros

Campina Grande, novembro de 2005



Biblioteca Setorial do CDSA. Fevereiro de 2021.

Sumé - PB



UNIVERSIDADE FEDERAL DE CAMPINA GRANDE
CENTRO DE ENGENHARIA ELÉTRICA E INFORMÁTICA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA

Filtros de Amostragem na Freqüência no Processo de Identificação de Sistemas

Trabalho de Conclusão de Curso
apresentado à Coordenação de Engenharia
Elétrica da UFCG, como parte dos requisitos
à obtenção do título de Engenheira
Eletricista.

Isabela Sales Vieira
Isabela Sales Vieira
Aluna

Péricles Rezende Barros
Péricles Rezende Barros
Orientador

Campina Grande, novembro de 2005

AGRADECIMENTOS

Como não poderia deixar de ser, meu primeiro agradecimento é a Deus, só com o auxílio Dele obtive forças para continuar caminhando em frente, mesmo depois dos maiores tropeços.

Agradeço a meus pais e meus irmãos, Guga e Andrézinho, por constituírem meu “porto seguro”, e por estarem sempre prontos e dispostos a oferecer carinho e apoio nos momentos de desânimo.

Agradeço muito ao meu avô Francisco, grande exemplo de determinação e retidão, homem que admiro e a quem sou muito grata. E também, às minhas avós, Isabel e Procídia, sempre preocupadas em cuidar para que nada me faltasse.

À minha tia Lígia, minha dinda, que sempre foi minha segunda mãe e que mesmo de longe, jamais me deixou sozinha. À tia Andréia, que com sua garra e determinação foi para mim um modelo. Ao Beto e à Anne, que com sorrisos me fizeram ver a vida com mais simplicidade.

Ao meu namorado, Lisandro, por fazer os meus dias mais leves e mais gostosos. E por ter me ensinado a ver a vida de uma maneira mais madura, sem a ansiedade e a inquietação que me acompanhavam antes dele surgir.

Ao meu orientador, professor e amigo, Péricles, por ter confiado no meu trabalho e por ter me apoiado nestes últimos anos.

À minha irmã Georgina e à minha mãe Maria do Carmo, pelo carinho com que sempre cuidaram de mim e à minha irmã Geórgia, que me acompanhou nas situações mais divertidas dos últimos tempos.

À minha grande amiga Fabiana, personificação do alto astral e aos meus amigos e confidentes Wagner e Shigeaki. Às minhas amigonas: Rebeca, Roberta e Lidi Lelé, com as quais dividi muitos momentos e muitas risadas. E a Adail, nossa “fiel escudeira”.

Aos meus inesquecíveis amigos de “cachaça” que fazem parte da minha história, beberam comigo minhas tristezas e minha alegrias, ouviram minhas lamúrias, riram das minhas bobagens e deram um gostinho especial a cada gole de cerveja.

Aos professores que fazem seu trabalho com dedicação, e principalmente, àqueles capazes de enxergar pessoas ao invés de números. E por fim, agradeço também àqueles professores que serviram como contra-exemplo, que com atitudes grosseiras e mesquinhas são um exemplo do que eu jamais gostaria de ser.

ÍNDICE ANALÍTICO

1. <i>Objetivo</i>	1
2. <i>Introdução</i>	1
3. <i>O modelo FSF – Filtro de Amostragem na Frequência</i>	2
3.1. <i>Influência do período de amostragem no modelo FSF</i>	4
3.2. <i>Redução de ordem do modelo FSF</i>	5
4. <i>Estimação dos parâmetros do modelo</i>	6
5. <i>Obtenção da Resposta ao Degrau</i>	7
6. <i>Identificação do módulo Peltier utilizando o modelo FSF</i>	10
6.1. <i>Número de parâmetros do modelo</i>	11
6.2. <i>Redução da ordem do modelo</i>	12
7. <i>Conclusão</i>	16
8. <i>Referências Bibliográficas</i>	17
<i>Anexos</i>	18
<i>ANEXO I – PROGRAMAS EM MATLAB PARA IDENTIFICAÇÃO DO MÓDULO PELTIER</i>	19
1. <i>Função CalcTeta</i>	19
2. <i>Função sfs2step</i>	19
3. <i>Programa principal</i>	20

ÍNDICE DE FIGURAS

<i>Figura 1 - Modelo FSF</i>	4
<i>Figura 2 - Parâmetros do modelo para diferentes períodos de amostragem</i>	5
<i>Figura 3 - Parte real da função de ponderação</i>	9
<i>Figura 4 - Parte imaginária da função de ponderação</i>	9
<i>Figura 5 - Módulo Peltier</i>	10
<i>Figura 6 - Resposta ao degrau do módulo Peltier</i>	11
<i>Figura 7 - Magnitude dos parâmetros do módulo peltier</i>	12
<i>Figura 8 - Resposta ao degrau real e resposta estimada para $n = 15$</i>	13
<i>Figura 9 - Resposta ao degrau real e resposta estimada para $n = 50$</i>	13
<i>Figura 10 - Parâmetros encontrados para $n = 15$ e para $n = 50$</i>	14
<i>Figura 11 - Resposta ao degrau para $n = 15$</i>	15
<i>Figura 12 - Resposta ao degrau para $n = 50$</i>	15



UNIVERSIDADE FEDERAL DE CAMPINA GRANDE
CENTRO DE ENGENHARIA ELÉTRICA E INFORMÁTICA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA

TRABALHO DE CONCLUSÃO DE CURSO

Filtros de Amostragem na Frequência no Processo de Identificação de Sistemas

1. Objetivo

O objetivo deste trabalho é apresentar os resultados do estudo sobre a identificação de sistemas a partir do modelo FSF – *Frequency Sampling Filter*.

2. Introdução

A identificação de sistemas é a área do conhecimento que envolve o estudo de formas de desenvolver modelos matemáticos que representem sistemas reais, a partir de dados e sinais observados.

Em sistemas de controle, a identificação de sistemas é fundamental para o projeto dos controladores. Em muitos casos, não se têm informações suficientes sobre o sistema que se deseja controlar, seja por não se conhecer as propriedades físicas do sistema, ou pelo fato de se ter um modelo muito complexo. Nestas situações, a identificação de sistemas é uma ferramenta muito importante para o projetista de sistemas de controle.

Diversas técnicas podem ser utilizadas no processo de identificação de sistemas, entre elas, a técnica baseada no modelo FSF – *Frequency Sampling Filter*. O modelo FSF é um modelo no domínio da frequência, composto por filtros de amostragem na frequência.

Neste trabalho, serão apresentadas as características do modelo FSF e as principais vantagens da sua utilização no processo de identificação de sistemas.

3. O modelo FSF – Filtro de Amostragem na Frequência

O modelo FSF – *Frequency Sampling Filter* ou filtro de amostragem na frequência é obtido a partir de uma transformação linear do modelo de resposta ao impulso finita ou FIR – *Finite Impulse Response*. Como resultado, herda as principais características do modelo FIR. Dentre as quais, a principal vantagem é que a única informação necessária para estimar um processo é o seu tempo de acomodação. Além disto, a transformação do modelo FIR, no domínio do tempo, para o modelo FSF, no domínio da frequência, permite uma redução significativa no número de parâmetros do modelo.

Assumindo que o processo a ser identificado é estável, linear e invariante no tempo e pode ser representado pela seguinte função de transferência de resposta ao impulso finita

$$G(z) = \sum_{i=0}^{N-1} h_i z^{-i} \quad (1)$$

onde N é a ordem do modelo, escolhida de modo que os coeficientes do modelo FIR sejam aproximadamente zero, $h_i \approx 0$, para todo $i \geq N$, e onde z^{-1} é operador de deslocamento.

A ordem do modelo N pode ser determinada a partir da estimativa do tempo de acomodação do processo T_s e do intervalo de amostragem Δt , onde

$$N = \frac{T_s}{\Delta t} \quad (2)$$

A obtenção do modelo FSF é realizada a partir da DFT inversa – Transformada Discreta de Fourier inversa, da função de resposta ao impulso finita descrita na equação (1), resultando em uma relação da resposta em frequência do processo e sua resposta ao impulso.

Assumindo que N é um número ímpar, os coeficientes do modelo FIR podem ser dados por

$$h_i = \frac{1}{N} \sum_{l=-\frac{N-1}{2}}^{\frac{N-1}{2}} G(e^{j\frac{2\pi l}{N}}) e^{j\frac{2\pi l i}{N}} \quad (3)$$

A relação mapeia o conjunto de coeficientes da resposta em frequência $G(e^{j\frac{2\pi l}{N}})$, com $l = 0, \pm 1, \pm 2, \dots, \pm \frac{N-1}{2}$ no conjunto de coeficientes da resposta ao impulso, h_i , $i = 0, \dots, N-1$. Substituindo a equação (3) em (1), temos

$$G(z) = \sum_{i=0}^{N-1} \frac{1}{N} \sum_{l=-\frac{N-1}{2}}^{\frac{N-1}{2}} G(e^{j\frac{2\pi l}{N}}) e^{j\frac{2\pi li}{N}} z^{-i} \quad (4)$$

Alterando a posição dos somatórios na equação (4), e efetuando algumas manipulações algébricas, obtemos a função de transferência do modelo de filtros de amostragem na frequência

$$G(z) = \sum_{l=-\frac{N-1}{2}}^{\frac{N-1}{2}} G(e^{j\frac{2\pi l}{N}}) \frac{1}{N} \frac{1 - z^{-N}}{1 - e^{j\frac{2\pi l}{N}} z^{-1}} \quad (5)$$

onde, na expressão (5), o conjunto de funções de transferência

$$H^l(z) = \frac{1}{N} \frac{1 - z^{-N}}{1 - e^{j\frac{2\pi l}{N}} z^{-1}} \quad (6)$$

para $l = 0, \pm 1, \pm 2, \dots, \pm \frac{N-1}{2}$, são os filtros de amostragem na frequência, nos quais definimos a frequência de $\frac{2\pi l}{N}$ radianos como a frequência central do l -ésimo filtro, $H^l(z)$.

A figura 1 mostra o diagrama de blocos do modelo de filtros de amostragem na frequência usado para representar o processo.

Como podemos observar na figura 1, a entrada do processo passa primeiro através de um conjunto de filtros de amostragem na frequência arranjados em paralelo. Então, a saída de cada filtro é ponderada pela resposta na frequência do processo, avaliada na correspondente frequência central. Finalmente, as saídas são somadas para compor a saída sem ruído do processo.

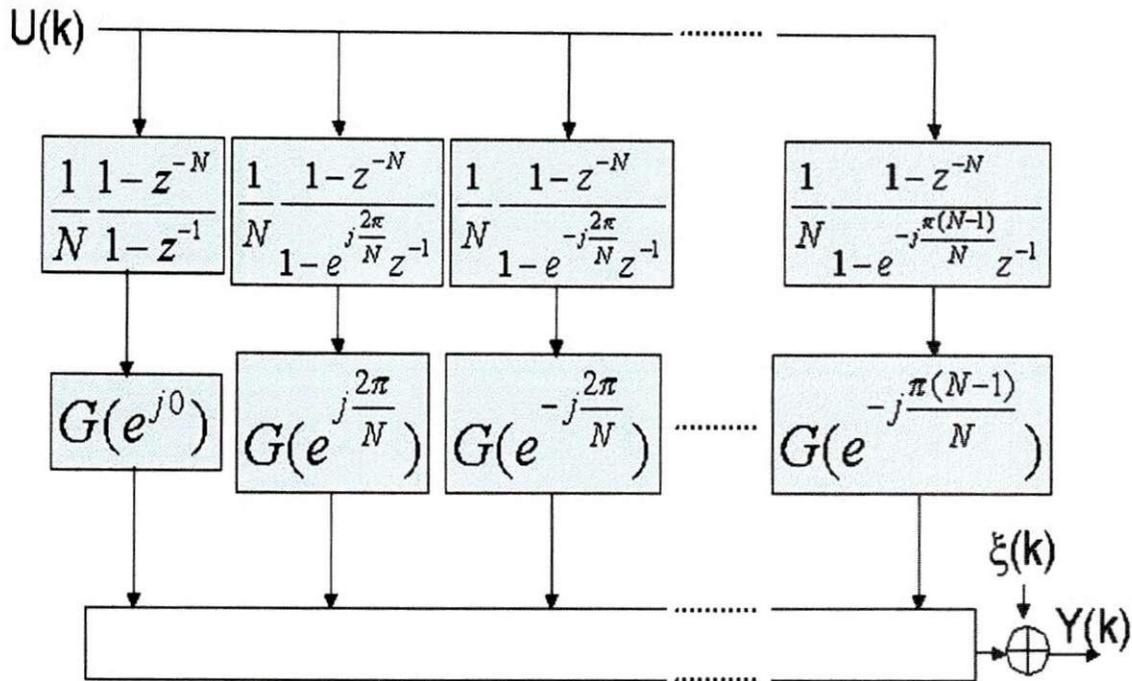


Figura 1 - Modelo FSF

3.1. Influência do período de amostragem no modelo FSF

Vimos que a ordem do modelo FSF depende do tempo de acomodação do processo e do período de amostragem dos dados, como expresso na relação

$$N = \frac{T_s}{\Delta t}$$

Logo, quando o período de amostragem é diminuído, a quantidade de parâmetros do modelo FSF aumenta, e o modelo converge para a resposta em frequência do sistema contínuo no tempo.

Entretanto, o aumento dos parâmetros do modelo aparece apenas nas regiões de alta frequência. Como pode ser visto na *figura 2*, as variações do período de amostragem não têm grande influência nas regiões de baixa frequência. Além disso, a redução do período de amostragem aproxima os parâmetros encontrados da resposta em frequência do sistema contínuo.

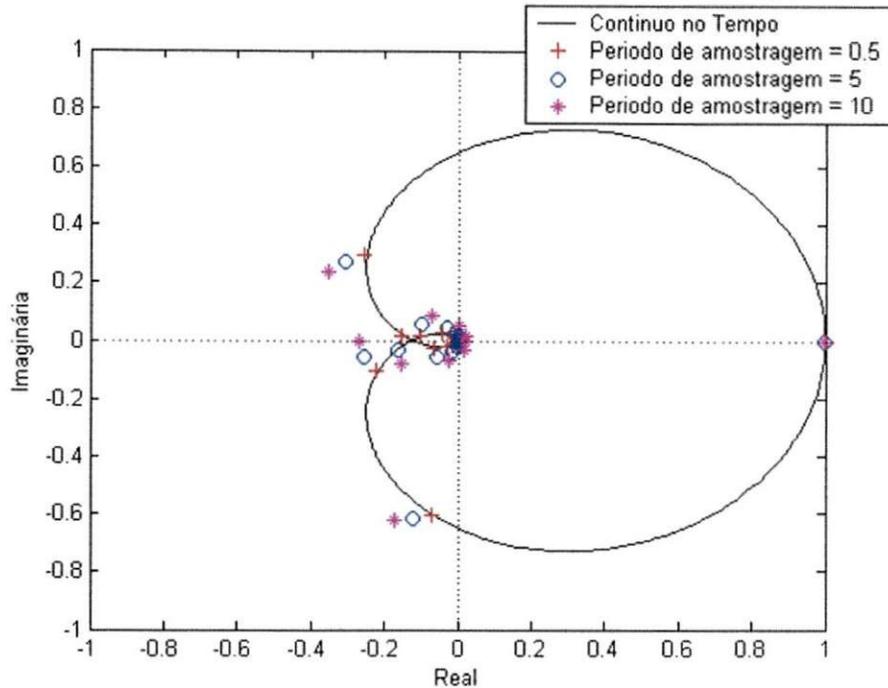


Figura 2 - Parâmetros do modelo para diferentes períodos de amostragem

3.2. Redução de ordem do modelo FSF

Em grande parte dos casos, a resposta em frequência do processo converge para zero em altas frequências, ou seja, a maioria dos parâmetros do modelo FSF, os quais se concentram próximo à origem do plano complexo, têm magnitudes pequenas. De maneira geral, todos os processos que podem ser representados por funções estritamente próprias, cuja ordem do numerador é menor que a ordem do denominador, apresentam este comportamento.

Assim, assumindo que a função de transferência do processo seja estritamente própria e que $|G(j\omega)| \rightarrow 0$ quando a frequência tende ao infinito:

- Existe um número ímpar inteiro n , tal que para todo l , onde $\frac{n-1}{2} \leq |l| \leq \frac{N-1}{2}$, a magnitude dos parâmetros do modelo FSF, $\left| G(e^{j\frac{2\pi l}{N}}) \right|$, é aproximadamente igual a zero.
- n é independente da escolha do período de amostragem.

Baseado nestas propriedades, iremos nos referir a n como a ordem reduzida do modelo FSF, onde n representa o número de parâmetros significativos do modelo. Desta forma, o modelo FSF reduzido pode ser escrito como,

$$G(z) = \sum_{l=-\frac{n-1}{2}}^{\frac{n-1}{2}} G(e^{j\frac{2\pi l}{N}}) \frac{1}{N} \frac{1-z^{-N}}{1-e^{j\frac{2\pi l}{N}} z^{-1}} \quad (7)$$

Os parâmetros negligenciados no modelo reduzido sempre correspondem à dinâmica de altas frequências do processo. Por isto, no processo de identificação para baixas frequências o erro causado pela redução do modelo será muito pequeno.

4. Estimação dos parâmetros do modelo

O método escolhido para o processo de estimação dos parâmetros foi o método dos mínimos quadrados, por sua simplicidade de implementação.

Considerando o sistema linear, estável e invariante no tempo, podemos representá-lo pela função de transferência entrada-saída

$$y(k) = G(z)u(k) + \xi(k) \quad (8)$$

Reescrevendo a equação (8) de forma matricial, temos

$$y(k) = \phi(k)^T \theta + \xi(k)$$

onde, $\xi(k)$ representa as perturbações do processo.

O vetor de parâmetros, θ , e o vetor de regressão, $\phi(k)$, podem ser expressos por:

$$\theta = [G(e^{j0}) G(e^{j\frac{2\pi}{N}}) G(e^{-j\frac{2\pi}{N}}) \dots G(e^{j\frac{\pi(n-1)}{N}}) G(e^{-j\frac{\pi(n-1)}{N}})]^T$$

$$\phi(k) = [f(k)^0 f(k)^1 f(k)^{-1} \dots f(k)^{\frac{n-1}{N}} f(k)^{-\frac{n-1}{N}}]^T$$

$$f(k)^r = \frac{1}{N} \frac{1-z^{-N}}{1-e^{j\frac{2\pi r}{N}} z^{-1}} u(k)$$

A expressão em (8) pode ainda ser reescrita como

$$Y = \Phi\theta + \zeta$$

onde,

$$Y^T = [y(0) \ y(1) \ y(2) \ y(3) \ \dots \ y(M-1)]$$

$$\zeta^T = [\xi(0) \ \xi(1) \ \xi(2) \ \xi(3) \ \dots \ \xi(M-1)]$$

$$\Phi = \begin{bmatrix} f(0)^0 & f(0)^1 & f(0)^{-1} & \dots & f(0)^{\frac{n-1}{2}} \\ f(1)^0 & f(1)^1 & f(1)^{-1} & \dots & f(1)^{\frac{n-1}{2}} \\ f(2)^0 & f(2)^1 & f(2)^{-1} & \dots & f(2)^{\frac{n-1}{2}} \\ f(3)^0 & f(3)^1 & f(3)^{-1} & \dots & f(3)^{\frac{n-1}{2}} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ f(M-1)^0 & f(M-1)^1 & f(M-1)^{-1} & \dots & f(M-1)^{\frac{n-1}{2}} \end{bmatrix}$$

Os parâmetros do modelo são estimados pela função de custo

$$\hat{\theta} = (\Phi^* \Phi)^{-1} \Phi^* Y$$

que minimiza a soma quadrática do erro de predição

$$V = (Y - \Phi\theta)^T (Y - \Phi\theta)$$

5. Obtenção da Resposta ao Degrau

Seja g_m a resposta ao degrau unitário do processo amostrada no instante m , $m = 0, \dots, N-1$. Então, g_m está relacionada aos coeficientes da resposta ao impulso unitário h_i , $i = 0, \dots, N-1$, de acordo com

$$g_m = \sum_{i=0}^m h_i \quad (9)$$

Sabemos que os coeficientes do modelo FIR podem ser dados por

$$h_i = \frac{1}{N} \sum_{l=-\frac{N-1}{2}}^{\frac{N-1}{2}} G(e^{j\frac{2\pi l}{N}}) e^{j\frac{2\pi li}{N}}$$

substituindo h_i na equação em (9), temos

$$g_m = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^m \sum_{l=-\frac{N-1}{2}}^{\frac{N-1}{2}} G(e^{j\frac{2\pi l}{N}}) e^{j\frac{2\pi li}{N}} \quad (10)$$

Reorganizando a expressão em (10) e efetuando algumas manipulações algébricas, encontramos a expressão (11), a partir da qual podemos calcular os coeficientes da resposta ao degrau, usando os parâmetros do modelo FSF reduzido.

$$g_m \approx \sum_{l=-\frac{n-1}{2}}^{\frac{n-1}{2}} G(e^{j\frac{2\pi l}{N}}) \frac{1}{N} \frac{1 - e^{j\frac{2\pi l}{N}(m+1)}}{1 - e^{j\frac{2\pi l}{N}}} \quad (11)$$

A influência da redução da ordem do modelo FSF pode ser avaliada a partir da função de ponderação S_l , extraída da expressão em (11).

$$S_l = \frac{1}{N} \frac{1 - e^{j\frac{2\pi l}{N}(m+1)}}{1 - e^{j\frac{2\pi l}{N}}} \quad (12)$$

Separando a função de ponderação em parte real e imaginária, podemos reescrever a expressão em (11) como

$$g_m = \sum_{l=0}^{\frac{n-1}{2}} [\operatorname{Re}(G(e^{j\frac{2\pi l}{N}})) \operatorname{Re}(S_l) - \operatorname{Im}(G(e^{j\frac{2\pi l}{N}})) \operatorname{Im}(S_l)]$$

As figuras 3 e 4, ilustram o comportamento da parte real e da parte imaginária da função de ponderação, respectivamente, para diferentes valores de l . O estudo destes gráficos, mostra que os parâmetros onde l é mais próximo de zero, apresentam maior influência sobre a resposta ao degrau do modelo. É fácil observar que a medida de l cresce, a contribuição do parâmetro de alta frequência correspondente decresce.

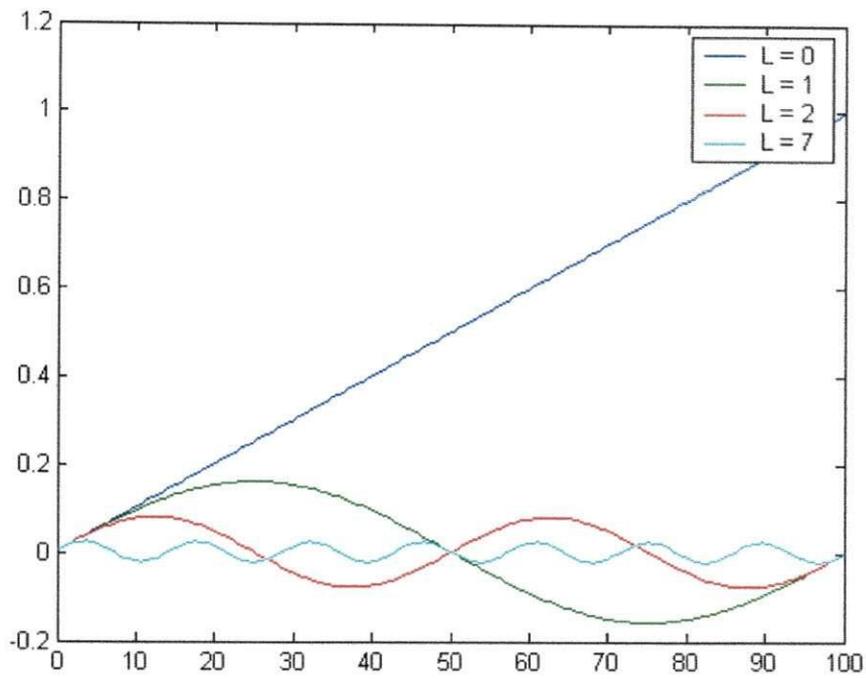


Figura 3 - Parte real da função de ponderação

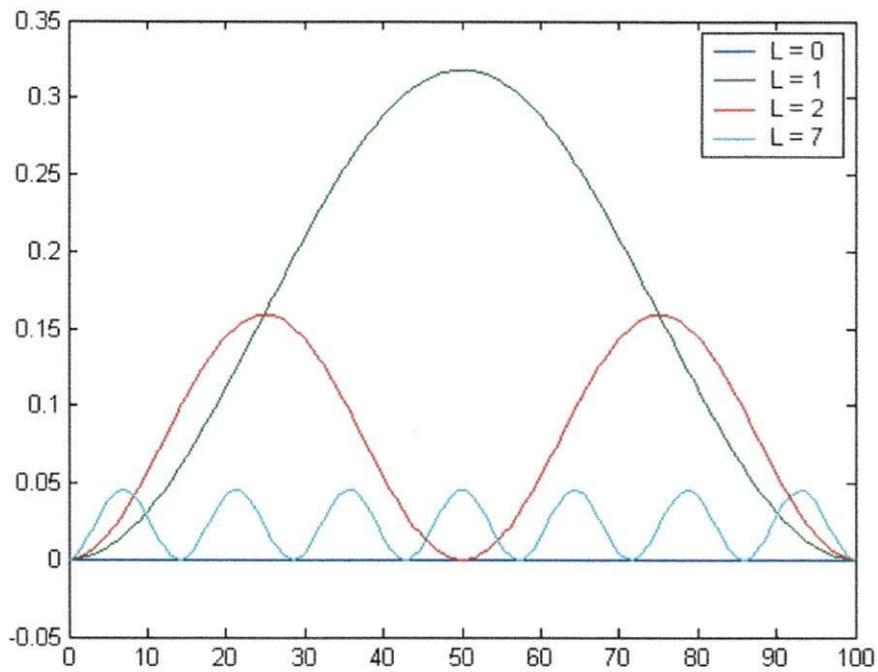


Figura 4 - Parte imaginária da função de ponderação

6. Identificação do módulo Peltier utilizando o modelo FSF

Para exemplificar a utilização do modelo de filtros de amostragem na frequência foi realizada a identificação de um módulo Peltier.

O módulo Peltier é um dispositivo termoelétrico que funciona como uma bomba térmica, transferindo calor entre duas superfícies paralelas, de modo que uma superfície se torna fria enquanto a superfície oposta se torna quente.

O gradiente de temperatura entre a face fria e a face quente do módulo termoelétrico surge a partir da aplicação de uma tensão elétrica nos terminais da face fria do módulo e pode ser explicado a partir dos efeitos Seebeck, Thomson e Peltier. Entretanto, o entendimento destes fenômenos não faz parte do escopo deste trabalho.

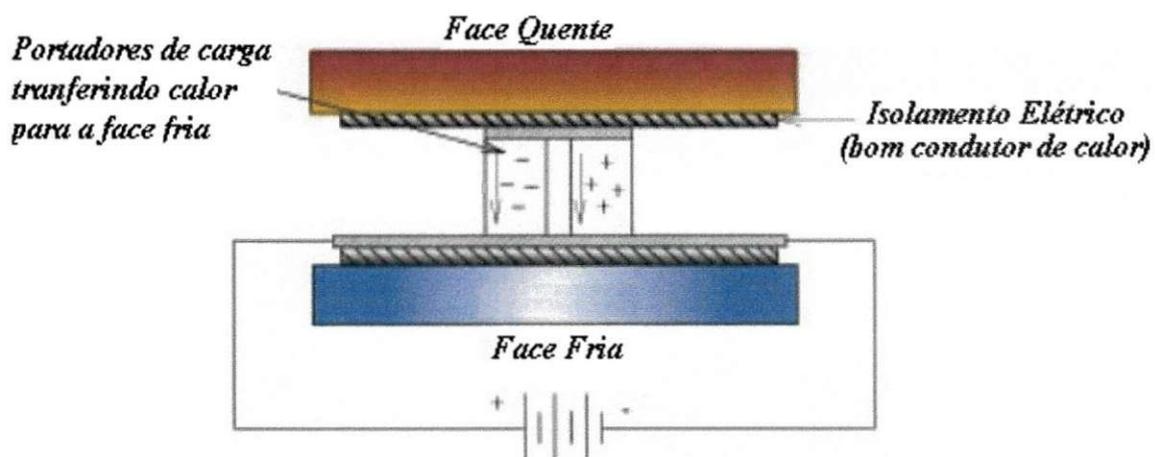


Figura 5 - Módulo Peltier

Os dados utilizados para a identificação do módulo Peltier foram coletados a partir de experimentos realizados em laboratório. Um degrau de tensão foi aplicado na entrada do sistema resultando em uma variação de temperatura nas faces do módulo. A saída do sistema é a temperatura da face quente do módulo, a qual foi aferida com o auxílio de um sensor de temperatura e armazenada por um sistema de aquisição de dados.

6.1. Número de parâmetros do modelo

Da resposta ao degrau do sistema, obtivemos um tempo de acomodação $T_s = 1000s$, como pode ser visto na *figura 6*.

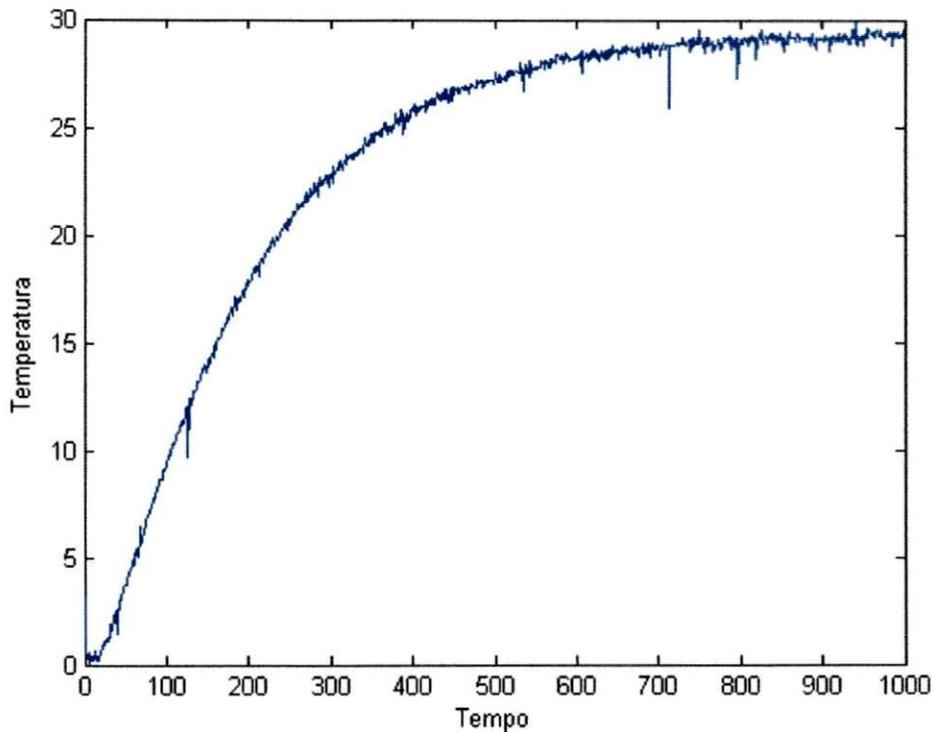


Figura 6 - Resposta ao degrau do módulo Peltier

Os dados foram amostrados a cada 1,1s, $\Delta t = 1,1$, calculando o número de parâmetros, temos

$$N = \frac{T_s}{\Delta t} = \frac{1000}{1,1}$$

$$N = 909,09$$

Entretanto, como vimos, a ordem do modelo deve ser inteira e ímpar, desta maneira, teremos

$$N = 911$$

6.2. Redução da ordem do modelo

A *figura 7* mostra a magnitude dos parâmetros do modelo. Os parâmetros localizados na região de altas frequências têm magnitudes desprezíveis.

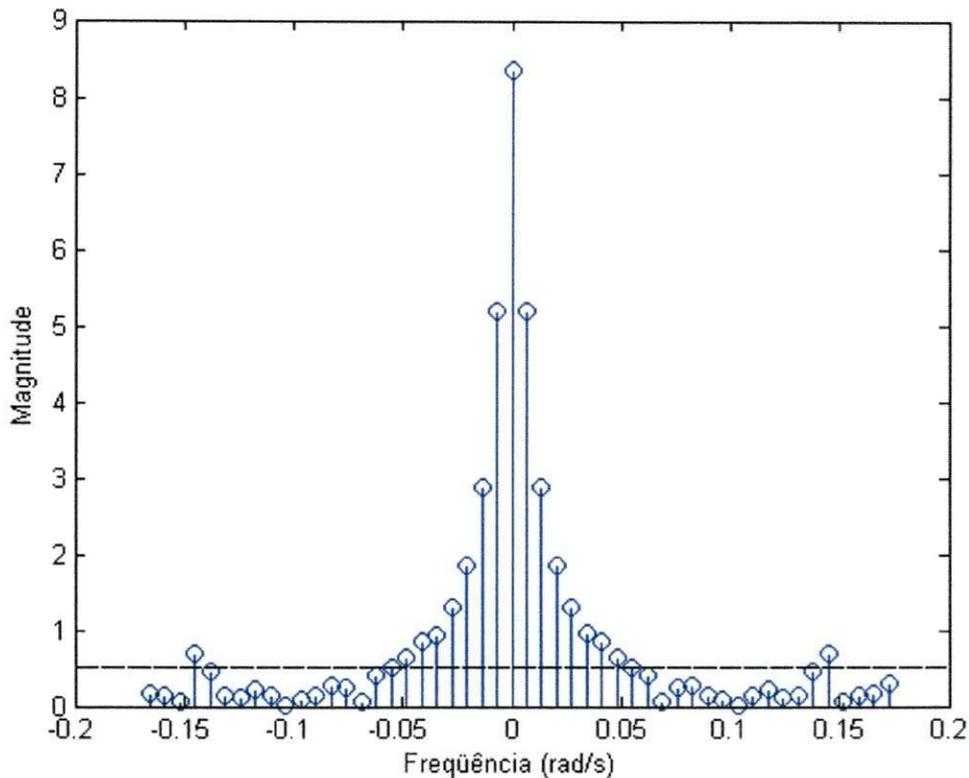


Figura 7 - Magnitude dos parâmetros do módulo peltier

Podemos verificar na *figura 7* que apenas os quinze parâmetros localizados nas regiões de menor frequência apresentam magnitude significativa. Por isto, o processo foi identificado a partir do modelo FSF reduzido com $n = 15$. A *Tabela 1* mostra os valores dos parâmetros encontrados.

Tabela 1 - Parâmetros do modelo para $n = 15$

Parâmetros		Parâmetros	
$l = 0$	8.3569		
$l = 1$	$2.3468 - 4.6253i$	$l = -1$	$2.3468 + 4.6253i$
$l = 2$	$-0.0329 - 2.8887i$	$l = -2$	$-0.0329 + 2.8887i$
$l = 3$	$-0.5376 - 1.7650i$	$l = -3$	$-0.5376 + 1.7650i$
$l = 4$	$-0.6235 - 1.1247i$	$l = -4$	$-0.6235 + 1.1247i$
$l = 5$	$-0.4618 - 0.8165i$	$l = -5$	$-0.4618 + 0.8165i$
$l = 6$	$-0.6558 - 0.5305i$	$l = -6$	$-0.6558 + 0.5305i$
$l = 7$	$-0.4641 - 0.4461i$	$l = -7$	$-0.4641 + 0.4461i$

A resposta ao degrau real e resposta ao degrau estimada para $n = 15$ são mostradas no gráfico da *figura 8*.

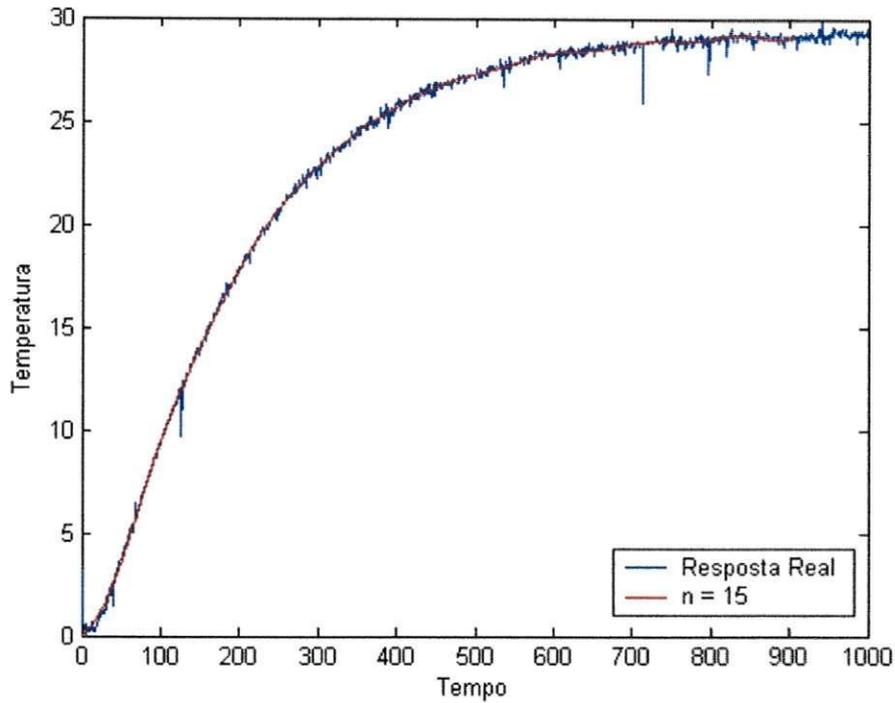


Figura 8 – Resposta ao degrau real e resposta estimada para $n = 15$

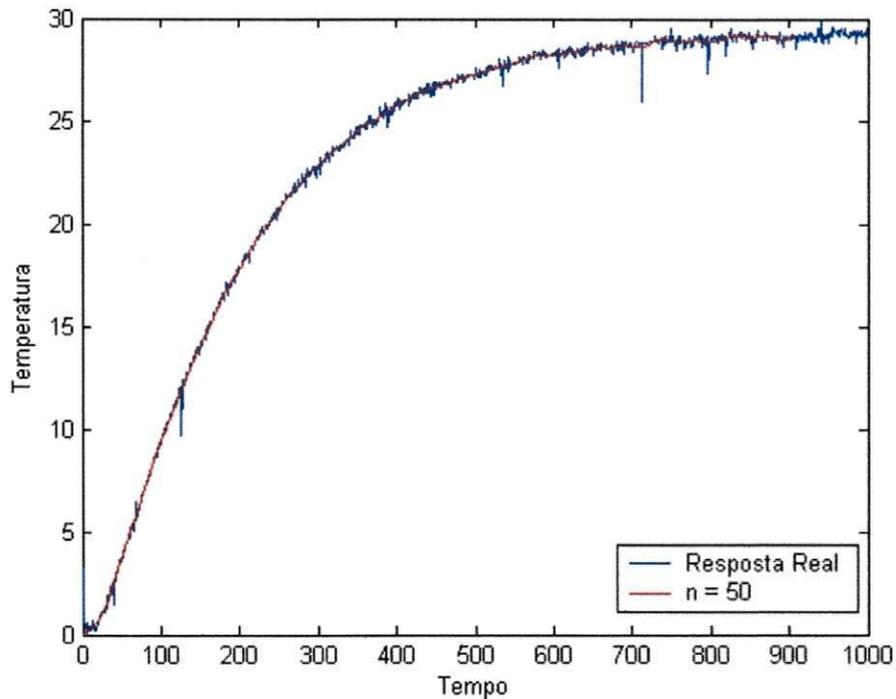


Figura 9 - Resposta ao degrau real e resposta estimada para $n = 50$

O processo de identificação foi repetido para $n = 50$. A resposta ao degrau encontrada, após a estimação dos parâmetros do modelo FSF, para este novo valor de n , está na *figura 9*.

Os parâmetros do modelo FSF encontrados para $n = 15$ e $n = 50$ são mostrados no gráfico da *figura 10*, de onde podemos confirmar que o aumento da quantidade de parâmetros ocorre apenas nas regiões de alta frequência.

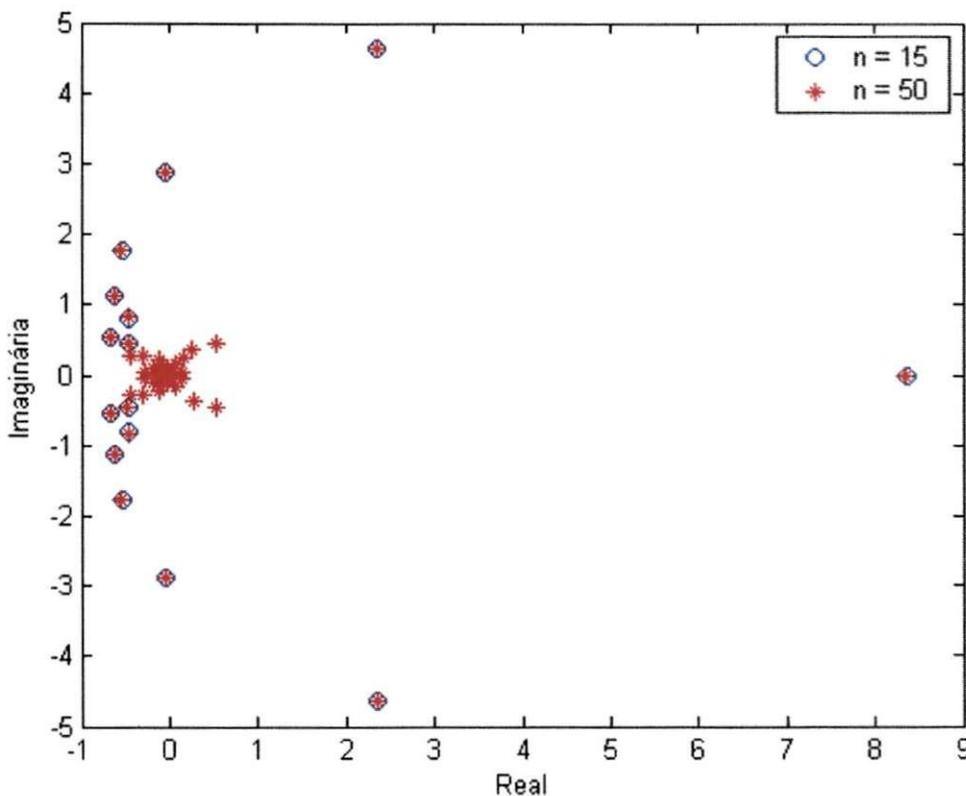


Figura 10 - Parâmetros encontrados para $n = 15$ e para $n = 50$

As *figuras 11* e *12* mostram a resposta ao degrau obtida para os valores de $n = 15$ e para $n = 50$, isoladamente. É fácil observar que não ocorrem ganhos significativos quando o número de parâmetros é aumentado de $n = 15$ para $n = 50$. Ao contrário, considerando mais parâmetros, aparecem nos resultados componentes de frequência mais elevadas, normalmente, característicos da existência de ruídos.

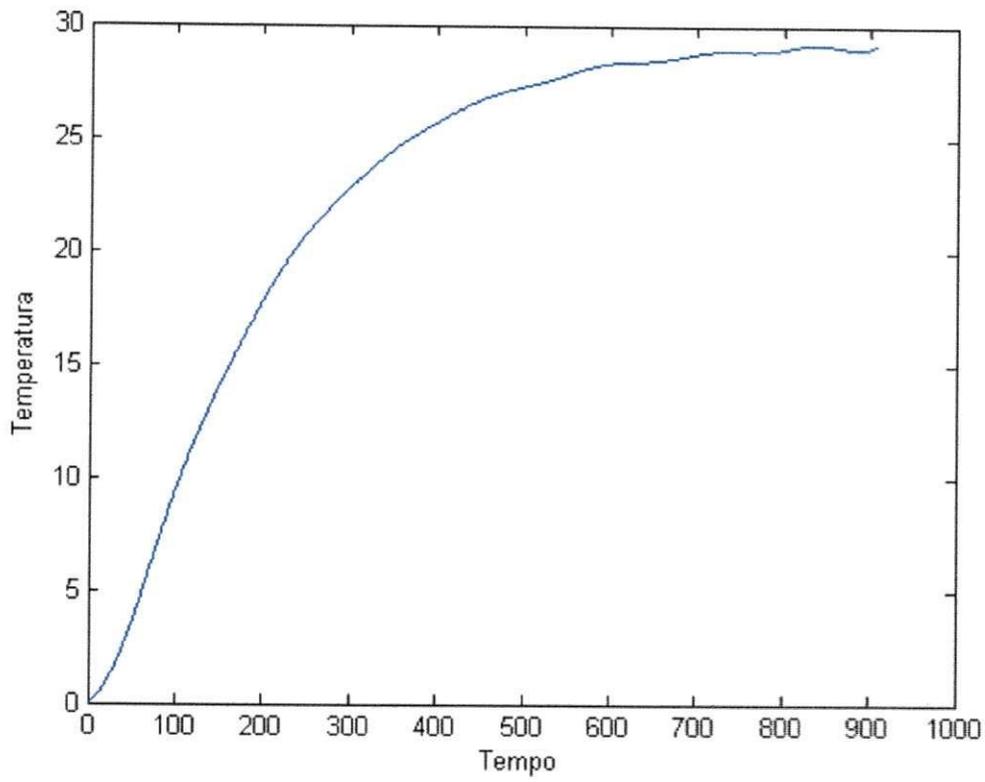


Figura 11 - Resposta ao degrau para n = 15

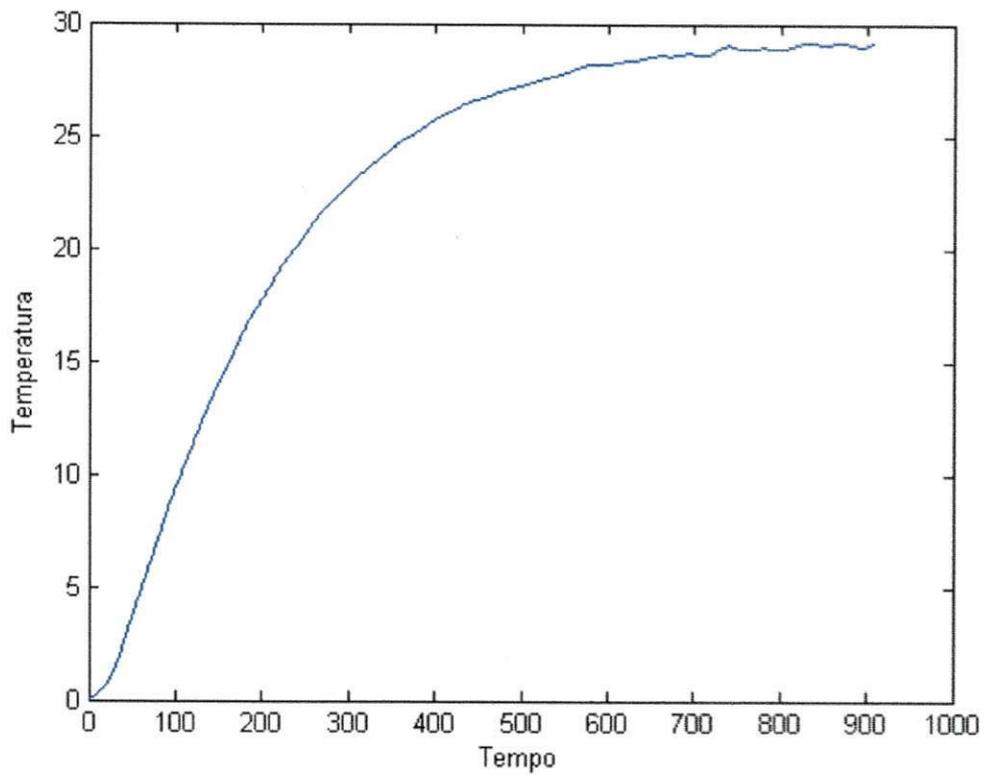


Figura 12 - Resposta ao degrau para n = 50

7. Conclusão

Devido a grande importância da identificação no desenvolvimento de sistemas de controle, é fundamental o conhecimento das técnicas de identificação existentes, quer sejam no domínio do tempo, quer sejam no domínio da frequência.

Com o desenvolvimento do trabalho, pudemos verificar as vantagens da utilização do modelo FSF, principalmente, no que diz respeito à quantidade de informações prévias em relação ao sistema a ser identificado. Como já mencionado anteriormente, a única informação prévia necessária é o tempo de acomodação do processo. Além disso, conseguimos comprovar a possibilidade da redução da quantidade de parâmetros do modelo, sem que aconteça a diminuição da qualidade da resposta obtida.

É válido ressaltar ainda, que como o modelo FSF consiste em filtros na frequência, o próprio processo de identificação reduz a influência do ruído no modelo encontrado.

Finalmente, o trabalho serviu de caminho para a absorção de novos conhecimentos, os quais vieram a engrandecer e consolidar a formação básica adquirida durante o curso de graduação.

8. Referências Bibliográficas

- **From Plant Data to Process Control: Ideas for Process Identification and PID Design**, L. Wang and W. R. Cluett, 2000.
- **Automatica 33**, L. Wang and W.R. Cluett, “Frequency-sampling filters: an improved model structure for step-response identification”, pp. 939-944.

Anexos

ANEXO 1 – PROGRAMAS EM MATLAB PARA IDENTIFICAÇÃO DO MÓDULO PELTIER**1. Função CalcTeta**

```

%Função que estima os parâmetros do modelo.Recebe o vetor de entradas
%U, o vetor de saídas Y, a ordem do modelo N e a ordem reduzida do
%modelo n.
function [teta, P] = CalcTeta(Y,U,N,n)

%Matriz das frequencias
Wp = [0:(2*pi/N):pi];
Wn = [-(2*pi/N):- (2*pi/N):-pi];
P(1) = 0;
for i = 2 : n
    if (rem(i,2) == 0)
        P(i) = Wp(floor(i/2)+1);
    else
        P(i) = Wn(floor(i/2));
    end;
end;
%Estimacao do modelo
for k = 1 : length(U)
    for r = 1 : length(P)
        if (k > 1)
            M = phi(k-1,r);
        else
            M = 0;
        end;
        if (k > N)
            Q = U(k-N);
        else
            Q = 0;
        end;
        phi(k,r) = exp(j*P(r))*M + (1/N)*(U(k) - Q);
    end;
end;
%Matriz dos parametros
teta = inv(phi' * phi) * (phi' * Y);

```

2. Função sfs2step

```

%Função que calcula a resposta ao degrau do modelo
%Recebe o vetor de entradas U, o vetor de saídas Y, a ordem do modelo
%N e a ordem reduzida do modelo n
%
function [G,teta,P] = sfs2step(Y,U,N,n)
%
[teta,P] = CalcTeta(Y,U,N,n);
for m = 1 : N
    G(m) = real(teta(1))*(m/N);
    for x = 1 : (n/2)
        S(x) = ((1 - exp(j*2*pi*(x)*m/N))/(1 - exp(j*2*pi*(x)/N)))/N;
        G(m) = G(m) + 2*(real(teta(2*x))*real(S(x)) -
            imag(teta(2*x))*imag(S(x)));
    end;
end;

```

3. Programa principal

```

%Modulo Peltier
clear all;
close all;

%Le dados do arquivo
S = load('Peltier.txt','-ascii');
U = S(:,1);
Y = S(:,2);

%Tratamento dos dados
[Min, I] = min(Y);
Y = Y - Y(I);

%Sinal e sinal filtrado
figure(1),plot(Y, 'b')

%Identificacao
Ts = 1000;
deltaT = 1.1;
N = floor(Ts/deltaT) + rem(floor(Ts/deltaT),2);
%
figure(2)
hold on
plot(Y, 'b')
n = 15;
[G15, teta15, W] = sfs2step(Y,U,N,n);
G15 = 3.5*G15;
plot(G15, 'r');
legend('Resposta Real', 'n = 15');
hold off
%
figure(3)
hold on
plot(Y, 'b')
n = 50;
[G50, teta50, W] = sfs2step(Y,U,N,n);
G50 = 3.5*G50;
plot(G50, 'r');
legend('Resposta Real', 'n = 50');
hold off
%Magnitude dos Parametros
figure(4)
hold on
stem(W,abs(teta50));
V = axis;
axis(V);
plot([V(1):0.001:V(2)],0.06*abs(teta50(1)), 'k');
hold off
%Parametros
figure(5)
hold on
plot(real(teta15),imag(teta15), 'bo');
plot(real(teta50),imag(teta50), 'r*');
legend('n = 15', 'n = 50');
hold off

```