

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA MARIA
CENTRO DE TECNOLOGIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

**ESTIMAÇÃO FASORIAL APLICADA A RELÉS DE
PROTEÇÃO NUMÉRICOS UTILIZANDO OS
MÉTODOS DE AJUSTE DE CURVAS E REDES
NEURAS ARTIFICIAIS**

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO

Chrystian Dalla Lana da Silva

Santa Maria, RS, Brasil

2014

**ESTIMAÇÃO FASORIAL APLICADA A RELÉS DE
PROTEÇÃO NUMÉRICOS UTILIZANDO OS MÉTODOS DE
AJUSTE DE CURVAS E REDES NEURAIS ARTIFICIAIS**

Chrystian Dalla Lana da Silva

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Área de Concentração em Processamento de Energia, da Universidade Federal de Santa Maria (UFSM, RS), como requisito parcial para obtenção do grau de **Mestre em Engenharia Elétrica**.

Orientador: Prof. Ghendy Cardoso Junior, Dr. Eng.

Santa Maria, RS, Brasil

2014

**Universidade Federal de Santa Maria
Centro de Tecnologia
Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica**

A Comissão Examinadora, abaixo assinada,
aprova a Dissertação de Mestrado.

**ESTIMAÇÃO FASORIAL APLICADA A RELÉS DE PROTEÇÃO
NUMÉRICOS UTILIZANDO OS MÉTODOS DE AJUSTE DE CURVAS
E REDES NEURAIS ARTIFICIAIS**

elaborada por
Chrystian Dalla Lana da Silva

como requisito parcial para a obtenção do grau de
Mestre em Engenharia Elétrica

COMISSÃO EXAMINADORA:

Ghendy Cardoso Junior, Dr. (UFSM)
(Presidente/Orientador)

Arturo Suman Bretas, Dr. (UFRGS)

Adriano Peres de Moraes, Dr. (UFSM)

Santa Maria, 21 de Fevereiro de 2014.

AGRADECIMENTOS

Ao professor Ghendy Cardoso Jr., pela excelente orientação e constante suporte e questionamento, o que me levou a sempre buscar conhecimento e crescer como profissional e pessoa.

Ao meu pai Luiz Sérgio e minha mãe Salete, por serem o que são e me darem todo o suporte nessa jornada, sem os quais eu não seria metade da pessoa que sou hoje.

Aos colegas do CEESP, que me proporcionaram ajuda em momentos de falta de inspiração e grande crescimento profissional e pessoal.

A todos os meus amigos, pela amizade, companheirismo, conversas e risadas, e que de uma maneira ou outra contribuíram para a conclusão deste trabalho.

À Universidade Federal de Santa Maria, por proporcionar um ensino de qualidade e ótimas condições de estudo e crescimento profissional.

Ao CNPq, pelo incentivo e suporte à pesquisa.

“O sucesso nasce do querer, da determinação e persistência em se chegar a um objetivo. Mesmo não atingindo o alvo, quem busca e vence obstáculos, no mínimo fará coisas admiráveis.”

José de Alencar

RESUMO

Dissertação de Mestrado
Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica
Universidade Federal de Santa Maria

ESTIMAÇÃO FASORIAL APLICADA A RELÉS DE PROTEÇÃO NUMÉRICOS UTILIZANDO OS MÉTODOS DE AJUSTE DE CURVAS E REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

Autor: Chrystian Dalla Lana da Silva
Orientador: Ghendy Cardoso Junior, Dr. Eng.
Data e local de defesa: Santa Maria, 21 de Fevereiro de 2014.

Essa dissertação propõe duas metodologias para a estimação fasorial em relés de proteção em Sistemas Elétricos de Potência. Primeiramente é apresentada uma introdução teórica ao processamento de sinais, à estrutura do relé de proteção, e aos algoritmos de estimação fasorial propriamente ditos, incluindo alguns dos algoritmos utilizados no sistema elétrico, assim como as duas metodologias propostas. A primeira delas faz uso do conceito de ajuste de curvas, enquanto que a segunda utiliza Redes Neurais Artificiais, ambas com o objetivo de realizar a estimação da amplitude e ângulo de fase de um sinal em tempo real. Em um segundo momento, é feita a análise comparativa dos dois métodos propostos com quatro algoritmos bastante conhecidos e utilizados nos relés numéricos. A comparação é feita através da criação de diversos sinais de teste com diferentes parâmetros de simulação. A partir dessas simulações, são usados seis índices de desempenho para a avaliação quantitativa de cada algoritmo, de onde, a partir da média aritmética destes índices, pode-se determinar o método mais eficaz para cada caso. Por fim, após todos os testes terem sido realizados, com base em seus resultados numéricos, é realizada uma condensação das características de cada algoritmo. Com base nos valores obtidos em cada índice de desempenho, são destacados os pontos fortes e fracos, bem como a classificação geral de cada método.

Palavras-chave: ajuste de curvas, estimação fasorial, Redes Neurais Artificiais, relés de proteção.

ABSTRACT

Master of Science Dissertation
Electrical Engineering Graduation Program
Federal University of Santa Maria

PHASOR ESTIMATION APPLIED TO NUMERICAL PROTECTIVE RELAYS USING CURVE-FITTING AND ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS METHODS

Author: Chrystian Dalla Lana da Silva
Advisor: Ghendy Cardoso Junior, Dr. Eng.
Date and local of presentation: Santa Maria, February 21st of 2014.

This dissertation proposes two methodologies for the phasor estimation on protective relays in Electrical Power Systems. Firstly, a theoretical introduction of signal processing, the structure of a protective relay and phasor estimation algorithms is presented, including some of the algorithms used on the electrical system, as well as the two proposed methodologies. The first one makes use of the concept of curve-fitting, while the other uses Artificial Neural Networks, both with the goal of performing the real-time estimation of the signal amplitude and phase angle. Secondly, it is made a comparative analysis of the two proposed methods with four well-known and currently used algorithms. This comparison is made through the creation of several test signals with different simulation parameters. From these simulations, six performance indexes are used for the quantitative evaluation of each algorithm, from where the most effective method can be determined through the arithmetic mean of these indexes. Lastly, after all the simulation cases have been presented, a summary of the characteristics of each algorithm is made, based in their numerical results. Then, based on the values obtained on each performance index, the strong and weak points are highlighted, as well as the general classification of each method.

Keywords: Artificial Neural Networks, curve-fitting, phasor estimation, protective relays.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 2.1 – Amostragem por trem de impulsos	17
Figura 2.2 – Amostragem por <i>Zero-Order Hold</i>	17
Figura 2.3 – Exemplo de <i>aliasing</i> no domínio da frequência	19
Figura 2.4 – Consequência do <i>aliasing</i>	20
Figura 2.5 – Filtro passa-baixa ideal	20
Figura 2.6 – Comparação entre filtros passa-baixa	21
Figura 2.7 – Variação da banda de transição do filtro Butterworth	22
Figura 2.8 – Variação do tempo de convergência do filtro Butterworth	22
Figura 2.9 – Diagrama de um relé digital	23
Figura 2.10 – Bloco <i>Seção Analógica</i> do relé digital	23
Figura 2.11 – Exemplo de filtro Butterworth de 3ª ordem na topologia de Cauer	24
Figura 2.12 – Exemplo de filtro Butterworth de 2ª ordem na topologia de Sallen-Key	24
Figura 2.13 – Circuito <i>sample-and-hold</i>	25
Figura 2.14 – Bloco <i>Seção Analógica</i> do relé digital com uma unidade <i>sample-and-hold</i>	25
Figura 2.15 – Exemplo de funcionamento do multiplexador	26
Figura 3.1 – Sistema elétrico representado por um circuito RL	30
Figura 3.2 – Componentes da corrente de falta	31
Figura 3.3 – Diagrama do filtro de Kalman	40
Figura 3.4 – Estrutura básica do Perceptron Multicamadas	46
Figura 3.5 – Esquema do Perceptron Multicamadas utilizado	46
Figura A.1 – Resposta em amplitude para o Caso 1	72
Figura A.2 – Resposta em ângulo de fase para o Caso 1	73
Figura B.1 – Resposta em amplitude para o Caso 2	74
Figura B.2 – Resposta em ângulo de fase para o Caso 2	75
Figura C.1 – Resposta em amplitude para o Caso 3	76
Figura C.2 – Resposta em ângulo de fase para o Caso 3	77
Figura D.1 – Resposta em amplitude para o Caso 4	78
Figura D.2 – Resposta em ângulo de fase para o Caso 4	79
Figura E.1 – Resposta em amplitude para o Caso 5	80
Figura E.2 – Resposta em ângulo de fase para o Caso 5	81
Figura F.1 – Resposta em amplitude para o Caso 6	82
Figura F.2 – Resposta em ângulo de fase para o Caso 6	83
Figura G.1 – Resposta em amplitude para o Caso 7	84
Figura G.2 – Resposta em ângulo de fase para o Caso 7	85
Figura H.1 – Resposta em amplitude para o Caso 8	86
Figura H.2 – Resposta em ângulo de fase para o Caso 8	87

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO.....	11
1.1	Considerações gerais.....	11
1.2	Objetivos	11
1.3	Motivação.....	12
1.4	Revisão Bibliográfica.....	12
1.5	Estrutura da Dissertação.....	14
2	PROCESSAMENTO DE SINAIS	16
2.1	Considerações gerais.....	16
2.2	Amostragem de sinais	16
2.2.1	Amostragem por trem de impulsos.....	16
2.2.2	Amostragem por <i>Zero-Order Hold</i>	17
2.2.3	Frequência de amostragem e <i>aliasing</i>	17
2.2.4	Filtros <i>anti-aliasing</i>	20
2.2.5	Filtro Butterworth.....	22
2.3	Arquitetura dos relés digitais.....	23
2.3.1	Filtro passa-baixa.....	24
2.3.2	Circuito <i>sample-and-hold</i>	24
2.3.3	Multiplexador	26
2.3.4	Conversor Analógico-Digital	26
2.3.5	Microprocessador	27
2.4	Considerações finais	28
3	ALGORITMOS DE ESTIMAÇÃO FASORIAL.....	29
3.1	Considerações gerais.....	29
3.2	A componente unidirecional e seus efeitos nos relés de proteção.....	29
3.3	Filtro de Fourier.....	32
3.4	Filtro de Fourier Modificado por Lee, Kang e Nam (2008).....	33
3.5	Filtro Cosseno.....	36
3.6	Filtro proposto por Cho et al (2009)	37
3.7	Filtro de Kalman.....	39
3.7.1	Vetor de estado	40
3.7.2	Modelo dinâmico	40
3.7.3	Modelo de observação	41
3.7.4	Algoritmo de implementação do filtro de Kalman	41
3.8	Filtro baseado em ajuste de curvas	42
3.9	Filtro baseado em Redes Neurais Artificiais	45
3.10	Considerações finais	47
4	SIMULAÇÕES, RESULTADOS E ANÁLISE DE DESEMPENHO	48
4.1	Considerações gerais.....	48
4.2	Avaliação do desempenho.....	48
4.3	Parâmetros de simulação.....	50
4.4	Simulações e resultados	50
4.4.1	Caso 1.....	51
4.4.2	Caso 2.....	52
4.4.3	Caso 3.....	52
4.4.4	Caso 4.....	53
4.4.5	Caso 5.....	54
4.4.6	Caso 6.....	55

4.4.7	Caso 7.....	56
4.4.8	Caso 8.....	57
4.4.9	Desempenho geral	58
4.5	Análise dos resultados.....	59
4.5.1	Filtro de Kalman.....	59
4.5.2	Filtro proposto por Lee, Nam e Kang	60
4.5.3	Filtro cosseno	61
4.5.4	Filtro proposto por Cho et al	61
4.5.5	Filtro baseado em Redes Neurais Artificiais.....	62
4.5.6	Filtro baseado em ajuste de curvas	63
4.6	Considerações finais	64
5	CONCLUSÕES E SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS	66
5.1	Conclusões	66
5.2	Sugestões para trabalhos futuros	67
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	68
	APÊNDICES	71
	Apêndice A – Resultados gráficos para o Caso 1	72
	Apêndice B – Resultados gráficos para o Caso 2.....	74
	Apêndice C – Resultados gráficos para o Caso 3.....	76
	Apêndice D – Resultados gráficos para o Caso 4	78
	Apêndice E – Resultados gráficos para o Caso 5.....	80
	Apêndice F – Resultados gráficos para o Caso 6.....	82
	Apêndice G – Resultados gráficos para o Caso 7	84
	Apêndice H – Resultados gráficos para o Caso 8	86

1 INTRODUÇÃO

1.1 Considerações gerais

Relés de proteção são dispositivos utilizados em sistemas de potência cuja principal função é providenciar o desligamento de componentes da rede a fim de protegê-los contra defeitos. Esses dispositivos, no entanto, são dimensionados para a operação com formas de onda senoidais. Em sistemas reais, existem vários fatores que interferem em sua operação, deformando a forma de onda da grandeza monitorada. Alguns destes fatores são, principalmente, componentes harmônicas, ruídos, e, no caso de faltas ou alterações bruscas no sistema, a componente exponencialmente decrescente, também chamada de componente unidirecional.

Para lidar com estes componentes indesejáveis e permitir a operação correta destes relés, aplica-se em sua entrada um filtro para a remoção ou redução do efeito destas componentes. Esta etapa é chamada de estimação fasorial, que tem por objetivo a determinação da forma de onda senoidal fundamental do sinal, em amplitude e ângulo de fase.

Atualmente, existem muitas propostas de algoritmos de estimação fasorial, cada qual baseado em diferentes conceitos e métodos matemáticos, mas que ainda apresentam uma resposta lenta para aplicações em tempo real e, em alguns casos, até imprecisa.

Sendo assim, o estudo de novas técnicas ou o aperfeiçoamento de técnicas de estimação fasorial existentes, devido à sua influência na qualidade da proteção do sistema elétrico, se torna fundamental para a confiabilidade dos relés de proteção e, conseqüentemente, a confiabilidade do sistema elétrico como um todo.

1.2 Objetivos

Neste trabalho, são propostos dois métodos de estimação fasorial, com o objetivo de apresentar resultados capazes de rivalizar com os dos métodos existentes e utilizados atualmente. Para realizar a comparação, serão realizadas simulações com vários sinais de entrada, e para a análise numérica dos resultados, alguns índices de desempenho serão usados.

Os métodos propostos utilizam os conceitos de ajuste de curvas e Rede Neurais Artificiais, ambos consistindo de cálculos matemáticos que, quando aplicados à estimação fasorial, permitem a obtenção de resultados bastante significativos para aplicações em tempo real.

1.3 Motivação

O aumento do poder computacional dos processadores dos relés de proteção permite a utilização de algoritmos cada vez mais complexos, sem a perda da viabilidade prática. O aumento do poder computacional também se reflete na frequência de amostragem, pois este aumento implica no processamento de mais amostras no mesmo intervalo de tempo, permitindo um grande número de amostras para uma maior precisão da resposta.

Os algoritmos de estimação fasorial atualmente utilizados são, em sua grande maioria, baseados na Transformada Discreta de Fourier, um conceito matemático que, historicamente, se provou bastante eficiente na estimação fasorial. Estes algoritmos, no entanto, possuem uma grande margem para melhorias, mas ainda são utilizados nos relés principalmente pela sua já conhecida confiabilidade.

Com a utilização de algoritmos mais rápidos e eficientes, é possível aumentar a confiabilidade dos relés de proteção, gerando melhorias significativas na proteção do Sistema Elétrico como um todo, contribuindo assim para o seu funcionamento adequado.

Do ponto de vista prático, a alteração do algoritmo dos relés de proteção não acarretaria em grandes custos ou transtornos para os fabricantes, pois esse é referente apenas ao software no dispositivo, e não à parte física.

1.4 Revisão Bibliográfica

Várias técnicas de redução ou eliminação das componentes indesejáveis dos sinais de entrada, principalmente a componente unidirecional, têm sido apresentadas na literatura.

Sachdev e Baribeau (1979) apresentam um filtro baseado no método dos Mínimos Quadrados. Esse algoritmo modela os parâmetros da componente unidirecional como uma constante mais uma rampa decrescente, utilizando os dois primeiros termos da série de

Taylor. Segundo Sidhu et al (2003), o desempenho deste algoritmo não é satisfatório quando a constante de tempo for muito pequena.

Girgis e Brown (1981, 1985) apresentam uma técnica de remoção da componente unidirecional baseada no filtro de Kalman. Os autores utilizam a forma recursiva característica do filtro de Kalman, e realizando operações matemáticas bastante simples obtêm a resposta desejada.

Benmouyal (1995) propôs um filtro digital mimic. Este filtro pode remover completamente a componente unidirecional somente quando a constante de tempo do sistema for igual à constante de tempo considerada no algoritmo. Esta condição não é comum em um sistema de potência real, uma vez que a constante de tempo e a amplitude da componente unidirecional são desconhecidas, pois são funções da impedância de falta, posição da falta, e ângulo de incidência da falta (YU; GU, 2001). Ainda, segundo Phadke e Thorp (2009), qualquer ruído presente no sinal da corrente tende a ser amplificado pelo circuito mimic. Yu (2006) também propôs um filtro mimic, porém com aplicação voltada para relés de distância.

Yu e Gu (2001) apresentaram um algoritmo que faz uso de um filtro analógico passa-baixa, o qual remove as harmônicas de ordem superior, e um filtro baseado na Transformada Discreta de Fourier (TDF) modificado de ciclo completo (TDFCC) ou de meio ciclo (TDFMC). O algoritmo TDFCC modificado requer um ciclo mais três ou quatro amostras, e o algoritmo TDFMC requer meio ciclo mais quatro amostras. Essas amostras adicionais aumentam o tempo de resposta do algoritmo quando comparado à TDF convencional. Portanto, caso a componente unidirecional não esteja presente no sinal, a TDF convencional apresentará uma maior velocidade de resposta.

Sidhu et al (2003) propuseram uma técnica baseada na estimação da componente unidirecional do sinal, a qual é capaz de se adaptar automaticamente ao sistema e às condições de falta. São usados dois filtros de Fourier de ciclo completo (TDFCC), em paralelo, sintonizados em diferentes frequências, um na fundamental e outro em uma frequência superior à de corte do filtro passa-baixa. O objetivo do filtro sintonizado em uma frequência mais elevada é determinar os parâmetros da componente unidirecional.

Guo, Kezunovic e Chen (2003) propuseram um algoritmo melhorado que também utiliza a TDF, e este apresenta um excelente desempenho, porém, se o sinal não se encaixar no modelo assumido, o desempenho do algoritmo fica prejudicado. Outra desvantagem é que exige um grande esforço computacional para seu processamento.

Pan, Vu e Hu (2004), propuseram uma compensação dos efeitos da saturação dos transformadores de corrente (TCs), ou seja, apresentam uma técnica que reduz os erros de

medida na forma de onda de corrente causados pelos efeitos da saturação dos TCs. Apesar de este algoritmo não ser aplicável a relés de proteção, ainda representa uma técnica interessante de estimação fasorial, onde a aplicação é voltada aos TCs.

Outro algoritmo TDF modificado foi proposto por Lee, Nam e Kang (2008). Os autores propuseram um método que decompõe o processo da TDF convencional em uma TDF que utiliza um conjunto de amostras pares e outra, um conjunto de amostras ímpares. O efeito da componente unidirecional é eliminado usando a relação recursiva entre as saídas da TDF com amostras pares e ímpares.

Cho et al (2009), propuseram um algoritmo de filtragem que estima a componente unidirecional por meio do cálculo da integral da corrente de falta durante um período mais um pequeno intervalo de tempo.

Smith e Nair (2009) apresentaram uma comparação entre algoritmos de estimação de fasores que utilizam a TDF e os que utilizam a Transformada Discreta Wavelet (TDW). Os autores concluem que para um sinal que contém harmônicas a TDW não oferece nenhuma vantagem, sendo que alterações na TDW e no seu nível de recursão apresentam pouco efeito na sua precisão.

Vianello et al (2010), utilizaram as Redes Neurais Artificiais (RNAs) para estimar a magnitude e fase da componente fundamental. O algoritmo proposto apresenta uma resposta melhor do que o TDF de um e dois ciclos e o filtro baseado em mínimos quadrados quando testado com sinais que apresentam harmônicas e a componente unidirecional, no entanto o método leva dois ciclos para convergir.

Al-Tallaq, Al-Sharai e El-Hawary (2011) propuseram um algoritmo de filtragem que, assim como Cho et al (2009), se baseia na integração do sinal de corrente. O método se provou mais eficiente do que a TDF convencional, porém também necessita de um ciclo para o cálculo da integral.

1.5 Estrutura da Dissertação

O capítulo 2 do trabalho contempla uma breve introdução ao processamento de sinais, desde a parte da amostragem até a estrutura física de um relé de proteção.

O capítulo 3 introduz a componente unidirecional e seus efeitos sobre os relés de proteção. Uma breve descrição da teoria que envolve cada um dos algoritmos de estimação fasorial utilizados ao longo do trabalho também é apresentada.

O capítulo 4 mostra as simulações realizadas e os resultados obtidos, incluindo o equacionamento dos índices de desempenho utilizados para a avaliação dos métodos. Por fim, os resultados numéricos são discutidos e uma análise geral das características de cada método é realizada.

O capítulo 5 apresenta as conclusões obtidas e as sugestões para trabalhos futuros.

2 PROCESSAMENTO DE SINAIS

2.1 Considerações gerais

Neste capítulo serão introduzidos os conceitos que dizem respeito ao processamento do sinal da corrente elétrica do Sistema Elétrico de Potência. A seguir serão apresentados os fundamentos da amostragem de sinais e como essa é feita nos relés a partir do sinal analógico da corrente elétrica, assim como uma breve introdução ao efeito do *aliasing* e as respectivas técnicas de mitigação. Por fim, a arquitetura e estrutura física do relé de proteção numérico, com a descrição de cada bloco de processamento é apresentada.

2.2 Amostragem de sinais

Os sinais presentes no Sistema Elétrico de Potência são analógicos e, portanto, devem ser amostrados para que o seu processamento seja possível. A amostragem de um sinal nada mais é do que a conversão de um sinal contínuo no tempo em um sinal discreto, onde a cada intervalo de tempo uma amostra é retirada do sinal analógico e processada pelo microprocessador do relé.

Duas técnicas são usualmente utilizadas em relés numéricos: a amostragem por trem de impulsos e amostragem por *Zero-Order Hold*.

2.2.1 Amostragem por trem de impulsos

Este tipo de amostragem é o mais simples. Consiste simplesmente da multiplicação do sinal analógico por pulsos de amplitude unitária e frequência correspondente à frequência de amostragem desejada. Este método de amostragem é representado na figura 2.1.

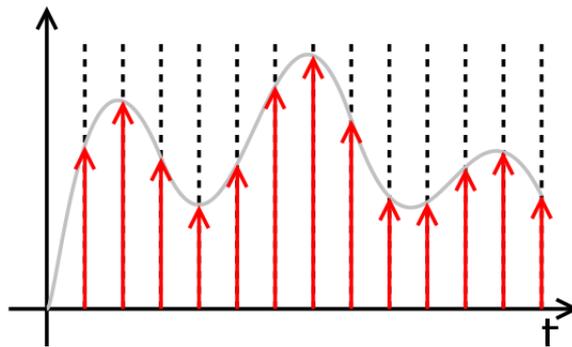


Figura 2.1 – Amostragem por trem de impulsos.

2.2.2 Amostragem por *Zero-Order Hold*

É o método utilizado pela maioria dos relés numéricos. Necessita de um circuito de retenção chamado de *sample-and-hold*, abordado na subseção 2.3.2. Neste método, quando um valor é convertido de analógico para digital, a saída do conversor é mantida inalterada até que o próximo valor seja convertido (RANSICK, 1998). A figura 2.2 mostra um exemplo de amostragem por *Zero-Order Hold*.

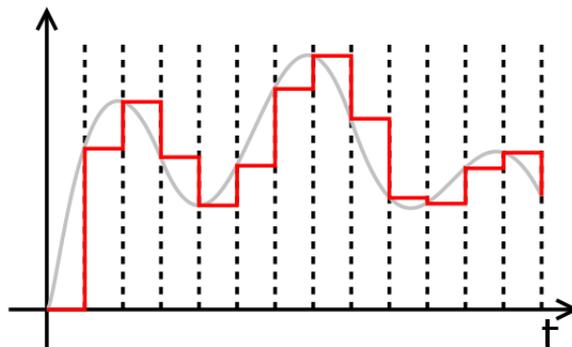


Figura 2.2 – Amostragem por *Zero-Order Hold*.

2.2.3 Frequência de amostragem e *aliasing*

Na amostragem de sinais, um parâmetro muito importante a ser definido é a frequência de amostragem, ou seja, o número de amostras por segundo que serão enviadas para o processamento. No caso de uma frequência muito alta, muitas amostras serão enviadas para o microprocessador, que pode não ter velocidade de cálculo suficiente, e no caso de uma frequência muito baixa, pode haver baixa precisão nos cálculos ou a ocorrência de *aliasing*.

Aliasing é um efeito que ocorre quando a frequência de amostragem utilizada é muito baixa, não obedecendo ao Teorema da Amostragem de Nyquist, que estabelece que a frequência de amostragem deva ser pelo menos duas vezes maior do que a maior frequência contida no sinal a ser amostrado (RANSICK, 1998), ou seja:

$$\omega_s \geq 2\omega_c \quad (2.1)$$

Onde ω_s é a frequência de amostragem e ω_c é a maior frequência contida no sinal, também chamada de frequência de Nyquist.

A importância do Teorema da Amostragem de Nyquist pode ser comprovada quando se analisa o comportamento dos sinais no domínio da frequência. Supondo que $x_c(t)$ seja um sinal limitado em frequência (OPPEINHEIM; SCHAFER, 1999), ou seja, $X_c(j\omega) = 0$ para $|\omega| \geq \omega_c$, e que $s(t)$ é o trem de impulsos unitário, então $x_s(t)$ é o produto entre $x_c(t)$ e $s(t)$, mostrado em (2.2).

$$x_s(t) = x_c(t)s(t) \quad (2.2)$$

Pela propriedade da convolução em frequência, o sinal $X_s(j\omega)$ pode ser escrito como é mostrado em (2.3).

$$X_s(j\omega) = \frac{1}{2\pi} X_c(j\omega) * S(j\omega) \quad (2.3)$$

A Transformada de Fourier de um trem de impulsos é um trem de impulsos periódicos (OPPEINHEIM; SCHAFER, 1999), mostrado em (2.4).

$$S(j\omega) = \frac{2\pi}{T} \sum_{k=-\infty}^{\infty} \delta(\omega - k\omega_s) \quad (2.4)$$

Onde T é o período. Por fim, substituindo (2.4) em (2.3) e resolvendo a convolução, chega-se à equação final para o espectro em frequência de $x_s(t)$, mostrada em (2.5).

$$X_s(j\omega) = \frac{1}{T} \sum_{k=-\infty}^{\infty} X_c(j(\omega - k\omega_s)) \quad (2.5)$$

A equação (2.5) fornece a relação entre as Transformadas de Fourier da entrada e saída do trem de impulsos unitários, estabelecendo que a Transformada de Fourier de $x_s(t)$ é formada por cópias periódicas da Transformada de Fourier de $x_c(t)$. A figura 2.3 mostra como se dá a ocorrência de *aliasing* no domínio da frequência.

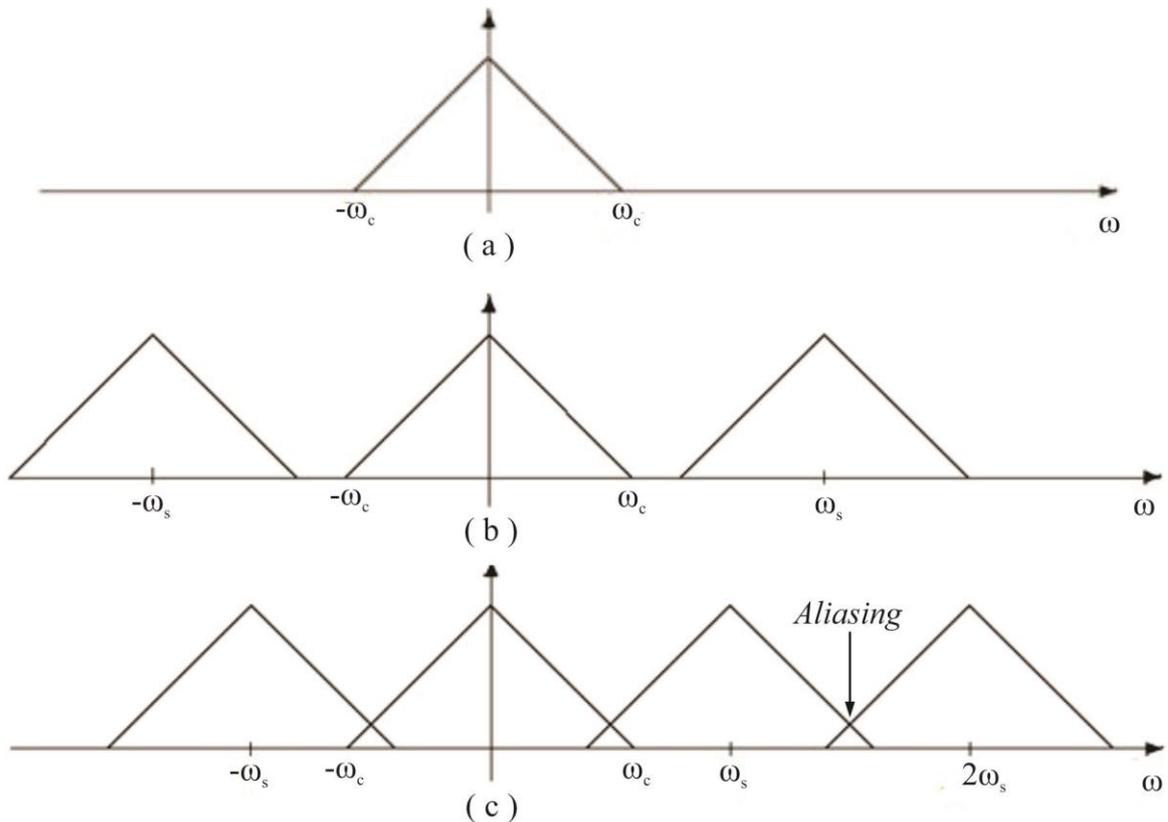


Figura 2.3 – Exemplo de *aliasing* no domínio da frequência. (a) Espectro do sinal original. (b) Espectro do sinal amostrado, com $\omega_s > 2\omega_c$ (sem *aliasing*). (c) Espectro do sinal amostrado, com $\omega_s < 2\omega_c$ (ocorrência de *aliasing*).

A consequência do *aliasing* é a representação de um sinal de frequência menor do que o real, como é representado na figura 2.4. A linha mais escura representa o sinal real a ser amostrado, enquanto que a linha clara mostra o sinal obtido a partir da amostragem inadequada.

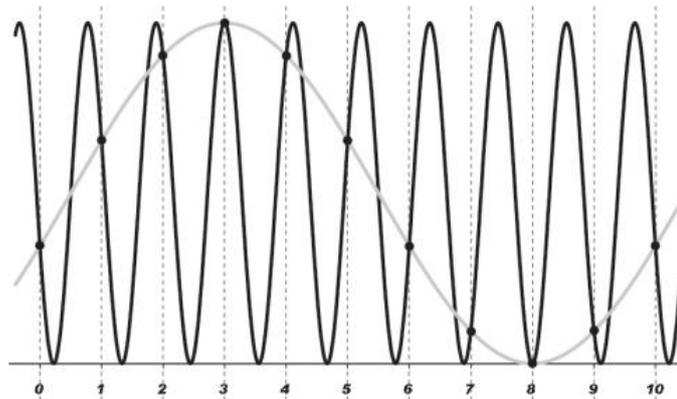


Figura 2.4 – Consequência do *aliasing*.

2.2.4 Filtros *anti-aliasing*

Quando os filtros passa-baixa são usados com o objetivo de reduzir o efeito do *aliasing*, são chamados de filtros *anti-aliasing* (RANSICK, 1998). Sua frequência de corte é tipicamente ajustada como sendo a metade da frequência de amostragem, de modo que o Teorema da Amostragem de Nyquist seja obedecido.

Um filtro passa-baixa ideal é aquele que permite a passagem total de qualquer frequência inferior ao da frequência de corte, e negue totalmente qualquer sinal de frequência superior a esta. A representação gráfica de um filtro passa-baixa ideal é mostrada na figura 2.5, onde a linha cheia representa o comportamento do filtro ideal e a linha pontilhada representa um filtro real.

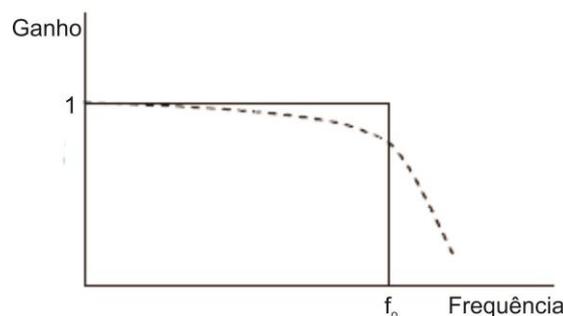


Figura 2.5 – Filtro passa-baixa ideal

Dentre os filtros utilizados na prática, os principais e mais conhecidos são o filtro Butterworth, o filtro Chebyshev tipo 1, o filtro Chebyshev tipo 2, e o filtro elíptico. As principais características destes filtros são:

- Filtro Butterworth: apresenta a banda de transição mais alta dentre os filtros, porém não possui *ripple* nas bandas passante e de negação. Possui distorção de fase moderada;
- Filtro Chebyshev tipo 1: banda de transição intermediária dentre os filtros, com presença de *ripple* na banda passante. Possui pior distorção de fase quando comparado com o Butterworth;
- Filtro Chebyshev tipo 2: banda de transição intermediária dentre os filtros, com presença de *ripple* na banda de negação. Possui pior distorção de fase quando comparado com o Butterworth;
- Filtro elíptico: apresenta a menor banda de transição dentre os filtros, no entanto, há presença de *ripple* nas bandas passante e de negação. Possui pior distorção de fase quando comparado com o filtro Butterworth.

A figura 2.6 mostra a representação gráfica dos quatro filtros, sendo todos eles de 5ª ordem, com frequências normalizadas e frequência de corte ajustada em 0,5.

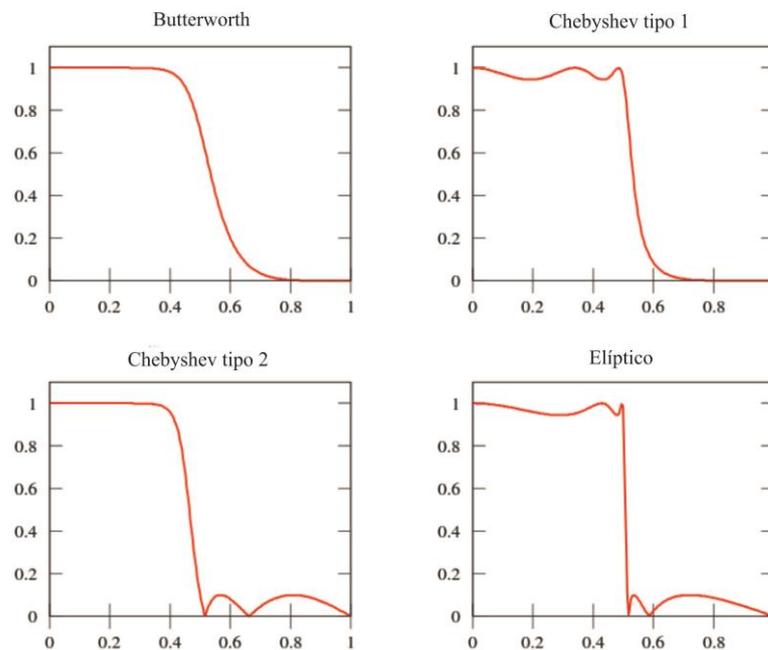


Figura 2.6 – Comparação entre filtros passa-baixa.

Neste trabalho, será dada ênfase para o filtro Butterworth, pois além de ser o mais utilizado na prática, não apresenta *ripple* e tem uma banda de transição aceitável para a aplicação na estimação fasorial, além de distorção de fase baixa quando comparado aos outros filtros.

2.2.5 Filtro Butterworth

A principal característica do filtro Butterworth que deve ser levada em consideração é a variação na banda de transição e na distorção de fase conforme a ordem do filtro aumenta. A figura 2.7 mostra a variação da banda de transição para filtros com frequência de corte em 600 Hz e ordens 2, 4, 8 e 10.

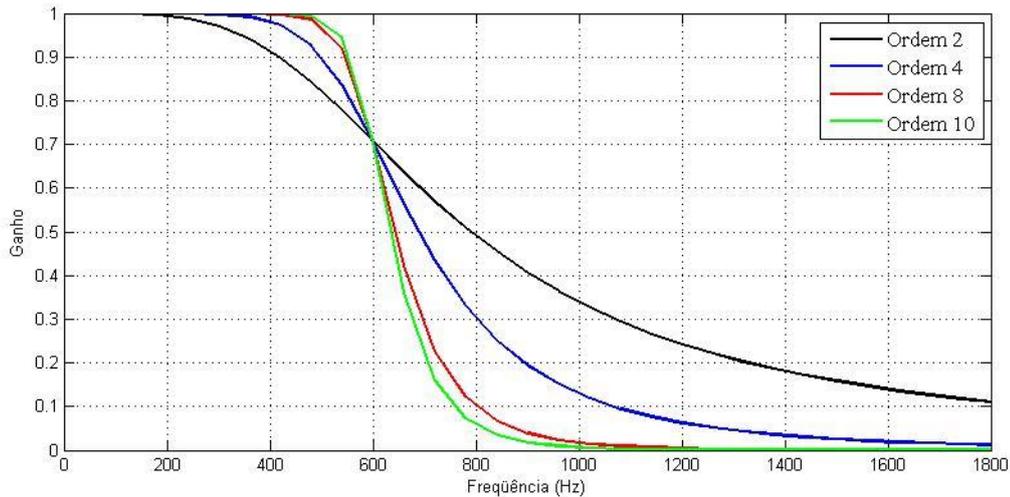


Figura 2.7 – Variação da banda de transição do filtro Butterworth.

Da figura, é possível notar que a banda de transição diminui conforme a ordem do filtro aumenta. Em teoria, poderia ser possível a obtenção de um filtro ideal se a ordem deste tendesse para o infinito. O aumento da ordem do filtro, porém, causa um aumento no seu tempo de resposta. A figura 2.8 mostra o tempo de convergência da resposta a um degrau unitário de filtros de ordens 2, 4, 8 e 10.

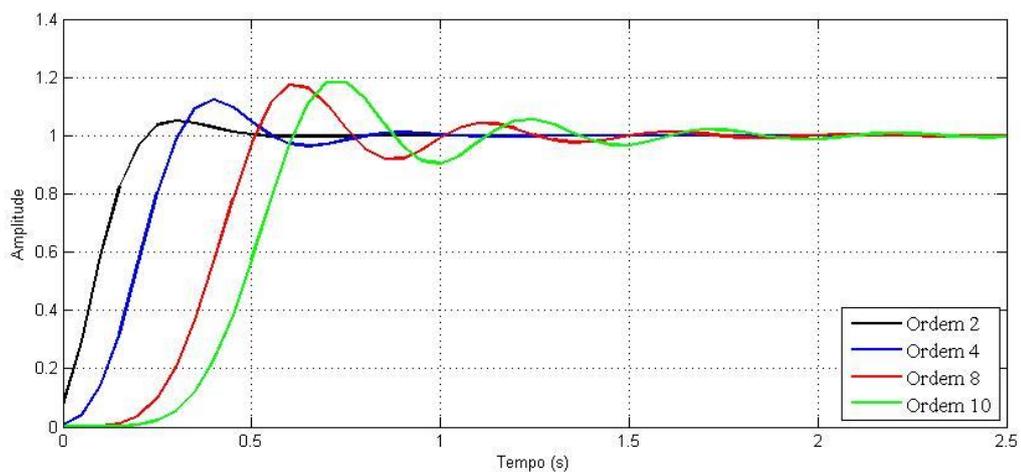


Figura 2.8 – Variação do tempo de convergência do filtro Butterworth.

A figura 2.8 mostra que quanto maior a ordem do filtro, maior é o tempo de convergência, gerando um atraso na saída. Isso será refletido em uma diferença angular entre a saída e a entrada (WINDER, 2002). Portanto, tendo em vista estas duas características, deve-se escolher a ordem do filtro de modo a atender as exigências da aplicação.

2.3 Arquitetura dos relés digitais

Os relés digitais são constituídos de diversos subsistemas com funções bem definidas, conforme mostra a figura 2.9.

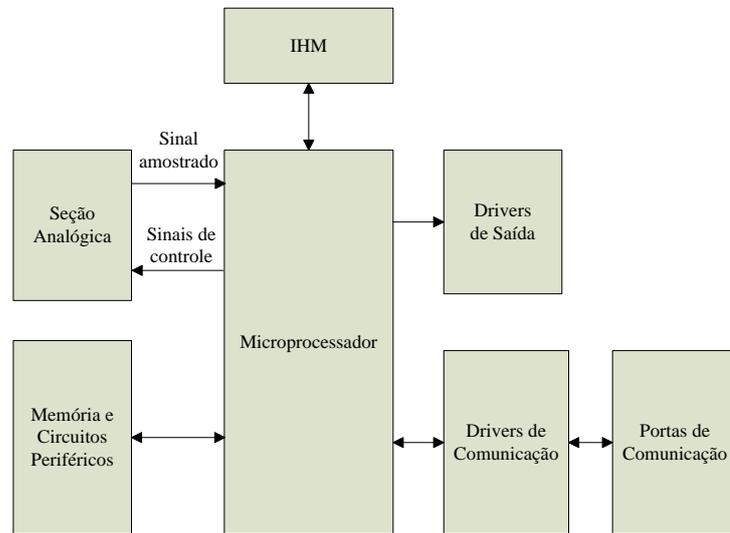


Figura 2.9 – Diagrama de um relé digital.

O bloco *Seção Analógica* da Figura 2.9 é representado em detalhes na figura 2.10.

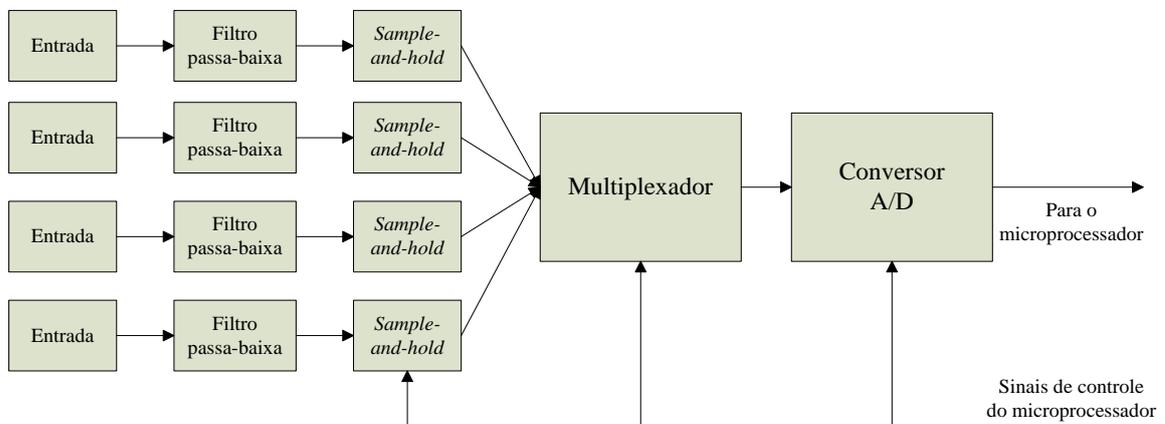


Figura 2.10 – Bloco *Seção Analógica* do relé digital.

2.3.1 Filtro passa-baixa

Como já foi discutido na seção 2.2, as componentes de alta frequência contidas no sinal podem causar *aliasing*. Para reduzir este efeito, é utilizado um filtro passa-baixa na entrada do relé, usualmente o filtro Butterworth. A implementação prática de um filtro deste tipo é feita de duas maneiras: a topologia de Cauer, mostrado na figura 2.11; e a topologia de Sallen-Key (BIANCHI, 2007), que é mais utilizada, mostrada na figura 2.12.

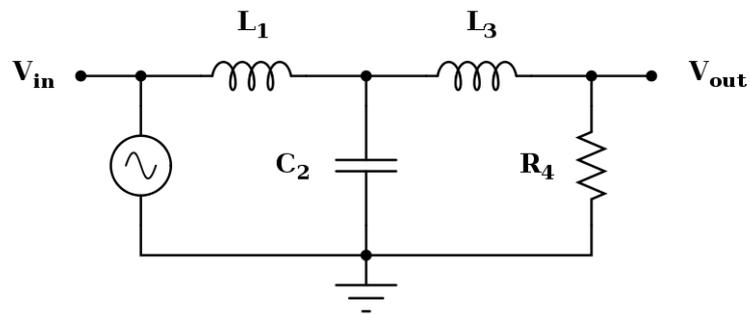


Figura 2.11 – Exemplo de filtro Butterworth de 3ª ordem na topologia de Cauer.

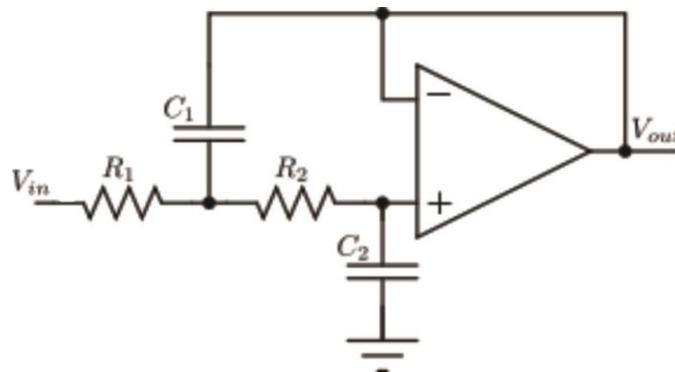


Figura 2.12 – Exemplo de filtro Butterworth de 2ª ordem na topologia de Sallen-Key.

2.3.2 Circuito *sample-and-hold*

O circuito *sample-and-hold*, também referenciado como S-H, mostrado na figura 2.13, é utilizado na amostragem por *Zero-Order Hold*. Sua função é manter o sinal de entrada constante para que esse possa ser quantizado.

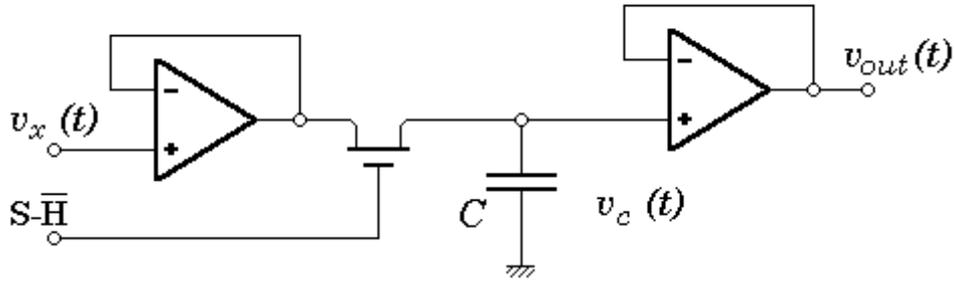


Figura 2.13 – Circuito *sample-and-hold*.

Muitos relés numéricos que realizam funções de proteção e controle requerem a informação da relação de tempo entre as entradas. Há duas maneiras de esta relação ser determinada nos circuitos S-H. A primeira, já mostrada na figura 2.10, utiliza múltiplas unidades S-H para realizar a amostragem simultânea entre todas as entradas, permitindo comparações diretas entre elas.

O segundo método consiste na utilização de uma única unidade S-H, mostrado na figura 2.14.

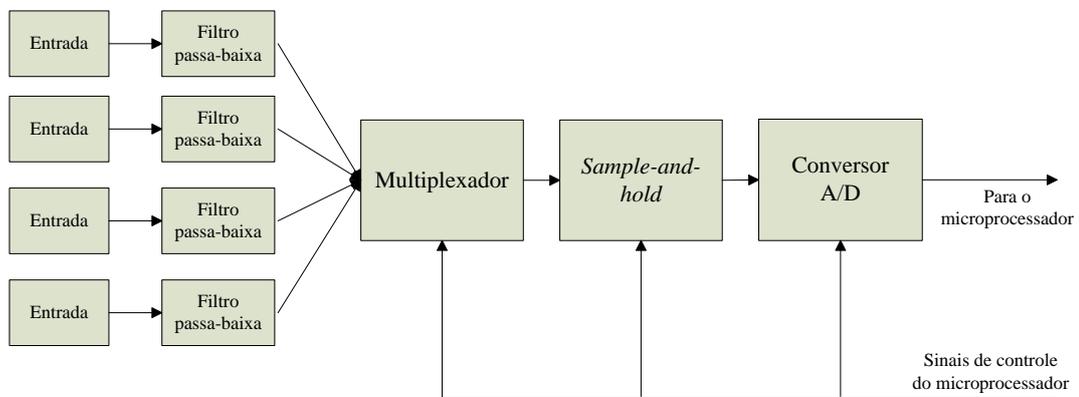


Figura 2.14 – Bloco *Seção Analógica* do relé digital com uma unidade *sample-and-hold*.

Nesta configuração, cada amostra é tomada em um intervalo de tempo conhecido seguido da amostra inicial. Portanto, um fator de correção de tempo pode ser aplicado para cada amostra, de modo a compensar o atraso de amostragens sucessivas. Compensar este atraso no tempo é equivalente a aplicar uma correção no ângulo de fase em uma forma de onda cíclica de frequência conhecida (RANSICK, 1998). Ao aplicar a correção, as formas de onda amostradas sequencialmente podem ser convertidas em um resultante equivalente às formas de onda amostradas simultaneamente.

2.3.3 Multiplexador

O princípio de operação do multiplexador pode ser comparado à operação de uma chave seletora. Sob o controle do microprocessador, o multiplexador conecta sequencialmente cada entrada à saída, uma de cada vez. Um exemplo é mostrado na figura 2.15, que ilustra um multiplexador de quatro entradas de dados e duas entradas de controle.

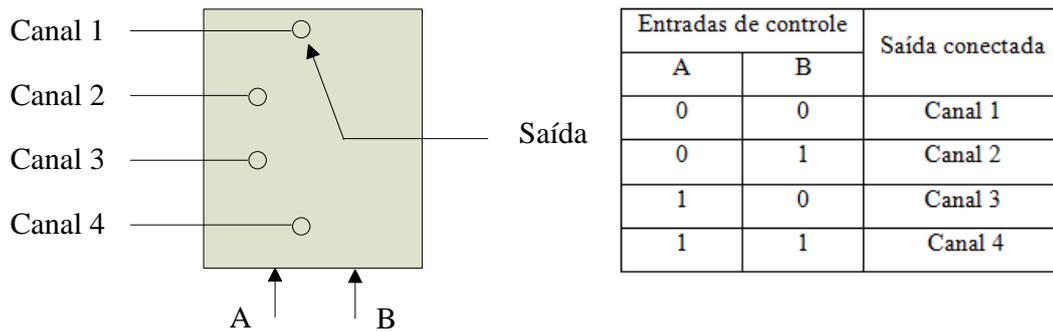


Figura 2.15 – Exemplo de funcionamento do multiplexador.

2.3.4 Conversor Analógico-Digital

O conversor A/D é o principal processo envolvido na amostragem, onde os valores amostrados que representam o sinal contínuo são convertidos para um valor binário. O conversor é ajustado de forma que o sinal de corrente analógico seja representado em uma escala de ± 10 V (PHADKE; THORP, 2009), portanto, o maior valor possível para o sinal de entrada precisa ser conhecido.

Exemplificando, assume-se que uma corrente com valor eficaz de 150 A é ajustada de forma a ser representada por uma tensão de ± 10 V no conversor. O fator de escala (FE) é apresentado em (2.6).

$$FE = \frac{150\sqrt{2}}{10} = 21,2132 \quad (2.6)$$

Têm-se, portanto, um fator de escala de 21,2132 A/V. Um conversor A/D de 12 bits quantifica a entrada em 2^{12} ou 4096 pontos, portanto, com um alcance da escala de 20 V, o número de volts por bit é de 4,8828 mV/bit. Juntando os dois fatores, obtém-se (2.7).

$$(21,2132)(4,8828 \cdot 10^{-3}) = 0,1036 \quad (2.7)$$

Resultando em uma resolução de 0,1036 A/bit. Caso uma resolução maior seja requerida, pode-se utilizar um conversor com um maior número de bits ou adicionar um amplificador precedendo o conversor.

Quando é utilizado um conversor com maior resolução, como, por exemplo, de 16 bits, deve-se prestar atenção à relação sinal-ruído aplicada, já que a quantidade de volts por bit se torna um valor menor. No exemplo, se um conversor de 16 bits fosse utilizado, o número de volts por bit seria de 305,1757 $\mu\text{V/bit}$, e a resolução seria aumentada para 6,4737 mA/bit.

No caso da utilização do circuito amplificador, o microprocessador deve saber o valor do ganho para que possa ajustar o sinal amostrado corretamente.

2.3.5 Microprocessador

O microprocessador, juntamente com os circuitos periféricos associados, realiza todas as funções de controle, cálculo e comunicação. Alguns relés numéricos que podem requerer níveis de processamento mais elevados podem incluir também um Processador de Sinais Digitais (PSD) adicional, que pode ser considerado como um coprocessador numérico com relação ao microprocessador primário. O PSD é um tipo específico de microprocessador que realiza cálculos em alta velocidade, excedendo significativamente o microprocessador principal (RANSICK, 1998).

O software operacional do processador é retido em uma memória não volátil. O aumento de disponibilidade da memória com o avanço da tecnologia permite maior armazenamento e aumento da complexidade dos softwares. A maioria dos relés no passado utilizava a *Electrically Programmable Read Only Memory* (EPROM) ou a *One Time Programmable* (OTP) para o software operacional. Estes tipos de memória requerem que o componente seja programado antes de sua inserção. A EPROM tem a característica adicional de poder ser reprogramada.

Relés numéricos mais recentes utilizam a memória FLASH, cuja vantagem é a capacidade de ser reprogramada sem precisar ser removida do relé. Isto permite aos usuários do relé aprimorar, modificar e adicionar melhorias aos relés numéricos simplesmente conectando um computador a uma porta de comunicação adequada e inserir um novo software operacional.

Outro tipo de memória não volátil que pode ser encontrada em relés microprocessados é a *Electrically Erasable Programmable Read Only Memory* (EEPROM). Uma EEPROM é tipicamente usada para armazenamento de baixa densidade como configurações de usuário e constantes de calibração do relé.

Dentre as memórias voláteis, a *Static Random Access Memory* (SRAM) é a mais comum. A SRAM possui alta velocidade, e é usada para armazenamento temporário de dados durante cálculos e armazenamento temporário de parâmetros que não necessitam retenção em caso de perda de energia.

2.4 Considerações finais

Sem dúvida existem diversos fatores na área de processamento de sinais que devem ser analisados para que se possa desenvolver um algoritmo de estimação fasorial e, apesar de parecerem pequenos detalhes, é uma etapa fundamental em qualquer relé de proteção microprocessado. Conhecer todos os fatores envolvidos na estimação fasorial, como os filtros de entrada, técnicas de amostragem e os problemas que podem ocorrer, sendo o principal deles o *aliasing*, assim como o hardware e a arquitetura dos relés, é o primeiro passo para o entendimento do funcionamento dos algoritmos de estimação fasorial na prática.

3 ALGORITMOS DE ESTIMAÇÃO FASORIAL

3.1 Considerações gerais

Segundo Schweitzer e Hou (1993), os algoritmos de filtragem digital, neste caso aplicados a estimação fasorial, devem apresentar uma resposta adequada quando estiverem operando próximo à frequência do sistema, rejeitar a componente unidirecional, atenuar ou rejeitar harmônicos e ter boa resposta transitória. Neste capítulo, serão estudados os conceitos teóricos de diversos tipos de algoritmos de estimação fasorial, demonstrando o modo como é realizada a estimação do fasor da corrente. Será descrita a componente unidirecional e seus efeitos sobre os relés de proteção, ressaltando a importância da estimação fasorial. A partir daí, serão descritos alguns dos tipos de filtros existentes. Será dada ênfase ao filtro de Fourier, o filtro de Fourier modificado proposto por Lee, Kang e Nam (2008), o filtro cosseno, o filtro proposto por Cho et al (2009), e o filtro de Kalman. Por fim, serão apresentados os métodos propostos, um fundamentado na técnica de ajuste de curvas, e outro em Redes Neurais Artificiais.

3.2 A componente unidirecional e seus efeitos nos relés de proteção

Para que os relés de proteção operem de maneira correta, é preciso que as correntes de falta, que passam através do circuito primário dos transformadores de corrente (TCs), sejam representadas com o mínimo de distorções em seu circuito secundário. Porém, durante o início ou extinção de uma falta, surgem componentes transitórias que, dependendo da magnitude, podem levar à saturação dos TCs. Isto pode comprometer severamente o funcionamento dos relés. Entre as componentes transitórias, a principal é a componente exponencialmente decrescente ou unidirecional, que é resultado da mudança instantânea do estado do sistema (STRINGER, 1998).

Como a grande maioria dos sistemas de potência são predominantemente indutivos e resistivos, será feita uma análise do comportamento da corrente durante o início de uma falta, utilizando o circuito RL mostrado na figura 3.1. Neste modelo, a resistência e indutância representam o equivalente do sistema e da fonte.

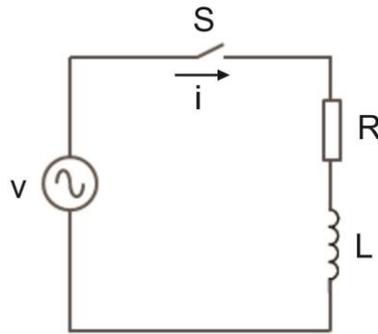


Figura 3.1 – Sistema elétrico representado por um circuito RL.

A situação apresentada na figura 3.1 mostra que, quando a chave S é fechada, uma corrente i passa a circular no circuito. No entanto, esta corrente não atinge seu valor de regime permanente instantaneamente, uma vez que o circuito indutivo exige que a corrente inicie em zero. Dessa forma, surge uma componente transitória, que possibilita a corrente atingir, de forma suave, seu valor máximo. Este fato é mais bem compreendido quando se analisa a equação da corrente i no instante em que a chave é fechada.

A tensão V pode ser representada no domínio do tempo por (3.1).

$$v(t) = V_m \sin(\omega t + \phi) = Ri(t) + L \frac{di(t)}{dt} \quad (3.1)$$

Onde V_m é o módulo da tensão de pico, ω é a frequência angular, e ϕ é o ângulo de fase inicial.

Resolvendo a equação diferencial de primeira ordem em função de $i(t)$, tem-se (3.2) (GREENWOOD, 1991):

$$i(t) = \frac{V_m}{\sqrt{(R^2 + \omega^2 L^2)}} \left[\sin(\omega t + \phi - \theta) - \sin(\phi - \theta) e^{-\frac{R}{L}t} \right] \quad (3.2)$$

Onde θ é o ângulo entre a tensão e a corrente, representado por (3.3).

$$\theta = \arctan\left(\frac{\omega L}{R}\right) \quad (3.3)$$

A equação (3.2) representa a corrente do circuito durante uma falta. Esta corrente é chamada de assimétrica, pois é deslocada em relação ao eixo do tempo, e é ilustrada na figura 3.2.

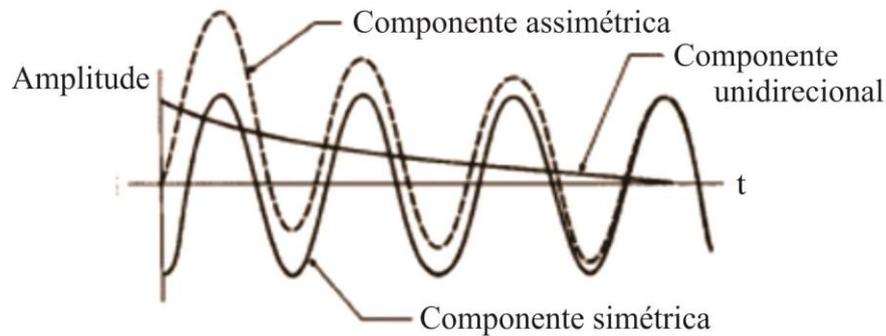


Figura 3.2 – Componentes da corrente de falta.

A equação (3.2) pode ainda ser dividida em duas partes, uma chamada de i_{AC} e a outra de i_{DC} , representados em (3.4) e (3.5), respectivamente.

$$i_{AC} = \frac{V_m}{\sqrt{(R^2 + \omega^2 L^2)}} \sin(\omega t + \phi - \theta) \quad (3.4)$$

$$i_{DC} = \frac{V_m}{\sqrt{(R^2 + \omega^2 L^2)}} \sin(\phi - \theta) e^{-\frac{R}{L}t} \quad (3.5)$$

Analisando (3.5), tem-se que a componente unidirecional será nula quando $\Phi - \theta = n\pi$, para todo n inteiro, e máxima em módulo quando $\Phi - \theta = n\pi/2$, para todo n inteiro ímpar.

O tempo de permanência da componente unidirecional no sinal de corrente é determinado pelo valor da constante de tempo τ do circuito, sendo $\tau = L/R$. A constante de tempo indica o tempo necessário para que essa componente atinja 37% do seu valor inicial.

Como a corrente assimétrica atinge valores superiores à corrente de regime permanente, poderá saturar os TCs e, dessa forma, os valores de corrente do circuito secundário deste não corresponderão aos valores reais do sistema, afetando a operação do relé.

Mesmo que a magnitude da componente unidirecional não seja suficientemente alta para saturar os TCs, o desempenho dos relés operados por corrente, como relés de sobrecorrente e relés de distância, pode ser afetado. Segundo Phadke e Thorp (2009), essa componente é a principal causa de sobrealcance transitório em relés de alta velocidade. Para

uma linha de transmissão típica de extra-alta tensão, a constante de tempo assume valores entre 30 e 50 ms. Desse modo, os relés que possuem tempos de operação inferiores a essa faixa devem ser imunes aos efeitos da componente unidirecional.

Alguns relés de distância têm seu funcionamento fundamentado no cálculo da impedância aparente. Logo, se a componente unidirecional estiver presente no sinal de corrente visto pelo relé, a impedância vista será menor do que a impedância real do sistema. Isto pode fazer com que a impedância calculada migre para a região de operação do relé, fazendo com que este opere erroneamente.

No caso de relés de sobrecorrente instantâneos, a componente unidirecional pode fazer com que a corrente vista por ele supere o valor de ajuste e, dessa forma, o relé pode operar para uma falta além de sua zona de atuação, causando problemas de coordenação e seletividade.

Tendo em vista todas as suas consequências, é fundamental que essa componente não esteja presente no sinal de entrada do relé, garantindo uma boa confiabilidade em sua operação.

3.3 Filtro de Fourier

Algoritmos de estimação fasorial baseados na Transformada Discreta de Fourier (TDF) são os mais comumente utilizados nos relés de proteção. A estimação da componente de frequência fundamental é feita por meio da correlação entre as amostras de um ciclo do sinal a ser filtrado com as amostras de um ciclo dos sinais de referência, seno e cosseno, na frequência fundamental (IEEE TUTORIAL COURSE, 1979). Todos estes sinais devem possuir a mesma frequência de amostragem.

Sendo N a frequência de amostragem, a cada instante, N amostras do sinal de entrada são multiplicadas pelas amostras dos sinais de referência. Os resultados destas multiplicações são então somados e armazenados em I_c^m (função cosseno) e I_s^m (função seno), como mostrado em (3.6) e (3.7).

$$I_c^m = \frac{2}{N} \sum_{n=0}^{N-1} i[n] \cos\left(n \frac{2\pi}{N} m\right) \quad (3.6)$$

$$I_s^m = \frac{2}{N} \sum_{n=0}^{N-1} i[n] \sin\left(n \frac{2\pi}{N} m\right) \quad (3.7)$$

Onde $i[n]$ é a n -ésima amostra do sinal a ser filtrado e m é a m -ésima harmônica do sinal. Considerando m igual a 1 e mesclando (3.6) e (3.7), chega-se à equação final do filtro de Fourier para a componente fundamental, mostrada em (3.8).

$$I_{TDF} = \frac{2}{N} \sum_{n=0}^{N-1} i[n] e^{-j \frac{2\pi}{N} n} \quad (3.8)$$

Segundo Phadke e Thorp (2009), com N amostras por ciclo é possível calcular $(N/2-1)$ harmônicas, afirmação proveniente do Teorema da Amostragem de Nyquist.

A magnitude e a fase da m -ésima harmônica são obtidas por (3.9) e (3.10), respectivamente.

$$|I^m| = \sqrt{(I_c^m)^2 + (I_s^m)^2} \quad (3.9)$$

$$\theta_m = \arctan\left(\frac{I_s^m}{I_c^m}\right) \quad (3.10)$$

O filtro de Fourier apresenta alguns problemas com relação à componente unidirecional do sinal, sendo incapaz de detectá-la e, conseqüentemente, de removê-la. Um trabalho foi publicado anteriormente mostrando os efeitos desta componente na resposta do filtro (DA SILVA; CARDOSO JR.; MARCHESAN, 2013). Na literatura técnica existem diversas modificações do filtro de Fourier básico para melhorar sua resposta em relação a esta componente. Uma das mais conhecidas é a modificação apresentada por Lee, Kang e Nam (2008), apresentada na seção 3.4.

3.4 Filtro de Fourier Modificado por Lee, Kang e Nam (2008)

Para resolver o problema em relação à componente unidirecional no filtro de Fourier, Lee, Kang e Nam (2008), propuseram uma maneira de obter a resposta do filtro levando em conta esta componente.

Basicamente, o fasor de frequência fundamental, é obtido por meio de (3.11), simplesmente subtraindo a componente unidirecional da resposta do filtro de Fourier básico.

$$I_{TDF}^1 = I_{TDF} - I_{TDF}^{DC} \quad (3.11)$$

Onde I_{TDF}^1 representa o fasor de frequência fundamental, representado por (3.12).

$$I_{TDF}^1 = I_1 e^{j\phi} \quad (3.12)$$

Onde I_1 e ϕ_1 representam a amplitude e a fase da componente de frequência fundamental, respectivamente.

Para que seja possível aplicar (3.11) a fim de remover a componente unidirecional, I_{TDF}^{DC} deve ser calculado por meio de (3.13).

$$I_{TDF}^{DC} = \frac{2}{N} I_0 \left(\frac{1 - e^{-\frac{\Delta t}{\tau} N}}{1 - e^{-\frac{\Delta t}{\tau}} e^{-j\frac{2\pi}{N}}} \right) \quad (3.13)$$

Onde I_0 representa a amplitude da componente unidirecional, τ representa a constante de tempo, e N representa o número de amostras por ciclo.

A equação do filtro de Fourier mostrada em (3.8) pode ser decomposta em duas partes: uma que leva em consideração as amostras pares e outra, as amostras ímpares, conforme mostrado em (3.14) e, em detalhes, em (3.15).

$$I_{TDF} = I_{TDF}^{par} + I_{TDF}^{ímpar} \quad (3.14)$$

$$I_{TDF} = \frac{2}{N} \sum_{n=0}^{N/2-1} i[2n] \left(e^{-j\frac{2\pi}{N} 2n} \right) + \frac{2}{N} \sum_{n=0}^{N/2-1} i[2n+1] \left(e^{-j\frac{2\pi}{N} (2n+1)} \right) \quad (3.15)$$

A saída do filtro de Fourier modificado para amostras pares é dada por (3.16).

$$I_{TDF}^{par} = \frac{1}{2} I_1 e^{j\phi} + \frac{2}{N} I_0 \frac{1 - e^{-\frac{\Delta t}{\tau} N}}{1 - \left(e^{-\frac{\Delta t}{\tau}} e^{-j\frac{2\pi}{N}} \right)^2} \quad (3.16)$$

Dessa forma, o primeiro termo de (3.16) equivale a uma parcela da componente de frequência fundamental I_{TDF}^I , e o segundo representa uma parcela da componente unidirecional I_{TDF}^{DC} . A saída do filtro de Fourier modificado para amostras ímpares é dada por (3.17).

$$I_{TDF}^{ímpar} = \frac{1}{2} I_1 e^{j\phi_1} + \frac{2}{N} e^{-\frac{\Delta t}{\tau}} e^{-j\frac{2\pi}{N}} I_0 \frac{1 - e^{-\frac{\Delta t}{\tau}}}{1 - \left(e^{-\frac{\Delta t}{\tau}} e^{-j\frac{2\pi}{N}} \right)^2} \quad (3.17)$$

Da mesma forma que no caso anterior, o primeiro termo de (3.17) representa uma parcela da componente de frequência fundamental, e o segundo representa uma parcela da componente unidirecional. Como se deseja obter somente a resposta do filtro devido à última, é necessário a eliminação da componente fundamental. Isto é feito simplesmente subtraindo-se (3.17) de (3.16), como mostrado em (3.18).

$$I_{TDF}^{par} - I_{TDF}^{ímpar} = \frac{2}{N} I_0 \frac{1 - e^{-\frac{\Delta t}{\tau}}}{1 + e^{-\frac{\Delta t}{\tau}} e^{-j\frac{2\pi}{N}}} \quad (3.18)$$

Reescrevendo (3.18) em função da parte real e imaginária, obtêm-se (3.19) e (3.20).

$$I_{real} = \frac{2}{N} I_0 \frac{1 - e^{-\frac{\Delta t}{\tau}}}{1 + e^{-\frac{\Delta t}{\tau}} + 2e^{-\frac{\Delta t}{\tau}} \cos\left(\frac{2\pi}{N}\right)} \left(1 + e^{-\frac{\Delta t}{\tau}} \cos\left(\frac{2\pi}{N}\right) \right) \quad (3.19)$$

$$I_{imag} = \frac{2}{N} I_0 \frac{1 - e^{-\frac{\Delta t}{\tau}}}{1 + e^{-\frac{\Delta t}{\tau}} + 2e^{-\frac{\Delta t}{\tau}} \cos\left(\frac{2\pi}{N}\right)} e^{-\frac{\Delta t}{\tau}} \sin\left(\frac{2\pi}{N}\right) \quad (3.20)$$

A partir de (3.19) e (3.20), obtêm-se o termo exponencial da componente unidirecional, mostrada em (3.21).

$$e^{-\frac{\Delta t}{\tau}} = \frac{I_{imag}}{I_{real} \sin\left(\frac{2\pi}{N}\right) - I_{imag} \cos\left(\frac{2\pi}{N}\right)} \quad (3.21)$$

Por fim, substituindo (3.21) em (3.18), é possível determinar a resposta do filtro devido à componente unidirecional, conforme mostra (3.22).

$$I_{TDF}^{DC} = \left(I_{TDF}^{par} - I_{TDF}^{impar} \right) \frac{1 + e^{-\frac{\Delta t}{\tau}} e^{-j\frac{2\pi}{N}}}{1 - e^{-\frac{\Delta t}{\tau}} e^{-j\frac{2\pi}{N}}} \quad (3.22)$$

Portanto, o fasor de frequência fundamental pode ser determinado pela substituição de (3.22) em (3.11).

3.5 Filtro Cosseno

Este tipo de filtro utiliza o mesmo procedimento descrito para o filtro de Fourier. O filtro cosseno, no entanto, usa somente a função cosseno como referência, ao invés das duas utilizadas no filtro de Fourier (SCHWEITZER; HOU, 1992). A principal diferença é que, ao invés de utilizar uma função de referência deslocada de um quarto de ciclo como o filtro de Fourier, o filtro cosseno desloca a amostra em um quarto de ciclo (SENGER; DE SANTANA, 1998).

As equações que representam a multiplicação do sinal de entrada pela função de referência são mostradas em (3.23) e (3.24).

$$I_c^m[n] = \frac{2}{N} \sum_{n=0}^{N-1} i[n] \cos\left(n \frac{2\pi}{N} m\right) \quad (3.23)$$

$$I_c^m[n - N/4] = \frac{2}{N} \sum_{n=0}^{N-1} i\left[n - \frac{N}{4}\right] \cos\left(n \frac{2\pi}{N} m\right) \quad (3.24)$$

O cálculo da componente fundamental, portanto, é dado por (3.25) e (3.26).

$$|I^m| = \sqrt{(I_c^m[n])^2 + (I_c^m[n - N/4])^2} \quad (3.25)$$

$$\theta_m = \arctan\left(\frac{I_c^m[n - N/4]}{I_c^m[n]}\right) \quad (3.26)$$

3.6 Filtro proposto por Cho et al (2009)

Cho et al (2009) propôs um filtro cujo princípio é a realização da integral do sinal da corrente para a determinação e remoção da componente unidirecional. Para isto, é considerado o sinal da corrente mostrado em (3.27).

$$i(t) = I_0 e^{-\frac{t}{\tau}} + \sum_{k=1}^q I_k \sin(k\omega_1 t + \phi_k) \quad (3.27)$$

Onde I_0 e τ são a magnitude e a constante de tempo da componente unidirecional, respectivamente, k é a ordem da harmônica, I_k e ϕ_k são a magnitude e o ângulo de fase da k -ésima componente harmônica, respectivamente, e q é a máxima ordem das harmônicas.

Realizando a integral de (3.27) durante um período T , o segundo termo resulta em zero, e somente a integral do primeiro termo, como mostrado em (3.28), é calculada.

$$\begin{aligned} \int_{t-T}^t i(t) dt &= \int_{t-T}^t \left[I_0 e^{-\frac{t}{\tau}} + \sum_{k=1}^q I_k \sin(k\omega_1 t + \phi_k) \right] dt \\ &= \int_{t-T}^t I_0 e^{-\frac{t}{\tau}} dt = \left[-I_0 \tau \cdot e^{-\frac{t}{\tau}} \right]_{t-T}^t \\ &= -I_0 \tau \cdot e^{-\frac{t}{\tau}} \left(1 - e^{\frac{T}{\tau}} \right) \\ &= Z(t) \end{aligned} \quad (3.28)$$

A equação (3.28) mostra que a integral da componente unidirecional durante um período no tempo t é $Z(t)$. Então, $Z(t+\Delta t)$, que representa uma integral dessa componente durante um pequeno intervalo de tempo, é mostrado em (3.29).

$$\begin{aligned}
 Z(t + \Delta t) &= -I_0 \tau \cdot e^{-\frac{(t+\Delta t)}{\tau}} \left(1 - e^{\frac{T}{\tau}} \right) \\
 &= -I_0 \tau \cdot e^{-\frac{t}{\tau}} \left(1 - e^{\frac{T}{\tau}} \right) \cdot e^{-\frac{\Delta t}{\tau}} \\
 &= Z(t) \cdot e^{-\frac{\Delta t}{\tau}}
 \end{aligned} \tag{3.29}$$

Da equação (3.29), se a integral da corrente de falta durante um período é conhecida, é possível calcular a constante de tempo τ e a magnitude I_0 da componente unidirecional, como mostrado em (3.30) e (3.31), respectivamente.

$$\tau = \frac{\Delta t}{\ln \frac{Z(t + \Delta t)}{Z(t)}} \tag{3.30}$$

$$I_0 = \frac{Z(t)}{-\tau \cdot e^{-\frac{t}{\tau}} \left(1 - e^{\frac{T}{\tau}} \right)} \tag{3.31}$$

Nas equações (3.30) e (3.31), para obter $Z(t)$ e $Z(t+\Delta t)$, basta calcular a integral da corrente de falta medida nos tempos t e $t+\Delta t$.

Para diminuir o esforço computacional dos cálculos, é utilizada uma expansão por série de Taylor em (3.30), mostrada em (3.32).

$$e^{-\frac{\Delta t}{\tau}} = 1 + (-\Delta t) \frac{1}{\tau} + (-\Delta t)^2 \frac{1}{\tau^2} + \dots = \frac{Z(t + \Delta t)}{Z(t)} \tag{3.32}$$

Na equação (3.32), Δt é o intervalo de amostragem, e é muito menor do que a constante de tempo τ do sistema. Portanto, podem-se utilizar somente dois termos para simplificar a equação, mostrado em (3.33), resultando na equação final apresentada em (3.34).

$$e^{-\frac{\Delta t}{\tau}} = 1 + (-\Delta t) \frac{1}{\tau} = \frac{Z(t + \Delta t)}{Z(t)} \quad (3.33)$$

$$\frac{1}{\tau} = \left(1 - \frac{Z(t + \Delta t)}{Z(t)} \right) \frac{1}{\Delta t} \quad (3.34)$$

Adicionalmente, a magnitude da componente unidirecional pode ser calculada aplicando-se $t = T$ em (3.31), obtendo-se (3.35).

$$I_0 = \frac{Z(T)}{-\tau \left(e^{-\frac{T}{\tau}} - 1 \right)} \quad (3.35)$$

A partir destas equações, pode-se subtrair o valor da componente unidirecional do sinal de corrente medido, de modo a remover essa do sinal.

3.7 Filtro de Kalman

O filtro de Kalman é um filtro preditivo que faz uso de técnicas de estado e algoritmos recursivos (KLEINBAUER, 2004). Ele estima o estado de um sistema dinâmico que pode estar distorcido por ruído branco. Para melhorar o estado estimado, o filtro usa medidas que são relacionadas com o estado do sistema.

O filtro de Kalman possui duas etapas: a predição e a correção. Na primeira etapa, o estado é previsto com o modelo dinâmico, enquanto que na segunda etapa ele é corrigido com o modelo de observação, de modo a minimizar covariância do erro (KLEINBAUER, 2004). Este processo é repetido a cada intervalo de tempo com o estado da etapa anterior usada como valor inicial. Um diagrama do funcionamento do filtro de Kalman é mostrado na figura 3.3.

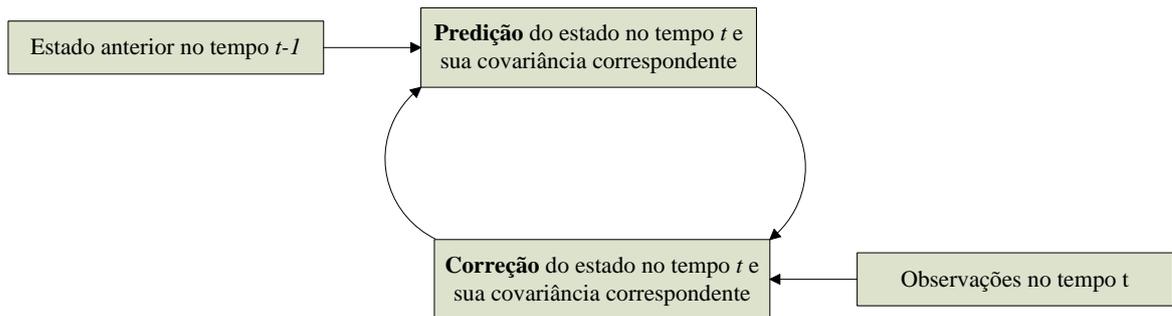


Figura 3.3 – Diagrama do filtro de Kalman.

Os principais componentes do filtro de Kalman são o vetor de estado, o modelo dinâmico e o modelo de observação, descritos nas subseções 3.7.1 a 3.7.3.

3.7.1 Vetor de estado

O vetor de estado contém as variáveis de interesse. Ele descreve o estado do sistema dinâmico e representa seus graus de liberdade. As variáveis no vetor de estado não podem ser medidas diretamente, mas podem ser inferidas com valores mensuráveis.

Os elementos do vetor de estado podem ser posição, velocidade, ângulos de orientação, entre outros. Um exemplo simples é o de um trem se movendo a uma velocidade constante em um trilho em linha reta. Neste caso, o trem tem dois graus de liberdade: a distância s e a velocidade v . Portanto, o vetor de estado é representado por (3.36).

$$x = \begin{bmatrix} s \\ v \end{bmatrix} \quad (3.36)$$

O vetor de estado possui dois valores ao mesmo tempo, ou seja, o valor *a priori*, que é o valor previsto antes da atualização, e o valor *a posteriori*, que é o valor corrigido depois da atualização. Os valores *a priori* e *a posteriori* são representados por x^- e x^+ , respectivamente.

3.7.2 Modelo dinâmico

O modelo dinâmico descreve a transformação do vetor de estado no tempo, mostrado genericamente em (3.37).

$$x_{k+1} = f(x_k, w_k) \quad (3.37)$$

Onde k é o número da iteração, e w_k é o ruído dinâmico, usualmente assumido como ruído branco, que tem a matriz covariância Q_k . No caso linear, (3.37) pode ser reescrito como sendo (3.38).

$$x_{k+1} = D_k \cdot x_k + w_k \quad (3.38)$$

Onde D_k é a matriz dinâmica, e x_k é o vetor de estado.

3.7.3 Modelo de observação

O modelo de observação representa a relação entre o estado e as medidas. No caso linear, as medidas podem ser descritas por um sistema de equações lineares, que dependem de variáveis de estado. A equação genérica para o modelo de observação é apresentada em (3.39).

$$z_k = h(x_k, v_k) \quad (3.39)$$

Onde k é o número da iteração, z_k é o vetor de observações, e v_k é o ruído do processo de medida, com a matriz covariância R_k . A forma linear de (3.39) é apresentada em (3.40).

$$z_k = H_k \cdot x_k + v_k \quad (3.40)$$

Onde H_k é a matriz de observação.

3.7.4 Algoritmo de implementação do filtro de Kalman

Basicamente, há dois tipos de filtro de Kalman: o simples e o estendido. Ambos possuem as mesmas etapas, correspondendo à predição e correção, sendo a única diferença entre os dois é a matriz dinâmica D_k , pois no filtro de Kalman estendido ela é função do estado a ser estimado, gerando uma não linearidade em (3.37).

Para a implementação do filtro de Kalman, tendo a estimativa *a priori* x_k^- e a covariância do erro P_k^- , as etapas do filtro de Kalman recursivo são (GIRGIS; BROWN, 1981):

- 1) Calcular o ganho de Kalman K_k , como mostrado em (3.41).

$$K_k = P_k^- H_k' (H_k P_k^- H_k' + R_k)^{-1} \quad (3.41)$$

- 2) Corrigir a estimativa com a medida z_k , como mostrado em (3.42).

$$x_k^+ = x_k^- + K_k (z_k - H_k x_k^-) \quad (3.42)$$

- 3) Calcular a covariância do erro para a estimativa atualizada, como mostrado em (3.43), sendo I a matriz identidade.

$$P_k^+ = (I - K_k H_k) P_k^- \quad (3.43)$$

- 4) Estimar o vetor de estado e a covariância para a próxima iteração, como mostrado em (3.44) e (3.45).

$$x_{k+1}^- = D_k x_k^+ \quad (3.44)$$

$$P_{k+1}^- = D_k P_k^+ D_k' + Q_k \quad (3.45)$$

3.8 Filtro baseado em ajuste de curvas

Este filtro é um dos métodos propostos neste trabalho, que tem como base o conceito de ajuste de curvas. Um trabalho já foi publicado abordando esse método (DA SILVA et al, 2012). O método é baseado em um trabalho anterior (PAN; VU; HU, 2004), que utiliza o conceito de ajuste de curvas para compensar os efeitos da saturação em um transformador de corrente. O método foi então modificado e adaptado para a utilização em relés de proteção com o objetivo da estimação fasorial.

Para a aplicação do método, primeiramente a modelagem do sinal de corrente é necessária. Assume-se um sinal de corrente discretizado composto da componente

fundamental, componentes harmônicas e uma componente unidirecional, como mostrado em (3.46).

$$i(k) = \sum_{m=1}^q A_m \cos(m\omega k\Delta t + \phi_m) + I_0 e^{-\frac{k\Delta t}{\tau}} \quad (3.46)$$

Onde m é a ordem harmônica, A_m e ϕ_m são a amplitude e o ângulo de fase da m -ésima componente harmônica, respectivamente, ω é a frequência angular da componente fundamental, sendo $\omega = 2\pi f$, onde f é a frequência linear, k é o número da amostra, Δt é a diferença de tempo entre amostras, I_0 e τ são a amplitude e constante de tempo da componente unidirecional, respectivamente, e q é a máxima ordem das harmônicas.

A partir de (3.46), o termo cosseno é expandido e o termo exponencial é substituído por seu equivalente de primeira ordem da série de Taylor, mostrado em (3.47).

$$i(k) = \sum_{m=1}^q [A_m \cos(\phi_m) \cos(m\omega k\Delta t) - A_m \sin(\phi_m) \sin(m\omega k\Delta t)] + I_0 - \frac{I_0 k\Delta t}{\tau} \quad (3.47)$$

Na equação (3.47), um número de coeficientes equivalente a $2q$ são criados, chamados de C_1 a C_{2q} . Os coeficientes ímpares são mostrados em (3.48), e os coeficientes pares, em (3.49), considerando n como sendo valores inteiros positivos de 1 a $2q$.

$$C_{2n-1} = A_{2n-1} \cos(\phi_{2n-1}) \quad (3.48)$$

$$C_{2n} = -A_{2n} \sin(\phi_{2n}) \quad (3.49)$$

Como é possível ver nas equações, quando comparadas a (3.47), os coeficientes ímpares são atribuídos ao termo cosseno, e os coeficientes pares, aos senos. No método proposto, q foi considerado como sendo 5, resultando em coeficientes até C_{10} , como é mostrado em (3.50). Adicionalmente, o termo $-I_0/\tau$ é substituído por γ para fins de simplicidade.

$$i(k) = C_1 \cos(\omega k\Delta t) + C_2 \sin(\omega k\Delta t) + \dots \quad (3.50)$$

$$+ C_9 \cos(5\omega k\Delta t) + C_{10} \sin(5\omega k\Delta t) + I_0 + \gamma k\Delta t$$

Com esta equação, é possível garantir a remoção de qualquer componente harmônica até a 5ª ordem. Como as componentes de ordens maiores possuem alta frequência e baixa amplitude, estas componentes serão removidas utilizando um filtro Butterworth de segunda ordem com frequência de corte ajustada em 200 Hz. A equação (3.50) é mostrada na forma matricial, levando em conta toda a janela de dados, em (3.51), onde k é o número da amostra e u é tamanho da janela de dados.

$$\begin{bmatrix} \cos(\omega k \Delta t) & \sin(\omega k \Delta t) & \cdots & k \Delta t & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \cos(\omega(k+u) \Delta t) & \sin(\omega(k+u) \Delta t) & \cdots & (k+u) \Delta t & 1 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} C_1 \\ C_2 \\ \vdots \\ \gamma \\ I_0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} I(k) \\ \vdots \\ I(k+u) \end{bmatrix} \quad (3.51)$$

A equação (3.52) é a mesma representada por (3.51), onde M é a matriz de entradas, P é a matriz de coeficientes, e I é a matriz de saídas.

$$M \times P = I \quad (3.52)$$

M e I de (3.52) já são conhecidos, portanto, pode-se determinar a matriz P através da pseudoinversa, como mostrado em (3.53).

$$P = \text{pinv}(M) \times I \quad (3.53)$$

Onde $\text{pinv}(M)$ representa a pseudoinversa de M . É importante notar que os únicos coeficientes que interferem na estimação fasorial são aqueles ligados à componente fundamental, C_1 e C_2 , no entanto, não há como calcular estes coeficientes individualmente dentro da matriz. Com os coeficientes calculados, é possível determinar o ângulo de fase e a componente fundamental do sinal isolando os valores em (3.48) e (3.49), mostrados em (3.54) e (3.55), respectivamente.

$$\phi_1 = -\arctan\left(\frac{C_2}{C_1}\right) \quad (3.54)$$

$$A_1 = \frac{C_1}{\cos(\phi_1)} \quad (3.55)$$

3.9 Filtro baseado em Redes Neurais Artificiais

As Redes Neurais Artificiais (RNAs) consistem no segundo método proposto neste trabalho, e possui um desenvolvimento semelhante ao baseado em ajuste de curvas. Um trabalho já foi publicado abordando este método (DA SILVA; CARDOSO JR.; KRUSE, 2013).

Coury e Jorge (1997) dizem que a teoria das RNAs está sendo utilizada como uma alternativa computacional para uma abordagem convencional de uma sequência de operações programadas. A RNA é uma tentativa de reproduzir a aprendizagem e generalização de processos do cérebro humano. A abordagem da RNA funciona como um classificador padrão que reconhece as condições do sistema e pode melhorar o desempenho dos relés digitais.

No trabalho, é utilizada uma rede Perceptron Multicamadas do tipo feed-forward. O método de treinamento utilizado é a retropropagação (*backpropagation*), onde por meio do treinamento supervisionado, os pesos sinápticos são ajustados, e o erro quadrático é minimizado. Em uma rede Perceptron Multicamadas, há três componentes principais: a camada de entrada (*input layer*), a camada escondida (*hidden layer*), que podem ser uma ou várias, e a camada de saída (*output layer*). O número de neurônios em cada camada varia conforme a necessidade de cada aplicação. A figura 3.4 mostra a estrutura básica de um Perceptron Multicamadas. p é o número de neurônios da camada de entrada, L é o número de neurônios da camada escondida, m é o número de neurônios da camada de saída, w_{11}^h a w_{Lp}^h são os pesos da entrada, e w_{11}^y a w_{mL}^y são os pesos da saída. Adicionalmente, se houver mais de uma camada escondida, podem existir pesos ligando essas camadas também.

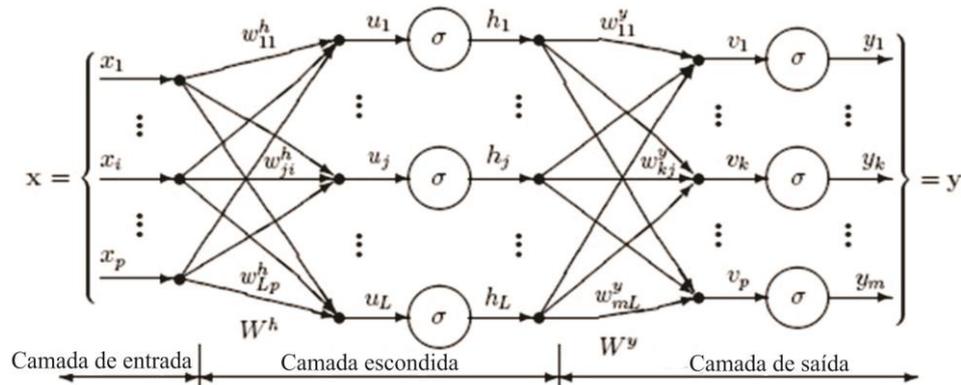


Figura 3.4 – Estrutura básica do Perceptron Multicamadas.

O método baseado em RNAs necessita da mesma modelagem da corrente descrita na seção 3.8, até (3.53). A partir desta equação, ao invés de calcular a pseudo inversa para a determinação dos coeficientes de P , como é feito no método baseado em ajuste de curvas, a equação é aplicada a uma rede neural, tendo M como as entradas e I como a saída. A rede contém 12 neurônios na camada de entrada, equivalente ao número de colunas de M , uma camada escondida com um neurônio, e um neurônio na camada de saída. A figura 3.5 mostra a rede utilizada no algoritmo.

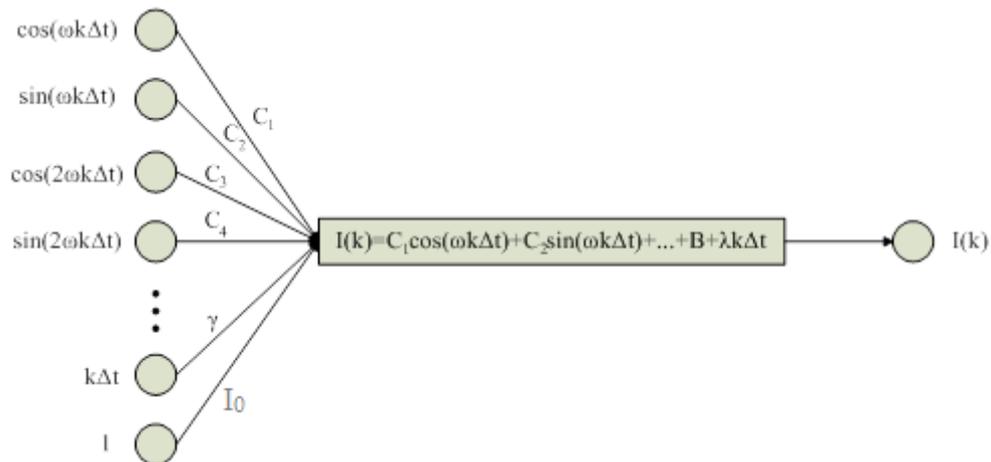


Figura 3.5 – Esquema do Perceptron Multicamadas utilizado.

Tendo em vista que as redes neurais realizam a soma ponderada das entradas, onde o coeficiente de ponderação é o próprio peso de cada entrada, a utilização da rede do modo apresentado na Figura 3.5 mostra que a soma de todas as componentes harmônicas e a componente unidirecional resulta na forma de onda da corrente total.

O grande diferencial deste método das outras aplicações de RNAs é que não há treinamento prévio da rede. A estimação fasorial é realizada durante o treinamento em tempo real. A cada nova amostra, conhecendo os componentes da entrada e a saída, a rede ajusta os pesos da entrada de modo a determinar com precisão cada componente do sinal.

Assim como no método de ajuste de curvas, os coeficientes de interesse são C_1 e C_2 , que estão relacionadas com a componente fundamental. A cada etapa do treinamento, o ângulo de fase e a amplitude são determinados pelas mesmas equações, mostradas em (3.45) e (3.55).

3.10 Considerações finais

Atualmente, a estimação fasorial é muito estudada, e na literatura técnica são propostos muitos métodos para essa finalidade, cada um com seus pontos positivos e negativos. Foram escolhidos apenas alguns desses filtros para a comparação com os dois métodos propostos. A escolha dos métodos utilizados como referência visou contemplar diferentes conceitos matemáticos, proporcionando uma ampla variedade de métodos.

Apesar da vasta quantidade de filtros e conceitos, o mais utilizado é o filtro de Fourier, que possui inúmeras modificações e melhorias propostas por diferentes autores, principalmente por causa da sua grande sensibilidade à componente unidirecional, que é o seu ponto negativo.

4 SIMULAÇÕES, RESULTADOS E ANÁLISE DE DESEMPENHO

4.1 Considerações gerais

Este capítulo irá apresentar os índices de desempenho utilizados para avaliação e todas as simulações realizadas com os filtros descritos no capítulo 3, assim como os parâmetros de simulação, que serão detalhados conforme o caso em estudo. Os resultados numéricos e gráficos serão mostrados, sendo que este último será apresentado nos apêndices. Também será feito um breve resumo de cada filtro, abordando suas principais características, pontos fortes e fracos.

4.2 Avaliação do desempenho

Para avaliar o desempenho quantitativo de cada método, seis índices de desempenho foram utilizados, propostos por Benmouyal (1995), e Balamourougan e Sidhu (2006). Esses índices, chamados de ID_1 a ID_6 , irão medir diversas características referentes à resposta cada algoritmo, e assim permitir a definição do mais efetivo.

ID_1 e ID_2 estão relacionados com os níveis de oscilação da resposta em amplitude e ângulo de fase, respectivamente, e são apresentados em (4.1) e (4.2).

$$ID_1 = \sum_{k=T_0A}^{NT} [amp - I(k)]^2 \Delta t \quad (4.1)$$

$$ID_2 = \sum_{k=T_0\phi}^{NT} [ang - \phi(k)]^2 \Delta t \quad (4.2)$$

Onde T_0A é o número da amostra onde a amplitude converge, $T_0\phi$ é o número da amostra onde o ângulo de fase converge, NT é o número total de ciclos da simulação, amp é a amplitude do sinal de entrada, ang é o ângulo de fase do sinal de entrada, e Δt é a diferença de tempo entre amostras.

Na simulação, o critério para determinar a convergência do método, ou seja, determinar T_0A e $T_0\phi$, é a oscilação do sinal. Foi considerado que a amplitude converge

quando o nível de oscilação é menor do que 0,05 pu, e o ângulo de fase converge quando a oscilação é menor do que 2°.

ID₃ e ID₄ estão relacionados com o nível de overshoot da resposta em amplitude e ângulo de fase, respectivamente, e são apresentados em (4.3) e (4.4).

$$ID_3 = 100 \cdot (I_{\max}(k) - amp) \quad (4.3)$$

$$ID_4 = \frac{|\phi_{\max}(k) - ang|}{360} \quad (4.4)$$

Onde $I_{\max}(k)$ é o valor máximo de $I(k)$, e $\Phi_{\max}(k)$ é o valor máximo de $\Phi(k)$.

ID₅ e ID₆ estão relacionados com o tempo de convergência da resposta em amplitude e ângulo de fase, respectivamente, e são apresentados em (4.5) e (4.6).

$$ID_5 = \frac{T_0 A}{N} \quad (4.5)$$

$$ID_6 = \frac{T_0 \phi}{N} \quad (4.6)$$

Onde N é o número total de amostras contidas na simulação.

Por fim, cada índice de desempenho é normalizado para a determinação do método mais efetivo. A normalização é feita dividindo-se os valores de ID_n de cada caso pelo maior valor entre eles, com n de 1 a 6. Desse modo, para cada ID_n, um dos métodos terá valor 1, correspondendo ao pior desempenho naquele critério, enquanto que os outros terão valores entre 0 e 1, sendo que quanto mais próximo de zero, melhor o desempenho. Por fim, será feita a média aritmética dos índices de cada método, para a determinação do desempenho geral de cada caso, levando em consideração todos os critérios.

Para a comparação de resultados, serão utilizados quatro filtros além dos dois propostos no trabalho. Será utilizado o filtro Fourier modificado proposto por Lee, Kang e Nam (2008), por ser um método bastante conhecido e confiável, como já foi mostrado em outros trabalhos (MACHADO et al, 2011); o filtro cosseno, que apesar de ser bastante simples proporciona bons resultados; o filtro proposto por Cho et al (2009), por também ser bastante renomado; e, por fim, o filtro de Kalman, que é bastante flexível e utilizado em várias aplicações de estimação.

4.3 Parâmetros de simulação

Todas as simulações foram realizadas no software Matlab®. A frequência de amostragem foi de 1920 Hz, equivalente a 32 amostras por ciclo em 60 Hz, pois é uma frequência bastante utilizada por relés de proteção, e frequências de amostragem maiores não proporcionam ganhos significativos para o objetivo desse trabalho (MACHADO et al, 2011). A janela de dados usada foi de um ciclo completo, ou seja, 32 amostras. O tempo total da simulação será de 0,25 s, equivalente a 15 ciclos em 60 Hz.

Foram criados diversos sinais de corrente a partir de equações matemáticas. A equação genérica para a criação dos sinais é mostrada em (4.7).

$$i(k) = \sum_{m=1}^q \frac{A}{m} \cos(m\omega k\Delta t + m\phi) + I_0 e^{-\frac{k\Delta t}{\tau}} + \text{ruídos} \quad (4.7)$$

Sendo que m é a ordem harmônica, q é a componente harmônica de maior ordem do sinal, A é a amplitude da componente fundamental, ω é a frequência angular, com $\omega = 2\pi f$, onde f é a frequência linear, k é o número da amostra, Δt é o intervalo de tempo entre amostras, Φ é o ângulo de fase da componente fundamental, e I_0 e τ são a amplitude e a constante de tempo da componente unidirecional, respectivamente. Foi considerado ruído branco, com uma relação sinal-ruído de 34 dB, que corresponde a uma amplitude de aproximadamente 2% da amplitude da componente fundamental do sinal.

Nas simulações realizadas com (4.7), alguns parâmetros foram definidos como constantes, enquanto que os outros foram variados caso a caso para verificar o efeito que eles causam na resposta dos algoritmos. Os parâmetros constantes são A , definido em 1 pu, Δt , definido a partir da frequência de amostragem em $5,2083 \times 10^{-4}$ s, e I_0 , definido em 0,5 pu. Os parâmetros q , f , Φ_m , e τ serão utilizados para a comparação entre cada caso de simulação.

4.4 Simulações e resultados

A seguir, será detalhado cada caso simulado e seus respectivos resultados numéricos.

Para fins de simplicidade, a partir daqui cada filtro será denotado por uma letra, conforme o Quadro 1.

Método	Denotação
Lee, Nam e Kang (2008)	Método A
Cosseno	Método B
Cho et al (2009)	Método C
Filtro de Kalman	Método D
Ajuste de Curvas	Método E
RNA	Método F

Quadro 1 – Denotação dos métodos

4.4.1 Caso 1

Foi utilizado (4.7) para gerar de um sinal senoidal, sem harmônicos ou a componente unidirecional.

- $q = 1$;
- $\tau = 0$;
- $\Phi_1 = 10^\circ$;
- $f = 60$ Hz.

Tabela 1 – Índices de desempenho normalizados para o Caso 1.

	ID ₁	ID ₂	ID ₃	ID ₄	ID ₅	ID ₆	Média
Método A	0,043	1	0,308	1	0,640	0,840	0,639
Método B	0,139	0,945	0,212	0,419	0,740	0,900	0,559
Método C	0,014	0,894	0,080	0,091	0,632	0,850	0,427
Método D	1	0,894	0,031	0,055	1	1	0,663
Método E	0,015	0,875	0,997	0,085	0,256	0,325	0,425
Método F	0,046	0,881	1	0,052	0,280	0,350	0,435

Esta simulação tem como objetivo mostrar o comportamento dos filtros com um sinal perfeitamente senoidal, sem o efeito das componentes indesejáveis. Analisando os índices de desempenho, nota-se que o método E obteve o melhor resultado, seguido dos métodos C, F, B, A, e, por último, o método D.

Os resultados gráficos para este caso são mostrados no Apêndice A.

4.4.2 Caso 2

Utilização de (4.7), com a definição dos parâmetros para uma simulação de controle, que será utilizada como base para comparação (caso base).

- $q = 1$;
- $\tau = 80$ ms;
- $\Phi_1 = 10^\circ$;
- $f = 60$ Hz.

Tabela 2 – Índices de desempenho normalizados para o Caso 2

	ID ₁	ID ₂	ID ₃	ID ₄	ID ₅	ID ₆	Média
Método A	0,693	0,883	0,129	1	0,248	0,340	0,549
Método B	0,321	0,972	0,251	0,451	0,297	0,37	0,444
Método C	0,099	1	0,103	0,190	0,334	0,480	0,367
Método D	1	0,946	1	0,226	1	1	0,862
Método E	0,040	0,803	0,683	0,070	0,116	0,130	0,307
Método F	0,045	0,809	0,784	0,070	0,112	0,140	0,327

Este caso servirá como base para definir como cada variável apresentada modifica o comportamento de cada método, sendo diretamente refletido nos índices de desempenho. Neste primeiro caso, o método E obteve os melhores índices de desempenho, seguido pelos métodos F, C, B, A, e, por último, o método D.

Os resultados gráficos para este caso são apresentados no Apêndice B.

4.4.3 Caso 3

Utilização de (4.7), partindo do Caso 2 com o aumento do nível harmônico q .

- $q = 5$;
- $\tau = 80$ ms;

- $\Phi_1 = 10^\circ$;
- $f = 60$ Hz.

Tabela 3 – Índices de desempenho normalizados para o Caso 3

	ID ₁	ID ₂	ID ₃	ID ₄	ID ₅	ID ₆	Média
Método A	47,09x10 ⁻³	1	0,143	1	0,389	0,617	0,533
Método B	8,428x10 ⁻³	0,969	0,053	0,277	0,462	0,733	0,417
Método C	9,236x10 ⁻³	0,907	0,094	0,033	0,487	0,833	0,394
Método D	1	0,977	1	0,076	1	1	0,842
Método E	7,349x10⁻³	0,926	0,439	0,004	0,158	0,250	0,297
Método F	8,467x10 ⁻³	0,932	0,410	0,003	0,170	0,233	0,293

Neste caso, houve pequenas mudanças nos índices dos métodos, tanto positivas como negativas. As variações foram pequenas porque todos os métodos têm meios para lidar com as componentes harmônicas, de modo que seu impacto não seja tão grande na estimação dos fasores.

No ID₁, é notável a grande diferença entre o método D para os demais, o que indica uma deficiência para esse critério. Como desempenho geral, o método F obteve os melhores índices de desempenho, seguido pelos métodos E, C, B, A, e, por último, o método D.

Os resultados gráficos para este caso são apresentados no Apêndice C.

4.4.4 Caso 4

Utilização de (4.7), partindo do Caso 2 com aumento da constante de tempo τ .

- $q = 1$;
- $\tau = 200$ ms;
- $\Phi_1 = 10^\circ$;
- $f = 60$ Hz.

Tabela 4 – Índices de desempenho normalizados para o Caso 4

	ID ₁	ID ₂	ID ₃	ID ₄	ID ₅	ID ₆	Média
Método A	0,086	1	0,184	1	0,565	0,529	0,561
Método B	0,423	0,972	0,211	0,458	0,681	0,557	0,550
Método C	0,037	0,879	0,058	0,183	0,710	0,714	0,430
Método D	1	0,945	1	0,335	1	1	0,880
Método E	0,023	0,801	0,749	0,006	0,232	0,229	0,340
Método F	0,024	0,806	0,738	0,003	0,226	0,186	0,330

Neste caso, nota-se o aumento dos índices de desempenho para todos os métodos em comparação com o Caso 2, como era esperado. Um detalhe importante é que o aumento dos índices foi mais significativo nos métodos B e C, correspondendo ao filtro cosseno e o método proposto por Cho et al. Os demais métodos conseguem lidar com a componente unidirecional.

Como desempenho geral, novamente o método F obteve os melhores índices de desempenho, seguido pelos métodos E, C, B, A, e, por último, o método D.

Os resultados gráficos para este caso são apresentados no Apêndice D.

4.4.5 Caso 5

Utilização de (4.7), partindo do Caso 2 com aumento do ângulo de fase Φ .

- $q = 1$;
- $\tau = 80$ ms;
- $\Phi_1 = 80^\circ$;
- $f = 60$ Hz.

Tabela 5 – Índices de desempenho normalizados para o Caso 5

	ID ₁	ID ₂	ID ₃	ID ₄	ID ₅	ID ₆	Média
Método A	0,006	1	0,124	1	0,664	0,708	0,583
Método B	1	0,991	0,103	0,354	0,765	0,799	0,668
Método C	0,132	0,975	1	0,020	1	1	0,678
Método D	0,004	0,988	0,328	0,016	0,575	0,562	0,412
Método E	0,011	0,998	0,094	0,053	0,288	0,297	0,290
Método F	0,006	0,999	0,056	0,065	0,332	0,411	0,312

A diferença no ângulo de fase afeta cada método de formas variadas. Neste caso, é possível notar que houve uma melhora nos índices da maioria dos métodos testados, com exceção de B e C, que tiveram o desempenho afetado negativamente quando comparados com o Caso 2. Como desempenho geral, o método E obteve os melhores índices de desempenho, seguido pelos métodos F, D, A, B e C.

Os resultados gráficos para este caso são apresentados no Apêndice E.

4.4.6 Caso 6

Utilização de (4.7), partindo do Caso 2 com um pequeno desvio da frequência f , mantendo os algoritmos ainda sintonizados em 60 Hz.

- $q = 1$;
- $\tau = 80$ ms;
- $\Phi_1 = 10^\circ$;
- $f = 60,2$ Hz.

Tabela 6 – Índices de desempenho normalizados para o Caso 6

(continua)

	ID ₁	ID ₂	ID ₃	ID ₄	ID ₅	ID ₆	Média
Método A	0,329	1	0,114	1	0,721	1	0,694
Método B	0,799	0,967	0,305	0,450	0,860	1	0,730
Método C	0,136	0,806	0,084	0,183	1	1	0,535

Tabela 6 – Índices de desempenho normalizados para o Caso 6

(conclusão)

	ID ₁	ID ₂	ID ₃	ID ₄	ID ₅	ID ₆	Média
Método D	1	0,160	1	0,033	0,921	0,470	0,597
Método E	0,006	0,137	0,817	0,052	0,326	0,069	0,234
Método F	0,044	0,583	0,817	0,082	0,326	1	0,475

Este caso apresenta a primeira situação de desvios de frequência, onde alguns métodos se mostram viáveis e com bons resultados, apesar do uso de uma frequência fora da nominal. Os únicos filtros que provaram ser capaz de lidar com esta situação foram o baseado em ajuste de curvas e o de Kalman. Todos os outros quatro, apesar de apresentarem um resultado bom em amplitude, sua resposta em ângulo de fase não converge para um valor fixo. Nestes métodos, a cada iteração ocorre um pequeno erro devido à diferença de frequência que se torna cumulativo, resultando em uma resposta não convergente.

Como desempenho geral, o método E obteve os melhores índices de desempenho, seguido dos métodos F, C, D, A, e, por fim, o método B.

Os resultados gráficos para este caso são apresentados no Apêndice F.

4.4.7 Caso 7

Utilização de (4.7), partindo do Caso 2 com um desvio da frequência f de 2 Hz, mantendo os algoritmos sintonizados em 60 Hz.

- $q = 1$;
- $\tau = 80$ ms;
- $\Phi_1 = 10^\circ$;
- $f = 62$ Hz.

Tabela 7 – Índices de desempenho normalizados para o Caso 7

	ID ₁	ID ₂	ID ₃	ID ₄	ID ₅	ID ₆	Média
Método A	0,264	1	0,057	1	0,405	1	0,621
Método B	1	0,953	0,199	0,450	0,438	1	0,673
Método C	0,444	0,986	0,001	0,100	0,500	1	0,505
Método D	0,328	0,135	1	0,033	1	0,420	0,486
Método E	0,957	0,113	0,504	0,082	0,170	0,065	0,315
Método F	0,767	0,890	0,497	0,099	0,175	1	0,572

Neste caso, o mesmo erro que os métodos mencionados no caso anterior apresentavam é agravado devido ao aumento da frequência, não convergindo para um valor fixo. Também se destaca que em todos os métodos, com exceção do filtro de Kalman, a amplitude converge para valores levemente diferentes do correto, um efeito causado pelo aumento considerável da frequência. Como desempenho geral, o método E obteve os melhores índices de desempenho, seguido dos métodos D, C, F, A, e, por último, o método B.

Os resultados gráficos para este caso são apresentados no Apêndice G.

4.4.8 Caso 8

Utilização de (4.7), partindo do Caso 2 com a alteração de todos os parâmetros, de modo a permitir analisar seus efeitos em conjunto, mantendo a frequência em 60 Hz.

- $q = 5$;
- $\tau = 200$ ms;
- $\Phi_1 = 80^\circ$;
- $f = 60$ Hz.

Tabela 8 – Índices de desempenho normalizados para o Caso 8

	ID ₁	ID ₂	ID ₃	ID ₄	ID ₅	ID ₆	Média
Método A	0,061	0,998	0,016	0,250	0,453	0,667	0,407
Método B	0,063	0,996	0,012	0,218	0,538	0,833	0,443
Método C	0,100	0,984	0,070	1	0,750	1	0,651
Método D	1	0,991	1	0,571	1	0,286	0,808
Método E	0,020	0,999	0,006	0,014	0,219	0,290	0,258
Método F	0,064	1	0,008	0,067	0,216	0,310	0,277

Com a presença de componentes harmônicas e alta constante de tempo e ângulo de fase, o método E obteve os melhores índices de desempenho, seguido dos métodos F, A, B, C, e, por fim, o método D.

Os resultados gráficos para este caso são apresentados no Apêndice H.

4.4.9 Desempenho geral

A Tabela 9 mostra o desempenho geral de cada método, onde é feita a média aritmética dos índices de desempenho médios.

Tabela 9 – Desempenho geral

	Método A	Método B	Método C	Método D	Método E	Método F
Caso 1	0,639	0,559	0,427	0,663	0,425	0,435
Caso 2	0,549	0,444	0,367	0,862	0,307	0,327
Caso 3	0,533	0,417	0,394	0,842	0,297	0,293
Caso 4	0,561	0,500	0,430	0,880	0,340	0,330
Caso 5	0,583	0,668	0,678	0,412	0,210	0,312
Caso 6	0,694	0,730	0,535	0,597	0,234	0,475
Caso 7	0,621	0,673	0,505	0,486	0,315	0,572
Caso 8	0,407	0,443	0,651	0,808	0,258	0,277
Média	0,572	0,529	0,467	0,735	0,302	0,328

O método E obteve o melhor desempenho geral, levando em conta todos os casos, seguido dos métodos F, C, B, A, e, por último, o método D.

4.5 Análise dos resultados

Depois da análise dos resultados dos casos apresentados, pode-se chegar a algumas conclusões e afirmações que dizem respeito ao desempenho relativo de cada filtro. Os Quadros 2 a 7 mostram os critérios analisados, em ordem ascendente na classificação geral da Tabela 9, utilizando um código de cores para fácil visualização. As cores variam entre verde, amarelo e vermelho, indicando um desempenho bom, mediano ou ruim em cada critério, respectivamente.

4.5.1 Filtro de Kalman

O Quadro 2 mostra o desempenho do filtro de Kalman (método D).

Complexidade		
Oscilação	Amplitude	
	Ângulo	
Overshoot	Amplitude	
	Ângulo	
Tempo	Amplitude	
	Ângulo	
Frequências fora da nominal		
Média geral	Posição	6
	Índice	0,735

Quadro 2 – Análise do desempenho do filtro de Kalman

Para este filtro, destacam-se:

- Complexidade mediana;
- Níveis de oscilação fase elevados;
- Nível de overshoot da amplitude elevado;

- Nível de overshoot do ângulo de fase muito baixo;
- Tempo de convergência extremamente altos;
- Ângulo de fase converge em frequências fora da nominal;
- Sexto lugar no desempenho geral, com índice de desempenho médio de 0,735.

4.5.2 Filtro proposto por Lee, Nam e Kang

O Quadro 3 mostra o desempenho do filtro de Fourier modificado proposto por Lee, Nam e Kang (método A).

Complexidade		
Oscilação	Amplitude	
	Ângulo	
Overshoot	Amplitude	
	Ângulo	
Tempo	Amplitude	
	Ângulo	
Frequências fora da nominal		
Média geral	Posição	5
	Índice	0,572

Quadro 3 – Análise do desempenho do filtro proposto por Lee, Nam e Kang

Para este filtro, destacam-se:

- Possui um algoritmo bastante simples, que tem como consequência o baixo custo computacional;
- Baixos níveis de oscilação;
- Baixo nível de overshoot da amplitude;
- Nível de overshoot do ângulo de fase extremamente alto;
- Tempo de convergência mediano;
- Ângulo de fase não converge em frequências fora da nominal;
- Quinto lugar no desempenho geral, com índice de desempenho médio de 0,572.

4.5.3 Filtro cosseno

O Quadro 4 mostra o desempenho do filtro cosseno (método B).

Complexidade		Verde
Oscilação	Amplitude	Vermelho
	Ângulo	Vermelho
Overshoot	Amplitude	Verde
	Ângulo	Verde
Tempo	Amplitude	Amarelo
	Ângulo	Amarelo
Frequências fora da nominal		Vermelho
Média geral	Posição	4
	Índice	0,529

Quadro 4 – Análise do desempenho do filtro cosseno

Neste filtro, destacam-se:

- Um dos filtros mais simples, baseado em funções trigonométricas;
- Altos níveis de oscilação;
- Níveis de overshoot baixos;
- Tempo de convergência mediano;
- Ângulo de fase não converge em frequências fora da nominal;
- Quarto lugar no desempenho geral, com índice de desempenho médio de 0,529.

4.5.4 Filtro proposto por Cho et al

O Quadro 5 mostra o desempenho do filtro proposto por Cho et al (método C).

Complexidade		
Oscilação	Amplitude	
	Ângulo	
Overshoot	Amplitude	
	Ângulo	
Tempo	Amplitude	
	Ângulo	
Frequências fora da nominal		
Média geral	Posição	3
	Índice	0,476

Quadro 5 – Análise do desempenho do filtro proposto por Cho et al

Neste filtro, destacam-se:

- Filtro um pouco mais complexo, envolvendo o cálculo de integrais;
- Níveis de oscilação medianos;
- Níveis de overshoot baixos;
- Tempo de convergência mediano;
- Ângulo de fase não converge em frequências fora da nominal;
- Terceiro lugar no desempenho geral, com índice de desempenho médio de 0,476.

4.5.5 Filtro baseado em Redes Neurais Artificiais

O Quadro 6 mostra o desempenho de um dos filtros propostos no trabalho, baseado em Redes Neurais Artificiais (método F).

Complexidade		
Oscilação	Amplitude	
	Ângulo	
Overshoot	Amplitude	
	Ângulo	
Tempo	Amplitude	
	Ângulo	
Frequências fora da nominal		
Média geral	Posição	2
	Índice	0,328

Quadro 6 – Análise do desempenho do filtro baseado em Redes Neurais Artificiais

Neste filtro, destacam-se:

- Custo computacional alto;
- Níveis de oscilação extremamente baixos;
- Nível de overshoot da amplitude mediano;
- Nível de overshoot do ângulo de fase baixo;
- Tempo de convergência baixo;
- Ângulo de fase não converge em frequências fora da nominal;
- Segundo lugar no desempenho geral, com índice de desempenho médio de 0,328;

4.5.6 Filtro baseado em ajuste de curvas

O Quadro 7 mostra o desempenho do segundo filtro proposto no trabalho, baseado no conceito de ajuste de curvas.

Complexidade		
Oscilação	Amplitude	
	Ângulo	
Overshoot	Amplitude	
	Ângulo	
Tempo	Amplitude	
	Ângulo	
Frequências fora da nominal		
Média geral	Posição	1
	Índice	0,302

Quadro 7 – Análise do desempenho do filtro baseado em ajuste de curvas

Neste filtro, destacam-se:

- Algoritmo de custo computacional mediano;
- Níveis de oscilação extremamente baixos;
- Nível de overshoot da amplitude mediano;
- Nível de overshoot do ângulo de fase extremamente baixo;
- Tempo de convergência extremamente baixo;
- Ângulo de fase converge em frequências fora da nominal;
- Primeiro lugar no desempenho geral, com índice de desempenho médio de 0,302.

4.6 Considerações finais

O capítulo apresentou os resultados referentes ao comportamento de seis algoritmos destinados à estimação fasorial para oito sinais de teste com diferentes características. Os resultados foram apresentados numericamente, através de seis índices de desempenho que avaliam a resposta do algoritmo de acordo com critérios que envolvem o nível de oscilação, nível de overshoot e tempo de convergência. Foi realizada uma análise do desempenho geral dos algoritmos, e apresentado um resumo das principais características de cada um, com seus pontos fortes e fracos.

Foi possível concluir que o método baseado em ajuste de curvas obteve os melhores resultados, e que o segundo melhor desempenho foi obtido pelo segundo método, que utiliza Redes Neurais Artificiais. Nos quadros mostrados, é possível ver a evolução do desempenho dos filtros desde o filtro de Kalman, em última posição, até o filtro baseado em ajuste de curvas, na primeira posição, que não somente consegue convergir em frequências fora da nominal, como também obteve um resultado excelente em todos os outros critérios, confirmando os resultados numéricos.

5 CONCLUSÕES E SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS

5.1 Conclusões

O trabalho propõe dois novos algoritmos de estimação fasorial, com desempenho superior aos utilizados atualmente. Para tal, foram considerados os conceitos de ajuste de curvas, uma ferramenta matemática que permite ao algoritmo rastrear com precisão a amplitude e ângulo de fase de sinais, e Redes Neurais Artificiais, uma estrutura complexa que também permite a determinação dos fasores dos sinais.

Foram apresentados os fundamentos matemáticos de cada um dos métodos, além de quatro outros bastante conhecidos, usados para efeitos de comparação. Os três critérios que considerados na definição do desempenho foram escolhidos por representarem as características mais desejadas nos filtros.

Depois dos algoritmos terem sido testados, de acordo com o caso, foram apresentados os resultados dos índices de desempenho, e, após a análise destes, conclui-se que o método proposto baseado em ajuste de curvas é o mais adequado para aplicações em tempo real. Merece destaque o fato de o método proposto convergir para situações com frequências fora da nominal, pois no caso de uma grande perturbação, a frequência do sistema pode atingir valores muito diferentes desta. Outros fatores que foram determinantes na escolha do método proposto como o mais adequado, além do mencionado, é a velocidade de resposta extremamente alta, sendo capaz de convergir em menos de um ciclo do sinal, combinado com a baixa oscilação e níveis de overshoot razoáveis.

Os métodos que tiveram o desempenho na estimação do ângulo de fase afetado pela diferença na frequência ainda podem ter aplicações em relés que utilizem apenas a amplitude nas suas medições, como por exemplo, o relé de sobrecorrente, mas aplicações em que o ângulo seja necessário, como relés de distância, requerem que o algoritmo de estimação seja capaz de lidar com estas frequências, principalmente em situações de falta ou outras perturbações, onde este problema se agrava.

5.2 Sugestões para trabalhos futuros

- Implantação de melhorias no algoritmo do filtro baseado em Redes Neurais Artificiais, reduzindo o tempo de convergência e diminuindo o impacto das frequências fora da nominal em sua resposta;
- Analisar a possibilidade da implementação de um algoritmo estimador de frequências juntamente com o algoritmo estimador de fasores, eliminando o efeito das frequências fora da nominal ao custo de aumentar o tempo de resposta;
- Implantação de melhorias no algoritmo do filtro baseado em ajuste de curvas, a fim de reduzir o overshoot presente na resposta em amplitude;
- Aplicar o filtro baseado em ajuste de curvas, juntamente com um dos filtros utilizados atualmente no sistema de potência, em uma simulação de um sistema dinâmico real, incluindo perturbações no sistema, como faltas, manobra de cargas e desligamento de linhas, analisando as respostas durante um intervalo maior de tempo para a comparação.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

AL-TALLAQ, K. N. A.; AL-SHARAI, H. D.; EL-HAWARY, M. E. **Online algorithm for removal of decaying DC-offset from fault currents.** Electric Power Systems Research, vol. 81, pp. 1627-1629, April, 2011.

BALAMOUGAN, V.; SIDHU, T. S. **A new filtering technique to eliminate decaying DC and harmonics for power system phasor estimation.** Power India Conference, 2006.

BENMOUYAL, G. **Removal of DC-offset in current waveforms using digital mimic filtering.** IEEE Transactions on Power Delivery, vol. 10, n. 2, pp. 621-630, April, 1995.

BIANCHI, G. **Electronic Filter Simulation & Design.** McGraw Hill Professional, 2007.

CHO, Y.; LEE, C. K.; JANG, G.; LEE, H. J. **An innovative decaying DC component estimation algorithm for digital relaying.** IEEE Transactions on Power Delivery, vol. 24, n. 1, pp. 73-78, January, 2009.

COURY, D. V.; JORGE, D. C. **The backpropagation algorithm applied to protective relaying.** International Conference on Neural Networks, vol. 1, pp. 105-110, June, 1997.

GIRGIS, A. A.; BROWN, R. G. **Adaptive Kalman filtering in computer relaying: fault classification using voltage models.** IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, vol. PAS-104, n. 5, pp. 1168-1177, May, 1985.

GIRGIS, A. A.; BROWN, R. G. **Application of Kalman filtering in computer relaying.** IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, vol. PAS-100, pp. 3387-3395, 1981.

GREENWOOD, A. **Electrical transients in Power Systems.** New York: John Wiley & Sons, Inc., 1991.

GUO Y.; KEZUNOVIC, M.; CHEN, D. **Simplified algorithms for removal of the effect of exponentially decaying DC-offset on the Fourier algorithm.** IEEE Transactions on Power Delivery, vol. 18, n. 3, pp. 711-717, July, 2003.

IEEE TUTORIAL COURSE. **Computer relaying.** 1979.

KLEINBAUER, R. **Kalman filtering implementation with Matlab.** Helsinki, November, 2004.

LEE, D.; KANG, S.; NAM, S. **New modified Fourier algorithm to eliminate the effect of the DC offset on phasor estimation using DFT.** IEEE/PES Transmission and Distribution Conference and Exposition, April, 2008.

MACHADO, T. M.; STEFANELLO, N.; CARDOSO JR., G.; DE MORAIS, A. P.; MARIOTTO, L. **Análise da resposta em regime transitório e permanente de algoritmos para filtragem digital utilizados em relés numéricos: velocidade de convergência, overshoot e sensibilidade em relação a constante de tempo.** SBA Controle & Automação, vol. 22, n. 1, pp. 65-78, 2011.

OPPEINHEIM, A. V.; SCHAFER, R. W. **Discrete-time signal processing.** 3rd. ed. Pearson, 2008.

- PAN, J.; VU, K.; HU, Y. **An efficient compensation algorithm for current transformer saturation effects.** IEEE Transactions on Power Delivery, vol. 19, n. 4, pp. 1623-1628, 2004.
- PHADKE, A. G.; THORP, J. S. **Computer relaying for Power Systems.** 2nd. ed. Chichester: Wiley, 2009.
- RANSICK, M. P. **Numeric protective relay basics.** Industry Applications Conference, IEEE, Estados Unidos, Outubro, 1998.
- SACHDEV, M. S.; Baribeau, M. A. **A new algorithm for digital impedance relays.** IEEE Trans. Power Apparatus and Systems, vol. PAS-98, n. 6, pp. 2232-2240, 1979.
- SCHWEITZER, E. O. HOU, D. **Filtering for protective relays.** 19th Annual Western Protective Relay Conference, Spokane, Washington, 1992.
- SCHWEITZER, E. O.; HOU, D. **Filtering for protective relays.** 47th Annual Georgia Tech Protective Relaying Conference, April, 1993.
- SENGER, E. C.; DE SANTANA, N. N. **Pré-filtragem da componente aperiódica exponencial para os algoritmos utilizados em relés de distância.** VI Seminário Técnico de Proteção e Controle, Setembro, 1998.
- SIDHU, T.S.; ZHANG, X.; ALBASRI, F.; SACHDEV, M. S. **Discrete-Fourier-transform-based technique for removal of decaying DC offset from phasor estimates.** IEEE Proceedings on Generation, Transmission and Distribution, vol. 150, n. 6, pp.745-752, November, 2003.
- DA SILVA, C. D. L.; CARDOSO JR., G.; KRUSE, P. D. **Estimação de fasores em relés numéricos por meio do método de Ajuste de Curvas.** 6th IEEE/PES Transmission and Distribution Latin America Conference and Exposition (6th T&D-LA), 2012.
- DA SILVA, C. D. L.; CARDOSO JR., G.; MARCHESAN, G. **Avaliação dos efeitos da componente DC e desvios de frequência em algoritmos de estimação fasorial baseados na Transformada Discreta de Fourier.** X Conferência Brasileira sobre Qualidade da Energia Elétrica (X CBQEE), 2013.
- DA SILVA, C. D. L.; CARDOSO JR., G.; KRUSE, P. D.; MARCHESAN, G.; GUTIERRES, L. F. F. **Estimação da amplitude de sinais de corrente em Sistemas de Potência por meio de Redes Neurais Artificiais com análise em frequências fora da nominal para aplicação de relés de sobrecorrente numéricos.** XV Encontro Regional Ibero-Americano do CIGRÉ (XV ERIAC), 2013.
- SMITH, C. M.; NAIR, N. C. **Evaluation of discrete Wavelet transform implementation for protective relaying.** TENCON 2009, pp. 1-5, January, 2009.
- STRINGER, N. T. **The effect of DC offset on current operated relays.** IEEE Trans. On Industry Applications, vol. 34, n° 1, pp. 30-34, 1998.
- VIANELLO, R.; PRATES, M. O.; DUQUE, C. A.; CEQUEIRA, A.S.; DA SILVEIRA, P. M.; RIBEIRO, P. F. **New phasor estimator in the presence of harmonics, DC offset, and interharmonics.** 14th International Conference on Harmonics and Quality of Power (ICHQP), pp. 1-5, September, 2010.
- WINDER, S. **Analog and digital filter design.** 2nd. ed. Woburn: Elsevier Science, 2002.

YU, C. A discrete Fourier transform-based adaptive mimic phasor estimator for distance relaying applications. IEEE Transactions on Power Delivery, vol. 21, n. 4, pp. 1836-1846, October, 2006.

YU, S.; GU, J. Removal of decaying DC in current and voltage signals using a modified Fourier filter algorithm. IEEE Transactions on Power Delivery, vol. 16, n. 3, pp. 372-379, July, 2001.

APÊNDICES

Apêndice A – Resultados gráficos para o Caso 1

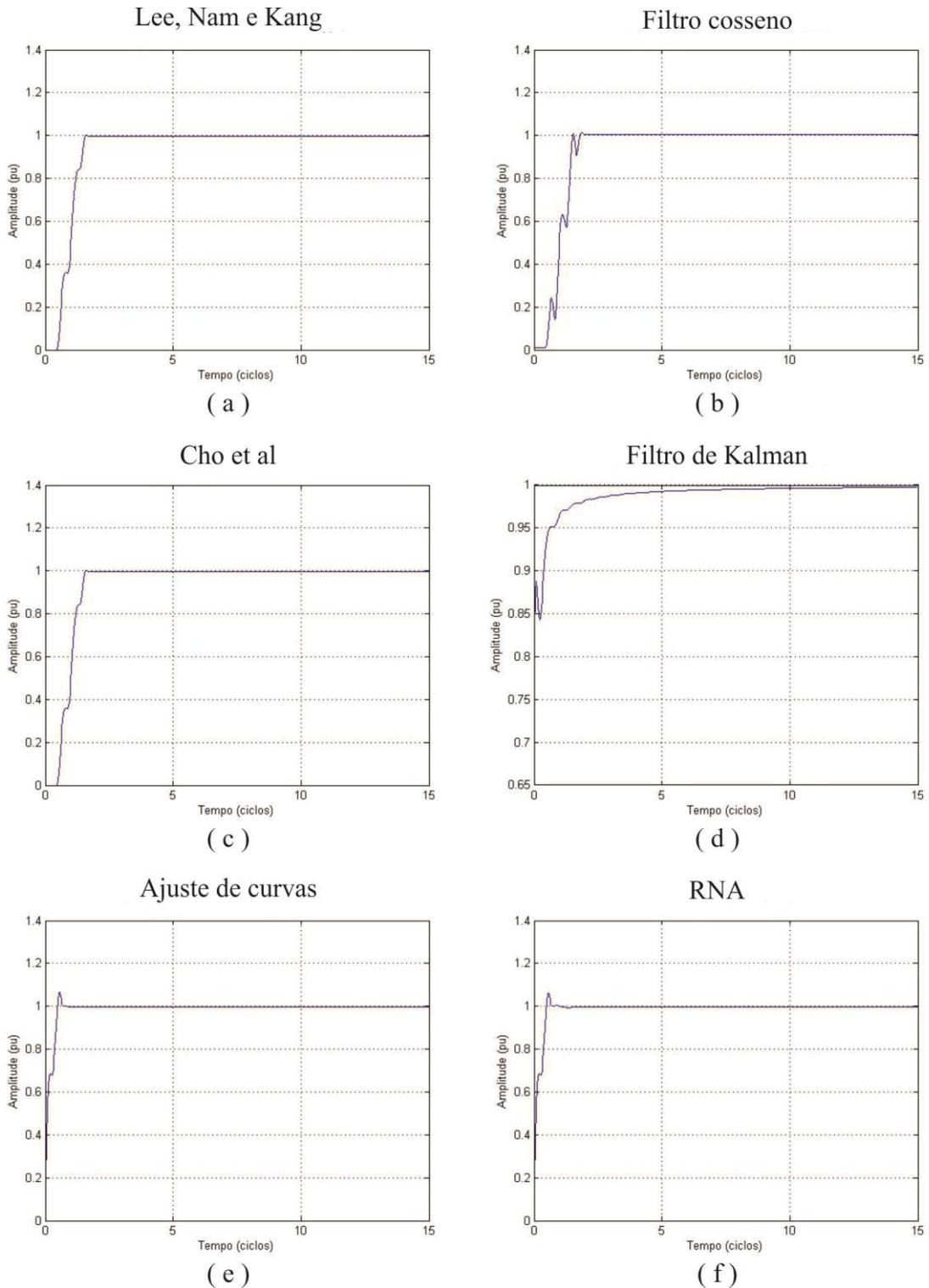


Figura 0.1 – Resposta em amplitude para o Caso 1. (a) Lee, Nam e Kang. (b) Filtro cosseno. (c) Cho et al. (d) Filtro de Kalman. (e) Ajuste de curvas. (f) RNA.

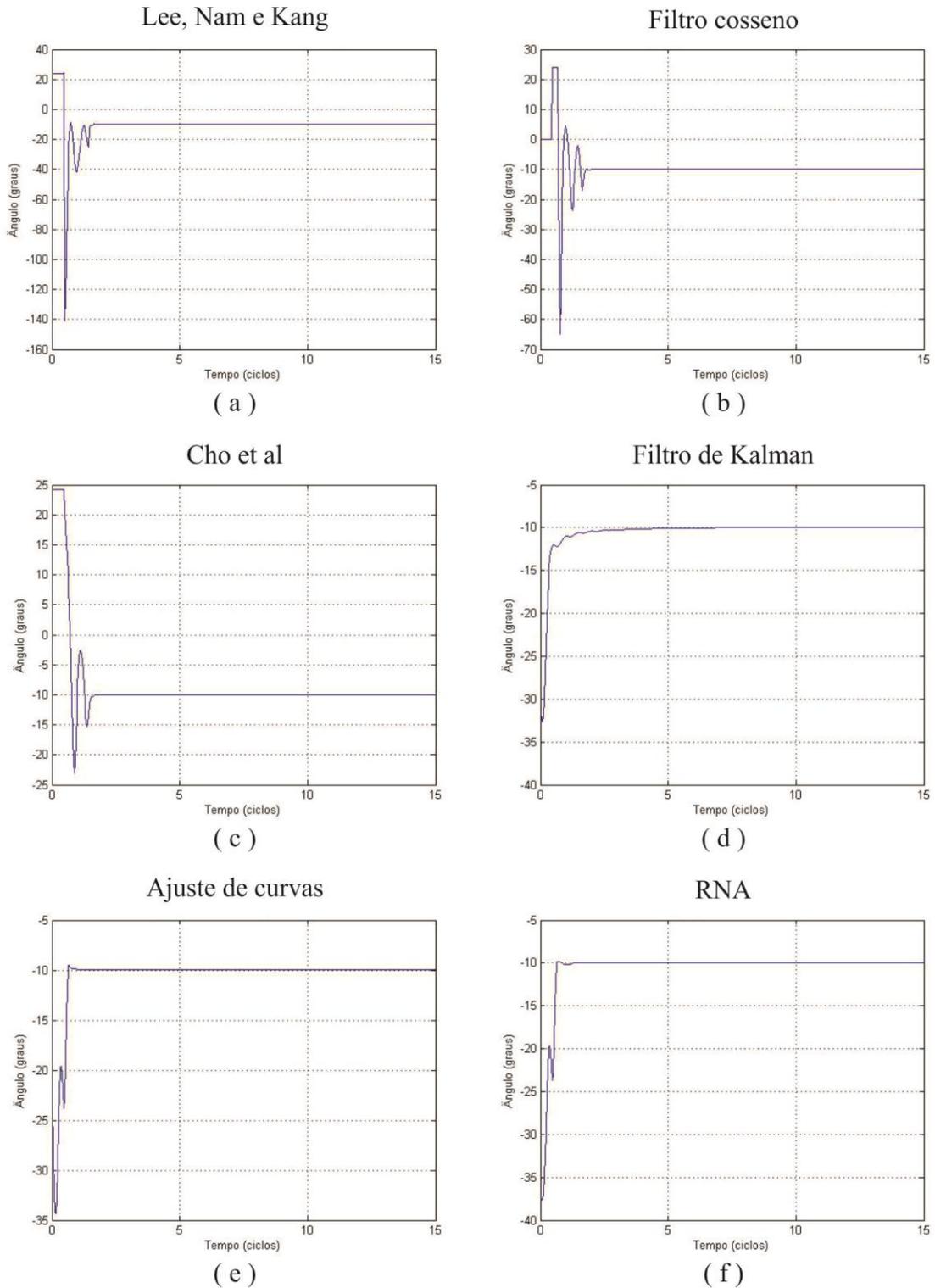


Figura 0.2 – Resposta em ângulo de fase para o Caso 1. (a) Lee, Nam e Kang. (b) Filtro cosseno. (c) Cho et al. (d) Filtro de Kalman. (e) Ajuste de curvas. (f) RNA.

Apêndice B – Resultados gráficos para o Caso 2

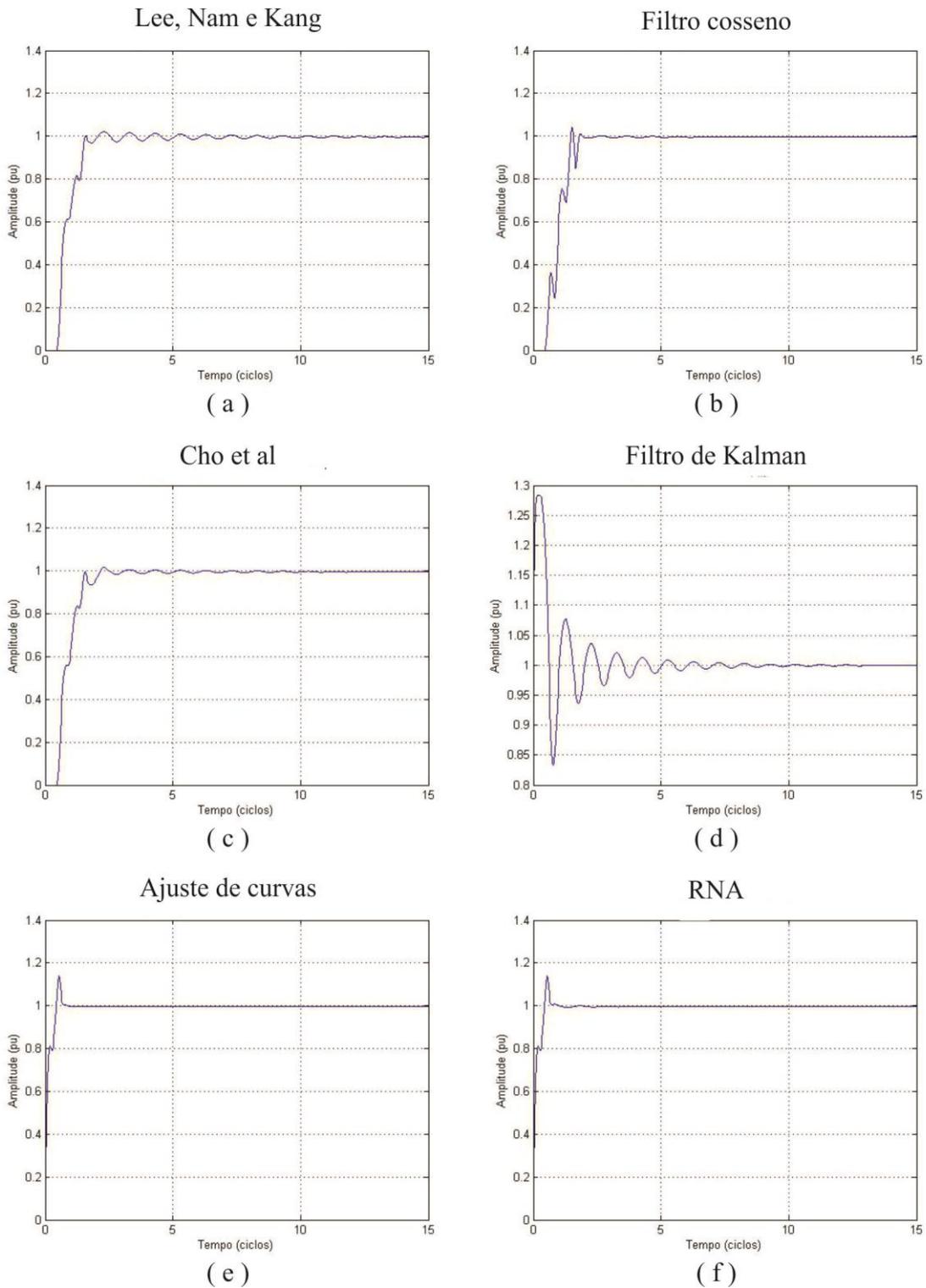


Figura 0.3 – Resposta em amplitude para o Caso 2. (a) Lee, Nam e Kang. (b) Filtro cosseno. (c) Cho et al. (d) Filtro de Kalman. (e) Ajuste de curvas. (f) RNA.

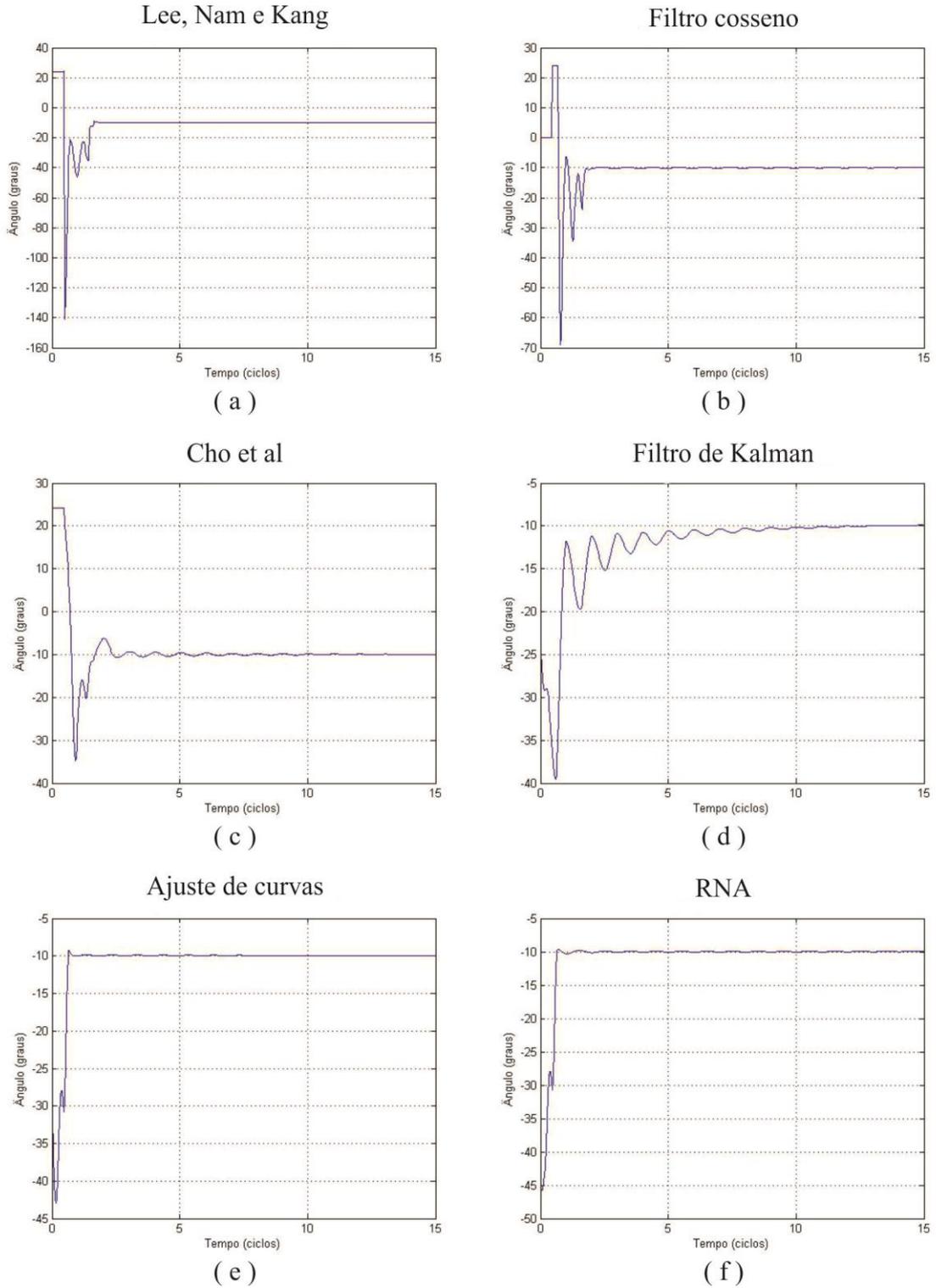


Figura 0.4 – Resposta em ângulo de fase para o Caso 2. (a) Lee, Nam e Kang. (b) Filtro cossenno. (c) Cho et al. (d) Filtro de Kalman. (e) Ajuste de Curvas. (f) RNA.

Apêndice C – Resultados gráficos para o Caso 3

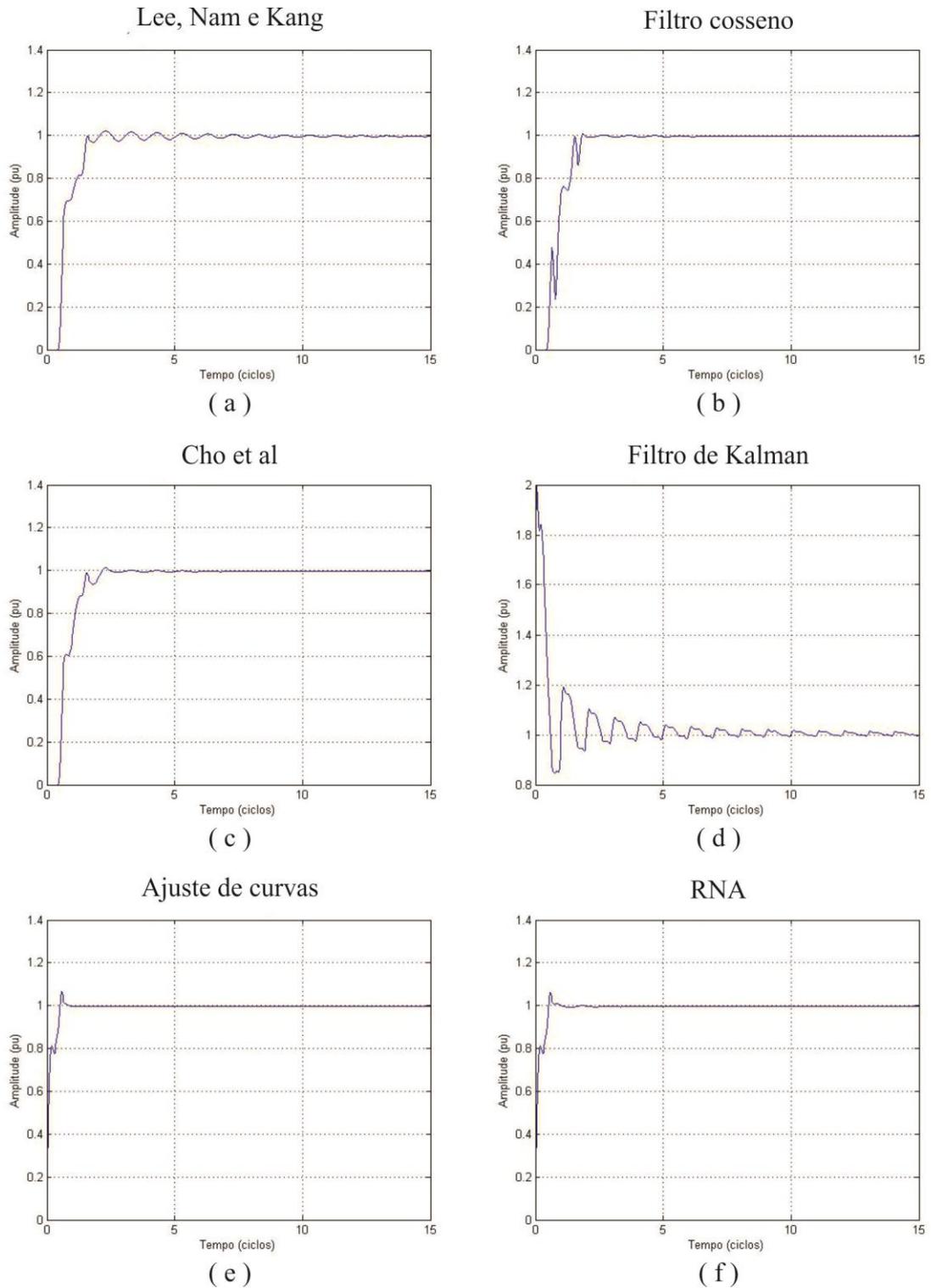


Figura 0.5 – Resposta em amplitude para o Caso 3. (a) Lee, Nam e Kang. (b) Filtro cosseno. (c) Cho et al. (d) Filtro de Kalman. (e) Ajuste de Curvas. (f) RNA.

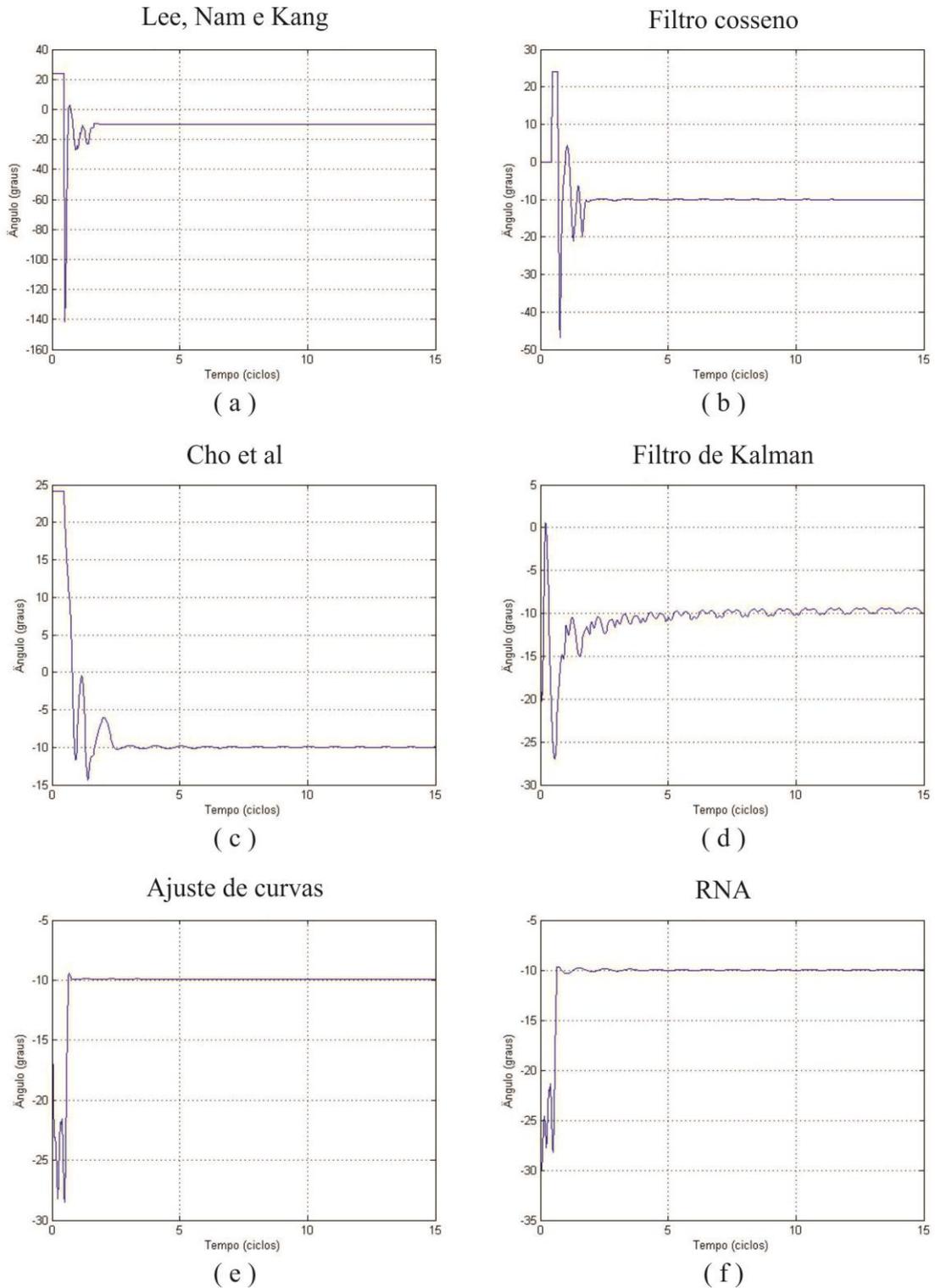


Figura 0.6 – Resposta em ângulo de fase para o Caso 3. (a) Lee, Nam e Kang. (b) Filtro cosseno. (c) Cho et al. (d) Filtro de Kalman. (e) Ajuste de Curvas. (f) RNA.

Apêndice D – Resultados gráficos para o Caso 4

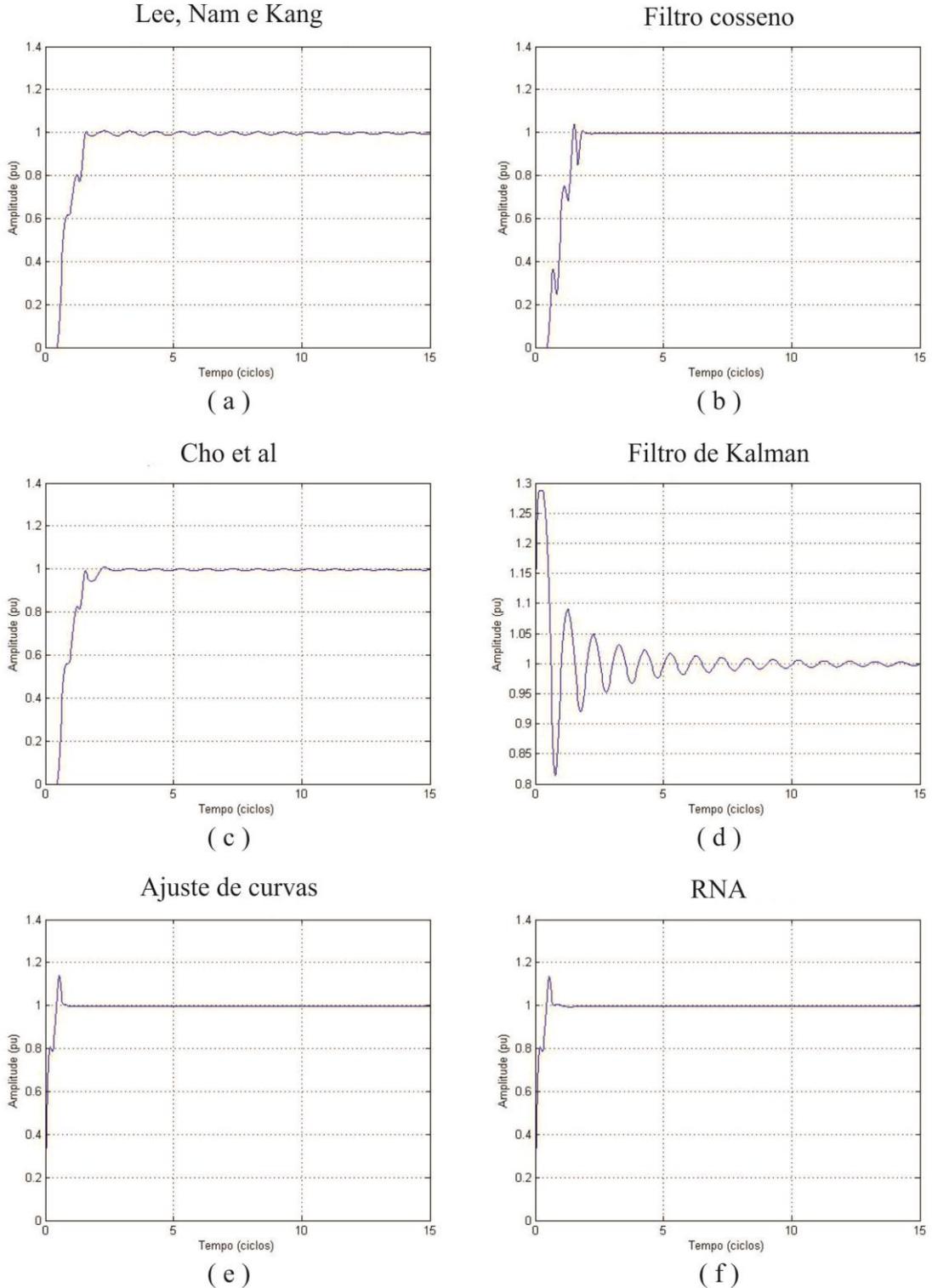


Figura 0.7 – Resposta em amplitude para o Caso 4. (a) Lee, Nam e Kang. (b) Filtro cosseno. (c) Cho et al. (d) Filtro de Kalman. (e) Ajuste de Curvas. (f) RNA.

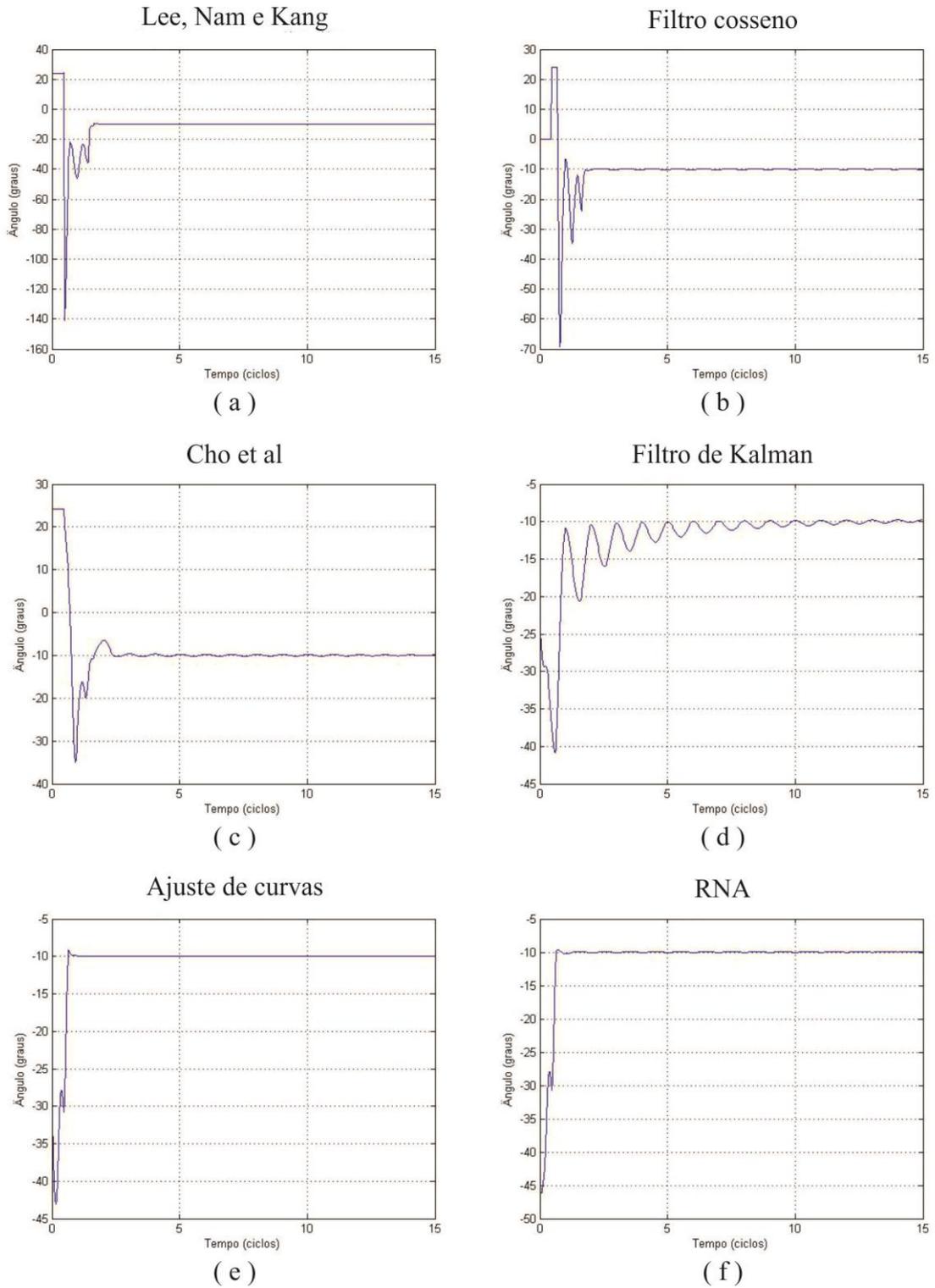


Figura 0.8 – Resposta em ângulo de fase para o Caso 4. (a) Lee, Nam e Kang. (b) Filtro cosseno. (c) Cho et al. (d) Filtro de Kalman. (e) Ajuste de Curvas. (f) RNA.

Apêndice E – Resultados gráficos para o Caso 5

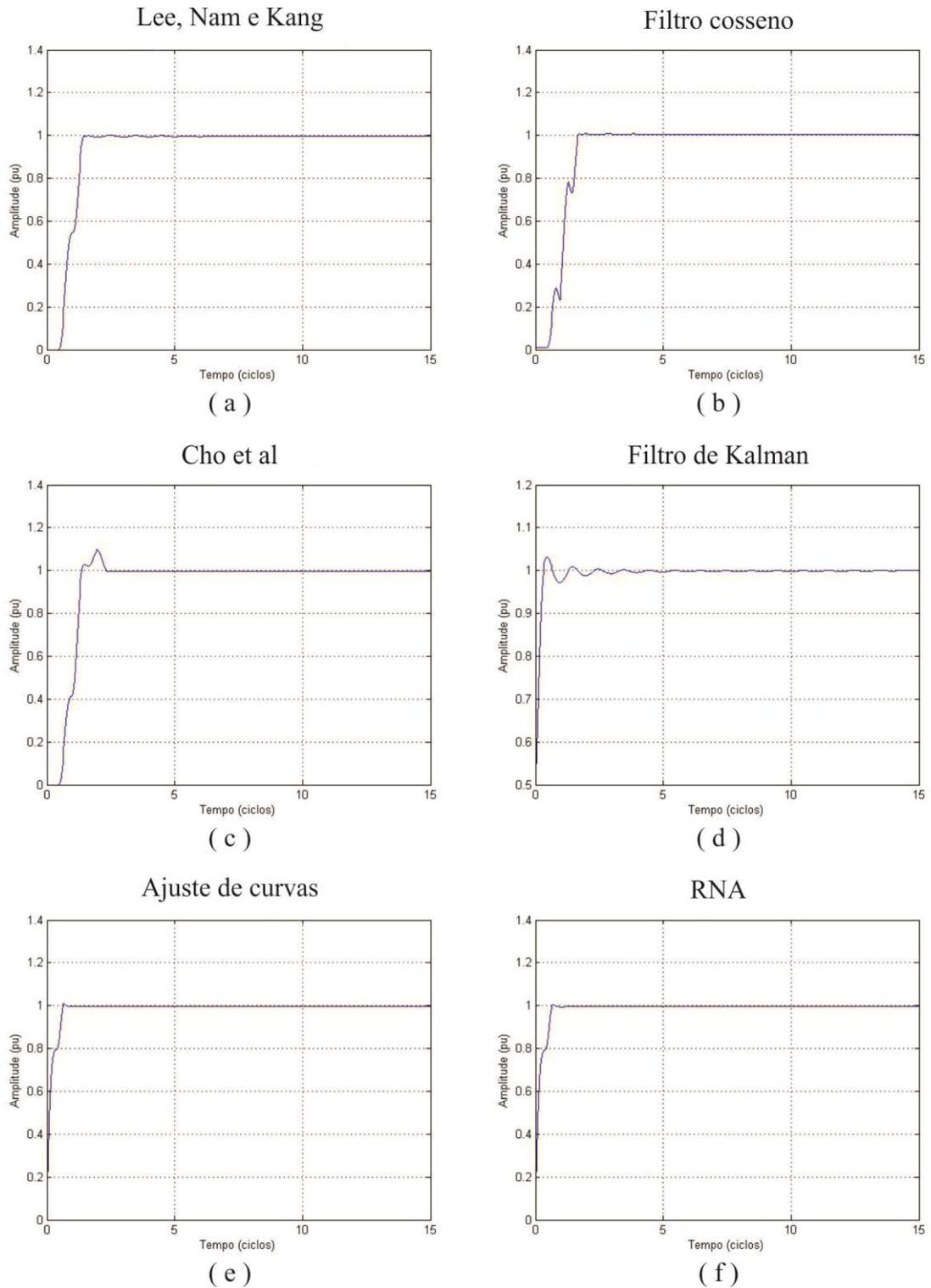


Figura 0.9 – Resposta em amplitude para o Caso 5. (a) Lee, Nam e Kang. (b) Filtro cosseno. (c) Cho et al. (d) Filtro de Kalman. (e) Ajuste de Curvas. (f) RNA.

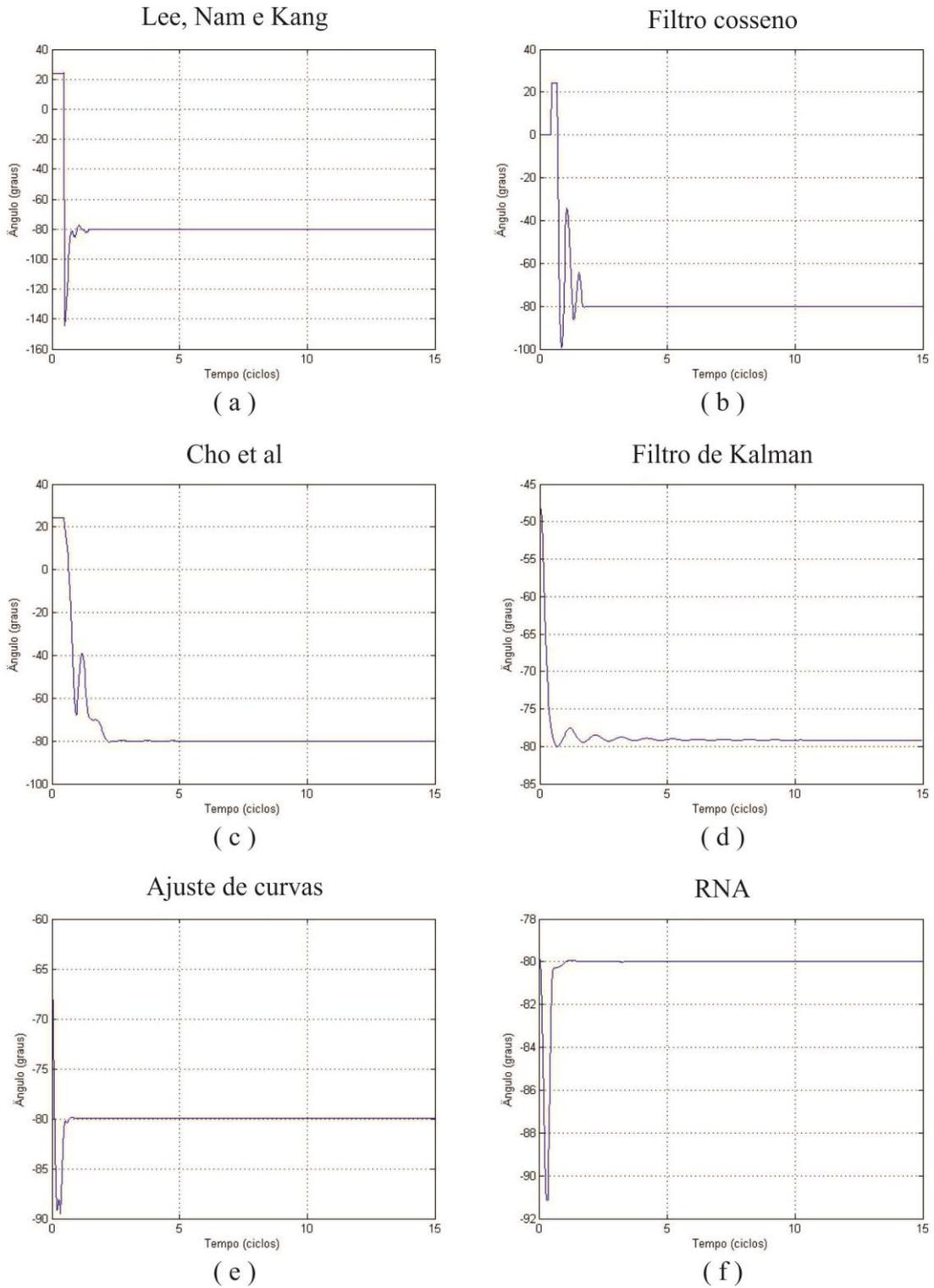


Figura 0.10 – Resposta em ângulo de fase para o Caso 5. (a) Lee, Nam e Kang. (b) Filtro cosseno. (c) Cho et al. (d) Filtro de Kalman. (e) Ajuste de Curvas. (f) RNA.

Apêndice F – Resultados gráficos para o Caso 6

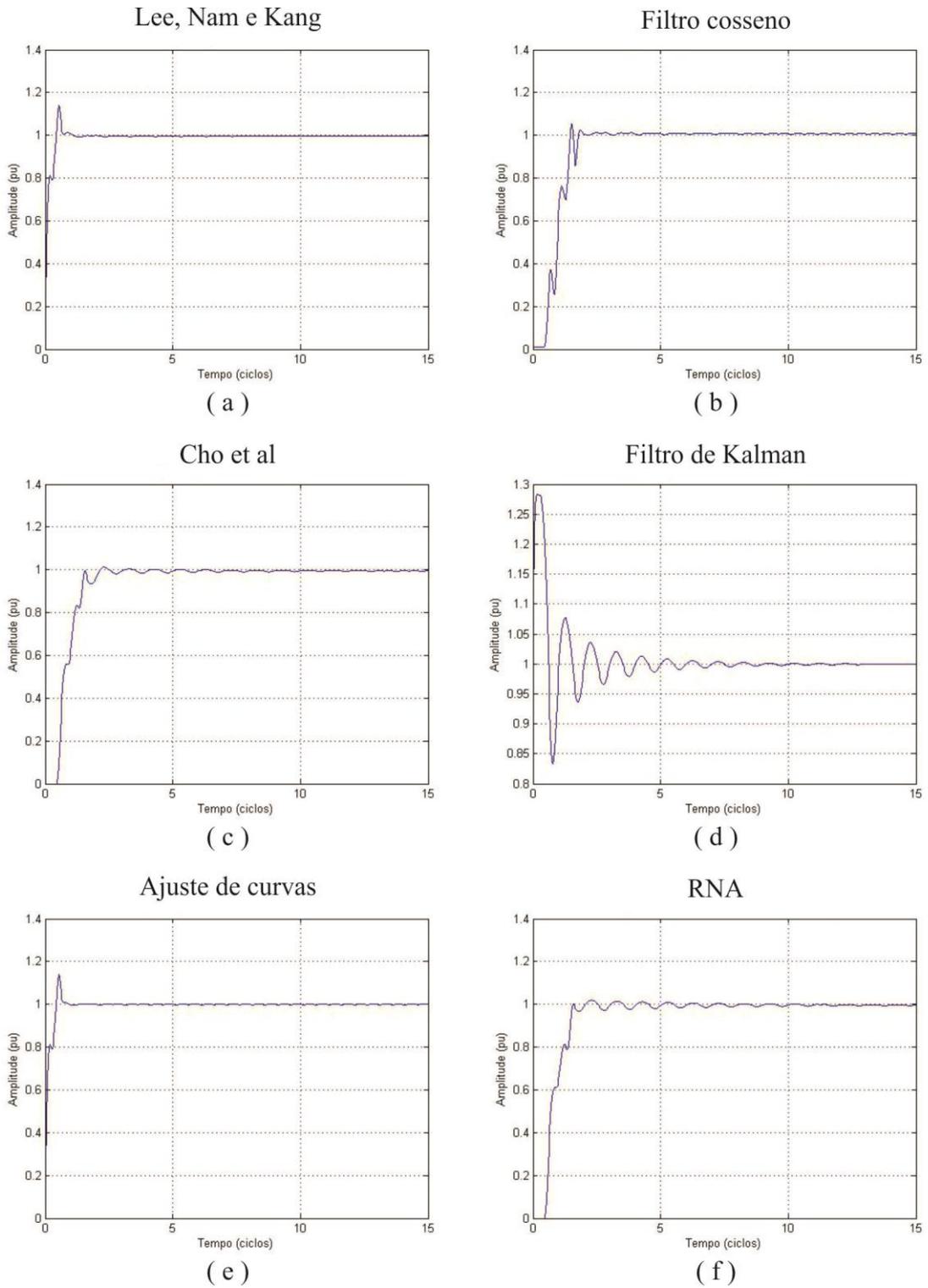


Figura 0.11 – Resposta em amplitude para o Caso 6. (a) Lee, Nam e Kang. (b) Filtro cosseno. (c) Cho et al. (d) Filtro de Kalman. (e) Ajuste de Curvas. (f) RNA.

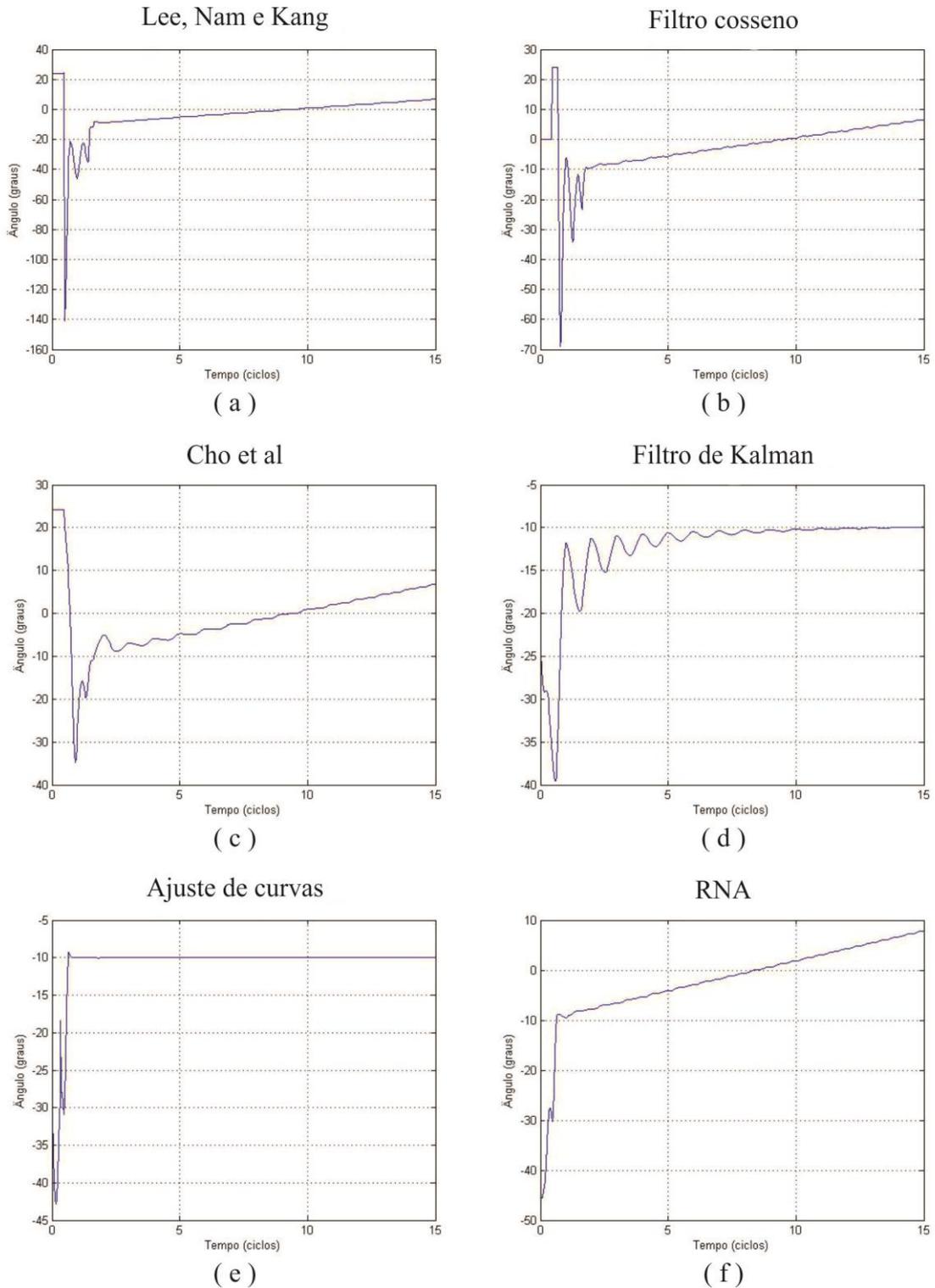


Figura 0.12 – Resposta em ângulo de fase para o Caso 6. (a) Lee, Nam e Kang. (b) Filtro cosseno. (c) Cho et al. (d) Filtro de Kalman. (e) Ajuste de Curvas. (f) RNA.

Apêndice G – Resultados gráficos para o Caso 7

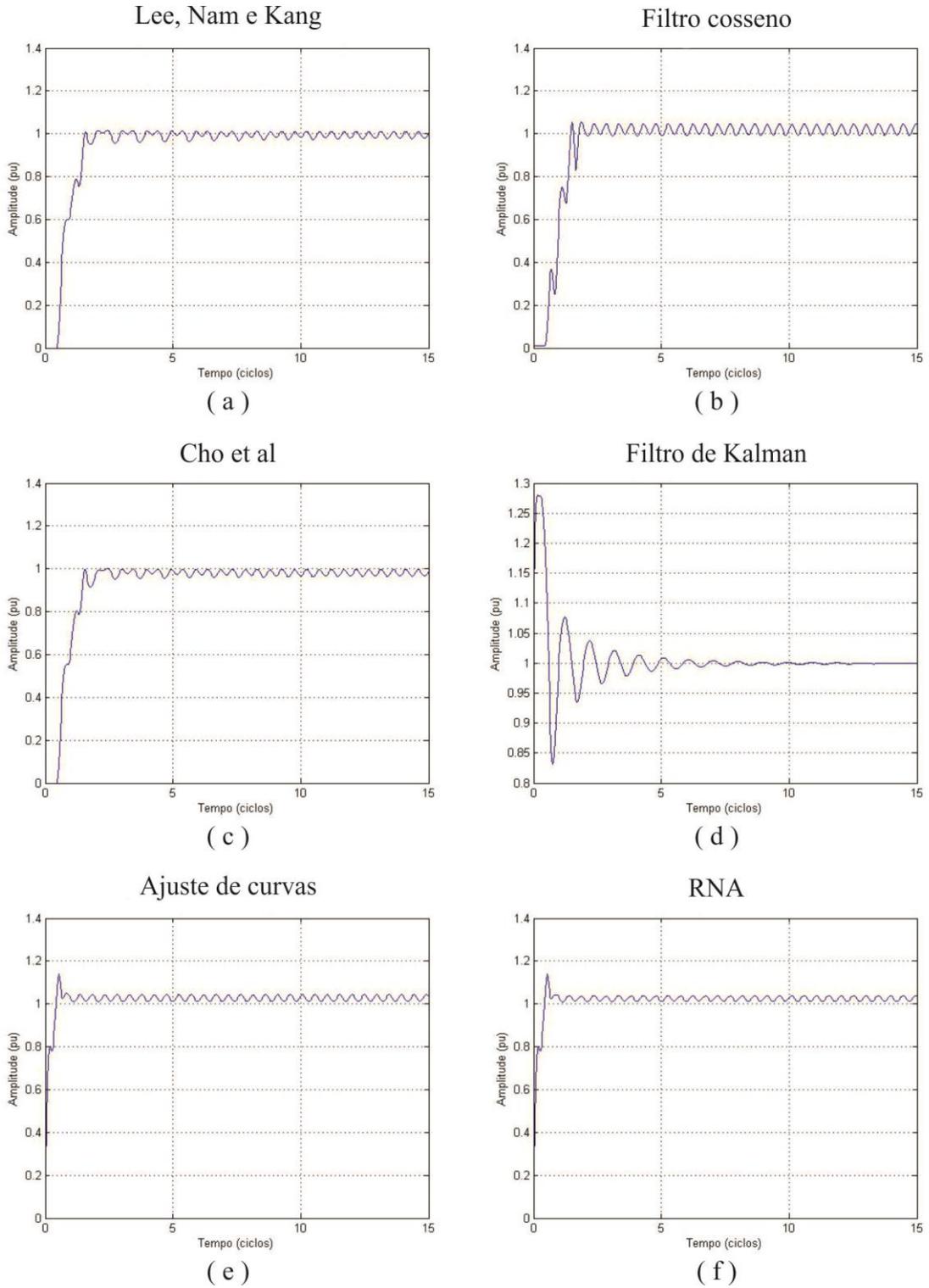


Figura 0.13 – Resposta em amplitude para o Caso 7. (a) Lee, Nam e Kang. (b) Filtro cosseno. (c) Cho et al. (d) Filtro de Kalman. (e) Ajuste de Curvas. (f) RNA.

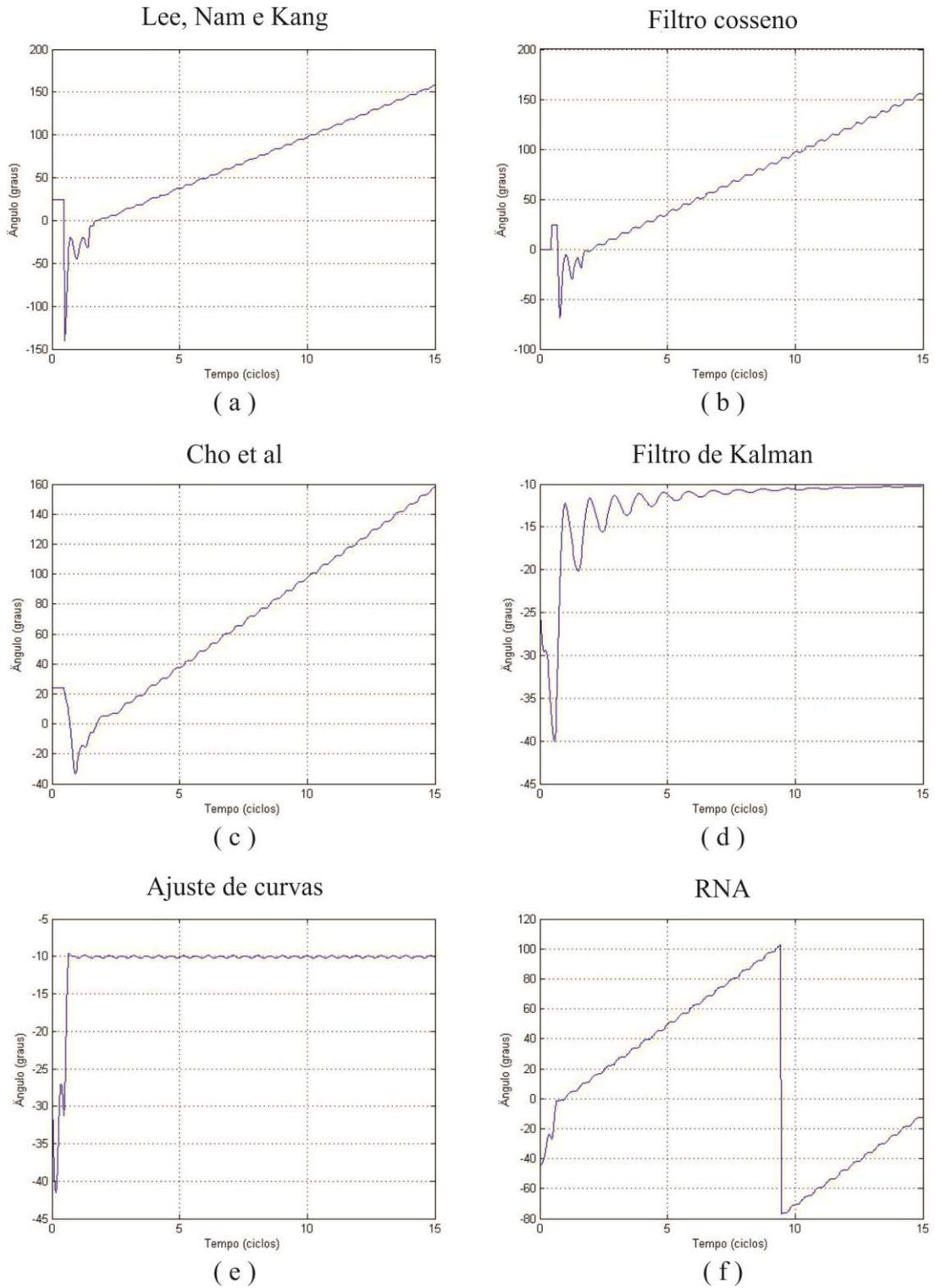


Figura 0.14 – Resposta em ângulo de fase para o Caso 7. (a) Lee, Nam e Kang. (b) Filtro cosseno. (c) Cho et al. (d) Filtro de Kalman. (e) Ajuste de Curvas. (f) RNA.

Apêndice H – Resultados gráficos para o Caso 8

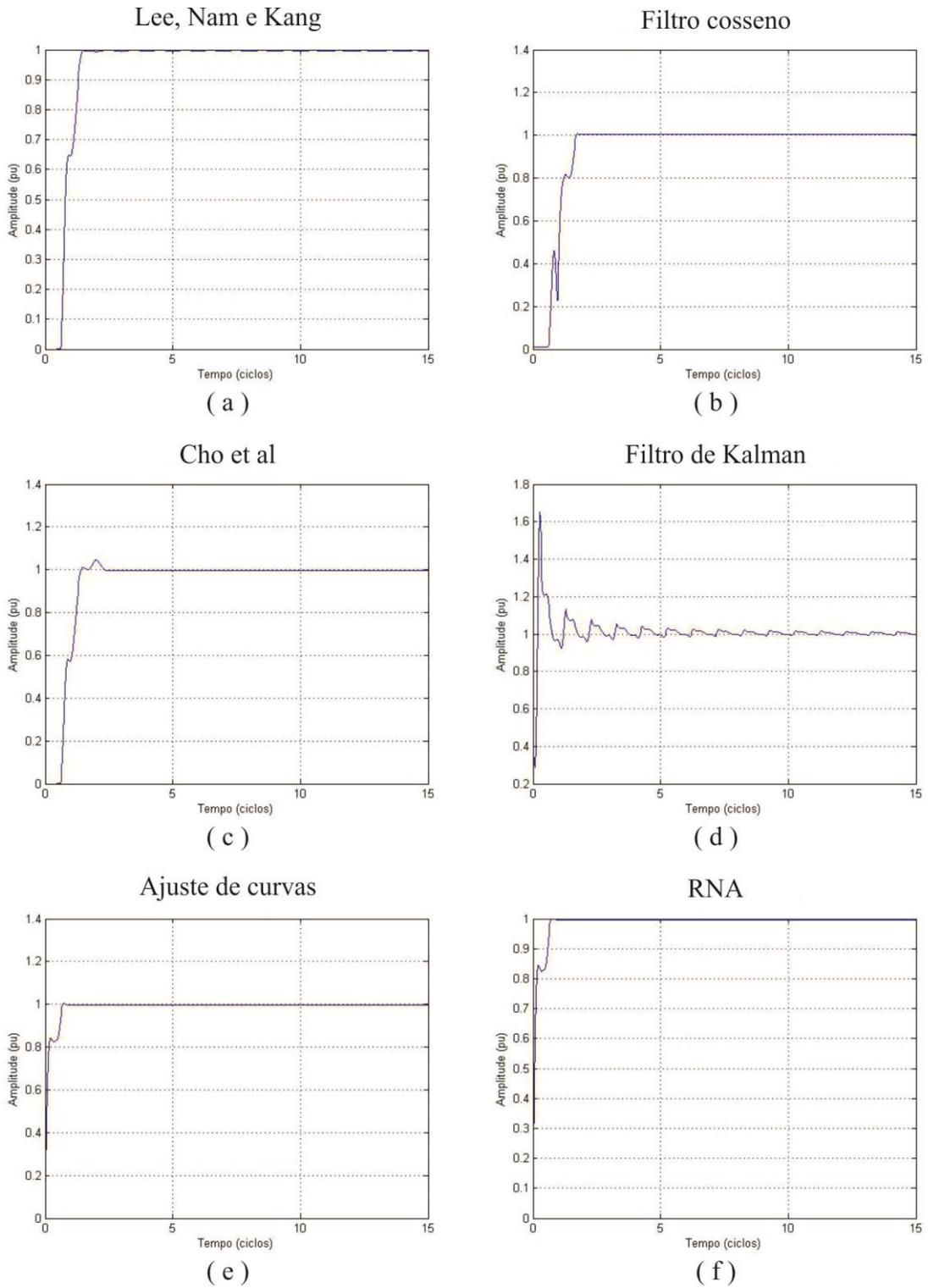


Figura 0.15 – Resposta em amplitude para o Caso 8. (a) Lee, Nam e Kang. (b) Filtro cosseno. (c) Cho et al. (d) Filtro de Kalman. (e) Ajuste de Curvas. (f) RNA.

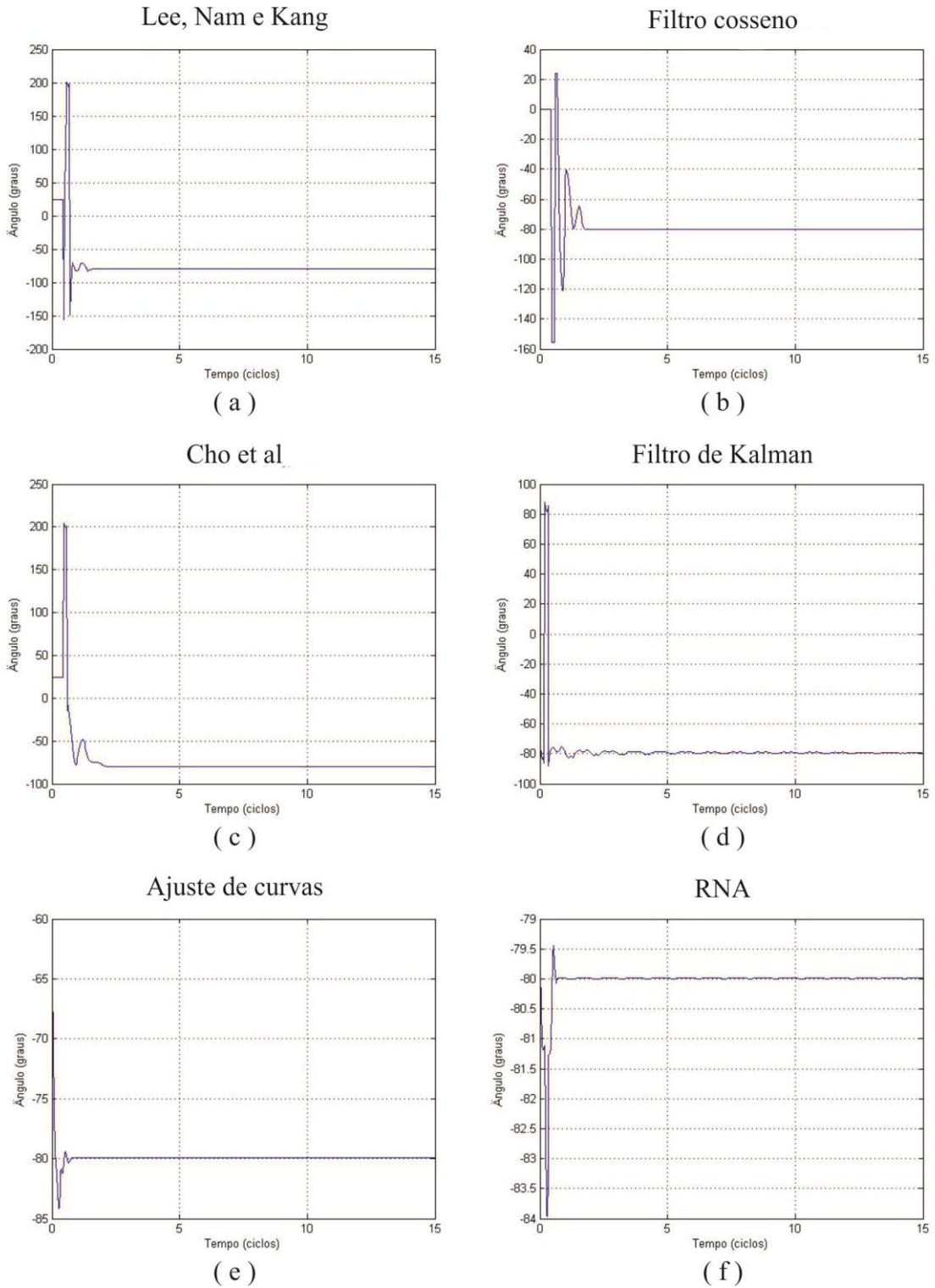


Figura 0.16 – Resposta em ângulo de fase para o Caso 8. (a) Lee, Nam e Kang. (b) Filtro cosseno. (c) Cho et al. (d) Filtro de Kalman. (e) Ajuste de Curvas. (f) RNA.