

UNIVERSIDADE TECNOLÓGICA FEDERAL DO PARANÁ

DEPARTAMENTO DE ELÉTRICA

CURSO DE ENGENHARIA ELÉTRICA

FELIPE ZUKOVSKI

**ESTIMAÇÃO DE FASORES E FREQUÊNCIA PARA APLICAÇÃO EM UMA
PMU DE BAIXO CUSTO**

TRABALHO DE CONCLUSÃO DE CURSO

PATO BRANCO

2014

FELIPE ZUKOVSKI

**ESTIMAÇÃO DE FASORES E FREQUÊNCIA PARA APLICAÇÃO EM
UMA PMU DE BAIXO CUSTO**

Trabalho de Conclusão de Curso de graduação, apresentado à disciplina de Trabalho de Conclusão de Curso 2, do Curso de Engenharia Elétrica do Departamento de Elétrica – COELT – da Universidade Tecnológica Federal do Paraná – UTFPR, Câmpus Pato Branco, como requisito parcial para obtenção do título de Engenheiro.

Orientador: Prof. Fábio Brignol de Moraes

PATO BRANCO

2014

TERMO DE APROVAÇÃO

O trabalho de Conclusão de Curso intitulado **ESTIMAÇÃO DE FASORES E FREQUÊNCIA PARA APLICAÇÃO EM UMA PMU DE BAIXO CUSTO**, do aluno **FELIPE ZUKOVSKI** foi considerado **APROVADO** de acordo com a ata da banca examinadora N° **39** de 2014.

Fizeram parte da banca os professores:

Fabio Brignol de Moraes

Gustavo Weber Denardin

Ricardo Vasques de Oliveira

DEDICATÓRIA

A minha família, Carlos (pai), Hilda (mãe) e Valéria (irmã).

AGRADECIMENTOS

Em primeiro lugar aos meus pais, por todo o incentivo, apoio, que me deram sempre. Devo a eles todas essas conquistas e realizações.

Aos alunos do curso de Engenharia Elétrica, em especial Charlan Luzzatto, Valderi Babinski, Jonas Santin pelo apoio e amizade.

Aos amigos Marcio Sbeghen e Daniel Prado de Campos pela ajuda e contribuição para o meu trabalho.

Em especial ao professor orientador Dr. Miguel Moreto, pela paciência, companheirismo na orientação deste trabalho.

A Universidade Tecnológica Federal do Paraná e todos os envolvidos pela parceria todo dia durante esses anos.

EPÍGRAFE

Que os vossos esforços desafiem as impossibilidades, lembrai-vos de que as grandes coisas do homem foram conquistadas do que parecia impossível.

Charles Chaplin.

RESUMO

ZUKOVSKI, Felipe. Estimação de fasores e frequência para aplicação em PMU de baixo custo. 2011. 65 f. Trabalho de Conclusão de Curso – Curso de Engenharia Elétrica do Departamento de Elétrica, Universidade Tecnológica Federal do Paraná. Pato Branco, 2014.

Este trabalho de conclusão de curso apresenta uma análise dos algoritmos de estimação de fasores e frequência com ênfase na aplicabilidade em uma Unidade de Medição Fasorial (PMU). São apresentados os conceitos de Sistemas de Medição Fasorial Sincronizada e os blocos que a compõe. No trabalho, também são apresentadas e discutidas metodologias para estimação de fasores e frequência a fim de verificar o método mais viável para implementação em PMU. Também são realizadas simulações em ambiente computacional e testes práticos em microcontrolador. Então os resultados são apresentados, comparados e discutidos tendo ao final um método para estimação de fasores e frequência.

Palavras-chave: Estimação de fasores, estimação de frequência, medição fasorial, PMU

ABSTRACT

ZUKOVSKI, Felipe. Phasor and frequency estimation for application in low cost PMU. 2011. 65 f. Trabalho de Conclusão de Curso – Curso de Engenharia Elétrica do Departamento de Elétrica, Universidade Tecnológica Federal do Paraná. Pato Branco, 2014.

This work presents an analysis of estimation algorithms for phasor and frequency with emphasis on the applicability in a Phasor Measurement Unit (PMU). The concepts of Synchronized phasor measurement systems and the blocks that compose it are presented. In this work it is also presented and discussed methodologies for estimating phasors and frequency in order to ascertain the most feasible method for implementation in PMU. Computational simulations and practical testing using a microcontroller are also performed. Then the results are compared and discussed with the choice of a method for phasor estimation and frequency.

Keywords: Phasor estimation, frequency estimation, phasor measurement, PMU

LISTA DE FIGURAS

Figura 1: Esquema Geral SMFS	14
Figura 2: Representação Fasorial	16
Figura 3: Convenção para representação de sincrofasores	17
Figura 4: Estrutura básica de uma PMU.....	18
Figura 5: Concentrador de dados fasoriais.....	19
Figura 6: Estrutura básica de um Algoritmo Genético	22
Figura 7: Diagrama de blocos do q-PLL.....	37
Figura 8: Sinal de Entrada.....	42
Figura 9: Resultado para simulação com FK linear	42
Figura 10: Resultados da simulação com FK linear para variação de frequência no sinal medido	43
Figura 11: Sinal de entrada de oscilografia	44
Figura 12: Estimção do fasor e resíduos com filtro de Kalman linear.....	45
Figura 13: Sinal de entrada de oscilografia	46
Figura 14: Sinal estimado e resíduos da estimção por Kalman linear	46
Figura 15: Sinal e frequência estimados com FKCE	47
Figura 16: Sinal e frequência estimados com FKCE a partir de sinal com variação de frequência.....	48
Figura 17: Estimção do sinal e frequência com FKCE a partir de sinal de oscilografia	49
Figura 18: Estimção do sinal e frequência com FKCE a partir de sinal de oscilografia com alta variação de frequência e amplitude	49
Figura 19: Frequência Estimada para sinal com frequência constante	51
Figura 20: Frequência estimada com sinal com variação de frequência	52
Figura 21: Estimção de frequência por PLL com sinal de oscilografia de frequência constante.....	53
Figura 22: Frequência estimada por PLL de um sinal de oscilografia com alta variação de frequência	53
Figura 23: Microcontrolador Piccolo controlStick.....	55
Figura 24: Fase do Sinal de entrada	57

LISTA DE TABELAS

Tabela 1: TVE da estimação fasorial utilizando filtro de Kalman Linear com sinal senoidal.....	43
Tabela 2: TVE da estimação fasorial utilizando filtro de Kalman Linear com sinal senoidal com variação de frequência	44
Tabela 3: Resultado da estimação de frequência por FCKE a partir de sinal com variação de frequência	47
Tabela 4: Resultado da estimação de frequência por FCKE para sinal com variação de frequência.....	48
Tabela 5: Resultado da estimação de frequência por FKCE para sinal de oscilografia	50
Tabela 6: Resultado da estimação de frequência por PLL.....	51
Tabela 7: Resultado da estimação de frequência por PLL com variação de frequência.....	52
Tabela 8: Resultado da estimação de frequência por PLL.....	58
Tabela 9: Resultado da estimação fasorial pelo FK linear.....	58

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO	11
1.1 CONTEXTUALIZAÇÃO E JUSTIFICATIVA.....	11
1.2 OBJETIVOS GERAIS E ESPECÍFICOS	12
1.3 ESTRUTURA DO TEXTO	13
2. DESENVOLVIMENTO TEÓRICO	14
2.1 SISTEMAS DE MEDIÇÃO FASORIAL SINCRONIZADA	14
2.1.1 Fasores Sincronizados ou Sincrofasores	15
2.1.2 Unidade de Medição Fasorial	17
2.1.3 Concentrador de Dados Fasoriais.....	18
2.1.4 A norma padrão para medições fasoriais	19
2.2 ANÁLISE DE ALGORITMOS PARA ESTIMAÇÃO DE FASORES E FREQUÊNCIA.....	20
2.2.1 Algoritmos para estimação fasorial.....	21
2.2.1.1 Algoritmos genéticos	21
2.2.1.2 Transformada Discreta de Fourier.....	25
2.2.1.3 Filtros de Kalman Linear e Complexo Estendido.....	28
2.2.2 Algoritmos para estimação de frequência	35
2.2.2.1 Filtro PLL.....	35
2.2.2.2 Método dos Mínimos Quadrados.....	38
3. RESULTADOS DE SIMULAÇÃO	41
3.1 SIMULAÇÃO DO ALGORITMO BASEADO NO FILTRO DE KALMAN.....	41
3.2 SIMULAÇÃO DO ALGORITMO PLL	50
3.3 DISCUSSÃO DOS RESULTADOS	54
4. RESULTADO EXPERIMENTAIS	55
4.1 RESULTADOS E DISCUSSÕES	57
5. CONCLUSÕES	60

REFERÊNCIAS.....	62
------------------	----

1. INTRODUÇÃO

1.1 CONTEXTUALIZAÇÃO E JUSTIFICATIVA

Os Sistemas Elétricos de Potência (SEP) consistem em um conjunto de equipamentos que operam de maneira coordenada e tem como objetivo gerar, transmitir e fornecer energia elétrica aos consumidores atendendo os padrões de qualidade, segurança, custos e com o mínimo de impacto ambiental (ANDRADE, 2008).

A operação do SEP visa manter o funcionamento do sistema com altos índices de segurança e confiabilidade. Tal operação é realizada em modernos centros de controle do sistema elétrico, que contam com equipamentos computacionais de última geração e avançados sistemas de *software* (FRAZÃO, 2012).

Ao longo dos anos, observa-se um constante aumento na complexidade operacional do SEP, isso devido a diversos fatores, como o aumento da diversificação da matriz energética com a inclusão de fontes de energia renováveis, restrições ambientais, entre outros. Isso somado ao desenvolvimento das cidades e o crescimento do consumo levaram à realização de investimentos e ampliações nos SEP, surgindo a necessidade de constantes aprimoramentos e implementação de novas ferramentas que possibilitem melhorias nas técnicas de monitoração e controle.

Atualmente, o funcionamento e controle dos sistemas são garantidos pelo Sistema de Supervisão e Aquisição de Dados (SCADA), que realiza aquisição de dados em intervalos regulares de tempo, que são processados através de ferramentas computacionais para que se conheça a configuração em tempo real do sistema e o perfil das tensões complexas nos barramentos (VILARES, 2010).

No entanto, devido aos desafios impostos ao SEP, surgem novas tecnologias, e dentre elas, se destacam os Sistemas de Medição Fasorial Sincronizada (SMFS), que consistem em uma técnica de medição simultânea de grandezas elétricas sincronizadas em janelas de tempo da ordem de um

microsegundo. Os dados coletados geralmente são geograficamente distantes entre si. Isto é possível pela disponibilidade do Sistema de Posicionamento Global (*GPS – Global positioning system*) e técnicas de processamento de dados amostrados usando as denominadas Unidades de Medição Fasorial – PMU (*PhasorMeasurementsUnits*), além de um concentrador de dados, que coleta os dados fasoriais e os dados dos eventos das PMU (PHADKE e THORP, 2008).

Por utilizarem uma fonte eficaz de sincronização, fornecida pelo sistema GPS, as PMUs viabilizam a realização da medição de grandezas fasoriais com precisão angular adequada aos requisitos da maioria das aplicações de monitoração e controle. Tais características vêm ao encontro das necessidades tecnológicas atuais e representam um novo paradigma para a supervisão e controle de SEPs em tempo real (AGOSTINI, 2006).

A estimação de fasores e frequência é uma ferramenta fundamental para indicação do estado do Sistema Elétrico de Potência, e, aplicada a PMUs, permite análise do sistema em tempo real com alta precisão. Isso pode tornar a operação do sistema de potência mais segura e resistente a falhas (RICE e HEYDT, 2006).

Este sistema de estimação aplicado a PMU pode trazer ganhos significativos para desenvolvimento dos SMFS, que por sua vez pode oferecer soluções inovadoras ao SEP, permitindo uma análise de forma mais rápida, precisa e com maior facilidade na análise da dinâmica do sistema elétrico. Diante disso, o presente trabalho visa analisar os algoritmos de estimação de fasores e frequência para uso em PMUs.

1.2 OBJETIVOS GERAIS E ESPECÍFICOS

O objetivo deste trabalho de conclusão de curso é implementar um método de estimação de fasores e frequência para uso em uma Unidade de Medição Fasorial, analisando os vários métodos disponíveis destacando as características de cada um.

Têm-se como objetivos específicos do trabalho proposto:

- Avaliar os métodos para estimação de fasores e frequência;
- Fazer um levantamento com as vantagens e desvantagens de cada

método;

- Escolher um método para simulações em software;
- Implementar em um kit de desenvolvimento.

1.3 ESTRUTURA DO TEXTO

A estrutura deste trabalho se divide em cinco capítulos principais. O primeiro capítulo é uma introdução sobre o tema, abordando aspectos gerais e os objetivos.

O capítulo dois apresenta uma fundamentação teórica expondo o conceito de Sistema de Medição Fasorial Sincronizada e o que a compõe. Também é realizada a análise dos algoritmos de estimação de fasores e frequência expondo suas características, vantagens e desvantagens com base na literatura.

No capítulo três é onde são realizadas as simulações e analisados os resultados obtidos, com base nos algoritmos abordados no capítulo 2.

No capítulo quatro são apresentados os resultados obtidos a partir da aplicação prática dos algoritmos selecionados a partir das simulações realizadas no capítulo três.

O capítulo cinco é destinado para conclusões, confrontando os resultados esperados com os obtidos em simulações e aplicação prática.

2. DESENVOLVIMENTOTEÓRICO

2.1 SISTEMAS DE MEDIÇÃO FASORIAL SINCRONIZADA

O Sistema de Medição Fasorial Sincronizada (SMFS) é um sistema de medição simultânea de grandezas elétricas em instalações geograficamente distantes entre si. Para isso utiliza-se das Unidades de Medição Fasorial denominadas PMU (PhasorMeasurementsUnits), conectadas a um concentrador de dados fasoriais conhecido como PDC (Phasor Data Concentrator) e sincronizados via satélite por GPS (*Global Positioning System*)(ANDRADE, 2008).

A estrutura geral de um SMFS pode ser observada na ilustração da figura 1.

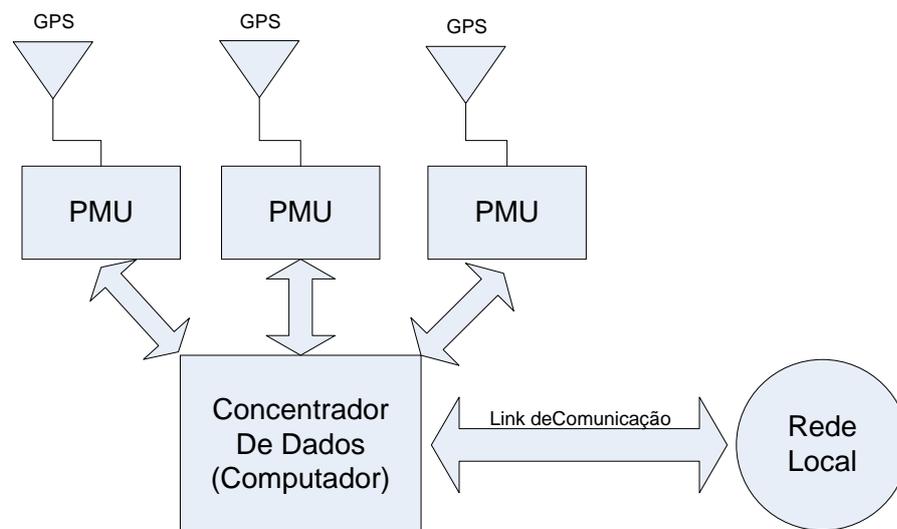


Figura 1: Esquema Geral SMFS
Fonte: Adaptado de Phadke e Thorp (2008)

A recepção do sinal de um pulso por segundo, emitido pelo sistema GPS, fornece às PMUs o instante exato em que deve ser feita a aquisição dos dados de forma sincronizada. De modo geral, as grandezas amostradas constituem-se dos fasores das tensões trifásicas nas barras e correntes trifásicas nas linhas, frequência da rede e transformadores e alimentadores das subestações (AGOSTINI, 2006).

A partir dos dados amostrados, as tensões e correntes complexas de sequência positiva são calculadas com base no mesmo instante de tempo utilizando-se a algoritmos para estimação de fasores (AGOSTINI, 2006).

Seguindo os formatos determinados pelo Instituto de Engenheiros Eletricistas e Eletrônicos (*Institute of Electrical and Electronic Engineers – IEEE*), os sincrofasores calculados pelas PMUs são enviados, através de canais adequados de comunicação, ao concentrador de dados. Este equipamento, por sua vez, reunindo as medidas de magnitude e ângulo das tensões nas barras, dispõe de um ‘retrato’ do estado do sistema, em tempo real (AGOSTINI, 2006).

2.1.1 Fasores Sincronizados ou Sincrofasores

O Fasor é uma maneira utilizada para representar a forma de onda de um sinal senoidal de tensão ou corrente.

O conceito de fasor foi aplicado nos estudos de sistemas de potência a fim de transformar equações diferenciais de circuitos elétricos em equações algébricas comuns.

Uma onda senoidal de tensão $V(t)$ pode ser representada através da equação 1, onde A é a amplitude do sinal, ω é a frequência angular, t é o tempo e ϕ é a defasagem em graus.

$$V(t) = A \cdot \cos(\omega \cdot t + \phi) \quad (1)$$

Um fasor representa um vetor radial de comprimento constante, que possui uma amplitude, e um ângulo de fase, que representa sua posição angular relativa ao eixo horizontal, tomado como referência. A figura 2 ilustra graficamente a representação de um fasor (FRAZÃO, 2012).

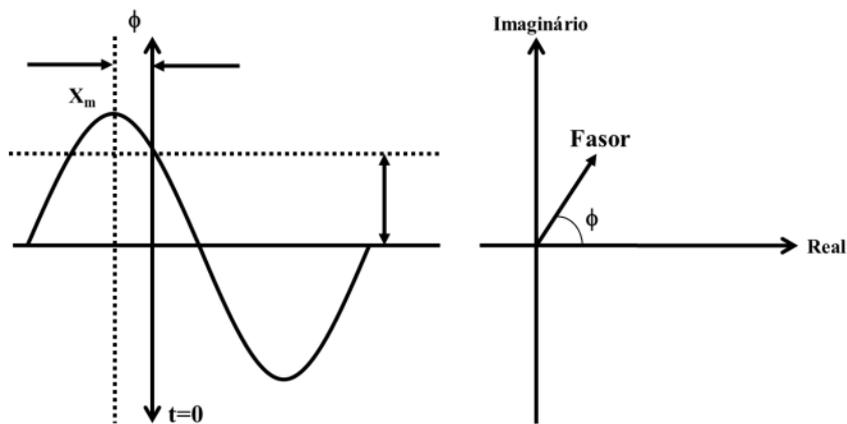


Figura 2: Representação Fasorial
Fonte: Adaptado de Frazão (2012)

Os fasores sincronizados, ou sincrofasores, podem ser entendidos como fasores medidos com relação a uma referência de tempo absoluta, podendo-se determinar a relação de fase absoluta entre medições feitas em diferentes localidades nos SEPs (ANDRADE, 2008).

Para a medição de ângulos de fase de forma sincronizada, é necessário uma referência de tempo, dada pela norma IEEE.Std-C37.118.1-2011(IEEE, 2011), que define o início do segundo do Tempo Universal Coordenado (UTC) como a referência de tempo para estabelecer o valor do ângulo de fase do fasor. A convenção para medição fasorial sincronizada está mostrada na figura 3, em que o ângulo é definido como 0° quando o valor máximo do sinal coincide no mesmo instante da passagem do UTC e -90° quando a passagem do zero positivo do sinal coincide com a do sinal de UTC(ANDRADE, 2008).

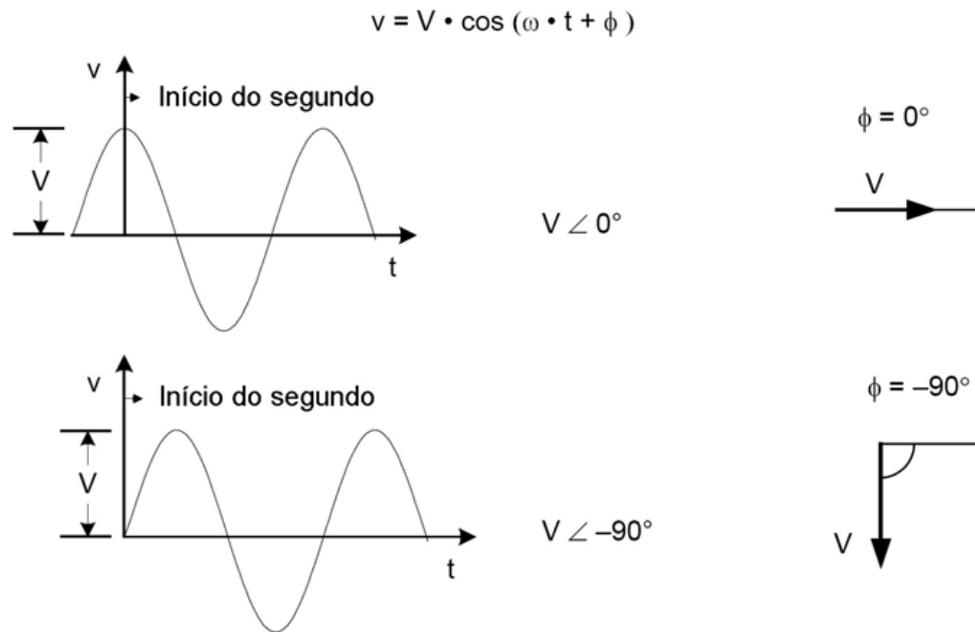


Figura 3: Convenção para representação de sincrofasores
 Fonte: Adaptado de Benmouyal, Schweitzer e Guzman (2002)

2.1.2 Unidade de Medição Fasorial

A PMU é o elemento no qual o sistema de medição fasorial está baseado. É um equipamento que realiza a aquisição das tensões e correntes na forma de fasores, além da frequência e sua taxa de variação no tempo, processa os dados amostrados efetuando a medição das grandezas fasoriais, que serão enviados para um concentrador de dados (EHRENSPERGER, 2003). A figura 4 mostra a estrutura básica de uma PMU que é composta por um receptor GPS, um sistema de aquisições de fasores e frequência, e um microprocessador que realiza os cálculos dos fasores e envia para um concentrador de dados.

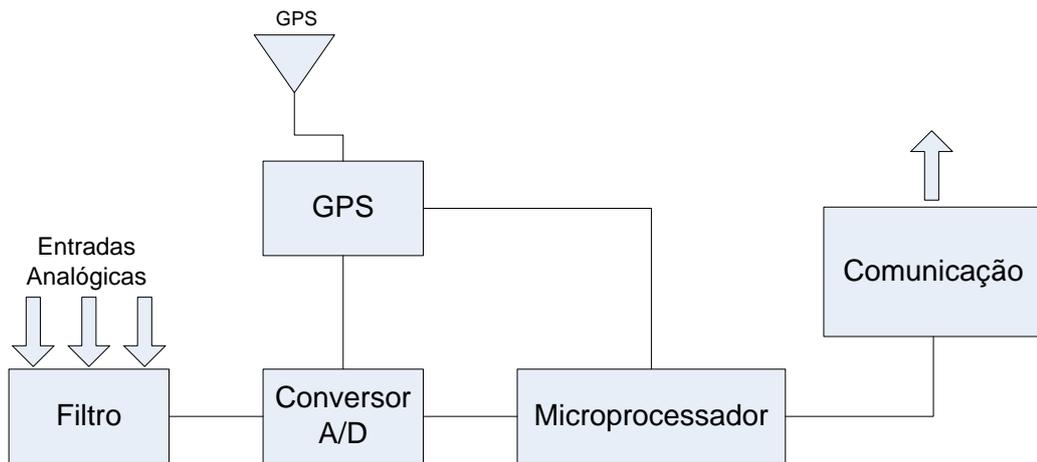


Figura 4: Estrutura básica de uma PMU
Fonte: Adaptado de Phadke e Thorp (2008)

As entradas analógicas são as medidas de tensão e corrente, que passam por um filtro *anti-aliasing* a fim de filtrar os ruídos dos sinais que serão submetidos à conversão de analógicos para digitais através de um conversor A/D sincronizado com o GPS através de um pulso por segundo, disparando um circuito oscilador que controla o ciclo de conversões (EHRENSPERGER, 2003).

Após a conversão, os dados são enviados ao processador que realiza os cálculos dos fasores através de algoritmos de estimação (EHRENSPERGER, 2003).

O fasor então é enviado em intervalos de tempo, através de um link de comunicação de rede, para um concentrador de dados, responsável pela armazenagem desses dados (EHRENSPERGER, 2003).

2.1.3 Concentrador de Dados Fasoriais

O concentrador de dados, denominado PDC (Phasor Data Concentrator) tem a função de receber e armazenar as medições fasoriais enviadas pelas PMUs e disponibilizá-los de acordo com as aplicações solicitadas (EHRENSPERGER, 2003).

Este processo é realizado continuamente, gerando um fluxo de dados capaz de representar o estado do sistema de forma bastante próxima à situação em tempo real, e que pode ser armazenado em memória ou apresentado graficamente em monitores (AGOSTINI, 2006).

A figura 5 ilustra o diagrama com as funcionalidades básicas de um PDC.

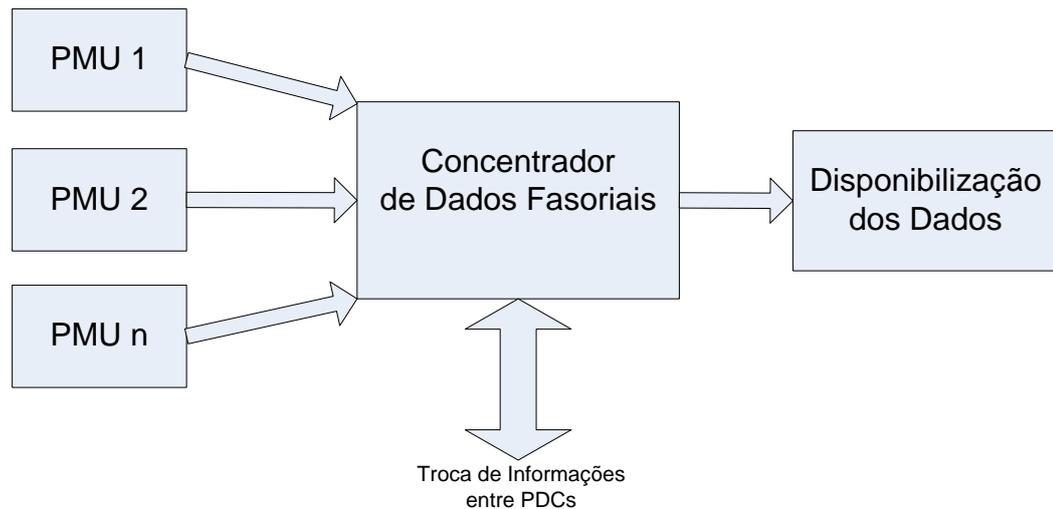


Figura 5: Concentrador de dados fasoriais
Fonte: Adaptado de Furstenberger (2010)

Para garantir um bom desempenho do SMFS, o PDC deve ter as características receber, processar e disponibilizar dados simultaneamente, suportar falhas de hardware e software, suportar também o aumento do processamento de dados e por fim manter o equilíbrio entre tempo de acesso e capacidade de armazenamento (SANTOS, 2008).

Desse modo, o PDC é uma das partes que mais requer dedicação exclusiva e alto investimento, de modo que atenda de forma adequada aos requisitos que foi designado, pois interfere diretamente no desempenho do SMFS.

2.1.4 A Norma Padrão para Medições Fasoriais

O IEEE publicou um padrão para medições fasoriais sincronizadas, o IEEE.Std-C37.118.1-1995, posteriormente revisado e publicado como IEEE.Std-C37.118.1-2011 e atualmente como IEEE.Std-C37.118.1-2011(IEEE, 2011).Esse padrão define convenções para medidas, requisitos para desempenho das medidas em regime permanente e método para determinação da precisão. Também define formatos para comunicação de dados e transmissão em tempo real.

A norma não define qual método deve ser usado para estimação de fasores e frequência, porém possui um conceito de precisão de medidas para comparar os algoritmos implementados que é o *total vector error* (TVE).

O TVE é definido como o erro vetorial total entre o fasor estimado e o esperado, para medição em um determinado instante de tempo k , como mostra a equação (2).

$$TVE_{(k)} = 100\% \frac{|\bar{X}_{medido(k)} - \bar{X}_{ideal}|}{|\bar{X}_{ideal}|} \quad (2)$$

O TVE possui três possíveis fontes de erro, magnitude, ângulo e tempo de sincronização. O padrão estabelece um critério de 1% para o valor de TVE.

Para medidas de frequência, a norma estabelece um erro máximo de 2Hz na estimação de frequência, quando operada em seu valor nominal (60Hz).

2.2 ANÁLISE DE ALGORITMOS PARA ESTIMAÇÃO DE FASORES E FREQUÊNCIA

A estimação de fasores e frequência desempenha um papel essencial no SMFS, pois tem como objetivo fornecer os valores das grandezas elétricas medidas de maneira confiável e coerente.

Muitos métodos para estimação de fasores e frequência foram propostos na literatura, com base em diferentes abordagens, isso devido à norma IEEE.Std-C37.118.1-2011 (IEEE, 2011) não especificar qual método deve ser utilizado, desde que tenha a conformidade com a precisão prevista.

Dentre os métodos disponíveis para estimação de fasores e frequência, alguns se diferenciam pelo desempenho, outros pela simplicidade de aplicação e outros fatores.

Esse subcapítulo apresenta uma análise entre os algoritmos propostos na literatura para estimação de fasores e frequência, fazendo um levantamento com as principais características de cada método e suas vantagens e desvantagens de acordo com trabalhos já realizados.

2.2.1 Algoritmos para Estimação Fasorial

Para a estimação fasorial, os algoritmos mais utilizados são os Algoritmos Genéticos (AGs), a Transformada Discreta de Fourier, e o Filtro de Kalman Linear e o Filtro Complexo Estendido, que estima fasores e frequência.

Esses algoritmos serão abordados expondo as principais características de cada método e com base em artigos, dissertações e teses, avaliá-los destacando vantagens e desvantagens.

2.2.1.1 Algoritmos genéticos

Os Algoritmos Genéticos (AGs) são algoritmos de busca e pesquisa utilizados na otimização de problemas. Esses algoritmos têm sido usados na engenharia como algoritmos adaptativos de busca de soluções em problemas e como modelo computacional de sistemas naturais evolucionários (SOUZA, 2008).

Os AGs baseiam-se, inicialmente, na geração de uma população formada por um conjunto aleatório de indivíduos que podem ser vistos como possíveis soluções do problema. Durante o processo evolutivo, esta população é avaliada de maneira que para cada indivíduo é dado um índice, o qual reflete sua habilidade de adaptação à determinado ambiente. Uma porcentagem dos mais adaptados é mantida, enquanto os outros são descartados. Os membros mantidos pela seleção podem sofrer modificações em suas características, através dos operadores genéticos, gerando descendentes para a próxima geração. Este processo, chamado de reprodução, é repetido até que um conjunto de soluções satisfatórias seja encontrado, conforme apresentado na figura 6 (SOUZA, 2008).

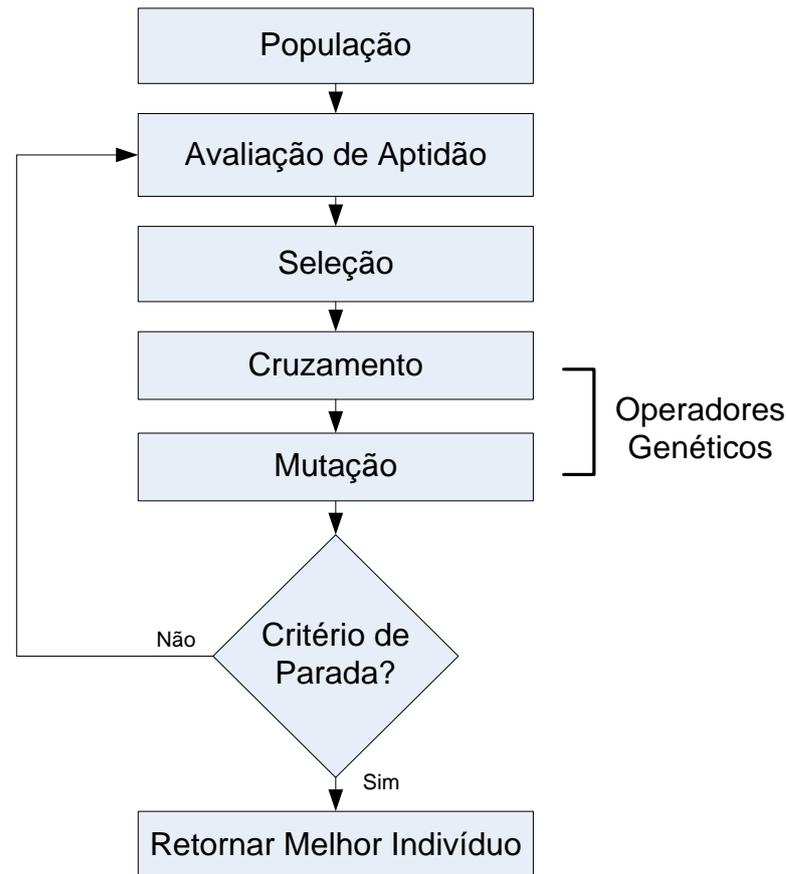


Figura 6: Estrutura básica de um Algoritmo Genético
 Fonte: Adaptado de Souza (2008)

A escolha do tamanho da população interfere diretamente na solução do problema, pois uma população pequena pode levar a uma convergência rápida do problema, porém com baixa precisão. Uma população grande terá mais precisão, no entanto, grande demais pode elevar o tempo de processamento do algoritmo. Portanto, a escolha do número de indivíduos deve ser manipulada de forma a atender às necessidades do programa (SOUZA, 2008).

O processo de avaliação de aptidão consiste em uma função que avalia a evolução dos indivíduos da população a cada geração. Essa reposita geralmente é avaliada em termos de um erro calculado pela diferença entre os valores tomados como base e aqueles estimados pelos AGs. Este erro, calculado a cada iteração, indicará quão boa é a resposta encontrada pelo algoritmo (SOUZA, 2008).

A seleção tem o objetivo selecionar os melhores indivíduos (melhores soluções) em uma população de forma a replicar e modificar estes melhores indivíduos para gerações futuras (SILVA, 2012).

Para a seleção, existem vários operadores, entre os quais os mais utilizados são o método da Roleta e o método do Torneio (SOUZA, 2008).

O método da Roleta é análogo ao funcionamento de uma roleta em jogos de azar, os indivíduos com maior aptidão recebem uma maior porção da roleta, enquanto os de baixa aptidão ocuparão uma porção relativamente menor. Assim, a roleta é rodada tantas vezes quanto for o número de indivíduos da população, escolhendo-se assim, aqueles indivíduos que darão origem à próxima geração (SOUZA, 2008).

O método do torneio escolhe-se um número n de indivíduos, onde o indivíduo vencedor é escolhido em função de sua aptidão, ou seja, o melhor desses indivíduos será selecionado (SOUZA, 2008).

Os operadores genéticos têm o objetivo de transformar a população por meio de sucessivas gerações, estendendo a busca até um resultado satisfatório.

O operador cruzamento seleciona randomicamente uma subsequência do indivíduo e troca o valor dessa subsequência entre dois parentes, geralmente denominados “pais” (SOUZA, 2008).

Já o operador mutação é necessário para introdução e manutenção da diversidade genética da população, alterando arbitrariamente um ou mais componentes de uma estrutura escolhida, o que fornece meios para introdução de novos elementos na população (SOUZA, 2008).

Para a estimação fatorial, inicialmente escolhe-se um número de indivíduos, podendo-se definir um espaço de busca, para que a solução esteja dentro de certos limites (SOUZA, 2008).

Considerando um sinal de entrada $x(t)$, de amplitude A , frequência f e ângulo de fase ϕ , inicialmente, a avaliação é feita em função de ajuste que consiste na comparação do sinal de entrada com o sinal estimado composto por cada indivíduo, que permitirá atribuir uma nota para cada indivíduo. Esta comparação resultará em um erro que minimizado corresponderá ao sinal de entrada. A equação do erro é representada pela equação 3, onde $x(t)$ é o sinal de entrada e $y(t)$ o sinal estimado de cada indivíduo (SILVA, 2013).

$$e(t) = x(t) - y(t) \quad (3)$$

O passo de seleção, utilizando-se do método de torneio, define um número de elementos que serão selecionados a partir da população e suas aptidões comparadas, onde de cada grupo é selecionado um pai, que participa do cruzamento (SILVA, 2012).

O cruzamento é a geração da nova população que traz a herança genética dos pais, pois o processo combina as características selecionadas dos pais devido a suas aptidões (SILVA, 2012).

Numa população de N indivíduos, uma posição é reservada para o indivíduo de elite, que é o elemento que mais se aproxima da solução do problema, enquanto as outras posições são disponíveis e uma nova seleção é realizada (SILVA, 2012).

A partir disso, os elementos gerados passam pelo processo de mutação, adicionando-se ou retirando-se um valor constante ao valor do indivíduo, alterando suas características de forma proposital (SILVA, 2012).

Após essa fase, a nova população é avaliada e todo o processo é repetido até que se encontre a solução, que é o elemento elite da última iteração (SILVA, 2013).

As vantagens dos algoritmos genéticos, segundo Silva R. P. (2012), é que se destacam por requererem menor tempo para recuperar os parâmetros do sinal conforme cada nova amostra é apresentada após o evento. Porém, apresentam um tempo de convergência relativamente alto, que é o tempo de computação que o algoritmo requer para convergir a cada nova amostra apresentada após um evento.

Segundo Prado (2010) os algoritmos genéticos se mostraram muito eficientes em termos de exatidão e precisão, no entanto foram falhos quando avaliados no ponto de vista do tempo de processamento necessário para a estimação.

Já segundo Souza (2008), as aplicações com algoritmos genéticos se mostraram muito promissoras, em que os resultados decorrentes de simulações computacionais e em hardware, demonstraram um alto grau de desempenho retratado por erros percentuais.

2.2.1.2 Transformada discreta de Fourier

A Transformada Discreta de Fourier (TDF) é um dos métodos mais populares para estimação espectral em sinais elétricos. Isso acontece devido à sua simplicidade e aos bons resultados apresentados. A TDF é usada, em particular, para a estimação dos fasores do sinal, ou seja, a determinação da componente fundamental (LINS MIRANDA et al., 2005).

A TDF considera que a sequência dada apresenta duração finita

Considerando um sinal de entrada senoidal de frequência ω_0 e ângulo de fase ϕ , como é mostrado em (4).

$$x(t) = \sqrt{2}X \cos(\omega_0 t + \phi) \quad (4)$$

O sinal mostrado em (4) pode ser representado na forma fasorial por um fasor \bar{X} , como mostra a função (5).

$$\bar{X} = X e^{j\phi} = X(\cos\phi + j\sin\phi) \quad (5)$$

Assumindo que $x(t)$ é amostrado N vezes por ciclo de modo que $T_0 = Nt_s$, obtém-se a equação (6).

$$x_k = \sqrt{2}X \cos\left(\frac{2\pi}{N}k + \phi\right) \quad (6)$$

Desse modo, a transformada discreta de Fourier de x_k contém a frequência fundamental é dado por (7).

$$X_1 = \frac{2}{N} \sum_{k=0}^{N-1} x_k e^{-j\frac{2\pi}{N}k} = X_c - jX_s \quad (7)$$

Em que,

$$X_c = \frac{2}{N} \sum_{k=0}^{N-1} x_k \cos\left(\frac{2}{N}k\right) \quad (8)$$

$$X_s = \frac{2}{N} \sum_{k=0}^{N-1} x_k \operatorname{sen}\left(\frac{2}{N}k\right) \quad (9)$$

Substituindo x_k de (6) em (8) e (9), obtém-se as equações (9) e (10).

$$X_c = \sqrt{2}X \cos(\phi) \quad (10)$$

$$X_s = -\sqrt{2}X \operatorname{sen}(\phi) \quad (11)$$

Das equações (5), (7), (10) e (11) obtém-se a equação (12) que quando o sinal de entrada contém outros componentes de frequência, bem como, o fasor calculado pela equação (9) é um fasor frequência fundamental filtrada.

$$\bar{X} = \frac{1}{\sqrt{2}}X_1 = \frac{1}{\sqrt{2}}(X_c + jX_s) \quad (12)$$

Com a relação dos coeficientes da série de Fourier com a TDF, obtém-se a representação da w -ésima componente de X_c e X_s como mostra as equações (13) e (14),

$$X_c^w = \frac{2}{N} \sum_{k=0}^{N-1} x_k + w \cos\left(\frac{2\pi}{N}k\right) = \sqrt{2}X \cos\left(\frac{2\pi}{N}w + \phi\right) \quad (13)$$

$$X_s^w = \frac{2}{N} \sum_{k=0}^{N-1} x_k + w \operatorname{sen}\left(\frac{2\pi}{N}k\right) = -\sqrt{2}X \operatorname{sen}\left(\frac{2\pi}{N}w + \phi\right) \quad (14)$$

A TDF estimada na w -ésima componente é dado por (15).

$$X_1^w = X_c^w - jX_s^w = \sqrt{2}X \cos\left(\frac{2\pi}{N}w + \phi\right) + j\sqrt{2}X \operatorname{sen}\left(\frac{2\pi}{N}w + \phi\right) \quad (15)$$

A estimação do fasor para a w -ésima componente é dado por (16).

$$\bar{X}^w = \frac{1}{\sqrt{2}}(X_c^w + jX_s^w) = X e^{j\phi} e^{j\frac{2\pi}{N}w} \quad (16)$$

O fasor estimado gira na velocidade $e^{j\frac{2\pi}{N}}$, que pode ser evitado no cálculo do fasor como mostra a equação (17).

$$X e^{j\phi} = \frac{2}{N} \sum_{k=w}^{w+N-1} x_k e^{-j\frac{2\pi}{N}k} \quad (17)$$

Assim, obtém-se as equações (18) e (19) da estimação do fasor.

$$X_c^{w+1} = X_c^w + (X_{w+N} - X_w) \cos\left(\frac{2\pi}{N}w\right) \quad (18)$$

$$X_s^{w+1} = X_s^w + (X_{w+N} - X_w) \sen\left(\frac{2\pi}{N}w\right) \quad (19)$$

Para a aplicação computacional é mais vantajosa a utilização de uma forma recursiva de estimação fasorial. As equações (20) e (21) mostram a forma recursiva da TDF (PHADKE e THORP, 2008).

$$X_c^{w+1} = X_c^w - (X_{w+N} - X_w) \cos\left(\frac{\pi}{N}w\right) \quad (20)$$

$$X_s^{w+1} = X_s^w - (X_{w+N} - X_w) \sen\left(\frac{\pi}{N}w\right) \quad (21)$$

As equações da TDF (20) e (21) são para estimar a frequência nominal. Para realizar a estimação de fasores fora da frequência nominal, é dada ênfase nas mudanças de frequência que ocorrem em sistemas de potência devido a respostas ao desbalanço entre geração e carga e quando o sistema de potência está em um estado quase estacionário e operando com uma frequência diferente do seu valor

nominal (PHADKE e THORP, 2008). A estimativa do fasor fora da frequência nominal é apresentada em (22).

$$X_w' = PXe^{jw(\omega-\omega_0)\Delta t} + QX^*e^{-jw(\omega+\omega_0)\Delta t} \quad (22)$$

Onde P e Q são coeficientes que são independentes do número da amostra “w”, como mostra as equações (23) e (24) (PHADKE e THORP, 2008).

$$P = \left\{ \frac{\text{sen} \frac{N(\omega-\omega_0)\Delta t}{2}}{N \text{sen} \frac{(\omega-\omega_0)\Delta t}{2}} \right\} e^{j(N-1)\frac{(\omega-\omega_0)\Delta t}{2}} \quad (23)$$

$$Q = \left\{ \frac{\text{sen} \frac{N(\omega-\omega_0)\Delta t}{2}}{N \text{sen} \frac{(\omega-\omega_0)\Delta t}{2}} \right\} e^{-j(N-1)\frac{(\omega-\omega_0)\Delta t}{2}} \quad (24)$$

A TDF, segundo Silva R. P. (2012), mostra um desempenho intermediário em termos de tempo de recuperação dos parâmetros do sinal, porém apresenta limitações para ocorrência de variação da frequência fundamental.

Bakhshai, Boon-Teck, & Karimi-Ghartemani(2010), concluíram que a técnica pode lidar com situações na frequência nominal em um sistema trifásico. As situações fora da frequência nominal causam erros em sistemas monofásicos. A TDF é geralmente sensível e sofre de grandes erros na presença de inter-harmônicos e sinais de interferência.

2.2.1.3 Filtros de Kalman linear e complexo estendido

O filtro de Kalman é um estimador denominado problema linear quadrático, o qual consiste no problema de estimar o estado instantâneo de um sistema dinâmico linear perturbado por ruído, através do uso de medições linearmente relacionadas com este estado, porém corrompidas pelo ruído (ABDEL-HADY, AL-KANDARI e ALAMMARI, 2012).

O filtro de Kalman linear estima precisamente amplitude e fase de um dado sinal, porém, para sinais trifásicos, o FK linear estima apenas uma fase.

O filtro de Kalman pode ser aplicado a um modelo de espaços de estado não linear, através da linearização de matrizes de estado e observação que neste caso passa a ser chamado de filtro de Kalman Estendido (FKE). Esse filtro estima precisamente a amplitude, a fase e frequência de sinais, permitindo também estimar o coeficiente de amortecimento exponencial (MORETO, 2011).

Para modelagem do FK linear, inicialmente é necessário que os modelos a serem estimados estejam escritos sob a forma de equações de estado com os elementos das matrizes constantes, conforme mostra as equações (25) de estado e (26) de observação, onde x_k é o vetor de variáveis de estado no instante k, ϕ_k é a matriz de transição de estados, H_k é a matriz de observação, w_k e v_k são os vetores de ruído e observações, respectivamente. E as matrizes de covariância $Q_k = E\{w_k w_k^T\}$ e $R_k = E\{v_k v_k^T\}$ (MORETO, 2011).

$$x_{k+1} = \phi_k x_k + w_k \quad (25)$$

$$y_k = H_k x_k + v_k \quad (26)$$

Com uma estimativa inicial do vetor de estados \hat{x}_0 e da matriz de covariância do erro \hat{P}_0 , calcula-se o ganho do filtro de Kalman K_k , para o instante k, como mostra a equação (27), onde * é o complexo conjugado, T a transposição e R a covariância do ruído .

$$K_k = \hat{P}_{k-1} H_k^{*T} [H_k \hat{P}_{k-1} H_k^{*T} + R]^{-1} \quad (27)$$

Com o ganho, calcula-se uma estimativa atualizada para a matriz de covariância, mostrada na equação (28) e para o vetor de estados, mostrado na equação (29), onde I é a matriz identidade

$$\hat{P}_k = \hat{P}_{k-1} (I - K_k H_k) \quad (28)$$

$$\hat{x}_k = \hat{x}_{k-1} + K_k (y_k - H_k \hat{x}_{k-1}) \quad (29)$$

Desse modo, obtém-se a projeção dos estados e da matriz covariância, como mostra as equações (30) e (32) respectivamente.

$$x_{k+1} = \phi_k x_k \quad (30)$$

$$\hat{P}_{k+1} = \phi_k \hat{P}_k \phi_k^{*T} \quad (31)$$

Com os valores projetados, são realizadas iterações a partir de (27) incrementando o índice k até que k=N, onde N é o número total de amostras.

Caso as relações das equações de estado e de observações sejam não-lineares, utiliza-se o filtro de Kalman Estendido. Para o FKE, as equações lineares (25) e (26), são substituídas por funções não lineares mostradas em (32) e (33).

$$y_{k+1} = \phi_k(x_k) + w_k \quad (32)$$

$$y_k = h_k(x_k) + v_k \quad (33)$$

Para o cálculo do FKE, as equações (32) e (33) são linearizadas, então nas equações (27), (28), (29) e (31) utiliza-se o primeiro termo da série de Taylor, mostradas em (34) e (35).

$$\phi_k = \left. \frac{\partial \phi_k(x_k)}{\partial x_k} \right|_{x_k = \hat{x}_k} \quad (34)$$

$$H_k = \left. \frac{\partial h_k(x_k)}{\partial x_k} \right|_{x_k = \hat{x}_{k-1}} \quad (35)$$

Quando as variáveis tratadas pelo FKE são complexas, o filtro é então chamado de Filtro de Kalman Complexo Estendido.

Para o modelo de sinal, considera-se apenas a componente fundamental, escrita pela equação (36).

$$y_k = z_k + v_k \quad (36)$$

Em que,

$$z_k = e^{\lambda t_k} A_1 e^{j(\omega_1 t_k + \phi_i)} \quad (37)$$

$$\omega_1 = 2\pi f_i t_k = k\Delta t \quad (38)$$

Onde a A_i é a amplitude, ϕ_i a fase, f_i a frequência da i -ésima harmônica, λ é o coeficiente de decaimento da exponencial e Δt o intervalo de amostragem.

Substituindo t_k , (16) pode ser reescrita a fim de modelar transitórios lentos superpostos à componente fundamental da tensão, como mostra a equação (39).

$$z_k = A_1 e^{\lambda k\Delta t + j(\omega_1 \Delta t + \phi_i)} \quad (39)$$

Substituindo k por $k+1$ em (39), a equação (36) pode ser representada em espaço de estados considerando apenas o termo da frequência fundamental, obtendo as equações (40) e (41).

$$\begin{bmatrix} x_{k+1}(1) \\ x_{k+1}(2) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & x_k(1) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_k(1) \\ x_k(2) \end{bmatrix} \quad (40)$$

$$y_k = [1 \quad 0] \begin{bmatrix} x_k(1) \\ x_k(2) \end{bmatrix} + v_k \quad (41)$$

Onde,

$$x_k(1) = e^{\lambda \Delta t + j(\omega_1 \Delta t)} \quad (42)$$

$$x_k(2) = e^{\lambda k\Delta t + j(\omega_1 \Delta t + \phi_i)} = z_k \quad (43)$$

As equações (40) e (41) podem ser reescritas na forma das equações (32) e (33) a fim de remover a dependência de um dos estados do sistema (40) que é uma função não linear. Desse modo as equações são reescritas em (44) e (45).

$$x_{k+1} = [x_k(1) \quad x_k(1)x_k(2)]^T + w_k \quad (44)$$

$$y_k = x_k(2) + v_k \quad (45)$$

A partir das equações (44) e (45), obtém-se a matriz de estados linearizada, podendo aplicar as equações de FKCE, conforme mostra (46).

$$\phi_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ \hat{x}_k(2) & \hat{x}_k(1) \end{bmatrix} \quad (46)$$

A partir do estado $\hat{x}_k(1)$, podem ser obtidas as estimativas da frequência fundamental e do coeficiente da exponencial decrescente, descritas nas equações (47) e (48) respectivamente.

$$\hat{f}_{1k} = \frac{w_{1k}}{2\pi} = \frac{1}{2\pi\Delta t} \text{Imag}(\ln(\hat{x}_k(1))) \quad (47)$$

$$\hat{\lambda}_k = \frac{1}{\Delta t} \text{Real}(\ln(\hat{x}_k(1))) \quad (48)$$

Com o estado $\hat{x}_k(2)$ obtém-se a amplitude e a fase estimadas do fasor de frequência fundamental, mostrados em (49) e (50), respectivamente.

$$\hat{A}_{1k} = |\hat{x}_k(2)| \quad (49)$$

$$\hat{\phi}_{1k} = \text{Imag} \left(\frac{\hat{x}_k(2)}{|\hat{x}_k(2)|\hat{x}_k(1)^k} \right) \quad (50)$$

Para estimação dos valores iniciais dos estados, são utilizadas algumas aproximações, $y_k \cong z_k$, $\frac{y_{k+1}}{y_k} \cong e^{\lambda\Delta t \omega_1}$, $|y_k| \cong A_1$. Com isso, podem ser estimados os

valores iniciais para os estados utilizando um conjunto de M amostras iniciais, conforme mostra (51) e (52).

$$\hat{x}_0(1) = \frac{\tilde{x}_0(1)}{|\tilde{x}_0(1)|} \quad (51)$$

$$\hat{x}_0(2) = \hat{z}_0 \quad (52)$$

Onde,

$$\tilde{x}_0(1) = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M \frac{\hat{x}_k(1)}{|\hat{x}_k(1)|} \hat{x}_k(1) = \frac{y_{k+1}}{y_k} \quad (53)$$

$$\hat{z}_0 = \frac{y_1}{|y_1|} \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M |y_k| \quad (54)$$

Para a modelagem para o algoritmo de FKCE a partir das equações descritas, inicialmente, para calcular o sinal complexo observado y_k a partir dos valores reais das três fases de tensão medida y_{ka} , y_{kb} e y_{kc} utiliza-se a transformada de Clarke, obtendo as tensões $y_{k\alpha}$ e $y_{k\beta}$, como mostra (55) e o sinal medido a ser utilizado no FKCE, como mostra (56).

$$\begin{bmatrix} y_{k\alpha} \\ y_{k\beta} \end{bmatrix} = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} 1 & -\frac{1}{2} & -\frac{1}{2} \\ 0 & \frac{\sqrt{3}}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} y_{ka} \\ y_{kb} \\ y_{kc} \end{bmatrix} \quad (55)$$

$$y_k = y_{k\alpha} + jy_{k\beta} \quad (56)$$

Em seguida são estimadas a frequência \hat{f}_{1k} , o coeficiente exponencial $\hat{\lambda}_k$ e a amplitude \hat{A}_{1k} submetendo o sinal complexo ao FKCE.

O modelo utilizado pode ser modelado para o Filtro de Kalman Linear, com um sinal senoidal z_k , podendo ser escrito como mostra a equação (57). Também são obtidos o módulo e a fase do fasor de frequência fundamental no instante k, mostrados em (58) e (59) (MORETO, 2011).

$$z_k = A_k \cos(\phi_k) \cos(\omega k \Delta t) - A_k \sin(\phi_k) \sin(\omega k \Delta t) \quad (57)$$

$$A_k = \sqrt{x_k(1)^2 + x_k(2)^2} \quad (58)$$

$$\phi_k = \arctan\left(\frac{x_k(2)}{x_k(1)}\right) \quad (59)$$

Polat Uzunoglu, Çekli, & Ugur(2010),concluíram que, o filtro de kalman, possui o atraso de tempo aceitável entre as janelas de dados, o algoritmo proposto é adequado para aplicações em tempo real, onde o ruído e as perturbações harmônicas são elevados. Além disso, o método proposto pode facilitar a implementação de medidas de campo.

Já Cardoso, Pinheiro, Figueiredo de Camargo, & Abílio Gründling(2006) sugerem que a utilização um filtro de Kalman com ganhos fixos, simplifica sobremaneira sua implementação digital. Dessa forma, o custo computacional envolvido no processo de filtragem é bastante reduzido sem comprometer o desempenho dos métodos propostos.

Bitencourt Junior, A. B. Tôrres, & Aguirre(2008) dizem que a técnica do filtro de kalman é eficiente para muitas aplicações, porém podem ocorrer problemas de imprecisão e divergência, como conseqüência dos procedimentos de linearização de funções não-lineares.

Kleinbauer(2004) conclui que no geral, a natureza recursiva do filtro de Kalman permite um processamento mais eficiente em simulações computacionais, no entanto, ele se mostra um pouco lento para os cálculos em tempo real, porque a manipulação de expressões simbólicas precisa de muito tempo execução.

2.2.2 Algoritmos para Estimação de Frequência

Para a estimação de frequência, alguns dos algoritmos propostos pela literatura mais utilizados são: o Filtro de Kalman Complexo Estendido, que também é utilizado para estimar fasores, caracterizado em (2.2.1.3), o Phase-Locked-Loop (PLL) e o método dos mínimos quadrados.

Esses algoritmos serão abordados expondo suas características e destacando suas vantagens e desvantagens com base em artigos, dissertações e teses relacionados.

2.2.2.1 Filtro PLL

O PLL (*Phaselocked loop*) digital amostra as tensões do sistema em intervalos de tempo discretos e detecta a frequência do sistema a partir do processamento dos sinais amostrados.

As aplicações de PLL são amplamente conhecidas em sistemas de telecomunicações e eletrônica de potência. Nestas áreas, eles são utilizados como dispositivos rastreadores e extratores de uma componente de frequência. A utilização do PLL como estimador de parâmetros é, entretanto, bem recente (GOMES, 2007).

Uma estrutura PLL consiste, basicamente, em uma malha de controle realimentada cujo principal objetivo é a síntese de uma senoide, geralmente de amplitude unitária, com frequência idêntica à frequência da componente fundamental de um sinal de entrada qualquer.

Para a estimação de frequência, a modelagem de um algoritmo PLL é feita usando os conceitos das potências real e imaginária instantâneas.

Considerando um sistema trifásico com tensões v_a , v_b e v_c , as tensões instantâneas v_α e v_β podem ser obtidas pela aplicação da transformada de Clarke como foi visto anteriormente na equação (55).

Através de v_α e v_β e das correntes fictícias i'_α e i'_β , pode-se calcular as potências real p' em watts (W) e imaginária q' em volt-ampère imaginário (vai), mostrada em (61).

$$\begin{bmatrix} p' \\ q' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} v_\alpha & v_\beta \\ v_\beta & -v_\alpha \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} i'_\alpha \\ i'_\beta \end{bmatrix} \quad (60)$$

Considerando que as tensões do sistema estão balanceadas e sem harmônicos tem-se que a potência imaginária instantânea calculada a partir de (60) é dada por (62), em que V é a tensão eficaz de fase do sistema em volts (V), $\theta = (\omega t + \phi)$, ω é a frequência angular da tensão de fase do sistema em radianos por segundo (rad/s), ϕ é o ângulo de fase da tensão do sistema em radianos (rad), $\hat{\theta} = (\hat{\omega} t + \hat{\phi})$, $\hat{\phi}$ é o ângulo de fase da tensão do sistema detectado em radianos (rad).

$$q' = v_\beta i'_\alpha - v_\alpha i'_\beta = -\sqrt{3}V \text{sen}(\theta - \hat{\theta}) \quad (61)$$

Linearizando (62) pode-se obter um modelo de pequenos sinais para o q-PLL, onde o subscrito "0" representa as variáveis em estado permanente e o símbolo Δ indica os desvios das variáveis em torno do ponto de operação, como mostra (63).

$$\Delta q' = -\sqrt{3}V_0 \cos(\theta_0 - \hat{\theta}_0) \Delta \theta_0 + \sqrt{3}V_0 \cos(\theta_0 - \hat{\theta}_0) \Delta \hat{\theta}_0 - \sqrt{3}V_0 \text{sen}(\theta_0 - \hat{\theta}_0) \Delta V \quad (62)$$

A partir de (63) obtém-se (64), que é o modelo matemático do q-PLL no espaço de estados, onde $k_0 = \sqrt{3}V_0 \cos(\theta_0 - \hat{\theta}_0)$ e $k_1 = -\sqrt{3}V_0 \text{sen}(\theta_0 - \hat{\theta}_0)$.

$$s \begin{bmatrix} \Delta \hat{\theta}(s) \\ \Delta \hat{\omega}(s) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -k_i k_0 & -k_p k_0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta \hat{\theta}(s) \\ \Delta \hat{\omega}(s) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ (\frac{k_i}{s} + k_p) k_0 & -(k_i + s k_p) k_1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta \theta(s) \\ \Delta \omega(s) \end{bmatrix} \quad (63)$$

A partir de (64) são obtidas as funções transferência em malha fechada de q-PLL mostradas em (65) e (66) (BARBOSA, 2007).

$$\frac{\Delta \hat{\omega}}{\Delta V} = \frac{(-k_p k_1) s^2 + (-k_i k_1) s}{s^2 + k_p k_0 s + k_i k_0} \quad (64)$$

$$\frac{\Delta \hat{\omega}}{\Delta \omega} = \frac{(k_p k_0)s + (k_i k_0)}{s^2 + k_p k_0 s + k_i k_0} \quad (65)$$

O diagrama de blocos com o princípio do algoritmo de PLL com base nas equações deduzidas anteriormente pode ser observado na figura.

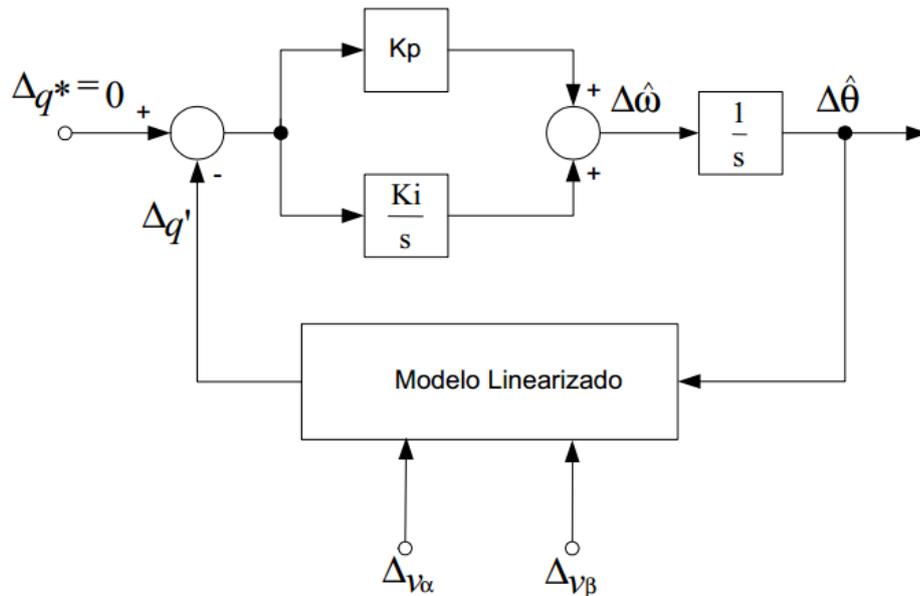


Figura 7: Diagrama de blocos do q-PLL
Fonte: Adaptado de G. Lopes, L. Carletti e Barbosa.

A figura 7 mostra o diagrama de blocos para a modelagem do algoritmo do PLL baseado na teoria das potências, em que a partir da aplicação da transformada de Clarke nas tensões de entrada do sistema, o erro entre o sinal de potência imaginária de referência e o sinal de potência medido, alimenta um controlador PI cuja saída é a frequência angular detectada e usada para alimentar um bloco integrador que é usado para gerar o sinal $\hat{\theta}$.

As vantagens do filtro PLL, segundo Silva R. P.(2012), são de ter alta precisão para estimativas após a recuperação do sinal, porém possui um desempenho razoável no tempo de recuperação.

Já Karimi-Ghartemani & Reza Iravani(2002), fazem uma avaliação positiva em relação ao PLL. Segundo o autor, o PLL pode ser usado com sucesso para estimação de frequência, além de poder ser ajustado para seguir as variações de entrada com bom desempenho.

Gomes(2007) destaca a simplicidade para implementação prática do algoritmo de PLLe permitindo ótimos resultados com altas taxas de amostragem, comprovando-se a viabilidade da implementação do algoritmo em microprocessadores.

2.2.2.2 Método dos mínimos quadrados

Uma das alternativas para estimação de frequência é a utilização do algoritmo de filtragem adaptativa baseado no algoritmo dos mínimos quadrados (MMQ).

O método MMQ é iterativo e busca a melhor aproximação entre o sinal desejado e o sinal de entrada, de modo que os coeficientes do filtro adaptativo decorrentes do processo proporcionem uma otimização do erro, e conseqüentemente, o resultado esperado.

Para a estimação de frequência pelo método MMQ, considera-se inicialmente um sinal de tensão trifásico da rede elétrica com tensões v_a , v_b e v_c , de amplitude A_m , frequência angular ω , ângulo de fase do sinal ϕ e Δt o tempo entre duas amostras consecutivas(BARBOSA, 2007).

A partir do sinal de tensão trifásico, obtém-se as tensões v_α e v_β a partir da transformada de Clarke, como mostrado anteriormente em (55).

Após o cálculo das tensões v_α e v_β , essas são definidas como o sinal complexo que será utilizado como referencial na computação da frequência do sistema. O vetor complexo é definido pela equação (66), em que $U(n) = [u(n), u(n - 1), \dots, u(n - N + 1)]$ e N é o número de amostras de uma janela de dados.

$$U(n) = V_\alpha(n) + jV_\beta(n) \quad (66)$$

O MMQ complexo, busca a otimização dos coeficientes do filtro adaptativo, de forma que este se ajuste às características do sinal de entrada. Assim, conduz o sinal de erro ($e(n)$) a limites aceitáveis. A equação (67) mostra o

erro para um dado instante, onde $y(n)$ representa o valor estimado e $u(n)$ o valor da amostra.

$$e(n) = u(n) - y(n) \quad (67)$$

Desse modo, a tensão complexa ($u(n)$) pode ser expressa como mostra a equação (68), onde U_{max} é a amplitude do sinal complexo, e a tensão complexa estimada ($y(n)$) pode ser descrita como mostra a equação (69).

$$u(n) = U_{max} e^{j(\omega n \Delta T + \phi)} \quad (68)$$

$$y(n) = y(n-1) e^{j(\omega \Delta T)} \quad (69)$$

As equações (68) e (69) proporcionam a base do modelo do algoritmo de MMQ, utilizado para estimação de frequência.

A saída estimada ($y(n)$), consiste de uma combinação linear entre o vetor de entrada defasado de uma amostra ($U(n-1)$) e o vetor contendo os coeficientes do filtro MMQ ($W(n)$), conforme mostra a equação (70), onde H é a transposta conjugada do vetor.

$$y(n) = W^H(n) U(n-1) \quad (70)$$

O vetor $W(n)$ denota a defasagem entre duas amostras consecuintes, de tal forma sua modelagem possa ser efetuada como mostra a equação (71), onde $\hat{\omega}$ é a frequência estimada.

$$W(n) = e^{j(\hat{\omega}(n-1)\Delta T)} \quad (71)$$

A estimação da frequência das tensões de entrada é efetuada baseada na diferença de fase entre duas amostras consecutivas. A equação (72) mostra a caracterização da diferença de fase, dada pela variável complexa Γ .

$$\Gamma = U_{max} e^{j2\pi f_{est} \Delta t} \quad (72)$$

Manipulando a equação (72), obtém-se a equação para a frequência estimada do sinal $U(n)$, como observa-se em (73), onde f_s é a frequência de amostragem e $I(.)$ e $R(.)$ são as partes imaginárias e reais do vetor, respectivamente (BARBOSA, 2007).

$$f_{est} = \frac{f_s}{2\pi} \arctan\left(\frac{I(\Gamma)}{R(\Gamma)}\right) \quad (73)$$

Segundo Barbosa(2007), o algoritmo proposto por MMQ apresenta robustez frente a possíveis variações dinâmicas da frequência do sinal. No entanto ressalta que o algoritmo é dependente do número de iterações para se obter uma melhor resposta, podendo comprometer a implementação da técnica em tempo real.

Meister(2006), que utilizou o método dos mínimos quadrados para estimação de parâmetros de transformadores, concluiu que a aplicação do método conduz a boas aproximações, onde verificou uma proximidade razoável entre os valores calculados com os estimados.

Liangliang, Wei, Dongyuan, & Jianzhuang(2013) concluíram que a precisão e a velocidade de estimação são satisfatórias, mesmo na presença de ruídos, harmônicos e distorções e variação de frequência. Assim concluindo que a abordagem proposta é adequada para estimação de frequência.

3. RESULTADOS DE SIMULAÇÃO

Este capítulo aborda os resultados obtidos a partir dos testes realizados com algoritmos para estimação de fasores e frequência em ambiente computacional, especificamente com software MATLAB. As simulações foram baseadas na análise teórica dos métodos abordados no capítulo 2.

Os algoritmos escolhidos para simulação foram o filtro de Kalman linear para estimação de amplitude e fase, o filtro de Kalman complexo estendido para estimação de fasor e frequência e por fim o filtro PLL para estimação de frequência.

O filtro de Kalman linear e o filtro PLL foram escolhidos, pois com base na análise teórica, destacam-se pela simples implementação, não requerem uma alta taxa de processamento e possuem boa precisão na estimação.

O Filtro de Kalman Complexo Estendido foi escolhido pela versatilidade de estimar fasores e frequência com alta precisão.

3.1 SIMULAÇÃO DO ALGORITMO BASEADO NO FILTRO DE KALMAN

Os algoritmos baseados em filtro de Kalman são usados tanto na estimação de frequência como fasores. O filtro de Kalman linear estima a amplitude e fase do sinal e o filtro de Kalman complexo estima o fasor e a frequência do sinal.

Baseando-se na análise teórica feita em (2.2.1.3), o filtro de Kalman obtém resultados precisos, porém, o Kalman complexo pode não ser adequado para aplicações em tempo real com intuito de baixo custo, pois requer um maior tempo de processamento devido às equações que compõem o algoritmo.

As equações do filtro de Kalman, mostradas em (2.2.1.3) foram implementadas no software MATLAB. Inicialmente testando a filtro de Kalman linear para a estimação de amplitude e fase do sinal.

Para a simulação inicialmente foi considerado um sinal senoidal trifásico com tensões V_a , V_b e V_c com defasagens de 120 graus, frequência constante de 60 Hz e amplitude de $127 \cdot \sqrt{2}$ V, utilizando janela de tempo de 4 ciclos da componente fundamental, como mostra a figura (8).

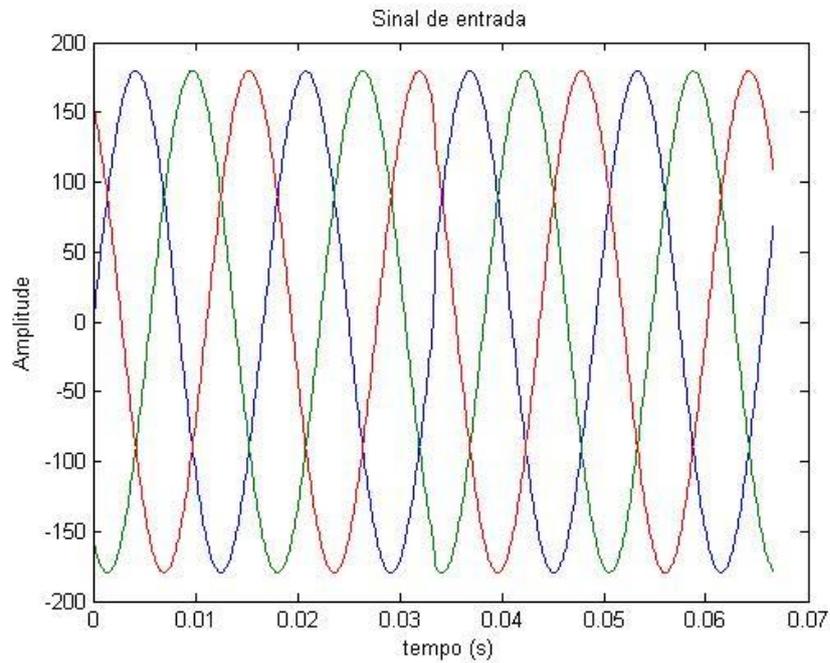


Figura 8: Sinal de Entrada
Fonte: Autoria própria

Realizada a simulação a partir do sinal de entrada da figura 8, o resultado pode ser observado na figura 9.

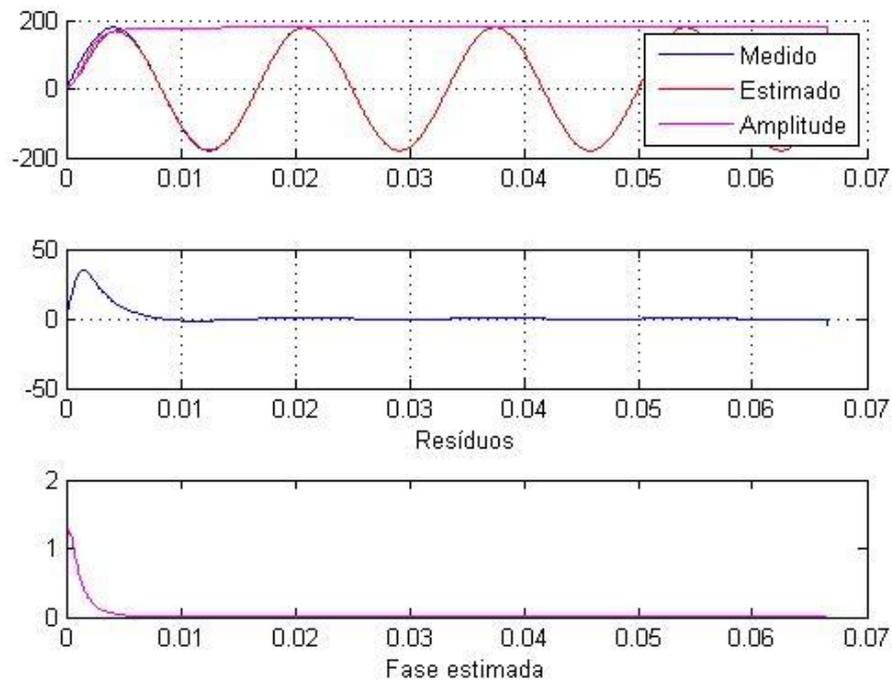


Figura 9: Resultado para simulação com FK linear
Fonte: Autoria própria

Observando os resultados da estimação do sinal, nota-se que o filtro de Kalman linear estima o sinal com precisão, pois analisando os resíduos, nota-se que apenas que o filtro leva aproximadamente um ciclo da componente fundamental para realizar a convergência do sinal.

Para analisar a eficácia do método, aplica-se a equação (2) do TVE, descrita em (2.1.4). Os resultados com os erros máximos, depois do tempo de convergência do sinal, estão contidos na tabela 1.

Tabela 1: TVE da estimação fasorial utilizando filtro de Kalman Linear com sinal senoidal

Amplitude medida (volts)	Amplitude Estimada (volts)	Fase medida (°)	Fase Estimada (°)	TVE (%)
179,6	179,41	0	0,0009338	0,0222

Na tabela 1, observa-se que o TVE foi de 0,0222%, bem inferior ao estipulado pela norma, de 1%.

Para testar a resposta do FK linear diante de um sinal com variação de frequência, foi adicionada uma variação de 3 Hz para o sinal mostrado na figura 8. A partir disso, foi realizada a simulação e os resultados obtidos são mostrados na figura 10.

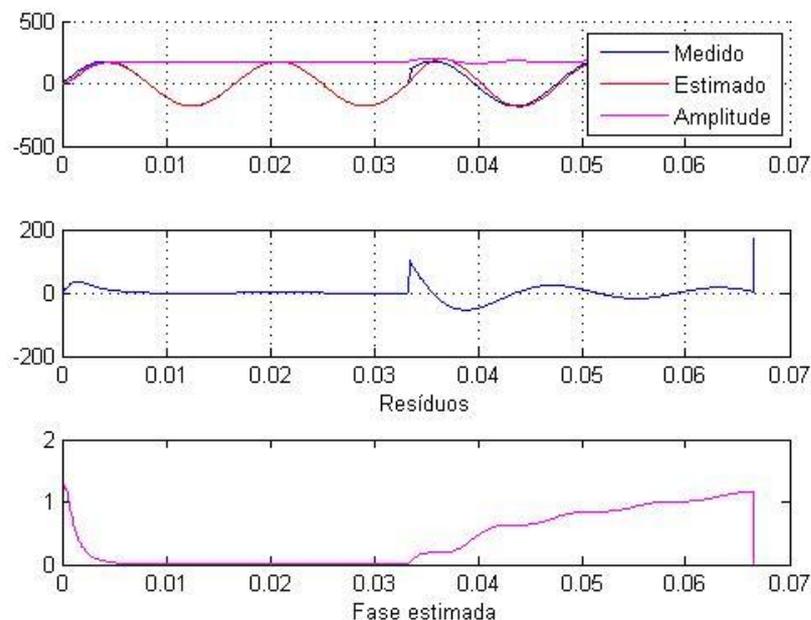


Figura 10: Resultados da simulação com FK linear para variação de frequência no sinal medido
Fonte: Autoria própria

Com os resultados obtidos para um sinal com variação de frequência, observa-se que quando ocorreu essa variação, o filtro teve um tempo de recuperação do sinal relativamente alto, de aproximadamente dois ciclos da componente fundamental.

Aplicando o TVE a partir dos resultados obtidos mostrados na figura 10, obtém-se os resultados mostrados na tabela 2.

Tabela 2: TVE da estimação fasorial utilizando filtro de Kalman Linear com sinal senoidal com variação de frequência

Amplitude medida (volts)	Amplitude Estimada (volts)	Fase medida (°)	Fase Estimada (°)	TVE (%)
179,6	179,4718	0	0,0003062	0,0222
179,6	180,36	0	0,001925	0,47

Os resultados apresentados na tabela 2, mostram que quando o sinal foi submetido a uma variação de frequência, houve um aumento no TVE, porém ainda dentro dos limites da norma.

Com o intuito de verificar os resultados da estimação pelo FK linear em sinais com grande variação de amplitude, foi realizado um teste com um sinal real de uma oscilografia de frequência 50 Hz em que a tensão decai exponencialmente com o tempo. O sinal é mostrado na figura 11.

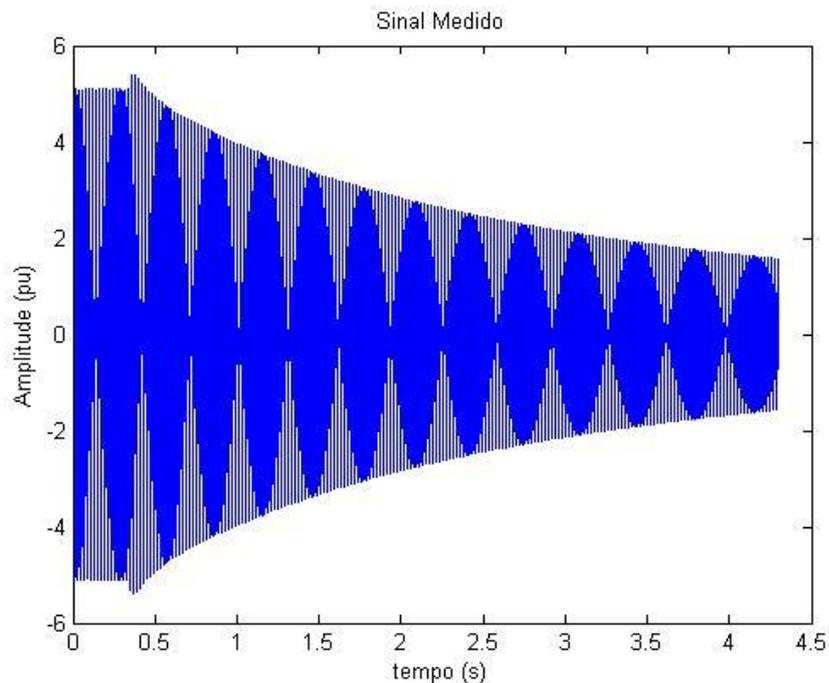


Figura 11: Sinal de entrada de oscilografia
Fonte: Autoria própria

A partir do sinal mostrado na figura 8, foi realizada a simulação para estimação de amplitude e fase utilizando o algoritmo baseado no filtro de kalman linear. O resultado com a estimação do fasor está ilustrado na figura 12.

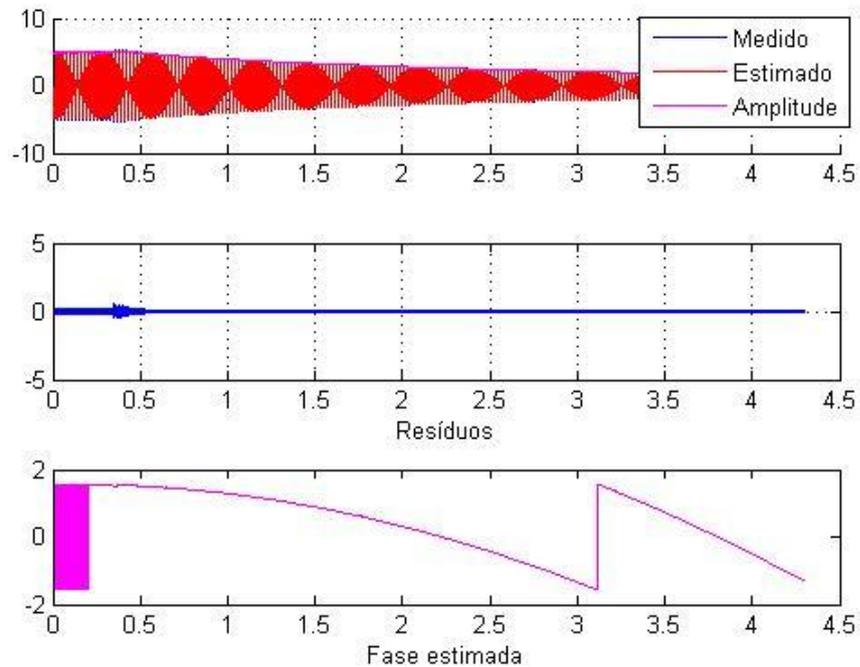


Figura 12: Estimação do fasor e resíduos com filtro de Kalman linear
Fonte: Autoria própria

Analisando o resultado da estimação fasorial mostrada na figura 12, observa-se que o filtro de Kalman estima o sinal corretamente com pequenas diferenças na amplitude nos primeiros ciclos da componente fundamental do sinal. Observa-se também que os resíduos, tirados da diferença entre o sinal de entrada e o sinal estimado são maiores quando há uma grande variação na amplitude do sinal. Para os sinais, não é possível aplicar o TVE, pois não é possível obter os valores reais de fase do sinal medido.

A última simulação utilizando o filtro de Kalman linear foi feita com base em outro sinal de oscilografia, porém, com altas taxa de variação de amplitude e frequência. O Sinal de entrada é mostrado na figura 13.

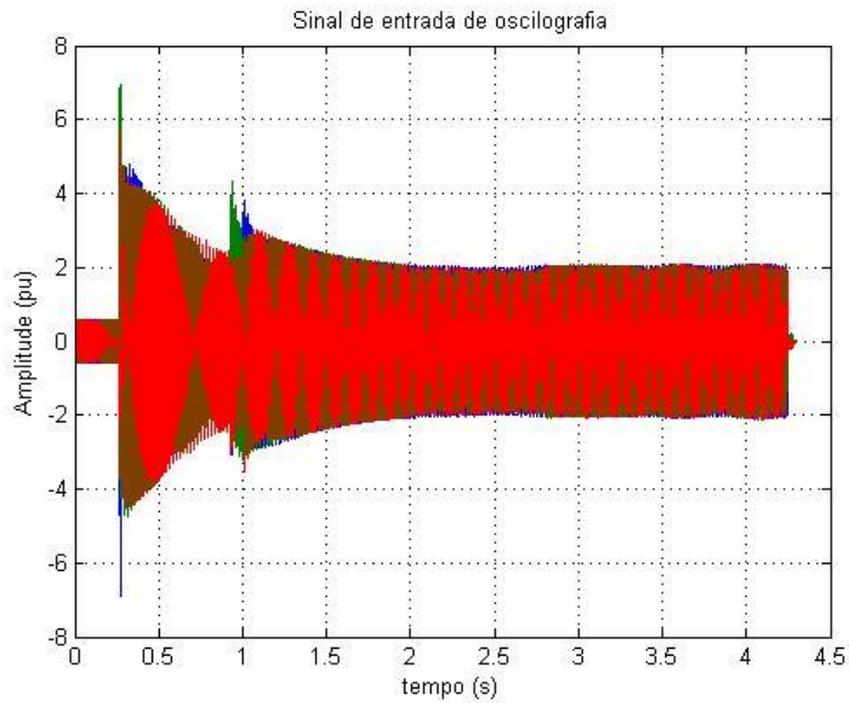


Figura 13: Sinal de entrada de oscilografia
Fonte: Autoria própria

Realizada a simulação para o sinal da mostrado na figura 13, o resultado obtido é mostrado na figura 14.

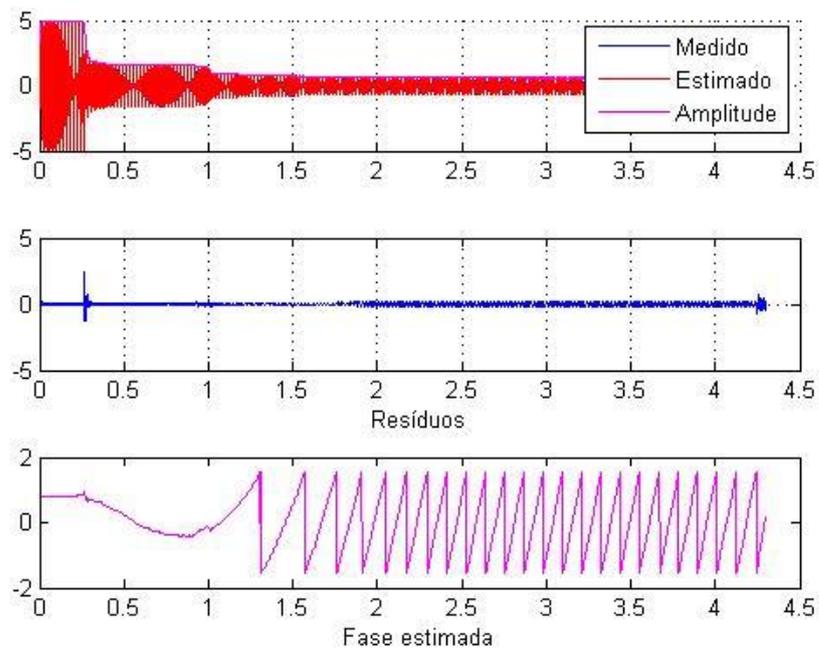


Figura 14: Sinal estimado e resíduos da estimação por Kalman linear
Fonte: Autoria própria

Os resultados apresentados na figura 14 ressaltam resultados obtidos anteriormente, mostrados na figura 12, mostrando através dos resíduos a diferença na estimação quando o sinal foi submetido a grandes variações na amplitude.

Após as simulações com o filtro de Kalman linear, foram realizadas as simulações utilizando o filtro de Kalman complexo estendido, com o objetivo de analisar a estimação de frequência, para os mesmos sinais de entrada utilizados.

Inicialmente, a simulação com FKCE foi feita para o sinal de entrada mostrado na figura 8. Os resultados obtidos são mostrados na figura 15.

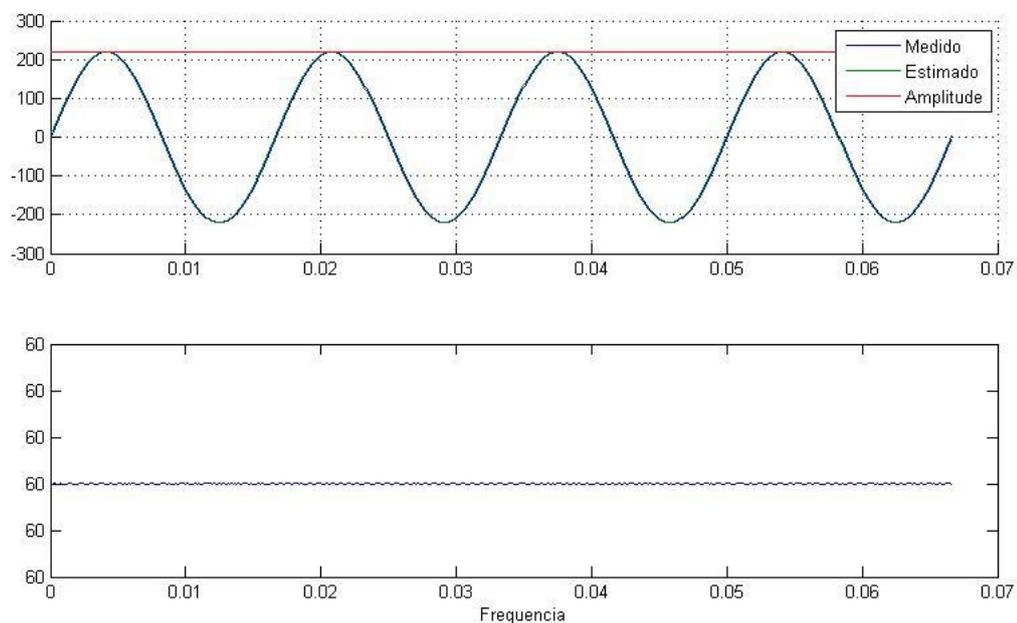


Figura 15: Sinal e frequência estimados com FKCE
Fonte: Autoria própria

Analisando os resultados mostrados na figura 15, observa-se que o FKCE possui uma alta precisão na estimação, pois visualmente, tanto o sinal quanto a frequência, não há diferença entre o sinal medido e o estimado. Analisando o resultado para estimação de frequência, obteve-se um desvio praticamente nulo, como mostra a tabela 3.

Tabela 3: Resultado da estimação de frequência por FCKE a partir de sinal com variação de frequência

Frequência Real (Hz)	Frequência Estimada (Hz)	Desvio (Hz)
60,0000	60,0000	0,0000

Após, foi realizada a simulação para o mesmo sinal anterior, porém, submetido a uma variação de frequência de 3Hz. Os resultados obtidos são mostrados na figura 16.

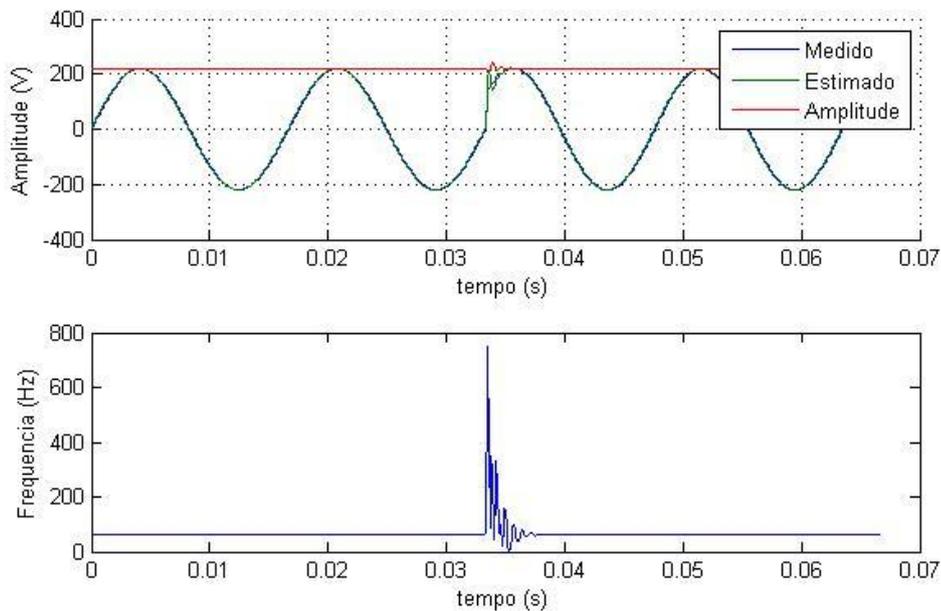


Figura 16: Sinal e frequência estimados com FKCE a partir de sinal com variação de frequência
Fonte: Autoria própria

Analisando os resultados da figura 16, observa-se que quando ocorreu a variação de frequência, o FKCE teve um rápido tempo de recuperação do sinal, de aproximadamente 1/3 de ciclo da componente fundamental e após esse tempo, o sinal converge para o novo valor com desvios muito pequenos, como mostra a tabela 4.

Tabela 4: Resultado da estimação de frequência por FCKE para sinal com variação de frequência

Frequência Real (Hz)	Frequência Estimada (Hz)	Desvio (Hz)
60,0000	60,0000	0,0000
63,0000	63,0072	0,0072

Após, foram realizadas as simulações do FKCE para sinais com altas taxas de variação de frequência, amplitude e fase, com sinais obtidos de oscilografia.

Primeiro, foi realizada a simulação para o sinal mostrado na figura 11, com variações muito pequenas de frequência e grande variação de amplitude. O resultado é mostrado na figura 17.

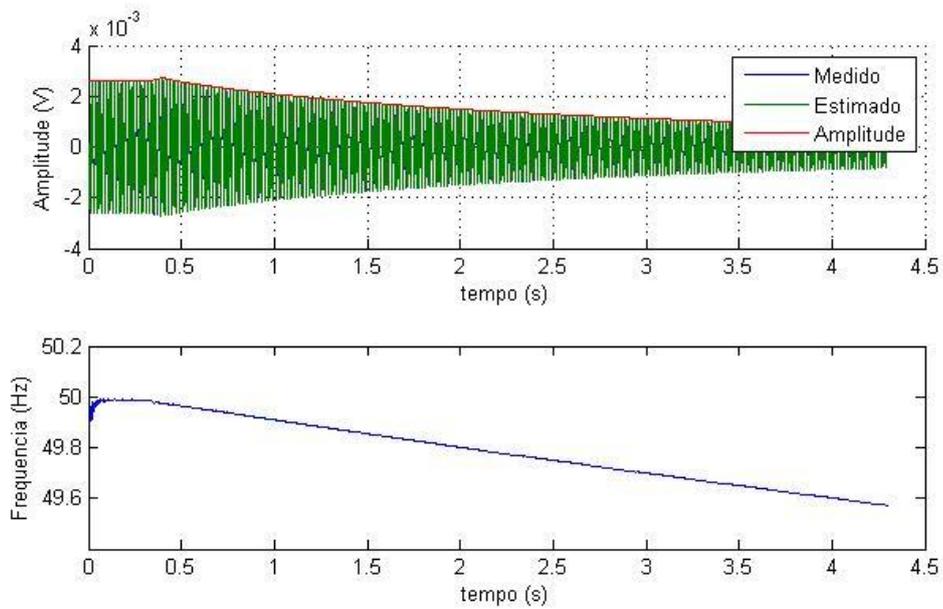


Figura 17: Estimação do sinal e frequência com FKCE a partir de sinal de oscilografia
Fonte: Autoria própria

Após foi realizada a simulação para o sinal de oscilografia mostrado na figura 13. O resultado obtido é mostrado na figura 18.

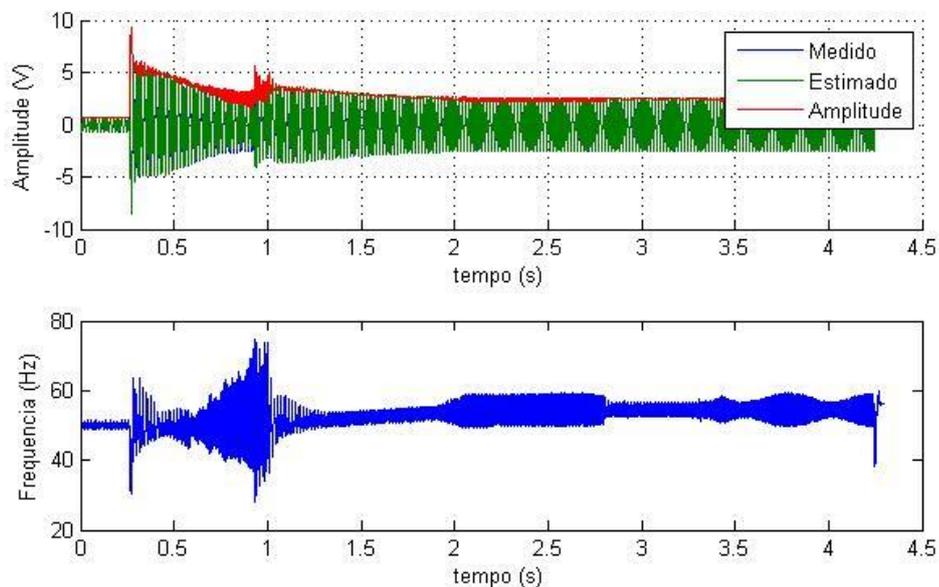


Figura 18: Estimação do sinal e frequência com FKCE a partir de sinal de oscilografia com alta variação de frequência e amplitude
Fonte: Autoria própria

Analisando o resultado obtido na figura 17, observa-se que o FKCE tem boa precisão na estimação para sinais com variação de amplitude. Já para o

resultado mostrado na figura 18, observa-se que, como é um sinal com alta variação de frequência, o tempo de recuperação do sinal é maior.

O resultado obtido da estimação de frequência para a simulação do FKCE a partir do sinal da figura 11, considerando frequência constante de 50 Hz, é mostrado na tabela 5.

Tabela 5: Resultado da estimação de frequência por FKCE para sinal de oscilografia

Frequência Real (Hz)	Frequência Estimada (Hz)	Desvio (Hz)
50	49,9799	0,0201

O resultado obtido na tabela 5 ressalta a precisão do algoritmo e o baixo tempo de recuperação do sinal do FKCE, obtendo um erro muito baixo na estimação de frequência.

3.2 SIMULAÇÃO DO ALGORITMO PLL

O PLL constitui um algoritmo para estimação de frequência, e de acordo com a análise teórica baseada em dissertações e artigos, possui uma facilidade para modelagem e implementação, porém com boa precisão.

No intuito de analisar o comportamento dinâmico do algoritmo, as equações descritas no em (2.2.2.1) foram implementadas no software MATLAB e realizados vários testes.

Inicialmente foi realizada simulação com uma onda senoidal de frequência constante, após, foi inserida uma variação de frequência, e por fim foi realizada simulação com um sinal de registro oscilográfico, que possui altas variações de frequência e amplitude.

Para a simulação inicialmente foi considerado o mesmo sinal senoidal trifásico utilizado anteriormente na simulação com filtro de Kalman como mostrado na figura 8.

Realizada a simulação para o sinal de entrada da figura 8, obtém-se a estimação de frequência mostrada na figura 19.

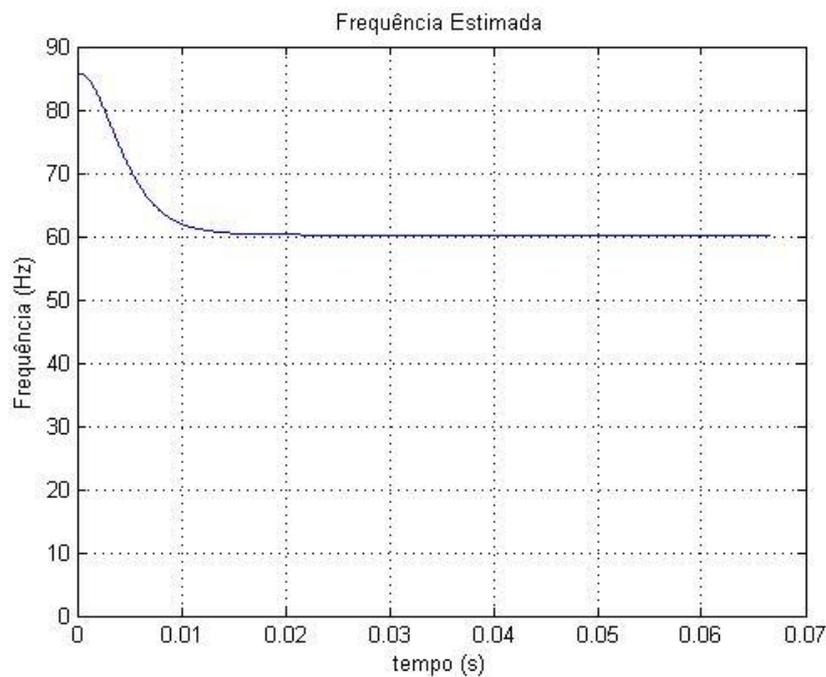


Figura 19: Frequência Estimada para sinal com frequência constante
Fonte: Autoria própria

De acordo com o resultado obtido mostrado na figura 19, observa-se que a frequência leva um tempo aproximadamente igual a um ciclo da componente fundamental de entrada para a convergência. Apesar da razoabilidade do tempo de convergência, verificou-se que alta precisão da estimação após convergência do sinal. A tabela 1 mostra o valor da frequência real, estimada e o desvio.

Tabela 6: Resultado da estimação de frequência por PLL

Frequência Real (Hz)	Frequência Estimada (Hz)	Desvio (Hz)
60	60,089	0,089

Após, o sinal de entrada, mostrado na figura 8, foi submetido a uma variação de frequência de 3 Hz, o resultado é mostrado na figura 20.

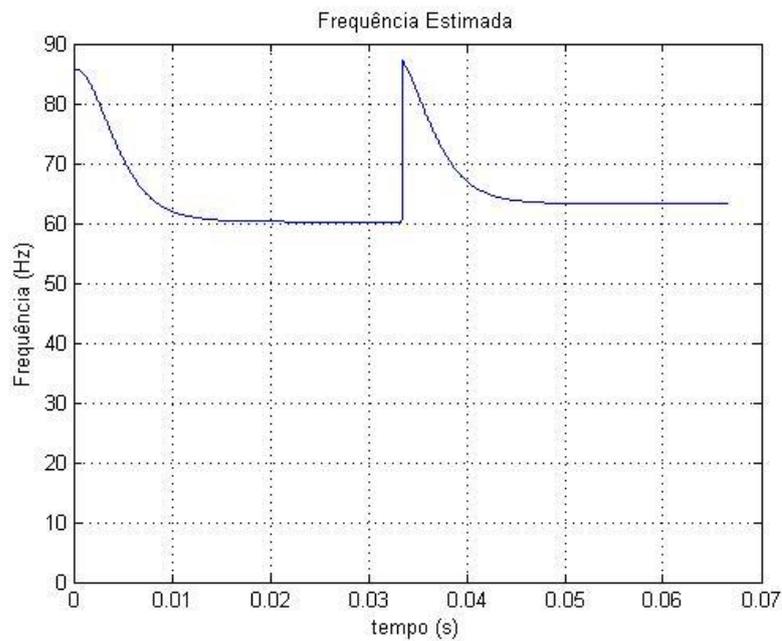


Figura 20: Frequência estimada com sinal com variação de frequência
Fonte: Autoria própria

Observa-se na figura 20 que a frequência foi estimada e variação após tempo de 2 ciclos da componente fundamental de entrada, porém observa-se também que após a ocorrência do evento transitório, a variação de frequência, o tempo de recuperação do sinal é de aproximadamente um ciclo da componente fundamental de entrada, um desempenho intermediário. Entretanto, após a convergência da frequência, o algoritmo mostra alta precisão nas medidas, como mostra a tabela 2.

Tabela 7: Resultado da estimação de frequência por PLL com variação de frequência

Frequência Real (Hz)	Frequência Estimada (Hz)	Desvio (Hz)
60	60,103	0,103
63	63,078	0,078

Para analisar a eficácia do algoritmo de PLL frente a sinais com alta taxa de variação de frequência e amplitude, foi realizada a simulação com sinais provenientes de um registro oscilográfico, com frequência de 50 Hz com pequenas variações de frequência, mostrado na figura 11 e com alta variação de frequência e amplitude mostrado na figura 13.

A partir dos sinais de entrada mostrados nas figuras 11 e 13, as simulações com o algoritmo PLL foram realizadas obtendo os resultados mostrados nas figura 21 e 22.

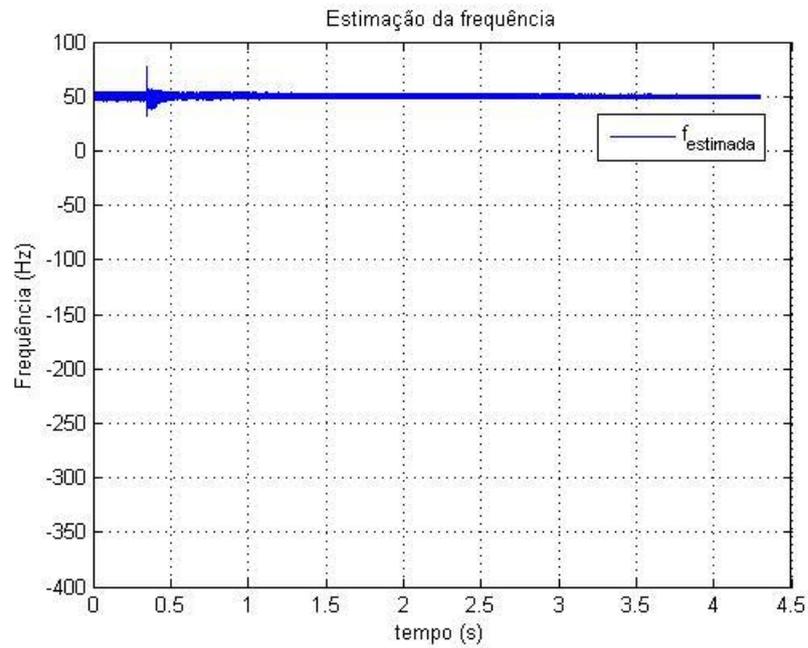


Figura 21: Estimação de frequência por PLL com sinal de oscilografia de frequência constante
Fonte: Autoria própria

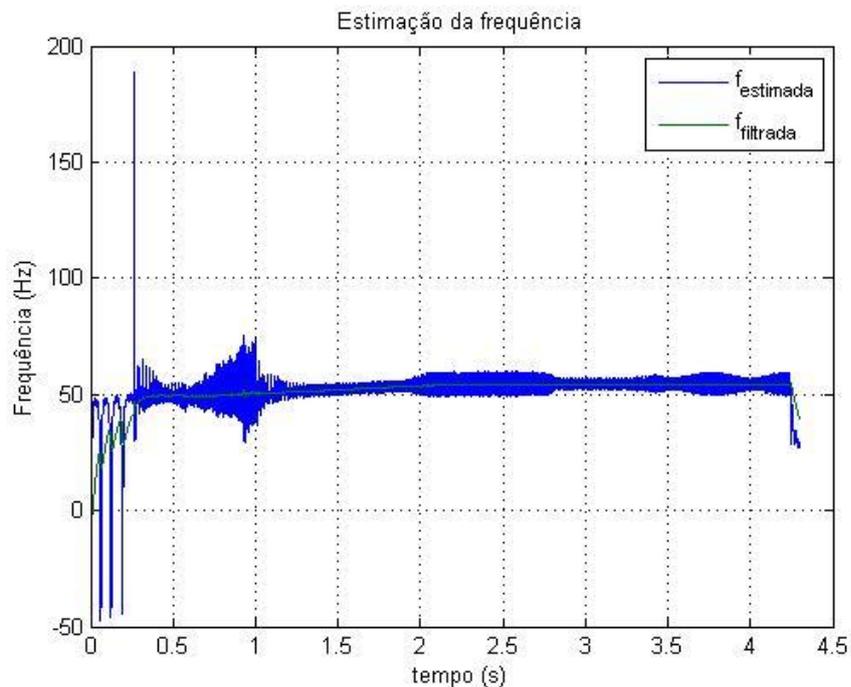


Figura 22: Frequência estimada por PLL de um sinal de oscilografia com alta variação de frequência
Fonte: Autoria Própria

Analisando a estimação de frequência do sinal de oscilografia, nota-se que apesar do PLL estimar a frequência, possui certa deficiência em sinais com muita variação de frequência. Como não é possível obter as variações de frequência reais do sinal de oscilografia, não foi possível comparar com os valores da frequência estimada, porém analisando os resultados em relação à frequência fundamental de 50 Hz, observa-se que foi estimada em torno dos 50 Hz.

3.3 DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

Com os resultados obtidos pelas simulações, conclui-se que todos os algoritmos testados possuem a precisão requerida pela norma IEEE (2011).

Os resultados da estimação fasorial através do filtro de FK linear se mostraram precisas frente à diferentes tipos de sinal, porém os resultados também mostraram tempo de recuperação um pouco alto, podendo ser resolvido aumentando a janela de amostragem. A desvantagem do filtro de Kalman linear é estimar o fasor a partir de apenas uma fase.

Os resultados obtidos a partir do FKCE foram muito precisos com ótimos tempos de recuperação do sinal, além de estimar o fasor e a frequência. Comparando os resultados do FKCE com o FK linear, o FKCE se mostra mais preciso na estimação fasorial. Comparando o FKCE com o PLL na estimação de frequência, o FKCE apresentou melhores resultados. A desvantagem do FKCE é que o algoritmo requer uma alta taxa de processamento, devido à complexidade do algoritmo. Portanto, para aplicação de baixo custo, o FKCE não atende o propósito.

O PLL mostrou precisão na estimação de frequência e se mostra uma boa alternativa para a aplicação, devido à facilidade de implementação.

4. RESULTADO EXPERIMENTAIS

A partir das simulações, os algoritmos escolhidos para testes experimentais foram o filtro PLL para estimação de frequência e o filtro de Kalman linear para estimação de amplitude e fase. Essa escolha se baseou principalmente em algoritmos que sejam precisos e não requeiram altas taxas de processamento, características dos filtros PLL e Kalman.

Para os testes experimentais, foi utilizado um kit de desenvolvimento *Piccolo controlStick* da *Texas Instruments*, mostrado na figura 23, para aquisição de dados e processamento dos algoritmos.

Inicialmente, pretendia-se utilizar o kit microcontrolador *STM32F4 discovery* da *ST Microelectronics*, porém a escolha do microcontrolador *Piccolo* foi devido este estar disponível na Universidade e já programado para aquisição de dados, além de ter capacidade de processamento similar ao *SMT32F4 discovery*.



Figura 23: Microcontrolador Piccolo controlStick
Fonte: Texas Instruments (<http://www.ti.com/>)

O *Piccolo controlStick* é baseado na arquitetura C2000, voltado para aplicações em tempo real e com a CPU otimizado para operações aritméticas. Esta CPU busca um meio termo entre a capacidade de processamento de um DSP (*Digital Signal Processor*) e a facilidade de uso de um microcontrolador.

O kit controlSTICK tem a CPU com clock de 80MHz e capacidade de trabalhar com ponto flutuante, 128KB de memória flash e 100KB de RAM, 12 canais conversores analógico/digitais (A/D) e 54 pinos de Entrada/Saída.

Para a aquisição de dados, foi utilizada uma bancada para aquisição de tensão trifásica e circuito de condicionamento para o microcontrolador, disponível na UTFPR e que está sendo desenvolvida por alunos.

Essa bancada é composta por três TPs (Transformadores de Potencial) monofásicos 127/6 V e circuito de condicionamento de sinais para a entrada do microcontrolador de 0 a 3,6 V.

O circuito de condicionamento de sinais é composto de amplificadores operacionais com intuito de fazer um somador para deslocar a onda do sinal e ficar somente positiva e um divisor de tensão para adequar a amplitude. Um amplificador operacional com alimentação limitada para atuar como saturador evitando queimar a entrada do microcontrolador e um filtro passivo de primeira ordem para remoção de ruídos.

O kit foi configurado com três canais ADs para cada um receber um sinal de tensão monofásico, para posteriormente simular o sistema trifásico. Foi configurado um Timer como PWM para que toda a vez que o contador chegar ao período de contagem gera um pulso para o primeiro evento de interrupção onde é feito a estimação dos fasores e frequência utilizando operações em ponto flutuante com precisão simples. Também foi configurada a memória flash do kit para armazenamento de dados.

O sinal de entrada é um sinal trifásico 380 V obtido da rede elétrica, que após a passagem pelos TPs, para estimação do fasor e frequência, é um sinal trifásico amplitude 20 V e frequência 60.24 Hz. Para a medida do sinal de entrada foi utilizado um osciloscópio digital da marca Rigol. Uma das fases é mostrada na figura 24.

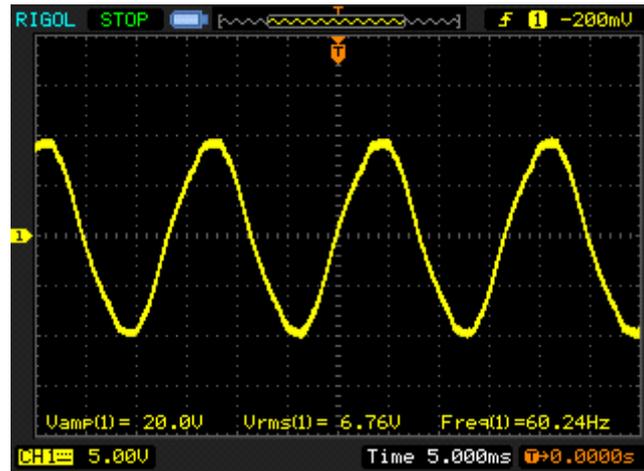


Figura 24: Fase do Sinal de entrada
Fonte: Autoria própria

A partir do sinal de entrada, os algoritmos de estimação de frequência e fase foram implementados na programação do kit de desenvolvimento. No entanto, a tensão de entrada do microcontrolador é de 0 a 3,6 V, portanto, para a estimação, a tensão foi colocada na escala do sinal de entrada.

Para programação do algoritmo no kit de desenvolvimento e obtenção dos resultados das estimativas do fasor e da frequência, foi utilizado o software *CodeComposer*, que permite a visualização dos resultados da estimação em tempo real e cria um vetor com os resultados.

4.1 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Realizados os testes para estimação de fasores e frequência a partir do sinal de entrada mostrado na figura 24, foi criado um vetor no software *Code Composer* para 10 valores estimados.

A tabela 8 mostra os resultados obtidos para estimação de frequência, realizada com algoritmo PLL.

Tabela 8: Resultado da estimação de frequência por PLL

Frequência Real (Hz)	Frequência Estimada (Hz)	Desvio (Hz)
60,240	60,113	0,127
60,240	60,101	0,139
60,240	60,073	0,167
60,240	60,023	0,217
60,240	60,133	0,107
60,240	60,231	0,009
60,240	60,373	0,133
60,240	60,323	0,083
60,240	60,173	0,067
60,240	60,053	0,187

Analisando os resultados obtidos na tabela 8, observa-se que o desvio máximo na estimação foi de 0,217 Hz, um desvio de 0,36%.

Após a estimação de frequência, foi realizada a estimação fasorial, com o filtro de Kalman linear. Um dos inconvenientes do filtro de Kalman é a medida de apenas uma fase. Os resultados obtidos são mostrados na tabela 9.

Tabela 9: Resultado da estimação fasorial pelo FK linear

Amplitude Real (V)	Amplitude Estimada (V)	Fase medida (°)	Fase Estimada (°)	TVE (%)
20,000	20,1316	0	0,003781	0,77
20,000	20,0567	0	0,003819	0,47
20,000	20,1453	0	0,003508	0,80
20,000	20,1022	0	0,003055	0,59
20,000	19,8980	0	0,002897	0,58
20,000	19,9324	0	0,002539	0,42
20,000	20,1046	0	0,001755	0,55
20,000	20,089	0	0,001329	0,46
20,000	20,095	0	0,001247	0,49
20,000	20,088	0	0,002022	0,48

Analisando os resultados obtidos na tabela 9, observa-se que o TVE ficou abaixo do estipulado pela norma.

Apesar dos resultados das estimatórias de frequência e fasorial ficarem abaixo dos desvios estipulados pela norma, o osciloscópio utilizado para medida possui um erro para medição, assim como o circuito condicionador de sinais pode conduzir a desvios nos valores das medidas, podendo alterar os valores do desvio de frequência e TVE.

O conversor AD do microcontrolador está sujeito a erros de ganho e saturação, quando o valor da conversão aumenta ocorre uma diferença do valor convertido. Esses erros podem ser compensados realizando a calibração do AD, o

qual não foi realizada. Portanto, os valores do desvio de frequência e TVE podem diminuir realizando a calibração do AD.

Com os resultados, conclui-se que os algoritmos testados podem ser utilizados para aplicação em PMU de baixo custo, no entanto ainda são necessários vários testes para verificação da real eficácia dos métodos.

O kit de desenvolvimento Piccolo *controlStick* também se mostra uma boa alternativa para esse fim, pois para os algoritmos testados se mostrou eficiente, levando aproximadamente meio ciclo da componente fundamental para convergência dos resultados.

5. CONCLUSÕES

O presente trabalho apresentou o estudo de algoritmos para estimação de fasores e frequência para aplicação em PMU, baseando-se na análise de literatura, simulações e teste experimental. Toda essa análise priorizou os algoritmos visando a aplicação de baixo custo, portanto, considerando algoritmos que possuam uma modelagem mais simples de forma a conseguir estimar os sinais utilizando microcontroladores.

Através da análise de literatura, identificou-se os algoritmos mais utilizados para este fim, que foram os algoritmos genéticos, a transformada discreta de Fourier e os Filtros de Kalman, para estimação de fasores, e o filtro PLL, o filtro de Kalman complexo estendido e o método dos Mínimos quadrados para estimação de frequência.

Os algoritmos abordados na análise de literatura foram descritos expondo suas características e como são modelados, além da descrição de suas vantagens e desvantagens. Nessa parte, segundo análise em artigos, dissertações e teses, concluiu-se que os algoritmos que melhor atendam aos propósitos foram o FK linear para estimação fasorial, o FCKE para estimação fasorial e de frequência e o PLL para estimação de frequência.

Com base em conclusões da análise teórica, os algoritmos FK linear, o FCKE e o PLL foram submetidos a simulações em ambiente computacional, através do software MATLAB.

A partir dos resultados das simulações concluiu-se que o FCKE é o método que apresentou os melhores resultados para estimação de fasores e frequência, porém necessita de um processador robusto para conseguir melhores respostas. O FK linear e o PLL, apesar de não apresentarem respostas melhores que o FCKE, resultaram em erros calculados bem abaixo do estipulado pela norma, viabilizando a implementação, além de que são algoritmos que não exigem altas taxas de processamento para obter boas respostas.

De acordo com as conclusões obtidas a partir das simulações, o filtro de Kalman linear e o PLL, para estimação de fasores e frequência, respectivamente, são os mais adequados ao propósito de baixo custo. Então, o FK linear e o PLL foram implementados em um kit de desenvolvimento para testes experimentais.

Os resultados com os testes experimentais mostraram boa eficácia dos métodos implementados, com erros menores que o estipulado em norma.

A utilização do Filtro de Kalman e do PLL para estimação de fasores e frequência é uma alternativa para aplicação em PMU, no entanto, muitas aplicações ainda precisam ser desenvolvidas e amadurecidas para o desenvolvimento. A PMU é um projeto extenso e compreende várias etapas e diversas áreas da engenharia elétrica.

REFERÊNCIAS

ABDEL-HADY, Soliman; AL-KANDARI, A. M.; ALAMMARI, R.A. Linear Kalman Filter Algorithm with Clarke Transformation for Power System Frequency Estimation. **Global Journal of researches in engineering Electrical and electronics engineering**, p. 7-16, 2012.

AGOSTINI, Marcelo N. **Estudos de Aplicação de Medição Fasorial Sincronizada em Sistemas de Energia Elétrica**. 2006.Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 2006.

ANDRADE, Sônia R. C. **Sistemas de Medição Fasorial Sincronizada: Aplicações para melhoria da operação de Sistemas Elétricos de Potência**. 2008. Dissertação - Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, 2008.

BAKSHAI, Alireza; BOON-TECK, Ooi; KARIMI-GHARTEMANI, Masoud. **Investigation of DFT-based Phasor Measurement Algorithm**. 2010.IEEE, 2010.

BARBOSA, Daniel. **Estimação da Frequência em Sistemas Elétricos de Potência Através de Filtragem Adaptativa**. 2007.Universidade de São Paulo, São Carlos, 2007.

BENMOUYAL, Gabriel; SCHWEITZER, E. O.; GUZMÁN, A. **Medição Fasorial Sincronizada dos Relés de Proteção para Controle, Proteção e Análise de Sistemas Elétricos de Potência**. Western Protective Relay Conference. Spokane, Washington: [s.n.]. 2002.

BITENCOURT JUNIOR, Hudson; A. B. TÔRRES, Leonardo; AGUIRRE, Luis A. **O Filtro de Kalman para sistemas não-lineares**. 2008.Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, 2008.

CARDOSO, Rafael et al. Estruturas de Sincronismo Monofásica e Trifásica Baseadas no Filtro de Kalman. **Revista Controle & Automação**, p. 493-513, 2006.

EHRENSPERGER, Juliana G. **Sistemas de Medição Fasorial: Estudo e Análise do Estado da Arte**. 2003. 3p. Dissertação - Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 2003.

FRAZÃO, Rodrigo J. D. A. **Métodos Alternativos para Estimação de Estado em Sistemas de Energia Elétrica**. 2012.Universidade Federal do Maranhão, São Luís, 2012.

FURSTENBERGER, Alexandre. **Desenvolvimento de um Sistema de Concentração de Dados de Medição Fasorial Sincronizada**. 2010.Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 2010.

G. LOPES, Luis C.; L. CARLETTI, Ricardo; BARBOSA, Pedro G. **Implementação de um Circuito PLL Digital e um Deadbeat Baseados na Teoria das Potências Instantâneas com o DSP TMS320F243**.Universidade Federal de Juiz de Fora, Juiz de Fora.

GOMES, Pedro H. D. C. **Análise e Síntese de um Algoritmo "Phase-Locked-Loop" Robusto para Estimação de Amplitude, Fase e Frequência de Sinais Elétricos**. 2007.Universidade Federal de Juiz de Fora, Juiz de Fora , 2007.

IEEE. **IEEE Standard for Synchrophasors for Power Systems**. 2006. 1-57p. C37.118-2005 - [s.n.], 2006.

KARIMI-GHARTEMANI, Masoud; REZA IRAVANI, M. A Nonlinear Adaptive Filter for Online Signal Analysis in Power Systems: Applications. In: **IEEE IEEE Transactions on Power Delivery**. [S.l.]: [s.n.], 2002. p. 617-622.

KLEINBAUER, Rachel. **Kalman Filtering Implementation with Matlab**. Helsinki. 2004.

LIANGLIANG, Li et al. **Frequency Estimation on Power System**. 2013.University of Electronic Science and Technology of China, 2013.

LINS MIRANDA, André L. et al. Estudo de Técnicas para Cálculo de Fasores. **Seminário Nacional de Produção e Transmissão de Energia Elétrica**, 16 a 21 Outubro 2005.

MAI, R.K. Dynamic phasor and frequency estimator for phasor measurement units. **Generation, Transmission & Distribution, IET**, Chengdu, China, v. 4, n. 1, p. 73-83, Janeiro 2009. ISSN 1751-8687.

MEISTER, David. **Aplicação do Método dos Mínimos Quadrados na Estimação de Parâmetros do Modelo de um Transformador**. 2006.Universidade de Brasília, Brasília, 2006.

MORETO, Miguel. **Análise Automática de Registros Digitais de Perturbações em Unidades Geradoras**. 2011.Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 2011.

OLIVEIRA, Suzana C. G. D. **Análise do Algoritmo Interno de Unidades de Medição Fasorial**. 2012. Dissertação - Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2012.

PHADKE, Arun G.; THORP, John S. **Synchronized Phasor Measurements and Their Applications**. 1ª Edição. ed. Blacksburg, VA: Springer, v. 1, 2008.

POLAT UZUNOGLU, Cengiz; ÇEKLI, Serap; UGUR, Mukden. Adaptive Frequency Estimation of Distorted Power System Signals Using Modified Extended Kalman Filter. **Gazi University Journal of Science**, p. 85-89, 2010.

PRADO, Rubens D. S. D. **Estimação de Parâmetros de um Sinal Elétrico no Contexto da Proteção Digital Baseado em Algoritmos Genéticos**. 2010. Universidade de São Paulo, São Carlos, 2010.

RICE, Mark J.; HEYDT, Gerald T. Power systems state estimation accuracy enhancement through the use of PMU measurements. **Transmission and Distribution Conference and Exhibition, 2005/2006 IEEE PES**, Dallas, TX, 21-24 maio 2006. 161-165.

SANTOS, Moises M. **Análise da Dinâmica de Sistemas Elétricos de Potência Usando Dados de Medição Fasorial Sincronizada**. 2008. Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 2008.

SILVA, Evaldo. **Algoritmo Genético, Ferramenta Computacional em Estimativas de Sinais Periódicos, Aperiódicos e Caóticos**. 2013. Universidade Federal de Itajubá, Itajubá, 2013.

SILVA, Raphael P. M. D. **Algoritmos Genéticos Aplicados à Estimação Fasorial em Sistemas Elétricos de Potência**. 2012. Universidade de São Paulo, São Carlos, 2012.

SOUZA, Silvio A. D. **Algoritmos Genéticos Aplicados à Proteção e Estimação de Harmônicos em Sistemas Elétricos de Potência**. 2008. Universidade de São Paulo, São Carlos, 2008.

VILARES, Ivo F. M. **Análise Comparativa do Desempenho de Algoritmos de Estimação de Estado considerando PMU(s)**. 2010. Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto, Porto, 2010.

XU, Chunchun. **High Accuracy Real-time GPS Synchronized Frequency Measurement Device for Wide-area Power Grid Monitoring**. 2006. Dissertation - Virginia Polytechnic Institute, Blacksburg, Virginia, 2006.

