DOI: 10.48011/asba.v2i1.1025

Estimação Fasorial em Linhas de Transmissão de Energia Elétrica utilizando Técnicas de Filtragem Ótima

Ronaldo F. R. Pereira * **Felipe P. Albuquerque** ** **Luisa H. B. Liboni** *** **Eduardo C. M. Costa** ** **Luís F. N. Lourenço** ** **Mauricio C. de Oliveira** ****

* *Centro de Ciências Exatas e Tecnológicas - CCET, Universidade Federal do Acre - UFAC. Rio Branco, AC, Brasil, (ronaldo.ribeiro@ufac.br).*
** *Departamento de Energia e Automação - PEA, Universidade de São Paulo - USP. São Paulo, SP, Brasil, (felipe.proenca.albuquerque@usp.br, educosta@usp.br, lfnlourenco@usp.br).*
*** *Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de São Paulo - IFSP, Sertãozinho, SP, Brasil, (luisa.liboni@ifsp.edu.br).*
**** *Departamento de Engenharia Mecânica e Aeroespacial, Universidade da Califórnia, San Diego, EUA, (mauricio@ucsd.edu).*

Abstract: This paper proposes a Kalman filter-based method to estimate the magnitude and phases of currents and voltages of transmission lines. The transmission line is represented by using a steady-state model in which the voltages and currents are considered to be in the complex d-q domain. The estimation performance of the filter-based estimator is evaluated by means of a numerical simulation of a medium length transmission line. Results demonstrate that the filter is highly efficient and encourages future research on the estimation of the electric parameters of transmission lines using optimum filtering techniques. Unlike common-place practices, in which phasors are estimated by using FFT-based methods, the standard Kalman filter algorithm is used. It is possible to conclude that the proposed estimation method could be applied from Phasor Measurement Units - PMUs measurements for monitoring and control power systems.

Resumo: Este artigo propõe um método baseado em filtro de Kalman para estimar a magnitude e as fases das correntes e tensões de uma linha de transmissão. A linha de transmissão é representada por um modelo de estado estacionário, no qual as tensões e correntes são consideradas no domínio d-q complexo. O desempenho do estimador é avaliado por meio da simulação numérica de uma linha de transmissão de comprimento médio. Os resultados apresentados mostram que o filtro é altamente eficiente e motiva futuras pesquisas sobre a estimação dos parâmetros elétricos das linhas de transmissão usando técnicas de filtragem ótima. Diferentemente das práticas comuns, em que os fasores são estimados usando métodos baseados em *Fast Fourier Transforms* - FFT, o algoritmo de filtro Kalman padrão é usado. Conclui-se que o método de estimação proposto poderia ser usado em *Phase Measurement Units* - PMUs para monitoramento e controle de sistemas de energia elétrica.

Keywords: Covariance; Estimation; Kalman Filter; Measurements; State Space.

Palavras-chaves: Covariância; Estimação; Filtro de Kalman; Medições; Espaço de Estados.

1. INTRODUÇÃO

O setor elétrico vem sofrendo diversas evoluções ao longo das últimas décadas, no contexto das modernas redes inteligentes e alta penetração de fontes de energia renovável ao sistema elétrico. Nesse contexto, fazem-se necessários métodos mais eficientes de monitoramento, determinação dos parâmetros e das grandezas elétricas desses sistemas, possibilitando uma análise precisa do controle e da manutenção da estabilidade nos níveis de tensão e despacho de potência em todos os pontos da rede (Neyestanaki and Ranjbar, 2015; Asprou and Kyriakides, 2015; Ritzmann et al., 2016).

Algumas técnicas utilizadas na obtenção de registros de corrente e tensão se dão por meio de medições no domínio da frequência (magnitude e ângulo), fazendo uso de *Phasor Measurement Units* - PMUs (Sobrinho et al., 2018), ou então, por meio de registros oscilográficos no domínio do tempo a partir de relés digitais (Schulze et al., 2011). A literatura recente mostra que os PMUs são amplamente utilizados no monitoramento de sistemas elétricos. Desse modo, é possível determinar os fasores de tensão e de

corrente e, portanto, monitorar a potência ativa e reativa na rede. Além disso, os PMUs podem ser usados para determinar os fasores harmônicos para análise da qualidade de energia em diversos pontos da rede (Sobrinho et al., 2018).

O conhecimento prévio dos parâmetros de um sistema de potência é importante para a análise dinâmica e para a estabilidade frente a eventuais perturbações. A estimação dos parâmetros e grandezas elétricas de linhas de transmissão é objeto de estudo em diversos artigos presentes na literatura técnica, no entanto, trata-se de um desafio longe de ser trivial (Costa and Kurokawa, 2015). A estimação desses parâmetros é uma técnica eficaz para conhecimento de diversos aspectos técnicos do sistema, e.g., localização de faltas e análise da estabilidade de tensão e potência (Da Costa et al., 2013; Kurokawa et al., 2009). Dado o contexto, a estimação dos parâmetros da rede pode ser realizada a partir das variações nas medições fasoriais de tensão e corrente nos terminais das linhas de transmissão, por meio de PMUs. Com isto, é de extrema importância a participação de PMUs em estudos de sistemas de potência que visem a melhorar a dinâmica e a perfomance do sistema elétrico como um todo.

A maioria dos algoritmos de estimação de fasores e de parâmetros para fins práticos e fins de pesquisa é baseada na Transformada Discreta de Fourier - DFT (Khalili et al., 2015). Todavia, alguns autores sugerem a utilização de técnicas de filtragem ótima, fazendo uso do filtro de Kalman e algumas variações (Phan et al., 2015), tais como: PLL (*Phase Locked Loop*) (Zečević et al., 2016), método de Prony (Schulze et al., 2011), métodos iterativos (Asprou and Kyriakides, 2015; Ritzmann et al., 2016; Neyestanaki and Ranjbar, 2015), e sistemas inteligentes (Zečević et al., 2016; Kamwa et al., 2013; Anderson, 2012). Além disso, algumas investigações apontam as vantagens e desvantagens de diferentes algoritmos de estimação (Khalili et al., 2015; Darvish and Wang, 2015).

Considerando a utilização de técnicas de estimação baseadas em modelos aplicadas aos sistemas elétricos de potência, é primordial a escolha adequada do modelo utilizado, ou seja, que represente fielmente os fenômenos eletromagnéticos previamente conhecidos. Neste artigo, propõe-se a análise de um método de estimação fasorial fazendo uso do filtro de Kalman, baseando-se no conhecimento prévio do modelo do sistema e simulação das medições das correntes e tensões no domínio do tempo. Mais especificamente, procura-se estimar a amplitude e a fase da corrente e da tensão senoidais a partir das grandezas ruidosas obtidas dos terminais emissor e receptor da linha de transmissão.

Em um primeiro momento, a linha de transmissão é modelada em estado estacionário por um único circuito π considerando a dinâmica rotacional dos fasores (Costa and Kurokawa, 2015). Esse modelo é simples e suficiente para traduzir a operação em estado estacionário de uma linha de transmissão. Em sequência, o algoritmo do filtro Kalman padrão é aplicado para obtenção dos fasores das correntes e tensões nos terminais de uma linha de comprimento médio. A principal contribuição da técnica proposta é demonstrar a utilidade eficiente dos métodos de estimação de sinais na obtenção de medidas de sistemas elétricos de transmissão, a partir de registros ruidosos no domínio do tempo, para aplicação em sistemas PMUs, tendo em vista que a grande maioria dos estudos apresenta a utilização da transformada de Fourier para esta finalidade.

2. DESCRIÇÃO DO PROBLEMA

Primeiramente, considera-se as seguintes medições:

$$z_m(t) = z(t) + r(t), \qquad z(t) = \begin{pmatrix} i_1(t) \\ v_1(t) \\ i_2(t) \\ v_2(t) \end{pmatrix}.$$

Esses sinais são as medições de corrente e tensão em regime permanente nos terminais emissor e receptor da linha de transmissão, modelada por circuito π equivalente, como descrito na Figura 1. O sinal $r(t)$ representa um ruído de medição. Portanto, o sinal $z_m(t)$ trata-se do sinal *puramente senoidal* $z(t)$ acrescido de ruído com média zero.

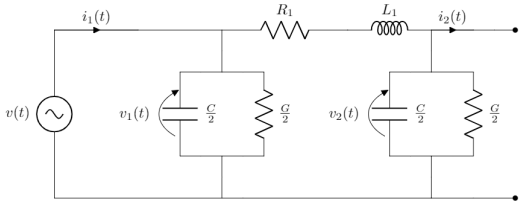


Figura 1. Modelo Π da linha de transmissão.

O sinal $z(t)$ é a parte real dos fasores das tensões e correntes terminais, $\bar{V}_1$, $\bar{V}_2$, $\bar{I}_1$, e $\bar{V}_1$, respectivamente. Esses fasores podem ser representados em cada instante de tempo pelo vetor dependente do tempo $z_{dq}(t)$, que consiste nas partes reais e imaginárias dos fasores no emph domínio dq complexo e é descrito como:

$$z_{dq}(t) = \begin{pmatrix} i_{1d}(t) \\ i_{1q}(t) \\ v_{1d}(t) \\ v_{1q}(t) \\ i_{2d}(t) \\ i_{2q}(t) \\ v_{2d}(t) \\ v_{2q}(t) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} I_1 \cos(\omega t + \phi_{i_1}) \\ I_1 \sin(\omega t + \phi_{i_1}) \\ V_1 \cos(\omega t + \phi_{v_1}) \\ V_1 \sin(\omega t + \phi_{v_1}) \\ I_2 \cos(\omega t + \phi_{i_2}) \\ I_2 \sin(\omega t + \phi_{i_2}) \\ V_2 \cos(\omega t + \phi_{v_2}) \\ V_2 \sin(\omega t + \phi_{v_2}) \end{pmatrix}, \tag{1}$$

em que $\omega = 2\pi f$ é a frequência angular.

Portanto, as medidas livres de ruído $z(t)$ estão relacionadas ao vetor rotativo $z_{dq}(t)$ como:

$$z(t) = H\, z_{dq}(t), \qquad H = \begin{pmatrix} 1 & . & . & . & . & . & . & . \\ . & . & 1 & . & . & . & . & . \\ . & . & . & . & 1 & . & . & . \\ . & . & . & . & . & . & 1 & . \end{pmatrix},$$

$$z(t) = \begin{pmatrix} i_1(t) \\ v_1(t) \\ i_2(t) \\ v_2(t) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} i_{1d}(t) \\ v_{1d}(t) \\ i_{2d}(t) \\ v_{2d}(t) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} I_1 \cos(\omega t + \phi_{i_1}) \\ V_1 \cos(\omega t + \phi_{v_1}) \\ I_2 \cos(\omega t + \phi_{i_2}) \\ V_2 \cos(\omega t + \phi_{v_2}) \end{pmatrix}.$$

O método de estimação proposto é utilizado na recuperação dos sinais sem ruído $z(t)$ do conjunto de medições

ruidosas $z_m(t)$ em (1). Mais especificamente, amplitudes I_1, V_1, I_2, V_2, e fases ϕ_{i_1}, $\phi_{v_1}, \phi_{v_1}, \phi_{v_1}$. Supondo-se que $r(t)$ em (1) seja um ruído branco gaussiano escalar com média zero e covariância:

$$\Sigma_r = E\{r(t)r(t)^T\} > 0,$$

que podem ser a representação tanto de ruído na medição quanto incertezas oriundas do ambiente.

3. CONFIGURAÇÃO DO FILTRO KALMAN

O algoritmo de estimação ótimo no método proposto é desenvolvido a partir da modelagem do filtro de Kalman padrão (Anderson, 2012).

Considere a representação de espaço de estado de um sinal de um sistema dinâmico de tempo discreto invariante no tempo

$$x(k+1) = A\,x(k) + w(k), \tag{2}$$
$$y(k) = C\,x(k) + D\,v(k), \tag{3}$$

onde $x(k) \in \mathbb{R}^n$ representa o *vetor de estado* do sistema, $y(k) \in \mathbb{R}^p$ representa um *vetor de medição* do sinal, $w(k) \in \mathbb{R}^n$ representa um *ruído do processo*, $v(k) \in \mathbb{R}^p$ representa um *ruído de medição*, e $w(k)$ e $v(k)$ são ruídos branco com média zero.

Um estimador de estado, ou filtro, é um algoritmo que estima recursivamente o estado $x(k)$, dada a medida $y(k)$. Sinal $w(k)$ representa um ruído de processo, e o vetor $v(k)$ representa um ruído de medição. Consideramos as seguintes matrizes de covariância:

$$E\{w(k)w(k)^T\} = Q \succeq 0,$$
$$E\{w(k)v(k)^T\} = 0,$$
$$E\{v(k)v(k)^T\} = P \succ 0,$$

assim, $w(k)$ e $v(k)$ são independentes.

O filtro é por si só um sistema dinâmico (Anderson, 2012), dado pelas equações que variam no tempo:

$$\hat{x}(k+1) = A\,\hat{x}(k) + L(k)\,(y(k) - \hat{y}(k)), \quad \hat{x}(0) = \hat{x}_0 \tag{4}$$
$$\hat{y}(k) = C\,\hat{x}(k),$$
$$e(k) = x(k) - \hat{x}(k),$$

e produz um sinal $\hat{x}(k)$, que é a estimativa do estado, $x(k)$, no instante k, onde $L(k)$ é o *ganho do filtro* e $e(k)$ é o *erro de estimativa*.

A matriz de covariância do erro de estimação é

$$E\{e(k)e(k)^T\} = \Sigma(k). \tag{5}$$

O filtro de Kalman é o *estimador de estado ótimo* e dado um estado inicial $x(0)$ com média x_0 e covariância $\Sigma(0) = \Sigma_0 \succ 0$, o ganho do filtro ideal, a saber o ganho de Kalman, $L(k)$, e a matriz de covariância de erro, $\Sigma(k)$, satisfaz as equações recursivas:

$$L(k) = A\Sigma(k)C^T\left(R + C\Sigma(k)C^T\right)^{-1}, \tag{6}$$
$$\tag{7}$$

$$\Sigma(k+1) = A\Sigma(k)A^T + Q - L(k)\left(R + C\Sigma(k)C^T\right)L(k)^T, \tag{8}$$

onde

$$R = DPD^T \succ 0, \tag{9}$$

é a matriz de covariância do vetor de ruído $v(k)$

Portanto, para configurar o filtro de Kalman para estimação da amplitude e fase do sinal livre de ruído $z(t)$, deve-se representar este sinal no espaço de estados de um sistema dinâmico invariante no tempo de forma discreta. Assim, o estado $x(k)$ deve corresponder a uma versão com amostragem uniforme dos sinais de tempo contínuo no domínio d-q complexo $z_{dq}(t)$ (Liboni et al., 2017a,b). Ou seja,

$$\begin{pmatrix} x_1(k) \\ x_2(k) \\ x_3(k) \\ x_4(k) \end{pmatrix} = x(k) = z_{dq}(kT_s) = \begin{pmatrix} i_{1dq}(k\,T_s) \\ v_{1dq}(k\,T_s) \\ i_{2dq}(k\,T_s) \\ v_{2dq}(k\,T_s) \end{pmatrix}, \tag{10}$$

onde T_s é o período de amostragem. Iremos usar o índice $k\,T_s$ como k para encurtar a notação. Então, a equação do sistema dinâmico, ou seja, a equação do processo, deve ser representada por

$$x(k+1) = \begin{bmatrix} F & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & F & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & F & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & F \end{bmatrix} x(k) + w(k), \tag{11}$$

sendo F a matriz de rotação:

$$F = R_\omega(\theta), \quad R_\omega(\theta) = \begin{bmatrix} \cos(\theta) & -\sin(\theta) \\ \sin(\theta) & \cos(\theta) \end{bmatrix}, \quad \theta = \omega T_s.$$

Pode-se notar que o estado $x(k)$ corresponde às partes reais e imaginárias dos fasores de tensão e corrente dos terminais da linha de transmissão, variáveis com o tempo devido à rotação dos fasores. O vetor $w(k)$ representa um ruído de processo branco gaussiano que torna todo o sistema um processo aleatório com covariância

$$E\{w(t)w(t)^T\} = Q = \epsilon I,$$

sendo I a matriz identidade e $\epsilon > 0$ representa o inverso da relação sinal/ruído na equação dinâmica do processo (Anderson, 2012).

Seguimos para obter o estimador filtro de Kalman ideal combinando a equação recursiva (11) com a versão de tempo discreto da equação de medição (12), isto é:

$$z_m(k) = z(k) + r(k). \tag{12}$$

Portanto, a versão amostrada da medição ruidosa $z_m(t)$ em (1), $z_m(k)$, é considerada a adição do sinal amostrado sem ruído $z(k)$ e o sinal discreto vetor de ruído branco gaussiano $r(k)$.

Considerando $y(k) = z(k)$ em (3) e usando (10) podemos expressar

$$y(k) = z_m(k) = Hx(k) + r(k), \tag{13}$$

que chamamos de equação de medição.

Em resumo, as equações básicas para a implementação do algoritmo de Kalman são a equação do processo dada por (11) e a equação de medição dada por (12), onde o estado $x(k)$ em (2) deve assumir $z_{dq}(k)$ e as medidas $y(k)$ em (3) deve assumir $z_m(k)$. Porém, como apontaremos na próxima seção, a equação de medição pode ser aprimorada para incorporar informações do modelo da linha de transmissão.

3.1 Melhorando a equação de medição

Podemos aprimorar a filtragem de ruído considerando alguns conhecimentos sobre o sistema de transmissão, o que também nos permitirá levar em conta o modelo elétrico da linha de transmissão juntamente com o comportamento dinâmico dos fasores. As seguintes equações são derivadas do modelo π da Figura 1, onde R_1 é a resistência da série, L_1 é a indutância da série, G é a condutância do shunt, C é a capacitância do shunt:

$$\bar{V}_2 = \left[1 + (R_1 + j\omega L_1)(\frac{G}{2} + j\omega\frac{C}{2})\right]\bar{V}_1 - (R_1 + j\omega L_1)\bar{I}_1,$$

$$\bar{I}_2 = \left[1 + (R_1 + j\omega L_1)(\frac{G}{2} + j\omega\frac{C}{2})\right]\bar{I}_1 + \left[-2(\frac{G}{2} + j\omega\frac{C}{2}) - (R_1 + j\omega L_1)(\frac{G}{2} + j\omega\frac{C}{2})^2\right]\bar{V}_1,$$

sendo $\bar{I}_2$ e $\bar{V}_2$ os fasores da corrente e tensão do terminal receptor, respectivamente. Dado que um fasor pode ser decomposto no plano d-q complexo a cada instante k, separando suas partes reais e imaginárias, são obtidas quatro novas equações:

$$\begin{pmatrix} i_{2dq}(k) \\ v_{2dq}(k) \end{pmatrix} = M \begin{pmatrix} i_{1dq}(k) \\ v_{1dq}(k) \end{pmatrix}, \tag{14}$$

onde

$$M = \begin{bmatrix} a & -b & c & -d \\ b & a & d & c \\ -R_1 & \omega L_1 & a & -b \\ -\omega L_1 & -R_1 & b & a \end{bmatrix}$$

e os elementos de M são definidos como funções dos parâmetros da linha de transmissão

$$\begin{aligned} a &= \frac{1}{2}(2 + R_1 G - \omega^2 L_1 C) \\ b &= \frac{\omega}{2}(R_1 C + L_1 G) \\ c &= -\frac{1}{4}(G^2 R_1 + \omega^2 C^2 R_1) + \frac{1}{2}(\omega^2 L_1 C G) - G \\ d &= \omega\left[-\frac{1}{2}(GCR_1) - \frac{1}{4}(L_1 G^2) + \frac{1}{4}(\omega^2 L_1 C^2) - C\right] \end{aligned}.$$

Usando a definição (10), é possível descrever a Equação (14) na abordagem do espaço de estados como

$$\begin{pmatrix} x_3(k) \\ x_4(k) \end{pmatrix} = M \begin{pmatrix} x_1(k) \\ x_2(k) \end{pmatrix},$$

definindo-se

$$M_R = \begin{bmatrix} M_{R_1} & M_{R_2} \\ M_{R_3} & M_{R_4} \end{bmatrix} = \left[\begin{array}{cc|cc} a & -b & c & -d \\ \hline -R_1 & \omega L_1 & a & -b \end{array}\right],$$

Portanto, pode-se descrever a equação de medição discreta como

$$y(k) = \begin{bmatrix} H_1 & . \\ M_R & . \end{bmatrix} x(k), \tag{15}$$

onde

$$H = \begin{pmatrix} 1 & . & . & . \\ . & . & 1 & . \end{pmatrix}_{2x4}.$$

Observa-se nesse caso, que (15) incorpora informações do modelo da linha de transmissão. Dessa forma, junto com a representação recursiva no espaço de estados do processo em (11), a nova equação de medição ruidosa dada por (15) será usada para produzir um estimador ótimo de Kalman para linhas monofásicas.

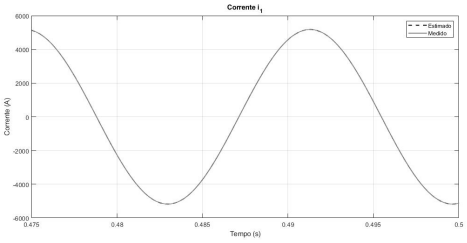
Tabela 1. Parâmetros da linha de transmissão.

Parameter	**Value**
Tensão Nominal (kV)	230
Frequência Nominal (Hz)	60
Resistência série por km - r (Ω/km)	0.04
Indutância série por km - l (mH/km)	2.90
Capacitância shunt por km - c (nF/km)	8.391
Condutância shunt por km - g ($\mu S/km$)	0.556
Comprimento da linha (km)	80
Resistência da carga - R	1.6 Ω
Indutância da carga - L	116 mH
Passo de simulação - T_s	$\frac{1}{6}$ ms

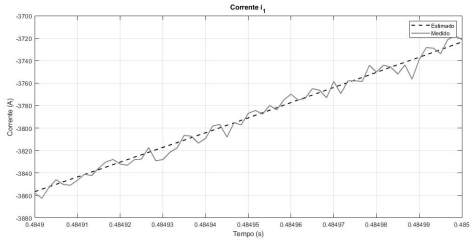
4. SIMULAÇÃO NUMÉRICA

Uma linha de transmissão monofásica de comprimento médio foi modelada e simulada com base no circuito π descrito na Figura 1. Todas as simulações foram desenvolvidas no software MATLAB.

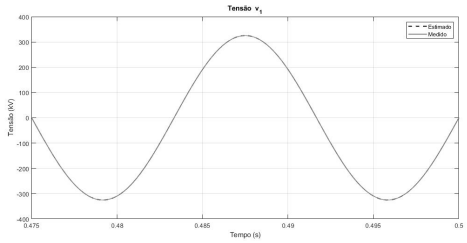
A tabela 1 mostra os parâmetros nominais da linha de transmissão, bem como o passo de simulação e o tempo de amostragem usados para o algoritmo de Kalman, as covariâncias dos ruídos e a estimativa inicial são apresentadas



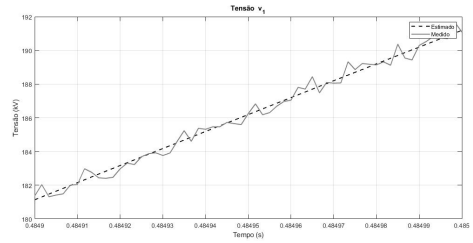
(a) Corrente i_1



(b) Escala ampliada

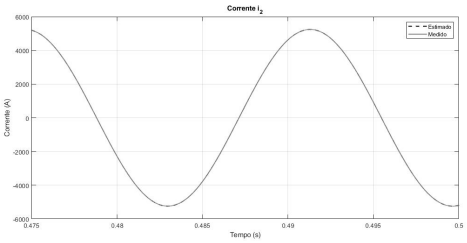


(c) Tensão v_1

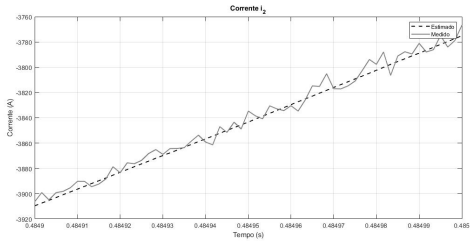


(d) Escala ampliada

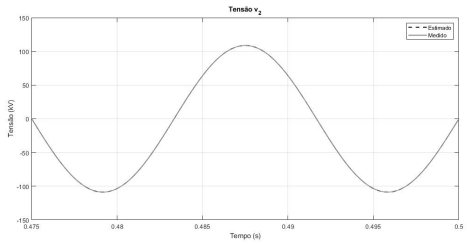
Figura 2. Medição e estimação de estado para terminal emissor: comparação para corrente i_1 (a) e (b); comparação para tensão v_1 (c) e (d).



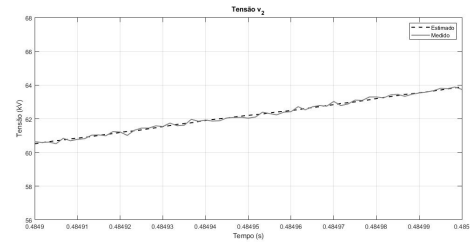
(a) Corrente i_2



(b) Escala ampliada



(c) Tensão v_2



(d) Escala ampliada

Figura 3. Medição e estimação de estado para terminal receptor: comparação para corrente i_2 (a) e (b); comparação para tensão v_2 (c) e (d).

em A. As covariâncias dos ruídos foram consideradas com base na imprecisão apresentada por dispositivos reais de medição e na precisão do modelo adotado para a condição de estado estacionário. Para o ruído de medição, foi considerada uma taxa de ruído de $0,5$ % do valor máximo de cada variável de estado. Em relação ao ruído do processo, foi adotada uma variação inicial de $0,05$ para cada variável de estado.

Os valores nominais das grandezas e dos parâmetros são próximos daqueles normalmente calculados para sistemas de transmissão reais. O terminal receptor da linha encontra-se conectado a uma carga resistiva e indutiva.

5. RESULTADOS E DISCUSSÕES

O objetivo dessa seção é analisar o desempenho do estimador ótimo. Inicialmente são analisados os sinais de corrente e tensão dos terminais emissor e receptor, tal como na Figura 2 e Figura 3, respectivamente.

Para as medições obtidas/simuladas no sistema de transmissão, utiliza-se o filtro Kalman e as equações do espaço de estados para estimar o fasor ótimo e, consequentemente, o estado ideal para os sinais no domínio do tempo. A comparação gráfica da estimação com a medição é apresentada na Figura 2 e na Figura 3 para os terminais emissor e receptor, respectivamente, onde podemos perceber a melhora na representação do sinal.

Em seguida, procedemos à avaliação do desempenho do estimador por meio da análise da matriz de covariância de erro $\Sigma(k)$ da linha de transmissão monofásica simulada. A Figura 4 mostra a evolução do traço de $\Sigma(k)$.

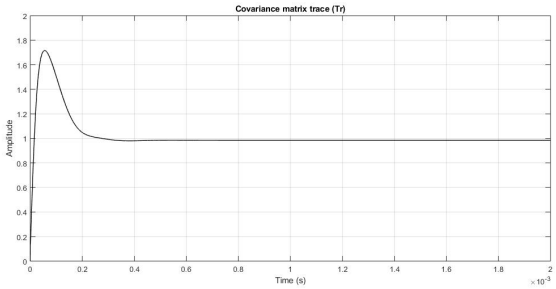


Figura 4. Matriz de covariância em função do tempo.

Pode-se observar que a estimativa atingiu um valor de regime permanente e seu valor mínimo é a unidade, ou seja, a soma de todas as covariâncias para todos os estados é mínima em relação aos seus valores de amplitude nominal.

6. CONCLUSÃO

Os resultados da estimação mostram que a abordagem do filtro Kalman baseada no modelo equivalente π, usado na representação da linha de transmissão com comprimento médio, resulta em uma estimação fasorial ideal. O modelo π usado para modelar a linha de transmissão é discretizado e, em seguida, o filtro de Kalman padrão é implementado para estimar a amplitude e as fases das tensões e correntes nos terminais emissor e receptor. A estimação dos fasores por meio do filtro de Kalman padrão mostra excelentes resultados e representa uma técnica alternativa para obtenção de fasores para PMUs e outros estudos, visto que a grande maioria dos trabalhos encontrados da literatura faz uso da transformada de Fourier. Enquanto os métodos baseados na FFT dependem da resolução espectral e do intervalo de aquisição de dados, o método proposto é caracterizado pela dinâmica conhecida dos fasores e pelas medições no domínio do tempo. O método proposto de estimação fasorial mostra-se uma alternativa à utilização em PMUs para aquisição de sinais nos terminais das linhas de transmissão do sistema, representando portanto um meio de monitoramento da rede relativamente simples.

AGRADECIMENTOS

CAPES - Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior.
CNPq - Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (Proc. 408681/2016-0).
FAPESP - Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de São Paulo (Proc. 2019/05381-9).

REFERÊNCIAS

Anderson, Brian D. e Moore, J.B. (2012). *Optimal filtering*. Courier Corporation.

Asprou, M. and Kyriakides, E. (2015). Estimation of transmission line parameters using pmu measurements. In *2015 IEEE Power & Energy Society General Meeting*, 1–5. IEEE.

Costa, E.C.M. and Kurokawa, S. (2015). Estimation of transmission line parameters using multiple methods. *IET Generation, Transmission & Distribution*, 9(16), 2617–2624.

Da Costa, E.C.M., Kurokawa, S., Shinoda, A.A., and Pissolato, J. (2013). Digital filtering of oscillations intrinsic to transmission line modeling based on lumped parameters. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 44(1), 908–915.

Darvish, H. and Wang, X. (2015). Synchronization of unbalanced three phase voltages with nonlinear estimation. In *2015 IEEE Power & Energy Society Innovative Smart Grid Technologies Conference (ISGT)*, 1–5. IEEE.

Kamwa, I., Samantaray, S., and Joos, G. (2013). Wide frequency range adaptive phasor and frequency pmu algorithms. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 5(2), 569–579.

Khalili, A., Rastegarnia, A., and Sanei, S. (2015). Robust frequency estimation in three-phase power systems using correntropy-based adaptive filter. *IET Science, Measurement & Technology*, 9(8), 928–935.

Kurokawa, S., Yamanaka, F.N., Prado, A.J., and Pissolato, J. (2009). Inclusion of the frequency effect in the lumped parameters transmission line model: State space formulation. *Electric power systems research*, 79(7), 1155–1163.

Liboni, L.H.B., da Silva, I.N., and de Oliveira, M.C. (2017a). Best modeling practices for optimal estimation of balanced and symmetric three-phase signals. In *2017 IEEE Power & Energy Society General Meeting*, 1–5. IEEE.

Liboni, L.H.B., de Oliveira, M.C., and da Silva, I.N. (2017b). On the problem of optimal estimation of balanced and symmetric three-phase signals. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 91, 155–165.

Neyestanaki, M.K. and Ranjbar, A. (2015). An adaptive pmu-based wide area backup protection scheme for power transmission lines. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 6(3), 1550–1559.

Phan, A.T., Hermann, G., and Wira, P. (2015). Kalman filtering with a new state-space model for three-phase systems: application to the identification of symmetrical components. In *2015 IEEE International Conference on Evolving and Adaptive Intelligent Systems (EAIS)*, 1–6. IEEE.

Ritzmann, D., Wright, P.S., Holderbaum, W., and Potter, B. (2016). A method for accurate transmission line impedance parameter estimation. *IEEE Transactions on instrumentation and measurement*, 65(10), 2204–2213.

Schulze, R., Schegner, P., and Zivanovic, R. (2011). Parameter identification of unsymmetrical transmission lines using fault records obtained from protective relays. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 26(2), 1265–1272.

Sobrinho, A.S.F., Flauzino, R.A., Liboni, L.H.B., and Costa, E.C.M. (2018). Proposal of a fuzzy-based pmu for detection and classification of disturbances in power distribution networks. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 94, 27–40.

Zečević, Ž., Krstajić, B., and Popović, T. (2016). Improved frequency estimation in unbalanced three-phase power system using coupled orthogonal constant modulus algorithm. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 32(4), 1809–1816.

Apêndice A. DADOS DE INICIALIZAÇÃO DO MÉTODO

Covariância do ruído de medição:

$$\Sigma_r = \begin{pmatrix} 0.34 & . & . & . \\ . & 1155 & . & . \\ . & . & 0.34 & . \\ . & . & . & 1155 \end{pmatrix}_{4x4}$$

Covariância do processo:

$$\epsilon = \begin{pmatrix} 10^{-8} & \dots & \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ . & \dots & 10^{-8} \end{pmatrix}_{8x8}$$

Média do estado inicial:

$$x_0 = [1000\ 1000\ \dots\ 1000\ 1000]^T_{8x1}$$

Covariância do erro inicial:

$$\Sigma_0 = \begin{pmatrix} 0.05 & \dots & \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ . & \dots & 0.05 \end{pmatrix}_{8x8}$$