

## Estimação da velocidade angular de geradores síncronos para o estudo da estabilidade a pequenas perturbações em *Smart Grids*

Lucas de Paula F. D. Cardoso\* Thales Pedro S. Esperança\*  
Edson Luis Geraldi Junior\*\* Tatiane Cristina C. Fernandes\*

\* Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade Federal de São Carlos, SP

\*\* Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de São Paulo, Câmpus Tupã, SP

**Abstract:** In electrical planning and operation of an interconnected network, accurate information about the dynamic behaviour of a system is essential for its effective control and reliable operation. Specifically, in small-signal stability analysis, an accurate measurement of synchronous machine dynamic states, such as its rotor speed, is very important to mitigate the detrimental effects of poorly damped electromechanical oscillations in electric power systems. With the development of *smart grids* and an environment rich in information, it becomes possible to develop new methods to monitor and estimate the behavior of this variable from remote signals and apply it in stability studies. In this context, this paper proposes a decentralized approach based on Kalman Filter to estimate the rotor speed of synchronous generators. The proposed method uses only signals that can be easily sampled by measuring equipment, such as current and voltage transformers at the high voltage side of the step-up transformer of the power plant. The results obtained in the 68-bus system show an efficiency of the technique in estimating the speed of the generator under analysis even with the presence of noise in the sampled signals.

**Resumo:** No planejamento da operação de uma rede elétrica interconectada, informações precisas sobre a dinâmica de determinados elementos do sistema são importantes para o seu controle efetivo e uma operação segura. No estudo da estabilidade a pequenas perturbações, uma medida fidedigna do comportamento dinâmico de determinadas variáveis do gerador síncrono, tal como a velocidade angular do rotor, é relevante para mitigar os efeitos negativos da presença de oscilações eletromecânicas mal amortecidas no sistema. Com o desenvolvimento das *smart grids* e de um ambiente rico em informações torna-se possível desenvolver novos métodos para monitorar e estimar o comportamento dessa variável e aplicá-la nos estudos de estabilidade. Neste contexto, este trabalho propõe uma abordagem descentralizada para estimar a velocidade angular do gerador a partir de dados locais, medidos por unidades de medição fasorial. Especificamente, a partir do Filtro de Kalman, a técnica proposta utiliza fasores de tensão e corrente medidos na barra de alta tensão da subestação que o gerador em análise está conectado para a estimação da velocidade, não sendo necessárias medidas feitas diretamente no gerador. Os resultados obtidos no sistema 68 barras mostram a eficiência da técnica em estimar a velocidade do gerador em análise mesmo com a presença de ruído nos sinais amostrados.

**Keywords:** Rotor speed estimation; Small-signal stability; Kalman filter; Measurement noise.

**Palavras-chaves:** Estimação da Velocidade Angular de Geradores Síncronos; Estabilidade a Pequenas Perturbações; Filtro de Kalman; Ruído de Medição.

### 1. INTRODUÇÃO

O recente desenvolvimento das tecnologias de informação e de comunicação tem proporcionado transformações estruturais nos sistemas elétricos de potência (SEPs), tornando possível o monitoramento e o compartilhamento de dados energéticos. Esse cenário tem proporcionado o surgimento

\* O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – Brasil (CAPES) – Código de Financiamento 001 e da Fundação de Amparo a Pesquisa do Estado de São Paulo (FAPESP) sob os processos #2020/06333-5 e #2019/08106-9.

das denominadas *smart grids*, as quais possuem *links* de comunicação entre suas centrais de controle e os seus respectivos equipamentos, fornecendo informações que podem subsidiar uma gestão apropriada dos seus recursos energéticos.

Apesar dos benefícios fornecidos pelas *smart grids*, a interação de tecnologias distintas, como fontes alternativas intermitentes e cargas a base de eletrônica de potência, tornam a operação das redes atuais cada vez mais desafiadoras. Nesse cenário, o monitoramento da rede para atendimento da demanda e gestão adequada dos recursos

energéticos é de extrema importância. Diante das informações desse monitoramento, o operador poderá antever riscos e acionar as devidas medidas de segurança, permitindo que a energia elétrica seja fornecida continuamente e sem interrupções (Babakmehr et al., 2016; Mohammadrezaee et al., 2021).

No que tange a análise de segurança dinâmica da rede a pequenas perturbações, foco de estudo desse artigo, é importante monitorar e prever o comportamento de variáveis mecânicas do gerador síncrono, como velocidade e ângulo do rotor. A partir de informações precisas dessas variáveis, é possível mitigar os problemas associados à presença de um tipo específico de oscilação: a eletromecânica. Por exemplo, em Zhang et al. (2015), é proposto o monitoramento instantâneo do comportamento dinâmico das oscilações eletromecânicas a partir das informações coletadas por medidores distribuídos ao longo das *smart transmission systems*. Nesse trabalho, a partir de técnicas de aprendizado de máquina e de séries temporais amostradas, o amortecimento do modo eletromecânico dominante é identificado.

Tradicionalmente, os problemas relacionados à estabilidade a pequenas perturbações do sistema de potência são investigados a partir de análises em modelos matemáticos de forma *offline* (Kundur et al., 2004). A partir da análise dos autovalores e autovetores associados à representação linearizada de um SEP em torno de um ponto de equilíbrio, as propriedades modais das oscilações eletromecânicas podem ser obtidas. No entanto, os modelos matemáticos estão sujeitos a incertezas e, conseqüentemente, podem não descrever o comportamento dinâmico do sistema com precisão em aplicações em tempo real, caso não sejam continuamente atualizados. Com a crescente penetração de fontes de geração intermitente (principalmente aquelas ligadas às redes de distribuição que não são adequadamente representadas em modelos dinâmicos em nível de transmissão), este é um problema que pode se tornar cada vez mais frequente.

Com o aprimoramento das tecnologias de informação, como das unidades de medição fasorial (do inglês, *Phasor Measurement Unit* - PMU), é possível monitorar e estimar estados dinâmicos importantes de uma máquina síncrona, como o ângulo do rotor e a velocidade do rotor (Ghahremani and Kamwa, 2011). Para monitorar oscilações eletromecânicas, essas variáveis podem fornecer informações relevantes para prever a estabilidade do ângulo do rotor (Zhou et al., 2015). Ademais, o sinal estimado de velocidade angular pode também, futuramente, realimentar remotamente estruturas de controle responsáveis por mitigar os efeitos das oscilações eletromecânicas, como os controladores de amortecimento centralizados (Bento et al., 2018).

Recentemente, diferentes técnicas tem sido empregadas para estimar a velocidade angular de um gerador síncrono (Tripathy et al., 2010; Jha et al., 2015; Ghahremani and Kamwa, 2016). Os resultados mais promissores são encontrados em estudos cujo objetivo principal é a estimativa de todas as variáveis dinâmicas associadas a um gerador síncrono conectado a um sistema elétrico, i. e., a estimativa de estado dinâmico do sistema de energia (DSE) (Zhao et al., 2019). Nesta área, abordagens baseadas em técnicas

de filtragem recursiva são usualmente adotadas, como as extensões do Filtro de Kalman (FK) para sistemas não lineares (Zhou et al., 2015; Zhao et al., 2019; Sarfi et al., 2019).

Por exemplo, os autores em Ghahremani and Kamwa (2011) aplicaram o Filtro de Kalman *Unscented* para estimar os estados dinâmicos de um sistema composto por uma máquina contra um barramento infinito a partir de um modelo não linear de quarta ordem. Neste método, além de dados que podem ser amostrados por PMUs, a tensão de campo e o torque mecânico são informações essenciais para o desempenho da técnica. Contudo, esses sinais não são facilmente medidos na prática. Recentemente, o mesmo grupo de pesquisa desenvolveu um método de estimação baseado no filtro de Kalman Estendido, em que esses dois sinais podem ser desconhecidos (Ghahremani and Kamwa, 2016). Nesse estudo também é avaliada a influência da incerteza paramétrica no desempenho do filtro. No entanto, esse é um estudo inicial e apenas uma instância desse erro é avaliada.

Em relação à avaliação dos resultados, em Sarfi et al. (2019) utiliza-se o erro quadrático médio para quantificar a eficácia do Filtro de Kalman *Unscented* e *Ensemble* em estimar as variáveis de estado. Nesse contexto, obteve-se uma métrica da ordem de grandeza de  $10^{-5}$  quando é adicionado no sistema um ruído Bimodal com variâncias de  $10^{-4}$  e  $10^{-3}$  nos sinais medidos pelas PMUs.

No âmbito do estudo da estabilidade a pequenas perturbações, em Fernandes (2017), a velocidade angular do gerador síncrono é estimada a partir dos fasores de tensão e correntes medidos na barra terminal. Nesse trabalho, aplica-se uma variação do Filtro de Kalman, o Filtro de Kalman *Unscented* e o modelo linearizado do sistema teste para realizar essa estimação. Apesar de resultados promissores, não se avalia nas simulações realizadas o impacto da presença do ruído nos sinais medidos, ou seja, nenhuma restrição à qualidade dos sinais amostrados é imposta. Além disso, os autores também não investigam a possibilidade do uso de uma outra técnica de filtragem, uma vez que o modelo linearizado é empregado.

Neste contexto, este trabalho propõe desenvolver uma estrutura descentralizada que estime a velocidade angular do rotor de um gerador síncrono a partir de dados que possam ser medidos por PMUs presentes localmente nas subestações de uma *smart grid*. Com esse intuito, o FK é implementado considerando os sinais de tensão e corrente medidos no lado de alta tensão da barra terminal em que o gerador em análise está conectado. Avalia-se a capacidade de estimação do filtro quando taxas de amostragens e níveis distintos de ruído são aplicados aos sinais medidos, permitindo investigar o comportamento da técnica com características mais próximas das identificadas na prática.

O artigo está organizado da seguinte forma: o modelo matemático adotado no estudo a pequenas perturbações é apresentado na seção 2. Na seção 3, o método proposto é descrito. O sistema teste e os resultados obtidos são apresentados na seção 4. Por fim, as conclusões são detalhadas na seção 5.

## 2. MODELO LINEARIZADO UTILIZADO PELO FK

O comportamento dinâmico do SEP pode ser expresso por um conjunto de equações algébrico-diferenciais não lineares com o seguinte formato (Kundur, 1994; Khalil, 1996):

$$\dot{x} = f(x, u, z), \quad (1)$$

$$0 = h(x, u, z), \quad (2)$$

$$y = g(x, u, z), \quad (3)$$

em que  $x \in R^n$  são as variáveis de estado do sistema,  $u \in R^p$  são as variáveis de entrada,  $y \in R^q$  são as saídas do sistema e  $z \in R^m$  são variáveis algébricas.

Quando se analisa a resposta dinâmica de um SEP a uma pequena perturbação, é possível linearizar esse conjunto de equações algébrico-diferenciais (1)-(3) em torno de um ponto de operação a partir da expansão em Série de Taylor.

$$\begin{bmatrix} \Delta \dot{x} \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} J_1 & J_2 \\ J_3 & J_4 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \Delta x \\ \Delta z \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} B_1 \\ B_2 \end{bmatrix} \Delta u \quad (4)$$

$$\Delta y = [C_1 \ C_2] \begin{bmatrix} \Delta x \\ \Delta z \end{bmatrix} + D_1 \Delta u \quad (5)$$

em que os termos  $J_1(n \times n)$  e  $J_2(n \times m)$  referem-se, respectivamente, às derivadas parciais da função  $f$  com relação a  $x$  e  $z$ . As matrizes  $J_3(m \times n)$  e  $J_4(m \times m)$  referem-se, respectivamente, às derivadas parciais da função  $h$  com relação a  $x$  e  $z$ . Esse conjunto de matrizes resultantes compõe a matriz de estados aumentada do sistema. Já as matrizes  $B_1(n \times p)$  e  $B_2(m \times p)$  referem-se, respectivamente, às derivadas parciais das funções  $f$  e  $h$  com relação a  $u$ .  $C_1(q \times n)$  e  $C_2(q \times m)$  referem-se, respectivamente, às derivadas parciais das funções  $g$  e  $h$  com relação a  $x$ . Ademais,  $D_1(q \times p)$  refere-se à derivada parcial da função  $g$  com relação a  $u$ . Todas as derivadas parciais são analisadas em torno do ponto de equilíbrio  $\alpha_e = (x_e, u_e, z_e)$ . O símbolo  $\Delta$  mostra que o modelo descreve uma variação entre as variáveis em análise e esse ponto de equilíbrio.

O modelo linearizado resultante descrito por (4)-(5) é capaz de fornecer uma representação adequada do comportamento dinâmico do sistema desde que seja uma análise na vizinhança do ponto de equilíbrio em que essa linearização foi realizada, ou seja, que o sistema esteja sujeito a uma pequena perturbação.

Outra característica importante desse modelo composto pelas variáveis algébricas explícitas é a esparsidade de suas matrizes, resultando em um modelo com um alto grau de desacoplamento entre suas variáveis (quando comparado ao modelo reduzido). Essa característica torna-se vantajosa para obtenção do modelo matemático necessário para aplicação do FK, uma vez que apenas as equações relacionadas ao gerador de interesse e de sua interface com o sistema teste são essenciais para implementação descentralizada aplicada nesse trabalho.

Considerando que o gerador em análise seja representado por  $x_{maq} \in R^{n_{maq}}$  variáveis de estado,  $z_{maq} \in R^{m_{maq}}$  variáveis algébricas e  $y_{maq} \in R^{q_{maq}}$  variáveis de saída, as suas equações podem ser extraídas de (4)-(5), levando a um modelo isolado descrito por:

$$\begin{bmatrix} \Delta \dot{x}_{maq} \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} J_{1maq} & J_{2maq} \\ J_{3maq} & J_{4maq} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \Delta x_{maq} \\ \Delta z_{maq} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} B_{1maq} \\ B_{2maq} \end{bmatrix} \Delta u_{maq} \quad (6)$$

$$\Delta y_{maq} = [C_{1maq} \ C_{2maq}] \begin{bmatrix} \Delta x_{maq} \\ \Delta z_{maq} \end{bmatrix} + D_{1maq} \Delta u_{maq} \quad (7)$$

em que as matrizes  $J_{1maq}$ ,  $J_{2maq}$ ,  $J_{3maq}$ ,  $J_{4maq}$ ,  $B_{1maq}$  e  $B_{2maq}$  contém apenas as equações referentes ao gerador em análise extraídas, respectivamente, de  $J_1$ ,  $J_2$ ,  $J_3$ ,  $J_4$ ,  $B_1$  e  $B_2$ . O mesmo procedimento é válido para as equações de saída.

Com relação ao vetor de variáveis de entrada,  $\Delta u_{maq}$ , este é composto pelas componentes real ( $V_{br}$ ) e imaginária ( $V_{img}$ ) da tensão na barra de alta de tensão da subestação que conecta o gerador em análise a *smart grid*. Aplicando um procedimento semelhante ao desenvolvido em Esperança et al. (2020), essas variáveis ( $V_{br}, V_{img}$ ) podem ser obtidas a partir das medidas de fasor de tensão (magnitude da tensão e do ângulo,  $V_j$  e  $\theta_j$ ) na barra de alta tensão ao lado do gerador, permitindo extrair as equações de interesse do modelo completo por meio de sinais amostrados. Portanto, o método aplicado não fica limitado à obtenção de medidas na barra terminal do gerador de média tensão, conforme ilustrado na Figura 1.

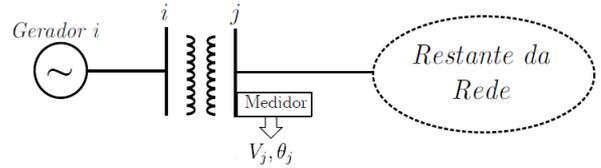


Figura 1. Identificação da barra de alta tensão, onde as medidas são realizadas.

Eliminando as equações algébricas  $\Delta z_{maq}$  do conjunto de equações apresentado em (6)-(7), esse modelo pode ser descrito da seguinte forma:

$$\Delta \dot{x}_{maq} = A \Delta x_{maq} + B \Delta u_{maq} \quad (8)$$

$$\Delta y_{maq} = C \Delta x_{maq} + D \Delta u_{maq} \quad (9)$$

em que  $A = J_{1maq} - J_{2maq} J_{4maq}^{-1} J_{3maq}$  corresponde à matriz de estados,  $B = B_{1maq} - J_{2maq} J_{4maq}^{-1} B_{2maq}$  é a matriz de controle, já  $C = C_{1maq} - C_{2maq} J_{4maq}^{-1} J_{3maq}$  é a matriz de saída e  $D = D_{1maq} - C_{2maq} J_{4maq}^{-1} B_{2maq}$  representa a matriz de transmissão direta. Esse modelo linearizado resultante com apenas as equações de interesse é utilizado pelo FK para realizar a estimação da variável de interesse, nas etapas de predição e correção.

## 3. ABORDAGEM PROPOSTA PARA ESTIMAÇÃO DA VELOCIDADE ANGULAR

A abordagem proposta utiliza uma estrutura descentralizada, o que permite a aplicação do método em um gerador em análise em uma *smart grid* apenas com informações locais, realizadas diretamente na barra de geração. Portanto, o método pode ser aplicado independente do tamanho da

rede interconectada em análise, fornecendo subsídios para o monitoramento da estabilidade da rede ao operador em um curto intervalo de tempo.

Para simulação da *smart grid*, os programas do Centro de Pesquisa em Engenharia Elétrica (CEPEL), amplamente empregado no setor eletroenergético brasileiro, foram utilizados. O ponto de equilíbrio do sistema em estudo é definido pelo programa ANAREDE. O ANATEM é responsável por simular o comportamento dinâmico do sistema em estudo, fornecendo assim a resposta não linear no domínio do tempo a uma perturbação. Os eventos registrados nesse programa são tomados como a resposta do sistema real neste trabalho. Já o cálculo do modelo linearizado é fornecido pelo PacDyn.

A partir do modelo linear que descreve o gerador em estudo e dos sinais registrados pelo sistema real, o sinal do desvio da velocidade angular é estimado pelo FK. Nessa abordagem, os dados fornecidos pelo pacote CEPEL são implementados para ajustar os parâmetros do filtro. Em síntese, o filtro foi implementado no *software* MATLAB.

O diagrama esquemático da abordagem desenvolvida é exibida na Figura 2 e as suas etapas são descritas nas subseções seguintes.

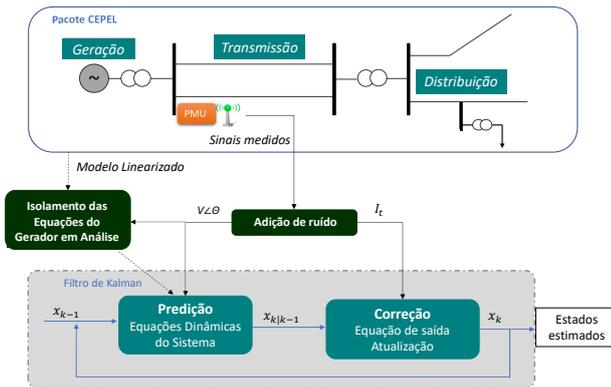


Figura 2. Diagrama esquemático das principais etapas do método proposto.

### 3.1 Aquisição da resposta temporal

Para aplicação do método proposto, é necessário que a resposta transitória do gerador em análise à uma pequena perturbação seja registrada. Os dados podem ser amostrados por um equipamento de medição como uma PMU ou um registrador de distúrbio na barra de geração.

Com intuito de que os dados fornecidos pelas simulações não lineares no ANATEM sejam obtidos próximos de condições reais, uma taxa de amostragem compatível com a de uma PMU é aplicada. Inicialmente, as PMUs comerciais operavam com uma taxa de amostragem de uma amostra por ciclo (ou seja, 16,67 ms para um sistema operando em 60 Hz) e, portanto, esse é o valor de referência adotado nesse trabalho. No entanto, PMUs mais atuais conseguem atingir valores superiores a 12 amostras por ciclo (Phadke and BI, 2018).

Supondo que o objetivo seja estimar a velocidade do gerador conectado na *i*-ésima barra da Figura 1, as medidas

da magnitude e ângulo da tensão na *j*-ésima barra mensurada no sistema real devem ser registradas para a solução do modelo de estimação. Já o sinal da corrente entre as barras *i* e *j* é tomado como saída e a discrepância entre o sinal mensurado e o fornecido pelo modelo linear será minimizado pelo FK dentro da estrutura desenvolvida.

### 3.2 Filtro de Kalman

Após desenvolver o modelo linear isolado, é necessário discretizá-lo para aplicar o FK. Assim, utilizou-se o método de Euler para realizar a integração numérica e o seguinte modelo do Filtro de Kalman foi obtido (Simon, 2001):

$$\Delta x_{maqk} = F\Delta x_{maqk-1} + G\Delta u_{maqk-1} + w_{k-1} \quad (10)$$

$$\Delta y_{maqk} = H\Delta x_{maqk} + D\Delta u_{maqk} + v_k \quad (11)$$

em que  $F = (I - A\Delta t)$ ,  $G = B\Delta t$  e  $H = C$ , sendo  $I$  a matriz identidade.  $\Delta t$  corresponde ao passo da integração numérica e o subíndice  $k$  indica que a variável é avaliada no  $k$ -ésimo instante de tempo. Já o termo  $w_{k-1}$  corresponde ao vetor de ruído do processo com média zero e  $v_k$  refere-se ao ruído de medida com média zero.

Após a obtenção do modelo em sua forma discreta e do conjunto de sinais medidos, o FK é aplicado por meio de uma abordagem recursiva envolvendo duas principais etapas, predição e correção:

**Predição:** Nesta primeira etapa, o vetor de estados  $\hat{x}_{maqk|k-1}$  é predito para o instante  $t_k$  a partir do vetor de entrada no instante  $t_{k-1}$  e do modelo em espaço de estados (12); a matriz de covariância  $P_{k|k-1}$  também é calculada:

$$\Delta x_{\hat{maqk}|k-1} = F\Delta \hat{x}_{maqk-1} + G\Delta u_{maqk-1} \quad (12)$$

$$P_{k|k-1} = FP_{k-1}F^T + Q \quad (13)$$

em que a matriz  $Q$  é a matriz de covariância associada  $w_k$ , descrita por  $Q = E(w_k w_k^T)$ . O operador  $E()$  refere-se ao valor esperado.

**Correção:** Nesta segunda etapa, em (14) determina-se o ganho de Kalman, matriz  $K$ , de forma a minimizar a covariância de erro, em seguida, corrige-se as variáveis de estado (15). Já em (16) atualiza-se a matriz  $P$  e por fim são obtidas as variáveis de saída do filtro (17):

$$K_k = P_{k|k-1}H^T(HP_{k|k-1}H^T + R)^{-1} \quad (14)$$

$$\Delta \hat{x}_{maqk} = \Delta \hat{x}_{maqk|k-1} + K_k(\Delta y_k - H\Delta \hat{x}_{k|k-1}) \quad (15)$$

$$P_k = (I - K_k H)P_{k|k-1} \quad (16)$$

$$\Delta \hat{y}_{maqk} = H\Delta \hat{x}_{maqk} + D\Delta u_{maqk} \quad (17)$$

em que  $\Delta y_k$  são os valores medidos no sistema real (desvios dos respectivos sinais medidos com relação ao valor de equilíbrio) e  $\Delta \hat{y}_{maqk}$  são as variáveis de saída estimada pelo filtro de Kalman. Já  $R = E(v_k v_k^T)$  refere-se a matriz de covariância associada a ruído de medida  $v_k$ .

Após essas atualizações, o processo se repete para todos os pontos da janela de amostragem, tomando como ponto de partida as novas estimativas das variáveis de estado e da matriz covariância. Essa natureza recursiva é uma das características marcantes do FK.

É importante ressaltar que para aplicar o FK é necessário ajustar as matrizes  $Q$ ,  $R$  e a matriz de covariância inicial associada ao vetor de estados,  $P_0$ .

### 3.3 Adição de ruído aos sinais simulados

Com o intuito de verificar a influência da presença do ruído na janela de dados amostrados por PMUs no sistema teste, adicionou-se um ruído gaussiano aos dados amostrados no ANATEM.

Nesse sentido, adiciona-se um ruído de medição ao favor de tensão e corrente, verificando-se o impacto da relação sinal-ruído (em inglês *Signal to Noise Ratio* - SNR) na acurácia da estimativa. De acordo com a literatura correlata (Brown et al., 2016), um SNR de 45 dB é uma aproximação adequada para representar o nível de ruído presente em uma medição fornecida por uma PMU.

### 3.4 Avaliação dos resultados

Para quantificar a eficácia da abordagem desenvolvida, calcula-se o erro quadrático médio (em inglês *Mean Squared Error* - MSE) e o erro absoluto médio (em inglês *Mean Absolute Error* - MAE) de modo a avaliar a proximidade entre a curva estimada pelo modelo com a curva mensurada no sistema real após um evento.

O MSE é descrito pela soma da diferença entre o valor estimado pelo modelo ( $x_k$ ) e o valor real ( $x_{anatem}$ ) elevado ao quadrado, para todos os pontos da janela de amostragem. Essa diferença é ponderada pelo número total de amostras da janela em análise,  $N_{janela}$ , conforme a equação abaixo:

$$MSE = \frac{1}{N_{janela}} \sum_{i=1}^{N_{janela}} (x_{k,i} - x_{anatem,i})^2 \quad (18)$$

Já o MAE é a média da diferença absoluta entre o valor estimado e o valor real, conforme a equação abaixo:

$$MAE = \frac{1}{N_{janela}} \sum_{i=1}^{N_{janela}} |x_{k,i} - x_{anatem,i}| \quad (19)$$

## 4. TESTES E RESULTADOS

Para verificar a eficácia da estrutura, investiga-se o comportamento da técnica quando: (i) a estimação da velocidade é realizada sem nenhuma imposição a qualidade do sinal medido, (ii) taxas de amostragens distintas de registro dos sinais mensurados são avaliados e (iii) níveis diferentes de ruído de medição são adicionados aos sinais amostrados. Os resultados são apresentados nas subseções a seguir após a apresentação do sistema teste.

### 4.1 Sistema Teste

O sistema teste adotado para demonstrar a eficácia do método é IEEE 68 barras, exibido na Figura 3. Esse sistema é composto por 16 geradores síncronos, os quais são representados por um modelo de 6<sup>ª</sup> ordem. Os geradores 1 a 12 são equipados com reguladores de tensão e estabilizadores de potência. Os parâmetros desse sistema e dos seus respectivos controladores são descritos em (Canizares et al., 2017).

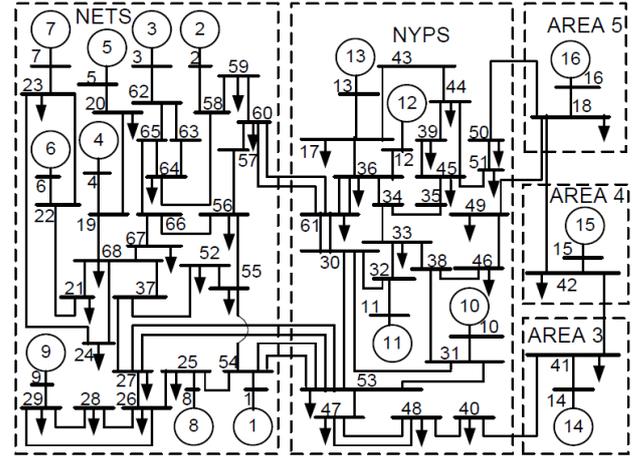


Figura 3. Sistema 68 barras. Fonte: (Canizares et al., 2017)

No caso base, o sistema é composto por três modos eletromecânicos interáreas, representados na Tabela 1. O modo 1 é que apresenta o menor fator de amortecimento ( $\zeta = 3,38\%$ ), caracterizando as oscilações entre o gerador da área 5 contra os geradores das áreas 4 e 3.

Devido ao menor fator de amortecimento do modo 1 e, portanto, ser o mais crítico na análise da segurança dinâmica, aplica-se uma pequena perturbação na rede para estimular o seu comportamento. Como a tensão de referência do regulador de tensão associada ao gerador 9 é que apresenta o maior fator de controlabilidade com relação a esse modo, nos resultados apresentados em sequência, um degrau com amplitude de 0.05 p.u. durante 100 ms é aplicado no gerador conectado na barra 9 para estimular o comportamento transitório da rede.

Tabela 1. Modos eletromecânicos do sistema teste.

Modo	$\sigma + j\omega$	Frequência(Hz)	Amortecimento(%)
1	-0,16 ±j4,89	0,77	3,38
2	-0,11 ±j3,26	0,51	3,62
3	-0,35 ±j3,71	0,59	9,62

Considerando que o objetivo seja estimar o desvio da velocidade angular do rotor do gerador 16, pois o modo 1 tem um alto fator de participação nas variáveis eletromecânicas dessa máquina. As medidas da magnitude  $V_{18}$  e ângulo  $\theta_{18}$  da tensão na barra 18 são registradas para que as equações de interesse sejam isoladas. O modelo matemático resultante é composto por 6 variáveis de estados, 2 variáveis de entrada e 1 variável de saída, as quais são definidas abaixo:

$$\begin{aligned} \Delta x_{maq} &= [\Delta E''_q, \Delta E''_d, \Delta E'_q, \Delta E'_d, \Delta \omega, \Delta \delta]^T \\ \Delta u_{maq} &= [\Delta V_{br18}, \Delta V_{img18}]^T \\ \Delta y_{maq} &= [\Delta i_{16-18}] \end{aligned}$$

em que  $\Delta E'_d$  e  $\Delta E'_q$  são, respectivamente: o desvio da tensão transitória da máquina projetada no eixo direto  $d$  e no eixo quadratura  $q$ . Já  $\Delta E''_d$  e  $\Delta E''_q$  são, respectivamente: o desvio da tensão subtransitória da máquina projetada no eixo  $d$  e no eixo  $q$ . O termo  $\Delta \delta$  corresponde ao desvio da posição angular do rotor em relação a referência síncrona e o termo  $\Delta \omega$  é o desvio da velocidade angular da máquina. Além disso,  $\Delta V_{br18}$  e  $\Delta V_{img18}$  são, respectivamente: a

parte real e a parte imaginária do desvio da tensão na referência da rede na barra 18. Por fim,  $\Delta i_{16-18}$  é o desvio do módulo da corrente na linha 16 e 18.

#### 4.2 Estimação da Velocidade Angular pelo FK

Para exemplificar o funcionamento da estrutura desenvolvida, em uma situação que não há restrição na qualidade dos sinais medidos, a variância dos elementos da diagonal da matriz  $Q$ ,  $\sigma_Q^2$  é ajustada em 1, resultando na matriz identidade. O mesmo é realizado para a matriz  $P_0$ , também sendo inicializada como uma matriz identidade de dimensão 6. O escalar  $R$  (apenas uma saída) é ajustado com valor unitário  $\sigma_R^2 = 1$ .

A partir de  $\Delta V_{18}$  e  $\Delta \theta_{18}$  fornecidos pelo ANATEM, o vetor de entrada  $u_{maq} = [\Delta V_{br18}, \Delta V_{img18}]$ , para solução do modelo isolado, é calculado por meio das equações descritas em Esperança et al. (2020). O sinal de saída medido  $\Delta y_k = \Delta i_{16-18}$  adotado pelo filtro para minimização do erro na etapa de correção é também fornecido pelo programa. Todos os sinais são mensurados com uma taxa de amostragem de 1 ms.

Na Figura 4 é exibida a comparação das respostas do desvio da velocidade angular do gerador 16 estimada pelo Filtro (cor azul) com a fornecida pelo ANATEM (cor laranja). A diferença entre as curvas é de apenas  $MSE_\omega = 1,3023 \cdot 10^{-16}$  e  $MAE_\omega = 9,4475 \cdot 10^{-9}$ , evidenciando a proximidade entre as curvas. No entanto, é importante destacar a ordem de grandeza da variação do sinal de velocidade, de  $10^{-5}$ , para que uma comparação adequada seja estabelecida.

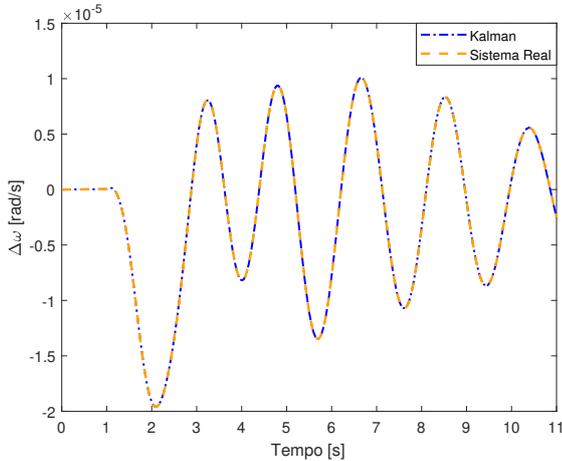


Figura 4. Comparação da resposta do desvio da velocidade angular do gerador 16 pelo FK em relação a fornecida pelo modelo não linear (ANATEM).

#### 4.3 Avaliação da taxa de amostragem utilizada no registro dos fasores

Avalia-se a resposta do modelo de estimação para três taxas de amostragens distintas ( $\Delta T_s$ ), a saber: 16,67 ms, 12,50 ms e 10,00 ms. O objetivo é identificar a dificuldade imposta ao FK, quando o modelo utilizado na etapa de predição é integrado numericamente com as amostras sendo registradas em um maior intervalo de tempo.

A Figura 5 exibe o desvio da velocidade angular do gerador 16 estimada pelo FK quando essas três taxas de amostragem são consideradas. O valor do MSE e MAE resultante em cada caso é descrito na Tabela 2. O mesmo ajuste utilizado anteriormente (4.2) para as matrizes de covariância:  $P_0$ ,  $Q$  e  $R$  é adotado nesse conjunto de resultados.

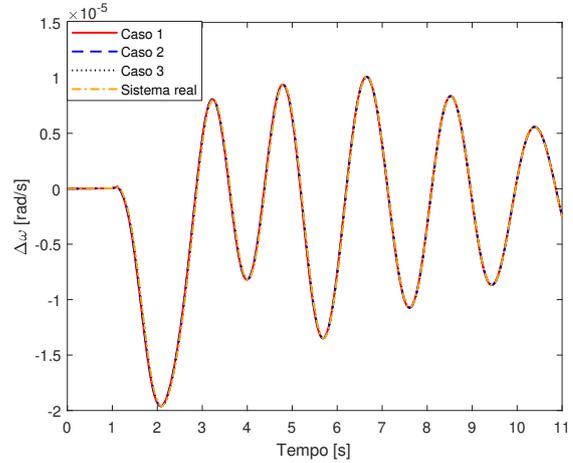


Figura 5. Comparação das respostas do desvio da velocidade angular do gerador 16 estimadas pelo FK para cada taxa de amostragem.

Tabela 2. Casos testados para diferentes taxa de amostragem.

Casos	$\Delta T_s$ (ms)	$MSE_\omega$	$MAE_\omega$
Caso 1	16,67	$3,0955 \cdot 10^{-14}$	$1,4789 \cdot 10^{-7}$
Caso 2	12,5	$1,7412 \cdot 10^{-14}$	$1,2096 \cdot 10^{-7}$
Caso 3	10	$1,2092 \cdot 10^{-14}$	$1,1482 \cdot 10^{-7}$

Note que a discrepância entre a curva do modelo não linear (sistema real) e a curva obtida pelo FK não é significativa, mesmo quando a taxa compatível com a de uma PMU comercial é aplicada (caso 1), conforme exibido na Figura 5. Apesar do MSE e MAE terem sido maior para o caso 1, estes permanecem pequenos, atingindo a ordem de grandeza de apenas  $10^{-14}$  e  $10^{-7}$ , respectivamente.

#### 4.4 Avaliação da adição do ruído de medição

Outra forma de verificar a eficiência da estrutura desenvolvida é submetê-la aos sinais com adição de ruído de medição. Com esse intuito, adiciona-se o ruído gaussiano nas variáveis  $\Delta i_{16-18}$ ,  $\Delta V_{br18}$  e  $\Delta V_{img18}$ , com os seguinte valores de SNR: 55, 45, 35 e 25 dB. A taxa de amostragem compatível com a de uma PMU comercial, de 16,67 ms é utilizada para registro das amostradas (ou seja, o pior cenário identificado na subseção 4.3 é avaliado).

Os valores do desvio padrão inserido em cada variável, assim como o valor do SNR implementado são exibidos na Tabela 3. A diferença do nível de ruído nos sinais de entrada para cada caso avaliado podem ser observado na Figura 6. Note que há aumento significativo na amplitude do ruído quando uma relação sinal-ruído abaixo da recomendada na literatura (SNR de 45 dB), é adicionado na parte real da tensão medida na barra 18,  $V_{br18}$ .

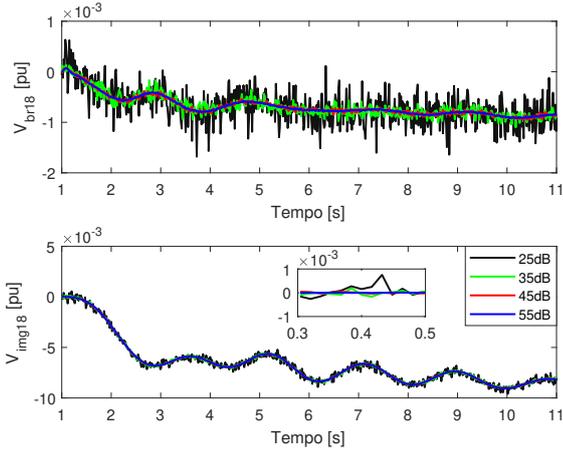


Figura 6. Comparação da respostas do desvio dos sinais de entrada para cada nível de ruído avaliado.

Tabela 3. Valor do desvio padrão para os fasores de corrente e tensão

SNR	$\sigma_{\Delta V_{br18}}$	$\sigma_{\Delta V_{img18}}$	$\sigma_{\Delta i_{16}}$
55 dB	$7,9 \cdot 10^{-6}$	$8,8 \cdot 10^{-6}$	$3,9 \cdot 10^{-5}$
45 dB	$2,6 \cdot 10^{-5}$	$2,6 \cdot 10^{-5}$	$1,2 \cdot 10^{-4}$
35 dB	$8,1 \cdot 10^{-5}$	$7,8 \cdot 10^{-5}$	$3,9 \cdot 10^{-4}$
25 dB	$2,5 \cdot 10^{-4}$	$2,7 \cdot 10^{-4}$	$1,3 \cdot 10^{-3}$

Diferente dos conjunto de resultados anteriores apresentados, avalia-se o desvio padrão do ruído inserido nos sinais mensurados para sintonia dos elementos da matriz  $Q$  e de  $R$ . Dado que a matriz  $Q$  é descrita por:

$$Q = \begin{bmatrix} \sigma_{\Delta E_q}^2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_{\Delta E_d}^2 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{\Delta E_q}^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \sigma_{\Delta E_d}^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \sigma_{\Delta \omega}^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \sigma_{\Delta \delta}^2 \end{bmatrix},$$

a variância dos seus respectivos elementos da diagonal  $\sigma_{\Delta x_{maq}}^2$  pode ser calculada por uma ponderação entre a matriz de entrada ( $B$ ) e o desvio padrão associado ao vetor de entrada ( $\sigma_{\Delta u_{maq}}$ ), uma vez que o ruído presente no sinal de entrada afeta diretamente vetor de estados  $\Delta x_{maq}$  do modelo isolado. Portanto, o desvio padrão  $\sigma$  de cada elemento da diagonal de  $Q$  é calculado por (Simon, 2001):

$$\Delta \sigma_{\Delta x_{maq}} = [B] \sigma_{\Delta u_{maq}}. \quad (20)$$

O valor de  $R = \sigma_{i_{16-18}}^2$  é determinado pelo valor de  $\sigma_{i_{16-18}}$ , estimado no processo de implementação do ruído na corrente que circula entre as barras 16 e 18 (Tabela 3). Já a matriz  $P_0$  foi inicializada como identidade.

Considerando uma única instância do ruído, a estimação do FK para cada valor de SNR avaliado é exibida na Figura 7. Já a diferença entre o desvio da velocidade angular estimada e o valor de referência é exibido na Tabela 4. O cômputo do MSE e MAE é realizado sem a adição do ruído na velocidade angular fornecida pelo sistema real (valor de referência). Note que em um cenário

crítico, com um SNR de apenas 25 dB, há uma pequena alteração no formato resposta da velocidade estimada pelo FK, resultando em um  $MSE_{\omega}$  de  $1,6119 \cdot 10^{-12}$  e um  $MAE_{\omega}$  de  $1,0376 \cdot 10^{-6}$ . No entanto, mesmo com esse aumento da discrepância entre as curvas, ainda é possível verificar, sem perda de precisão significativa, o comportamento oscilatório predominante que caracteriza a resposta da velocidade do gerador em análise.

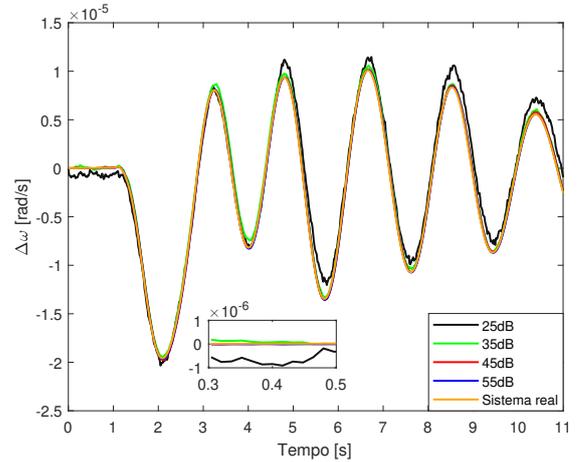


Figura 7. Comparação da resposta do desvio da velocidade angular do gerador 16 para uma única instância do ruído de medição em cada nível de SNR.

Tabela 4. MSE obtido para os diferentes níveis de ruídos simulados.

SNR	$MSE_{\omega}$	$MAE_{\omega}$
55 dB	$4,3822 \cdot 10^{-14}$	$1,5446 \cdot 10^{-7}$
45 dB	$3,9574 \cdot 10^{-14}$	$1,6249 \cdot 10^{-7}$
35 dB	$1,7991 \cdot 10^{-13}$	$2,8508 \cdot 10^{-7}$
25 dB	$1,6119 \cdot 10^{-12}$	$1,0376 \cdot 10^{-6}$

Para uma análise estatística, 100 simulações são realizadas em cada nível de ruído avaliado, com aplicação do FK em cada instância do ruído adicionado. O valor médio do MSE e MAE resultante para o sinal de velocidade estimado pelo FK são apresentados na Tabela 5.

Para o valor de SNR = 45 dB, ou seja, próximo ao observado em um equipamento de medição comercial, o valor médio de  $MSE_{\omega}$  e  $MAE_{\omega}$  permanecem na ordem de grandeza de  $10^{-14}$  e  $10^{-7}$ , respectivamente. No entanto, mesmo em uma condição extrema (25 dB), a estimativa fornecida pelo FK apresenta um MSE e MAE na ordem de grandeza de  $10^{-12}$  e  $10^{-6}$  respectivamente, permitindo identificar as propriedades modais da oscilação dominante na resposta do sistema sem perda de precisão.

Tabela 5. Dados estatísticos de 100 instâncias dos MSEs obtidos para os diferentes níveis de ruídos simulados.

SNR	Média do $MSE_{\omega}$	Média do $MAE_{\omega}$
55 dB	$3,4019 \cdot 10^{-14}$	$1,5609 \cdot 10^{-7}$
45 dB	$4,8513 \cdot 10^{-14}$	$1,7701 \cdot 10^{-7}$
35 dB	$1,7459 \cdot 10^{-13}$	$3,4628 \cdot 10^{-7}$
25 dB	$1,7582 \cdot 10^{-12}$	$1,0635 \cdot 10^{-6}$

## 5. CONCLUSÃO

Neste trabalho, foi proposto um método para estimar de forma eficaz o desvio da velocidade angular do gerador síncrono a partir de sincrofasores mensurados na barra de geração (lado de alta tensão) por PMUs presentes em uma *Smart Grid*. A abordagem descentralizada proposta baseia-se no FK e em sinais que podem ser facilmente medidos (fasores de tensão e corrente), permitindo ao operador obter a estimativa da velocidade angular do gerador em análise para a avaliação da estabilidade angular a pequenas perturbações, sem a necessidade de desconexão da máquina ou realizar uma medição direta.

Os resultados obtidos no sistema 68 barras mostram que o método proposto é eficiente para estimar o desvio da velocidade angular do gerador síncrono de interesse, atingindo um baixo valor de  $MSE_{\omega}$  e  $MAE_{\omega}$ , na ordem de  $10^{-14}$  e  $10^{-7}$ , respectivamente. As simulações realizadas evidenciam que a estrutura proposta é eficaz em estimar a variável dinâmica de interesse, mesmo quando os sinais medidos estão sujeitos a ruído de medição elevada.

Para a obtenção de novas conclusões, ainda se faz necessário pesquisar e testar ferramentas de ajuste das matrizes de covariância do FK. Por fim, devido a característica não linear dos SEPs, também é adequado implementar outro mecanismo de filtragem, o Filtro de Kalman *Unscented*, para que os resultados obtidos com os dois filtros sejam comparados.

## REFERÊNCIAS

- Babakmehr, M., Simões, M.G., Wakin, M.B., and Harirchi, F. (2016). Compressive sensing-based topology identification for smart grids. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 12(2), 532–543.
- Bento, M.E.C., Dotta, D., Kuiava, R., and Ramos, R.A. (2018). A procedure to design fault-tolerant wide-area damping controllers. *IEEE Access*, 6, 23383–23405. doi:10.1109/ACCESS.2018.2828609.
- Brown, M., Biswal, M., Brahma, S., Ranade, S.J., and Cao, H. (2016). Characterizing and quantifying noise in pmu data. In *2016 IEEE Power and Energy Society General Meeting (PESGM)*, 1–5. IEEE.
- Canizares, C., Fernandes, T., Geraldi, E., Gerin-Lajoie, L., Gibbard, M., Chair), I.H.T.P., Kersulis, J., Kuiava, R., Lima, L., DeMarco, F., Martins, N., Pal, B.C., Piardi, A., Chair), R.R.T., dos Santos, J., Silva, D., Singh, A.K., Tamimi, B., and Vowles, D. (2017). Benchmark models for the analysis and control of small-signal oscillatory dynamics in power systems. *IEEE Transactions on Power Systems*, 32(1), 715–722. doi:10.1109/TPWRS.2016.2561263.
- Esperança, T.P.S., da Cunha, G.L., Morais, M.A.C., and Fernandes, T.C.C. (2020). Método prático para a estimação da velocidade angular de geradores síncronos a partir da sintonia dos coeficientes da equação swing. In *Congresso Brasileiro de Automática-CBA*, volume 2.
- Fernandes, T.C.d.C. (2017). *Estimação de velocidade angular de geradores síncronos para estudo da estabilidade a pequenas perturbações em sistemas de potência*. Ph.D. thesis, Universidade de São Paulo.
- Ghahremani, E. and Kamwa, I. (2011). Online state estimation of a synchronous generator using unscented kalman filter from phasor measurements units. 26(4), 1099–1108. doi:10.1109/TEC.2011.2168225.
- Ghahremani, E. and Kamwa, I. (2016). Local and wide-area PMU-based decentralized dynamic state estimation in multi-machine power systems. 31(1), 547–562. doi:10.1109/TPWRS.2015.2400633.
- Jha, M., Chakrabarti, S., and Kyriakides, E. (2015). Estimation of the rotor angle of a synchronous generator by using PMU measurements. In *PowerTech, 2015 IEEE Eindhoven*, 1–6. IEEE, Eindhoven. doi:10.1109/PTC.2015.7232347.
- Khalil, H.K. (1996). *Nonlinear Systems*. Prentice-Hall, Estados Unidos da America.
- Kundur, P. (1994). *Power System Stability and Control*. McGraw-Hill, New York, NY.
- Kundur, P., Paserba, J., Ajarapu, V., Andersson, G., Bose, A., Canizares, C., Hatziargyriou, N., Hill, D., Stankovic, A., Taylor, C., Van Cutsem, T., and Vittal, V. (2004). Definition and classification of power system stability IEEE/CIGRE joint task force on stability terms and definitions. 19(3), 1387 – 1401. doi:10.1109/TPWRS.2004.825981.
- Mohammadrezaee, R., Ghaisari, J., Yousefi, G., and Kamali, M. (2021). Dynamic state estimation of smart distribution grids using compressed measurements. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 12(5), 4535–4542. doi:10.1109/TSG.2021.3071514.
- Phadke, A.G. and BI, T. (2018). Phasor measurement units, WAMS, and their applications in protection and control of power systems. 6(4), 619–629. doi:10.1007/s40565-018-0423-3.
- Sarfi, V., Ghasemkhani, A., Niazazari, I., Livani, H., and Yang, L. (2019). Decentralized dynamic state estimation with bimodal gaussian mixture measurement noise. In *2019 North American Power Symposium (NAPS)*, 1–5. doi:10.1109/NAPS46351.2019.9000291.
- Simon, D. (2001). Kalman filtering. *Embedded systems programming*, 14(6), 72–79.
- Tripathy, P., Srivastava, S.C., and Singh, S.N. (2010). A divide-by-difference-filter based algorithm for estimation of generator rotor angle utilizing synchrophasor measurements. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 59(6), 1562–1570. doi:10.1109/TIM.2009.2026617.
- Zhang, J., Chung, C., Wang, Z., and Zheng, X. (2015). Instantaneous electromechanical dynamics monitoring in smart transmission grid. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 12(2), 844–852.
- Zhao, J., Gómez-Expósito, A., Netto, M., Mili, L., Abur, A., Terzija, V., Kamwa, I., Pal, B., Singh, A.K., Qi, J., Huang, Z., and Meliopoulos, A.P.S. (2019). Power system dynamic state estimation: Motivations, definitions, methodologies, and future work. *IEEE Transactions on Power Systems*, 34(4), 3188–3198. doi:10.1109/TPWRS.2019.2894769.
- Zhou, N., Meng, D., Huang, Z., and Welch, G. (2015). Dynamic state estimation of a synchronous machine using pmu data: A comparative study. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 6(1), 450–460. doi:10.1109/TSG.2014.2345698.