

## MÉTODO HÍBRIDO PARA LA ESTIMACIÓN DE ESTADOS DE SISTEMAS ELÉCTRICOS DE POTENCIA

**Mariano A. Risso, Aldo J. Rubiales and Pablo A. Lotito**

*PLADEMA, Universidad Nacional del Centro de la Prov. de Buenos Aires y CONICET*

**Keywords:** Estimación de Estados, Sistemas Eléctricos de Potencia, Filtro de Kalman Unscented, Mínimos Cuadrados Ponderados

**Abstract.** La estimación de estado de un sistema eléctrico de potencia (SEP) clásicamente se basa en el método de mínimos cuadrados ponderados (WLS). En la literatura reciente, proponen utilizar el método denominado *filtro de Kalman unscented* (UKF) para estimar dicho estado. El método UKF mejora los resultados del WLS ante cambios leves en los consumos del sistema ya que el filtro de Kalman tiene en cuenta el historial del estado. El problema que posee este método es que ante grandes perturbaciones, propias del sistema, el estimador UKF no obtiene buenos resultados.

En este trabajo se presenta un método híbrido que combina el WLS y el método UKF, manteniendo la robustez del WLS y la historia aprendida por UKF. El método es probado en dos sistemas teóricos, simulando perturbaciones donde el UKF arroja resultados anómalos y verificando las cualidades del método híbrido.

## 1 INTRODUCCIÓN

Un sistema eléctrico de potencia (SEP) consiste en un conjunto de generadores, transformadores y líneas de transmisión interconectados entre sí, que se combinan para brindar el suministro eléctrico. Estos sistemas funcionan a diferentes niveles de tensión los cuales son supervisados y controlados en cada centro de operación. Dichos centros cuentan con diferentes herramientas para operar el sistema, que van desde un sistema SCADA hasta un *Energy Management System*(EMS). El EMS es un conjunto de algoritmos (flujo de potencia, análisis de contingencia, flujo óptimo de potencia, etc.) utilizados como soporte para la operación del SEP, dichos algoritmos son alimentados por los datos que brinda el SCADA en conjunto con el Estimador de Estados (EE). El Estimador de Estados es una herramienta que se encarga de depurar la información que provee el sistema SCADA y el objetivo del mismo es obtener el resultado más real posible del estado del SEP.

La mayoría de los EMS de los centros de operación del mundo, han basado la estimación de estados en el método de mínimos cuadrados ponderados (WLS) (ver [Abur and Exposito \(2004\)](#), [Grainger \(1996\)](#)). El WLS es un estimador de estados estático, que obtiene resultados a partir del conjunto de medidas actuales, pero sin tener en cuenta la información histórica reciente del sistema.

En la literatura reciente, [Valverde and Terzija \(2011\)](#) proponen utilizar el método llamado *filtro de Kalman unscented* (UKF) para estimar el estado del sistema. El UKF es un estimador de estados dinámico, que no sólo permite estimar el estado actual del sistema sino que puede predecir el vector de estados del próximo tiempo. Quedó demostrado en [Valverde and Terzija \(2011\)](#) que el UKF mejora los resultados del WLS antes cambios leves en las carga del sistema, a su vez, la capacidad de predicción asegura tener una estimación frente a una posible falta de observabilidad del sistema. El UKF no siempre arroja resultados que mejoran el WLS un ejemplo es ante cambios bruscos, como la salida de servicio de un generador. Basado en los ventajas y desventajas que poseen los métodos WLS y UKF, en este trabajo se presenta un método híbrido que combina ambos, manteniendo la robustez del WLS y la historia aprendida por UKF. La primera parte de esta publicación consiste en una introducción a los métodos WLS y UKF. Luego se detalla el método híbrido y se demuestran los resultados obtenidos en dos ejemplos teóricos.

## 2 MÍNIMOS CUADRADOS PONDERADOS APLICADO A LOS SISTEMAS ELÉCTRICOS DE POTENCIA

Este método es el clásico utilizado para realizar la estimación de estados de los sistemas eléctricos de potencia, el mismo consiste en resolver el siguiente problema de optimización

$$\min J(x) := \frac{1}{2} r^t W r \quad (1)$$

$$r = Z - h(x) \quad (2)$$

donde  $W$  denota una matriz diagonal cuyas componentes son  $1/\sigma^{ii}$ , siendo  $\sigma^{ii}$  la variancia correspondiente a la medida ubicada en la posición  $i$ ,  $r$  es el residuo entre el valor medido  $Z$  y el valor de dicha medida calculado por  $h(x)$ . Donde  $x$  es el vector de estados que esta formado por la tensión  $V$  en cada barra y su ángulo  $\theta$ .

Al converger el algoritmo WLS, se debe verificar que las medidas con las que fue ejecutado no posean errores groseros. Para detectar si existen dichas medidas se verifica si el resultado

sigue una distribución  $\chi^2$ . Esto lo realizamos verificando que

$$J(x) \geq \chi_{h,\alpha}^2 \quad (3)$$

donde  $h$  denota los grados de libertad (cantidad de medidas menos cantidad de variables de estado) y  $\alpha$  es la certidumbre con la que no existen medidas erróneas en los resultados de la estimación (valor usado 0.05 o sea un 95% de certidumbre).

En caso de verificar que existe alguna medida con error grosero (que  $J(x)$  sea mayor que  $\chi_{h,\alpha}^2$ ) se debe detectarla y descartarla para luego correr nuevamente el WLS. Un método para dicha detección es el propuesto en (Do Coutto Filho et al., 2001) que consiste en verificar cual es el mayor residuo normalizado entre todas las medidas.

### 3 FILTRO DE KALMAN UNSCENTED APLICADO AL SEP

El filtro de Kalman fue desarrollado por Rudolf E. Kalman en 1960, el mismo permite estimar el estado de un sistema dinámico lineal, en base a las funciones que representan la dinámica del sistema y a las observaciones obtenidas en estado actual. Fue desarrollado para estimar el estado de un sistema que pueda ser escrito de la siguiente manera:

$$x_{k+1} = F_k x_k + g_k + q_k \quad (4)$$

$$y_k = H x_k + r_k \quad (5)$$

en donde  $x_k$  es un vector de variables de estado no conocidas (en nuestro caso son tensiones y ángulos en barras),  $F_k$  y  $g_k$  son matrices de transición de estado que definen la evolución del sistema. Las variables  $y_k$  representan la observación del sistema en el tiempo  $k$  que pueden ser escritas como una matriz  $H$  multiplicada por el vector de estados  $x_k$ . Los vectores  $r_k$  y  $q_k$  son los errores de las observaciones y el modelo en el tiempo  $k$  respectivamente.

En los sistemas eléctricos de potencia se encuentran medidas de tensión, potencia activa y reactiva tanto en barra como en líneas, estas últimas son funciones no lineales lo que implica utilizar otra variante del filtro de Kalman. Las variantes que existen para sistemas no lineales son el *Extended Kalman Filter* (EKF) y el *Unscented Kalman Filter* (UKF), recientemente en Valverde and Terzija (2011) se demostró como el UKF mejora los resultados arrojados por el EKF. El UKF es una combinación del filtro de Kalman y la transformación *unscented* (Julier and Uhlmann, 2004), consiste en calcular un conjunto de puntos (*sigma points*) los cuales son elegidos de forma tal que la media y la covarianza del conjunto de puntos coincida con la esperanza y la covarianza de la variable aleatoria  $x$ . A este conjunto de puntos se le aplica la función  $h$  y de la estadística resultante, se *estima* la esperanza y covarianza de la variable  $y_k = h(x_k)$ . Más precisamente el *filtro de Kalman unscented* consiste en:

- Calcular los sigmas point:

$$X_k = [ x_k \quad x_k + \gamma\sqrt{P_k} \quad x_k - \gamma\sqrt{P_k} ] \quad (6)$$

- Un paso de predicción:

$$X_{k+1} = F_k X_k + g_k \quad (7)$$

$$x_k^- = \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(m)} X_{k+1} \quad (8)$$

$$P_k^- = \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(c)} [X_{k+1}^- - x_k^-] [X_{k+1}^- - x_k^-]^T + Q \quad (9)$$

$$X_{k+1}^- = [ x_k^- \quad x_k^- + \gamma\sqrt{P_k^-} \quad x_k^- - \gamma\sqrt{P_k^-} ] \quad (10)$$

$$y_k = h(X_{k+1}^-) \quad (11)$$

$$y_k^- = \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(m)} y_k \quad (12)$$

- y un paso de corrección:

$$P_{y_k^- y_k^-} = \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(c)} [y_k - y_k^-] [y_k - y_k^-]^T + R \quad (13)$$

$$P_{x_k^- y_k^-} = \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(c)} [X_k^- - x_k^-] [y_k - y_k^-]^T \quad (14)$$

$$K_k = P_{x_k^- y_k^-} P_{y_k^- y_k^-}^{-1} \quad (15)$$

$$x_{k+1}^- = x_k^- + K_k (y_k - y_k^-) \quad (16)$$

$$P_{k+1}^- = P_k^- - K_k P_{y_k y_k} K_k^T \quad (17)$$

donde  $L$  corresponde a la cantidad de variables de estado del sistema,  $W_0^{(m)} = \lambda/(L + \lambda)$ ,  $W_0^{(c)} = \lambda/(L + \lambda) + (1 - \alpha^2 + \beta)$ ,  $W_i^{(m)} = W_i^{(c)} = 1/\{2(L + \lambda)\}$ ,  $\lambda = \alpha^2(L + \kappa) - L$  y  $\gamma = \sqrt{(L + \lambda)}$ . El parámetro  $\alpha$  determina la propagación de los *sigma point* alrededor de  $x_k$  que usualmente toma un valor entre  $10^{-4} \leq \alpha \leq 1$ . El parámetro  $\beta$  es usado para incorporar el conocimiento que se tenga de la distribución de  $x_k$ ,  $\kappa$  es usualmente 0 para la estimación de estados y  $3 - L$  para estimación de parámetros. Todos estos parámetros fueron obtenidos de [Van der Merwe and Wan \(2001\)](#). A su vez, se define a  $x_k$  como el vector de variables de estado con las tensiones y ángulos en las distintas barras,  $Q$  es la varianza asociada al error del sistema,  $R$  es la varianza asociada a las medidas del sistema.

### 3.1 Método de Holt

En los sistemas eléctricos de potencia las matrices  $F_k$  y  $g_k$  de 7 son prácticamente imposibles de calcular ya que representan los cambios estructurales y de datos de entrada del sistema de un tiempo al otro. En vista de eso, en [Valverde and Terzija \(2011\)](#) se propone que  $F_k$  y  $g_k$  sean predichas por el método de Holt. Este método es propuesto en [Leite da Silva et al. \(1983\)](#) que consiste en una técnica de suavizado exponencial lineal que se define como

$$F_k = \alpha_k (1 + \beta_k) I \quad (18)$$

$$g_k = (1 + \beta_k)(1 - \alpha_k)x_k^- - \beta_k a_{k-1} + (1 - \beta_k)b_{k-1} \quad (19)$$

donde  $I$  es la matriz identidad,  $\alpha_k$  y  $\beta_k$  son parámetros con valores entre 0 y 1,  $x_k^-$  es la predicción del vector de estados en el tiempo anterior y los vectores  $a_k$  y  $b_k$  son obtenidos en el tiempo  $k$  por

$$a_k = \alpha_k x_k + (1 - \alpha_k) x_k^- \quad (20)$$

$$b_k = \beta_k (a_k - a_{k-1}) + (1 - \beta_k) b_{k-1} \quad (21)$$

Por lo tanto este método adapta la pendiente  $F_k$  y el suavizado de nivel  $g_k$ , con cada conjunto nuevo de medidas y la predicción del mismo en el tiempo anterior.

### 3.2 Errores Groseros y anomalías

El método de UKF propuesto en Valverde and Terzija (2011) es muy sensible ante la existencia de errores groseros en las medidas y ante cambios al desconectar generadores/cargas, provocando anomalías en los resultados. Para distinguir estas anomalías en Valverde and Terzija (2011) se utiliza una técnica basada en la matriz de *skewness*, que detecta las anomalías pero requiere de un estudio previo del sistema (basado en simulaciones) y no existe la manera de superar estos inconvenientes.

## 4 MÉTODO HÍBRIDO

En este trabajo se presenta un método híbrido, que combina los métodos UKF y WLS. En dicha combinación se busca obtener el resultado más probable del sistema, detectar errores groseros y superar las anomalías que aparecen en el UKF ante cambios propios del sistema.

El método que proponemos en la figura 4, consiste en tomar los valores más probables  $h(x)$  obtenidos en WLS y aplicar el método UKF a los mismos. Al finalizar se obtienen dos resultados probables uno obtenido por el WLS que va a minimizar el error cuadrático respecto de la medidas obtenidas, y otro por el método UKF que va a filtrar errores respecto al estado anterior del sistema. Dicha combinación permite la detección de medidas con errores groseros en la ejecución del WLS, permitiendo filtrar dichas medidas en esta etapa.

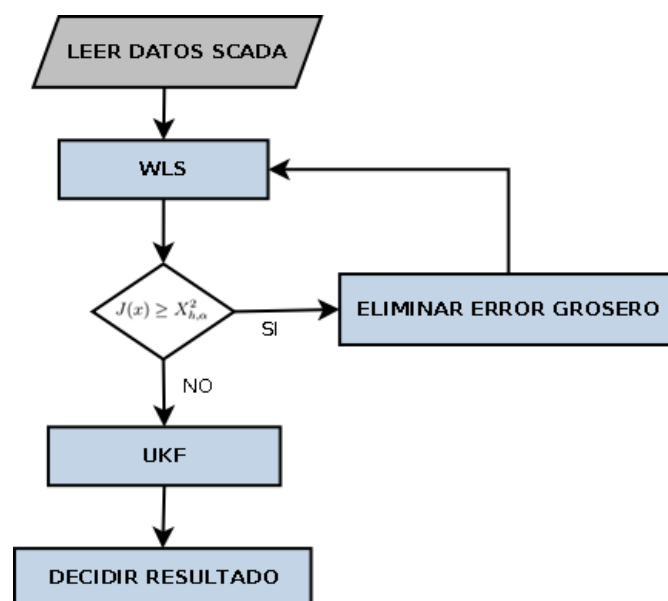


Figure 1: Método Híbrido

Al realizar la detección de errores groseros en la etapa del método WLS, el método UKF solo puede arrojar resultados anómalos si existen grandes cambios en la historia del sistema. Para detectar dichos cambios en este trabajo se propone calcular el índice

$$\delta = [y_k^- - h(x_{k+1})]^t W [y_k^- - h(x_{k+1})] \quad (22)$$

y verificar si supera un umbral obtenido mediante simulaciones. El índice  $\delta$  relaciona el valor predicho  $y_k^-$  y el valor corregido por el método  $h(x_{k+1})$ , teniendo en cuenta el peso que tiene cada medida representado por  $W$  (es obtenido al igual que en 1). A su vez se comprueba que el resultado final del UKF verifique el Test de  $\chi^2$ , realizando la misma prueba que en 3. En caso de que no verifique dicho test se tomaría el resultado del WLS como válido.

## 5 RESULTADOS

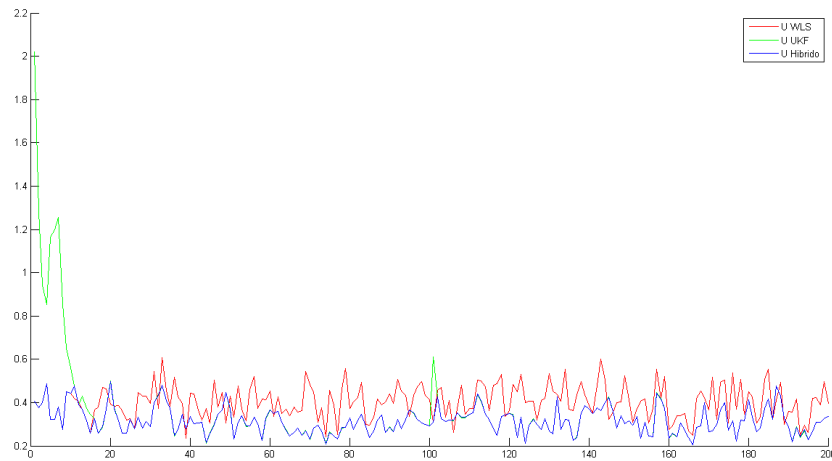
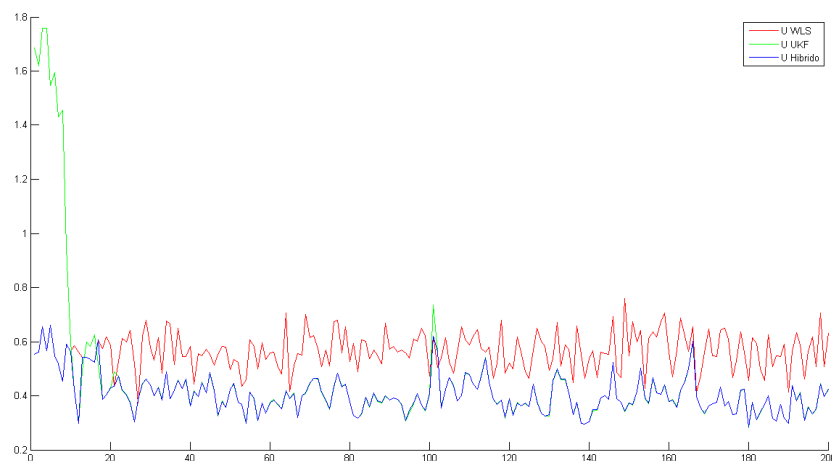
El resultado principal de esta publicación es la presentación de un método híbrido que arroja el mejor resultado entre el método WLS y el UKF. Para probar los resultados obtenidos en este método se realizaron simulaciones sobre dos casos de prueba. El primer caso de prueba es basado en el sistema de 6 barras del libro [Wood and Wollenberg \(1996\)](#) y el segundo caso de prueba es el sistema de la IEEE de 14 barras. Para analizar y comparar los métodos se generaron las medidas observadas en 200 pasos de tiempo, perturbando normalmente cada uno de los valores reales con  $\sigma = 0.001$  para las medidas de tensión y  $\sigma = 0.02$  para las medidas de potencia. Para probar los resultados del método híbrido, en el tiempo 101 se saca de servicio el generador conectado en la barra 2 en el caso del sistema de 6 barras y para el caso del sistema de 14 barras se saca de servicio la carga conectada a la barra 3. Los parámetros del método de Holt utilizados fueron un  $\alpha_k = 0.7$  y un  $\beta_k = 0.8$ .

Los resultados obtenidos en las simulaciones fueron analizados mediante el siguiente índice

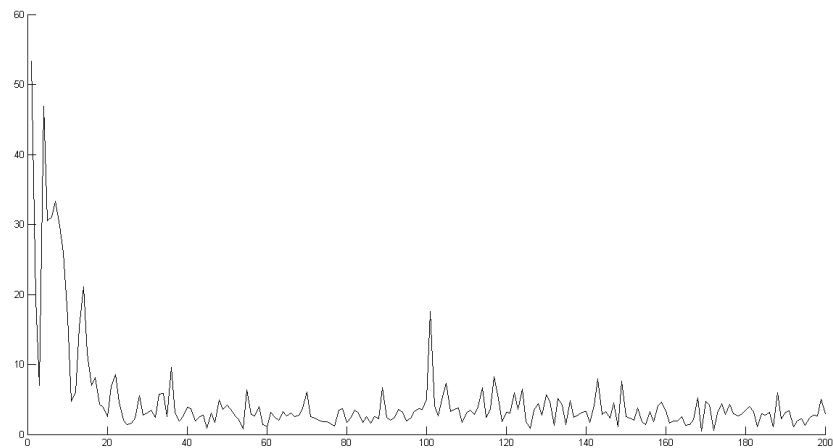
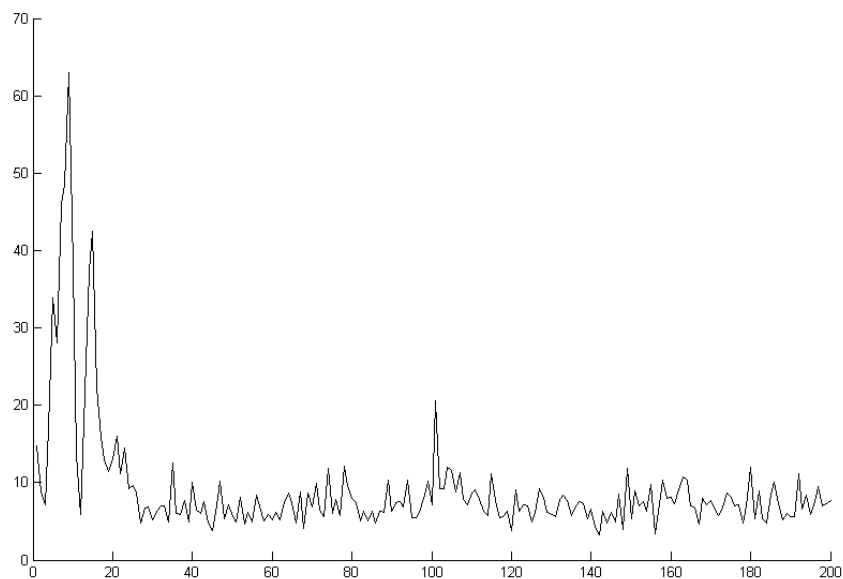
$$U = \frac{\sum_{i=1}^n |h(x_{k,i}) - y_{k,i}^r|}{\sum_{i=1}^n |y_{k,i} - y_{k,i}^r|} \quad (23)$$

que compara los valores estimados  $h(x_{k,i})$  contra el valor real  $y_{k,i}^r$  y el valor medido  $y_{k,i}$ , de manera global.

En las figuras 2 y 3 se presentan los resultados de  $U$  obtenidos para cada uno de los métodos

Figure 2: Valor de  $U$  para el ejemplo del sistema de 6 barrasFigure 3: Valor de  $U$  para el ejemplo del sistema de 14 barras

Como se observa al comienzo de la ejecución el método UKF (ver figuras 2 y 3) no tiene historia y por lo tanto arroja peores resultados que el WLS. A partir de que el método de Holt aprendió, el UKF comienza a obtener mejores resultados que el WLS. Si analizamos en detalle en el tiempo 101 (ver figuras 2 y 3) el método UKF arroja resultados malos en comparación al WLS, debido a la salida del generador. A su vez en las dos gráficas se puede apreciar cómo el método híbrido se queda con el mejor resultado de los dos métodos.< En las figuras 4 y 5 se presenta el índice  $\delta$  obtenido en la simulación

Figure 4: Valor de  $\delta$  en sistema de 6 BarrasFigure 5: Valor de  $\delta$  en sistema de 14 Barras

Para la elección (en el método híbrido) de cuál método arroja mejor resultado se tomó que el índice  $\delta$  supere un umbral de 15 en el ejemplo del sistema de 14 barras y de 11 en el ejemplo del sistema de 6 barras.

## 6 CONCLUSIÓN:

En este trabajo se presentó un método híbrido que permite superar las situaciones anómalas que aparecen en el método UKF y mejora los resultados del WLS. Se realizaron pruebas en base a dos sistemas teóricos en donde se puede observar como el método híbrido va tomando



el resultado más real. A su vez, se encontró un índice que le permite al método híbrido decidir por el mejor resultado entre los métodos UKF y WLS. Este índice fue evaluado utilizando un umbral obtenido mediante la observación de las simulaciones realizadas. En trabajos futuros analizaremos la forma de obtener este umbral de manera dinámica independientemente del sistema de potencia.

## REFERENCES

- Abur A. and Exposito A.G. *Power System State Estimation*. Marcel Dekker, 2004.
- Do Coutto Filho M., Stacchini de Souza J., de Oliveira F., and Schilling M. Identifying critical measurements amp; sets for power system state estimation. 3:6 pp. vol.3, 2001. doi:10.1109/PTC.2001.964911.
- Grainger S. *Análisis de Sistemas de Potencia*. Mc Graw Gill, 1996.
- Julier S.J. and Uhlmann J.K. Unscented filtering and nonlinear estimation. 92(3):401–422, 2004. doi:10.1109/JPROC.2003.823141.
- Leite da Silva A.M., Do Coutto Filho M.B., and de Queiroz J.F. State forecasting in electric power systems. *IEE Proceedings C Generation, Transmission and Distribution*, 130(5):237–244, 1983. doi:10.1049/ip-c:19830046.
- Valverde G. and Terzija V. Unscented kalman filter for power system dynamic state estimation. *IET Generation, Transmission & Distribution*, 5(1):29–37, 2011. doi:10.1049/iet-gtd.2010.0210.
- Van der Merwe R. and Wan E.A. The square-root unscented kalman filter for state and parameter-estimation. In *Proc. IEEE Int. Conf. Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP '01)*, volume 6, pages 3461–3464. 2001. doi:10.1109/ICASSP.2001.940586.
- Wood A.J. and Wollenberg B.F. *Power Generation Operation And Control*. Wiley Interscience, second edition, 1996.