

SINTETIZADOR DE SERIES DE TIEMPO DE RADIACIÓN SOLAR PARA SIMULADOR DE INSTALACIONES FOTOVOLTAICAS

Alfaro P.*, **Casaravilla G.****, **Chaer R.*****, **Zeballos R.******

*ADME, Administradora del Mercado Eléctrico del Uruguay, palfaro@adme.com.uy

**IIE, Instituto de Ingeniería Eléctrica del Uruguay, gcp@fing.edu.uy

***IIE y ADME, rch@todo.com.uy

****IIE, zeballos@fing.edu.uy

RESUMEN

El presente trabajo expone un generador de series temporales de radiación global diaria en plano horizontal sobre la superficie terrestre. Se presenta el ejemplo de cálculo de los parámetros del modelo sobre una serie de 8 años de datos de "La Estanzuela" en Uruguay. El modelo propuesto tiene la propiedad de generar series con igual histograma de amplitud de radiación solar que la del conjunto de datos. También garantiza que las series sintéticas tienen la misma función de autocorrelación que la serie de datos en un espacio transformado. Se muestra un ejemplo de diseño de instalación mostrando el impacto sobre el diseño de considerar o no considerar la dependencia temporal impuesta por los coeficientes de autocorrelación.

PALABRAS CLAVE: Simulación, Sistemas Energía Solar, Series Temporales.

ABSTRACT

This paper presents a time series generator of daily global solar energy radiation on horizontal plane on the earth's surface. It presents the example of calculating the model parameters using a set of 8 years of data from "La Estanzuela" in Uruguay. The proposed model has the property of generating series with the same amplitude histogram and autocorrelation function of the data series used to obtain the model parameters. The autocorrelation function is conserved in a transformed space.

An example of design installation showing the impact on the design of considering whether or not the time dependence imposed by temporary factors autocorrelation is presented.

KEYWORDS: Solar Energy Systems Simulation, Temporal Series.

INTRODUCCIÓN

El diseño de una instalación de energía solar autónoma implica determinar la capacidad del banco de baterías y del área necesaria de paneles para abastecer una demanda de energía dada con determinados criterios de seguridad y calidad al menor costo de inversión y mantenimiento posibles. Como indicador de seguridad y calidad de abastecimiento, es posible utilizar la cantidad de Días de Déficit (DD) de la instalación por año, definiendo como tales a la energía no suministrada a la demanda en un año dividida la energía media diaria demandada por la carga del sistema. La energía efectivamente captada por los paneles cada día depende de la claridad del cielo y por lo tanto estará sujeta a variaciones impredecibles que nos llevan a considerar en forma estadística la determinación de los Días de Déficit de una determinada instalación. En (G. Casaravilla et al. 1995) hemos utilizado la cantidad de DD que, con una confianza de 90%, no son superados. Para el cálculo se procede a simular muchos años de funcionamiento de la instalación y se construye con los resultados un histograma de los DD. El valor que deja el 90% del área del histograma a su izquierda es aquel que no es superado con el 90% de confianza. Para las simulaciones realizadas, es necesario contar con un modelo de la energía solar captada por los paneles. En este modelo, a partir de la radiación global diaria en plano horizontal a nivel terrestre, se calcula la radiación directa y difusa usando la descomposición de Lui y Jordan. En este trabajo lo que se muestra es un modelo de la radiación global diaria, que intenta captar tanto el comportamiento estadístico en cuanto a las amplitudes como la dependencia temporal entre los valores. La metodología es básicamente la utilizada anteriormente por los autores (Chaer et al. 2006) para el modelado de los aportes hidráulicos, aplicada aquí a la identificación del índice de claridad K_t .

EL MODELO PROPUESTO

La siguiente figura muestra los datos de radiación solar diaria sobre plano horizontal en “La Estanzuela”. Las coordenadas de la Estación Agrometeorológica son: Latitud: 34° 29' S. Longitud: 57°; 44' W. Altitud: 81 m s.n.m.

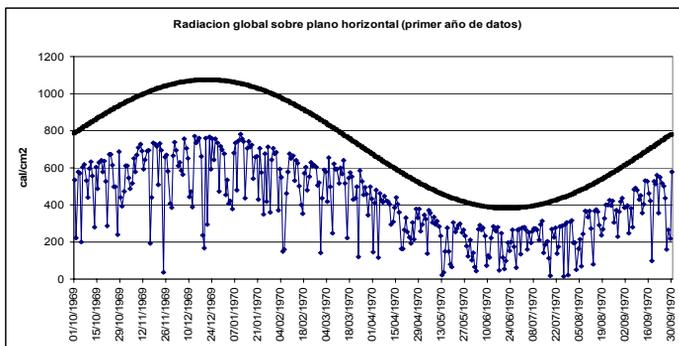


Fig. 1. Un año de radiación solar global, sobre plano horizontal.

La Fig. 1 muestra el primer año de datos de la radiación global sobre plano horizontal en la superficie terrestre H_t . La sinusoide superior es la irradiación extraterrestre diaria sobre plano horizontal H_0 . El índice diario de irradiación solar global K_t , llamado también índice de claridad, se define como: $K_t = H_t / H_0$. Se puede mostrar (graficando K_t) que la estacionalidad de H_t está dada fundamentalmente por H_0 y que K_t no tiene una estacionalidad relevante. Observado esto, se desarrollará un modelo del índice de claridad K_t que se usará para generar los valores de H_t multiplicando los valores sintetizados de K_t por los valores de H_0 que se supone conocida. La siguiente figura muestra un diagrama del modelo:

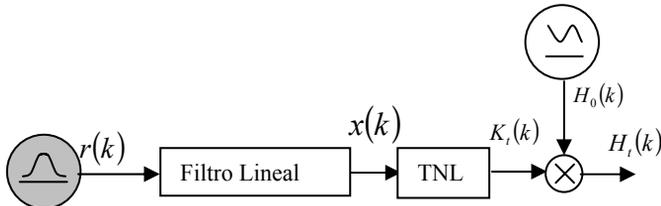


Fig. 2 Modelo de sintetizador de series de H_t

El generador genera un valor de H_t para cada día. La variable k es la que identifica el día en las diferentes series. A la izquierda, un generador de ruido blanco gaussiano inyecta los valores $r(k)$ en la entrada del filtro lineal. La salida del filtro lineal $x(k)$ es pasada por la transformación no lineal TNL para obtener los valores sintéticos $K_t(k)$. La serie de valores $K_t(k)$ así obtenidos es entonces multiplicada por la radiación global extraterrestre sobre plano horizontal $H_0(k)$ para obtener la radiación global en la superficie terrestre sobre plano horizontal $H_t(k)$. Observar, que al ser $r(k)$ ruido blanco gaussiano, la salida del filtro lineal será también gaussiana, pero no ya ruido blanco sino que tendrá un diagrama espectral de potencia igual a la transferencia del filtro. La función de autocorrelación temporal de una señal es la antitransformada de Fourier de su densidad espectral por lo que las series sintetizadas $x(k)$ tendrán todas igual función de autocorrelación temporal y será igual a la antitransformada de la transferencia del filtro. La función TNL se debe seleccionar entre el conjunto de funciones invertibles de $R \rightarrow R$ de forma tal que transforme el conjunto de valores $x(k)$, en un conjunto de valores $K_t(k)$ que tenga el mismo histograma de amplitudes que el de la serie de datos usadas para calibrar el modelo. La función TNL, al ser invertible nos permite pasar del espacio de las x al de los K_t y viceversa. En el espacio de las x las series sintetizadas $x(k)$ son gaussianas normalizadas y con la misma función de autocorrelación temporal, que la de la serie de datos usada para calibrar el modelo. En el espacio de los K_t , las series sintetizadas tienen el mismo histograma de amplitudes que el de la serie de datos. Se podría pensar en la TNL como unos "lentes" que al usarlos nos permite ver un espacio transformado en el que las series son gaussianas. En ese espacio, se respeta la autocorrelación temporal de los valores sintetizados y los histogramas de amplitud (son todos gaussianos). Al sacarnos los lentes volvemos al espacio de los K_t , en el cual se respetan los histogramas de amplitudes, son todos igual al de la serie de datos de calibración, pero no así las autocorrelaciones temporales. Igualmente, al ser la TNL una transformación de amplitudes monótona (se verá que se puede encontrar una función monótona para éste propósito), nos permite tener cierta intuición, en el sentido de que la dependencia temporal que se pueda observar con los lentes puestos permanecerá, aunque distorsionada, al quitarnos los lentes.

IDENTIFICACIÓN DE LOS PARÁMETROS DEL MODELO

Dada la serie de datos $H_i(k)$, y la radiación solar extraterrestre, se calcula la serie de datos $K_i(k)$. La idea es encontrar la transformación TNL^{-1} , inversa de la transformación no lineal TNL , para tener así la serie de los $x(k)$ con que es posible llevar a cabo la identificación de los parámetros del filtro lineal.

Tal como se describe en (Chaer et al. 2006) la transformación TNL^{-1} debe ser tal que transforme $K_i(k)$ en una serie $x(k)$ gaussiana de valor esperado nulo y varianza uno. Es sencillo demostrar que una posible TNL^{-1} es la concatenación de la FDPA (Función de Densidad de Probabilidad Acumulada) de $K_i(k)$ con la inversa FDPA de la gaussiana normal.

Una aproximación a la inversa de FDPA de $K_i(k)$ se construye ordenando los $K_i(k)$ en forma creciente. En la tabla de valores así formada están el 100% de las muestras por lo que dado un valor de FDPA (entre 0 y 1) calculamos el índice en la tabla multiplicando por la cantidad de muestras y leemos el valor de K_i correspondiente. Encontrada así una TNL^{-1} obtenemos la serie $x(k) = TNL^{-1} (H_i(k)/ H_0(k))$, correspondiente del conjunto de datos. Por construcción, $x(k)$ es gaussiana de valor esperado nulo y varianza uno.

Aplicando técnicas clásicas de reconocimiento de sistemas lineales se determinan los coeficientes del filtro lineal, que tengan igual respuesta espectral que el diagrama de potencia espectral de la $x(k)$. De ésta forma se obtiene un filtro que al ser alimentado por ruido blanco, generará series con igual diagrama de potencia espectral que el de la serie $x(k)$. En el ejemplo, se ha utilizado un filtro recursivo de forma que podemos escribir:

$$x(k+1) = \sum_{h=0..m-1} (a_h x(k-h) + b.r(k))$$

En donde m es el orden del filtro y determina la cantidad de coeficientes a determinar. Se realizó la identificación con $m=1, 2, \dots, 90$ y se determinó en cada caso la varianza de la parte no explicada por el modelo llegándose a la conclusión de que para este caso no hay disminución significativa de la varianza de lo no explicado por aumentar el orden del filtro a más de $m=1$.

De la observación de la Fig. 3 surge claramente que por considerar un filtro de orden uno, se logra reducir la varianza de lo no explicado de 1 a 0.89020, pero que los sucesivos filtros de orden superior no logran reducir significativamente dicho valor.

m	b^2	b	a_1	a_2	a_3	$a_{...}$
0	1.0	1.00000				
1	0.89020	0.94350	0.34634			
2	0.88977	0.94327	0.33871	0.02203		
4	0.88848	0.94259	0.33788	0.00915	0.03810	-0.00024
7	0.88688	0.94174	0.33728	0.00986	0.03687	...
28	0.87708	0.93652	0.33655	0.00573	0.03396	...
60	0.86661	0.93092	0.33533	0.00402	0.03331	...
90	0.86001	0.92737	0.33633	0.00385	0.03141	...

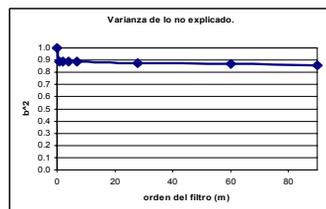


Fig. 3. Coeficientes del filtro y varianza del error.

Para el ejemplo entonces, se considerará el filtro lineal dado por:

$$x(k+1) = 0.3463.x(k) + 0.9435.r(k)$$

DISEÑO DE UNA INSTALACIÓN AUTÓNOMA

En ésta sección calcularemos los días de déficit con probabilidad de no excedencia de 90% usando el simulador SimSolar (IIE, 2008). El sistema tiene un consumo medio anual diario de 181.5 Wh, siendo el consumo para los seis meses de octubre a marzo de 198 Wh y de 165 Wh el resto del año. El sistema tiene un panel de 48 W pico colocado con un ángulo de 50° de inclinación fijo todo el año. El banco de baterías es de 12V y capacidad (C20) de 150 Ah. La máxima capacidad de descarga permitida de la batería es de 0.3 de su capacidad. Se realizaron dos simulaciones con este sistema. La primera considerando en el modelo un filtro de orden 0 (cero) para representar un generador de series de radiación que no tenga en cuenta la correlación temporal. La segunda simulación se realizó considerando el filtro de orden 1 (uno) identificado en la sección anterior. En ambos casos se realizó una simulación con 1000 (mil) series sintéticas. Los DD de la corrida sin correlación ($m=0$) son 10.7 en valor esperado y no superan 15.3 con una confianza de 90%. Los DD de la corrida con correlación ($m=1$) son 14.2 en valor esperado y no superan 20.3 con una confianza de 90%. Como se puede apreciar, en la simulación sin correlación temporal (caso $m=0$) los DD son inferiores tanto en valor esperado como en el valor que no es excedido con confianza 90%. La diferencia en los DD es importante y lograr que los DD con probabilidad de no excedencia 90% sean 15.3 en el caso $m=1$ implica agrandar la capacidad del banco de baterías de 150 Ah a 305 Ah.

CONCLUSIONES

Del ejemplo presentado resulta evidente la necesidad de considerar la correlación temporal en los modelos de síntesis de radiación solar para el diseño de sistemas autónomos. El modelo presentado es generalizable a varias variables y parece razonable extenderlo para considerar la correlación entre series de radiación solar y series de velocidades de viento para su aplicación en sistemas eólico-solares.

REFERENCIAS

Artículo de Revista:

R.Chaer y R.Zeballos. (2006). Modelo Simplificado de Central con Embalse con fines didácticos. *IEEE Latin America Trans. Vol. 4, No 3, MAY 2006.*

Artículo en Actas de Congreso:

R.Chaer y R.Zeballos, W.Uturbey, G.Casaravilla. (1993). SIMENERG: A novel tool for designing autonomous electricity systems. *Proc. of The EWEC'93, European Community Wind Energy Conference and Exhibitions.*

Software:

Instituto de Ingeniería Eléctrica. (2008). SimSolar. <http://iie.fing.edu.uy/simsee/>

Artículo en Actas de Congreso:

G. Casaravilla, R. Chaer, J. Oliver (nov. 1995). Tools for design and evaluation of photovoltaic installations. *Congreso Internacional Energia, Ambiente e Innovación Tecnológica, 3. Anales. Caracas, Venezuela.*