

ANÁLISIS DE VARIANTES DEL MODELO SATELITAL SEMIEMPÍRICO LCIM PARA LA ESTIMACIÓN DE IRRADIANCIA SOLAR EN SUPERFICIE: CASO DE ESTUDIO EN DOS SITIOS DE URUGUAY

B. Espino¹, I. Bove¹, A. Laguarda¹

¹Laboratorio de Energía Solar, Instituto de Física, Facultad de Ingeniería, Udelar

RESUMEN: En este trabajo se exploran tres variantes para parametrizar el factor de atenuación por nubosidad en el modelo satelital LCIM para la estimación de irradiancia solar en superficie. Se realizó un caso de estudio en dos sitios de Uruguay, Salto y Montevideo, utilizando medidas de irradiancia promedio en intervalos de 10 minutos de un año completo para entrenamiento. El objetivo fue mejorar el modelado empírico de la nubosidad, manteniendo la simplicidad y precisión del modelo. Los resultados indican que las variantes no muestran diferencias significativas en la precisión de la estimación, con desvíos menores al 1 %, dispersiones inferiores al 15 % y correlaciones superiores a 0.97 en cada caso. El modelo actual demostró ser el más robusto, especialmente en condiciones de alta irradiancia, mientras que LCIM3, aunque presenta un rendimiento apenas superior, no justifica la complejidad adicional de una parametrización cuadrática. LCIM4, diseñado para destacar en ausencia de nubes, no mostró el desempeño esperado, sugiriendo la necesidad de mejorar los métodos de selección y modelado en estas condiciones. Los resultados sugieren que futuras mejoras en el modelado de la irradiancia solar podrían beneficiarse de una mayor integración de información satelital, incluyendo otros canales espectrales y un tratamiento más detallado de fenómenos geométricos como el paralaje.

Palabras clave: irradiancia solar, GHI, estimación satelital, índice de nubosidad, LCIM

INTRODUCCIÓN

Comprender en detalle el recurso solar es esencial para la evaluación de proyectos de energía solar, ya que la incertidumbre del mismo es la principal fuente de riesgo económico de las plantas fotovoltaicas a gran escala. Para su evaluación es necesario contar con datos de calidad controlada a largo plazo en el lugar de interés. Sin embargo, tener medidas en tierra con estas características es costoso tanto en equipamiento como en recursos humanos, por lo que se suele confiar en información obtenida a través de modelos, ya sea satelitales o numéricos.

En los últimos años, desde el Laboratorio de Energía Solar, Universidad de la República, Uruguay (LES, <http://les.edu.uy/>) hemos desarrollado un modelo semiempírico para la estimación de la irradiancia solar en la región de la Pampa Húmeda Laguarda (2021). El modelo, llamado LCIM por (LES Cloud Index Model), puede usarse para estimar con precisión la componente directa en incidencia normal (DNI) y la componente global en plano horizontal (GHI) (Laguarda et al., 2023, 2020). El LCIM pertenece a la familia de modelos que se basan en un índice de nubosidad, como el modelo SUNY (Perez et al., 2002, 2015) o Heliosat-2 (Rigollier et al., 2004). Estos modelos estiman la irradiancia global horizontal aplicando un factor empírico de atenuación por nubosidad a la irradiancia en condiciones de cielo despejado. Este factor a su vez se basa en un índice de nubosidad derivado de datos satelitales. La estructura del modelo se puede resumir como:

$$I = I_{cs} \times F(\eta), \quad (1)$$

donde I representa la irradiancia estimada e I_{cs} es la irradiancia en condiciones de ausencia de nubes (calculada mediante un modelo para ese propósito). $F(\eta)$ es el factor de atenuación por nubosidad, obtenido empíricamente y que depende de un índice de nubosidad (η), derivado de imágenes satelitales. Este índice, propuesto originalmente por Cano et al. (1986) se obtiene a partir de la reflectancia planetaria obtenida por satélite normalizada en un rango dinámico de valores (máximo y mínimo), que pueden depender del tiempo y la ubicación geográfica. El índice η actúa como proxy de la presencia de nubes y típicamente toma valores en $[0, 1]$ siendo el 1 asociado a cobertura total por nubes y 0 asociado a condiciones de cielo despejado. Teniendo esto en cuenta, F es positivo y decrece con η . En caso de ausencia de nubosidad (cielo claro), $\eta \simeq 0$ y $F \simeq 1$.

El modelo LCIM utilizado actualmente por el LES (Laguarda et al., 2020; Laguarda, 2021) usa el modelo ESRA (Rigollier et al., 2000) para estimar la irradiancia en cielo despejado, I_{cs} . ESRA a su vez requiere del conocimiento del factor de turbidez de Linke (TL) como única variable de entrada (Linke, 1922). El TL resume el estado de la atmósfera sin nubes en un solo parámetro, considerando efectos de aerosoles y vapor de agua. En su aplicación operativa, LCIM usa un ciclo estacional único de TL determinado localmente (Laguarda y Abal, 2016; Laguarda et al., 2020). ESRA ha mostrado ser un modelo sencillo y preciso para la región, con estimativos con desvíos cuadráticos medios menores a 3.5%¹ y desvíos del orden de -0.5% a nivel horario (Laguarda et al., 2020). El índice de nubosidad, η , se calcula como el albedo terrestre (o reflectancia planetaria, R), normalizado en cada píxel de la imagen según un rango dinámico de valores máximos y mínimos que varían según el día del año y la hora del día:

$$\eta = \frac{R - R_0}{R_{MAX} - R_0} = \frac{F_R - F_{R0}}{R_{MAX} \cos(\theta_z) - F_{R0}}. \quad (2)$$

Aquí, $R = F_R / \cos \theta_z$, siendo θ_z el ángulo cenital solar. El factor de reflectancia, F_R , se obtiene de imágenes del canal visible del satélite geoestacionario GOES-East. R_0 y R_{MAX} representan las reflectancias mínima y máxima esperadas en un píxel en un momento dado. F_{R0} (y por tanto R_0) representa a la reflectancia del píxel sin nubes y se denomina *brillo de fondo*. Esta cantidad se determina mediante una parametrización en función de la posición relativa entre el satélite y el Sol a través de un proceso iterativo propuesto por Tarpley (1979) y adaptado por Alonso-Suárez (2017). Finalmente, R_{MAX} se asocia a un cielo completamente nublado y se asume un valor constante determinado empíricamente de 0.85 (Laguarda et al., 2018).

El LCIM actual (llamado LCIM1 en este trabajo) asume que el factor de atenuación por nubosidad $F(\eta)$ es lineal respecto a η , con dos parámetros ajustados empíricamente para cada sitio,

$$F_1(\eta) = a_1(1 - \eta) + b_1, \quad (3)$$

donde a_1 y b_1 son coeficientes empíricos. Estos coeficientes han mostrado ser robustos al ser calculados en diez sitios de la Pampa Húmeda (Laguarda, 2021), por lo que el modelo en su forma operativa toma el promedio espacial de esos coeficientes sin gran pérdida de precisión. El LCIM1 admite una pequeña tolerancia de 0.05 en las cotas de η de forma de mejorar el rendimiento del modelo en términos generales (Laguarda, 2021). Por lo que $\eta \in [-0.05, 1.05]$.

A pesar de su simpleza, el modelo LCIM ha mostrado ser de los más precisos para la región climática de la Pampa Húmeda, dado que ha sido entrenado específicamente para ello. Diferentes validaciones regionales han mostrado desempeños muy buenos, con dispersiones (en términos del desvío cuadrático medio) de 6% a nivel diario (Sarazola et al., 2023), 12% a nivel horario (Laguarda et al., 2020) y 17% a nivel 10 minutal (Laguarda et al., 2021).

En este trabajo, se analizará de forma exploratoria el impacto de utilizar diferentes enfoques para parametrizar el factor de atenuación por nubosidad $F(\eta)$ del modelo LCIM. El objetivo es explorar posibles mejoras en el modelado empírico de la nubosidad, manteniendo sin cambios la variable η y el modelo para

¹Las métricas de desempeño expresadas en porcentaje se refieren a la media de las medidas utilizadas como referencia.

condiciones de ausencia de nubes. Dado que LCIM es simple pero también preciso, se buscarán alternativas que preserven estas cualidades. Específicamente, como variable de entrada se utilizará únicamente el dato de reflectancia planetaria (F_R), proveniente de la imagen visible del satélite GOES-East. Asimismo, se limita la parametrización empírica a un máximo de dos parámetros ajustables. De esta forma, se busca lograr un equilibrio óptimo entre la simplicidad del modelo (en estructura e implementación) y la precisión en la representación de la atenuación por nubosidad.

1. DATOS UTILIZADOS

1.1. Datos en tierra

Para el entrenamiento y validación de las variantes propuestas se utilizan medidas en tierra de irradiancia solar. Los dos sitios de medición considerados (AZ y LE) se detallan en la Tabla 1, incluyendo su código de estación y ubicación geográfica. Estos sitios forman parte de la Red de Medición Continua de Irradiancia Solar del LES (RMCIS, <http://les.edu.uy/rmcis/>). Para la medición de la Irradiancia Global Horizontal (GHI), las estaciones están equipadas con sensores Kipp&Zonen's CMP22 (LE) y CMP6 (AZ), respectivamente. Ambos se calibran cada dos años con el estándar local, asegurando la trazabilidad al referencia radiométrica mundial del Centro Mundial de Radiación (PMOD/WRC). El protocolo de muestreo de la RMCIS sigue las recomendaciones de la *Baseline Surface Radiation Network* (BSRN, McArthur (2005)). Los datos de irradiancia se registran con una frecuencia minutal, como promedio de seis muestras instantáneas tomadas cada diez segundos. Para este estudio consideramos mediciones correspondientes al año 2023 completo.

Tabla 1: Ubicación geográfica de los sitios de medida

Sitio	Código	Latitud (°)	Longitud (°)	Altitud (m)
Salto	LE	-31.283	-57.918	56
Montevideo	AZ	-34.918	-56.167	58

Sobre cada conjunto de datos diurnos a nivel minutal se aplican procedimientos de control de calidad y por último se calculan promedios de 10 minutos para el entrenamiento y validación de los modelos. Esta es la escala temporal seleccionada porque es la de las imágenes del satélite GOES-16. Los filtros aplicados incluyen una inspección visual inicial para descartar sombreamientos, y los filtros propuestos por la BSRN (Long y Shi, 2008), los cuales eliminan solamente valores físicamente posibles pero extremadamente raros. Luego se realizó el promedio 10-minutal, aceptando únicamente aquellos con un mínimo de 7 datos válidos. Como último filtro, a los promedios se les impuso una altura solar mínima de 7° , con el objetivo de eliminar las muestras obtenidas al amanecer y al anochecer, donde el error instrumental es mayor. En la Tabla 2 se muestran los datos en cada etapa, indicando cuántos fueron descartados en cada caso

Tabla 2: Resumen de control de calidad y promediado 10 minutal

	LE	AZ
Datos diurnos (min)	261436	256149
Descartados (min)	3260	9410
Descartados (%)	1.3	3.7
Válidos (min)	258176	246739
Promedios (10-min)	25770	24644
con $\alpha > 0.7$	23455	22407

1.2. Datos satelitales

La región de interés de este trabajo es cubierta por satélites geoestacionarios GOES-East (longitud = 75.2°), operados por la Administración Nacional Oceánica y Atmosférica (NOAA). Desde el 2018 en esa posi-

ción opera el satélite GOES-16. Debido a su posición en órbita geoestacionaria, el tamaño del píxel del satélite GOES-16 en el rango visible es de aproximadamente 1 km, en correspondencia con la resolución espacial nadir de 0.5 km, dado que el ángulo cenital del satélite GOES-East sobre la región objetivo es de aproximadamente 40° . Las imágenes GOES-16 se descargaron del sitio web NOAA CLASS (Comprehensive Large Array-data Stewardship System), donde están disponibles públicamente. La información satelital es convertida a un Factor de Reflectancia, F_R (adimensionado), a partir de las imágenes del canal visible (~ 640 nm). Esta información, que es una medida de la fracción de la radiación solar que es reflejada por el sistema tierra-atmósfera, es luego promediada espacialmente en celdas de $0.125^\circ \times 0.125^\circ$ alrededor de cada sitio de interés.

2. METODOLOGÍA

A continuación se presentan las tres variantes analizadas. En la Tabla 3 se muestran esquemáticamente las características de cada una, junto con la versión actual. A diferencia de LCIM1, todas las variantes utilizan como entrada un índice de nubosidad η en el rango $[0, 1]$, de acuerdo a su definición original (Cano et al., 1986). Es decir, eliminando la tolerancia en el rango de valores extremos. El rango ampliado del índice de nubosidad presente en LCIM1 fue introducido en (Laguarda, 2021), ya que permite mitigar la subestimación en condiciones de baja nubosidad y la sobreestimación en alta nubosidad, un problema común en los modelos de este tipo. Sin embargo, en este estudio, la implementación de parametrizaciones más complejas (LCIM3 y LCIM4, definidas a continuación) aborda estas limitaciones de manera más robusta, por lo que se opta por la definición original del índice de nubosidad. En las parametrizaciones estudiadas se mantienen únicamente dos parámetros empíricos en cada caso. Para realizar una comparación justa, los parámetros del modelo LCIM1 serán reentrenados en este estudio para su comparación con las otras propuestas.

2.1. Variantes analizadas

La variante LCIM2, mantiene la misma expresión lineal para el factor de nubosidad de LCIM (Ec. (3)), por lo que la única diferencia con LCIM1 son los límites de η .

La variante LCIM3, se propone un factor de atenuación por nubosidad cuadrático de la forma:

$$F_3(\eta) = a_3(1 - \eta) + b_3 + c_3(1 - \eta)^2, \quad (4)$$

donde los parámetros empíricos cumplen $c_3 = 1 - a_3 - b_3$, de modo de mantener solo dos parámetros ajustables y que se verifique $F_3(0) = 1$. En la Tabla 3 se muestran los detalles de estas dos variantes.

Finalmente, la propuesta LCIM4 plantea una estructura levemente distinta, donde se discrimina la salida del modelo según si hay condiciones de ausencia de nubes, como se observa en la Tabla 3. Es decir, si se determina que hay cielo despejado, $F_4(\eta) = 1$ y la salida de LCIM4 es simplemente el estimativo de cielo claro, I_{cs} (Ec. (1)). En caso contrario se utiliza una expresión como la de la Ec. (3). Dado que la variable de entrada al modelo es únicamente el factor de reflectancia obtenido de la imagen satelital, F_R , esta estrategia requiere distinguir si hay nubosidad o no utilizando únicamente esa cantidad. El criterio utilizado en esta instancia se basa en comparar la medida de F_R con el modelo de brillo de fondo, F_{R0} , asociado a ausencia de nubes. De forma de evitar un etiquetado incorrecto de muestras claras como nubosas, se impone la condición de cielo despejado si

$$F_R < F_{R0} \times 1.05. \quad (5)$$

En la Fig. 1a se muestra F_R vs. coseno del ángulo cenital, destacando en rojo las muestras de cielo despejado seccionadas con éste método. Para comprobar el criterio, se observa el comportamiento de las medidas en tierra según esa clasificación. En la Fig. 1b, se muestra una gráfica del índice de claridad modificado k_{tp} vs. $\cos \theta_z$, donde también se muestra en rojo las muestras seleccionadas. Este índice de claridad modificado, k_{tp} (Perez et al., 1990) es similar al índice de claridad ($k_t = I/G_{TOA}$, donde I es

Tabla 3: Variantes de LCIM estudiadas (Ec. (1))

Código	rango de η	$F(\eta)$
LCIM1 (original)	[-0.05, 1.05]	lineal: $a_1(1 - \eta) + b_1$
LCIM2	[0, 1]	lineal: $a_2(1 - \eta) + b_2$
LCIM3	[0, 1]	cuadrático: $a_3(1 - \eta) + b_3 + c_3(1 - \eta)^2$
LCIM4	[0, 1]	lineal: $\begin{cases} 1 & \text{si hay cielo despejado} \\ a_4(1 - \eta) + b_4 & \text{en caso contrario} \end{cases}$

la medida de GHI y I_{TOA} es la irradiancia correspondiente en el tope de la atmósfera), pero removiendo la dependencia con el coseno del ángulo cenital solar.

$$k_{tp} = \frac{k_t}{1.031 \exp\left(-\frac{1.4}{0.9 + 9.4/m}\right) + 0.1} \quad (6)$$

En la Fig. 1b se observa que las muestras de cielo despejado se aglomeran, como era esperado, en donde k_{tp} es alto. También se observa que si bien este criterio con base puramente satelital para detectar muestras toma a la gran mayoría de las muestras claras, también selecciona algunas muestras con valores medios o bajos de k_{tp} . Con este método, un 49.6% de muestras de FR son consideradas de cielo despejado para AZ y de 44.0% para LE.

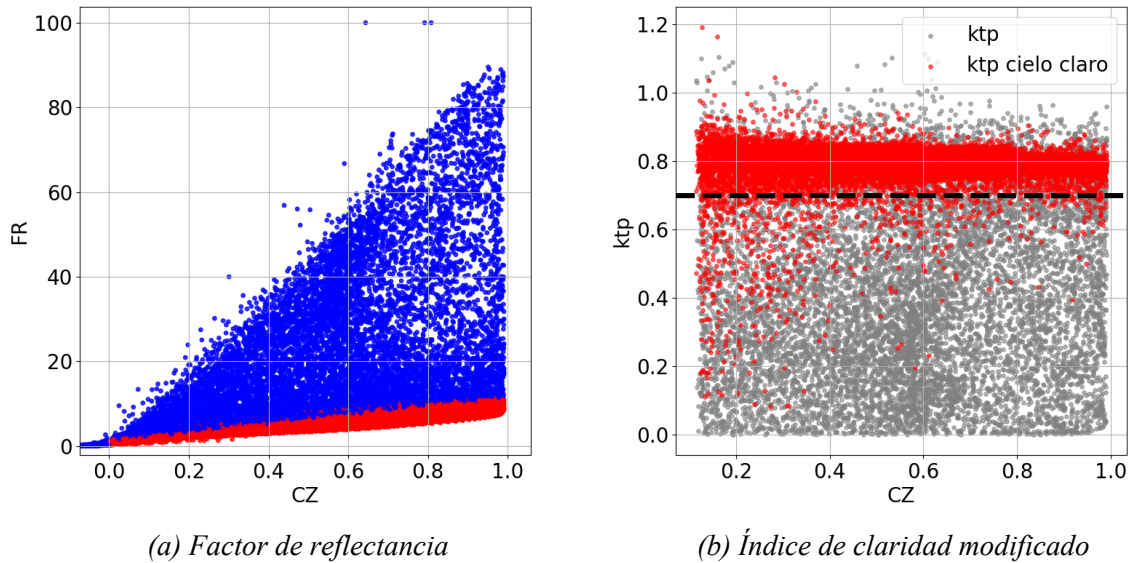


Figura 1: Selección de cielo despejado con la Ec. (5) para LE. En ambas figuras se muestran en rojo las muestras seleccionadas como cielo sin nubes para el modelo LCIM4.

2.2. Entrenamiento y validación

Para obtener los parámetros de cada modelo, se ajustaron los datos en tierra a la Ec. (1). En cada caso se utilizaron el factor de atenuación de nubosidad y el margen de índice de nubosidad explicitados en la Tabla 3. Para cuantificar el desempeño en cada caso se consideran un conjunto ampliado de indicadores de rendimiento, abarcando las métricas más comunes utilizadas en el campo de la evaluación del recurso solar. Estas métricas incluyen la desviación media del sesgo (**MBD**), la raíz cuadrada del error cuadrático medio (**RMSD**), la integral de Kolmogorov-Smirnov (**KSI**), y la correlación de Pearson. Las métricas MBD y RMSD serán expresadas en su forma relativa, como un porcentaje de la media de las medidas en

tierra. Las métricas se definen de la siguiente manera:

$$\text{MBD} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N d_i$$

donde $d_i = \hat{y}_i - y_i$ es la diferencia entre las estimaciones del modelo (\hat{y}_i) y los datos de referencia medidos (y_i), y N es el número de muestras en la serie de datos diarios. Mide el sesgo sistemático que un modelo puede introducir en la evaluación a largo plazo.

$$\text{RMSD} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N d_i^2}$$

donde $d_i = \hat{y}_i - y_i$. Mide la dispersión del error con la norma cuadrática y es particularmente sensible a los valores atípicos, lo que lo hace frecuentemente utilizado en este campo.

$$\text{KSI} = \int |\hat{F}(y) - F(y)| dy$$

donde $\hat{F}(y)$ es la función de probabilidad acumulada de las estimaciones y $F(y)$ es la función de probabilidad acumulada de las mediciones. Mide la similitud estadística integrando la diferencia absoluta entre estas funciones en todo el rango de la variable objetivo (en este caso, el GHI). Es una métrica orientada negativamente (cuanto más baja, mejor) que cuantifica la diferencia estadística entre ambos conjuntos de datos. Finalmente, el coeficiente de correlación de Pearson que cuantifica la intensidad de la relación lineal entre las estimaciones y las mediciones.

La evaluación del desempeño de las variantes se analizará en términos generales y también discriminando por el índice de claridad modificado, k_{tp} , (Perez et al., 1990) mencionado antes .

3. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Tabla 4: Parámetros obtenidos en el entrenamiento de las variantes. Se muestra el promedio espacial de los parámetros. Las últimas dos columnas muestran los valores extremos que puede tomar F de la Ec. (1).

Modelo	parámetro	AZ	LE	Promedio	F_{max}	F_{min}
LCIM1	a_1	0.941	0.918	0.930	1.01	0
	b_1	0.033	0.043	0.038		
LCIM2	a_2	0.973	0.957	0.965	0.987	0.023
	b_2	0.019	0.026	0.023		
LCIM3	a_3	0.598	0.597	0.598	1	0.088
	b_3	0.093	0.083	0.088		
LCIM4	a_4	0.916	0.885	0.901	1	0.044
	b_4	0.040	0.049	0.045		

En la Tabla 4 se presentan los parámetros entrenados para cada modelo para ambas estaciones. Adicionalmente, en las últimas tres columnas se muestran sus promedios y los valores extremos que puede tomar F en cada caso. Los parámetros para los modelos LCIM1 y LCIM2 resultan similares entre si. Esto es de esperarse visto que la única diferencia entre los modelos es un margen del 5 % en el índice de nubosidad. Sin embargo, esta pequeña diferencia hace que el valor máximo de F_1 sea en promedio un poco superior a uno, y el de F_2 un poco inferior. Esto significa (según la Ec. (1)) que los valores de irradiancia de LCIM2 siempre serán menores a los del modelo de cielo claro, lo introduce un sesgo indeseado en esas condiciones. En el caso de LCIM3, dado la forma cuadrática de F_3 los valores obtenidos no son comparables a otras opciones, pero se ven estables entre los dos sitios estudiados. Finalmente, por la construcción de

LCIM4, los parámetros a_4 y b_4 son entrenados contra datos asociados a presencia de nubes (los que no verifican la Ec. (5)), sin embargo también son similares a los casos LCIM1 y LCIM2. Por último, vale la pena mencionar que los parámetros obtenidos en los casos lineales son muy parecidos a los obtenidos en Laguarda et al. (2020) para el caso LCIM1 a nivel horario; $a = 0.93$ y $b = 0.045$. En todos los casos los parámetros muestran estabilidad entre de ambas estaciones, manteniéndose siempre que el parámetro a de AZ sistemáticamente mayor al de LE.

Tabla 5: Métricas de desempeño de las variantes. Los datos totales difieren levemente de los de Tabla 2 por faltantes de imágenes satelitales.

Modelo	métrica	General		$k_{tp} > 0.7$		$k_{tp} < 0.7$	
		AZ	LE	AZ	LE	AZ	LE
LCIM1	rMBD (%)	0.3	0.4	-3.9	-3.6	13.9	15.0
	rRMSD (%)	14.9	15.0	8.3	8.2	33.8	37.4
	Corr.	0.974	0.974	0.987	0.987	0.933	0.933
	KSI (W/m ²)	9.7	10.4	23.6	21.7	36.4	38.4
LCIM2	rMBD (%)	0.3	0.3	-4.2	-4.0	14.7	16.1
	rRMSD (%)	15.0	15.3	7.9	8.0	34.9	38.8
	Corr.	0.973	0.973	0.989	0.989	0.932	0.932
	KSI (W/m ²)	9.6	9.5	25.0	24.1	38.4	40.5
LCIM3	rMBD (%)	0.1	0.9	-3.8	-2.5	12.5	14.0
	rRMSD (%)	14.7	15.1	8.3	8.0	33.2	37.9
	Corr.	0.974	0.974	0.987	0.987	0.931	0.927
	KSI (W/m ²)	9.0	6.0	22.7	15.5	32.5	35.3
LCIM4	rMBD (%)	<0.1	0.4	-4.1	-3.1	13.2	13.7
	rRMSD (%)	14.8	15.0	8.6	8.8	32.9	35.9
	Corr.	0.974	0.975	0.986	0.984	0.934	0.933
	KSI (W/m ²)	11.1	8.8	24.5	18.8	34.2	34.5
# Datos		22135	23188	12910	14112	9225	9076
Media de las medidas (W/m ²)		460	471	603	611	260	252

En la Tabla 5 se indican las métricas de desempeño de las variantes analizadas. Se incluye el desempeño general, y discriminado por k_{tp} . Observando la tabla se observa que para cada condición de nubosidad los cuatro modelos muestran métricas muy similares. También hay similitud entre los sitios.

En el caso de las métricas generales, el desvío es positivo y menor a 1 %. Para los modelos LCIM3 y LCIM4 se observa un desvío particularmente bajo en AZ. Los rRMSD se encuentran entre el 14.7 % y el 15.3 % en todos los casos, comparable a trabajos anteriores (Laguarda, 2021). En todos los casos la correlación es alta y se encuentra en el rango 0.973–0.975. El KSI, una variable que indica la similitud de la distribución de probabilidad de los estimativos con las medidas se mantiene en todos los casos el entorno 6.0-10.4 W/m², excepto para LCIM4, donde es un par de unidades más alto. En la Fig. 2 se pueden ver gráficos de dispersión de cada modelo para el sitio LE. Las zonas más claras de los gráficos indican mayor densidad de puntos. La figura muestra que en todos los casos los puntos se encuentran cercanos a la recta $y = x$, lo que denota una buena correspondencia entre los datos. En los cuatro casos se tiene una dispersión similar, lo que es acorde a la tabla 5.

En el caso de poca nubosidad ($k_{tp} > 0.7$) los desempeños también son muy similares en todos los casos. Con desvíos sistemáticamente negativos entre mayores a -4.2 %, dispersiones de 8-9 %. En este caso

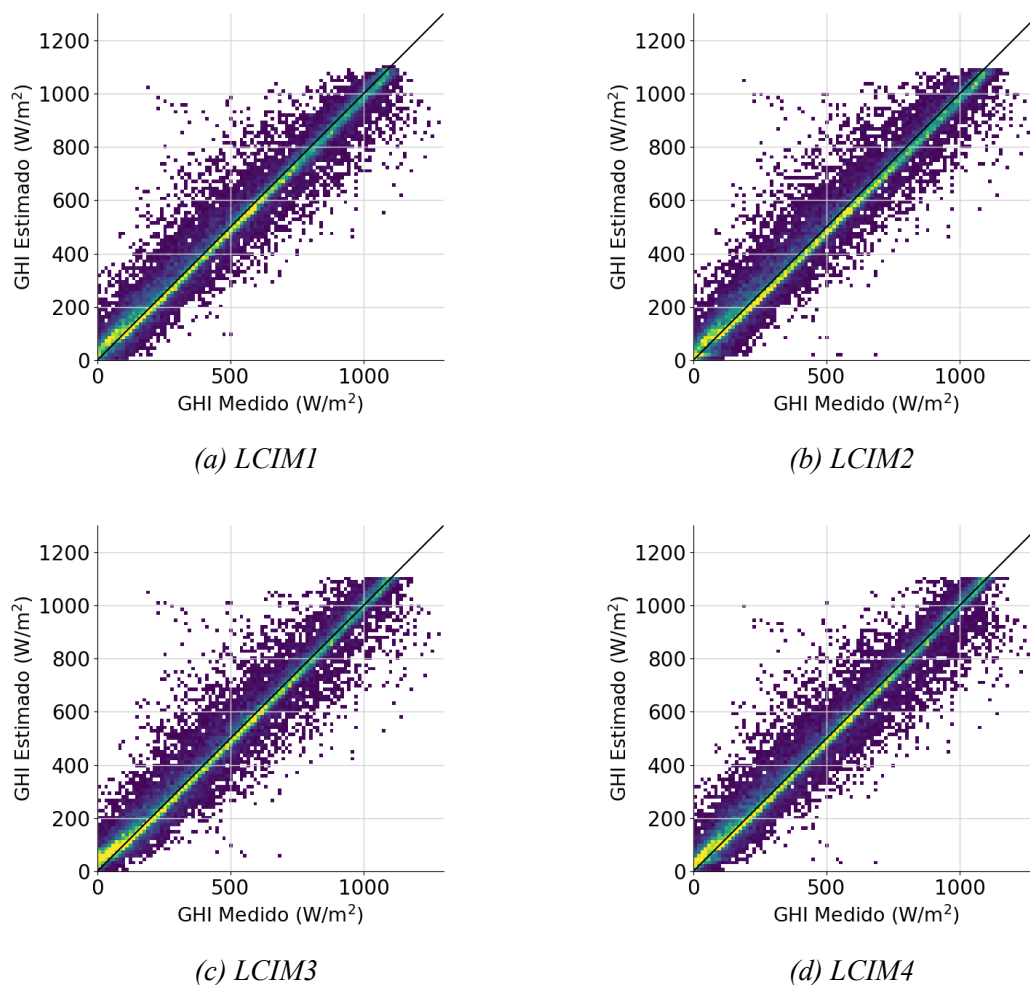


Figura 2: Gráfico de dispersión entre los modelos y las medidas en tierra

las correlaciones son más fuertes que en el caso anterior y se mantienen en torno a 0.985. Si bien las diferencias son mínimas, en este caso LCIM3 muestra métricas levemente superiores que el resto de los modelos. En adición, los mayores sesgos son de LCIM2, en concordancia con el análisis de la Tabla 4. Con respecto a la dispersión, LCIM4 muestra el peor desempeño, lo cual es inesperado por la construcción del modelo, cuyos estimativos de cielo despejado provienen de un modelo específico para ese propósito. Una hipótesis aquí es que el método de selección de cielo despejado utilizado por LCIM4 es subóptimo. En la Fig. 2 se observa que para valores altos de GHI, excepto LCIM1, los modelos muestran una cota estricta para los valores máximos. Esto puede deberse a la imposición de que $F_{MAX} \leq 1$ en esos tres casos. También se observa que la mayor densidad de puntos (zona amarilla) tiende a subestimar para LCIM2, y en menor medida para LCIM1, a diferencia que LCIM3 y LCIM4.

Por último, para casos de mayor nubosidad ($k_{tp} < 0.7$) se tiene que los sesgos son positivos y menores al 16 %, mientras que las dispersiones en el rango de 33–39 %. Las correlaciones son un poco inferiores, en el entorno de 0.93. Los KSI también se mantienen estables en el rango 32.5–40.5 W/m². En este caso, LCIM4 es quien presenta un mejor rendimiento.

En la Fig. 3 se muestran las distribuciones de probabilidad de cada modelo superpuestas a la de las medidas para el caso LE. Nuevamente, se observa comportamiento similar en todos los casos. Allí se observa que para baja irradiancia (menores a 250 W/m²) en el modelo LCIM3 las muestras están sobre-representadas. Para irradiancias mayores a 250 W/m² se tiene un comportamiento similar en todos los casos, siendo el modelo LCIM4 el que mejor se ajusta al comportamiento de las medidas. También se

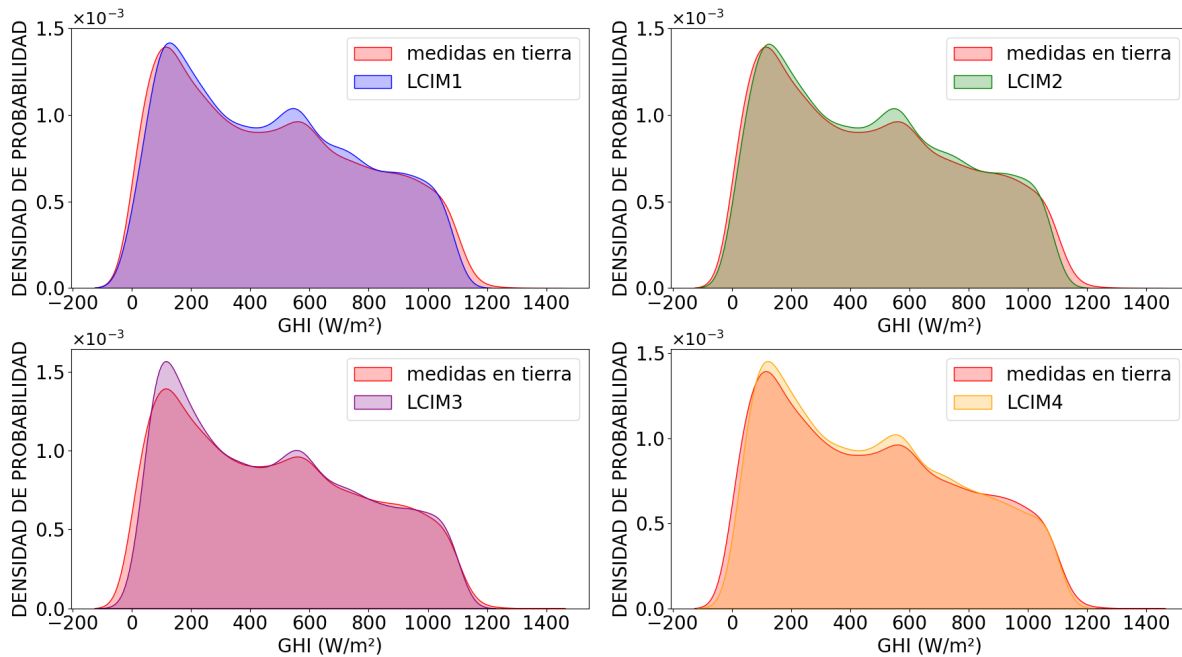


Figura 3: Densidad de probabilidad para toda condición de cielo en LE. AZ no se muestra por ser cualitativamente similar

confirma la dificultad de LCIM1 y LCIM2 para estimar irradiancias en el extremo superior del rango ($\approx 1200 \text{ W/m}^2$).

En la figura 4 se muestra a modo de ejemplo el comportamiento de los modelos para 3 días consecutivos. En la imagen se puede ver como para el día despejado los cuatro modelos aproximan bien las medidas en tierra, mientras que en los días de alta nubosidad los modelos muestran mayor dispersión con la referencia.

4. CONCLUSIONES

En este trabajo exploratorio se analizan algunas variantes para parametrizar el factor de atenuación por nubosidad del modelo LCIM. En este caso de estudio se analizan estas parametrizaciones en dos sitios de Uruguay en Salto y Montevideo utilizando un año completo de datos.

La conclusión principal del trabajo es que las cuatro estrategias analizadas para modelar el efecto de la nubosidad no muestran resultados significativamente distintos en términos de la precisión de la estimación de la irradiancia solar global en el plano horizontal promedio a nivel 10-minutal. A nivel general, utilizando coeficientes adaptados a cada sitio, se obtienen desvíos levemente positivos, desviaciones cercanas a 15 % con correlaciones mayores a 0.97 y KSI menores a 11.1 W/m^2 . A su vez, todos los modelos subestiman en casos de cielo despejado, y sobre estiman en casos de nubosidad. Sin embargo, hay algunas diferencias a tener en cuenta.

Por su construcción, LCIM2 tiende a subestimar sistemáticamente de forma importante para valores altos de irradiancia, por lo que la variante utilizada hasta ahora, LCIM1, es conveniente por su límite flexible en el rango de η que elimina este problema. En adición LCIM1 por su parte ha mostrado parámetros robustos anteriormente.

La variante LCIM3 muestra indicadores de desempeño iguales o apenas superiores a LCIM1, pero la ganancia de incluir una parametrización cuadrática no tiene impactos significativos en el desempeño del modelo actual.

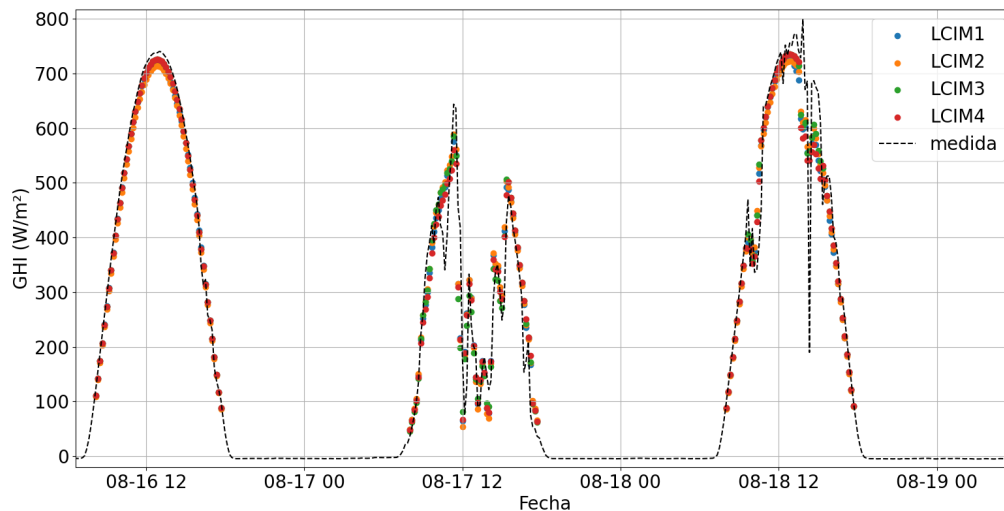


Figura 4: Serie temporal detallada para la estación de Salto. Se muestran tres días consecutivos, siendo el primero un día de cielo despejado.

Por último, la estrategia planteada para LCIM4 debería destacarse en condiciones de ausencia de nubosidad, sin embargo esto no se observa en los resultados obtenidos. El pobre desempeño de este modelo para $k_{tp} > 0.7$ en relación a otras alternativas podría deberse a fallas en la selección de muestras de cielo despejado en la estructura del modelo, ya que el método de distinción utilizando únicamente F_R es perfectible. Para mejorar el desempeño de este modelo en general y en condiciones de ausencia de nubosidad se podría buscar un método más exacto para la selección de muestras claras, así como una mejora del modelo de cielo claro utilizado. Sin embargo, estas tareas son amplias y quedan por fuera del alcance del trabajo realizado.

Los resultados sugieren que una mejora en el modelado de la GHI debe abordarse desde un mayor detalle de la información satelital utilizada para el modelado del efecto de la nubosidad. Por ejemplo incorporando nueva información desde otros canales espectrales del satélite, o incorporando un tratamiento más profundo de la información de entrada en lo que respecta a fenómenos geométricos como el paralaje provocado por la altura de nubes y su desarrollo vertical.

REFERENCIAS

- Alonso-Suárez, R. (2017). *Estimación del recurso solar en Uruguay mediante imágenes satelitales*. Tesis doctoral, Facultad de Ingeniería, Universidad de la República. Tesis de Doctorado en Ingeniería.
- Cano, D., Monget, J., Albuisson, M., Guillard, H., Regas, N., y Wald, L. (1986). A method for the determination of the global solar radiation from meteorological satellite data. *Solar Energy*, 37:31–39.
- Laguarda, A. (2021). *Modelado de la irradiancia solar sobre la superficie terrestre: Modelos físicos e híbridos utilizando información satelital sobre la Pampa Húmeda*. Tesis doctoral, Facultad de Ingeniería, Universidad de la República. PhD thesis in the Energy Engineer program.
- Laguarda, A. y Abal, G. (2016). índice de turbidez de Linke a partir de irradiación solar global en Uruguay. *Avances en Energías Renovables y Medio Ambiente*, 20(ISSN 2314-1433):11.35–11.46.
- Laguarda, A., Alonso-Suárez, R., y Abal, G. (2018). Modelo semi-empírico de irradiación solar global a partir de imágenes satelitales goes. En *Anais do VII Congresso Brasileiro de Energia Solar 2018, Radiação Solar*, pp. 1–9.
- Laguarda, A., Alonso-Suárez, R., y Abal, G. (2023). Improved estimation of hourly direct normal solar

- irradiation (dni) using geostationary satellite visible channel images over moderate albedo areas. *Solar Energy*, 259:30–40.
- Laguarda, A., Giacosa, G., Alonso-Suárez, R., y Abal, G. (2020). Performance of the site-adapted CAMS database and locally adjusted cloud index models for estimating global solar horizontal irradiation over the Pampa Húmeda region. *Solar Energy*, 199:295–307.
- Laguarda, A., Iturbide, P., Orsi, X., Denegri, M. J., Luza, S., Burgos, L., Stern, V., y Alonso-Suárez, R. (2021). Validación de modelos satelitales Heliosat-4 y CIM-ESRA para la estimación de irradiancia solar en la Pampa Húmeda. *Energías Renovables y Medio Ambiente*, 48:1–9.
- Linke, F. (1922). Transmissions-koeffizient und trubungsfaktor. *Meteorological Magazine Beitrage zur Physik der AtmosphaereBeitr*, 10:91–103.
- Long, C. y Shi, Y. (2008). An automated quality assessment and control algorithm for surface radiation measurements. *The Open Atmospheric Science Journal*, 2:23–37.
- McArthur, L. (2005). Baseline surface radiation network operations manual. Technical Report WCRP-121/ WMO TD-No. 1274, WORLD CLIMATE RESEARCH PROGRAMME - WMO.
- Perez, R., Ineichen, P., Moore, K., Kmieciak, M., Chain, C., George, R., F., y Vignola (2002). A new operational model for satellite-derived irradiances: description and validation. *Solar Energy*, 73:307–317.
- Perez, R., Ineichen, P., Seals, R., y Zelenka, A. (1990). Making full use of the clearness index for parameterizing hourly insolation conditions. *Solar Energy*, 45(2):111–114.
- Perez, R., Schlemmer, J., Hemker, K., Kivalov, S., Kankiewicz, A., y Gueymard, C. (2015). Satellite-to-irradiance modeling - a new version of the SUNY model. En *42nd Photovoltaic Specialist Conference (PVSC)*, pp. 1–7.
- Rigollier, C., Bauer, O., y Wald, L. (2000). On the clear sky model of the ESRA — European Solar Radiation Atlas — with respect to the Heliosat method. *Solar Energy*, 68(1):33–48.
- Rigollier, C., Lefevre, M., y Wald, L. (2004). The method Heliosat-2 for deriving shortwave solar radiation from satellite images. *Solar Energy*, 77(2):159–169.
- Sarazola, I., Laguarda, A., Ceballos, J. C., y Alonso-Suárez, R. (2023). Benchmarking of modeled solar irradiation data in uruguay at a daily time scale. *IEEE Latin America Transactions*, 21(9):1040–1048.
- Tarpley, J. (1979). Estimating incident solar radiation at the surface from geostationary satellite data. *Journal of Applied Meteorology*, 18(9):1172–1181.

**ANALYSIS OF VARIANTS OF SEMI-EMPIRICAL LCIM SATELLITE MODEL
FOR SURFACE SOLAR IRRADIANCE ESTIMATION:
A CASE STUDY AT TWO SITES IN URUGUAY**

ABSTRACT: Three variants for parameterizing the cloud attenuation factor in the LCIM satellite model for estimating surface solar irradiance are explored. The case study was conducted at two sites in Uruguay, Salto and Montevideo, using one year of irradiance measurements for training. The objective was to improve the empirical modeling of cloudiness while maintaining the simplicity and precision of the model. The results indicate that the variants do not show significant differences in estimation accuracy, with deviations of less than 1 %, dispersions below 15 %, and correlations above 0.97 in each case. The current model proved to be the most robust, especially under high irradiance conditions, while LCIM3, although showing similar performance, does not justify the additional complexity of a quadratic parameterization. LCIM4, designed to perform better under clear sky conditions, did not meet the expected performance, suggesting the need to improve the selection and modeling methods in these conditions. The results suggest that future improvements in solar irradiance modeling could benefit from greater integration of satellite information, including other spectral channels and a more detailed treatment of geometric phenomena such as parallax.

Keywords: solar irradiance, GHI, satellite estimation, Cloud Index, LCIM