



UNIVERSIDAD DE LA REPÚBLICA
FACULTAD DE INGENIERÍA

Pronóstico de energía solar a partir de imágenes satelitales

AUTOR: GIANINA GIACOSA

DIRECTOR DE TESIS: RODRIGO ALONSO-SUÁREZ

TRIBUNAL: GONZALO ABAL

TRIBUNAL: GABRIEL CAZES-BOEZIO

TRIBUNAL: GONZALO CASARAVILLA

Tesis presentada como parte de los requisitos para la obtención del
título de Magister en Ingeniería de la Energía

Agosto, 2020

Montevideo, Uruguay

Resumen

Las energías renovables son un recurso energético que se renueva año a año y representan una forma de energía más limpia que las basadas en combustibles fósiles. Como contrapartida, la disponibilidad de esta energía se rige por el comportamiento variable de la meteorología local. Esto es especialmente crítico para las energías renovables intermitentes, como la energía solar y eólica, las cuales presentan fluctuaciones importantes en cortas escalas de tiempo. La radiación solar a nivel de suelo presenta variaciones debido al movimiento del Sol y la presencia de nubosidad, lo que afecta directamente la generación de potencia en las plantas fotovoltaicas (PV). La red eléctrica es un sistema donde en todo momento la generación debe igualar a la demanda, por lo que cambios rápidos en la generación deben ser compensados por el sistema. Por tanto, el manejo de estas fluctuaciones es el principal desafío para incorporar en gran escala la energía solar a las redes eléctricas. Esto genera la necesidad de anticipar el recurso que estará disponible para poder tomar decisiones óptimas en el despacho eléctrico. La predicción permite reducir costos de operación del sistema, y habilita a establecer con mayor precisión precios y cantidades de venta, tanto para exportación de energía eléctrica como para el mercado interno. La capacidad de predicción es una de las formas para mitigar el efecto de esta variabilidad de corto plazo, permitiendo un manejo más eficiente de la red y reduciendo la incertidumbre de la valoración del recurso.

La energía solar puede pronosticarse con diferentes técnicas. La elección de la técnica depende principalmente del horizonte de predicción de interés. En esta tesis se implementa y evalúa una técnica para pronóstico de energía solar a escala intradiaria a partir de imágenes satelitales, que atiende la predicción desde 1 a 5 horas hacia el futuro. Se evalúa el desempeño de la predicción a nivel de imagen, irradiación en tierra y generación PV, de modo de evaluar la incertidumbre de la cadena completa de predicción, desde nubosidad hasta generación eléctrica. La metodología de pronóstico está basada en una técnica que compara regiones en dos imágenes consecutivas y estima el movimiento entre ambas imágenes minimizando el error cuadrático medio entre regiones, para luego extrapolar el movimiento nuboso hacia el futuro. A partir de las imágenes pronosticadas, se calcula la irradiación solar en superficie estableciendo así una predicción de irradiación solar. Luego, con un modelo de planta PV, se genera un pronóstico de generación solar. Para esto último se ajustó una parametrización simple entre la irradiación sobre los paneles y la generación PV, que busca reflejar el comportamiento de cada una de las tres plantas PV consideradas en este trabajo, instaladas en el noroeste del país y operativas en los últimos 5 años aproximadamente.

El desempeño de la metodología se compara con la referencia que establece el procedimiento de persistencia. Se obtiene que en todos los niveles (nubosidad, irradiación y generación) el método implementado presenta mejor desempeño que la persistencia, por lo que se justifica la utilización de esta metodología de mayor complejidad para realizar el pronóstico. Este es el primer trabajo en Latinoamérica que desarrolla localmente la predicción solar basada en imágenes de satélite. Además, se implementan y evalúan todas las etapas del pronóstico, desde las imágenes en crudo de satélite hasta la predicción final de generación PV.

Índice general

1. Introducción	5
1.1. Antecedentes	7
1.2. Sobre este trabajo	8
2. Pronóstico de irradiación solar a partir de imágenes satelitales	10
2.1. Aspectos previos	11
2.1.1. Radiación solar	11
2.1.2. Imágenes de satélite	14
2.1.3. Estimación satelital de irradiación solar	16
2.2. Pronóstico de energía solar	17
2.2.1. Técnicas para pronóstico de irradiación solar	17
2.3. Métricas de desempeño	21
2.3.1. Persistencia para irradiación solar	22
2.3.2. Persistencia para generación PV	23
2.4. Pronóstico de irradiación solar a corto plazo utilizando imágenes de satélite	24
2.4.1. CMV utilizando la técnica de Lorenz et al.	24
2.4.2. Método de flujo óptico	27
2.4.3. Procesamiento satelital como insumo a técnicas de aprendizaje por computadora	28
2.4.4. Métodos híbridos	29
2.4.5. Comparación de metodologías	30
2.5. Cadena de pronóstico de energía solar	31
3. Base de información	33

3.1. Imágenes utilizadas	33
3.2. Medidas de irradiación solar en tierra	35
3.3. Datos de generación fotovoltaica	37
3.3.1. Control de calidad de datos de generación PV	38
4. Implementación y evaluación del pronóstico por CMV	43
4.1. Implementación de la técnica Lorenz et al.	43
4.1.1. Extrapolación de imágenes	46
4.1.2. Remoción y reconstrucción del fondo	50
4.2. Evaluación a nivel de imagen	51
4.3. Evaluación a nivel de irradiación	55
4.3.1. Desempeño de la persistencia	56
4.3.2. Desempeño de la técnica CMV	58
4.3.3. Resumen de desempeño a nivel region	61
4.4. Evaluación a nivel de generación PV	65
4.4.1. Transposición a plano inclinado	65
4.4.2. Estimación de la generación PV	70
4.4.3. Desempeño de la técnica CMV	71
4.5. Análisis de la conversión de irradiación en potencia	75
4.6. Comparación de habilidad de pronóstico	79
5. Conclusiones	81
Referencias	86
Índice de figuras	92
Índice de tablas	94
Glosario	95
Apéndice	97

Capítulo 1

Introducción

En el acuerdo de París de 2015, firmado por 196 países, se acordó realizar esfuerzos para limitar el calentamiento global, lo que implica reducir las emisiones antropogénicas de gases de efecto invernadero. Uno de los caminos para lograr este objetivo es abastecer la demanda energética a través de recursos renovables, descarbonizando el sector energía. La generación solar y eólica están creciendo en el mundo (IEA, 2014), y se espera que la energía solar fotovoltaica (PV) y la energía eólica sean una contribución sustancial para alcanzar un sistema eléctrico más sostenible ambientalmente. La energía solar PV ha experimentado un crecimiento importante en los últimos años, alcanzando en 2017 el hito de superar los 400 GW de capacidad instalada a escala global y siendo a partir de 2017 la tecnología renovable de mayor crecimiento en el mundo (IEA (2017), IEA (2018)). En Uruguay, la instalación de energía solar PV aumentó significativamente en los últimos años, pasando de algunas escasas instalaciones de microgeneración previo al 2010 a 230 MW de energía solar PV de gran escala conectada a la red en la actualidad (ADME, 2018). La transición energética ha convertido a Uruguay en un país exportador de energía eléctrica basada en recursos renovables (ADME, 2017) y un ejemplo de transformación de la matriz energética.

La integración en gran escala de las energías renovables intermitentes, como la energía solar y eólica, es un desafío para las redes eléctricas debido a que estos recursos presentan alta variabilidad de corto plazo, dependiendo de la meteorología local (IEA, 2014). La generación solar en particular está directamente relacionada a la disponibilidad variable de la irradiación solar a nivel de suelo. Ésta depende principalmente de los procesos de formación, deformación y movimiento de las nubes, que ocurren en escalas de tiempo cortas. Existen diferentes mecanismos para mitigar los efectos de la alta variabilidad de corto plazo del recurso: la predicción del recurso con baja incertidumbre, el almacenamiento de energía (a través de baterías, bombeo aguas arriba en embalses u otras formas de almacenamiento de red), la producción de combustible en base a los excedentes de generación (hidrógeno) y la distribución geográfica de los generadores intermitentes (para filtrar naturalmente la variabilidad a través de la

generación conjunta).

En esta tesis se desarrolla una herramienta de predicción al corto plazo de la energía solar. Reducir la incertidumbre de los pronósticos es relevante para lograr incorporar en gran escala la energía solar (IEA, 2014). Disponer de la información de pronóstico mejora la capacidad de toma de decisiones en el despacho de la energía solar, reduce costos de operación y permite valorizar el recurso. Por ejemplo, habilita a una exportación más eficiente de energía eléctrica de origen solar, en términos de cantidades de venta y precios de comercialización. El elemento principal para el pronóstico de la energía solar es anticipar las variaciones de la nubosidad. Para esto, pueden utilizarse diferentes herramientas, entre las cuáles las principales son: (i) modelos numéricos de atmósfera que basan sus predicciones en un modelado detallado de la física del problema, (ii) imágenes satelitales que estiman el movimiento de los campos nubosos para extrapolar su movimiento al futuro o (iii) series temporales que buscan anticipar el recurso detectando patrones estadísticos a partir del comportamiento histórico. Existen también iniciativas para predecir el recurso basadas en imágenes de cámaras todo-cielo colocadas in-situ en los emprendimientos fotovoltaicos, donde se busca anticipar el desplazamiento futuro de la nubosidad a cortísimas escalas de tiempo. En términos generales, la técnica más adecuada depende del horizonte de pronóstico de interés y de factores de la meteorología local, como el régimen de nubosidad local. Las imágenes satelitales son una buena herramienta para el pronóstico al muy corto plazo por aportar información actualizada del estado de la atmósfera y por su adecuada resolución temporal y espacial. Esta técnica ha demostrado en evaluaciones en Europa y EEUU que presenta un mejor desempeño que los modelos numéricos de atmósfera para la predicción de irradiación solar entre 1 y 4-5 horas hacia adelante. Esta tesis, cuyo fin es caracterizar el desempeño en la región del pronóstico por satélite a escala intradiaria, implementa una técnica de pronóstico que estima el movimiento de las nubes comparando imágenes consecutivas. Se implementa para ello una técnica preexistente de predicción por satélite, conocida como técnica de Lorenz et al., que es la utilizada en los sistemas de predicción comerciales por consultoras especializadas en el área solar y se utiliza, por ejemplo, en el despacho eléctrico en Alemania (Lorenz et al., 2007). El movimiento nuboso estimado se extrapola hacia el futuro para pronosticar las imágenes de las horas siguientes. Luego, esta información se utiliza para pronosticar la irradiación solar y la generación PV a escala regional.

Modelar los complejos procesos de formación, deformación y movimiento de las nubes es un problema tridimensional que involucra varias variables meteorológicas, entre ellas, perfiles de temperatura, humedad, viento, presión atmosférica, etc. Este problema de alta complejidad es abordado en forma simplificada por las técnicas de predicción basadas en satélite. Al estado del arte, las técnicas por satélite trabajan sobre las imágenes del canal visible, reduciendo el problema de tres dimensiones espaciales a dos dimensiones y trabajando sólo con la reflectividad (albedo) de la nubosidad. Esto implica, por ejemplo, perder el modelado físico del desarrollo vertical de la nubosidad. Estos métodos, en sus versiones más básicas, no van a ser capaces de anticiparse a las

formaciones nubosas convectivas o poder identificar nubosidad asociada a un frente. La metodología de uso actual en los sistemas de pronóstico por satélite, en particular, la implementada en este trabajo, no busca ni es capaz de caracterizar los tipos de patrones nubosos ni identificar nubosidad a distintos niveles en la atmósfera. Sin embargo, este abordaje simplificado ha demostrado ser efectivo para abordar el pronóstico hasta pocas horas en adelante de la energía solar, presentando predicciones de menor incertidumbre que los modelos numéricos de atmósfera para las primeras 4-5 horas de pronóstico. Se ha probado que hasta 4-5 horas hacia adelante, las técnicas basadas en el movimiento nuboso en dos dimensiones extraído de imágenes satelitales presentan mejor desempeño que la previsión por modelos numéricos de atmósfera (Kühnert et al. (2013), Lorenz et al. (2007), Perez et al. (2010)), que tienen un modelado más detallado de la física del problema pero que aún presentan falencias en la resolución de algunos tipos de nubosidad, siendo además más complejos de implementar por su alto costo computacional. No obstante, ambas estrategias son complementarias en los horizontes de pronóstico horarios intra-día, y un siguiente paso luego de la implementación y validación de cada metodología, es la combinación de sus predicciones en forma inteligente. Dado el desempeño competitivo del enfoque satelital, la estrategia representa una buena aproximación para anticipar el complejo movimiento nuboso y alcanzar incertidumbres de predicción razonables, al menos, hasta algunas horas en adelante. Al ser una técnica útil al muy corto plazo, en algunos contextos se las conocen como técnicas de *nowcasting satelital*.

1.1. Antecedentes

Las iniciativas de predicción de recursos renovables en Uruguay no son nuevas. El Instituto de Mecánica de los Fluidos e Ingeniería Ambiental (IMFIA) de la Facultad de Ingeniería (FING/Udelar) trabaja desde más de una década en predicciones numéricas de energía eólica, y más recientemente de energía solar. El desarrollo de estos pronósticos operativos han sido un pilar fundamental en la incorporación masiva de energías renovables en la red eléctrica del Uruguay. La estrategia adoptada es la de correr localmente un modelo numérico de mesoescala (regional) de alta resolución espacial (WRF, Weather Research and Forecast, (Skamarock et al., 2008)), tomando como condiciones iniciales y de borde la salida de pronóstico de un modelo numérico a escala global (GFS, Global Forecasting System, NOAA). En lo que refiere a energía solar, existe en el IMFIA un equipo de investigación liderado por el Dr. G. Cazes que se especializa en la resolución numérica de nubosidad para su aplicación al pronóstico de energía solar (Porrini et al., 2015).

Más recientemente, el Laboratorio de Energía Solar (LES, <http://les.edu.uy>) inició una línea de investigación en pronóstico de la energía solar, abarcando técnicas de predicción que aún no habían sido desarrolladas en el país y colaborando con los desarrollos pre-existentes. Este proceso inició con el proyecto PRONOS realizado en colaboración

con ADME (Administración del Mercado Eléctrico) y financiado por la CAF (Banco de Desarrollo de Latinoamérica), y se llevó a cabo entre 2016 y 2017. Con este proyecto se realizó un relevamiento local del estado de desarrollo a la fecha de las técnicas de predicción en el país y una evaluación preliminar de su incertidumbre. Luego de esto, el LES ha avanzado en el desarrollo de diferentes técnicas de pronóstico de la irradiación solar, entre las que se encuentran las siguientes contribuciones: Texeira-Branco et al. (2018), Marchesoni et al. (2019), Caldas and Alonso-Suárez (2019), Theocharides et al. (2019), Alonso-Suárez et al. (2020), Marchesoni and Alonso-Suárez (2020). El presente trabajo es una de estas contribuciones, documentado en Giacosa and Alonso-Suárez (2018) y Giacosa and Alonso-Suárez (2019).

Esta tesis documenta la primera implementación y evaluación de desempeño en Uruguay de la predicción basada en imágenes de satélite. Este desarrollo fue posible, por un lado, debido a la trayectoria del LES en el uso de imágenes satelitales para la estimación de irradiación solar (Alonso-Suárez et al. (2012), R. Alonso-Suárez (2014), Alonso-Suárez (2017), Laguarda et al. (2020)), realizado con imágenes del satélite meteorológico Geostationary Operational Environmental Satellite (GOES). Por otro lado, debido a la infraestructura de recepción, procesamiento y archivo de imágenes satelitales operativa en el LES, que brinda el acceso a los archivos y posibilita el desarrollo e implementación de productos satelitales. Entre estos se encuentra la operación en tiempo real de los productos satelitales, como la predicción por satélite o la estimación de irradiación solar. En paralelo a la presente tesis, el LES desarrolla una técnica de predicción por satélite basada en un algoritmo de flujo óptico (Alonso-Suárez et al., 2017), que en la actualidad se encuentra en una etapa de desarrollo y validación. El algoritmo de predicción basado en flujo óptico es de distinta naturaleza que el desarrollado en este trabajo.

1.2. Sobre este trabajo

Como ya se mencionó, este trabajo documenta la primera implementación y validación local de un sistema de predicción de energía solar por satélite. El trabajo reproduce y adapta a nivel local la técnica de predicción satelital de mayor utilización a nivel internacional: la técnica de Lorenz et al. (2007), basada en comparar regiones en imágenes consecutivas. Esta técnica es similar a las utilizadas para estimar movimiento en fluidos, conocidas como Particle Image Velocimetry (PIV, Adrian (1991)). El trabajo implementa y evalúa la cadena completa de predicción, desde las imágenes de satélite hasta la generación fotovoltaica, y atiende los horizontes de pronóstico de corto plazo, de 1 a 4 horas hacia adelante. La evaluación se realiza a nivel de predicción de nubosidad (imagen), de irradiación solar y de generación PV, y se utilizan métricas de desempeño al estado del arte, comparándolo con el procedimiento de persistencia. Este trabajo también documenta el primer diagnóstico en la región del desempeño general de la persistencia del recurso, que representa la forma más sencilla de establecer

una “predicción” y por tanto oficia como límite superior de desempeño para las metodologías de pronóstico de mayor elaboración. Parte de estos aportes se encuentran documentados en los trabajos Giacosa and Alonso-Suárez (2018) y Giacosa and Alonso-Suárez (2019), y se enmarcaron en el proyecto del Fondo Sectorial de Energía (FSE) de la Agencia Nacional de Innovación e Investigación (ANII), FSE-ANII-109937, titulado “Predicción a corto plazo de la irradiancia solar a partir de imágenes de satélite con aplicación a la generación fotovoltaica”.

El objetivo general de esta tesis es implementar y validar una técnica de pronóstico de la energía solar intradiaria a partir de imágenes satelitales. Los objetivos específicos son:

- Desarrollar la técnica de Lorenz et al. (2007) para estimar campos de velocidad en imágenes de satélite y utilizarla para la predicción de irradiación solar a nivel de suelo y generación PV.
- Validar el pronóstico de esta técnica a nivel de imagen (nubosidad), irradiación solar y generación PV, estableciendo las incertidumbres típicas de estas técnicas en la región para cada horizonte de pronóstico de 1 a 5 horas hacia adelante.
- Cuantificar la ganancia de desempeño de esta técnica en relación al procedimiento de persistencia.
- Implementar una cadena de pronóstico completa de la energía solar, que permita establecer predicciones operativas de la irradiación solar y generación PV para sitios ad-hoc en el territorio de Uruguay.

Capítulo 2

Pronóstico de irradiación solar a partir de imágenes satelitales

La generación de energía eléctrica de origen solar está sujeta a la disponibilidad variable de la irradiación solar a nivel de la superficie terrestre. Esto genera una dificultad para mantener un balance constante entre el consumo de energía y el abastecimiento. En consecuencia, la integración de la energía solar a las redes eléctricas es un desafío para el sector energético (IEA, 2014). Un pronóstico con baja incertidumbre es beneficioso para los operadores del sistema eléctrico (y de esta manera, para todos los clientes de la red) por reducir costos e incertidumbres en el manejo de la red y en las transacciones económicas de compra/venta de energía de origen renovable (solar en este caso). El objetivo de la predicción es anticipar las fluctuaciones del recurso solar con la menor incertidumbre posible. Una parte de las fluctuaciones de la radiación solar son determinísticas y explicadas por los movimientos rotacionales y traslacionales de la Tierra con respecto al Sol, las cuales son adecuadamente descritas por ecuaciones geométricas que surgen de la física del problema y se presentan brevemente en la Sección 2.1. La otra parte de las fluctuaciones está relacionada al estado de la atmósfera en un momento dado, y principalmente asociadas a la presencia de nubes que intermitentemente bloquean la radiación solar que llega a la superficie terrestre y le otorga incertidumbre a la predicción. Contar con pronósticos de baja incertidumbre ayuda a mitigar los efectos negativos de la variabilidad del recurso en la administración de la red y el funcionamiento del mercado eléctrico, tanto a escala interna como regional.

Este Capítulo describe el estado del arte para la predicción de la irradiación solar en general y la predicción por satélite en particular, y se organiza de la siguiente manera. En la Sección 2.1 se presentan los conceptos previos que se necesitan para comprender el contenido de esta tesis. En la Sección 2.2 se describen las distintas técnicas de pronóstico de irradiación solar atendiendo los distintos horizontes de pronóstico y resoluciones espaciales de interés. En la Sección 2.3 se presentan algunas de las métricas más utilizadas para cuantificar su desempeño. En la Sección 2.4 se describen las técnicas al

estado del arte para predecir la irradiación solar por satélite, cuyo fin es anticiparse a las variaciones del recurso hasta pocas horas en adelante en base a la información de nubosidad contenida en las imágenes de satélite. Finalmente, en la Sección 2.5 se resume cada etapa del pronóstico partiendo desde las imágenes satelitales hasta llegar a un pronóstico de generación PV.

2.1. Aspectos previos

En esta Sección se describen los conceptos necesarios para entender el comportamiento de la irradiación solar y su variabilidad en diferentes escalas temporales, y las principales características de los satélites meteorológicos y de las imágenes satelitales.

2.1.1. Radiación solar

La radiación solar fuera de la atmósfera puede ser calculada con relativa exactitud en base a cálculos vinculados a variables astronómicas cuya física es bien conocida y explican su ciclo diurno y anual. El principal insumo para realizar este calculo es el valor de la irradiación solar total en el tope de la atmósfera (TSI, también conocida como “constante solar”) que es monitoreada por satélites dedicados y cuyo valor varía menos de 0.1 % en ciclos de aproximadamente una década. Estos cálculos se encuentran bien documentados en Abal et al. (2020) y en libros de texto (Duffie and Beckman (2006), Iqbal (1983)), y se resumen en el Apéndice de este documento. Una de las variables de interés es el ángulo cenital, que representa el ángulo que forma la línea Tierra-Sol con la dirección normal a un punto en la Tierra (cenit), ubicado por su latitud (ϕ) y longitud (ψ). Este ángulo varía según la ubicación (ϕ, ψ) y el momento del día y del año, y su coseno se calcula según la expresión:

$$\cos \theta_z = \sin \delta \sin \phi + \cos \delta \cos \phi \cos \omega, \quad (2.1)$$

donde δ es la declinación solar y ω el ángulo horario. Es posible calcular la irradiancia en el tope de la atmósfera conociendo la constante solar, G_s . Como ya se mencionó, este valor se puede considerar aproximadamente constante. El valor aceptado en la literatura es de 1367 W/m^2 ¹, que es el que se utilizará en este trabajo. A partir de la constante solar y el factor orbital F_n (que corrige por la distancia variable Tierra-Sol en su órbita elíptica) se puede calcular la irradiancia extraterrestre en plano horizontal en el tope de la atmósfera como:

¹Recientemente, (Fröhlich, 2012), se ha actualizado a la baja el valor de la constante solar a 1361 W/m^2 (reducción menor a 0.5 %). No obstante, 1367 W/m^2 continua siendo un valor de convención ampliamente utilizado y es el que se utiliza en este trabajo.

$$G_{oh} = G_s F_n \cos \theta_z , \quad (2.2)$$

donde el factor orbital se obtiene como:

$$F_n = 1,000110 + 0,001280 \sin(\Gamma) + 0,000077 \sin(2\Gamma) + 0,034221 \cos(\Gamma) + 0,000719 \cos(2\Gamma) , \quad (2.3)$$

siendo $\Gamma = 2\pi(n - 1)/365$ una variable entre 0 y 2π que aumenta con el día del año n . Para obtener la irradiación solar horaria en un plano horizontal en el tope de la atmósfera se integra la expresión anterior en el tiempo (1 hora = 3600s), obteniéndose que,

$$I_{oh} = I_s F_n \cos \bar{\theta}_z , \quad (2.4)$$

donde $I_s = G_s \times 3600 = 4921 \text{ kJ/m}^2 = 1367 \text{ Wh/m}^2$ y $\bar{\theta}_z$ es el coseno del ángulo cenital evaluado en el medio del intervalo horario. De esta forma, dadas una latitud ϕ y longitud ψ , para cualquier día y hora del año, se puede calcular con buena aproximación la irradiación solar horizontal al tope de la atmósfera I_{oh} . La forma de cálculo de las variables involucradas, en particular, δ , F_n y ω , se detallan en el Apéndice.

La irradiancia global en plano horizontal se denomina GHI (Global Horizontal Irradiance). Al ingresar a la atmósfera, la radiación solar sufre procesos de dispersión y absorción que dependen de la composición de la atmósfera en un instante dado, principalmente del contenido de humedad y aerosoles, y la presencia de nubes. Como consecuencia, la irradiancia a nivel de suelo se puede separar en dos componentes: la directa (radiación que llega en forma directa desde un ángulo sólido de 5° en dirección al disco solar sin sufrir dispersión o absorción) y la difusa (parte de la radiación que llega a superficie luego de ser dispersada). La irradiancia directa en incidencia normal se denomina DNI (Direct Normal Irradiance) y la irradiancia difusa horizontal, DHI (Diffuse Horizontal Irradiance). Estas componentes se combinan a través de la ecuación de clausura:

$$\text{GHI} = \text{DNI} \cos \theta_z + \text{DHI}. \quad (2.5)$$

La presencia de nubosidad afecta críticamente la disponibilidad de radiación solar a nivel de suelo. Esto hace que la radiación solar que llega a superficie terrestre sea altamente variable en cortas escalas de tiempo, lo que dificulta su pronóstico. Como ejemplo, se muestra en la Figura 2.1[a] un año de medida de GHI, donde se observa el ciclo anual de la irradiación solar en plano horizontal y se puede apreciar la variabilidad día a día. Por otro lado, en la Figura 2.1[b] se puede distinguir entre días de cielo relativamente claro (días 4 y 5), donde la predicción de baja incertidumbre no representaría mayor desafío, y días nublados, donde se observa variabilidad intradía en la medida.

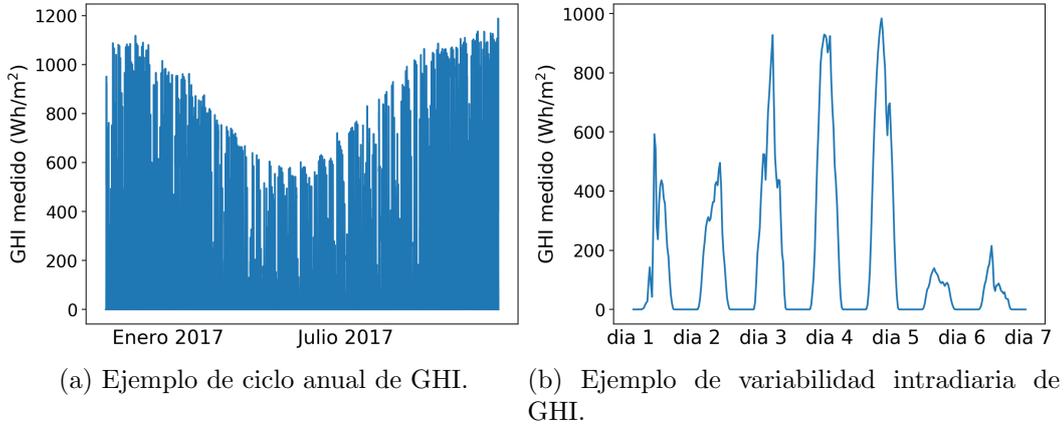


Fig. 2.1: Variabilidad de GHI medida a distintas escalas temporales en un sitio.

Para las aplicaciones de energía solar fotovoltaica la variable relevante es la radiación global sobre plano inclinado, dado que es usual inclinar las superficies de captación para maximizar la generación anual. La radiación que incide sobre un plano inclinado puede provenir de diversas fuentes: radiación directa incidente en los paneles, radiación difusa proveniente de la bóveda celeste y radiación reflejada en los alrededores, usualmente modelada en forma genérica por la reflexión en el suelo. Existen modelos para estimar la irradiancia global en plano inclinado, GTI (Global Tilted Irradiance) a partir de la GHI, DHI y DNI, conocidos como modelos de transporte. Para realizar esta estimación se requiere tener la descomposición de la radiación global en sus dos subcomponentes directa y difusa. En caso de tener como base sólo la GHI, como es el caso de este trabajo, esta separación se puede lograr a partir de la utilización de modelos de fracción difusa. La fracción difusa puede calcularse como: $DHI = f_d \times GHI$. En Abal et al. (2017) se ajustan y validan varios modelos de fracción difusa para su uso en la región. El modelo recomendado es el del Ruiz-Arias et al. (2010) con coeficientes localmente ajustados. Este modelo tiene la forma de doble exponencial, según,

$$f_d = a_0 + a_1 \exp(-\exp(a_2 + a_3 k_T + a_4 k_T^2 + a_5 m + a_6 m^2)). \quad (2.6)$$

Los coeficientes a_i a utilizar en esta ecuación para Uruguay se detallan en Abal et al. (2017).

El valor de la GTI va a depender de la inclinación y orientación de la superficie, además del estado de la atmósfera en un momento dado. Para maximizar la captación de energía, las superficies suelen estar orientadas hacia el ecuador (hacia el norte en el hemisferio sur, azimut $\gamma = 0$). Por otro lado, el ángulo de inclinación con respecto a la horizontal local, β , se suele ajustar según la aplicación de interés, por ejemplo, si se requiere maximizar el recurso según ciertos meses del año o si se requiere generación de energía de forma pareja durante todo el año. En el capítulo 4 se describe el modelo

de pasaje a plano inclinado que se usa en esta tesis.

2.1.2. Imágenes de satélite

Los radiómetros satelitales miden la radiancia proveniente de las distintas fuentes emisoras o reflectivas que se encuentran entre la superficie terrestre y la columna atmosférica, como pueden ser las nubes, la propia atmósfera y la distintas superficies en la Tierra (océanos, ríos, continente, hielos).

La red de satélites meteorológicos para observación de la Tierra incluye satélites de órbita baja y geostacionarios. Los satélites geostacionarios meteorológicos tienen una órbita geosincrónica, lo que significa que están ubicados en el plano ecuatorial y rotan a la velocidad de rotación de la Tierra. Esto les permite tener una visualización continua de una posición fija respecto a la superficie terrestre. La altura geosincrónica (medida desde la superficie de la Tierra) es de aproximadamente 35.800 km sobre la Tierra, lo suficientemente alto como para tener una visión de disco completo de la cara de la Tierra que observan (imágenes full-disk). Estos satélites típicamente generan varias imágenes por hora (entre 2 y 6) con resolución espacial moderada, entre 500m y 4km, dependiendo del canal espectral. Por otro lado, los satélites de órbita baja generan imágenes de mayor resolución espacial debido a que se encuentran más cerca de la Tierra en comparación a los satélites geostacionarios, pudiendo llegar a generar imágenes con resolución de metros. Estos satélites se caracterizan por tener una baja resolución temporal, generando algunas pocas imágenes por día. Debido a estas características, los satélites geostacionarios son los adecuados para modelar (y en este caso, pronosticar) una variable de rápida variación como la radiación solar. Durante las últimas dos décadas lo normal (para el continente americano) para satélites geostacionarios era disponer de una resolución nominal² de 1 km para imágenes en el espectro visible y de 4 km para imágenes en el espectro infrarrojo lejano. Los satélites meteorológicos más modernos, operativos hace 2-3 años, tienen canales en el espectro visible que alcanzan los 500 metros de resolución espacial. En la actualidad, en régimen de operación normal, son capaces de generar imágenes cada 10-15 minutos. Incluso, para registros especiales, son capaces de generar imágenes cada 5 minutos o 1 minuto, ajustando el tamaño de la región de escaneo. Las imágenes provenientes de satélites geostacionarios constituyen una herramienta poderosa para evaluar la situación meteorológica sobre grandes áreas (gran cobertura espacial) y durante todo momento (alta frecuencia temporal). Debido a que los satélites geostacionarios mantienen fija la región de observación hacia la superficie terrestre se puede, por ejemplo, realizar una vigilancia constante de condiciones de tiempo severo. Cuando dichas condiciones se desarrollan, los satélites geostacionarios son capaces de monitorear el desarrollo de las tormentas y posibilitan el trackear

²La resolución nominal de un satélite es la resolución espacial que alcanza en su nadir, es decir, en el pixel ubicado sobre el ecuador debajo del satélite. Debido a la curvatura de la Tierra, la resolución espacial (en km) es variable a lo largo de la imagen.

sus movimientos. Estos satélites también se utilizan para estimar precipitación o para avisos de inundaciones repentinas, así como para estimar acumulados o cobertura de nieve. Esta información también es utilizada por meteorólogos para emitir avisos de derretimiento de lagos congelados o desprendimiento de hielo (NOAA, 2017).

En la Figura 2.2 se muestra una imagen full-disk del canal visible de satélite GOES-East. La información que mide el satélite en el canal visible es radiación solar (dentro del espectro solar) reflejada en la superficie terrestre. Si la radiancia reflejada de cada pixel es L_s (en $\text{W}/\text{m}^2 \text{ sr}$), se normaliza esta cantidad por el máximo que el sensor del satélite podría medir en ese espectro, asumiendo una hipótesis isotrópica. Esta normalización lleva a una cantidad adimensionada, conocida como Factor de Reflectancia, que se define como:

$$F_R = \frac{\pi L_s}{G_{\Delta}^{sc} F_n}, \quad (2.7)$$

donde G_{Δ} es el espectro solar en el tope de la atmósfera modulado por la respuesta del radiómetro del satélite. Una imagen de F_R contiene información espacial dependiendo de la posición del Sol respecto a la Tierra, y no puede ser considerado una propiedad de la superficie en un instante dado. Debido a ello, es práctica común dividir esta cantidad por el $\cos \theta_z$ para obtener la reflectividad de la superficie, conocido como Reflectancia Planetaria o Albedo Terrestre, calculado como $\rho_P = \frac{F_R}{\cos \theta_z}$. Estas dos magnitudes (F_R y ρ_P) son las que se utilizan para desarrollar productos satelitales, y su pasaje entre una y otra es sencillo. En particular, en este trabajo se utiliza el F_R para la estimación de irradiación solar por satélite (ver Subsección 2.1.3) y ρ_P para la predicción por satélite (ver Capítulo 4), debido a sus características espaciales más homogéneas.

Los satélites meteorológicos geoestacionarios conforman una red que cubre todo el globo. De esta red de satélites, los satélites GOES (administrados por los EEUU) y el satélite Meteosat (administrado por la Unión Europea) generan imágenes que alcanzan el territorio Sudamericano. La serie de satélites GOES son administrados por la NOAA (National Oceanic and Atmospheric Administration) y se ubican en dos posiciones geoestacionarias; GOES-East (longitud -75°) y GOES-West (longitud -135°), de los cuáles el GOES-East genera imágenes que incluyen el territorio de Uruguay. El satélite Meteosat también genera imágenes del territorio de Uruguay, apareciendo en el ángulo inferior izquierdo de las imágenes desde un alto ángulo de visión. Debido a la curvatura de la Tierra el área en superficie que corresponde a un pixel (el “ancho” de un pixel) se agranda conforme se consideran puntos más alejados de la vertical del satélite. A efectos del desarrollo de productos satelitales para Uruguay es preferible utilizar imágenes del satélite GOES-East en lugar que las del satélite Meteosat, y para observación visual ambos sets de imágenes proveen información valiosa (Alonso-Suárez, 2017). En Laguarda et al. (2020) se comparan para la región estimaciones satelitales de irradiación solar utilizando ambos satélites. Se observó que el elevado ángulo de visión de las imágenes Meteosat para la región limita la precisión de las estimaciones de irradiación

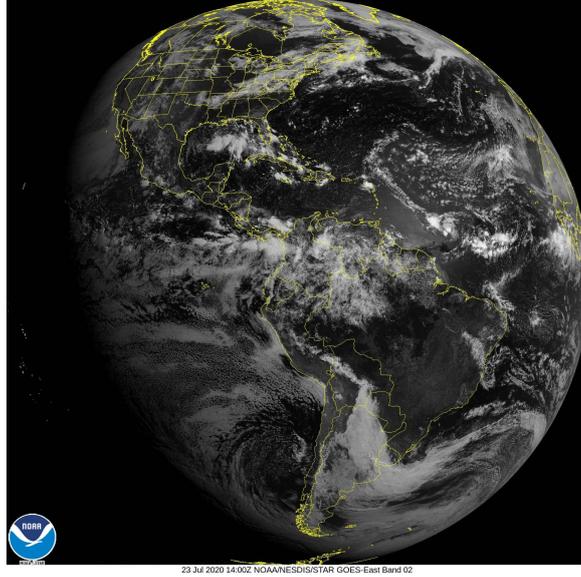


Fig. 2.2: Imagen full disk del GOES-16 del canal visible.

solar, especialmente en condiciones de nubosidad. Las estimaciones basadas en GOES-East tienen menor incertidumbre para la región, reduciendo el error cuadrático medio (normalizado por la media de las medidas) a escala horaria de $\simeq 17\%$ (basado en Meteosat) a $\simeq 12\%$ (basado en GOES-East). La diferencia de desempeño se debe a los distintos ángulos de visión de los satélites para la región, debido a efectos de paralaje y ancho del píxel.

2.1.3. Estimación satelital de irradiación solar

El modelo implementado en este trabajo es el desarrollado en Alonso-Suárez (2017) llamado JPT-V2. Este es un modelo empírico basado en la propuesta original de Tarpley (1979) y Justus et al. (1986). La irradiación horaria se calcula como:

$$I_h = I_{sc} F_n \cos \theta_z (a + b \cos \theta_z + c \cos^2 \theta_z) + d(F_R - F_{Ro}) , \quad (2.8)$$

donde los coeficientes a , b , c y d fueron ajustados a la región utilizando medidas en tierra, F_{Ro} es el factor de reflectancia de fondo y $\cos \theta_z$ es el coseno del ángulo cenital. Los coeficientes a utilizar en esta expresión fueron ajustados en Alonso-Suárez (2017) para la región de Uruguay y zonas cercanas climáticamente afines, y se presentan en la Tabla 2.1. Para estimar la irradiación solar horaria se evalúa en una celda de $\approx 11 \times 11$ px (Alonso-Suárez (2017), Laguarda et al. (2020)). La reflectancia de fondo se estima a partir de una parametrización ajustada con muestras satelitales de cielo despejado en Alonso-Suárez (2017). Los coeficientes A , B , C y D para calcular F_{Ro} para cada sitio de medida utilizado en este trabajo se presentan en la Tabla 2.2 y la ecuación utilizada

es la 2.9. Las medidas en tierra utilizadas, tanto de irradiación como de generación, se presentan en el Capítulo 3.

$$F_{Ro} = A + B \cos \theta_z + C \sin \theta_z \cos \gamma + D \sin \theta_z \cos^2 \gamma . \quad (2.9)$$

Tab. 2.1: Coeficientes para el modelo JPT-V2 para Uruguay. Extraídos de Alonso-Suárez (2017).

a (adim.)	b (adim.)	c (adim.)	d (Wh/m ²)
0.424	0.711	-0.391	-13.248

Tab. 2.2: Coeficientes para el factor de reflectancia de fondo para cada estación utilizada en este trabajo (ver Capítulo 3). Extraídos de Alonso-Suárez (2017).

	LE	LB	PP	RC	AR	ZU	TA	P02	P03	P04
A	0.630	0.728	0.638	0.698	0.541	0.807	0.653	0.575	0.681	0.700
B	9.189	9.723	10.900	10.661	10.181	10.500	9.050	9.920	10.200	9.490
C	0.653	0.807	0.793	0.644	0.698	0.787	0.887	0.861	0.749	0.807
D	1.697	2.348	2.290	2.220	1.703	2.200	2.290	1.940	1.770	1.930

2.2. Pronóstico de energía solar

La nubosidad afecta críticamente la irradiación que llega a la superficie terrestre. Estas variaciones no siguen ningún patrón cíclico o determinístico, varían rápidamente en el tiempo y en el espacio y son muy difíciles de pronosticar. La complejidad en pronosticar la irradiación está directamente vinculada a la dificultad en pronosticar la formación, disipación y movimiento de las nubes. En esta Sección se describe cuáles son las técnicas para pronóstico de irradiación solar y cómo es el proceso para generar un pronóstico de energía solar.

2.2.1. Técnicas para pronóstico de irradiación solar

La complejidad para pronosticar el recurso solar se debe a que las nubes se trasladan en el espacio cambiando su forma, apareciendo y extinguiéndose. Como resultado, la irradiación solar es muy variable en cortas escalas de tiempo, por lo que se necesitan diferentes métodos de pronóstico adecuados a cada escala temporal. En Diagne et al. (2013) se clasifican las técnicas de pronóstico de irradiación solar en 4 categorías: i) modelos numéricos de atmósfera (Numerical Weather Prediction, NWP), ii) métodos basados en técnicas de aprendizaje por computadora y de análisis de series temporales,

iii) pronóstico a partir de cámaras que se colocan en tierra para observar la evolución de la nubosidad y iv) pronóstico a partir de imágenes de satélites meteorológicos en órbita geostacionaria. La incertidumbre y aplicabilidad de cada técnica depende fuertemente del horizonte de pronóstico y la resolución espacial requerida. Para el pronóstico de 1 a 5 días hacia adelante, los NWP son la única estrategia posible. Pueden ser posprocesados para reducir su incertidumbre utilizando técnicas estadísticas y un histórico de medidas en tierra. La escala espacial alcanzable con el modelado numérico depende de la capacidad de cómputo disponible, pero típicamente varía entre 3 y 50 km. Para pronóstico intra-diario con horizontes horarios de hasta 5-6 horas en adelante es posible utilizar un pronóstico basado en imágenes de satélite en donde se detecta el movimiento de las nubes y se las extrapola hacia el futuro en base a una estimación de su campo de velocidades. La resolución típica de las imágenes de satélite utilizadas para este propósito es de 1 km, existiendo satélites recientes que alcanzan los 500 metros. Para pronósticos en sitios específicos a escala minutal hasta 20 minutos hacia adelante se utilizan las cámaras todo cielo para detectar las nubes. Las técnicas basadas en series temporales se pueden aplicar a todos los horizontes de pronóstico, dependiendo de la información de entrada que se disponga. Por ejemplo, si se utiliza sólo información medida a tiempo (t), su utilidad estará limitada al muy corto plazo, hasta $\simeq 2$ horas hacia adelante. En cambio, si incorporan a la entrada información de pronóstico, por ejemplo, de NWP, su utilidad puede ser ampliada incluso a escala diaria. Se presenta en la Figura 2.3 un esquema que describe la utilidad de cada técnica para pronóstico de energía solar en función de la escala temporal y espacial.

El desarrollo de NWP comenzó a principios del siglo XX, con un trabajo del científico noruego Vilhelm Bjerknes titulado “The Problem of Weather Forecasting, Considered from the Viewpoints of Mechanics and Physics”. Bjerknes sostenía que pronósticos exitosos debían partir de un conocimiento lo suficientemente acertado del estado de la atmósfera en cierto instante inicial y de las leyes de la física que gobiernan la dinámica de la atmósfera. Este argumento es válido aún en la actualidad y fundamenta los NWP. Para la resolución numérica de las ecuaciones físicas que modelan el problema se elige un dominio espacial, el cual se discretiza con la resolución requerida. Dichas ecuaciones describen las leyes del movimiento y los procesos termodinámicos que ocurren en la atmósfera. Las soluciones a estas ecuaciones y su evolución a futuro en la grilla definida son la salida de pronóstico de los NWP. Estos modelos están divididos conceptual y operativamente en dos categorías: globales y regionales, dependiendo del dominio que utilicen. Los modelos globales producen un pronóstico para todo el globo, siendo los más conocidos el Global Forecast System (GFS) y el European Centre for Medium-Range Weather Forecast (ECMWF). El primero es de libre acceso, mientras que las salidas del modelo europeo están disponibles para fines de investigación y desarrollo, pero no son de acceso irrestricto, especialmente para aplicaciones comerciales. Por otro lado, los modelos regionales simulan sólo una parte del dominio global. El uso del modelo regional Weather Research and Forecasting (WRF) se ha incrementado en los últimos años, principalmente por estar enfocado tanto hacia la comunidad científica

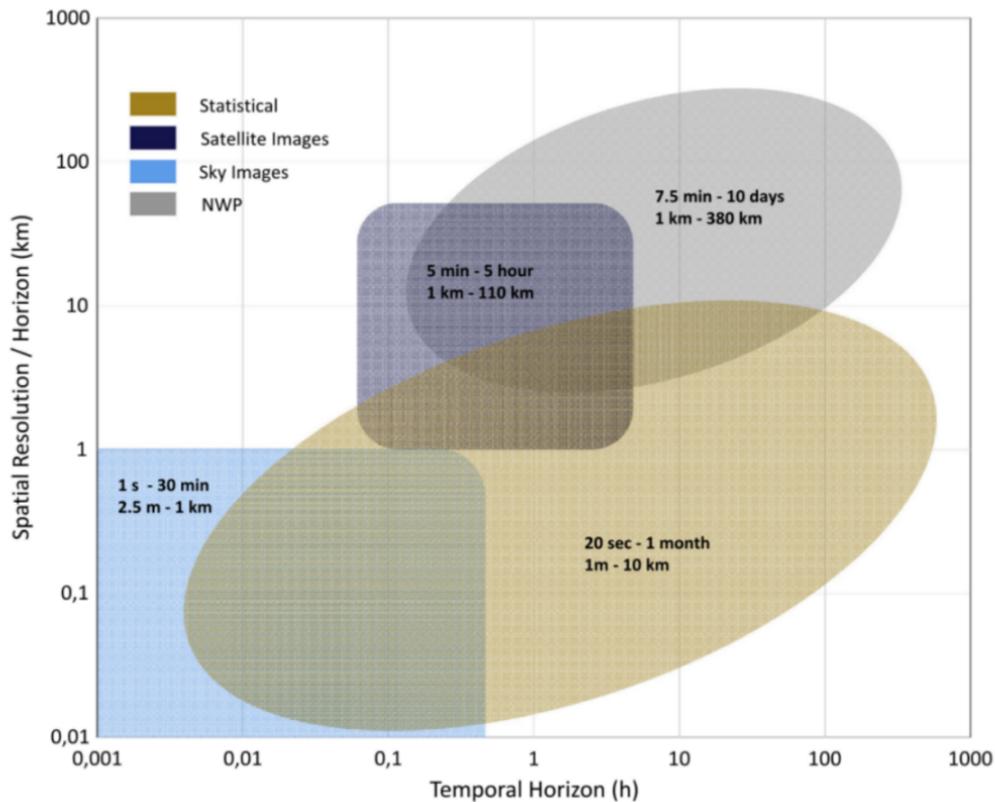


Fig. 2.3: Distribución de diferentes técnicas y recursos de entradas en relación a su resolución espacial y horizonte temporal para pronóstico de energía solar. Extraído de Antonanzas et al. (2016).

como la comunidad operativa (Inman et al., 2013). Actualmente, tanto los NWP regionales como los globales no logran pronósticar con precisión la posición y extensión exacta de las nubes (Lima et al., 2016), especialmente algunos tipos de nubosidad de difícil resolución, en parte porque su resolución espacial dificulta la resolución de la microfísica asociada a la formación de nubes. Como resultado, existen aún desafíos para la predicción numérica de la irradiación solar, y las incertidumbres observadas, en algunos casos, presentan desvíos importantes.

La predicción basada en satélite consiste en pronosticar las imágenes futuras a partir de la secuencia de imágenes anteriores. Dadas dos imágenes consecutivas, se calcula un campo de velocidades (CMV, Cloud Motion Vector) que estima el movimiento ocurrido entre la primera y la segunda imagen. Dicho movimiento se extrapola hacia el futuro, obteniéndose imágenes pronosticadas. Luego, con las imágenes pronosticadas se estima irradiación solar utilizando un modelo satelital para la estimación del recurso solar (Perez et al. (2002), Rigollier et al. (2004), Alonso-Suárez et al. (2012), Laguarda et al. (2020)). Las primeras propuestas para estimar campos de velocidad en imágenes

de satélite datan de la época de los primeros satélites meteorológicos (Fujita (1969), Leese et al. (1970)). Las técnicas actuales pueden clasificarse en técnicas basadas en la similitud de regiones entre imágenes y técnicas basadas en flujo óptico. La principal técnica basada en similitud de regiones es la desarrollada por Lorenz et al. (Lorenz et al. (2004), Kühnert et al. (2013)). Consiste en encontrar el movimiento de las nubes a partir de minimizar el error cuadrático medio entre regiones cercanas de la imagen satelital. Este método presenta, en comparación con otros métodos más complejos, un buen desempeño en términos de incertidumbre y tiempos de procesamiento. La segunda técnica, que proviene de herramientas utilizadas en el campo de visión por computadora, se basa en la utilización de la ecuación de continuidad entre dos imágenes consecutivas (Peng et al. (2013) y Cros et al. (2014)). Existen también desafíos para la predicción satelital, en especial para los horizontes más largos (de 3 a 5 horas en adelante), dado que las imágenes pronosticadas tienden a estar deformadas, producto de la extrapolación del movimiento. Los espacios de mejora están en las dos subpartes: en la estimación de los campos de velocidad y en la extrapolación del movimiento. Como resultado, la incertidumbre en la predicción crece rápidamente con el horizonte de pronóstico.

Tanto los NWP como las técnicas que utilizan imágenes satelitales carecen de la resolución espacial y temporal necesaria para proveer predicciones de las fluctuaciones de alta frecuencia (minutal) de la irradiancia solar. Las cámaras todo cielo son una alternativa para poder observar con detalle las condiciones meteorológicas desde la superficie terrestre. El equipamiento consiste en una cámara con lente ojo de pez colocada en Tierra que permite observar la nubosidad en la bóveda celeste, que registra imágenes con una cadencia de 1 por minuto o superior. A partir de estimar el movimiento nuboso, su extrapolación y su efecto sobre la irradiancia solar, es posible establecer predicciones minutales. La ventaja de su alta frecuencia temporal se ve limitada por el restrictivo horizonte de pronóstico que pueden alcanzar ($\simeq 20$ minutos), debido a la naturaleza de las imágenes adquiridas y la velocidad con que típicamente se desplaza la nubosidad. Esta característica hace que presenten poco interés práctico por lo que ha caído en desuso.

Los modelos estadísticos no utilizan, a priori, información sobre la física del sistema para predecir su evolución. Es una técnica que a partir de datos de entrada, que pueden ser pasados o información de pronóstico, o información histórica, buscan identificar relaciones fenomenológicas para predecir o mejorar la predicción del comportamiento futuro. Se requiere una serie histórica con gran estadística para su ajuste o entrenamiento, que puede ser meteorológica, de potencia PV u otras variables con relación al problema. La selección de un set apropiado se vuelve crucial en la incertidumbre de la predicción ya que la confiabilidad y relevancia de las variables de entrada afecta significativamente la calidad de la predicción. Dentro de los modelos estadísticos se encuentran las técnicas de análisis de series temporales, como los modelos auto-regresivos, y las técnicas de aprendizaje por computadora, como las redes neuronales artificiales. Las técnicas de análisis de series temporales establecen relaciones lineales o no linea-

les entre la salida (el objetivo de pronóstico) y los valores pasados de esta variable y otras variables exógenas conocidas a tiempo (t) que son proporcionadas a la entrada, que puede ser información satelital, de otras variables meteorológicas o información de pronóstico. En definitiva, cualquiera sea la técnica estadística elegida, se requiere ajustar una serie de parámetros a partir de un conjunto de datos de entrenamiento. No está demostrado que una técnica estadística sea universalmente mejor que otra para la predicción de radiación solar, sino que la elección de una u otra técnica depende de características locales de la radiación solar (Reikard, 2009).

Finalmente están los sistemas híbridos, caracterizados por combinar las salidas de predicción de dos o más de los métodos descriptos anteriormente. Una de las motivaciones para su desarrollo es que con frecuencia es posible incrementar la exactitud de los pronósticos eligiendo en forma inteligente qué información combinar (Aguiar et al. (2016), Harty et al. (2019)).

En este trabajo nos centramos en el pronóstico al corto plazo utilizando imágenes de satélite como insumo. En la Sección 2.4 se describen en particular las metodologías para el pronóstico por satélite.

2.3. Métricas de desempeño

Para la evaluación de incertidumbre se utilizan métricas que permiten comparar el desempeño de diferentes modelos. Cada una de las métricas se enfoca en cuantificar un determinado aspecto del desvío en la predicción. Así, no existe una única métrica que caracterize todos los aspectos del desvío; en lugar de eso, cada una agrega información sobre la capacidad del modelo. En la bibliografía se encuentran diferentes métricas, siendo un grupo de ellas las más comunes (Inman et al., 2013). El desvío medio del error, MBD (Mean Bias Deviation) cuantifica los desvíos sistemáticos (sesgo), e indica si el modelo sobreestima o subestima en términos medios. El desvío cuadrático medio, RMSD (Root Mean Square Deviation), cuantifica la dispersión del error de predicción. Por construcción, penaliza en forma mayor aquellos errores que son más grandes, debido a su ponderación cuadrática. Estas métricas se presentan en las siguientes ecuaciones,

$$\text{MBD} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^n (\hat{I}_h - I_h), \quad (2.10)$$

$$\text{RMSD} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^n (\hat{I}_h - I_h)^2}, \quad (2.11)$$

donde \hat{I}_h representa la irradiación pronosticada e I_h la irradiación medida. Se calcula cada métrica para cada horizonte de pronóstico. Los errores relativos se definen

normalizando con el promedio de la medida.

Para cuantificar el desempeño del modelo en el contexto de la variabilidad local de la radiación solar, es usual comparar con el desempeño de la persistencia. El procedimiento de persistencia es el más simple de todos y es usualmente empleado como límite superior de desempeño para evaluar la performance de diversas técnicas de pronóstico. Este procedimiento se implementa de distinta forma para persistencia en irradiación solar y en generación PV, y se detallan en las subsecciones 2.3.1 y 2.3.2, respectivamente. La persistencia se utiliza como referencia para el cálculo de la habilidad de pronóstico, FS (Forecasting Skill). Este indicador representa la calidad del pronóstico en relación a la persistencia y permite comparar más fácilmente el desempeño entre diferentes técnicas, especialmente si son evaluadas en distintos sitios geográficos, ante distintos climas y variabilidad del recurso solar. Esta métrica se define como:

$$FS = 1 - \frac{RMSE_{\text{pron}}}{RMSE_{\text{pers}}}. \quad (2.12)$$

donde $RMSE_{\text{pron}}$ y $RMSE_{\text{pers}}$ refieren al pronóstico y la persistencia, respectivamente. Un pronóstico perfecto se obtendría si $FS = 1$. Un FS negativo indica que el desempeño es peor que el de la persistencia, mientras que un FS positivo indica un desempeño mejor.

2.3.1. Persistencia para irradiación solar

Conocer el desempeño de la persistencia establece un límite superior sobre la técnica de pronóstico a implementar, ya que si el método a implementar no es mejor que la persistencia, entonces la complejidad extra del método carece de valor real, al menos en términos promedio. Como la irradiancia solar presenta variaciones estacionales e intradía conocidas debido al movimiento de la Tierra respecto al Sol, para implementar este cálculo se debe eliminar la componente geométrica. Para esto, es común normalizar la serie respecto a la irradiancia solar en el tope de la atmósfera y calcular el índice de claridad, k_t . Este índice se define como:

$$k_t(t) = \frac{I_h(t)}{I_{oh}(t)}, \quad (2.13)$$

y la persistencia para irradiación solar se establece como $k_t(t + \Delta t) = k_t(t)$, donde Δt es el horizonte de pronóstico. A partir de este índice, la persistencia de irradiación solar en el próximo paso se define como:

$$I_h(t + \Delta t) = k_t(t) I_{oh}(t + \Delta t). \quad (2.14)$$

Durante períodos de cielo despejado o nubosidad constante, la performance de la persistencia es buena. No obstante, ocurren desvíos importantes cuando ocurren cambios rápidos en la irradiación solar, lo que implica que su desempeño en general no es bueno. El desempeño de la persistencia empeora conforme aumenta el paso de pronóstico, y establece límites exigentes a horizontes de muy corto plazo (Jolliffe and Stephenson, 2003).

2.3.2. Persistencia para generación PV

Se debe definir también un procedimiento de persistencia para la generación, de modo que oficie como límite superior de desempeño para esta variable. Para poder comparar el desempeño del pronóstico de generación PV con algún procedimiento de referencia, se calcula la persistencia considerando la generación que se tendría en condiciones de cielo constantes. Para ello, se utiliza el índice de generación, k_{PV} , definido como:

$$k_{PV} = \frac{PPV}{PPV_{csk}}, \quad (2.15)$$

donde PPV es la generación real de la planta y PPV_{csk} es la envolvente de generación de cielo claro. La PPV_{csk} de cada planta se estima a partir de la irradiación de cielo claro en plano inclinado utilizando las caracterizaciones simples de planta PV que se explican en la Sección 4.4. Aquí, se ha utilizado el modelo ESRA (European Solar Radiation Atlas) para estimar la radiación de cielo claro, que es un modelo simple de amplia utilización y bien caracterizado en Uruguay (Laguarda and Abal, 2016). Este modelo estima DNI y DHI bajo condiciones de cielo despejado, y utiliza la Ec.2.5 para calcular la GHI. Utiliza como parámetro de entrada la turbidez de Linke, T_L , factor que indica la cantidad de atmósferas limpias y secas que producen el mismo efecto de atenuación que la atmósfera real. Este factor depende de variables locales como el contenido de vapor de agua y la concentración y tipo de aerosoles en la atmósfera. T_L en Uruguay tiene un ciclo anual bien marcado con diferencias Norte-Sur (Laguarda and Abal, 2016). Para este trabajo se utilizó el ciclo Norte, dado que es la ubicación de las plantas PV en Uruguay (en especial, las que se utilizaron en este trabajo). A este ciclo de T_L se le resta el valor de 1.5, de modo de obtener una atmósfera muy clara que permita estimar una envolvente superior para la generación PV. Este procedimiento ya se utilizó en Abal et al. (2017) para establecer una envolvente superior de irradiación solar para el control de calidad horario de series de irradiación solar.

Para poder aplicar el procedimiento de persistencia, se persiste la generación normalizada considerando que el índice de generación se mantiene constante en los sucesivos horizontes temporales, lo que es $k_{PV}(t + \Delta t) = k_{PV}(t)$. Por lo tanto, la generación persistida se expresa de la forma (Engerer and Mills, 2014):

$$\text{PPV}(t + \Delta t) = k_{\text{PV}}(t) \text{PPV}_{\text{csk}}(t + \Delta t). \quad (2.16)$$

2.4. Pronóstico de irradiación solar a corto plazo utilizando imágenes de satélite

En esta Sección se presenta una descripción más detallada de las técnicas que se basan en imágenes satelitales para pronosticar irradiación solar. Las técnicas que utilizan imágenes satelitales pueden clasificarse en dos: (1) las técnicas que se basan en la estimación del campo de movimiento de las nubes, que luego es utilizado para pronosticar las imágenes satelitales futuras, y (2) las técnicas que utilizan información satelital con cierto procesamiento de la imagen o de su estadística como insumo para algoritmos de aprendizaje por computadora que generan el pronóstico. Dentro de las técnicas tipo (1) se encuentra la técnica de Lorenz et al., objeto de esta tesis, por lo tanto es la que se describirá con mayor detalle. Existen otras propuestas (Aguiar et al. (2015), Aguiar et al. (2016), Marchesoni et al. (2019), Marchesoni and Alonso-Suárez (2020)) que utilizan simplemente la información satelital en tiempo (t), y están mejor encuadradas dentro del área de series temporales y por tanto no se describen aquí.

2.4.1. CMV utilizando la técnica de Lorenz et al.

La técnica presentada por Lorenz et al. (2007) estima el campo de velocidades de la nubosidad a partir de minimizar el error cuadrático medio entre regiones de dos imágenes satelitales consecutivas. Se identifica en la segunda imagen la región más parecida a la región objetivo tomada de la primera imagen, y se utiliza el desplazamiento resultante dividido el tiempo entre ambas como estimador de la velocidad. Esta metodología para estimar campos de velocidades es conocida en otras áreas (en Mecánica de los Fluidos, por ejemplo) como PIV (Particle Image Velocimetry) (Adrian, 1991). En Lorenz et al. (2004) aplicaron esta metodología al pronóstico por satélite de la energía solar en 4 pasos: (i) estimación del campo de velocidad, (ii) pronóstico de las próximas imágenes utilizando este campo, (iii) predicción de la irradiación solar en superficie utilizando un modelo satelital y (iv) predicción de la generación PV utilizando un modelo de planta PV. Es objetivo de esta tesis implementar localmente esta cadena de pronóstico y evaluar la incertidumbre de la predicción de irradiación solar y generación PV con este método bajo condiciones locales. A la fecha, esta metodología es la utilizada comercialmente por consultoras especializadas en energía solar para el pronóstico de 1 a 4 horas (Perez et al., 2010). También es utilizada en centros de despacho que utilizan sistemas de pronóstico renovables al estado del arte (Kühnert et al., 2013).

Para aplicar esta técnica es necesario asumir que la formación, deformación y disi-

pación de las nubes es despreciable en comparación a su movimiento horizontal, y que la velocidad de la nube se mantiene constante a través de su espesor, asunciones que no se cumplen en la realidad pero que son adecuadas para resolver el problema. Este tipo de técnica asume que ciertas propiedades de la imagen (como el brillo) se mantienen constantes en la región espacial bajo estudio. Se asume también la hipótesis de que la intensidad de los píxeles se mantiene constante para estructuras nubosas entre dos imágenes y que sus campos de velocidad son razonablemente suaves en el espacio, sin discontinuidades importantes. Esto en realidad no es cierto para las imágenes satelitales, por lo que el algoritmo enfrenta situaciones de funcionamiento que lo limitan. Una forma de mitigar este impacto es usar imágenes de Reflectancia Planetaria (Albedo) donde las inhomogeneidades espaciales (de iluminación) se ven más atenuadas. Para implementar el algoritmo se definen áreas rectangulares alrededor de cada píxel en la imagen actual (celda) que se comparan con regiones de igual tamaño y cercanas en la imagen anterior dentro de una región de búsqueda. Se debe definir una métrica de comparación para cuantificar la similitud entre las regiones. Esta métrica puede ser el desvío promedio, el error cuadrático medio o la correlación, entre otras. El método de Lorenz et al. (2004) utiliza el error cuadrático medio entre las regiones como métrica, que es también la utilizada en este trabajo, cuya implementación local detallada se describe en el Capítulo 4. Este procedimiento busca detectar el movimiento de patrones nubosos entre esas dos imágenes. La imagen pronosticada se obtiene aplicando el campo de movimiento sobre la última imagen. Se describe a continuación dos trabajos que implementan esta técnica: el de Kühnert et al. (2013) que utiliza imágenes satelitales Meteosat Second Generation (MSG) y el de Perez et al. (2010) que emplea imágenes GOES.

En Kühnert et al. (2013) se presenta un sistema de predicción de potencia fotovoltaica operativo en el mercado eléctrico de Alemania, en donde utilizan esta metodología para pronóstico de radiación solar intradía. En dicho sistema se utilizan imágenes MSG, las cuales tienen una cadencia temporal de 15 minutos desde hace al menos una década. Como la extrapolación de estructuras nubosas es susceptible a errores por inhomogeneidades de las imágenes y éstos aumentan con el horizonte de pronóstico, se realiza un suavizado del CMV promediando cada píxel con su entorno en una región $a \times a$ que varía según el horizonte de pronóstico. El valor de a es calculado de forma que sea óptimo para cada horizonte. Los autores observaron que el suavizado presenta una mejora de desempeño en comparación a la técnica sin suavizado. El desempeño reportado por Kühnert et al. (2013) para este método es comparado con el procedimiento de persistencia, las predicciones por NWP y la referencia de desempeño de caracterización satelital (no pronóstico) del modelo de estimación de irradiación por satélite utilizado. Esto último permite visualizar la incertidumbre agregada por la técnica de predicción en comparación a la incertidumbre base del modelo de estimación satelital. El NWP utilizado en esta comparación es el ECMWF. El período analizado por los autores abarca un año completo, entre julio de 2011 y junio de 2012. Las predicciones de GHI son evaluadas contra medidas de calidad de 274 piranómetros distribuidos en Alema-

nia que mantiene el servicio meteorológico alemán. La predicción de irradiación solar se realiza para cada sitio a partir de las imágenes pronosticadas utilizando el método satelital Heliosat-2 (Rigollier et al., 2004). Para el pronóstico a una hora, el RMSD reportado para la técnica de CMV es $\simeq 50 \text{ Wh/m}^2$, comparable a la persistencia y la referencia del modelo satelital al convertir a irradiación. El desempeño CMV es mejor que el de la persistencia en todos los horizontes de pronóstico, para la predicción en sitios específicos. Por otro lado, los modelos numéricos de atmósfera presentan mejor desempeño que el CMV para pronósticos horarios desde 4 horas en adelante, siendo el RMSD a 5 horas de $\simeq 100 \text{ Wh/m}^2$ para el NWP y de $\simeq 110 \text{ Wh/m}^2$ para el CMV. Para el pronóstico regional, la persistencia es apenas mejor que el CMV para el primer paso horario de pronóstico, situación que se invierte rápidamente a partir de la segunda hora. El desempeño de NWP en este caso es mejor que CMV recién a 5 horas hacia adelante. El CMV presenta el mejor pronóstico regional entre 2 y 4 horas hacia adelante, inclusive.

En Perez et al. (2010) se describe y evalúa un sistema de pronóstico de irradiación solar con imágenes del satélite GOES a un horizonte de 6 horas hacia adelante. En este trabajo los autores usan el modelo satelital SUNY (Perez et al., 2002) para estimar la irradiación solar. Este trabajo aplica la metodología de Lorenz et al. (2004), con la única diferencia que la imagen pronosticada es suavizada con los ocho píxeles vecinos para todos los horizontes de pronóstico, mientras que en Kühnert et al. (2013) la cantidad de píxeles utilizados para suavizar la salida varía con el horizonte de predicción. Estos resultados se comparan a escala horaria y diaria (con predicciones de NWP) hasta 6 días para 7 sitios en Estados Unidos. La red de medidas utilizada (SURFRAD) cubre varios tipos de climas característicos del país, entre ellas: una región árida (Desert Rock, Nevada), otra región caracterizada por un clima continental húmedo (Penn State, Pensilvania), otra que se encuentra en una región subtropical y que tiene un clima similar al de Uruguay (Goodwin Creek, Mississippi), una ubicada en el norte del país (Fort Peck, Montana) y otra ubicada a una altitud de 2000 metros (Boulder, Colorado). El período utilizado por los autores comprende un año de datos, desde agosto de 2008 y se compara su desempeño con el de la persistencia y con un ensemble de salidas del GFS. Los resultados indican que la performance del pronóstico con CMV a 1 y 2 horas se compara en términos de RMSD con la referencia inferior del propio modelo satelital, indicando que las estimaciones de CMV son buenas y la incertidumbre es la menor posible. Se observa de nuevo que el pronóstico CMV tiene un mejor desempeño que la persistencia en todos los horizontes temporales. A partir de las 5 horas, el pronóstico por NWP presenta mejores resultados que el CMV. El MBD para la técnica CMV es muy pequeño, excepto en los sitios que experimentan importantes caídas de nieve. En promedio en todo el año y en todas las localidades, a una hora el CMV presenta un RMSD de 87 Wh/m^2 , mientras que para la persistencia este valor es de 95 Wh/m^2 y para NWP el RMSD de 150 Wh/m^2 , el cual se mantiene aproximadamente constante desde 1 a 6 horas de pronóstico. A las 6 horas, el RMSD para la persistencia pasa a ser el mayor de todos, con un valor de 178 Wh/m^2 , mientras que el CMV tiene un

RMSD de 159 Wh/m² y presenta un peor desempeño que el NWP con 150 Wh/m². Así, este trabajo muestra que el pronóstico satelital implica una mejora al desempeño de los NWP y a la persistencia para horizontes temporales de 1 a 5 horas en adelante.

Los resultados obtenidos en ambos trabajos son obtenidos en distintas regiones climáticas, con diferentes instrumentos de medida en tierra para comparar, utilizando distintos satélites y distintos modelos satelitales. En ambos, la predicción por CMV presenta un mejor desempeño que la persistencia y que los NWP hasta 5 horas hacia adelante. Para horizontes de pronóstico mayores, los NWP presentan un mejor desempeño.

2.4.2. Método de flujo óptico

Las técnicas de flujo óptico (OF, Optical Flow) son propias del campo de visión por computadora y son extensamente utilizadas en aplicaciones de compresión de video, cámara lenta digital y detección de movimiento (Lucas and Kanade (1981), Horn and Schunk (1981), Sun (2010)). Su aplicación a imágenes de satélites geoestacionarios es reciente (Pedro and Coimbra (2012), Peng et al. (2013), Cros et al. (2014), Nonnenmacher and Coimbra (2014), Urbich et al. (2018)). El método parte de considerar la secuencia de imágenes, denominada $I(x, y, t)$, y el campo de velocidades a estimar (u, v) , y establecer la siguiente restricción, $I(x + u, y + v, t + \Delta t) \simeq I(x, y, t)$, donde el problema es estimar el u y v para cada píxel que son solución a esta ecuación. Denominando la derivada primera en el tiempo como I_t y los gradientes espaciales en las direcciones x e y como I_x e I_y , respectivamente, la ecuación anterior se puede expresar en términos diferenciales como la ecuación de continuidad: $I_t + I_x u + I_y v \simeq 0$. Esta ecuación plantea un problema indeterminado ya que para cada píxel de la imagen hay una ecuación a cumplir y dos parámetros a estimar (u y v). Así, las técnicas de OF parten de esta ecuación general indeterminada, y tienen que agregar vínculos para resolver el problema. El punto crítico es establecer vínculos que sean acordes a la situación a resolver.

Uno de los trabajos que aplica esta técnica es el de Peng et al. (2013), donde se utilizan imágenes del canal visible del GOES. En este trabajo se estima el CMV a través del OF propuesto en Lucas and Kanade (1981), donde los vínculos que se necesitan para definir el OF se agregan de forma paramétrica dentro de la celda. A partir de imágenes de índice nuboso y con el CMV estimado se pronostican las próximas imágenes. Para obtener las predicciones de irradiación solar a partir de las imágenes los autores entrenan un modelo de aprendizaje automático. El período estudiado es desde abril hasta octubre de 2012, donde se descartaron aquellas muestras correspondientes a baja altura solar. Este pronóstico se implementó desde media hora hasta 5 horas en adelante y se evaluó utilizando una serie de medidas de irradiación solar registrada por el Brookhaven National Laboratory, Nueva York, Estados Unidos. En todo el proceso, se obtiene un desempeño que varía según el modelo de irradiación elegido, desde un

error medio absoluto (MAE) de 18 % a 27 % a una hora de pronóstico hasta un MAE de 28 % a 36 % a cinco horas hacia adelante.

En Nonnenmacher and Coimbra (2014) se presenta la aplicación del algoritmo de OF entre dos imágenes consecutivas de satélite para calcular los vectores de movimiento para cada píxel de la imagen, basándose en la propuesta de Sun (2010). Los autores indican que la performance de pronóstico de una técnica con flujo óptico está limitado por el desempeño de los modelos de satélite para estimar irradiación, además de la existencia de fuentes de error debido al procesamiento de las imágenes, de inadecuados trackeos de la nubosidad y de ciertas simplificaciones asumidas para implementar esta técnica. El trabajo es testeado para 110 días con pronósticos a 1, 2 y 3 horas. Los datos utilizados para verificar las predicciones satelitales corresponden a medidas en tierra ubicadas en un observatorio solar en San Diego, California, Estados Unidos. La información satelital utilizada corresponde a imágenes GOES y se usa el modelo satelital SUNY (Perez et al., 2002). El desempeño de la técnica es en todos los horizontes de pronóstico mejor que el desempeño de la persistencia, siendo el RMSD a una hora de 16.8 % para el método y de 18.9 % para la persistencia. El FS obtenido es de 8.1 %, 11.3 % y 15.8 % a 1, 2 y 3 horas hacia adelante.

2.4.3. Procesamiento satelital como insumo a técnicas de aprendizaje por computadora

Uno de los primeros trabajos que combinó información satelital con métodos de aprendizaje automático fue Marquez et al. (2013). En este trabajo se pronostica irradiación global horizontal con redes neuronales artificiales (Artificial Neural Network, ANN) a 30, 60, 90 y 120 minutos hacia adelante, utilizando imágenes GOES. Con la técnica de Lorenz et al. (2004) los autores estiman el CMV a partir del canal infrarrojo para definir una dirección preferencial del movimiento de la nubosidad. Luego, combinando los valores de nubosidad en esa dirección junto con medidas en tierra a través de redes neuronales, se pronostica la irradiación solar. Las velocidades derivadas se utilizan para definir un set de elementos de grilla y asociarles las correspondientes fracciones nubosas. Estas fracciones definen la entrada del método de ANN, el cual produce el pronóstico final de irradiación solar. Al comparar con la persistencia, se obtienen mejoras en el FS entre 5-19 % para el primer paso de pronóstico y entre 10-25 % para los siguientes pasos de pronóstico. El desempeño a 30 minutos y 5 horas es 5 % y 10 % mejor, respectivamente, en comparación a los resultados presentados por Perez et al. (2010).

En Dambreville et al. (2014) se utilizan modelos autoregresivos con información satelital a tiempo (t) como variable de entrada. La selección de qué píxeles utilizar de la imagen a tiempo (t) se realiza a través de la correlación entre el índice de nubosidad futuro en el píxel objetivo y los píxeles cercanos, como forma de detectar los píxeles más relevantes en cada sitio. La salida del modelo autoregresivo es una predicción de

nubosidad en el píxel objetivo (valor de las imágenes futuras en el píxel) y se utiliza el modelo satelital Helioclim-3 para obtener la irradiación solar. Las imágenes tienen cadencia quinceminutal, el horizonte de pronóstico es hasta una hora hacia adelante y se evalúa el desempeño sobre un año de datos. Se utilizan medidas en tierra de alta calidad de la red Baseline Surface Radiation Network (BSRN) en Francia. Los autores observan que correlacionar el valor de los píxeles presentes y futuros tiene poca localidad en el espacio a la hora de detectar los píxeles relevantes como entrada al algoritmo, por lo que concluyen que es mejor correlacionar las variaciones (diferencias entre imágenes). El RMSD que obtienen es mejor en comparación a la persistencia para todos los pasos de pronóstico. La persistencia tiene un RMSD de 94 Wh/m² a 15 minutos y de 140 Wh/m² a 60 minutos, mientras que para el método propuesto estos valores son 75 Wh/m² y 99 Wh/m², respectivamente.

Otra propuesta para utilizar información satelital en el pronóstico de GHI es la de Ayet and Tandeo (2018). Esta propuesta se basa en buscar patrones espaciales similares en la estadística de imágenes anteriores y en base a la situación más similar que surja de la búsqueda histórica, establecer la predicción a través de lo sucedido posteriormente al instante de tiempo encontrado. El método utiliza las siguientes características de cada imagen de nubosidad en torno a una región del sitio específico: 1) cantidad de píxeles con nubes, 2) dispersión nubosa, 3) intensidad de los píxeles de cielo claro, 4) intensidad de los píxeles nubosos. La identificación de la situación pasada más similar se realiza mediante la identificación del vecino más cercano, calculando la distancia euclidiana entre las cuatro características observadas a tiempo (t) y la base de datos histórica. Una vez indentificado el momento anterior más similar, se realiza la predicción utilizando los estimativos por satélite posteriores al momento identificado. Estos estimativos se generan con el modelo en Frouin and Chertock (1992). La base utilizada en este trabajo corresponde a 5 años del satélite geostacionario MSG entre 2011 y 2016, donde el último año se utiliza para validación y los restantes como histórico de búsqueda. Según los autores, una de las ventajas del método es que no necesita calibración de parámetros locales para adaptarlo a diferentes climas. Al utilizar como predicción estimaciones por satélite pasadas, no se necesitan medidas en tierra para la predicción, pero sí para la evaluación. La validación se realizó con piranómetros ubicados en 5 estaciones de la BSRN distribuidos en Europa. El método superó en desempeño a la persistencia para todos los horizontes temporales horarios de 1 a 6 horas. Mientras que para la persistencia a 1 hora el RMSD es de 100 Wh/m², para las predicciones es de 90 Wh/m². A 6 horas, el RMSD es alrededor de 180 Wh/m² para la persistencia y de 150 Wh/m² para el método propuesto.

2.4.4. Métodos híbridos

En Harty et al. (2019) se propone una combinación novedosa de técnicas de pronóstico, incluyendo la predicción por satélite. Este trabajo combina los CMV obtenidos por

OF satelital con campos de viento pronosticado por el modelo numérico de atmósfera regional WRF (con condiciones iniciales tomadas del GFS), para mejorar el CMV. Luego, extrapola las imágenes y evalúa el desempeño de la predicción sólo a nivel de nubosidad a una hora hacia adelante. El trabajo resulta una primera evaluación preliminar de la metodología al muy corto plazo (sólo hasta 1 hora). Utiliza datos del satélite GOES-West actual, disponibles cada 15 minutos. La evaluación del método se realizó para 39 días de abril, mayo y junio de 2014. Para el pronóstico a 1 hora, el rRMSD del método propuesto fue de 13 %, cuando NWP y CMV por separado presentaban desvíos mayores, y para la persistencia fue de 16 %. La propuesta de pronóstico resultó además insesgada, con un rMBD $\simeq 0$ %. Si bien este método se evaluó en una región acotada y por un período de tiempo reducido, presentó buenos resultados.

Finalmente, interesa describir un desarrollo aplicado reciente de la Agencia Española de Meteorología (AEMet), que se encuentra trabajando en un sistema híbrido con algunos resultados preliminares. Se trata del desarrollo de un producto operativo para la predicción de irradiación solar global horizontal y directa en incidencia normal que combina el pronóstico CMV y NWP a escala intra-día (proyecto nowcRadiation, Martínez-Sánchez and Callado (2019)). Esta iniciativa surge por el interés de la Red Eléctrica de España en tener operativa una herramienta enfocada al pronóstico a muy corto plazo para aplicaciones de energía solar. El objetivo de esta herramienta es contar con pronósticos en intervalos de 15 o 30 minutos para 4 horas hacia adelante. El producto CMV desarrollado por la EUMETSAT para nowcasting (NWCSAF, 2017) consiste en enmascarar todos los píxeles con nubosidad de la imagen de acuerdo a si se clasifican como nubes altas, bajas, semitransparentes, etc y luego construir el CMV identificando las estructuras nubosas etiquetadas en el mismo grupo en dos imágenes consecutivas, para luego extrapolar hacia adelante su movimiento. En definitiva, se trata de una adaptación de la técnica de Lorenz et al. para trabajar con una clasificación de nubes como entrada. El modelo numérico utilizado es el Harmonie-Arome disponible en AEMet. El software funciona de forma tal que durante la primera hora de predicción se utiliza el pronóstico satelital, a partir de la cuarta hora utiliza la salida del Harmonie-Arome, y en las horas intermedias se utilizan ambas predicciones según una combinación lineal con pesos que varían según el horizonte de pronóstico. Con esta herramienta, el rRMSD en los primeros intervalos de pronóstico se mantiene alrededor del 18 % y para los últimos pasos de pronóstico entorno al 28 % y con valores de rMBD entre ± 5 %. Los autores no reportan la comparación con el desempeño de la persistencia.

2.4.5. Comparación de metodologías

Como se desprende de las descripciones anteriores, hay una diversidad importante de trabajos que utilizan información satelital en forma elaborada para el pronóstico. Se observa que las técnicas basadas en la extrapolación de imágenes a partir de un CMV

no han avanzado recientemente en forma significativa, si bien ya llevan casi 10 años como un método consolidado en la literatura. En contraposición, debido a la sencillez actual de implementación de algoritmos de aprendizaje por computadora, se observan varios trabajos recientes que buscan combinar distintos sets de información, ya sean de predicciones por distintos medios o de información disponible a tiempo (t), como medidas en tierra e información satelital. Las técnicas tanto de flujo óptico como las de similitud presentan buen desempeño, mientras que los métodos estadísticos parecen funcionar mejor si combinan las imágenes de satélite o NWP como entrada, además de medidas en tierra. Al comparar el rRMSD reportado por los distintos trabajos para pronósticos a una hora se observa que el menor es de 13% para Harty et al. (2019), el cual combina CMV con salidas de NWP. Esta apreciación es preliminar, dado que el método de Harty et al. (2019) sólo se ha evaluado para un localidad en particular (con clima árido) y por un período limitado de tiempo.

Dado que los trabajos se evalúan en distintos sitios, con distintos regímenes de variabilidad del recurso (no informada generalmente), y no reportan las mismas métricas de desempeño, la comparación detallada en términos cuantitativo no es ni sencilla ni directa. No obstante, es posible extraer algunas conclusiones generales de esta comparación. En cuanto a la predicción satelital por similitud de regiones, se encuentra mejor desempeño en comparación a la persistencia y a los modelos numéricos hasta 4 horas en adelante. Las técnicas que utilizan métodos de inteligencia artificial suelen presentar mejores resultados cuando se combinan distintos insumos de entrada (como medidas en tierra, imágenes de satélite, NWP), y requieren un importante proceso de adaptación local. Como contrapartida, sin ajustarlas estadísticamente a datos locales, no está garantizado su funcionamiento en otras regiones distintas a las que fueron ajustados. En general, varias de estas técnicas presentan un pobre desempeño en presencia de nubes convectivas y en días con nubosidad variable. En última instancia, como el desempeño del pronóstico depende en gran parte de las características locales del recurso (especialmente, de las condiciones de nubosidad local), la identificación de qué técnica es la más adecuada debe tomarse a partir de evaluaciones de desempeño locales. Esta tesis realiza la primer implementación y evaluación local de técnicas de pronóstico de la energía solar a través de la estimación de CMV, específicamente la técnica de Lorenz et al. (2004) (ver Subsección 2.4.1), y busca aportar al objetivo anterior.

2.5. Cadena de pronóstico de energía solar

Una vez que se tiene el pronóstico de irradiación solar se puede pronosticar la correspondiente generación fotovoltaica. El esquema de predicción utilizado en este trabajo se puede observar en la Figura 2.4, que permite llegar hasta el pronóstico de generación PV. El paso 1 consiste en estimar el campo de velocidades (CMV) a partir de dos imágenes satelitales consecutivas a t_0 y t_1 . En el paso 2 se combina el CMV obtenido con la imagen a t_1 para extrapolar el movimiento nuboso y así obtener la

imagen pronosticada. El paso 3 es el pasaje de información satelital a GHI. Luego, conocida la irradiación solar en plano horizontal, se puede aplicar un modelo de pasaje a irradiación a plano inclinado (GTI), lo que es el paso 4. Por último, en el paso 5, se utiliza un modelo de planta para obtener como producto final una estimación de generación fotovoltaica. Los pasos 4 y 5 son los mismos ya sea si se quiere predecir o caracterizar la generación PV a partir de un dato predicho o estimado de irradiación solar, respectivamente. Aquí se utiliza a partir de predicciones de irradiación solar, por lo que al final de la cadena hay una predicción de generación PV. Finalmente, los pronósticos pueden realizarse para un sitio específico o para la suma/promedio de un conjunto de ellos (pronóstico regional). Normalmente, los operadores de la red prefieren los pronósticos regionales dado que son más útiles para sus fines. La variabilidad de la irradiación solar y la generación PV se reducen cuando se considera un ensemble de sitios distribuidos geográficamente. Como el error del pronóstico aumenta con la variabilidad de un mismo sitio, es de esperar que pronósticos regionales se beneficien de los efectos del promediado espacial (Antonanzas et al., 2016). En este trabajo se realizará la evaluación de desempeño a ambos niveles, a nivel de pronóstico en sitios y de pronóstico regional.

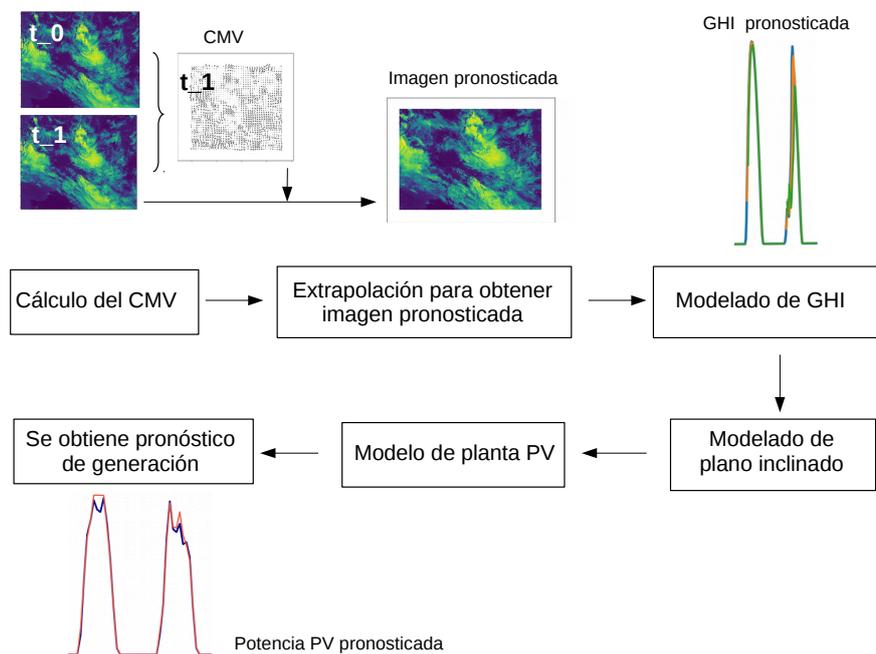


Fig. 2.4: Esquema de pasos para pronosticar generación fotovoltaica a partir de imágenes satelitales.

Capítulo 3

Base de información

Para realizar este trabajo se requieren imágenes del satélite geoestacionario GOES-East que cubran el territorio de Uruguay y alrededores, medidas de irradiación solar registradas en tierra y medidas de potencia PV inyectada a la red por las plantas solares de gran escala. En la Sección 3.1 se describen las imágenes utilizadas. En la Sección 3.2 se presentan la base de datos administrada por el LES, de donde se obtienen las medidas en tierra. Finalmente, en la Sección 3.3, se describen los datos de generación de potencia utilizados y el control de calidad realizado.

3.1. Imágenes utilizadas

Desde el año 2010 el LES recopila, mantiene y administra una base local de imágenes satelitales, la cual se detalla en la Tabla 3.1, hasta el año 2017 inclusive. Las imágenes se reciben en tiempo cuasi-real (con un delay de 20-25 minutos) y se encuentran disponibles en <http://les.edu.uy/online/>. La recepción se realiza a través de una antena de recepción satelital instalada en la sede Salto del LES que descarga esta información en forma operativa. En la Figura 3.1 se muestra una imagen satelital de ejemplo, correspondiente al canal visible del satélite GOES-East.

Este trabajo inició en 2018, por lo que se utilizaron las imágenes del anterior satélite operativo, el GOES-13. Las imágenes de este satélite tenían una cadencia temporal de 30 minutos para Sudamérica, en régimen de operación normal. Este satélite disponía de 5 bandas espectrales:

- Banda 1: Centrada en $0,63 \mu\text{m}$ en el espectro del visible, más cercano al rojo que al azul. Principal uso meteorológico: nubosidad diurna. Resolución nominal: 1 km.
- Banda 2: Centrada en $3,9 \mu\text{m}$ en el espectro infrarrojo, en una región del es-

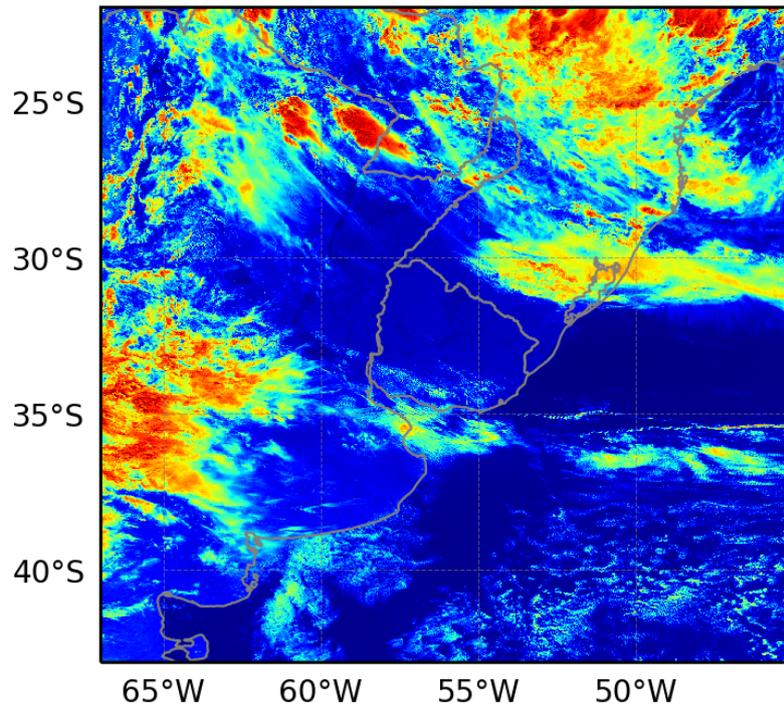


Fig. 3.1: Ejemplo de imagen satelital.

pectro donde hay emisión terrestre y reflexión solar (pequeña) durante el día y solo emisión terrestre durante la noche. Principal uso meteorológico: nubosidad nocturna. Resolución espacial: 4 km.

- Banda 3: Centrada en $6,5 \mu\text{m}$ en el espectro infrarrojo en una zona de absorción del vapor de agua en los niveles medios y altos de la atmósfera. Principal uso meteorológico: vapor de agua. Resolución espacial: 4 km.
- Banda 4: Centrada en $10,7 \mu\text{m}$ en el espectro infrarrojo, en una zona denominada *ventana atmosférica*, donde ningún componente de la atmósfera es absorbente. Principal uso meteorológico: temperatura de tope nuboso. Resolución espacial: 4 km.
- Banda 6: Centrada en $13,3 \mu\text{m}$ en el espectro infrarrojo, en una zona de absorción del dióxido de carbono. Principal uso meteorológico: altura y cobertura nubosa. Resolución espacial: 4 km.

Se utilizaron imágenes desde enero 2016 hasta diciembre 2017 provenientes del canal visible (Banda 1). Durante este período la disponibilidad de imágenes para Sudamérica no fue regular. La mayoría de las imágenes están disponibles cada 30 minutos, en los minutos 08 y 38 de cada hora. Sin embargo, no siempre las imágenes eran tomadas con

Tab. 3.1: Detalle de la base de imágenes satelitales del LES al año 2017 inclusive.

satélite	inicio	fin	imágenes
GOES-8	01/01/2000	31/03/2003	123500
GOES-12	01/04/2003	14/04/2010	259445
GOES-13	14/04/2010	31/12/2017	494440
total	01/01/2000	31/12/2017	877385

esta frecuencia. Durante eventos de condiciones meteorológicas severas en el Caribe, las imágenes de Sudamérica únicamente estaban disponibles cada tres horas, dado que el satélite se enfocaba en la región caribeña y la región de sudamérica sólo era escaneada en régimen tri-horario. Como consecuencia, las imágenes que se tienen disponibles entre el 2016 y 2017 no son siempre cada media hora, lo que dificulta el análisis de la técnica implementada a la hora de evaluar su desempeño. Siendo que se necesitan dos imágenes consecutivas para poder estimar el campo de velocidades, se descartaron las imágenes que no cumplieran esta condición de separación de media hora. En suma, únicamente se trabajó para el pronóstico de los CMVs con imágenes consecutivas y separadas en el tiempo 30 minutos. Esto deja disponible un total de 8698 imágenes para el periodo 2016-2017, que son las utilizadas para la implementación y evaluación del algoritmo CMV.

3.2. Medidas de irradiación solar en tierra

Para validar la técnica a nivel de irradiación solar se utilizaron los datos registrados en la Red de Medida Continua de Irradiancia Solar (RMCIS) que administra el Laboratorio de Energía Solar, la cual consta de 8 puntos de medición distribuidos en el país. La red está equipada con piranómetros Kipp & Zonen de Clase A o B¹ para la medida de GHI que son calibrados cada dos años contra un estándar secundario que el LES mantiene con trazabilidad al patrón primario mundial en el World Radiation Center (Davos, Suiza). Las estaciones cuentan con adquisidores automáticos que registran datos con cadencia minutal y los envían diariamente a un servidor central del LES a través de la red de telefonía celular. Para este trabajo se utilizaron 7 sitios, ya que dos de ellos están muy próximos entre sí (Las Brujas, LB, con la azotea de la FING/Udelar en Montevideo). La ubicación de los sitios utilizados se ilustra en la Figura 3.2 y sus coordenadas se presentan en la Tabla 3.2. Para este trabajo se usaron datos entre el 2016 y el 2017 con cadencia minutal, que fueron integrados en la hora siguiendo la etiqueta temporal de las imágenes de satélite.

En la Figura 3.3 se muestra un ejemplo de las medidas de irradiación solar usadas a escala horaria. La Figura (a) muestra el ciclo anual de la irradiación solar extraterrestre

¹Según la norma ISO 9060:2018.

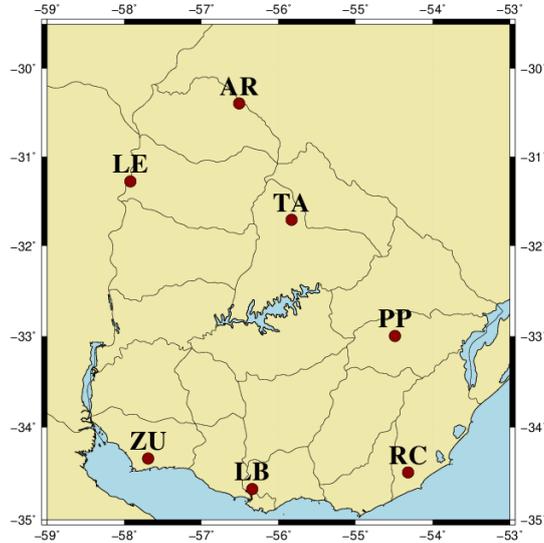


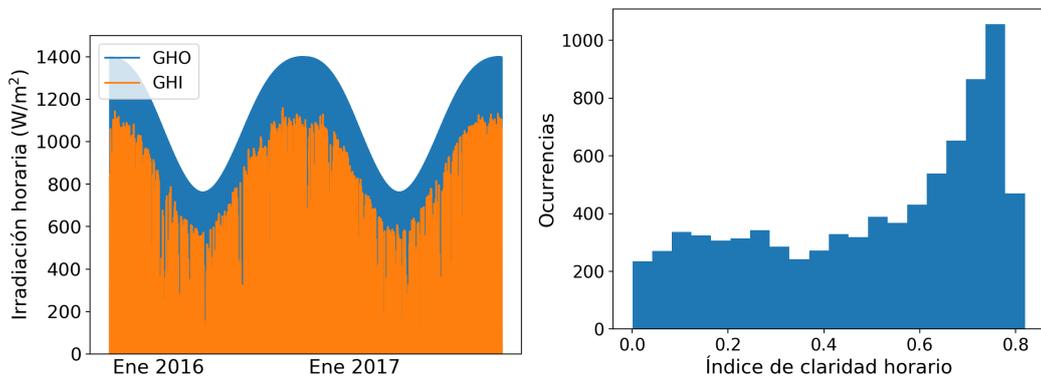
Fig. 3.2: Ubicación de las estaciones de medida.

Tab. 3.2: Detalle de las estaciones de medida.

Departamento	Código	Latitud (°)	Longitud (°)	Altitud (m)	Media anual (Wh/m ²)
Salto	LE	-31.28	-57.92	42	461.4
Canelones	LB	-34.67	-56.34	32	438.5
Treinta y Tres	PP	-33.26	-54.49	58	438.8
Rocha	RC	-34.49	-54.32	24	427.9
Artigas	AR	-30.40	-56.51	136	467.2
Colonia	ZU	-34.34	-57.69	81	445.8
Tacuarembó	TA	-33.71	-55.83	140	447.0

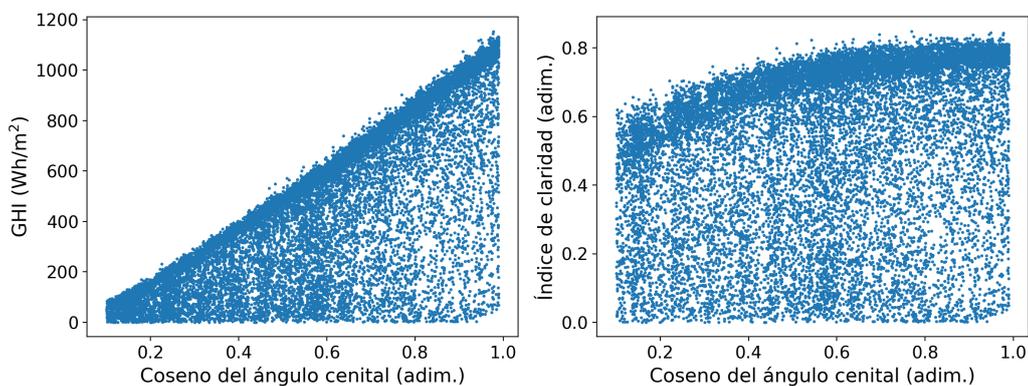
sobre plano horizontal (I_{oh} , ver Ec.2.4) y GHI, y la Figura (b) muestra el histograma de ocurrencias en índice de claridad para la estación ubicada en Salto. A partir del histograma se puede ver que hay un pico de ocurrencias de horas de cielo despejado y que existen condiciones variables de la irradiación solar debido a la nubosidad ($k_t < 0.6$). En la Figura (c) se muestra GHI vs coseno del ángulo cenital y en (d) k_t vs coseno del ángulo cenital.

Este conjunto de datos de GHI es extensamente utilizado por el LES. No obstante, se realizó una inspección visual de los datos y sólo se utilizaron datos que tuvieran altura solar mayor a 10° ($\alpha_s \geq 10^\circ$) e índice de claridad horario menor a 0.85 ($k_t \leq 0.85$). Se debe notar que la incertidumbre del pronóstico a evaluar es bastante mayor que la incertidumbre de las medidas y que el conjunto satelital restringe en forma importante la estadística de datos a utilizar.



(a) Irradiación global en el tope de la atmósfera (azul) e irradiación horizontal en superficie integrada para este trabajo (anaranjado).

(b) Histograma de índice de claridad.



(c) Irradiación global horizontal en superficie vs coseno del ángulo cenital.

(d) Índice de claridad vs coseno del ángulo cenital.

Fig. 3.3: Datos horarios entre 2016 y 2017 de la estación en Salto (LE).

3.3. Datos de generación fotovoltaica

Para evaluar el sistema de predicción a nivel de potencia PV se utilizaron los datos de generación disponibilizados por la Administración del Mercado Eléctrico (ADME). En su sitio web se encuentran disponibles medidas de irradiancia solar, generación PV, temperatura ambiente y de celda, entre otras, en cadencia diez-minutal, horaria y diaria para las plantas operativas en Uruguay. Los datos de generación aquí utilizados son la potencia inyectada a la red por la planta. Para este trabajo se utilizaron los 3 sitios que tenían mayor estadística disponible en el periodo 2016-2017, detallados en la Figura 3.4 y en la Tabla 3.3. Se utilizaron los datos de generación fotovoltaica (PPV) para evaluar el desempeño del pronóstico y los datos de GHI, GTI y PPV como insumo para implementar un modelo sencillo para convertir la GHI en generación PV y desglosar la cadena de incertidumbre en el proceso $GHI \rightarrow GTI \rightarrow PPV$. Además se

usó la consigna de potencia enviada por central para realizar el control de calidad de las series de potencia dado que la operación bajo consigna de limitación de potencia no respeta la relación entre la generación PV y la irradiación solar disponible, y afectaría injustamente los resultados de todos los análisis.

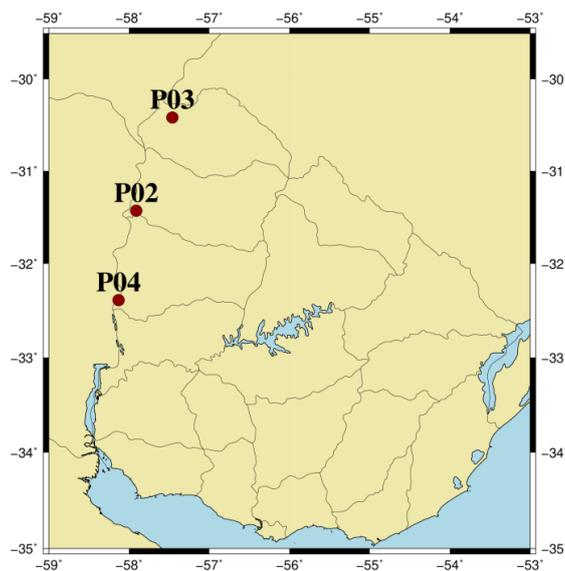


Fig. 3.4: Ubicación de las plantas PV utilizadas.

Tab. 3.3: Detalle de las plantas PV utilizadas.

Nombre	Código	Latitud (°)	Longitud (°)	Potencia (MW)
La Jacinta	P02	-31.43	-57.91	50
Alto Cielo	P03	-30.42	-57.46	20
Raditon	P04	-32.39	-58.13	8

3.3.1. Control de calidad de datos de generación PV

Los registros realizados a nivel de planta PV contienen diversos errores derivados de la operativa diaria. Del conjunto de medidas que se realizan, las medidas de generación PV y de irradiación solar son las que presentan mayor calidad y completitud. No obstante, estos registros requieren un importante control de calidad para poder ser utilizados como insumo de trabajo. Se muestra en la Figura 3.5(a) el diagrama de dispersión de GTI vs generación PV que muestra los datos tal como son descargados del sitio de ADME, para la planta PV de La Jacinta, a modo de ejemplo.

El filtrado de calidad de estos datos se realizó para el periodo entre 2015-2019 de modo de contar con más datos para el ajuste del modelo simple de $GHI \rightarrow PPV$.

En este control se implementaron 4 filtrados: a) filtro básico inicial, b) filtrado de consigna de potencia, c) filtro de datos repetidos (se constata por inspección visual que hay muchos datos repetidos anómalos en la serie) y d) filtro estadístico final. Estos filtrados se realizaron a escala diez-minutal y se describen a continuación. Se muestra como ejemplo la secuencia de filtrados para La Jacinta en la Figura 3.5.

- a) Filtro básico inicial: se comenzó filtrando datos fuera del rango esperado. Esto es, no puede haber GHI, GTI ni PPV negativa. Al constantarse valores fuera de rango en la GTI y la PPV, se estableció un límite de 1300 Wh/m^2 para la GTI y un límite de un 10% por encima de la potencia nominal de la planta para PPV. Este filtrado no se muestra en las figuras ya que se trata de datos fuera de escala (como se puede observar de los rangos de los ejes de la figura). Se filtraron también, por inspección visual, datos donde claramente la generación de potencia no se correspondía con la irradiación medida. Se muestra en azul en la Figura 3.5(a) los datos que no pasaron este filtrado.
- b) Filtro de consigna de potencia: se filtraron las muestras que tenían tope de generación menor a la potencia nominal de planta (utilizando la información de ADME de consigna de potencia enviada por central y enviada por la planta). Este filtro se aplica ya que al haber una consigna menor, se ve afectada la determinación del modelo de generación (no coincide la relación con la irradiación medida) y afecta también la evaluación del pronóstico a nivel de generación. Los puntos filtrados por las consigna de potencia se muestran en anaranjado en la Figura 3.5(b).
- c) Filtro de datos repetidos: debido a que en las series de generación se observan sucesivas muestras consecutivas con el mismo valor y distintas a la potencia máxima de generación, en varios casos menores, se implementó un filtro que eliminara las muestras repetidas. Como se puede apreciar en la Figura 3.5(c), las muestras con estas características son errores de comunicación o registro de los datos o son resultado de un comportamiento impuesto sobre la generación, que no condice con la irradiación disponible en la planta. También pueden referir a una operación especial de las plantas, para lo cual también se sostiene que la generación y la irradiación no se corresponden entre sí, y deben ser filtrados para este análisis. Cuando al menos 3 muestras consecutivas no difieren entre sí a menos de una tolerancia, se considera que son muestras repetidas y se enmascaran. Se impuso una tolerancia de 0,01 MW. Este filtro no aplica a valores iguales o cercanos a la potencia nominal. En verde (Figura 3.5(c)) se muestran los datos que fueron descartados por el filtro de repetidos.
- d) Filtro estadístico final: el último filtrado se realizó descartando todas las muestras que quedaban a más de tres desviaciones estándar de un ajuste lineal a la nube de puntos en el diagrama GTI vs potencia luego de aplicar los filtros a, b y c. Para

definir el ajuste lineal se dividió el conjunto de puntos en tramos consecutivos centrados en una ventana móvil de 100 Wh/m^2 (en el eje x), partiendo desde 0 Wh/m^2 y finalizando en 1300 Wh/m^2 . Se calculó la desviación estándar para las muestras de potencia que correspondían a cada tramo y se eliminaron las muestras cuyo valor de potencia se encontraba más allá de las tres desviaciones estándar del tramo correspondiente. Se muestran en la Figura 3.5(d) en rojo los datos que fueron descartados por este filtrado y en violeta los puntos que pasaron todos los controles de calidad.

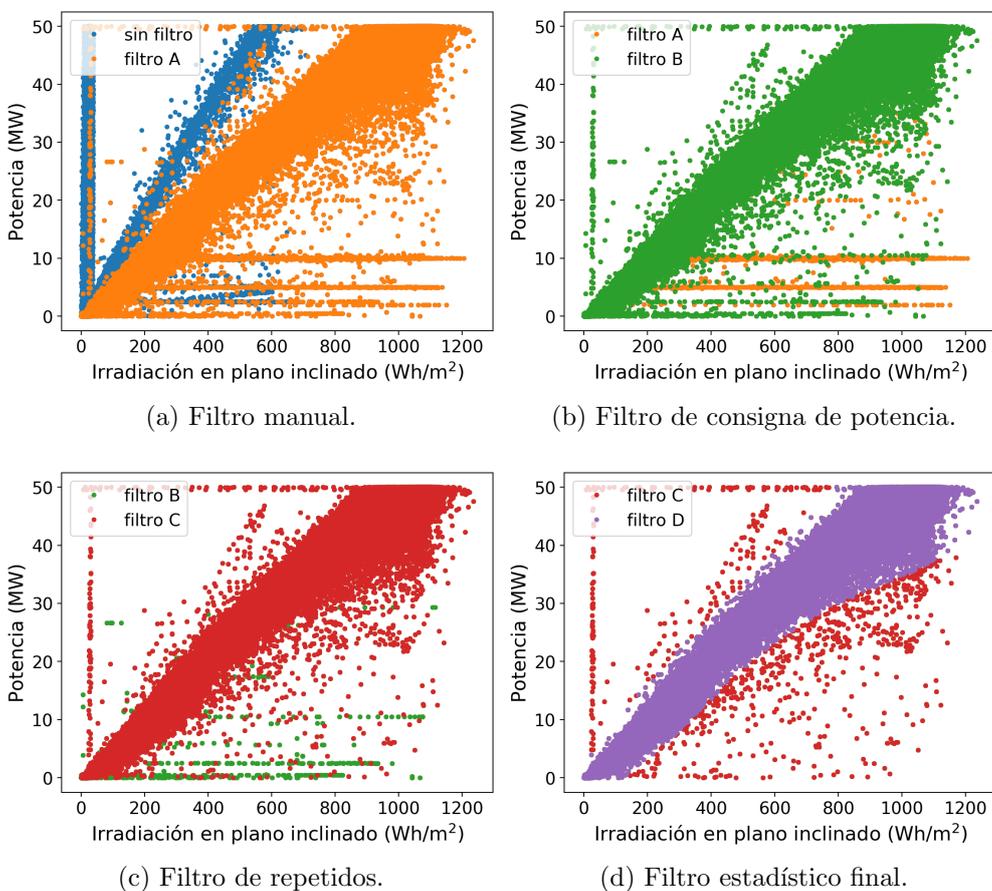


Fig. 3.5: Detalle del control de calidad de la serie de generación e irradiación en plano inclinado para la Jacinta.

Tab. 3.4: Cantidad de muestras filtradas con el control de calidad. Los valores se refieren a valores diurnos en escala 10 minutil.

	La Jacinta	Alto Cielo	Raditon
Total de muestras iniciales	110115	82770	96050
Muestras filtradas con a (%)	14.7	6.4	3.9
Muestras filtradas con b (%)	2.5	3.6	1.1
Muestras filtradas con c (%)	3.5	23.8	39.9
Muestras filtradas con d (%)	0.7	0.8	0.7
Filtrado respecto al conjunto inicial(%)	21.4	34.6	45.6
Cantidad de muestras que pasaron los filtros	86428	54069	52225

En la Figura 3.6 se resume el proceso de filtrado para los datos de las 3 plantas, siendo el color violeta (figuras de la izquierda) los puntos que pasaron todos los filtros de control de calidad. En las figuras de la derecha se muestran estos conjuntos finales de datos en forma separada, para apreciar su distribución. El porcentaje de datos filtrados se muestra en la Tabla 3.4. En el caso de La Jacinta, la mayoría de las muestras que no pasaron los controles fueron por el filtro (a). Esto se debió a períodos de tiempo donde la irradiación y la potencia no tenían valores correlativos entre sí. El filtro de consigna de potencia eliminó más muestras en Alto Cielo. El filtro de repetidos eliminó casi un 40% de las muestras para Raditon y casi un 24% para Alto Cielo. Dada la cantidad, estas muestras se identificaron visualmente antes de proceder a filtrarlas definitivamente, corroborándose que fueran correctamente descartadas. Por último, con el filtro estadístico se eliminó menos del 1% de las muestras en cada planta.

Se observa que debido al régimen de funcionamiento de las plantas PV, los datos de generación no siempre guardan la relación con la irradiación correspondiente a la planta a plena generación. Eliminando las consignas de generación, aún restan muestras por filtrar debido a problemas en la medición de radiación. No obstante, estas medidas tienen un interés práctico de alta relevancia. Luego del filtrado de calidad aquí expuesto, se tiene conjuntos que pueden ser utilizados para motivos de evaluación de pronóstico y ajuste de modelos simples.

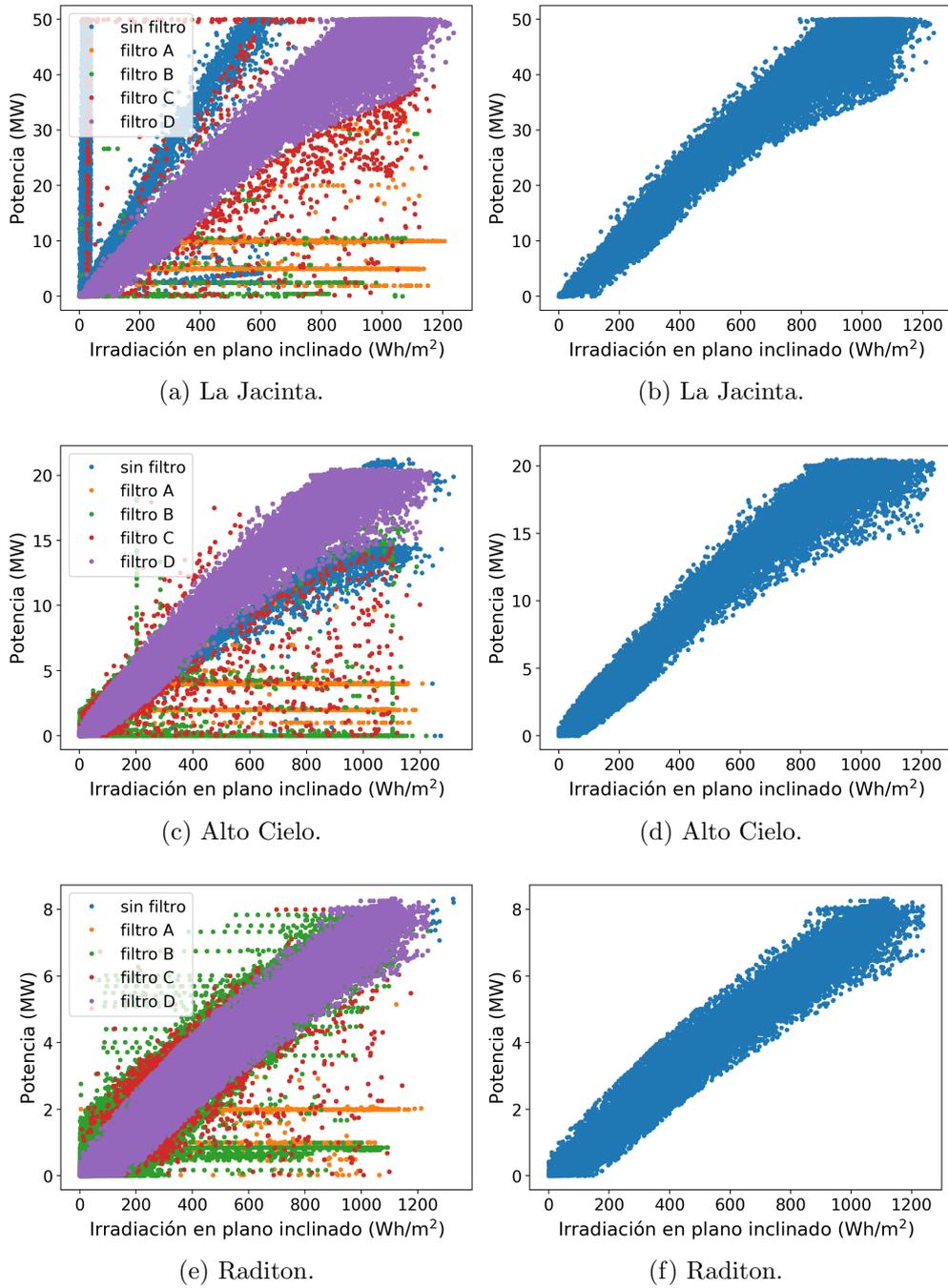


Fig. 3.6: Control de calidad de las series de generación e irradiación en plano inclinado antes del filtrado (a, c, e) y después del filtrado (b, d, f).

Capítulo 4

Implementación y evaluación del pronóstico por CMV

En este Capítulo se detalla el procedimiento seguido para aplicar la metodología de CMV y las diferentes variantes a la metodología de Lorenz et al. que se implementaron. En la Sección 4.1 se describe al detalle la implementación local de la técnica de Lorenz et al. Se realiza una primera evaluación del método a nivel de imagen que se presenta en la Sección 4.2. En la Sección 4.3 se presenta la comparación entre el desempeño de la técnica con el de la persistencia evaluado en los mismos sitios y para el mismo período. En la Sección 4.4 se presenta el modelo de pasaje a plano inclinado y el modelo de pasaje a generación PV, se desglosa la incertidumbre de cada etapa del proceso y se realiza la evaluación de desempeño del pronóstico a nivel de generación PV en cada planta. Por último, en la Sección 4.5, se realiza un análisis final de toda la cadena de pronóstico.

4.1. Implementación de la técnica Lorenz et al.

La metodología aplicada consiste en una adaptación local de la técnica CMV propuesta por Lorenz et al. (2007). Este pronóstico se separa en dos etapas: estimación del CMV y extrapolación del movimiento. Como ya se mencionó en el Capítulo 2, en el primer paso se compara la similitud de pequeñas regiones entre dos imágenes satelitales consecutivas para detectar la dirección y magnitud del movimiento. Luego, este campo de velocidades detectado es extrapolado hacia el futuro pronosticando las próximas imágenes y estimando así la nubosidad presente en las siguientes horas.

Para estimar el desplazamiento de cada píxel, se considera un área rectangular a su alrededor en la imagen anterior, a t_{-1} (área objetivo, celda), mostrada en la Figura 4.1. Esta región se compara con regiones cercanas en la imagen actual, a t_0 , dentro de un área de búsqueda más grande (región de búsqueda). Debido al costo computacional

del algoritmo, el campo de velocidades no se estima en todos los píxeles de la imagen, sino en una grilla soporte de la estimación denominada *grilla de vectores*. Esta grilla define el soporte espacial original del CMV y la *grilla de búsqueda* establece qué tan exhaustiva será la búsqueda de la celda más similar a la original. Resulta claro que aumentar estas resoluciones implica una mejor estimación del CMV, especialmente la segunda, pero existe un compromiso entre el tiempo de ejecución del algoritmo y su desempeño.

Para determinar el tamaño de la celda se adaptó el criterio de Kühnert et al. (2013) a nuestras imágenes. Para la resolución espacial que tienen las imágenes de satélite en la región, el tamaño en kilómetros usado por Kühnert et al. (2013) representa aproximadamente una celda de $l_c = 75 \times 75$ px a la resolución espacial del satélite en la región ($dx = 1.5\text{km/px}$). El tamaño del área de búsqueda, l_s , surge de establecer una velocidad máxima para el CMV de 120 km/h, de lo que se obtiene que $l_s = 135 \times 135$ px¹. El tamaño del área de búsqueda en relación al tamaño del área objetivo define la máxima velocidad nubosa que puede ser estimada. Menores desplazamientos nubosos tienden a generar campos de velocidad más homogéneos, mientras que grandes áreas de búsqueda pueden llevar a una inadecuada identificación del movimiento nuboso. Para definir el tamaño de la grilla de vectores se tomó como referencia la grilla de 43 x 43 km de Kühnert et al. (2013), que al considerar el dx para esta región resulta en aproximadamente 30×30 px. La grilla de búsqueda se definió para ser una grilla fina en donde la estimación de un CMV no demore más de 120 segundos para las imágenes que utilizamos, siendo de 5×5 px. Notar que en esta elección se le dio más importancia a la búsqueda de la celda más similar dentro del área de búsqueda. Los tamaños utilizados se resumen en la Tabla 4.1.

La métrica de similitud entre las regiones que se utilizó es el RMSD. Cuando se identifica la celda con el menor RMSD en comparación al área objetivo, el vector velocidad corresponde a la traslación entre sus píxeles centrales. Este procedimiento se repite para todos los píxeles en la grilla de vectores. Una vez recorrida toda la imagen, se tiene el campo de velocidades completo sobre un soporte espacial reducido, que constituye la estimación inicial del CMV. Para reducir las imprecisiones del método en la estimación de este CMV (y por ende en la extrapolación de la estructura nubosa a futuro, especialmente en los horizontes más largos) se realizó un suavizado en el CMV, como se sugiere en Kühnert et al. (2013). En este trabajo, promediamos el campo de velocidades en una región móvil de 3×3 píxeles. A partir del campo suavizado, se interpola el CMV a la resolución de la imagen original (es decir, píxel a píxel), de modo de poder tener una estimación densa para poder realizar los pronósticos de las próximas imágenes. Se realiza una interpolación lineal individualmente para las direcciones de movimiento u y v .

¹Este valor surge de considerar el límite de velocidad de las nubes como $120\text{km/h} = 60\text{ km}/30\text{ min} = \sqrt{2} dx \text{ } dmax_{hv} \rightarrow dmax_{hv} \simeq 30\text{ px /min}$. Este valor es el máximo un desplazamiento (en la horizontal y en la vertical) que el CMV puede tener. Entonces, el lado del área de búsqueda $l_s = l_c + 2 dmax_{hv} = 135\text{ px}$.

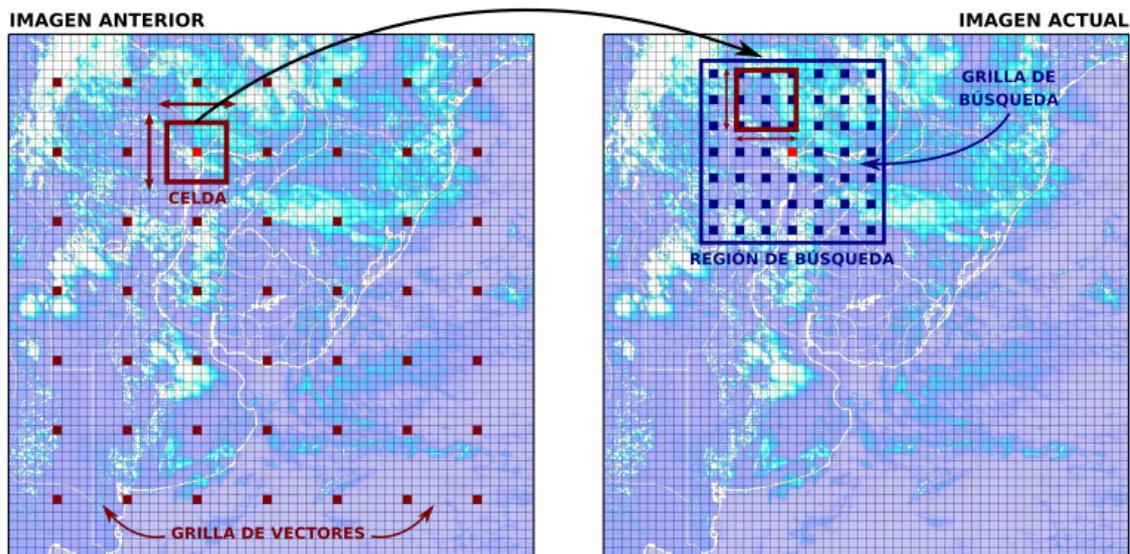


Fig. 4.1: Esquema de construcción del CMV. Las dimensiones de las regiones no están a escala.

Tab. 4.1: Tamaño en píxeles de las áreas objetivo y búsqueda y su grillado.

área	espacio de grillado	tamaño de la región
búsqueda	5×5 px	135×135 px
objetivo	30×30 px	75×75 px

El procedimiento anterior se repite para todas las imágenes consecutivas (que tengan media hora de diferencia entre sí) disponibles entre el 2016 y el 2017, obteniendo así todos los CMV asociados a la imagen en cada tiempo (t). Con los CMV calculados se generan imágenes pronosticadas hasta 5 horas hacia adelante extrapolando a partir del CMV el movimiento nuboso, empezando sobre la imagen en tiempo (t) y luego operando sucesivamente sobre cada imagen pronosticada, como se muestra en el esquema de la Figura 4.2. De esta forma, el primer pronóstico a media hora se realiza aplicando el CMV calculado en el tiempo t_0 sobre la imagen I_0 , y los pronósticos siguientes se realizan aplicando el mismo CMV a la imagen pronosticada en el paso previo. Esto es, $I_0 + \text{CMV} \rightarrow I_1$, $I_1 + \text{CMV} \rightarrow I_2$, $I_2 + \text{CMV} \rightarrow I_3$, ..., $I_9 + \text{CMV} \rightarrow I_{10}$. Para extrapolar el movimiento se usa un paso de 30 minutos, que es el mismo que la cadencia de imágenes. No obstante, como el modelo satelital para estimar GHI está ajustado para valores horarios, a efectos del pronóstico de GHI y las comparaciones de desempeño se realizarán a escala horaria, por lo que sólo utilizamos las extrapolaciones pares de esta

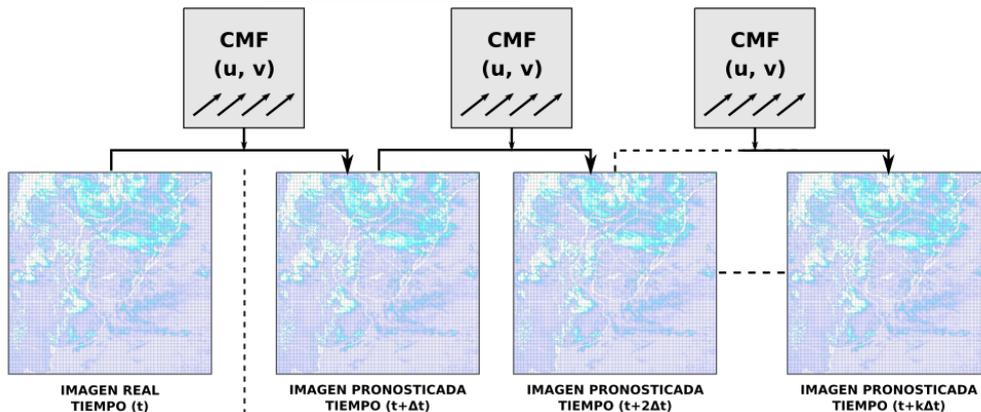


Fig. 4.2: Esquema de pronóstico para 5 horas hacia adelante aplicando el CMV.

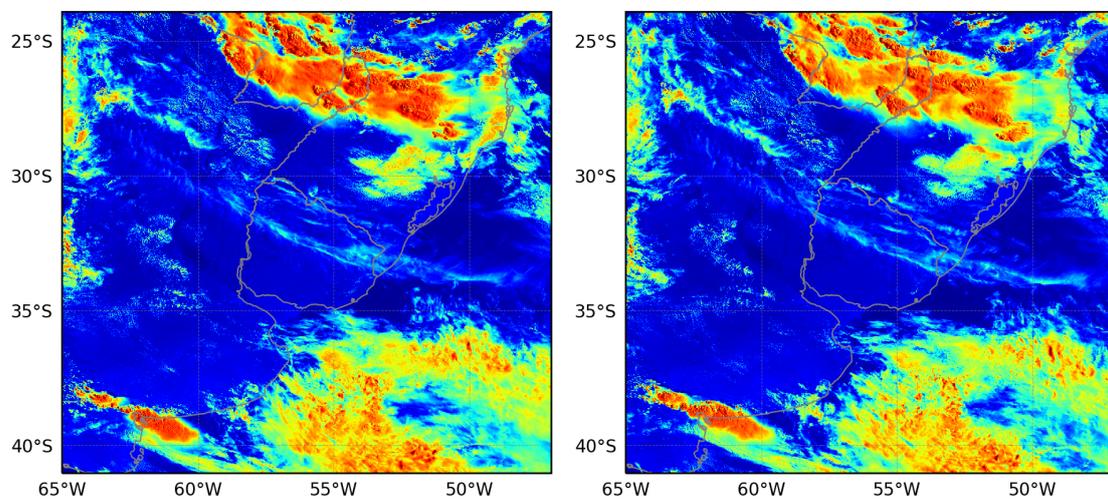
cadena.

En la Figura 4.3 se muestra un ejemplo de cálculo de CMV. Los paneles (a) y (b) muestran dos imágenes consecutivas y en el panel (c) se muestra el CMV calculado. En el CMV calculado se observa un patrón de velocidades hacia el sureste desde el borde superior derecho de la imagen y que atraviesan Uruguay. En las imágenes satelitales en esta región se pueden identificar nubes altas y delgadas. Al comparar ambas imágenes puede observarse el desplazamiento en la dirección sureste y también alguna formación de nubosidad en la segunda imagen. Se detecta también en la parte inferior de la imagen que el movimiento de la nubosidad es hacia el este, y además varias regiones sin nubosidad en las cuales el CMV es cero. Si bien se observa nubosidad en distintos niveles, el movimiento parece evidente y detectable para el método.

Otro ejemplo de cálculo de CMV se muestra en la Figura 4.4. Se observa que en la parte inferior izquierda de ambas imágenes no hay nubosidad y las velocidades obtenidas en esa región son cero. En la región inferior derecha se observa una velocidad general con dirección al sureste, aunque este movimiento es difícil de apreciar a simple vista al comparar las dos imágenes. Se identifica también una región al noreste de Uruguay que tiene una velocidad, en promedio, hacia el noroeste. En este caso, el movimiento parece ser más pequeño entre ambas imágenes y por lo tanto, menos sencillo para el método identificar el CMV.

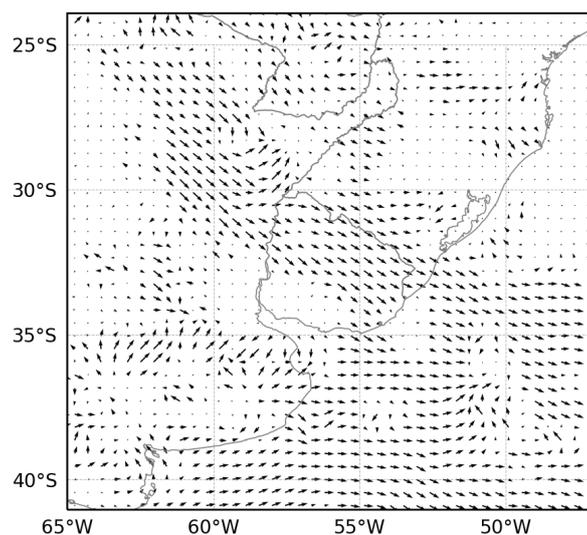
4.1.1. Extrapolación de imágenes

El método de Lorenz et al. propone calcular la imagen pronosticada extrapolando el movimiento a partir de recorrer la imagen destino (la imagen a pronosticar) y buscar los correspondientes píxeles en la imagen original utilizando el CMV opuesto. Por ejemplo, para el primer paso de pronóstico, esto es llenar los píxeles de la imagen a $(t_0 + 1)$ con los píxeles de la imagen a tiempo (t_0) que estén ubicados en la posición $(i^*, j^*) = (i, j) -$



(a) Imagen del 08/01/2016 19:08 UTC.

(b) Imagen del 08/01/2016 19:38 UTC.

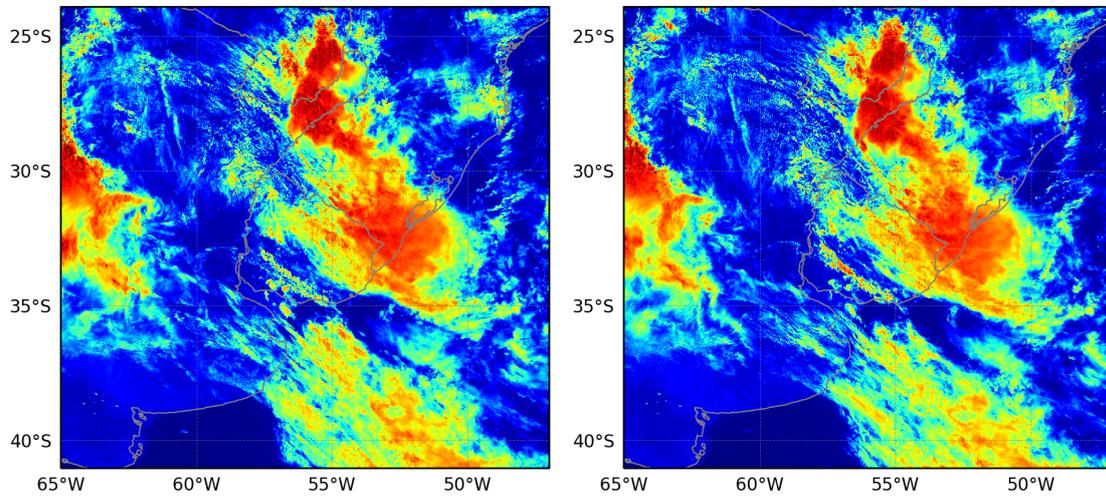


(c) CMV del 08/01/2016 19:38 UTC.

Fig. 4.3: Ejemplo de CMV calculado a partir de dos imágenes consecutivas.

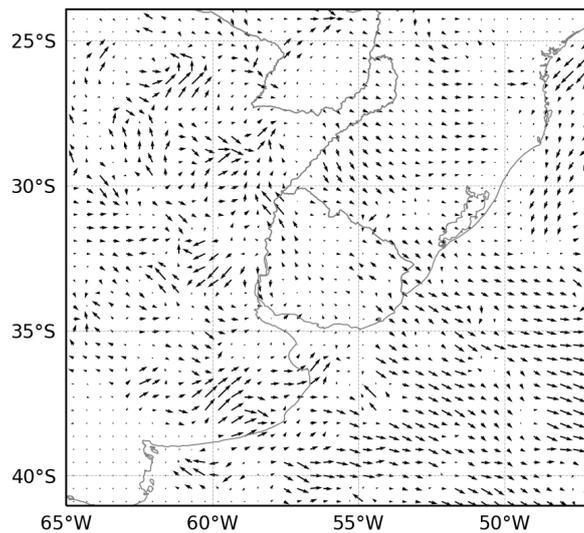
CMV, de modo que $I_1(i, j) = I_0(i^*, j^*)$. La misma lógica se usa iterativamente para los siguientes pronósticos. Esta es la forma usual en que se extrapolan las imágenes en el campo de visión por computadora. Como el CMV tiene valores enteros y corresponde a una traslación en 30 minutos, igual al paso de pronóstico, no hay necesidad de interpolar los píxeles en la imagen original². Si el CMV llevara a valores fuera de la imagen,

²Cuando la identificación de píxeles en la imagen original no lleva a un píxel determinado, sino a un valor no entero en un punto intermedio a 4 píxeles, es usual utilizar una interpolación bilineal para resolver el problema.



(a) Imagen del 05/01/2016 13:08 UTC.

(b) Imagen del 05/01/2016 13:38 UTC.



(c) CMV del 05/01/2016 13:38 UTC.

Fig. 4.4: Ejemplo de CMV calculado a partir de dos imágenes consecutivas.

se le asigna NaN al píxel correspondiente en la imagen pronosticada, lo que ocurre frecuentemente en los bordes de la imagen. Llamaremos a este procedimiento para extrapolar las imágenes *forma 1*.

Este procedimiento no está pensado en el contexto de visión por computadora para extrapolar el movimiento a horizontes temporales largos, sino principalmente para el próximo paso o para tiempos intermedios entre ambas imágenes (aplicaciones de cámara lenta, por ejemplo). En la aplicación de pronóstico, el problema de calcular las imágenes futuras de esta manera consiste principalmente en que una región que no

tenía nubosidad en el instante inicial no lo tendrá en las siguientes etapas del pronóstico debido a que el CMV es nulo en las celdas donde no se detecte nubosidad. Esto muestra una debilidad en el método de extrapolación de imágenes al no poder trasladar un patrón nuboso que se está acercando a una región con cielo despejado. Esto no es un problema muy estudiado en procesamiento de señales y no hay una estrategia genérica recomendada para, por ejemplo, un pronóstico 10 pasos hacia adelante. La ventaja de esta técnica es que el valor del píxel en la imagen pronosticada queda bien definido, no quedando ningún píxel vacío en la imagen pronosticada.

Buscando resolver este problema, en este trabajo se probó otra forma de extrapolar el movimiento, la *forma 2*. Consiste en estimar el movimiento partiendo de la imagen original. De esta forma se recorre la imagen a t_0 y se traslada cada píxel aplicando el vector de movimiento de CMV, extrapolando el valor de dicha celda a la imagen en $(t_0 + 1)$. Los píxeles que están ubicados en la posición $(i^*, j^*) = (i, j) + \text{CMV}$ se utilizan para $I_1(i^*, j^*) = I_0(i, j)$. Como de esta forma se recorre la imagen de origen y no cada píxel de la imagen destino, puede suceder que varios vectores de movimiento se dirijan a la misma celda o que celdas queden sin asignación de velocidad. Para resolver el primer inconveniente se promedió el valor de todos los valores de RP que caían en un mismo píxel. El segundo inconveniente se resolvió con una interpolación de vecino más cercano. Para la forma 2, se requiere más tiempo de procesamiento y las imágenes pronosticadas quedan más difuminadas, debido a que varios píxeles se interpolan y no son información de la imagen original.

En las Figuras 4.5 y 4.6 se comparan las imágenes pronosticadas calculadas para el CMV de la Figura 4.4, para 1 y 2 horas, respectivamente. El panel (a) muestra el pronóstico generado con la forma 1 y el panel (b) el pronóstico generado con la forma 2. Se observa que la imagen pronosticada es bastante similar para el primer horizonte de predicción, siendo la principal diferencia que la forma 2 presenta patrones nubosos más suavizados. Para el pronóstico a dos horas, la extrapolación por la forma 2 resulta en estructuras nubosas más reales, con menos deformación de la imagen. No obstante, el proceso de interpolación necesario para la forma 2 introduce incertidumbre en la extrapolación propiamente dicha, que se agrega a la incertidumbre agregada por la extrapolación y podría afectar del desempeño del pronóstico. Se observa también, principalmente en la Figura 4.6(a) la deformación del continente en la costa sur de Argentina. Estas deformaciones pueden deberse a que el CMV en esa zona (que debería ser nulo por no haber nubosidad) tiene valores pequeños distintos de cero. Esto genera que al aplicar el CMV a la imagen actual se traslade la reflectancia de fondo que corresponde a cielos despejados y como resultado el continente tiene valores de reflectancia planetarias más similares a la reflectividad del océano que a la reflectividad de la tierra. Para solucionar este problema, en la próxima Subsección se presenta un procedimiento que se exploró para reestablecer el brillo de fondo en las regiones de la imagen donde es probable que no exista nubosidad.

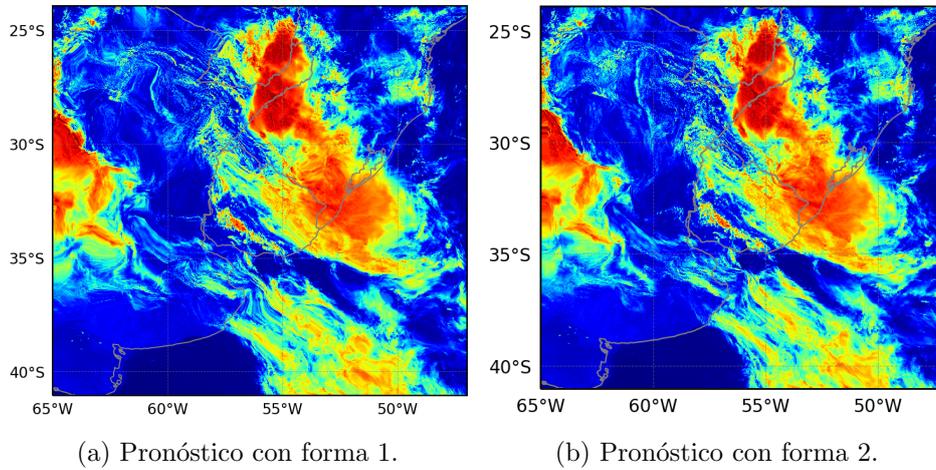


Fig. 4.5: Pronóstico a 1 hora para el 05/01/2016 a las 13:38 UTC.

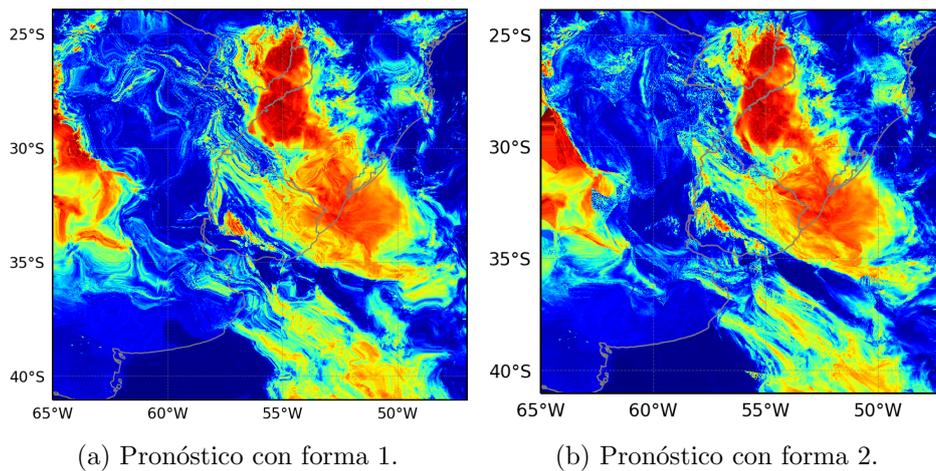


Fig. 4.6: Pronóstico a 2 horas para el 05/01/2016 a las 13:38 UTC.

4.1.2. Remoción y reconstrucción del fondo

En esta Sección se describen los pasos seguidos con el fin de aislar el fondo de la imagen (océanos y continentes) de las nubes. Como los CMV calculados son para toda la imagen independientemente de que hubiese o no nubosidad, puede suceder que nieblas o nubes muy bajas o delgadas generen vectores de movimiento erróneo en zonas donde la celda de la imagen es superficie terrestre casi en su totalidad. Esto asigna un falso movimiento y, por lo tanto, una deformación a superficies continentales o cuerpos de agua, que se hace visible al observar las imágenes pronosticadas. Por este motivo, se definió un umbral de brillo asociado al fondo, de manera de que se considerara nulo el movimiento por debajo de ese valor. Dado que el brillo de la superficie va

cambiando a lo largo del año y a lo largo del día, se utiliza para esta detección una parametrización del brillo de fondo que permite calcular una imagen de fondo para cada píxel e instante de tiempo, como se explicó en la Ecuación 2.9. Los coeficientes A, B, C y D de dicha expresión deben ajustarse para cada píxel de la imagen (cada píxel tiene un comportamiento distinto de fondo, a priori) por lo que su utilización para toda la imagen requiere calcular matrices (o “imágenes”) de coeficientes para todo el territorio. Las matrices A, B, C, D se calcularon utilizando todas las imágenes satelitales del canal visible disponibles entre el 2016 y 2017 con la metodología descrita en Alonso-Suárez (2017). Las matrices obtenidas se muestran en la Figura 4.7, cuyos valores coinciden aproximadamente con los de la Tabla 2.2.

Como la parametrización se ajusta a través de una regresión múltiple a muestras de cielo despejado, el modelo resultante representa un brillo de fondo medio y refleja las condiciones promedio de un píxel despejado para cada momento y día del año. Para considerar esto en la clasificación de píxeles nublados/no nublados, se toman como fondo todos los píxeles de la imagen pronosticada que estuvieran por debajo del modelo de fondo más un 10% de tolerancia. Los píxeles que caen en esa categoría son reconstruidos con el modelo de fondo y no se utiliza para esos píxeles la salida de la predicción, que podría tener errores. La deformación del fondo debido a errores en el CMV es un problema visible en las imágenes pronosticadas, especialmente para los horizontes de tiempo mayores y en regiones costeras.

Como ejemplo, el pronóstico realizado para el 05/01/2016 a las 13:38 con el CMV (mostrado en la Figura 4.4) se muestra en la Figura 4.8 y 4.9 para 1 y 2 horas hacia adelante. En los paneles (a) está la imagen pronosticada sin realizar la reconstrucción de fondo y en los paneles (b) la imagen pronosticada con la reconstrucción del fondo. Las imágenes pronosticadas muestran un patrón nuboso similar a las imágenes observadas en el instante anterior con un poco más de deformación en las nubes (se trata de una imagen de alta complejidad para las técnicas CMV, debido a que la nubosidad esencialmente se deforma, es intermitente en el espacio y tiene poco movimiento de traslación). Al comparar la región sin nubosidad, como se observó anteriormente, se detecta una deformación del continente que es todavía más notoria en el pronóstico a 2 horas. Las imágenes con la reconstrucción del brillo de fondo solucionan este problema, como se ve en las imágenes 4.8(b) y 4.9(b) (esto se puede observar especialmente en la interfaz de la provincia de Buenos Aires con el océano Atlántico, entre Mar del Plata y Bahía Blanca).

4.2. Evaluación a nivel de imagen

La primera evaluación de la metodología se realiza a nivel de imagen, comparando el valor de reflectancia planetaria píxel a píxel entre imagen real e imagen pronosticada. Se evaluó la metodología CMV de Lorenz et al., y las dos variantes exploradas para

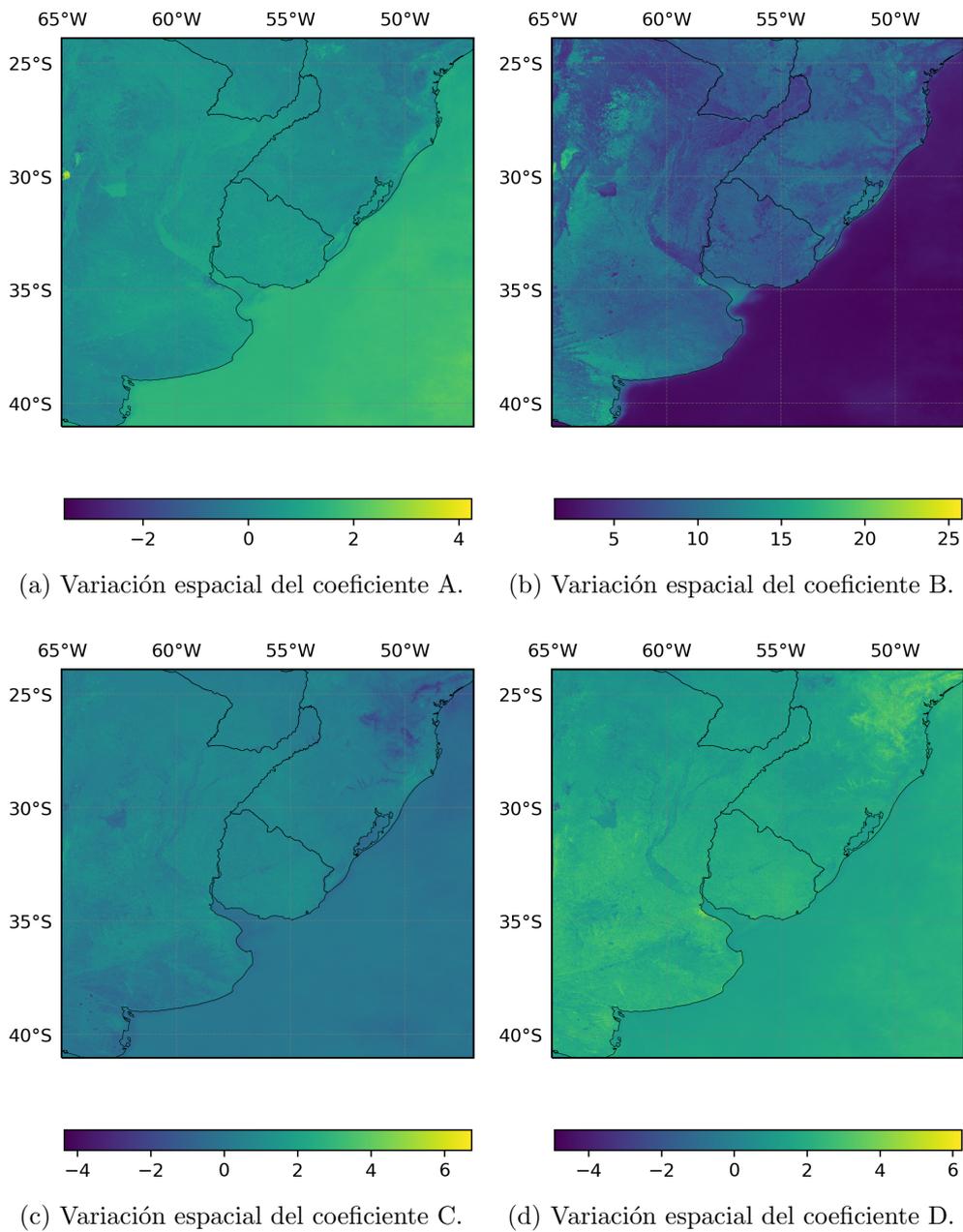
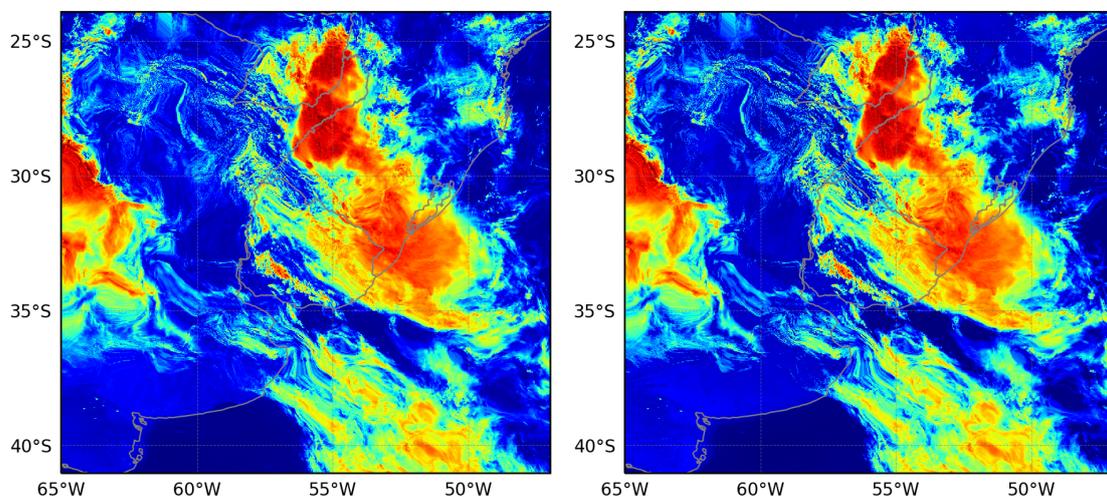


Fig. 4.7: Variación espacial de los coeficientes del modelo de brillo de fondo.

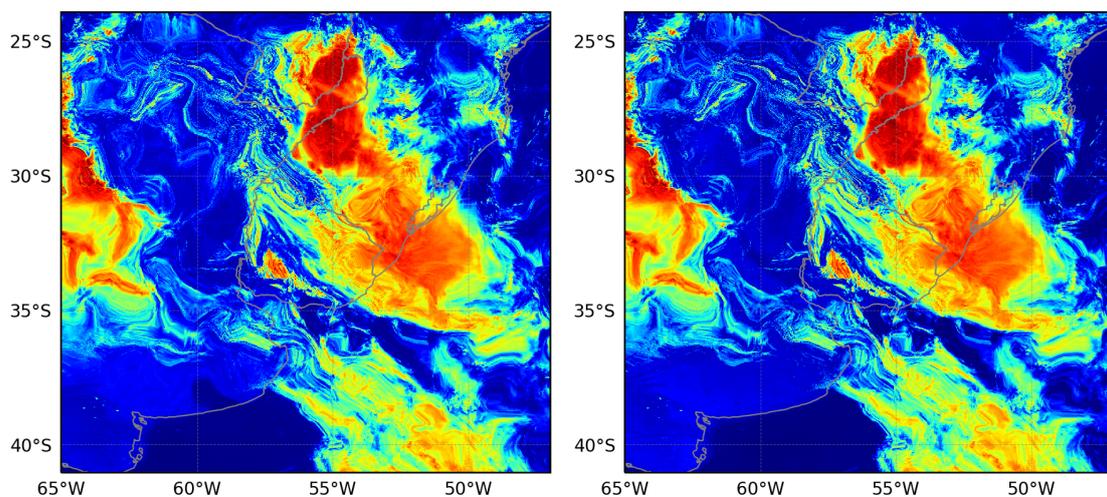
la extrapolación de imágenes y con/sin reconstrucción de fondo. Los indicadores de la Sección 2.3 se calculan para toda la imagen, y los valores relativos se expresan en relación a la media de las imágenes de satélite. A modo de línea de base, se presenta en la Figura 4.10 los resultados obtenidos para la forma 1 sin reconstrucción de fondo. Se presenta allí el rMBD y el rRMSD en función del horizonte de pronóstico. Se compara a



(a) Sin reconstrucción del brillo de fondo.

(b) Con reconstrucción del brillo de fondo.

Fig. 4.8: Pronóstico a 1 hora para el 05/01/2016 a las 13:38 UTC con la forma 1.



(a) Sin reconstrucción del brillo de fondo.

(b) Con reconstrucción del brillo de fondo.

Fig. 4.9: Pronóstico a 2 horas para el 05/01/2016 a las 13:38 UTC con la forma 1.

su vez con la persistencia de imagen, que consiste en considerar que en los pasos futuros la imagen es idéntica al momento inicial (persistencia en reflectancia planetaria). El desvío medio para el pronóstico de CMV tiene valores positivos en torno al 4% para los primeros pasos de pronóstico y se vuelve negativo y de menor valor absoluto para los últimos pasos. Este comportamiento tiene el sentido inverso que la persistencia, que comienza con subestimación de la reflectancia planetaria en los primeros pasos y en los últimos pasos sobrestima. En ambos casos el rMBD se encuentra dentro del margen \pm

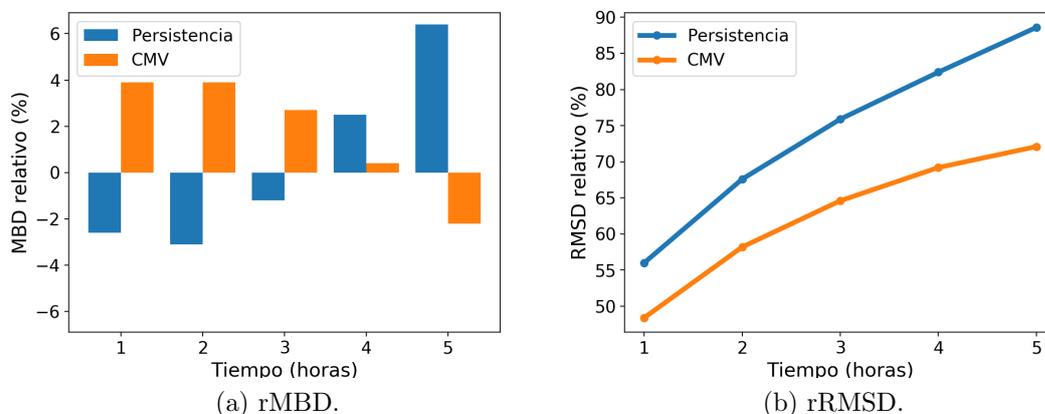


Fig. 4.10: Desempeño a nivel de imagen para pronósticos con la forma 1 con reconstrucción de brillo de fondo.

6 %. El rRMSD obtenido es mayor para la persistencia en todas las horas de pronóstico. El rRMSD para la persistencia es alrededor de 50 % en la primer hora de pronóstico y casi un 90 % a cinco horas. El pronóstico con CMV presenta un rRMSD de 40 % para la primera hora de pronóstico y menos de 70 % a cinco horas. Si bien en los primeros pasos de pronóstico los errores se diferencian en menos de un 10 % para cada método, en las últimas horas de pronóstico la persistencia tiene rRMSD más de un 20 % mayor a la del pronóstico con CMV. Se debe notar que los rRMSD en esta comparación son elevados, porque se está evaluando el problema de acertar el pronóstico en cada pixel de la imagen en forma instantánea. La incertidumbres observadas a nivel de irradiación horaria en los sitios son significativamente menores, como se mostrará en la Sección 4.3.

En la Tabla 4.2 se presenta la comparación de desempeño a nivel de imagen para el pronóstico con la forma 1, con la forma 2 y con la forma 1 con reconstrucción de fondo. Se presenta además el desempeño de la persistencia satelital. No se evaluó el desempeño de la forma 2 con reconstrucción del brillo de fondo porque no se observó en las imagenes pronosticadas deformación importante de los continentes. El pronóstico con la forma 2 presenta indicadores bastante similares a los obtenidos con la forma 1. La principal diferencia encontrada en este análisis de formas de extrapolación es que al generar el pronóstico con reconstrucción del brillo de fondo el desvío promedio se reduce. El pronóstico sin considerar corrección del brillo de fondo presenta pequeñas desviaciones negativas en los primeros pasos de pronóstico y para el último paso de pronóstico se tienen sobreestimaciones de alrededor del 10 %. Cuando se reconstruye el fondo, las desviaciones son positivas y pequeñas hasta 4 horas de pronóstico hacia adelante, volviéndose negativa para el último paso de pronóstico. Dado que la forma 2 es más compleja de implementar que la forma 1 y no se encuentran resultados que

Tab. 4.2: Desempeño a nivel de imagen para los distintos pronósticos implementados y la persistencia. Valor de normalización: 30.0 (valor de reflectancia medio en las imágenes utilizadas, adimensionado).

Pronóstico		1 hora	2 horas	3 horas	4 horas	5 horas
CMV1	rMBD (%)	-0.2	-1.0	-3.5	-6.7	-10.6
	rRMSD (%)	48.4	58.7	65.7	70.9	74.9
CMV2	rMBD (%)	-0.3	-1.2	-3.6	-6.6	-10.4
	rRMSD (%)	48.3	58.6	65.8	71.1	75.2
CMV1-bf	rMBD (%)	3.9	3.9	2.7	0.4	-2.2
	rRMSD (%)	48.4	58.2	64.6	69.2	72.1
Persistencia	rMBD (%)	-2.6	-3.1	-1.2	2.5	6.4
	rRMSD (%)	56.0	67.6	75.9	82.4	88.6

justifiquen el aumento del costo computacional (que es significativo), se descarta esta opción de extrapolación de imágenes para la cadena de pronóstico. Por otro lado, la reconstrucción del brillo de fondo presenta un desvío medio mayor para los primeros pasos de pronóstico pero en promedio en las 5 horas tiene un bias menor que la forma sin reconstrucción. En términos de rRMSD también se observa una pequeña ganancia al reconstruir el fondo en ausencia de nubosidad, principalmente en los últimos pasos de pronóstico. Por este motivo, se elige para lo que sigue la forma 1 de extrapolación de imágenes con reconstrucción de fondo para implementar la evaluación de pronóstico de irradiación solar y de generación de potencia mostrada en las siguientes secciones.

4.3. Evaluación a nivel de irradiación

Una vez definida la forma de generar las imágenes pronosticadas se pasó a la evaluación de desempeño a nivel de irradiación. Para esto se utilizó un modelo satelital que estima irradiación solar a partir de las imágenes satelitales, como ya se describió en la Sección 2.1.3. Una de las primeras interrogantes al iniciar este trabajo era conocer el desempeño típico de la persistencia para irradiación en Uruguay, para poder comparar con el desempeño de las técnicas de predicción. Esto requirió un análisis específico y se presenta en la Subsección 4.3.1. En la Subsección 4.3.2 se compara el desempeño de la persistencia con el del pronóstico con CMV a nivel de sitios puntuales. En la Subsección 4.3.3 se compara el desempeño anterior (en sitios) con el desempeño del pronóstico regional.

Tab. 4.3: Indicadores de desempeño para las escalas diezminutales y horarias.

10-MINUTAL					HORARIO				
Δt (minutos)	MBD		RMSD		Δt (horas)	MBD		RMSD	
	Wh/m ²	%	Wh/m ²	%		MJ/m ²	%	MJ/m ²	%
60	$\simeq 0$	-0,1	137	33,0	1	-5	-1,2	96	22,9
120	-5	-1,1	168	40,4	2	-14	-3,4	136	32,5
180	-10	-2,3	192	46,1	3	-24	-5,6	165	39,5
240	-14	-3,3	208	50,1	4	-31	-7,5	186	44,5
300	-15	-3,7	216	52,0	5	-36	-8,7	198	47,3
-	-	-	-	-	6	-39	-9,4	200	47,9

4.3.1. Desempeño de la persistencia

Al inicio de este trabajo no había en el país un análisis general del desempeño del procedimiento de persistencia para irradiación solar. Esto constituía un problema ya que no se conocían los límites superiores de desempeño que se debían esperar de metodologías de pronóstico más elaboradas. Por tanto, uno de los primeros trabajos que se realizaron en el marco de esta tesis fue un análisis global y a nivel nacional del desempeño de este procedimiento, incluyendo todas las series de medidas disponibles para el periodo 2011-2015 (la RMCIS del LES y la red de medida de UTE) y varias escalas temporales (minutal, 10-minutal, horaria y diaria). Estos resultados fueron reportados en el artículo Giacosa and Alonso-Suárez (2018). Se muestran a continuación los resultados diez-minutal y horario de este trabajo como marco de referencia para el desempeño del pronóstico CMV intra-día que se desarrolló en esta tesis.

La evaluación se realizó para cada estación por separado. En la Tabla 4.3 se presentan los indicadores promediados en todos los sitios a escala diez-minutal y horaria (por lo que se consideran desempeño típicos en la región a nivel de sitios específicos). El rMBD muestra una subestimación de la persistencia en ambas escalas. Varía desde valores despreciables para los primeros pasos de la persistencia hasta -3.7% para el último paso 10-minutal y -9.4% para el último paso horario. A escala 10-minutal el rRMSD de la persistencia varía desde 21.3% a 10 minutos (primer paso) hasta 52.0% a 300 minutos (5 horas). A escala horaria este indicador varía desde 22.9% a 1 hora a 47.9% a 6 horas. En la Figura 4.11 se muestra la curva de desempeño promedio de la persistencia (en azul) acompañada por las curvas de desempeño obtenidas en cada estación (en rojo) con paso temporal de (a) 10 minutos y (b) horario. Se observa en ambos casos una mayor dispersión entre sitios a medida que aumenta el horizonte de pronóstico.

El desempeño general de la persistencia en el territorio nacional y en términos de RMSD se presenta en forma unificada en la Fig. 4.12 para todas las escalas temporales. La línea sólida representa el desempeño promedio en todas las estaciones y la zona

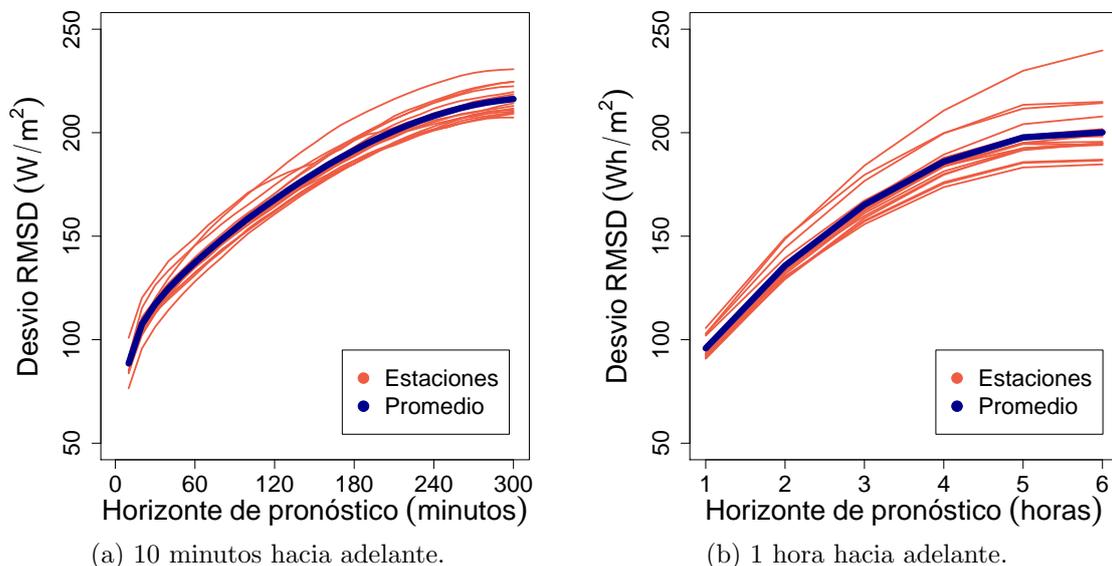


Fig. 4.11: rRMSD de la persistencia como función del horizonte de pronóstico.

en transparencia representa una desviación estándar del desempeño entre estaciones. En todas las escalas temporales se puede apreciar el comportamiento creciente del rRMSD con el horizonte Δt . Es interesante observar que el desempeño de la persistencia minutal se encuentra por encima de la persistencia 10-minutal para iguales horizontes temporales. Lo mismo ocurre entre la escala 10-minutal y horaria. Esto se debe a que el recurso solar presenta más variabilidad a medida que se reduce la escala temporal, por lo que es más difícil, por ejemplo, determinar la irradiancia en un minuto específico que la irradiancia promediada en un intervalo de 10 minutos. Para las escalas intra-diarias se observa una tendencia creciente a la subestimación conforme aumenta el paso temporal. Se incluye a modo de referencia el rRMSD horario y diario de la caracterización por satélite disponible para Uruguay (Alonso-Suárez, 2017), que oficia a los efectos prácticos como un límite inferior para el desempeño de las técnicas de pronóstico. El rango comprendido entre el desempeño de la persistencia (superior) y la caracterización por satélite (inferior) brinda límites útiles como objetivo de desempeño para las técnicas de pronóstico.

Esto da una referencia inicial a nivel nacional del desempeño de la persistencia. Evidentemente, la incertidumbre del procedimiento varía levemente según sea la estadística de medidas considerada y los sitios bajo estudio. En la Subsección 4.3.2 se compara el desempeño del pronóstico CMV con el de la persistencia para las estaciones descritas en la Subsección 3.2 y para el período temporal 2016-2017, por lo que los indicadores de desempeño de la persistencia no son exactamente los mostrados en esta Subsección, pero son del mismo orden.

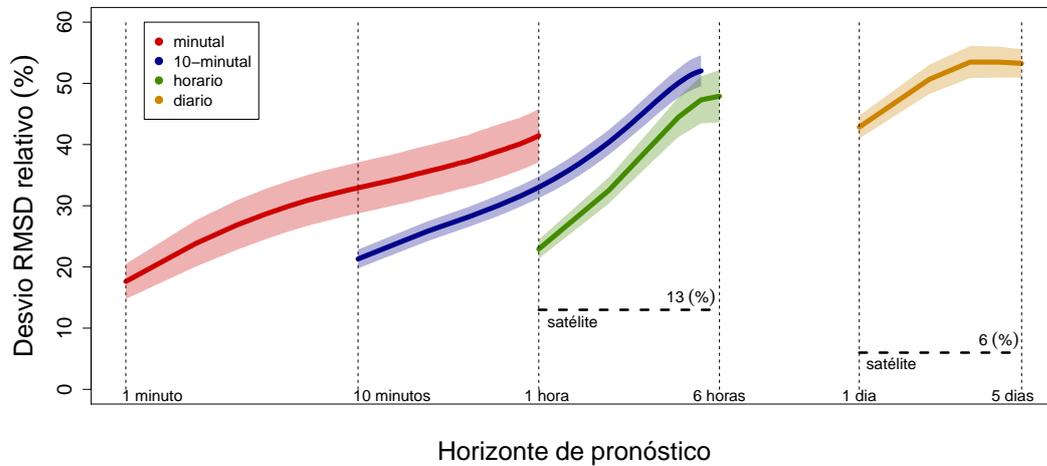


Fig. 4.12: Desvío rRMSD porcentual para todas las escalas temporales y horizontes de pronóstico.

4.3.2. Desempeño de la técnica CMV

En esta Subsección se presenta el desempeño en los sitios del pronóstico con CMV y se compara con la persistencia. Todos los resultados mostrados de aquí en adelante corresponden a evaluaciones realizadas con la forma 1 con reconstrucción del fondo para la generación de imágenes pronosticadas. La evaluación en este caso se realiza a nivel de GHI horaria. La discusión en esta Subsección se presenta principalmente con visualizaciones gráficas. La Tabla con los indicadores de desempeño se incluye en la siguiente Subsección, a modo de resumen.

El rMBD obtenido con pronóstico CMV y la persistencia para cada sitio se muestra en la Figura 4.13. El indicador para cada sitio está en colores y en punteado negro su valor promedio. En promedio, para CMV el sesgo es negativo y aproximadamente constante para todos los horizontes de pronóstico, estando cerca del -2% . Se observa que para Salto (LE), Las Brujas (LB) y Tacuarembó (TA) el sesgo es entre -4% y -5% en todos los horizontes de pronóstico. En Treinta y Tres (TT), Rocha (RC) y La Estanzuela (ZU) se tienen valores de rMBD alrededor de cero. El único sitio que presenta un sesgo positivo para todos los horizontes de pronóstico es Artigas (AR), con un rMBD alrededor del 4.5% . Para la persistencia en todos los sitios en la primera hora tiene un rMBD cercano a cero y a medida que aumenta el horizonte de pronóstico el desvío aumenta (negativo) estando a 3 y 5 horas hacia adelante alrededor del -5% en promedio para todos los sitios. Puntualmente se observa que para Tacuarembó (TA), el sesgo es cercano al doble del resto de los sitios, alcanzando a las 5 horas de pronóstico un rMBD de -10% . Se concluye que desde el punto de vista del desvío sistemático, y considerando todos los horizontes de pronóstico, la técnica CMV reporta una mejora por sobre la persistencia.

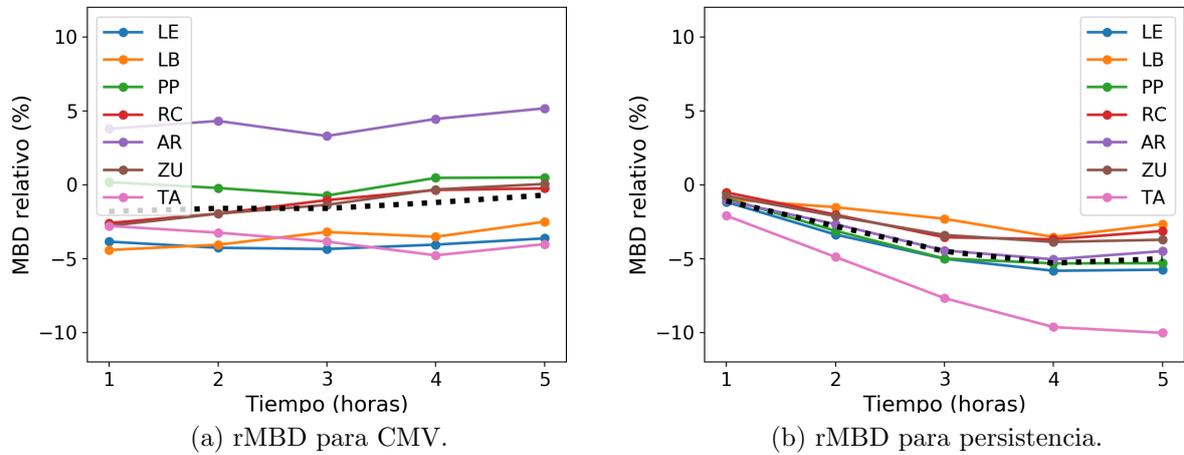


Fig. 4.13: rMBD para CMV y persistencia para pronóstico por estaciones.

En la Figura 4.14 se muestra el rRMSD para (a) el pronóstico con CMV y (b) la persistencia. Para la primera hora de pronóstico con CMV el rRMSD se encuentra entre 16-21 % para todos los sitios, y la diferencia entre sitios se agranda a mayores horizontes temporales, estando entre 32-39 % a 5 horas. En particular, donde se observa mayor incertidumbre de la predicción es una región costera, Rocha (estación RC), diferenciándose en promedio aproximadamente un 2 % de los demás sitios. La persistencia muestra un comportamiento similar, pero con rRMSD por encima de la predicción por CMV, siendo desafiante principalmente para el primer paso de pronóstico.

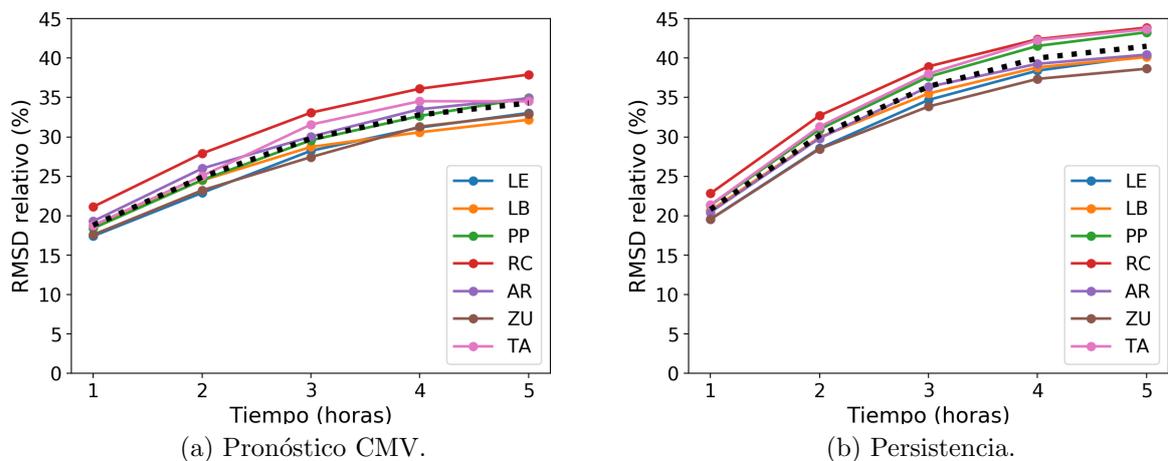


Fig. 4.14: RMSD relativo para cada estación de medida y su promedio (línea negra punteada).

En la Figura 4.15 se muestra el FS obtenido para cada sitio de medida y su promedio. Para la primer hora de pronóstico se obtiene un FS promedio cercano al 10 % mientras que para el resto de los pasos de pronóstico se mantiene alrededor de 16-17%. La diferencia máxima entre las estaciones es aproximadamente un 10 % para todos los pasos, pero aún así el FS se mantiene positivo para todas las estaciones y pasos de pronóstico. Las estaciones en Artigas y Rocha (AR y RC) están por debajo del FS promedio para todos los horizontes de pronóstico. Por otro lado, la estación en Treinta y Tres (PP) es de las que presenta el mayor FS para casi todos los horizontes de pronóstico.

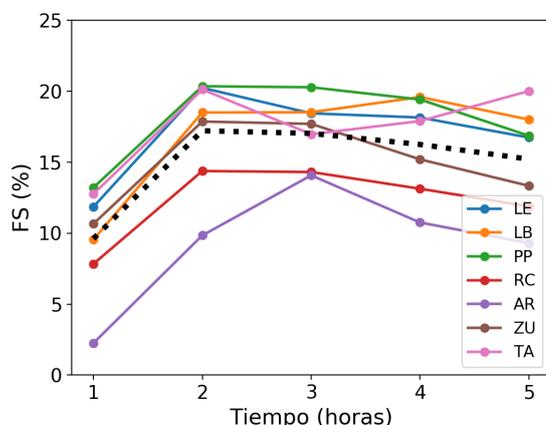


Fig. 4.15: FS para cada estación de medida.

En la Figura 4.16 se presentan los diagramas de dispersión entre la irradiación horaria medida en tierra (eje x) y la irradiación horaria pronosticada (eje y) para los horizontes temporales de 1, 3 y 5 horas hacia adelante. Se muestra en rojo la regresión lineal de estos datos y en negro la recta de pronóstico perfecto $x = y$. Se observa que los pronósticos presentan una buena concordancia con la recta de pendiente 1 en los 3 pasos de pronósticos mostrados y que a medida que el horizonte temporal aumenta, aumenta la dispersión en torno a esta recta, confirmando la tendencia incremental del rRMSD. En la Figura 4.17 se muestra el correspondiente scatter entre la medida y la persistencia para pronósticos a 1, 3 y 5 horas. Se destaca que a medida que aumenta el horizonte temporal de pronóstico, la dispersión aumenta más de lo que aumentaba para el pronóstico con CMV en la Figura 4.16. Se observa como la regresión lineal se aleja de la curva de ajuste perfecto para el pronóstico a 5 horas.

Del análisis anterior, se observa que la técnica CMV de pronóstico implementada presenta un desempeño mejor que el procedimiento de persistencia, tanto a nivel de rMBD como de rRMSD. El FS promedio a nivel región supera el 10 %, y ronda el 16-17 % para los horizontes de pronóstico más largos.

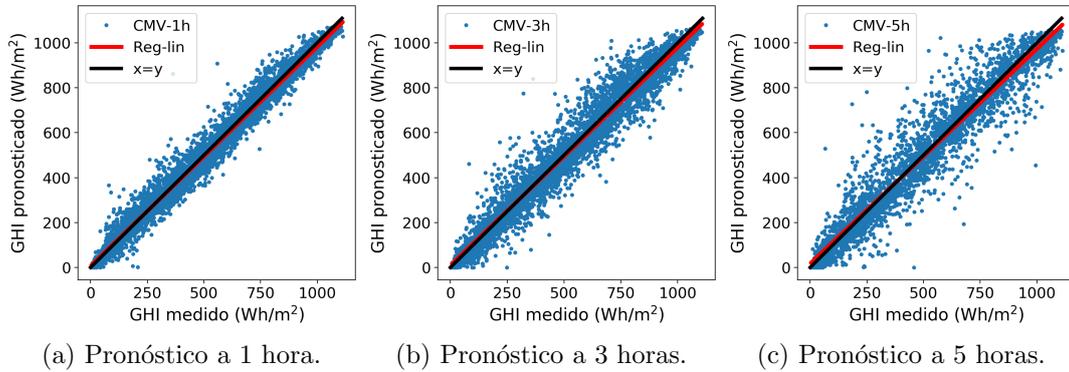


Fig. 4.16: GHI pronosticado por CMV vs GHI medido a 1, 3 y 5 horas hacia adelante para los sitios. En rojo se muestra la regresión lineal y en negro la curva de pendiente 1.

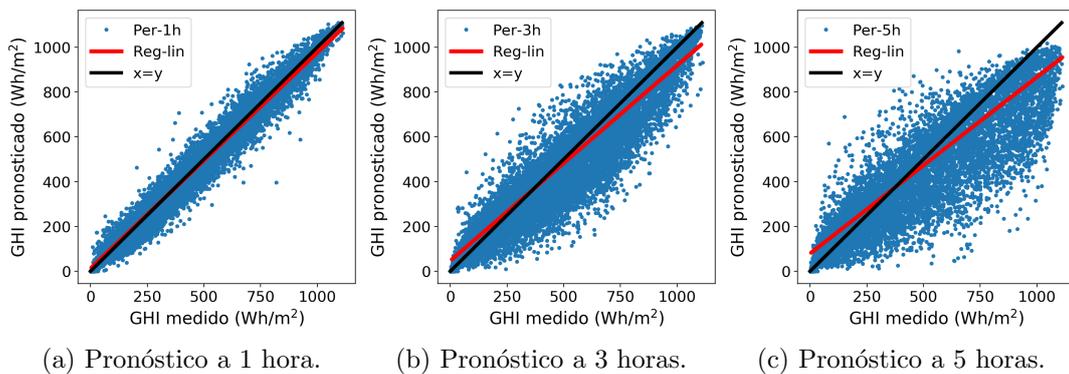


Fig. 4.17: Comparación de medida vs persistencia a 1, 3 y 5 horas hacia adelante para los sitios. En rojo se muestra la regresión lineal y en negro la curva de pendiente 1.

4.3.3. Resumen de desempeño a nivel region

En esta Subsección se presenta un resumen de desempeño de la metodología CMV en comparación a la persistencia a nivel de GHI, incluyendo el desempeño promedio del pronóstico para sitios y el desempeño del pronóstico regional. La predicción regional se calcula promediando los pronósticos de GHI en cada sitio, obteniendo una única predicción para el conjunto de ellos. La predicción regional tiene interés para el despacho de la energía, dado que muchas veces se trabaja con la generación conjunta y no la de cada parque por separado. El promediado de la serie en distintos sitios distribuidos geográficamente reduce la variabilidad de la serie de radiación. Esto implica que, al tener la serie menos fluctuaciones, tanto la persistencia como el pronóstico tendrán un mejor desempeño que en cada sitio por separado. Esto ocurre debido a que posibles subestimaciones y sobreestimaciones en cada sitio se compensan.

El rMBD para el pronóstico por estaciones y regional se muestra en la Figura 4.18. Como ya se observó en la Figura 4.13, en el primer caso, panel (a), para CMV el sesgo es aproximadamente constante alrededor de -2% y para la persistencia el sesgo aumenta con el horizonte temporal de pronóstico alcanzando casi el -5% . Para el pronóstico regional, se observa un desvío promedio aún menor y también significativamente menor que el de la persistencia, salvo en el primer paso de pronóstico para el cual son similares. Ambos sesgos son negativos para todos los pasos de pronóstico. El rMBD regional para CMV es cercano al -1% en todos los horizontes y para la persistencia alcanza el -4% . Por tanto, se observa que desde el punto de vista del desvío promedio, la utilización de la técnica CMV reporta una mejora respecto a la persistencia tanto a nivel de sitios como regional.

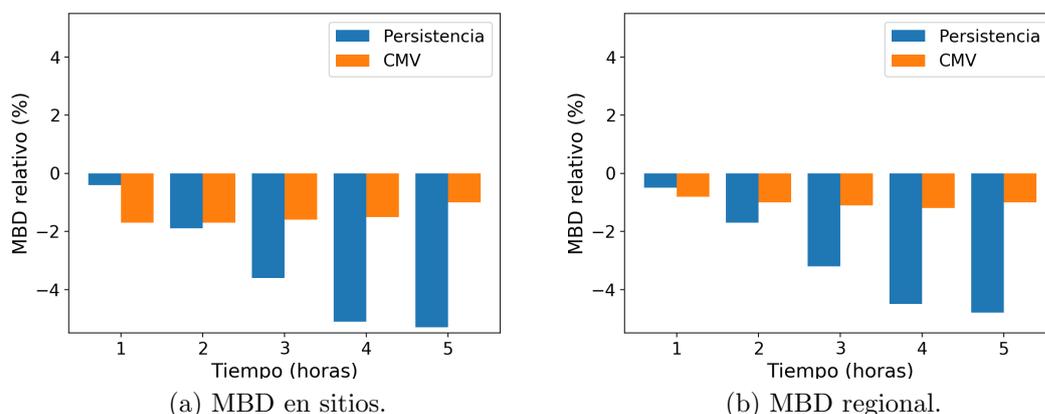


Fig. 4.18: rMBD para CMV y persistencia para pronóstico por estaciones y regional.

En la Figura 4.19(a) se muestra el rRMSD promedio de las estaciones para CMV y para persistencia y el sombreado posterior representa una desviación estándar del desempeño en sitios. Como ya se comentó, se observa que para todos los horizontes de pronóstico el CMV presenta menor rRMSD que la persistencia. El rRMSD del pronóstico regional se muestra en la Figura 4.19(b). Se observa que para la primera hora de pronóstico ambos métodos tienen rRMSD muy similar en torno al 10% , mientras que al aumentar el horizonte de pronóstico el rRMSD de la persistencia crece más rápido que el de CMV, llegando este último a 15% a 5 horas mientras que la persistencia alcanza un valor de $\simeq 25\%$. Tanto para el pronóstico en sitios como para el pronóstico regional la técnica CMV presenta un mejor desempeño que la persistencia. El desempeño del pronóstico regional presenta mejores indicadores de desempeño que en sitios específicos, como es esperado.

A partir de las curvas de rRMSD de la Figura 4.19 y utilizando la Ecuación 2.12 se calculó el FS para ambos tipos de pronóstico (promedio en sitios y regional), presentados en la Figura 4.20. Se obtienen FS positivos para todos los horizontes temporales

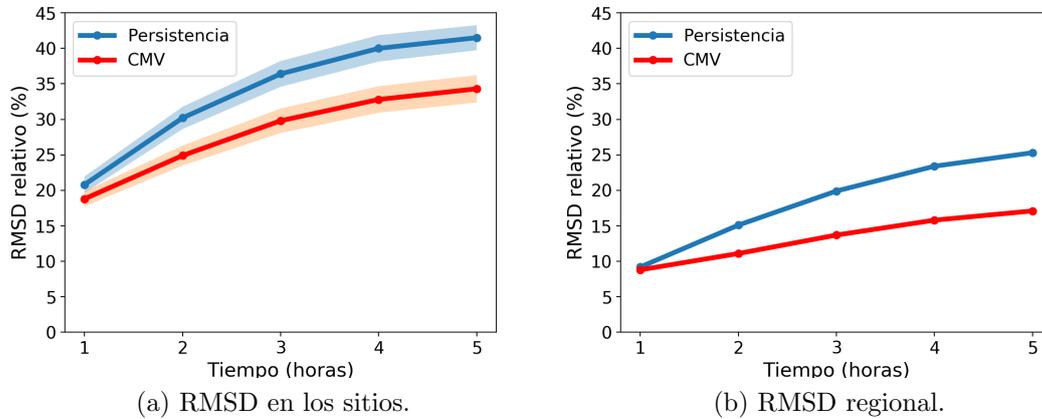


Fig. 4.19: RMSD relativo para CMV y persistencia para pronóstico por estaciones y regional.

para ambas escalas espaciales. Para la primera hora de pronóstico el FS en sitios es mayor que el regional. Este comportamiento se invierte a partir del segundo horizonte de pronóstico. La ganancia del pronóstico regional por CMV a partir de 2 horas hacia adelante es importante, del orden del 25-30 %, lo que contrasta con su pequeña ganancia en la primera hora ($\simeq 5\%$). Esto se debe a un desempeño particularmente exigente de la persistencia a nivel regional en la primera hora de predicción. En cambio, el FS del pronóstico en sitios presenta un comportamiento más estable con el horizonte de pronóstico, estando en el rango de 10-18 % para todos. El valor máximo del FS regional es $FS = +32,5\%$ a 4 horas hacia adelante, pero se mantiene casi constante entre 3 y 5 horas hacia adelante.

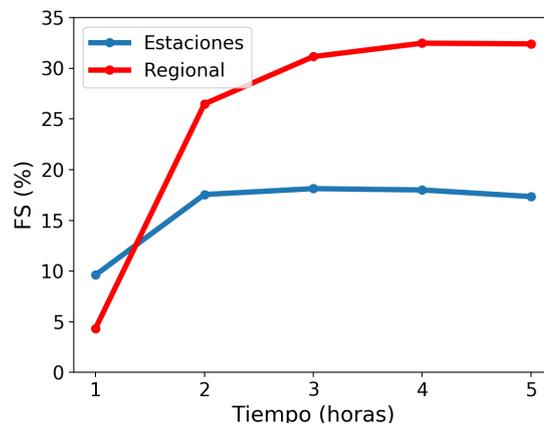


Fig. 4.20: FS para sitios y regional.

La Tabla 4.4 presenta los indicadores cuantitativos de desempeño, información que

Tab. 4.4: Métricas de desempeño para el pronóstico de GHI por estaciones y regional. Valor de normalización para los sitios: 456.8 Wh/m². Valor de normalización para pronóstico regional: 453.3 Wh/m².

horizonte temporal	pronóstico de los sitios					pronóstico regional				
	persistencia		pronóstico CMV			persistencia		pronóstico CMV		
	MBD (%)	RMSD (%)	MBD (%)	RMSD (%)	FS (%)	MBD (%)	RMSD (%)	MBD (%)	RMSD (%)	FS (%)
1 hora	-1,1	20.8	-1,8	18.8	+9,6	-1,0	9.2	-1,0	8.8	+4,3
2 horas	-2,8	30.2	-1,6	24.9	+17,5	-2,5	15.1	-1,0	11.1	+26,5
3 horas	-4,5	36.4	-1,6	29.8	+18,1	-3,9	19.9	-1,2	13.7	+31,1
4 horas	-5,3	40.0	-1,2	32.8	+18,0	-4,8	23.4	-1,1	15.8	+32,5
5 horas	-5,0	41.5	-0,7	34.3	+17,3	-4,7	25.3	-0,9	17.1	+32,4

está contenida en las Figuras anteriores. En esta tabla se detalla para las 5 horas de pronóstico el desvío medio, el error cuadrático medio y el forecasting skill para los pronósticos en sitios y regional para CMV y persistencia.

Por último, se evaluó el error del pronóstico a diferentes momentos del día y bajo distintas condiciones de nubosidad discriminando el rRMSD y el rMBD según la posición del Sol (coseno del ángulo cenital) y la nubosidad (índice de claridad). Este análisis se presenta en la Figura 4.21. Los mayores sesgos positivos se encuentran en horas cercanas al mediodía y con cielo nublado (principalmente a 2 y 3 horas hacia adelante con valores de rMBD cerca del 20%) y parcialmente nublado (a 1 hora con valores de rMBD alrededor del 15%). Los sesgos negativos ocurren en todos los horizontes de pronóstico bajo condiciones de cielo despejado con baja turbidez en cualquier horario del día con valores de rMBD entre 15-20%. Las regiones con sobreestimación tienen un rRMSD en torno al 35% para 1 hora y cercano a 45% para 2 y 3 horas. La región con subestimación del recurso tiene asociado un rRMSD de $\simeq 20\%$. En el resto de las condiciones el pronóstico presenta incertidumbres relativamente bajas, con sesgos menores al 10% y rRMSD menores al 15%.

Los diagrama anteriores resumen la distribución del error final de la predicción, que incluye a la técnica CMV y al modelo satelital para la estimación de GHI. Con el fin de evaluar el error asociado únicamente al CMV y no por la estimación satelital de irradiación se muestra en la Figura 4.22 los diagramas de desempeño desglosado que resultan de restar los diagramas para el pronóstico y los correspondientes diagramas de la estimación satelital. Esto busca aislar el error introducido únicamente por la técnica CMV. Se observa que el rMBD y rRMSD asociado solamente al CMV son menores que las indicadores generales. El rango de variación de ambas métricas es menor. Se obtienen incertidumbres relativamente pequeñas a la primera hora de pronóstico, empeorando en forma rápida conforme aumenta el horizonte de pronóstico. Se observa que bajo condiciones de altura solar alta y cielos cubiertos, para todos los pasos de pronóstico (obteniéndose los peores a 3 horas) se observa una sobrestimación de la irradiación debido al CMV hasta en un $\simeq 15\%$ y con errores de hasta $\simeq 30\%$ a 3 horas. Para el resto de las condiciones, el desvío medio está entre $\pm 5\%$ y el rRMSD es menor al \simeq

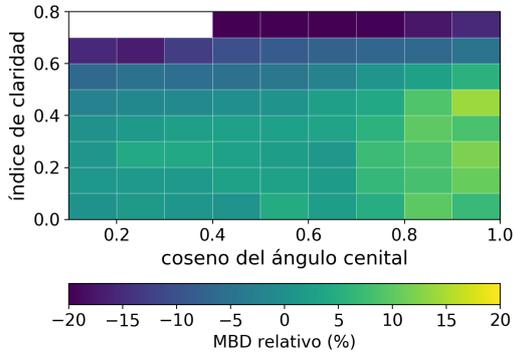
10 % para las primeras 3 horas de pronóstico.

4.4. Evaluación a nivel de generación PV

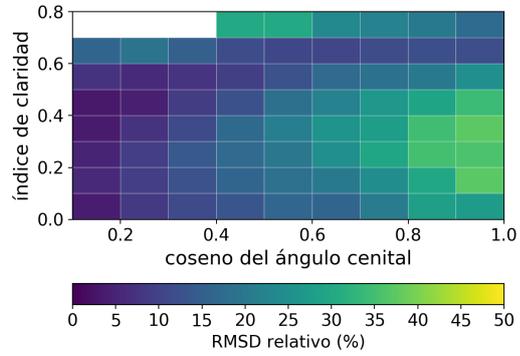
El pronóstico de generación PV se construye a partir del pronóstico de GHI. Este proceso se puede dividir en dos etapas. La primera etapa incluye el pasaje de irradiación global en plano horizontal a irradiación global en plano inclinado a partir de un modelado que vincula estas componentes. La segunda etapa consiste en estimar la generación con un modelo de planta PV que dependa de las características de cada parque fotovoltaico y en general debe aplicarse un modelo de planta diferente para cada una. A efectos del despacho nacional el pronóstico de irradiación solar es más relevante que el pronóstico de generación PV, dado que los modelos utilizados para realizar el despacho cuentan con modelos propios de generación PV, ajustados a datos, cuya entrada es la irradiación GHI. Por tanto, en este trabajo evaluamos el desempeño del pronóstico a nivel de generación PV por completitud, dado que los resultados no son necesariamente los mismos que para irradiación. Mientras que un medidor de irradiación solar registra la irradiación en un área puntual pequeña, la salida de generación PV está relacionada a la captación de irradiación en el área total de la planta. Debido a esto, la salida de generación PV presenta menos variabilidad que la medida de radiación solar, y el desempeño del pronóstico a ambos niveles puede diferir. Como el objetivo de este trabajo no es construir un modelo detallado de planta PV, se utilizaron las medidas de generación PV disponibles para aplicar un ajuste estadístico que relaciona la irradiación sobre los paneles y su salida de generación de forma tal que se adecue a cada planta. En la primera Subsección se describe brevemente el modelo de pasaje de irradiación a plano inclinado y se evalúa su desempeño utilizando los datos disponibles a nivel de plantas PV en Uruguay. En la segunda Subsección se definen los modelos de planta PV a utilizar y en la última se completa la cadena de predicción aplicando el modelo de planta sobre la irradiación pronosticada, evaluando su desempeño.

4.4.1. Transposición a plano inclinado

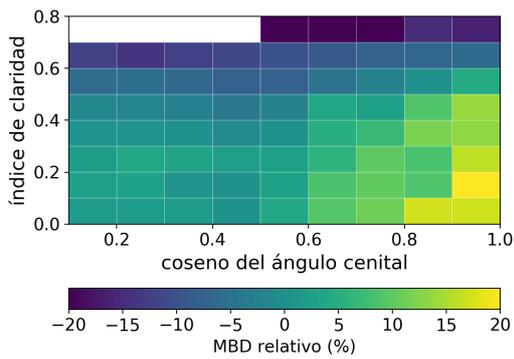
Los procedimientos para transponer la irradiación de un plano horizontal a un plano inclinado modelan las contribuciones de las distintas componentes de la radiación solar sobre el plano inclinado. Para su utilización se requiere contar con una separación de la irradiación global en sus subcomponentes directa y difusa. Esta descomposición se puede obtener a través de la medida específica de cada componente o a través de modelos que estiman la fracción difusa, f_d , a partir de la irradiación global. La fracción difusa se define como $f_d = \frac{DHI}{GHI}$, por lo que si se conoce dicha fracción, es posible calcular la difusa y directa en plano horizontal (DHI y BHI, respectivamente) a partir de la GHI como $DHI = f_d \times GHI$ y $BHI = GHI - DHI = (1 - f_d) \times GHI$. Existen



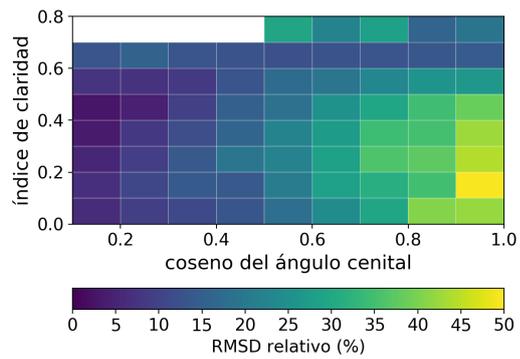
(a) rMBD 1h.



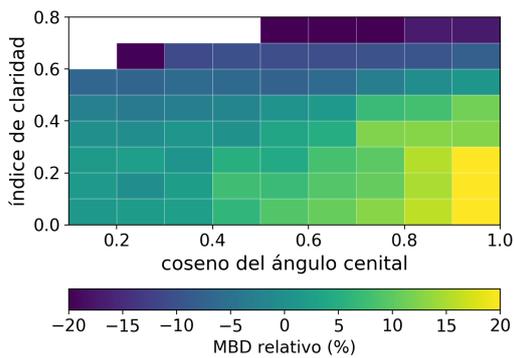
(b) rRMSD 1h.



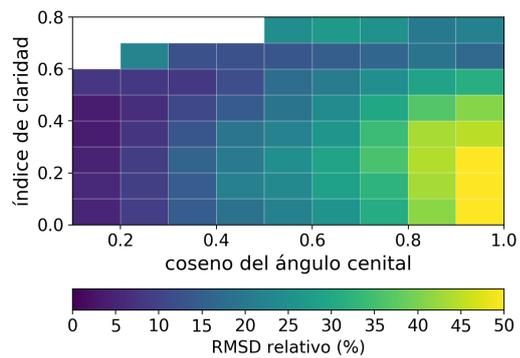
(c) rMBD 2h.



(d) rRMSD 2h.

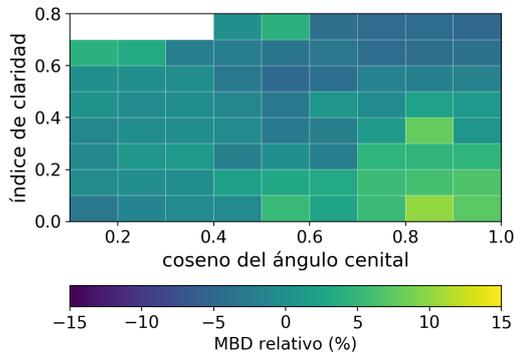


(e) rMBD 3h.

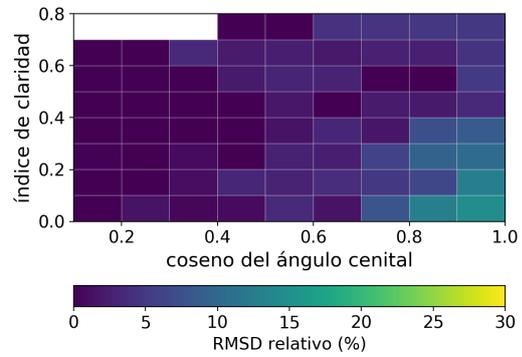


(f) rRMSD 3h.

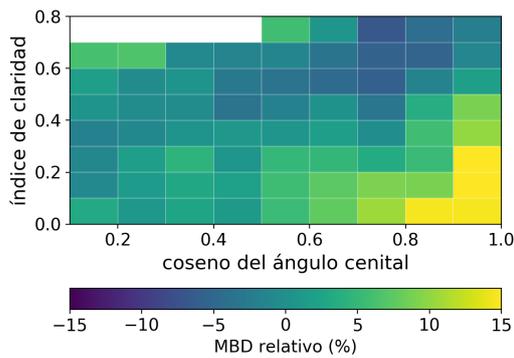
Fig. 4.21: MBD y RMSD relativos para pronóstico regional a 1, 2 y 3 horas discriminando por coseno del ángulo cenital y por índice de claridad.



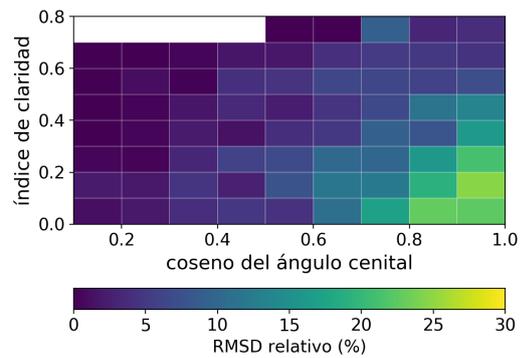
(a) rMBD 1h.



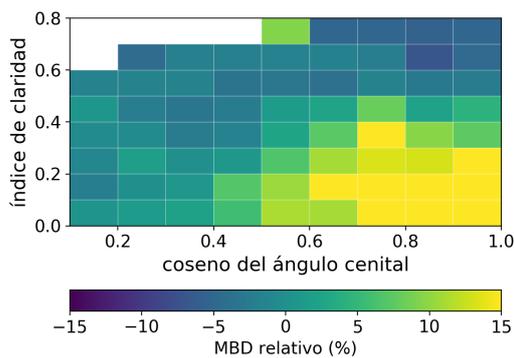
(b) rRMSD 1h.



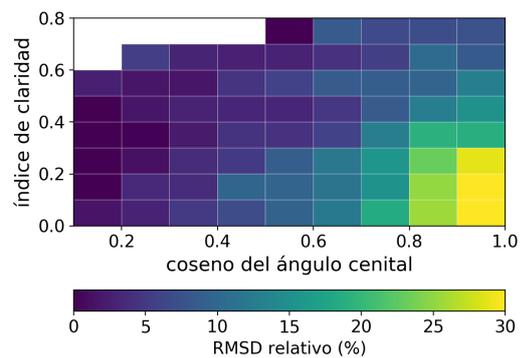
(c) rMBD 2h.



(d) rRMSD 2h.



(e) rMBD 3h.



(f) rRMSD 3h.

Fig. 4.22: MBD y RMSD relativos para pronóstico regional a 1, 2 y 3 horas eliminando la caracterización por satélite discriminando por coseno del ángulo cenital y por índice de claridad.

distintos modelos fenomenológicos para estimar la fracción difusa a partir de diferentes variables medibles o calculables. Un análisis del desempeño en la región de este tipo de modelos se puede encontrar en Abal et al. (2017). En base al análisis de dicho artículo, utilizamos aquí el modelo denominado RA2s, que permite estimar la fracción difusa a partir de la GHI y la masa de aire (m), según $f_d = f(k_t, m)$, siendo k_t el índice de claridad. El cálculo de la masa de aire es geométrico y sus detalles se presentan en el Apéndice. Los detalles del modelo de fracción difusa utilizado también se encuentran en el mismo Apéndice. En este trabajo sólo contamos con la predicción de GHI, por lo que debemos utilizar los modelos de fracción difusa para realizar la descomposición de la irradiación global en sus dos subcomponentes, lo que agrega incertidumbre a la estimación.

En un trabajo reciente, Piccioli et al. (2018) evaluó por primera vez en la región 10 modelos de pasaje a plano inclinado utilizando medidas registradas en la estación LE. Se realizó la evaluación de modelos cuando se dispone de la medida de directa y difusa, y cuando se deben utilizar modelos de fracción difusa³. En la evaluación de modelos de transporte a escala horaria con utilización de modelos de fracción difusa, se observa que, sin considerar el modelo isotrópico más simple, los 10 modelos presentan un rRMSD similar, del orden del 9%, y desvíos promedio pequeños, con subestimaciones menores al 2.5% (en valor absoluto). Ante esta situación, se optó por implementar el modelo HDKR (Hay-Davies-Klucher-Reindl), debido a que es un modelo relativamente simple, de buen desempeño y que considera varios efectos de la anisotropía de la atmósfera en la radiación solar (Hay and Davies (1980), Duffie and Beckman (2006)).

El modelo HDKR estima la radiación global sobre un plano inclinado (GTI) de la forma:

$$\begin{aligned} \text{GTI} = & \text{DHI}(1 - T_b) \left(\frac{1 + \cos(\beta)}{2} \right) \left(1 + f \sin \frac{\beta^3}{2} \right) + \\ & r_b(\text{BHI} + T_b \text{DHI}) + \text{GHI} \rho_g \left(\frac{1 - \cos(\beta)}{2} \right), \end{aligned} \quad (4.1)$$

donde r_b es la razón directa definida como $r_b = \frac{\cos \theta}{\cos \theta_z}$, siendo θ el ángulo que forma la dirección del Sol con la normal al plano inclinado. T_b se denomina transmitancia directa y se calcula como $T_b = (1 - f_d)k_T$. Si se considera que la superficie inclinada está rodeada principalmente de pasto, la reflectividad ρ_g de los alrededores se puede tomar como 0,2 (Abal et al., 2020). Se define f como $f = \sqrt{\frac{\text{BHI}}{\text{GHI}}}$. Más detalles sobre este modelo de pasaje a plano inclinado se puede encontrar en Duffie and Beckman (2006) y Abal et al. (2020).

Es de interés conocer la incertidumbre introducida por el modelo de pasaje a plano inclinado. Como se indicó en la Subsección 3.3, se realizará esta evaluación de desempeño utilizando todos los datos disponibles en tres plantas PV en Uruguay. En la

³En el trabajo de Piccioli et al. (2018) la fracción difusa se utiliza sólo para estimar la radiación difusa, manteniendo la medida de radiación directa como entrada.

Figura 4.23 se observa la dispersión entre la GTI medida y estimada para cada planta junto con la regresión lineal en cada caso. Se observa que el modelo de pasaje a plano inclinado funciona en forma bastante precisa, a pesar de la utilización de un modelo de fracción difusa para el cálculo de DHI y BHI. Los indicadores para el modelo de pasaje a plano inclinado para cada sitio se muestran en la Tabla 4.5. Se observa en todos los casos desvíos medios negativos, aunque pequeños, del orden del 1 %. El rRMSD relativo obtenido es similar en los 3 sitios del orden del 4.5 %.

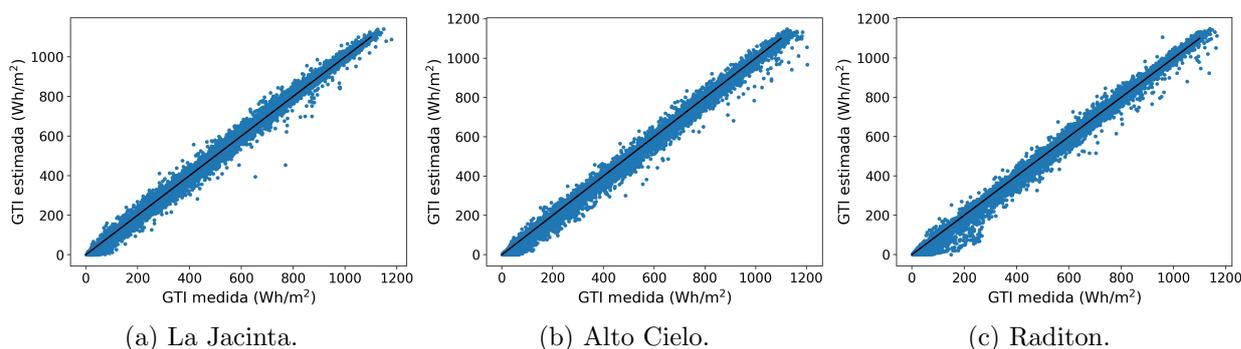


Fig. 4.23: GTI medido vs GTI estimado para cada planta PV.

Tab. 4.5: Indicadores del modelo de pasaje a plano inclinado.

		La Jacinta	Alto Cielo	Raditon
pasaje	MBD (%)	-0,6	-1,7	-1,3
GHI → GTI	RMS (%)	4.2	4.7	4.9

En la Figura 4.24 se muestra la comparación de la irradiación en plano horizontal (arriba) e irradiación en plano inclinado (abajo) contra generación PV para estos sitios. Se observa que la relación GTI vs PV es más lineal y tiene menor dispersión que la relación GHI vs PV. Esto justifica que el modelado de la generación PV se realice a partir de la GTI, no de la GHI. La dispersión en los diagramas se debe a varios factores, entre los que destacan el efecto de la temperatura, el efecto de sombreadamientos parciales sobre la planta que no son registrados por mediciones puntuales de radiación solar, la suciedad en los paneles, las pérdidas eléctricas, etc. Otro factor que impacta en la dispersión es que la serie de generación PV presenta menos variabilidad que la serie de GTI, debido a que la primera está en relación directa con el recurso acumulado en toda la extensión de la planta y no en el área pequeña de medición del piranómetro de GTI. Se debe observar también la saturación de potencia en la parte superior de los gráficos, cuando la planta alcanza su potencia nominal.

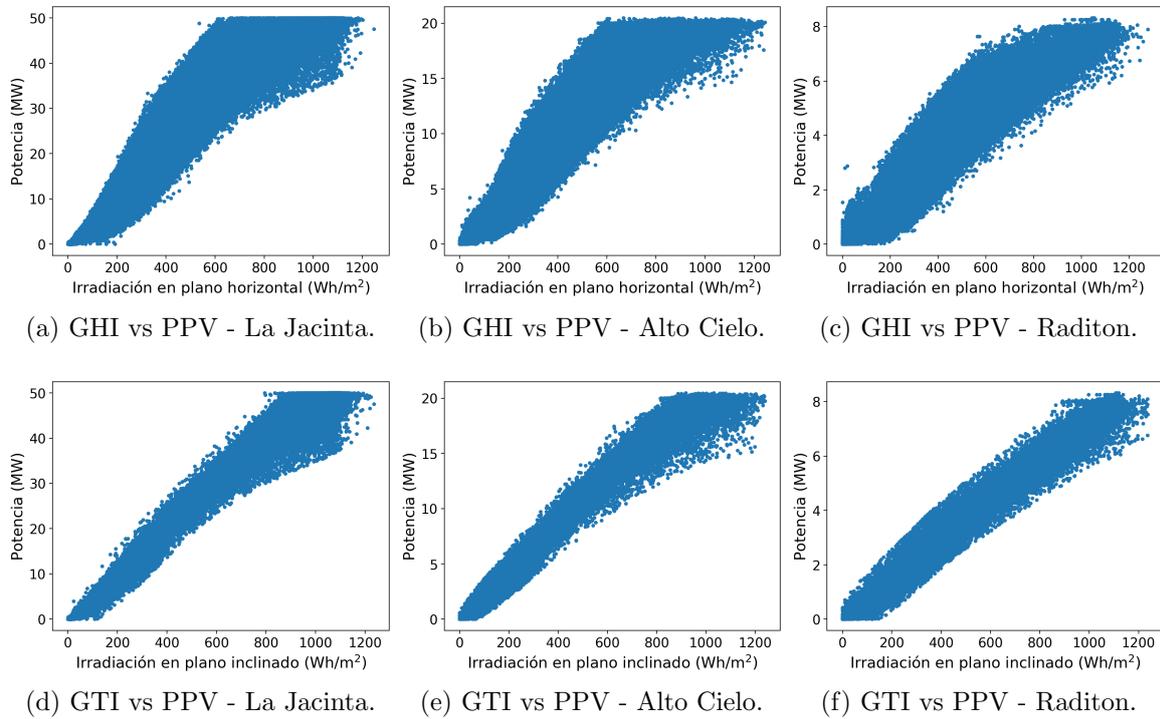


Fig. 4.24: Comparación de irradiación en plano horizontal e irradiación en plano inclinado contra generación de potencia para los sitios de ubicación de las plantas PV.

4.4.2. Estimación de la generación PV

Se considerará un modelo estadístico univariado sólo con la GTI como entrada debido a la disponibilidad de esta información. Relaciones más complejas podrían explorarse, utilizando otras variables, como la temperatura ambiente o la masa de aire, pero no son considerados en este trabajo. El modelo para estimar la generación PV a partir de la GTI se obtiene utilizando una parametrización simple y univariada entre ambos sets de datos. Para construir y evaluar el modelo de planta se utilizó toda la estadística de datos de generación disponibles hasta diciembre de 2019 de modo de contar con la mayor cantidad de datos horarios posibles ⁴. Teniendo en cuenta la Figura 4.24, se construyeron modelos polinomiales de 2do grado entre la GTI y la potencia PV, que resulta de relaciones esencialmente lineales con una pequeña curvatura que modelan la tendencia principal entre los datos. Además, se consideró la saturación de potencia para alta irradiación. Para esto, se dividió la generación de potencia: 1) en una curva de segundo grado y 2) en una curva de pendiente cero al alcanzar la potencia nominal, discriminando ambos casos por un umbral de GTI. La relación se expresa como se muestra en la Ec. 4.2, donde y es la PPV y x es la GTI.

⁴En la Sección 4.5 se reporta la evaluación de la cadena de predicción completa únicamente para el período 2016-2017 para coincidir con la estadística disponible de datos satelitales.

Tab. 4.6: Parámetros para los modelos de GTI a generación PV.

	La Jacinta	Alto Cielo	Raditon
b_1	0.0545	0.0229	0.0080
c_1	0.000916	0.001007	0.000886
GTI_{thr}	1032.6	970.4	1119.4

Tab. 4.7: Indicadores de pasaje de GTI a generación.

		La Jacinta	Alto Cielo	Raditon
pasaje	rMBD (%)	-2,0	-1,9	-3,7
GTI \rightarrow PPV	rRMS (%)	9.6	8.0	9.2

$$\begin{cases} y = a_1 + b_1 \times x + c_1 \times x^2, & x \leq GTI_{thr} \\ y = a_2 + b_2 \times x, & x > GTI_{thr}. \end{cases} \quad (4.2)$$

En cada planta la curva de pasaje GTI \rightarrow PPV tiene dos parámetros efectivos a determinar, incluyendo el umbral GTI_{thr} . Esto es debido a que se incluyen vínculos adicionales en el ajuste de la parametrización: (i) $a_1 = 0$ para que a irradiación nula la potencia sea nula también, (ii) el parámetro $b_2 = 0$ ya que el segundo tramo es horizontal, independiente de la irradiación, (iii) a_2 igual a la potencia nominal de cada planta y (iv) el vínculo de continuidad entre ambas curvas en $x = GTI_{thr}$. Los parámetros que se escogieron para ajustar son b_1 y GTI_{thr} , de los cuáles se puede determinar el parámetro faltante c_1 utilizando el vínculo (iv). El algoritmo de ajuste usado es una minimización no lineal iterativa que requiere una semilla inicial. Para establecer la semilla de GTI_{thr} se realizó una inspección visual de los diagramas GTI vs PPV (ver Figuras 4.24) de cada planta. Para el ajuste y validación de las parametrizaciones se utilizó el procedimiento de validación cruzada, donde en cada iteración se dividieron aleatoriamente los datos en 50/50 para ajustar los coeficientes y evaluar el desempeño, respectivamente. Se realizaron 5 000 iteraciones para asegurar la repetibilidad de los resultados, siendo los parámetros finales el promedio de estas iteraciones. Los parámetros óptimos obtenidos se detallan en la Tabla 4.6 y las curvas resultantes se muestran en la Figura 4.25, junto con la nube de puntos (PPV vs GTI). El desempeño en el pasaje de GTI a generación PV se muestra en la Tabla 4.7, donde se observa que en los tres casos se subestima la generación modelada en comparación a la medida. En términos de rRMSD, La Jacinta es la que presenta mayor error y Alto Cielo es la que presenta menor error. En todos los casos el rRMSD se encuentra en el rango 8-10 %.

4.4.3. Desempeño de la técnica CMV

En esta Subsección se realiza la evaluación del pronóstico de generación PV partiendo desde el pronóstico de GHI con CMV y aplicando el proceso de pasaje a plano

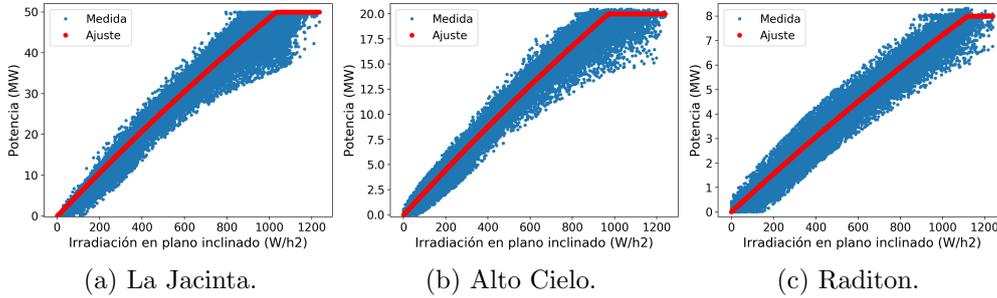


Fig. 4.25: GTI estimado vs PPV estimado para cada planta PV.

inclinado y el modelo de planta descrito en las subsecciones anteriores. Se realiza la evaluación únicamente a nivel de sitios ya que solo se trabajó con 3 lugares y no resulta adecuado hacer una evaluación regional ya que además estos sitios encuentran localizados relativamente cerca. Los resultados se presentan en términos relativos, normalizando con la potencia media de generación y la potencia nominal de cada planta. Esto es porque expresar el desempeño en términos de la potencia media hace más comparable los resultados con las evaluaciones anteriores de este trabajo y expresar en función de la potencia nominal hace más comparable los resultados con otros trabajos del área, dado que es lo común en los trabajos de pronóstico de la generación PV.

El desempeño se compara con una persistencia exigente, como la persistencia en k_{pv} . Ésta se calcula según se definió en la Subsección 2.3.2. En el cálculo del índice k_{pv} se utilizaron estimaciones de irradiación solar en condiciones de cielo claro (GHI_{csk}) del modelo ESRA (Rigollier et al. (2004), Laguarda et al. (2020)) con el ciclo de turbidez de Linke de la zona Norte de Uruguay (Laguarda and Abal, 2016). Se aplicó el modelo para el periodo 2016-2017 con cadencia 10-minutal y se interpoló a media hora para tener la misma cadencia temporal que las imágenes de satélite. Este es el mismo procedimiento que se aplicó a las medidas de generación PV, originalmente a escala 10-minutal. Luego se realiza el pasaje a plano inclinado de acuerdo a la Ec. 4.1, y con el modelo de planta descrito en la Subsección anterior se obtiene PPV_{csk} , la potencia que habría generado la planta en condiciones de cielo despejado.

El rMBD para la predicción y la persistencia de generación se presenta en las Figuras 4.26. El rMBD medio para todos los pasos de pronóstico es negativo en todos los casos, siendo de mayor valor absoluto para la persistencia. El rMBD para CMV presenta valores decrecientes en las 4 primeras horas, alcanzando un mínimo de sesgo de $-2,9\%$ y $-1,3\%$ al normalizar con potencia media y nominal, respectivamente. Para la persistencia, ese horizonte temporal se tienen rMBD de $-10,8$ y $-4,9\%$. Se muestra en la Figura 4.27 el RMSD relativo para el CMV (a y c) y la persistencia en k_{pv} (b y d) normalizado según la potencia media y la potencia nominal, respectivamente. La normalización con la potencia nominal deja a las tres plantas en un desempeño bastante parecido, con un RMS de $\simeq 11\%$ para una hora hacia adelante y $\simeq 16\%$ a

cinco horas para CMV. Para la persistencia a una hora el desempeño es de $\simeq 13\%$ y a cinco horas $\simeq 22\%$. Respecto a la potencia media de generación, se observa que el pronóstico para Alto Cielo es que el tiene un poco menos de error en comparación a las otras dos plantas, tanto para el pronóstico con CMV como para la persistencia. Se observa que los rRMSD obtenidos normalizando con potencia media son del orden del doble en comparación con la normalización con potencia nominal.

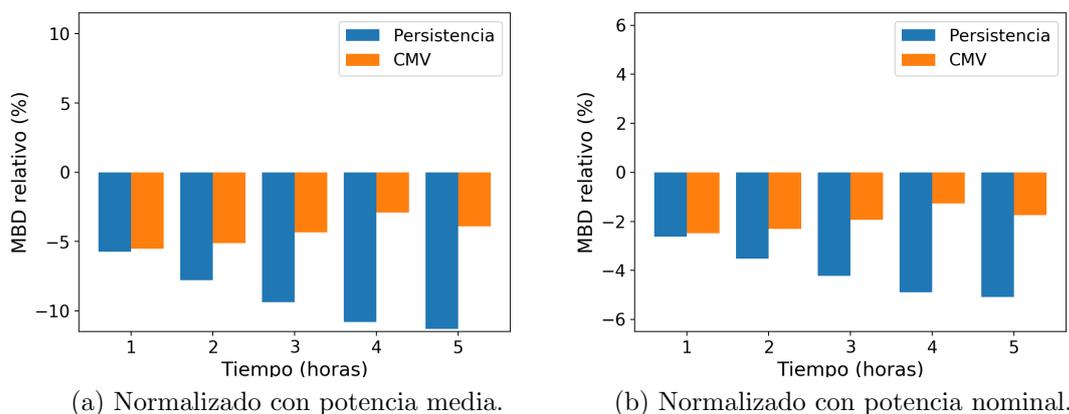


Fig. 4.26: MBD relativo para CMV y persistencia en cielo claro de las plantas PV.

Los diagramas de dispersión entre la potencia medida y pronosticada para 1, 3 y 5 horas hacia adelante para la planta de Alto Cielo se muestran, a modo de ejemplo, en la Figura 4.28. Se observa que a medida que aumenta el horizonte temporal, aumenta la dispersión y la curva de regresión lineal se aleja de la curva de ajuste perfecto. Se pueden ver casos de acumulación de puntos cuando la potencia pronosticada alcanza el valor máximo nominal. Esto es atribuible a los puntos que están por debajo de la recta horizontal de la Figura 4.25(b), donde la salida de generación de este modelo simplificado estará saturada para esos valores de GTI, mientras que la planta para la misma GTI puede presentar condiciones de funcionamiento sin saturación.

En la Figura 4.29 se muestra (a) la comparación de RMSD para CMV y persistencia con ambas normalizaciones en un mismo gráfico y (b) el FS correspondiente ⁵. El pronóstico por CMV presenta mejor desempeño en comparación a la persistencia para todos los horizontes de pronóstico. En términos de FS, a una hora es 10%, entre 2 y 4 horas es $\simeq 15\%$ y alcanza su valor máximo a 5 horas con casi 20%. Este crecimiento en el último horizonte de pronóstico se debe a que el rRMSD de la persistencia aumenta de 4 a 5 horas mientras que para CMV se mantiene aproximadamente constante en este intervalo de tiempo.

⁵El FS no depende de la normalización utilizada por lo que ambas parejas de rRMSD (CMV y persistencia) resultan en un mismo valor de FS.

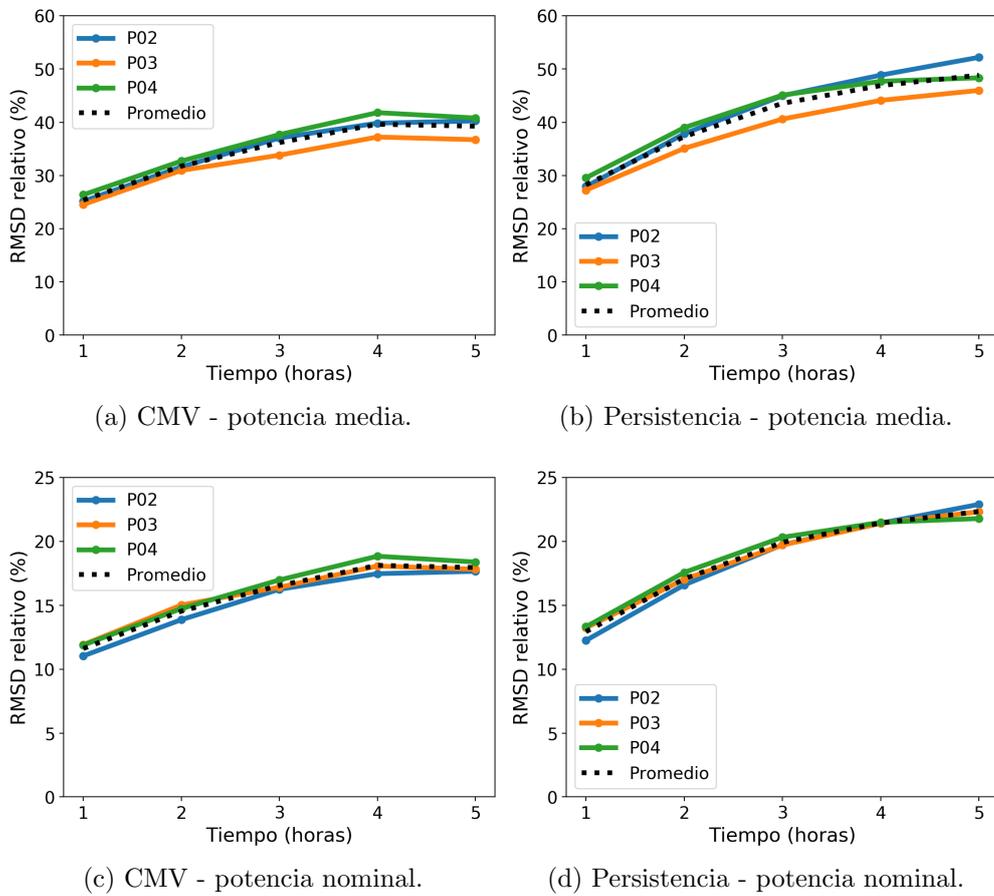


Fig. 4.27: RMS relativo para pronóstico de generación a partir de CMV para cada planta PV.

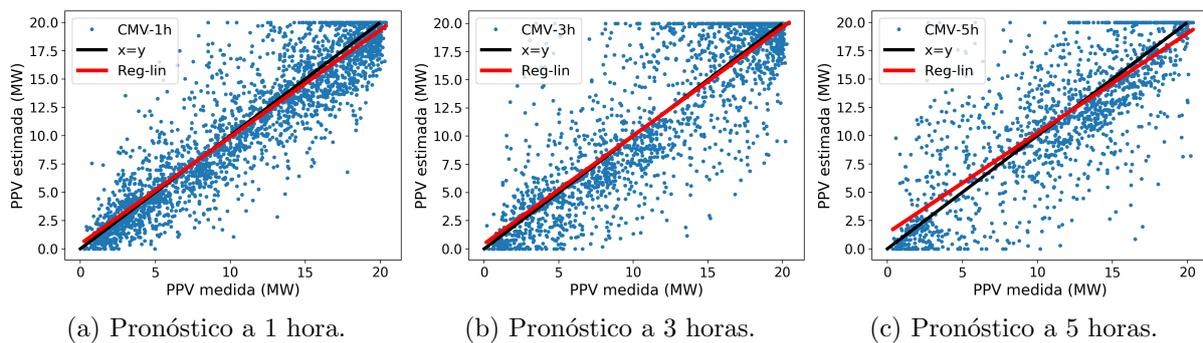


Fig. 4.28: Generación de potencia pronosticada vs generación de potencia medida a 1, 3 y 5 horas hacia adelante para Alto Cielo. En rojo se muestra la regresión lineal y en negro la curva de pendiente 1.

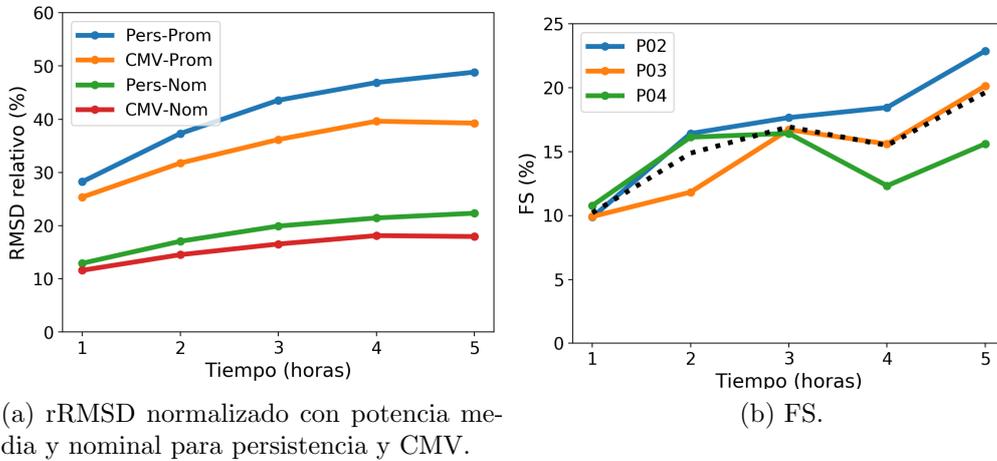


Fig. 4.29: rRMSD para persistencia en cielo claro y para pronóstico CMV y FS.

La Tabla 4.8 presenta los indicadores cuantitativos de la comparación entre el pronóstico de generación por CMV y por persistencia de k_{pv} , siendo éstos los valores de las Figuras 4.26 y 4.29. Del análisis se desprende que el sistema de predicción por CMV es una herramienta útil también a nivel de generación PV, ya que supera en desempeño a la persistencia. Las métricas rMBD y rRMSD normalizadas con la potencia media se pueden comparar con los resultados para GHI presentados en la Tabla 4.4. En términos de rRMSD se obtienen mayores errores para el pronóstico de potencia por el error que introduce el pasaje a plano inclinado y el modelo de planta. Esto ocurre tanto para la predicción CMV como para la persistencia. Se observa que los sesgos para pronóstico de potencia son pequeños. Por otro lado, la persistencia sigue presentando sesgos negativos importantes, que aumentan con el horizonte de pronóstico, y alcanzan el -10% en promedio (con normalización respecto a la media de generación). En la siguiente Sección se profundiza el análisis de desglose de desempeño a través de la cadena de predicción.

4.5. Análisis de la conversión de irradiación en potencia

Para un mejor entendimiento del proceso de pronóstico se presenta en esta Sección un resumen del desempeño en cada etapa hasta llegar a la generación PV. La evaluación de esta Sección se hace a nivel de estimación a tiempo (t), no a pronóstico, para aislar la incertidumbre introducida por la cadena $GHI \rightarrow GTI \rightarrow PPV$ sin considerar la incertidumbre de la predicción. Los resultados que se presentan aquí corresponden a la evaluación para el período 2016-2017, ya que es el período temporal en que se analizó

Tab. 4.8: Métricas de desempeño para el pronóstico de potencia normalizando con potencia media y nominal. Valor de normalización para potencia promedio: 11.7 MW. Valor de normalización nominal: 26 MW.

horizonte temporal	normalizado con potencia media					normalizado con potencia nominal				
	persistencia		pronóstico CMV			persistencia		pronóstico CMV		
	MBD (%)	RMSD (%)	MBD (%)	RMSD (%)	FS (%)	MBD (%)	RMSD (%)	MBD (%)	RMSD (%)	FS (%)
1 hora	-5,7	28.3	-5,5	25.3	+10,2	-2,6	12.9	-2,5	11.6	+10,2
2 horas	-7,8	37.3	-5,1	31.8	+14,9	-3,5	17.1	-2,3	14.5	+14,9
3 horas	-9,4	43.6	-4,3	36.2	+16,9	-4,2	19.9	-1,9	16.6	+16,9
4 horas	-10,8	46.9	-2,9	39.6	+15,5	-4,9	21.5	-1,3	18.1	+15,5
5 horas	-11,3	48.9	-3,9	39.3	+19,6	-5,1	22.3	-1,7	18.0	+19,6

el pronóstico. Por tanto, los indicadores pueden diferir ligeramente con los presentados anteriormente en las subsecciones 4.4.2 y 4.4.3, que corresponden a todo el período de datos de generación disponible.

La Figura 4.30 muestra los scatters comparativos entre las medidas y las estimaciones realizadas. Los indicadores correspondientes se presentan la Tabla 4.9. En las figs. (a, b, c) se muestra el scatter entre la irradiación medida y la irradiación estimada por satélite. A partir de la Tabla 4.9 se observa que el rRMSD es alrededor de 3 veces más grande en el proceso de estimación satelital ($\simeq 15\%$) que en el pasaje a plano inclinado ($\simeq 5\%$), lo que se observa también en la gran dispersión de los scatters. En las figs. (d, e, f) se muestra el scatter entre la irradiación en plano inclinado medida y estimada con el modelo HDKR a partir de la medida de GHI. En ambos procesos hay pequeños desvíos medios que se encuentran entre -1 y -2% . En las figs. (g, h, i) se muestra el scatter entre potencia medida y estimada por modelo de planta partiendo desde la irradiación medida, mientras que en las figs. (j, k, l) se muestra el scatter entre potencia medida y estimada por el modelo de planta partiendo desde irradiación estimada por satélite. Se observa una clara mayor dispersión en el segundo caso debido a que los datos de partida tienen mayor incertidumbre. El desvío medio es similar en ambos procesos, estando alrededor de $-4,0$ y $-5,1\%$ (entre estaciones) partiendo de irradiación medida y entre $-4,6$ y $-6,7\%$ partiendo de irradiación estimada, verificando aproximadamente, la diferencia de $\simeq -1-2\%$ que introduce la estimación satelital de GHI. El rRMSD es la mitad para el primer proceso (a partir de medidas), estando entre $9,7$ y $10,7\%$, mientras que para el segundo proceso (a partir de satélite) se encuentra entre $18,3$ y $20,3\%$.

Tanto el proceso que parte desde medidas como el que parte de estimaciones satelitales tiene rMBD negativos y se adicionan aproximadamente en cada etapa, siendo el sesgo al final de la cadena entre -4 y -5% para el primer caso y entre -5 y -7% para el segundo. Al analizar el rMBD en cada etapa, se puede ver que en la estimación satelital de GHI y en el pasaje a plano inclinado introducen sesgos pequeños y negativos. En la siguiente etapa de conversión (el pasaje de GTI a generación) el sesgo

Tab. 4.9: Indicadores en toda la cadena pasaje de GHI a generación evaluado en el período 2016-2017.

		La Jacinta	Alto Cielo	Raditon
pasaje	rMBD (%)	-0,8	-1,5	-1,4
GHI medida → GTI	rRMS (%)	4.4	4.8	5.1
pasaje	rMBD (%)	-3,5	-2,8	-3,9
GTI medida → PPV	rRMS (%)	9.5	8.6	9.4
pasaje	rMBD (%)	-4,0	-3,9	-5,1
GHI medida → PPV	rRMS (%)	9.7	10.0	10.7
estimación satelital	rMBD (%)	-0,9	-1,5	-1,8
GHI	rRMS (%)	14.4	15.8	14.4
pasaje	rMBD (%)	-2,2	-2,3	-2,7
GHI satelital → GTI	rRMS (%)	14.8	16.3	15.9
pasaje	rMBD (%)	-5,1	-4,6	-6,7
GHI satelital → PPV	rRMS (%)	18.3	18.5	20.3

medio introducido es mayor, siendo el más importante en la cadena. Se observa que los rRMSD finales son menores a la suma de todas las incertidumbres en cada etapa, debido a cancelación de errores. Se puede ver que la estimación satelital es la mayor contribuyente a la cadena de estimación de la generación PV, seguido por el modelo de planta. En el caso de la predicción, el punto de partida será de mayor incertidumbre que en el caso de la estimación, por lo que la predicción de GHI es en efecto el paso crítico en la cadena de predicción.

Otro de los mayores errores se da en el paso de calcular generación de potencia a partir de irradiación en plano inclinado, en las tres plantas. Esto indica que el modelo implementado, si bien es sencillo y de relativamente fácil implementación, introduce una incertidumbre no despreciable en la cadena de pronóstico. A través de este análisis se observa que las mayores oportunidades de mejora para esta cadena de pronóstico (de reducción de incertidumbre) se encuentran en la predicción satelital de GHI y en la conversión de GTI a generación PV. Todo el proceso tiene un rRMSD $\simeq 10\%$ cuando los datos de partida son medidas, y de $\simeq 19\%$ cuando son estimaciones satelitales. Cuando los datos de partida son una predicción de GHI, los rRMSD son los que se presentaron en la Sección 4.4. En este caso, los rRMSD dependen del horizonte de pronóstico y son superiores a los aquí presentados, iniciando en $\simeq 25\%$ para el horizonte de 1 hora.

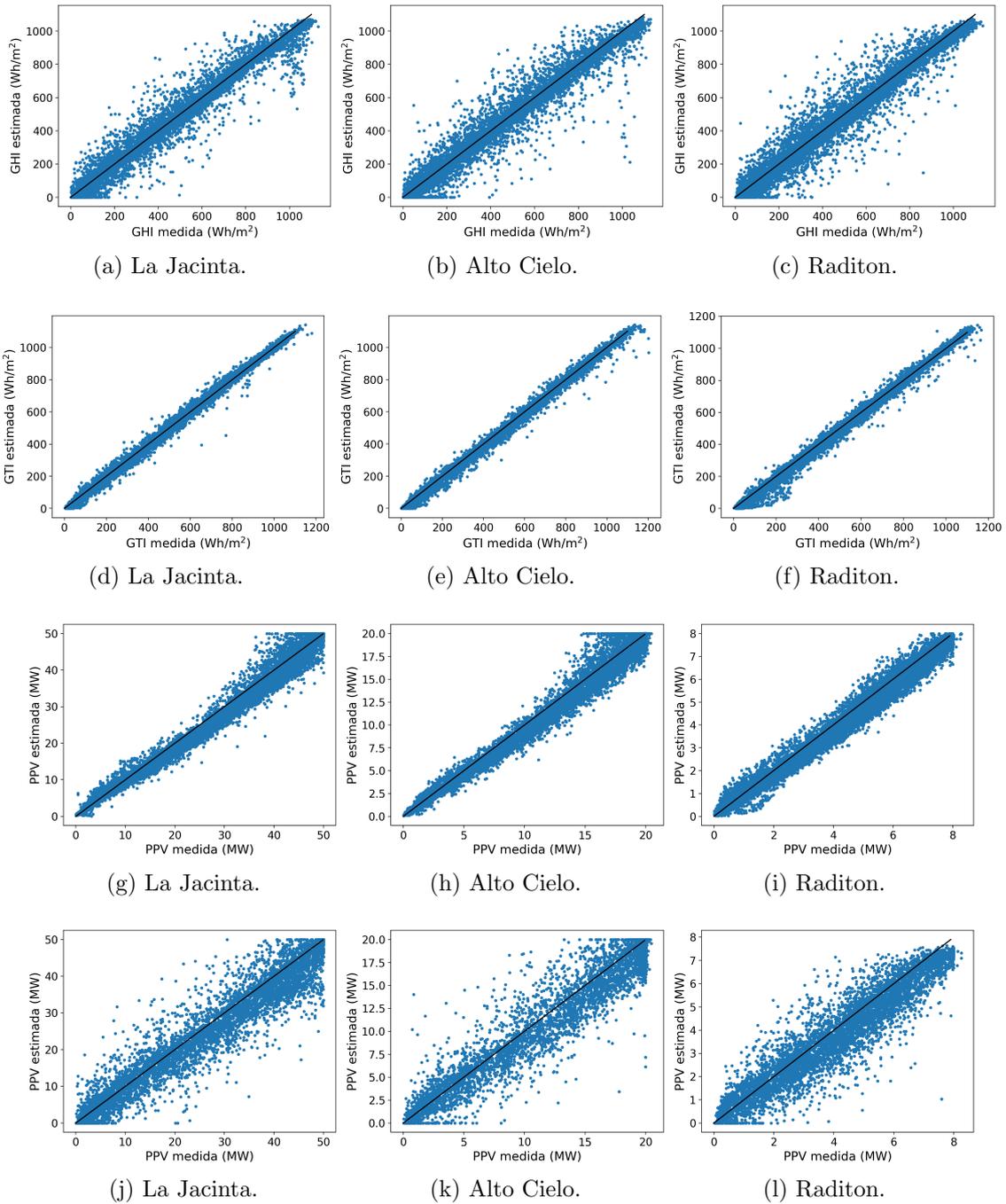


Fig. 4.30: Análisis de la cadena de predicción para cada planta. En las figs. (a, b, c) se muestra el scatter entre GHI medida y estimada. En las figs. (d, e, f) se muestra el scatter entre GTI medida y estimada. En las figs. (g, h, i) se muestra el scatter entre generación medida y estimada partiendo de GHI medida. En las figs. (j, k, l) se muestra el scatter entre generación medida y estimada partiendo de GHI estimada.

4.6. Comparación de habilidad de pronóstico

La comparación para la predicción en sitios del FS a nivel de irradiación y generación (normalizado con potencia media, para hacerlo comparable) se muestra en la Figura 4.31, en un mismo gráfico. Se puede ver que para la primera hora de pronóstico el FS es muy similar en ambos, con un FS $\simeq 10\%$ para la primera hora de pronóstico y de un $\simeq 15 - 20\%$ de 2 horas hacia adelante. Se observa un pequeño mejor desempeño entre 2 y 4 horas de pronóstico de GHI respecto al de generación, que puede estar explicado por la incertidumbre introducida en la cadena para llegar a la generación PV. Por último, a 5 horas, el FS es mayor a nivel de generación, que como ya se explicó en la Sección anterior, se debe a que el error en la persistencia en generación aumenta de 4 a 5 horas y el error del pronóstico de potencia con CMV se mantiene aproximadamente constante. A pesar de estas pequeñas diferencias, los valores de FS encontrados para GHI y PPV son similares entre si, y se puede concluir que son de $\simeq 10\%$ para la primera hora de predicción y de $\simeq 15 - 20\%$ para las siguientes.

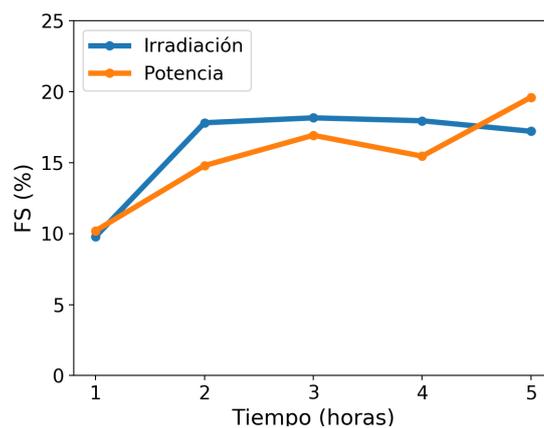


Fig. 4.31: FS para pronóstico puntual de irradiación solar y pronóstico de generación.

La Tabla 4.10 ⁶ muestra un resumen de desempeño (en términos del FS) de algunos trabajos relevantes en la bibliografía internacional, en los que fue posible obtener este indicador de las evaluaciones reportadas. Al comparar los resultados con los del presente trabajo, se puede ver que el desempeño de nuestra implementación es en general de mismo orden, más allá de las limitaciones asociadas a utilizar imágenes cada 30 minutos y no 15 minutos. Comparando con los trabajos de Perez et al. (2010), Nonnenmacher and Coimbra (2014) y Ayet and Tandeo (2018) se tiene un FS similar, tanto a una hora como a cinco horas. En particular, el FS a una hora de trabajos que utilizan métodos híbridos como Harty et al. (2019) y estadísticos como Dambreville et al. (2014) tienen un FS a una hora de dos y tres veces más grande, respectivamente, que el 10%

⁶No se compara con el trabajo de referencia de Lorenz et al. debido a que los indicadores reportados en este trabajo se presentan solo en forma gráfica (no se encuentran tabulados).

Tab. 4.10: Comparación de FS en la literatura.

Trabajo	FS a una hora (%)	FS a cinco horas (%)
Perez et al. (2010)*	14	19
Nonnenmacher and Coimbra (2014)	8	-
Dambreville et al. (2014)	29	-
Ayet and Tandeo (2018)	10	17
Harty et al. (2019)	19	-
Martínez-Sánchez and Callado (2019)	14	-

*Calculado con los datos de la estación en Godwing Creek por tener clima similar a Uruguay.

obtenido en este trabajo. Estos trabajos representan métodos más sofisticados, que integran más de 1 metodología de predicción solar. Otro trabajo híbrido que destaca por su buen desempeño a 1 hora es el presentado por la AEMet (Martínez-Sánchez and Callado, 2019). La evaluación de desempeño reportada para este desarrollo es de carácter preliminar y hace difícil la comparación. No obstante, el desempeño obtenido es del orden del presente trabajo, sin utilizar la hibridación con medidas en tierra, que naturalmente mejora el desempeño en los primeros pasos de pronóstico.

Capítulo 5

Conclusiones

Este trabajo es el primero en Uruguay que implementa y evalúa localmente una técnica de predicción a partir de imágenes de satélite. La técnica elegida es la de mayor difusión en el área, conocida como técnica de Lorenz, utilizada internacionalmente en sistemas de predicción operacionales de la energía solar y que aun no había sido probada en la región de la Pampa Húmeda. A través de este trabajo se logró relevar su desempeño típico en la región, logrando su desarrollo local y explorando algunas variantes en la implementación de la cadena de predicción. El desarrollo de esta metodología representa una línea de base para el desarrollo del área de predicción satelital en Uruguay. El procedimiento implementado consiste en diferentes etapas:

1. Estimación del movimiento nuboso a partir de imágenes satelitales utilizando la técnica de Lorenz.
2. Extrapolación del movimiento para predecir las próximas imágenes. Este paso, usualmente dejado en segundo plano, presenta limitaciones que se manifiestan en la deformación de imágenes para los horizontes más grandes. En este trabajo avanzamos en explorar dos formas de extrapolación del movimiento, observando que una de ellas mejora la visualización de las imágenes pronosticadas pero sin lograr una mejora apreciable del desempeño.
3. Estimación de la GHI a partir de las imágenes pronosticadas. Esto se realizó utilizando el modelo satelital empírico desarrollado en Alonso-Suárez (2017), específicamente ajustado a la región.
4. Pasaje de la irradiación en plano horizontal a plano inclinado. Para ello se utilizó el modelo de transposición HDKR y modelos de fracción difusa horarios específicamente ajustados a la región (Abal et al., 2017).
5. Estimación de la potencia generada. Para esta último paso se elaboró y evaluó un modelo simple univariado para cada planta utilizando los datos disponibles

en cada una. Se encontró que estos modelos simples son la segunda fuente de incertidumbre en la cadena de pronóstico implementada (luego del pronóstico de GHI), por lo que futuras implementaciones de la cadena completa deberán contar con modelos más sofisticados para esta última etapa.

Se utilizaron medidas en tierra de GHI en 7 sitios en Uruguay que registran datos bajo estándares internacionales de calidad. Se trabajó con medidas de GHI, GTI y generación en 3 sitios donde hay plantas PV instaladas. A estas medidas se les realizó un control de calidad previo para asegurar la calidad de la evaluación de desempeño. Las imágenes satelitales que se usaron corresponden a imágenes del canal visible del satélite GOES-13 (posición GOES-East), entre el 2016 y el 2017. En régimen de operación normal, estas imágenes tienen cadencia temporal 30-minutal, por lo que se integraron las medidas en tierra a esta misma escala. Los pronósticos se realizaron con paso de 30 minutos con un horizonte de 5 horas y los resultados se presentan a nivel horario, dado que el modelo satelital está ajustado para estimar GHI horaria.

Una vez calculado el CMV con la técnica de Lorenz, se testearon tres formas distintas de generar las imágenes pronosticadas (extrapolación del movimiento). La primera de ellas fue obtenida de la misma forma que la bibliografía de referencia y consiste en recorrer los píxeles de la imagen a pronosticar asignando el valor correspondiente de la imagen a tiempo (t) según el CMV opuesto. Con este procedimiento se detectaron dos problemas: (i) que las regiones sin nubosidad que se encuentran alejadas de la ubicación de las nubes, al tener un CMV nulo, difícilmente van a poder traer nubosidad en tiempos futuros, y (ii) que los continentes se deformaban. El punto (i) es especialmente importante para la extrapolación a los horizontes más lejanos. Para resolverlo, se probó una segunda forma de generar la imagen pronosticada. Este procedimiento consistió en recorrer la imagen a tiempo (t) y lleva el valor de cada píxel a donde indicaba el CMV para generar la imagen pronosticada. Esta forma presenta la dificultad que no todos los píxeles en la imagen pronosticada pueden terminar con un valor asignado y que distintos píxeles de la última imagen pueden caer en el mismo lugar en la imagen pronosticada. Lo primero se resolvió interpolando los píxeles vacíos en la imagen pronosticada y lo segundo se resuelve sencillamente promediando el valor de los píxeles que son asignados a la misma posición en la imagen pronosticada. Debido a la interpolación, esta segunda forma tiene un costo computacional mayor. Dado que este procedimiento de extrapolación no presentó mejoras sustanciales en cuanto a desempeño respecto al método de referencia, se optó por descartarlo, considerando que el error introducido por la interpolación es mayor al error asociado a no trasladar patrones nubosos a regiones sin nubes alejadas de la nubosidad. Este problema afecta principalmente los mayores horizontes de pronóstico (por ejemplo, a más de 3 horas) y contribuye a la deformación de la imagen. La forma óptima de extrapolar las siguientes imágenes es aún un problema abierto, y a partir de esta tesis se logró entender las limitaciones del método de uso general. Esta tesis contribuyó además a separar conceptualmente el problema de estimación del CMV de la extrapolación de las imágenes, entendiendo que ambos

procedimientos son elementos a desarrollar en paralelo. Para resolver el problema de deformación de la imagen en los lugares sin nubosidad (punto (ii)), se reconstruyó el brillo de fondo que se observa en ausencia de nubosidad utilizando un modelo de fondo ajustado a cada píxel. Esta reconstrucción se realiza a través de una parametrización del fondo que utiliza coeficientes espaciales, ajustados de un histórico de imágenes. Estos coeficientes determinan, mediante una parametrización geométrica que varía a lo largo del día y la época del año, el valor de cada píxel en condiciones de cielo despejado para cada instante. Así, una vez calculada la imagen pronosticada con la forma inicial, se identificaron los píxeles cuyo valor está hasta un 10 % por encima del valor de reflectancia en condiciones de cielo despejado, de modo de considerarlos píxeles despejados en la imagen pronosticada. Todos estos píxeles fueron sustituidos por el valor de reflectancia en cielo despejado, con el fin de reestablecer el valor del píxel en ausencia de nubosidad pero que erróneamente hubiesen sido desplazados, quizás por la presencia de nieblas, nubes muy bajas o por error del propio método de cálculo de CMV. Con esta adaptación, se obtuvo un mejor desempeño a nivel de imagen. El desvío medio en promedio para los 5 horizontes horarios de pronóstico, se redujo desde $-4,4\%$ a $1,7\%$. El rRMSD se redujo un 3 % para 5 horas hacia adelante con respecto a la forma inicial. Así, se eligió este procedimiento para evaluar en los sucesivos pasos de la cadena de pronóstico.

La evaluación del pronóstico a nivel de irradiación solar se comparó con la persistencia en k_t , obtenida a partir de la normalización de la GHI medida con la irradiación en el tope de la atmósfera. Se realizó una comparación a nivel de sitios y a nivel regional considerando el recurso conjunto de los sitios. Ambas comparaciones reportaron mejores resultados para el pronóstico por CMV, tanto en términos de rMBD como de rRMSD, para todos los horizontes de pronóstico. Para los sitios se obtiene que la persistencia subestima la irradiación solar pronosticada en casi un 4 % en promedio y la técnica CMV la subestima en menos de 2 % en promedio. A nivel regional estos desvíos son $\simeq 1\%$ menores, en ambos casos. Para los sitios se obtuvo un rRMSD de 18.8 % a una hora y de 34.3 % a cinco horas, representando una diferencia de rRMSD frente a la persistencia del 2 % y 7 %, respectivamente. A nivel regional el rRMSD a 1 hora fue de 8.8 % para CMV y de 17.1 % para 5 horas. Para la persistencia estos valores fueron de 9.2 % y 25.3 %, respectivamente. Se obtuvo un forecasting skill máximo de +17.5 % a 2 horas para pronóstico en los sitios y de +32.5 % a 4 horas para pronóstico regional. En comparación con un trabajo evaluado en la misma región, se obtiene un FS similar desde la segunda hora de pronóstico (Marchesoni et al., 2019).

El desempeño del pronóstico de generación PV se comparó con la persistencia en k_{PV} . El k_{PV} se calculó normalizando la potencia medida en la planta PV con la potencia estimada que se tendría bajo condiciones de cielo claro. Esta potencia se estimó realizando el pasaje a plano inclinado y luego aplicando el modelo de planta. La evaluación en términos relativos se realizó normalizando con la potencia media de los sitios, para poder comparar con la evaluación a nivel de irradiación; y con la potencia nominal de las plantas, para expresar los resultados con la métrica que más se utiliza en el área

de predicción de la generación PV. El desvío medio obtenido fue negativo tanto para persistencia como para el pronóstico con CMV, siendo similares para los dos primeros pasos de pronóstico. A partir del horizonte de 3 horas en rMBD de la persistencia es entre 2 y 3 veces mayor que el de la técnica CMV. El rRMSD para CMV fue menor al de la persistencia para todos los horizontes de pronóstico. Para la normalización con potencia media, se obtuvo para CMV a 1 hora un rRMSD de 25.3% y de 39.3% para 5 horas. Para la persistencia estos valores fueron de 28.3% y 48.9%, respectivamente, de donde se obtiene un FS de +10.2% a 1 hora y de +19.6% a 5 horas.

Dado que sólo se contó con 3 series de potencia PV, la evaluación a nivel de generación PV se realizó solo en sitios. El aumento de rRMSD respecto a la evaluación a nivel de GHI es razonable, del orden de 6-7% de rRMSD, lo que corresponde a la incertidumbre agregada por el pasaje a plano inclinado y el modelo de planta. De esta incertidumbre añadida, se observó que la mayor corresponde al modelo simplificado de planta PV que se utilizó. No obstante, la estructura de incertidumbre en la cadena de predicción muestra que el modelo de planta PV no es el punto donde se introduce la mayor incertidumbre, sino el segundo. Esto indica que el modelo de planta, si bien es necesario mejorarlo, no es la etapa crítica de la cadena de pronóstico. El mayor error para el pronóstico está determinado por la estimación satelital de GHI. Aunque el error introducido con el modelo de pasaje a potencia no es el mayor en toda la cadena, sigue siendo relativamente importante. A partir del desglose de desempeño, realizado a nivel de estimación a tiempo (t), se pudo constatar que el error de pasaje a plano inclinado tiene un rRMSD de $\simeq 4.5\%$, el rRMSD para el pasaje GTI a PPV es el doble de éste. Estos porcentajes de rRMSD no se adicionan en forma simple a través de la cadena de predicción, en tanto aplican mecanismo de cancelación o amplificación de errores en cada etapa, pero sí permiten detectar que la incertidumbre agregada por el pasaje a potencia PV es mayor que la agregada por el pasaje a plano inclinado. Dado que el enfoque de esta tesis no era modelar la generación de las plantas, se consideró el ajuste estadístico realizado como suficiente para evaluar el pronóstico de generación. Un próximo paso para mejorar esta etapa es explorar modelos o parametrizaciones de planta más complejos, que usen variables de entrada que puedan ser obtenidas en forma sencilla por satélite (como k_t), calculadas geoméricamente (como la masa de aire) u obtenibles operativamente por medición en los parques, como la temperatura ambiente o la temperatura de celda.

En términos del desvío medio, se observa que tanto la predicción de GHI por CMV, como el pasaje a plano inclinado y el pasaje a potencia PV presentan sesgos negativos. Este sesgo negativo es creciente a través de la cadena de pronóstico, siendo de $-1-2\%$ para la predicción de GHI y de $-3-5\%$ para la predicción de generación PV. Resulta interesante observar que el sesgo de la predicción a nivel de imagen es positivo ($\simeq +3-4\%$ para los primeros 3 horizontes horarios de pronóstico), pero a nivel de GHI es levemente negativo. La comparación a nivel de imagen incluye una región amplia del sur de Sudamérica y el Océano Atlántico, por lo que la comparación de este sesgo con el de GHI en una subregión reducida de la imagen, no es directa. No obstante, el sesgo

negativo conocido del modelo de estimación satelital de GHI ($\simeq -1\%$) seguramente está contribuyendo a este comportamiento.

La metodología implementada presentó resultados aceptables que superan el desempeño de la persistencia y posibilitan la aplicación de la técnica a escala intra-diaria. No obstante, este trabajo debe ser visto como un paso base en el desarrollo de la predicción satelital en Uruguay y la región, y existen por tanto varios espacios de mejora en la metodología. Estos espacios se encuentran en cada etapa de la cadena. Dado que la mayor incertidumbre se encuentra en la predicción de GHI, las primeras dos etapas de la cadena (estimación del CMV y extrapolación de imágenes) son las principales etapas a considerar para la búsqueda de mejores desempeños. Existen varias ideas a explorar para esto, algunas de ellas en actual desarrollo, entre las que se incluyen discriminar la altura de la nubosidad previo a la estimación de movimiento, analizar técnicas de estimación del CMV que incluyan el modelado físico de la atmósfera, al menos en lo que refiere a fenómenos convectivos incluyendo la dimensión vertical, o adaptar al problema específico algoritmos más sofisticados de detección de movimiento usados en el área de visión por computadora. Por otro lado, la disponibilidad actual de imágenes GOES-R para la región, con cadencia regular 10-minutal y el doble de resolución espacial, seguramente permita captar mejor el movimiento de los patrones nubosos (y más en general, los fenómenos asociados a la nubosidad) y mejorar las estimaciones por CMV. Los resultados de desempeño encontrados en este trabajo, con un enfoque simplificado e información satelital de menores prestaciones que las que existen en la actualidad, son alentadores y permiten pensar en un mayor desarrollo de esta área en el futuro cercano.

Bibliografía

- Abal, G., Aicardi, D., Alonso-Suárez, R., and Laguarda, A. (2017). Performance of empirical models for diffuse fraction in uruguay. *Solar Energy*, 141:166–181.
- Abal, G., Alonso-Suárez, R., and Laguarda, A. (2020). Notas del curso fundamentos del recurso solar. Technical report, Universidad de la República.
- ADME (2017). Informe anual 2017. Technical report, ADME.
- ADME (2018). Programación estacional (pes) noviembre 2018 – abril 2019. Technical report, ADME.
- Adrian, R. J. (1991). Particle-imaging techniques for experimental fluid mechanics. *Annual review of fluid mechanics*, 23(1):261–304.
- Aguiar, L., Pereira, B., David, M., Díaz, F., and Lauret, P. (2015). Use of satellite data to improve solar radiation forecasting with Bayesian Artificial Neural Networks. *Solar Energy*, 122:1309–1324.
- Aguiar, L., Pereira, B., Lauret, P., Díaz, F., and David, M. (2016). Combining solar irradiance measurements , satellite-derived data and a numerical weather prediction model to improve intra-day solar forecasting. 97.
- Alonso-Suárez, R. (2017). *Estimación del recurso solar en Uruguay mediante imágenes satelitales*. PhD thesis, Universidad de la República.
- Alonso-Suárez, R., Abal, G., Siri, R., and Musé, P. (2012). Brightness-dependent tarpley model for global solar radiation estimation using goes satellite images: application to uruguay. *Solar Energy*, 86(11):3205–3215.
- Alonso-Suárez, R., Aicardi, D., Roubaud, M., and Musé, P. (2017). Towards a short term solar irradiation forecast using goes satellite images and optical flow techniques. *ISES Solar World Congress*.
- Alonso-Suárez, R., David, M., Teixeira-Branco, V., and Lauret, P. (2020). Intra-day solar probabilistic forecasts including local short-term variability and satellite information. *Renewable Energy*, 158:554–573.

- Antonanzas, J., Osorio, N., Escobar, R., Urraca, R., Martinez-de Pison, F. J., and Antonanzas-Torres, F. (2016). Review of photovoltaic power forecasting. *Solar Energy*, 136:78–111.
- Ayet, A. and Tandeo, P. (2018). Nowcasting solar irradiance using an analog method and geostationary satellite images. *Solar Energy*, 164(March):301–315.
- Caldas, M. and Alonso-Suárez, R. (2019). Very short-term solar irradiance forecast using all-sky imaging and real-time irradiance measurements. *Renewable Energy* 143 pp 1643-1658.
- Cros, S., Liandrat, O., Sebastien, N., and Schmutz, N. (2014). Extracting cloud motion vectors from satellite images for solar power forecasting. In *2014 IEEE Geoscience and Remote Sensing Symposium*, pages 4123–4126. IEEE.
- Dambreville, R., Blanc, P., Chanussot, J., and Boldo, D. (2014). Very short term forecasting of the global horizontal irradiance using a spatio-temporal autoregressive model. *Renewable Energy*, 72:291 – 300.
- Diagne, M., David, M., Lauret, P., Boland, J., and Schmutz, N. (2013). Review of solar irradiance forecasting methods and a proposition for small-scale insular grids. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 27:65–76.
- Duffie, J. A. and Beckman, W. A. (2006). Solar energy thermal processes. Technical report, Wiley and Sons, Inc., Hoboken, New Jersey.
- Engerer, N. and Mills, F. (2014). Kpv: A clear-sky index for photovoltaics. *Solar energy*, 105:679–693.
- Fröhlich, C. (2012). Total solar irradiance observations. *Surveys in geophysics*, 33(3-4):453–473.
- Frouin, R. and Chertock, B. (1992). A Technique for Global Monitoring of Net Solar Irradiance at the Ocean Surface. Part I: Model. *Journal of Applied Meteorology*, 31(9):1056–1066.
- Fujita, T. (1969). Present status of cloud velocity computations from ats-1 and ats-3 space res. 9. *Proceedings of the 11th Space Research IX (COSPAR)*.
- Giacosa, G. and Alonso-Suárez, R. (2018). Desempeño de la persistencia para la predicción del recurso solar en uruguay. *Anais do VII Congresso Brasileiro de Energia Solar (CBENS)*.
- Giacosa, G. and Alonso-Suárez, R. (2019). Performance assessment of intra-day solar irradiation forecast in uruguay using satellite cloud motion vectors. *Proceedings of the ISES Solar World Congress 2019*.

- Harty, T. M., Holmgren, W. F., Lorenzo, A. T., and Morzfeld, M. (2019). Intra-hour cloud index forecasting with data assimilation. *Solar Energy*, 185(6):270–282.
- Hay, J. and Davies, J. (1980). Calculation of the solar irradiance incident on an inclined surface. *First Canadian Solar Radiation Data Workshop, Toronto, Ontario, Canada*, 199:59–72.
- Horn, B. and Schunk (1981). Determining optical flow. *Artificial Intelligence*, 17:185–203.
- IEA (2014). The power of transformation. Technical report.
- IEA (2017). Status of power system transformation. Technical report.
- IEA (2018). The world energy outlook. Technical report.
- Inman, R. H., Pedro, H. T., and Coimbra, C. F. (2013). Solar forecasting methods for renewable energy integration. *Progress in Energy and Combustion Science*, 39(6):535–576.
- Iqbal, M. (1983). Statistical comparison of models for estimating solar radiation on inclined surfaces. *Solar energy*, 31(3):313–317.
- Jolliffe, I. T. and Stephenson, D. (2003).
- Justus, C., Paris, M., and Tarpley, J. (1986). Satellite-measured insolation in the united states, mexico, and south america. *Remote Sensing of Environment*, 20(1):57–83.
- Kasten, F. and Young, A. T. (1989). Revised optical air mass tables and approximation formula. *Appl. Opt.*, 28(22):4735–4738.
- Kühnert, J., Lorenz, E., and Heinemann, D. (2013). *Satellite-Based Irradiance and Power Forecasting for the German Energy Market*.
- Laguarda, A. and Abal, G. (2016). Índice de turbidez de linke a partir de irradiación solar global en el uruguay. *Avances en Energías Renovables y Medio Ambiente Vol. 20 pp 11.35-11.46*.
- Laguarda, A., Giacosa, G., Alonso-Suárez, R., and 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. *Solar Energy*, 199:295–307.
- Leese, J. A., Novak, C. S., and Taylor, V. R. (1970). The determination of cloud pattern motions from geosynchronous satellite image data. *Pattern Recognition*, page 2(4):279–292.

- Lima, F. J., Martins, F. R., Pereira, E. B., Lorenz, E., and Heinemann, D. (2016). Forecast for surface solar irradiance at the brazilian northeastern region using nwp model and artificial neural networks. *Renewable Energy*, 87:807–818.
- Lorenz, E., Hammer, A., and Heineman, D. (2004). Short term forecasting of solar radiation based on satellite data. *EUROSUN2004 (ISES Europe Solar Congress)*.
- Lorenz, E., Heinemann, D., Wickramaratne, H., Beyer, H. G., and Bofinger, S. (2007). Forecast of ensemble power production by grid-connected PV systems. *20th European Photovoltaic Solar Energy Conference*, pages 3–9.
- Lucas, B. D. and Kanade, T. (1981). An iterative image registration technique with an application to stereo vision.
- Marchesoni, F. and Alonso-Suárez, R. (2020). Intra-day solar irradiation forecast using rls filters and satellite images. *En proceso de publicación en Renewable Energy*, pages 313–317.
- Marchesoni, F., Lauret, P., Gómez, A., and Alonso-Suárez., R. (2019). Analysis of arma solar forecasting models using ground measurements and satellite images. *Proceedings of the 46th IEEE PV Specialist Conference*.
- Marquez, R., Pedro, H. T. C., and Coimbra, C. F. M. (2013). Hybrid solar forecasting method uses satellite imaging and ground telemetry as inputs to ANNs. *Solar Energy*, 92:176–188.
- Martínez-Sánchez, M. and Callado, A. (2019). Nowcradiation: seamless-nowcasting solar radiation using satellite and high resolution numerical model output. *European Nowcasting Conference*.
- NOAA (2017). Geostationary Operational Environmental Satellites.
- Nonnenmacher, L. and Coimbra, C. F. M. (2014). Streamline-based method for intraday solar forecasting through remote sensing. *Solar Energy*, 108:447–459.
- NWCSAF, E. (2017). Algorithm theoretical basis document for the extrapolated imagery processor of the nwc/geo. Technical report.
- Pedro, H. T. and Coimbra, C. F. (2012). Assessment of forecasting techniques for solar power production with no exogenous inputs. *Solar Energy*, 86(7):2017 – 2028.
- Peng, Z., Yoo, S., Yu, D., and Huang, D. (2013). Solar irradiance forecast system based on geostationary satellite. *2013 IEEE International Conference on Smart Grid Communications, SmartGridComm 2013*, pages 708–713.

- Perez, R., Ineichen, P., Moore, K., Kmiecik, M., Chain, C., George, R., and Vignola, F. (2002). A new operational model for satellite-derived irradiances: description and validation. *Solar Energy*, 73(5):307–317.
- Perez, R., Kivalov, S., Schlemmer, J., Hemker, K., Renné, D., and Hoff, T. E. (2010). Validation of short and medium term operational solar radiation forecasts in the US. *Solar Energy*, 84(12):2161–2172.
- Piccioli, I., Laguarda, A., and Abal, G. (2018). Transporte de irradiación global horizontal a una superficie inclinada: efecto de la separación directa-difusa. *Anales del XVI Congreso Ibérico y XII Congreso Iberoamericano de Energía Solar, Madrid, España*.
- Porrini, C., Gutierrez, A., Boezio, G. C., Hermida, G., Orono, D., and Puppo, M. (2015). Development of a model output statistic and implementation of an operational solar photovoltaic energy forecast model based in wrf. pages 248–253.
- R. Alonso-Suárez, G. Abal, R. S. P. M. (2014). Intra-day solar probabilistic forecasts including local short-term variability and satellite information. *Energy Procedia. Proceedings of the ISES Solar World Congress*, 57:1237–1246.
- Reikard, G. (2009). Predicting solar radiation at high resolutions: A comparison of time series forecasts. *Solar Energy*, 83:342–349.
- Rigollier, C., Lefevre, M., and Wald, L. (2004). The method Heliosat-2 for deriving shortwave solar radiation from satellite images. *Solar Energy*, 77(2):159–169.
- Ruiz-Arias, J., Alsamamra, H., Tovar-Pescador, J., and Pozo-Vázquez, D. (2010). Proposal of a regressive model for the hourly diffuse solar radiation under all sky conditions. *Energy Conversion and Management*, 51(5):881 – 893.
- Skamarock, W., Klemp, J., Dudhia, J., Gill, D., Barker, D., Wang, W., and Powers, J. (2008). A description of the advanced research wrf version 3. 27:3–27.
- Sun, D. (2010). Secrets of Optical Flow Estimation and Their Principles - Optical flow : motion of image pixels. *Proc. IEEE Comput. Soc. Conf. Comput. Vis. Pattern Recog.*, pages 2432–2439.
- Tarpley, J. D. (1979). Estimating Incident Solar Radiation at the Surface from Geostationary Satellite Data. *Journal of Applied Meteorology*, 18(9):1172–1181.
- Texeira-Branco, V., Alonso-Suárez, R., de Almeida, E., Porrini, C., Gutiérrez, A., and Cazes, G. (2018). Evaluación del pronóstico de irradiación solar diaria en uruguay utilizando el modelo wrf. *Anais do VII Congresso Brasileiro de Energia Solar (CBENS)*.

- Theocharides, S., Alonso-Suárez, R., Giacosa, G., Makrides, G., Theristis, M., and Georghiou, G. E. (2019). Intra-hour forecasting for a 50 mw photovoltaic system in uruguay: a baseline approach. *Proceedings of the 46th IEEE PV Specialist Conference*.
- Urbich, I., Bendix, J., and Müller, R. (2018). A novel approach for the short-term forecast of the effective cloud albedo. *Remote Sensing*, 10(6).

Índice de figuras

2.1. Variabilidad de GHI medida a distintas escalas temporales en un sitio.	13
2.2. Imagen full disk del GOES-16 del canal visible.	16
2.3. Técnicas para pronóstico de energía solar	19
2.4. Pasos para pronosticar generación PV a partir de imágenes satelitales	32
3.1. Ejemplo de imagen satelital.	34
3.2. Ubicación de las estaciones de medida.	36
3.3. Datos horarios entre 2016 y 2017 de la estación en Salto (LE).	37
3.4. Ubicación de las plantas PV utilizadas.	38
3.5. Control de calidad para generación y GTI en La Jacinta	40
3.6. Control de calidad de las series de generación y GTI	42
4.1. Esquema de construcción del CMV	45
4.2. Esquema de pronóstico para 5 horas hacia adelante aplicando el CMV.	46
4.3. Ejemplo de CMV calculado a partir de dos imágenes consecutivas.	47
4.4. Ejemplo de CMV calculado a partir de dos imágenes consecutivas.	48
4.5. Pronóstico a 1 hora para el 05/01/2016 a las 13:38 UTC.	50
4.6. Pronóstico a 2 horas para el 05/01/2016 a las 13:38 UTC.	50
4.7. Variación espacial de los coeficientes del modelo de brillo de fondo.	52
4.9. Pronóstico a 2 horas para el 05/01/2016 a las 13:38 UTC con la forma 1.	53
4.10. Desempeño a nivel de imagen con forma 1 y reconstrucción de fondo.	54
4.11. rRMSD de la persistencia como función del horizonte de pronóstico.	57
4.12. rRMSD para todas las escalas temporales para persistencia	58
4.13. rMBD para CMV y persistencia para pronóstico por estaciones.	59

4.14. RMSD relativo para cada estación de medida y su promedio	59
4.15. FS para cada estación de medida.	60
4.16. GHI pronosticado con CMV vs GHI medido a 1, 3 y 5 horas	61
4.17. GHI por persistencia vs GHI medido a 1, 3 y 5 horas	61
4.18. rMBD para CMV y persistencia para pronóstico por estaciones y regional. 62	
4.19. rRMSD para CMV y persistencia por estaciones y regional	63
4.20. FS para sitios y regional.	63
4.21. rMBD y rRMSD discriminado por $\cos\theta_z$ y k_t	66
4.22. rMBD y rRMSD discriminado por $\cos\theta_z$ y k_t menos la caracterización . 67	
4.23. GTI medido vs GTI estimado para cada planta PV.	69
4.24. GHI vs generación PV y GTI vs generación PV	70
4.25. GTI estimado vs PPV estimado para cada planta PV.	72
4.26. MBD relativo para CMV y persistencia en cielo claro de las plantas PV. 73	
4.27. rRMS para pronóstico de generación a partir de CMV	74
4.28. Generación PV medida vs pronosticada a 1, 3 y 5 horas	74
4.29. rRMSD para persistencia en cielo claro y para pronóstico CMV y FS. . 75	
4.30. Análisis de la cadena de predicción para cada planta.	78
4.31. FS para pronóstico puntual de irradiación solar y pronóstico de generación. 79	

Índice de cuadros

2.1. Coeficientes para el modelo JPT-V2 para Uruguay.	17
2.2. Coeficientes para el factor de reflectancia de fondo para cada estación. .	17
3.1. Detalle de la base de imágenes satelitales del LES al año 2017 inclusive.	35
3.2. Detalle de las estaciones de medida.	36
3.3. Detalle de las plantas PV utilizadas.	38
3.4. Cantidad de muestras de generación filtradas con el control de calidad.	41
4.1. Tamaño en píxeles de las áreas objetivo y búsqueda y su grillado. . . .	45
4.2. Desempeño a nivel de imagen	55
4.3. Indicadores de desempeño para las escalas diezminutales y horarias. . .	56
4.4. Desempeño para el pronóstico de GHI por estaciones y regional	64
4.5. Indicadores del modelo de pasaje a plano inclinado.	69
4.6. Parámetros para los modelos de GTI a generación PV.	71
4.7. Indicadores de pasaje de GTI a generación.	71
4.8. Métricas de desempeño para el pronóstico de generación PV	76
4.9. Indicadores en toda la cadena pasaje de GHI a generación PV	77
4.10. Comparación de FS en la literatura.	80

Glosario

Albedo terrestre: Porcentaje de radiación reflejada por la Tierra respecto a la radiación incidente sobre ella.

Ángulo cenital: Ángulo entre la línea Tierra-Sol y la normal a un observador.

Cenit: Dirección normal a un punto en la Tierra.

Constante solar: Valor promedio de la irradiancia solar a una distancia del Sol igual al radio medio de la órbita terrestre. Su valor promedio aceptado es de 1367 Wh/m².

Día juliano: Día del año. Varía entre 1 y 365 (o entre 1 y 366 en un año bisiesto).

Factor de reflectancia: Normalización de la radiancia observada por el satélite respecto a la radiancia máxima que podría recibir (esto sería, si la Tierra reflejara con reflectividad igual a 1).

Factor orbital: Factor que corrige por la distancia variable el radio de la órbita terrestre en relación al radio medio de la distancia Tierra-Sol.

Fracción difusa: Relación entre la irradiancia difusa en plano horizontal y la irradiancia global en plano horizontal.

Índice de claridad: Relación entre la irradiación global en plano horizontal en superficie terrestre y la irradiación global en el tope de la atmósfera.

Índice de cielo claro: Relación entre la irradiación global en plano horizontal en superficie y la irradiación global en superficie que se obtendría en condiciones de cielo despejado.

Índice de generación de cielo claro: Relación entre la potencia generada por una planta fotovoltaica y la generación que se obtendría en condiciones de cielo claro.

Irradiación: Energía radiante incidente por unidad de área receptora.

Irradiancia: Potencia radiante incidente por unidad de área receptora.

Irradiancia difusa en plano horizontal: Irradiancia difusa que llega a un plano horizontal en la superficie terrestre luego de ser dispersada en la atmósfera.

Irradiancia directa en incidencia normal: Irradiancia directa que llega a una superficie terrestre perpendicular a la dirección del Sol sin ser dispersada ni absorbida.

Irradiancia directa en plano horizontal: Irradiancia directa que llega a un plano horizontal en la superficie terrestre sin ser dispersada ni absorbida.

Irradiancia extraterrestre: Irradiancia que llega al tope de la atmósfera en un plano horizontal.

Irradiancia global en plano horizontal: Irradiancia directa y difusa que llega a

un plano horizontal en la superficie terrestre.

Irradiancia global en plano inclinado: Irradiancia directa y difusa que llega a un plano inclinado en la superficie terrestre.

Masa de aire: Cociente entre la masa de aire recorrida por la irradiancia directa y la masa de aire que recorrería si incidiera desde el cenit local.

Persistencia: Procedimiento de referencia simple utilizado para establecer un límite superior de desempeño para una técnica de pronóstico.

Reflectancia planetaria o albedo: Reflectividad de la superficie terrestre normalizada por el coseno del ángulo cenital

Turbidez de Linke: Parámetro que cuantifica la turbidez atmosférica. Indica la cantidad de atmósferas secas y claras que se requerirían para obtener la turbidez de una atmósfera dada.

Acrónimos

BHI: Irradiancia directa en plano horizontal (Beam Horizontal Irradiance)

CMV: Cloud Motion Vector (Campo de vectores de velocidad)

DHI: Irradiancia difusa en plano horizontal (Diffuse Horizontal Irradiance)

DNI: Irradiancia directa en incidencia normal (Direct Normal Irradiance)

GHI: Irradiancia global en plano horizontal (Global Horizontal Irradiance)

GOES: Satélite geoestacionario (Geostationary Operational Environmental Satellite)

GTI: Irradiancia global en plano inclinado (Global Tilted Irradiance)

FR: Factor de reflectancia

FS: Habilidad del pronóstico (Forecasting skill)

k_T : Índice de claridad

k_{PV} : Índice de generación en cielo claro

MBD: Desvío promedio (Mean Bias Deviation)

NWP: Modelos numéricos de atmósfera (Numerical Weather Prediction)

PV: Fotovoltaica

PPV: Potencia fotovoltaica

RMSD: Desvío cuadrático medio (Root Mean Square Deviation)

RP: Reflectancia planetaria (o albedo terrestre)

Apéndice

Aquí se resumen algunas cantidades cuyo cálculo es necesario para la tesis y que fueron referenciadas en el texto.

Variables geométricas

La estimación de irradiación solar por satélite o el cálculo del índice de claridad, requiere calcular previamente una serie de variables geométricas asociadas al movimiento de la Tierra respecto al Sol. La fracción del día juliano se define como $\Gamma = 2\pi(n-1)/365$, con n el ordinal día tomando valores de 1 hasta 365 (sin considerar años bisiestos). La declinación solar δ , que representa el ángulo que forma la línea Tierra-Sol con el plano ecuatorial de la Tierra, se calcula como:

$$\begin{aligned} \delta = & 0,006918 - 0,399912\cos(\Gamma) + 0,070257\sin(\Gamma) - 0,006758\cos(2\Gamma) \\ & + 0,00907\sin(2\Gamma) - 0,002697\cos(3\Gamma) + 0,00148\sin(3\Gamma) \end{aligned} \quad (5.1)$$

El factor orbital F_n , que cuantifica el factor de corrección por la distancia entre la Tierra y el Sol, se puede determinar como:

$$\begin{aligned} F_n = & 1,000110 + 0,001280\sin(\Gamma) + 0,000077\sin(2\Gamma) + \\ & 0,034221\cos(\Gamma) + 0,000719\cos(2\Gamma) \end{aligned} \quad (5.2)$$

A partir de F_n , de la constante solar G_s y del ángulo cenital se puede calcular la irradiancia extraterrestre en plano horizontal en el tope de la atmósfera. Estos cálculos se necesitan también para el cálculo de kt. Para determinar el ángulo cenital se definen las siguientes variables. La diferencia entre el tiempo solar aparente y el tiempo local está dada por la Ecuación del Tiempo E que se puede calcular como:

$$\begin{aligned} E = & 229,18[0,0000075 + 0,001868\cos(\Gamma) - 0,032077\sin(\Gamma) \\ & - 0,014615\cos(2\Gamma) - 0,04089\sin(2\Gamma)] \end{aligned} \quad (5.3)$$

Se puede determinar el tiempo solar verdadero T_s como:

$$T_s = T_c + \psi/15 + (E/60) - \Delta t \quad (5.4)$$

siendo T_c el tiempo civil, para una longitud ψ , y Δt la diferencia entre el tiempo civil y el de Greenwich, que para nuestra ubicación son -3 horas. El ángulo horario ω indica el desplazamiento angular del sol de oeste a este debido a la rotación de la Tierra y se calcula como:

$$\omega = \pi[(T_s/12) - 1] \quad (5.5)$$

El comportamiento de estas variables geométricas se describen en detalle en Abal et al. (2020).

Fracción difusa

Para descomponer la irradiación global horaria en directa y difusa se utilizan modelos de fracción difusa, f_d . En Abal et al. (2017) se presentan estos modelos adaptados a la región, donde se utiliza la de fracción difusa. En este trabajo se analiza el desempeño de varios modelos de fracción difusa adaptados a la región, y se recomienda la utilización del modelo de Ruiz-Arias et al. (2010) en su versión bivariada, ya sea simplificada o no. La forma del modelo bivariado de Ruiz-Arias et al. es:

$$f_d = a_0 + a_1 e^{(-e^{a_2 + a_3 k_T + a_4 k_T^2 + a_5 m + a_6 m^2})} \quad (5.6)$$

donde k_T es el índice de claridad y m la masa de aire. La masa de aire representa el recorrido relativo que realiza la radiación dentro de la atmósfera, el cual es mayor cuando es oblicuo. Cuando el recorrido es perpendicular al sitio, la masa de aire es 1. Esta cantidad pueden calcularse según la expresión de Kasten and Young (1989) como:

$$m = \frac{1}{\cos \theta_z + 0,50572(96,07995 - \theta_z)^{-1,6364}} \quad (5.7)$$

donde θ_z es el ángulo cenital. En la siguiente tabla se presentan los coeficientes utilizados para el cálculo de la fracción difusa utilizando la ecuación 5.6.

Coeficientes del modelo de Ruiz Arias con ajuste local en Abal et al. (2017).

a_0	a_1	a_2	a_3	a_4	a_5	a_6
0.97	-1.11	3.38	-5.84	0.00	-0.13	0.00

Razón directa

El modelo que se utilizó para estimar la irradiación global sobre plano inclinado es el modelo HDKR, como se describe en el Capítulo 4. Este modelo utiliza, entre otras variables, la razón directa. Este coeficiente se define como $r_b = \frac{\cos(\theta)}{\cos\theta_z}$, siendo θ el ángulo que forma el Sol con el plano inclinado. Definiendo la latitud equivalente como $\phi_{eq} = \phi + \beta$ para una superficie orientada al norte se tiene que:

$$\cos(\theta) = \cos(\phi_{eq})\cos(\delta)\cos(w) + \sin(\phi_{eq})\sin(\delta) \quad (5.8)$$

Por más detalles se puede consultar Abal et al. (2020).