



**LABORATORIO DE
ENERGÍA SOLAR**
UNIVERSIDAD DE LA REPÚBLICA



INFORME TÉCNICO FINAL

Predicción a corto plazo de la irradiación solar a partir de imágenes de satélite con aplicación a la generación fotovoltaica

Rodrigo Alonso-Suárez, Daniel Aicardi, Gianina Giacosa, Andrés Monetta, Liber Dovat, Matías Roubaud, Agustín Laguarda, Pablo Musé, Gonzalo Abal.

Responsable: Dr. Ing. Pablo Musé

Co-Responsable: Dr. Ing. Rodrigo Alonso Suárez

**Reporte Técnico final
Proyecto FSE-ANII 109937
Universidad de la República
Laboratorio de Energía Solar
Montevideo, Agosto de 2018**



**UNIVERSIDAD
DE LA REPÚBLICA
URUGUAY**

ÍNDICE

Capítulo 1: Introducción	5
Capítulo 2: Pronóstico de la generación PV por satélite	7
2.1. Aspectos generales sobre el pronóstico de energía solar	7
2.2. Pronóstico por satélite	11
2.3. Imágenes de satélite	13
2.4. Persistencia	14
2.5. Métricas de desempeño	15
2.6. Visión global de un sistema de pronóstico y enmarque del proyecto	16
Capítulo 3: Desarrollo y evaluación del pronóstico por satélite	19
3.1. Datos	19
3.1.1. Imágenes de satélite	19
3.1.2. Medidas de irradiación	21
3.1.3. Medidas de generación PV	23
3.2. Estimación de irradiación solar por satélite	24
3.2.1. Modelos de estimación adaptados a Uruguay	25
3.2.2. Calibración de imágenes de satélite	26
3.3. Estimación de generación PV por satélite	27
3.4. Desempeño de la persistencia	30
3.4.1. Desempeño general sobre la región	30
3.4.2. Desempeño discriminado por condición de cielo	32
3.5. Desarrollo de la predicción por satélite	35
3.5.1. Predicción de la próxima imagen	36
3.5.2. Técnica de Lorenz	37
3.5.3. Técnicas basadas en flujo óptico	40
3.5.4. Utilización del canal infrarrojo	43
3.6. Evaluación de la predicción por satélite	45
3.6.1. Evaluación de la predicción de irradiación: técnica de Lorenz	45
3.6.2. Evaluación de la predicción de irradiación: flujo óptico	49
3.6.3. Comparación de ambas técnicas	51
3.6.4. Evaluación del uso del canal infrarrojo	51
3.6.5. Evaluación de la predicción de la generación PV	52
Capítulo 4: Resultados del proyecto	55
4.1. Principales conclusiones científicas	55
4.2. Desarrollo de capacidades locales	57
4.2.1. Antena de recepción	57
4.2.2. Servidor de procesamiento satelital	59
4.2.3. Infraestructura de recepción de medidas	59
4.2.4. Formación de RRHH	61
4.3. Enmarque de los resultados en la línea de I+D	62
Referencias	65

CAPITULO 1

Introducción

La incorporación en gran escala de la energía solar a las redes eléctricas es un desafío técnico de alta complejidad debido a su intermitencia. Una forma de mitigar el impacto de esta variabilidad es la utilización de información de pronóstico en los procesos de toma de decisión. La predicción brinda información sobre la disponibilidad futura del recurso, permitiendo fijar los precios y cantidades de venta en el mercado eléctrico. Permite también reducir la capacidad de reserva y anticipar rampas de generación. La Agencia Internacional de la Energía (IEA) identifica a la predicción de la energía solar como uno de los principales tópicos a desarrollar para facilitar una mayor penetración de este tipo de energía en las redes eléctricas (IEA, 2014).

Este proyecto inició el desarrollo en Uruguay del pronóstico por satélite, una familia de técnicas para el pronóstico hora a hora intra-día de la irradiación solar y la generación fotovoltaica (PV). Las empresas internacionales que se especializan en este tipo de pronóstico utilizan esta herramienta para pronosticar la energía solar al corto plazo, de 1 a 4 horas en adelante, dado que es la que presenta mejor desempeño en este rango de pronóstico en comparación con las demás técnicas. Estos sistemas comercializados usan modelos genéricos y no se encuentran validados en el territorio nacional. En el Laboratorio de Energía Solar (LES) de la Udelar buscamos desarrollar herramientas localmente adaptadas que faciliten el desarrollo del sector solar; las herramientas de pronóstico de la energía solar no son la excepción. Contamos para ello con una visión de desarrollo a corto y mediano plazo, que pasa primero por la implementación local y validación de las técnicas de pronóstico existentes, para luego poder combinarlas e integrarlas de manera óptima, a fin de reducir la incertidumbre de la predicción final. El conocimiento adquirido en la implementación y adaptación local de las técnicas pre-existentes, genera las capacidades adecuadas para trabajar al estado del arte y proponer mejoras o nuevas técnicas, sin resignar la componente de I+D local. Algunas de estas actividades las realizamos como desarrollo dentro del LES y otras en colaboración con otros grupos de investigación de la Udelar o del exterior del país. Este proyecto refiere a una línea de desarrollo propia del LES.

Este informe presenta los principales resultados obtenidos en la ejecución del proyecto. En el Capítulo 2 se presenta en forma resumida el estado del arte del pronóstico de la energía solar, resaltando los aspectos más relevantes de esta área. El Capítulo 3 es la parte central de este informe. Allí se describe la implementación y evaluación de las técnicas de predicción por satélite desarrolladas en este proyecto, tanto para irradiación solar como para generación PV. El Capítulo 4 resume los principales resultados en términos de aportes científicos y generación de capacidades locales.

CAPITULO 2

Pronóstico de la generación PV por satélite

En condiciones de cielo despejado, la disponibilidad de energía solar en un sitio específico varía a lo largo del día en forma lenta y predecible de acuerdo al movimiento aparente del Sol. En cambio, bajo condiciones de nubosidad, estas variaciones son rápidas y poco predecibles, como consecuencia de los fenómenos de formación, deformación y movimiento nuboso (Kleissl et al, 2013). Esta segunda fuente de variabilidad es la que genera la intermitencia característica de la generación PV. En definitiva, pronosticar la generación solar es pronosticar la ocurrencia futura de nubosidad y cuantificar su efecto sobre la radiación solar que incidirá sobre los paneles.

2.1. Aspectos generales sobre el pronóstico de energía solar

Un pronóstico en la generación PV se construye a partir de una predicción de la irradiación solar. Para convertir la irradiación solar pronosticada en generación PV se subdivide el proceso en tres etapas: (i) la predicción de la irradiación global en plano horizontal (GHI, Global Horizontal Irradiation), (ii) el pasaje de la irradiación a global en plano inclinado (GTI, Global Tilted Irradiation) y (iii) la estimación de la generación utilizando un modelo de planta PV. Cada etapa de este proceso introduce incertidumbre al pronóstico final (ver Figura 2.1). Las primeras dos etapas son inherentes al recurso solar disponible y se pueden cuantificar independientemente de la tecnología PV. Para la última etapa se requiere conocer las características de la planta o registros de generación. Estimar la salida de una planta PV a partir de su especificación exacta (características de las celdas, cantidad de paneles y su conexión, características de los inversores y transformadores, pérdidas por temperatura, pérdidas óhmicas, etc.) requiere un modelo de planta complejo cuya especificación no siempre es completa o accesible. Para saldar esta limitación es usual utilizar los propios datos de generación de la planta. Éstos pueden usarse de dos maneras: (i) realizando un ajuste estadístico de los datos de generación a la irradiación sobre los paneles o (ii) utilizando un modelo de planta PV genérico, que contemple la mayor cantidad de aspectos de la planta, y luego pos-procesar la salida con los datos de generación reales. Al utilizar los datos de generación, gran parte de la incertidumbre en relación a las características de la planta es eliminada (especialmente los sesgos sistemáticos), restando la incertidumbre en el pronóstico de la GHI y su pasaje a plano inclinado, que son las que dominan la incertidumbre global del sistema, especialmente la primera. De los tres elementos descriptos, el desafío tecnológico está en el pronóstico de la irradiación GHI, para lo cual se debe predecir la nubosidad, aspecto que ha demostrado ser de alta complejidad en virtud de los desvíos importantes de las predicciones reportados en la literatura.

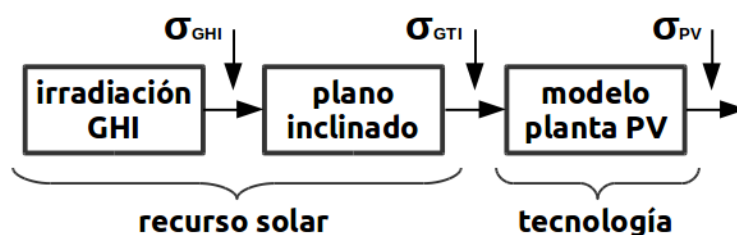


Figura 2.1: Cadena de predicción para la generación PV.

Debido a que la generación PV se distribuye en una región, es de interés conocer el desempeño de la predicción no sólo en sitios específicos sino también a escala regional. El pronóstico regional es la predicción de la generación conjunta (acumulada) de diferentes plantas PV distribuidas geográficamente. La predicción regional es la predicción principal que se requiere para el despacho de carga. La predicción en cada sitio es también relevante para adelantar la predicción en cada parque (y establecer o no consignas, por ejemplo). El diagnóstico tendiente a mejorar la capacidad de pronóstico, en cambio, se realiza principalmente a nivel de sitios, promediando los indicadores de desempeño sobre varios sitios específicos (desempeño promedio en sitios). Esto permite tener un conocimiento más detallado de las debilidades y fortalezas del pronóstico, y en qué condiciones locales la predicción es mejor. El análisis debe extenderse también a nivel regional. Para ello se computa el recurso conjunto en los sitios (por suma para la generación y por promedio para la irradiación) y se lo compara contra el correspondiente pronóstico conjunto. El pronóstico regional presenta mejores indicadores de desempeño que el pronóstico en sitios específicos debido a que sumar/promediar la energía solar reduce la intermitencia (Pérez et al, 2016, 2012, 2011; Kleissl et al, 2013; Hoff y Pérez, 2010, 2012) y por tanto los desvíos de la predicción son menores. En este proyecto hemos evaluado la incertidumbre en ambas escalas espaciales (sitios y regional) para el pronóstico basado en imágenes de satélite, una de las técnicas disponibles para el pronóstico de la energía solar que es especialmente adecuada para los horizontes de pronósticos horarios intra-día.

Los distintos horizontes de predicción tienen diferente utilidad para la operación de una red eléctrica. El pronóstico de 15 minutos hasta 2 horas permite anticipar rápidos decrecimientos o crecimientos en la generación, fenómeno conocido como “rampas de generación”. Los sistemas eléctricos tienen una rampa máxima de generación (de crecimiento o decrecimiento) que pueden soportar, y anticiparse permite establecer acciones de contingencia. El pronóstico de 1 hora a 6 horas es útil para la planificación horaria (intra-día) del despacho de la energía y, por ejemplo, se puede integrar a sistemas de seguimiento de carga. La predicción con horizontes de 1 día hasta 3 días en adelante se puede utilizar para la planificación diaria de los equipos de generación (unit commitment). Finalmente, el pronóstico a más de 3 días (1 o más semanas, por ejemplo) es de utilidad en la planificación semanal de la operación.

Existen cuatro formas para predecir la energía solar (Diagne et al, 2013; Kleissl et al, 2013): la predicción utilizando modelos numéricos de atmósfera (NWP, Numerical Weather Prediction), la predicción utilizando imágenes de satélites geoestacionarios, la predicción por cámaras todo-cielo ubicadas en tierra y la predicción en base al análisis de series temporales. Éstas se describen brevemente a continuación indicando su rango de validez.

- 1. Pronóstico NWP (horario y diario):** los modelos de atmósfera predicen la nubosidad resolviendo numéricamente las ecuaciones que gobiernan los procesos físicos en la atmósfera. Los modelos que corren a escala global (por ejemplo, el GFS, Global Forecasting System) generan salidas de baja resolución espacial que luego son utilizadas como condiciones iniciales y de borde por los modelos numéricos de mesoescala, como el WRF (Skamarock, 2008), que generan pronósticos a mayor resolución espacial. Estos modelos permiten pronosticar la irradiación solar desde escalas horarias a varios días en adelante. Su utilización requiere gran cantidad de poder de cómputo.

2. **Pronóstico por satélite (horario):** El pronóstico por satélite, objeto de este proyecto y por tanto explicado más en detalle en la próxima Sección, anticipa el movimiento/deformación de la nubosidad a partir de su campo de velocidades CMV (Cloud Motion Vector) o CMF (Cloud Motion Field). Este campo es estimado usando como insumo la secuencia de imágenes anteriores. Se utilizan imágenes del canal visible del satélite en donde la nubosidad es identificable. Utilizando el CMV se realiza una proyección de la posición futura de la nubosidad y se genera una predicción de las próximas imágenes de satélite. Luego, utilizando un modelo satelital para estimación de la irradiación solar en suelo, se establece una predicción de la energía solar.
3. **Pronóstico por cámaras todo-cielo (intra-hora):** Las cámaras todo-cielo permiten monitorear desde tierra la nubosidad en el cielo. Utilizan un enfoque similar al anterior, en el sentido de que a partir de las imágenes anteriores se debe estimar un campo de velocidades del movimiento nuboso que es luego utilizado para predecir la posición futura de las nubes. A partir de las imágenes futuras se estima la radiación solar que estará disponible en el sitio. Estos sistemas se colocan in-situ en las plantas PV y permiten pronosticar el recurso a muy corto plazo (hasta ~20 minutos). Para su funcionamiento requieren estimar la altura de las nubes de modo de poder proyectar las sombras a nivel de suelo.
4. **Pronóstico por series temporales (intra-hora, horario y diario):** El modelado por series temporales busca anticipar el comportamiento futuro de la serie de irradiación (o generación PV) conociendo la estadística previa de la propia serie y series temporales de otras variables con relación al problema, denominadas exógenas. Este tipo de técnicas engloba todas las de aprendizaje automático, incluyendo el modelado de procesos estocásticos, redes neuronales, entre otros. Es posible incluir como entrada información de otras técnicas de pronóstico, la nubosidad por satélite u otras variables meteorológicas. Su límite de aplicabilidad depende de las variables de entrada utilizadas. Si se utiliza sólo la propia serie temporal de irradiación, su aplicabilidad se limita al pronóstico intra-hora. Si se utiliza información de entrada de pronóstico por satélite o NWP, su aplicabilidad puede ser ampliada a todo el día y algunos días en adelante.

La utilización de una técnica u otra depende del horizonte de predicción y la resolución espacial requerida para el pronóstico, en tanto estas características limitan el desempeño de cada técnica. En los últimos años se ha dedicado considerable esfuerzo a decidir qué técnica de pronóstico reporta menor incertidumbre en las diferentes escalas temporales y espaciales (Heinemann et al, 2006; Perez et al, 2010; Lorenz y Heinemann, 2012; Kleissl et al, 2013). Para el pronóstico diario (de 1 a 5 días en adelante) los NWP son preferidos y, de hecho, son la única opción disponible para estos horizontes. Las series temporales sólo pueden ser utilizadas a escala diaria si dentro de sus entradas se incorpora información de pronóstico diario NWP. Para horizontes temporales intra-día, el pronóstico por satélite y los NWP conviven en la franja de pronósticos horarios (hora a hora para el día actual), con resoluciones espaciales mayores a 1km, lo que es adecuado para el pronóstico a estas escalas temporales. El pronóstico por satélite es preferido para el pronóstico hasta 5-6 horas, mientras que desde 6 horas en adelante el pronóstico NWP reporta mejor desempeño. Para alta resolución temporal (de 1 a 20 minutos en adelante) y espacial (menor a ~1 km) las cámaras de cielo son preferidas. Finalmente, las series temporales son la única técnica

que puede ser utilizada para todos los horizontes de pronóstico y tienen un carácter integrador de las diferentes técnicas, pudiéndose utilizar para combinar las técnicas entre sí junto con las medidas actuales de generación PV, irradiación solar y otras variables meteorológicas. Estas ideas se ilustran en la Figura 2.2, donde se puede apreciar en forma gráfica las regiones de resolución espacial y temporal donde es posible aplicar cada técnica. En última instancia, un sistema completo de pronóstico del recurso solar deberá integrar estas técnicas para poder cubrir de forma aceptable todos los horizontes temporales de interés. Al estado del arte actual, la región de mayor interés es la de pronóstico diario (1 a 5 días en adelante) y horario intra-día (de 1 a 6 horas en adelante) para resoluciones espaciales mayores a 1 km. Por tanto, las técnicas de mayor interés, desde una perspectiva de operación del sistema eléctrico, son los NWP, el pronóstico por satélite y su integración/posproceso con técnicas de análisis de series temporales. Esta configuración es la recomendada en el área (Kleissl et al, 2013) y es la utilizada por empresas internacionales que comercializan pronósticos de generación PV.

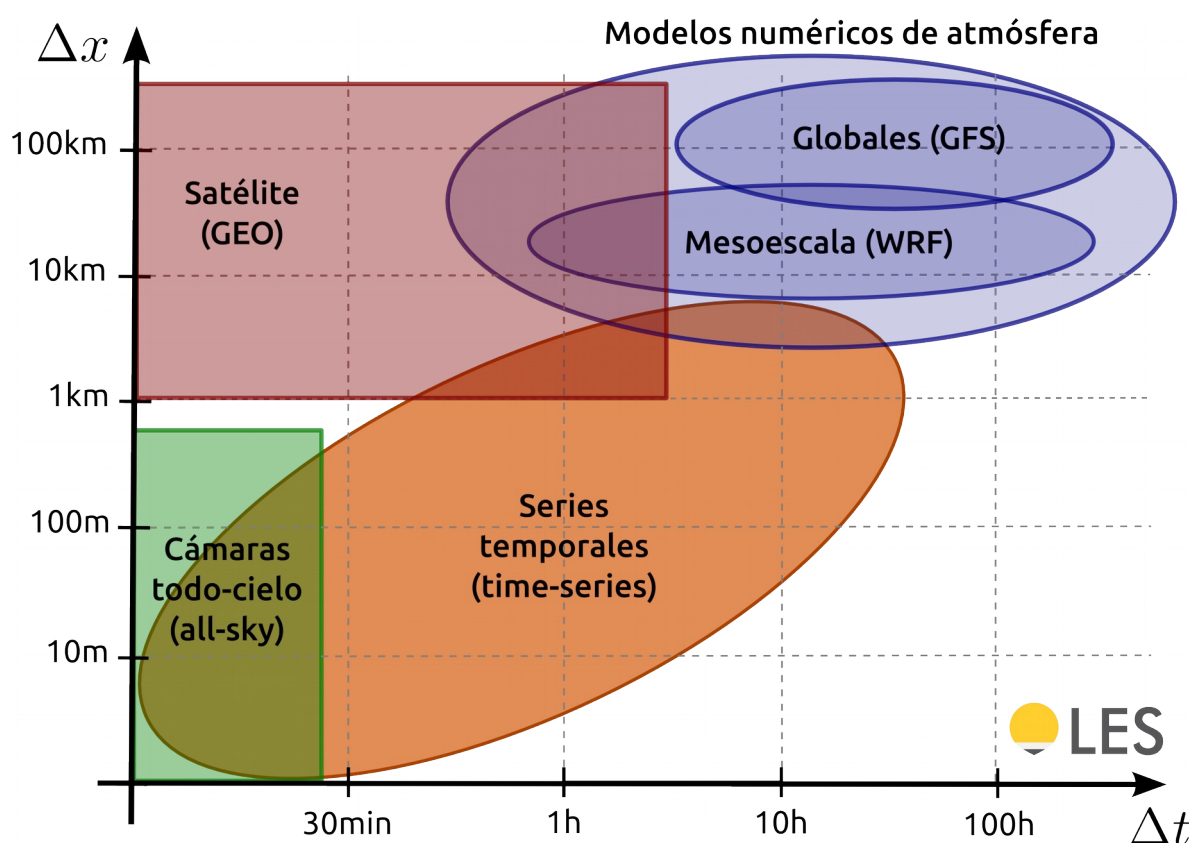


Figura 2.2: Escalas espacio-temporales donde las diferentes técnicas de pronóstico son aplicables. Esta imagen está inspirada en los trabajos (Diagne et al, 2013; Antonanzas et al, 2016).

El paso previo a la confección de un sistema de pronóstico integrado con las características anteriores es desarrollar y evaluar el desempeño de cada una de las técnicas por separado. Esta evaluación debe tener el grado de detalle adecuado para poder detectar en qué situaciones provee buenas predicciones y en qué situaciones no. El presente proyecto desarrolló y evaluó diferentes procedimientos para el pronóstico por satélite de la energía solar, evaluando su desempeño a nivel de irradiación GHI y generación PV. En lo que sigue se presentan las técnicas de pronóstico por satélite y su información de entrada (imágenes de satélite), y las métricas de desempeño para evaluar la incertidumbre del pronóstico.

2.2. Pronóstico por satélite

La parte fundamental del proceso de predicción basado en satélite es lograr pronosticar las próximas imágenes a partir de la secuencia de imágenes anteriores. Existen técnicas, conocidas como de CMV (Cloud Motion Vectors) o CMF (Cloud Motion Field), que estiman el campo de velocidades del movimiento nuboso y a partir de él predicen la ubicación futura de la nubosidad. Si la ubicación futura (las imágenes futuras) son adecuadamente pronosticadas, es posible utilizar un modelo satelital para predecir la irradiación solar a nivel de suelo, es decir, convertir una imagen de nubosidad pronosticada en una imagen de irradiación pronosticada. En la Figura 2.3 se muestra un ejemplo de la cadena de pronóstico del recurso solar basado en imágenes de satélite.

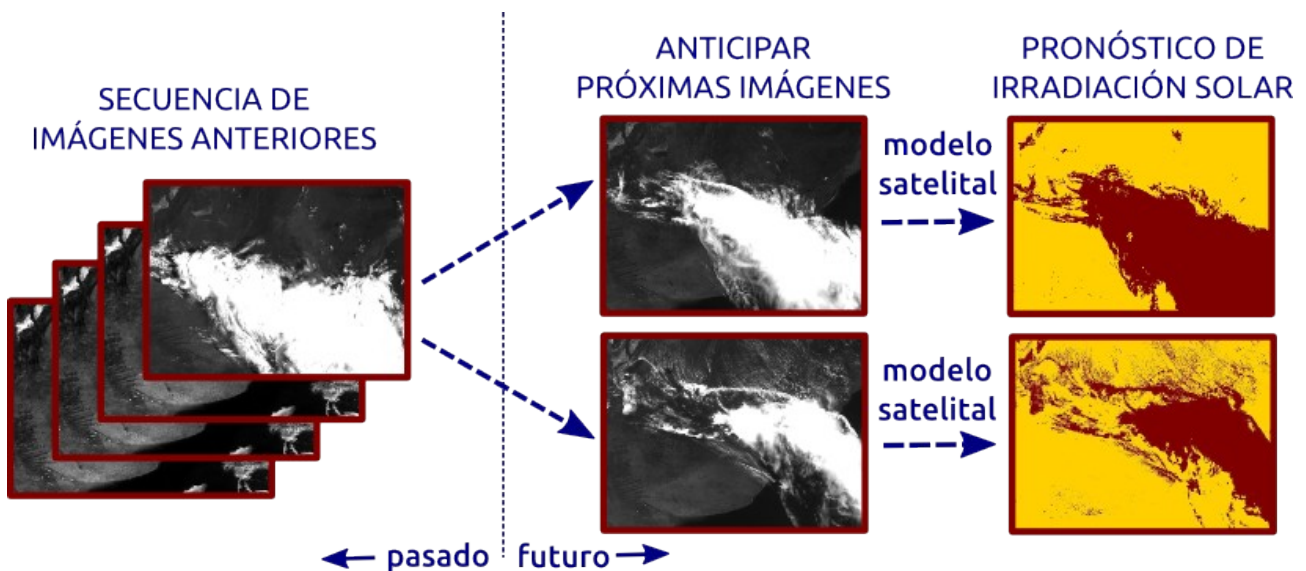


Figura 2.3: Cadena para estimar irradiación sola horaria a partir de imágenes de satélite.

El problema de estimar las próximas imágenes es complejo debido a que las nubes no sólo se trasladan en el espacio, sino que también cambian su forma, se generan y se extinguen. En definitiva, esta técnica reduce a un problema físico tri-dimensional que involucra varias variables atmosféricas en un problema de estimación de campos de velocidad bidimensionales. Esta simplificación, sumado al hecho de que los bordes de las nubes no están perfectamente definidos en las imágenes complejizando la estimación del CMF, resulta en errores en la técnica de pronóstico. No obstante, las diversas comparaciones de desempeño en Europa (Kühnert et al., 2013) y EEUU (Perez y Hoff, 2013) indican que esta forma de predicción por imágenes de satélite es la de mejor desempeño para el pronóstico horario hasta 5 horas en adelante. El presente proyecto desarrolló y evaluó el desempeño de estas técnicas de pronóstico para la región de Uruguay, en las características climáticas locales, en especial, frente a la variabilidad local de la irradiación solar.

En la actualidad, esencialmente existen dos tipos de técnicas CMV para pronosticar las próximas imágenes y la irradiancia solar: (I) las técnicas basadas en similitud de regiones y (II) las técnicas basadas en flujo óptico. El ejemplo más relevante de técnica tipo (I) es la desarrollada por Lorenz et al (2004, 2007). El campo de velocidades es estimado solamente a partir de la imagen actual y la imagen anterior (2 imágenes en total). Para cada pixel objetivo de la imagen actual se determina un vector velocidad buscando celdas vecinas (de $\sim 100 \times 100$ km) que tengan patrones similares en la imagen anterior. Las celdas similares se buscan en una región de búsqueda mayor, de $\sim 200 \times 200$ km. La indicación de similitud entre dos celdas es la diferencia cuadrática media de

nubosidad entre la celda objetivo y las celdas vecinas (en la imagen anterior). Se escoge la celda con la cual la diferencia haya sido menor y a partir de la distancia entre ambas celdas se le asigna al pixel objetivo el vector velocidad correspondiente a la traslación. Las técnicas tipo (II) son propias del área de procesamiento de señales y se utilizan comúnmente en aplicaciones de procesamiento o compresión de video. No obstante, su aplicación a imágenes de satélite es relativamente reciente. La estimación por flujo óptico en su versión más simple asume dos hipótesis sobre la secuencia de imágenes: (a) que los puntos cercanos tienen velocidades parecidas y (b) que una celda al desplazarse no deforma sustancialmente su contenido. Estas hipótesis usualmente no se cumplen en las secuencias de imágenes reales por lo que la técnica básica ha sido objeto de sucesivas mejoras que robustecen la estimación (Horn and Schunck, 1981; Lukas and Kanade, 1981; Black and Anandan, 1996). En la técnica básica los valores del campo de velocidades bi-dimensional $v = (v_x, v_y)$ son estimados a partir de la siguiente ecuación,

$$I_t + I_x v_x + I_y v_y \approx 0, \quad (\text{Ec. 2.1})$$

conocida como la restricción de flujo óptico. El sistema así como está planteado no es resoluble, en tanto hay dos incógnitas (v_x e v_y) por ecuación, por lo que la forma de resolverlo es agregando vínculos al problema. En la formulación básica, el vínculo impuesto es que las velocidades v_x y v_y se asumen constantes dentro de la celda que contiene al pixel objetivo. En Lucas and Kanade (1981) se retira esa hipótesis permitiendo a v_x y v_y respetar un modelo lineal dentro de la celda. En Horn and Schunck (1981) se agregan términos de regularidad espacial en la solución. Se puede variar la regularidad de la solución modificando el peso que se le asigna al término de datos (condición de flujo óptico) y al términos de regularización. En Black and Anandan (1996) se utilizan normas robustas en lugar de la norma Euclidea. Estas normas tienen mayor capacidad de segregar outliers por lo que la estimación es menos sensible a los píxeles que no respetan las hipótesis base de la técnica. Estos refinamientos tienen especial aplicación a la predicción de próximas imágenes por satélite. En particular, la regularidad espacial es un aspecto fundamental de la solución buscada. En Lorenz et al (2007) y Peng et al (2013) se aplican pos-procesos a la primera estimación para regularizarla. No todas las posibilidades que ofrecen las técnicas de flujo óptico han sido exploradas para este problema. En este proyecto exploramos una de ellas, muy actual y novedosa, en la que se incluyen vínculo que estimamos adecuados para el problema a resolver. La implementación se explica en forma detallada en el Capítulo 3 de este informe.

Luego de pronosticar la próxima imagen de nubosidad (canal visible), esta imagen se debe transformar en un pronóstico de irradiación solar. Para transformar una imagen de satélite en una estimación del recurso solar se debe utilizar un modelo. Existen varios modelos para lograr este objetivo (Perez et al., 2002; Rigollier et al., 2004; Ceballos et al., 2004; Cebecauer et al., 2010; Alonso-Suárez et al., 2012; Kratz et al., 2014; Qu et al., 2017). Estos modelos pueden ser clasificados es (i) físicos, (ii) estadísticos y (iii) híbridos. Los modelos físicos modelan en detalle los fenómenos de transferencia radiante en la atmósfera y requieren para ello un conocimiento muy detallado del estado de la atmósfera, que no siempre está disponible con la adecuada extensión o calidad. Esta información puede ser medida, modelada numéricamente o estimada por satélite, e incluye propiedades de nubes, contenido de vapor de agua, espesor óptico de aerosoles, entre otros. Salvo algunas excepciones (Ceballos et al., 2004; Qu et al., 2017) estos modelos no pueden ser operados en tiempo real debido a su costo computacional. En cambio, los modelos estadísticos se basan en el ajuste de parametrizaciones o técnicas de aprendizaje automático (redes neuronales, por

ejemplo) entre la irradiación en tierra y una serie de variables de entrada, siendo la información satelital una de ellas. Estos modelos son críticamente dependientes de la disponibilidad de medidas de irradiación en tierra de alta calidad, que son utilizadas para el ajuste de parámetros. Los modelos híbridos son una categoría intermedia, en donde se utiliza una base física para el modelado, pero algunos de los parámetros deben ser ajustados a medidas en tierra. En la actualidad típicamente los modelos satelitales para la estimación de GHI presentan incertidumbres a escala horaria entre 10 y 15 % y a escala diaria entre 6 y 9 %. Esta baja incertidumbre permite plantearse incorporar esta herramienta a una cadena de pronóstico de la GHI por satélite.

En el Laboratorio de Energía Solar (LES) de la Udelar se trabaja desde hace más de 5 años en modelos para estimación del recurso solar por satélite. Las herramientas satelitales desarrolladas permiten estimar el recurso solar hora a hora para cualquier sitio de la región con estadística de más de 16 años. Las estimaciones tienen sesgos sistemáticos bajos (menos a $\pm 1\%$) e incertidumbre (medida como el desvío cuadrático medio en relación a la media de las medidas) de 12-13% a escala horaria. En base a este modelo el LES ha confeccionado productos de alto impacto en el sector de energía solar, como la segunda versión del Mapa Solar del Uruguay (Alonso-Suárez et al, 2014), el Mapa de Factores de Planta PV (Alonso-Suárez et al, 2016a) y El Año Meteorológico Típico para Aplicaciones de Energía Solar (Alonso-Suárez et al, 2016b). Este es el modelo que se utiliza en el presente proyecto, desarrollo que es previo a la ejecución de este proyecto. Más detalles del modelo pueden encontrarse en Alonso-Suárez (2017).

2.3. Imágenes de satélite

Los satélites para la observación de la Tierra se dividen en dos grandes grupos: los geoestacionarios y los de órbita baja (polares o heliosincrónicos). Los satélites de órbita baja, debido a su cercanía a la Tierra, generan imágenes de alta resolución espacial que pueden alcanzar una resolución algunos metros. Como contrapartida, presentan una baja resolución temporal, disponiéndose de una o dos imágenes por día. Estas imágenes no pueden ser utilizadas (por sí solas) para estimar una variable de rápida variación como la irradiación solar y tampoco pueden ser utilizadas para caracterizar el movimiento nuboso a lo largo del día. En cambio, los satélites meteorológicos geoestacionarios generan imágenes con una cadencia temporal de más de una imagen por hora y resoluciones espaciales de aproximadamente 1 km, lo que sí es adecuado para este tipo de problemas. Estos satélites conforman el Sistema Global de Observación de la Tierra de la WMO y se encuentran dispuestos de forma tal que su imagenología cubre todo el globo. Para Europa y EEUU, desde hace 2 décadas se dispone de este tipo de imágenes cada 15 minutos. Para Sudamérica, el satélite GOES-East (administrado por la NOAA/EEUU) generaba imágenes con una cadencia de 30 minutos, hasta diciembre de 2017 inclusive. A partir de 2018 el nuevo satélite GOES-R, ubicado en la posición GOES-East, resolvió este déficit, generando imágenes cada 15 minutos de todo el continente americano, incluyendo Sudamérica. Desde hace algunos meses este satélite está disponibilizando imágenes cada 10 minutos. En este proyecto trabajamos con imágenes GOES-East del periodo 2016 y 2017, por lo que se tratan de imágenes del satélite anterior GOES13. En cierta forma, trabajamos con información más exigente para los algoritmos desarrollados, en tanto una mayor cadencia temporal es mejor para su desempeño. El hecho de que las técnicas de pronóstico por satélite estudiadas hayan tenido un buen resultado sobre estas imágenes cada 30 minutos, hace pensar que su desempeño será aún mejor con las imágenes del nuevo satélite cada 15

minutos. Los desafíos con la nueva información pasan por otro lado: poder manejar el gran volumen de información actualmente disponible. En la Figura 2.4 se muestra un ejemplo de imagen satelital GOES-East Full-Disk (todo el globo que tiene enfrente el satélite en su posición geostacionaria).

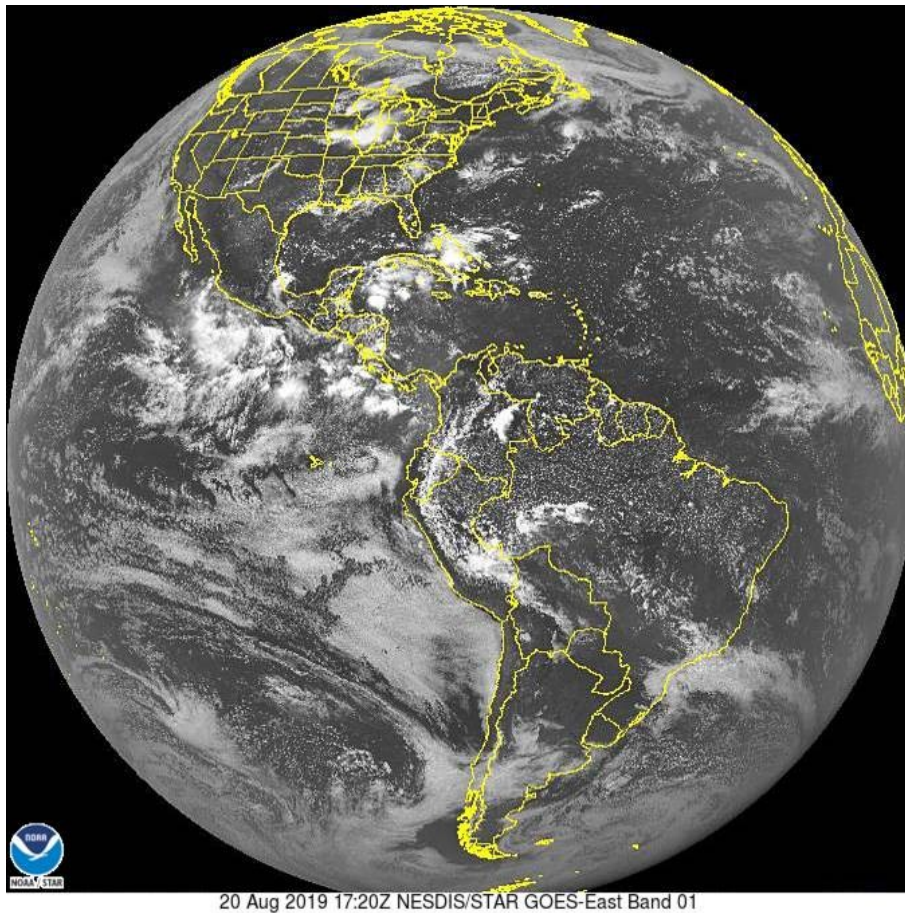


Figura 2.4: Imagen Full-Disk del satélite GOES-East.

2.4. Persistencia

El procedimiento de persistencia es la forma más simple de establecer una predicción. La persistencia consiste en asumir que las condiciones de irradiación o generación, en definitiva, de nubosidad, se mantendrán estables respecto al paso temporal anterior. Para aplicar el procedimiento no es correcto mantener constante la irradiación, $I(t+\Delta t) = I(t)$, o la potencia de generación, $P(t+\Delta t) = P(t)$, según corresponda, debido a que ambas magnitudes presentan una variación geométrica debido al movimiento aparente del sol y esto no se considera en esta forma de persistencia. En cambio, si se persiste una cantidad normalizada de estas magnitudes a través de una serie temporal que contemple esta variación geométrica, la persistencia si es adecuada. De esta manera, se obtiene una persistencia de mejor desempeño (en el sentido de que presenta menores errores) en base a variables cuyas variaciones reflejan las fluctuaciones de la nubosidad. Esta normalización se puede lograr para la GHI (I_h) utilizando la irradiación extraterrestre (I_{oh}) o la irradiación estimada en condiciones de cielo claro (I_{ch}), ambas en un plano horizontal, lo que define los siguientes índices:

$$k_T = \frac{I_h}{I_{oh}}, \quad k_c = \frac{I_h}{I_{ch}}. \quad (\text{Ec. 2.2})$$

A k_T se lo conoce como el índice de claridad y a k_c se lo conoce como el índice de cielo claro. Ambas magnitudes aíslan la variación geométrica de la señal de irradiación y las fluctuaciones

presentes en la serie se deben sólo a variaciones en la nubosidad. Por tanto, la persistencia para irradiación debe ser aplicada como $k_T(t+\Delta t) = k_T(t)$ o $k_c(t+\Delta t) = k_c(t)$. Para series de generación se utiliza una idea similar, pero utilizando la generación de cielo despejado, P_{csk} , que es lo que generaría la planta PV en ausencia de nubosidad (e incluyendo el tope de generación por potencia nominal). Con esta variable se puede calcular el índice de generación (Engerer y Mills, 2014), k_{pv} , como:

$$k_{pv} = \frac{P}{P_{csk}}. \quad (\text{Ec. 2.3})$$

Por tanto, lo más adecuado para aplicar el procedimiento de persistencia a series de generación PV es aplicar $k_{pv}(t+\Delta t) = k_{pv}(t)$. En resumen, la predicción al aplicar el procedimiento de persistencia para irradiación (I) o generación (P) se calcula de la siguiente manera,

$$\begin{aligned} I_h(t+\Delta t) &= k_T(t) \times I_{oh}(t+\Delta t) \\ I_h(t+\Delta t) &= k_c(t) \times I_{ch}(t+\Delta t) \\ P(t+\Delta t) &= k_{pv}(t) \times P_{csk}(t+\Delta t) \end{aligned} \quad (\text{Ec. 2.4})$$

donde I_{oh} , I_{ch} y P_{csk} pueden ser calculadas o modeladas.

Este procedimiento presenta un muy buen desempeño de predicción si las condiciones de cielo se mantienen estables, i.e. cielo despejado o nubosidad constante, a lo largo de varios pasos de pronóstico. Por el contrario, en condiciones de nubosidad variable, que es la principal causa de variabilidad en la generación PV y justamente lo que se busca pronosticar, el procedimiento presenta un pobre desempeño.

La persistencia es relevante puesto que, como se trata de la forma más sencilla de establecer una predicción, es un marco de referencia para el desempeño de técnicas de mayor complejidad. Una técnica de pronóstico de mayor elaboración sólo tiene sentido si su incertidumbre es menor a la del procedimiento de persistencia. De esta manera, el desempeño de la persistencia actúa como un límite superior para el desempeño de técnicas de pronóstico en general. En la evaluación de desempeño de técnicas de pronóstico, ya sea por satélite, NWP u otras, siempre debe acompañarse por una evaluación de la persistencia para el mismo conjunto de datos. Además, el desempeño de la persistencia se utiliza para definir el "Forecasting Skill", FS, la métrica de desempeño más relevante para evaluar para la performance de un pronóstico, que se explica en la próxima sección junto con las demás métricas de desempeño.

2.5. Métricas de desempeño

La evaluación de técnicas de pronóstico se realiza en base a métricas de desempeño comunes (Coimbra et al., 2013): el desvío promedio (MBD, Mean Bias Deviation), el desvío absoluto promedio (MAD, Mean Absolute Deviation), el desvío cuadrático medio (RMSD, Root Mean Square Deviation) y la habilidad de pronóstico (FS, Forecasting Skill). El MBD mide el desvío sistemático de las predicciones en comparación con las medidas, es decir, el sesgo del pronóstico. El MAD y RMSD son métricas similares que cuantifican la dispersión del error de pronóstico. El RMSD es más sensible a desvíos grandes que el MAD, y por ello normalmente resulta en valores más altos. A nuestro entender, como los errores grandes tienen alta influencia en el desempeño del pronóstico desde el punto de vista del usuario final, el RMSD es una métrica más adecuada que el MAD, y es la cantidad que se utiliza en este proyecto para la evaluación del

pronóstico. Los indicadores anteriores (MBD, MAD y RMSD) pueden ser expresados en forma relativa como porcentaje del valor medio de las medidas. La notación para las cantidades relativas es rMBD, rMAD y rRMSD. El FS es la ganancia porcentual, en RMSD, de la técnica de pronóstico bajo evaluación en comparación al procedimiento de persistencia. Este indicador es positivo si el pronóstico tiene mejor desempeño que el procedimiento de persistencia, y es negativo en caso opuesto. Para técnicas de pronóstico cuyo desempeño es mejor que el de la persistencia, el FS varía entre 0% y 100%, siendo 100% el FS del pronóstico perfecto. Si $y(t)$ es la serie de medida (irradiación o generación PV) e $y_{\Delta t}(t)$ es el pronóstico realizado en tiempo (t) de la variable $y(t)$ para un horizonte de pronóstico Δt hacia el futuro, estas métricas se definen como:

$$\begin{aligned}
 MBD_{\Delta t} &= \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (y_{\Delta t}(t) - y(t + \Delta t)), \\
 MAD_{\Delta t} &= \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \|y_{\Delta t}(t) - y(t + \Delta t)\|, \\
 RMSD_{\Delta t} &= \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (y_{\Delta t}(t) - y(t + \Delta t))^2}, \\
 FS_{\Delta t} &= 100 \times \left(1 - \frac{RMSD_{\Delta t}^{prono}}{RMSD_{\Delta t}^{pers}}\right).
 \end{aligned}
 \tag{Ec. 2.5}$$

Un valor se obtiene para cada horizonte de pronóstico, por lo que se grafica la evolución de cada métrica (i.e. el RMSD y FS) como función del horizonte de pronóstico. Usualmente se observan mayores desvíos a mayor horizontes de pronóstico por lo que el gráfico de RMSD vs Δt normalmente muestra una tendencia creciente. La evolución del FS con el horizonte de pronóstico no presenta un comportamiento general esperable, y depende de cada propuesta.

2.6. Visión global de un sistema de pronóstico y enmarque del proyecto

La Figura 6 brinda un esquema general de un sistema de pronóstico de la generación PV completo. El sistema tiene como inputs las 4 formas de pronóstico de irradiación solar disponible. Las técnicas de pronóstico pueden ser utilizadas por separado en los horizontes de pronóstico que correspondan a cada una o, en los horizontes de pronóstico donde hay solapamiento de técnicas, integrarlas en forma inteligente utilizando técnicas de aprendizaje automático. En esta etapa es posible incorporar el procedimiento de persistencia o un pos-proceso del pronóstico en base a medidas de irradiación. Luego, el pronóstico de irradiación en plano horizontal (GHI) es transformado en un pronóstico de irradiación sobre los paneles PV (POA, Plane of Array). Finalmente, utilizando un modelo de planta, la irradiación pronosticada sobre los paneles se convierte en un pronóstico de generación PV. En este punto se podría incorporar el procedimiento de persistencia o un pos-proceso del pronóstico en base a medida de generación PV. Además, sería posible incorporar otra información al pos-proceso del pronóstico, como medidas de otras variables (temperatura, humedad, viento) o presencia de nubosidad por satélite. El final de esta cadena de pronóstico es una predicción de generación PV óptima, utilizando las mejores herramientas disponibles al estado del arte internacional.

Existen dos dimensiones más del pronóstico que interesa explorar: (i) el pronóstico puntual y (ii) el pronóstico probabilístico. En un pronóstico puntual se buscan predecir los próximos valores de irradiación o generación PV en la forma más exacta posible. En cambio, en un pronóstico

probabilístico lo que se busca predecir es la distribución de probabilidad futura de la variable a predecir. La predicción de la distribución de probabilidad futura permite establecer con más precisión los intervalos de confianza para la predicción puntual, asignándole niveles de confianza a cada intervalo. La predicción fidedigna de intervalos de confianza es tan importante para la toma de decisiones como el pronóstico puntual. Las métricas de desempeño expuestas en la Subsección anterior refieren exclusivamente al pronóstico puntual, objeto de este proyecto, no pudiendo ser aplicadas al pronóstico probabilístico. La evaluación de desempeño del pronóstico probabilístico tiene sus propias métricas de desempeño. Ambas formas de pronóstico pueden ser encaradas para pronóstico en sitios específicos y en regiones.

En la Figura 2.5 se destaca en rojo los aportes del presente proyecto al esquema general de pronóstico. Se desarrolla el pronóstico por satélite para irradiación solar y generación PV siguiendo la cadena destacada en rojo. El presente proyecto aplica al pronóstico puntual a escala de sitios específicos y escala regional, sin incorporar pos-procesos de irradiación solar o generación PV, y es uno de los pasos previos requeridos para el desarrollo del sistema completo.

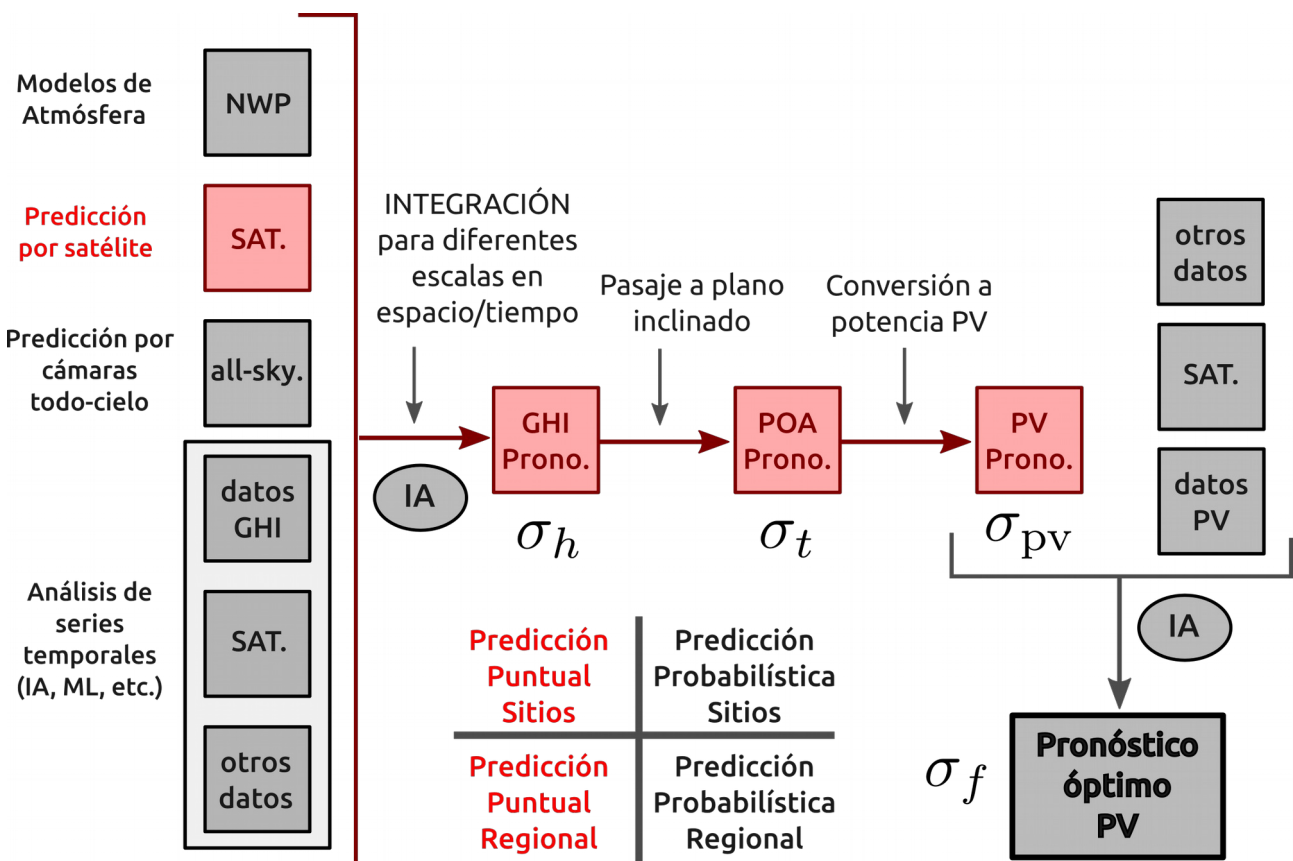


Figura 2.5: Esquema de un sistema de pronóstico completo de la generación PV. En rojo se destacan los aportes del presente proyecto a la cadena completa de pronóstico.

CAPITULO 3

Desarrollo y evaluación del pronóstico por satélite

En este capítulo se describen las acciones realizadas para el desarrollo de una herramienta de pronóstico por satélite de la generación PV. Se presenta el proceso de recopilación/generación de datos de entrada y los procesos implementados sobre ellos para convertirlos en información utilizable, que puede ser la calibración de las imágenes de satélite o el control de calidad de datos medidos. Se describen los modelos desarrollados para convertir una estimación de irradiación solar en generación PV, y su validación con datos registrados en las plantas PV. El punto central del capítulo es el desarrollo y evaluación de las técnicas de predicción por satélite, y la evaluación del sistema punta a punta utilizando distintas técnicas de CMV.

3.1. Datos

Los datos necesarios para el presente proyecto son de tres orígenes: (i) imágenes del satélite GOES-East que cubran el territorio de Uruguay y gran parte de la región (se requiere una cobertura geográfica amplia para las herramientas de pronóstico por satélite), (ii) datos de irradiación solar en un plano horizontal a nivel de suelo (GHI) y (iii) datos de generación PV registrados a la salida del transformador de potencia de las plantas PV (Pac). El proceso de compilación de esta información se describe en la siguientes Subsecciones.

3.1.1. Imágenes de satélite

Desde el año 2010 el LES recopila, mantiene y administra la única base local de imágenes de satélite que existe en el país. En el marco de este proyecto se generaron las capacidades informáticas adecuadas para mantener la base de imágenes del periodo 2000-2017, que previamente se realizaba con equipamiento sub-óptimo, propenso a fallos, errores y pérdida de información. Se adquirió un configuró un servidor satelital (@server-sat-01) para recepcionar, almacenar y procesar esta información y almacenar los subproductos procesados. Este servidor se encuentra alojado en la sede Salto del LES. Asimismo, se generó un sistema de back-up automático a un banco de datos de respaldo alojado en la sede Montevideo del LES. Más detalles de este sistema informático se brindan en el Capítulo 4. Esta capacidad permite alojar la información histórica 2000-2017, lo que son casi 880000 imágenes contando el canal visible y los canales infrarrojos. La descripción de la base de imágenes se muestra en la Tabla 3.1.

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
GOES-R	01/01/2018	a la fecha	capacidades en desarrollo
total	01/01/2000	31/12/2017	877385

Tabla 3.1: Descripción de la base local de imágenes GOES-East del LES.

La base de imágenes del LES surgió por motivos de evaluación del recurso solar sobre territorio uruguayo. Se requiere un histórico largo de imágenes de satélite para poder caracterizar climatológicamente a la irradiación solar. A mayor estadística temporal, más requerimiento de almacenamiento y procesamiento para las imágenes. No obstante, el principal parámetro a considerar para limitar en tamaño el volumen de información es la cobertura espacial de las imágenes. Por ello, la base durante el periodo 2000-2010 cubre solamente el territorio de Uruguay. Para el periodo 2010-2015 se amplió el tamaño de la ventana espacial para considerar toda la Pampa Húmeda además de Uruguay. Para poder aplicar pronóstico por satélite las imágenes deben ser sensiblemente mayores porque es necesario observar la nubosidad en los alrededores, no sólo sobre el territorio. Por otro lado, no se requiere un histórico largo para evaluar un sistema de pronóstico de irradiación solar por satélite. Por ello, para el periodo 2016-2017 se amplió en forma importante el tamaño de las imágenes, que es el actualmente utilizado en nuestro laboratorio. Este es el periodo de tiempo que se utilizó en este proyecto para la evaluación de la predicción por satélite. La cobertura espacial de las imágenes se puede apreciar en la Figura 3.1, donde se muestra una imagen del canal visible (izquierda) y una imagen del canal infrarrojo (derecha) para el mismo momento y generadas por el sistema de procesamiento satelital desarrollado en el marco de este proyecto. Las imágenes en tiempo cuasi-real (entre 1 hora y 30 minutos de delay) se encuentran disponibles en <http://les.edu.uy/online/>, a través de una antena de recepción satelital instalada en la sede Salto del LES que descarga esta información en forma operativa. Más detalles sobre esta antena de recepción se presentan en el Capítulo 4.

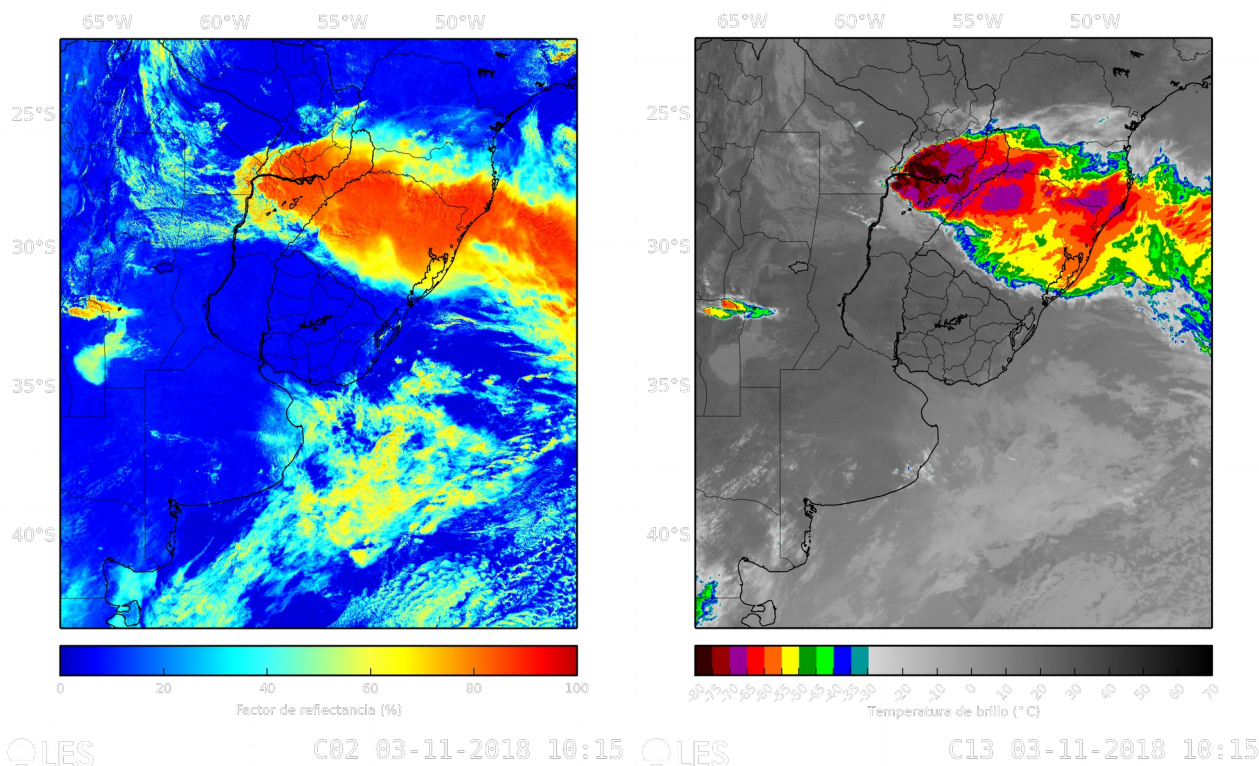


Figura 3.1: Ejemplo de la cobertura espacial de las imágenes del LES desde el 01/01/2016 a la fecha. Izquierda: canal visible (factor de reflectancia). Derecha: canal infrarrojo (temperatura de tope de nube).

Hasta diciembre de 2017, las imágenes del satélite GOES-East tenían para Sudamérica una cadencia temporal de aproximadamente una cada 30 minutos en régimen de funcionamiento normal. La resolución espacial era de 1 km para el canal visible y de 4 km para el canal infrarrojo.

En algunos momentos excepcionales el satélite se destinó a observar con mayor frecuencia eventos de alto interés o impacto, por ejemplo, ciclones tropicales en la región del Caribe u otros fenómenos de tiempo severo, por lo que sólo se aseguraban para Sudamérica imágenes cada 1 hora o cada 3 horas. La disponibilidad de imágenes para Sudamérica implica dos cosas: (i) existen periodos de tiempo (minoritarios) en que no es posible aplicar el pronóstico por satélite, debido a que las imágenes consecutivas están muy separadas entre sí y el desempeño del pronóstico es pobre, y (ii) el pronóstico debe ser adaptado a trabajar con imágenes cada 30 minutos, no cada 15 minutos, como es común en Europa y EEUU. Este segundo punto es una diferencia importante entre la implementación realizada en este proyecto y los sistemas de pronóstico al estado del arte operativos en esas regiones. El problema de la disponibilidad de imágenes para Sudamérica fue solucionado a partir de enero de 2018, cuando el nuevo satélite GOES-R inició operación. Este satélite genera imágenes Full-Disk con una cadencia temporal de 15 minutos para todo el continente americano y con el doble de resolución espacial. Esta información es recepcionada por la antena de recepción y procesada en el servidor @server-sat-01, pero no es aún almacenada en forma regular debido a que se trata de un volumen de información muy elevado. Esta capacidad de almacenamiento se encuentra actualmente en desarrollo en el LES.

3.1.2. Medidas de irradiación

El desempeño del pronóstico se realizará a nivel de irradiación solar y generación PV. Las estaciones de medida de irradiación solar disponibles en Uruguay se muestran en la Tabla 3.2. Existen dos redes de medida a escala nacional: la red de medida del LES/Udelar y la red de medida de la empresa eléctrica estatal UTE. En la red de medida del LES/Udelar se registra la irradiancia a escala minutal (y en algunos periodos de tiempo se realizó a escala 3-minutal) con piranómetros de primera clase o superior según la norma ISO 9060:1990. Estos piranómetros son calibrados cada dos años según indican las buenas prácticas de la Organización Meteorológica Mundial (OMM). Esta calibración se realiza en la sede Salto del LES utilizando un Estándar Secundario que se mantiene con trazabilidad a la Referencia Radiométrica Mundial (patrón primario) ubicado en el World Radiation Center, Davos, Suiza. Las estaciones se encuentran ubicadas en predios del INIA, INUMET o la Udelar, y teniendo en cuenta la calidad de los equipos y el mantenimiento que reciben, la incertidumbre en la medida de esta red de campo es de ~3-5%. En la red de medida de UTE se mide la irradiancia promedio con cadencia 10-minutal utilizando radiómetros fotovoltaicos Li-Cor, que requieren menos mantenimiento, y tienen una incertidumbre característica del ~7%. La ubicación de estas estaciones de medida se encuentra detallada en la Tabla 3.2 junto con sus características principales y su distribución espacial se puede observar en la Figura 3.2. El control de calidad de estas medidas es un asunto importante. El procedimiento de filtrado de calidad aplicado se detalla en Alonso-Suárez (2017).

A partir del año 2015 se encuentra disponible las medidas de la sede Salto del LES, ubicado cercano a la represa de Salto Grande. Las medidas de este sitio (LE) son las de mayor calidad del país, siendo la incertidumbre para GHI de 2-3%. Este sitio dio continuidad a la serie de medida del sitio SA, que se desinstaló en marzo de 2015. Dependiendo del estudio, se utilizaron unas u otras estaciones. Para el estudio de desempeño de la persistencia se utilizó la mayor cantidad de estadística de todas las estaciones. Para la evaluación de desempeño de la predicción de irradiación solar se utilizó la red de medida del LES. En esta evaluación no se incluye el sitio SA, por no tener

medidas disponibles en el periodo 2016-2017.

	latitud	longitud	período	institución	tipo de registro
LE	-31.28	-57.92	01/2015 a la fecha	LES	Minutal
ZU	-34.34	-57.69	05/2015 a la fecha	LES	Minutal
TA	-31.71	55.83	03/2015 a la fecha	LES	Minutal
SA	-31.27	-57.89	06/2010 al 03/2015	LES	Minutal
AR	-30,40	-56.51	12/2011 a la fecha	LES	Minutal
TT	-33.28	-54.17	06/2010 a la fecha	LES	Minutal
LB	-34.67	-56.34	03/2010 a la fecha	LES	Minutal y 3-minutal
RO	-34.49	-54.31	06/2011 a la fecha	LES	Minutal y 3-minutal
RB	-32.80	-56.42	04/2010 a la fecha	UTE	10-minutal
BU	-31.06	-55.60	04/2010 a la fecha	UTE	10-minutal
RM	-34.34	-57.58	05/2011 a la fecha	UTE	10-minutal
RR	-34.09	-53.65	07/2011 a la fecha	UTE	10-minutal
JI	-34.86	-54.73	07/2011 a la fecha	UTE	10-minutal
VA	-33.26	-55.10	09/2011 a la fecha	UTE	10-minutal
RA	-33.82	-56.58	02/2011 a la fecha	UTE	10-minutal
PA	-34.68	-55.58	11/2009 a la fecha	UTE	10-minutal
MM	-34.64	-56.70	04/2011 a la fecha	UTE	10-minutal
BB	-31.75	-57.87	02/2012 a la fecha	UTE	10-minutal

Tabla 3.2: Estaciones de medida en tierra cuyos datos se utilizaron en este trabajo.

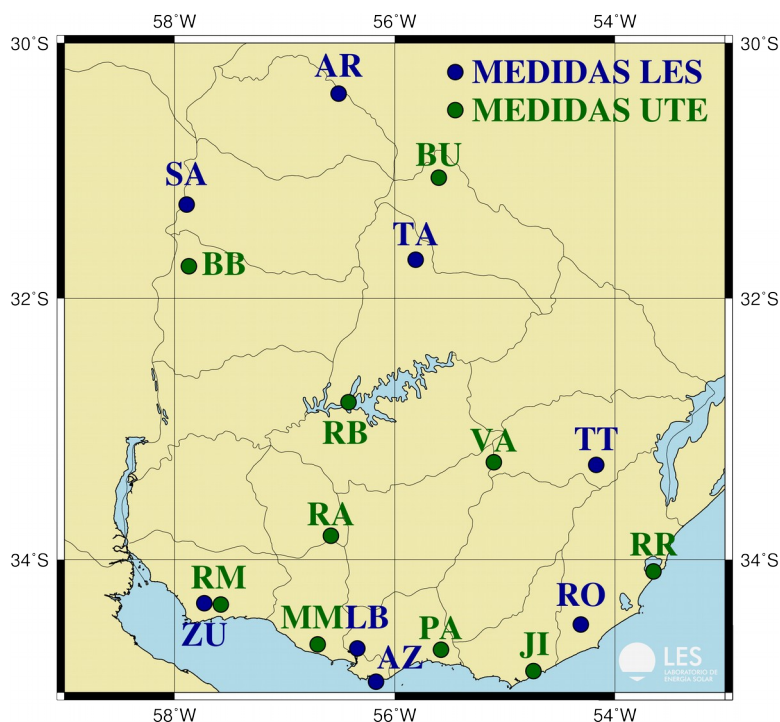


Figura 3.2: Ubicación de los sitios de medida de la irradiancia solar en Uruguay.

3.1.3. Medidas de generación PV

La evaluación de desempeño del pronóstico de generación PV se realizó utilizando los datos de generación disponibles de las plantas PV operativas en Uruguay. Los datos 10-minutales, horarios y diarios de potencia generada (potencia promedio) son disponibilizados por el Administrador del Mercado Eléctrico (ADME). La ubicación de las plantas PV en Uruguay se detalla en la Tabla 3.3 y se ilustra en la Figura 3.3. Las plantas PV se han ubicado en Litoral Norte del país, la región con mayor recurso solar del país. Además de los datos de generación, están disponibles los datos de irradiación global en plano horizontal (GHI) y en plano inclinado (GTI), lo que permitió en este proyecto establecer un modelo sencillo de cada parque de generación.

nombre	código	latitud	longitud	potencia
Asahi	P01	-31.28	-57.92	0.5 MW
La Jacinta	P02	-31.43	-57.91	50 MW
Alto Cielo	P03	-30.42	-57.46	20 MW
Raditon	P04	-32.39	-58.13	8 MW
Bola de Oro	BDO	-32.29	-58.03	34 MW
Naranjal	P11	-31.26	-57.86	50 MW
Del Litoral	P12	-31.44	-57.87	16 MW
Menafra Solar	P13	-32.61	-57.44	20 MW
Arapey Solar	P14	-30.87	-57.45	10 MW
Natelu	P15	-33.26	-57.99	9.5 MW
Yarnel	P16	-32.69	-57.61	9.5 MW
Casalko	P17	-32.21	-58.00	2 MW

Tabla 3.3: Ubicación de las plantas PV en Uruguay y su potencia nominal.

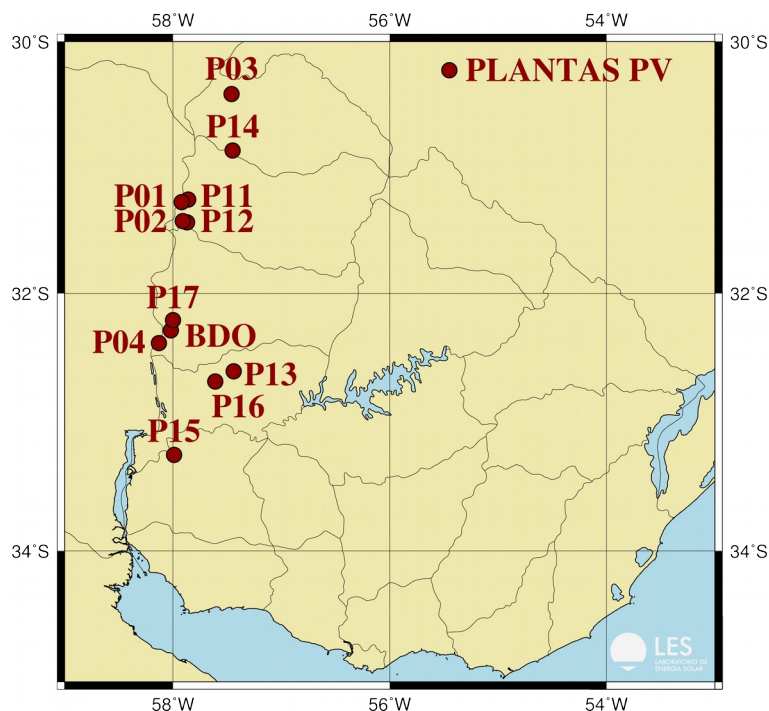


Figura 3.3: Ubicación de las plantas fotovoltaicas en Uruguay.

Se generaron series temporales a partir de agosto del 2015 hasta diciembre de 2017. Se trabajó con las series de GHI, GTI, potencia AC generada (PPV), temperatura ambiente (TAM) y temperatura de celda (TCE). El control de calidad se hizo para cada parque en forma independiente. Se usaron primero una serie de filtros básicos, de umbrales máximos y mínimos para eliminar datos que eran evidentemente erróneos. Luego, se realizó un filtrado de las consignas de potencia e inspección visual. Los datos de consigna se deben eliminar para evaluar la predicción, porque en este caso la generación del parque no se corresponderá con el recurso solar disponible. En la Figura 3.4 se presenta un ejemplo de serie temporal para la planta PV de La Jacinta. Se presentan dos semanas de generación a escala 10-minutal del mes de diciembre de 2015.

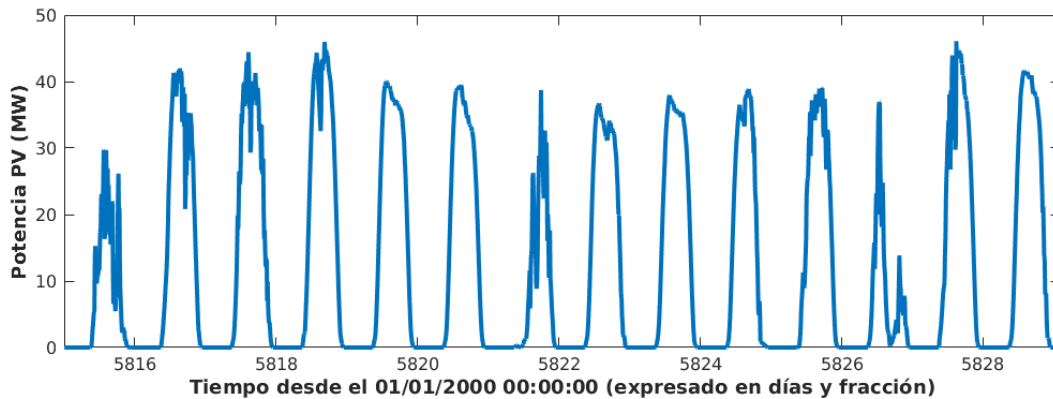


Figura 3.4: Serie temporal de potencia (promedio 10-minutal) PV generada.

3.2. Estimación de la irradiación por satélite

La cadena de predicción de la generación PV (ver Figura 2.1) requiere un modelo para convertir la nubosidad en irradiación solar y un modelo de planta para convertir la irradiación solar en generación PV. En esta Sección se presenta el primer modelo, y los desarrollos para la calibración de imágenes de satélite, paso previo en la aplicación del modelo. Un esquema de este proceso se presenta en la Figura 3.5. Hay un primer procedimiento de calibración indicado por la NOAA para pasar las imágenes de Level 0 (Bs) a Level 1 (Ls). Se ha ajustado un nuevo proceso de calibración satelital para las imágenes Level 1, que permite tener información satelital más consistente a lo largo del tiempo y obtener mejores estimaciones de irradiación.

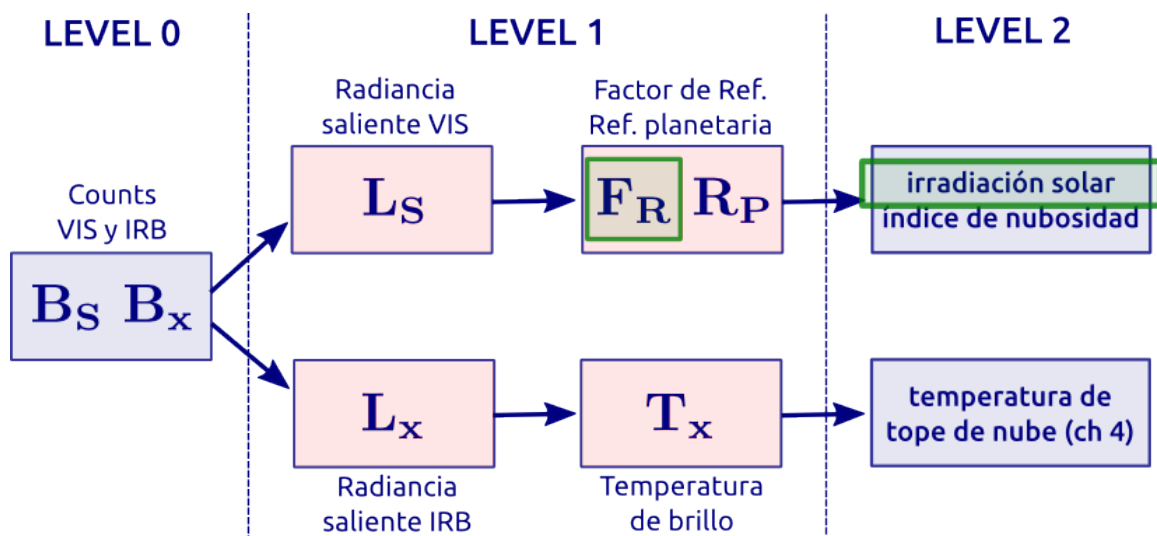


Figura 3.5: Cadena de calibración y generación de productos satelitales implementada en el LES.

3.2.1. Modelos de estimación adaptados al Uruguay

El primer modelo satelital implementado por el LES para estimar la irradiación solar fue una adaptación de un modelo estadístico pre-existente en la literatura (Justus et al., 1986; Alonso-Suárez et al., 2011). En Alonso-Suárez et al. (2012) se introdujo una modificación en este modelo que mejoró de forma sensible su desempeño. A la versión modificada de este modelo se la denomina BD-JPT. Más recientemente se desarrolló el modelo JPTv2 (Alonso-Suárez, 2017), que es el modelo sobre el cuál está basado la actual versión del Mapa Solar del Uruguay. Todos estos modelos son empíricos, y dependen de una serie de parámetros ajustables que se adaptaron específicamente a la región utilizando los datos de irradiación de la red de medida del LES. En el presente año se han empezado a desarrollar modelos híbridos (Laguarda et al., 2019). En la Tabla 3.4 se detallan los indicadores de desempeño a escala horaria de los modelos desarrollados por el LES a la fecha. El modelo JPTv2 continua siendo la alternativa de mejor performance en la región, y es el modelo utilizado en este proyecto para convertir las predicciones de nubosidad a predicciones de GHI. Estos indicadores de desempeño son excelentes si se los compara con los de modelos bien conocidos utilizados en Europa y EEUU, como la familia de modelos Heliosat (Rigollier, 2004) o el modelo SUNY (Pérez, 2002), que son comercializados por consultoras internacionales. En contrapartida, el modelo JPTv2 es un modelo estadístico que no puede ser aplicado fuera de la región sin ajustar localmente sus coeficientes.

Modelo satelital	rMBD	rRMSD
JPT86 – Alonso-Suárez et al., 2011	--	19.8%
BD-JPT – Alonso-Suárez et al., 2012	+1.4%	14.0%
JPTv2 – Alonso-Suárez, 2017	+0.1%	12.0%
CIM-ESRA – Laguarda et al., 2019	-1.0%	12.5%
CIM-McClear – Laguarda et al., 2019	-1.0%	12.1%

Tabla 3.4: Resumen de desempeño de modelos satelitales desarrollados por el LES.

El modelo JPTv2 estima la GHI horaria (I_h) en base a la siguiente parametrización,

$$I_h = I_{sc} F_n \cos(\theta_z) \times (a + b \cos(\theta_z) + c \cos^2(\theta_z)) + d (F_R - F_{Ro}), \quad (\text{Ec. 3.1})$$

donde I_{sc} es el valor horario de la constante solar, F_n es la corrección por la excentricidad de la órbita terrestre en torno al sol, $\cos(\theta_z)$ es el coseno del ángulo cenital, F_R es el factor de reflectancia obtenido de la imagen satelital y F_{Ro} es el factor de reflectancia en condiciones de cielo despejado. Los parámetros a , b , c y d fueron ajustados a las particularidades de la región. Para el factor de reflectancia de fondo, F_{ro} , se ajusta para cada pixel de la imagen una parametrización, de modo de poder modelar su comportamiento a lo largo del día y del año. Esta parametrización depende de 4 coeficientes ajustables A , B , C y D , y tiene la siguiente forma:

$$F_{Ro} = A + B \cos(\theta_z) + C \sin(\theta_z) \cos(\gamma) + D \sin(\theta_z) \cos^2(\gamma). \quad (\text{Ec. 3.2})$$

Aquí, el ángulo γ es el ángulo azimutal entre la dirección y la dirección del satélite, y varía a lo largo del día. Por más detalles se puede consultar Alonso-Suárez (2017). Una vez que los parámetros están ajustados, procedimiento que se realiza utilizando las imágenes de satélite exclusivamente, esta parametrización se puede utilizar para estimar el brillo de fondo en las

imágenes satelitales para cualquier momento del año. Los valores de estos parámetros se ajustaron para cada sitio de medida y cada planta PV en Uruguay, detalladas respectivamente las Subsecciones 3.1.2 y 3.1.3.

El pronóstico de irradiación, $I_{h,\Delta t}(t)$, se obtiene de aplicar la Ec. 3.1 para el tiempo $(t+\Delta t)$ con el factor de reflectancia pronosticado, $F_{R,\Delta t}(t)$. La predicción de F_R se obtiene de los algoritmos CMV. Aplicar esta predicción implica evaluar el $\cos(\theta_z)$ y la Ec. 3.2 para el tiempo $(t+\Delta t)$.

3.2.2. Calibración de imágenes de satélite

Las imágenes GOES-East del periodo 2000-2017 se descargaban en formato crudo (level 0), lo cual se corresponde con la digitalización del voltaje a la salida del radiómetro en órbita. Esta información es calibrada en los servidores del LES según el procedimiento recomendado por la NOAA (Wu y Sun, 2005) para generar los productos calibrados level 1. Esto incluye la calibración pre-launch, que es aplicar la relación entre el voltaje y la radiancia vista calibrada en tierra previo a la puesta en órbita, y la calibración post-launch, que corrige la degradación por el procedimiento de puesta en órbita y por la operación en condiciones extremas fuera de la atmósfera terrestre. El procedimiento de calibración post-launch se realiza por comparación con las imágenes del canal visible del satélite heliosincrónico MODIS, el cual cuenta con capacidad de autocalibración en órbita. Es base a esta comparación la NOAA publica los coeficientes de calibración mes a mes. En la base local del LES, estos coeficientes son interpolados linealmente y se aplican a las imágenes luego de la calibración pre-launch.

La calibración anterior corrige la mayor parte de los desvíos entre diferentes satélite y por degradación del sensor. No obstante, pequeñas diferencias a segundo orden pueden persistir. En ausencia de una referencia para comparar, estas diferencias de segundo orden pueden ser compensadas a partir de analizar la propia serie temporal de información satelital. En la Figura 3.6 se ejemplifica este proceso. La figura superior muestra la evolución de los mínimos de albedo (el brillo de fondo) promediados sobre 18 sitios equiespaciados a 1° en el territorio de Uruguay y para los 18 años de información satelital de la base de imágenes del LES, luego del primer proceso de calibración. Estos mínimos son tomados en ± 3 horas del mediodía solar y son inventanados en 15 días (se toma el mínimo móvil en 15 días) de modo de eliminar ruido de la serie de mínimos. En rojo se muestra una desviación estándar de los mínimos inter-sitios, por lo que brinda información de la variabilidad espacial de la evolución de los mínimos en el territorio. Este gráfico puede ser entendido como la variación promedio del brillo de fondo en el territorio de Uruguay. Las características del satélite son tales que no es posible distinguir cambios por uso de suelo, por lo que las pequeñas variaciones de esta envolvente son debido a falencias de la calibración a primer orden. En la figura del centro se muestra una estimación de la envolvente (en azul y en rojo) de la evolución promedio del brillo de fondo en el territorio (en verde). Esta rectas pueden ser utilizadas para re-procesar la serie entera de imágenes de satélite, compensando estas variaciones. Una vez realizado este proceso, al ejecutar nuevamente el algoritmo de detección de evolución promedio del brillo de fondo en el territorio, se obtiene la figura inferior. Allí la evolución del brillo de fondo se estabilizó a lo largo de toda la estadística satelital. Esta corrección se realizó usando el rango dinámico de la envolvente y preservando el valor promedio de la serie de brillo de fondo. Esta corrección permite tener una mejor estimación de la irradiación solar, con mayor consistencia a lo largo del tiempo.

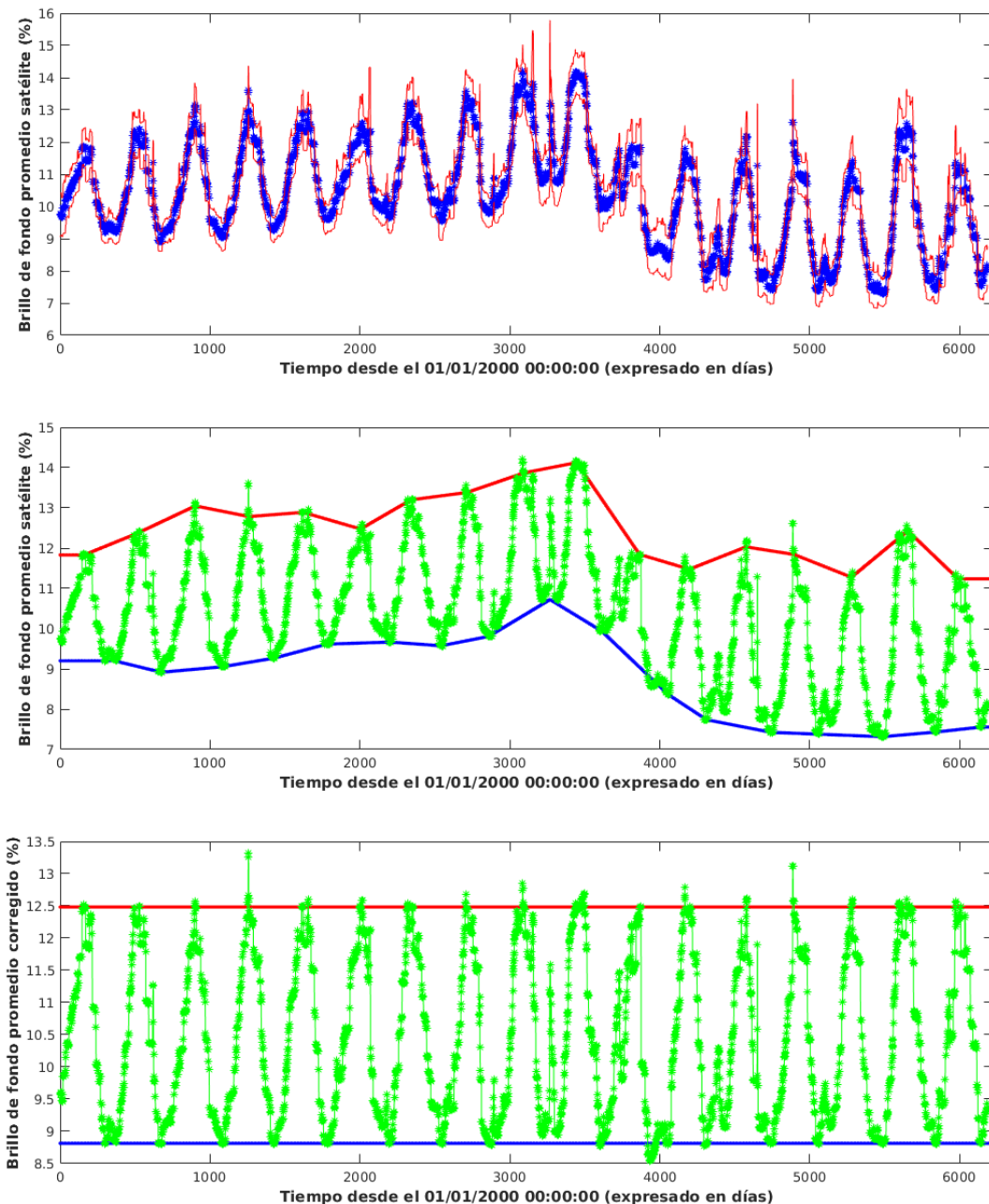


Figura 3.6: Segunda capa de calibración de imágenes de satélite de la base de datos del LES.

3.3. Estimación de la generación PV por satélite

Se utilizaron los datos de generación de las plantas PV de “La Jacinta” (P02), “Alto Cielo” (P03) y “Raditon” (P04), que presentan datos en el periodo 2016-2017 de las imágenes que se utilizaron para el desarrollo del sistema de pronóstico. Los datos de generación (PPV), de irradiación en plano inclinado (GTI) e irradiación en plano horizontal (GHI) permiten establecer y validar (evaluando el desempeño) de los modelos requeridos para transformar la GHI en PPV, siguiendo la cadena de conversión de la Figura 2.1.

La salida de generación de una planta PV es proporcional a la irradiación global sobre los paneles. Esta relación depende de las características de la planta, en particular, de las características de las celdas PV utilizadas y el nivel de sobre-dimensionamiento de la planta (la relación entre la potencia nominal de la planta, máxima potencia autorizada a inyectar a la red eléctrica, y la potencia

pico de paneles instalada). En la Figura 3.7 se muestran los gráficos de PPV como función de la GTI para las tres plantas PV bajo estudio. Los datos graficados son los que pasaron el filtrado de calidad de las series de generación. En estos gráficos es posible observar: (i) la relación lineal entre PPV y GTI, (ii) la limitación de potencia en cada planta para alta irradiación y (iii) que persisten algunos outliers en el filtrado de calidad. Aplicando un ajuste robusto de datos se obtuvieron las curvas identificadas en rojo, que se utilizarán para modelar la relación entre GTI y PPV, y poder estimar la salida de generación a partir de una predicción de GTI sobre los paneles. Este ajuste robusto le da menos peso en la minimización a los outliers que se ven en las figuras. Es estima una curva para la zona de no limitación y luego se la satura por la potencia nominal de la planta. El punto de saturación fue estimado por el algoritmo de minimización y se le permite una pequeña curvatura a la parte proporcional.

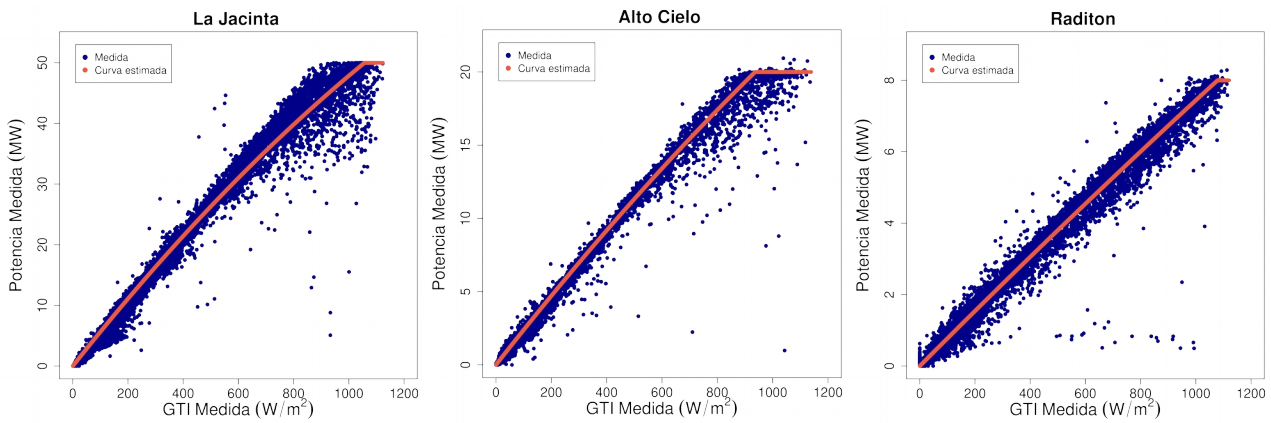


Figura 3.7: Generación PV como función de la irradiación solar sobre los paneles. Escala horaria.

Las curvas de la Figura 3.7 permite estimar PPV conocida la GTI. Previamente se debe estimar la GTI a partir de la GHI. En la cadena de pronóstico, una predicción de GHI se convierte en una de GTI y luego en una de PPV. Para transformar la GHI a GTI se utilizó un modelo de transporte a plano inclinado conocido como Hay & Davis. La expresión para estimar la GTI horaria (I_t) se escribe según,

$$I_t = (I_{bh} + T_b I_{dh}) \times r_b + I_{dh} (1 - T_b) \left(\frac{1 + \cos \beta}{2} \right) + \rho I_h \left(\frac{1 - \cos \beta}{2} \right), \quad (\text{Ec. 3.3})$$

donde I_{bh} e I_{dh} son la irradiación horaria directa y difusa en plano horizontal, respectivamente, r_b es la razón directa, T_b es el coeficiente de anisotropicidad de la atmósfera, ρ es la reflectividad del terreno y β es el ángulo de inclinación de los paneles respecto al plano horizontal. Se utiliza una reflectividad genérica de $\rho = 0.2$ y el ángulo β es el de cada planta PV. Como corresponde para maximizar el recurso diario sobre los paneles, las plantas PV tienen orientación Norte. Para la separación de la irradiación en plano horizontal (I_h) en sus subcomponentes directa y difusa en plano horizontal (I_{bh} e I_{dh}) se utiliza el modelo de fracción difusa de Ruiz-Arias et al., (2010) con sus coeficientes ajustados a la región (Abal et al., 2017). Más detalles sobre este modelo puede encontrarse en Duffie y Beckman (2006).

En la Figura 3.8 se muestra un diagrama de dispersión entre la medida de GTI en la planta (eje x) y la estimación de GTI (eje y) a partir de usar la medida de GHI y las consideraciones del párrafo anterior. Se puede observar el muy buen desempeño del modelo, en tanto los puntos se agrupan en torno a la recta de ajuste perfecto ($x=y$) y la dispersión en torno a ella es baja.

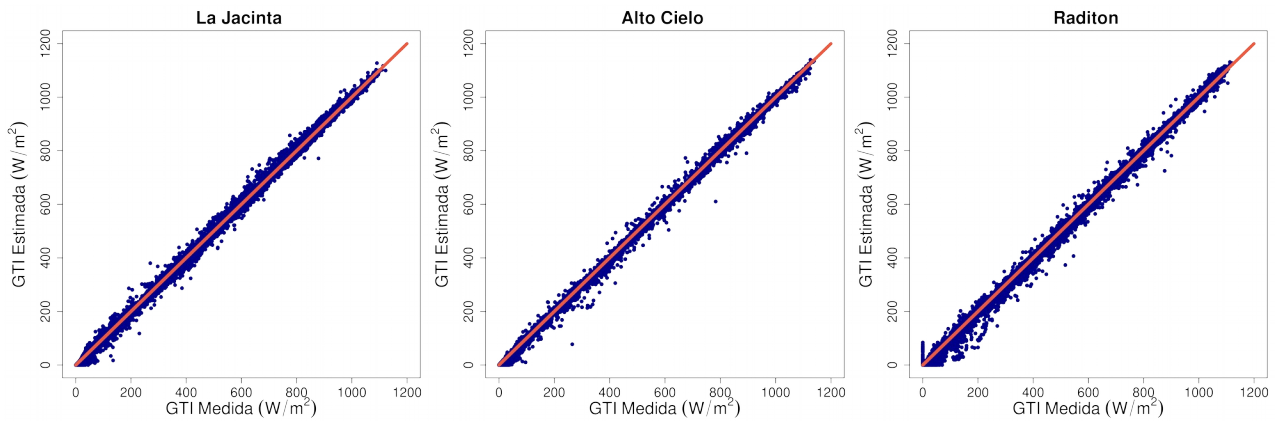


Figura 3.8: Evaluación del pasaje a plano inclinado. Gráfico de dispersión entre la GTI medida y la GTI estimada a partir de la GHI medida en las plantas PV.

Finalmente, en la Figura 3.9, se muestra la comparación entre la PPV medida y la PPV estimada a partir de la GHI medida en la planta, a través de la cadena $GHI \rightarrow GTI \rightarrow PPV$. En esta comparación ya se han eliminado los outliers presentes en la Figura 3.7, utilizando un filtro estadístico de $\pm 2\sigma$ en el error de modelo para pasar GTI a PPV.

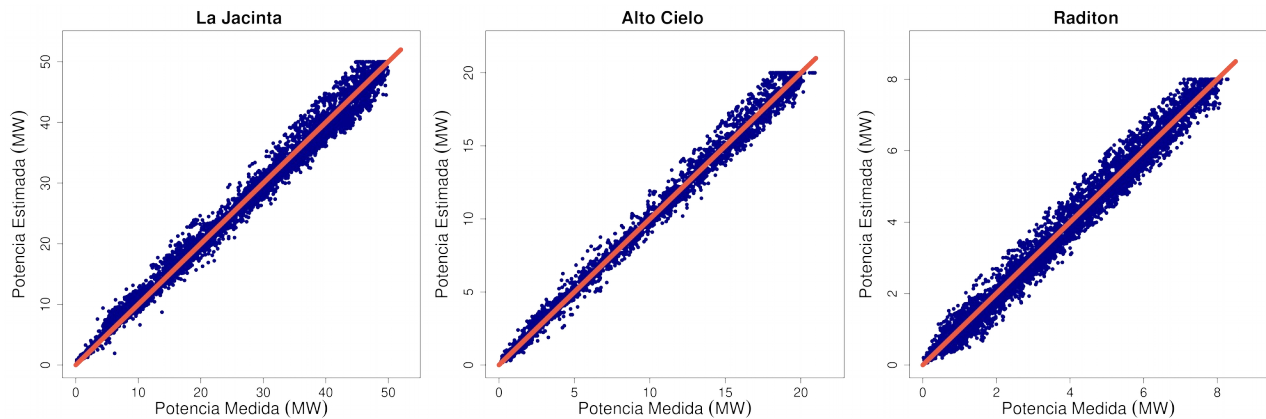


Figura 3.9: Evaluación de desempeño de la estimación de generación PV. Gráfico de dispersión entre la PPV medida y la PPV estimada a partir de la GHI medida, según $GHI \rightarrow GTI \rightarrow PPV$.

Además de la evaluación cualitativa presentada hasta aquí, se realizó una evaluación cuantitativa del error de cada conversión. Esta evaluación se presenta en la Tabla 3.5 en términos del rMBD y el rRMSD.

Modelo de pasaje	rMBD	rRMSD
GHI \rightarrow GTI	+0.7%	3.5%
GTI \rightarrow PPV (con outliers)	-1.9%	11.4%
GHI \rightarrow PPV (con outliers)	-1.1%	11.1%
GHI \rightarrow PPV (sin outliers)	-1.1%	7.0%

Tabla 3.5: Resumen de desempeño de modelos satelitales desarrollados por el LES.

El modelo de pasaje de GHI a GTI presenta bajo error, con un desvío promedio menor al +1.0% y una incertidumbre de 3.5% (para referencia de incertidumbres típicas, ver la Tabla 3.4 de incertidumbre de la estimación horaria satelital para la región de Uruguay). Esta evaluación no está afectada por outliers de ningún tipo (ver Figura 3.8), por lo que resulta razonable suponer que los

outliers se encuentran en los datos de PPV. Las siguientes dos filas de la Tabla 3.8 muestra la evaluación de la conversión GTI → PPV y GHI → PPV sin considerar el filtro de $\pm 2\sigma$ sobre las diferencias entre modelo y medida de PPV. Removiendo los outliers se llega a una evaluación de desempeño más fidedigna. Se concluye que la conversión GHI → PPV presenta un sesgo promedio a la subestimación de aproximadamente -1% y una incertidumbre típica de 7%.

3.4. Desempeño de la persistencia

Es importante conocer con buen grado de detalle el desempeño de la persistencia en la región. Al tratarse del procedimiento más simple para establecer un pronóstico, su desempeño es un límite superior para el desempeño de técnicas de pronóstico. Conocer el desempeño de la persistencia es conocer los niveles de incertidumbre a batir y conseguir un marco de referencia del desempeño esperado de las técnicas de pronóstico ante la variabilidad local de la irradiación solar. Cuanto mayor la variabilidad del recurso, más complejo es establecer una predicción. En ese sentido, el desempeño de una técnica de pronóstico debe ser acompañado de una caracterización de la variabilidad local del recurso o del desempeño de la persistencia. En este trabajo optamos por la segundo, y realizamos aquí una evaluación en detalle del procedimiento de persistencia. Dado que sólo se necesita la propia serie de medida para realizar este estudio, se utilizaron los datos de todos los sitios de medida (descritos en la Sección 3.1.2) con la mayor estadística posible. El estudio se realizó a escala minutal para las 5 estaciones LES que registran con esa cadencia (SA y LE se consideran en conjunto) y a escala 10-minutal, horaria y diaria para todas las estaciones. Se analiza el desempeño para toda condición atmosférica en términos promedio sobre el territorio. Como la estadística temporal de las series de medida es grande, se realiza también un análisis discriminando el desempeño por condición de nubosidad, a través del índice de claridad k_T , definido en la Ec. 2.2.

3.4.1. Desempeño general sobre la región

La evaluación se realizó para cada estación por separado. Luego, los indicadores se promedian sobre todos los sitios para hallar el desempeño típico en la región y se computa la desviación estándar para tener una indicación de la variabilidad inter-estación sobre la región. En las Tablas 3.6 y 3.7 se presentan los indicadores promedio para cada horizonte de pronóstico y las distintas escala temporales. Para la predicción minutal y 10-minutal se muestran sólo algunos pasos temporales representativos. Para las escalas intra-diaras se observa que los primeros pasos de pronóstico presentan un límite exigente para las demás técnicas de pronóstico, con un rRMSD de 17.6% a 1 minuto, de 21.3% a 10 minutos y de 22.9% a 1 hora. El rRMSD de la persistencia a escala minutal crece rápidamente en los primeros pasos, aumentando en 5 minutos del valor de 17.6% a 29.9%. A 60 minutos la predicción minutal tiene un rRMSD de 41.4%. A escala 10-minutal el rRMSD de la persistencia varía desde 21.3% a 10 minutos (primer paso) hasta 52.0% a 300 minutos (último paso). A escala horaria este indicador varía desde 22.9% a 1 hora a 47.9% a 6 horas. Es interesante observar que el desempeño de la predicción minutal se encuentra por encima del pronóstico 10-minutal para iguales horizontes temporales. Lo mismo ocurre para la predicción 10-minutal en comparación con la 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 pronosticar la irradiancia en un minuto específico que la irradiancia promediada en un intervalo de 10 minutos. Para las escalas intra-diaras se observa una tendencia creciente a la subestimación conforme aumenta el paso temporal Δt . El rMBD varía desde valores despreciables para los primeros pasos de predicción en todas las

escalas hasta -0.8% para el último paso minutal, -3.7% para el último paso 10-minutal y -9.4% para el último paso horario. A escala diaria es donde se observan los mayores desvíos: el rRMSD varía entre 42.9% para la predicción a 1 día y 53.3% para la predicción a 5 días. El desvío rMBD es despreciable para todos los horizontes diarios de pronóstico. En la Figura 3.10 se presentan a modo de ejemplo los diagramas de dispersión para la persistencia a 1 hora y a 1 día en adelante. Se identifica en escala de colores la cantidad de puntos en cada zona del diagrama. En ambas escalas se observa una gran dispersión en torno a la diagonal de ajuste perfecto y una acumulación de puntos en torno a ella, que representan muestras de cielo despejado o muy nublado.

MINUTAL					10-MINUTAL				
Δt (minutos)	MBD		RMSD		Δt (minutos)	MBD		RMSD	
	W/m ²	%	W/m ²	%		W/m ²	%	W/m ²	%
1	≈ 0	≈ 0	77	17.6	10	+1	+0.1	89	21.3
2	≈ 0	≈ 0	100	23.8	20	+1	+0.2	108	25.9
3	≈ 0	≈ 0	113	26.8	30	+1	+0.2	117	28.2
4	≈ 0	≈ 0	121	28.6	40	+1	+0.1	125	30.0
5	≈ 0	≈ 0	126	29.9	50	≈ 0	+0.1	131	31.6
6	≈ 0	≈ 0	130	30.8	60	≈ 0	-0.1	137	33.0
7	≈ 0	≈ 0	133	31.5	80	-1	-0.4	148	35.7
8	≈ 0	≈ 0	135	32.1	100	-3	-0.7	159	38.1
9	≈ 0	≈ 0	137	32.5	120	-5	-1.1	168	40.4
10	≈ 0	≈ 0	139	32.9	150	-7	-1.7	180	43.4
20	≈ 0	-0.1	150	35.6	180	-10	-2.3	192	46.1
30	-1	-0.2	157	37.3	210	-12	-2.9	201	48.3
40	-2	-0.4	164	38.9	240	-14	-3.3	208	50.1
50	-2	-0.6	169	40.1	270	-15	-3.5	213	51.3
60	-4	-0.8	175	41.4	300	-15	-3.7	216	52.0

Tabla 3.6: Indicadores de desempeño para las escalas minutal y 10-minutal.

HORARIO					DIARIO				
Δt (horas)	MBD		RMSD		Δt (días)	MBD		RMSD	
	Wh/m ²	%	Wh/m ²	%		MJ/m ²	%	MJ/m ²	%
1	-5	-1.2	96	22.9	1	≈ 0	≈ 0	7.2	42.9
2	-14	-3.4	136	32.5	2	≈ 0	≈ 0	8.5	50.6
3	-24	-5.6	165	39.5	3	≈ 0	≈ 0	8.9	53.5
4	-31	-7.5	186	44.5	4	≈ 0	≈ 0	8.9	53.5
5	-36	-8.7	198	47.3	5	≈ 0	≈ 0	8.9	53.5
6	-39	-9.4	200	47.9	--	--	--	--	--

Tabla 3.7: Indicadores de desempeño para las escalas horaria y diaria.

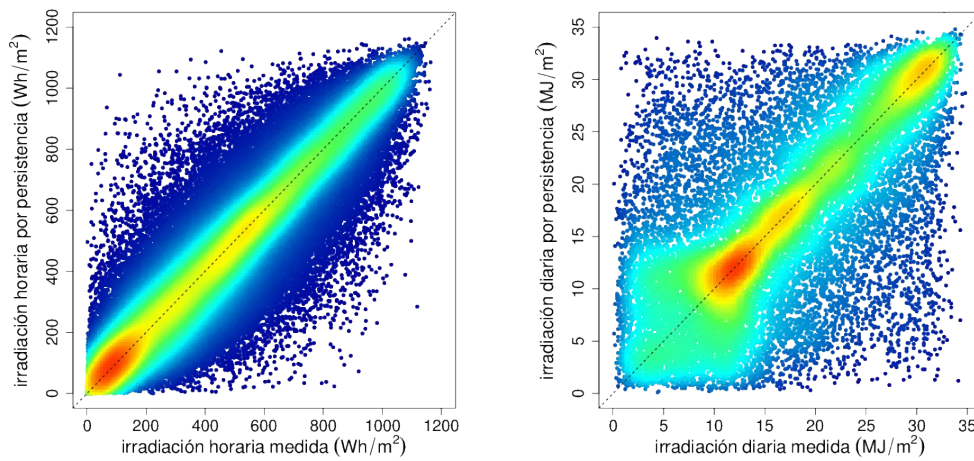


Figura 3.10: Diagramas de dispersión entre la medida (eje x) y la persistencia (eje y).
Izquierda: Predicción a 1 hora hacia adelante. Derecha: Predicción a 1 día hacia adelante.

El desempeño de la persistencia en términos de rRMSD se presenta en forma unificada en la Figura 3.11 para todas las escalas temporales. La línea sólida representa el desempeño promedio en todas las estaciones y la zona en transparencia representa una desviación estándar del desempeño inter-estaciones. En todas las escalas temporales se puede apreciar el comportamiento creciente del rRMSD con el horizonte Δt . El pronóstico minutal es el que presenta mayor dispersión entre estaciones. A escala minutal, 10-minutal y diaria la dispersión entre estaciones permanece aproximadamente constante como función de Δt . En cambio, a escala horaria existe una mayor dispersión entre estaciones para los últimos pasos de predicción. Se incluye a modo de referencia el rRMSD horario y diario de la caracterización por satélite disponible para Uruguay, 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.

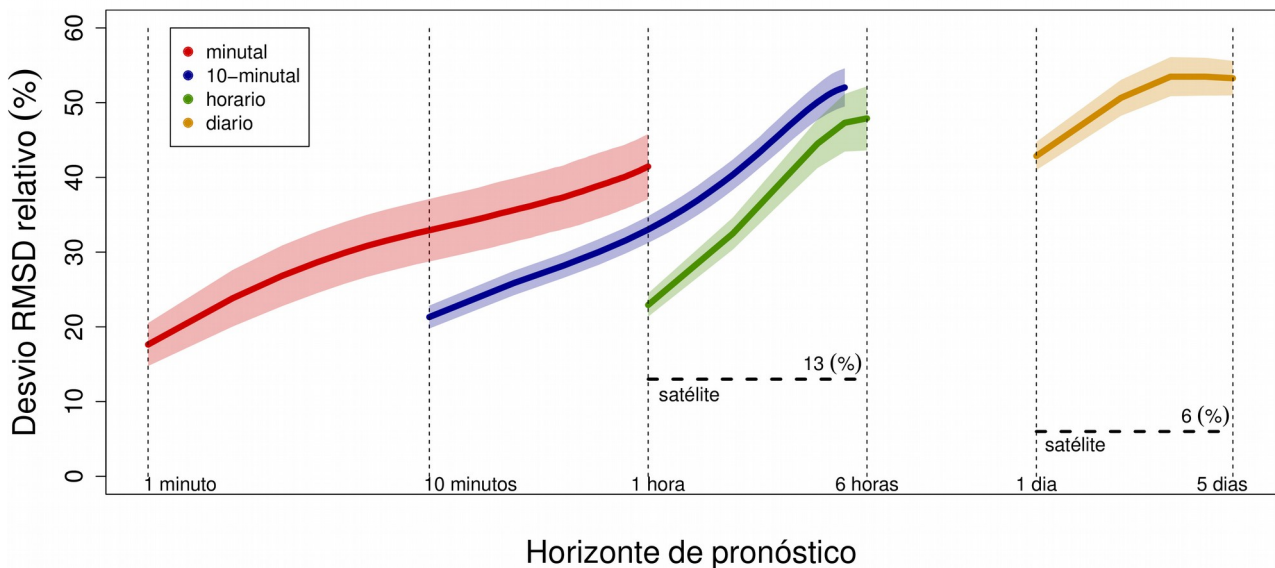


Figura 3.11: Desvío rRMSD porcentual para todas las escalas temporales y horizontes de pronóstico.

3.4.2. Desempeño discriminado por condición de cielo

Los desvíos en el procedimiento de persistencia son distintos dependiendo de la condición de nubosidad y el momento del día. Esto se puede apreciar en la Figura 3.12 donde se muestra la distribución del rMBD y rRMSD para el pronóstico horario a 1 hora como función del índice de

claridad (k_T) y el coseno del ángulo cenital ($\cos \theta_z$). Se observa que para condiciones de cielo despejado el MBD es positivo y para condiciones de nublado es negativo. Esto es coherente puesto que al pronosticar una condición de cielo despejado, los posibles resultados son un MBD aproximadamente cero si efectivamente está despejado en el futuro o un MBD positivo si está nublado. El razonamiento se invierte para una predicción de cielo nublado. Se observa que los mayores desvíos RMSD ocurren en condiciones de nubosidad intermedia ($0.25 < k_T < 0.55$) para alturas solares grandes ($\cos \theta_z > 0.7$), en torno al mediodía solar. En condiciones de cielo despejado, la dispersión RMSD es menor ($k_T > 0.65$). El MBD varía entre -14% y +13%, y el rRMSD máximo alcanza el 50%. En condiciones de cielo despejado y alturas solares intermedias el rRMSD alcanza valores tan bajos como 9-10%.

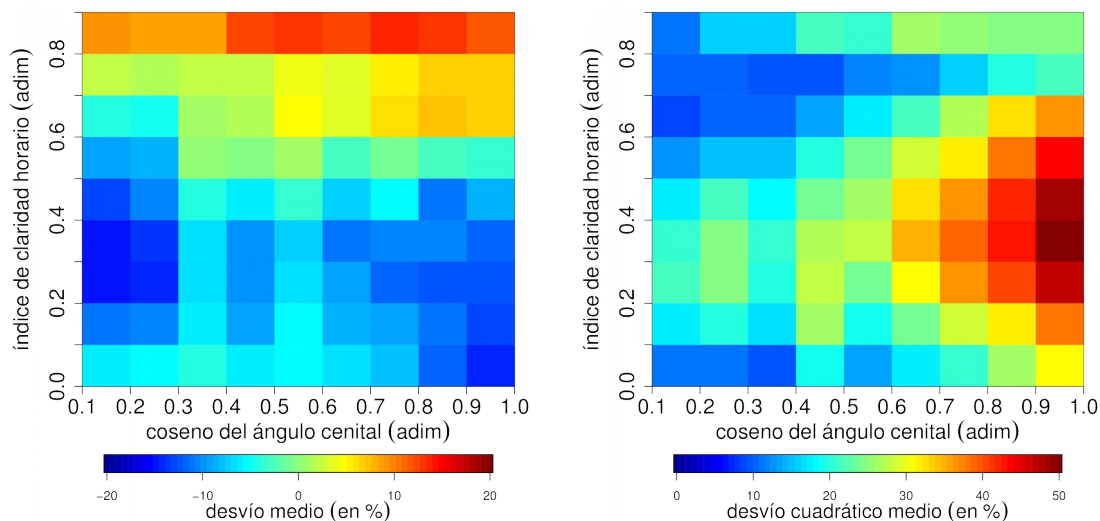


Figura 3.12: Desempeño de la persistencia a 1 hora discriminando por índice de claridad y coseno del ángulo cenital. Izquierda: Desvío MBD porcentual. Derecha: Desvío RMSD porcentual.

Para cuantificar este comportamiento para los demás pasos de pronóstico, se discriminan los indicadores MBD y RMSD para condiciones de cielo despejado ($k_T > 0.65$) y de cielo nublado ($k_T \leq 0.65$). El resultado se presenta en forma resumida en la Tabla 3.8 y se ilustra en las Figuras 3.13 y 3.14. El comportamiento a escala horaria y 10-minutal es similar, observándose un peor desempeño en ambos indicadores a escala 10-minutal, como es esperado. Se observa que el sesgo sistemático es positivo para las condiciones de cielo despejado y es creciente con el horizonte de pronóstico. En cambio, para condiciones de cielo nublado el sesgo sistemático es negativo y decrece más rápidamente, explicando por qué en el sesgo general la subestimación aumenta con Δt creciente (para escalas intra-día). A escala 10 minutal el rango de variación (entre despejado y nublado) del rMBD crece desde -3.7% y +5.1% para el primer paso de pronóstico hasta -24.2% y +18.5% para el último paso. A escala horaria, estos rangos son menores a igual horizonte de pronóstico, y varían del rango entre -5.8% y +4.8% para la predicción a 1 hora al rango entre -24.4% y +12.8% para la predicción a 6 horas. El rRMSD es monótono creciente para ambas escalas temporales y condiciones de cielo. Para cielo despejado, el rRMSD 10-minutal varía desde 19.8% a 40.1% y el rRMSD horario desde 17.1% a 29.7%. Para condiciones de cielo nublado los rRMSD son mayores, estando para escala 10-minutal entre 22.5% y 61.0% y para escala horaria entre 26.6% y 56.8%. Se observa que para horizontes temporales mayores a 2 horas, la predicción 10-minutal en condiciones de cielo despejado presenta menor rRMSD que la predicción horaria en condiciones de cielo nublado. La diferencia de rRMSD entre las condiciones de cielo despejado y nublado se

incrementan al aumentar el horizonte de pronóstico, y la diferencia es mayor a escala horaria que 10-minutal. Se observa que si bien la predicción horaria por persistencia a 1 hora muestra un rRMSD promedio de 22.9% (ver Tabla 3.7), éste puede variar entre 17.1% y 26.6% dependiendo de la condición de nubosidad. El desempeño de la persistencia es bueno para cielo despejado, y su combinación óptima con otras técnicas de pronóstico debe pasar por aprovechar esta propiedad en forma inteligente.

10-MINUTAL – CIELO DESPEJADO					HORARIO – CIELO DESPEJADO				
Δt (minutos)	MBD		RMSD		Δt (horas)	MBD		RMSD	
	W/m ²	%	W/m ²	%		Wh/m ²	%	Wh/m ²	%
10	+21	+5.1	82	19.8	1	+20	+4.8	72	17.1
30	+34	+8.1	106	25.4	2	+31	+7.4	97	23.1
60	+42	+10.2	119	28.8	3	+39	+9.3	112	26.7
120	+54	+13.1	139	33.5	4	+45	+10.7	121	29.0
180	+63	+15.3	153	36.9	5	+50	+12.0	125	30.0
300	+77	+18.5	167	40.1	6	+54	+12.8	124	29.7
10-MINUTAL – CIELO NUBLADO					HORARIO – CIELO NUBLADO				
Δt (minutos)	MBD		RMSD		Δt (horas)	MBD		RMSD	
	W/m ²	%	W/m ²	%		Wh/m ²	%	Wh/m ²	%
10	-15	-3.7	93	22.5	1	-24	-5.8	111	26.6
30	-26	-6.2	126	30.3	2	-51	-12.2	161	38.5
60	-37	-9.0	151	36.4	3	-74	-17.8	198	47.4
120	-61	-14.7	191	46.0	4	-91	-21.8	224	53.6
180	-81	-19.4	223	53.5	5	-101	-24.1	237	56.7
300	-101	-24.2	254	61.0	6	-102	-24.4	238	56.8

Tabla 3.8: Indicadores de desempeño discriminados por índice de nubosidad.

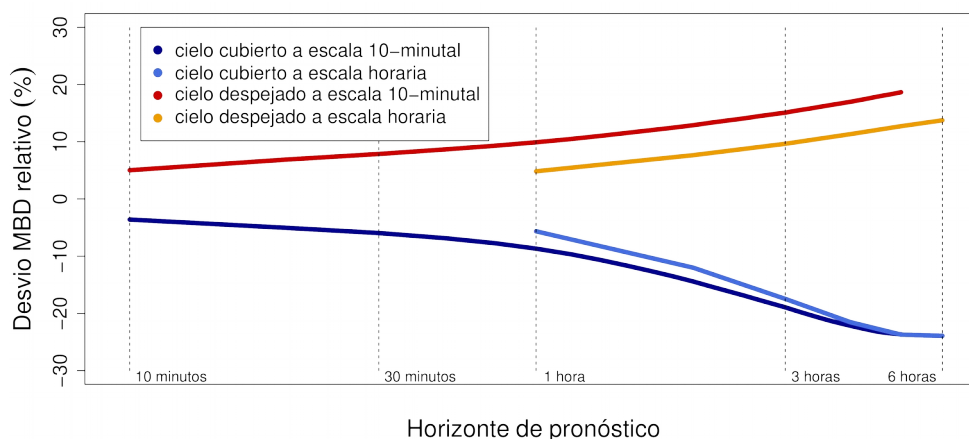


Figura 3.13: Evolución del rMBD como función de Δt para distintas condiciones de nubosidad.

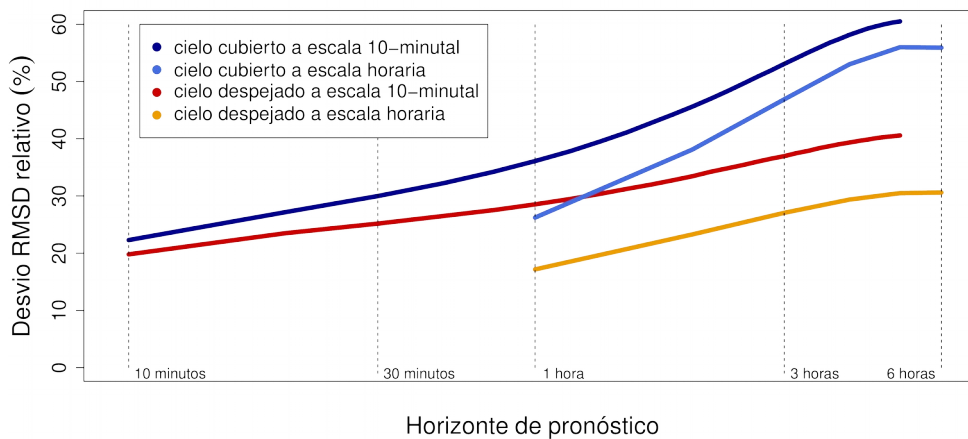
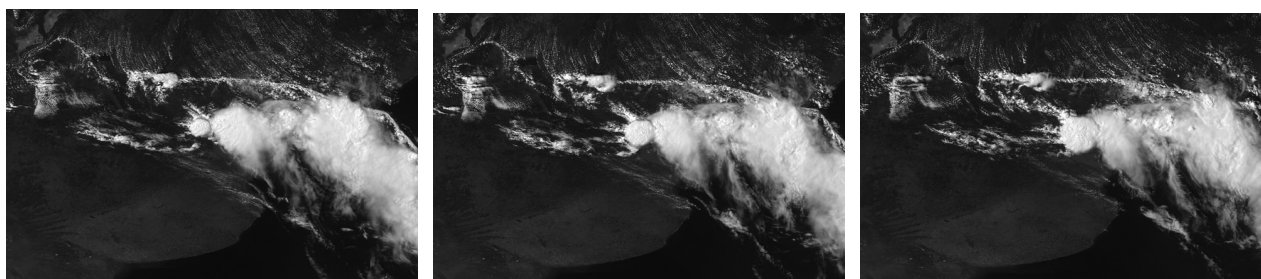


Figura 3.14: Evolución del rRMSD como función de Δt para distintas condiciones de nubosidad.

Las persistencia establece límites exigentes para el desempeño de técnicas de predicción en los primeros pasos de pronóstico. Para este trabajo, interesa especialmente el desempeño horario relevado por este análisis, dado que las técnicas de CMV operan a esta escala. No obstante, el trabajo ya se realizó para todas las escalas de pronóstico a corto plazo, siendo las de mayor interés en general las escalas 10-minutal, horaria y diaria. A escala diaria la persistencia no establece límites particularmente exigentes, si no más bien lo contrario (rRMSD entre 45-55%).

3.5. Desarrollo de la predicción por satélite

Para generar la cadena de pronóstico completa la única etapa faltante es la estimación de las próximas imágenes de satélite. En este proyecto se estudian las técnicas que estiman las próximas imágenes a partir de la estimación de un campo de velocidades para el movimiento/deformación de la nubosidad (CMV o CMF). En la Figura 3.15 se presenta un ejemplo de funcionamiento de este sistema. Las figuras (a), (b) y (c) muestran la imagen anterior (en tiempo $t-1$), la imagen actual (en tiempo t) y la imagen real a pronosticar (en tiempo $t+1$). Las figuras de la parte inferior refieren a la predicción de la próxima imagen. En la figura (d) se presenta la imagen pronosticada en base a utilizar el campo de velocidades estimado, que se presenta en la figura (e). Este campo de velocidades fue obtenido a partir de las imágenes de las figuras (a) y (b). En la figura (f) se muestra el residuo de la estimación. En el ejemplo mostrado se tiene una escena con un movimiento esencialmente de traslación de la nubosidad más alta de oeste a este, que es capturado por el campo de velocidades de la figura (e). Se trata de una escena complicada, donde hay nubosidad a distintas alturas moviéndose en diferentes direcciones y deformación de la nubosidad. La parte central de estas técnicas se encuentra en la estimación del CMV. Aquí, hemos explorado dos opciones: (i) la técnica de Lorenz et al. (2004), similar a técnicas de PIV para estimar movimiento en fluidos, y (ii) técnicas de estimación de flujo óptico, utilizadas en el área de visión por computadora.



(a) Primer imagen ($t-1$).

(b) Segunda imagen (t).

(c) Tercera imagen ($t+1$).

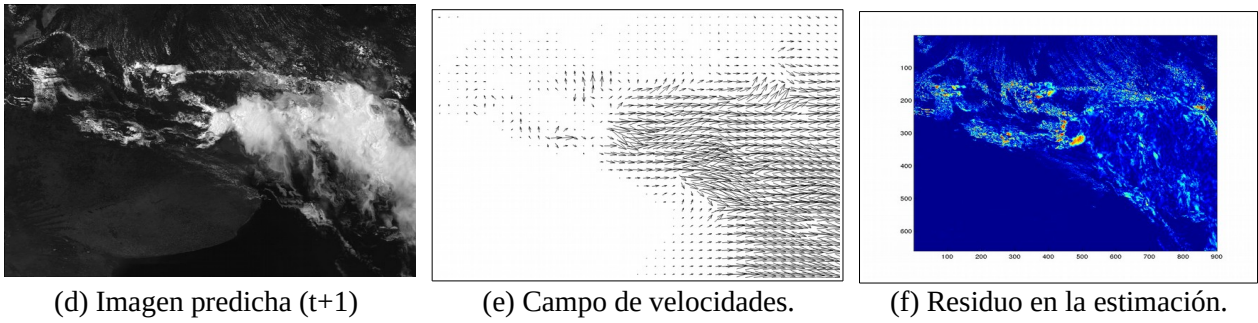


Figura 3.15: Ejemplo de pronóstico de la próxima imagen basado en CMV.

3.5.1. Predicción de la próxima imagen

Conocido el CMF, se debe utilizar la última imagen disponible (a tiempo t) para estimar las que siguen. Este procedimiento se puede realizar de dos maneras: (1) utilizando la imagen sólo a tiempo (t) y multiplicando el CMF por el paso de pronóstico k (se agranda el campo de velocidades) o (2) utilizando siempre el mismo CMF pero pronosticando la siguiente imagen a partir de la imagen pronosticada en el paso anterior (el procedimiento inicia en la imagen a tiempo t). En las Figuras 3.16 y 3.17 se ilustran ambos procedimientos.

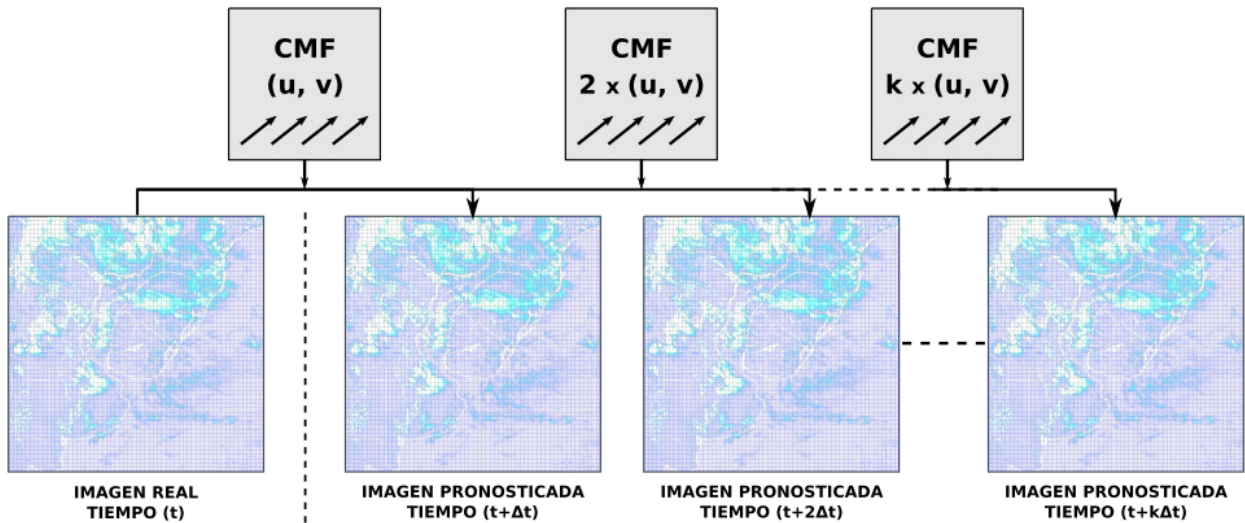


Figura 3.16: Procedimiento (1) para la estimación de las próximas imágenes.

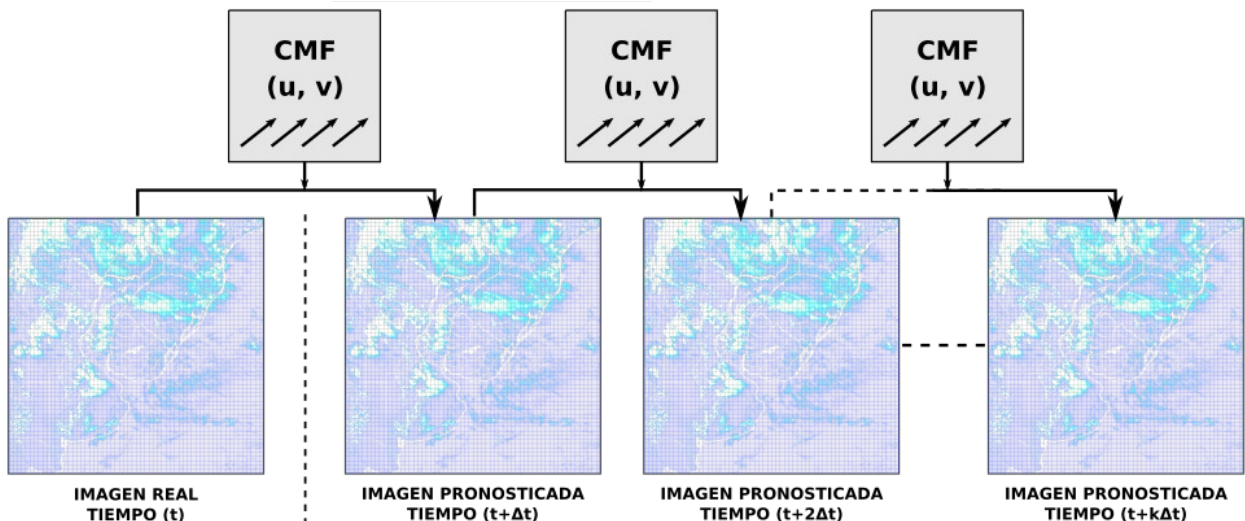


Figura 3.17: Procedimiento (2) para la estimación de las próximas imágenes.

Hemos comparado el desempeño de ambos procedimientos para el pronóstico de las próximas imágenes y el pronóstico de irradiación. Según nuestras comparaciones, el desempeño es similar utilizando los dos procedimientos, siendo un poco mejor si se utiliza el procedimiento (2). Esto es consistente con lo indicado por Kühnert et al. (2013), donde también se comparan ambos procedimientos para predecir las próximas imágenes y también se encontró que el procedimiento (2) produce mejores resultados. Por tanto, en lo que sigue el procedimiento (2) es el utilizado para pronosticar las siguientes imágenes. En las próximas dos secciones se describe el desarrollo de la técnica de Lorenz et al. (2004) y de flujo óptico para estimar el CMF.

3.5.2. Técnica de Lorenz

La propuesta de Lorenz et al. (2004) es la principal técnica utilizada en la actualidad en los sistemas de pronóstico operativos y comerciales. El algoritmo está basado en las técnicas de PIV (Particle Image Velocimetry) utilizadas comúnmente para estimar velocidad en fluidos a partir de secuencias de video. En la Figura 3.18 se ejemplifica el funcionamiento del algoritmo. Se considera una celda en la imagen anterior en torno a un pixel objetivo (identificado en rojo claro) y se compara esta celda con celdas vecinas en una región de búsqueda de la imagen actual. El proceso de búsqueda identifica la celda que sea más parecida a la celda original, y se asigna el desplazamiento resultante como vector de movimiento al pixel objetivo. La identificación de la celda más parecida debe realizarse con una métrica, que puede ser la correlación, el MBD, RMSD o técnicas más sofisticadas basadas en patrones o texturas. La técnica original seleccionar la celda que tenga menor RMSD en comparación con la celda original, y es la forma que se implementó en este proyecto. Este procedimiento para establecer el campo vectorial se repite para cada punto en una grilla equiespaciada en la imagen. Esta grilla se conoce como “Grilla de Vectores” y conforma los puntos donde se calculará el CMF. Debido a limitaciones computacionales esta grilla no puede ser igual a la resolución original de la imagen. La “Grilla de Búsqueda” conforma los puntos en torno a los cuales se buscaran celdas similares a la original, y no tiene por qué ser igual a la grilla de vectores. La Figura 3.18 ilustra los tamaños de la celda y la región de búsqueda, y el espaciado de las grillas, pero no está a escala respecto a los valores utilizados en nuestra implementación.

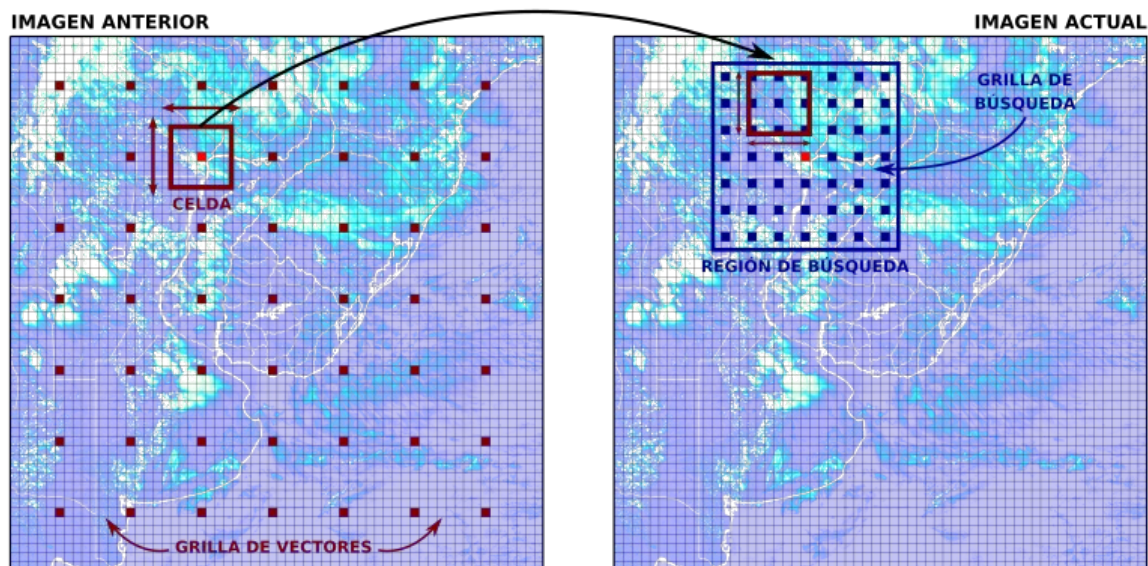


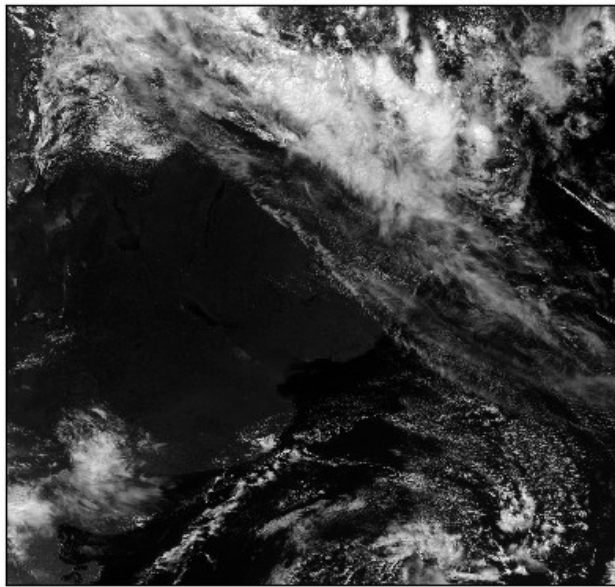
Figura 3.18: Técnica de Lorenz et al. (2004) para la estimación del CMF. La imagen no está a escala y tiene contornos limítrofes añadidos que no están en las imágenes originales utilizadas en el pronóstico.

Para definir el tamaño de la celda seguimos las recomendaciones brindadas en Kühnert et al. (2013). En este trabajo se establece una celda de 110×100 kms. Convirtiendo esta especificación de kms a píxeles, dada la resolución local de las imágenes de satélite, se obtiene un tamaño de celda de 75×75 px. El tamaño de la región de búsqueda limita la velocidad máxima admisible para el CMF. Velocidades más pequeñas son preferidas, en tanto resultan en CMF más estables y suaves. Aumentar la región de búsqueda aumenta también la probabilidad de errores en la estimación de velocidad. Para nuestro sistema definimos una velocidad máxima de 100 km/h, lo que resulta en un desplazamiento máximo de 30 px en media hora (que es la cadencia temporal de las imágenes de satélite utilizadas). Considerando una región de búsqueda cuadrada, se obtiene que el lado máximo debe ser de $l_s = 75 \text{ px} + 25 \text{ px} + (75/2) \text{ px} \approx 135 \text{ px}$, lo que resulta en una región de 135×135 px. Para la grilla soporte del CMF se utilizó la misma resolución espacial que Kühnert et al. (43×43 kms), lo que convertido a píxeles es 30×30 px. Para la grilla de búsqueda se utilizó una resolución mayor, tal que los tiempos de ejecución fueran compatibles con una operación en tiempo real. La grilla de búsqueda se definió en 5×5 px. Estas grillas son un compromiso entre una estimación detallada del CMF y la complejidad computacional del problema. Si se asume que el campo de velocidades resultante no tendrá variaciones abruptas, características que es deseable, no es de esperar una ganancia alta por realizar la estimación del CMF pixel a pixel con una búsqueda con paso de un pixel. El CMF resultante de este procedimiento se pos-procesa con un procedimiento de suavizado, que implica promediar las velocidades en una región de 3×3 px en el soporte espacial de la grilla de vectores. Este procedimiento de suavizado se usa también en técnicas comerciales al estado del arte y ha demostrado que reduce la incertidumbre en el pronóstico (Kühnert et al., 2013). Finalmente, la salida de este pos-proceso se interpola linealmente a la resolución original de la imagen, consiguiendo una estimación de velocidad en cada pixel para ser utilizado para la predicción de la próxima imagen.

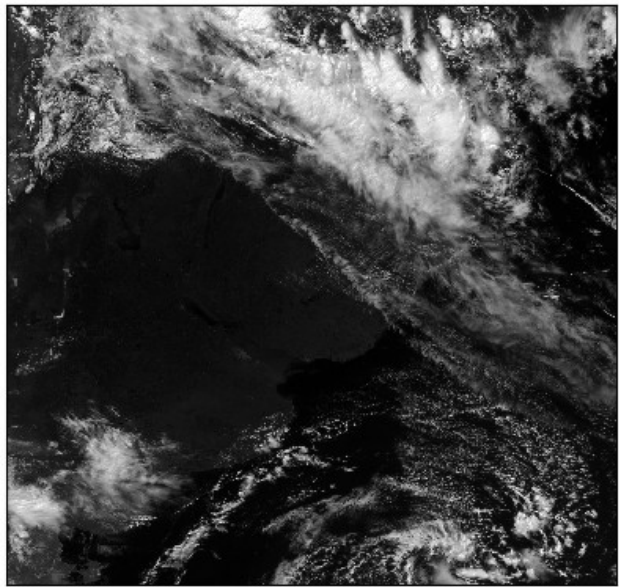
Tipo	tamaño	grilla
Celda de objetivo	75×75 px	30×30 px
Región de búsqueda	135×135 px	5×5 px

Tabla 3.9: Resumen de tamaños y espaciados de grilla utilizados para la técnicas de Lorenz.

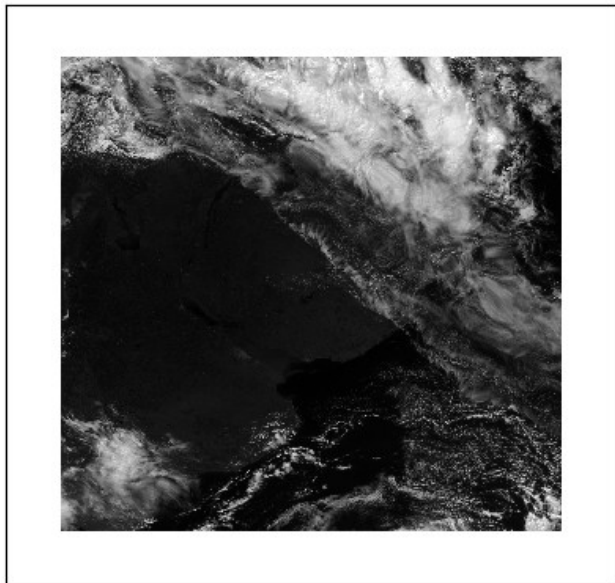
En la Figura 3.19 se brinda un ejemplo representativo de el funcionamiento de esta técnica. En las figuras (a) y (b) se muestran las imágenes a tiempo (t-1) y (t) respectivamente. En la figura (c) se muestra la imagen pronosticada a 1 hora y en la figura (d) se muestran las diferencias entre la imagen pronosticada y la imagen real. El campo de velocidades estimado por la técnica se presenta en la figura (e). La escena presenta varios movimientos, correspondientes a nubosidad a distinta altura. En la parte superior de la imagen, el movimiento es principalmente una traslación de izquierda a derecha. En la parte inferior el movimiento tiene también una componente de rotación. Las nubes presentes en la imagen cambian su forma, tanto en contorno como en brillo. Es posible observar en el CMF que el movimiento de traslación principal es capturado, pero se observan varias irregularidades, principalmente en los bordes de la nubosidad y en la parte inferior, donde el movimiento es más complejo de inferir. En la región donde no hay nubosidad el CMF es nulo, correctamente estimado. Los mayores desvíos en la estimación ocurren en las zonas de la imagen donde hay nubosidad dispersa en pequeñas nubes. La evaluación de desempeño se presenta en la Sección 3.6.



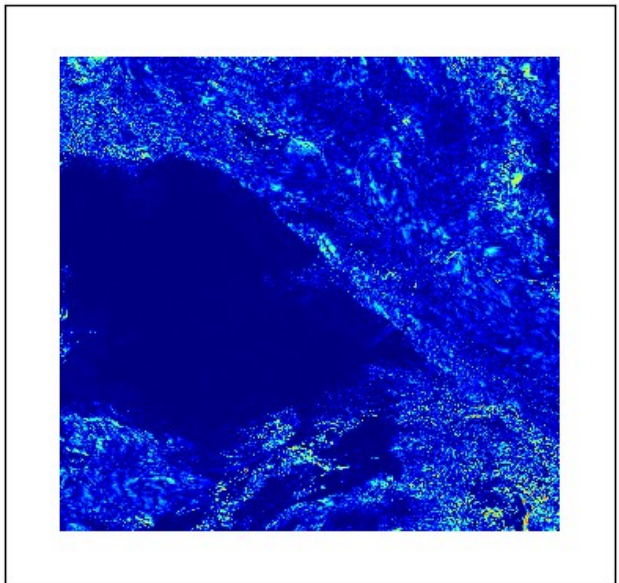
(a) imagen en tiempo (t-1).



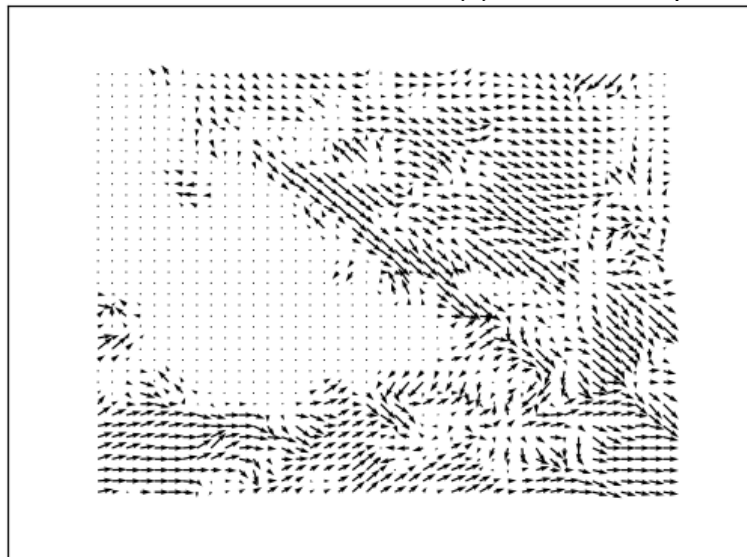
(b) imagen en tiempo (t).



(c) imagen pronosticada a 1 hora.



(d) desvíos en la predicción a 1 hora.



(e) campo de velocidades estimado.

Figura 3.19: Estimación del CMF y pronóstico de próximas imágenes utilizando la técnica de Lorenz.

3.5.3. Técnica basada en flujo óptico

Como se explicó en la sección 2.2, las técnicas basadas en flujo óptico se basan en la suposición de que los desplazamientos son pequeños y los elementos que se desplazan no cambian esencialmente su brillo y forma. Si denominamos $I(x,y,t)$ a la secuencia de imágenes y (u, v) al CMF a estimar, esta idea se transcribe como $I(x+u, y+v, t+\Delta t) \approx I(x,y,t)$, de donde se obtiene a primer orden una Ecuación de Continuidad diferencial: $I_t + I_x \times u + I_y \times v \approx 0$ (Ec. 2.1). Aquí, I_t es la derivada primera en el tiempo de la secuencia de imágenes e I_x e I_y son los gradientes espaciales de la imagen en tiempo (t) en las direcciones x e y , respectivamente. Esta ecuación plantea un problema indeterminado en tanto para cada píxel de la imagen hay una ecuación a cumplir y dos parámetros a estimar (u y v). Existen varias propuestas para levantar esta indeterminación, todas ellas basadas en la inclusión de vínculos en el problema (Wedel y Cremers, 2011). El problema está entonces en escoger vínculos adecuados para el problema a resolver.

Existe dos grandes formas de establecer vínculos en la Ec. 2.1. Una de ellas es considerar que se cumple un modelo en una región, que puede ser un valor constante o un modelo paramétrico. (Lucas y Kanade, 1981). Otra forma, conocida como métodos variacionales, minimizan una función de costo sobre toda la imagen, donde uno de los vínculos a minimizar es la Ec. 2.1 (Horn y Schunck, 1981). Este último es el enfoque que utilizamos en este proyecto. En la función de costo a minimizar se deben agregar vínculos apropiados al problema específico. Como buscamos un campo de velocidades suave que permita discontinuidades (i.e. en la interfaz entre dos capas de nubosidad a distinta altura), hemos aplicado el método variacional propuesto por (Zach et al., 2007) para el problema de estimar los CMF satelitales. La aplicación de esta técnica es novedosa en el área de predicción de la energía solar por satélite. En esta propuesta, el campo de velocidades (u, v) es aquel que minimiza la siguiente función de costo sobre toda la imagen (Ω):

$$\text{Argmin}_{(u,v)} = \left\{ \int_{\Omega} |\nabla u| + |\nabla v| + \lambda |I_t + I_x v_x + I_y v_y| d\Omega \right\}. \quad (\text{Ec. 3.4})$$

Los primeros dos términos buscan que el CMF tenga un gradiente pequeño, favoreciendo su suavidad en el espacio. El segundo término es la restricción de flujo óptico a cumplir. λ es un parámetro que mide la importancia relativa entre cumplir la ecuación de flujo óptico y obtener CMF suaves, y se gradúa para obtener el mejor desempeño. El uso del valor absoluto favorece la discontinuidad del campo (u, v) en las interfaces (Rudin et al., 1992) y complejiza en forma significativa la optimización computacional para su obtención, en tanto se trata de una función a tramos no diferenciable en el origen. Esta optimización no lineal y no diferenciable es posible debido al desarrollo reciente de algoritmos para este fin (Sánchez-Pérez et al., 2013).

La implementación computacional de este algoritmo de minimización tiene dos parámetros a optimizar: (i) el peso relativo de la restricción de flujo óptico (Ec. 2.1) en relación a los términos de regularización espacial, λ , y (ii) las capas de downscaling que se utilizarán, N . Este segundo parámetro está asociado a una pirámide de imágenes en distintas resoluciones que construye el algoritmo, de modo que la solución se va refinando en forma iterativa. Se construye una primer solución a menor resolución, y sucesivamente el campo se va actualizando en tanto se avanza en la pirámide de imágenes a mayor resolución. En el paso final se alcanza la resolución original de la imagen de satélite, por lo que este método realiza una estimación densa del campo de velocidades (una velocidad por píxel en la imagen original). Estos parámetros se ajustaron al problema

específico. Utilizando las imágenes del año 2016, se obtuvieron los valores de λ y N óptimos para el problema, de modo tal que, en promedio sobre todas las imágenes del año, minimicen el RMSD entre el pronóstico de la próxima imagen y la imagen real (primer paso de pronóstico). En la Figura 3.20 se muestra como varía el rRMSD de predicción como función de λ y N . La normalización para obtener el valor relativo se realiza utilizando el brillo promedio de cada imagen, y no respecto al valor máximo (255). Se observa que el rRMSD disminuye rápidamente con λ creciente para $\lambda < 0.4$ y luego se estabiliza para λ mayores. La variación como función de N es de menor entidad, pero se observa que los menores errores se dan para $N=3$. El valor óptimo hallado para el compromiso entre ajuste a datos y regularidad espacial es $\lambda = 0.65$.

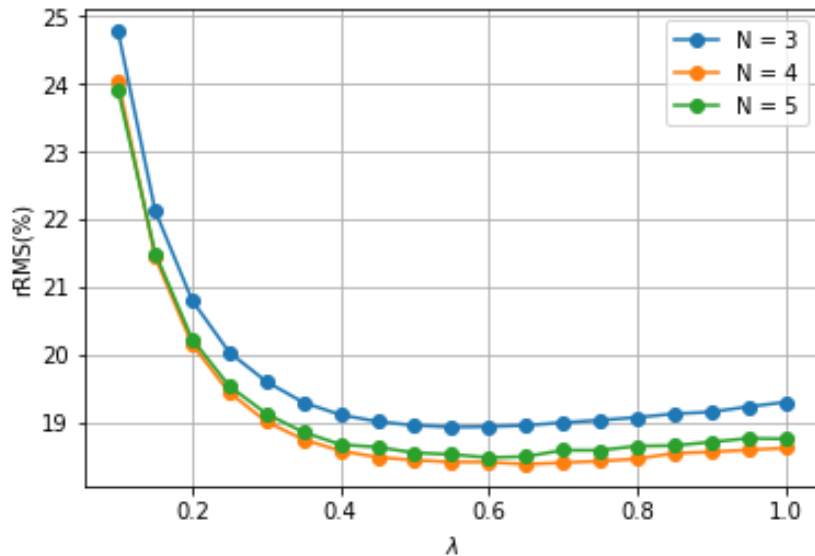
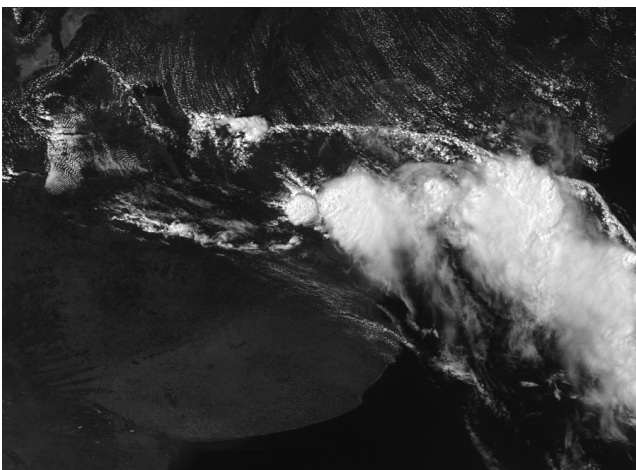
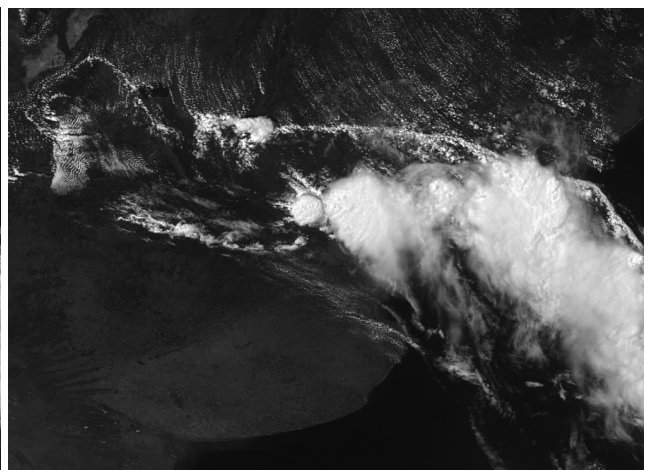


Figura 3.20: Error rRMSD de predicción de la próxima imagen como función de λ y N .

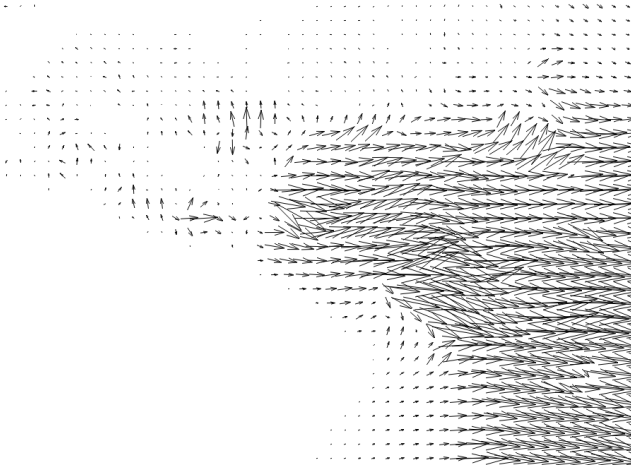
En las Figura 3.21 y 3.22 se muestran dos ejemplo de estimación del campo de velocidades por la técnica de flujo óptico. Las escena seleccionadas son de carácter complejo y refieren a distintas situaciones. En ambas hay distinta nubosidad a distinta altura y con distinto movimiento. Además, hay nubes que se están formando y cambiando su forma (por ejemplo, el cúmulo en el medio de la figura 3.17). En la Figura 3.21 el movimiento es esencialmente una traslación de Oeste a Este, y en la Figura 3.22 el movimiento es esencialmente una rotación en sentido horario. Ambos campos obtenidos representan bien el movimiento general en cada imagen, asociado principalmente a la nubosidad alta. En lo sitios donde no hay nubosidad la velocidad estimada es cero.



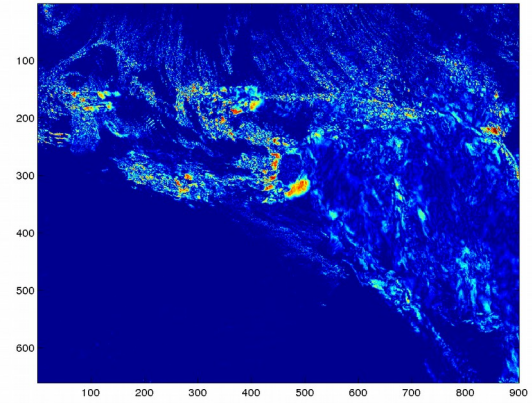
(a) imagen en tiempo (t-1).



(b) imagen en tiempo (t).

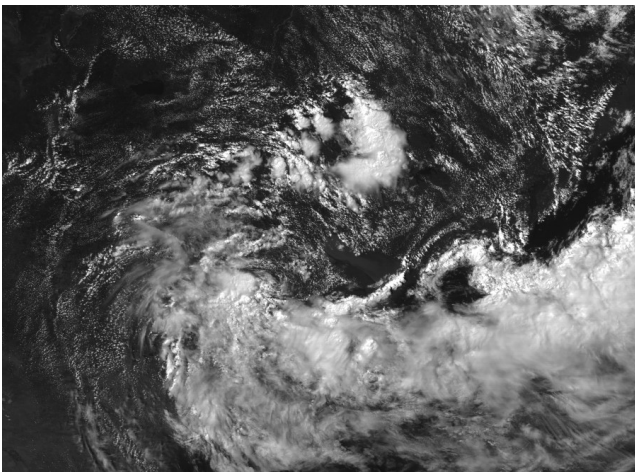


(c) campo de velocidades estimado.

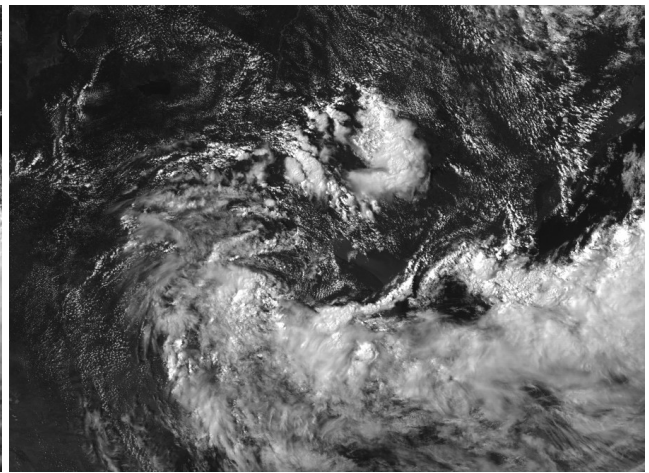


(d) error de predicción a 1 hora.

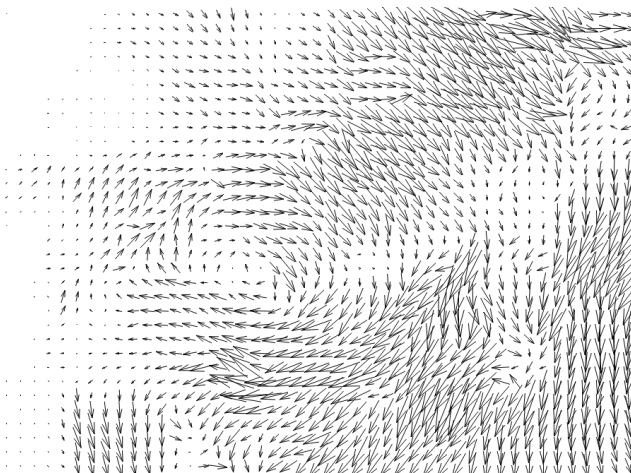
Figura 3.21: Campo de velocidad estimado por técnica de flujo óptico. Ejemplo: traslación.



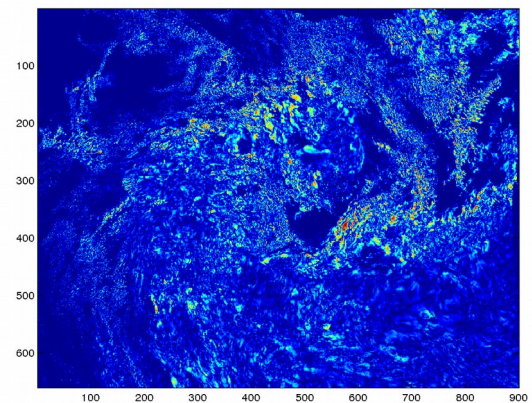
(a) imagen en tiempo (t-1).



(b) imagen en tiempo (t).



(c) campo de velocidades estimado.

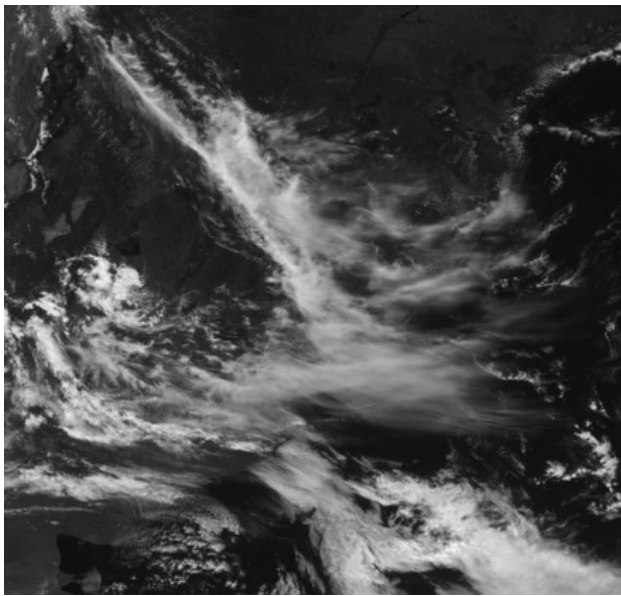


(d) error de predicción a 1 hora.

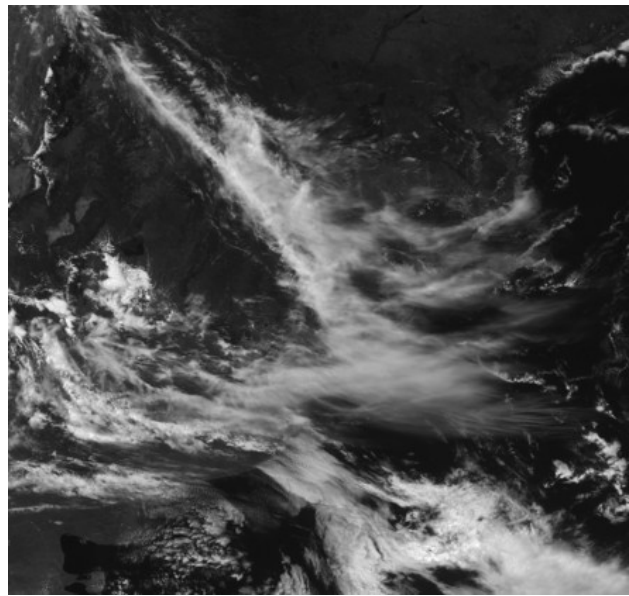
Figura 3.22: Campo de velocidad estimado por técnica de flujo óptico. Ejemplo: rotación.

En la Figura 3.23 se muestra otro ejemplo de estimación del campo de velocidades y próxima imagen utilizando la técnica de flujo óptico. Esta imagen tiene la ventana espacial de las imágenes 2016-2017 y es representativa del conjunto de imágenes. El movimiento principal de la imagen es capturado por el CMF, pero es posible observar artificios en el CMF en las zonas de la imagen donde la nubosidad está dispersa. La imagen pronosticada tiene relación con el movimiento

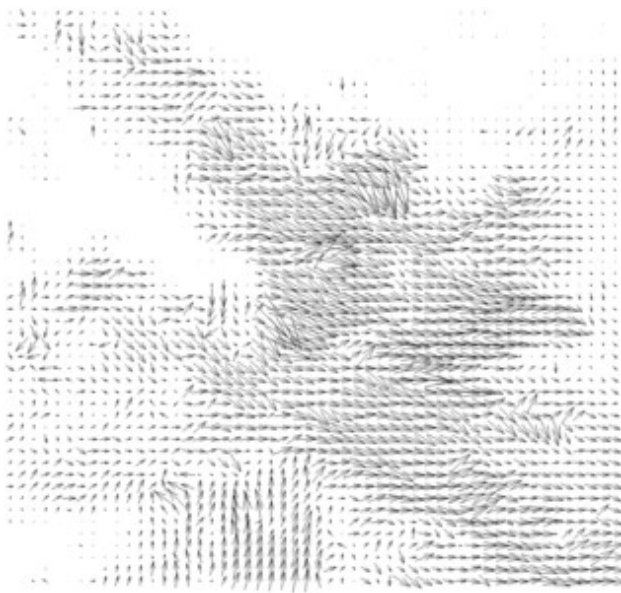
futuro esperado. No obstante, se puede observar cierta deformación de los contornos y texturas en la imagen pronosticada. La evaluación cuantitativa de desempeño de esta técnica se presenta en la Sección 3.6.



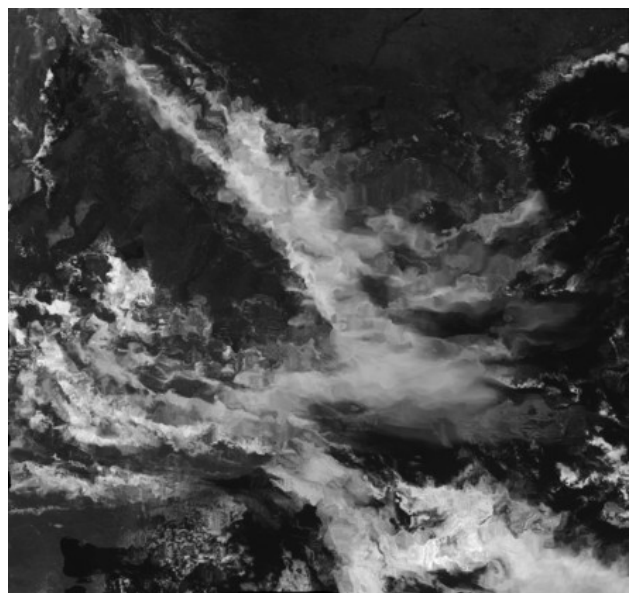
(a) imagen en tiempo (t-1).



(b) imagen en tiempo (t).



(c) campo de velocidades estimado.



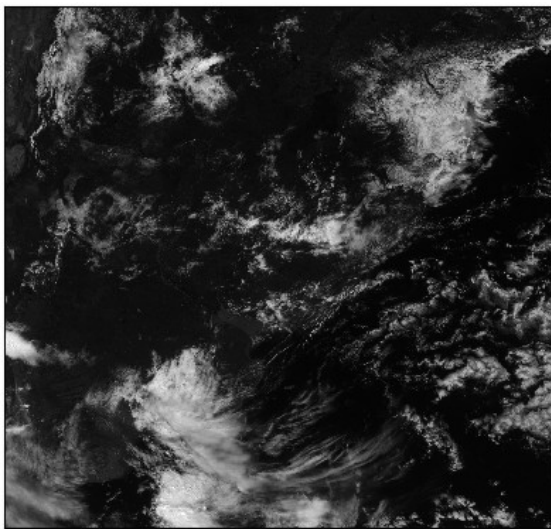
(d) imagen pronosticada a 1 hora.

Figura 3.23: Ejemplo de estimación del CMF por flujo óptico y predicción de la próxima imagen.

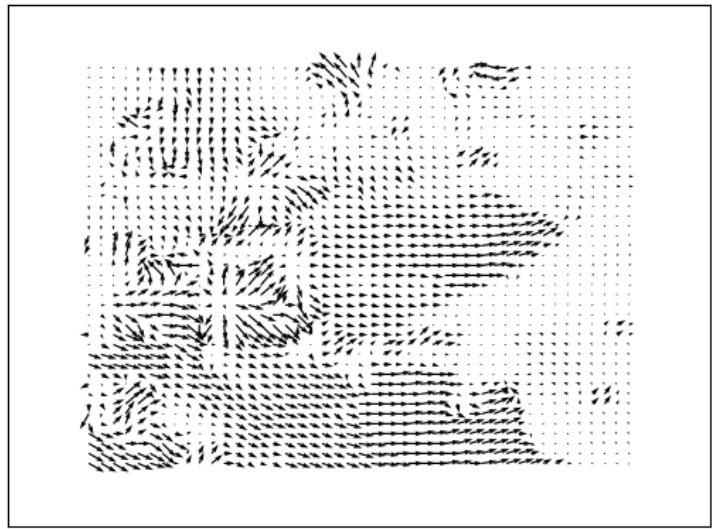
3.5.4. Utilización del canal infrarrojo

Además de desarrollar y evaluar estas técnicas de pronóstico por satélite, se exploró la utilización del canal infrarrojo para la estimación del CMF. Las imágenes del canal infrarrojo tiene menor resolución espacial (4 km de resolución nominal, frente a 1 km de las imágenes del canal visible) y, como se observa la temperatura de brillo, es de esperar que los campos de velocidad estimados sean los de la nubosidad alta (a mayor altura, menor temperatura). La idea detrás de utilizar el canal infrarrojo es lograr una mejor estimación de los CMF durante la mañana, dado que se disponen imágenes térmicas las 24 horas, en contrapartida al canal visible en que sólo hay imágenes diurnas. En la Figura 3.24 se muestra un ejemplo de este esquema de predicción. El CMF

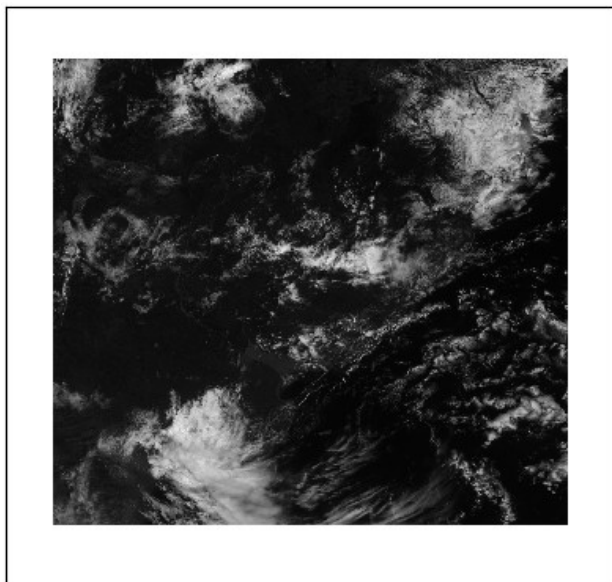
se estimó utilizando la técnica de Lorenz sobre el canal infrarrojo con la resolución de ese canal (4km). Los parámetros de la Tabla 3.9 (en píxeles) se adaptaron para trabajar con imágenes con 4 veces menos resolución espacial. El CMF estimado del infrarrojo se interpola linealmente a la resolución de la imagen del canal visible, y luego se utiliza en forma idéntica al resto de las técnicas, utilizando la imagen del canal visible a tiempo (t) y el procedimiento (2) explicado en la Subsección 3.5.1. Se observa que los CMF estimados capturan el movimiento principal de la nubosidad y son más suaves que al utilizar las imágenes del canal visible. El campo de velocidades es más representativo de la nubosidad alta. El pronóstico de las próximas imágenes es también adecuado. No obstante, como se presentará cuantitativamente en la Sección 3.6, este procedimiento no obtiene mejor desempeño para la predicción de irradiación solar. Mayor desarrollo es necesario para comprender si el canal infrarrojo puede aportar información de relevancia para la predicción de irradiación solar. Aquí hemos mostrado preliminarmente que los CMF resultantes son adecuados, pero su desempeño para el pronóstico de energía solar no alcanza el de las técnicas basadas en el canal visible.



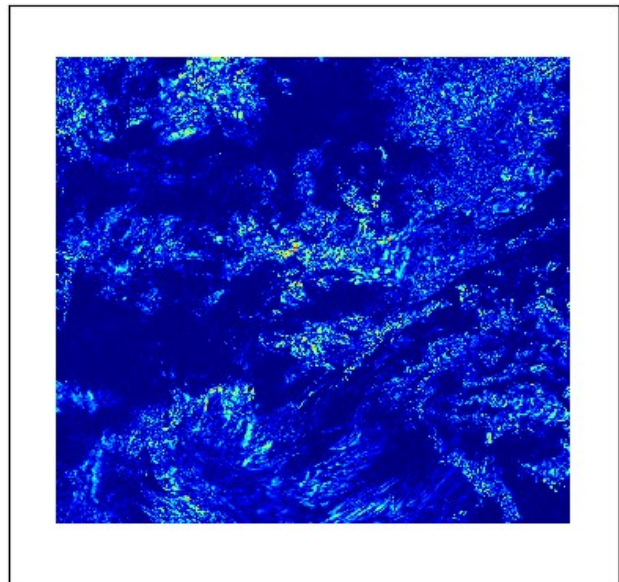
(a) imagen real en tiempo (t).



(b) campo de velocidad estimado del canal infrarrojo.



(c) imagen pronosticada a 1 hora.



(d) desvíos de predicción de la próxima imagen.

Figura 3.24: Ejemplo de estimación del CMF por flujo óptico y predicción de la próxima imagen.

3.6. Evaluación de la predicción por satélite

En esta sección se presenta la evaluación cuantitativa del desempeño del pronóstico por satélite para la predicción de irradiación solar y generación PV. Luego de pronosticar las próximas imágenes, se extraen las series temporales de la predicción en cada punto, que se convierte a una serie temporal de irradiación solar y de generación PV. Se evalúa cada técnica por separado para la irradiación solar y luego, para la técnica de mejor desempeño, se evalúa la utilización del canal infrarrojo y la predicción de la generación PV. La evaluación se realiza utilizando los datos e imágenes correspondientes al periodo 2016-2017.

3.6.1. Evaluación de la predicción de irradiación solar: técnica de Lorenz

En la Figura 3.25 se muestran los diagramas de dispersión entre la medida en tierra de irradiación solar (eje x) y el pronóstico de irradiación solar (eje y). Cuanto más cerca se encuentren las muestras de la diagonal de ajuste perfecto (recta $x=y$), mejor el desempeño del pronóstico. Se muestran 3 horizontes de pronóstico distintos, 1 hora, 3 horas y 5 horas en adelante, para 7 sitios de la red de medida del LES que presentan medidas de alta calidad durante el periodo 2016-2017 (LE, LB, PP, RC, AR, ZU y TA). Se observa un desvío promedio bajo del pronóstico, en tanto la regresión lineal de los datos (mostrada en rojo) es muy similar a la recta $x=y$. Recién para el último paso de pronóstico (5 horas) se observa alguna pequeña diferencia en tal sentido. La dispersión del error es baja y, como es esperable, aumenta con el paso de pronóstico. En la Tabla 2.10 se presentan los indicadores de desempeño en función del horizonte de pronóstico para la predicción de irradiación solar por el procedimiento de persistencia y la técnica CMV de Lorenz. En esta Tabla se presentan los indicadores promediados en los sitios y los indicadores del pronóstico regional.

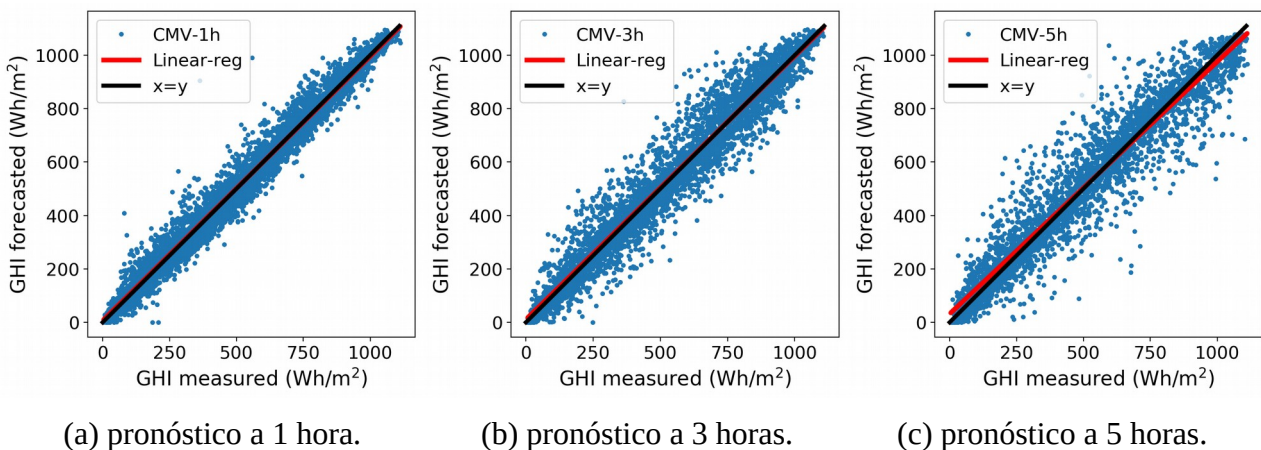


Figura 3.25: Gráficos de dispersión entre la medida horaria de irradiación (eje x) y el pronóstico horario de irradiación (eje y) utilizando la técnica de Lorenz para distintos horizontes de pronóstico.

Paso de predicción	Pronóstico en sitios específicos					Pronóstico regional				
	Persistencia		Técnica de Lorenz			Persistencia		Técnica de Lorenz		
	MBD (%)	RMSD (%)	MBD (%)	RMSD (%)	FS (%)	MBD (%)	RMSD (%)	MBD (%)	RMSD (%)	FS (%)
1 hora	-1.0	20.8	-0.4	18.7	+10.1	-1.0	9.2	+0.3	8.7	+5.4
2 horas	-2.7	30.2	+0.2	25.4	+15.9	-2.4	15.0	+0.6	11.1	+26.0
3 horas	4.4	36.5	+0.5	31.1	+14.8	-3.9	19.8	+0.7	13.9	+29.8
4 horas	-5.2	40.1	+0.9	34.8	+13.2	-4.7	23.3	+0.9	16.3	+30.0
5 horas	-4.8	41.4	+1.2	37.0	+10.6	-4.6	25.2	+0.9	17.7	+29.8

Tabla 3.10: Indicadores de desempeño para la persistencia y la técnica CMV de Lorenz (irradiación solar).

El desvío promedio de la técnica CMV de Lorenz es pequeño ($|rMBD| \leq 1.2\%$) y el rRMSD es creciente con el paso de pronóstico. Esta apreciación es cierta para el pronóstico en sitios específicos y para el pronóstico regional. En ambos casos la performance de la técnica CMV es mejor que el desempeño del procedimiento de persistencia. El desempeño del pronóstico regional es sensiblemente mejor que el del pronóstico en sitios; para sitios el rRMSD varía entre 18.7% a 1 hora y 37.0% a 5 horas, cuando para el pronóstico regional el rRMSD varía entre 8.7% a 1 hora y 17.7% a 5 horas. La evolución creciente del rRMSD con el horizonte de pronóstico se resume en la Figura 3.26. Para una mejor comparación ambos gráficos tienen la misma escala en el eje y. El sombreado en la Figura 3.26 (a) representa una desviación estándar del desempeño inter-estación. El rRMSD desagregado por cada estación se muestra en la Figura 3.28.

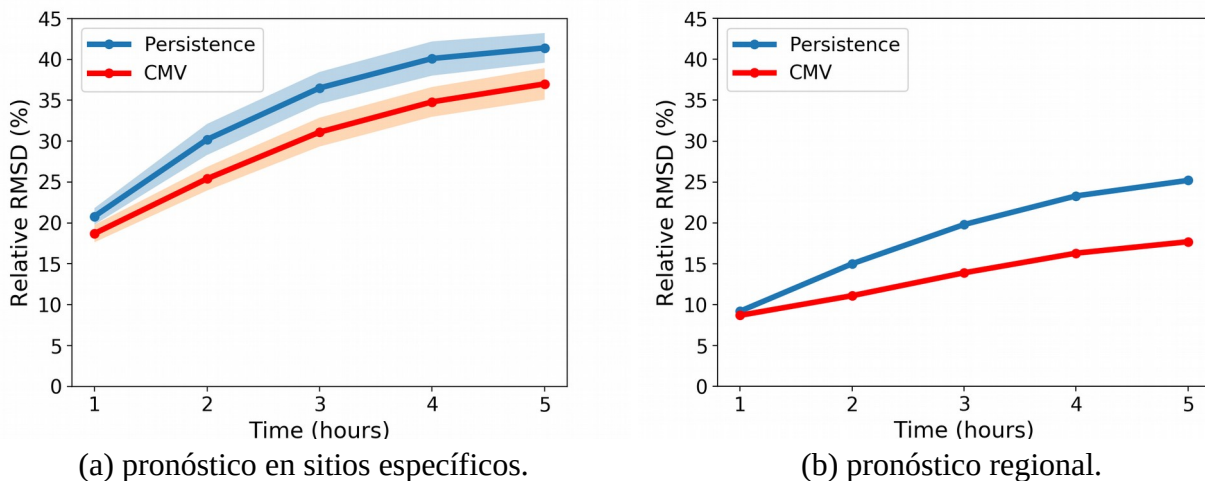


Figura 3.26: Resumen de desempeño rRMSD para el pronóstico de irradiación solar por la técnica de Lorenz.

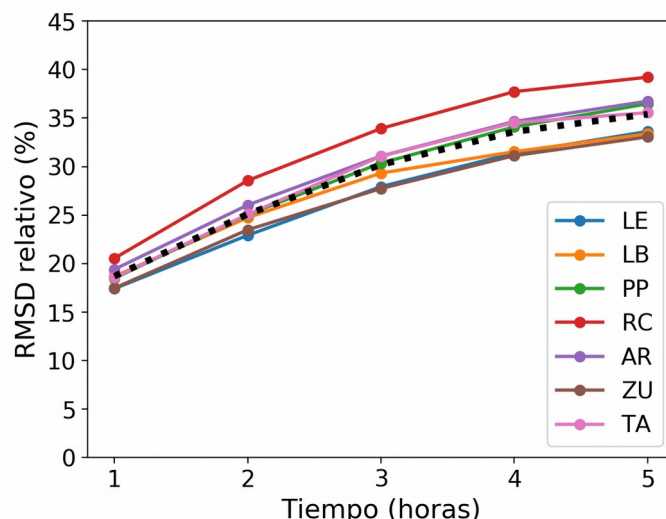


Figura 3.28: Desempeño rRMSD del pronóstico de irradiación solar por la técnica de Lorenz.

En todos los casos el desempeño de la técnica CMV de Lorenz es mejor que el de la persistencia. Esto resulta en valores de Forecasting Skill (FS) positivos, como se observa en la Tabla 3.10. Para sitios específicos el FS crece un +10% a +16% del primer al segundo paso de pronóstico, y luego decrece monótonamente hasta el último paso de pronóstico (FS=+10.5%). Por tanto, la ganancia del pronóstico respecto a la persistencia es de 10-16%. Para el primer paso de pronóstico el FS para sitios específicos es mayor que el que alcanza el pronóstico regional. No

obstante, pronóstico regional presenta un salto importante de FS entre el primer y el segundo paso de pronóstico, pasado de +5% a 1 hora a +25% a 2 horas. Para los horizontes de pronóstico mayores (de 3 a 5 horas en adelante) el FS del pronóstico regional estabiliza en +30%. Por tanto, para los horizontes de pronóstico de 2 a 5 horas el FS alcanzado para el pronóstico regional es sensiblemente mayor que el de pronóstico en sitios específicos, con ganancias respecto a la persistencia entre 25-30%. Para la primer hora de pronóstico la ganancia del pronóstico regional no es tan alta, pero aún así resulta una alternativa mejor que el procedimiento de persistencia. Esta información se resumen en la Figura 3.27.

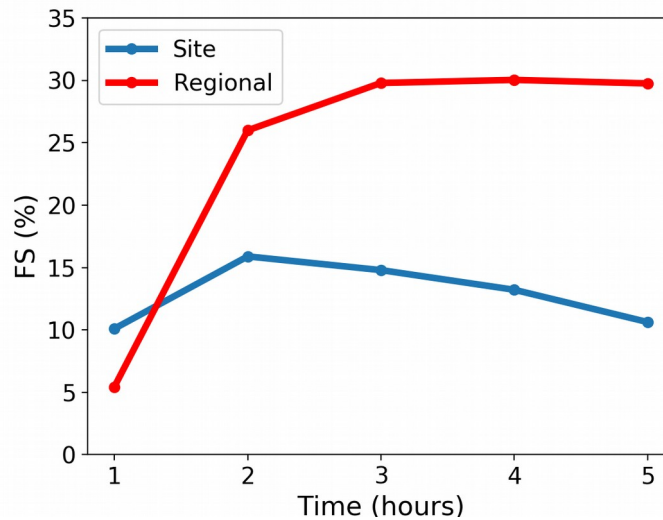


Figura 3.27: Forecasting Skill del pronóstico de irradiación solar por la técnica de Lorenz.

Para entender mejor el funcionamiento de la predicción de irradiación solar por la técnica CMV de Lorenz y la cadena de pronóstico en general, en la Figura 3.28 se discrimina el desempeño de la predicción a 1 hora por coseno del ángulo cenital e índice de claridad. Se observa que los mayores desvíos en el pronóstico se obtienen para: (i) condiciones de nubosidad intermedia (parcialmente nublado, $0.3 \leq k_T \leq 0.6$) para mediodías solares en verano ($\cos z \sim 1$) y (ii) para condiciones de cielo despejado con baja turbidez en el cielo (días muy claros, con alta trasmisividad atmosférica debido a bajo contenido de agua precipitable y baja ocurrencia de aerosoles). Los desvíos en la situación (i) son esperables, en tanto la nubosidad parcial es la situación en la cual es más difícil establecer una predicción. El mediodía solar de verano es donde los mayores errores son posibles debido a que la GHI es alta. La normalización para obtener un RMSD porcentual se realiza con la media de las medidas a lo largo de todo el año y no de las medidas en esa situación específica, por lo que el error relativo a la situación específica será sensiblemente más bajo. Los errores en la situación (ii) son atribuibles al modelos de estimación de la irradiación solar utilizado (JPTv2) y no a la técnica de pronóstico. De la evaluación del modelo satelital surge que el desempeño del modelo tiene falencias para los días de cielo claro y poca turbidez. Por otro lado, la cantidad de horas al año que caen en esta situación es pequeña, con lo cual no afectan en forma significativa el desempeño promedio del pronóstico.

El desempeño rRMSD de la técnica CMV de Lorenz para la predicción a 1 hora de irradiación solar es de 18-19%, lo que es un aumento de 6% respecto a desempeño de caracterización horaria del modelo satelital de estimación de irradiación solar (12-13%). Este 6% es

la incertidumbre adicionada por el pronóstico CMV para la predicción a 1 hora, y crece hasta 25% para el pronóstico a 5 horas en adelante.

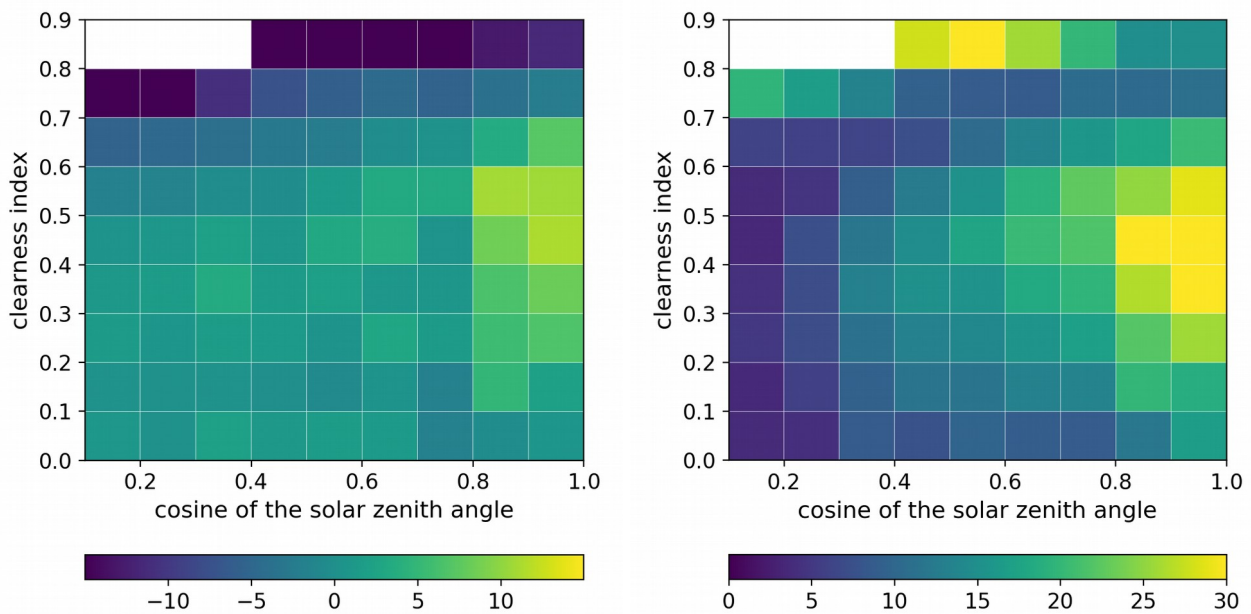


Figura 3.28: discriminación de desempeño del pronóstico a 1 hora por la técnica CMV de Lorenz.

Finalmente, se analizo el desempeño del pronóstico de irradiación por la técnica de Lorenz al promediar en el espacio sobre el sitio específico las imágenes pronosticadas. En la Figura 3.29 se resumen este análisis. Se muestran las curvas de rRMSD en función del paso de pronóstico para un conjunto de promedios espaciales testeados (los valores están en píxeles). Se observa que el promediado espacial tiene un efecto apreciable, reduciendo la incertidumbre del pronóstico especialmente para los horizontes temporales mayores. Luego de cierto valor de promediado, las mejoras comienzan a ser marginales. Este es un aspecto que no estaba incorporado a la propuesta inicial de proyecto. Analizar el efecto del promediado espacial es una línea promisoría para mejorar el desempeño de técnicas de pronóstico de irradiación solar.

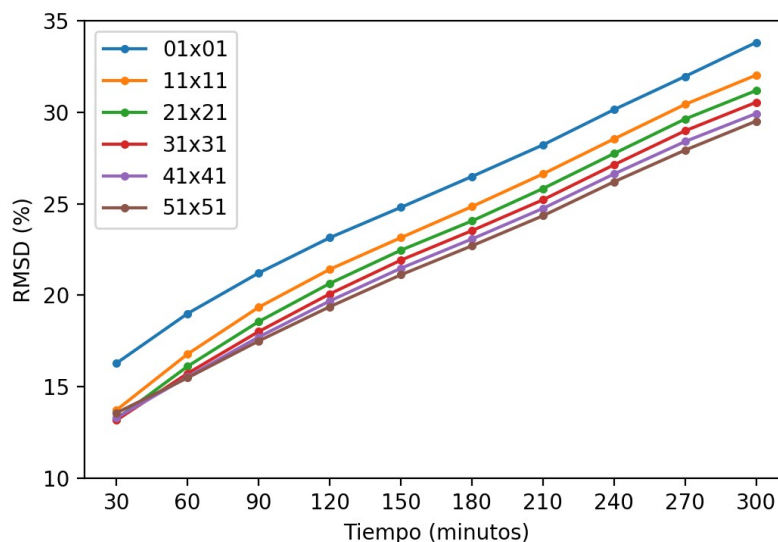


Figura 3.29: Desempeño el pronóstico al promediar en el espacio la imagen pronosticada.

3.6.2. Evaluación de la predicción de irradiación solar: flujo óptico

Los resultados obtenidos con la técnica de flujo óptico son similares a los obtenidos con la técnica de Lorenz. En la Figura 3.30 se muestra la comparación de desempeño rRMSD entre la técnica de pronóstico y la persistencia, en este caso, aplicando dos procedimientos de persistencia: (i) la persistencia usual, explicada en la Sección 2.4, y (ii) la persistencia aplicada de la imagen de satélite, $F_R(t+\Delta t) = F_R(t)$. El desempeño de la predicción por satélite supera a ambas persistencias y las curvas obtenidas son similares a las de la técnica de Lorenz. Es interesante el comportamiento de la persistencia satelital, cuyo desempeño mejora al de la persistencia tradicional para horizontes de pronóstico mayores a 1 hora. Esto será objeto de futuras investigaciones.

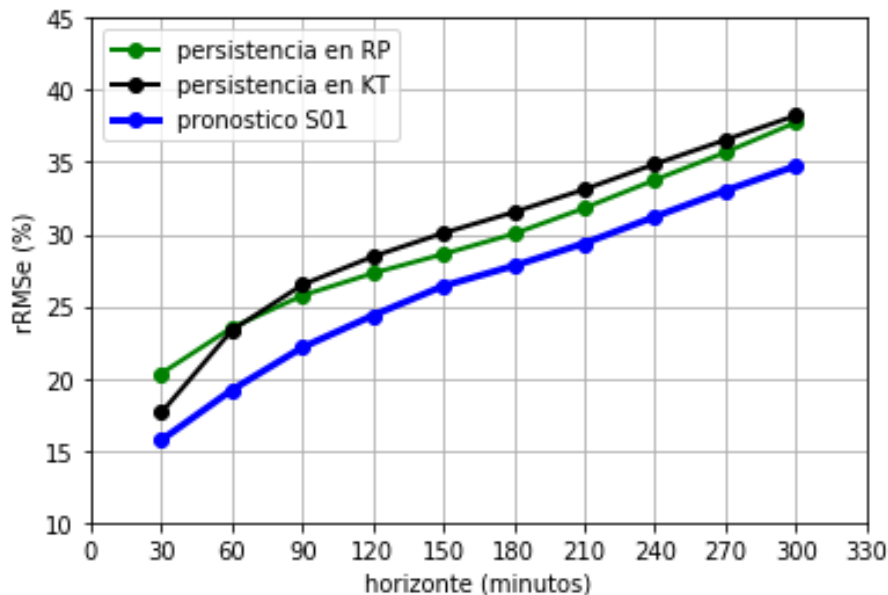


Figura 3.30: Desempeño rRMSD del pronóstico de irradiación solar por la técnica de flujo óptico.

El gráfico anterior (de rRMSD) no es comparable con los de la Subsección 3.6.1 puesto que las medidas en tierra utilizadas no fueron las mismas. Por lo tanto, la comparación entre ambas técnicas no es directa de la inspección de estos gráficos. En cambio, si es posible comparar el desempeño de ambas técnicas utilizando el FS. En la Figura 3.31 se muestra el comportamiento del FS de la técnica basada en flujo óptico en función del horizonte de pronóstico. Al igual que en el caso anterior, se estudia también el desempeño de la técnica para distintos promediados espaciales de la imagen. El FS de la técnica base (en rojo en la Figura 3.31) tiene un comportamiento idéntico y valores similares a los de la Figura 3.27 (FS de la técnica de Lorenz). Luego, la curva azul y verde corresponden a promediados espaciales mayores que el del modelo satelital base, y obtienen mayores valores de FS. El efecto del promediado espacial se observa también en las Figuras 3.32 y 3.33. El comportamiento observado para distintos promediados espaciales es el mismo en la Figura 3.32 que el de la Figura 3.29: incrementar el promediado espacial disminuye el rRMSD y por tanto aumenta el desempeño. En la Figura 3.33 se muestran los diagramas de dispersión entre la predicción y la medida en tierra para un horizonte de 1 hora y promediados espaciales crecientes. Es posible ver como a medida que aumenta el promediado espacial los gráficos presentan menor dispersión en torno a la recta $x=y$. Resulta evidente que el promediado espacial, que no es inherente a ninguna técnica de pronóstico, disminuye la incertidumbre del pronóstico. Investigar este asunto forma parte de nuestros esfuerzos de investigación actuales.

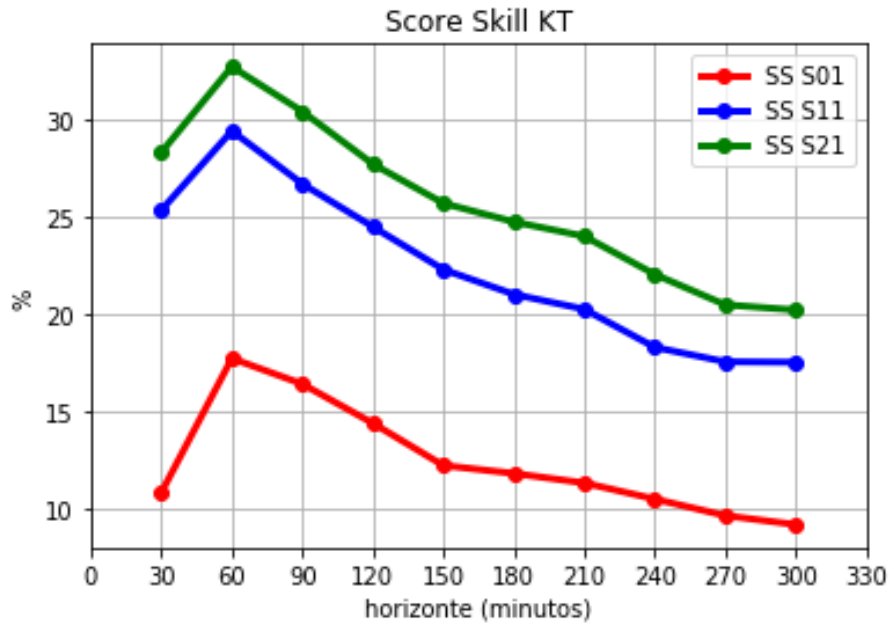


Figura 3.31: Forecasting Skill del pronóstico de irradiación solar por la técnica de flujo óptico.

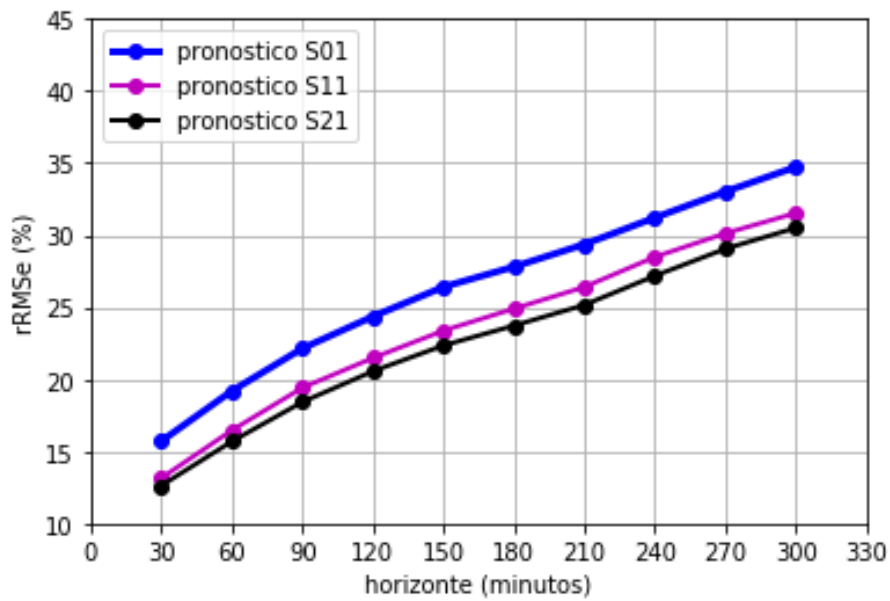


Figura 3.32: Comparación de rRMSe vs horizonte de pronóstico para distintos promediados espaciales.

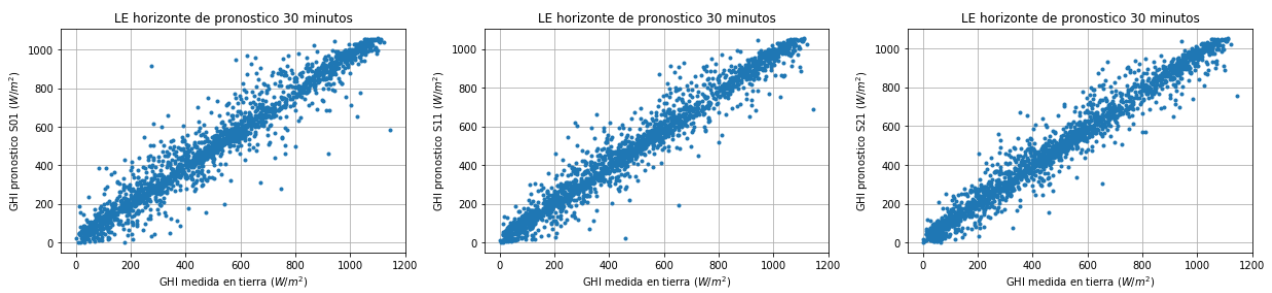


Figura 3.33: Diagramas de dispersión del pronóstico a 1 hora para distintos promediados espaciales.

3.6.4. Comparación entre ambas técnicas

Las técnicas deben compararse utilizando exactamente los mismos sets de datos, i.e. que sean las mismas muestras de las medidas en tierra e imágenes de satélite que se utilicen. En la Figura 3.34 se brinda tal comparación, presentando el desempeño de dos procedimientos de persistencia, la técnica de Lorenz y la técnica de flujo óptico (OF). El primer procedimiento es la persistencia de índice de claridad (k_T) explicado en la Sección 2.4, como se venía utilizando. El segundo procedimiento es la persistencia de la imagen de satélite, que no se había explorado en el proyecto hasta el momento. Es interesante ver como la persistencia de satélite mejora a la persistencia de k_T para horizontes de pronóstico mayores a 1 hora. La mejora no es importante, pero apreciable. Este aspecto que no se encontraba en la propuesta de proyecto será objeto de análisis futuro. De todas formas, se observan que los procedimientos de pronóstico satelital desarrollados en este trabajo mejoran a ambas formas de persistencia, aproximadamente en un 5% (en especial para los últimos horizontes de pronóstico). La comparación entre ambas resulta en resultados similares, presentando la técnica de Lorenz un desempeño un poco mejor. En base a esto, en las siguientes dos Subsecciones se trabajará exclusivamente con la técnicas de Lorenz.

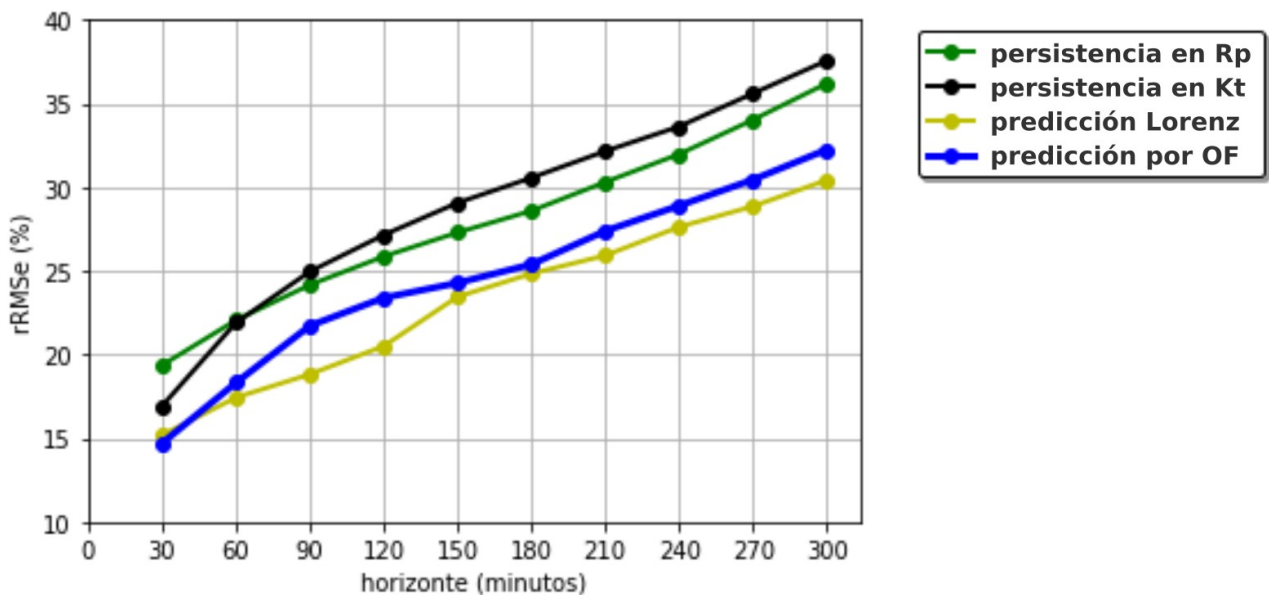


Figura 3.34: Comparación de rRMSe de las distintas estrategias de pronóstico exploradas en este proyecto.

3.6.5. Evaluación del uso del canal infrarrojo

El proyecto proponía evaluar la utilización del canal infrarrojo para la estimación de CMF. Esto es, utilizar las imágenes de temperatura de brillo en vez de las imágenes de reflectancia planetaria (ver Figura 3.1) para estimar el campo de velocidades y luego utilizarlo junto con las imágenes del canal visible para pronosticar las próximas imágenes (del canal visible) y transformarlo de la misma forma que anteriormente en una predicción de irradiación. En concreto, lo único que cambia de la cadena de pronóstico es que el CMV se estima con imágenes infrarrojas y no con imágenes del visible. La racionalidad detrás de esta propuesta exploratoria que se incluyó en el proyecto es que al disponer de imágenes infrarrojas las 24 horas del día, la estimación del CMF sería mejor en las primeras horas de la mañana, llevando a una mejor calidad del pronóstico. Por otro lado, el impacto en el desempeño del pronóstico al realizar una estimación del CMF con el canal infrarrojo era desconocido, lo que podía llevar a mejores o peores resultados.

En las Figuras 3.35 y 3.36 se presenta el desempeño (rRMSD y FS, respectivamente) del pronóstico con la técnica de Lorenz utilizando las imágenes del canal visible (VIS) e infrarrojo (IR). En las figuras de la izquierda se presenta el desempeño del pronóstico en sitios específicos y en las figuras de la derecha el desempeño del pronóstico regional. En ambos casos, la aplicación de la técnica sobre el canal infrarrojo no mejora el desempeño de la técnica sobre el canal visible. En cambio, si lo mejoran el desempeño de la persistencia para la mayoría de los horizontes de pronóstico, siendo un desempeño intermedio entre la persistencia y la técnica aplicada al canal visible. La única excepción a esto es la primera hora de pronóstico regional, para la cual la técnica sobre el canal infrarrojo no logra superar a la persistencia, resultando en un FS negativo. En conclusión, no se observa una ganancia de desempeño al estimar el CMF con el canal infrarrojo.

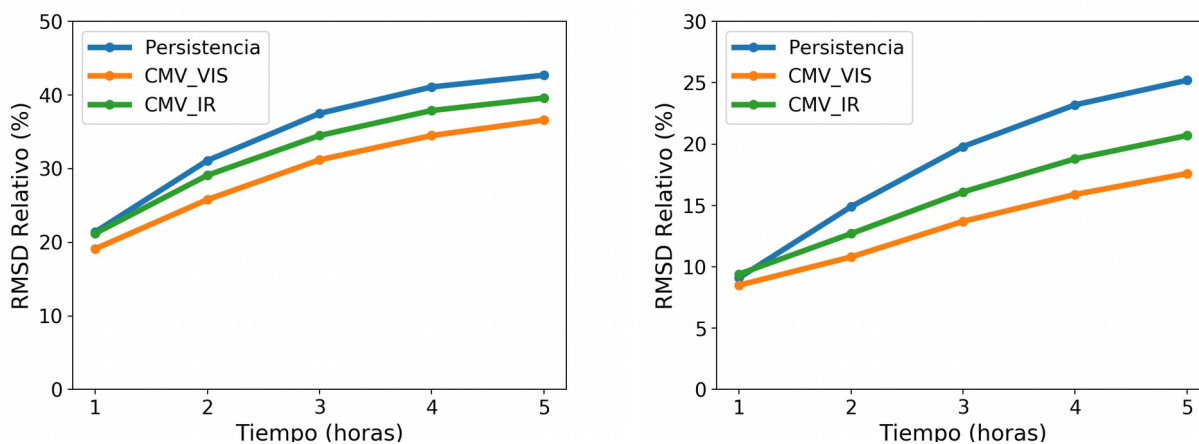


Figura 3.35: Desempeño rRMSD de la técnica de Lorenz utilizando imágenes visibles e infrarrojas. Izquierda: en sitios específicos. Derecha: regional.

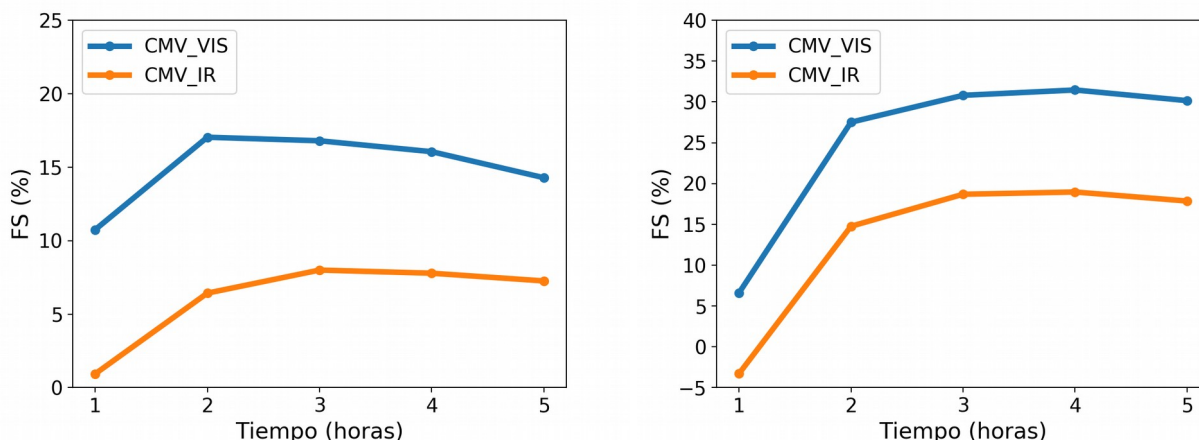


Figura 3.36: Forecasting Skill de la técnica de Lorenz utilizando imágenes visibles e infrarrojas. Izquierda: en sitios específicos. Derecha: regional.

3.6.6. Evaluación de la predicción de generación PV

La cadena completa de predicción de la generación PV fue evaluada utilizando el pronóstico de irradiación de la técnica de Lorenz y las herramientas presentadas en la Sección 3.3, a saber, el modelo de Hay & Davis para el pasaje a plano inclinado y la relación lineal (y topeada) entre la GTI y la potencia PV generada. El desempeño encontrado es parecido y un poco superior al del desempeño del pronóstico de irradiación solar, como se puede observar en la Figura 3.37. El

rRMSD a 1 hora en adelante se encuentra en torno al 20% y a 5 horas en adelante en torno al rango 30-35%, similar al pronóstico de irradiación. La curva de rRMSD es parecida en las tres plantas PV inspeccionadas, a pesar de que su potencia nominal es muy distinta (50 MW, 20 MW y 8 MW). En estas figuras (la Figura 3.37 y la posterior Figura 3.38) la normalización se realiza respecto a la potencia promedio de la serie temporal considerada. Lo usual en el área de predicción de la generación PV es normalizar respecto a la potencia nominal de la planta PV, lo que generaría indicadores porcentuales a la mitad aproximadamente. En el proyecto hemos generado ambos, pero aquí preferimos mostrar los indicadores normalizados al promedio para poder comparar mejor con el desempeño de la predicción de irradiación solar, que se normaliza de esta manera.

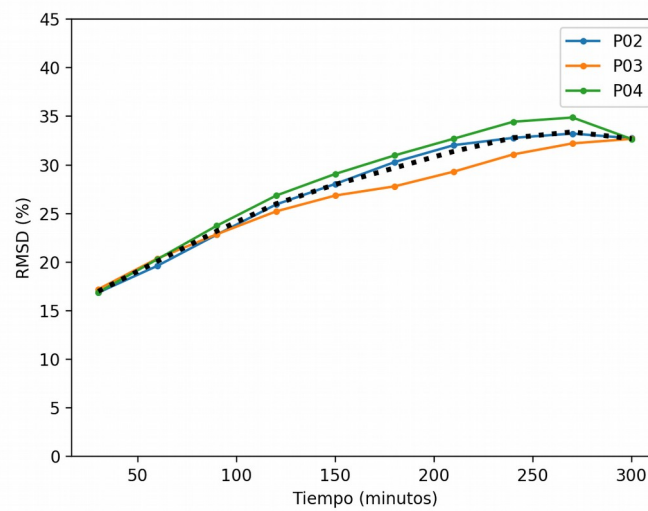


Figura 3.37: Desempeño rRMSD de la técnica de Lorenz para la predicción de generación PV evaluado en las tres plantas PV consideradas.

Preliminarmente, hemos comparado el desempeño del pronóstico por satélite implementado para la generación PV con el desempeño de la persistencia en el índice de generación PV (k_{pv} , ver Sección 3.3). Se debe hacer notar que en muchas publicaciones científicas del área de pronóstico de generación PV lo que se hace es comparar contra la persistencia de potencia, sin la normalización por variación geométrica incluida en k_{pv} , lo que lleva a que el desempeño de las técnicas de predicción es siempre una mejora sustancial. Aquí, hemos decidido utilizar una persistencia exigente de generación PV, que requiere modelos de cielo despejado localmente calibrados y validados. Para este índice hemos utilizado modelos de cielo claro de esta naturaleza, ajustados localmente por el LES a las medidas de irradiación solar en el territorio nacional.

Los resultados de la comparación se observan en la Figura 3.38. Las Figuras 3.37 y 3.38 no pueden ser comparadas entre sí, en tanto las muestras base no son las mismas (incorporar la persistencia al cálculo incluye filtrar muestras que no tengan una precedente y puede afectar la estadística). Se puede observar que el desempeño de la persistencia en k_{pv} presenta un límite más exigente que la persistencia en k_T aplicada a la irradiación solar. Esto se debe a dos motivos: (i) el uso de un modelo de cielo claro localmente ajustado para el cálculo de k_{pv} que no está presente en k_T y (ii) que la generación PV es el resultado del recurso conjunto que incide sobre toda el área de captación de paneles de la planta y no en un punto específico como la medida de irradiación de un piranómetro, por lo que aplican consideración de filtrado de variabilidad espacial. En otras palabras, a igual escala temporal, la variabilidad en una serie temporal de generación PV es menor que la variabilidad en una serie de irradiación solar, lo que resulta en que el desempeño de la persistencia es mejor. El tope de potencia de las plantas PV podría también ayudar a un mejor desempeño de la persistencia en k_{pv} , en tanto las fluctuaciones ocurridas por encima de ese límite de generación no

afectan el desempeño del procedimiento. Estos resultados preliminares muestran que el pronóstico por satélite de generación PV es mejor que la persistencia a escala regional para todos los horizontes de pronóstico horarios (notar que la Figura 3.38 tiene paso 30-minutal). Esta afirmación no se mantiene para el pronóstico a 30 minutos, donde la persistencia regional es mejor. Para plantas específicas, el pronóstico por satélite presenta mejor desempeño a partir de la segunda hora de pronóstico.

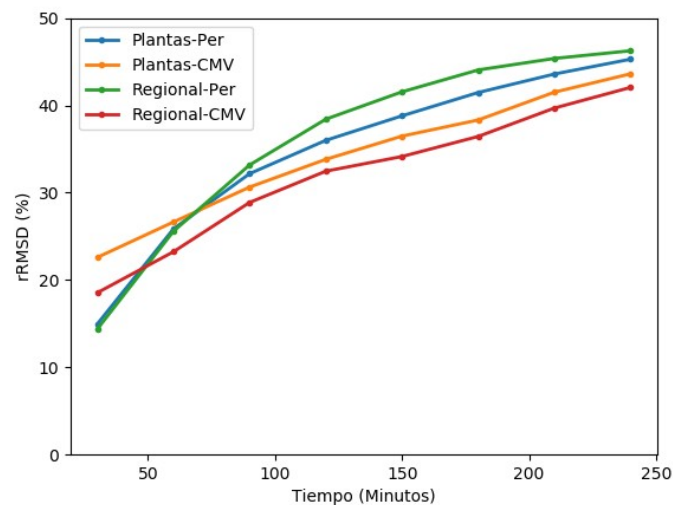


Figura 3.38: Desempeño rRMSD de la técnica de Lorenz en comparación con la persistencia de índice de generación PV de cielo claro (en sitios específicos y regional).

Por tanto, este proyecto demuestra la viabilidad del pronóstico de generación PV por satélite para horizontes de pronóstico hora a hora intra-día, siendo competitivo en términos de desempeño con un procedimiento de persistencia exigente. Esta afirmación puede extenderse al pronóstico de irradiación solar. Si bien aquí se ha evaluado el desempeño del pronóstico horario, las mismas técnicas se puede aplicar a pronóstico 10-minutal, 15-minutal o 30-minutal, en tanto el paso de pronóstico es una parámetro de usuario. En este caso, para los primeros horizontes de pronóstico, i.e. dentro de la primera hora de pronóstico, vencer el límite establecido por la persistencia es un desafío importante.

CAPITULO 4

Resultados del proyecto

4.1. Principales conclusiones científicas

El proyecto desarrolló, diagnosticó y validó técnicas para el pronóstico por satélite horario intra-día de irradiación solar y generación PV. Estos pasos son necesarios para empezar a conocer el desempeño de las herramientas de predicción solar ante la variabilidad local del recurso e iniciar el desarrollo de un sistema de pronóstico integrado que combine en forma inteligente las distintas técnicas existentes. Un paso previo necesario es conocer el desempeño de cada una a partir de su implementación local, de modo de adquirir la experiencia necesaria para el desarrollo del sistema completo, al tope del estado del arte.

- El pronóstico de irradiación solar por satélite, ya sea en sitios específicos o a escala regional, presenta un mejor desempeño que la persistencia para el pronóstico hora a hora intra-día en todos los horizontes de pronóstico, en particular, para la primer hora de pronóstico, donde el desempeño de la persistencia es alto y superarlo es siempre desafiante para las técnicas de pronóstico.
- El rRMSD en el pronóstico de irradiación solar sobre sitios específicos ronda el 15-20% para el primer horizonte de pronóstico (1 hora) y ronda el 30-35% para la última hora de pronóstico (5 horas). Ambos registros son un mejor desempeño que la persistencia local.
- El rRMSD en el pronóstico regional de irradiación solar ronda el 5-10% para el primer horizonte de pronóstico (1 hora) y ronda el 15-20% para la última hora de pronóstico (5 horas). Ambos registros son un mejor desempeño que la persistencia regional.
- El pronóstico de generación PV sobre sitios específicos presenta un mejor desempeño que la persistencia para horizontes de pronóstico mayores o iguales a 2 horas. En cambio, para el pronóstico regional de generación PV (el que es de mayor utilidad para la red eléctrica), el desempeño es mejor que el de la persistencia para todos los horizontes horarios de pronóstico. Se debe destacar que para generación PV se ha utilizado un procedimiento de persistencia que establece límites de desempeño exigentes.
- El rRMSD en el pronóstico de generación PV sobre sitios específicos ronda el 20% para el primer horizonte de pronóstico (1 hora) y ronda el 30-35% para la última hora de pronóstico (5 horas). El pronóstico regional de generación PV presenta indicadores un poco mejores, un 3-5% por debajo.
- Se confirma la viabilidad del pronóstico por satélite en la región, ante la variabilidad local del recurso e incluso ante la disponibilidad de imágenes cada 30 minutos, elemento que a la fecha no había sido explorado en la literatura.
- Las condiciones de predicción más desafiantes son las de nubosidad intermedia en torno al mediodía solar de verano, correspondientes a horas de Sol alto y nubosidad intermitente con cielo parcialmente nublado.

- Se diagnosticó el desempeño de la persistencia en la región para todas las granularidades temporales (minutal, 10-minutal, horario y diario) y los horizontes de pronóstico relevantes para cada granularidad. Conocer el desempeño de la persistencia en el territorio nacional era el primer paso para el desarrollo sólido de una línea de trabajo en pronóstico de la energía solar, en tanto marca los límites superiores de desempeño que son aceptables para técnicas de pronóstico más elaboradas.
- La persistencia en la generación PV a través de índice de generación de cielo claro, presenta un límite de desempeño más exigente para las herramientas de predicción de la generación PV, que la persistencia del índice de claridad para el pronóstico de irradiación solar.
- La utilización del canal infrarrojo para estimar el CMF no presenta mayores beneficios para el pronóstico de la irradiación solar.
- Se observa paridad de resultados en las dos técnicas de pronóstico por satélite exploradas en este proyecto. Esto confirma lo desafiante de esta área de estudio. Más allá de seguir mejorando el pronóstico por satélite en sí, a partir de mejores estimaciones del CMV con diferentes técnicas, se observa que una alternativa viable para mejorar el desempeño del pronóstico PV es la combinación de las predicciones por CMV con medidas en tierra y/o las propias imágenes de satélite en tiempo (t), utilizando algoritmos de aprendizaje automático.
- Se caracterizó el desempeño de metodologías simples para la predicción de generación PV (PPV) a partir de la predicción de GHI, pasando por la irradiación en plano inclinado (GTI). Se caracterizó la incertidumbre de la conversión GHI → GTI (rRMSD de 3.5%) y la conversión GHI → GTI → PPV (rRMSD de 7.0%) utilizando datos registrados a nivel de plantas PV operativas en Uruguay. La metodología de pasaje es simple y no requiere conocimiento de la especificación de la planta, sólo una serie temporal de medidas de generación PV y GHI a nivel de planta. Esto demuestra que modelos complejos no son necesarios para esta conversión, dado el nivel de incertidumbre actual en el primer paso de la cadena de pronóstico (predicción de GHI).
- La mayor componente de incertidumbre en la cadena de predicción de generación PV se encuentra en la predicción de irradiación solar, y no en el pasaje de la GHI a potencia PV. Por ejemplo, para la predicción de menor incertidumbre de irradiación solar (1 hora hacia el futuro) el rRMSD es de 15-20%, mientras que la incertidumbre del pasaje GHI → PPV se evaluó en 7%. El mayor espacio para reducir la incertidumbre del pronóstico de generación PV está en la predicción de irradiación solar.

Este conjunto de conclusiones constituyen un avance importante en la generación de conocimiento local en relación a la predicción de energía solar, tanto sea irradiación o generación PV. Este proyecto permitió iniciar una línea de I+D sistemática y de mediano plazo en el área de pronóstico solar, construida sobre bases sólidas de conocimiento acumulado del recurso solar en la región. Además, permitió iniciar el desarrollo de infraestructura, capacidades y conocimiento local en relación a la predicción en base a imágenes de satélite. Los objetivos y actividades del proyecto han sido cumplidos. Observando el panorama de lo aprendido durante el proyecto y el estado actual de nuestro desarrollo en el área, se tiene un muy buen avance en lo que refiere a pronóstico de irradiación solar y un moderado avance en lo que refiere al pronóstico de generación PV. Este

estado de desarrollo actual resulta razonable mirando la figura completa (ver Figura 2.5) en tanto la construcción del sistema de predicción de la generación PV es incremental. La construcción del sistema de la Figura 2.5 con incertidumbre mínima y con el objetivo de pronosticar la generación PV es el objetivo de la línea de desarrollo que llevamos en esta área.

4.2. Desarrollo de capacidades locales

Este proyecto consolidó las primeras capacidades en el LES en el pronóstico de la energía solar en general y en el pronóstico por satélite de la energía solar en particular, algunas de las cuáles se describen a continuación.

4.2.1. Antena de recepción satelital

En el marco del proyecto se instaló la primera antena de recepción de imágenes de satélite en Uruguay. Esta antena forma parte del sistema de distribución de información de la NOAA (National Oceanic and Atmospheric Administration, EEUU) denominado Geonetcast, que permite recibir las imágenes en tiempo cuasi-real (<https://www.geonetcastamericas.noaa.gov/>). En la imagen 4.1 se muestra una foto de la antena instalada en la sede Salto del LES. La instalación incluyó el ajuste de lóbulo primario de recepción (el ajuste de inclinación y azimut hacia el satélite geoestacionario de comunicaciones) y el cableado/canalización hacia el demodulador. El sistema se completa con un demodulador Novra S300D y un software de recepción instalado en una PC linux dedicada.



Figura 4.1: Antena de recepción satelital instalada en 2017 en la sede Salto del LES.

El sistema se encuentra operativo a la fecha y descarga imágenes en tiempo cuasi-real. Esto es porque el sistema no descarga en forma directa desde el satélite meteorológico GOES-East, sino de un satélite de comunicaciones al cual la información es subida desde la NOAA y otras agencias meteorológicas del mundo, entre ellas el INPE (Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, Brasil). Por tanto, para que una imagen de satélite esté disponible para descargar por nuestra antena se requiere que una agencia especializada la descargue desde el GOES-East y la suba al satélite de comunicaciones destinado por Geonetcast. Esto resulta en que el delay para acceder a la información es de 30-40 minutos, afectando la primer hora de pronóstico (que es la de mejor desempeño). Un sistema capaz de descargar la información en

forma directa del satélite GOES-East requeriría una inversión unas 20 veces superior la realizada en este proyecto para este sistema. Este sistema actualmente sirve a nuestro sitio web en forma operativa (ver Figura 4.2, link <http://les.edu.uy/online/>) y sería posible implementar un sistema de pronóstico operativo en base a él, aunque no con la confiabilidad que brindaría una antena de descarga directa. Las imágenes también se muestran operativamente en monitores que hemos colocado en la sede Montevideo y la sede Salto del LES. Algunos de estos monitores están en zonas públicas y se presenta en forma de divulgación con los créditos correspondientes a las instituciones públicas que han apoyado las iniciativas del LES en este sentido (ver Figura 4.3). Otros monitores se encuentran dentro de nuestros laboratorios y ofician como centro de monitoreo, desplegando más información que la que se coloca en forma pública.

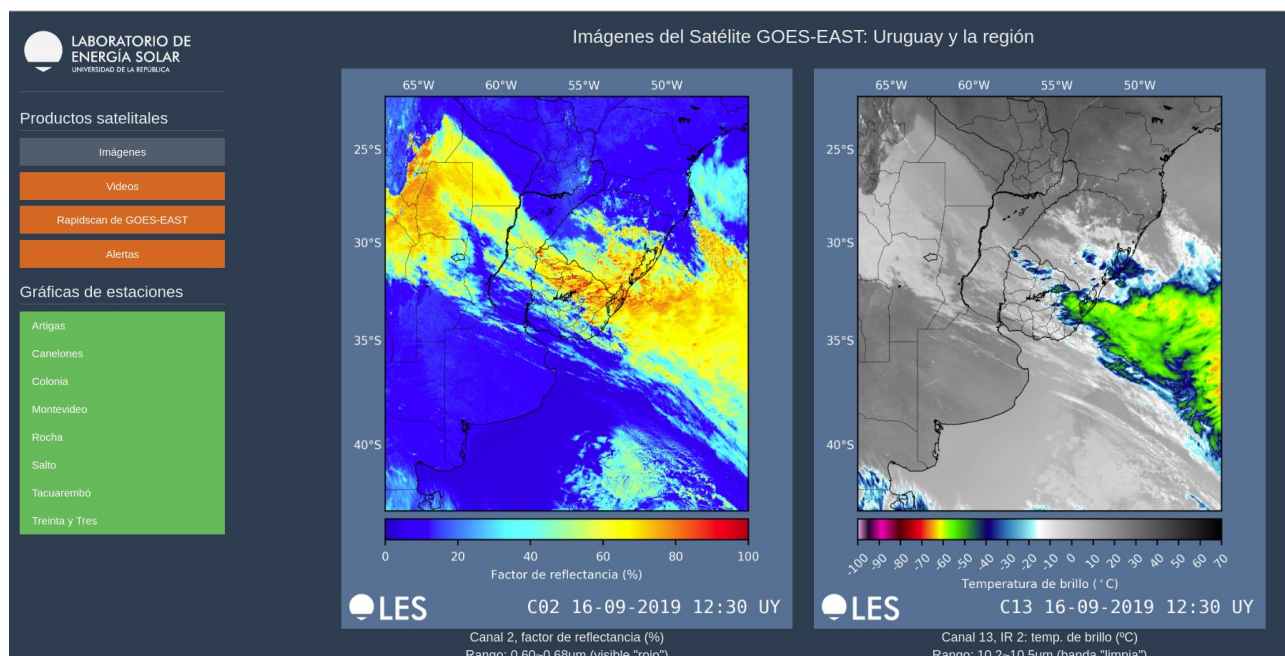


Figura 4.2: Imágenes satelitales en tiempo cuasi-rel en el sitio web <http://les.edu.uy/online/>.

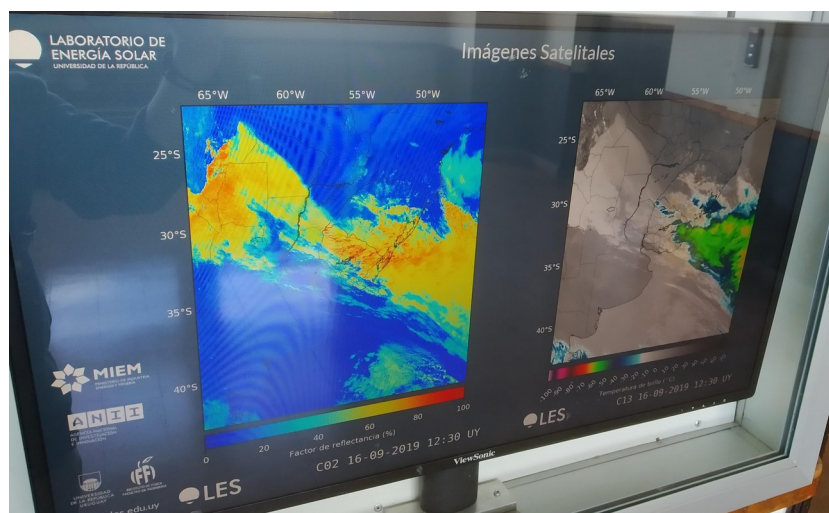


Figura 4.3: Monitor en espacio público de FING mostrando las imágenes descargadas satelitalmente.

Estos sitios muestran la información luego de descargada, rectificada y procesada localmente en el sistema de recepción y procesamiento satelital del LES. El subsistema de recepción es el explicado en esta Subsección. El sistema se completa con los subsistemas de procesamiento y almacenamiento de información satelital, que se detallan en la siguiente Subsección.

4.2.2. Infraestructura de procesamiento satelital

En el marco de este proyecto se adquirió y configuró el primer servidor satelital de nuestra infraestructura satelital, un servidor HP Proliant DL385p Gen8 denominado @server-sat-01. Este servidor es el que realiza el procesamiento y almacenamiento de las imágenes de satélite de nuestro grupo, banco de datos que es único en el país. Este servidor se ha equipado con 6 discos HDD de 6 TB cada uno, que se organizan en un sistema de redundancia RAID-5 con una controladora de disco dedicada. Este sistema permite mantener la integridad de la información almacenada y los sistemas en funcionamiento, incluso ante la rotura completa de un disco. Esta funcionalidad es fundamental: en este tiempo hemos repuesto al menos 3 discos por roturas o fallos. Una vez repuesto el disco el sistema se recompone automáticamente. Todos los días se ejecuta automáticamente un chequeo del RAID que informa su estado vía mail. La redundancia introducida por el sistema RAID-5 y el tamaño del FileSystem asociado resulta en que la capacidad efectiva de almacenamiento es de 28 TB. Este espacio se utiliza para almacenar la información cruda y la información procesada. El servidor cuenta con 2 procesadores AMD Opteron 6376 que tienen 16 cores de 2.3 GHz cada uno (lo que da un total de 32 unidades de procesamiento) y 32 GB de memoria RAM. Además de los 6 discos mencionados, el servidor tiene 2 discos en espejo de 1 TB cada uno, donde se encuentra el sistema operativo (Ubuntu Server) y los programas de procesamiento. Este servidor se encuentra físicamente en la sede Salto del LES. La información cruda es respaldada en un banco de almacenamiento en la sede Montevideo del LES, @backup-sat, que cuenta con 4 discos HDD de 8 TB cada uno en RAID-5 (lo que son unos 25 TB disponibles). La información de procesamientos no es respaldada por el momento. Ambos almacenamientos (servidor + respaldo) se encuentran en lugares físicos distintos, su conectividad es de 100 Mbps a través de la RAU (Red Académica Uruguaya) y se sincronizan automáticamente con cadencia semanal, debido al gran volumen de información que contienen. Tanto los programas de procesamiento básico satelital (rectificación a proyección regular y calibración de imágenes) como los programas de pronóstico se encuentran alojados en @server-sat-01. La información satelital se recibe de dos maneras. La primera es a través del sistema de recepción satelital descrito en la Subsección anterior (antena de recepción). Las imágenes recibidas por este sistema ofician como respaldo de la recepción por internet y son la entrada para los productos que se muestran en el sitio web. El otro sistema de recepción es a través de internet. Las imágenes son recibidas por una PC dedicada (@solargate) a la recepción de datos desde el exterior a la red del LES, tanto las imágenes de satélite como los datos de irradiancia solar de la red de medida RMCIS. Dentro de sus responsabilidades está enviar la información al servidor y al respaldo de forma ordenada. Esta infraestructura se muestra en forma esquemática en la Figura 4.4.

4.2.3. Infraestructura de recepción de medidas

Los requerimientos de almacenamiento y procesamiento para las medidas de irradiancia solar son sensiblemente menores que para las imágenes de satélite. Los archivos que generan los equipos de la RMCIS que miden en campo se reciben en @solargate a través de la red de telefonía celular de ANTEL. La estación LE, local a los sistemas informáticos del LES, reporta sus archivos a otra PC (@anardil) a través de la red interna. En ambas PCs se ejecutan programas que chequean diariamente que los archivos ingresen y que su tamaño sea correcto, y si se detecta algún error, se lo informa automáticamente vía correo electrónico. Luego, los datos son enviados a otra PC dedicada (@pc-datos-01) donde la información se organiza ordenadamente para su posterior procesamiento. Aquí se realiza la integración 10-minutal, horaria y diaria, y controles de calidad básicos. Tantos los

archivos originales como los procesamientos se respaldan automáticamente en otras PCs de la sede Salto y la sede Montevideo del LES. Una visión global de esta infraestructura se ilustra en la Figura 4.5. Los sistemas que funcionan en @solargate y @anardil funcionan en espejo y se ejecutan a la misma hora. Parte de este sistema de recepción de medidas se construyó en el marco de este proyecto, en particular el sistema de alarmas y el sistema de monitoreo (ver Figura 4.6) que avisa ante datos faltantes o estaciones con problemas de conectividad, que nos ha permitido disminuir sensiblemente el tiempo de investigadores destinados al mantenimiento de la red de medida.

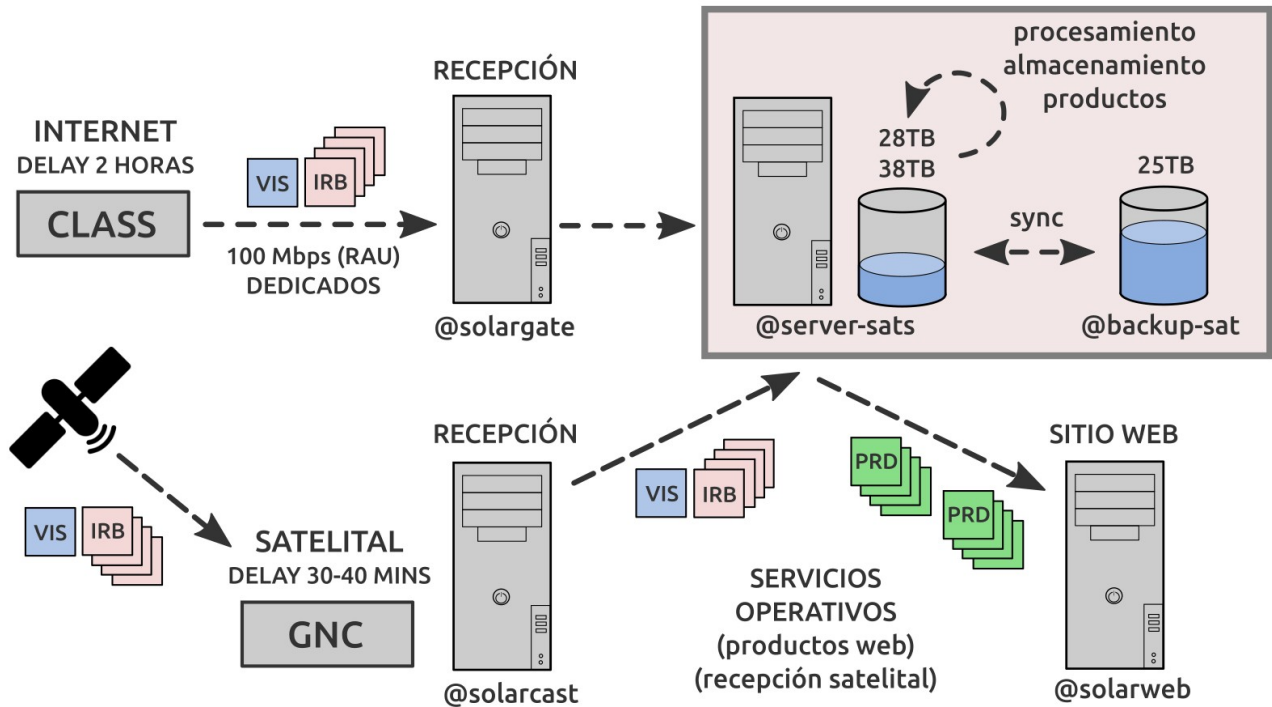


Figura 4.4: Infraestructura de recepción, procesamiento y archivo satelital construida en el LES.

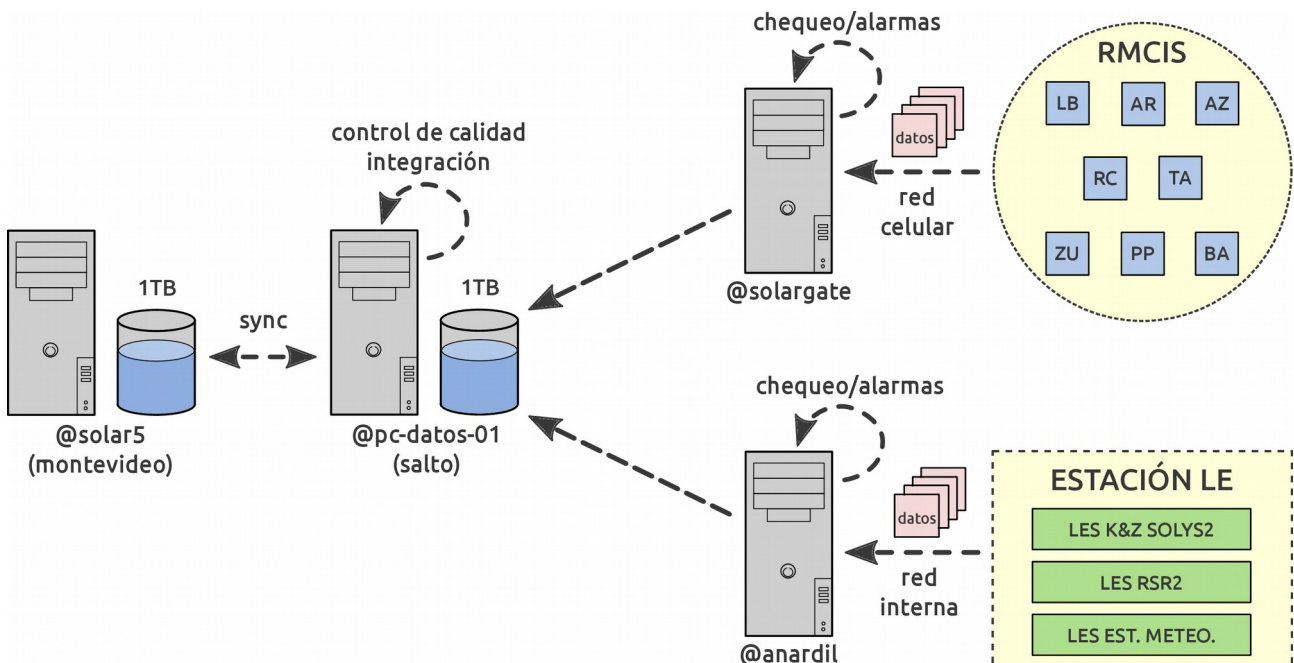


Figura 4.5: Infraestructura de recepción, procesamiento y archivo de medidas en tierra construida en el LES.

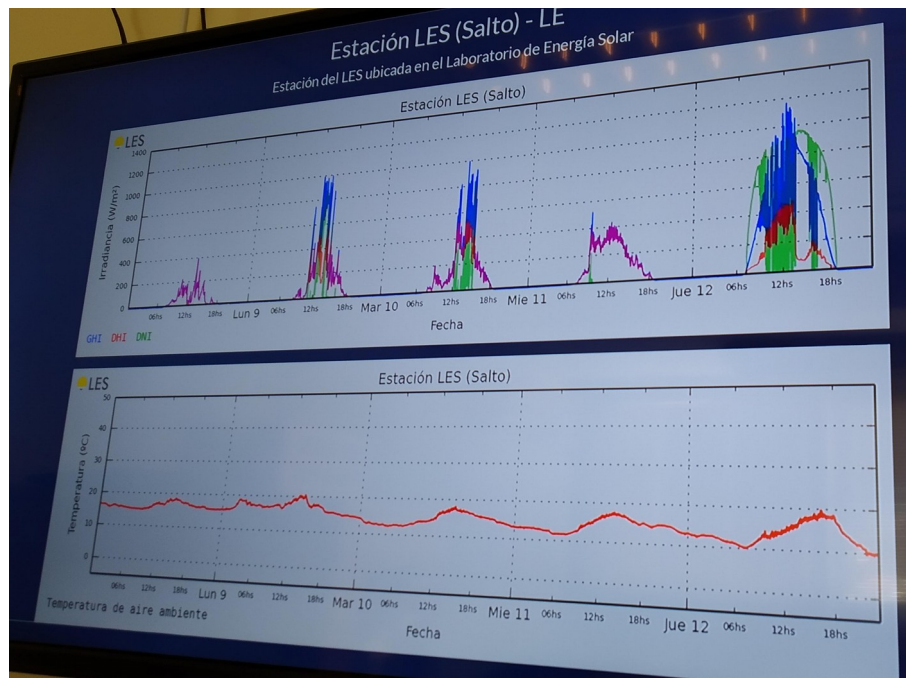


Figura 4.6: Sistema de monitoreo remoto de los datos de la RMCIS.

4.2.4. Formación de RRHH

En el marco de este proyecto participaron una serie de RRHH que adquirieron nuevas capacidades, participando de la construcción de infraestructura y conocimiento novedoso en el país. A continuación se presenta un breve resumen:

- Lic. Gianina Giacosa: estudiante de la Maestría en Ingeniería de la Energía. Giacosa es Licenciada en Ciencias Atmosféricas por la Udelar y es miembro del LES desde 2016. Realiza su tesis de maestría en el pronóstico por satélite de la energía solar. En el presente proyecto trabajó en el desarrollo de la técnica de Lorenz y su aplicación para pronóstico de irradiación solar y generación PV.
- Ing. Daniel Aicardi: estudiante de la Maestría en Ingeniería Eléctrica. Aicardi es Ingeniero Electricista por la Udelar y es miembro del LES desde 2012. Realiza su tesis de maestría en el pronóstico por satélite de la energía solar. En el presente proyecto trabajó en el desarrollo de técnicas de flujo óptico para la predicción de irradiación solar.
- Ing. Matías Roubaud: iniciación a la investigación en el marco del proyecto. Roubaud es Ingeniero Electricista por la Udelar y se desempeñó en el marco de este proyecto en la calibración de imágenes de satélite, el desarrollo inicial de la técnica de Lorenz y en la instalación de la antena de recepción satelital en la sede Salto del LES.
- Bach. Liber Dovat: estudiante de Ingeniería en Computación en la Udelar. Dovat es miembro del LES desde 2016. A participado en este proyecto en la construcción de los sistemas informáticos de recepción, procesamiento y almacenamiento satelital, y los sitios web del LES, incluyendo el Sistema de Gestión de Datos (<http://les.edu.uy/datos/sgd>), el sistema de imágenes y medidas online (<http://les.edu.uy/online/>) y los monitores de administración de la red de medida y recepción satelital.
- Bach. Andrés Monetta: estudiante de Ingeniería en Computación en la Udelar. Monetta es

miembro del LES desde 2015. A participado en este proyecto en la construcción de los sistemas de recepción, procesamiento y almacenamiento de medidas en tierra. Esto incluye la implementación de los sistemas de alarma, la configuración de equipos de campo y el control de calidad de medidas.

4.3. Enmarque de los resultados en la línea de I+D

En el diagrama de incertidumbre de la Figura 4.7 se puede observar un panorama global sobre el desempeño de técnicas de pronóstico sin combinación o pos-procesos. En el eje de las y se coloca la incertidumbre de la predicción (i.e. el rRMSD) y en el eje de las x los distintos horizontes de pronóstico, separados en dos categorías: intra-día y diario. Se coloca los horizontes intra-día desde 1 hora hasta el día actual (día 0) y los diarios desde el día actual hasta 5 días en adelante, dado que estos son los horizontes de pronóstico más relevantes para las aplicaciones en el sector eléctrico. Se identifica en rojo el conocimiento previo o ya adquirido por desarrollos propios o colaboraciones con otros grupos de I+D, y en azul los aportes de este proyecto. En gris se encuentra el desempeño de las series temporales, que aún no ha sido cuantificado para la región. El límite superior de desempeño para técnicas de pronóstico es el de la persistencia. Se coloca como límite inferior el desempeño de la caracterización por satélite. Utilizando este diagrama es sencillo observar qué técnicas son viables y, en los horizontes donde existe superposición, que técnicas presentan mejor desempeño que otras. El diagrama de la Figura 4.7 es inicial, en tanto sólo se coloca el desempeño de cada técnica por separado, sin combinarlas. Un segundo paso es incluir en este diagrama el desempeño de técnicas combinadas por algoritmos de aprendizaje automático. Resulta claro que los aportes del proyecto eran un paso necesario en el diseño y construcción de un sistema de pronóstico integrando varias técnicas y localmente adaptado a la región.

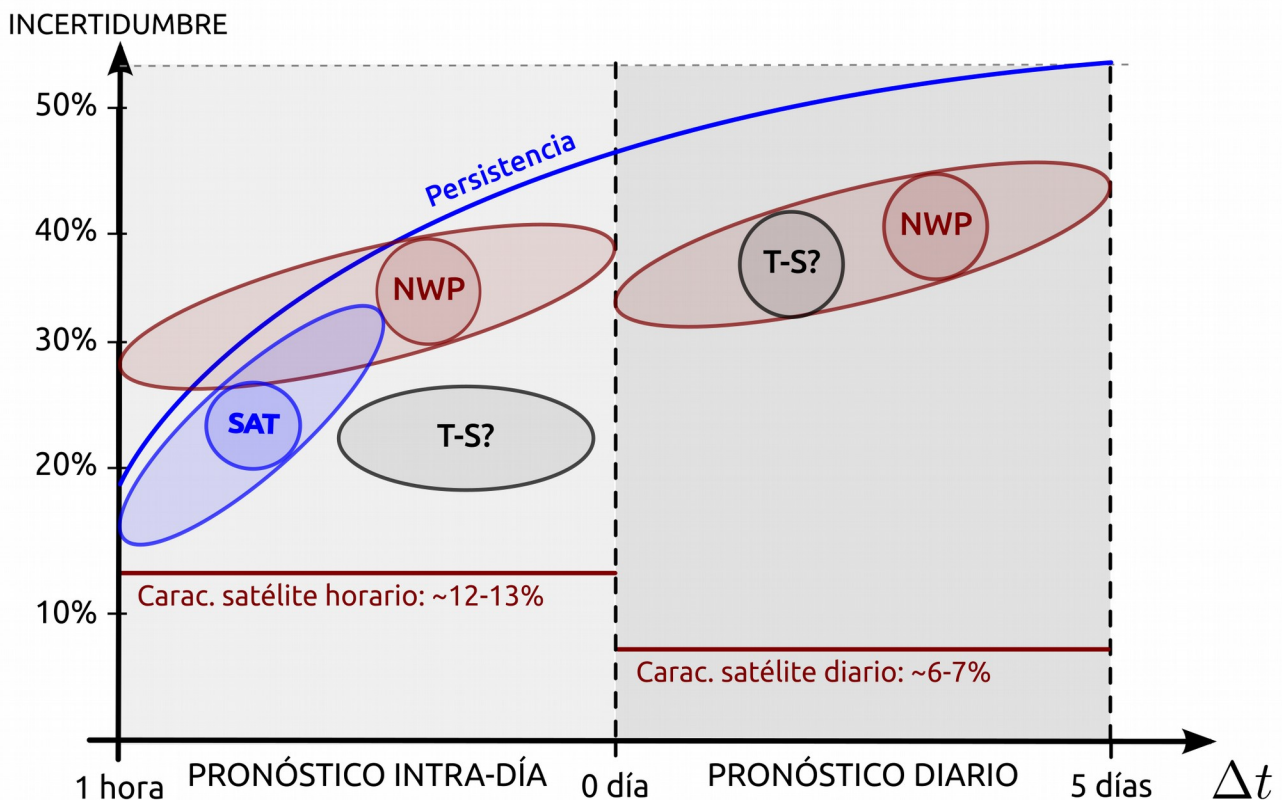


Figura 4.7: Diagrama de incertidumbre local de técnicas de pronóstico. En azul los aportes del proyecto.

En la Figura 4.8 se ilustra la visión para un sistema de pronóstico completo. Consta de dos herramientas principales, el pronóstico por NWP y el pronóstico por satélite, combinados a través de técnicas de aprendizaje automático (análisis de series temporales, T-S). Quedan incertidumbres en esta visión, que se plantearán al corto y mediano plazo. La primera, es cuál es el límite para la reducción de incertidumbre por combinación de técnicas de pronóstico. No es sencillo establecer una meta a tales respectos. La segunda es hasta qué horizonte temporal horario es posible extender el pronóstico por satélite o, incluso, si se podría llegar a pronosticar por satélite la energía total del día actual con una incertidumbre adecuada (es decir, menor a la persistencia y a modelos NWP). Para ello, la técnicas de pronóstico por satélite debería mejorar sus márgenes de incertidumbre para más de 5-6 horas. Otra pregunta, quizá más complicada, es cómo las cámaras de cielo pudieran aportar al pronóstico horario, asistiendo al pronóstico por satélite o de otra forma. Lo que sí resulta claro es cuál es el camino a seguir: implementar, evaluar y validar cada técnica por separado, con el mayor grado de detalle posible, y luego combinarlas con técnicas óptimas de inteligencia artificial.

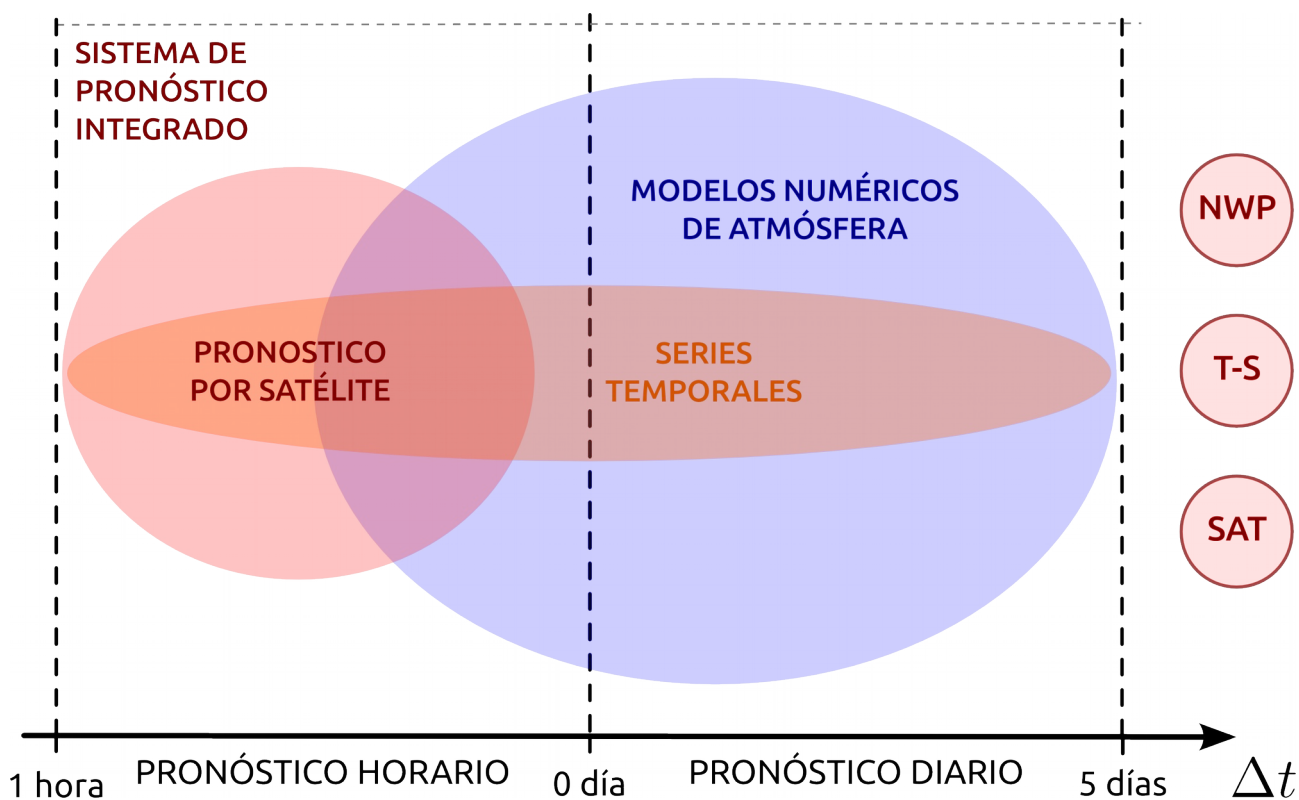


Figura 4.8: Visión de desarrollo de un sistema de pronóstico de incertidumbre mínima.

Uruguay reúne un conjunto de condiciones que hacen posible plantearse el desarrollo local de un sistema de estas características, que sea competitivo en términos de incertidumbre con los sistemas al estado del arte. El presente proyecto ha sido una contribución importante en tal sentido, en tanto ha permitido sentar las bases para este desarrollo en forma sólida y planificada. Para el mejor de nuestro conocimiento este proyecto es el primero en Sudamérica en el pronóstico de energía solar por satélite, por lo que el conocimiento generado trasciende el contexto regional puesto que las imágenes del satélite GOES-East son las mismas para todo Sudamérica.

REFERENCIAS

- Abal, G., Aicardi, D., Alonso-Suárez, R., Laguarda, A., 2017. Performance of empirical models for diffuse fraction in Uruguay, *Solar Energy* 141:166-181.
- Antonanzas, J., Osorio, N., Escobar, R., Urraca, R., Martinez-de-Pison, F.J., Antonanzas-Torres, F., 2016. Review of photovoltaic power forecasting, *Solar Energy*, Vol. 136, Pag. 78-111.
- Alonso-Suárez, R. (2017). Estimación del recurso solar en Uruguay mediante imágenes satelitales. Tesis de Doctorado, Facultad de Ingeniería, Universidad de la República.
- Alonso-Suárez, R., Modernell, P., Oroño, D., Hermida, G., 2016a. Desarrollo de un Mapa de factores de Planta PV. Reporte técnico final de actividades, subgrupo 3. Informe final FSE/ANII "Energía Solar Fotovoltaica: aspectos tecnológicos, técnicas y perspectivas de desarrollo en Uruguay", marzo de 2016.
- Alonso-Suárez R., Bidegain, M., Abal, G., Modernell, P., 2016b. Año Meteorológico Típico para Aplicaciones de Energía Solar (AMTUes): series horarias típicas para 5 sitios del Uruguay. Memoria Técnica del LES/UdelaR, versión 2.4, junio de 2016.
- Alonso-Suárez, R., Abal, G., Siri, R., Musé, P., 2014. Satellite-derived solar irradiation map for uruguay. *Energy Procedia* 57, 1237-1246.
- Alonso-Suárez, R., Abal, G., Siri, R., Musé, P., 2012. Brightness-dependent tarpley model for global solar radiation estimation using GOES satellite images: application to Uruguay. *Solar Energy* 86, 3205-3215.
- Alonso-Suárez, R., Siri, R., Abal, G., Musé, P., 2011. Global solar irradiation assesment in Uruguay using Tarpley's model and GOES-satellite images. *Proceedings of ISES Solar World Congress 2011, (Resource Assessment)*, pags.162-173,2011.
- Black, M.J., Anandan, P., 1996. The robust estimation of multiple motions: parametric and piecewise- smooth flow fields. *Computer vision ans image understanding*, vol. 63, No. 1, 1996.
- Ceballos, J. C., Bottino, M., y de Souza, J. (2004). A simplified physical model for assessing solar radiation over Brazil using GOES 8 visible imagery. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 109(D2).
- Cebacauer, T., Šúri, M., y Perez, R. (2010). High performance MSG satellite model for operational solar energy applications. En *Proceedings of the American Solar Energy Society (ASES)*, páginas 1–5, Phoenix, Arizona, United States.
- Chen, F., Dudhia, J., 2001. Coupling an Advanced Land Surface–Hydrology Model with the Penn State–NCAR MM5 Modeling System. Part I: Model Implementation and Sensitivity. *Mon. Wea. Rev.*, 129, 569–585.
- Coimbra, C., Kleissl, J., Marquez, R., 2013. Chapter 8 - Overview of Solar-Forecasting Methods and a Metric for Accuracy Evaluation, In *Solar Energy Forecasting and Resource Assessment*, Academic Press, Boston, Pag.171-194.
- Diagne, M., David, M., Lauret, P., Boland, J., Schmutz, N., 2013. Review of solar irradiance forecasting methods and a proposition for small-scale insular grids. *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 27 (2013) 65-76.
- Duffie, J., Beckman, W., 2006. *Solar Engineering of Thermal Processes*, 3ª edición., Wiley and Sons, New Jersey.
- Engerer, N., Mills, F., 2014. KPV: A clear-sky index for photovoltaics, *Solar Energy* 105:679-693.
- Heinemann, D., Lorenz, E., Girodo, M., 2006. Forecasting of solar radiation. In: *Solar energy resource management for electricity generation from local level to global scale*. Nova Science

Publishers; 2006. p. 223–33.

Hoff, T., Pérez, R., 2012. Modeling PV fleet output variability. *Solar Energy* 86(8):2177-2189.

Hoff, T., Pérez, R., 2010. Quantifying PV power output variability. *Solar Energy* 84(10):1782-1793.

Horn, B., Schunck, B., 1981. Determining Optical Flow. *Artificial intelligence*, vol. 17, 1981.

IEA, 2014. IEA publication. Technology Roadmap: Solar Photovoltaic Energy, 2014 edition. Disponible en: <http://www.iea.org/publications/freepublications/publication/technology-roadmap-solar-photovoltaic-energy---2014-edition.html>

Justus, C., Paris, M., y Tarpley, J. (1986). Satellite-measured insolation in the United States, Mexico, and South America. *Remote Sensing of Environment*, 20(1):57–83.

Kleissl, J., 2013. *Solar Energy Forecasting and Resource Assessment*, 1a edición, Academic Press, Oxford.

Kratz, D. P., Stackhouse, P. W., Gupta, S. K., Wilber, A. C., Sawaengphokhai, P., McGarragh, G. R. (2014). The Fast Longwave and Shortwave Flux (FLASHFlux) Data Product: Single Scanner Footprint Fluxes. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 53(4):1059–1079.

Kühnert, J., Lorenz, E., Heinemann, D., 2013. Chapter 11 - Satellite-Based Irradiance and Power Forecasting for the German Energy Market, In *Solar Energy Forecasting and Resource Assessment*, Academic Press, Boston, Pag. 267-297.

Laguarda, A., Giacosa, G., Alonso-Suárez, R., Abal, G., 2019. Performance of the site-adapted CAMS database and locally adjusted cloud index models for estimating global solar horizontal irradiation over the Pampa Húmeda. Enviado a *Solar Energy*, en proceso de revisión.

Lorenz, E., Hammer, A., Heinemann, D., 2004. Short term forecasting of solar radiation based on satellite data. In: *EUROSUN2004 (ISES Europe Solar Congress)*. p. 2004:841–8.

Lorenz, E., Heinemann, D., Wickramaratne, H., Beyer, H.G., Bofinger, S., 2007. Forecast of ensemble power production by grid-connected PV systems. 20th European PV Conference, Milano, Italy.

Lorenz, E., Hurka, J., Heinemann, D., Beyer, H., 2009. Irradiance Forecasting for the Power Prediction of Grid-Connected Photovoltaic Systems, *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, vol. 2, no. 1, pp. 2-10.

Lorenz, E., Heinemann, D., 2012. Prediction of solar irradiance and photovoltaic power. In: *Comprehensive Renewable Energy*, Elsevier, vol. 1, 239-292.

Lucas, B.D., Kanade, T., 1981. An iterative image registration technique with an application to stereo vision. In *Proceedings of IJCAI*, 1981.

Peng, Z., Yoo, S., Yu, D., Huang, D., 2013. Solar Irradiance Forecast System Based on Geostationary Satellite. *Proc. Smart Grid Communications (SmartGridComm)*, 2013 IEEE International Conference, pp.708-713, 21-24 Oct. 2013.

Pérez, R., David, M., Hoff, T.E., Jamaly, M., Kivalov, S., Kleissl, J., Lauret, P., Pérez, M., 2016. Spatial and Temporal Variability of Solar Energy. *Foundations and Trends® in Renewable Energy*, Vol. 1, No. 1, pp 1-44.

Perez, R., Hoff, T.E., 2013. Chapter 10 - SolarAnywhere Forecasting, In *Solar Energy Forecasting and Resource Assessment*, edited by Jan Kleissl,, Academic Press, Boston, 2013, Pag.233-265.

Pérez, R., Kivalov, S., Schlemmer, J., Hemker, K.Jr., Hoff, T.E., 2012. Short-term irradiance variability: Preliminary estimation of station pair correlation as a function of distance. *Solar Energy* 86, 8, 2170-2176.

- Pérez, R., Kivalov, S., Schlemmer, J., Hemker, K., Hoff, T.E., 2011. Parameterization of site-specific short-term irradiance variability, *Solar Energy* 85, 7, 1343-1353.
- Perez, R., Kivalov, S., Schlemmer, J., Hemker, K., Renee, D., Hoff, T.E., 2010. Validation of short and medium term operational solar radiation forecast in the US. *Solar Energy* 84, 2010, 2161-2172.
- Perez, R., Ineichen, P., Moore, K., Kmiecik, M., Chain, C., George, R., y Vignola, F. (2002). A new operational model for satellite-derived irradiances: description and validation. *Solar Energy*, 73(5):307–317.
- Qu, Z., Oumbe, A., Blanc, P., Espinar, B., Gesell, G., Gschwind, B., Klüser, L., Lefèvre, M., Saboret, L., Schroedter-Homscheidt, M., y Wald, L. (2017). Fast radiative transfer parameterisation for assessing the surface solar irradiance: The Heliosat-4 method. *Meteorologische Zeitschrift*, 26(1):33–57.
- Rigollier, C., Lefevre, M., y Wald, L. (2004). The method Heliosat-2 for deriving shortwave solar radiation from satellite images. *Solar Energy*, 77(2):159–169.
- Rudin, L. I., Osher, S., y Fatemi, E. (1992). Nonlinear total variation based noise removal algorithms. *Physica D: Nonlinear Phenomena*, 60(1):259–268
- Ruiz-Arias, J.A., Alsamamra, H., Tovar-Pescador, J., 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.
- Sánchez-Pérez, J., Meinhardt-Llopis, E., y Facciolo, G. (2013). TV-L1 optical flow estimation. *Image Processing On Line*, 3:137–150.
- Wedel, A. y Cremers, D. (2011). *Stereo Scene Flow for 3D Motion Analysis*. Springer, London.
- Wu, X., Sun, F., 2005. Post-launch calibration of goes imager visible channel using MODIS. En *Proc. SPIE 5882, Earth Observing Systems X*.
- Zach, C., Pock, T., Bischof, H., 2007. A Duality Based Approach for Realtime TV-L1 Optical Flow. In *Pattern Recognition*, F. A. Hamprecht, C. Schnorr, and B. Jahne, Eds., vol. 4713. 2007, ch. 22, pp. 214–223.