

# Sobre las técnicas de nowcasting con sensores remotos

Nota Técnica SMN 2024-171

**Aldana Arruti<sup>1</sup>, Yanina García Skabar<sup>1</sup>, Juan Ruiz<sup>2</sup>, Luciano Vidal<sup>1</sup>**

<sup>1</sup> *Servicio Meteorológico Nacional.*

<sup>2</sup> *Centro de Investigaciones del Mar y la Atmósfera (CONICET - Universidad de Buenos Aires).*

Abril 2024

### *Información sobre Copyright*

*Este reporte ha sido producido por empleados del Servicio Meteorológico Nacional con el fin de documentar sus actividades de investigación y desarrollo. El presente trabajo ha tenido cierto nivel de revisión por otros miembros de la institución, pero ninguno de los resultados o juicios expresados aquí presuponen un aval implícito o explícito del Servicio Meteorológico Nacional.*

*La información aquí presentada puede ser reproducida a condición que la fuente sea adecuadamente citada.*

## Resumen

El pronóstico a muy corto plazo, conocido como nowcasting, desempeña un papel crucial en la predicción de eventos meteorológicos a muy corto plazo, proporcionando información vital para la toma de decisiones en diversos sectores. Esta Nota Técnica revisa las técnicas más avanzadas utilizadas en la actualidad para mejorar el desempeño del nowcasting.

Exploramos el empleo de tecnologías emergentes, como el uso de datos satelitales de alta resolución, la integración de modelos numéricos de alta frecuencia y la aplicación de algoritmos de aprendizaje profundo. Se destaca la importancia de la observación en tiempo real y la asimilación de datos para ajustar modelos en tiempo casi real, permitiendo una respuesta rápida y precisa ante eventos meteorológicos extremos. Además, se aborda la importancia de considerar la incertidumbre en el nowcasting, lo que ha llevado al desarrollo de sistemas con enfoque probabilístico.

Esta Nota Técnica proporciona una visión integral de las últimas tendencias y avances en técnicas de nowcasting, con el objetivo de mejorar la capacidad de anticipación y la mitigación de riesgos asociados a fenómenos meteorológicos adversos. Este análisis detallado busca proporcionar una comprensión completa de las técnicas de nowcasting y su aplicación potencial en el SMN.

## Abstract

Weather nowcasting plays a crucial role in predicting very short-term meteorological events, providing vital information for decision-making in various sectors. This Technical Note reviews the most advanced techniques currently used to enhance nowcasting performance.

We explore the use of emerging technologies, such as high-resolution satellite data, the integration of high-frequency numerical models, and the application of deep learning algorithms. The importance of real-time observation and data assimilation to adjust models in near real-time is emphasized, enabling a quick and precise response to extreme weather events. Additionally, the significance of considering uncertainty in nowcasting is addressed, leading to the development of probabilistic approaches.

This Technical Note provides a comprehensive overview of the latest trends and advancements in nowcasting techniques, aiming to improve anticipation capabilities and mitigate risks associated with adverse weather phenomena. This detailed analysis seeks to offer a complete understanding of nowcasting techniques and their potential application at the National Meteorological Service (NMS).

**Palabras clave:** pronóstico a muy corto plazo, precipitación, radar, satélite.

## Citar como:

Arruti, A., Y. García Skabar, J. Ruiz y L. Vidal, 2024: Sobre las técnicas de nowcasting con sensores remotos. Nota Técnica SMN 2024-171.

## 1. Introducción

El pronóstico a muy corto plazo (nowcasting) fue definido originalmente por Keith Browning durante el primer simposio sobre nowcasting (Browning, 1981) como “la descripción del estado actual del tiempo en detalle y la predicción de los cambios que pueden esperarse en una escala de tiempo de unas pocas horas”. Más recientemente, en 2010, el grupo de trabajo de nowcasting de la Organización Meteorológica Mundial (OMM) definió los pronósticos a muy corto plazo como la previsión del tiempo que cuenta con detalles locales, obtenidos a partir de cualquier método, en un período que comprende desde el presente hasta 6 horas más adelante, incluyendo una descripción detallada del tiempo actual (Wang y otros, 2017a). Tanto la descripción del tiempo actual como el nowcasting pueden basarse en la experiencia del experto a través de un análisis subjetivo de los datos satelitales, de radar y/o de modelos meteorológicos como así también en técnicas objetivas basadas en sistemas automáticos que brindan detalles sobre la posición futura de los sistemas precipitantes.

Actualmente, numerosos centros de pronóstico alrededor del mundo cuentan con sistemas de nowcasting operando en tiempo real. Muchas de estas técnicas se basan en la utilización de información de sensores remotos para realizar una descripción de la ubicación y desplazamiento de los sistemas precipitantes, que podrán luego ser utilizadas por distintos usuarios vinculados a áreas como la aviación, hidrología y marina, entre otras.

Esta Nota Técnica tiene como objetivo realizar un repaso de las principales características de los sistemas de nowcasting basados en técnicas objetivas, brindar algunos ejemplos de los sistemas que se encuentran operativos en diferentes Servicios Meteorológicos del mundo y plantear el estado actual y las perspectivas a futuro del nowcasting en el Servicio Meteorológico Nacional (SMN).

## 2. Sistemas de nowcasting

Alrededor del mundo se han desarrollado distintos sistemas de nowcasting que podemos encontrar actualmente operativos en distintos centros mundiales: 1) sistemas basados en la identificación y seguimiento de objetos individuales (seguimiento de celdas), 2) sistemas basados en la estimación de un campo de movimiento, 3) sistemas que incorporaron técnicas de aprendizaje automático y 4) Sistemas híbridos. Prudden y otros (2020) destacan particularmente a los sistemas que incorporan técnicas de aprendizaje automático y sistemas híbridos, que permiten la incorporación de mecanismos físicos y la predicción de cambios en la intensidad de los sistemas precipitantes. Además, en los últimos años ha cobrado relevancia los sistemas de nowcasting que presentan un enfoque probabilístico y buscan cuantificar la incertidumbre del pronóstico.

### 2.1. Sistemas de centroide

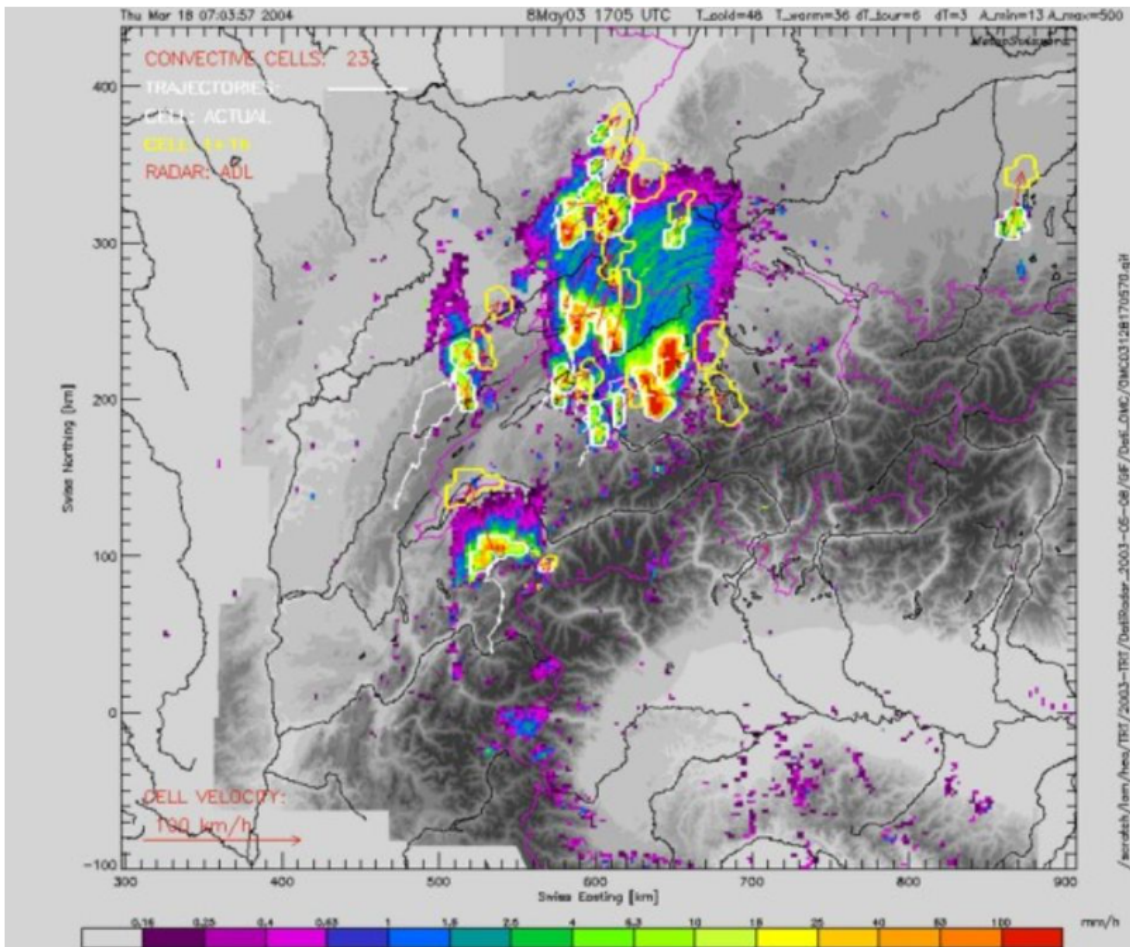
Los sistemas basados en la identificación y seguimiento de objetos utilizan criterios para segmentar un campo escalar como puede ser el de reflectividad o tasa de precipitación en una cantidad limitada de objetos a los cuales se puede asignar una serie de propiedades como tamaño, forma, intensidad, entre otros. Existen diversas técnicas basadas en estos principios que difieren en la manera en la que se definen los objetos, la forma en la que se identifica la continuidad de los mismos en imágenes sucesivas y la manera en la que se tratan las fusiones y separaciones de objetos. La fortaleza de los algoritmos de centroide reside entonces en su muy buena eficiencia en la identificación y seguimiento de celdas individuales y en que puede proveer en cada tiempo las propiedades de

los sistemas precipitantes. Sin embargo, dado que este tipo de algoritmos depende de los umbrales de reflectividad empleados por las distintas técnicas de identificación para la caracterización de las celdas individuales, esto hace que sean menos eficientes para el pronóstico a muy corto plazo de precipitación estratiforme (Pierce y otros, 2004). Por otra parte, estos algoritmos presentan un mejor desempeño en la primer hora de pronóstico, ya que en general no consideran cambios en la intensidad de los sistemas precipitantes.

Entre las técnicas más utilizadas podemos citar a:

- TITAN (Thunderstorm Identification, Tracking, Analysis and Nowcasting; Dixon y Wiener, 1993), este algoritmo identifica la zona de precipitaciones de acuerdo con un umbral definido (alrededor de 35 dBZ) y la aproxima mediante una elipse que considera determinados parámetros para su rastreo (como el centroide, el volumen, el tamaño) y cuenta además con algoritmos que le permiten detectar la ocurrencia de fusiones o bifurcaciones de los sistemas precipitantes.
- SCIT (Storm Cell Identification and Tracking; Johnson y otros, 1998), el cual presenta algunas similitudes con TITAN, sin embargo la identificación de celdas es un poco más compleja ya que emplea múltiples umbrales de reflectividad.
- YRADAR y YRADARNA (Martín y otros, 2001; Martín, 2002), se basa en TITAN y es especialmente útil para estructuras de tamaño pequeño, bi y tridimensionales.
- TRACE3D (Handwerker, 2002), realiza dos pasos para la identificación de los objetos en función de dos umbrales de reflectividad diferentes y el procedimiento de rastreo se asemeja al del SCIT, pero presenta algunas diferencias en la forma en que considera la división y fusión de las celdas.
- TRT (Thunderstorm Radar Tracking; Hering y otros, 2004), este algoritmo identifica distintos tipos de sistemas, como las celdas convectivas, mediante un umbral que se adapta y es capaz de detectar y rastrear celdas en distintas etapas de su evolución. Este algoritmo también implementa la división y fusión de celdas considerando los pronósticos de trayectoria de todas las celdas existentes.
- FAST (Fuzzy-logic Algorithm for Storm Tracking; Jung y Lee, 2015) se diferencia respecto a los mencionados anteriormente ya que usa la lógica difusa para realizar los rastreos de celdas.

Algunos de estos algoritmos se encuentran implementados de manera operativa en distintos centros alrededor del mundo. CARDS (Canadian Radar Decision Support) es el sistema de de nowcasting de precipitación del Servicio Meteorológico de Canadá que emplea al algoritmo TITAN con algunas modificaciones para su adaptación al clima canadiense. TRT es utilizado por el Servicio Meteorológico de Suiza y se han realizado una serie de mejoras a su versión original, como la ingestión de datos de rayos y el manejo tridimensional de los datos (Hering y otros, 2006). La Figura 1 muestra un ejemplo de pronóstico a una hora del algoritmo TRT para celdas de precipitación. Así también, YRADAR y YRADARNA se encuentran operativos en AEMet (Agencia Estatal de Meteorología de España).



**Figura 1:** Celdas de tormenta (contornos blancos), trayectorias (líneas amarillas), y celdas extrapoladas para una hora de pronóstico (contornos amarillos) del algoritmo TRT, superpuestas a la imagen de radar. Obtenido de <http://www.meteoswiss.admin.ch/about-us/research-and-cooperation/projects/en/2002/trt.html>.

## 2.2. Sistemas advectivos

Estos métodos buscan definir un campo de movimiento que pueda caracterizar el desplazamiento y la deformación de las áreas precipitantes a partir de una secuencia de imágenes de radar. Dicho campo de movimiento, se usa luego para adveccionar en el tiempo un campo escalar que puede ser la reflectividad, la tasa de precipitación u otra cantidad. Estas técnicas se enmarcan dentro del problema de estimación de flujo óptico, el cual intenta determinar el patrón de movimiento relativo entre objetos mediante el análisis de imágenes consecutivas ordenadas. El problema de flujo óptico es un problema indeterminado por lo que para obtener soluciones robustas y consistentes con la física del problema es necesario introducir hipótesis adicionales. La fortaleza de este tipo de algoritmos reside en que pueden proporcionar información más precisa acerca de la intensidad y dirección de la velocidad de los ecos de radar en áreas extensas y puede ser utilizado para eventos de precipitación convectiva y estratiforme. Sin embargo, la principal debilidad es que carece de la capacidad de identificar y seguir celdas individuales aisladas. Además, la estimación de los vectores de desplazamiento suele ser sensible a la técnica utilizada y suele presentar resultados ruidosos cuando se intenta analizar los detalles de menor escala asociados al desplazamiento y deformación de los sistemas de precipitación. Por otra parte, estos algoritmos presentan un mejor desempeño en la primer hora de

pronóstico, ya que en general no consideran cambios en la intensidad de los sistemas precipitantes.

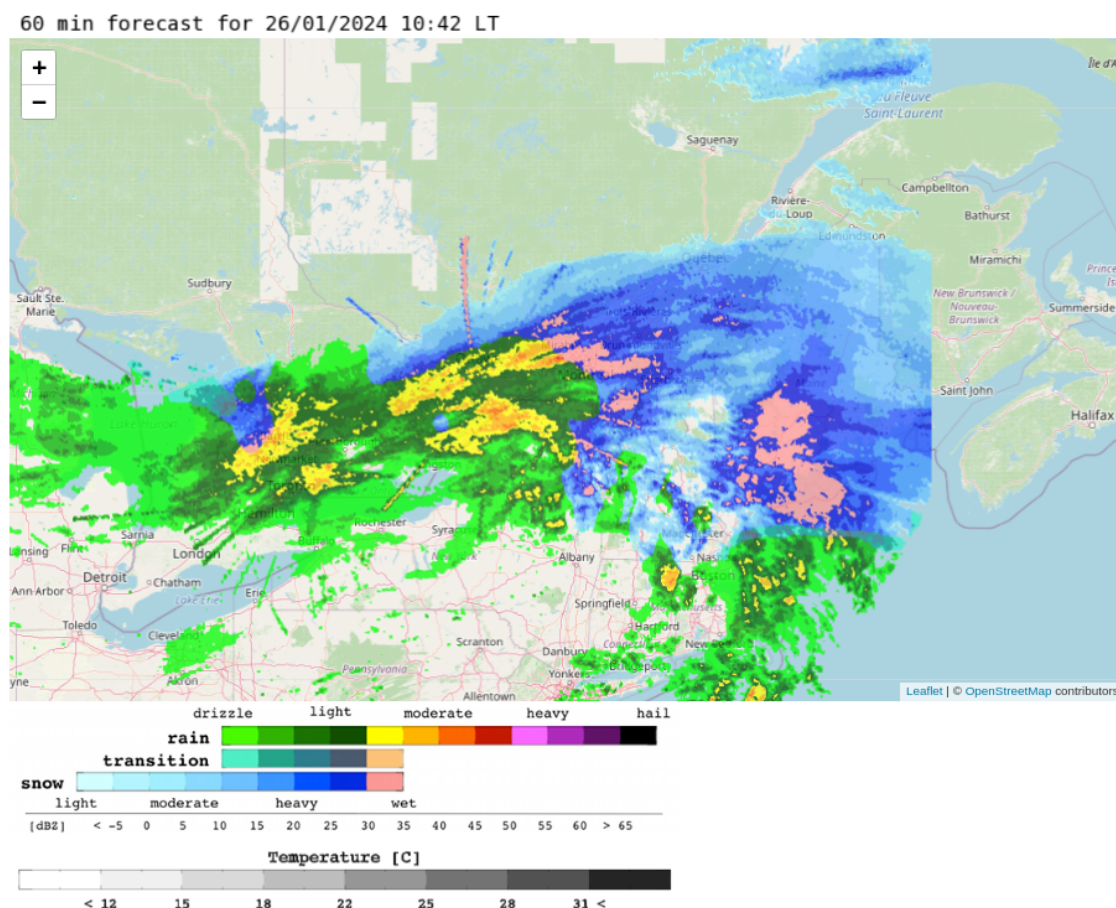
Existen numerosas técnicas basadas en este principio que generalmente utilizan imágenes consecutivas como pueden ser los productos CAPPI (corte horizontal de reflectividad a una altura constante) para un radar o un mosaico de varios radares en una región:

- TREC (Tracking Radar Echoes by Correlation; Rinehart y Garvey, 1978) determina el campo de movimiento que mejor explica la transición entre dos o más imágenes sucesivas utilizando el concepto de segmentación de las imágenes en sub-áreas. Una de las limitaciones de la técnica TREC, es que las velocidades estimadas muchas veces presentan poca coherencia espacial, produciendo fuertes convergencias y divergencias en el campo de movimiento.
- CO-TREC (Li y otros, 1995) busca mejorar la coherencia espacial del campo de movimiento obtenido a través de la técnica TREC y se basa en el problema de flujo óptico, el cual impone la condición de no divergencia al campo de movimiento horizontal estimado.
- MAPLE (McGill Algorithm for Precipitation Nowcasting by Lagrangian Extrapolation; Germann y Zawadzki, 2002) se basa en un algoritmo variacional que busca el campo de movimiento que minimiza la distancia entre la advección de una imagen y la imagen obtenida en un tiempo posterior (Laroche y Zawadzki, 1994). Incorporando además, un término adicional en la función de costo que impone una condición de suavidad espacial sobre el campo de movimiento obtenido. Este sistema fue evaluado e implementado en distintos centros alrededor del mundo, como así también en el módulo VET de la librería de código abierto PySTEPS (Pulkkinen y otros, 2019b).
- S-PROG (Spectral Prognosis; Seed, 2003) tiene la habilidad de filtrar las escalas menos predictibles (asociadas a tiempos de vida menores) a medida que el tiempo de pronóstico aumenta. Este tipo de consideraciones también fueron incorporadas en el algoritmo MAPLE en posteriores trabajos (Turner y otros, 2004).

Numerosos autores han utilizado los algoritmos advectivos para realizar estudios sobre el desplazamiento de ciclones tropicales (Tang y Matyas, 2018) como es el caso de DARTS (Dynamic and Adaptive Radar Tracking of Storms), el cual se desarrolló para emitir pronósticos a muy corto plazo para el sistema CASA (Collaborative Adaptive Sensing of the Atmosphere radar network; Ruzanski y otros, 2011) que desplegó una red de radares de banda X de alta resolución en la zona de Oklahoma (Estados Unidos). Los algoritmos advectivos también pueden ser aplicados a campos consecutivos tridimensionales, Otsuka y otros (2016b) propuso un algoritmo que toma datos de radares de muy alta resolución espacial y temporal y realiza el cálculo tridimensional de los vectores de movimiento. Este cálculo tridimensional permite predecir el desplazamiento vertical de las regiones de la nube con mayor carga de hidrometeoros, lo que presenta mucha utilidad a la hora de emitir alertas de muy corto plazo por la ocurrencia de precipitaciones intensas. En este contexto, Kato y otros (2017) utiliza un algoritmo tridimensional Kigawa (2014) para el estudio de precipitaciones extremadamente intensas y localizadas.

Dentro de los algoritmos que se encuentran implementados de manera operativa en distintos centros alrededor del mundo se encuentran el AMV (Atmospheric Motion Vector; Hohti y otros, 2000), el cual es utilizado por el Instituto Meteorológico Finlandés y es una adaptación del algoritmo TREC que permite la ingesta de las últimas cinco imágenes de reflectividad y aplica un estricto control de calidad y MAPLE, que forma parte de un sistema de decisión (HydroMet Decision Support System; Conway y Eilts, 2004), que consiste en numerosos algoritmos que integran los datos de radar, satélite, superficie y modelos numéricos para proporcionar pronósticos de precipitación. Este sistema se encuentra, a su vez, implementado en varios lugares del mundo como Estados Unidos, Italia

septentrional, Taiwán y Tailandia. La Figura 2 muestra un ejemplo de pronóstico del sistema de nowcasting MAPLE para el noreste de Estados Unidos y sudeste de Canadá.



**Figura 2:** Pronóstico de precipitación a 60 minutos correspondiente al algoritmo de nowcasting MAPLE, para el día 26 de enero de 2024. Obtenido de <https://radar.mcgill.ca/imagery/nowcasting.html>.

### 2.3. Sistemas basados en aprendizaje automático

Las redes neuronales son una herramienta de bajo costo computacional que pueden ser utilizadas para la extrapolación de datos de radar. Las técnicas de aprendizaje profundo que tratan problemas complejos como el nowcasting han estado disponibles a partir de los últimos años y han permitido incorporar no solo el desplazamiento de los sistemas sino también posibles cambios en su intensidad, en tanto y en cuanto dicha información pueda ser inferida a partir de la historia reciente del sistema. Esto último permite mejorar el desempeño del nowcasting tradicional que comúnmente decae rápidamente durante la primer hora de pronóstico.

Por ello, la irrupción de las técnicas de aprendizaje automático impulsó nuevas líneas de investigación a nivel internacional, regional y local. Shi y otros (2015) han sido los primeros autores en introducir estas técnicas a través de redes neuronales profundas en el área del nowcasting. Los autores abordaron al nowcasting como un problema de previsión de secuencias espacio-temporales para lo que emplearon la red neuronal LSTM convolucionada, la cual resulta adecuada para tratar este tipo de problemas. Posteriormente, Kim y otros (2017) y Su y otros (2020) han utilizado esta red neuronal para desarrollar distintos modelos que predicen la cantidad de precipitación y logran



prolongar el período de previsión válido y mejorar la precisión de la previsión debido a que las trayectorias de ecos de radar obtenidas se acercan más a sus movimientos reales y a que las redes neuronales son capaces de prever la iniciación, crecimiento y disipación de las celdas convectivas. Por otro lado, Ayzel y otros (2020) y Zhang y otros (2019) han presentado otras redes neuronales con resultados igual de alentadores. En estos últimos tiempos, Yao y otros (2022) han desarrollado y evaluado un modelo de aprendizaje automático para eventos meteorológicos de alto impacto como huracanes y precipitaciones intensas, los cuales presentan una alta variabilidad espacio-temporal, por lo que la no-linealidad de las técnicas de aprendizaje automático brindan mejores resultados respecto a los sistemas de centroide y advectivos. Un factor importante a tener en cuenta para poder aplicar este tipo de técnicas reside en que se debe contar con un gran número de observaciones para poder entrenar exitosamente a la red neuronal. A nivel regional se están realizando diversos estudios, en Brasil, Caseri y otros (2022) entrenaron una red neuronal LSTM con una serie temporal de imágenes de precipitación derivada de datos de radar para eventos de precipitación extrema, obteniendo mejores resultados en relación a un pronóstico por persistencia. Así también, Bonnet y otros (2020) utilizaron una secuencia de imágenes de radar para realizar un pronóstico de reflectividad a 1 hora con el fin de entrenar una red neuronal profunda basada en LSTM y GHU (gradient highway unit), arrojando resultados alentadores para el uso de esta red como herramienta adicional de ayuda al nowcasting tradicional.

## 2.4. Sistemas combinados

Los sistemas basados en múltiples sistemas de observación y modelos numéricos combinan alguna de las técnicas mencionadas previamente con otros datos, modelos conceptuales y/o soluciones explícitas de ecuaciones numéricas. Entre los sistemas combinados se destacan aquellos sistemas basados en modelos numéricos, sistemas de extrapolación de datos que utilizan información del modelo y sistemas "seamless". Estas técnicas buscan optimizar el uso de datos meteorológicos obtenidos a través de diferentes fuentes (e.g., estaciones meteorológicas, satélites) en el nowcasting y brindar pronósticos de otras variables meteorológicas, además del campo de precipitación, como pueden ser la visibilidad, altura de nubes, ráfagas de viento, entre otros. Por otro lado, las acciones necesarias para mitigar los impactos, deben contar con una anticipación mayor a lo que los sistemas de nowcasting proveen (mayor a 6 horas), por lo que es necesario poder combinar las técnicas de nowcasting con otras metodologías que puedan prever la evolución de la precipitación a plazos más largos de una manera que sea lo más consistente posible (Bojinski y otros, 2023). En los últimos años, gracias al aumento de los recursos computacionales, al avance de las técnicas de asimilación de datos de alta resolución y a la mejora de los modelos numéricos que permiten una mejor representación de la convección, se ha progresado considerablemente en el uso de los modelos numéricos para el nowcasting (Sun y otros, 2014; Stensrud y otros, 2009). Taylor y otros (2023) han asimilado observaciones cada 30 segundos de un radar meteorológico a un modelo de previsión numérica del tiempo encontrando mejoras en la predicción de los cambios rápidos en la estructura e intensidad de la tormenta, lo que lleva a una mejora de las predicciones basadas sólo en la extrapolación de los ecos a medida que aumenta el plazo de pronóstico.

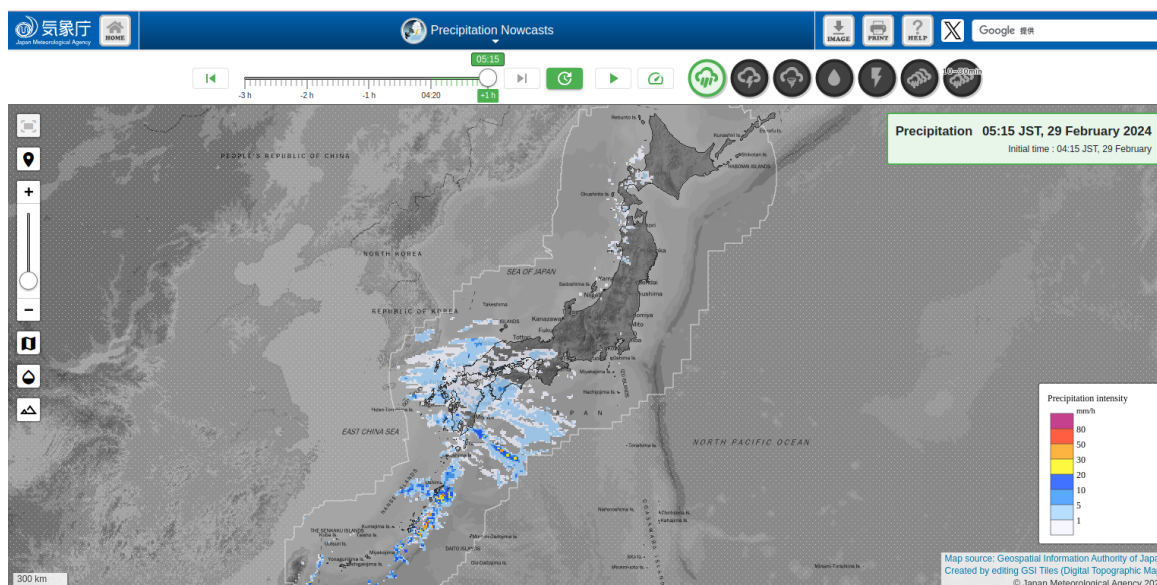
En las últimas décadas se han desarrollado numerosos sistemas expertos que combinan distintas fuentes de datos. Entre ellos podemos encontrar a:

- ANC (Auto-Nowcast) (Mueller y otros, 2003), el cual es un sofisticado y complejo sistema de nowcasting que incorpora datos de radar, satélite, estaciones meteorológicas y sondeos. Sus algoritmos permiten identificar las zonas de convergencia dentro de la capa límite, la intensidad de las corrientes ascendentes, el perfil de cortante vertical, entre otros.
- SWIRLS (Short-range Warnings of Intense Rainstorms in Localized Systems; Li y Lai, 2004; Woo y Wong,

2017), el cual se ha concentrado en la predicción de precipitaciones intensas mediante la incorporación de datos de radar y satélite y extiende el plazo de pronóstico mediante la utilización de un modelo numérico.

- NowCastMix – Autowarn (nowcast mix – automatic warning) (James y otros, 2015; Reichert, 2009), el cual se basa en algoritmos de centroide e incorpora datos de rayos, contenido vertical de agua líquida, reportes de estaciones y un modelo numérico. Éste emite información sobre tormentas eléctricas y fenómenos meteorológicos relacionados (granizo, ráfagas, intensidad de las precipitaciones), nevadas intensas y lluvias heladas.
- CAN-Now (Canadian Airport Nowcasting) (Bailey y otros, 2009), el cual fue desarrollado para su uso en aeropuertos y utiliza varias fuentes de información, como los datos de modelos numéricos, los informes de los pilotos aéreos, las observaciones de sensores en tierra (precipitaciones, formación de hielo, techo, visibilidad y viento) y los datos de satélite y radar. Este sistema proporciona información sobre la visibilidad, tasa y tipo de precipitación para ayudar a los tomadores de decisión, como pilotos, despachadores o controladores de tráfico aéreo, a hacer planes con mayores márgenes de seguridad.
- INCA (Integrated Nowcasting through Comprehensive Analysis; Haiden y otros, 2011), el cual ha sido desarrollado originalmente para su uso en terreno montañoso e incluye información sobre temperatura, humedad, viento, cantidad y tipo de precipitaciones, nubosidad y radiación global. Asimismo, se fusiona con el pronóstico obtenido mediante un modelo numérico utilizando una función de ponderación temporal.
- Los sistemas “seamless”(Kober y otros, 2012), que buscan combinar de manera óptima modelos y nowcasting para que el pronosticador vea esencialmente un mismo producto desde los minutos hasta los días. Otros autores han explorado sistemas en los que se incorporan la asimilación de datos de radar y la asimilación de los campos extrapolados de reflectividad para mejorar el pronóstico (Bližňák y otros, 2017) y sistemas en los que la fusión entre el modelo y la extrapolación se realiza para el campo de VM mediante un algoritmo variacional con el fin de mejorar la calidad de los VM (Chung y Yao, 2020).

Los sistemas combinados se encuentran implementados operacionalmente en los principales centros de pronóstico a nivel mundial. El U.K. Met Office cuenta con el sistema NIMROD, que brinda pronósticos de cantidad y tipo de precipitación, probabilidad de nieve, cobertura nubosa, visibilidad y velocidad de ráfagas de viento (Golding, 1998). A su vez, dispone de GANDOLF (Generating Advanced Nowcasts for Deployment in Operational Land-based Flood Forecasts; Bowler y otros, 2004) que fue desarrollado principalmente para aplicaciones hidrológicas. Por otro lado, Europa central cuenta con INCA-CE (Integrated Nowcasting Comprehensive Analysis - Central Europe; (Wang y otros, 2017b) desarrollado originalmente en Austria y usado por 24 servicios meteorológicos de Austria, República Checa, Alemania, Hungría, Italia, Polonia, Eslovaquia y Eslovenia. Mientras que los sistemas ANC, SWIRLS, CAN-Now y S-TEPS se encuentran operativos en Estados Unidos, Hong Kong, Canadá y Bélgica respectivamente. HRPNS (High-resolution Precipitation Nowcasts) es otro sistema advectivo de nowcasting implementado por la Agencia Meteorológica de Japón. Este sistema utiliza datos de radar de banda C y XRAIN, además de la aplicación avanzada de datos de observación del Sistema Automatizado de Adquisición de Datos Meteorológicos (AMeDAS, de sus siglas en inglés), así como información de observación de radiosondas y perfiladores de viento. La Figura 3 muestra un ejemplo del nowcasting de precipitación obtenido a partir de este sistema.



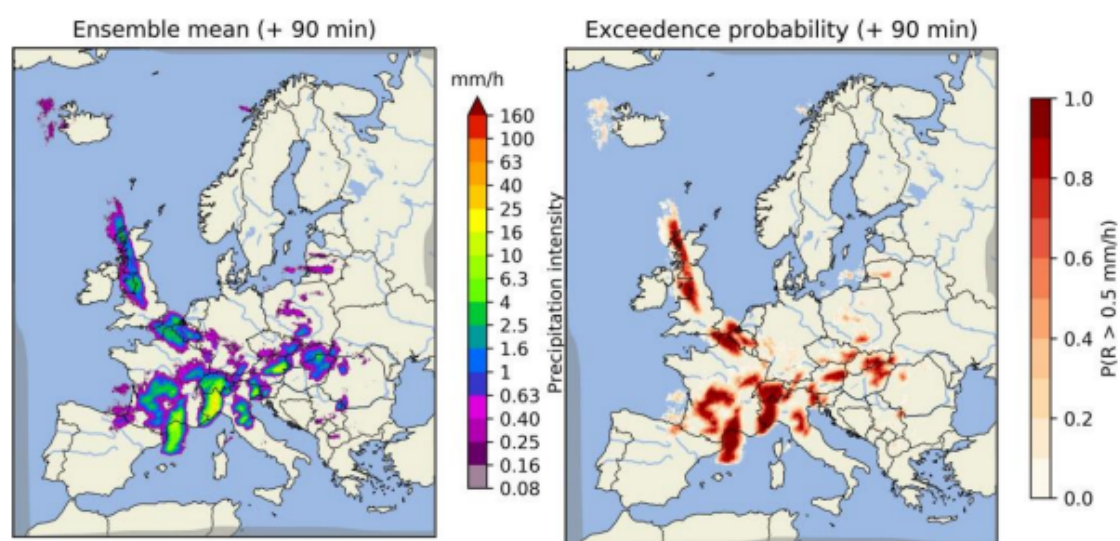
**Figura 3:** Pronóstico de precipitación a 1 hora correspondiente al algoritmo de nowcasting HRPNs, para el día 28 de febrero de 2024. Obtenido de [https://www.jma.go.jp/bosai/en\\_nowc](https://www.jma.go.jp/bosai/en_nowc).

## 2.5. Sistemas con enfoque probabilístico

Los sistemas de nowcasting que presentan un enfoque probabilístico buscan cuantificar la incertidumbre del pronóstico, una de las formas más utilizadas para cuantificar la incertidumbre consiste en estimar la probabilidad de ocurrencia de un evento mediante un conjunto de posibles estados del sistema. Este tipo de sistemas trae numerosos beneficios ya que permite a los tomadores de decisión determinar los criterios para emitir alarmas basado en la probabilidad de superar determinados umbrales de reflectividad o precipitación. La incertidumbre de la extrapolación de los sistemas precipitantes puede dividirse principalmente en la incertidumbre causada por las trayectorias pronosticadas de manera inexacta y en la incertidumbre causada por el crecimiento y disipación del campo de reflectividad o precipitación.

Entre las técnicas que utilizan estos algoritmos podemos encontrar a S-DARTS (Stochastic DARTS; Pulkkinen y otros, 2019a), una extensión probabilística de DARTS, que genera perturbaciones estocásticas en los campos de reflectividad y movimiento para simular la incertidumbre en la trayectoria del sistema precipitante y ENS (Sokol y otros, 2017) que se basa en la previsión probabilística de las tasas de precipitación y genera el ensamble a partir de la generación de trayectorias aleatorias que presentan una estructura de la covarianza del error obtenida a partir del algoritmo desarrollado por Huynh y otros (2011). Estos dos algoritmos se centran en representar la incertidumbre dada por la inexactitud del desplazamiento del sistema precipitante. En contraposición, otros trabajos como el propuesto por Berenguer y otros (2011) han desarrollado un pronóstico probabilístico en el que la incertidumbre del pronóstico está mayormente representada por el crecimiento y disipación del sistema precipitante, para lo que generan pronósticos de precipitación condicionados a las observaciones, en los que la evolución del campo de las precipitaciones se perturba teniendo en cuenta las propiedades estadísticas de esta variable. Otros algoritmos basados en S-PROG, fueron el propuesto por Pulkkinen y otros (2020) que considera el líquido integrado verticalmente para determinar la predictibilidad del crecimiento y disipación del sistema precipitante según la escala espacial, y STEPS que amplía el enfoque S-PROG para incluir un término estocástico que representa la varianza de los errores del pronóstico para las diferentes escalas de los sistemas precipitantes y permite construir un pronóstico

por ensambles. La Figura 4 muestra un ejemplo de pronóstico obtenido a partir de esta técnica, implementado a través del software de uso libre PySTEPS (Pulkkinen y otros, 2019c) en AEMet, en el marco del proyecto FMP-Met (Meteorological uncertainty management for Flow Management Positions). Recientemente, Merker y otros (2019) presentaron un método para estimar la incertidumbre espacial y temporal del pronóstico utilizando como herramienta la asimilación de datos de radar utilizando el LETKF (Local Ensemble Transform Kalman Filter). Para ello, asimilaban datos de reflectividad de distintas redes de radares y crearon un ensamble de campos de reflectividad. A diferencia, Otsuka y otros (2016a) utiliza el LETKF para asimilar el campo de movimiento y generar un ensamble de VM, cuyo valor medio sera utilizado para la extrapolación del campo de reflectividad.



**Figura 4:** Media del ensamble (izquierda) y probabilidad de que la precipitación sea mayor a  $0.5 \text{ mmh}^{-1}$  (derecha) obtenidos para los 90 minutos de nowcasting calculado a través de la técnica STEPS para las 12 UTC del día 27 de julio de 2019. Obtenida del informe de resultados del proyecto FMP-Met ([https://fmpmet.files.wordpress.com/2021/07/fmp-met\\_d3.1\\_ed02.00.pdf](https://fmpmet.files.wordpress.com/2021/07/fmp-met_d3.1_ed02.00.pdf)).

### 3. Perspectivas de nowcasting en el SMN

El Servicio Meteorológico Nacional (SMN) ha realizado una serie de esfuerzos para brindar mejores herramientas que permitan prevenir a la población sobre posibles riesgos derivados de eventos meteorológicos adversos. La dirección de Aeronáutica realiza Avisos de Aeródromo (AD WRNG), el que consiste en un mensaje con información concisa acerca de las condiciones meteorológicas que pueden tener efectos adversos en las aeronaves en tierra, inclusive en las estacionadas, y en las instalaciones y servicios del aeródromo. Por otro lado, se ha desarrollado un Sistema de Alerta Temprana (SAT) que permite al usuario identificar de manera clara y rápida las regiones del país que pueden ser afectadas por eventos meteorológicos adversos, el nivel de intensidad de los fenómenos y el tiempo de duración de la situación meteorológica (Saucedo y otros, 2021). Además, se puede acceder a las advertencias, también graficadas sobre un mapa, que informan sobre fenómenos que pueden complicar las actividades cotidianas (reducción de visibilidad y las temperaturas extremas) y los avisos a muy corto plazo (ACP; Lohigorry y otros, 2018). Estos avisos se emiten cuando de acuerdo con el análisis de la situación meteorológica imperante, se determina una alta probabilidad de que se desarrollen tormentas de variada intensidad asociadas a un fenómeno meteorológico de características violentas (tormentas con ráfagas, granizo, fuertes lluvias), alertando al área posiblemente afectada

por este fenómeno. Los ACP se representan mediante el gráfico de un polígono rojo sobre un mapa, tienen una validez de 1, 2 o 3 horas y se producen únicamente en el área de cobertura de la red de radares con la que cuenta actualmente el país. Es importante destacar que tanto el desplazamiento de los sistemas precipitantes que se utiliza para la elaboración de los ACP, así como la evaluación de su intensidad y potencial de severidad se obtienen de forma subjetiva. La implementación de técnicas de nowcasting objetivas que brinden información detallada sobre la estructura y evolución de las tormentas convectivas conllevarían a una mejora de los ACP.

Actualmente en el SMN se ha avanzado en la implementación de manera operativa experimental de un algoritmo de nowcasting determinístico advectivo basado en datos de radar meteorológico desarrollado por Arruti Gamaldi (2022). Este algoritmo se basa en el cálculo de correlaciones entre campos consecutivos de reflectividad para estimar un campo de VM y utiliza el esquema advectivo semi-lagrangiano para realizar la extrapolación. La visualización de este producto se realiza mediante un software de uso interno del SMN denominado Sky-Ar (Figura 5) y se pueden visualizar las últimas 2 horas de los campos de reflectividad y el pronóstico a 2 horas de los mismos. Este producto se encuentra disponible para los radares de Córdoba, Ezeiza, Resistencia, Mar de Plata y Paraná y se realiza una verificación trimestral de su desempeño.

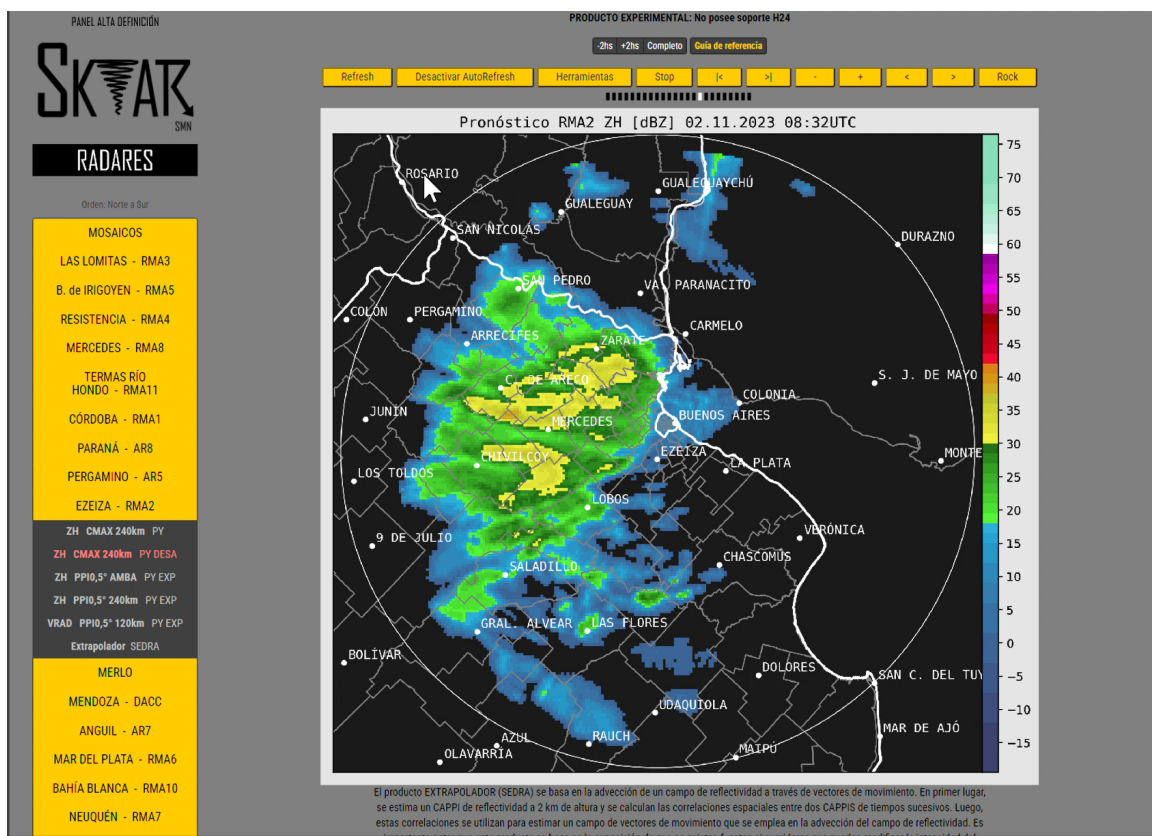


Figura 5: Ejemplo de visualización del producto EXTRAPOLADOR (SEDRA) en el panel Sky-Ar.

Actualmente se está llevando a cabo el proyecto PREVENIR (<https://prevenir.smn.gob.ar/>), de investigación conjunta entre instituciones de Japón y Argentina en cooperación con la Agencia de Cooperación Internacional de Japón (JICA) y la Agencia de Ciencia y Tecnología de Japón (JST), en el marco del programa de la Asociación de Investigación en Ciencia y Tecnología para el Desarrollo Sostenible (SATREPS). Este proyecto tiene como objetivo desarrollar un sistema de alerta temprana de inundaciones urbanas repentinas para la cuenca de los arroyos Sanrandí y Santo Domingo en Buenos Aires y la cuenca del río Suquía en Córdoba. Uno de los puntos claves a

desarrollar consiste en un sistema de nowcasting de precipitación que sirva como entrada del modelo hidrológico y permita así mejorar la predicción hidrometeorológica. Con el fin de lograr este objetivo se está trabajando en la mejora del actual algoritmo determinístico de modo que sirva como base para un pronóstico probabilístico que permita cuantificar la incertidumbre del nowcasting.

Por otro lado, el uso de datos satelitales permite una cobertura espacial de todo el país para un monitoreo continuo de las áreas de precipitación, por ello se está trabajando en el desarrollo de un sistema de nowcasting basado en sistemas advectivos que utilice datos de satélite.

## REFERENCIAS

- Arruti Gamaldi, A. D., 2022: Análisis de la predictibilidad de los sistemas de precipitación a muy corto plazo según su escala espacial. Tesis doctoral, Universidad de Buenos Aires.
- Ayzel, G., T. Scheffer, y M. Heistermann, 2020: RainNet v1. 0: a convolutional neural network for radar-based precipitation nowcasting. *Geoscientific Model Development*, **13 (6)**, 2631–2644.
- Bailey, M., G. Isaac, N. Driedger, y J. Reid, 2009: Comparison of nowcasting methods in the context of high-impact weather events for the canadian airport nowcasting project. *International symposium on nowcasting and very short range forecasting*, Vol. 30.
- Berenguer, M., D. Sempere-Torres, y G. G. Pegram, 2011: Sbmcast—an ensemble nowcasting technique to assess the uncertainty in rainfall forecasts by lagrangian extrapolation. *Journal of Hydrology*, **404 (3-4)**, 226–240.
- Bližňák, V., Z. Sokol, y P. Zacharov, 2017: Nowcasting of deep convective clouds and heavy precipitation: comparison study between nwp model simulation and extrapolation. *Atmospheric Research*, **184**, 24–34.
- Bojinski, S., y coautores, 2023: Towards nowcasting in europe in 2030. *Meteorological Applications*, **30 (4)**, e2124.
- Bonnet, S. M., A. Evsukoff, y C. A. Morales Rodriguez, 2020: Precipitation nowcasting with weather radar images and deep learning in São Paulo, Brasil. *Atmosphere*, **11 (11)**, 1157.
- Bowler, N. E., C. E. Pierce, y A. Seed, 2004: Development of a precipitation nowcasting algorithm based upon optical flow techniques. *Journal of Hydrology*, **288 (1-2)**, 74–91.
- Browning, K., 1981: A total system approach to a weather radar network. *Nowcasting: Mesoscale Observations and Short-Range Prediction*, Vol. 165, 115.
- Caseri, A. N., L. B. L. Santos, y S. Stephany, 2022: A convolutional recurrent neural network for strong convective rainfall nowcasting using weather radar data in southeastern brazil. *Artificial Intelligence in Geosciences*, **3**, 8–13.
- Chung, K.-S., y I.-A. Yao, 2020: Improving radar echo lagrangian extrapolation nowcasting by blending numerical model wind information: Statistical performance of 16 typhoon cases. *Monthly Weather Review*, **148 (3)**, 1099–1120.
- Conway, J. W., y M. D. Eilts, 2004: The hydromet decision support system: new applications in hydrology. *Proceedings of ERAD*, Vol. 525.

- Dixon, M., y G. Wiener, 1993: Titan: Thunderstorm identification, tracking, analysis, and nowcasting—a radar-based methodology. *Journal of atmospheric and oceanic technology*, **10 (6)**, 785–797.
- Germann, U., y I. Zawadzki, 2002: Scale-dependence of the predictability of precipitation from continental radar images. part i: Description of the methodology. *Monthly Weather Review*, **12**, 2859–2873.
- Golding, B., 1998: Nimrod: A system for generating automated very short range forecasts. *Meteorological Applications: A journal of forecasting, practical applications, training techniques and modelling*, **5 (1)**, 1–16.
- Haiden, T., A. Kann, C. Wittmann, G. Pistotnik, B. Bica, y C. Gruber, 2011: The integrated nowcasting through comprehensive analysis (inca) system and its validation over the eastern alpine region. *Weather and Forecasting*, **26 (2)**, 166–183.
- Handwerker, J., 2002: Cell tracking with trace3d—a new algorithm. *Atmospheric Research*, **61 (1)**, 15–34.
- Hering, A., U. Germann, M. Boscacci, y S. Sényesi, 2006: Operational thunderstorm nowcasting in the alpine region using 3d-radar severe weather parameters and lightning data. *Proceedings of the Fourth European Conference on Radar Meteorology (ERAD), Barcelona, Spain, 18-22 September 2006*, 453–456.
- Hering, A., C. Morel, G. Galli, S. Sényesi, P. Ambrosetti, y M. Boscacci, 2004: Nowcasting thunderstorms in the alpine region using a radar based adaptive thresholding scheme. *Proceedings of ERAD*, Vol. 1.
- Hohti, H., J. Koistinen, P. Nurmi, E. Saltikoff, y K. Holmlund, 2000: Precipitation nowcasting using radar-derived atmospheric motion vectors. *Physics and Chemistry of the Earth, Part B: Hydrology, Oceans and Atmosphere*, **25 (10-12)**, 1323–1327.
- Huynh, H. T., I. Soumare, y coautores, 2011: *Stochastic simulation and applications in finance with MATLAB programs*, Vol. 633. John Wiley & Sons.
- James, P., B. Reichert, y D. Heizenreder, 2015: Nowcastmix—optimized automatic warnings from continuously monitored nowcasting systems based on fuzzy-logic evaluations of storm attributes. *8th European Conference on Severe Storms*.
- Johnson, J., P. L. MacKeen, A. Witt, E. D. W. Mitchell, G. J. Stumpf, M. D. Eilts, y K. W. Thomas, 1998: The storm cell identification and tracking algorithm: An enhanced wsr-88d algorithm. *Weather and forecasting*, **13 (2)**, 263–276.
- Jung, S.-H., y G. Lee, 2015: Radar-based cell tracking with fuzzy logic approach. *Meteorological Applications*, **22 (4)**, 716–730.
- Kato, R., S. Shimizu, K.-i. Shimose, T. Maesaka, K. Iwanami, y H. Nakagaki, 2017: Predictability of meso- $\gamma$ -scale, localized, extreme heavy rainfall during the warm season in japan using high-resolution precipitation nowcasts. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, **143 (704)**, 1406–1420.
- Kigawa, S., 2014: Techniques of precipitation analysis and prediction for high-resolution precipitation nowcasts. *The Japan Meteorological Agency*, 1–15.
- Kim, S., S. Hong, M. Joh, y S.-k. Song, 2017: Deeprain: ConvLstm network for precipitation prediction using multi-channel radar data. *arXiv preprint arXiv:1711.02316*.
- Kober, K., G. C. Craig, C. Keil, y A. Dörnbrack, 2012: Blending a probabilistic nowcasting method with a high-resolution numerical weather prediction ensemble for convective precipitation forecasts. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, **138 (664)**, 755–768.

- Laroche, S., y I. Zawadzki, 1994: A variational analysis method for retrieval of three-dimensional wind field from single-doppler radar data. *Journal of the atmospheric sciences*, **51 (18)**, 2664–2682.
- Li, L., W. Schmid, y J. Joss, 1995: Nowcasting of motion and growth of precipitation with radar over a complex orography. *Journal of Applied Meteorology*, **34**, 1286–1300.
- Li, P. W., y E. Lai, 2004: Applications of radar-based nowcasting techniques for mesoscale weather forecasting in hong kong. *Meteorological Applications*, **11**, 253–264.
- Lohigorry, P., R. de Elía, y G. Russián, 2018: Pronósticos a muy corto plazo en el servicio meteorológico nacional. *XIII CONGREMET*.
- Martín, F., 2002: Consideraciones generales sobre la aplicación de análisis de estructuras convectivas 2d a partir de datos del mosaico radar: Yradarna. *Publicación interna del INM*.
- Martín, F., O. Carretero, y I. San Ambrosio, 2001: Análisis de estructuras y células convectivas mediante datos de radar regional: aplicación yradar. Ver.
- Merker, C., G. Geppert, M. Clemens, y F. Ament, 2019: Estimating the uncertainty of areal precipitation using data assimilation. *Tellus A: Dynamic Meteorology and Oceanography*, **71 (1)**, 1606–666.
- Mueller, C., T. Saxen, R. Roberts, J. Wilson, T. Betancourt, S. Dettling, N. Oien, y J. Yee, 2003: Ncar auto-nowcast system. *Weather and Forecasting*, **18 (4)**, 545–561.
- Otsuka, S., S. Kotsuki, y T. Miyoshi, 2016a: Nowcasting with data assimilation: A case of global satellite mapping of precipitation. *Weather and Forecasting*, **31 (5)**, 1409–1416.
- Otsuka, S., G. Tuerhong, R. Kikuchi, Y. Kitano, Y. Taniguchi, J. J. Ruiz, y T. Miyoshi, 2016b: Precipitation nowcasting with three-dimensional space-time extrapolation of dense and frequent phased-array weather radar observations. *Weather and Forecasting*, **31**, 329–340.
- Pierce, C. E., y coautores, 2004: The nowcasting of precipitation during sydney 2000: an appraisal of the qpf algorithms. *Weather and Forecasting*, **19 (1)**, 7–21.
- Prudden, R., S. Adams, D. Kangin, N. Robinson, S. Ravuri, S. Mohamed, y A. Arribas, 2020: A review of radar-based nowcasting of precipitation and applicable machine learning techniques. *arXiv preprint arXiv:2005.04988*.
- Pulkkinen, S., V. Chandrasekar, y A.-M. Harri, 2019a: Stochastic spectral method for radar-based probabilistic precipitation nowcasting. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, **36 (6)**, 971–985.
- Pulkkinen, S., V. Chandrasekar, A. von Lerber, y A.-M. Harri, 2020: Nowcasting of convective rainfall using volumetric radar observations. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*.
- Pulkkinen, S., D. Nerini, A. A. Pérez Hortal, C. Velasco-Forero, A. Seed, U. Germann, y L. Foresti, 2019b: Pys-tps: an open-source python library for probabilistic precipitation nowcasting (v1.0). *Geoscientific Model Development*, **12 (10)**, 4185–4219, doi:10.5194/gmd-12-4185-2019, URL <https://gmd.copernicus.org/articles/12/4185/2019/>.
- Pulkkinen, S., D. Nerini, A. A. Pérez Hortal, C. Velasco-Forero, A. Seed, U. Germann, y L. Foresti, 2019c: Pys-tps: an open-source python library for probabilistic precipitation nowcasting (v1.0). *Geoscientific Model Development*, **12 (10)**, 4185–4219, doi:10.5194/gmd-12-4185-2019, URL <https://gmd.copernicus.org/articles/12/4185/2019/>.



- Reichert, B., 2009: Autowarn-soporte automático para el servicio de alerta meteorológica en deutscher wetterdienst. *ems*, EMS2009–95.
- Rinehart, R., y E. Garvey, 1978: Three-dimensional storm motion detection by conventional weather radar. *Nature*, **273**, 287–289.
- Ruzanski, E., V. Chandrasekar, y Y. Wang, 2011: The casa nowcasting system. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, **28 (5)**, 640–655.
- Saucedo, M., C. Campetella, A. Cejas, C. Cerrudo, I. Amorin, y J. Stella, 2021: Definición de umbrales meteorológicos para el nuevo sistema de alertas del smn. *Nota Técnica SMN 2021-109*.
- Seed, A., 2003: A dynamic and spatial scaling approach to advection forecasting. *Journal of Applied Meteorology*, **42 (3)**, 381–388.
- Shi, X., Z. Chen, H. Wang, D.-Y. Yeung, W.-K. Wong, y W.-c. Woo, 2015: Convolutional lstm network: A machine learning approach for precipitation nowcasting. *Advances in neural information processing systems*, **28**, 802–810.
- Sokol, Z., J. Mejsnar, L. Pop, y V. Bližňák, 2017: Probabilistic precipitation nowcasting based on an extrapolation of radar reflectivity and an ensemble approach. *Atmospheric Research*, **194**, 245–257.
- Stensrud, D. J., y coautores, 2009: Convective-scale warn-on-forecast system: A vision for 2020. *Bulletin of the American Meteorological Society*, **90 (10)**, 1487 – 1500, doi:10.1175/2009BAMS2795.1, URL [https://journals.ametsoc.org/view/journals/bams/90/10/2009bams2795\\_1.xml](https://journals.ametsoc.org/view/journals/bams/90/10/2009bams2795_1.xml).
- Su, A., H. Li, L. Cui, y Y. Chen, 2020: A convection nowcasting method based on machine learning. *Advances in Meteorology*, **2020**.
- Sun, J., y coautores, 2014: Use of nwp for nowcasting convective precipitation: Recent progress and challenges. *Bulletin of the American Meteorological Society*, **95 (3)**, 409 – 426, doi:10.1175/BAMS-D-11-00263.1, URL <https://journals.ametsoc.org/view/journals/bams/95/3/bams-d-11-00263.1.xml>.
- Tang, J., y C. Matyas, 2018: A nowcasting model for tropical cyclone precipitation regions based on the trec motion vector retrieval with a semi-lagrangian scheme for doppler weather radar. *Atmosphere*, **9 (5)**, 200.
- Taylor, J., A. Amemiya, S. Otsuka, T. Honda, Y. Maejima, y T. Miyoshi, 2023: Improving high-precision nowcasting of convective weather systems using a 30-second update numerical weather prediction model with phased array weather radar observations. *Authorea Preprints*.
- Turner, B., I. Zawadzki, y U. Germann, 2004: Predictability of precipitation from continental radar images. part iii: Operational nowcasting implementation (maple). *Journal of Applied Meteorology*, **43 (2)**, 231–248.
- Wang, Y., y coautores, 2017a: Guidelines for nowcasting techniques. *WMO publication, published online: [https://library.wmo.int/opac/doc\\_num.php](https://library.wmo.int/opac/doc_num.php)*.
- Wang, Y., y coautores, 2017b: Integrating nowcasting with crisis management and risk prevention in a transnational and interdisciplinary framework. *Meteorologische Zeitschrift*, 459–473.
- Woo, W. C., y W. K. Wong, 2017: Operational application of optical flow techniques to radar-based rainfall nowcasting. *Atmospheric*, **8**, 48.
- Yao, S., H. Chen, E. J. Thompson, y R. Cifelli, 2022: An improved deep learning model for high-impact weather nowcasting. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, **15**, 7400–7413.

Zhang, W., L. Han, J. Sun, H. Guo, y J. Dai, 2019: Application of multi-channel 3d-cube successive convolution network for convective storm nowcasting. *2019 IEEE International Conference on Big Data (Big Data)*, IEEE, 1705–1710.

## Instrucciones para publicar Notas Técnicas

En el SMN existieron y existen una importante cantidad de publicaciones periódicas dedicadas a informar a usuarios distintos aspectos de las actividades del servicio, en general asociados con observaciones o pronósticos meteorológicos.

Existe no obstante abundante material escrito de carácter técnico que no tiene un vehículo de comunicación adecuado ya que no se acomoda a las publicaciones arriba mencionadas ni es apropiado para revistas científicas. Este material, sin embargo, es fundamental para plasmar las actividades y desarrollos de la institución y que esta dé cuenta de su producción técnica. Es importante que las actividades de la institución puedan ser comprendidas con solo acercarse a sus diferentes publicaciones y la longitud de los documentos no debe ser un limitante.

Los interesados en transformar sus trabajos en Notas Técnicas pueden comunicarse con Ramón de Elía ([rde-elia@smn.gob.ar](mailto:rde-elia@smn.gob.ar)), Luciano Vidal ([lvidal@smn.gob.ar](mailto:lvidal@smn.gob.ar)) o Martín Rugna ([mrugna@smn.gob.ar](mailto:mrugna@smn.gob.ar)) de la Dirección Nacional de Ciencia e Innovación en Productos y Servicios, para obtener la plantilla WORD o los archivos Tex que sirven de modelo para la escritura de la Nota Técnica. Una vez armado el documento deben enviarlo en formato PDF a los correos antes mencionados. Antes del envío final los autores deben informarse del número de serie que le corresponde a su trabajo e incluirlo en la portada.

La versión digital de la Nota Técnica quedará publicada en el Repositorio Digital del Servicio Meteorológico Nacional. Cualquier consulta o duda al respecto, comunicarse con Melisa Acevedo ([macevedo@smn.gob.ar](mailto:macevedo@smn.gob.ar)).