



UNIVERSITAT POLITÈCNICA
DE CATALUNYA
BARCELONATECH

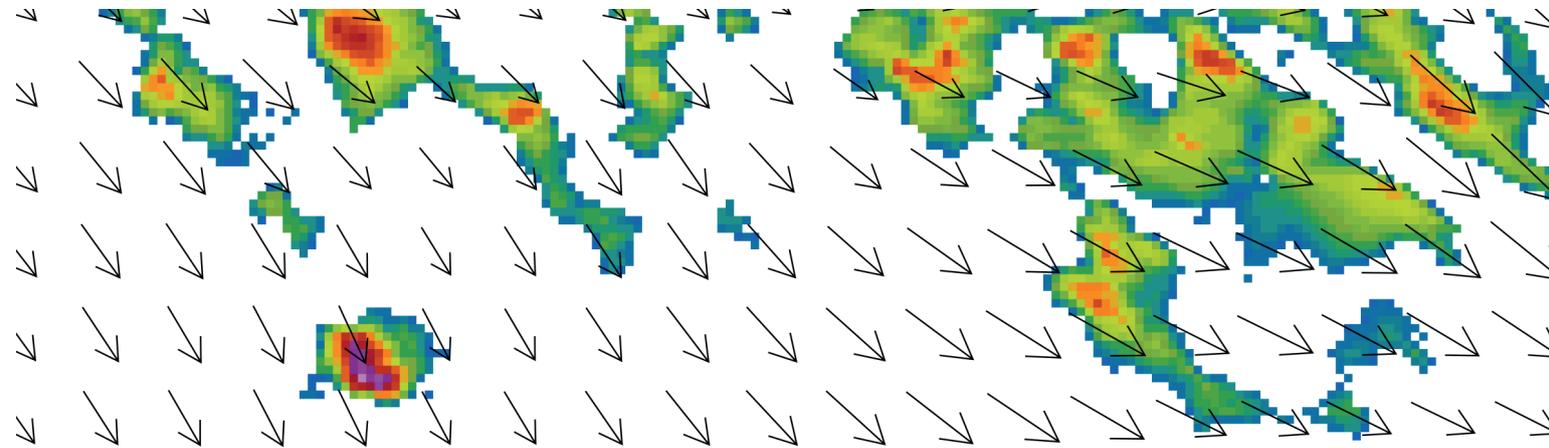
Nowcasting probabilístico basado en observaciones de lluvia con radar meteorológico

Alejandro Buil Martínez

ADVERTIMENT La consulta d'aquesta tesi queda condicionada a l'acceptació de les següents condicions d'ús: La difusió d'aquesta tesi per mitjà del repositori institucional UPCommons (<http://upcommons.upc.edu/tesis>) i el repositori cooperatiu TDX (<http://www.tdx.cat/>) ha estat autoritzada pels titulars dels drets de propietat intel·lectual **únicament per a usos privats** emmarcats en activitats d'investigació i docència. No s'autoritza la seva reproducció amb finalitats de lucre ni la seva difusió i posada a disposició des d'un lloc aliè al servei UPCommons o TDX. No s'autoritza la presentació del seu contingut en una finestra o marc aliè a UPCommons (*framing*). Aquesta reserva de drets afecta tant al resum de presentació de la tesi com als seus continguts. En la utilització o cita de parts de la tesi és obligat indicar el nom de la persona autora.

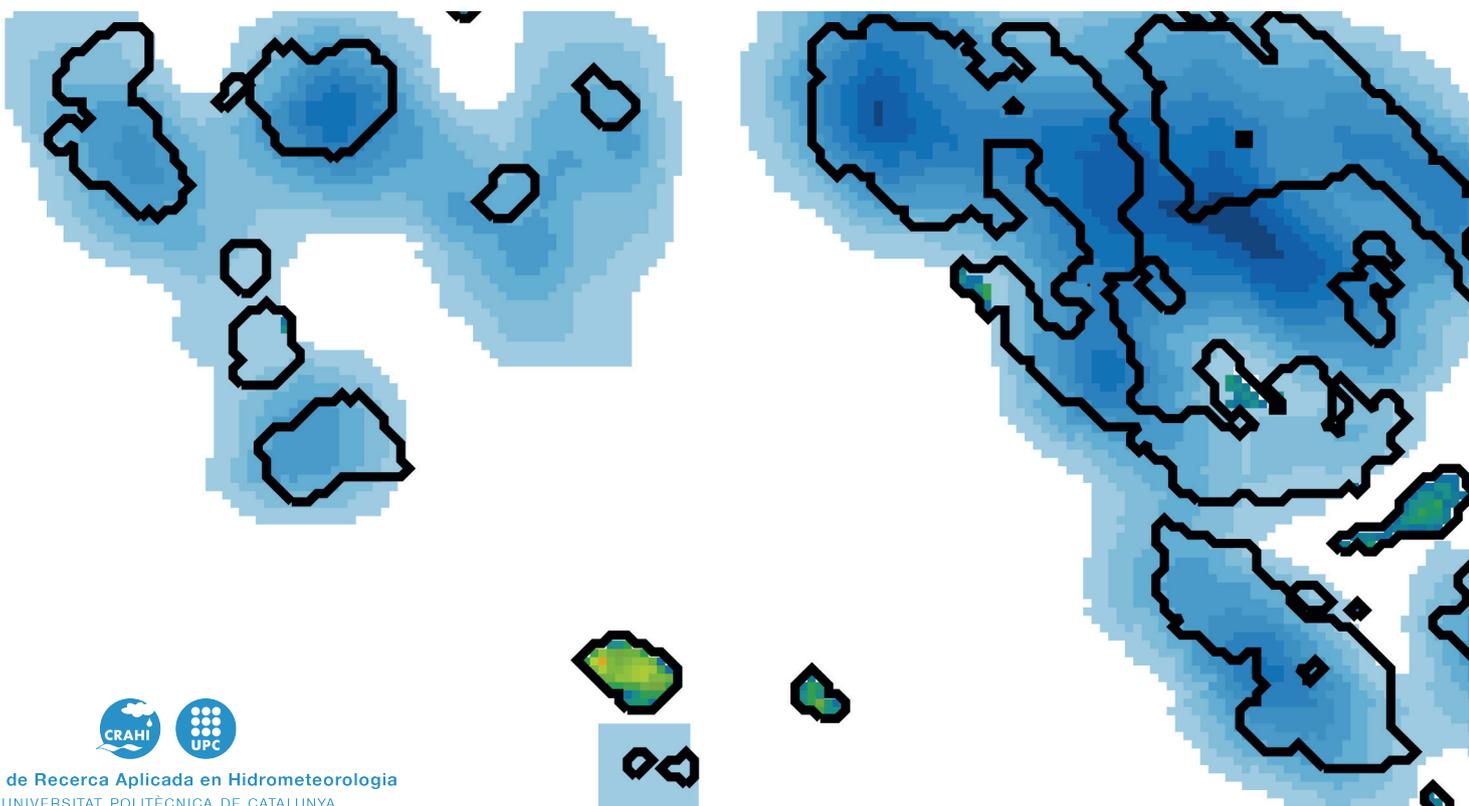
ADVERTENCIA La consulta de esta tesis queda condicionada a la aceptación de las siguientes condiciones de uso: La difusión de esta tesis por medio del repositorio institucional UPCommons (<http://upcommons.upc.edu/tesis>) y el repositorio cooperativo TDR (<http://www.tdx.cat/?locale-attribute=es>) ha sido autorizada por los titulares de los derechos de propiedad intelectual **únicamente para usos privados enmarcados** en actividades de investigación y docencia. No se autoriza su reproducción con finalidades de lucro ni su difusión y puesta a disposición desde un sitio ajeno al servicio UPCommons. No se autoriza la presentación de su contenido en una ventana o marco ajeno a UPCommons (*framing*). Esta reserva de derechos afecta tanto al resumen de presentación de la tesis como a sus contenidos. En la utilización o cita de partes de la tesis es obligado indicar el nombre de la persona autora.

WARNING On having consulted this thesis you're accepting the following use conditions: Spreading this thesis by the institutional repository UPCommons (<http://upcommons.upc.edu/tesis>) and the cooperative repository TDX (<http://www.tdx.cat/?locale-attribute=en>) has been authorized by the titular of the intellectual property rights **only for private uses** placed in investigation and teaching activities. Reproduction with lucrative aims is not authorized neither its spreading nor availability from a site foreign to the UPCommons service. Introducing its content in a window or frame foreign to the UPCommons service is not authorized (*framing*). These rights affect to the presentation summary of the thesis as well as to its contents. In the using or citation of parts of the thesis it's obliged to indicate the name of the author.



Nowcasting probabilístico basado en observaciones de lluvia con radar meteorológico

Autor: Alejandro Buil Martínez / Director: Marc Berenguer Ferrer /
Tesis Doctoral / Programa d'Enginyeria Civil / ETSECCPB/
Universitat Politècnica de Catalunya / Mayo 2017



AGRADECIMIENTOS

Durante el desarrollo de la tesis ha sido muy importante el apoyo y el interés mostrado por muchas personas sin las cuales no habría llegado hasta el final.

En primer lugar me gustaría dar las gracias a mi director Marc Berenguer por la oportunidad de realizar la tesis en el CRAHI. Sin sus consejos, sus ganas y su meticulosidad, hasta límites insospechados ☺, no podría haber acabado la tesis en las condiciones actuales. A Daniel Sempere, director del CRAHI, quisiera agradecerle el trato recibido durante este tiempo. Siempre es interesante escuchar la manera tan didáctica que tiene de explicar las cosas incluso cuando son realmente complejas. También me gustaría agradecer a los revisores externos los comentarios y las aportaciones realizadas que han permitido aumentar la calidad en la versión final de la tesis.

Por otra parte me gustaría hacer hincapié en las personas que están actualmente en el CRAHI o que han formado parte de él en algún momento durante este periodo de tiempo y que han sido muy importantes para mí. Quisiera agradecerles a Jordi y a Felipe el tiempo que me dedicaron a mi llegada, resolviéndome un sinfín de preguntas en un momento en el que ellos disponían de poco. A Xavi, Elia, Katharina, Irene, Olver, Jaume y Germán por los momentos que hemos pasado juntos, buenos y malos, aunque creo que los últimos ya están más que olvidados.

A lo largo de estos años en la UPC, he conocido ha personas que de una manera indirecta o no tanto, también me han aportado muchas cosas. En especial me gustaría dar las gracias a Xavi Llorc por el tiempo que hemos pasado juntos (a las 13:00 horas ☺) y a su predisposición para resolver todas mis dudas y a René (extensible a todo StartFlow, Diego inclusive) porque la hora de comer siempre fuera tan divertida y estimulante.

Para la realización de la tesis han sido imprescindibles los datos facilitados por diferentes instituciones: el Servei Meteorològic de Catalunya (SMC), l'Agència Catalana de l'Aigua (ACA), la Agencia Estatal de Meteorología y al *Finnish Meteorological Institute* (FMI) dentro del marco de los proyectos europeos *Hazard Assessment based on Rainfall European Nowcast* (HAREN) y *European Demonstration of a rainfall and lightning induced Hazard Identification and nowcasting Tool* (EDHIT). Esta tesis no habría sido posible sin la beca FPI (BES-2011-050592) otorgada por el Ministerio de Economía y Competitividad además de la financiación de los proyectos de investigación ProFEWS (CGL2010-15892) y Desarrollo y evaluación de un sistema de previsión de la amenaza de inundaciones relámpago en España (CGL2014-60700-R).

Todo este trabajo no habría sido posible sin la persona que me hace realmente feliz, Marina. Quisiera agradecerle todo el apoyo y el equilibrio que me ha aportado durante este periodo y

que sin ella no sería ni la mitad de lo que soy. La otra mitad se la debo a mis padres, mi hermana (y José) y mis abuelos, los que están y los que se fueron. Siempre me han dado la libertad para escoger mi propio futuro y la energía para continuar adelante.

Por último me gustaría agradecer todo el apoyo y comprensión de mis amigos repartidos entre Alacant, València, Menorca y Barcelona, a los que considero una segunda familia; José Manuel, Borja, Julio, Alberto, Víctor, Jorge, David, Vicent, Ana, Vicky-(Candela)-Isaac, Laure, Salva, Marcello y Toni.

RESUMEN

La previsión de lluvia a muy corto plazo basada en la extrapolación del campo de precipitación radar es una técnica habitual utilizada en distintos centros operacionales y de investigación. Sin embargo, esta técnica de previsión determinista esta sujeta a diferentes fuentes de incertidumbre que deben tenerse en cuenta. Se sabe con bastante certeza que una tormenta se desarrollará en algún sitio, pero se desconoce cual será su posición exacta en tiempo y en espacio, por lo tanto incluir un enfoque probabilístico en las previsiones de lluvia permite caracterizar las diferentes fuentes de incertidumbre. En este caso, en lugar de prever en cada punto del dominio un valor de intensidad de precipitación se calcula la probabilidad de obtener dicha intensidad de lluvia.

En este sentido, los principales objetivos de esta tesis son:

- comparar y evaluar un conjunto de técnicas de *nowcasting* basadas en observaciones de precipitación radar,
- mejorar la técnica de previsión probabilística SBMcast,
- desarrollar una nueva técnica de previsión que permita incorporar la información sobre la precipitación del modelo NWP a las obtenidas a partir de las observaciones de precipitación radar.

El conjunto de técnicas de previsión probabilísticas que se evalúan se pueden separar en dos bloques: los que se basan únicamente en la previsión de la función de distribución del campo de precipitación en cada punto del dominio y los que calculan la función de distribución prevista en cada punto del dominio a partir de un conjunto de campos de precipitación compatibles con las observaciones.

Para conocer su habilidad en diferentes situaciones meteorológicas se fija un sistema de evaluación y verificación que permite cuantificar el grado de acierto para distintos umbrales de precipitación. Dentro de este contexto, se propone una nueva versión de SBMcast que permite utilizar un modelo espacio-temporal para cada una de las escalas espaciales que forman el campo de precipitación.

Otro aspecto que se ha estudiado en esta tesis es el impacto que tienen las estimaciones de la media (IMF) y de la cobertura (WAR) globales del campo de precipitación en la habilidad de las previsiones en dos técnicas de *nowcasting*, la persistencia Lagrangiana y la nueva versión de SBMcast. También se incluye un nuevo enfoque para mejorar previsión del IMF-WAR utilizando datos del modelo NWP.

Por último se propone una nueva técnica de previsión de lluvia probabilística basada en *ensembles* que permite combinar la información de cada punto del dominio proporcionada por el campo de precipitación previsto por el modelo NWP con las previsiones probabilísticas de la nueva versión de SBMcast. El objetivo es identificar las localizaciones donde es más probable que se produzca crecimiento y decrecimiento de las intensidades de precipitación utilizando la información del modelo NWP para condicionar las previsiones futuras a estas zonas del dominio de observación.

ABSTRACT

The nowcasting of rainfall based on the extrapolation of the radar precipitation field is a common technique used in different operational and research centers. However, this deterministic forecasting technique is subject to different sources of uncertainty that should be taken into account. It is known with quite certainty that a storm will occur somewhere, but its exact development in time and space is not known, therefore including a probabilistic approach in nowcasting allows us to characterize the different sources of uncertainty. In this case, instead of a single amount of rainfall, a probability value is predicted for each point in the domain to find a certain rainfall intensity.

In this sense, the main objectives of this thesis are:

- to compare and evaluate a set of nowcasting techniques based on radar precipitation observations,
- to improve SBMcast probabilistic nowcasting technique,
- to develop a new nowcasting algorithm that allows the incorporation of precipitation information of the NWP model to those obtained from the observations of radar precipitation.

The set of probabilistic forecasting techniques that are evaluated can be separated into two blocks: those based only on forecasting the distribution function of the precipitation field at each point of the domain and those that calculate the predicted distribution function at each point of the domain from a set of precipitation fields compatible with the observations.

To assess their skill in different meteorological situations, an evaluation and verification system is established that allows quantifying the degree of accuracy for different precipitation thresholds. Within this context, a new version of SBMcast is proposed that allows to use a space-time model for each of the spatial scales that form the precipitation field.

Another aspect that is studied in this thesis is the impact of estimates of the global mean (IMF) and coverage (WAR) of the precipitation field prediction ability in the two nowcasting techniques, Lagrangian persistence and new version of SBMcast. Also included is a new approach to improve forecasting of the IMF-WAR using NWP model.

Finally, a new probabilistic rainfall forecasting technique is proposed based on ensembles that allows to combine the information of each point of the domain provided by the NWP model with the probabilistic forecasts of the new version of SBMcast. The objective is to identify the

regions where rainfall growth and decay is most likely to occur through NWP model information and to determine future forecasts to these locations of the observation domain.

ÍNDICE

CAPÍTULO 1	11
Introducción.....	11
1.1. Contexto general.....	11
1.2. Técnicas de <i>nowcasting</i> de precipitación.....	14
1.2.1. Técnicas de <i>nowcasting</i> de fenómenos convectivos.....	14
1.2.2. Técnicas de <i>nowcasting</i> basadas en la extrapolación del campo de precipitación radar.....	15
1.2.3. Técnicas de <i>nowcasting</i> basadas en la combinación de campos de lluvia radar con otros sistemas.....	16
1.3. Errores asociados a las técnicas de <i>nowcasting</i> basadas en observaciones radar – caracterización de la incertidumbre	18
1.3.1. Errores asociados a la estimación de lluvia	18
1.3.2. Errores asociados al campo de velocidades de las técnicas de <i>nowcasting</i>	19
1.3.3. Errores asociados a la evolución temporal de la intensidad de la precipitación	20
1.4. Objetivos de la tesis	21
1.5. Estructura de la tesis.....	21
CAPÍTULO 2	23
Técnicas de <i>nowcasting</i> basadas en observaciones radar.....	23
2.1. Introducción	23
2.2. Técnica de <i>nowcasting</i> determinista: Persistencia Lagrangiana	24
2.2.1. Cálculo del campo de velocidades	25
2.2.2. Advección del campo de precipitación	26

2.3. Técnicas de <i>nowcasting</i> basadas en la previsión de la función de distribución	29
2.3.1. Synoptic Scale	29
2.3.2. Local Eulerian.....	30
2.3.3. Local Lagrangian.....	31
2.4. Técnicas de <i>nowcasting</i> basadas en la generación de <i>ensembles</i>	34
2.4.1. SBMcast.....	34
2.4.2. Nueva versión de SBMcast.....	42
2.5. Resumen.....	50
CAPÍTULO 3	53
Evaluación de técnicas de <i>nowcasting</i> basadas en observaciones radar	53
3.1. Introducción.....	53
3.2. Dos situaciones de precipitación.....	54
3.2.1. Caso del 15 de Mayo de 2013 (estratiforme).....	54
3.2.2. Evaluación de las previsiones en un paso de tiempo	61
3.2.3. Caso del 10 de Julio de 2013 (convectivo)	66
3.2.4. Evaluación de las previsiones en un paso de tiempo	74
3.3. Evaluación de las previsiones en episodios de precipitación	78
3.4. Conclusiones	84
CAPÍTULO 4	87
Impacto de IMF-WAR en SMBcast v2	87
4.1. Introducción.....	87
4.2. Análisis del impacto de IMF-WAR en SBMcast v2 y en la persistencia Lagrangiana	88
4.3. Análisis del impacto de IMF-WAR en la persistencia Lagrangiana	94
4.4. Evaluación de las previsiones en episodios de precipitación	97
4.5. Previsión de IMF y WAR utilizando información adicional proporcionada por el modelo NWP.....	104
4.5.1. Metodología	104
4.6. Evaluación de las previsiones en episodios de precipitación	108

4.7. Conclusiones.....	111
CAPÍTULO 5	113
Combinación de SBMcast v2 con un modelo NWP	113
5.1. Introducción	113
5.2. Descripción de la técnica de <i>nowcasting</i> propuesta	114
5.2.1. <i>Downscaling</i> del modelo NWP	116
5.2.2. <i>Local Ensemble Transform Kalman Filter</i>	121
5.2.2.1. Previsión del campo de precipitación.....	121
5.2.2.2. Combinación local	122
5.2.2.3. Cálculo del subdominio (Localización).....	124
5.3. Dos situaciones de precipitación	126
5.3.1. Caso del 13 de Julio de 2013 (convectivo).....	126
5.3.2. Caso del 8 de Junio de 2013 (convectivo/estratiforme).....	131
5.4. Evaluación de las previsiones en episodios de precipitación.....	137
5.5. Resumen y conclusiones	141
CAPÍTULO 6	145
Conclusiones generales.....	145
6.1. Resumen	145
6.2. Resultados y contribuciones de la tesis.....	146
6.3. Líneas abiertas de investigación	148
Sistemas de verificación de las previsiones	151
Datos de precipitación	153
Verificación.....	157
REFERENCIAS.....	165

CAPÍTULO 1

Introducción

1.1. Contexto general

La precipitación es el resultado de la combinación de numerosos procesos físicos. La formación de gotas nubosas producidas por condensación de una masa de aire húmedo es un proceso complejo, ya que sólo se generan cuando la humedad relativa alcanza valores del orden de varios cientos por cien. Se necesita “algo externo” que permita que la condensación se produzca cuando la humedad relativa alcanza valores cercanos al 100%. La realidad es que existen concentraciones de partículas minúsculas que actúan como núcleos de condensación y que tienen una cierta atracción por el agua, formándose las gotas alrededor de ellas (Rogers y Yau 1976). En una nube simultáneamente crecen multitud de gotas al mismo tiempo, alrededor de unas 100 por centímetro cúbico. En general, estas gotitas en suspensión forman una estructura muy estable, manifestando poca tendencia a juntarse o a cambiar de tamaño. Una manera de que se forme la precipitación es cuando este conjunto de gotitas en suspensión se hace inestable generando movimientos y choques entre ellas que provocan un aumento del tamaño de la gota (coalescencia). A una escala mayor, la formación de un sistema de precipitación incorpora todavía más interacciones entre diferentes componentes atmosféricas, aumentando la complejidad del fenómeno.

La precipitación tiene uno de los mayores impactos en la sociedad. No sólo afecta a la vida cotidiana, sino que también tiene una gran importancia en aspectos claves como la agricultura, la industria, el suministro de agua a los núcleos de población, el turismo, etc. Cuando los episodios de precipitación son intensos pueden producir desastres socio-económicos con grandes consecuencias. La región Mediterránea está especialmente expuesta a estos eventos de precipitación extrema debido a su clima y a las características geomorfológicas del terreno, favoreciendo el desarrollo de lluvias intensas y persistentes (Llasat 1991). La presencia de sistemas montañosos que se extienden paralelos a la costa y muy cercanos a ésta actúan como una barrera natural que provoca que el aire húmedo procedente del mar ascienda rápidamente formando e intensificando fuertes tormentas caracterizadas por una gran variabilidad espacio-temporal (Llasat 1991; Sempere-Torres et al. 1999).

Las inundaciones relámpago (*flash floods*) producidas por este tipo de episodios de precipitación muy intensa y local se encuentran entre los peligros naturales más importantes, ya que con frecuencia causan daños en el entorno y en las infraestructuras, así como pérdidas de vidas humanas (Borga et al. 2011). Las cuencas montañosas en zonas mediterráneas, en combinación con los usos del suelo debido a la fuerte presión urbanística, son particularmente propensas a este tipo de inundaciones ya que su topografía favorece fuertes eventos de precipitación (Panziera y Germann 2010).

Por otro lado, los eventos meteorológicos extremos que causan la mayoría de los desastres naturales aumentarán debido al cambio climático (Morss et al. 2011). El incremento del impacto que causan estos eventos en la sociedad han llevado a la Comisión Europea a constituir un marco legal para el desarrollo de planes de gestión de riesgo de inundaciones de acuerdo con la Directiva Europea 2007/60/EC para incrementar la prevención, la preparación, la protección y la respuesta a estos acontecimientos. Una parte importante en la gestión de riesgos naturales es la creación de sistemas de alerta temprana (*early warning systems*) para la anticipación de inundaciones relámpago (Alfieri et al. 2012). Los sistemas de alerta temprana de inundación utilizan varios tipos de observaciones que abarcan una amplia gama de escalas de tiempo y espacio, siendo la precipitación una variable fundamental. A escala europea existe un sistema de alerta temprana denominado EFAS (*European Flood Awareness System*, Bartholmes et al. 2009; Thielen et al. 2009), cuyo objetivo es realizar previsiones a medio plazo (entre 3 y 10 días) y proporcionar alertas para las grandes cuencas hidrográficas transnacionales, apoyando a los servicios nacionales de predicción (Smith et al. 2016).

Como se ha mencionado anteriormente, la característica más importante de las tormentas que se producen en el Mediterráneo es su elevada variabilidad espacio-temporal, lo que conduce a la necesidad de disponer datos de precipitación de alta resolución para utilizarlos en los sistemas de alertas tempranas (Sempere-Torres et al. 1998). En la actualidad existen diferentes instrumentos para medir la precipitación con diferentes resoluciones espacio-temporales. Los pluviómetros miden directamente la cantidad de lluvia que cae dentro de un área pequeña de unos pocos decímetros cuadrados cerca de la superficie. Estas medidas corresponden a valores puntuales y pueden ser poco representativas de un sistema de precipitación mayor debido a la variabilidad espacio-temporal de la precipitación. Para intentar capturar esta variabilidad se han diseñado redes de pluviómetros aunque en función de la aplicación en la que se utilicen los datos, la densidad de la red de pluviómetros debería ser muy elevada (Llort 2010). Por ejemplo, para aplicaciones hidrológicas debería haber 1 pluviómetro cada 50 km² (Sempere-Torres et al. 1999).

Una alternativa es la estimación indirecta de la precipitación a partir de las observaciones del radar meteorológico. Éste instrumento es capaz de medir la precipitación remotamente con una resolución espacio-temporal alta, lo que permite observar la variabilidad espacio-temporal de la precipitación con la resolución necesaria para aplicaciones hidrometeorológicas. Los productos operacionales de lluvia a partir de datos radar suelen tener una resolución espacial del orden de una medida cada kilómetro cuadrado con un tiempo de actualización de unos 5 minutos. Además, el radar muestrea la atmósfera con diferentes ángulos de elevación disponiendo de medidas volumétricas que permiten conocer mejor la estructura de la precipitación, incluido su desarrollo vertical (Franco 2008). La información proporcionada por el radar meteorológico es adecuada para detectar la localización de la precipitación y realizar

el seguimiento de su evolución a lo largo del tiempo, sin embargo tienen diferentes fuentes de errores que deben ser considerados y corregidos de forma sistemática para que los datos puedan ser utilizados con fines meteorológicos e hidrológicos.

Las observaciones del radar meteorológico son ideales como herramienta en la implementación de técnicas de previsión de precipitación a muy corto plazo. A grandes trazos, estas técnicas realizan una extrapolación del campo de lluvia observado por el radar, asumiendo que durante un corto periodo de tiempo de previsión, la evolución temporal del campo de precipitación se puede extraer del pasado reciente. Por lo general, las previsiones de lluvia obtenidas con estas técnicas pierden rápidamente la habilidad de realizar buenas previsiones en comparación con los modelos numéricos de predicción meteorológica (NWP son sus siglas en inglés). Esto se debe a que las técnicas basadas en la extrapolación de las observaciones radar únicamente incluye la evolución temporal de la precipitación a través del movimiento del campo de precipitación observado (ver figura 1); los intentos para incluir los efectos del ciclo de vida de la precipitación han dado resultados ambiguos, y los errores en el pronóstico suelen aumentar muy rápidamente con el tiempo (Pierce et al. 2004; Wilson et al. 2004).

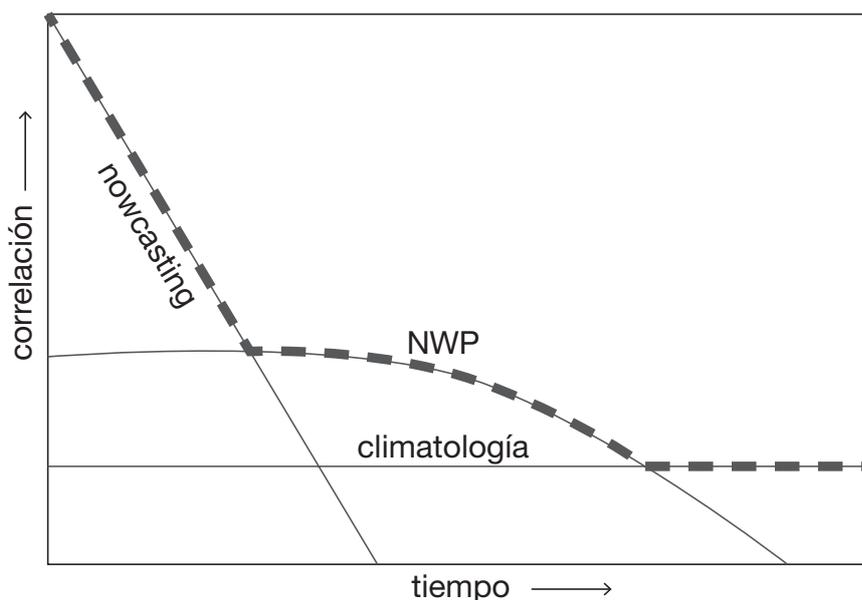


Figura 1: Representación esquemática de la pérdida de habilidad de las diferentes técnicas de previsión en función del tiempo. La línea punteada representa la envolvente como la técnica que tiene mayor habilidad en función del tiempo de previsión. La figura está basada en la de Germann et al. (2006).

Proporcionar métodos fiables para la realización de previsiones de precipitación a muy corto plazo es un desafío constante en el campo de la investigación meteorológica. Actualmente existen una gran variedad de algoritmos de previsión deterministas basados en observaciones radar. Sin embargo, las previsiones están sujetas a diferentes fuentes de errores que deben tenerse en cuenta. Por este motivo, una de las líneas de investigación en las que actualmente está trabajando la comunidad científica consiste en el desarrollo de algoritmos de previsión probabilísticos que permitan caracterizar la incertidumbre generada por los errores de las previsiones en base a observaciones radar; ver por ejemplo, Germann y Zawadzki (2004); Bowler et al. (2006); Berenguer et al. (2011); Seed et al. (2013) o Atencia y Zawadzki (2014).

Estas técnicas de previsión probabilística a muy corto plazo están basadas en dos enfoques. Por un lado existen técnicas sencillas que sólo calculan la función de distribución de probabilidad de las intensidades de precipitación en cada punto del dominio y por otro lado las que calculan la función de distribución de probabilidad a partir de un conjunto de campos de precipitación. Para aplicaciones hidrológicas es necesario tener en cuenta la variabilidad espacio-temporal de la precipitación, por lo que surge la necesidad de desarrollar técnicas de previsión a muy corto plazo por conjuntos (*ensembles*) que sean capaces de caracterizar la incertidumbre asociada a las previsiones a la vez que tengan en cuenta dicha variabilidad; los *ensembles* están formados por posibles campos de precipitación compatibles con las observaciones.

1.2. Técnicas de *nowcasting* de precipitación

El término “*nowcasting*” se utiliza para enfatizar que las previsiones son a muy corto plazo, es decir para un período de tiempo de entre 0 y 6 horas, con una resolución espacial de no más de unos pocos kilómetros y con una frecuencia de actualización menor o igual a 1 hora (Wilson et al. 2004; Wilson y Roberts 2006). Existe un gran abanico de sectores para los cuales son importantes las previsiones de precipitación a muy a corto plazo. En este sentido, se han desarrollado numerosos algoritmos de *nowcasting* automatizados en función de cual sea su objetivo. Dada la variedad de sistemas de *nowcasting* existentes actualmente, dos enfoques prevalecen sobre todo el conjunto: los sistemas basados en objetos de precipitación aislados (como por ejemplo los fenómenos convectivos) y los sistemas que extrapolan toda el área de precipitación (Reyniers 2008). A continuación se hace un breve resumen de algunos de ellos.

1.2.1. Técnicas de *nowcasting* de fenómenos convectivos

Las primeras técnicas de *nowcasting* se desarrollaron exclusivamente para la previsión de tormentas durante la década de 1960 y se basaban, fundamentalmente, en la extrapolación de los campos de reflectividad radar. Utilizar este tipo de técnicas para casos de precipitación convectiva conduce, inevitablemente, a que la habilidad de estas previsiones disminuyan rápidamente. En general, esta precipitación aislada y muy intensa tiene una evolución temporal muy rápida; la vida media de las células convectivas aisladas es del orden de unos 60 minutos (Battan 1953; Foote y Mohr 1979). En el caso de que estas células convectivas individuales se unan formando un conjunto mucho más organizado, la vida media de estos sistemas convectivos aumenta (Henry 1993).

Así pues, el objetivo de este tipo de técnicas es realizar previsiones de fenómenos locales y de corta duración utilizando algoritmos basados en objetos. En general, estos objetos se definen como un conjunto de zonas contiguas del campo de precipitación que superan ciertos valores de reflectividad, 35, 40 o 45 dBZ (Han et al. 2009) o una única región con un valor de reflectividad elevado (Crane 1979). Estas técnicas basadas en objetos funcionan relativamente bien para tormentas fuertes y bien definidas, aunque existe una cierta incertidumbre en el momento de seleccionar la célula convectiva y estimar su movimiento. Por ejemplo, si se utiliza un umbral alto de reflectividad para definir el objeto convectivo se incrementa el error en la estimación del movimiento mientras que si se usa un límite de reflectividad bajo se limita la

capacidad de predecir la ubicación exacta de las zonas de reflectividad más severas de la tormenta (Pierce et al. 2012).

Existen algunos ejemplos interesantes de métodos de *nowcasting* basados en objetos que incluyen la identificación, el análisis, el seguimiento y la previsión de sistemas de precipitación convectiva; por ejemplo la técnica *Thunderstorm Identification, Tracking, Analysis, and Nowcasting* (TITAN), que tiene la capacidad de detectar la unión y separación de las células convectivas (Dixon y Wiener 1993). Esta técnica fue mejorada por Han et al. (2009) en dos aspectos, modificando la identificación de tormentas y mejorando la estimación del campo de movimiento.

Este tipo de técnicas sólo proporcionan previsiones de una manera determinista. Sin embargo, tener en cuenta la incertidumbre en las previsiones es crucial para la toma de decisiones, por lo que es necesario desarrollar sistemas probabilísticos para este tipo de precipitación. En este sentido, Rossi et al. (2015) desarrollaron una técnica probabilística de seguimiento (tracking) basada en el filtro de Kalman capaz de predecir la ocurrencia de la tormenta junto con la incertidumbre asociada a la previsión de la localización de su centroide.

1.2.2. Técnicas de *nowcasting* basadas en la extrapolación del campo de precipitación radar

Las técnicas de previsión que se presentan en esta sección están basadas en la extrapolación del área de precipitación en lugar de limitarse a zonas del campo de lluvia con ciertas características como los descritos en el apartado anterior.

El movimiento del campo de precipitación está gobernado, principalmente, por la interacción de los campos de vientos a diferentes niveles atmosféricos (Germann y Zawadzki 2002). Este movimiento está bien descrito por los algoritmos de *tracking* que estiman el movimiento del campo de reflectividad, siempre y cuando esta propagación sea sistemática y relativamente persistente. Un ejemplo de este tipo de sistemas de precipitación son los estratiformes, que afectan a amplias zonas con intensidades de precipitación relativamente uniformes.

La idea de extrapolar campos de precipitación radar durante un periodo muy corto de tiempo para obtener previsiones de lluvia fue propuesta por primera vez por Ligda (1953). Aquellas técnicas de previsión han evolucionado hasta el día de hoy gracias a la identificación de las diferentes fuentes de errores a las que están sujetas. Actualmente existen diversos enfoques basados en la previsión determinista del área de precipitación, que demuestran ser eficaces en la traslación de todo tipo de patrones de precipitación durante los primeros pasos de tiempo de previsión.

Con estos métodos, para generar una previsión de precipitación, se necesita en primer lugar estimar el movimiento de la precipitación utilizando las observaciones de lluvia radar, para posteriormente incorporar el movimiento obtenido a la última observación y extrapolarla hacia el futuro. Este movimiento representado por el campo de velocidad (o campo de movimiento) no sólo proporcionan un medio para el seguimiento de la precipitación, como pueda ser la rotación o la traslación, sino que la convergencia y divergencia de los vectores que lo forman representan parte del decrecimiento y crecimiento de la precipitación; a esta técnica se le conoce como persistencia Lagrangiana.

En la actualidad existen diferentes enfoques a la hora de calcular el campo de movimiento. Un número importante de técnicas de *nowcasting* utilizan el *Continuity of Tracking Radar Echoes by Correlation* (COTREC) desarrollado por Li et al. (1995) donde se suavizan las estimaciones del campo de movimiento obtenido por TREC (Rinehart y Garvey 1978); el método TREC calcula la correlación temporal en diferentes zonas del dominio entre dos campos de reflectividad consecutivos, obteniendo el desplazamiento medio en la posición donde se maximiza la correlación. Laroche y Zawadzki (1994) desarrollaron otro algoritmo denominado *Variational Echo Tracking* (VET) basado en la minimización de una función de coste con dos restricciones: una impone la conservación de la precipitación y la otra un cierto grado de suavidad al campo de velocidades. Bowler et al. (2004) desarrollaron un algoritmo similar al VET denominado *optical flow* (flujo óptico). El nombre se debe al concepto *optical flow* desarrollado en la década de 1940 y se basa en la idea de que secuencias de imágenes ordenadas permiten la estimación del movimiento a partir de la velocidad instantánea de la imagen. Este enfoque no es original de Bowler et al. (2004) ya que ha sido utilizado a lo largo del tiempo en *nowcasting* de precipitación aunque sin el conocimiento del propio concepto (Laroche y Zawadzki 1995). La principal diferencia entre este enfoque y VET es que en este caso aplica un cierto grado de suavidad en cada subdominio del campo de precipitación después de que el campo de velocidad haya sido calculado (Bowler et al. 2004).

Las distintas técnicas de previsión determinista basadas en el campo de precipitación se diferencian, fundamentalmente, en el tipo de algoritmo implementado a la hora de estimar el campo de velocidades y el tratamiento que se realiza a las diferentes escalas espaciales que componen el campo de precipitación. Un ejemplo de estas diferencias se encuentra en el caso de las técnicas *McGill Algorithm for Precipitation Nowcasting by Lagrangian Extrapolation* (MAPLE) (Laroche y Zawadzki 1994; Germann y Zawadzki 2002) y *Spectral Prognosis* (S-PROG) desarrollado por Seed (2003).

1.2.3. Técnicas de *nowcasting* basadas en la combinación de campos de lluvia radar con otros sistemas

La previsión mediante la extrapolación de campos radar tiene diferentes fuentes de error asociadas a la evolución temporal de las intensidades de precipitación. De esta forma, distintos autores han propuesto utilizar información adicional externa a los datos del radar meteorológico para mejorar estas previsiones. A continuación se explica brevemente alguno de ellos.

El sistema *Nimrod*, desarrollado por Golding (1998), combinaba linealmente los datos de precipitación radar con los obtenidos por el satélite geoestacionario (Meteosat), las estaciones meteorológicas en superficie y las salidas de distintas variables proporcionadas por los modelos NWP. Las previsiones que se obtuvieron correspondían a la extrapolación del campo de precipitación observado, incluyendo la tendencia del modelo NWP en función del tiempo de previsión.

Otra manera de enfocar esta combinación es mediante algoritmos basados en la técnica *fuzzy logic* (lógica difusa). En este sentido, Mueller et al. (2003) desarrollaron la técnica *Auto-nowcaster* que es capaz de identificar las zonas de iniciación de núcleos convectivos. Esta

información se utiliza junto con las características de las tormentas para mejorar las previsiones de la persistencia Lagrangiana, teniendo en cuenta el crecimiento y decrecimiento de las intensidades de la precipitación. El algoritmo de *fuzzy logic* se utilizaba para combinar las diferentes fuentes de información como el tipo de nube a partir de los datos de satélite, datos sobre la tipología del terreno, etc, a la vez que incluyen la intervención del predictor (véase en Roberts y Rutledge 2003).

Más recientemente Haiden et al. (2011) desarrollaron el sistema INCA (*The Integrated Nowcasting through Comprehensive Analysis*) para utilizarlo en zonas montañosas. El análisis y la previsión incorporan variables como la temperatura, humedad, viento, precipitación, tipo de precipitación, nubosidad y radiación global. Durante el análisis, los datos obtenidos con las estaciones meteorológicas junto con los proporcionados con sensores remotos se combinan utilizando técnicas geoestadísticas con el objetivo de mejorar las estimaciones de lluvia. Para las previsiones utilizaron la combinación de la persistencia Lagrangiana, incluyendo los efectos de la altura del terreno, con las previsiones del modelo NWP.

Una alternativa para tener en cuenta diferentes fuentes de información a la hora de realizar una previsión de lluvia es mediante la utilización de análogos. Lorenz (1969) definió como *análogos* a estados de la atmósfera que se parecen mucho entre sí. De este modo, cada estado puede ser considerado como equivalente a otro estado más un error razonable.

La principal hipótesis de este tipo de métodos es que condiciones atmosféricas similares evolucionan de manera parecida; esto es, si las condiciones atmosféricas actuales son parecidas a las del 19 de junio de 1956, la precipitación evolucionará de manera similar a lo que ocurrió en aquel día. Por lo tanto, una vez que se encuentra un análogo de la situación actual, el pronóstico para un período de tiempo dado se puede obtener con la evolución de las condiciones meteorológicas observadas de la situación pasada. La principal limitación de este tipo de enfoques es el tamaño de la base de datos en el que se buscan los análogos y encontrar las variables predictibles. En este sentido, Van den Dool (1994) demostró que serían necesarios aproximadamente 10^{30} años para producir análogos útiles para prever campos globales de geopotencial de 500 hPa con un error similar al instrumental. Sin embargo, para realizar una previsión en un área más pequeña es posible encontrar análogos, relativamente parecidos, en una base de datos mucho más pequeña (Root et al. 2007).

Una ventaja significativa de las técnicas de previsión basadas en análogos respecto a las demás es la capacidad de proporcionar previsiones meteorológicas realistas sin introducir ninguna simplificación en las ecuaciones de la física de la atmósfera. De hecho, los valores previstos contienen los efectos locales orográficos que tan importantes son en áreas montañosas y tan difíciles son de modelar. Un ejemplo de este tipo de técnicas de previsión es NORA (*Nowcasting of Orographic Rainfall by means of Analogues*) desarrollado por Panziera et al. (2011) y posteriormente mejorado por Foresti et al. (2015). Esta técnica analiza diferentes variables para encontrar el análogo a la situación actual; utiliza la precipitación y la velocidad Doppler medida por el radar junto con la temperatura, la humedad y la presión de un conjunto de estaciones meteorológicas situadas a diferentes altitudes. Los resultados demostraron que la habilidad de NORA, para los tiempos de previsión superiores o iguales a una hora, es mayor que la obtenida por la persistencia Euleriana (consiste en mantener “congelada” la última observación de la precipitación a lo largo de todo el periodo de

previsión) y que, en comparación con el modelo NWP de última generación COSMO2, NORA tiene mayor habilidad hasta las cuatro horas de previsión.

1.3. Errores asociados a las técnicas de *nowcasting* basadas en observaciones radar – caracterización de la incertidumbre

Las principales fuentes de incertidumbre de la persistencia Lagrangiana se pueden categorizar en tres clases principales (Germann y Zawadzki 2002; Pierce et al. 2012; Foresti y Seed 2015):

- la estimación del campo de velocidad y los errores asociados a la utilización del mismo campo durante todo el periodo de previsión (no-estacionariedad).
- la evolución temporal de las intensidades de la precipitación no producidos por el movimiento.
- la estimación inicial del campo de precipitación obtenida a partir de las observaciones del radar meteorológico.

Además, la principal limitación para el uso cuantitativo de los datos radar, en sus diferentes aplicaciones, se produce por el número de factores que afectan a la calidad de la medida, incrementando las diferencias entre la estimación de precipitación obtenida a partir de los datos radar y la obtenida con pluviómetros. Aproximadamente la mitad de los errores totales en la primera hora de previsión se deben a errores en el campo de precipitación obtenido con el radar (Bellon y Austin 1984; Fabry y Seed 2009).

1.3.1. Errores asociados a la estimación de lluvia

La estimación de lluvia con radar meteorológico tiene asociadas diferentes fuentes de error. Diversos autores han estudiado y clasificado los diferentes errores que afectan a la estimación de lluvia a partir de datos radar desde hace tiempo como Zawadzki (1984), Joss y Waldvogel (1990), Doviak y Zrníc (1992), Sánchez-Diezma (2001) o Villarini y Krajewski (2010). Estos últimos los agruparon de la manera siguiente:

- Errores asociados a la calibración y a problemas de estabilidad de la señal.
- Errores producidos por la atenuación de la señal causada por la precipitación.
- Errores producidos por la intercepción del haz con el terreno u otros blancos no meteorológicos junto con la propagación anómala.
- Degradaciones de las medidas del radar con la distancia debido al aumento de la anchura del haz de muestreo.
- Error debido a la variación vertical de la intensidad de precipitación.
- Error en la conversión Z-R.

Para reducir el efecto de estas fuentes de error, se han propuesto y desarrollado una serie metodologías expuestas en Serafin y Wilson (2000), Germann et al. (2006a) o más recientemente Villarini y Krajewski (2010).

Una manera de mejorar la estimación del campo de precipitación proporcionada por el radar es mediante la combinación con datos de lluvia obtenidos a partir de los pluviómetros. Estas técnicas de combinación utilizan desde enfoques simples como la aplicación de un factor de corrección a todo el campo de precipitación (Wilson 1979; Chumchean et al. 2006) a técnicas más sofisticadas basadas en análisis multivariado (Hevesi et al. 1992a, 1992b) o en métodos geoestadísticos (Krajewski 1987; Velasco-Forero et al. 2009).

A pesar de las correcciones, las estimaciones de precipitación todavía tienen asociada cierta incertidumbre que debe ser caracterizada. Existen diferentes enfoques que permiten caracterizar los errores asociados a los campos de precipitación. Germann et al. (2009) clasificaron estos métodos en dos categorías:

- Métodos que analizan las diferentes fuentes de incertidumbre por separado y su intersección (Bellon et al. 2005; Lee y Zawadzki 2005; Berenguer y Zawadzki 2008, 2009)
- Métodos basados en la comparación del campo de precipitación con una referencia que permite extraer conclusiones sobre las características de los errores de precipitación (Ciach et al. 2007; Llorc et al. 2008; Germann et al. 2009; Kirstetter et al. 2010; Quintero et al. 2012).

Una manera de representar la incertidumbre en las estimaciones de lluvia es mediante la generación de conjuntos de campos de precipitación, donde cada posible realización es el campo de precipitación observado más el conocimiento sobre la estructura del error del radar (Lee et al. 2007). El campo de lluvia original se perturba con una componente estocástica que tiene la estructura de la covarianza espacio-temporal definida en la matriz de covarianza del error del radar (Germann et al. 2009).

1.3.2. Errores asociados al campo de velocidades de las técnicas de *nowcasting*

La incertidumbre asociada al campo de movimiento es menos representativa en el error total de las previsiones de lluvia que la incertidumbre asociada a la evolución temporal de las intensidades de lluvia (Bowler et al. 2006; Germann et al. 2006b). Los errores asociados al campo de movimiento incluyen los errores propios de la técnica que se utiliza para calcularlo junto con los errores que provienen de la utilización de un único campo de movimiento durante todo el periodo de previsión (no-estacionariedad).

Bowler et al. (2006) y Germann et al. (2006b) realizaron un experimento muy simple para conocer el error producido por la advección; calcularon el campo de movimiento para distintos pasos de tiempo, actualizándolos a medida que el tiempo de previsión aumentaba. Bowler et al. (2006) pudieron comparar el error medio cuadrático (MSE) con el de la previsión realizada únicamente con el campo de movimiento inicial. La diferencia del MSE entre estos dos enfoques proporcionaron una estimación de los errores en la advección producidos por la no actualización del campo de movimiento. Demostraron que estos errores son insignificantes durante los primeros pasos de tiempo, aumentando su contribución hacia el final del periodo de previsión. Incluso entonces, los errores de advección sólo representan alrededor del 10% del total de los errores en la previsión. Germann et al. (2006b) evaluaron este error utilizando el *lifetime* como medida de predictibilidad en un dominio mayor. Llegaron a la conclusión de que

utilizar campos de movimiento no-estacionarios aumentaba la capacidad de previsión alrededor de una hora. Esta mejora aunque significativa, no supera el error dominante establecido por el crecimiento y decrecimiento de las intensidades de precipitación no capturados por el movimiento (Germann et al. 2006b).

1.3.3. Errores asociados a la evolución temporal de la intensidad de la precipitación

Procesos microfísicos o dinámicos asociados a movimientos verticales y horizontales del flujo de viento, conducen a cambios en los sistemas de precipitación producidos por el crecimiento y decrecimiento de las intensidades de lluvia (Radhakrishna et al. 2012). Kessler (1969) planteó este proceso desde un punto de vista físico, utilizando la ecuación de conservación del contenido de agua precipitable. Debido a las complejas interacciones y a la multitud de variables que intervienen en este proceso, incorporarlo en los distintos algoritmos de *nowcasting* basados en observaciones radar resulta complejo, aunque necesario, ya que es la principal fuente de incertidumbre en las previsiones a muy corto plazo basadas en la persistencia Lagrangiana (Browning et al. 1982).

Un ejemplo de este fenómeno es el crecimiento y decrecimiento de las intensidades de precipitación ligado al efecto del ciclo diurno de la radiación solar. Esto se produce durante las estaciones de primavera y verano, y cumple un patrón sistemático variando su intensidad en función del año ya que depende de las condiciones meteorológicas globales. Numerosos autores han analizado el ciclo diurno de la precipitación, como Carbone et al. (2002) y han evaluado la habilidad de las distintas técnicas de previsión (Surcel et al. 2010; Berenguer et al. 2012), concluyendo que la habilidad de las previsiones de la persistencia Lagrangiana en este tipo de casos de precipitación es altamente dependiente de las condiciones iniciales (la última observación) a partir de las cuales se realiza la previsión (Berenguer et al. 2012).

En este sentido, diversos autores han intentado minimizar esta fuente de incertidumbre tratando de incorporar el crecimiento y decrecimiento de las intensidades de precipitación en los distintos algoritmos de *nowcasting*. Una manera de obtener la evolución temporal de las intensidades observadas es eliminando el movimiento (coordenadas Lagrangianas), mostrando las diferencias de intensidad punto por punto producidos por su evolución con el objetivo de intentar modelarlas temporalmente. Los primeros ensayos para introducir la evolución temporal de las intensidades de precipitación fueron realizados mediante simples regresiones estadísticas (tal y como hicieron Tsonis y Austin (1981)). Éstos realizaron una comparación de cuatro técnicas diferentes de regresión y llegaron a la conclusión de que la introducción de alguna tendencia no mejoraba los resultados. Li et al. (1995) demostraron que el algoritmo COTREC podría ayudar a buscar las zonas de crecimiento y decrecimiento de la precipitación y predecir hasta los 20 minutos núcleos convectivos severos. Sin embargo también indicaron que debido a la limitada muestra de datos durante el experimento tales resultados no se podían generalizar.

Por otra parte, tanto Grecu y Krajewski (2000) como Montanari et al. (2006) examinaron el uso de redes neuronales para modelar la evolución temporal de la precipitación. Para ello, Grecu y Krajewski (2000) utilizaron aproximadamente un año de observaciones radar. Realizaron previsiones hasta 3 horas y encontraron que estos métodos no suponen una mejora en la

inclusión del crecimiento y decrecimiento de la precipitación en comparación con la persistencia Lagrangiana. En ambos artículos obtuvieron resultados similares.

Así pues, es lógico pensar que las características y las tendencias de las intensidades de precipitación, por sí mismas, no proporcionan suficiente información para hacer una buena previsión ya que los procesos físicos que influyen en la evolución temporal de la precipitación no están reflejados en su propio pasado (Tsonis y Austin 1981). Es por ello necesario enfocar el problema desde otro punto de vista.

De ahí surgen los métodos de *nowcasting* que son capaces de combinar los campos de precipitación radar con otro tipo de datos como por ejemplo los proporcionados por las previsiones de lluvia de los modelos NWP. Distintos sistemas de *nowcasting* que utilizan este enfoque podrían realizar previsiones más precisas que las obtenidas con los modelos NWP y la persistencia Lagrangiana por si solos (Yu et al. 2015). Diversos autores han intentado realizar esta combinación “mezclando” aditivamente ambos tipos de previsiones. La idea en las que se basa este tipo de técnicas de *nowcasting* es que el conocimiento sobre la habilidad de las previsiones de lluvia depende del tiempo de previsión, regulando su importancia a través de una función de ponderación (ver Golding 1998; Kilambi y Zawadzki 2005; Bowler et al. 2006; Kober et al. 2012; Yu et al. 2015). La mayoría de estas técnicas deterministas y probabilísticas se describen a lo largo de la tesis.

1.4. Objetivos de la tesis

El principal objetivo de esta tesis es presentar, evaluar y desarrollar un conjunto de técnicas de *nowcasting* que permitan mejorar la habilidad de las previsiones de lluvia a muy corto plazo y caracterizar su incertidumbre por medio de *ensembles*. El trabajo se centra en:

- Presentar y evaluar diferentes sistemas de previsión de lluvia a muy corto plazo basadas en la persistencia Lagrangiana analizando el efecto de varios factores.
- Mejorar la técnica de previsión probabilística de precipitación SBMcast (Berenguer et al. 2011), utilizando la información espacio-temporal de las diferentes escalas que forman el campo de lluvia. Se incluye un nuevo enfoque para mejorar la estimación de la media y de la cobertura global del campo de precipitación utilizando datos del modelo NWP.
- Desarrollar una nueva técnica de previsión de lluvia probabilística, basada en la nueva versión de SBMcast, que permita incorporar la evolución temporal del campo de precipitación previsto por el modelo NWP en cada punto del dominio. La idea es identificar las zonas donde es más probable que se produzca crecimiento y decrecimiento de la precipitación a partir de la información del modelo NWP para condicionar las futuras previsiones a estas localizaciones.

1.5. Estructura de la tesis

Una vez presentado el capítulo 1 y haber puesto en contexto la situación actual de los sistemas de previsión de lluvia a muy corto plazo, el resto de la tesis se organiza como sigue:

- En el capítulo 2 se realiza una descripción de un conjunto de técnicas de *nowcasting*. En la primera parte del capítulo se realiza una descripción detallada de la técnica determinista, la persistencia Lagrangiana. En la segunda parte se introducen un conjunto de técnicas de *nowcasting* probabilistas con diferentes enfoques. En primer lugar se presentan tres técnicas que obtienen solamente la previsión de la función de distribución de probabilidad de la precipitación, el *Synoptic Scale*, el *Local Eulerian* y el *Local Lagrangian* (descritas en Germann y Zawadzki 2004). En segundo lugar se describen dos técnicas probabilistas basadas en la generación de *ensemble*, SBMcast (Berenguer et al. 2011) y una nueva versión de ésta, en la que modela temporalmente cada una de las diferentes escalas del campo de precipitación.
- En el capítulo 3 se evalúa la habilidad de los distintos algoritmos de *nowcasting* presentados en el capítulo anterior. Para ilustrar como funciona cada una de las técnicas, se analizan dos situaciones meteorológicas concretas, una convectiva y otra estratiforme. En la última parte del capítulo, se amplía ésta evaluación a diferentes eventos de precipitación completos. Este análisis se extiende a diferentes umbrales de precipitación.
- El capítulo 4 se centra en evaluar el impacto que tienen las estimaciones de la media (IMF) y de la cobertura (WAR) del campo de precipitación en las previsiones de dos técnicas de *nowcasting*, la persistencia Lagrangiana y la nueva versión de SBMcast. La primera parte del capítulo se centra en evaluar como afecta la estimación de ambas variables globales obtenidas de formas distintas en la habilidad de las previsiones. En la segunda parte del capítulo, se introduce una nueva metodología que permite calcular el IMF y WAR utilizando la información de carácter global proporcionada por el modelo NWP.
- En el capítulo 5 se propone una nueva técnica de previsión de lluvia basada en *ensembles* que permite combinar la información de cada punto del dominio proporcionada por el campo de precipitación previsto por el modelo NWP con las previsiones probabilísticas de la nueva versión de SBMcast. Dicha técnica se evalúa con diferentes episodios de precipitación y se compara con distintas técnicas de previsión presentadas a lo largo de esta tesis, la persistencia Lagrangiana, el modelo NWP, *Local Lagrangian* y la nueva versión de SBMcast.
- Las conclusiones y las nuevas líneas de investigación se incluyen dentro del capítulo 6.

CAPÍTULO 2

Técnicas de *nowcasting* basadas en observaciones radar

2.1. Introducción

El primer sistema de *nowcasting* operativo basado en observaciones radar se implementó en 1974 utilizando los datos del radar meteorológico de la Universidad de McGill (Austin y Bellon 1974). Actualmente existen una gran variedad de sistemas operativos de *nowcasting* que dependen en gran medida de las necesidades de cada territorio. Durante los Juegos Olímpicos de Sídney en el año 2000, dentro del marco del proyecto *Sydney 2000 Forecast Demonstration Project*, se evaluaron y compararon cinco sistemas de *nowcasting* con características diferentes durante aproximadamente tres meses (Wilson et al. 2004; Pierce et al. 2004). Se utilizaron sistemas de previsión tales como *TITAN* (Dixon y Wiener 1993), *Nimrod* (Golding 1998), *Gandolf* (Pierce et al. 2000), *Auto-Nowcaster* (Mueller et al. 2003) o *S-PROG* (Seed 2003). La principal conclusión de este experimento fue que “*los algoritmos de nowcasting basados en la extrapolación del campo de precipitación observado tuvieron en general mayor habilidad que los algoritmos más sofisticados. TITAN, Auto-Nowcaster y NIMROD fueron más fiables en el caso de sistemas convectivos mientras que con precipitación estratiforme mostraron mayor habilidad los métodos basados en la extrapolación*”. Ocho años más tarde, un estudio similar se realizó durante los Juegos Olímpicos de Pekín en 2008 (Wilson et al. 2010). En esta ocasión se evaluaron once sistemas de *nowcasting*. Los resultados fueron muy similares a los obtenidos en el estudio anterior, “*los sistemas basados en la extrapolación del campo de precipitación observado fueron en general más precisos que los modelos numéricos de predicción meteorológica y que aquellos que utilizan la combinación (blending) entre los sistemas de extrapolación y los modelos NWP hasta las 3 horas de previsión*”.

Por tanto, se puede pensar que la persistencia Lagrangiana es el método más adecuado para la previsión de lluvia a muy corto plazo, siempre y cuando la advección explique una parte importante de la evolución temporal de la precipitación como por ejemplo en episodios de precipitación estratiforme. Una parte de los episodios de precipitación que ocasionan daños

socio-económicos están asociados a fenómenos marcadamente convectivos, donde el crecimiento y decrecimiento de la precipitación tiene un papel importante en la evolución temporal de la precipitación. En tales situaciones, métodos deterministas de *nowcasting* como la persistencia Lagrangiana necesitan un enfoque probabilístico que permita caracterizar la incertidumbre generada por las diferentes fuentes de errores que afectan a las previsiones: el crecimiento y decrecimiento de la intensidad de precipitación y los errores atribuidos al campo de desplazamiento.

El objetivo de este capítulo es presentar las técnicas de *nowcasting* que se utilizan en esta tesis. En la primera parte del capítulo se presenta el sistema de previsión determinista, la persistencia Lagrangiana (PL). A continuación, se describen tres técnicas de *nowcasting* probabilístico presentadas en Germann y Zawadzki (2004) basadas únicamente en la previsión de la función de distribución de probabilidad (*pdf*) del campo de precipitación; estas son el *Synoptic Scale* (SE), el *Local Eulerian* (LE) y el *Local Lagrangian* (LL). En la última parte del capítulo, se presentan dos técnicas de *nowcasting* probabilístico basadas en la generación de un conjunto de campos de precipitación que respetan la variabilidad espacio-temporal de las observaciones (*ensembles*); SBMcast (Berenguer et al. 2011) y una nueva versión de SBMcast basada en la descomposición espacio-temporal de las escalas similar a la utilizada en STEPS (Bowler et al. 2006).

2.2. Técnica de *nowcasting* determinista: Persistencia Lagrangiana

Una manera sencilla de realizar una previsión de lluvia a muy corto plazo consiste en mantener “congelada” la última observación disponible durante el tiempo de previsión que se desee. A este método se le conoce como *persistencia Euleriana*. Para mejorar la habilidad de este tipo de previsiones es necesario introducir el movimiento del campo de precipitación que se identifica en las últimas observaciones.

El movimiento del campo de precipitación está gobernado, principalmente, por la interacción de los campos de vientos a diferentes niveles atmosféricos. Este movimiento está bien descrito por los algoritmos de seguimiento (*tracking*) que estiman el movimiento aparente del campo de reflectividad, siempre y cuando esta propagación sea sistemática y relativamente persistente (Germann y Zawadzki 2002). Un ejemplo, son los sistemas de precipitación que se propagan a través de un crecimiento y decrecimiento constante de la lluvia durante el tiempo. Estos casos son conocidos como *squall lines* o líneas de tormenta, donde el movimiento aparente se produce por la formación de lluvia en la parte delantera mientras se disipa en la parte trasera del sistema de precipitación, manteniendo aproximadamente la misma cantidad de lluvia a lo largo de un cierto periodo de tiempo (principio de conservación).

La *persistencia Lagrangiana* se basa en el proceso físico anterior; la evolución temporal del campo de precipitación, para periodos de tiempo cortos, se explica por la advección de la última observación. Para ello, se extrapola el último campo de precipitación observado mediante el campo de movimiento de la precipitación. Estos campos de movimiento no sólo proporcionan un medio para el seguimiento de la precipitación, como pueda ser la rotación o la traslación, sino que la convergencia y divergencia de los vectores que lo forman representan una parte del decrecimiento y crecimiento de la precipitación. Esta técnica de *nowcasting*

proporciona también un sistema de referencia para métodos de previsión mucho más sofisticados (Pierce et al. 2004).

2.2.1. Cálculo del campo de velocidades

El desarrollo de métodos para estimar el campo de velocidades de la precipitación, precisos y computacionalmente eficientes, ha sido durante años un área importante de la investigación en *nowcasting* basado en campos de precipitación radar ya que es una de las principales fuentes de errores en las previsiones.

Los primeros estudios se realizaron simplemente comparando dos campos de precipitación, siguiendo la metodología descrita en Wilson (1966). En ellos se obtenía un único vector de velocidades promedio que se definía como aquél que maximizaba la correlación entre dos campos de precipitación consecutivos. Esta metodología se conoce como el método de correlación cruzada definido en Austin y Bellon (1974). Posteriormente, Rinehart y Garvey (1978) introdujeron el algoritmo TREC, que proponía aplicar el método de correlación cruzada a diferentes subdominios del campo de precipitación aumentando la resolución espacial del campo de velocidades y obteniendo así un campo de movimiento no uniforme y mucho más realista. Para cada uno de estos subdominios, se busca en el instante de tiempo anterior del campo de precipitación observado, el subdominio más parecido en términos de máxima correlación definido como

$$r = \frac{\sum_{p=1}^P (X(x_p, t_0) - \overline{X(t_0)})(X(x_p, t_1) - \overline{X(t_1)})}{\sqrt{\sum_{p=1}^P (X(x_p, t_0) - \overline{X(t_0)})^2 \sum_{p=1}^P (X(x_p, t_1) - \overline{X(t_1)})^2}} \quad (2.1)$$

donde $X(x_p, t_0)$ y $X(x_p, t_1)$ representan los dos campos de precipitación observados en los instantes t_0 (penúltima observación) y t_1 (última observación). $\overline{X(t_0)}$ y $\overline{X(t_1)}$ corresponden a los promedios de las dos últimas observaciones y x_p representa cada elemento del campo de precipitación observado. La correlación se calcula entre todos los pares de subdominios del campo de precipitación, seleccionando los que obtengan la correlación más elevada. Esto determina el vector de traslación que indica el movimiento entre los instantes de tiempo t_0 y t_1 . Una manera sencilla para reducir el número de correlaciones que se calculan entre todas las combinaciones posibles de los distintos subdominios, es especificar una superficie alrededor de cada subdominio que sólo tenga en cuenta las correlaciones dentro de esta superficie (Li et al. 1995).

Aun así, los campos de velocidad obtenidos utilizando este algoritmo de *tracking* pueden ser inconsistentes debido al cálculo de vectores de velocidad erróneos. Esto se produce por los fenómenos que afectan tanto a la estimación del campo de precipitación radar, por ejemplo los ecos de terreno, como a fenómenos propios del campo de precipitación asociados a la pequeña escala. En este sentido Li et al. (1995) presentaron un post-procesado de la técnica TREC denominado COTREC para minimizar las inconsistencias del campo de movimiento. El procedimiento sugerido se divide en dos partes:

- El primer paso consiste en minimizar la influencia de los vectores aparentemente incorrectos obtenidos con la técnica TREC. Por ejemplo los vectores con velocidad cero (a menudo causados por ecos del terreno) se remplazan por el promedio de sus vecinos más cercanos.

- El segundo paso utiliza una técnica variacional que fuerza la continuidad del campo de velocidades obtenido con la técnica TREC.

A lo largo de esta tesis, los campos de velocidades utilizados en el conjunto de algoritmos de *nowcasting* basados en la persistencia Lagrangiana se obtienen mediante esta técnica. En la figura 2 se muestra, a modo de ejemplo, el campo de velocidades obtenido con una resolución de $16 \times 16 \text{ km}^2$, para el caso convectivo del 10 de Julio de 2013 a las 15:00 UTC y el caso estratiforme del 15 de Mayo de 2013 a las 17:00 UTC. Se puede observar como las restricciones impuestas en el cálculo del campo de velocidad tienen efecto ya que las transiciones entre los vectores de velocidad en todo el dominio de observación son suaves, evitando posibles errores motivados por las propias observaciones. La estimación del campo de velocidades hasta la resolución de las observaciones se densifica realizando una interpolación lineal hasta $1 \times 1 \text{ km}^2$.

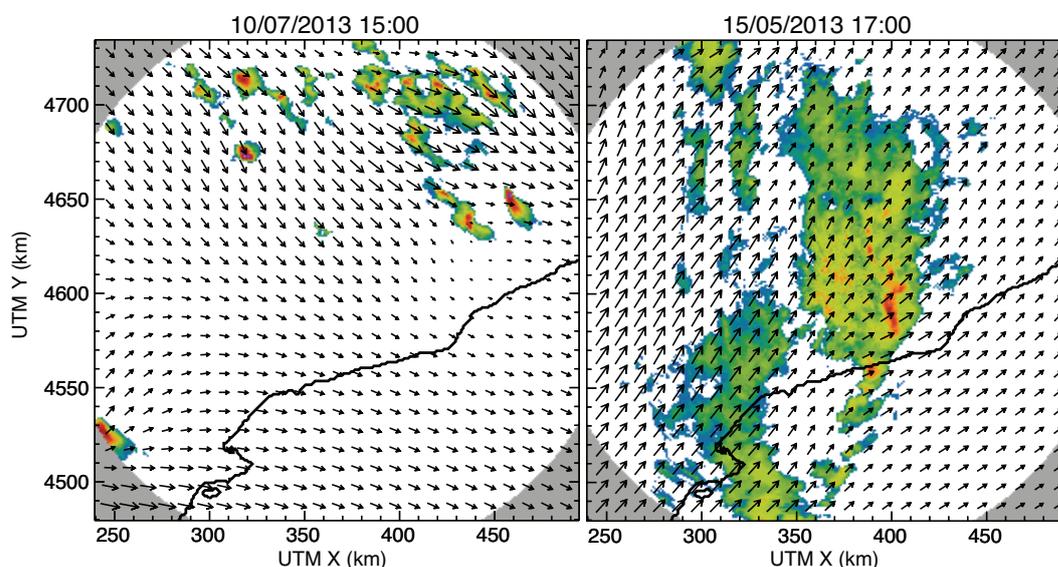


Figura 2: Ejemplo del campo de velocidades calculado con el algoritmo COTREC junto con la última observación en dos casos de precipitación. El primero es un caso de precipitación convectiva, con núcleos relativamente aislados, perteneciente al episodio del 10 de Julio de 2013 mientras que el segundo caso forma parte de un episodio estratiforme con precipitación moderada ocurrido el 15 de Mayo de 2013.

2.2.2. Advección del campo de precipitación

Una vez calculado el campo de movimiento, la forma más simple de realizar una advección o extrapolación del campo de precipitación es, simplemente, hacer una traslación lineal y constante de cada valor del campo de precipitación hasta el tiempo de previsión deseado; a esta metodología se le denomina *constant-vector*. El inconveniente de este enfoque es que dicha traslación lineal para cada punto de la malla no permite la rotación en las previsiones donde se aplica. Así pues, es necesario un método que sí la permita mediante el seguimiento de las líneas de corriente que forman el campo de desplazamiento. Este es el caso de la advección semi-Lagrangiana (*semi-Lagrangian scheme*) donde el tiempo final de previsión se divide en distintos intervalos más pequeños, calculando un desplazamiento distinto para cada uno de ellos. El desplazamiento final de cada píxel corresponde a la suma vectorial de los desplazamientos obtenidos en cada uno de estos subintervalos.

Una vez ya se dispone de la metodología para desplazar el píxel a lo largo de las líneas de corriente del campo de desplazamiento y tener en cuenta la rotación de la precipitación, es necesario saber que píxel se va a advectar. En este sentido, Germann y Zawadzki (2002) compararon dos enfoques para generar dicha búsqueda. Por un lado, se tiene el procedimiento *forward* (extrapolación hacia delante) donde el campo de precipitación es advectado hacia adelante en el tiempo y por el otro el *backward* (extrapolación hacia atrás), donde se pregunta qué valor del pasado, aplicando el actual campo de desplazamiento, se asigna a la posición actual.

Existen algunos inconvenientes en realizar la búsqueda del píxel que se va advectar, mediante el enfoque *forward*, ya que se puede dar el caso de que dos puntos distintos del campo de precipitación observado se asignen a la misma ubicación en la previsión. Esto conlleva, necesariamente, a otro problema ¿qué sucede en el caso contrario? es decir, cuando existe una ubicación vacía rodeada de valores de precipitación. En un caso se tiene una superposición de datos y en el otro caso la ausencia de éstos. Ambos problemas se pueden solucionar mediante la extrapolación hacia atrás ya que para cada píxel del campo de precipitación previsto únicamente le corresponde un sólo valor del campo de precipitación observado.

Con todo lo explicado anteriormente, ya se disponen de los elementos suficientes para realizar una previsión mediante la extrapolación *Lagrangiana* utilizando el sistema de advección semi-Lagrangiano hacia detrás (*backward semi-Lagrangian scheme*). Ésto se puede expresar como

$$X(t_0 + \tau, x) = X(t_0, x - \alpha) \quad (2.2)$$

donde α es el desplazamiento estimado del campo de precipitación obtenido.

En la figura 3 se muestran un conjunto de pasos de tiempo previstos utilizando la técnica de *nowcasting* la persistencia Lagrangiana. Esta figura se distribuye en dos primeras columnas situadas a la izquierda, con las observaciones y las previsiones de lluvia del caso de precipitación convectivo del 10 de Julio de 2013 a las 15:00 UTC mientras que las dos de la derecha muestran el caso de precipitación estratiforme del 15 de Mayo de 2013 a las 19:00 UTC. Los números de cada uno de los campos de precipitación situados en la esquina superior izquierda representan el tiempo de previsión. Las zonas sombreadas en gris dentro del dominio de observación representan las localizaciones en las que no se disponen de datos, debido a la extrapolación del campo de precipitación o a la cobertura del radar meteorológico. Las observaciones radar que se utilizan en esta tesis pertenecen a los radares de la Agencia Estatal de Meteorología (AEMET) y del *Servei Meteorològic de Catalunya* (SMC) situados cerca de la ciudad de Barcelona. Ambos radares son de banda C y se encuentran situados en el *Puig d'Agulles* (AEMET) en el municipio de *Corbera del Llobregat* y el otro en el cerro de *Creu del Vent* cerca del municipio de *La Panadella*.

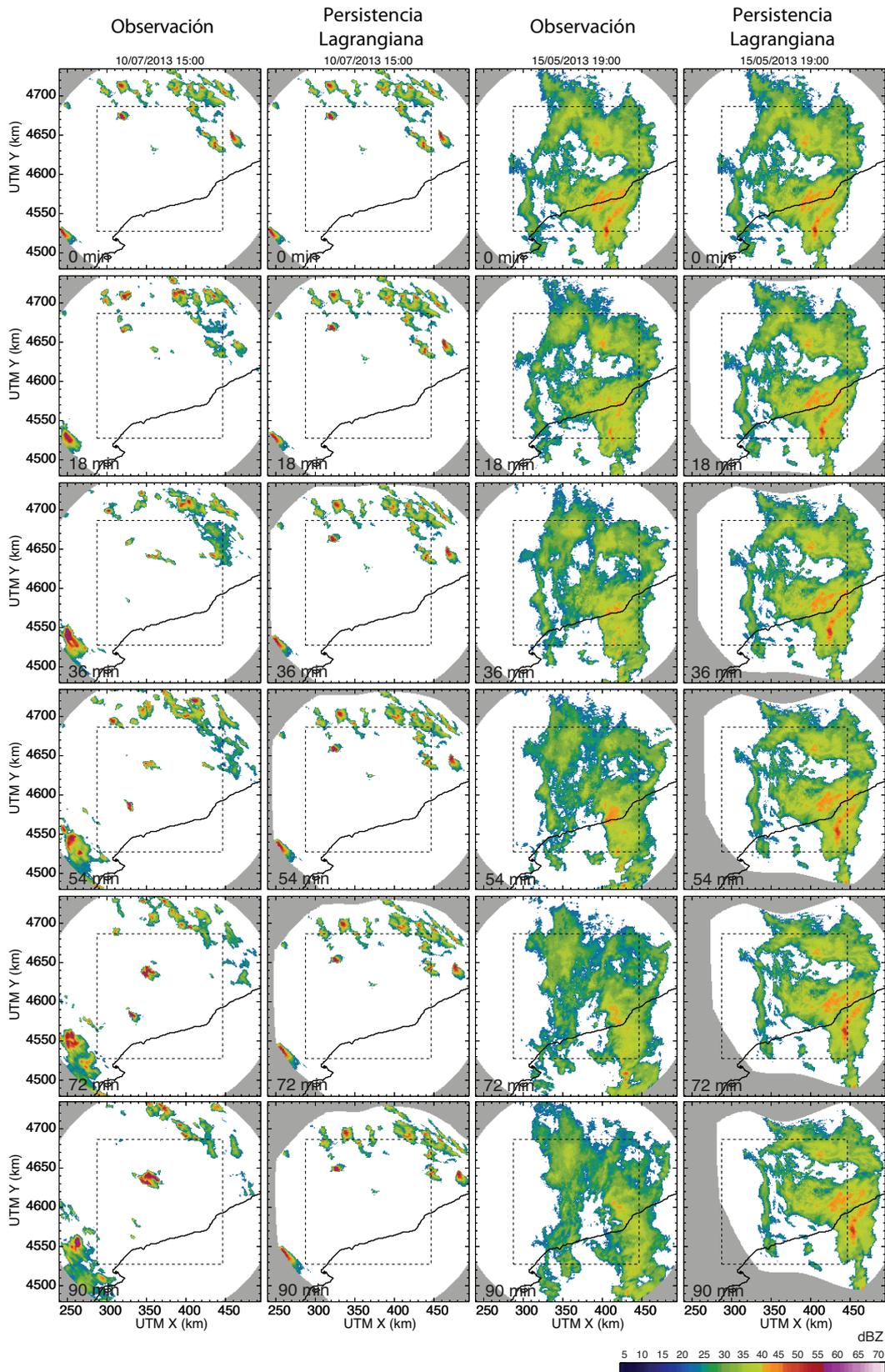


Figura 3: Evolución temporal del campo de precipitación observado por el radar meteorológico junto con las previsiones realizadas por la persistencia Lagrangiana para los casos de precipitación del 10 de Julio de 2013 15:00 UTC (convectivo) situadas en las dos primeras columnas de la izquierda y el del 15 de Mayo de 2013 19:00 UTC (estratiforme) situadas en las dos columnas de la derecha. Los números de cada campo de precipitación situados en la esquina superior izquierda representan el tiempo de previsión (0 minutos de previsión equivale a la última observación).

En el caso convectivo, se puede apreciar como para los primeros minutos de previsión el escaso movimiento de la precipitación se ve reflejado en las previsiones obtenidas mediante la persistencia Lagrangiana. Sin embargo, conforme aumenta el tiempo de previsión, la iniciación (producida en el centro del dominio), el crecimiento (en el Suroeste del dominio) y el decrecimiento (situado al Norte del dominio) de la precipitación no se tiene en cuenta en las previsiones. Esto se debe a que este método mantiene las intensidades de precipitación constantes durante todo el periodo de previsión.

En el caso estratiforme, cualitativamente se puede observar como la persistencia Lagrangiana aumenta su capacidad de previsión respecto al caso convectivo aunque sin detectar el decrecimiento en las intensidades de precipitación que se producen en los últimos pasos de tiempo.

2.3. Técnicas de *nowcasting* basadas en la previsión de la función de distribución

Como se explica anteriormente, la persistencia Lagrangiana intenta reproducir la evolución futura de la precipitación a partir de la última observación disponible del campo de precipitación mediante su advección con el campo de movimiento. Esta técnica tiene dos fuentes de incertidumbre asociadas a las previsiones, el crecimiento y decrecimiento de las intensidades de la precipitación, la estimación del campo de movimiento y su aplicación (Germann y Zawadzki 2002). Uno de los primeros intentos de caracterizar estas fuentes de incertidumbre mediante algoritmos de previsión probabilísticas fue llevado a cabo por Andersson y Ivarsson (1991). Estos autores propusieron realizar este tipo de previsiones probabilísticas a partir del muestreo de diferentes subdominios alrededor de un punto de interés y adveccionar hacia el futuro dichos campos mediante el campo de viento a 850 hPa. En base a esta idea, Germann y Zawadzki (2004) analizaron y compararon cuatro algoritmos de *nowcasting* probabilísticos. En esta sección se presentan tres de ellos.

2.3.1. Synoptic Scale

Probablemente es la manera más sencilla de obtener una previsión probabilística desde un punto de vista Euleriano (en coordenadas fijas). El nombre se debe a que los autores Germann y Zawadzki (2004) lo aplicaron sobre el mosaico de los campos de reflectividad radar de EEUU. En este caso no tiene sentido hablar de escala sinóptica cuando se aplica a un dominio más pequeño de 256x256 km², aunque por coherencia se mantiene el nombre original. Esta técnica consiste básicamente en calcular una función de distribución de probabilidad (*pdf*) para todo el dominio de observación, Ω , en un tiempo t_o y mantenerla constante durante todo el periodo de previsión τ . Esto se expresa mediante la siguiente ecuación:

$$P_{SE}(t_o + \tau, x, \mathcal{L}) = Prob\{X(t_o, r) \geq \mathcal{L} \mid r \in \Omega\} \quad (2.3)$$

donde x es la posición, *Prob* es el operador probabilidad, X es el campo observado, \mathcal{L} es un umbral de intensidad de precipitación, y r es una posición arbitraria dentro del dominio de análisis, Ω . Esta técnica de previsión probabilística obtiene una *pdf* uniforme e independiente

de cada punto del dominio por lo que resulta interesante utilizarla para interpretar la calidad de las previsiones de las otras técnicas de previsión.

2.3.2. Local Eulerian

La segunda técnica de previsión es la denominada por Germann y Zawadzki (2004) como *Local Eulerian* (LE). Como su propio nombre indica tiene un carácter más local (espacialmente) que la anterior aunque todavía no considera el movimiento de la precipitación en sus previsiones (persistencia Euleriana). Esta técnica de *nowcasting* trata de construir la *pdf* en cada punto del dominio, x , a partir de los valores de precipitación situados dentro de cada subdominio, w_k , de longitud $k \times k$. En este estudio se calculan un conjunto de *pdfs* utilizando diferentes tamaños de subdominios, $k = 1, 2, 4, 8, 16, 32, 64$ píxeles de $1 \times 1 \text{ km}^2$. Estas previsiones probabilísticas se obtienen mediante la siguiente ecuación:

$$P_{LE}(t_o + \tau, x, \mathcal{L}) = Prob\{X(t_o, x + r) \geq \mathcal{L} \mid x + r \in w_k\} \quad (2.4)$$

donde $x + r$ es una posición arbitraria dentro de un subdominio w_k centrado en x . Este enfoque asume que la variabilidad espacial en un tiempo fijo está correlacionada con la variabilidad temporal en una posición fija.

Ahora es necesario disponer de una metodología que permita escoger, para cada tiempo de previsión, el subdominio óptimo con el objetivo de minimizar el error. Un subdominio más grande tiene en cuenta un número mayor de valores de intensidad de precipitación para el cálculo de la *pdf*. A medida que el tiempo de previsión aumenta, la incertidumbre de la previsión en un punto también se incrementa, por lo que se necesita un valor de k lo suficientemente grande para tener en cuenta la pérdida de predictabilidad pero lo suficientemente pequeño como para que el rango de valores de intensidad de precipitación sea estrecho (Germann y Zawadzki 2004). Para ello se utiliza el *Conditional Square Root Ranked Probability Score* (CSRR), basado en el *Ranked Probability Score* [RPS; Wilks (1995)], como estimador de la bondad del conjunto de previsiones probabilísticas realizadas (en el Anexo I se realiza una descripción de este *score*). Este valor indica la diferencia entre la *pdf* prevista y la observación para cada tamaño del subdominio.

En la figura 4 se puede observar como la elección del subdominio óptimo (línea continua roja), para cada paso de tiempo de previsión, se escoge en función del valor mínimo de CSRR para cada subdominio utilizado. A medida que el tiempo de previsión aumenta, el valor de CSRR crece más rápido para los subdominios más pequeños. Por ejemplo a los pocos minutos de previsión, la diferencia entre los valores de CSRR para el subdominio de $1 \times 1 \text{ km}^2$ y el óptimo ($8 \times 8 \text{ km}^2$) es considerable; en este caso se debe a que no se utiliza el movimiento en las previsiones por lo que la incertidumbre aumenta más rápidamente.

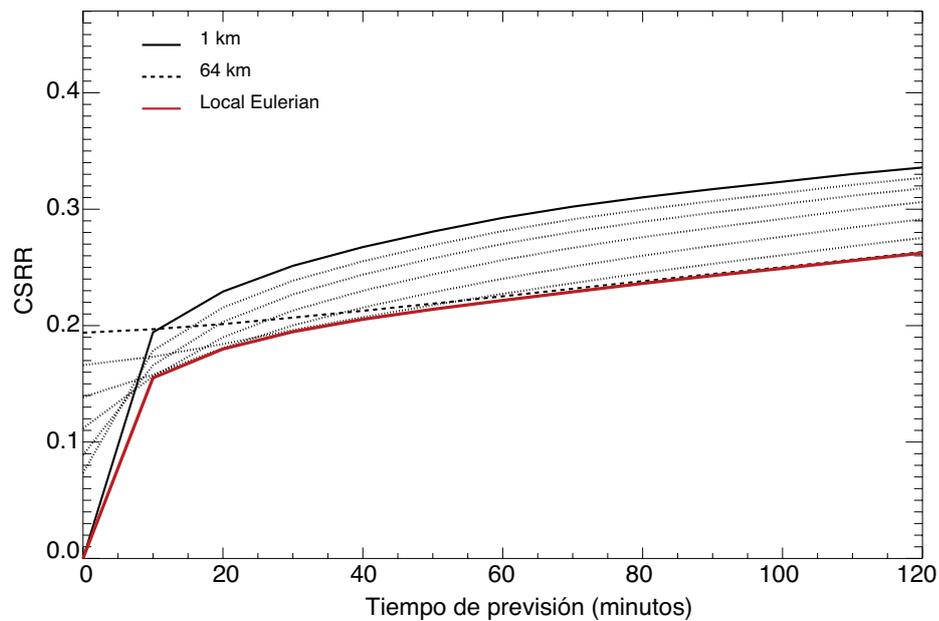


Figura 4: Representación del CSRR en función del tiempo de previsión y para cada subdominio, w_k . La línea continua negra representa el subdominio mínimo ($1 \times 1 \text{ km}^2$) y la discontinua el subdominio máximo ($64 \times 64 \text{ km}^2$) utilizado. La línea roja es la envolvente del conjunto de líneas e indica cual es el subdominio óptimo para cada tiempo de previsión. Este ejemplo pertenece al episodio de precipitación del 15 de Mayo de 2013 11:06 UTC.

Cuando se trabaja en tiempo real es imposible conocer *a priori* el subdominio óptimo, de forma que para resolver este problema se escoge el subdominio óptimo obtenido en el paso de tiempo anterior. Por ejemplo, si se hace una previsión a una hora, el subdominio escogido para este paso de tiempo de previsión es el que se obtuvo en la previsión de hace una hora. No obstante, la diferencia entre obtener el subdominio óptimo *a priori* o *a posteriori* es prácticamente insignificante tal y como demostraron Germann y Zawadzki (2004).

2.3.3. Local Lagrangian

Introducir la advección como parte de un algoritmo de *nowcasting* proporciona siempre una mejora en la reproducción de la evolución temporal del campo de precipitación aunque conlleve asociado un error inherente debido a la imperfección en la estimación del campo de desplazamiento. Esta técnica de *nowcasting* probabilístico, *Local Lagrangian* (LL), construye la *pdf* de las intensidades de precipitación en cada punto del dominio a partir de los valores de lluvia situados en su entorno incluyendo su advección. Estas previsiones probabilísticas se obtienen utilizando la ecuación:

$$P_{LL}(t_0 + \tau, x, \mathcal{L}) = \text{Prob}\{X(t_0, x - \alpha + r) \geq \mathcal{L} \mid x + r \in w_k\} \quad (2.5)$$

donde $x + r$ es una posición arbitraria dentro de un subdominio w_k centrado en x y α es el vector de desplazamiento.

La diferencia entre la técnica LL, y la anterior, LE, es la inclusión de la advección en las previsiones probabilísticas. Por una parte, mantiene el carácter local (espacialmente) aunque utilizando un sistema de referencia móvil (coordenadas Lagrangianas). Con esta técnica, la probabilidad de superar un cierto umbral de precipitación en un punto dado, se calcula

examinando la variabilidad espacial de su entorno en un sistema de coordenadas móviles que se desplaza junto con el campo de precipitación.

A continuación, se muestra en la figura 5 un ejemplo de las previsiones probabilísticas obtenidas con la técnica LL para un umbral de intensidad de precipitación, \mathcal{L} , de 1 mm/h. Se han escogido dos casos de precipitación diferentes que pertenecen a los episodios de precipitación del 10-11 de Julio de 2013 y al 15 de Mayo de 2013 para ejemplificar el tipo de previsiones que se obtiene con esta técnica.

En las dos primeras columnas de la izquierda se presentan las observaciones y las previsiones probabilísticas durante 90 minutos, comenzando el 15 de Mayo de 2013 a las 11:00 UTC hasta 12:30 UTC. El campo de precipitación se mueve en dirección Noroeste aumentando en intensidad y cobertura (área afectada por la lluvia). Esta única superficie de precipitación tiene dos zonas bien diferenciadas, una convectiva situada en el centro del dominio y otra estratiforme. La precipitación más intensa se encuentra situada en la zona central del dominio con una pequeña ramificación hacia el Noroeste.

A los 18 minutos de observa como las previsiones de la técnica LL son bastante precisas, con valores de probabilidad de precipitación entorno al 80-100%. El subdominio óptimo utilizado en este caso es de $8 \times 8 \text{ km}^2$, tal y como se muestra la figura 6. A los 54 minutos de previsión, la incertidumbre en las previsiones aumenta, pasando ahora a un subdominio óptimo de $32 \times 32 \text{ km}^2$. Esto provoca que los valores máximos de probabilidad de superar intensidades de precipitación de 1 mm/h se suavicen, mientras que aumenta el área con probabilidades de precipitación significativas (superiores al 5%), abarcando las localizaciones más próximas. A los 90 minutos de previsión el subdominio óptimo alcanza el máximo establecido de $64 \times 64 \text{ km}^2$, lo que supone que la mejor previsión de la *pdf* en un punto dado se obtiene muestreando una superficie de 4096 km^2 . Ahora, el campo de probabilidad previsto se suaviza todavía más con valores máximos que oscilan entre el 50 y 60%. Comparándolas con las observaciones, sobre todo en los últimos pasos de tiempo, queda patente como este tipo de algoritmos no son capaces de capturar el crecimiento de nueva precipitación si está lo suficientemente lejos de la precipitación de la última observación disponible.

El segundo caso que se muestra en la figura 5, situado en las dos columnas de la derecha, pertenece a una situación de precipitación convectiva. Está formado por áreas aisladas de precipitación situados en dos localizaciones del dominio, una al Noroeste y otra al Nordeste con una superficie de precipitación mayor. A lo largo de las dos horas de previsión, se observa como en la zona más activa (Nordeste) comienzan a unirse y a desplazarse lentamente hacia el Sur, aumentando la intensidad de precipitación.

La diferencia entre ambos casos es la distancia a la que se produce la nueva precipitación. En el caso convectivo se sitúa en las localizaciones cercanas a las previsiones obtenidas por la persistencia Lagrangiana mientras que en el caso estratiforme/convectivo el crecimiento de la lluvia se produce en puntos alejados situados al Sudoeste del dominio. Aparentemente las previsiones de probabilidad de precipitación obtenidas para el caso convectivo se sitúan en las localizaciones donde se observa lluvia mientras que en la situación estratiforme/convectiva, la técnica LL no es capaz de prever precipitación en zonas lo suficientemente alejadas respecto de la última observación.

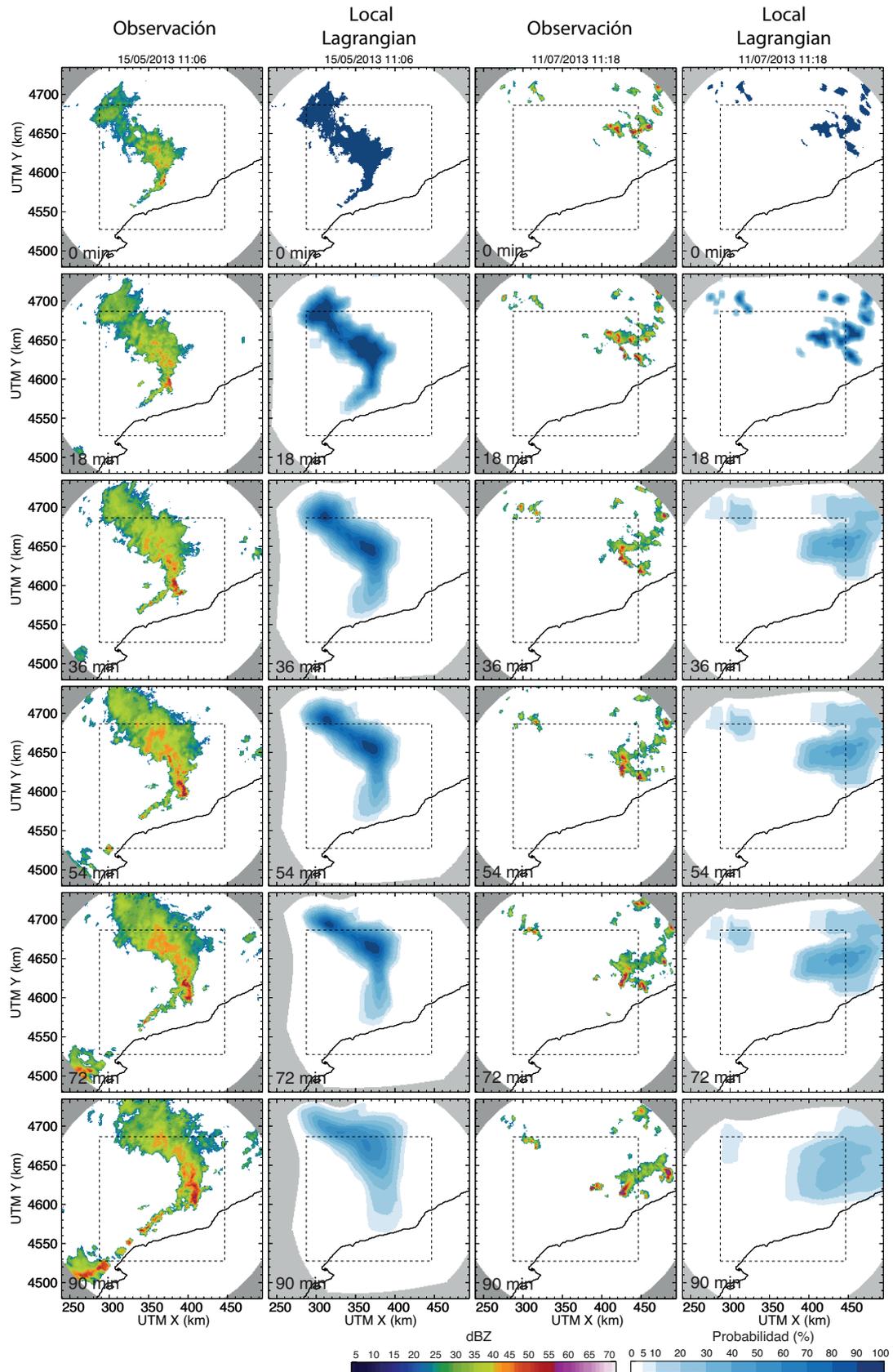


Figura 5: Evolución temporal del campo de precipitación observado por el radar meteorológico junto con las previsiones realizadas por la técnica LL para los casos de precipitación del 15 de Mayo de 2013 11:06 UTC (convectivo/estratiforme) situadas en las dos primeras columnas de la derecha y el del 11 de Julio de 2013 11:18 UTC (convectivo) situadas en las dos columnas de la izquierda. Los números de cada figura situados en la esquina superior izquierda representan el tiempo de previsión (0 minutos de previsión equivale a la observación).

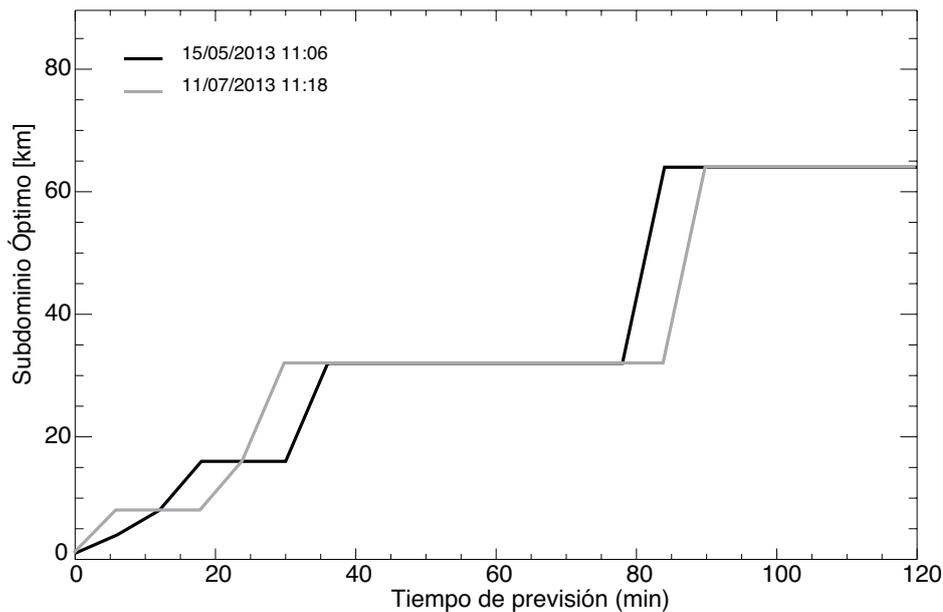


Figura 6: Evolución temporal del subdominio óptimo en función del tiempo de previsión para los casos de precipitación del 15 de Mayo de 2013 11:06 UTC (convectivo/estratiforme) de color negro y el del 11 de Julio de 2013 11:18 UTC (convectivo) de color gris. Estos valores proporcionan información sobre la incertidumbre asociada de las previsiones realizadas mediante la persistencia Lagrangiana. Según la velocidad con la que aumenta el valor del subdominio indica mayor o menor incertidumbre en las previsiones.

2.4. Técnicas de *nowcasting* basadas en la generación de *ensembles*

Los métodos de *nowcasting* probabilísticos descritos en el apartado anterior únicamente generan previsiones de la función de distribución de probabilidad del campo de precipitación para cada punto del dominio observado. Esta información es útil para aplicaciones de previsión de valores puntuales de precipitación, sin embargo tales técnicas no son adecuadas para previsiones de inundaciones ya que no proporcionan una completa descripción espacial y temporal de la estructura de la precipitación que juega un papel clave en la respuesta hidrológica de las cuencas (Berenguer et al. 2011).

Por este motivo resulta necesario incorporar algoritmos de previsión que, por una parte, proporcionen una completa descripción de la estructura espacio-temporal de la precipitación a la vez que caractericen la incertidumbre asociada a las previsiones. En este sentido, diversos autores como Bowler et al. (2006), Berenguer et al. (2011) o más recientemente Atencia y Zawadzki (2015) propusieron como alternativa la previsión de lluvia probabilística mediante la generación de campos de precipitación compatibles con las observaciones.

2.4.1. SBMcast

Una alternativa para la generación de previsiones probabilísticas en base a la generación de *ensembles* es SBMcast (Berenguer et al. 2011). Esta técnica se basa en el modelo estadístico denominado *String of Beads Model* (SBM) descrito por Pegram y Clothier (2001a). El objetivo de SBM es generar campos de precipitación realistas que simulen la evolución temporal de la

precipitación y la estructura espacial de la misma. SBMcast introduce las observaciones de lluvia del radar meteorológico en el modelo SBM de tal manera que las previsiones evolucionan desde condiciones iniciales comunes, es decir, las observaciones más recientes. El objetivo es realizar previsiones probabilísticas a muy corto plazo para cuantificar la incertidumbre de la previsiones de la persistencia Lagrangiana (Berenguer et al. 2011). La técnica SBMcast está formada por dos partes: las previsiones de dos variables globales integradas sobre todo el dominio y las previsiones de las intensidades del campo de precipitación.

Descripción y previsión de las variables globales

Como se define en Pegram y Clothier (2001a) y Berenguer et al. (2011), SBM y SBMcast utilizan un par de variables globales integradas sobre todo el dominio del campo de precipitación, la media y la cobertura, que proporcionan información general sobre la evolución temporal del campo de precipitación. El IMF (*Image Mean Flux*) se define como el promedio del campo de precipitación analizado expresado en mm/h y el WAR (*Wet Area Ratio*) es la proporción del dominio donde se supera un cierto umbral de precipitación que en este caso se ha escogido 1 mm/h. Ambas variables, tal y como lo demostraron Clothier y Pegram (2001), están íntimamente relacionadas con la media (μ) y la varianza (σ^2) de la función de distribución de las intensidades del campo de precipitación.

Para caracterizar la evolución temporal de estas dos variables, se utiliza un modelo autorregresivo bivariado de orden 5 (AR5). El hecho de utilizar un modelo bivariado se debe a que estas dos variables están correlacionadas entre sí, tal y como se puede observar en la figura 7. Clothier y Pegram (2001) mostraron como las distribuciones de ambas variables no tienen una distribución Gaussianas por lo que sugirieron aplicar una conversión para transformar sus distribuciones originales en Gaussianas (ver por ejemplo Goovaerts (1997)) con el objetivo de utilizar un modelo AR(5). De este modo, las previsiones del IMF(t) y WAR(t) se generan mediante la ecuación

$$\begin{bmatrix} WAR^*(t+n+1) \\ IMF^*(t+n+1) \end{bmatrix} = \sum_{i=1}^5 \phi_i \begin{bmatrix} WAR^*(t+n-i) \\ IMF^*(t+n-i) \end{bmatrix} + \xi(t+n+1) \quad (2.6)$$

donde $\begin{bmatrix} WAR^*(t) \\ IMF^*(t) \end{bmatrix}$ son las variables transformadas, ϕ_i son los coeficientes del modelo autorregresivo obtenidos a partir de las ecuaciones de Yule-Walker (Box y Jenkins 1976) y $\xi(t)$ es una perturbación bivariada sin correlación temporal. Finalmente, las previsiones de este par de variables globales se les aplica la transformación inversa para volver al espacio original.

La evolución temporal de la precipitación es una de las principales fuentes de incertidumbre asociadas a la previsión de lluvia mediante la extrapolación Lagrangiana (Bowler et al. (2006); Germann et al. (2006b)). Este error está asociado con el crecimiento y decrecimiento de la precipitación relacionado a su vez con la evolución temporal de la $\mu(t)$ y de la $\sigma^2(t)$ del campo de precipitación. La reconstrucción del campo de precipitación simulado a partir del par de variables IMF(t) y WAR(t), garantiza que las previsiones no sean puramente estacionarias de segundo orden permitiendo, capturar mejor el crecimiento y decrecimiento del campo de precipitación y por lo tanto acercándose más a la realidad.

En la figura 7 se puede observar la evolución temporal de IMF(t) y WAR(t) obtenidas a partir de las observaciones del radar meteorológico a lo largo de dos episodios, uno convectivo/estratiforme (15 de Mayo de 2013) y otro convectivo (10 de Julio de 2013). Del conjunto de previsiones obtenidas mediante el modelo AR(5), se muestran las que se encuentran entre los percentiles 10% y 90%, para los tiempos de previsión de 30, 60 y 90 minutos.

Es interesante la información que proporcionan las observaciones de estas dos variables acerca del tipo de evento de precipitación que se analiza. Por ejemplo, en el caso estratiforme (figura 7a) los valores altos de IMF van acompañados de valores altos de WAR mientras que en el caso convectivo (figura 7b) no tiene porque ocurrir de este modo. De hecho se puede observar en la figura 7b como al principio del episodio los valores de WAR se encuentran cercanos al 0.1, lo que supone un 10% del dominio, mientras que los valores de IMF se sitúan alrededor de 0.7 mm/h, indicando que existen pequeñas zonas de precipitación con intensidades elevadas. Otro aspecto importante es la variabilidad temporal de estas dos variables en intervalos de tiempo pequeños. En el caso convectivo (figura 7b) se observa como es más elevada que en el caso estratiforme debido a que el crecimiento y decrecimiento de las intensidades de precipitación es más rápido en estos casos. Esto provoca que aumente la incertidumbre en las previsiones del modelo AR(5), incrementándose la dispersión de los miembros del *ensemble*, ya que se basan en la correlación lineal de los pasos de tiempo anteriores.

Previsión de las intensidades del campo de precipitación

Una vez se dispone de las previsiones del IMF(t) y WAR(t), el objetivo es realizar una previsión de la evolución temporal de las intensidades a escala de píxel del campo de precipitación bajo ciertas hipótesis de partida. Una de estas premisas es que los campos de precipitación futuros únicamente dependen de un número limitado de campos de precipitación pasados, por lo tanto es posible caracterizar su evolución temporal con un modelo autorregresivo (AR) de orden p (Seed 2003). En esta ocasión se utiliza un modelo autorregresivo de orden 2 (AR2) univariado.

La evolución temporal de las intensidades del campo de precipitación en coordenadas Lagrangianas, expresado en reflectividad (dBZ), se modela en términos de la variable estandarizada, $Z(t)$, de acuerdo con la expresión

$$Z(t) = \frac{X(t) - \mu(t)}{\sigma(t)} \quad (2.7)$$

donde $X(t)$ es el campo de reflectividad observado, con media $\mu(t)$ y desviación estándar $\sigma(t)$. Posteriormente, se define el modelo AR(2) como

$$Z(t + n + 1) = \phi_1(t)Z(t + n) + \phi_2(t)Z(t + n - 1) + \varepsilon(t + n + 1) \quad (2.8)$$

donde $\phi_1(t)$ y $\phi_2(t)$ son los coeficientes de Yule-Walker obtenidos a partir de los coeficientes de autocorrelación de los campos de precipitación pasados $Z(t + n)$ y $Z(t + n - 1)$. El término

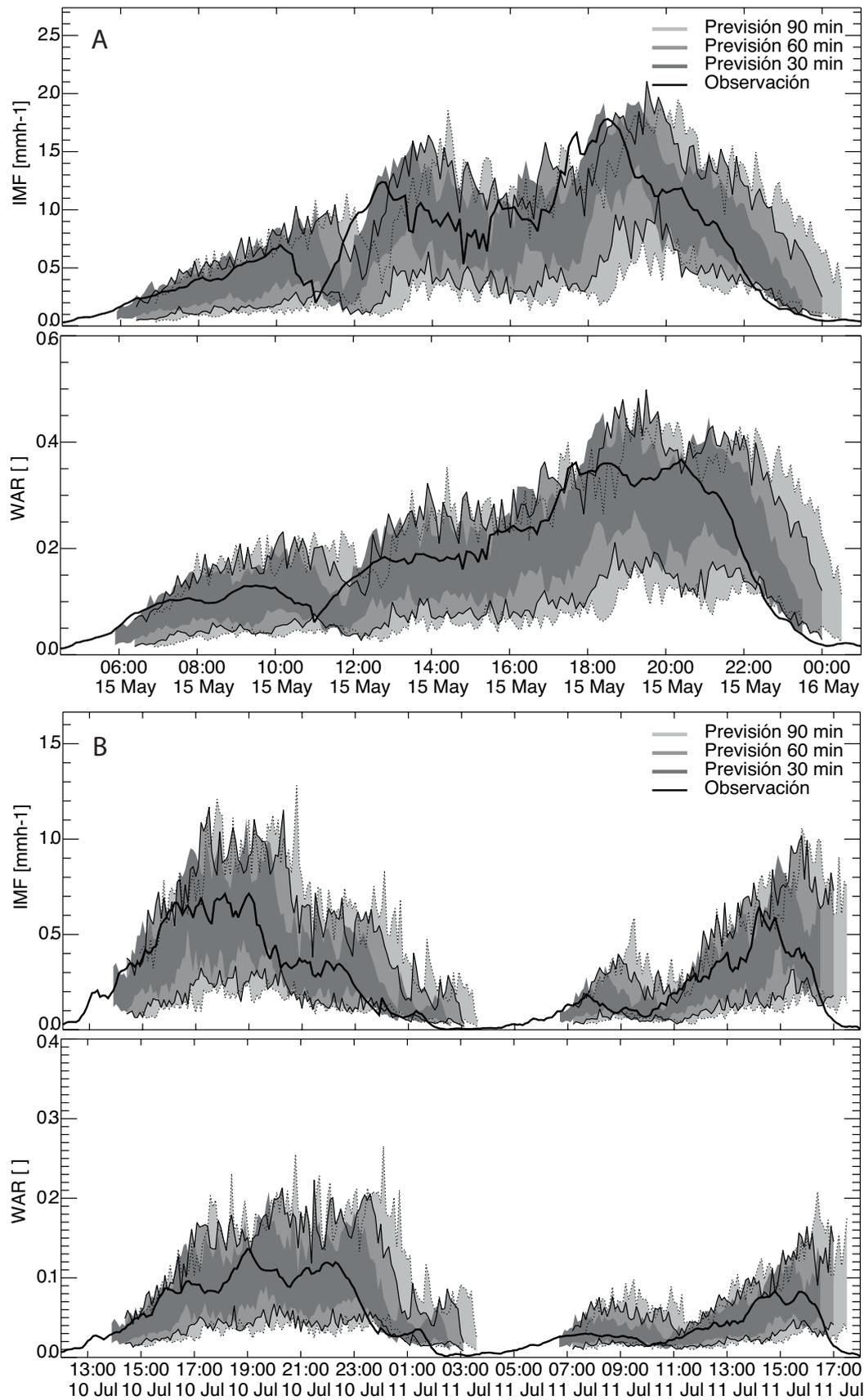


Figura 7: Evolución temporal de las variables IMF y WAR a lo largo de los episodios de precipitación del 15 de Mayo de 2013 (A) y del 10 de Julio de 2013 (B). La línea continua de color negro corresponden a las observaciones. Las áreas sombreadas muestran los percentiles del 10-90% de los valores previstos por el modelo AR5 para las previsiones a 30, 60 y 90 minutos (desde el gris oscuro hasta el gris más claro respectivamente).

$\varepsilon(t + n + 1)$ corresponde a una perturbación de ruido blanco en el tiempo, con media 0 y varianza $\eta^2 = \frac{[1+\phi_1(t)][1+\phi_1(t)-\phi_2(t)][1-\phi_1(t)-\phi_2(t)]}{1-\phi_2(t)}$, a la que se le impone la correlación espacial del campo de precipitación observado. Este término representa el nuevo desarrollo que tiene lugar en el campo de precipitación durante el tiempo de previsión (Seed 2003). La varianza, η^2 , se utiliza para garantizar que la pérdida de ésta durante las previsiones, se compense para conservar la varianza del campo de precipitación observado.

Para incluir la correlación espacial del campo de precipitación a un campo de ruido blanco, se utiliza una técnica basada en el análisis del espectro de *Fourier* (descrita en Pegram y Clothier (2001a) y Pegram y Clothier (2001b)). Cuando se aplica a un campo de precipitación y en general a cualquier variable que cumpla la hipótesis de fractalidad autoafin (es decir, que exista una relación entre escalas), dicho campo queda caracterizado en el dominio de frecuencias por una ley de potencias

$$\Gamma(f) = cf^{-\beta} \quad (2.9)$$

donde $\Gamma(f)$ es el espectro de Fourier asociado a cada frecuencia, f , y β es el exponente de la ley de potencias que indica el grado de correlación espacial que existe entre el conjunto de datos. Por ejemplo, si $\beta = 0$ indica que el conjunto de datos no tiene correlación espacial (ruido blanco). En el caso de los campos de precipitación radar, Pegram y Clothier (2001a), entre otros, demostraron que los valores de la variable β varían relativamente poco en función del tipo de evento de precipitación oscilando en un rango de valores de entre 2 y 3 (2.3 en promedio).

El modelo estadístico de precipitación *String of Beads* utiliza esta propiedad característica de los campos de precipitación para imponer dicha correlación. Para ello, se construye un filtro isotrópico bidimensional (donde la correlación no depende de la dirección) en el espacio de *Fourier*, $F(f) = f^{-\beta/2}$ que permite modificar la estructura espacial de un campo no correlacionado con una distribución de datos *Gaussiana*. A partir de este punto, se pueden generar tantos campos de precipitación realistas como se necesiten sin correlación temporal.

Este enfoque tiene ciertas limitaciones ya que no tiene en cuenta la anisotropía que habitualmente muestran los episodios de precipitación donde existe una clara dirección en la correlación espacial. Este hecho fue estudiado por Seed et al. (2013), quienes emplearon un filtro empírico no paramétrico en la simulación de campos de precipitación, permitiendo aplicar un filtro con exactamente el espectro del campo de precipitación observado y por lo tanto respetando cualquier tipo de anisotropía que esté presente en las observaciones. Este enfoque es particularmente efectivo, quizá demasiado efectivo, porque la baja calidad de la pequeña escala procedente de los datos del radar también son fielmente reproducidos (Seed et al. 2013).

Una vez se dispone de las previsiones de las variables global y las simulaciones espacio-temporales del campo de precipitación, el siguiente paso consiste en imponer los valores previstos del IMF(t) y WAR(t) a los campos de precipitación previstos.

Para imponer el WAR obtenido al campo de precipitación previsto con el AR(2) se utiliza la expresión

$$\hat{R} = R_{th}e^{(Z+a)} \quad (2.10)$$

donde \hat{R} es el nuevo campo de precipitación a estimar con el área de precipitación deseada, Z es el campo previsto, R_{th} es el umbral de precipitación. En este caso se escoge un umbral de 1 mm/h, lo que significa que por debajo de este valor se considera que no se produce precipitación. El objetivo es encontrar el parámetro a , tal que la proporción del dominio del campo \hat{R} coincida con el valor del WAR(t) obtenido previamente.

En el caso del IMF(t), se utiliza la siguiente ecuación

$$R = R_{th} \left(\frac{1}{R_{th}} \hat{R} \right)^{\Lambda(t)} \quad (2.11)$$

donde el objetivo consiste en encontrar el parámetro $\Lambda(t)$, tal que el promedio del campo de precipitación R coincida con el IMF(t) previsto.

Es importante remarcar que todo el proceso que se ha llevado a cabo para calcular las previsiones de las intensidades de precipitación se ha realizado en coordenadas Lagrangianas. El siguiente paso consiste en extrapolar el conjunto de previsiones de las intensidades de precipitación utilizando el campo de movimiento calculado a partir de las observaciones de precipitación pasadas.

A modo de ejemplo, en las figuras 8 y 9 se muestran tres miembros del conjunto de previsiones obtenidas con SBMcast junto con las observaciones (columna de la izquierda) para los dos casos de precipitación mostrados previamente.

En ambos casos, las previsiones de SBMcast simulan la evolución de las intensidades del campo de precipitación, al contrario de lo que ocurre con la persistencia Lagrangiana donde las intensidades permanecen constantes a lo largo del tiempo (ver la figura 3). En la figura 8 (caso estratiforme del 15 de Mayo de 2013) se puede observar como las previsiones de los dos primeros miembros (#1 y #2) muestran una intensificación de la precipitación en ciertas localizaciones mientras que en el tercer miembro (#3) las intensidades de precipitación decaen. En los tres miembros se produce una disminución del área de precipitación (el WAR disminuye). Esto se produce por la subestimación de la mayoría de miembros del WAR, ocurriendo con mayor incidencia a partir de los 90 minutos, donde claramente quedan por debajo de las observaciones (figura 7a).

Una característica común a los miembros mostrados, es que aproximadamente la precipitación evoluciona cerca de las zonas asociadas a las previsiones realizadas por la persistencia Lagrangiana, independientemente del paso de tiempo. Esto indica que la correlación temporal es lo suficientemente alta como para que la perturbación juegue un papel importante en las previsiones. En este caso, la mayor parte de la dispersión de los miembros de precipitación previstos se debe a la influencia del IMF y WAR impuesto.

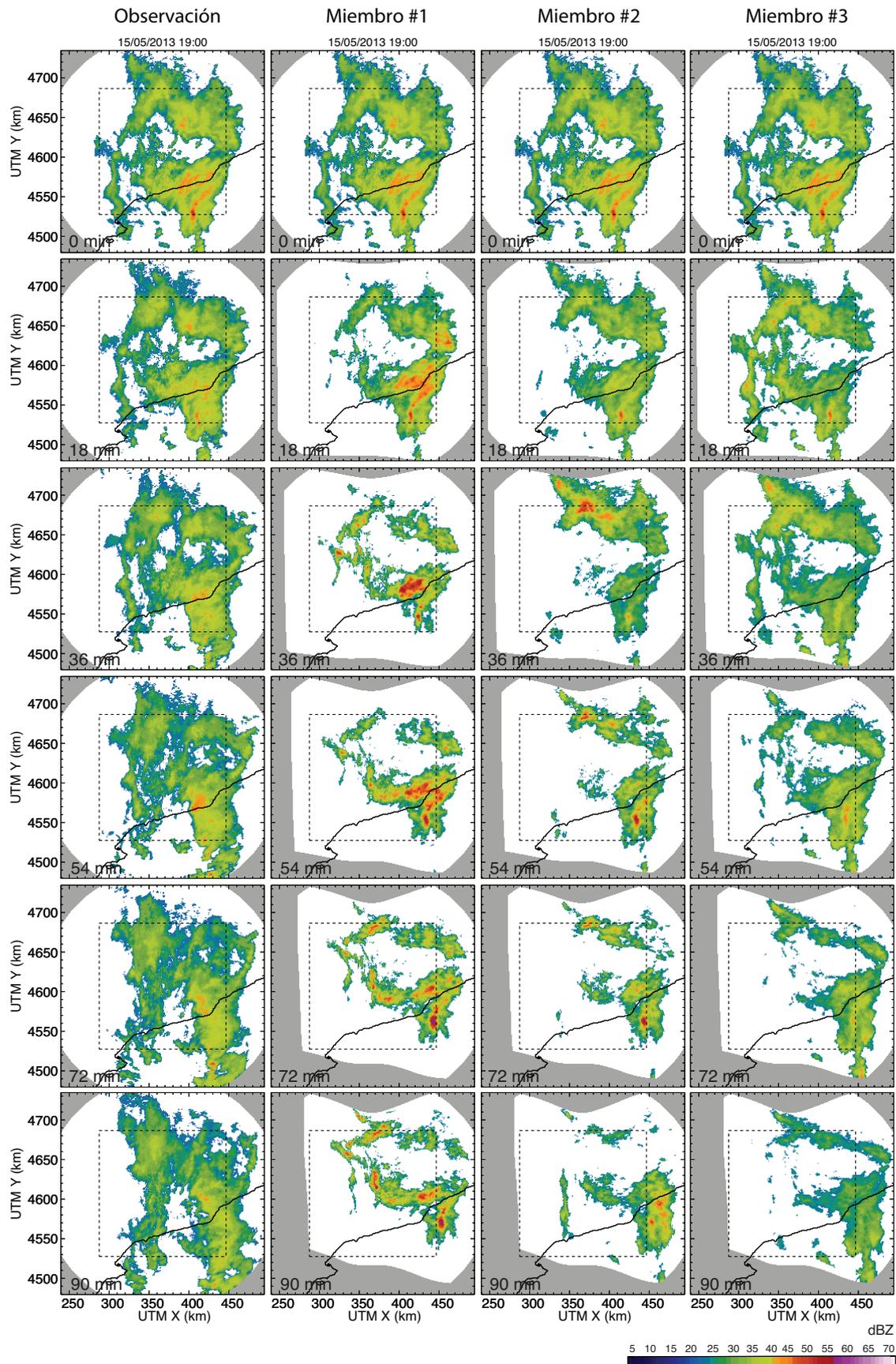


Figura 8: Evolución temporal del campo de precipitación observado (columna de la izquierda) junto con de tres miembros de las previsiones realizadas con algoritmo de nowcasting probabilístico SBMcast para el caso estratiforme del 15 de Mayo de 2013 a las 19:00 UTC. Los números de cada figura situados en la esquina superior izquierda representan el tiempo de previsión (0 minutos de previsión equivale a la observación).

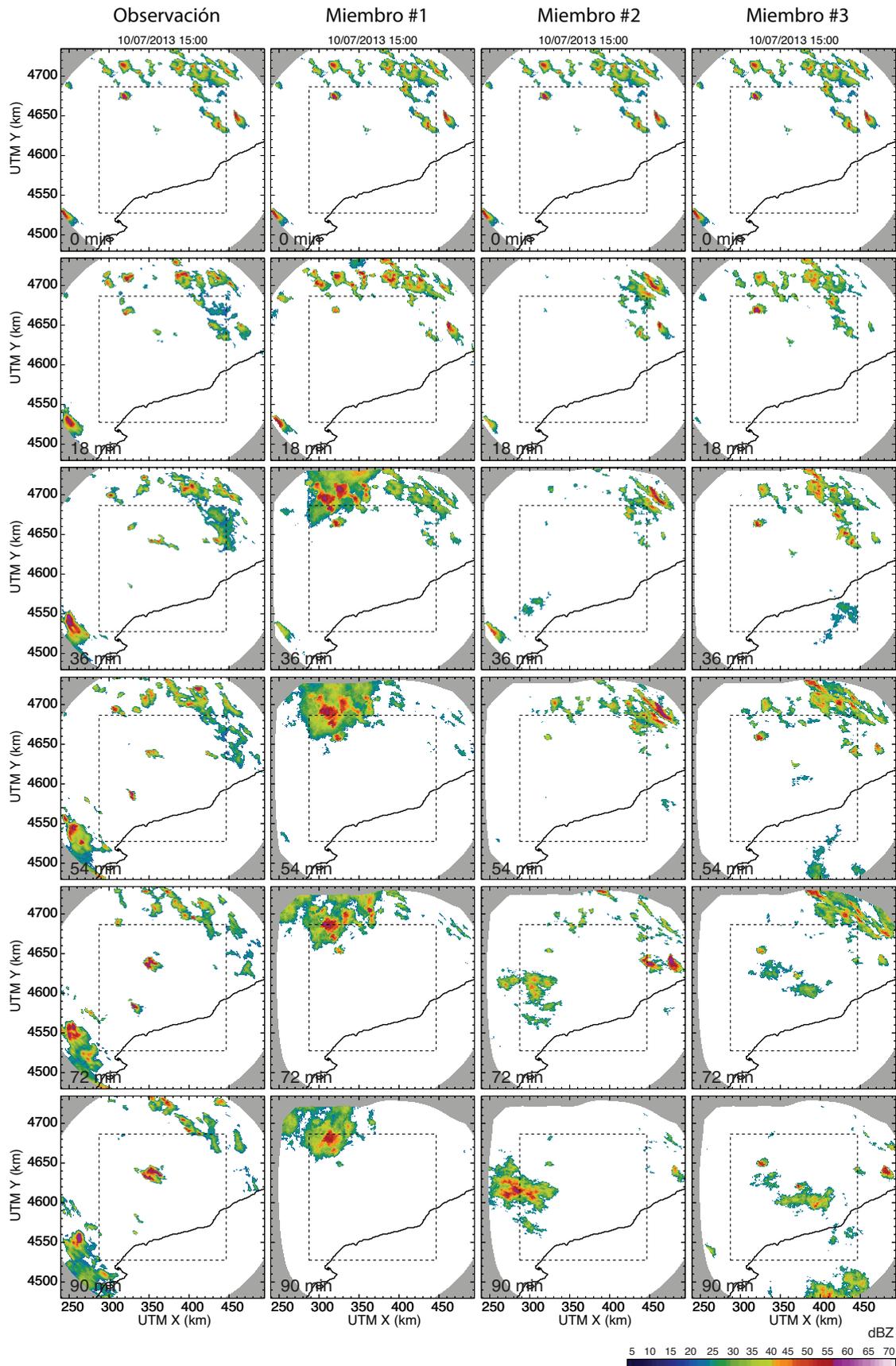


Figura 9: Evolución temporal del campo de precipitación observado (columna de la izquierda) junto con de tres miembros de las previsiones realizadas con algoritmo de nowcasting probabilístico SBMcast para el caso convectivo del 10 de Julio de 2013 a las 15:00 UTC. Los números de cada figura situados en la esquina superior izquierda representan el tiempo de previsión (0 minutos de previsión equivale a la observación).

En la figura 9 se muestran las previsiones de SBMcast para el caso convectivo del 10 de Julio de 2013. Lo más llamativo de los tres miembros, son las diferencias que existen entre ellos en cuanto a la localización de la precipitación prevista. Por ejemplo en el miembro número #1, la precipitación se queda estacionaria en la parte Noroeste del dominio mientras que disminuye en el Nordeste. Sin embargo, el tercer miembro mantiene la precipitación en la parte más oriental. Sólo en este caso es capaz de detectar de manera parcial el núcleo convectivo que se forma en el centro del dominio. Estas diferencias tan evidentes entre los tres miembros durante los últimos pasos de previsión se producen porque la correlación temporal es menor que en el caso anterior, lo que provoca que la incertidumbre aumente rápidamente durante el tiempo de previsión la dispersión del conjunto de miembros.

2.4.2. Nueva versión de SBMcast

Considerables evidencias teóricas y empíricas sugieren que la organización espacial y temporal de los campos de precipitación pueden ser tratados desde un enfoque multifractal. Esto supone que los campos de lluvia tienen una estructura continua y jerárquica entre escalas, desde la escala sinóptica (~1000 km) hasta la escala más pequeña asociada a una célula convectiva individual (~100 m), en lugar de pensar que están organizados como una colección de objetos cada uno con una escala característica (Seed 2003). Varios autores han diseñado técnicas de *nowcasting* basadas en observaciones radar utilizando la descomposición del campo de precipitación por escalas que tienen en cuenta la estructura espacial y temporal de cada una ellas (Seed 2003; Seed y Bowler 2003; Turner et al. 2004; Bowler et al. 2006).

En esta sección, se propone aplicar este enfoque a la versión original de SBMcast (descrito en el apartado anterior). El objetivo es utilizar un modelo temporal para cada una de las escalas espaciales en lugar de un único modelo temporal para todo el campo de precipitación, tal y como se realiza en SBMcast. A continuación se presenta la metodología aplicada.

Un campo de reflectividad radar $X(t)$, expresado en dBZ, se puede descomponer en sus frecuencias fundamentales, f_k , mediante la Transformada Rápida de Fourier (FFT). El rango total de estas frecuencias asociadas a un campo de tamaño $L \times L$ oscila entre $2^{-k}/L < f_k < 2^{-(k+1)}/L$ donde $k=0, 1, \dots, n$. Se puede utilizar un conjunto de dichas frecuencias (o bandas) para filtrar el campo de reflectividad y obtener la contribución de éstas sobre el campo original (figura 10). De esta forma el campo $X(t)$ se puede descomponer como:

$$X(t) = \sum_{k=1}^n X_k(t) \quad (2.12)$$

donde $X_k(t)$ representa cada escala del campo de reflectividad en el rango de 2^k hasta 2^{k+1} km.

A modo de ejemplo se muestra en la figura 10 la descomposición por escalas de un campo de precipitación. En la parte superior se encuentra el campo de reflectividad correspondiente al episodio de 15 de Mayo de 2013 a las 17:00 UTC y su descomposición en los seis primeros niveles (>64 km, 64-32 km, 32-16 km, 16-8 km, 8-4 km, 4-2 km).

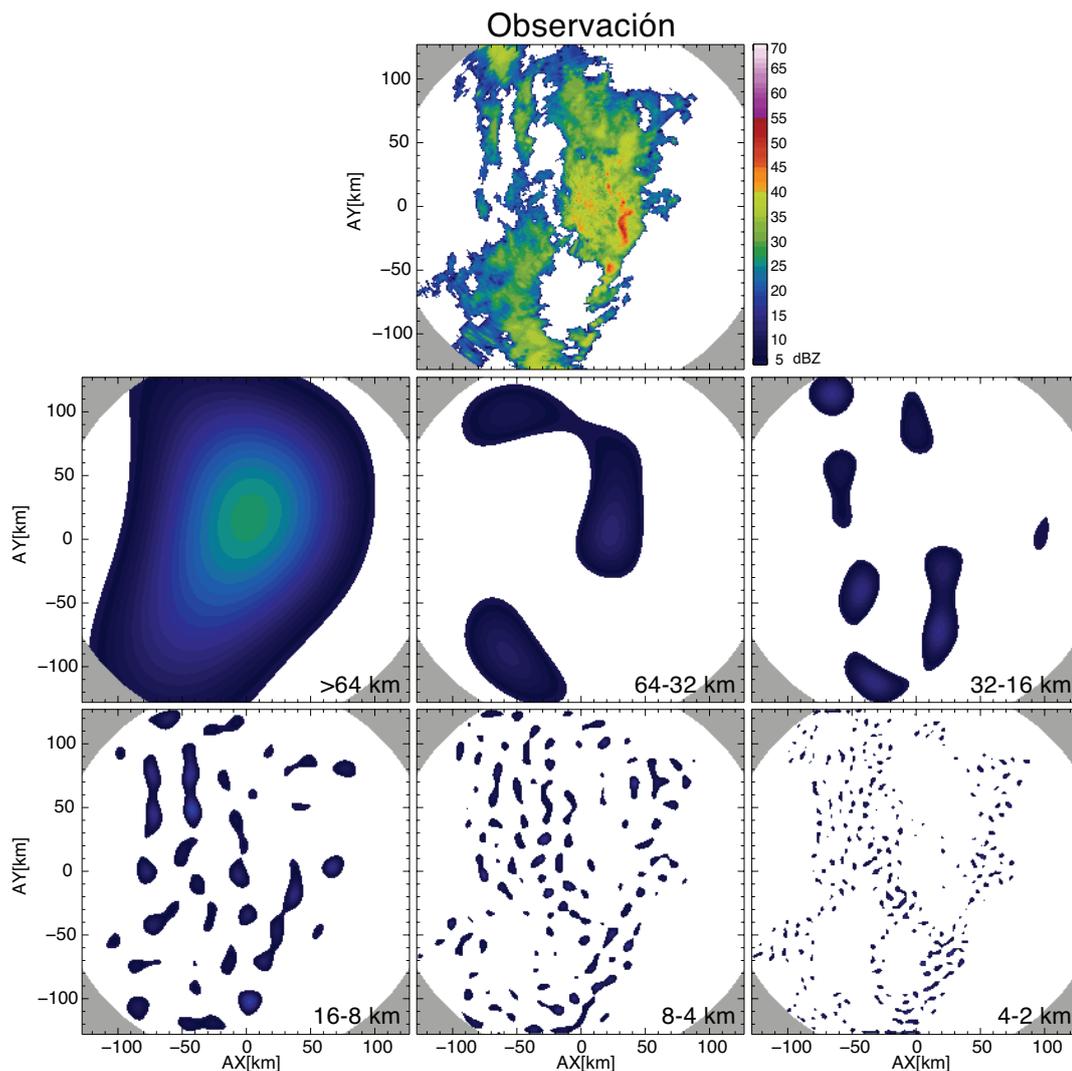


Figura 10: Representación esquemática de la descomposición por escalas del campo de precipitación, $X(t)$. En la parte superior se muestra la observación obtenida por el radar correspondiente al evento 15 de Mayo de 2013 a las 17:00 UTC. A continuación se muestra las diferentes componentes de la descomposición del campo $X_k(t)$ que representan la variabilidad del campo asociado desde la gran escala (128 km) hasta las más pequeñas comprendidas entre 8-4 km.

Se puede observar que cada una de estas seis escalas tiene una estructura espacial diferenciada, siendo la gran escala más suave mientras que a medida que las escalas se hacen más pequeñas la variabilidad espacial se incrementa. Esto tiene una gran importancia en la evolución temporal de cada una de ellas.

Cada escala o nivel del campo observado, $X_k(t)$ se obtiene mediante un filtro pasa banda Gaussiano aplicado sobre $X(t)$. El hecho de utilizar este tipo de filtro es necesario para evitar problemas derivados del fenómeno de Gibbs (o *ringing effect*). Este efecto aparece cuando se utilizan filtros que provocan que las transiciones entre las frecuencias seleccionadas sean demasiado abruptas. Por ejemplo esto ocurre en el caso del filtro ideal, donde únicamente se escogen las frecuencias en cada banda espectral seleccionada, eliminando el resto. Sin embargo, con el filtro Gaussiano las transiciones entre las frecuencias escogidas de cada banda espectral son mucho más suaves, asignando a cada frecuencia un peso relativo que varía entre 0 y 1 en función de la distancia a la que se encuentre su valor central (ver Bowler et al. 2006).

En la figura 11 se presenta la función de autocorrelación del campo de precipitación estratificado por escalas, en coordenadas Lagrangianas, para dos situaciones de precipitación, una convectiva (color rojo) y otra estratiforme (color azul oscuro). La evolución temporal de los campos de precipitación en ambas situaciones se puede observar en las figuras 8 (caso estratiforme) y 9 (caso convectivo).

En el caso estratiforme, los campos de lluvia consecutivos varían muy poco con respecto al primero, mientras que en el caso convectivo a los pocos pasos de tiempo, la aportación del crecimiento y decrecimiento de las intensidades de precipitación modifica lo suficientemente el campo de lluvia para que las diferencias sean grandes. Esto se refleja en la función de autocorrelación de las diferentes escalas presentadas en la figura 11. Por ejemplo, la correlación temporal de la gran escala (> 64 km) en el caso estratiforme varía suavemente, alcanzando valores de 0.7 en los últimos paso de tiempo mientras que en el caso convectivo la correlación temporal decae más rápidamente, alcanzando valores por debajo de 0.4. De hecho, cuando el núcleo convectivo situado en la parte central del dominio adquiere un tamaño considerable la correlación comienza a decaer con mayor velocidad (42 minutos). Las escalas entre 32 y 64 km mantienen un comportamiento similar en ambas situaciones de precipitación hasta los 42 minutos. A partir de este instante, en el caso convectivo la correlación temporal se aproxima rápidamente a 0 (66 minutos) mientras que en el caso estratiforme lo hace más lentamente en consonancia con la gran escala. Para el resto de escalas más pequeñas, las diferencias entre ambos casos es mínima.

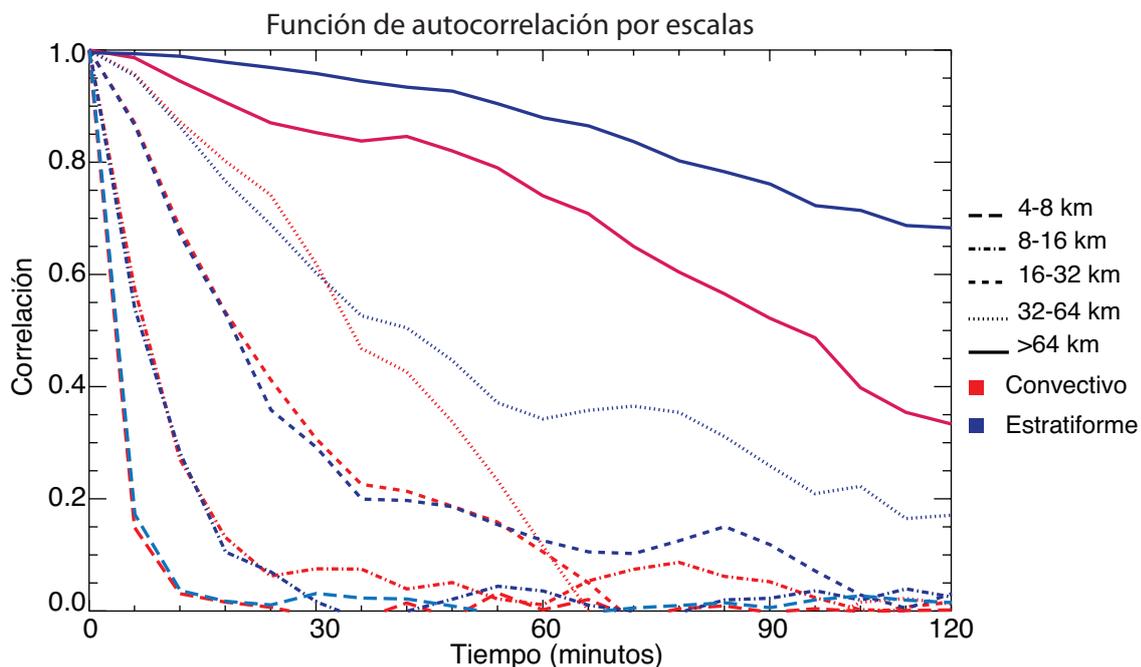


Figura 11: Función de autocorrelación por escalas de los campo de precipitación observados durante dos casos: uno convectivo ocurrido el día 10 de Julio de 2013 a las 15:00 UTC (líneas rojas) y otro estratiforme ocurrido el día 15 de Mayo de 2013 a las 19:00 UTC (líneas azules oscuras) durante las dos horas de previsión.

Para simular la evolución temporal de cada escala del campo de precipitación se utiliza un modelo AR(2). Cada una de las escalas espaciales $X_k(t)$ se estandariza obteniendo un campo representado por $Z_k(t)$. El modelo temporal se representa con la ecuación

$$Z_k(t + n + 1) = \phi_{k,1}(t)Z_k(t + n) + \phi_{k,2}(t)Z_k(t + n - 1) + \varepsilon_k(t + n + 1) \quad (2.13)$$

donde $\phi_{k,1}(t)$ y $\phi_{k,2}(t)$ son los coeficientes de Yule-Walker obtenidos a partir de los coeficientes de autocorrelación de cada escala (k) de los campos de precipitación pasados $Z_k(t + n)$ y $Z_k(t + n - 1)$.

El término $\varepsilon_k(t)$ corresponde a una perturbación no correlacionada en el tiempo con la estructura espacial de cada escala del campo de precipitación. Al igual que ocurre con la técnica SBMcast, se utiliza la varianza $\sigma_k^2 = \frac{[1+\phi_{1,k}(t)][1+\phi_{1,k}(t)-\phi_{2,k}(t)][1-\phi_{1,k}(t)-\phi_{2,k}(t)]}{1-\phi_{2,k}(t)}$ para garantizar que la varianza de las escalas de los campos de precipitación observados no disminuya a lo largo de las previsiones.

Para entender mejor cómo funciona esta nueva versión de SBMcast (a la que se llamará de aquí en adelante SBMcast v2), se muestra en la figura 12 el espectro de *Fourier* promediado radialmente para cada una de las diferentes componentes del modelo AR(2) (líneas naranjas continua y discontinua), junto con el espectro de la observación (línea discontinua negra) y la previsión obtenida (línea continua amarilla) a los 30 y 90 minutos.

Lo primero que se observa es como las previsiones mantienen las propiedades estadísticas de las observaciones ya que coinciden ambos espectros. La línea naranja continua corresponde al espectro de la parte determinista de las previsiones, definido como

$$Z_k(t + n + 1) = \phi_{k,1}(t)Z_k(t + n) + \phi_{k,2}(t)Z_k(t + n - 1) \quad (2.14)$$

A los 30 minutos de previsión, la contribución de la componente determinista en la previsión final de SBMcast v2 se ciñe a las escalas superiores a 11 km. Las escalas intermedias situadas entre 3 y 11 km son una combinación entre ambas partes de la técnica de previsión, mientras que las escalas más pequeñas pertenecen íntegramente a la perturbación no correlacionada temporalmente. El efecto de la baja correlación temporal de las escalas pequeñas hace que su peso en la componente determinista disminuya gradualmente, al igual que sucede en las técnicas determinista S-PROG (Seed 2003) y OMAPLE (Turner et al. 2004). A los 90 minutos, la contribución de la componente determinista prácticamente se reduce a las escalas más grandes situadas entorno 30-40 km.

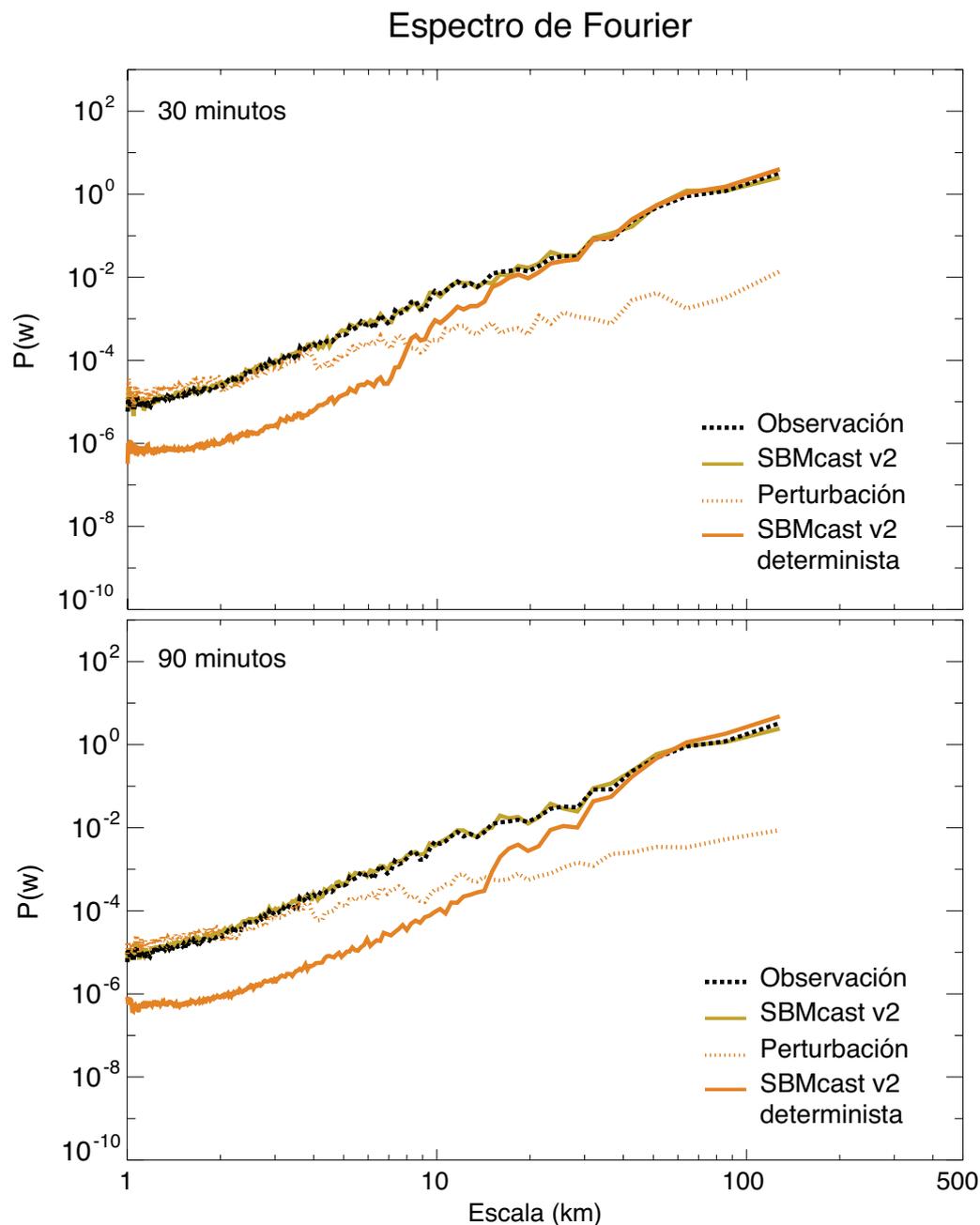


Figura 12: Espectro de Fourier promediado radialmente para cada una de las escalas espaciales que componen el campo de precipitación. La línea negra representa a la última observación con la que se ha inicializado la previsión. El color naranja representan las dos componentes de SBMcast v2, la componente determinista (línea continua), y la perturbación (línea discontinua). Por último, el campo de precipitación previsto de SBMcast v2 se representa con la línea continua amarilla. Cada una de las gráficas pertenece a dos pasos de tiempo previstos, la superior muestra el espectro a los 30 minutos mientras que la segunda lo hace a los 90 minutos.

Esto se puede observar visualmente en la figura 13, donde en la columna de la derecha se muestran las previsiones de la componente determinista a los 30 y 90 minutos mientras que en la columna de la izquierda se obtienen las previsiones de SBMcast v2. Tal y como se mencionaba anteriormente, a medida que el tiempo de previsión aumenta los campos de lluvia previstos por la componente determinista se suavizan, eliminando la variabilidad de la pequeña escala y minimizando su error. Los campos de precipitación obtenidos con SBMcast v2 tienen la misma apariencia visual que un campo de precipitación real en ambos pasos de tiempo de previsión debido a la inclusión de la pequeña escala a través de la perturbación en el modelo

temporal. A partir de esta componente de la técnica de previsión se pueden generar tantos campos de precipitación como se requieran con el objetivo de caracterizar la incertidumbre asociada a las previsiones.

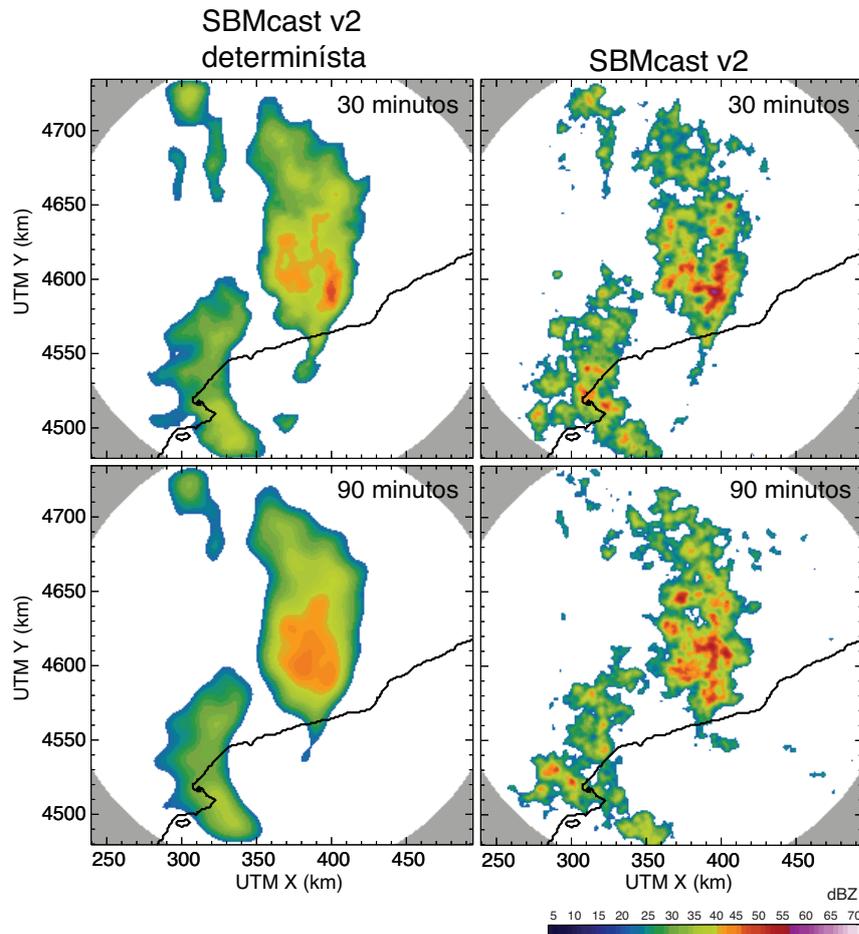


Figura 13: Campos de precipitación previstos por la componente determinista de SBMcast v2 y uno de los miembros generados a los 30 y 90 minutos.

Una vez reconstruido el campo de precipitación obtenido a partir de las previsiones de cada una de las escalas, se impone el IMF(t) y WAR(t) simulado tal y como se explica en el apartado 2.4.1.

En las figuras 14 y 15 se muestran tres miembros del conjunto de previsiones generadas mediante SBMcast v2 junto con las observaciones (columna de la izquierda). Con el objetivo de comparar visualmente los resultados obtenidos con ambas versiones de la técnica de previsión, se utilizan los mismos casos de precipitación durante los mismos pasos de tiempo.

En la figura 14 (caso estratiforme), al igual que ocurre en el caso de SBMcast, se puede observar como en las previsiones de los dos primeros miembros (#1 y #2) existe una cierta intensificación de la precipitación en ciertas localizaciones, ligado a una disminución de la cobertura de ésta sobretodo en los últimos pasos de tiempo. Sin embargo, en el tercer miembro (#3) se muestra como el área de precipitación permanece relativamente constante respecto a la última observación y con intensidades moderadas durante todo el tiempo de previsión (mantiene una estructura estratiforme).

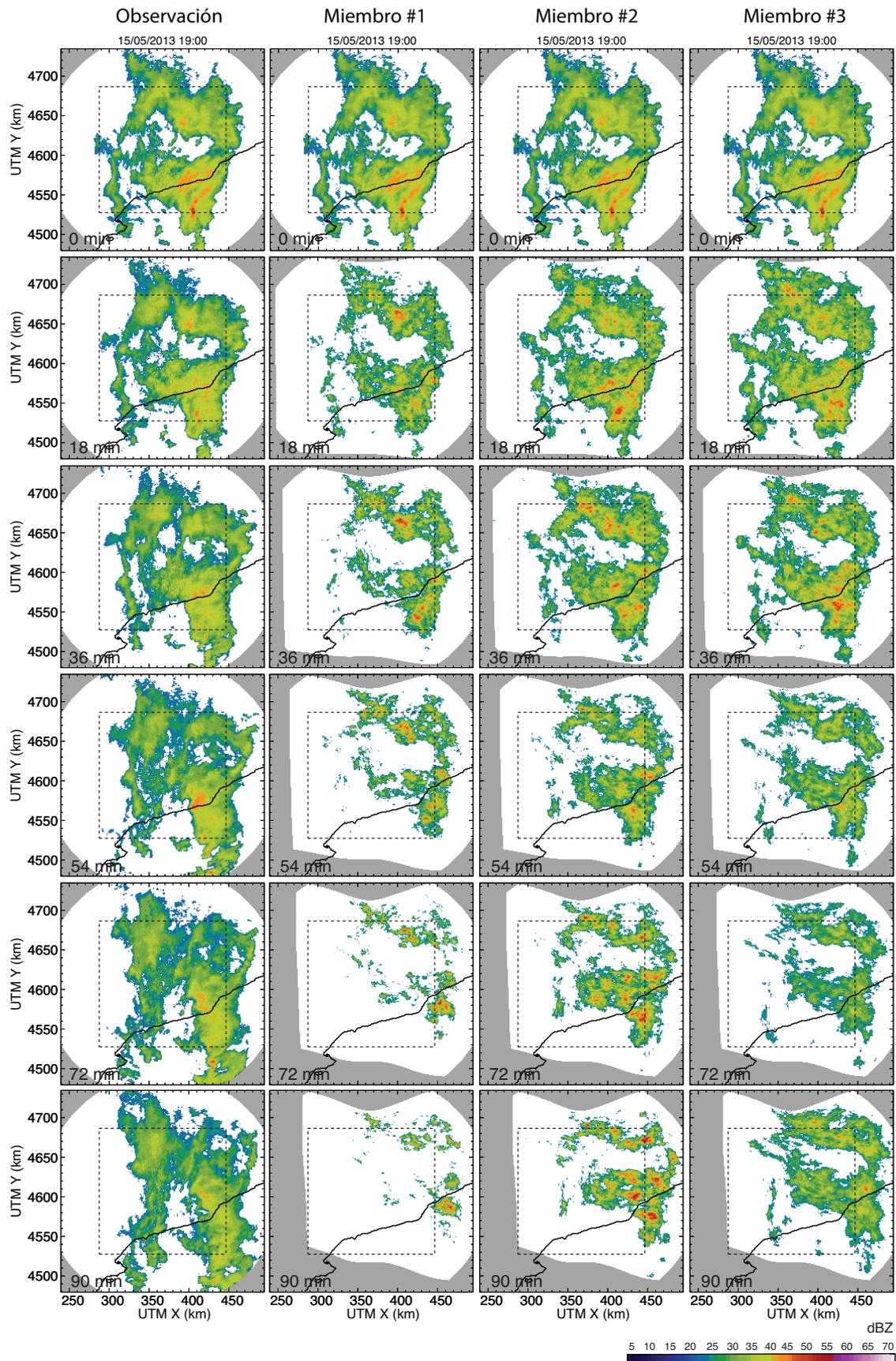


Figura 14: Evolución temporal del campo de precipitación observado (columna de la izquierda) junto con tres miembros de las previsiones realizadas con algoritmo de nowcasting probabilístico SBMcast v2 para el caso estratiforme del 15 de Mayo de 2013 a las 19:00 UTC. Los números de cada figura situados en la esquina superior izquierda representan el tiempo de previsión (0 minutos de previsión representa a la observación).

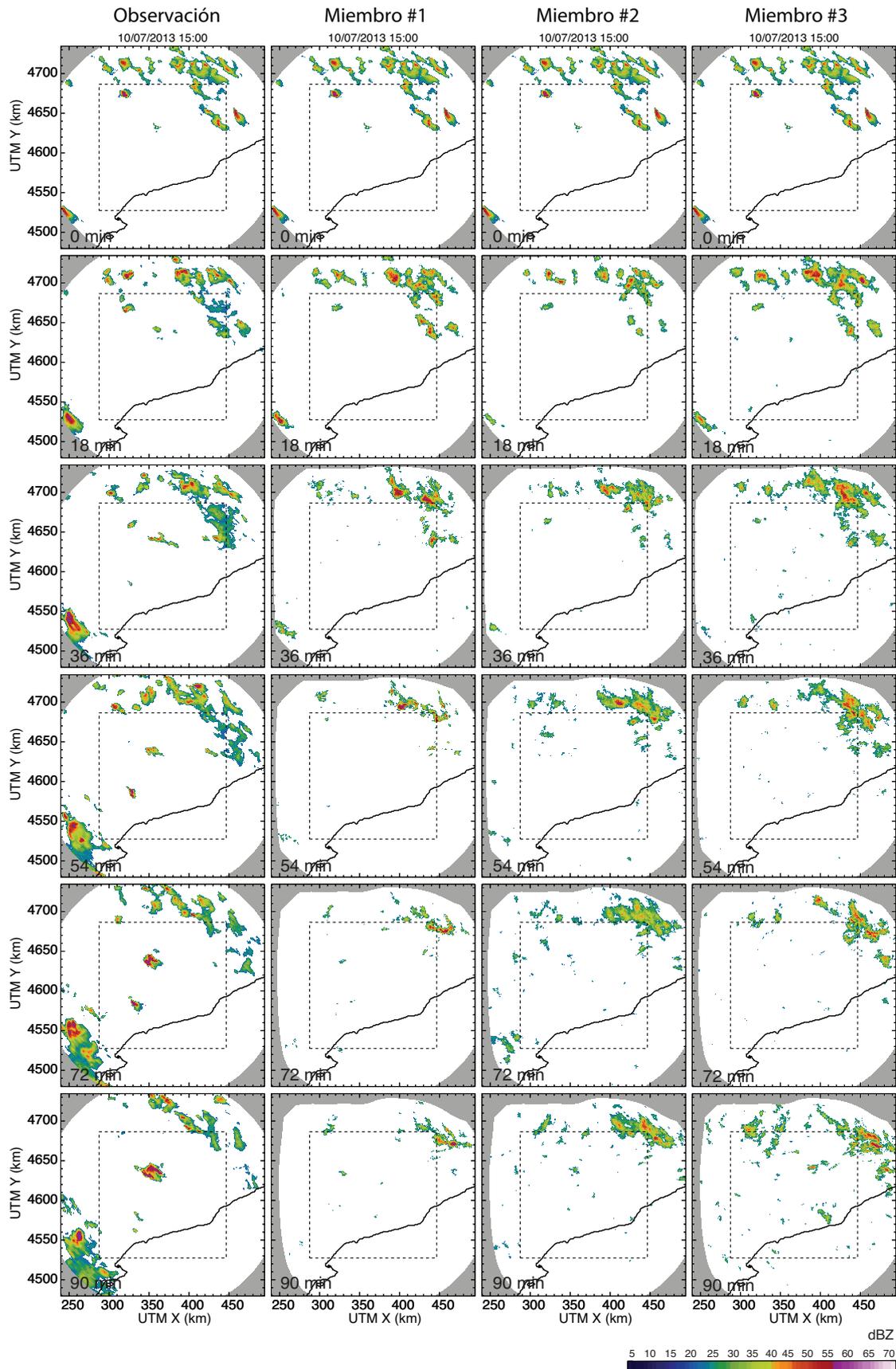


Figura 15: Evolución temporal del campo de precipitación observado (columna de la izquierda) junto con tres miembros de las previsiones realizadas con algoritmo de *nowcasting* probabilístico SBMcast v2 para el caso convectivo del 10 de Julio de 2013 a las 15:00 UTC. Los números de cada figura situados en la esquina superior izquierda representan el tiempo de previsión (0 minutos de previsión representa a la observación).

Si se comparan visualmente las previsiones de estos tres miembros con las obtenidas utilizando la versión original de SBMcast, se puede apreciar como únicamente exhiben diferencias en cuanto a la evolución temporal de las intensidades y de la cobertura del campo de precipitación, quedando desligada la localización donde se producen (al contrario de lo que ocurre en el caso convectivo). La precipitación sólo crece y decrece, en ambos casos, en zonas donde la componente determinista prevé lluvia (ver la figura 3). Este hecho se produce porque el sistema de precipitación es lo suficientemente estacionario, en cuanto al crecimiento y decrecimiento de las intensidades de lluvia, lo que provoca que la correlación temporal respecto a la última observación sea alta. Del mismo modo ocurre con las previsiones de la versión original de SBMcast (sección anterior). En este caso, la cobertura de la precipitación de los tres miembros del conjunto de previsiones disminuye a lo largo del tiempo, provocado por la subestimación del WAR (ver la figura 7a).

En la figura 15 se muestran las previsiones para la situación de precipitación convectiva. Durante los primeros pasos de tiempo, los tres miembros generan la precipitación aproximadamente en la misma localización que la última observación aunque con diferencias en cuanto a la intensidad y la cobertura de la precipitación, debido a la imposición del IMF y WAR previsto. A medida que el tiempo de previsión aumenta, los tres miembros evolucionan de manera diferente aunque mantienen la precipitación más significativa en las mismas zonas situadas al Norte y Noroeste del dominio (zona de influencia de la gran escala). Sin embargo, las previsiones de la versión original de SBMcast son capaces de generar precipitación significativa en diferentes localizaciones del dominio durante los mismos pasos de tiempo. Esto se produce porque la gran escala de SBMcast v2 es mucho más estacionaria que la de SBMcast, lo que condiciona la precipitación a dichas zonas.

La diferencia entre las previsiones realizadas mediante ambas técnicas (figuras 9 y 15), para el caso convectivo, se debe al tratamiento temporal de las diferentes escalas espaciales del campo de precipitación. Mientras en SBMcast utiliza un único modelo temporal para todas las escalas, SBMcast v2 utiliza distintos modelos temporales para cada una de las escalas. Esto parece provocar que la correlación temporal de las escalas mayores, que son las que dependen de las zonas de precipitación más grandes y más persistentes en el tiempo, disminuyan más rápidamente en SBMcast que en SBMcast v2.

2.5. Resumen

En este capítulo se han presentado seis técnicas de *nowcasting* de la precipitación basadas en observaciones radar. La persistencia Lagrangiana, técnica determinista, intenta reproducir la evolución temporal de la precipitación a partir de la advección de la última observación disponible mediante el campo de desplazamiento.

Para caracterizar las fuentes de incertidumbre asociadas a las previsiones de la persistencia Lagrangiana diversos autores han propuesto algoritmos de *nowcasting* probabilísticos desde distintos puntos de vista (Andersson y Ivarsson 1991; Germann y Zawadzki 2004; Bowler et al. 2006; Berenguer et al. 2011; Panziera et al. 2011; Atencia y Zawadzki 2015). Los primeros métodos probabilísticos del presente capítulo forman parte del conjunto de algoritmos que prevén únicamente la función de distribución de probabilidad de precipitación en cada punto del dominio observado; estas técnicas son *Synoptic Scale*, *Local Eulerian* y *Local Lagrangian*.

El *Synoptic Scale* proporciona una previsión de la *pdf*, calculada a partir de todo el dominio de observación, que se mantiene constante a lo largo del tiempo de previsión. Constituye un tipo de previsión que aporta información sobre la gran escala del campo de precipitación, “ignorando” los fenómenos meteorológicos más locales. Por este motivo, se puede utilizar como límite de predictibilidad, a partir del cuál, la habilidad de las previsiones del resto de algoritmos probabilísticos dejan de aportar información útil sobre la evolución temporal de la precipitación.

Las técnicas *Local Eulerian* y *Local Lagrangian* tienen en cuenta dichos procesos locales a la hora de realizar las previsiones probabilísticas. En estos casos, ya no se obtiene una única función de distribución para todo el dominio sino que se tienen tantas como subdominios se dispongan. A partir de los puntos situados dentro de ellos se construye la función de distribución, obteniendo en cada punto un valor de probabilidad de ocurrencia en función del umbral de precipitación. La elección del óptimo se obtiene minimizando el *score* CSRR en función del tiempo de previsión. La diferencia que existe entre las dos técnicas de previsión, *Local Eulerian* y *Local Lagrangian*, es el sistema de referencia donde se proyectan las previsiones, uno basado en un sistema de referencia Euleriano y el otro Lagrangiano. El hecho de adveccionar el campo de probabilidad previsto, casi siempre elimina una parte de la incertidumbre asociada a la evolución temporal de la precipitación mejorando la habilidad de las previsiones.

En este capítulo también se describe la técnica probabilística basada en *ensembles*, SBMcast, y se propone una nueva versión del mismo, SBMcast v2. La diferencia entre ambos métodos radica en la manera con la que se trata la evolución temporal de las escalas espaciales que componen el campo de precipitación. Mientras que SBMcast utiliza un único modelo temporal para todo el campo de precipitación, SBMcast v2 utiliza diferentes modelos temporales para cada una de las escalas en las que se ha descompuesto el campo de precipitación. Esto conlleva a que el campo de lluvia evolucione temporalmente de manera diferente, sobretodo en los últimos pasos de tiempo de previsión. En el caso de SBMcast v2, la evolución temporal de la gran escala es más estacionaria, provocando que la precipitación significativa aparezca en las zonas de su influencia mientras que en SBMcast la gran escala evoluciona más rápidamente permitiendo que ésta precipitación surja en diferentes zonas del dominio. Ambas técnicas introducen las variables globales, IMF y WAR, que permiten modificar la intensidad y la cobertura de las previsiones lluvia obtenidas, junto con la advección.

CAPÍTULO 3

Evaluación de técnicas de *nowcasting* basadas en observaciones radar

3.1. Introducción

Para conocer la habilidad que los sistemas de *nowcasting* tienen en diferentes situaciones meteorológicas es necesario fijar un sistema de evaluación y verificación que permita cuantificar el grado de acierto para entender sus limitaciones, con el objetivo de mejorarlos.

Los sistemas de evaluación o verificación son una parte indispensable en las actividades de investigación meteorológicas. El desarrollo de nuevos sistemas de verificación ha sido objeto de estudio en la última década para dar respuesta a la evolución de los nuevos sistemas de previsión (Davis et al. 2006a, 2006b; Wilks 2006; Casati et al. 2008; Gilleland et al. 2009; Ebert et al. 2013; Ben Bouallègue y Theis 2014). Los sistemas de verificación clásicos basados en la comparación punto por punto (por ejemplo *Mean Square Error*) no tienen en cuenta la estructura espacial de la variable evaluada y a menudo son difíciles de interpretar (Casati et al. 2008). Por este motivo se han desarrollado distintos sistemas de evaluación que tienen en cuenta otras características como por ejemplo los sistemas de evaluación orientados a objetos, que identifican las características de las previsiones y las observaciones de las diferentes variables meteorológicas, para posteriormente compararlas entre sí. Este tipo de técnicas son bastante intuitivas y efectivas cuando las características de la precipitación están bien definidas (Ebert 2008). Otro enfoque son las técnicas de verificación difusa (*fuzzy verification*), que consideran aceptable que las previsiones estén ligeramente desplazadas respecto a las observaciones. Este enfoque es interesante en el caso de células de precipitación convectiva aisladas. Pequeñas diferencias de localización entre la observación y la previsión pueden provocar una disminución rápida de la habilidad, obteniendo resultados similares independientemente de que la previsión se sitúe a más o menos distancia respecto a la precipitación observada. Estos tipo de técnicas de verificación permiten tener en cuenta la incertidumbre espacio-temporal intrínseca a las previsiones y a las observaciones examinando una región, siendo particularmente adecuadas para utilizarlas en previsiones de alta resolución (Casati et al. 2008).

El objetivo fundamental de este capítulo es ilustrar cómo funcionan las técnicas de *nowcasting* descritas en el capítulo anterior y evaluarlas en diferentes episodios de precipitación. Las técnicas probabilísticas que se evalúan son:

- tres técnicas basadas únicamente en la previsión de la función de distribución de probabilidad (*pdf*) de precipitación: *Synoptic Scale*, *Local Eulerian*, *Local Lagrangian*.
- dos técnicas basadas en la generación de *ensembles* de precipitación: SBMcast y SBMcast v2.

junto con la técnica de previsión determinista la persistencia Lagrangiana.

Para evaluar la calidad de las previsiones probabilísticas obtenidas por los distintos algoritmos de *nowcasting* se han escogido tres métricas de verificación probabilística que proporcionan información complementaria entre ellas (ver el Anexo I): el *Brier Score* (Brier 1950), el *Conditional Square Root of Ranked probability score* (CSRR) propuesto por Germann y Zawadzki (2004), el *Receiver Operating Characteristic* (ROC) o más comúnmente conocido como curva ROC y el Área bajo la curva ROC (Área ROC), sugerido para su utilización en meteorología por Manson (1982). Estas tres métricas utilizadas para la evaluación de sistemas de previsión probabilísticos muestran diferentes aspectos sobre la calidad de las previsiones:

- el CSRR muestra la capacidad que tiene cada técnica de previsión probabilística de reproducir la precipitación observada en cada punto del dominio.
- el *Brier Score* representa el error medio cuadrático calculado en unidades de probabilidad. En nuestro caso, proporcionan información sobre la habilidad que tiene cada una de las técnicas de previsión para cada umbral de precipitación.
- el Área ROC muestra la relación que existe entre la probabilidad de detección (probabilidad de acierto) y de falsas alarmas para un valor de probabilidad. Informa sobre la capacidad de las técnicas de *nowcasting* para “discriminar” entre dos posibles resultados, ocurre o no ocurre, para un valor de probabilidad y para cada umbral de precipitación (Murphy 1973).

3.2. Dos situaciones de precipitación

En esta sección se presentan dos ejemplos para ilustrar como funcionan las diferentes técnicas de *nowcasting*, evaluadas en situaciones de precipitación diferentes, una estratiforme y otra convectiva.

3.2.1. Caso del 15 de Mayo de 2013 (estratiforme)

El primer caso de estudio analiza dos horas de precipitación estratiforme (15 de Mayo de 2013 de las 19:00 a las 21:00 UTC). Durante la madrugada de este día, se empieza a registrar precipitación débil y aislada al Norte y Noroeste del dominio. A partir de entonces y especialmente durante la tarde, la precipitación se extiende hasta afectar cualquier punto del dominio de observación, con intensidades de precipitación entre débiles y moderadas. Al final

del episodio se recogieron valores de superiores a los 50 mm en buena parte de Cataluña Central y la mitad sur del prelitoral (SMC 2013a).

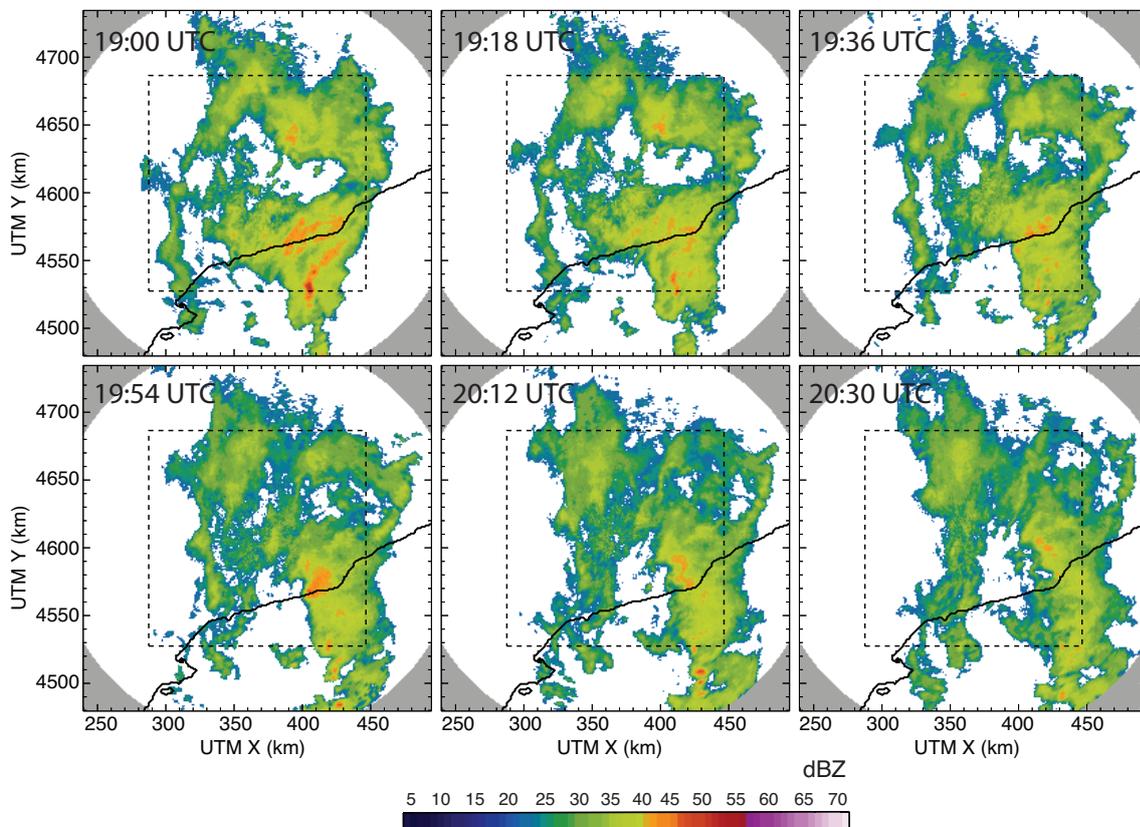


Figura 16: Evolución temporal del campo de precipitación observado por el radar meteorológico y la zona de validación (línea discontinua) para el caso estratiforme del 15 de Mayo de 2013 a las 19:00 UTC. Las zonas sombreadas en gris corresponden a las localizaciones donde no se utilizan los datos para la comparación. Los números situados en la esquina superior izquierda representan la hora de la observación.

En la figura 16 se muestra la evolución temporal del campo de precipitación analizado. A las 19:00 UTC se observa como el campo de precipitación es relativamente uniforme, excepto por una pequeña zona más intensa situada al Sur de Barcelona. A las 19:18 UTC, el campo de precipitación apenas se desplaza, reduciendo ligeramente las intensidades máximas respecto a la primera observación. A medida que transcurre el tiempo, el campo de precipitación se mueve hacia el Nordeste manteniendo una cobertura de precipitación en torno al 40% del dominio y con una disminución progresiva de las intensidades de lluvia.

En la figura 17 se muestran las previsiones obtenidas durante dos horas utilizando la técnica *Local Lagrangian* para distintos umbrales de precipitación (1, 5, 10 y 20 mm/h). Junto con las previsiones se muestran las observaciones correspondiente a este mismo periodo.

Para el umbral de precipitación de 1 mm/h, se puede observar como a los 18 minutos de previsión los campos de probabilidad obtenidos con esta técnica, coinciden en términos de localización con la precipitación observada en todo el dominio. Los valores de probabilidad de superar 1 mm/h se sitúan en torno al 90% y el 100% (color azul oscuro) en la mayoría de zonas, disminuyendo rápidamente en los límites del campo de probabilidad previsto. Para los

umbrales de precipitación mayores, de entre 5 y 10 mm/h, las previsiones mantienen la misma capacidad de localización que para el umbral de 1 mm/h. Las probabilidades máximas se

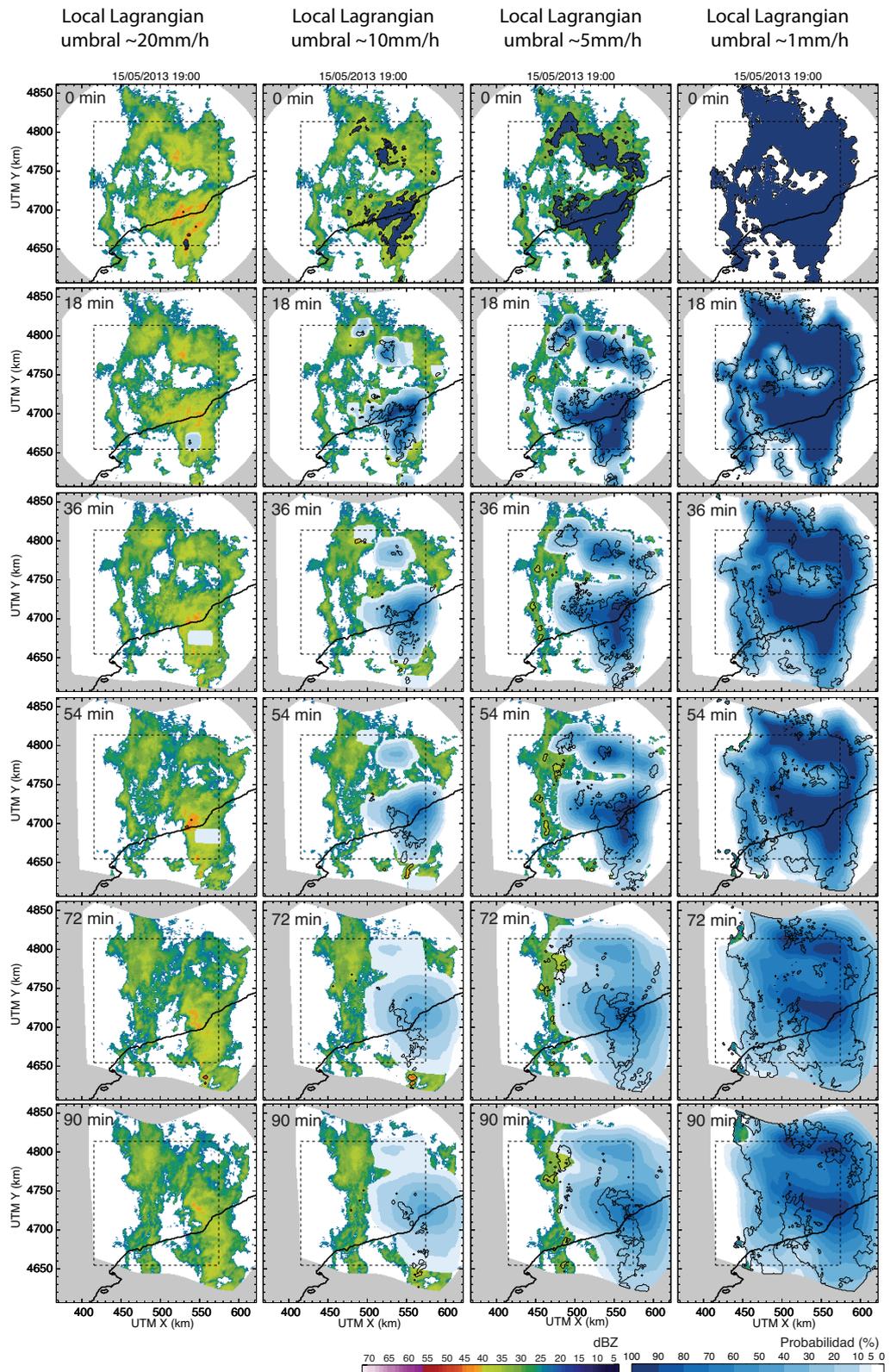


Figura 17: Campos de probabilidad previstos obtenidos mediante la técnica Local Lagrangian para el caso de estudio del 15 de Mayo de 2013 a las 19:00 UTC. En las cuatro columnas se representan las previsiones para los diferentes

umbrales de intensidad de precipitación 1, 5, 10 y 20 mm/h durante los pasos de tiempo 0, 18, 36, 54, 72 y 90 minutos junto con las previsiones se han dibujado las observaciones en términos de reflectividad (dBZ) asociados a cada umbral (línea continua negra).

mantiene entre el 90% y el 100%, a diferencia de lo que ocurre en el caso convectivo, aún utilizándose el mismo subdominio óptimo para el mismo paso de tiempo (ver figura 18).

Aproximadamente a los 60 minutos de previsión y para el umbral de precipitación más pequeño, el campo de probabilidades obtenido coincide íntegramente con el campo de precipitación observado. Los valores de probabilidad más elevados, en torno al 90-100%, se reducen debido al aumento del subdominio muestral óptimo que pasa de $16 \times 16 \text{ km}^2$ a $32 \times 32 \text{ km}^2$ (ver figura 18). Para intensidades superiores a 5 mm/h, las previsiones de la técnica LL cubren, razonablemente bien, las zonas donde se observan estas intensidades. No obstante, tienden a sobrestimar el área cubierta con previsiones de probabilidad no nulas, aumentando las falsas alarmas para valores de probabilidad bajos. Este mismo comportamiento se repite para umbrales de intensidad de lluvia de 10 mm/h. Las intensidades de lluvia más altas, superiores a 20 mm/h, únicamente se prevé un área pequeña con valores entre el 5 y el 10 %.

Las previsiones a los 90 minutos para el umbral de 1 mm/h muestra como la superficie asociada a probabilidades altas (90-100%) continua descendiendo. A partir de este instante, los valores de probabilidad se mantendrán estacionarios ya que se utiliza el subdominio máximo de $64 \times 64 \text{ km}^2$ para calcular la función de distribución prevista en cada punto. Las previsiones de probabilidad continúan detectando las zonas donde se observa lluvia en prácticamente todo el dominio. Los valores de probabilidad previstos para umbrales de precipitación moderada, 5 y 10 mm/h descienden. Sin embargo, logran representar muchas de las zonas donde se observan estas intensidades de lluvia con valores de probabilidad superiores al 20 %.

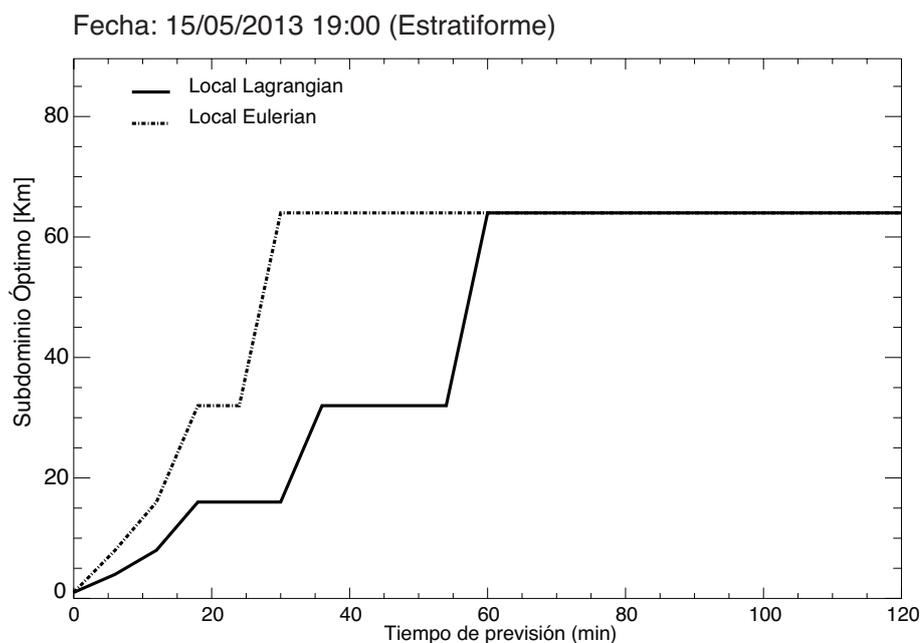


Figura 18: Subdominio óptimo utilizado para generar las previsiones del Local Lagrangian y Local Eulerian durante las dos horas de previsión para el caso estratiforme del 15 de Mayo de 2013 a las 19:00 UTC.

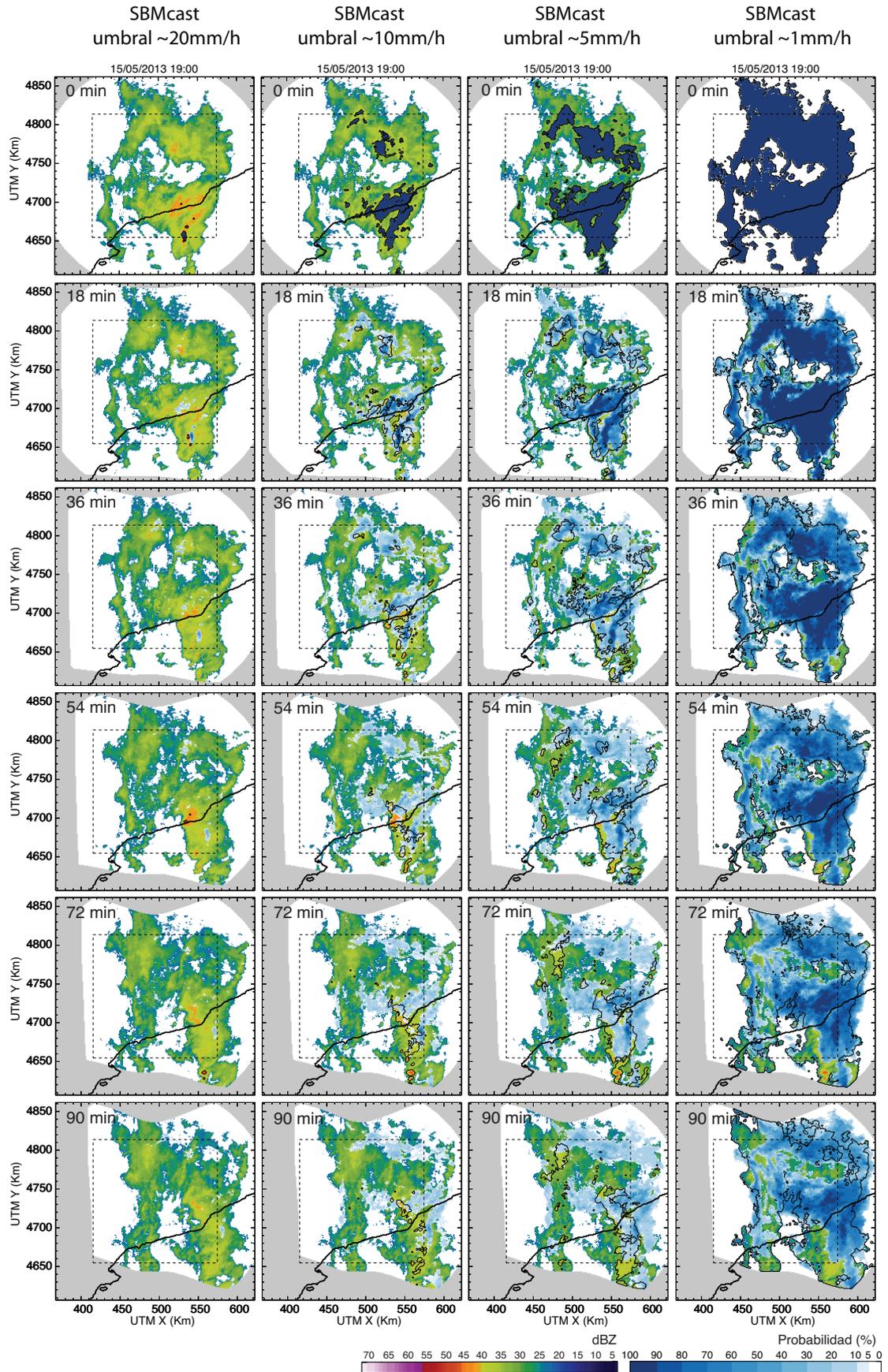


Figura 19: Idéntico a la figura 17 pero obtenidos mediante la técnica SBMcast.

En la figura 19 se muestran los campos de probabilidades previstos calculados a partir de un conjunto de 50 campos de precipitación previstos con SBMcast. A los 18 minutos de previsión se observa como los valores máximos de probabilidad se sitúan en torno al 90-100% (color azul oscuro) en las localizaciones relacionadas con las previsiones de la persistencia Lagrangiana (ver figura 3). Las probabilidades más bajas (color azul claro) corresponden a nuevas zonas de crecimiento y decrecimiento de las intensidades de lluvia asociadas a la incertidumbre de las previsiones. En este caso, las zonas son pequeñas ya que trata de una situación estratiforme donde el crecimiento y decrecimiento de las intensidades son débiles, disminuyendo la incertidumbre en las previsiones. Durante este paso de tiempo y para todos los umbrales de precipitación mostrados en la figura 19, las previsiones prácticamente coinciden con las observaciones en todo el dominio.

El campo de probabilidad previsto a los 54 minutos mantiene valores máximos por encima del 90% de probabilidad de superar 1 mm/h en algunas localizaciones del dominio aunque con un área menor que las previsiones obtenidas con la técnica *Local Lagrangian*. Durante este paso de tiempo, las previsiones y las observaciones coinciden prácticamente en toda la superficie donde se observa lluvia exceptuando una franja situada en la parte central que proviene de la última observación. Para umbrales superiores a 10 mm/h, SBMcast comienza a perder habilidad en términos de localización aunque aún mantiene pequeñas zonas aisladas con probabilidades máximas superiores al 90%, predominando las probabilidades inferiores al 30%. La diferencia en localización entre las previsiones y las observaciones parece que está relacionada en parte, por el campo de desplazamiento utilizado en la extrapolación. Mientras el campo de precipitación se desplaza lentamente hacia el Este, las zonas con estos valores de intensidades permanecen prácticamente estacionarias en el lugar en el que se iniciaron, situadas al Oeste de Barcelona. Las intensidades más severas, superiores a 20 mm/h, desaparecen de las observaciones mientras que en las previsiones todavía quedan dos pequeñas zonas desplazadas respecto a la observación.

Las probabilidades más elevadas a los 90 minutos de previsión se siguen concentrando en zonas relacionadas con las localizaciones de la persistencia Lagrangiana. Es interesante comprobar como la mayoría de los miembros prevén lluvia en dichas zonas sin que aparezcan nuevas localizaciones de precipitación más alejadas. Esto se debe a que en este caso la correlación temporal es alta por lo que la incertidumbre en las previsiones es pequeña ya que la mayoría de los miembros se parecen entre sí. De hecho, probablemente la mayor parte de la dispersión de los miembros proviene de la imposición de las variables IMF y WAR (ver figura 7) que provocan una disminución de los valores de probabilidad previstos.

Por último, en la figura 20 se muestran las previsiones probabilísticas obtenidas con SBMcast v2 (50 miembros). Durante los primeros pasos de tiempo y para el umbral de 1 mm/h, las previsiones mantienen un comportamiento similar a las dos técnicas descritas previamente. Sin embargo, la estructura espacial de los campos de precipitación difieren sobre todo en los últimos pasos de tiempo de previsión. En este caso, la estructura espacial del campo de probabilidades previsto es más suave que el obtenido por SBMcast pero menos que el previsto por el *Local Lagrangian*.

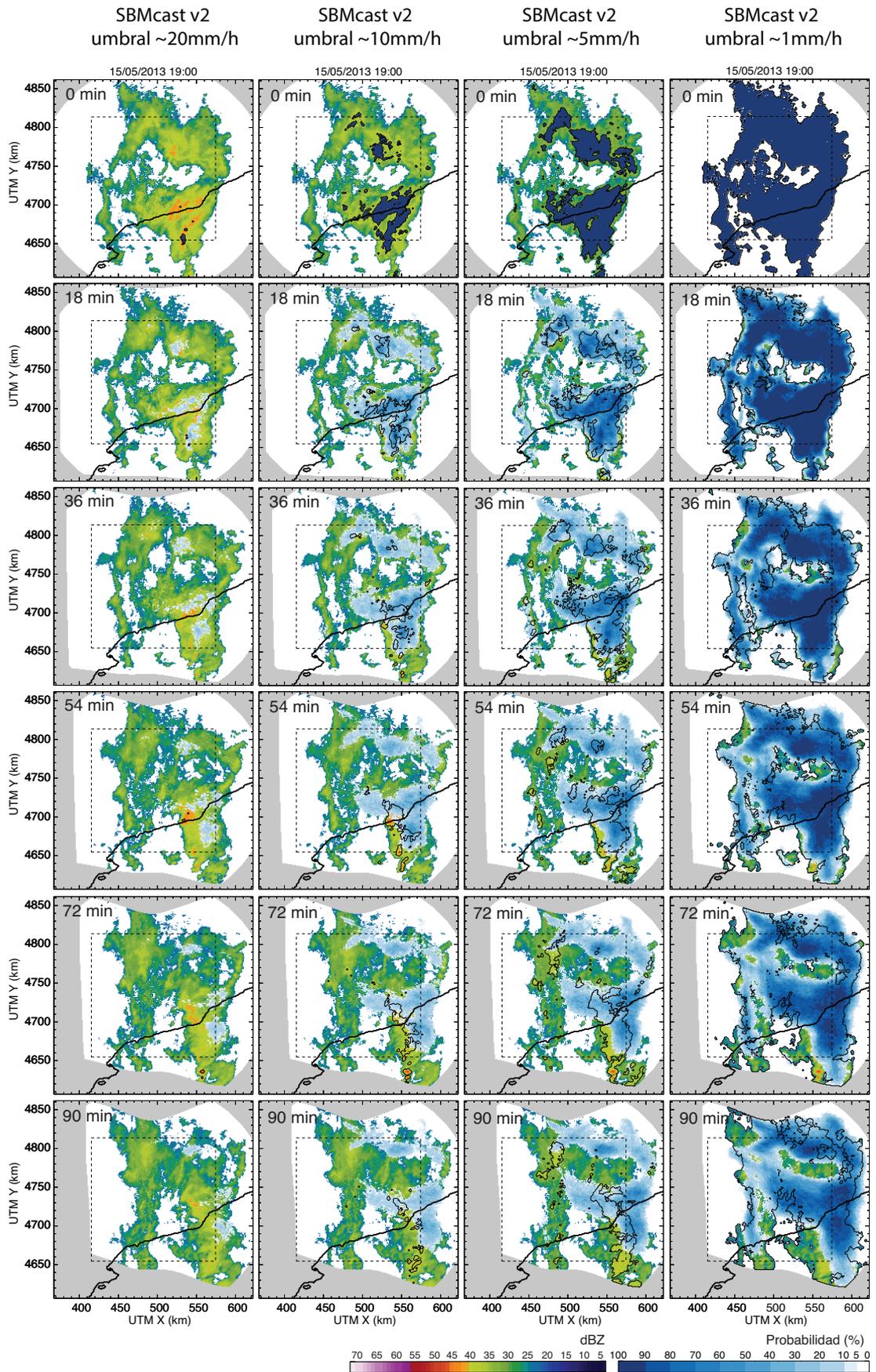


Figura 20: Idéntico a la figura 17 pero obtenidos mediante la técnica de previsión SBMcast v2.

Para umbrales de 5 y 10 mm/h, las localizaciones con valores de probabilidad más elevados coinciden con las observaciones mientras que los más bajos se sitúan en los límites del campo de probabilidad aumentando, en este caso, las falsas alarmas.

Los campos de probabilidad previstos a los 60 minutos muestran una capacidad de localización similar a SBMcast. Según aumentan los umbrales de intensidad de lluvia, los valores de probabilidad disminuyen sin lograr prever completamente la zona de precipitación más intensa situada al Sudeste del dominio, del mismo modo que sucede con las previsiones SBMcast. Sin embargo, la técnica LL si que es capaz de detectar dicha área para intensidades superiores a 5 y 10 mm/h gracias a la utilización el subdominio óptimo de 64x64 km².

A los 90 minutos, las previsiones de probabilidad todavía cubren buena parte de las observaciones mostrando una cierta habilidad. Sin embargo, existen localizaciones que ni SBMcast ni la nueva versión SBMcast v2 son capaces de pronosticar. De hecho, si se comparan los campos de probabilidad previstos por ambas técnicas, tienen una cierta similitud en términos de localización, mostrando únicamente diferencias en los límites del campo de probabilidades.

3.2.2. Evaluación de las previsiones en un paso de tiempo

En esta sección, se evalúan las técnicas de *nowcasting* descritas en el capítulo anterior durante la situación de precipitación estratiforme utilizando diferentes indicadores estadísticos. El objetivo es evaluar en términos de habilidad cada una de las técnicas en una situación concreta de precipitación estratiforme. Dos de las técnicas de previsión que se utilizan en este capítulo, la persistencia Lagrangiana y la técnica *Synoptic Scale*, se emplean como técnicas de referencia para evaluar el resto de algoritmos de *nowcasting*.

En la figura 21 se muestra la evaluación del conjunto de técnicas de *nowcasting* en términos del *Brier Score* en función del tiempo de previsión. Es importante mencionar que los resultados obtenidos a través de este estadístico, para los diferentes umbrales de precipitación, no son comparables entre sí. Esto se produce porque al aumentar el umbral de precipitación, el área de las observaciones que cumplen esta condición disminuye, provocando que el valor de *Brier Score* también lo haga ya que el valor final se calcula promediando sobre todo el dominio de observación. Esto puede conllevar a obtener conclusiones equivocadas, como por ejemplo pensar que las previsiones para intensidades superiores a 10 mm/h son mejores que para intensidades de 1 mm/h.

En la gráfica de la figura 21 en la esquina superior izquierda (umbral de 1 mm/h), se puede observar como la técnica LL obtiene el mejor resultado durante las 2 horas de previsión en términos de *Brier Score*, únicamente igualado en los últimos pasos de tiempo de previsión por la técnica *Local Eulerian*. Esto indica que la advección al cabo de unos 90 minutos aporta poca información sobre la evolución temporal de la precipitación ya que dentro del dominio de validación la posición de la precipitación superior a 1 mm/h apenas varía.

Durante los primeros pasos de tiempo, la persistencia Lagrangiana y SBMcast obtienen resultados muy similares hasta aproximadamente la hora de previsión. A partir de ese instante el valor del *Brier Score* obtenido por SBMcast aumenta más rápidamente. Esto se produce porque las previsiones de ambas técnicas se sitúan mayoritariamente en las localizaciones donde se observa lluvia y los valores de probabilidad previstos por SBMcast son más pequeños que los obtenidos por la persistencia Lagrangiana (1 indica que se prevé lluvia). Los valores de probabilidad más pequeños situados en los bordes del campo de probabilidad previsto por SBMcast penalizan la habilidad de las previsiones respecto a las obtenidas por el persistencia Lagrangiana (ver figura 19).

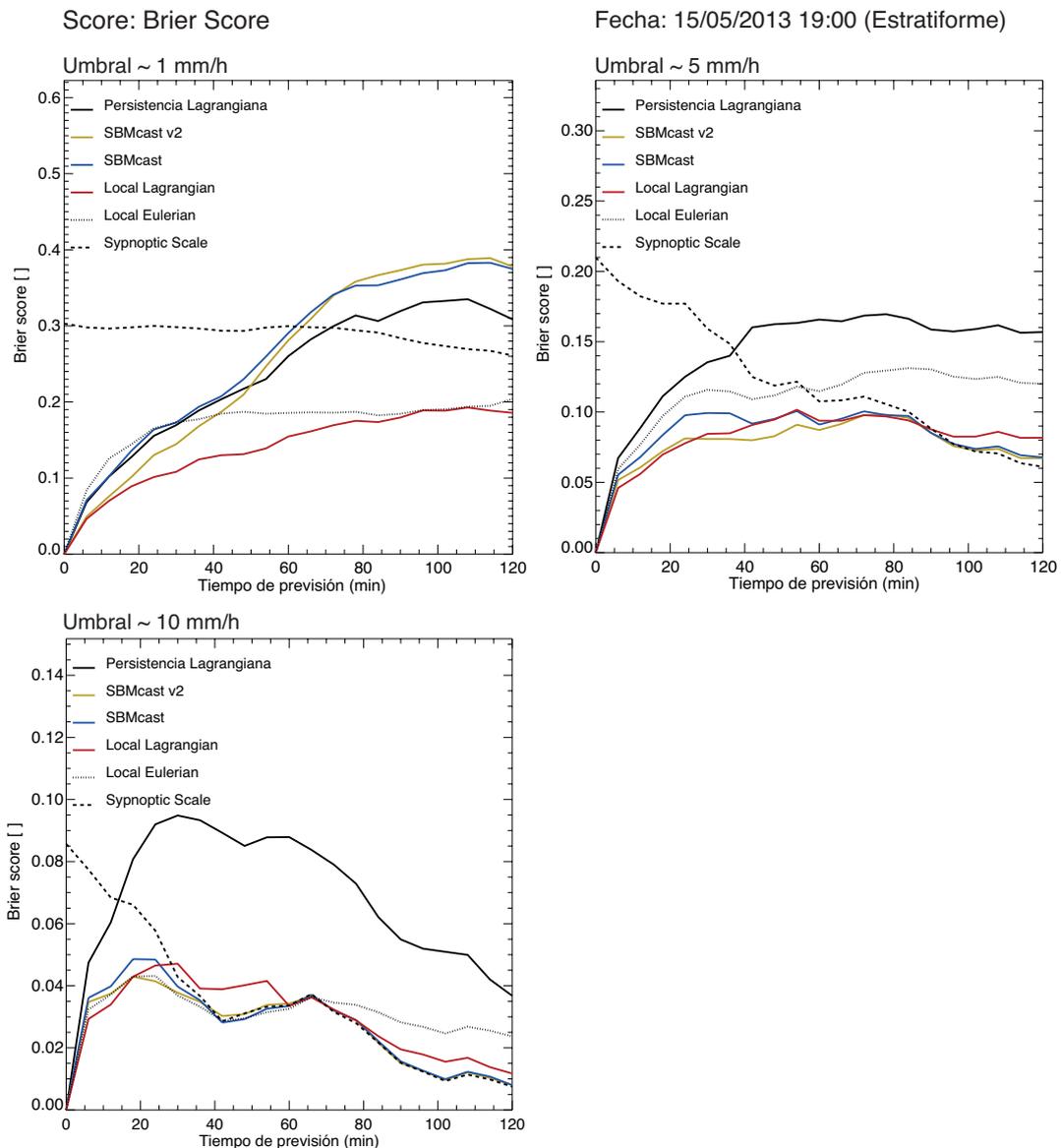


Figura 21: Evolución del *Brier Score* en función del tiempo de previsión (120 minutos) para las diferentes técnicas de previsión probabilísticas Synoptic Scale (línea discontinua), Local Eulerian (línea punteada), Local Lagrangian (línea continua roja), SBMcast (línea continua azul) y SBMcast v2 (línea continua amarilla) junto con la técnica determinista persistencia Lagrangiana (línea continua negra) para los diferentes umbrales de intensidad de precipitación 1, 5, 10, 20 mm/h.

SBMcast v2 muestra valores similares de *Brier Score* a los obtenidos por la técnica *Local Lagrangian* durante los pasos de tiempo más pequeños. A partir de los 20 minutos, los valores *Brier Score* obtenidos por SBMcast v2 aumentan progresivamente hasta alcanzar a SBMcast. Los campos previstos por ambas técnicas mantienen prácticamente las mismas localizaciones a lo largo de todo el periodo de previsión, variando los valores de probabilidad fundamentalmente en los límites del campo de probabilidad.

La técnica *Synoptic Scale* mantiene un valor constante durante las dos horas de previsión, mejorando los resultados de la persistencia Lagrangiana, SBMcast y SBMcast v2 prácticamente a los 60 minutos de previsión. En este caso se produce precipitación aproximadamente todo el dominio de forma homogénea durante todo el periodo de previsión, lo que conlleva a que la *pdf* de todo el campo de precipitación global sea representativa de la *pdf* en un punto.

Los resultados obtenidos en la evaluación de las previsiones para intensidades superiores a 5 mm/h muestran tendencias diferentes. En este caso, SBMcast v2 obtiene ligeramente mejores resultados que el resto de técnicas evaluadas durante las 2 horas de previsión. Estas diferencias entre los distintos umbrales de intensidad de lluvia se pueden explicar a partir de las previsiones obtenidas con la técnica LL (ver figura 17). A medida que el tiempo de previsión avanza, el área cubierta con las previsiones de probabilidad no nulas crece, representando correctamente las zonas donde se observan estas intensidades de precipitación aunque aumentando considerablemente las falsas alarmas. Sin embargo, las previsiones de SBMcast v2 cubren una área más pequeña en una posición similar a las previsiones de la técnica LL, reduciendo las falsas alarmas y en cierta medida los aciertos.

Para umbrales de 10 mm/h, la habilidad de las distintas técnicas de *nowcasting* desciende. En este caso, independientemente del enfoque utilizado para calcular las previsiones probabilísticas, los valores de *Brier Score* se igualan a los 40 minutos de previsión, marcando un límite.

En la figura 22 se representa el CSRR en función del tiempo de previsión. La técnica LL es la que presenta mayor habilidad a la hora de reproducir la *pdf* observada en cada punto del dominio. La diferencia entre las previsiones obtenidas por la técnica probabilística LL y la PL radica en la elección del subdominio óptimo muestral. Mientras la PL mantiene el subdominio de $1 \times 1 \text{ km}^2$ a lo largo de todo el periodo de previsión, la técnica LL, con el objetivo de minimizar el error CSRR, lo aumenta progresivamente hasta alcanzar un subdominio máximo de $64 \times 64 \text{ km}^2$. Las diferencias entre los resultados obtenidos por ambas técnicas, la línea roja continua (LL) y la línea negra continua (PL), aumenta poco a poco hasta alcanzar el máximo sobre las dos horas de previsión. Este valor máximo, en términos de CSRR, representa como la variabilidad espacial de los valores alrededor de un punto influyen en la variabilidad temporal de ese mismo punto (hipótesis de *Taylor*). De hecho esta influencia es ya significativa a los 6 minutos de previsión; el *Local Lagrangian* en este paso de tiempo utiliza el subdominio de $4 \times 4 \text{ km}^2$.

Si se compara la habilidad de las técnicas LE y la persistencia Lagrangiana se observa como durante todo el periodo de previsión la técnica probabilística obtiene mejores resultados que la

técnica determinista. En esta situación de precipitación estratiforme parece que la técnica LE compensa el movimiento de la precipitación a través de la variabilidad espacial de los distintos subdominios reduciendo la magnitud del CSRR.

Los resultados obtenidos con SBMcast v2 son similares a los obtenidos con la técnica LL durante los primeros 20 minutos de previsión. A partir de este instante comienza a aumentar el valor del CSRR más rápidamente hasta alcanzar los resultados de SBMcast, aproximadamente a los 70 minutos de previsión. Ambas técnicas penalizan la incapacidad de detectar una zona de precipitación situada en el Nordeste del dominio de validación para el umbral de 1 mm/h (ver figuras 19 y 20).

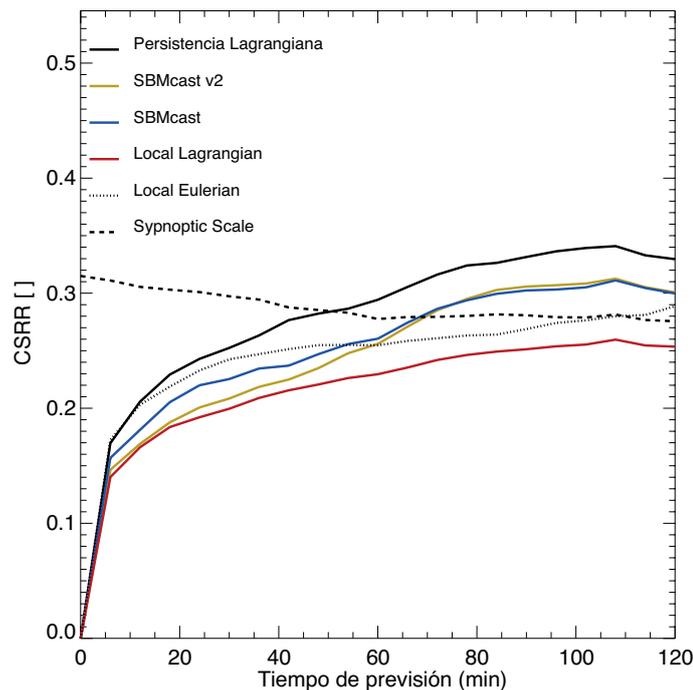


Figura 22: Idéntico a la figura 21 pero para el CSRR.

Compactando la información de la curva ROC, a través del área bajo su curva, se puede representar la habilidad en términos de localización utilizando un valor en cada paso de tiempo de previsión (en el Anexo I se realiza una descripción del proceso de cálculo de la curva ROC y su área). El Área ROC evalúa la habilidad de las previsiones para discriminar entre la observación y la previsión, sin proporcionar una magnitud de las diferencias entre la *pdf* prevista y la observación que sí se obtiene con el *Brier Score* o el CSRR. Una previsión probabilística con un área superior a 0.7 se considera generalmente como útil, mientras si el valor del Área ROC supera de 0.8 indica una buena previsión (Mullen y Buizza 2002).

En la figura 23, se muestra el Área ROC para los tres umbrales de intensidad de precipitación evaluados. En primer lugar se observa como la mayoría de técnicas de *nowcasting* obtienen una buena capacidad de previsión, alcanzando valores mínimos cercanos a 0.7 durante las dos horas y en todos los umbrales de precipitación evaluados. Tanto la técnica LL como SBMcast v2 obtienen resultados similares hasta los 60 minutos de previsión. A partir de este instante, los valores obtenidos por SBMcast v2 se reducen hasta alcanzar 0.75 mientras que la técnica LL se mantiene por encima de 0.8 para los tres umbrales de lluvia. SBMcast adquiere

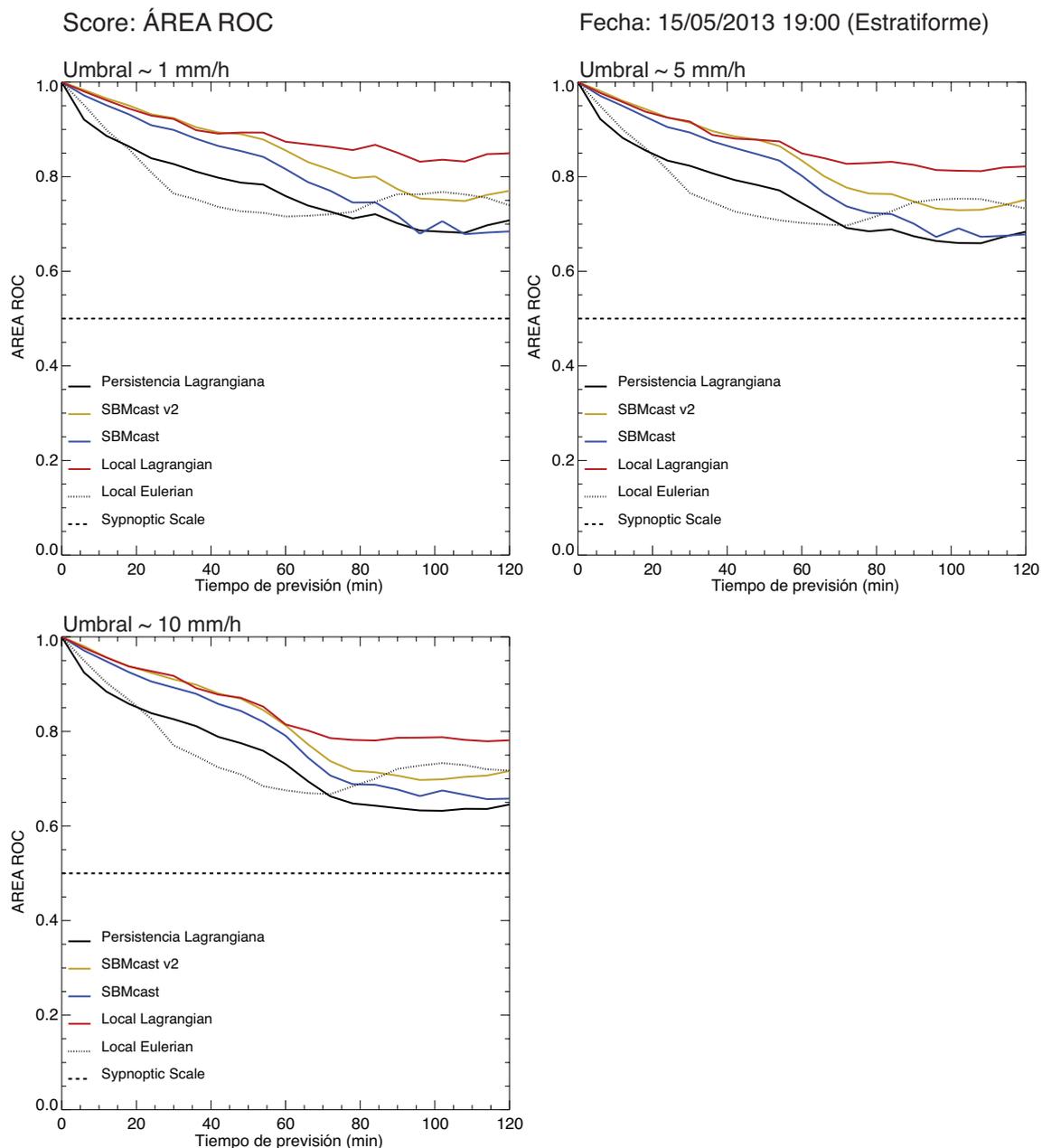


Figura 23: Idéntico a la figura 21 pero para el Área ROC.

valores de Área ROC por debajo de las técnicas anteriormente mencionadas aunque con mayor habilidad que la persistencia Lagrangiana y la técnica LE hasta aproximadamente los 80 minutos donde éste le supera.

Comparando los resultados obtenidos con los del *Brier Score*, para cada uno de los umbrales de intensidad de precipitación, se observa como existen resultados aparentemente contradictorios. Mientras que el *Brier Score*, para umbrales de 1 mm/h, muestra como la técnica LL obtiene valores más bajos que SBMcast v2, los valores del Área ROC son similares. Esto significa que ambas técnicas tienen una buena capacidad de localización debido a que el campo de probabilidad previsto se suaviza a medida que la incertidumbre aumenta y a la correcta advección del mismo. Sin embargo, la magnitud de los valores de probabilidad

previstos en cada punto está mejor representada por la técnica LL ya que está diseñada para minimizar los errores de la *pdf*.

Las diferencias entre las técnicas LE (línea punteada) y LL (línea continua roja) muestran la influencia de la advección del campo de probabilidades en la capacidad de localización. Las mayores diferencias entre ambas líneas se producen alrededor de los 40-50 minutos cuando la técnica LE utiliza el subdominio máximo de 64x64 km² mientras que la técnica LL utiliza el de 32x32 km² (ver figura 18). Durante los últimos pasos de tiempo, las diferencias entre los valores de Área ROC de las dos técnicas de previsión disminuyen probablemente porque ambas técnicas utilizan el subdominio máximo para construir en cada punto del dominio la *pdf*. Esto conlleva a que los campos de probabilidades de precipitación sean más suaves y más extensos provocando que la advección influya menos.

La comparación entre las diferentes versiones de SBMcast, demuestra como el hecho de utilizar un modelo espacial y temporal en cada una de las escalas del campo de precipitación mejora la capacidad de localización en todos los umbrales de precipitación. En este caso las diferencias se producen debido a los valores de probabilidad bajos situados en los límites del campo de probabilidad de SBMcast v2, aumentando la probabilidad de detección sin aumentar mucho las falsas alarmas.

3.2.3. Caso del 10 de Julio de 2013 (convectivo)

Sobre las 15:00 UTC se formó un núcleo convectivo intenso y prácticamente estacionario en la comarca de la Noguera, provocando fuertes precipitaciones con una acumulación máxima de 78.6 mm en la población de Os de Balaguer. Debido a la fuerte intensidad de la precipitación en un corto espacio de tiempo provocó daños remarcables en dicha localidad. Por ejemplo, del total de la precipitación acumulada, 55.1 mm se recogieron en 30 minutos y de éstos 26.7 mm en tan sólo 10 minutos (SMC 2013b). El periodo de tiempo escogido para realizar las previsiones y su posterior evaluación comienza cuando se inicia la formación del núcleo convectivo intenso sobre la comarca de la Noguera y finaliza 2 horas más tarde.

En la figura 24 se representa la evolución temporal del campo de precipitación observado. A las 15:00 UTC se puede observar como en la zona situada al Norte-Nordeste del dominio se han empezado a desarrollar un conjunto de núcleos convectivos. En el centro del dominio se aprecia una pequeña área de iniciación en la que a priori y sólo mediante la información disponible en las últimas observaciones radar del campo de precipitación resulta muy difícil conocer como evolucionará la precipitación en el futuro.

Durante las dos horas analizadas, se produce un continuo decrecimiento de la precipitación en intensidad y en cobertura en la parte Norte-Nordeste mientras que aumenta el tamaño del núcleo convectivo situado en el centro del dominio permaneciendo casi estacionario, pero con una clara evolución de las intensidades de precipitación (ver figura 24). También se forma un pequeño núcleo convectivo al Sudeste, con una vida media de aproximadamente una hora y prácticamente fijo en una misma posición. Por último, se aprecia como la precipitación que aparece en el Suroeste aumenta progresivamente hasta los 90 minutos aunque no se tendrá en cuenta al estar sistemáticamente fuera del dominio de validación.

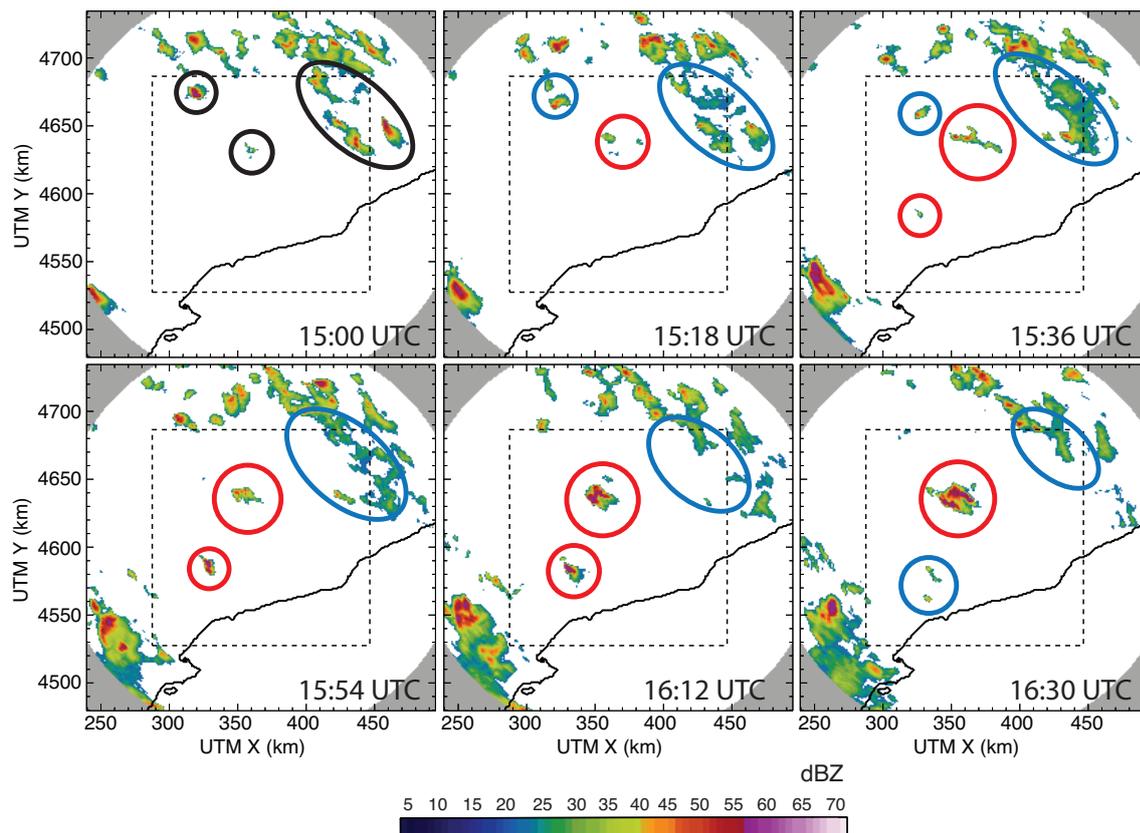


Figura 24: Evolución temporal del campo de precipitación observado por el radar meteorológico y la zona de validación (línea discontinua) para el caso del 10 de Julio de 2013 15:00 UTC (convectivo). En rojo se muestran las zonas donde existe crecimiento y en azul decrecimiento de la precipitación dentro del dominio de validación. Las zonas grises corresponden a las localizaciones donde no se dispone de datos de lluvia debido a los límites de la cobertura del radar meteorológico. Los números situados en la esquina inferior derecha representan la hora de la observación.

A continuación, en la figura 25 se representan las previsiones realizadas por la técnica *Local Lagrangian* (LL) desde las 15:00 UTC hasta 16:30 UTC (cada 18 minutos) para distintos umbrales de precipitación (1, 5, 10 y 20 mm/h). Para que visualmente sea más sencillo comparar las previsiones y las observaciones, se dibuja el contorno de las observaciones encima de las previsiones (línea negra) para cada umbral de precipitación.

Durante los primeros pasos de tiempo se observa como las previsiones de la técnica LL, para intensidades de precipitación inferiores a 20 mm/h, representan con cierta habilidad la localización de los diferentes núcleos convectivos situados tanto al Norte-Nordeste, así como una pequeña zona de precipitación que se encuentra fuera del dominio del radar y que comienza a aparecer por el Sudoeste. A medida que aumenta el umbral de precipitación, disminuye gradualmente la probabilidad de que se produzca esa intensidad de lluvia, pasando de probabilidades de entre el 90-100% en el caso de 1 mm/h a valores que oscilan entre el 10-20% para intensidades mayores a 10 mm/h.

Para intensidades superiores a 20 mm/h, la habilidad de la técnica de previsión se reduce sustancialmente en comparación con resto de umbrales ya que sólo se prevén valores de probabilidad de lluvia bajos, entre el 5-10%, en cuatro áreas de entre todas las que se observan. Esto se produce porque se utiliza el mismo tamaño del subdominio óptimo para

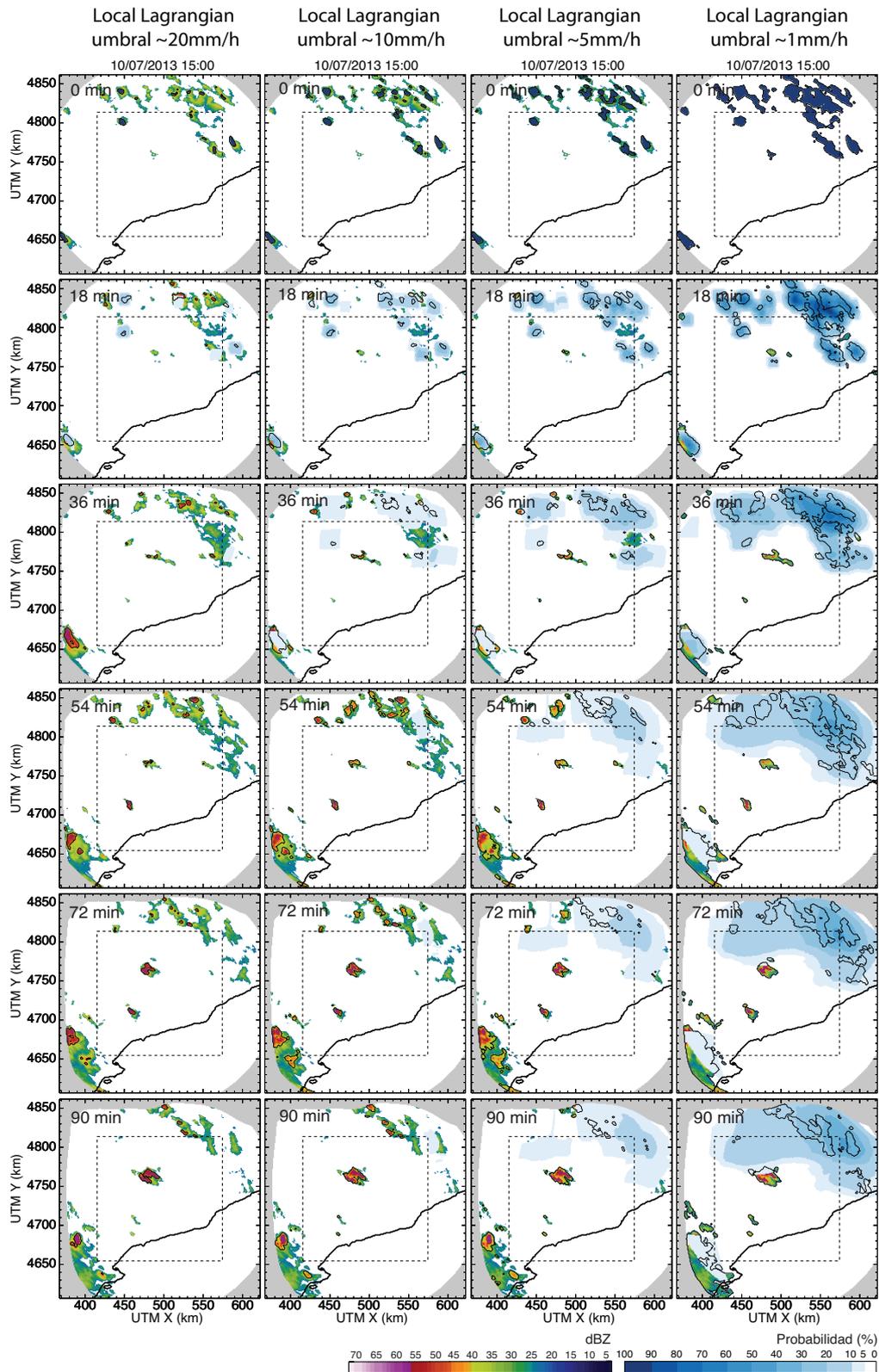


Figura 25: Campos de probabilidad previstos obtenidos mediante la técnica Local Lagrangian para el caso de estudio del 10 de Julio de 2013 a las 15:00 UTC. En las cuatro columnas se representan las previsiones para los diferentes umbrales de intensidad de precipitación 1, 5, 10 y 20 mm/h durante los pasos de tiempo 0, 18, 36, 54, 72 y 90 minutos. Junto con las previsiones se dibujan las observaciones en términos de reflectividad (dBZ) asociados a cada umbral (línea continua negra).

todos los umbrales de precipitación, lo que provoca que al tener pocos valores con estas intensidades, la probabilidad decaiga rápidamente. Por ejemplo en este caso (18 minutos de previsión) se construye la *pdf* en un punto, a partir de los valores que hay dentro del subdominio de $16 \times 16 \text{ km}^2$ (ver figura 26), lo que equivale a 256 puntos. Para obtener probabilidades entorno al 5-10% en un punto del dominio, se necesitan al menos entre 15-25 valores dentro del subdominio de $16 \times 16 \text{ km}^2$ que superen estos umbrales de lluvia. A medida que aumenta el subdominio óptimo, las previsiones de probabilidad para intensidades de precipitación elevadas disminuyen, tendiendo a valores muy bajos.

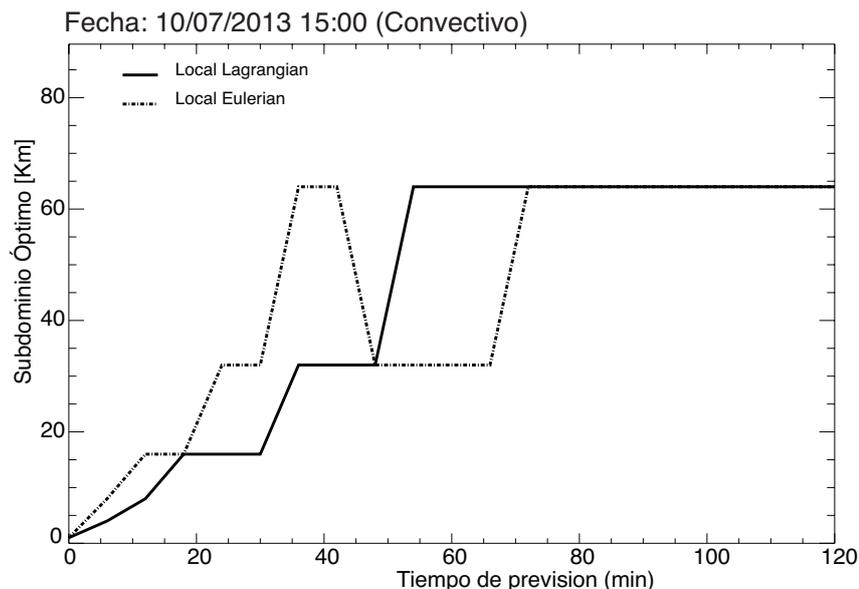


Figura 26: Subdominio óptimo utilizado para generar las previsiones del Local Lagrangian y Local Eulerian durante las dos horas de previsión para el caso convectivo del 10 de Julio de 2013 a las 15:00 UTC.

A los 60 minutos el campo de probabilidades previsto se suaviza, con probabilidades inferiores al 50% para el umbral de 1 mm/h y entre 10-20% para el de 5 mm/h. En el caso de intensidades superiores a 10 mm/h, la probabilidad disminuye por debajo del 5% (el subdominio óptimo muestral es de $64 \times 64 \text{ km}^2$). El hecho de utilizar un subdominio grande en casos convectivos conlleva que existan amplias zonas alrededor del punto analizado sin precipitación, provocando una disminución de la probabilidad de lluvia. Aún así, las previsiones de probabilidad para umbrales bajos prevén razonablemente bien la precipitación situada en la parte Norte-Nordeste, al contrario de lo que ocurre en la parte central del dominio donde no es capaz de obtener valores de probabilidad por encima del 5% aún estando relativamente cerca de las zonas de precipitación más activas.

Entre los 60-90 minutos, el rango de valores de probabilidad previstos con la técnica LL permanece estacionario ya que el tamaño del subdominio óptimo se mantiene constante. Ahora, el campo de probabilidades previsto sólo evoluciona temporalmente mediante la advección del mismo. La habilidad de las previsiones se reduce a medida que aumenta el periodo de previsión para los distintos umbrales de precipitación. De hecho, la técnica de previsión no es capaz de detectar el crecimiento y decrecimiento de las intensidades de la precipitación observados en la parte Norte-Nordeste (decrecimiento) y en la parte central y Sudoeste del dominio (crecimiento).

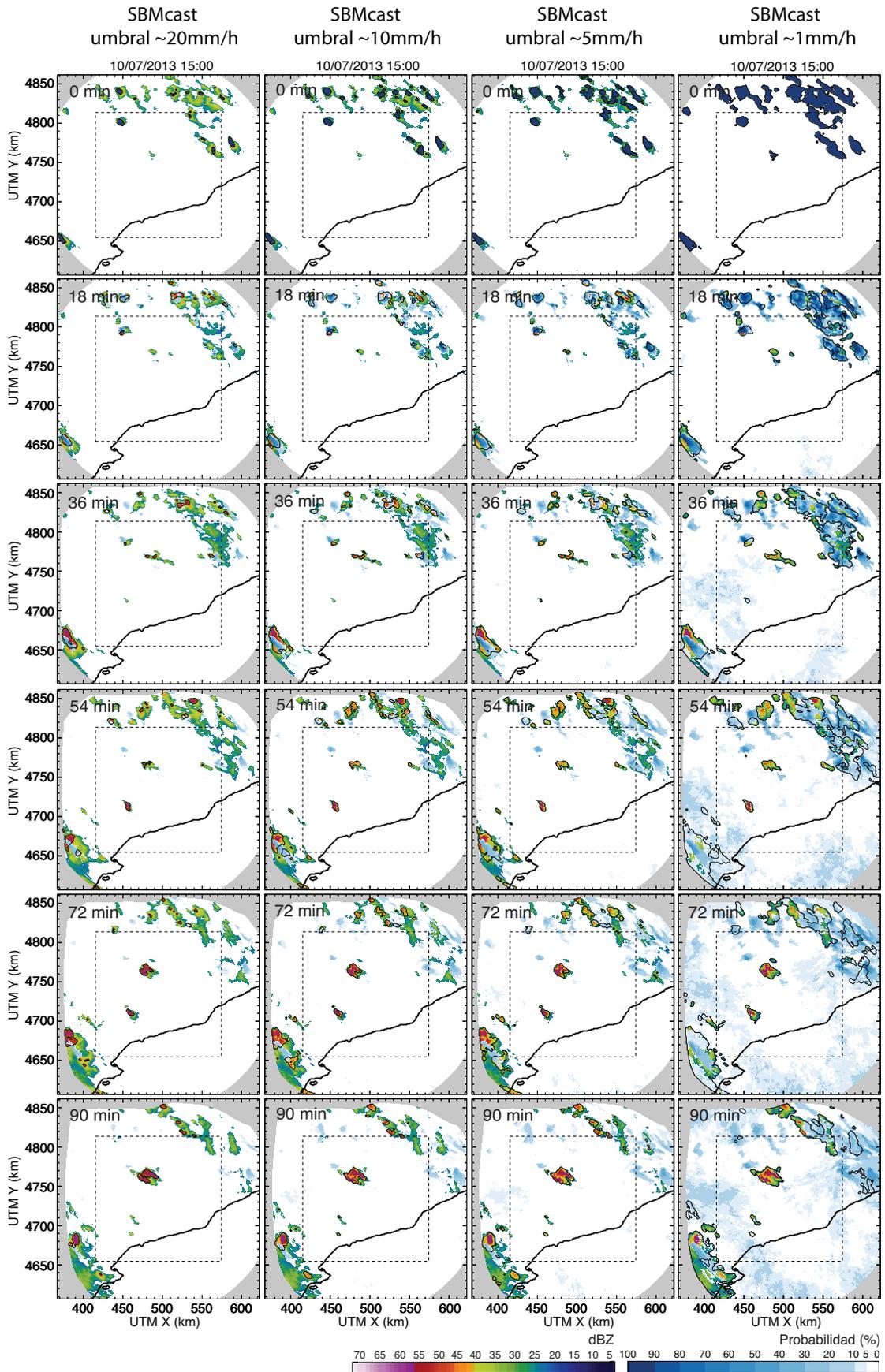


Figura 27: Idéntico a la figura 25 pero obtenidos mediante la técnica SBMcast.

En la figura 27 se muestran los campos de probabilidad previstos con SBMcast para los distintos umbrales de intensidad de precipitación anteriormente mencionados. Estas previsiones de probabilidad se calculan a partir del conjunto de campos de precipitación obtenidos con SBMcast (50 miembros). Se puede apreciar como la estructura espacial de las previsiones de probabilidad calculadas con ambas técnicas es diferente; las previsiones obtenidas con SBMcast tienen una estructura espacial, cualitativamente, similar a las observaciones mientras que las calculadas en el apartado anterior son más suaves. Esta diferencia es importante durante la evaluación de las técnicas ya que un aumento en la variabilidad de la pequeña escala de los campos de probabilidad previstos puede producir un aumento en el valor del error (Gilleland et al. 2009).

A los 18 minutos de previsión, se observa como la mayoría de los miembros del ensemble de SBMcast prevén precipitación en las zonas relacionadas con la última observación, que corresponden con la previsión de la persistencia Lagrangiana (ver figura 3). Se obtienen valores de probabilidad mayores al 80%, para umbrales de precipitación de 1 y 5 mm/h, en las zonas situadas al Norte-Nordeste y Sudoeste. Alrededor de estas localizaciones los valores de probabilidad disminuyen más rápidamente que en el caso de la técnica *Local Lagrangian*.

Para umbrales de precipitación más elevados, el comportamiento entre LL y SBMcast difiere básicamente en los valores de probabilidad predichos por ambas técnicas. Por ejemplo, para umbrales de precipitación de 10 mm/h se observa como las previsiones y las observaciones coinciden razonablemente bien dentro de la zona de validación, con probabilidades máximas cercanas al 70%, mientras que las previsiones obtenidas por LL obtienen valores del 20-30%. Esta diferencia se debe a que las previsiones probabilísticas de SBMcast se obtienen a partir de un conjunto de campos de precipitación, que mantienen las propiedades estadísticas observadas, lo que permite reproducir mejor los valores extremos de la lluvia mediante la imposición del IMF y WAR (ver capítulo 1).

En la figura 28, se muestran la evolución temporal de los 50 miembros de estas dos variables globales durante las 2 horas de previsión. En ella se observa como para los primeros pasos de tiempo, éste incluido, las observaciones (línea continua negra) se encuentran dentro de los miembros del *ensemble* previstos (líneas grises). A medida que el tiempo de previsión aumenta, la dispersión del conjunto de previsiones lo hace con él, tendiendo la mayoría de miembros a

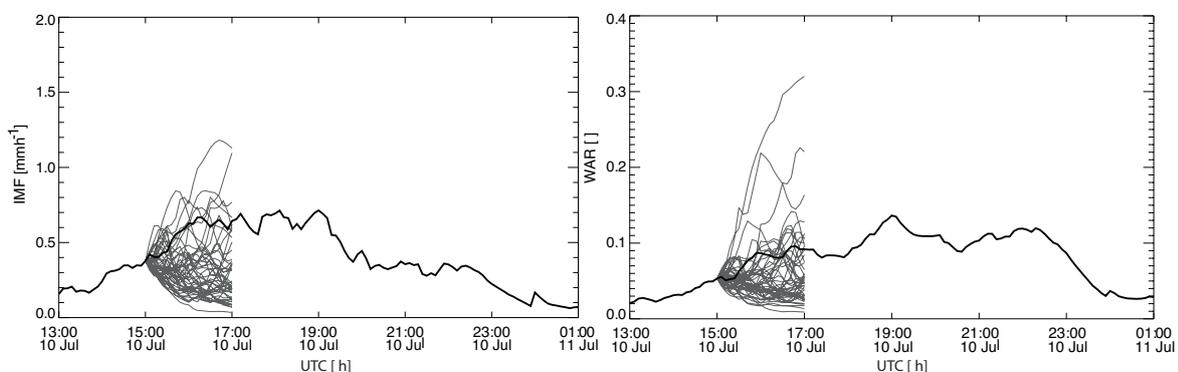


Figura 28: Evolución del IMF y del WAR durante el episodio de precipitación del 10 de Julio de 2013. La línea continua de color negro muestra el valor observado por el radar mientras que las líneas finas de color gris corresponden a las 50 realizaciones previstas desde las 15:00 UTC hasta las 17:00 UTC.

subestimar las observaciones del IMF y WAR. Esto implica que en las previsiones obtenidas con SBMcast se está subestimando la cobertura y la media global del campo de precipitación.

A los 60 minutos, la incertidumbre asociada a las previsiones crece de tal forma que provoca un aumento en las diferencias del conjunto de miembros generados por SBMcast. Esto se ve reflejado en las previsiones para umbrales de precipitación de 1 mm/h (columna derecha). En este instante, los valores de probabilidad ya no se concentran alrededor de las previsiones de la persistencia Lagrangiana sino que aparecen nuevas localizaciones de precipitación dentro del dominio de observación. Estas zonas de iniciación, crecimiento y decrecimiento de la precipitación son aleatorias y obtienen valores de probabilidad en torno al 10-20% para umbrales de 1 mm/h, disminuyendo progresivamente para umbrales mayores. Los valores de probabilidad de estas localizaciones dependen del número de miembros escogidos ya que a mayor número de miembros menor probabilidad.

A los 90 minutos, las probabilidades de precipitación previstas disminuyen de tal manera que los valores máximos se sitúan en torno al 40% al Sudoeste y Nordeste del dominio, para umbrales de lluvia de 1 mm/h. El núcleo convectivo situado en la parte central aumenta en cobertura e intensidad durante estos 90 minutos. Sin embargo, sólo en dos miembros del conjunto de campos de precipitación previstos con SBMcast se prevé lluvia en dichas localizaciones (ver figura 9 columna de la derecha) aunque con menor intensidad de lluvia que la observada. Para umbrales de precipitación superiores a 5 mm/h, se mantienen probabilidades entre el 10-20% en zonas relacionadas con las previsiones de la persistencia Lagrangiana mientras que las probabilidades obtenidas con la técnica LL tienden a cero en prácticamente todo el dominio. Esto indica la capacidad de SBMcast para reproducir los valores extremos de precipitación a lo largo de todo el periodo de previsión.

En la figura 29 se representan las previsiones probabilísticas obtenidas con SBMcast v2. En ella se puede observar como los campos de probabilidad obtenidos son más suaves que los generados con SBMcast y menos que los obtenidos con la técnica *Local Lagrangian*. Esta deferencia en la estructura espacial de las previsiones de probabilidad obtenidas por ambas versiones de SBMcast se debe al tratamiento espacio-temporal aplicado a cada escala (ver más detalle en las secciones 2.2.3.1 y 2.2.3.2). SBMcast impone un único modelo de correlación temporal para todo el campo de lluvia mientras que SBMcast v2 lo hace escala por escala. Esto provoca que habitualmente las previsiones de SBMcast v2 estén dominadas por la gran escala, generando la mayor parte de la precipitación en esa área. Sin embargo, en SBMcast se impone a todas las escalas espaciales un único modelo de correlación temporal, calculado a partir de las últimas observaciones, que por lo general obtiene valores de correlación temporal más pequeños que los calculados para la gran escala, provocando que la evolución temporal de ésta sea mayor que en SBMcast v2.

Durante los primeros pasos de tiempo de previsión de la figura 29, SBMcast v2 prevé con cierta habilidad la localización de los diferentes núcleos convectivos situados tanto al Norte-Nordeste como en la zona del Sudoeste del dominio, con valores de probabilidad entorno al 90-100% (para umbrales de intensidad de entre 1-5 mm/h). No obstante, las probabilidades disminuyen significativamente para intensidades más elevadas aún manteniendo la localización adecuada.

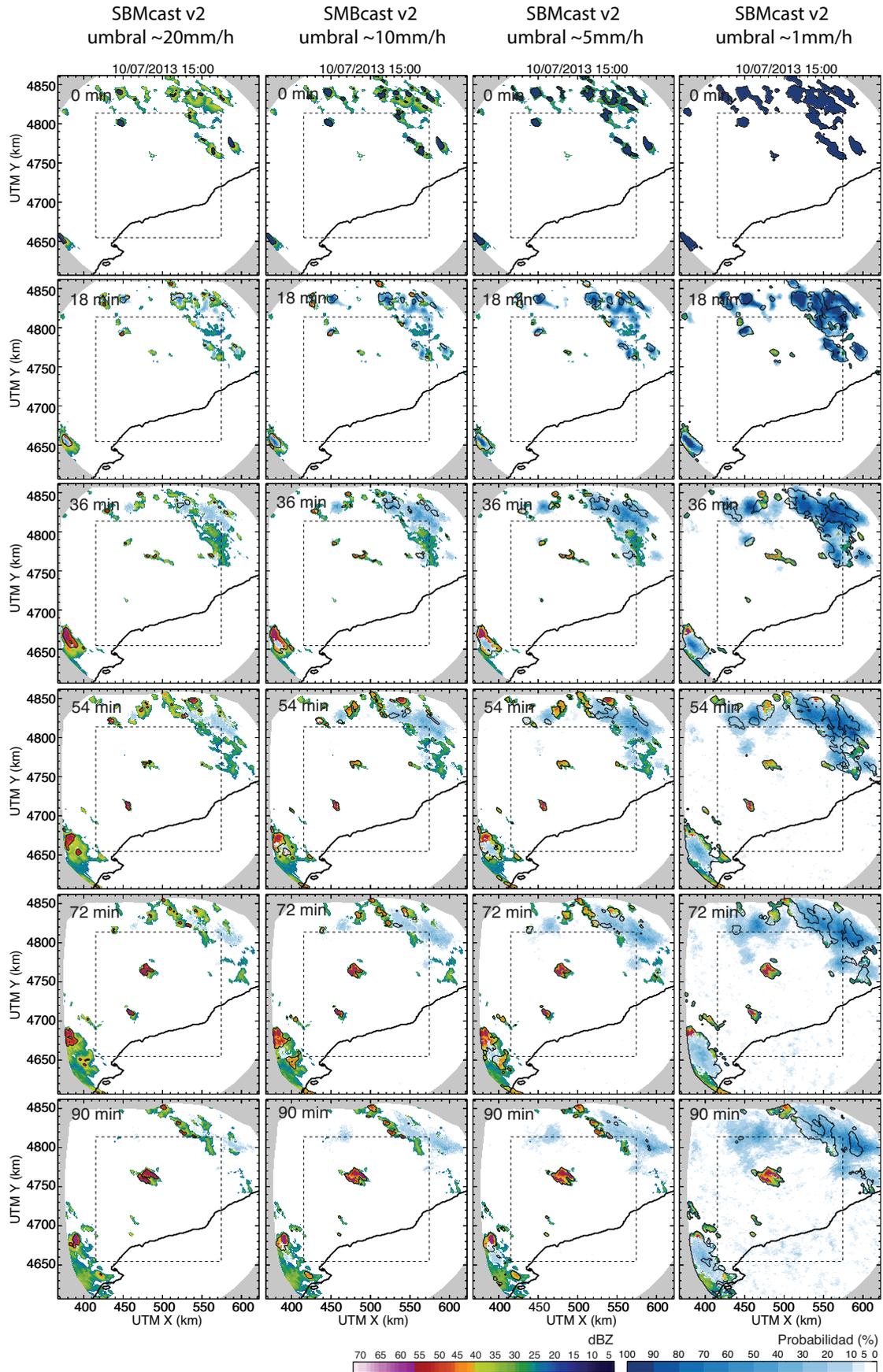


Figura 29: Idéntico a la figura 25 pero obtenidos mediante la técnica SBMcast v2.

Aproximadamente a los 60 minutos de previsión, los campos de probabilidad de lluvia aumentan su cobertura respecto a los pasos de tiempo anterior, suavizándose levemente aunque manteniendo probabilidades máximas por encima del 90% para el umbral de 1 mm/h. A excepción de los núcleos convectivos situados en el centro del dominio, el resto de zonas de precipitación se encuentran razonablemente bien caracterizadas por las previsiones.

A los 90 minutos, las probabilidades más altas siguen manteniéndose en las mismas zonas que en los primeros pasos de tiempo, con valores de probabilidad en torno al 80-90%. Aparecen nuevas localizaciones con probabilidades relativamente bajas (entre el 5-20%) en diferentes puntos del dominio. Estos puntos corresponden a fluctuaciones del campo de precipitación relacionadas con la pequeña escala, en la que se produce iniciación, crecimiento y decrecimiento del mismo modo que sucede con las previsiones de SBMcast. Sin embargo, la superficie cubierta por este tipo de precipitación es más dispersa y tiene una vida media de pocos minutos. Para umbrales superiores a 5 mm/h todavía existen superficies relativamente grandes, con probabilidades que alcanzan el 20%, en comparación con el resto de técnicas de previsión analizadas.

3.2.4. Evaluación de las previsiones en un paso de tiempo

En la figura 30 se muestra la evaluación del conjunto de técnicas de *nowcasting* en términos del *Brier Score*, durante las dos horas de previsión, para distintos umbrales de intensidad de precipitación (1, 5, 10 y 20 mm/h).

La persistencia Lagrangiana, en general, obtiene los valores más elevados de *Brier Score*, frente a los demás algoritmos probabilísticos independientemente de la intensidad de la precipitación. Estas diferencias se acentúan a medida que aumenta el tiempo de previsión, demostrando la habilidad de las técnicas de *nowcasting* probabilísticas de representar la incertidumbre en las previsiones que no se logra a través de las previsiones deterministas de la persistencia Lagrangiana (Foresti et al. 2015). Ferro (2007) demostró que el valor del *Brier Score* tiende a disminuir cuando el tamaño del ensemble se hace mayor, es decir, cuando se dispone de una muestra mayor de datos se puede construir mejor la función de distribución de probabilidad de precipitación para cada punto y aumentar la habilidad en términos de *Brier Score* o de CSRR. En este sentido se puede pensar como si la persistencia Lagrangiana sólo dispusiera de un punto para construir la *pdf* en cada punto, obteniendo en este caso una función escalón de Heaviside.

Los valores de *Brier Score* para el umbral intensidad de precipitación de 1 mm/h, muestran como las técnicas LL y SBMcast v2 obtienen valores más pequeños que las demás técnicas de *nowcasting* hasta prácticamente los 60 minutos de previsión, mientras que LE y SBMcast se mantienen ligeramente por encima de éstos. A partir de los 60 minutos de previsión, todas las técnicas probabilísticas convergen hacia los mismos valores de *Brier Score*, demostrando que en este caso, los diferentes enfoques utilizados para realizar las previsiones probabilísticas no aportan la suficiente información sobre la evolución temporal futura de la precipitación. Para los umbrales de intensidad de precipitación más elevados, las diferencias

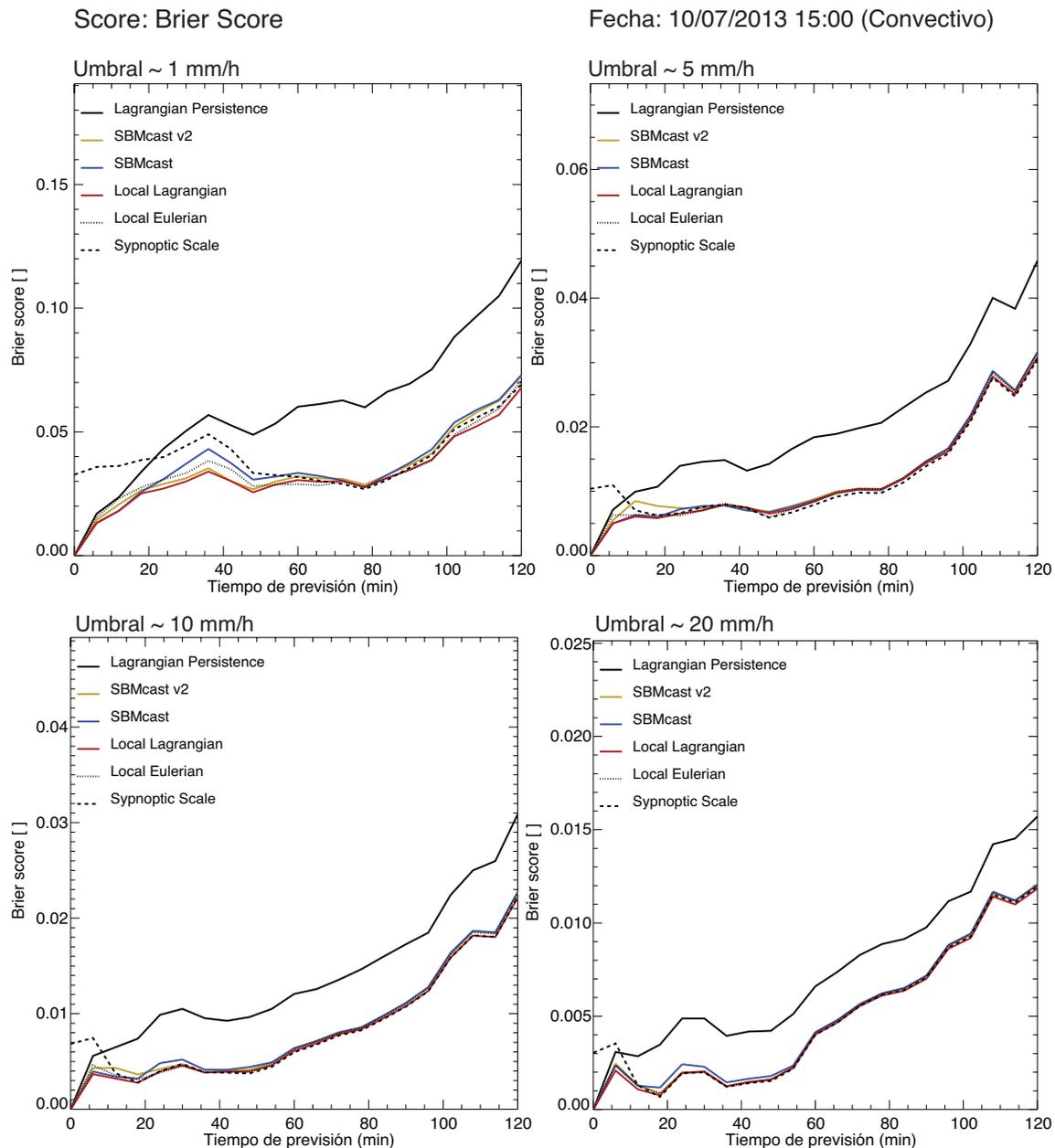


Figura 30: Evolución del *Brier Score* en función del tiempo de previsión para las diferentes técnicas de previsión probabilísticas Synoptic Scale (línea discontinua), Local Eulerian (línea punteada), Local Lagrangian (línea continua roja), SBMcast (línea continua azul) y SBMcast v2 (línea continua amarilla) junto con la técnica determinista, la persistencia Lagrangiana (línea continua negra). Se calculan para diferentes umbrales de intensidad de precipitación, 1, 5, 10, 20 mm/h.

entre todas la técnicas de *nowcasting* no alcanzan los 18 minutos, coincidiendo con la intensificación del núcleo convectivo situado en la parte central del dominio. La falta de habilidad de las previsiones obtenidas con las técnicas LL, SBMcast y SBMcast v2, se debe a que ninguna de ellas detecta de esta zona que tiene valores de intensidad de precipitación altos.

En la figura 31 se presenta el CSRR en función del tiempo de previsión. En este caso, se puede observar como las diferentes técnicas de *nowcasting* utilizadas muestran un comportamiento similar al obtenido con el *Brier Score* aunque con pequeñas diferencias.

Tanto la técnica LL como SBMcast mantienen un comportamiento muy similar durante las dos horas de previsión mientras que SBMcast v2, durante los primeros pasos de tiempo, empeora los resultados respecto al LE, LL y SBMcast. Esto se debe a las previsiones de probabilidad de lluvia obtenidas en la esquina superior derecha (Norte-Noreste) del dominio. Al suavizar el campo de probabilidad y mantener a su vez valores de probabilidad elevados, provoca que las diferencias entre la *pdf* prevista y la observación en cada punto aumenten. Esto se observa claramente para los umbrales de 5 y 10 mm/h (ver los valores de *Brier Score* para dichos umbrales).

Por último, los resultados obtenidos entre las técnicas LL y LE muestran como la habilidad de ambas es muy similar a partir de aproximadamente los 45 minutos de previsión, lo que implica que el hecho de advectar el campo de probabilidades obtenido, en esta ocasión, sólo aporte cierta capacidad de previsión durante esos primeros minutos.

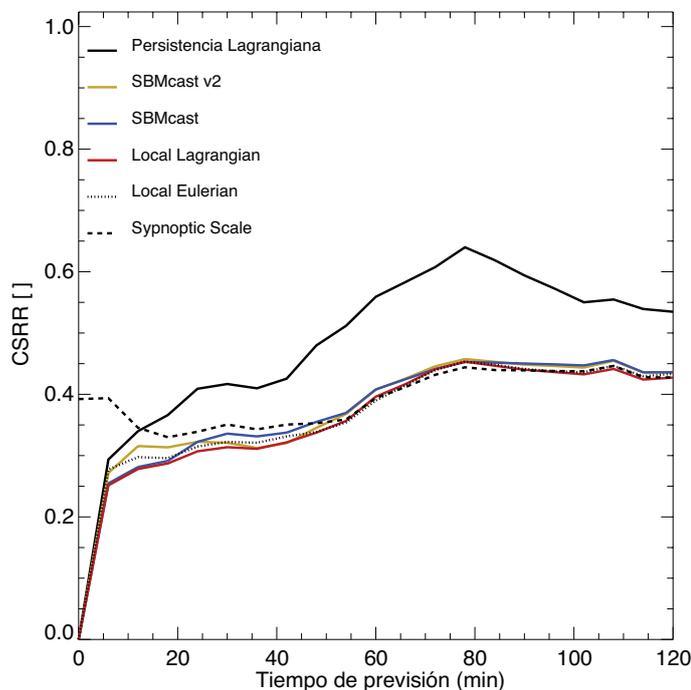


Figura 31: Idéntico a la figura 30 pero para el CSRR.

En la figura 32 se muestran los resultados obtenidos en términos de Área ROC. Para el umbral de precipitación de 1 mm/h se observa como, en general, las dos técnicas con mayor habilidad son LL y LE hasta aproximadamente los 60 minutos de previsión aunque SBMcast v2 en algunos pasos de tiempo de previsión supera a la técnica LE. Las tres técnicas obtienen valores superiores a 0.7. La capacidad de localización de las técnicas SBMcast y la persistencia Lagrangiana decaen muy rápidamente obteniendo valores cercanos a 0.5 a los 60 minutos de previsión.

A partir de este instante hasta las dos horas, la técnica LL continua obteniendo los valores más altos de Área ROC mientras que SBMcast v2 durante este mismo periodo de tiempo no supera al LE (ambas técnicas obtienen valores cercanos a 0.5). Resulta interesante observar como aproximadamente entre los 50 y 70 minutos de previsión, los valores de Área ROC de LE

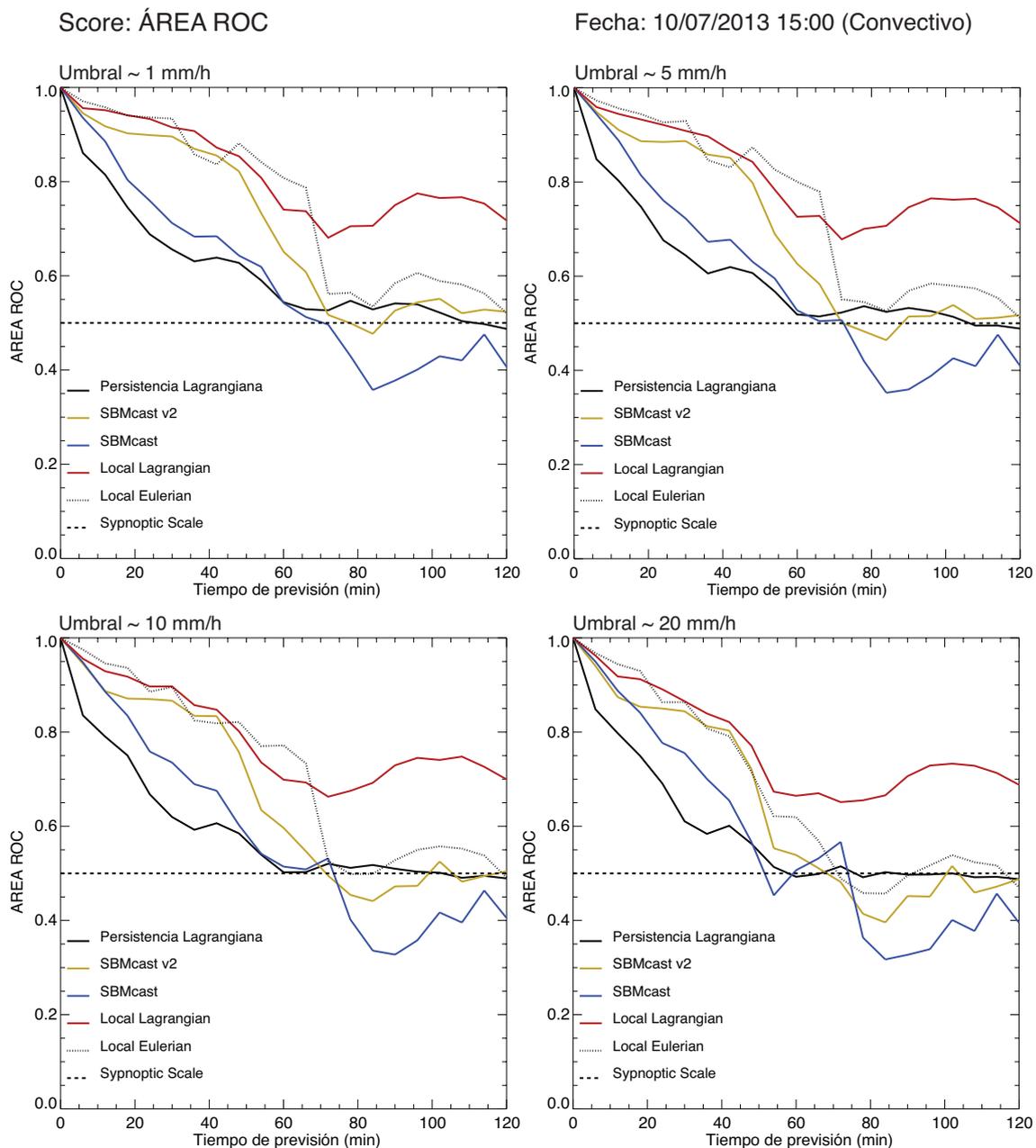


Figura 32: Idéntico a la figura 30 pero para el Área ROC.

y SBMcast v2 comienzan a descender a mayor velocidad que en los pasos de tiempo iniciales, pasando de valores superiores a 0.8 hasta valores cercanos a 0.5. Esto se produce cuando el núcleo convectivo comienza a ganar entidad y las previsiones de ambas técnicas no logran capturarlo aún con valores de probabilidad muy bajos, algo que sí logra la técnica *Local Lagrangian*. Por el contrario, SBMcast obtienen valores por debajo de 0.5 lo que indica que en sus previsiones dominan las falsas alarmas frente a su capacidad de detección.

En el caso de umbrales superiores a 1 mm/h, el comportamiento es similar al anteriormente explicado aunque con menor capacidad de localización conforme aumentan las intensidades de precipitación previstas. Por ejemplo, para el caso de umbrales de entre 10 y 20 mm/h las

únicas técnicas que al cabo de unos 60 minutos de previsión tienen un índice de acierto por encima que el de falsas alarmas son las técnicas LL y SBMcast v2.

3.3. Evaluación de las previsiones en episodios de precipitación

En este apartado se presentan los *scores* probabilísticos que evalúan la habilidad del conjunto de técnicas de *nowcasting* presentadas en el capítulo anterior punto a punto, durante seis episodios completos de precipitación que engloban una amplia variedad de situaciones meteorológicas. Las principales características de los episodios de precipitación se encuentran resumidas en la tabla 1 (para más información ir al Anexo II).

Fecha inicial [UTC]	Fecha final [UTC]	Acumulación media (mm)	Acumulación máxima (mm)	Naturaleza del evento
19/07/2001 02:00	19/07/2001 13:00	11	70	Estratiforme
16/04/2009 10:00	16/04/2009 22:30	2	75	Convectivo
15/05/2013 04:00	16/05/2013 01:00	14.5	92	Conv/Estra
10/07/2013 11:30	11/07/2013 18:00	8.4	172	Convectivo
07/09/2013 05:00	07/09/2013 21:00	16.1	121	Conv/Estra
18/01/2014 05:00	19/01/2014 00:00	7.9	52	Estratiforme

Tabla 1: Características generales de los episodios de precipitación seleccionados para la evaluación de las técnicas de *nowcasting*. La acumulación media y la máxima se calcula sobre todo el dominio de observación.

En la figura 33 se muestra la habilidad de las previsiones obtenidas durante las dos horas de previsión en términos de CSRR. La persistencia Lagrangiana, en todos los episodio evaluados, es la técnica de *nowcasting* con valores más altos de CSRR a excepción de los primeros pasos de tiempo donde la técnica SE le supera. El hecho de utilizar *scores* probabilísticos que evalúan la capacidad de reproducir la *pdf* en cada punto del dominio, penaliza las previsiones deterministas de la persistencia Lagrangiana. Las diferencias de los valores de CSRR entre la previsión determinista y las previsiones probabilísticas aumenta durante los episodios convectivos, sobre todo en los últimos pasos de tiempo. En estos casos, el crecimiento y decrecimiento de la precipitación domina la evolución temporal de la lluvia por lo que un enfoque probabilístico garantiza una mejor representación de la incertidumbre en las previsiones. Es interesante comprobar como en estas situaciones, las diferentes técnicas probabilísticas de *nowcasting* tienden a valores similares de CSRR en los últimos pasos de tiempo, marcando un límite a partir del cuál ninguna técnica es capaz de representar mejor la *pdf* prevista que la técnica SE (ver la evaluación de las previsiones obtenidas para el caso convectivo analizado en la sección anterior).

En todos los episodios de precipitación, la técnica LL obtiene los valores más pequeños de CSRR. Si se comparan estos resultados con los de la técnica LE, se observa como en todos los episodios menos en uno (10 de Julio de 2013) obtiene mejores resultados durante todo el

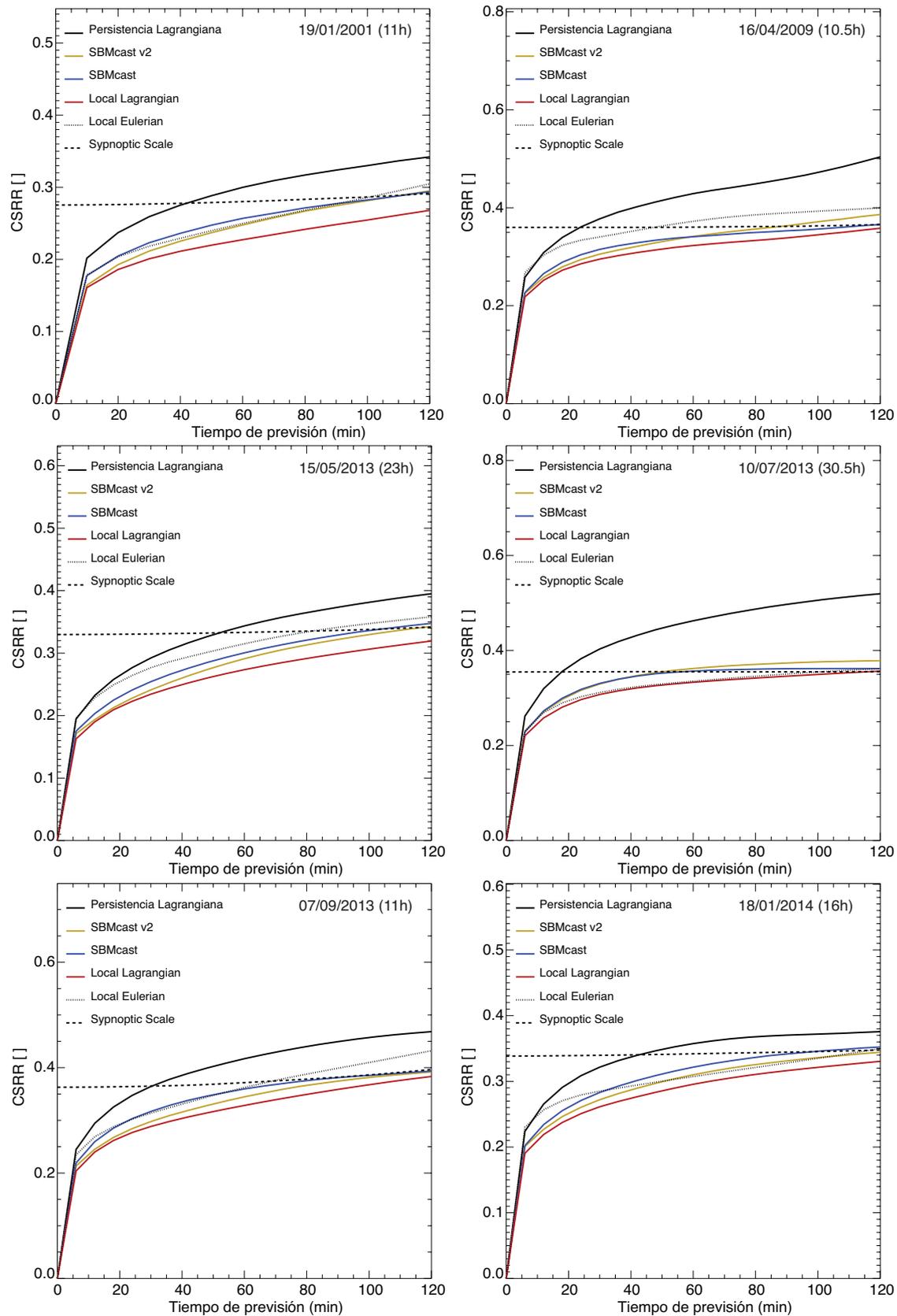


Figura 33: CSRR obtenido para el conjunto de métodos de previsión de precipitación durante las dos 2 horas de previsión. En la esquina superior derecha se sitúa la fecha correspondiente a cada evento junto con la duración del mismo.

periodo de previsión. Este episodio de precipitación convectiva se caracteriza por mostrar una cierta estacionariedad del campo de precipitación tal y como se observa en la situación convectiva de la sección anterior.

Las técnicas de previsión SBMcast y SBMcast v2 muestran diferentes comportamientos en función del tipo de episodio de precipitación. En los episodios estratiformes o convectivos/estratiformes SBMcast v2 obtiene mejores resultados que SBMcast durante la mayor parte del tiempo de previsión hasta aproximadamente los 90–100 minutos donde los valores de CSRR se igualan. En los dos episodios convectivos se observa como hasta los 50–60 minutos de previsión ambos métodos obtienen resultados similares. A partir de ese instante, la habilidad de ambas técnicas es superada ligeramente por la técnica de previsión SE.

En la figura 34 se presentan los resultados de la evaluación del conjunto de técnicas de *nowcasting*, en términos de *Brier Score* para el umbral de intensidad de precipitación de 1 mm/h. Los resultados del resto de umbrales de lluvia evaluados (5, 10 y 20 mm/h) para los scores probabilísticos *Brier Score* y Área ROC se encuentran en el Anexo III (figuras 69-79).

La persistencia Lagrangiana mantiene la misma evolución que la obtenida con el CSRR aunque se aprecian matices que se producen en las previsiones de probabilidad de los diferentes umbrales de precipitación. Las diferencias entre los valores de *Brier Score* entre la persistencia Lagrangiana y la técnica LL aumentan conforme lo hace el umbral de precipitación indicando que el enfoque probabilístico es más eficaz para intensidades más elevadas. De hecho, la técnica LL es independientemente del umbral de lluvia evaluado, la técnica que obtiene mejores resultados durante todo el periodo de previsión. Sólo para el umbral de 1 mm/h (figura 34) y durante los primeros pasos de tiempo de previsión (20-30 minutos) SBMcast v2 iguala la habilidad de dicha técnica. Para umbrales de precipitación más elevados mejora los resultados con respecto a SBMcast v2. Tanto SBMcast como SBMcast v2 tienen la capacidad de reproducir los valores máximos de las intensidades de precipitación, provocando que los valores de probabilidad asociados sean mayores que los obtenidos con la técnica LL. Debido a la alta variabilidad temporal de estas intensidades, utilizar scores probabilísticos que evalúan las técnicas de previsión punto a punto provocan que penalicen más a las técnicas con valores de probabilidad más altos.

La técnica LE obtiene resultados distintos en función del episodio analizado. La capacidad de previsión de esta técnica, en comparación con el resto, depende fundamentalmente de la estacionariedad del evento y de la calidad del campo de desplazamiento aplicado a las demás. El hecho de utilizar un enfoque probabilístico mejora en todos los casos la calidad de las previsiones respecto a la persistencia Lagrangiana que incluye la advección del campo de precipitación observado. Para umbrales de intensidad de lluvia más elevados (10 y 20 mm/h), el hecho de incluir el campo de movimiento en las previsiones prácticamente no aporta información sobre la evolución temporal de la precipitación, especialmente en casos convectivos.

La evaluación de las técnicas de previsión por conjuntos demuestra que en los episodios estratiformes y estratiformes/convectivos SBMcast v2, para umbrales de precipitación de 1 y 5 mm/h, obtiene valores más pequeños de *Brier Score* que SBMcast. Sin embargo, en episodios

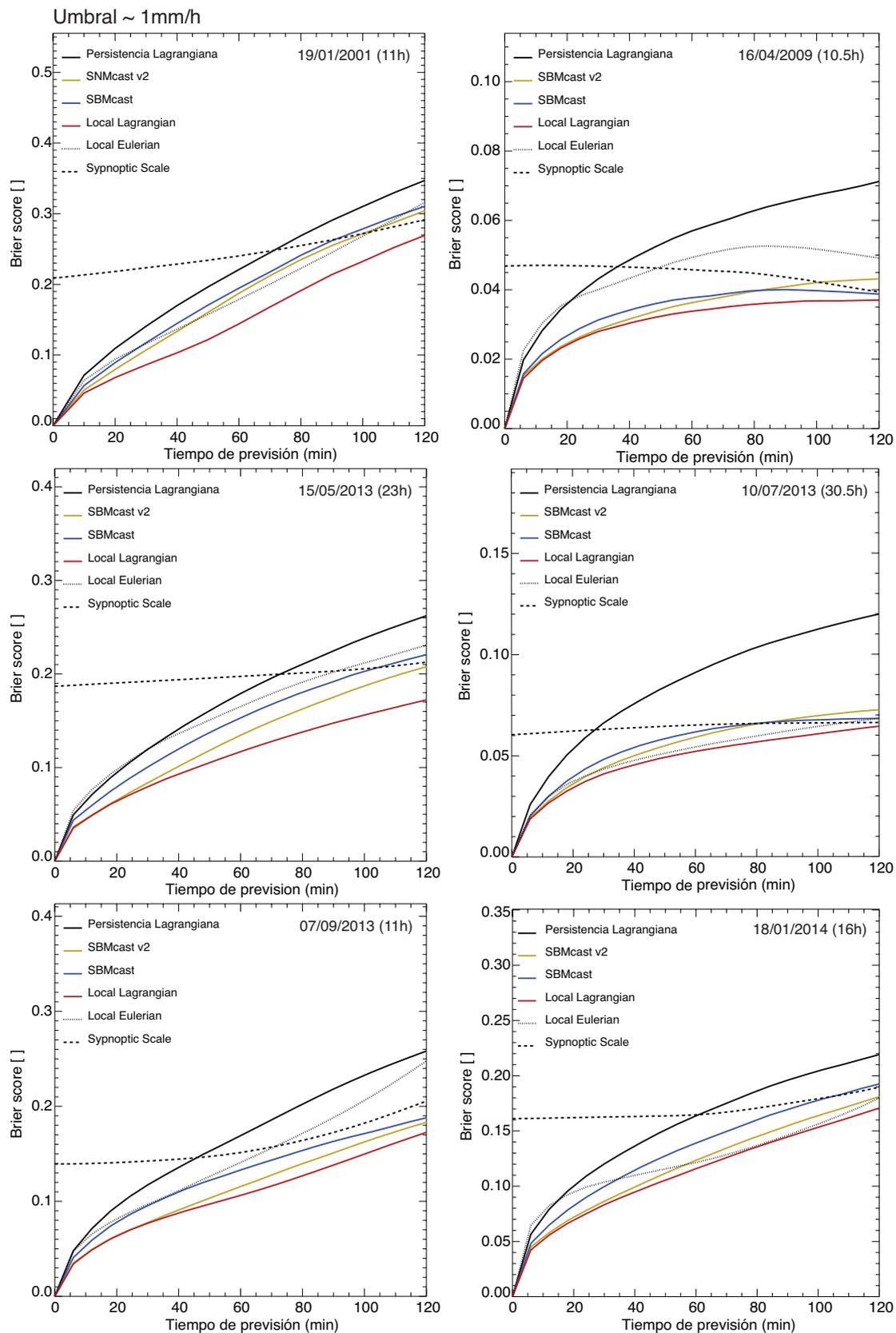


Figura 34: *Brier Score* obtenido para el conjunto de métodos de previsión de precipitación durante las dos 2 horas de previsión para el umbral de 1 mm/h. En la esquina superior derecha se sitúa la fecha correspondiente a cada evento junto con la duración del mismo.

convectivos sólo obtiene mejores resultados durante los primeros 60-70 minutos de previsión para el umbral de lluvia más pequeño. A partir de estos minutos ambas técnicas son superadas por la técnica SE. Habitualmente las previsiones de SBMcast v2 están dominadas por la gran escala del campo de precipitación, reduciendo las localizaciones posibles donde generar lluvia dentro del dominio. Esto provoca un descenso de la magnitud del error debido a la doble penalización producidas por las falsas alarmas y las observaciones no previstas, disminuyendo los valores de *Brier Score* de la técnica SBMcast v2.

Es interesante mostrar como para umbrales de precipitación más altos, todas las técnicas de previsión probabilística tienden a valores similares de *Brier Score*. Por ejemplo, para el umbral de 20 mm/h todas las técnicas probabilísticas se juntan entre los 20-30 minutos de previsión indicando que las diferencias relativas entre los diferentes enfoques que se utilizan para obtener las previsiones de probabilidad son irrelevantes.

Con los anteriores indicadores estadísticos se pone el foco en la capacidad que tienen las diferentes técnicas de previsión probabilísticas para reproducir los valores de probabilidad en cada punto. En la figura 35, se muestran los valores de Área ROC para el umbral de precipitación de 1 mm/h.

Para todo el conjunto de umbrales de precipitación, la técnica LL alcanza los valores más altos de Área ROC, entre 0.7 y 0.8 (ver figura 35), indicando la capacidad de localización que tiene dicha técnica especialmente para valores de probabilidad bajos. Para umbrales de intensidad de lluvia mayores, estos valores de Área ROC comienzan a descender hasta alcanzar un mínimo de 0.5 para intensidades superiores o iguales a 20 mm/h en los últimos pasos de tiempo (ver Anexo III la figura 74).

Si se comparan los resultados del Área ROC con los obtenidos con el *Brier score* para los umbrales de precipitación más elevados, se observa como la magnitud de los valores del *Brier score* aumenta para los distintos sistemas de previsión hasta alcanzar los valores obtenidos por la técnica SE en un corto espacio de tiempo. Sin embargo, con el Área ROC no sucede del mismo modo ya que tienden a igualarse en los últimos pasos de tiempo. Esto se puede observar claramente en los episodios convectivos para umbrales de precipitación superiores a 5 mm/h. Esto ejemplifica como las distintas técnicas probabilísticas tienen más capacidad de localización que de reproducir los valores de *cdf* observada, es decir, las previsiones detectan razonablemente bien los lugares donde se producirá precipitación aunque con valores de probabilidad bajos.

Los valores de Área ROC obtenidos para SBMcast v2 (ver figura 35) se sitúan con valores en torno a 0.65–0.75 en todos los episodios de precipitación. Éstos son superiores a los resultados obtenidos por SBMcast e independientes del tipo de episodio. Para intensidades de precipitación moderadas, SBMcast v2 mantiene una mayor habilidad que SBMcast en la gran mayoría de los episodios aunque la distancia entre ambos disminuye progresivamente (ver Anexo III las figuras 72 y 73). La capacidad de ambos sistemas de previsión varía indistintamente en función del evento para intensidades de precipitación de 20 mm/h. La capacidad de previsión de estas dos técnicas para este umbral, en la mayoría de los casos, no supera los 60 minutos donde alcanza un valor aproximado de 0.5. Los resultados de SBMcast

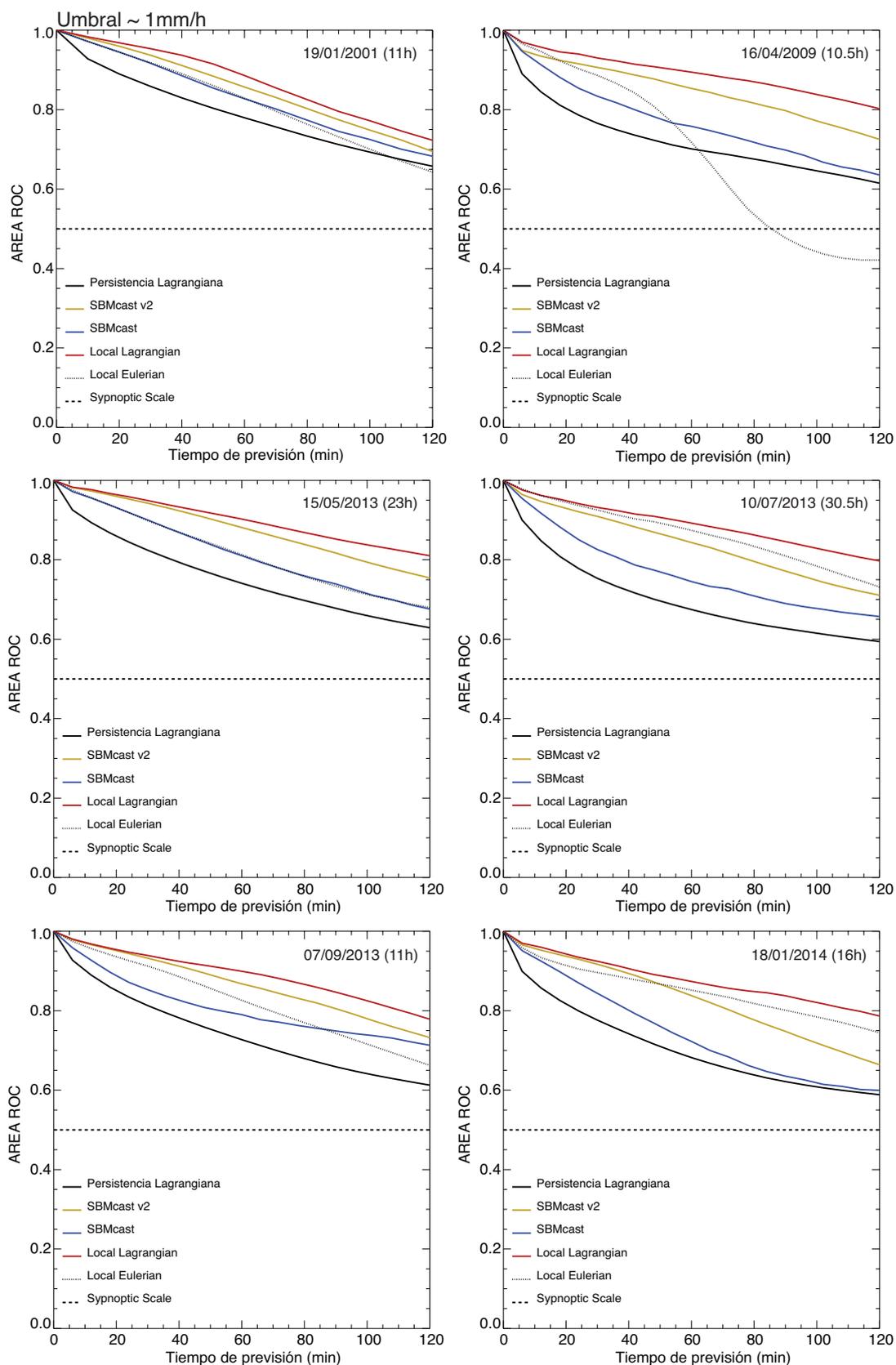


Figura 35: Área ROC obtenido para el conjunto de métodos de previsión de precipitación durante las dos 2 horas de previsión para un umbral de 1 mm/h. En la esquina superior derecha se sitúa la fecha correspondiente a cada evento junto con la duración del mismo.

en términos de Área ROC muestran como el crecimiento y decrecimiento de la precipitación en diferentes zonas del dominio durante los últimos pasos de tiempo incrementa de manera considerable las falsas alarmas, disminuyendo el Área ROC en comparación con SBMcast v2.

La técnica LE obtiene resultados diferentes influenciado por la capacidad que tiene el campo de desplazamiento de capturar una parte de la evolución temporal del campo de precipitación. Este hecho se pueden observar durante el episodio convectivo del 10 de Julio de 2013 ya que las diferencias entre la técnica LL y LE, tanto para el *Brier Score* como para el Área ROC, son mínimas. El caso opuesto pertenece al episodio convectivo del 16 de Abril de 2009 donde se observa como la habilidad de la técnica LE decae rápidamente en función del tiempo de previsión mientras que el resto de sistemas de previsión probabilísticos que llevan incorporados la advección, como parte del algoritmo, decaen más suavemente y siempre con valores superiores a 0.5.

3.4. Conclusiones

En este capítulo se ha realizado la evaluación de las previsiones de un conjunto de algoritmos de *nowcasting* probabilísticos. Los resultados obtenidos muestran como la técnica *Local Lagrangian* refleja una mayor habilidad en comparación con el resto de sistemas de previsión en términos de localización y de reproducción de la *cdf*. Esta técnica tiene en cuenta el movimiento de la precipitación junto con la incertidumbre de las previsiones a través de la ampliación del subdominio muestral que utiliza para calcular la *cdf* de la precipitación, suavizando el campo de probabilidad futuro y minimizando por construcción sus errores.

En general, la técnica *Local Eulerian* obtiene peores resultados que la técnica *Local Lagrangian* en prácticamente todos los episodios evaluados. Incluir el movimiento en las previsiones probabilísticas mejora significativamente la habilidad durante todo el periodo de previsión. Estos resultados son similares a los obtenidos por Germann y Zawadzki (2004). Sólo durante el episodio convectivo del 10 de Julio de 2013 ambas técnicas representan la misma habilidad ya que se trata de un sistema convectivo prácticamente estacionario; la técnica *Local Eulerian* compensa el escaso movimiento de la precipitación aumentando el tamaño del subdominio. A medida que se evalúan las previsiones de las intensidades de precipitación más elevadas, la importancia de incluir el movimiento disminuye debido a que la vida media de este tipo de intensidades es relativamente baja y muy variable.

El hecho de incorporar a la técnica SBMcast la descomposición por escalas del campo de precipitación permite aislar cada una de ellas, desde la gran escala a la pequeña escala, y modelarlas temporalmente de manera independiente. En general, esto favorece a que la habilidad de las previsiones de SBMcast v2 mejoren con respecto a su versión original. Esto se produce porque la gran escala del campo de precipitación evoluciona más lentamente que en el caso de SBMcast, reduciendo las localizaciones posibles donde se produce lluvia y ayudando a un descenso de la magnitud del error debido al efecto de la doble penalización producidas por las falsas alarmas y las observaciones no previstas. Sólo durante los episodios convectivos, la habilidad de SBMcast v2 se equipara a la de SBMcast.

A medida que se evalúan las intensidades de precipitación más elevadas (10-20 mm/h), los resultados muestran como todas las técnicas de *nowcasting* probabilísticas obtienen resultados similares entre los 20 y los 30 minutos de previsión, fijando un límite. Este valor indica que las diferencias entre los distintos enfoques utilizados en los sistemas de previsión probabilística no garantizan una mejora en las previsiones. No obstante, en términos de localización todas las técnicas de *nowcasting*, excepto *Synoptic Scale*, aumentan su habilidad hasta los 60 minutos e incluso la técnica *Local Lagrangian* se aproxima a las dos horas de previsión.

La técnica *Local Lagrangian* es la que mayor habilidad ha demostrado en la evaluación, sin embargo únicamente proporciona una previsión de la función de distribución de lluvia en cada punto del dominio. Para aplicaciones hidrológicas es necesario tener en cuenta la variabilidad espacio-temporal de la precipitación por lo que es fundamental disponer de previsiones de precipitación realistas que a la vez sean capaces de caracterizar la incertidumbre (en este caso se han utilizado *ensembles*). La nueva versión de SBMcast v2 a parte de cumplir con estas condiciones es capaz de mejorar la habilidad con respecto a la versión original. Los siguientes capítulos se centran en mejorar la técnica SBMcast v2 utilizando información externa del modelo NWP.

CAPÍTULO 4

Impacto de IMF-WAR en SMBcast v2

4.1. Introducción

Las previsiones obtenidas con la persistencia Lagrangiana mantienen constantes las intensidades de precipitación a lo largo de todo el periodo de previsión. Esto provoca que el promedio del campo de precipitación previsto (IMF) y su cobertura (WAR) evolucione lentamente durante el tiempo, siempre y cuando el campo de precipitación advechado no se sitúe fuera del dominio de observación, lo que produciría una disminución significativa de ambas variables. La evolución temporal de estas variables proporciona información global sobre el crecimiento y decrecimiento de las intensidades de precipitación que debe ser tenido en cuenta. Berenguer et al. (2011) introdujeron las previsiones probabilísticas de IMF y WAR a las previsiones de lluvia, permitiéndoles capturar mejor el crecimiento y decrecimiento global del campo de precipitación y mejorando la habilidad de las previsiones.

En este capítulo se pone el foco en el impacto de las previsiones de IMF y WAR, en términos de habilidad, en dos técnicas de *nowcasting* descritas y analizadas en los capítulos 2 y 3: la persistencia Lagrangiana y SBMcast v2. En la figura 38 se muestran las diferentes configuraciones utilizadas, en la parte superior se muestran las tres formas de calcular las previsiones de IMF y WAR mientras que en la parte inferior se representa la técnica de previsión utilizada.

La primera parte del capítulo se centra en evaluar como afecta el calculo de ambas variables globales calculado de tres formas distintas. En primer lugar se utiliza directamente el valor observado en cada paso de tiempo de previsión para marcar una referencia como la mejor estimación posible. En segundo lugar se calcula a partir de las previsiones de los campos de precipitación obtenidos con la persistencia Lagrangiana. Por último, se utilizan las previsiones probabilísticas obtenidas con el modelo AR(5) de acuerdo a lo explicado en el capítulo 2. En la segunda parte del capítulo, se introduce un nuevo enfoque que permite calcular el IMF y WAR introduciendo información adicional proporcionada por un modelo NWP. Para evaluar el conjunto de configuraciones se han escogido seis episodios de precipitación utilizados en el capítulo 3.

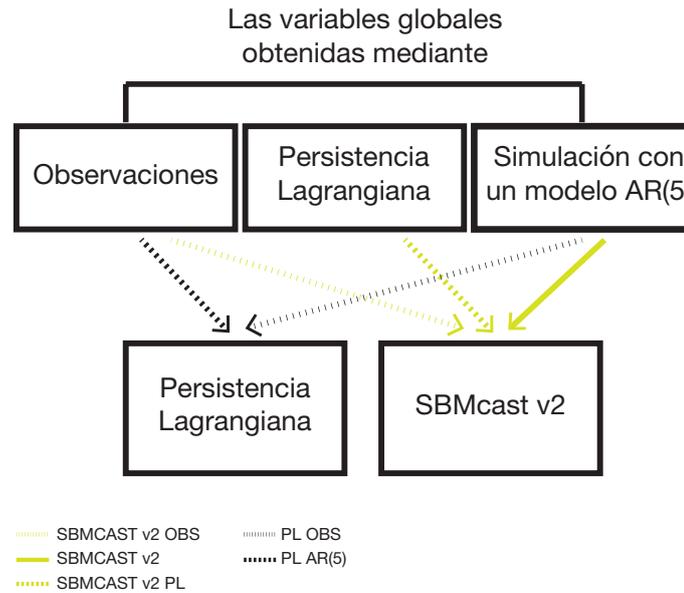


Figura 36: Diferentes configuraciones utilizadas en SBMcast v2 y la persistencia Lagrangiana utilizadas para la evaluación del impacto del IMF-WAR en las previsiones de ambas técnicas. Las líneas amarillas representan las distintas configuraciones de SBMcast v2 y las líneas negras las de la persistencia Lagrangiana. En la parte superior de la figura se muestran las tres formas de obtener las previsiones de IMF y WAR.

4.2. Análisis del impacto de IMF-WAR en SBMcast v2 y en la persistencia Lagrangiana

En esta sección se realiza un estudio sobre el impacto que tienen las diferentes estimaciones de IMF y WAR en las previsiones de SBMcast v2 y en la persistencia Lagrangiana. Para la evaluación se utilizan dos técnicas de referencia, la técnica probabilística *Local Lagrangian* que ha obtenido los mejores resultados en el capítulo anterior y la persistencia Lagrangiana. En la primera parte de la sección se ilustra un ejemplo para un paso de tiempo concreto, mostrando los campos de precipitación previstos por ambas técnicas utilizando las diferentes estimaciones de IMF y WAR. En la segunda parte se evalúan las previsiones obtenidas para seis episodios de precipitación con los estadísticos utilizados en el capítulo anterior, el *Brier Score* y Área ROC para un umbral de precipitación de 1 mm/h y el CSRR.

Para ilustrar como afectan a las previsiones de precipitación las diferentes formas de obtener las variables globales IMF y WAR, se muestran en la figura 37 las previsiones de ambas variables en un paso de tiempo concreto junto con las observaciones. En ella se puede observar como las observaciones se sitúan dentro del conjunto de miembros previstos con el modelo AR(5), aunque aparentemente existe una cierta sobrestimación de la dispersión de los miembros obtenidos. Esto se puede apreciar debido a la gran diferencia entre los valores máximos y mínimos en comparación con la observación. El promedio del conjunto de previsiones (línea amarilla) indica una ligera subestimación respecto al valor observado en el caso del WAR, lo que afecta a la cobertura de las previsiones obtenidas con SBMcast v2. En el caso de los valores calculados con la persistencia Lagrangiana (línea verde) se observa como tanto los valores de IMF como WAR aumentan aproximadamente de forma lineal durante las

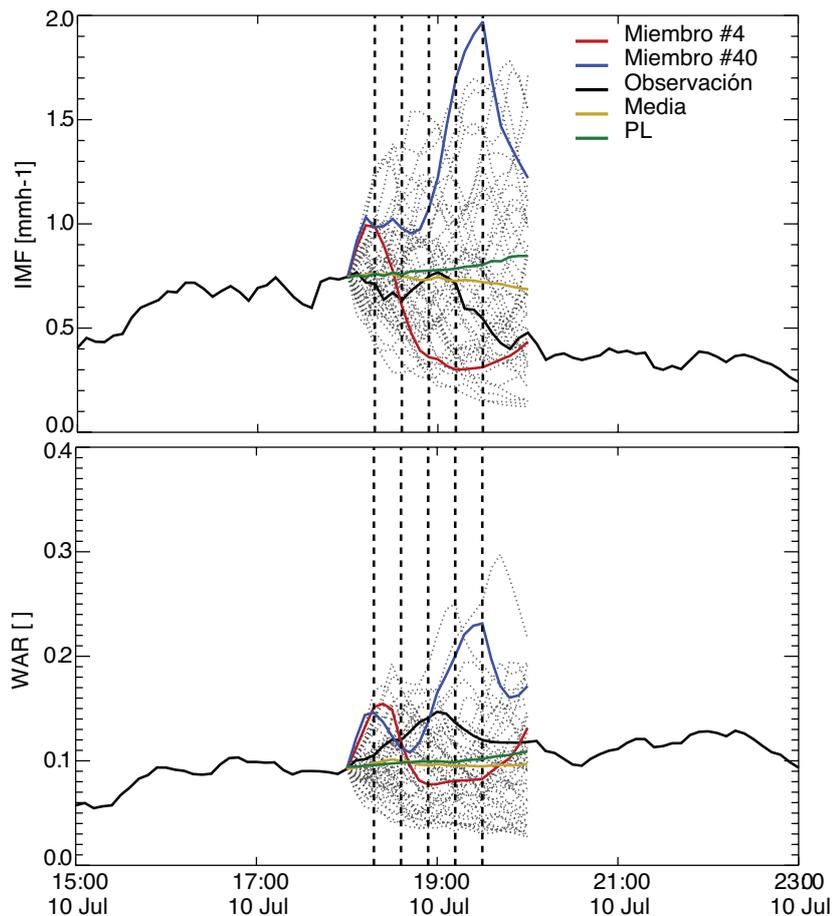


Figura 37: Evolución del IMF y WAR a lo largo de una parte del evento de precipitación del 10 de Julio de 2013. La línea de color negra representan los valores observados calculados a partir de las observaciones radar. Las líneas grises corresponden a los valores de los 50 miembros previstos obtenidos mediante la utilización de un modelo AR(5) durante dos horas de previsión para el paso de tiempo del 10 de Julio de 2013 a las 18:00 UTC. La línea roja y azul pertenecen a dos miembros del ensemble representados en la figura 38 y la amarilla al promedio del conjunto de miembros. La línea verde corresponde a la estimación de este par de variables globales obtenidas a partir de las previsiones realizadas mediante la extrapolación Lagrangiana. Las líneas verticales discontinuas indican los pasos de tiempo mostrados en las 38, 39 y 40.

dos horas de previsión. Esto se debe a que aparecen zonas de divergencia en el campo de desplazamiento asociados a la precipitación que provocan que el área de precipitación aumente en cada paso de tiempo.

En las figuras 38, 39 y 40 se muestran dos miembros del conjunto de previsiones (columnas centrales) junto con las observaciones (columna izquierda) y el campo de probabilidad asociado (columna derecha) para el umbral de precipitación de 1 mm/h.

Si se comparan los dos miembros del *ensemble* obtenidos a partir de los valores de IMF y WAR previsto con el modelo AR(5), línea roja y azul de la figura 37, se observa como durante los primeros pasos de tiempo de previsión los campos de precipitación se parecen bastante entre sí. En ambos aumenta levemente tanto en intensidad promedio como la cobertura de precipitación respecto a la última observación. A medida que el tiempo de previsión aumenta las diferencias entre ambas previsiones se incrementa influenciado por los valores impuestos de IMF y WAR. Por ejemplo, el miembro #40 aumenta considerablemente las intensidades y la

cobertura mientras que el miembro #4 ocurre de manera opuesta. Aparentemente, en este caso la variabilidad introducida a partir de las previsiones probabilísticas de IMF y WAR induce a una mayor dispersión del *ensemble* de campos de lluvia en comparación con las configuraciones donde se impone de manera determinista (utilizando el mismo valor para todos los miembros). Tal efecto se puede observar en las figuras 39 y 40 donde en ambos casos, las áreas con valores de probabilidad de lluvia entorno al 90-100 % son mayores que en la figura 38.

En las figuras 38, 39 y 40 se observa como las zonas con valores de probabilidad de precipitación de superar 1 mm/h superiores al 5% se sitúan aproximadamente en las mismas localizaciones espaciales aunque con tamaños diferentes. El hecho de utilizar la misma componente aleatoria en todas las configuraciones garantiza que las diferencias entre los campos de probabilidad de lluvia se produzcan por las diferentes estimaciones de IMF y WAR. Por ejemplo, en la figura 39 (imponiendo el IMF-WAR observado) se observa como el campo de probabilidad de lluvia tiene una mayor superficie en distintos pasos de tiempo que el obtenido cuando se impone el IMF-WAR de la persistencia Lagrangiana (figura 40). Esto queda patente a los 54 minutos de previsión y está provocado por la subestimación del WAR obtenido con la persistencia Lagrangiana en ese instante de tiempo (ver figura 37).

A los 18 minutos de previsión, las diferentes configuraciones de SBMcast v2 tienen un comportamiento aparentemente similar (tanto en cobertura del campo de precipitación como en el rango de valores de probabilidad). Esto significa que los miembros de las tres configuraciones prevén lluvia en las mismas zonas debido a que la correlación temporal es relativamente alta para este paso de tiempo sumado a que las previsiones de IMF-WAR son parecidas para las tres configuraciones (ver la primera línea discontinua vertical de la figura 37).

Cuando las previsiones se acercan a los 60 minutos las diferencias entre los campos de probabilidades comienzan a aumentar. En el caso de SBMcast v2 (figura 38), la cobertura del campo de probabilidad de lluvia previsto se mantiene aproximadamente constante hasta este instante de tiempo mientras que en el caso donde se impone IMF-WAR observado aumenta en cada paso de tiempo (figura 39). Si se analiza la figura 37 para este paso de tiempo (tercera línea discontinua vertical), se puede apreciar como los valores de IMF-WAR previsto a partir de la persistencia Lagrangiana y la mayoría de los miembros obtenidos con el modelo AR(5) subestiman ambos valores con respecto a las observaciones. A medida que el tiempo de previsión aumenta, el comportamiento de los campos de probabilidad obtenidos mantienen una estructura común que varía en función del IMF-WAR previsto en cada una de las configuraciones.

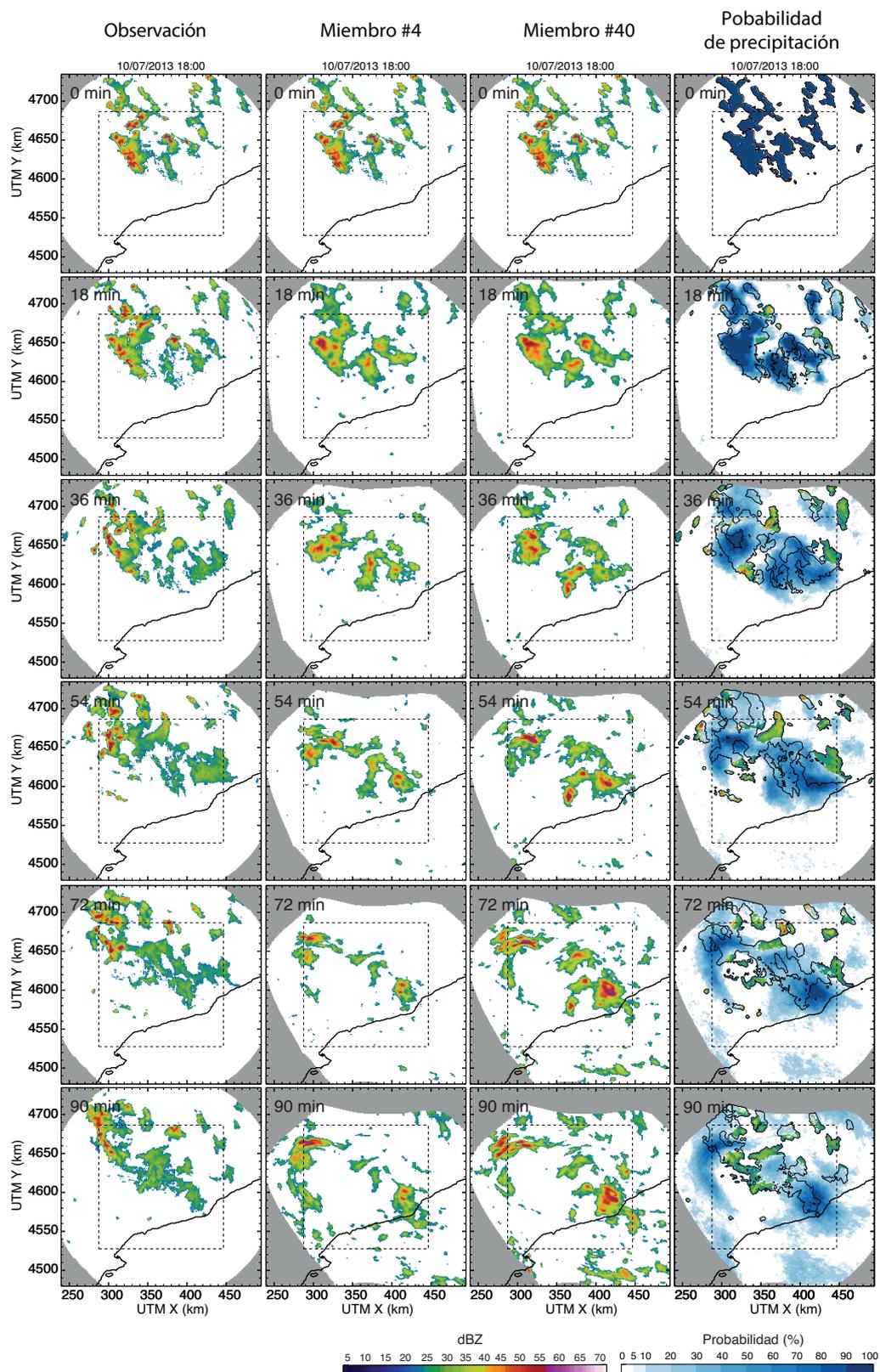


Figura 38: Evolución temporal del campo de precipitación observado (columna izquierda) junto con dos miembros previstos por SBMcast (columnas centrales) para el caso de estudio del 10 de Julio de 2013 a las 18:00 UTC durante 90 minutos de previsión. En la columna situada a la derecha se muestra el campo de probabilidades previsto por SBMcast para intensidades de precipitación superiores a 1 mm/h junto con las observaciones (línea continua negra).

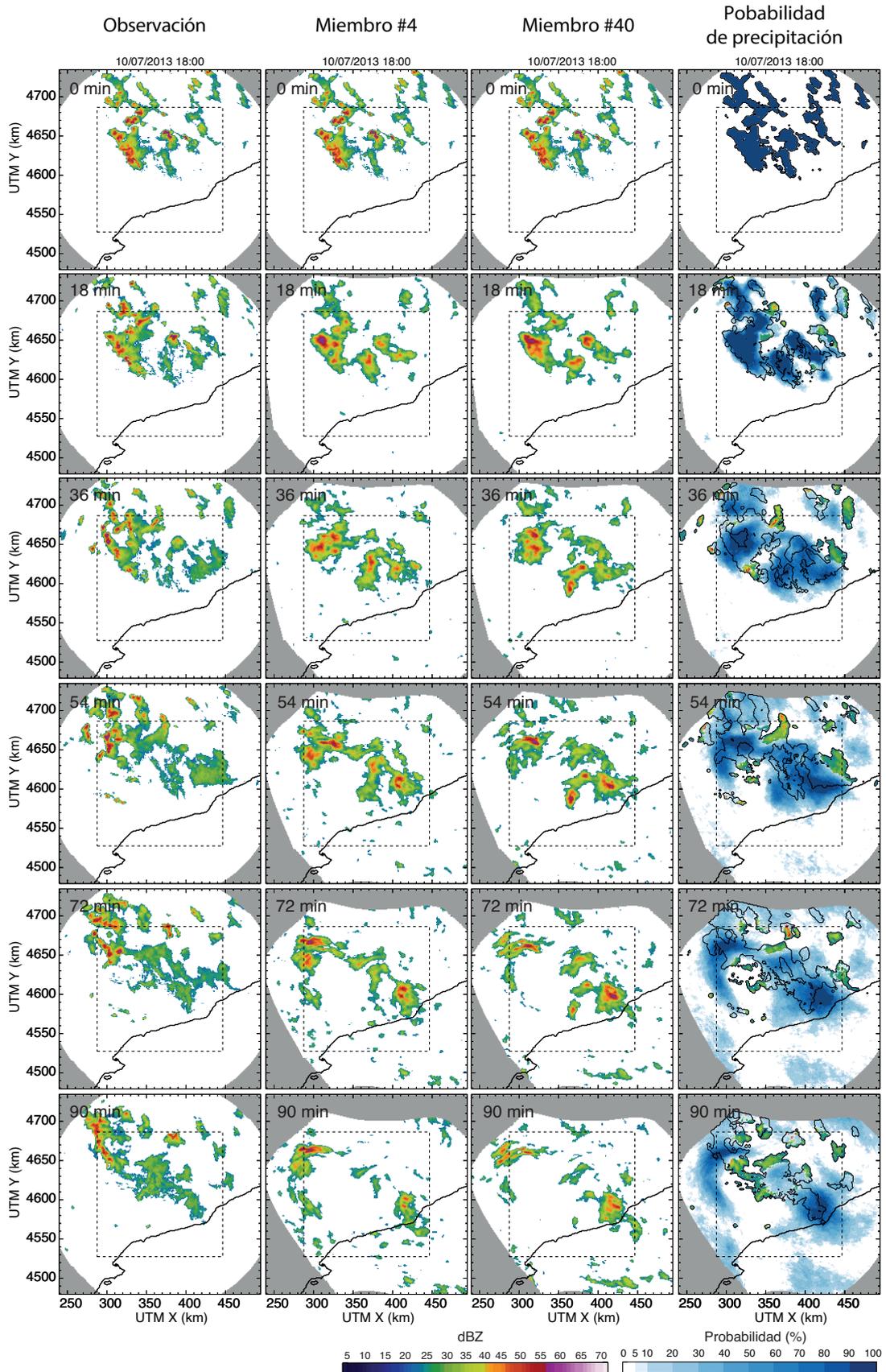


Figura 39: Idéntico a la figura 38 aunque en este caso se imponen las variables globales de IMF-WAR de las observaciones (SBMcast v2 OBS).

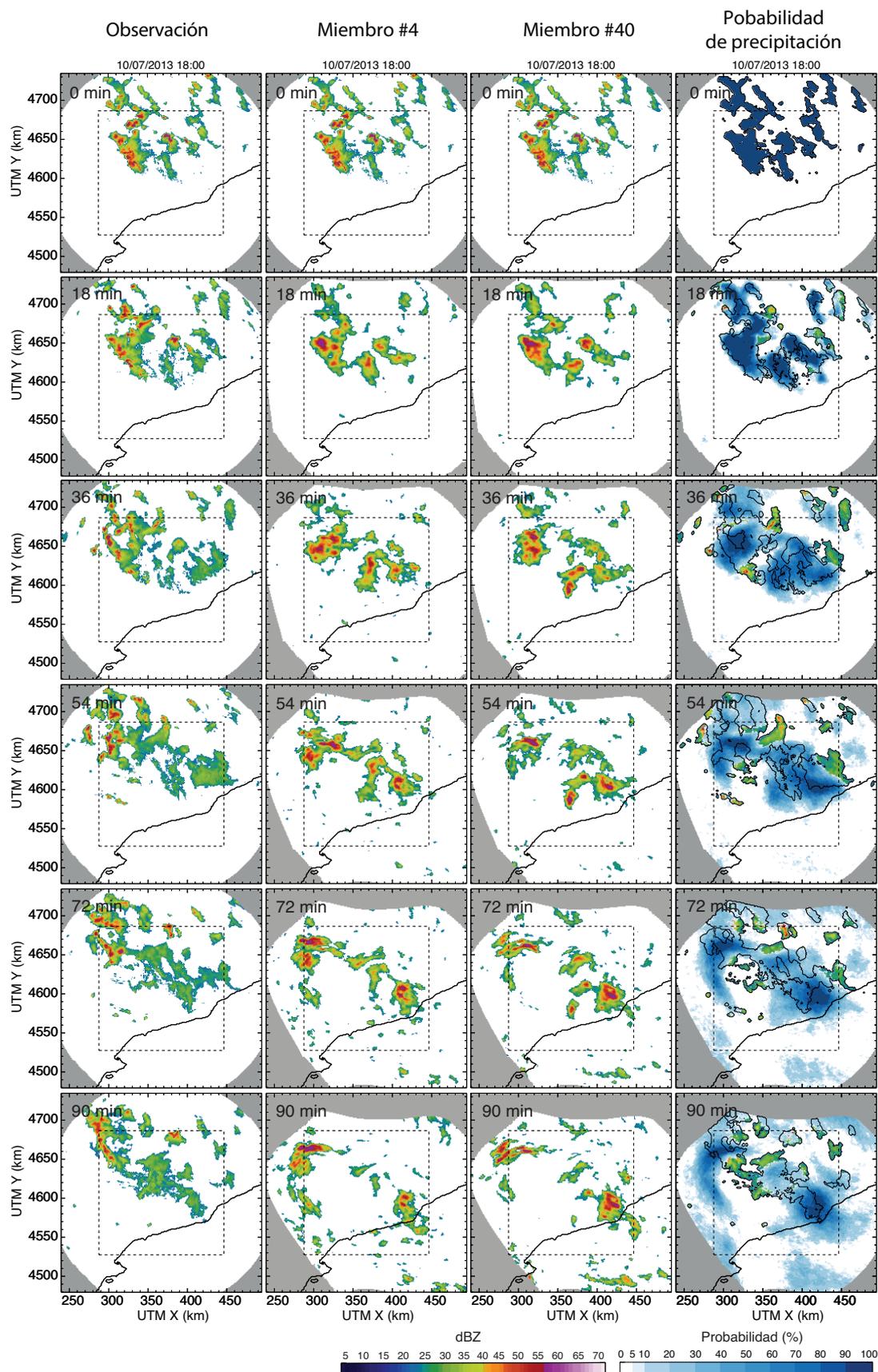


Figura 40: Idéntico a la figura 38 aunque en este caso se impone las variables globales de IMF-WAR obtenidas a partir de la persistencia Lagrangiana (SBMcast v2 PL).

4.3. Análisis del impacto de IMF-WAR en la persistencia Lagrangiana

Hasta ahora se han descrito diferentes configuraciones únicamente centradas en la previsión de las variables globales (IMF-WAR) para SBMcast v2. No obstante, la flexibilidad de este algoritmo dividido en dos partes bien diferenciadas permite otro tipo de configuraciones, esta vez a asociadas a la persistencia Lagrangiana. En este caso no se impone un modelo temporal diferente a cada una de las escalas sino que se mantiene constante en el tiempo; simplificando la ecuación 2.9 a partir de $\phi_1(t) = 1.00$ y $\phi_2(t) = 0$ queda como

$$Z(t + n + 1) = Z(t + n) \quad (4.1)$$

donde $\phi_1(t)$ y $\phi_2(t)$ son los coeficientes de Yule-Walker obtenidos a partir de los coeficientes de autocorrelación de los campos de precipitación pasados $Z(t + n)$ y $Z(t + n - 1)$.

Esto significa que a lo largo del tiempo de previsión el campo de precipitación observado se mantiene estacionario, manteniendo las intensidades de la precipitación de la última observación. Esta definición es una de las bases de la persistencia Lagrangiana. A partir de este punto se impone el IMF y WAR obtenido con el modelo AR(5) (ver figura 41) o bien se impone el IMF-WAR observado (figura 42). A estas dos nuevas configuraciones se les denomina, de aquí en adelante mediante la abreviación PL AR(5) [persistencia Lagrangiana con el IMF-WAR obtenido con el modelo AR(5)] y PL OBS [persistencia Lagrangiana con el IMF-WAR observado].

En la figura 41 se presenta un ejemplo de la configuración PL AR(5). En las columnas centrales se muestran dos miembros de las previsiones además del campo de probabilidad y las observaciones. Las diferencias entre los dos miembros seleccionados del *ensemble* se produce en cobertura e intensidad de lluvia pero siempre ligado a las previsiones de la persistencia Lagrangiana. Esto significa que el crecimiento y decrecimiento de las intensidades de precipitación se produce en las zonas de previsión de la persistencia Lagrangiana y su entorno. Esto se puede observar principalmente a partir de los 18 minutos de tiempo de previsión. Dicho comportamiento queda patente cuando se observa el campo de probabilidad asociado a las previsiones del conjunto de miembros (última columna de la figura 41). En ella se puede observar como dicha configuración mantiene valores de probabilidad de precipitación en torno al 90-100% en las localizaciones asociadas a la persistencia Lagrangiana mientras decae rápidamente en su entorno conforme el tiempo de previsión aumenta.

Comparando estos campos de precipitación previstos con los obtenidos por SBMcast v2 (figura 38) se observa como éstos son distintos incluso durante los primeros pasos de tiempo. Conforme el tiempo de previsión aumenta la precipitación se separa fundamentalmente en dos áreas de lluvia independientes. Sin embargo, las previsiones obtenidas con PL AR(5) mantienen la precipitación de la última observación modificando su cobertura y sus valores de

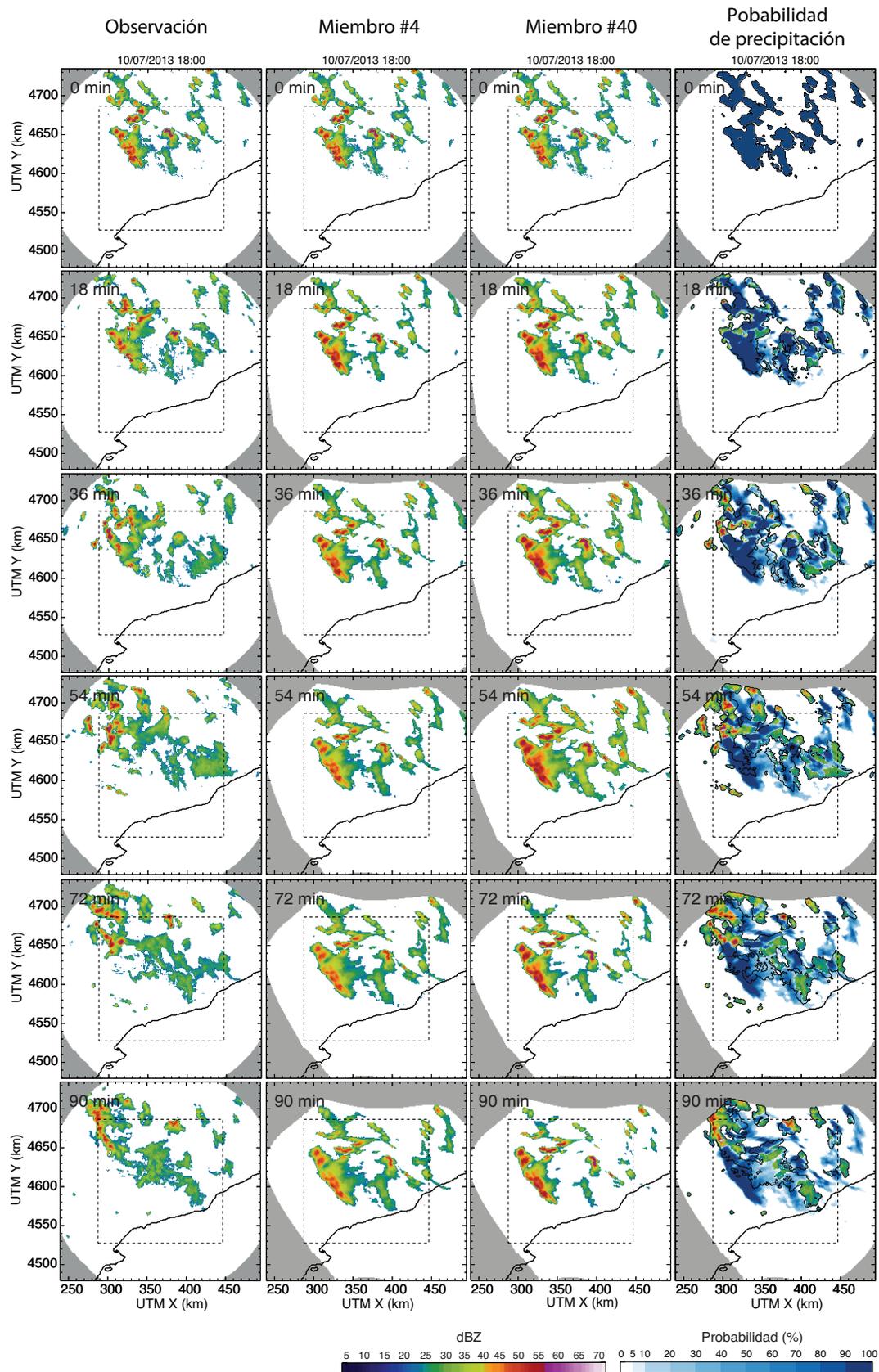


Figura 41: Idéntico a la figura 38 pero en este caso se impone a la persistencia Lagrangiana las variables globales de IMF-WAR obtenidas a partir de las previsiones obtenidas por el modelo autorregresivo de orden 5 (PL AR5).

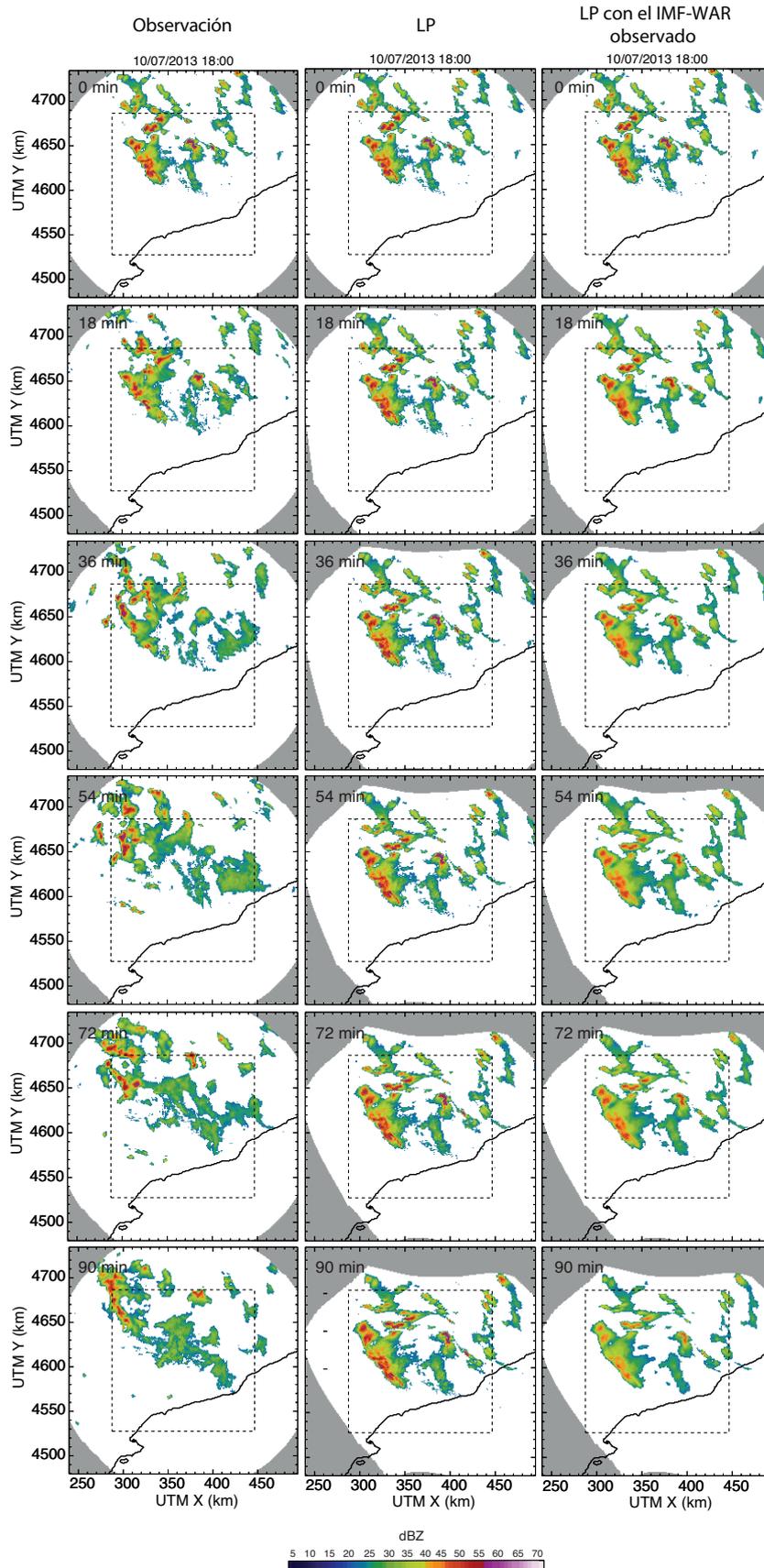


Figura 42: Idéntico a la figura 38 aunque en este caso se impone a la persistencia Lagrangiana las variables globales de IMF-WAR observadas (PL OBS).

intensidad. Estas diferencias entre los campos de precipitación previstos se deben a la evolución temporal impuesta en cada caso.

Siguiendo la misma metodología anteriormente explicada, en la figura 42 se muestran los campos de precipitación obtenidos a partir de la imposición del IMF y WAR observado (columna de la derecha) conjuntamente con la persistencia Lagrangiana (columna central) y las observaciones (columna izquierda). El objetivo de utilizar esta configuración es verificar si el hecho de imponer ambas variables globales observadas a lo largo del tiempo de previsión, influye en la habilidad de las previsiones deterministas de la persistencia Lagrangiana. En este caso simplemente se obtiene una única previsión del campo de precipitación para cada paso de tiempo en función de los parámetros observados, adaptando tanto su cobertura como el promedio de sus valores de reflectividad previstos.

Cuando se comparan ambas previsiones para este paso de tiempo se observa como las diferencias entre ambas corresponden fundamentalmente a un descenso de los valores de reflectividad más altos asociados a un aumento de la cobertura de lluvia con valores de reflectividad más bajos hasta los 72 minutos. A los 90 minutos, la cobertura de las previsiones de LP OBS y LP es similar mientras que continúa el descenso de los valores de reflectividad más altos.

4.4. Evaluación de las previsiones en episodios de precipitación

A continuación se presenta la evaluación de las diferentes configuraciones de SBMcast v2 y de la persistencia Lagrangiana, junto con las técnicas que se utilizan como referencia la persistencia Lagrangiana (PL) y *Local Lagrangian* (LL), para disponer un marco en el que situar la habilidad de estas configuraciones. Para ello se utilizan los mismos *scores* que en el capítulo 3, el CSRR, el *Brier Score* y el Área ROC. En el caso del *Brier Score* y Área ROC se evalúan las previsiones para un único umbral de precipitación de 1 mm/h. Esto implica que para estos *scores* las previsiones de IMF no afectan en la habilidad de las previsiones, por lo el impacto de ambas variables globales en las configuraciones de SBMcast v2 y de la persistencia Lagrangiana se deben solamente al WAR. Para el caso del CSRR sí influye en IMF. Los episodios de precipitación escogidos son los mismos que se han utilizado en el capítulo anterior. Las principales características de los episodios de precipitación evaluados se encuentran resumidas en la tabla 1 (para más información ir al Anexo III).

Es interesante mostrar las series temporales de las variables IMF y WAR observado junto con las previsiones obtenidas a partir de la persistencia Lagrangiana y del modelo AR(5) para entender mejor los resultados obtenidos en la evaluación. En la figura 43 se representan durante dos episodios de precipitación distintos: uno estratiforme (a) y otro convectivo/estratiforme (b).

En el episodio estratiforme (a) los valores obtenidos de IMF y WAR a partir de las previsiones de la persistencia Lagrangiana tienen un comportamiento similar al observado, exceptuando dos pequeños periodos de tiempo situados uno entre las 11:00-12:00 UTC del 15 de Mayo de

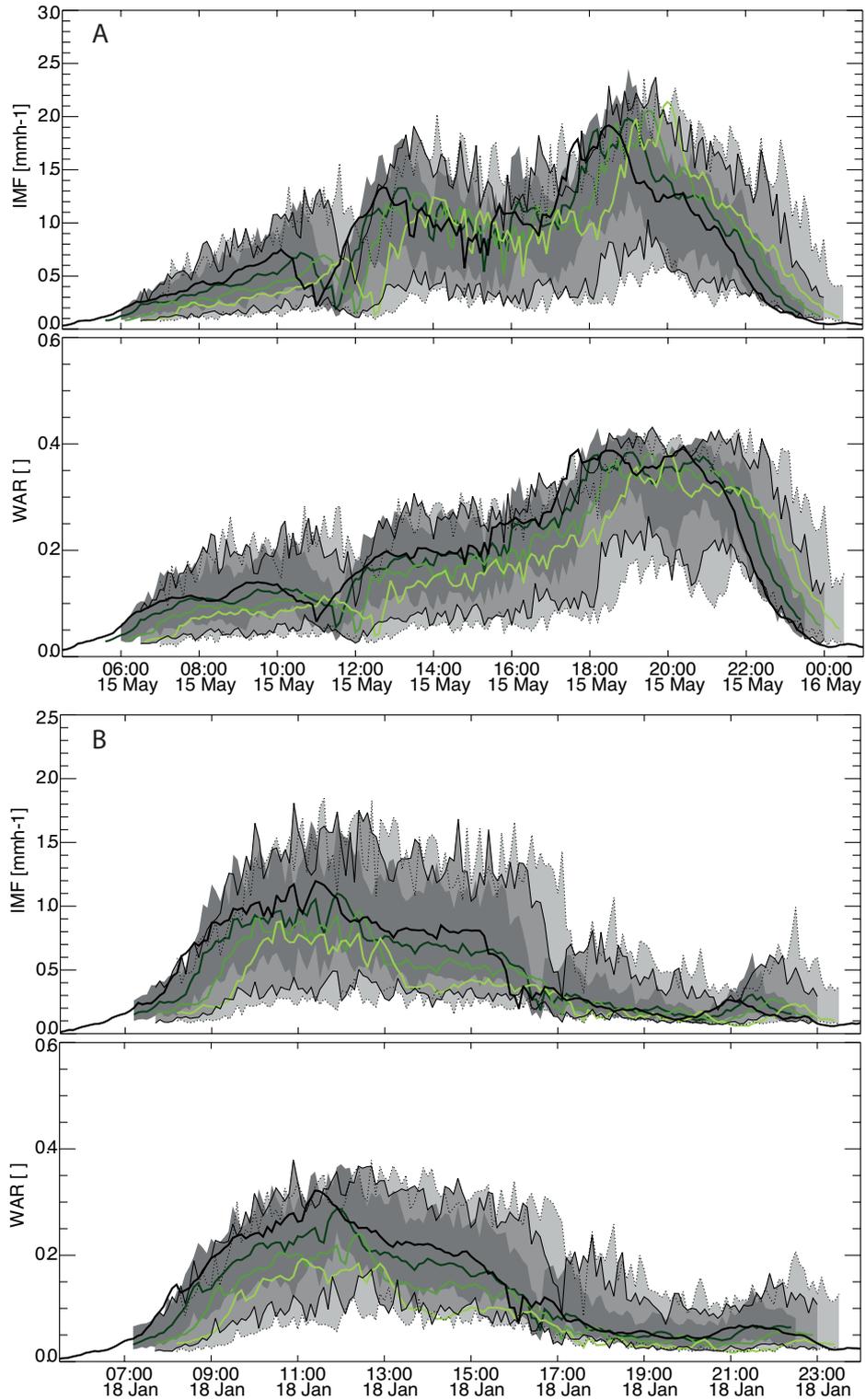


Figura 43: Evolución temporal de las variables IMF y WAR a lo largo de los episodios de precipitación del 15 de Mayo de 2013 (a) y del 8 de Enero de 2014 (b). La línea continua de color negro corresponden a las observaciones. Las áreas sombreadas muestran los percentiles del 10-90% de los valores previstos por el modelo AR(5) para las previsiones a 30, 60 y 90 minutos (desde el gris oscuro hasta el gris más suave respectivamente). Las líneas verdes corresponden a los valores estimados de IMF-WAR utilizando las previsiones de los campos de lluvia obtenidos por la persistencia Lagrangiana. Los diferentes tonos de verde indican el tiempo de previsión desde el más oscuro hasta el más suave.

2013 y otro al final del episodio donde la persistencia Lagrangiana no es capaz de reproducir éstas variaciones bruscas (ver las líneas verdes de la figura 43). Esto se ve reflejado tanto en el CSRR como en el *Brier Score* (figuras 44 y 45) para los casos estratiformes del 19 de Julio de 2001 y del 15 de Mayo de 2013. Los resultados muestran como para este tipo de casos, SBMcast v2 PL mejora con respecto a SBMcast v2 mientras que en los episodios convectivos del 16 de Abril de 2009 y 10 de Julio de 2013 ocurre lo contrario. En los episodios donde se alternan procesos convectivos y estratiformes la habilidad de ambas configuraciones cambia en función del peso relativo que tenga cada una de las partes en dicho evento.

SBMcast v2 OBS es la configuración que mejor resultados obtiene respecto a las demás e incluso iguala o supera ligeramente los obtenidos por la técnica *Local Lagrangian* en los casos estratiformes y convectivos/estratiformes. El hecho de imponer el IMF-WAR observado garantiza que los distintos *scores* analizados sean mejores. Sin embargo, sí existen diferencias de habilidad entre SBMcast v2 PL y SBMcast v2 en función del tipo de episodio ya que la estimación del IMF-WAR obtenido con las diferentes metodologías cambia de acuerdo a la naturaleza del evento.

El hecho de imponer el IMF-WAR observado a la persistencia Lagrangiana provoca una mejora en su habilidad conforme el tiempo de previsión aumenta. Este resultado se aprecia con mayor claridad en el caso del *Brier Score* para todos los episodios de precipitación (figura 45). En la figura 43 se puede observar como en ambos casos la persistencia Lagrangiana generalmente subestima el WAR respecto al observado (línea negra continua) especialmente a los 90 minutos de previsión (línea verde claro). Esto indica que la influencia del WAR en términos de habilidad, en los casos de previsión determinista, afecta cuando las diferencias entre las previsiones y las observaciones adquieren una cierta dimensión. En los primeros pasos de tiempo la ambas líneas son prácticamente idénticas.

La evaluación de la configuración PL AR(5) tiene su interés ya que permite comprobar el impacto que tiene en la calidad de las previsiones incluir el IMF-WAR probabilístico calculado con el modelo AR(5) en la persistencia Lagrangiana. Tanto en términos de *Brier Score* como de CSRR esta configuración se sitúa entre las técnicas puramente deterministas como la PL y la PL OBS y las técnicas probabilísticas como SBMcast v2, en todas sus configuraciones, y la técnica LL. Es interesante observar el efecto distinto que tiene imponer el IMF y WAR previsto con el modelo AR(5) en la persistencia Lagrangiana y en SBMcast v2. El hecho de imponer a la persistencia Lagrangiana un cierto crecimiento y decrecimiento de las intensidades de lluvia conlleva a mejorar considerablemente la habilidad de las previsiones con respecto a las técnicas deterministas, siendo incluso más importante que imponer el IMF-WAR observado. Esto se puede explicar a través de la *pdf* prevista en cada punto del dominio ya que ésta se suaviza con respecto a la previsión determinista provocando que los *scores* probabilísticos mejoren.

Las diferencias que existen, en términos de habilidad, entre las previsiones obtenidas con PL y SBMcast v2 PL proporciona información sobre la importancia relativa que tiene utilizar un modelo temporal para prever las intensidades de la precipitación (mediante un modelo AR(2)) o mantener las intensidades constantes a lo largo del tiempo de previsión. Tal y como se puede

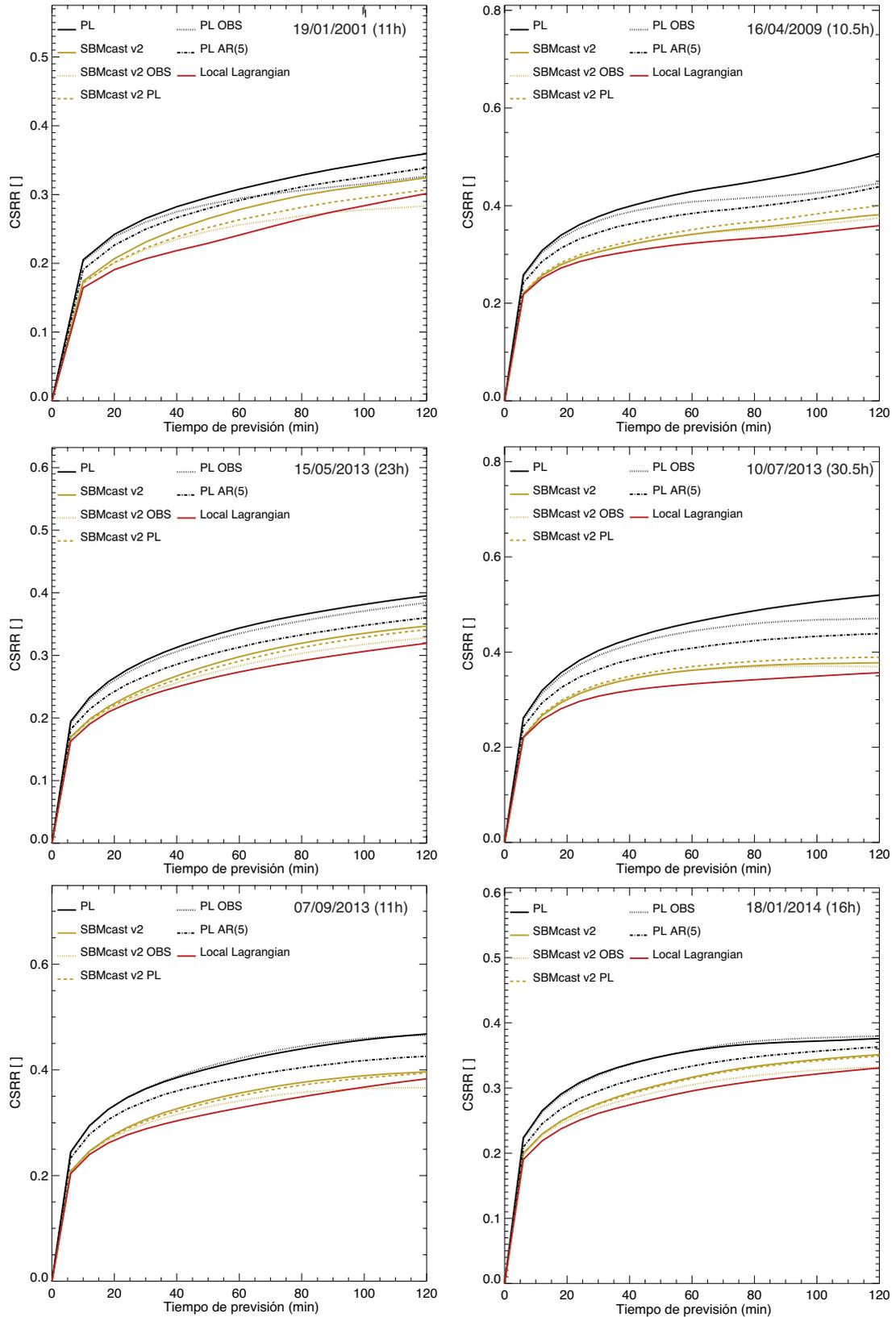


Figura 44: CSRR obtenido para las distintas configuraciones de SBMcast v2 (líneas amarillas) y de la persistencia Lagrangiana (líneas negras) así como para las dos técnicas de referencias utilizadas, el Local Lagrangian (LL) y la persistencia Lagrangiana (PL), durante las dos 2 horas de previsión. En la esquina superior derecha se sitúa la fecha correspondiente a cada evento junto con la duración del mismo.

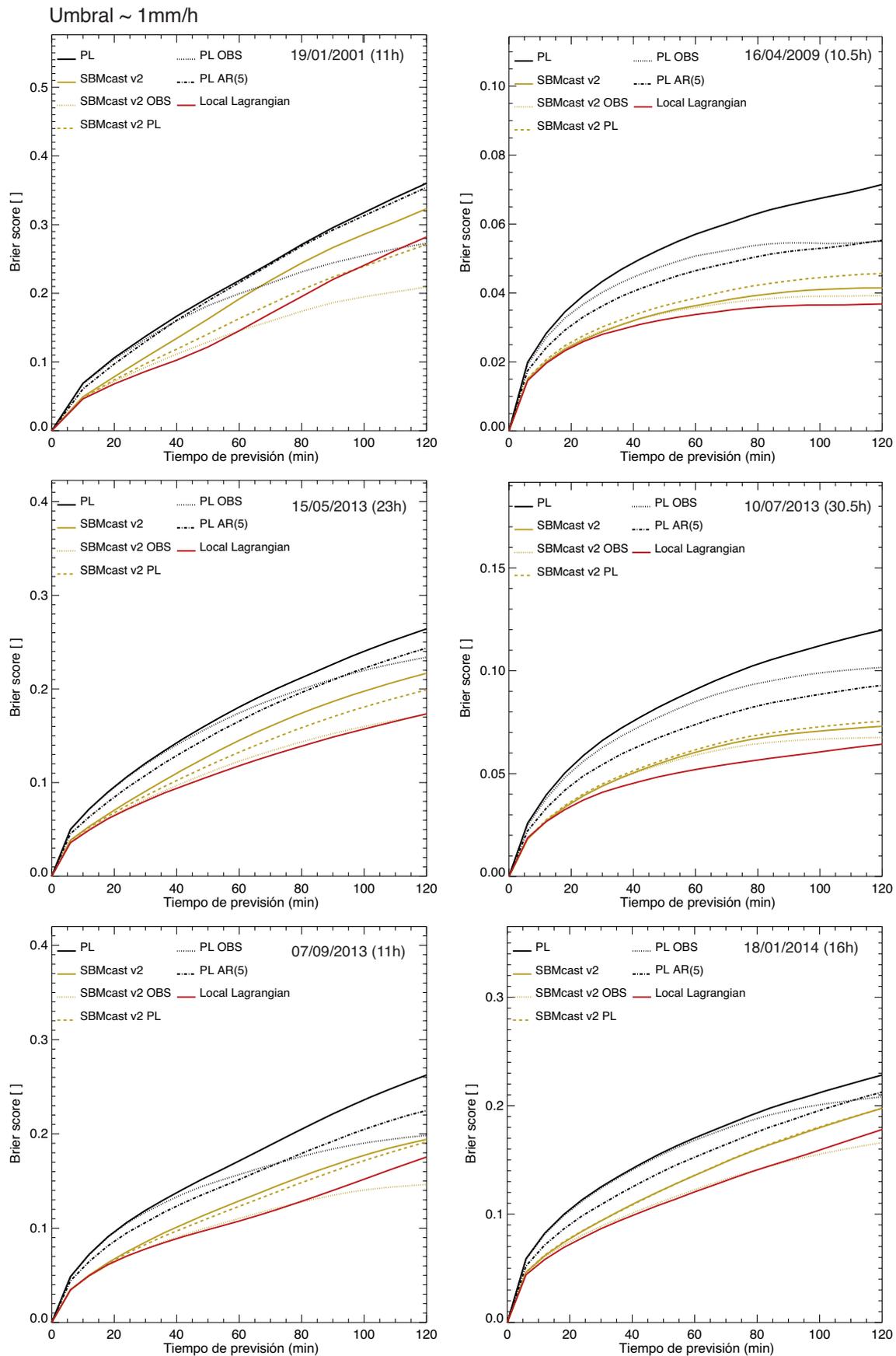


Figura 45: Idéntico a la figura 44 pero para el Brier Score y para un umbral de precipitación de 1 mm/h.

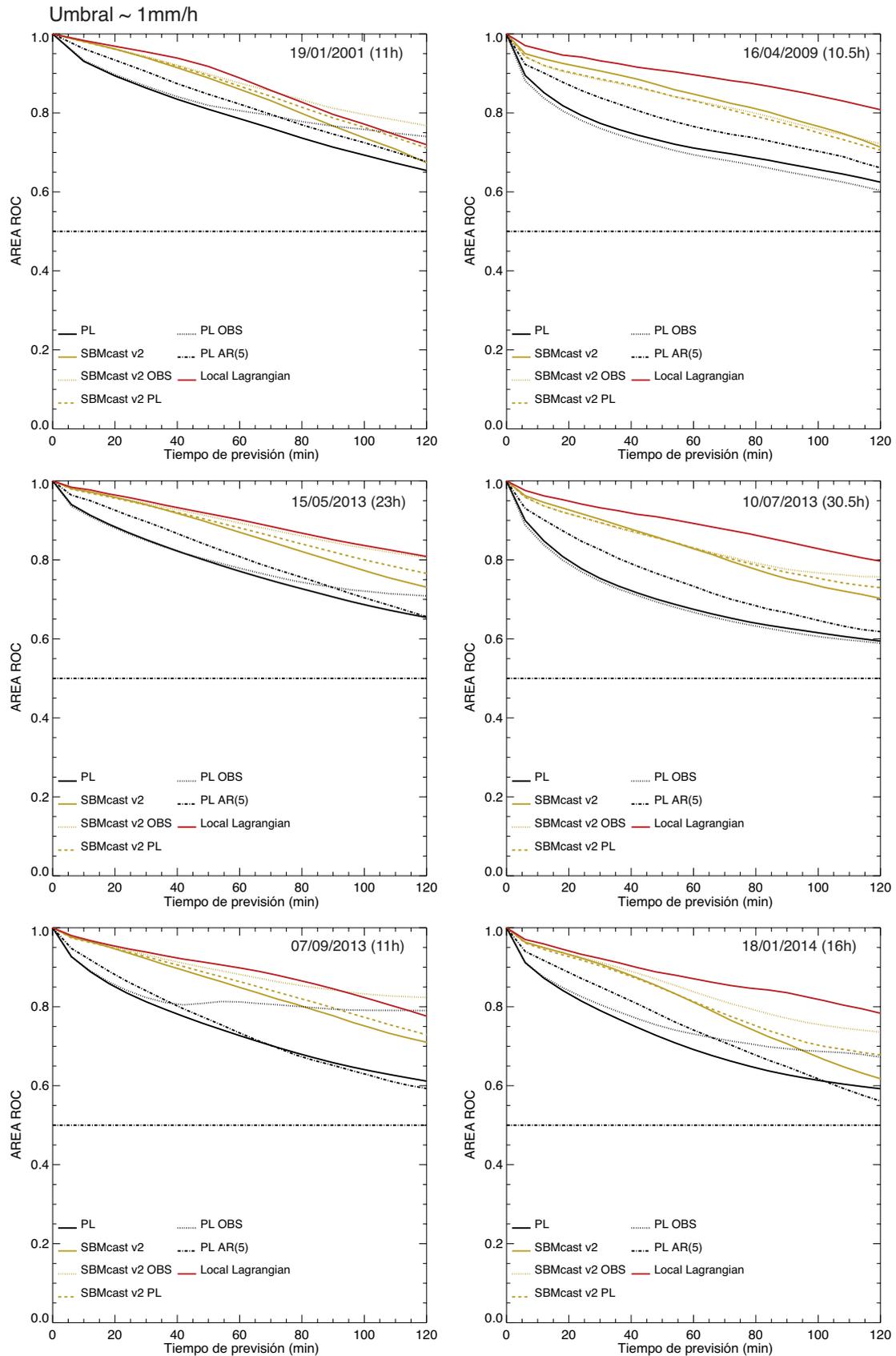


Figura 46: Idéntico a la figura 44 pero para el Área ROC y para un umbral de precipitación de 1 mm/h. La línea horizontal corresponde al valor donde las previsiones no tienen capacidad de localización.

observar en las figuras 44 y 45 dicha importancia varía en función del tipo de episodio que se esté analizando, siendo mayor para casos convectivos que en los estratiformes. Esto es lógico ya que los eventos convectivos evolucionan temporalmente con mayor rapidez (la correlación temporal decae muy rápidamente) que en los casos estratiformes.

Con los anteriores indicadores estadísticos se pone el foco en la capacidad que tienen las diferentes técnicas de previsión probabilísticas para reproducir la función de probabilidad observada en un punto dado. En la figura 46 se muestra el Área ROC obtenida para el umbral de 1 mm/h a lo largo de dos horas de previsión. Su objetivo es proporcionar indicaciones acerca de la habilidad de las técnicas de previsión en términos de localización.

SBMcast v2 OBS obtiene los valores más altos de Área ROC para las diferentes configuraciones de SBMcast v2 en los casos estratiformes (19 de Julio de 2001 y 15 de Mayo de 2013) y en uno convectivo/estratiforme (7 de Septiembre de 2013), igualando los resultados de la técnica LL. SBMcast v2 PL mejora los resultados respecto a SBMcast v2, sobre todo en los últimos pasos de tiempo de previsión, durante todos los episodios de precipitación con la excepción del caso convectivo del 16 de Abril de 2009. Estos resultados difieren de los calculados con el *Brier Score* y el CSRR donde en los dos casos convectivos (16 de Abril de 2009 y 10 de Julio de 2013) SBMcast v2 obtiene valores más bajos.

Las previsiones de probabilidad de precipitación de la configuración PL AR5 tienen mayor capacidad de localización que el resto de configuraciones deterministas en los casos convectivos mientras que en los casos estratiformes o convectivos/estratiformes esta capacidad se reduce únicamente durante los primeros pasos de tiempo de previsión. En este caso, parece que el hecho de imponer un conjunto de previsiones de WAR que modifica la cobertura del campo de precipitación, provoca un aumento de las falsas alarmas que no se compensa con un aumento de la probabilidad de detección para umbrales de probabilidad bajos. Esto se observa en el Área ROC ya que es más sensible a las falsas alarmas que el *Brier Score*. La configuración determinista PL OBS mejora la habilidad de previsión respecto a la PL en todos los episodios de precipitación menos en los convectivos, donde obtiene resultados muy parecidos. Este tipo de episodios que evolucionan temporalmente más rápido que los episodios estratiformes, el impacto de imponer la cobertura observada resulta irrelevante para aumentar la capacidad de localización de la técnica de previsión.

En esta sección se ha demostrado como el hecho de mejorar las previsiones de las variables globales del campo de precipitación, IMF y WAR, conlleva a mejorar la habilidad de las previsiones del campo de precipitación final independientemente de la técnica de previsión utilizada, la persistencia Lagrangiana o SBMcast v2. Hasta ahora se ha utilizado únicamente la información de las observaciones pasadas del IMF y WAR para obtener las previsiones. En la siguiente sección se propone una metodología para mejorar las previsiones de ambas variables globales utilizando información adicional proporcionada por las previsiones de precipitación del modelo NWP.

4.5. Previsión de IMF y WAR utilizando información adicional proporcionada por el modelo NWP

A lo largo de estos años, distintos autores como Golding (1998), Mueller et al. (2003), Kilambi y Zawadzki (2005), Bowler et al. (2006), Kober et al. (2012) o Yu et al. (2015) han planteado la utilidad de combinar las previsiones de los campos de precipitación proporcionadas por los modelos NWP con las obtenidas por la persistencia Lagrangiana. El objetivo es tratar de obtener la mejor previsión posible ya que la habilidad de ambos tipos de previsiones varían en función del tiempo (ver la figura 2). En esta sección se utiliza una técnica que permite incorporar información adicional proporcionada por las variables globales de IMF y WAR calculadas a partir de las previsiones del campo de precipitación de modelo NWP, a las previsiones calculadas a partir de los campos de precipitación observados pasados. La idea es que la técnica permita discernir cuando esta información extra ayuda a mejorar las previsiones de estas dos variables en tiempo real. Para combinar ambas fuentes de datos y generar un conjunto de previsiones posibles de IMF y WAR se utiliza el algoritmo *Ensemble Kalman Filter* (EnKF) propuesto por Evensen (1994).

4.5.1. Metodología

El filtro de Kalman (Kalman 1960; Kalman y Bucy 1961) es un algoritmo recursivo que proporciona una previsión de una variable de estado de un sistema dinámico en un instante de tiempo t , $x(t)$. Originalmente fue diseñado para monitorizar procesos en tiempo real en los que son cruciales calcular, con la mayor precisión posible, el estado del sistema futuro en presencia de observaciones poco precisas (ruidosas). Dispone de dos partes bien diferenciadas:

- La primera parte corresponde a la de “previsión”, donde el estado actual se proyecta hacia delante en el tiempo obteniendo una primera previsión del estado futuro junto a su matriz de covarianza del error.
- La segunda parte corresponde al “análisis” donde se corrige la previsión anterior mediante un factor corrector que tiene en cuenta el error de $x(t)$ y de la nueva observación $y(t)$, estableciendo la mejor combinación posible entre ambas. Con ello se consigue minimizar el error medio cuadrático entre la estimación después de la combinación $x_a(t)$ y el valor real.

En este caso, a parte de realizar la mejor estimación posible del estado $x(t)$, se busca caracterizar la incertidumbre asociada a dicha previsión mediante la obtención de un conjunto de valores posibles del estado $x(t)$ dentro de los cuales se sitúe la realidad observada. Para ello se utiliza el *Ensemble Kalman Filter* como alternativa para la estimación de estados futuros gobernados por sistemas dinámicos no lineales tradicionalmente obtenidos por el *Extended Kalman Filter*. En este caso, el sistema dinámico no-lineal para la previsión probabilística de las variables IMF y WAR se representa como:

$$x_i(t + n + 1) = Fx(t + n) + w(t + n + 1) \quad (4.2)$$

y las medidas,

$$y_i(t + n + 1) = y(t + n + 1) + v(t + n + 1) \quad (4.3)$$

donde F es modelo bivariado dinámico que representa la evolución temporal del estado $x(t + n)$ hacia el estado $x(t + n + 1)$. Como se ha mencionado anteriormente, las variables de estado que se desean prever son las variables, IMF y WAR normalizadas representadas con un asterisco (*; ver el apartado 2.4.1), obtenidas a partir del campo de lluvia observado por el radar meteorológico (r),

$$x(t + n) = \begin{bmatrix} IMF_r^*(t + n) \\ WAR_r^*(t + n) \end{bmatrix} \quad (4.4)$$

y las medidas externas se obtiene a partir de los campos de precipitación del modelo NWP (m),

$$y(t + n + 1) = \begin{bmatrix} IMF_m^*(t + n + 1) \\ WAR_m^*(t + n + 1) \end{bmatrix} \quad (4.5)$$

Las variables $w(t + n + 1) \approx N(0, Q)$ y $v(t + n + 1) \approx N(0, R)$ corresponden a las perturbaciones sin correlación temporal con media 0 y covarianzas Q y R respectivamente, que se incluyen en la estimación determinista para describir la incertidumbre del modelo temporal aplicado. Ambas matrices de covarianza del error se calculan a partir del análisis de una muestra de datos pertenecientes a todos los episodios de precipitación ocurridos durante el año 2013 y la primera parte de 2014.

El siguiente paso consiste en obtener la mejor estimación posible de la variable de estado (análisis), $x_{ai}(t + n + 1)$, mediante la combinación de la previsiones realizadas anteriormente, $x_i(t + n + 1)$ y la medida externa, $y_i(t + n + 1)$, que corresponde a la previsión del modelo NWP. Para ello se utiliza la siguiente ecuación

$$x_{ai}(t + n + 1) = x_i(t + n + 1) + K[y_i(t + n + 1) - Hx_i(t + n + 1)] \quad (4.6)$$

donde H representa el modelo que relaciona el estado $x(t + n + 1)$ con la medida externa $y(t + n + 1)$. En este caso al tratarse de variables normalizadas, el modelo de observación corresponde simplemente a la matriz identidad.

La matriz K representa a la ganancia de Kalman obtenida a partir de la ecuación $K = P_f H^T [H P_f H^T + R]^{-1}$, donde P_f representa la matriz de covarianza del error actualizada del modelo de previsión (ecuación 4.2). Este valor proporciona un peso que permite dar una mayor

o menor importancia al factor de corrección (término situado a la derecha de la ecuación 4.6) con el objetivo de obtener el valor óptimo. Por ejemplo, si el valor de la matriz de covarianza del error de la medida externa, R , es mucho mayor que P_f ocurre que $K \rightarrow 0$ obteniendo que $x_{ai}(t+n+1) = x_i(t+n+1)$. Esto significa, que para este paso de tiempo el error de la medida externa es mucho mayor que el error obtenido a partir de la primera previsión con el modelo dinámico. Una vez calculado $x_{ai}(t+n+1)$, se repite el proceso iterativamente hasta el número de pasos de tiempo que se desee.

Al igual que en el apartado anterior, en la figura 47 se muestra a modo de ejemplo, los valores previstos de las variables IMF-WAR obtenidas con el EnKF a los 30, 60 y 90 minutos de previsión para los episodios de precipitación del 15 de Mayo de 2013 y 18 de Enero 2014. La línea azul representa los valores obtenidos con el modelo NWP de alta resolución (HIRLAM) durante ambos episodios. Para obtener las previsiones más fiables, se escogen las ejecuciones del modelo NWP temporalmente más cercanas al momento del cálculo de ambas variables, respetando el spin-off de 6 horas.

En la figura 47 se puede observar como las previsiones obtenidas utilizando el algoritmo *Ensemble Kalman Filter* varían en función del tiempo de previsión, proporcionando mayor importancia a las distintas fuentes de información que se incluyen en el algoritmo. De hecho, se puede observar como en ambos episodios de lluvia, las previsiones a los 90 minutos adquieren la tendencia del modelo NWP aunque sin alcanzar los valores máximos (ver por ejemplo el caso del IMF_m).

La calidad de la información adicional proporcionada por el modelo NWP es diferente en los dos eventos de precipitación (ver la figura 47). Mientras que en el episodio del 18 de Enero de 2014, la tendencia de la evolución temporal del episodio de precipitación observado coincide con el previsto por el modelo NWP, durante el caso del 15 de Mayo de 2013 no sucede de este modo. Esto influye en la calidad de las previsiones y en la dispersión de los miembros del EnKF, tal y como se muestra en los resultados obtenidos en la última parte del episodio del 15 de Mayo de 2013.

Comparando las previsiones obtenidas con el EnKF con las del modelo AR(5) (ver figura 43), se puede observar a simple vista como la dispersión de los miembros previstos en ambos episodios, es menor que la obtenida con el modelo AR(5) sobre todo en las previsiones a 60 y 90 minutos. En los dos casos, el intervalo de confianza estimado cubre el IMF-WAR observado en la mayoría del episodio. Sin embargo, existen instantes de tiempo en los que tanto el modelo AR(5) como el EnKF no logran capturar las observaciones. Por ejemplo, en las transiciones bruscas de crecimiento o decrecimiento de ambas variables que habitualmente se producen en sistemas de precipitación convectivas, el modelo AR(5) no logra reproducirlas correctamente. Esto se puede observar tanto en la última parte del episodio del 15 de Mayo de 2013 debido a un fuerte decrecimiento de la precipitación como en la primera parte del 18 de Enero de 2014 donde se produce el efecto contrario. En cambio, el algoritmo EnKF al incorporar información externa proporcionada por el modelo NWP permite prever estas transiciones siempre y cuando el modelo NWP también lo haga (ver la primera parte del episodio del 18 de Enero de 2014). Si por el contrario las previsiones del modelo NWP son

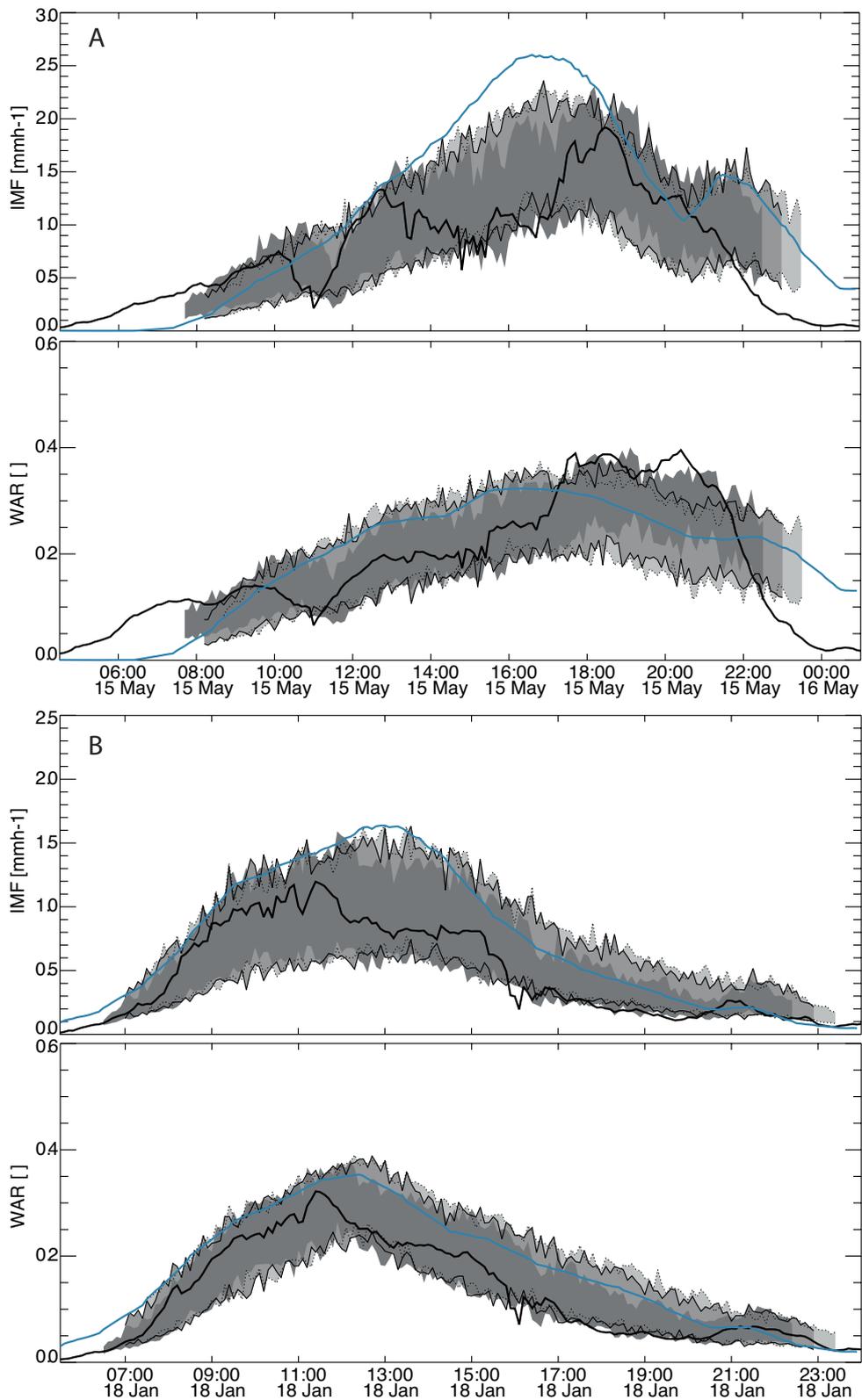


Figura 47: Evolución temporal de las variables IMF y WAR a lo largo de los episodios de precipitación del 15 de Mayo de 2013 (A) y del 18 de Enero de 2014 (B). La línea continua de color negro corresponden a las observaciones. Las áreas sombreadas muestran los percentiles del 10-90% de los valores previstos por el modelo EnKF para las previsiones a 30, 60 y 90 minutos (desde el gris oscuro hasta el gris más suave respectivamente) y la línea azul pertenece a los valores obtenidos por el modelo NWP.

erróneas, puede suceder que incorpore información que empeore las previsiones; esto se debe a que se utiliza una matriz de covarianza del error para el modelo NWP que no se actualiza, por lo que no tiene en cuenta en el error actual de la previsiones de precipitación del modelo NWP.

4.6. Evaluación de las previsiones en episodios de precipitación

La nueva metodología propuesta para la previsión de las variables globales IMF-WAR utilizando información externa (SBMcast v2 EnKF), se ha evaluado mediante los mismos scores estadísticos utilizados durante la tesis. En esta sección únicamente se evalúan 4 episodios de precipitación pertenecientes a 2013 (tres de ellos) y uno a la primera parte de 2014, de los que uno es convectivo, otro estratiforme y dos convectivos/edstratiformes. La elección de estos episodios únicamente se debe a la disponibilidad de los datos del modelo NWP. En la evaluación también se tienen en cuenta el resto de configuraciones previamente analizadas como SBMcast v2, SBMcast v2 OBS y SBMcast v2 PL conjuntamente con las dos técnicas de referencia. En este apartado se pone el foco en la habilidad de las nuevas previsiones de lluvia calculadas a partir de la nueva metodología, por lo que no se realiza de nuevo una descripción de los resultados obtenidos con las configuraciones y técnicas analizadas anteriormente. No obstante, sí resulta interesante mostrar dichos resultados para poder compararlos y entender su comportamiento en cada episodio de precipitación.

En la figura 48 se representa la evaluación de las previsiones en términos de CSRR. Los resultados muestran como la habilidad de las diferentes configuraciones de SBMcast v2, en que realiza la previsión de las variables IMF-WAR, para reproducir la *pdf* a lo largo del tiempo de previsión influye relativamente poco durante los primeros pasos de tiempo. En la mitad de los episodios evaluados, uno convectivo (8 de Junio de 2013) y otro estratiforme/conectivo (18 de Enero de 2014) el hecho de utilizar la nueva metodología incluyendo la información del modelo NWP mejora los resultados con respecto a las configuraciones SBMcast v2 y SBMcast v2 PL. En estos episodios la configuración SBMcast v2 EnKF logra obtener resultados similares a SBMcast v2 OBS lo que indica que las previsiones de IMF-WAR son parecidas a las observadas. Es interesante comprobar como la capacidad de mejora de las previsiones del IMF-WAR es independiente del tipo de episodio de precipitación analizado, sino que depende de la habilidad del modelo NWP en cada episodio.

En la figura 49 y 50 se muestra la evaluación de las previsiones obtenidas en términos de *Brier Score* y Área ROC para un umbral 1 mm/h durante las dos horas de previsión. Como se menciona anteriormente, el hecho de utilizar este umbral mínimo tanto en el caso del *Brier Score* como con el Área ROC, permite evaluar las previsiones de las diferentes configuraciones de SBMcast independientemente de la estimación del IMF, que sí se tiene en cuenta en el CSRR.

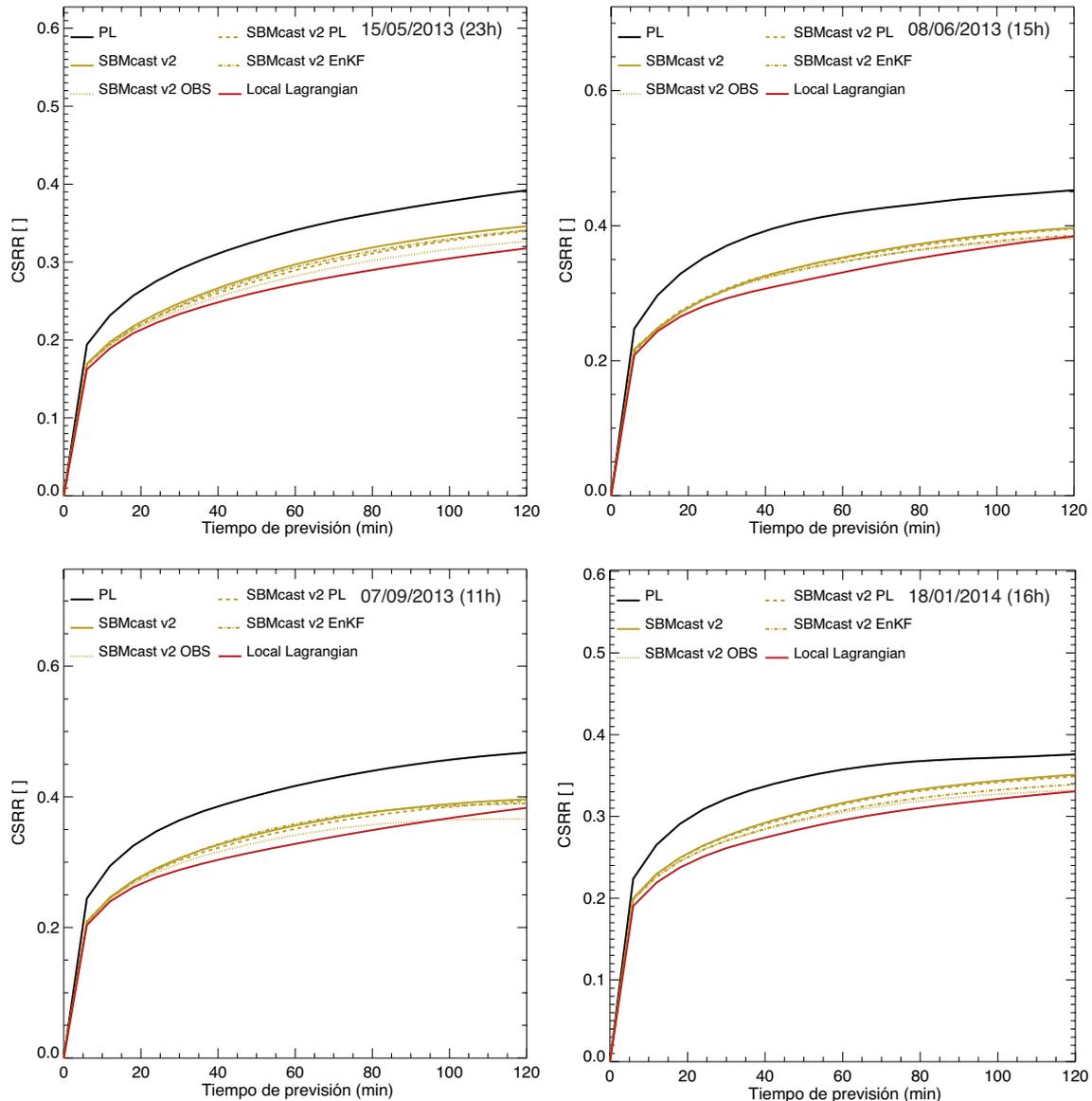


Figura 48: CSRR obtenido para las distintas configuraciones de SBMcast v2 (líneas amarillas) y de la persistencia Lagrangiana (líneas negras) así como para las dos técnicas de referencias utilizadas, el Local Lagrangian (LL) y la persistencia Lagrangiana (PL), durante las dos 2 horas de previsión. En la esquina superior derecha se sitúa la fecha correspondiente a cada evento junto con la duración del mismo.

Durante los cuatro episodios de precipitación evaluados, se observa como la configuración de SBMcast v2 EnKF obtiene mejores resultados que SBMcast v2 en términos de *Brier Score* (figura 49). De hecho, en tres de los cuatro episodios de precipitación la habilidad de las previsiones mejora sensiblemente a partir de los 30 minutos mientras que en el caso del 7 de Septiembre de 2013 no lo hace aproximadamente hasta los 70 minutos.

Si se compara con las configuraciones, SBMcast v2 PL y SBMcast v2 OBS, se observa como en el episodio convectivo SBMcast v2 EnKF obtiene mejores resultados que SBMcast v2 PL, alcanzando incluso la habilidad del SBMcast v2 OBS y de la técnica LL, mientras que en el caso estratiforme sucede lo contrario.

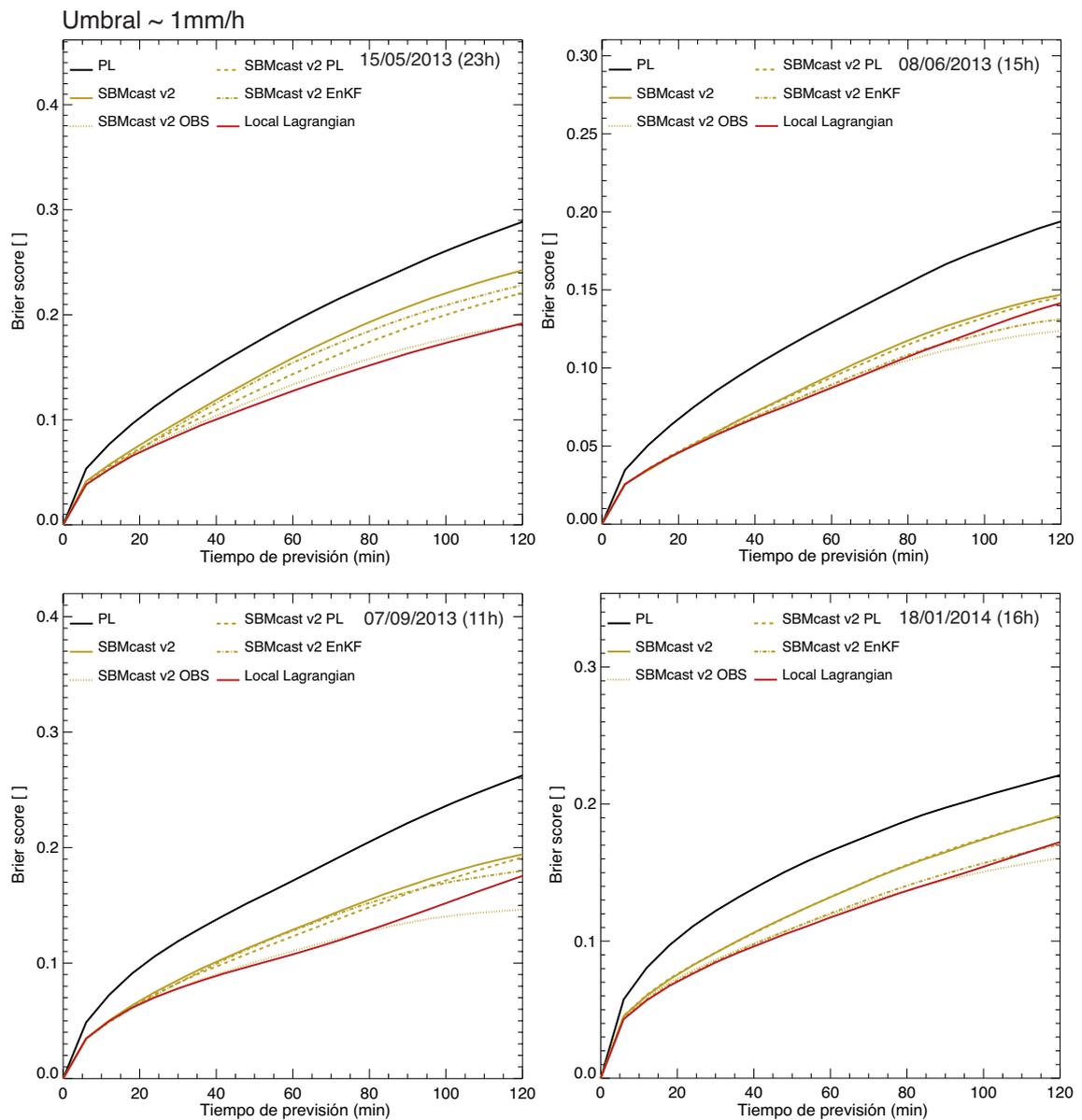


Figura 49: Idéntico a la figura 48 pero para el *Brier Score* y para un umbral de precipitación de 1 mm/h.

En los episodios de precipitación convectivos/estratiformes los resultados varían en función de la importancia relativa de cada una de las partes del evento. Por ejemplo, en el episodio del 7 de Septiembre de 2013 se obtienen resultados similares con las tres configuraciones donde se prevén el IMF-WAR mientras que en el evento del 18 de Enero de 2014 los resultados de SBMcast v2 EnKF mejoran considerablemente respecto a las otras dos, igualando a la técnica LL.

En términos de Área ROC (figura 50) los resultados obtenidos con SBMcast v2 EnKF se comportan de manera similar al *Brier Score*. La nueva metodología obtiene mejores resultados en comparación con el resto de configuraciones de SBMcast v2 (SBMcast v2 y SBMcast v2 PL), en la mayoría de los episodios de precipitación. Sin embargo, en el caso estratiforme (15 de Mayo de 2013) SBMcast v2 PL mejora los resultados con respecto a SBMcast v2 EnKF mientras que SBMcast v2 los iguala. Es interesante comparar los resultados obtenidos con el

Área ROC y el *Brier Score* para este episodio de precipitación ya que parecen contradictorios en el caso de SBMcast v2 y SBMcast v2 EnKF. Mientras que en términos de *Brier Score* SBMcast v2 EnKF posee mayor habilidad en términos de Área ROC ocurre al contrario. Esto se debe a que el *Brier Score* es menos sensible a las falsas alarmas que el Área ROC por lo que pequeñas variaciones en la estimación del WAR en ambas configuraciones afectan más en un caso que en el otro.

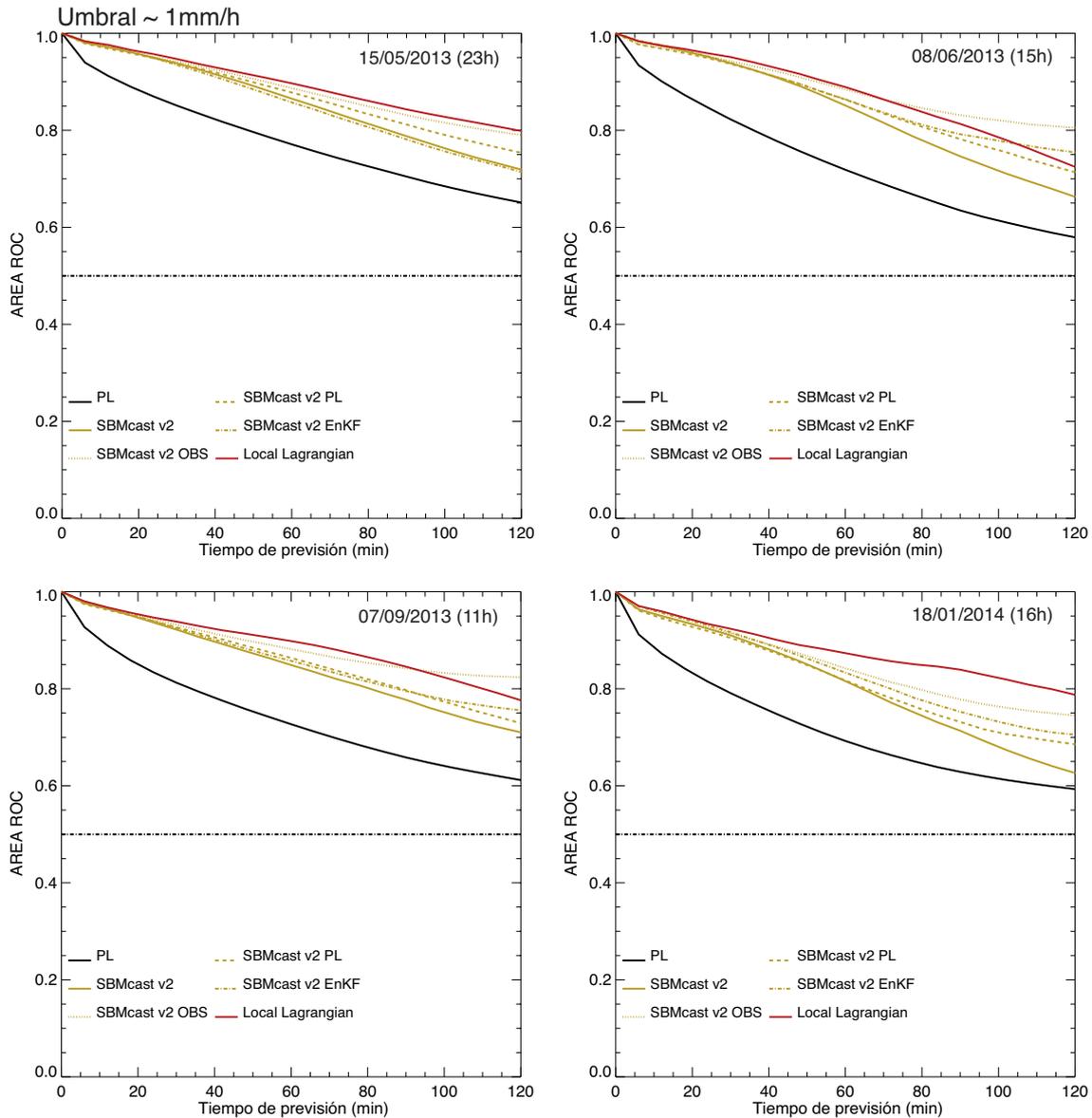


Figura 50: Idéntico a la figura 49 pero para el Área ROC.

4.7. Conclusiones

En este capítulo se realiza la evaluación del impacto de las estimaciones de IMF y WAR en las previsiones de SBMcast v2 y de la persistencia Lagrangiana en términos de habilidad.

Los resultados muestran como el hecho de imponer el IMF-WAR observado garantiza una mejor habilidad en las previsiones de SBMcast v2, independientemente del tipo de episodio de precipitación, y aumentando con el tiempo de previsión. Sin embargo, las diferencias que existen entre las distintas configuraciones de SBMcast v2 varían en función del tipo de episodio de precipitación; cuanto más convectivo es el episodio menos influye este par de variables globales en la habilidad de las previsiones debido a que no se logra capturar correctamente las localizaciones futuras de precipitación. Por el contrario, en los episodios estratiformes, la correcta estimación del IMF-WAR sí tiene una importancia sustancial.

En términos de CSRR ninguna configuración de SBMcast v2 logra igualar los resultados de la técnica LL. Esto se debe a que la técnica LL tiende a suavizar las probabilidades de las intensidades de precipitación más elevadas, minimizando los errores de la *pdf*. Sin embargo, SBMcast v2 intenta reproducir dichos valores extremos, obteniendo probabilidades de ocurrencia más altas y provocando un aumento del CSRR en comparación con la técnica LL (Buil et al. 2014). En términos de *Brier Score* para un umbral de 1 mm/h, SBMcast v2 OBS iguala e incluso mejora los resultados de la técnica LL en episodios de precipitación estratiforme o convectivo/estratiforme durante los últimos pasos de tiempo de previsión.

El hecho de incorporar el IMF-WAR observado o previsto mediante el modelo AR(5) a la persistencia Lagrangiana mejora sensiblemente la habilidad de las previsiones. Cuando se imponen las previsiones de IMF-WAR de manera probabilística, el crecimiento y decrecimiento de las intensidades de precipitación del conjunto de previsiones obtenidas provoca que la *pdf* se suavice, reduciendo su error. De hecho es interesante observar como la habilidad de esta configuración se encuentra aproximadamente en el punto medio entre las distintas configuraciones de SBMcast v2 y las configuraciones deterministas. Por otra parte, el hecho de imponer el IMF-WAR observado a la persistencia Lagrangiana garantiza una mayor habilidad del algoritmo determinista lo que induce a pensar que si se obtuviera una estimación de ambas variables globales lo más cercana a la realidad, se tendría una técnica determinista mejor que la propia persistencia Lagrangiana.

La segunda parte de este capítulo se centra en la mejora de la estimación del IMF-WAR mediante la inclusión de información externa. Para este propósito se utilizan los campos de precipitación generados con el modelo NWP (HIRLAM) en el algoritmo *Ensemble Kalman Filter*. Los resultados muestran como la integración de información adicional para prever este el IMF-WAR mejora la habilidad de las previsiones respecto a las configuraciones SBMcast v2 y SBMcast v2 PL. Sólo en el caso estratiforme, SBMcast v2 PL obtiene mejores resultados que SBMcast v2 EnKF. Durante los primeros pasos de tiempo, las diferencias entre las tres configuraciones posibles son prácticamente inexistentes ya que el modelo NWP no proporciona información significativa con respecto a las previsiones basadas en las últimas observaciones. Únicamente a partir de un cierto tiempo, la información del modelo NWP comienza a contribuir significativamente en la habilidad de las previsiones. La ventaja con respecto al resto de configuraciones es que esta metodología es independiente al tipo de episodios de precipitación, al contrario de lo que ocurre si se utilizan las previsiones de la persistencia Lagrangiana o del modelo AR(5) para calcular el IMF-WAR. No obstante, depende de la habilidad de las previsiones del modelo NWP.

CAPÍTULO 5

Combinación de SBMcast v2 con un modelo NWP

5.1. Introducción

Las previsiones de lluvia con una resolución espacio-temporal alta son una herramienta necesaria para los sistemas de alerta tempranas de inundación. Existen diversos enfoques que permiten combinar las previsiones de precipitación de alta resolución, como por ejemplo las obtenidas por la extrapolación Lagrangiana (proporcionan una información muy útil sobre la evolución de la lluvia en periodos de tiempo muy cortos), con las previsiones de lluvia obtenidas por los modelos numéricos de predicción meteorológica (NWP).

El enfoque más común es la combinación aditiva entre ambos tipos de previsiones. La idea que subyace detrás de este tipo de técnicas es el conocimiento sobre la habilidad de las previsiones de lluvia de ambas fuentes de datos en función del tiempo de previsión, regulando su importancia a través de una función de ponderación. Estas técnicas de *nowcasting* utilizan un peso relativo en cada paso de tiempo de previsión provocando que la importancia relativa en la previsión final de la extrapolación Lagrangiana disminuya mientras que se incrementa la del modelo NWP (ver Golding 1998; Kilambi y Zawadzki 2005; Bowler et al. 2006; Kober et al. 2012; Yu et al. 2015).

En este sentido, Golding (1998) desarrolló uno de los primeros sistemas de previsión combinada entre la extrapolación Lagrangiana y un modelo NWP denominado NIMROD. Utilizó los errores RMS, RMSF, FAR, POD y CSI para evaluar la habilidad de ambas fuentes de previsiones para campos de precipitación acumulados de una hora. La combinación se realizó calculando dinámicamente unos pesos a partir de los errores de la última observación. Posteriormente, Bowler et al. (2006) desarrollaron un sistema de *nowcasting* probabilístico más complejo basado en *ensembles*, denominado STEPS; a lo largo de esta tesis se explica esta técnica con detalle.

Otro sistema de combinación interesante es RAPIDS (*Rainstorm Analysis and Prediction Integrated Data-processing System*) desarrollado por Wong et al. (2009). En este caso, se combinan las previsiones de SWIRLS (Li y Lai 2004), basadas en la extrapolación Lagrangiana, con las del modelo NWP, WRF (*Weather Research and Forecasting*). RAPIDS puede producir previsiones probabilísticas siempre y cuando las previsiones del modelo NWP utilizado no sean deterministas. Con el fin de mejorar las previsiones de la combinación, RAPIDS realiza una serie de correcciones a los campos de lluvia obtenidos por el modelo NWP. En primer lugar se corrigen los posibles errores en la localización de la precipitación. En segundo lugar se corrigen las discrepancias en términos de intensidad entre las observaciones radar y las previsiones del modelo NWP, reajustando la función de su distribución con un algoritmo de *probability matching* (Calheiros y Zawadzki 1987). Para completar el proceso, se utiliza una función que relaciona el tiempo de previsión con el peso relativo que se le aplica a cada una de las partes. Con el objetivo de reducir el tiempo de cálculo, los pesos asignados se mantienen constantes en el tiempo.

Más recientemente, Kober et al. (2012) desarrollaron un sistema de combinación en el que se combinan las previsiones de probabilidad de la técnica *Local Lagrangian* (Germann y Zawadzki 2004) con el campo de probabilidad obtenido por el modelo NWP denominado COSMO-DE-EPS, calculado a partir de un conjunto de 20 campos de precipitación obtenidos con el modelo NWP COSMO. En esta técnica de combinación emplearon una metodología similar a la propuesta por Kilambi y Zawadzki (2005), utilizando un peso que depende del *score* CSRR obtenido en función del tiempo de previsión.

Las técnicas actuales de *nowcasting* que combinan los datos de precipitación radar y las previsiones de un modelo NWP utilizan un único peso relativo promedio que se aplica a todos los puntos del dominio, obteniendo una combinación de ambas fuentes de información. En este capítulo se propone una nueva técnica de *nowcasting* probabilístico que permite combinar los campos de precipitación obtenidos por un modelo NWP, con las previsiones probabilísticas obtenidas con SBMcast v2. La principal diferencia respecto a las técnicas actuales de combinación es que en este caso la combinación de ambas fuentes de información se realiza punto por punto obteniendo la mejor estimación posible en cada localización del dominio y preservando la estructura espacio-temporal de la precipitación observada. Las previsiones de precipitación obtenidas se evalúan en varios episodios de precipitación y se comparan con algunas de las técnicas de previsión presentadas a lo largo de esta tesis, con el fin de conocer la habilidad relativa respecto a las demás técnicas de *nowcasting* : la persistencia Lagrangiana (ver sección 2.2.1), *Local Lagrangian* (2.2.2.3), SMBcast v2 (2.2.3.1) y el modelo NWP.

5.2. Descripción de la técnica de *nowcasting* propuesta

En esta sección se realiza una descripción de las diferentes componentes de la nueva técnica de *nowcasting* que combina las previsiones de precipitación del modelo NWP de alta resolución HIRLAM con las obtenidas con SBMcast v2 (capítulo 2). En la figura 51 se muestra

un diagrama con el proceso que se realiza para obtener un conjunto de previsiones de precipitación compatibles con las observaciones radar.

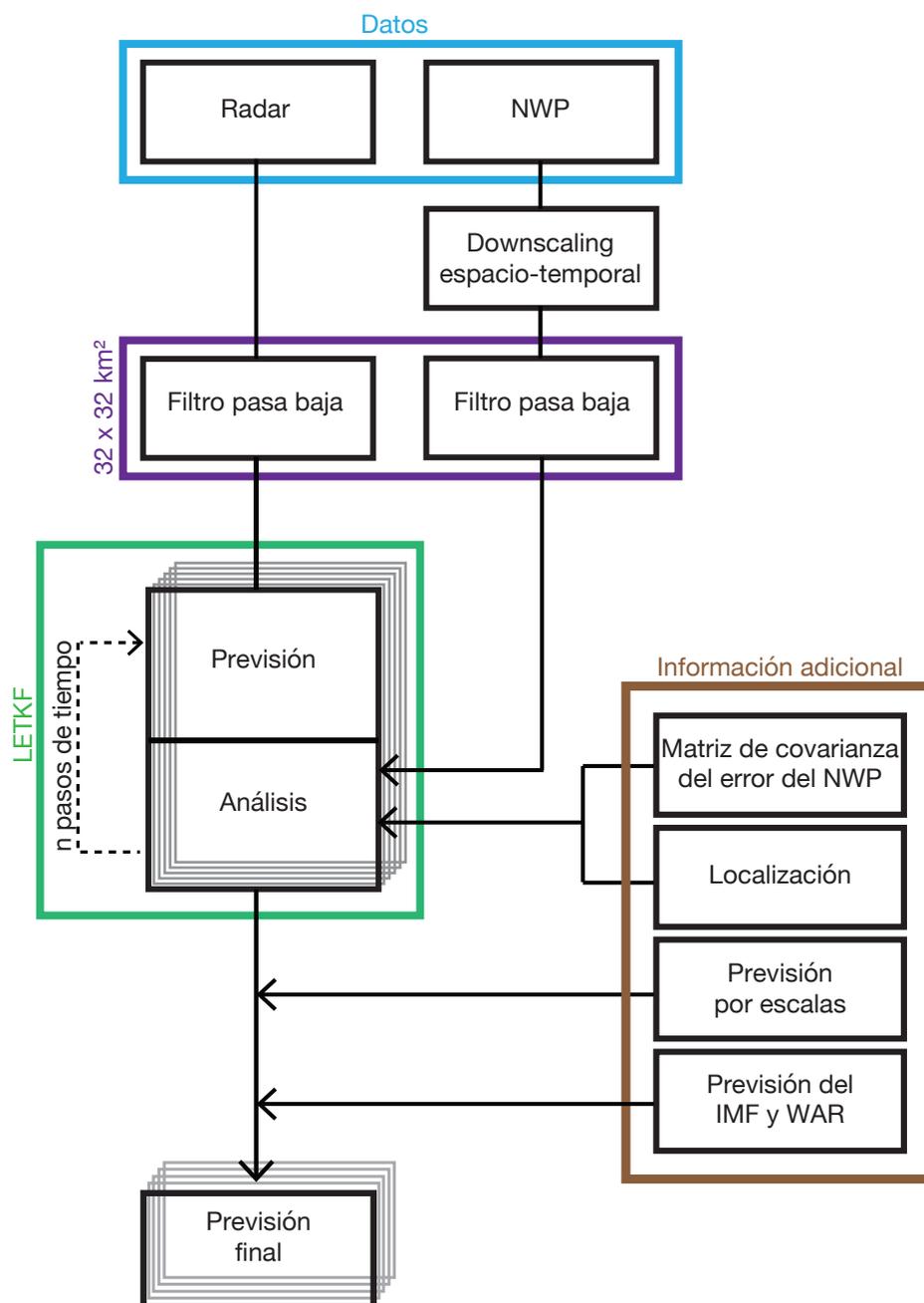


Figura 51: Diagrama de la metodología utilizada en la técnica de combinación entre SBMcast v2 y un modelo NWP.

Los datos que se combinan tienen diferentes resoluciones espaciales y temporales. Por un lado se dispone de los campos de precipitación de radar con una resolución espacial de $1 \times 1 \text{ km}^2$ y una temporal de 6 minutos mientras que las previsiones de precipitación obtenidas con el modelo NWP tienen una resolución espacial de $8 \times 8 \text{ km}^2$ y una temporal de 60 minutos. Para poder realizar la combinación es necesario que ambos tipos de datos tengan la misma resolución espacio-temporal, por lo que se utiliza un algoritmo de *dowscaling* para aumentar la resolución de los datos del modelo NWP (sección 5.2.1). En este caso sólo nos interesa aumentar las

resolución temporal de los datos del modelo NWP ya que únicamente se combinan las escalas espaciales superiores o iguales a $32 \times 32 \text{ km}^2$. El tamaño de las escalas escogido se debe a que la información relevante sobre la evolución temporal de la precipitación de los modelos NWP se sitúa entre 4 y 8 veces su resolución nominal (Patterson y Orszag 1971; Harris et al. 2001).

El algoritmo utilizado para realizar la combinación de ambas fuentes de previsión se basa en el *Local Ensemble Transform Kalman Filter* (LETKF; Hunt et al. 2007), diseñado para el proceso de asimilación de datos en modelos NWP. Esta técnica se basa en dos anteriores: la técnica *Ensemble Transform Kalman Filter* (EnTKF; Bishop et al. 2001) y *Local Ensemble Kalman Filter* (Ott et al. 2002 y 2004). La diferencia fundamental entre este algoritmo y el original, *Ensemble Kalman Filter* (Evensen 1994), es la capacidad que tiene de realizar la combinación localmente a la vez que transforma los datos del espacio original a un espacio donde el número de variables es menor con el objetivo de reducir el coste computacional.

De manera cualitativa, los pasos que realiza el algoritmo LETKF para obtener una previsión combinada de precipitación entre ambas fuentes de datos son dos:

- en primer lugar realiza una previsión utilizando un modelo temporal que depende únicamente de la última observación radar (sección 5.2.2).
- en segundo lugar combina la previsión realizada previamente con la proporcionada por el modelo NWP, utilizando un peso que depende del error de ambas previsiones para “ponderar” la importancia que se le otorga a cada una de las fuentes de datos (sección 5.2.3).

Una vez se finalizado el segundo paso, se vuelve al primero utilizando la previsión combinada como parámetro de entrada en el modelo temporal. Este proceso se realiza de manera iterativa hasta el tiempo de previsión deseado.

Hasta ahora sólo se han realizado las previsiones de las escalas superiores a $32 \times 32 \text{ km}^2$. Es por tanto necesario introducir las escalas espaciales inferiores a $32 \times 32 \text{ km}^2$ para completar el campo de precipitación con la resolución espacial observada. Para ello se utilizan las previsiones de las escalas inferiores obtenidas con SBMcast v2 (sección 2.4.2). Por último, se imponen las previsiones de las variables globales de IMF-WAR a los campos de precipitación previstos, utilizando la metodología aplicada en capítulo anterior (sección 4.3).

5.2.1. Downscaling del modelo NWP

Como se ha presentado en el capítulo 1, los modelos NWP se concibieron con la idea de simular complejos procesos físicos que se producen en la atmósfera. Obtener una previsión lluvia fiable depende de varios procesos físicos cruciales que ocurren en la atmósfera como por ejemplo, la turbulencia, la microfísica de las nubes, la transferencia radiativa, etc por lo que tienen que ser adecuadamente formulados e implementados dentro del modelo NWP. Además, la adecuada elección de las condiciones iniciales y de contorno representan un factor importante debido a la inestabilidad de las ecuaciones diferenciales que rigen los procesos atmosféricos.

Habitualmente la resolución espacio-temporal de los campos de lluvia previstos por los modelos NWP son de varios kilómetros y de al menos una hora ya que las previsiones de lluvia de la pequeña escala espacio-temporal no está bien reproducida. Esto se debe a la incompleta representación numérica de los procesos físicos que se producen en la atmósfera asociados a dicha escala, junto con una limitada red de observaciones de las diferentes variables meteorológicas utilizadas en la inicialización de la asimilación de datos (Adlerman y Droegemeier 2002).

Una manera de abordar este problema es mediante técnicas de *downscaling* estocásticas que permitan simular las escalas pequeñas no resueltas, a la vez que se respeta la gran escala de las previsiones de precipitación del modelo NWP. En este caso se ha escogido una técnica estocástica para realizar el *dowscaling* espacio-temporal denominada *RainFARM* (Rebora et al. 2006a; Rebora et al. 2006b) que comparado con otros algoritmos de *dowscaling* tiene la capacidad de conservar la información proporcionada por el modelo NWP, lo que permite mantener la localización espacial y temporal de los patrones de lluvia a escalas mayores (Rebora et al. 2006a).

RainFARM utiliza la información espectral de la gran escala de los campos de lluvia del modelo NWP para aumentar la resolución espacio-temporal, propagando esta información hacia las escalas más pequeñas (ver figura 52). El objetivo es reconstruir las escalas más pequeñas ya que los datos más fiables corresponden a las escalas grandes del modelo NWP. La idea que subyace detrás de esta técnica es que los campos de precipitación se pueden representar como una señal formada por un conjunto finito de armónicos (ondas), cuyas amplitudes decrecen a medida que las escalas espacio-temporales también lo hacen. Los armónicos que pertenecen a la gran escala se consideran que están bien reproducidos por el modelo NWP y por lo tanto deben ser preservados. Por ejemplo, en este caso la resolución espacial de la previsión del modelo NWP es de $8 \times 8 \text{ km}^2$ por lo que se mantienen las escalas superiores o iguales a $32 \times 32 \text{ km}^2$ de acuerdo a lo mencionado anteriormente.

En la figura 52 se muestra a modo de ejemplo el espectro de Fourier temporal (A) y espacial (B) de los campos de precipitación previstos por el modelo NWP y por las simulaciones de *RainFARM* para un paso de tiempo del episodio del 15 de Mayo de 2013. En ambos casos se observa como la parte del espectro correspondiente a la gran escala que comparten el modelo NWP y las simulaciones de *RainFARM* son muy parecidos entre sí. A partir de la resolución espacio-temporal del modelo NWP (líneas discontinuas negras) la pequeña escala se simula aplicando un filtro tridimensional en el espacio de Fourier, con dos dimensiones espaciales y otra temporal, a un campo no correlacionado en tiempo y en espacio. El objetivo es imponer la correlación espacio-temporal de las escalas más pequeñas del campo de precipitación observado con el radar y mantener las escalas más grandes del modelo NWP. La naturaleza estocástica del *downscaling* sólo se pone de manifiesto en las escalas más pequeñas que se simulan. De esta manera se pueden generar un conjunto de realizaciones que permitan caracterizar la incertidumbre asociada a las escalas menos fiables del modelo NWP (ver Rebora et al. 2006a ; Rebora et al. 2006b)

RainFARM, comparado con otros algoritmos de *downscaling* tiene la ventaja de que a parte de reproducir las principales propiedades espacio-temporales de los campos de precipitación radar descritos en Ferraris et al. (2003a; 2003b), es capaz de respetar la información del modelo NWP manteniendo la localización espacial y temporal de los patrones de lluvia de la gran escala. No obstante, el hecho de asumir isotropía a la hora de simular las escalas más pequeñas del campo de precipitación puede producir errores ya que en ocasiones los campos de precipitación son anisótropos como en el caso de las *squall lines* o líneas de tormentas.

Con el objetivo de corregir las diferencias que existen entre las intensidades de precipitación previstas por el modelo NWP y las observadas por el radar meteorológico se utiliza la técnica denominada *probability matching* propuesta por Calheiros y Zawadzki (1987). Esta técnica ha sido utilizada por diferentes autores para ajustar campos de precipitación radar con pluviómetros (Rosenfeld et al. 1993) o para ajustar datos de precipitación proporcionados por satélites con órbita polar con los obtenidos por satélites geoestacionarios (Anagnostou et al. 1999).

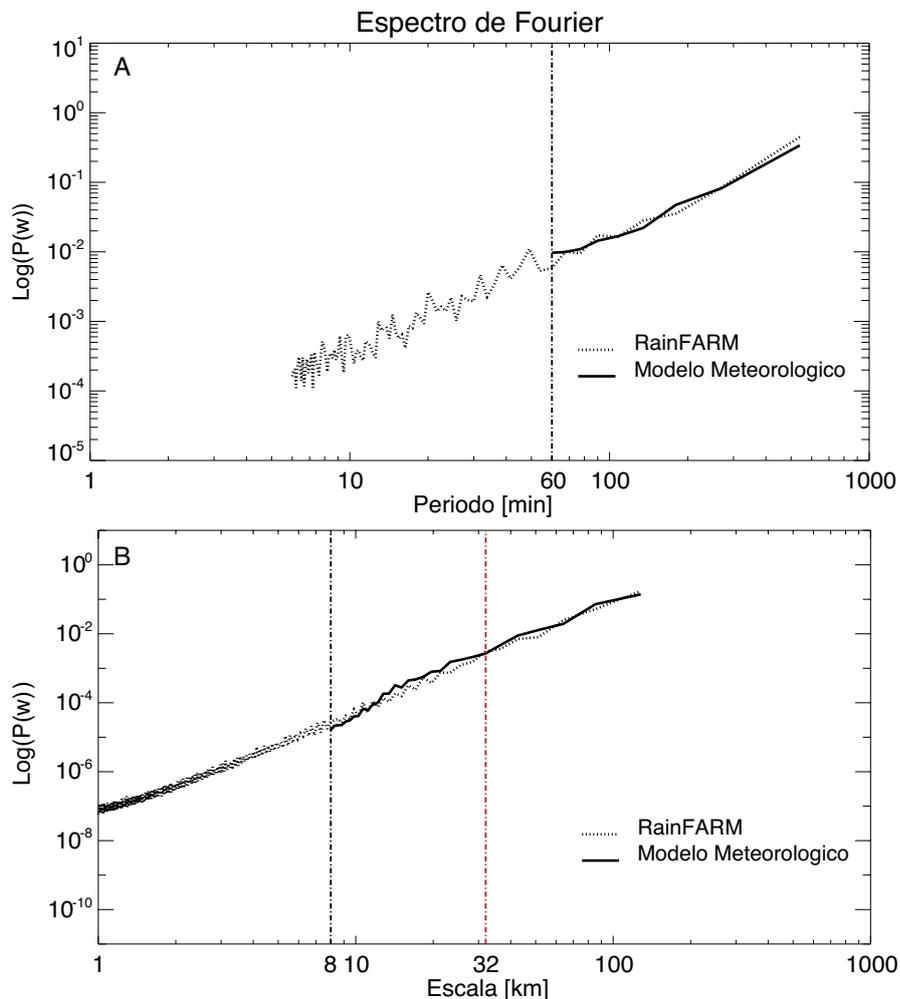


Figura 52: Espectro de Fourier promediado temporalmente (A) y espectro de Fourier espacial promediado radialmente (B) de los campos de precipitación del modelo NWP (línea continua negra) y una simulación de *RainFARM* (línea discontinua negra) durante el episodio de precipitación del 15 de Mayo de 2013. Las líneas verticales discontinuas de color negro indican la resolución espacio-temporal del modelo NWP mientras que la roja indica a partir de que escala la fiabilidad de los datos del modelo NWP se reduce (cuatro veces la resolución espacial).

En este caso se ajusta la función de distribución (CDF) de las intensidades obtenidas con las simulaciones de *RainFARM* a la CDF obtenida a partir del campo de precipitación observado (ver figura 53). Ambas funciones de distribución se obtienen después de analizar un conjunto de episodios de precipitación durante el año 2013 y la primera parte de 2014. Las líneas discontinuas de color negro muestran dos ejemplos de la metodología aplicada para la corrección de las intensidades de lluvia de las simulaciones de *RainFARM*. En el primer caso se muestra como los valores de intensidad de precipitación obtenidos por *RainFARM* de 0.1 mm/h se corrige imponiendo un valor de 1 mm/h mientras que en el segundo caso pasan de 0.65 mm/h a 9 mm/h. El resultado del ajuste se puede observar en la figura 54 donde los valores de intensidad de precipitación simulados con *RainFARM* (columna central) y corregidos (columna derecha) con el *probability matching* son más parecidos a las observaciones del radar (columna izquierda) que los obtenidos por las simulaciones sin corregir.

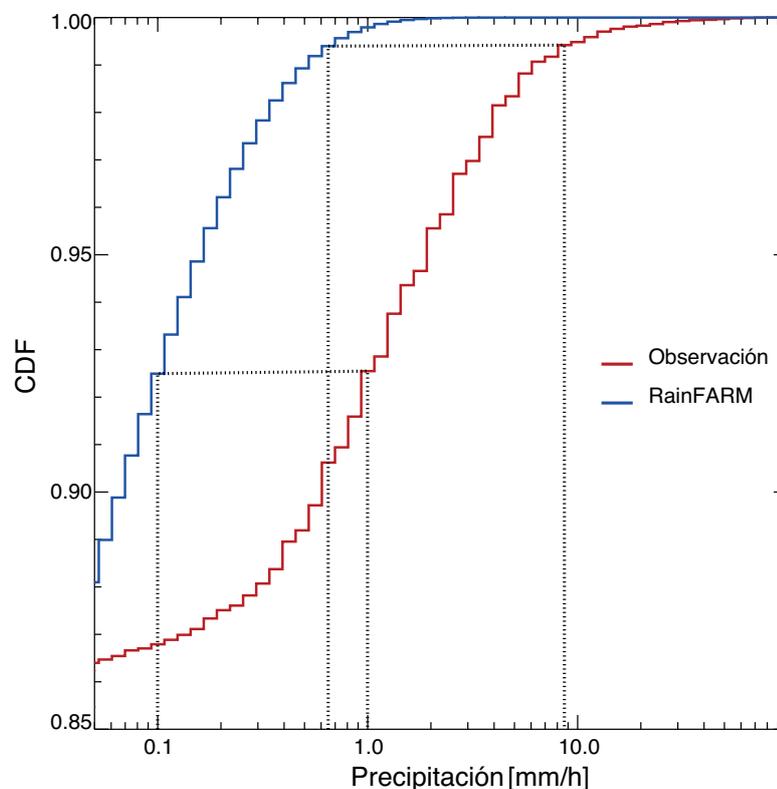


Figura 53: Función de distribución acumulada (CDF) de los campos de precipitación obtenidos con el radar meteorológico (línea roja) y con *RainFARM* (línea azul). Ambas curvas se han obtenido después de analizar un conjunto de episodios de precipitación durante el año 2013 y primera parte de 2014. Las líneas discontinuas de color negro muestran dos ejemplos de la metodología aplicada para la corrección de las intensidades de lluvia del modelo NWP. En el primer caso se muestra como los valores obtenidos por *RainFARM* de 0.1 mm/h se corrigen imponiendo un valor de 1 mm/h mientras que en el segundo caso pasan de intensidades de 0.65 mm/h a 9 mm/h.

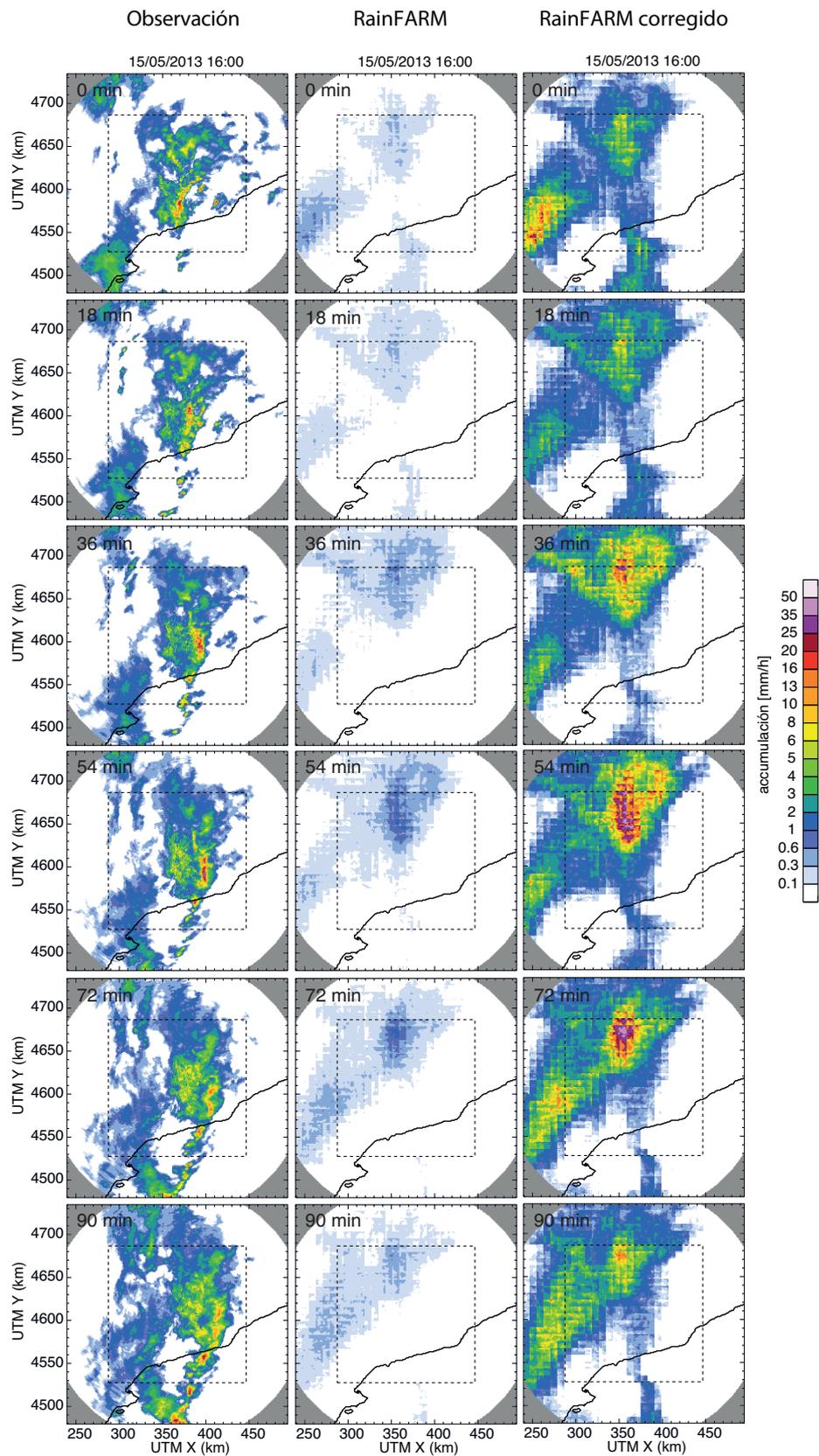


Figura 54: Ejemplo de la corrección de las intensidades de precipitación de los campos de lluvia obtenidos a partir del modelo NWP (*RainFARM* corregido) situado en la columna de la derecha junto con las previsiones sin corregir (columna central) y las observaciones (columna de la izquierda) durante 90 minutos de previsión.

No obstante, existen aspectos que podrían ser mejorados como las discontinuidades espaciales que aparecen en los campos de lluvia simulados por *RainFARM*, producidos al incorporar la gran escala del modelo NWP en simulaciones, y la inclusión del movimiento de la precipitación observada en las simulaciones.

5.2.2. Local Ensemble Transform Kalman Filter

Una vez se dispone de las dos fuentes de datos de precipitación con la misma resolución temporal (6 minutos), el siguiente paso consiste en realizar una previsión que las combine utilizando el algoritmo *Local Ensemble Transform Kalman Filter*. Como se ha mencionado anteriormente, este algoritmo consta de una primera parte donde se realiza la previsión del campo de precipitación (sección 5.2.2.1) y una segunda parte (combinación) donde se incluyen las previsiones del modelo NWP localmente con el objetivo de mejorar la primera previsión (sección 5.2.2.2).

5.2.2.1. Previsión del campo de precipitación

Como se ha mencionado previamente, el primer paso que se realiza en el algoritmo *Local Ensemble Transform Kalman Filter* es la previsión. El modelo temporal utilizado en este algoritmo es un modelo AR(1), a diferencia de la formulación original de SBMcast que utiliza un modelo AR(2). En caso se utiliza como valor inicial del modelo la última observación del campo de precipitación observado, obteniendo un conjunto de previsiones para un paso de tiempo dado, Z_f , antes de incluir información externa proporcionada por el modelo NWP. El modelo temporal se define como

$$Z_f(t + n + 1) = \phi_1 Z_{obs}(t + n) + w(t + n) \quad (5.1)$$

donde $Z_f(t + n + 1)$ es el campo de precipitación previsto, y $w(t + n)$ es el error asociado a las previsiones del modelo autorregresivo, con media 0 y covarianza Q . El parámetro ϕ_1 es el coeficiente de autocorrelación temporal obtenido a partir de las dos últimas observaciones.

Esta técnica de combinación requiere de la cuantificación de la incertidumbre a través de sus matrices de covarianza del error tanto del modelo de previsión como de la información externa proporcionada por las previsiones del modelo NWP. La matriz de covarianza del error Q de la primera previsión se puede calcular explícitamente como

$$Q(t) = \langle Z_f(t + n + 1)Z_f^T(t + n + 1) \rangle - \phi_1^2 \langle Z_{obs}(t + n)Z_{obs}^T(t + n) \rangle \quad (5.2)$$

o de una manera equivalente bajo ciertas hipótesis como

$$Q(t) = IFFT \left(S_f(\omega_x, \omega_y) \right) - \phi_1^2 IFFT \left(S_{obs}(\omega_x, \omega_y) \right) \quad (5.3)$$

donde $\langle \cdot \rangle$ es el valor esperado y $S_f(\omega_x, \omega_y)$ y $S_{obs}(\omega_x, \omega_y)$ son los espectros de Fourier del campo de precipitación previsto y observado respectivamente. Ambos espectros se calculan como

$$S_f(\omega_x, \omega_y) = |FFT[Z_f(x, y)]|^2 ; S_{obs}(\omega_x, \omega_y) = |FFT[Z_{obs}(x, y)]|^2 \quad (5.4)$$

donde FFT (*Fast Fourier Transform*) es la transformada rápida de Fourier y la IFFT su inversa.

Esta equivalencia se debe a que la matriz de covarianza está directamente relacionada con el espectro de potencias del campo mediante la transformada de Fourier según el teorema de Wiener-Khinchin tal y como se demuestra en Vanmarcke (1983). Esto permite obtener de una manera rápida y eficiente la matriz de covarianza del error aunque suponiendo implícitamente una serie de simplificaciones. En particular se suponen que los campos de error son homogéneos es decir, la varianza es constante en todo el dominio y la correlación espacial entre dos puntos sólo depende de la posición relativa entre ellos.

Una vez que se dispone de esta primera previsión se incorpora la información adicional del modelo NWP con la misma resolución espacio-temporal.

5.2.2.2. Combinación local

El ciclo de esta técnica de combinación se completa ajustando localmente la primera previsión calculada en la sección anterior, Z_f , con la información externa proporcionada por el modelo NWP, Z_m , obteniendo un *ensemble* de previsiones ajustadas en un subdominio dado.

Para calcular el valor de precipitación en un punto del dominio, el algoritmo *Ensemble Kalman Filter* utiliza toda la información de los campos de precipitación Z_m y Z_f . La cantidad de datos que se tienen que tratar cuando el dominio es grande resulta computacionalmente muy costoso. Por lo tanto parece razonable cambiar de un enfoque global a uno local utilizando únicamente la información relevante que se encuentre a una determinada distancia. En este caso, la previsión de cada valor de precipitación en cada punto del dominio sólo tiene en cuenta una región de valores alrededor del valor central y por lo tanto la elección del tamaño de éste debería reflejar la distancia para que las relaciones entre valores sean significativas.

El hecho de utilizar un cierto subdominio puede provocar que en las previsiones del campo de precipitación aparezcan ciertas discontinuidades entre los valores de precipitación previstos por subdominios consecutivos. Para evitarlas es importante que la información externa proporcionada por el modelo NWP sean también utilizada para calcular los valores contiguos, asegurando que los valores presenten una cierta continuidad.

A continuación se describe el procedimiento utilizado en la combinación. El algoritmo clásico del filtro de Kalman combina la primera previsión realizada con el modelo temporal AR(1) con la información externa, para obtener la mejor previsión posible junto con la matriz de covarianza del error asociada a esta previsión ajustada. Sin embargo, el LETKF utiliza un enfoque diferente ya que el objetivo es encontrar un conjunto de previsiones locales z_{ai} , donde

$i = 1, 2, \dots, m$ es el número de miembros, que tenga la media \bar{z}_a y la covarianza P_a calculadas previamente. Esto se puede expresar como

$$z_{ai} = \bar{z}_a + Z_a \quad (5.5)$$

donde Z_a es un conjunto de valores con media 0 y covarianza P_a .

Una de las características del algoritmo LETKF es que permite realizar la combinación en un espacio donde se reducen el número de variables. Para ello se utiliza una transformación lineal que relaciona el espacio de los miembros con el espacio de las variables mediante la ecuación

$$Z_a = Z_{lf} W_a \quad (5.6)$$

donde Z_{lf} es el conjunto de previsiones locales obtenidas con la ecuación 5.1, que se utiliza como base para realizar la transformación del espacio de los miembros al espacio de las variables. W_a es el conjunto de valores equivalente a Z_a en el espacio de los miembros, con media 0 y covarianza \tilde{P}_a .

La matriz de covarianza del error en el espacio de los miembros, \tilde{P}_a , se relaciona con la del espacio original de las variables sustituyendo la ecuación 5.6 en la definición de la matriz de covarianza. Desarrollando se obtiene la ecuación

$$P_a = (m - 1)^{-1} Z_a Z_a^T = (m - 1)^{-1} Z_{lf} W_a W_a^T Z_{lf}^T = Z_{lf} \tilde{P}_a Z_{lf}^T \quad (5.7)$$

donde se define \tilde{P}_a como $\tilde{P}_a = (m - 1)^{-1} W_a W_a^T$.

Utilizando la ecuación clásica del filtro de Kalman que proporciona la matriz de covarianza del error de la previsión ajustada, es posible obtener \tilde{P}_a en función de dos variables conocidas, Z_{lf} y la matriz de covarianza del error de las previsiones locales del modelo NWP, R . Es importante mencionar que en este caso el operador lineal H , que representa la relación que existe entre las previsiones locales Z_{lf} y las previsiones del modelo NWP (y) en el mismo subdominio, se asume como la identidad (I) ya que se trata de la misma variable. Así pues, realizando un desarrollo algebraico se obtiene que

$$P_a = (I - K)P_{lf} = (m - 1)(I - K)Z_{lf}Z_{lf}^T = \dots = Z_{lf}[(m - 1)I + Z_{lf}^T R^{-1}Z_{lf}]^{-1}Z_{lf}^T \quad (5.8)$$

donde K es la ganancia de Kalman y P_{lf} es la matriz de covarianza del error de la previsiones Z_{lf} . Para más información sobre el desarrollo algebraico realizado ver Hunt et al. (2007). Relacionando la ecuación 5.7 y la 5.8 se obtiene que $\tilde{P}_a = [(m - 1)I + Z_{lf}^T R^{-1}Z_{lf}]^{-1}$.

Una vez calculada la matriz de covarianza del error de la previsión ajustada en el espacio de los miembros, es posible obtener el conjunto de valores, W_a , que cumplen con dicha matriz de

covarianza del error a partir de la igualdad $W_a W_a^T = (m - 1)\tilde{P}_a$. De este modo W_a , se calcula como $W_a = U\Sigma^{1/2}U^T$ donde las columnas de U son los autovectores de $(m - 1)\tilde{P}_a$ y $\Sigma^{1/2}$ es una matriz cuyas componentes de la diagonal corresponden a la raíz cuadrada de los autovalores de $(m - 1)\tilde{P}_a$.

La utilización de este tipo de factorización para calcular W_a a partir de \tilde{P}_a , en vez de usar otras más comunes como por ejemplo la factorización de Cholesky, es importante por dos motivos. En primer lugar, porque asegura que el promedio del conjunto de perturbaciones locales Z_a sea 0 de tal forma que el valor esperado de las estimaciones z_{ai} sea \bar{z}_a . En segundo lugar, porque asegura que W_a dependa exclusivamente de \tilde{P}_a . Esto es crucial cuando se trabaja localmente ya que puntos vecinos con matrices de covarianza del error ligeramente diferentes pueden generar estimaciones que varíen mucho entre dos puntos consecutivos. Para ver más detalles se puede consultar Wang et al. (2004) y Hunt et al. (2007). Una vez calculado W_a , es trivial obtener Z_a utilizando la ecuación 5.3.

El siguiente paso consiste en calcular el valor esperado del conjunto de estimaciones, \bar{z}_a . Para ello se parte de la ecuación clásica del filtro de Kalman que realiza la previsión ajustada incorporando las simplificaciones mencionadas anteriormente. Desarrollando la ecuación de forma análoga a la ecuación 5.8 se obtiene que

$$\bar{z}_a = \bar{z}_{lf} + K(y - \bar{z}_{lf}) = \bar{z}_{lf} + P_a R^{-1}(y - \bar{z}_{lf}) = \bar{z}_{lf} + Z_{lf} \tilde{P}_a R^{-1}(y - \bar{z}_{lf}) = \bar{z}_{lf} + Z_{lf} \bar{w}_a \quad (5.9)$$

donde $\bar{w}_a = \tilde{P}_a Z_{lf}^T R^{-1}(y - \bar{z}_{lf})$ representa el valor promedio de la última estimación en el espacio de los miembros. Con esta información ya se puede obtener un ensemble de valores de precipitación previstos z^{ai} aplicando la ecuación 5.5 en todos los puntos del dominio.

5.2.2.3. Cálculo del subdominio (Localización)

En este apartado se explica el procedimiento utilizado para calcular el tamaño del subdominio donde se realiza la combinación.

El valor de la precipitación en un punto del dominio en un instante dado está relacionada con la precipitación que existe en su entorno. Conocer la relación espacial que existe entre ellos es importante para seleccionar el tamaño del subdominio que contenga la mayor información posible con menores dimensiones. El correlograma, $C(\Delta x, \Delta y)$, proporciona información sobre la correlación entre dos puntos en función de la distancia y de la dirección (Oeste-Este (Δx) y Norte-Sur (Δy)). Para calcularlo se utiliza la misma metodología que en el sección 5.2.2.1, es decir, a partir del espectro de Fourier de acuerdo con la siguiente ecuación:

$$C(\Delta x, \Delta y) = \frac{1}{Var(Z_{obs}(x, y))} IFFT[S_{obs}(\omega_x, \omega_y)] \quad (5.10)$$

donde $Z_{obs}(x, y)$ es el campo de precipitación observado y $S_{obs}(\omega_x, \omega_y)$ es su espectro de Fourier.

En la figura 55 se muestra el correlograma obtenido para el campo de precipitación del 15 de Mayo de 2013 a las 15:00 UTC. En ella se puede observar como la correlación decrece con la distancia siendo mayor el descenso en la dirección Norteste-Sureste contrariamente a lo que ocurre en la dirección ortogonal a ésta, donde decae más suavemente. En este caso la correlación depende la dirección lo que refleja la anisotropía del campo de precipitación.

Para calcular el subdominio se utiliza la información que proporciona el correlograma aunque no se tiene en cuenta dicha anisotropía ya que se escoge un subdominio cuadrado centrado en el punto donde se realiza la combinación. La cuestión es ¿qué dimensión tendrá dicha región? Para ello se escoge un límite de correlación arbitrariamente por debajo del cual los valores de precipitación que estén a una distancia superior no se tendrán en cuenta en la previsión. En este caso se ha escogido como umbral el valor $1/e$ (ver Germann y Zawadzki 2002).

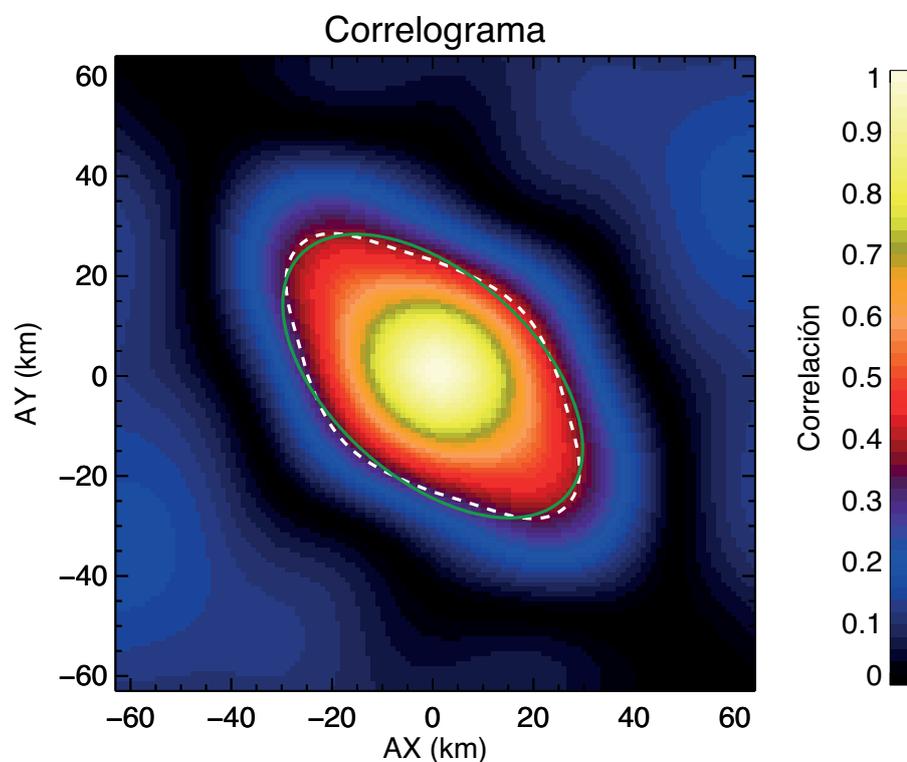


Figura 55: Correlograma del campo de precipitación del 15 de Mayo de 2013 a las 15:00 UTC. La línea discontinua de color blanco marca el límite a partir del cual la correlación decae de $1/e$. La línea verde es la aproximación realizada.

En la figura 55 se representa el umbral escogido mediante la línea discontinua blanca mientras que la línea verde representa la aproximación a una elipse de los valores empíricos de este caso. En este caso se ha decidido que el tamaño del subdominio se obtenga como el valor promedio entre el semieje mayor y el semieje menor de la elipse ajustada. Con el fin de optimizar el proceso de previsión y combinación, se utiliza el mismo subdominio para todos los episodios de precipitación evaluados. El valor del tamaño obtenido para el subdominio es de $31 \times 31 \text{ km}^2$, calculado a partir del análisis de un conjunto de episodios de precipitación. Por motivos meramente computacionales se ha reducido el tamaño del subdominio a $19 \times 19 \text{ km}^2$ para disminuir significativamente el tiempo de cálculo.

5.3. Dos situaciones de precipitación

En este apartado se ilustra con detalle el funcionamiento de la técnica propuesta en dos situaciones de precipitación. Los resultados obtenidos se comparan con SBMcast v2 y el modelo NWP. Del mismo modo, se utilizan dos algoritmos de referencia, el *Local Lagrangian* y la persistencia Lagrangiana. Los casos de precipitación escogidos pertenecen a dos situaciones meteorológicas distintas. Por un lado se escoge un paso de tiempo ocurrido el 13 de Julio de 2013 a la 16:12 UTC donde predominan las células convectivas aisladas y por otro lado un caso donde coexiste precipitación estratiforme y convectiva de una manera más organizada que en la situación anterior (8 de Junio de 2013 a las 06:18 UTC).

5.3.1. Caso del 13 de Julio de 2013 (convectivo)

En la figura 56, se muestran las observaciones analizadas durante las dos horas de previsión junto con tres miembros previstos con la nueva técnica de combinación de *nowcasting* expuesta anteriormente. En los primeros instantes de la situación analizada, la precipitación se concentra en la parte Norte del dominio, desplazándose la inestabilidad hacia el Sur a medida que el tiempo avanza. En la zona central del dominio se empiezan a formar núcleos convectivos de un tamaño relativamente grande.

Los tres miembros previstos durante los primeros pasos de tiempo muestran como en todos los casos la precipitación se sitúa en el área de influencia de la última observación. No obstante, cuando el tiempo de previsión se acerca alrededor de los 60 minutos la precipitación prevista comienza a desplazarse hacia el Sur, generando nuevas áreas de precipitación convectiva que coinciden con las observaciones. Este hecho no se debe solamente a la advección del campo de precipitación (ver las previsiones de la persistencia Lagrangiana en la figura 57) sino a la capacidad de la técnica de combinación de condicionar la precipitación prevista en las zonas donde la gran escala del modelo NWP (mayor o igual a $32 \times 32 \text{ km}^2$) detecta alguna posibilidad de precipitación (ver las previsiones del modelo NWP en la figura 57).

En la figura 57 se muestran los campos de probabilidad de precipitación obtenidos partir de los miembros previstos de la nueva técnica de combinación junto con las previsiones de probabilidad de SBMcast v2 (primera y segunda columna). También se muestran las previsiones de precipitación de la persistencia Lagrangiana y la del modelo NWP (tercera y cuarta columna). El objetivo de mostrar estas previsiones junto con las de la técnica de combinación es identificar cualitativamente la influencia que tiene cada una de éstas sobre la previsión final obtenida con la nueva técnica.

Si se comparan los primeros pasos de tiempo de los campos de probabilidad previstos con ambas técnicas, se observa como a los 24 minutos las previsiones son bastante similares, cubriendo con valores de probabilidad relativamente altos todas las zonas donde se observa lluvia. No obstante, a medida que el tiempo transcurre (ver los campos de probabilidad a partir de los 72 minutos de previsión) ambos campos de probabilidad se empiezan a diferenciar. SBMcast v2 mantiene las probabilidades altas en las localizaciones donde la persistencia

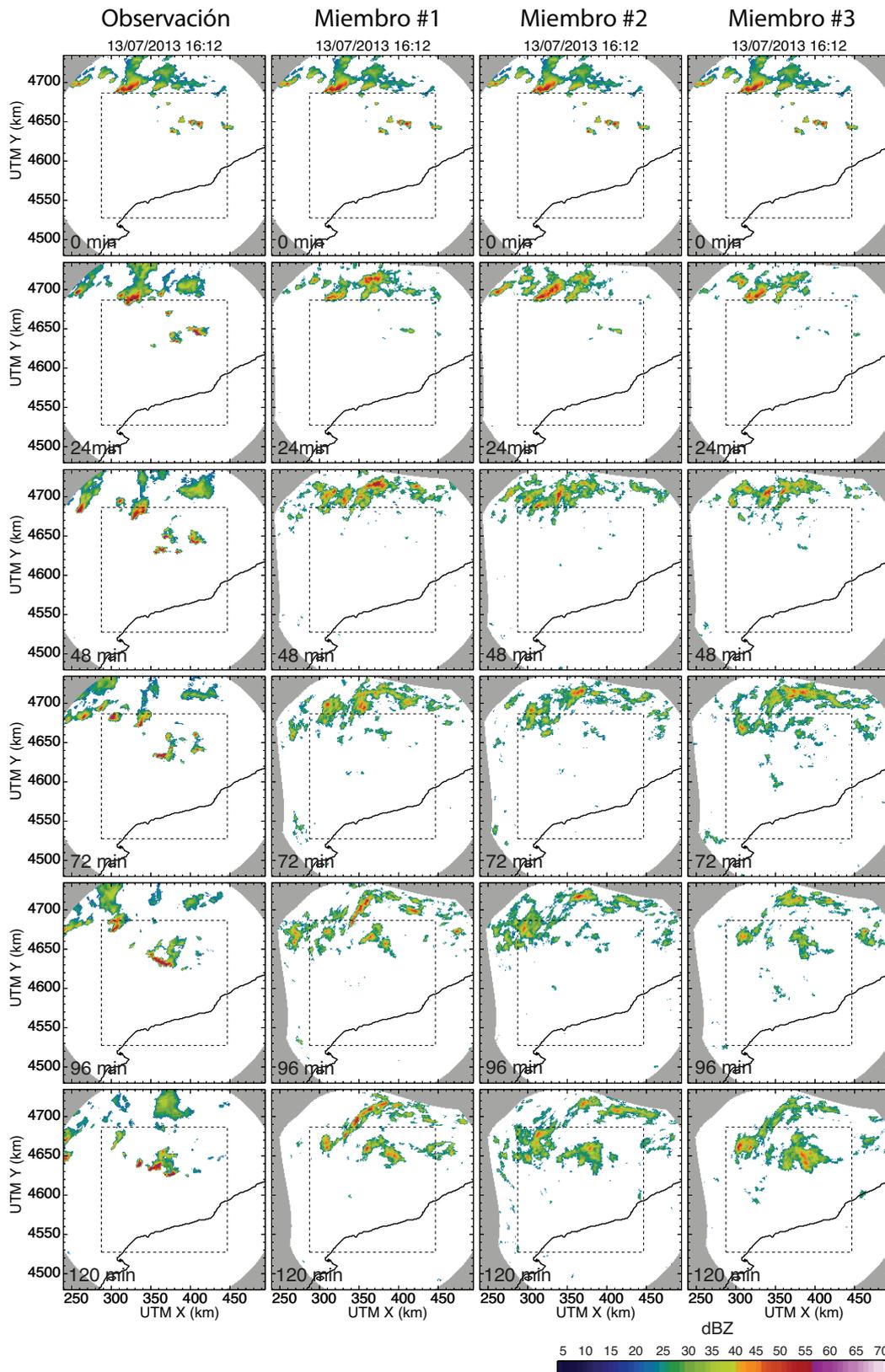


Figura 56: Evolución temporal del campo de precipitación observado (columna de la izquierda) junto con tres miembros previstos obtenidos con la técnica de combinación para situación convectiva del 13 de Julio de 2013 a las 16:12 UTC. Los números de cada figura situados en la esquina inferior izquierda representan el tiempo de previsión. Los 0 minutos de previsión representan la última observación.

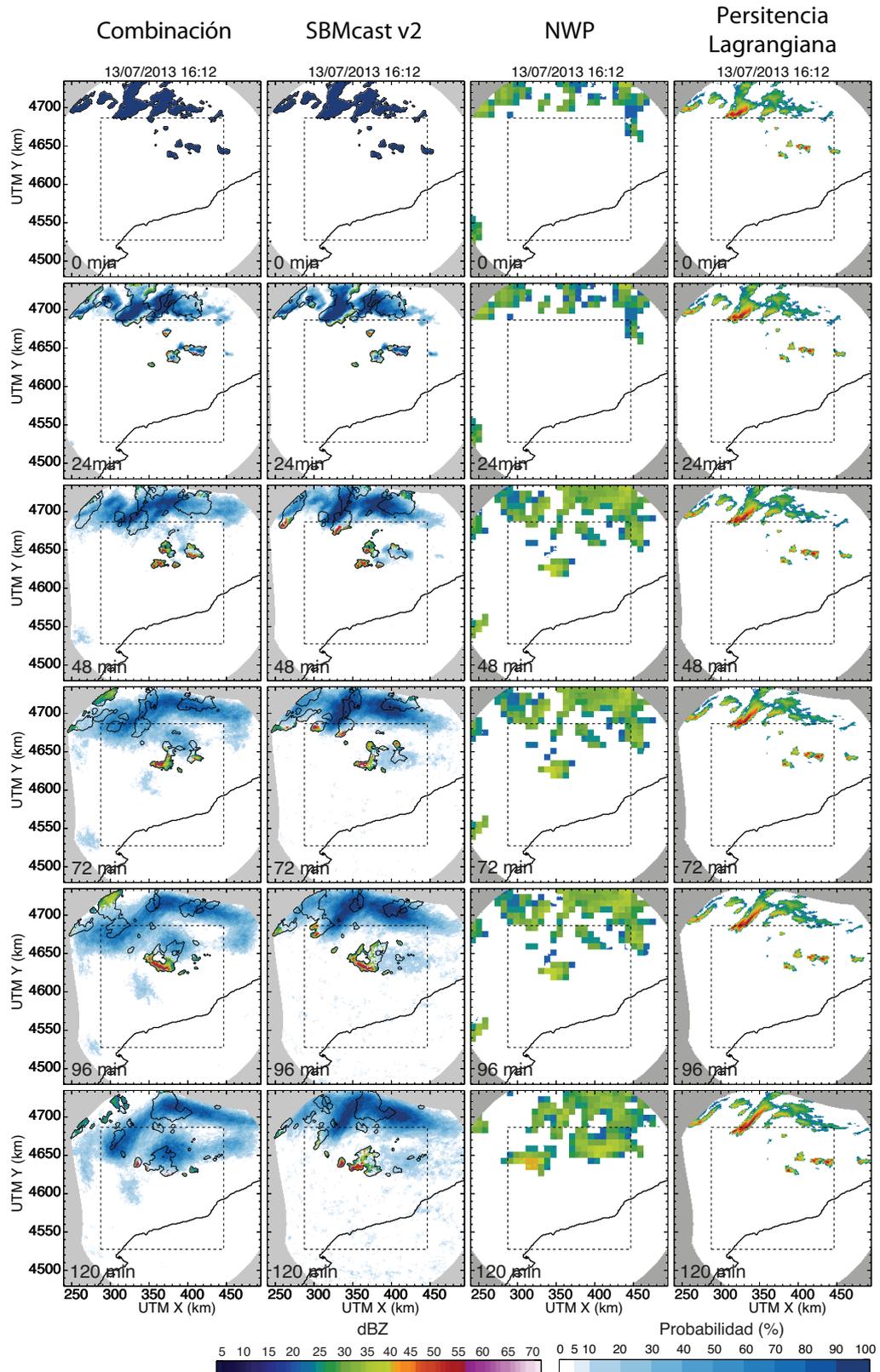


Figura 57: Campos de probabilidad previstos obtenidos mediante la técnica de combinación (primera columna) y SBMcast v2 (segunda columna) junto con las observaciones en términos de reflectividad (dBZ). La tercera y la cuarta columna pertenecen a las previsiones del modelo NWP y de la persistencia Lagrangiana respectivamente. Todas estas previsiones y observaciones pertenecen al caso de estudio del 13 de Julio de 2013 a las 16:12 UTC.

Lagrangiana prevé lluvia, decayendo gradualmente alrededor de ésta. También aparecen pequeñas fluctuaciones con valores de probabilidad bajos en el resto del dominio.

Sin embargo, la técnica de combinación tiene en cuenta ambas fuentes de información y debido al enfoque local del algoritmo le otorga más o menos peso a cada una de sus componentes en función de la zona del dominio. Por ejemplo, el modelo NWP captura razonablemente bien el área de precipitación central que aumenta en intensidad y en superficie en los últimos pasos de tiempo de previsión. En este caso, la técnica de combinación condiciona la precipitación prevista a estas localizaciones, obteniendo probabilidades entorno al 90% de superar 1 mm/h mientras que en otras zonas del dominio (ver el área de lluvia situada al Norte) el peso de SBMcast v2 en la combinación es superior al del modelo NWP.

Los *scores* probabilísticos que se emplean para realizar el análisis y la evaluación de la técnica de *nowcasting* de combinación son los mismos que se han utilizado a lo largo de la tesis.

En la figura 58a se muestra la habilidad del conjunto de algoritmos de *nowcasting*, en términos de *Brier Score*, durante las dos horas de previsión y para un umbral de intensidad de precipitación de 1mm/h. Los resultados reflejan como las previsiones del modelo NWP tienen menor habilidad durante todo el periodo de previsión que las demás técnicas. El hecho de realizar el *downscaling* del modelo NWP no aporta nada respecto a la habilidad de las previsiones, sólo influye en una mejor representación estadística de las escalas más pequeñas. Tanto en el *Brier Score* como en el *CSRR* hay un aumento de los valores de forma escalonada que se producen debido a las actualizaciones de las previsiones horarias del modelo NWP. Por ejemplo en este caso, la previsión comienza a las 16:12 UTC por lo que la siguiente previsión horaria del modelo NWP se produce a las 17:00 UTC, 48 minutos después del inicio de la previsión (ver figura 58b) que es justamente cuando se produce este salto en ambos *scores* probabilísticos.

La persistencia Lagrangiana obtiene mejores resultados que el modelo NWP, aproximadamente durante todo el periodo de previsión, incluso cuando éste aparentemente tiene una cierta capacidad de detectar el crecimiento de precipitación situada en la zona central del dominio. Las tres técnicas de *nowcasting* probabilísticas, SBMcast v2, *Local Lagrangian* y la combinación, mantienen un comportamiento similar hasta los 80-90 minutos de previsión cuando el algoritmo de combinación incrementa el error respecto a los otros dos probablemente debido a la influencia del modelo NWP.

Si se observan los campos de probabilidad previstos por la técnica de combinación a las dos horas de previsión (figura 57), resulta evidente como dentro del dominio de validación las observaciones están prácticamente cubiertas por valores de probabilidad de superar 1 mm/h superiores al 5%, llegando en ciertas zonas hasta el 90%. Sin embargo, SBMcast v2 no es capaz de captar este núcleo convectivo en su totalidad y obtiene valores de probabilidad máximos en torno al 20%. Aparentemente la técnica de combinación tiene una mayor capacidad de detectar este núcleo convectivo central aunque tal y como se observa en la figura 58a obtiene peores resultados de *Brier Score*. Esto se produce porque este tipo de *score*, también el *CSRR* (figura 58b), penaliza doblemente las falsas alarmas y los *misses*.

En la figura 58b se muestran los resultados obtenidos en términos de CSRR. Tanto el modelo NWP como la persistencia Lagrangiana mantienen un comportamiento parecido al mostrado con el *Brier Score*. Sin embargo, la técnica *Local Lagrangian* mejora a los pocos minutos de previsión en comparación con el resto de técnicas de *nowcasting*. En este sentido parece que la técnica LL tiene una mayor capacidad para predecir la función de probabilidad para los umbrales de precipitación más elevados frente a las otras dos técnicas de previsión probabilísticas.

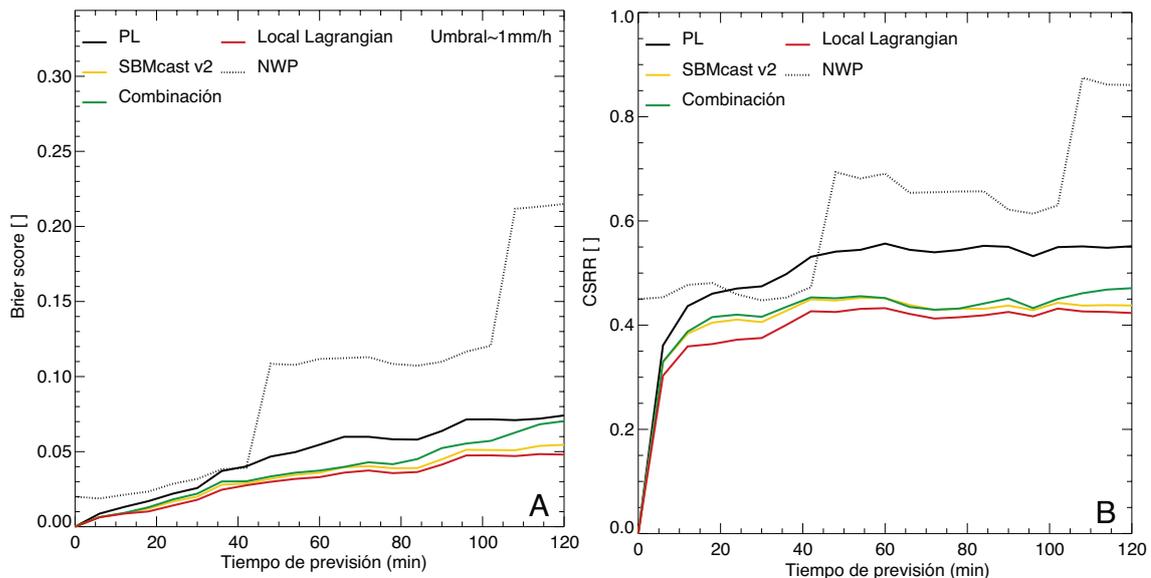


Figura 58: Representación del *Brier Score* (A) y CSRR (B) en función del tiempo de previsión (120 minutos) para las diferentes técnicas de previsión probabilísticas: SBMcast v2 (línea continua amarilla), *Local Lagrangian* (línea continua roja) y la técnica de combinación (línea continua verde). También se muestra los resultados obtenidos por las previsiones deterministas de la persistencia Lagrangiana (línea continua negra) y el modelo NWP (línea discontinua). En el caso del *Brier Score* se calcula para un umbral de 1mm/h.

A continuación se analizan las previsiones desde otro punto de vista con el objetivo de complementar la información obtenida con los *scores* estadísticos anteriores. En la figura 59 se representa el Área ROC calculada para un umbral de intensidad de precipitación de 1mm/h. El modelo NWP prácticamente pierde cualquier capacidad de previsión en los primeros pasos de tiempo, obteniendo un valor de 0.5; esto significa que tiene la misma probabilidad de detección que de obtener falsa alarmas. A medida que el tiempo de previsión aumenta su habilidad mejora levemente obteniendo valores cercanos a 0.6. Del mismo modo, la persistencia Lagrangiana al cabo de una hora pierde cualquier tipo de capacidad de previsión. Tanto SBMcast v2 como la técnica de combinación mantienen valores similares hasta aproximadamente los 80 minutos de previsión. A partir de ese instante, la información adicional proporcionada por el modelo NWP ayuda a ésta técnica a aumentar su probabilidad de detección situándola prácticamente en el 100%, provocando que el Área ROC crezca significativamente superando incluso a la técnica *Local Lagrangian*. Es interesante entender por qué el *Brier Score* y el CSRR muestran comportamientos distintos a los obtenidos por el Área ROC. En este caso, los estadísticos CSRR y *Brier Score* penalizan mucho las falsas alarmas con valores de probabilidad altos. Sin embargo, en términos de Área ROC el aumento

de falsas alarmas tiene un impacto menor en la calidad de las previsiones si a cambio se aumentan considerablemente los valores de probabilidad de detección.

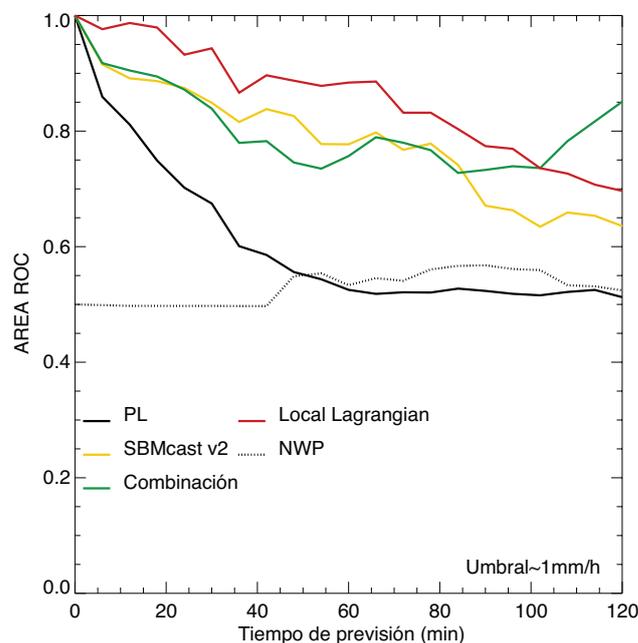


Figura 59: Idéntico a la figura 58 para el Área ROC. Al igual que el *Brier Score*, en este caso también se calcula para un umbral de 1 mm/h.

5.3.2. Caso del 8 de Junio de 2013 (convectivo/estratiforme)

En la figura 60 se muestra la evolución temporal del campo de precipitación observado (columna izquierda) en los mismos pasos de tiempo que el caso de estudio anterior. Junto a las observaciones se muestran tres miembros previstos con la nueva técnica de combinación. A las 06:18 UTC se observa un sistema de precipitación convectiva de mesoescala. El sistema de precipitación lo conforma dos parte diferenciadas, por un lado en la parte delantera del sistema se encuentra la zona de precipitación más activa situada en el centro del dominio y en la parte trasera existe una zona de precipitación estratiforme. El campo de lluvia mantiene un desplazamiento hacia el Este, barriendo prácticamente todo el dominio de validación e intensificándose en la parte delantera del sistema de precipitación.

En las tres columnas situadas a la derecha de las observaciones, se presentan tres miembros de la técnica de combinación. La precipitación prevista de los tres miembros durante los primeros pasos de tiempo se sitúa en el área de influencia de la última de observación manteniendo una cobertura similar.

A los 72 minutos de previsión los miembros ya se empiezan a diferenciar tanto en valores de intensidad y cobertura como en las localizaciones donde llueve. De hecho se puede observar como el miembro #3 concentra la mayoría de precipitación en la zona Norte mientras que los otros dos la sitúan hacia el centro del dominio de validación. A las dos horas de previsión, la

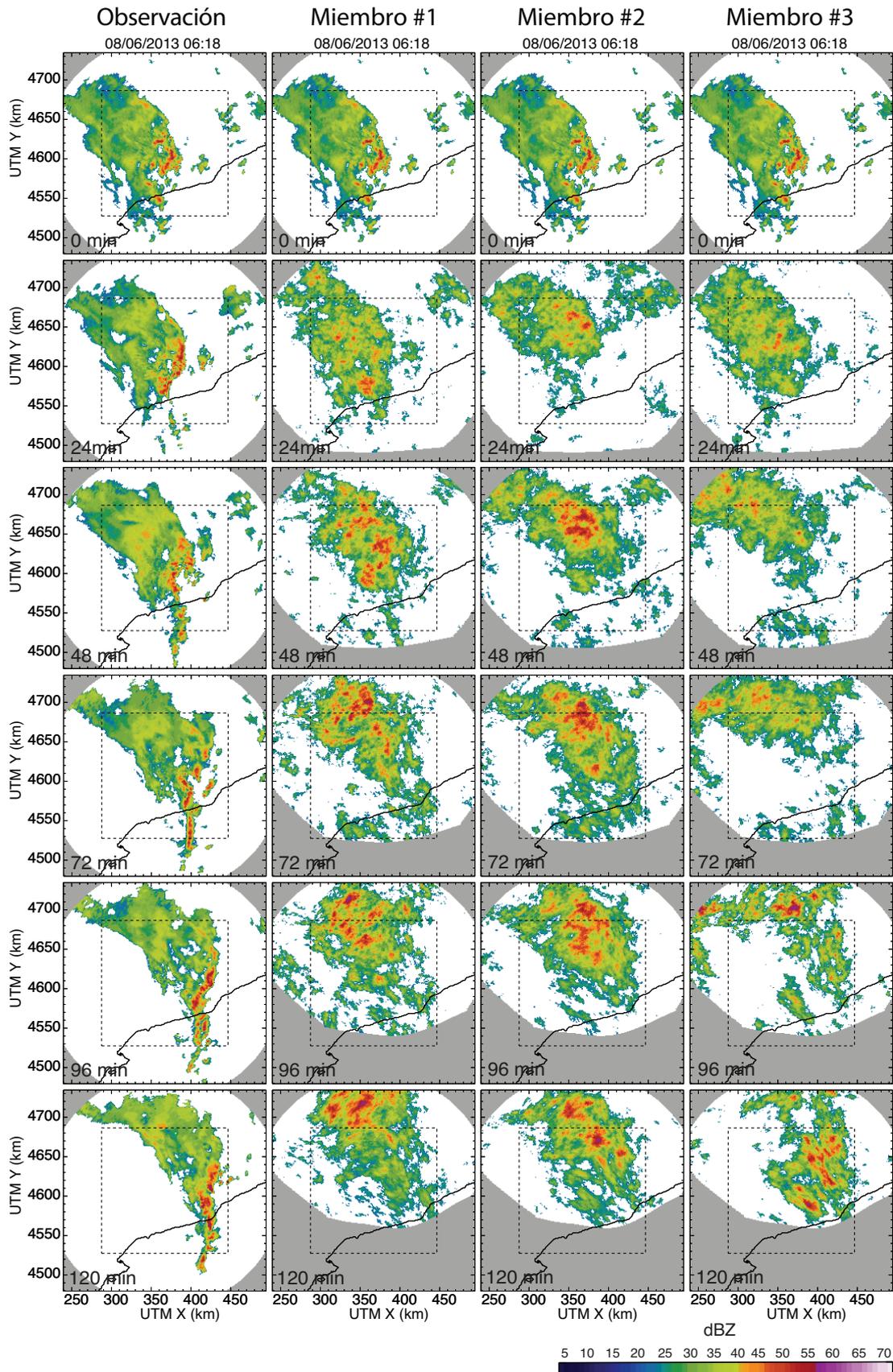


Figura 60: Idéntico a la figura 56 aunque en este caso representan las previsiones para el caso convectivo /estratiforme del 8 de Junio de 2013 a las 06:18 UTC.

influencia del modelo NWP aumenta considerablemente (ver figura 61), generando la mayoría de precipitación en la zona de influencia de la gran escala del mismo. Los valores de IMF-WAR impuestos a los campos de precipitación previstos provoca las diferencias en cuanto a la cobertura y a los valores de intensidad de precipitación de los miembros.

En la figura 61, se muestran los campos de probabilidad de precipitación asociados a las previsiones obtenidas por SBMcast v2 y la nueva técnica de combinación junto con las observaciones para cada paso de tiempo (primera y segunda columna). También se representan las previsiones de precipitación obtenidas con el modelo NWP y la persistencia Lagrangiana (tercera y cuarta columna).

Los campos de probabilidad de precipitación a los 24 minutos de previsión ya muestran diferencias entre ambas técnicas de *nowcasting*. Mientras SBMcast v2 mantiene probabilidades de lluvia de entre el 90-100% en las zonas previstas por la persistencia Lagrangiana, la técnica de combinación empieza a tener en cuenta la información proporcionada por el modelo NWP. Esto se puede observar tanto en las zonas de precipitación situadas en la parte más oriental del dominio como en una pequeña área situada al Suroeste, con probabilidades bajas entorno a 10-20%. A medida que el tiempo de previsión aumenta, SBMcast v2 mantiene zonas de probabilidad altas alrededor de las localizaciones previstas por la persistencia Lagrangiana mientras que aumenta su cobertura con probabilidades más bajas alrededor de ésta. Prácticamente a las dos horas de previsión, SBMcast v2 detecta probabilidades no nulas en todo el dominio de observación debido a la dispersión de sus miembros. Sin embargo, la técnica de combinación prevé áreas de probabilidad más acotadas correspondientes tanto a las previsiones del modelo NWP como a las de SBMcast v2 reduciendo la dispersión de sus miembros.

A continuación en las figuras 62 y 63 se muestran los *scores* probabilísticos utilizados para evaluar las previsiones. En la figura 62a se representa el *Brier Score* para el conjunto de técnicas de *nowcasting*. Los resultados muestran como las previsiones del modelo NWP obtiene, también en este caso, el peor resultado hasta los 70 minutos. A partir de este instante, el modelo NWP captura razonablemente bien la posición de la precipitación observada reduciendo el valor del *Brier Score* considerablemente.

Tanto SBMcast v2 como la técnica *Local Lagrangian* obtienen resultados similares durante todo el periodo de previsión. A partir de los 60 minutos ambas técnicas no son capaces de prever la precipitación situada al Este del dominio de validación (ver la figura 61). Sin embargo, la técnica de combinación es capaz de detectar dichas zonas y condicionar las previsiones hacia estas localizaciones gracias a la información proporcionada por las previsiones del modelo NWP. Esto se ve reflejado en el *Brier Score* ya que los resultados obtenidos por la técnica de combinación mejoran con respecto a las demás técnicas de previsión.

Cuando se tienen en cuenta las diferentes intensidades de precipitación los resultados cambian. En la figura 62b se representa el CSRR en función del tiempo de previsión. Al contrario de lo que ocurre con el *Brier Score*, el modelo NWP obtiene el mayor error independientemente del paso de tiempo de previsión.

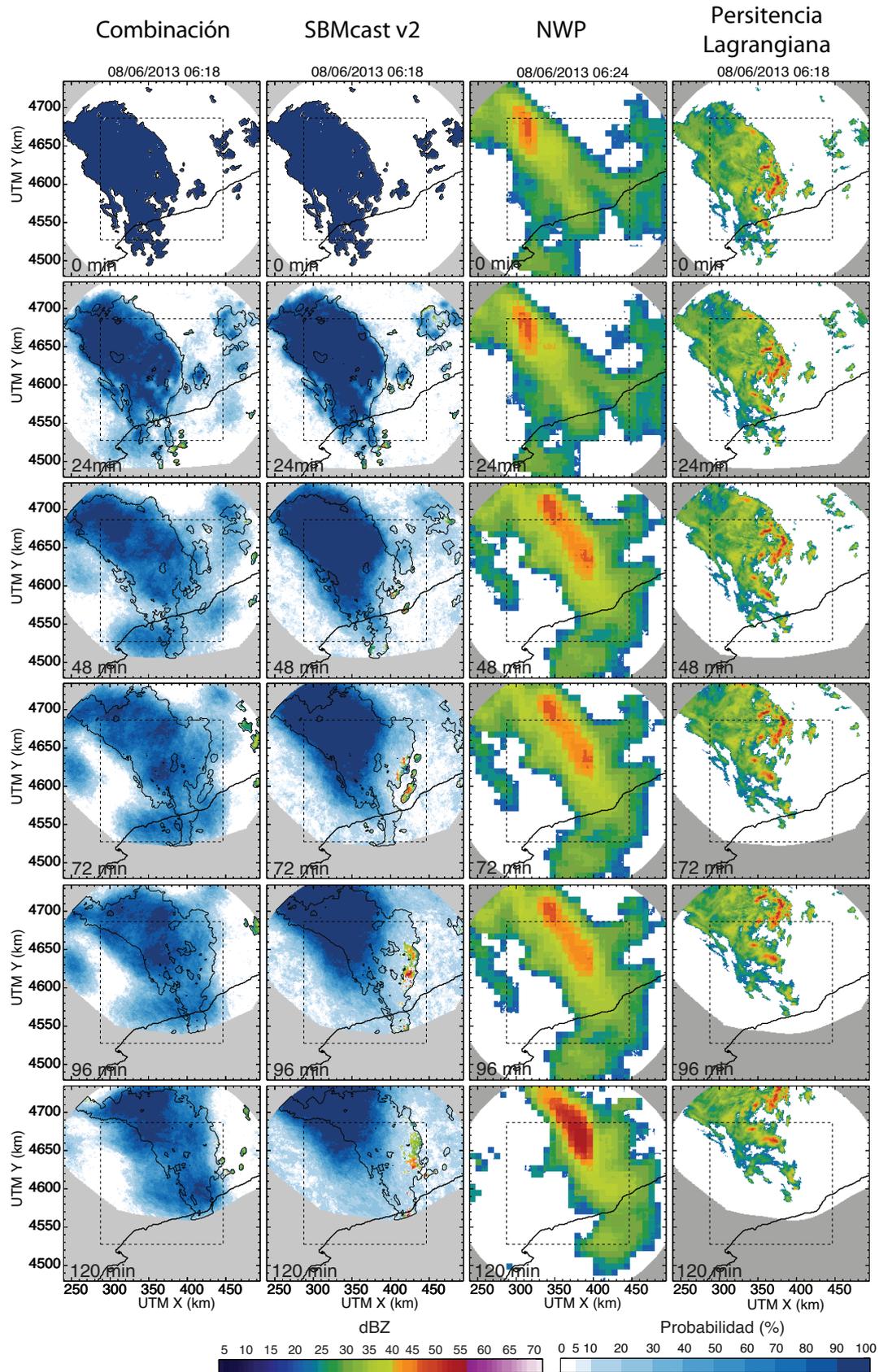


Figura 61: Idéntico a la figura 57 pero caso se representan las previsiones para el caso convectivo/estratiforme del de Junio de 2013 a las 06:18 UTC.

El resto de técnicas de *nowcasting* tienen un comportamiento similar al obtenido con el *Brier Score* anterior, confirmando que la influencia de la gran escala del modelo NWP aporta cierta información complementaria que en algunos casos conlleva a mejorar la habilidad en las previsiones, sobre todo en los últimos pasos de tiempo. El paso de tiempo en el que la técnica de combinación empieza a tener en cuenta la información externa del modelo NWP depende de la capacidad de previsión del modelo AR(1) utilizado para realizar la primera previsión (ver el apartado 5.2.1). Si la evolución temporal del campo de precipitación evoluciona rápidamente entre pasos de tiempo consecutivos, el modelo NWP tiende a influir antes en el conjunto de previsiones ya que el error del modelo AR(1) crece más rápido con respecto al del modelo NWP (que en este caso se considera constante).

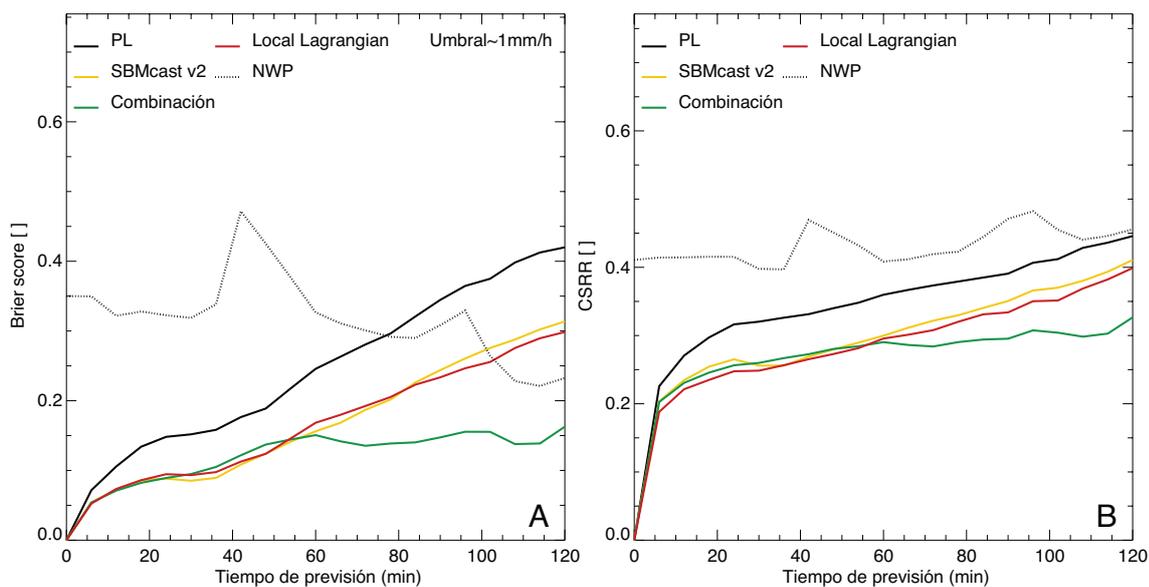


Figura 62: Idéntico a la figura 58 para el caso convectivo/estratiforme del 8 de Junio de 2013 a las 06:18 UTC.

A continuación se analizan las previsiones utilizando el Área ROC calculado para un umbral de intensidad de precipitación de 1mm/h. En este caso, el modelo NWP incrementa su capacidad de detección de lluvia sin aumentar excesivamente las falsas alarmas a medida que el tiempo de previsión se acerca a las dos horas de previsión.

En este sentido, la técnica de combinación mantiene las zonas de precipitación relacionadas con la última observación hasta los 60 minutos. A partir de entonces, el peso relativo que se impone a las previsiones del modelo NWP en la combinación es mayor. En este instante el valor del Área ROC de la técnica de combinación se mantiene constante hasta las 2 horas de previsión mientras que el resto de técnicas de *nowcasting*, basadas en de la modelización temporal respecto la última observación, provoca una disminución progresiva del valor del Área ROC. Estas tres técnicas, la persistencia Lagrangiana, *Local Lagrangian* y SBMcast v2, independientemente del tipo de previsiones obtenidas, probabilísticas o deterministas, al cabo de las dos horas de previsión obtienen valores próximos a 0.5.

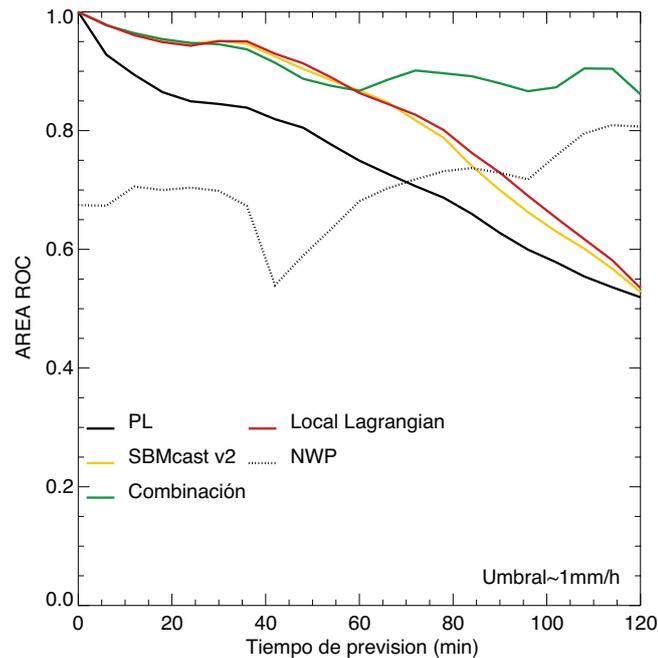


Figura 63: Idéntico a la figura 59 para el caso convectivo/estratiforme del 8 de Junio de 2013 a las 06:18 UTC.

Desde el punto de vista de la estructura espacial del campo de precipitación, es interesante comparar si la última observación y el conjunto de campos de precipitación previstos mantienen la misma correlación espacial. En la figura 64 se representa el espectro de Fourier del conjunto de previsiones obtenidas con la técnica de combinación a los 30 minutos (líneas amarillas y verdes) junto al espectro de la observación inicial (línea negra continua) y el modelo NWP (línea negra discontinua).

La nueva técnica de previsión está formada por la combinación de las previsiones de SBMcast v2 y las del modelo NWP en distintas escalas espaciales. En las escalas superiores o iguales a $32 \times 32 \text{ km}^2$ (líneas verdes) se realiza la combinación con el modelo NWP mientras que las inferiores a éstas se utilizan las previsiones realizadas por SBMcast v2 (líneas amarillas). La línea roja es el promedio del conjunto de previsiones obtenidas a los 30 minutos. Conforme las previsiones se aproximen a las dos horas, esta línea adquirirá una forma similar a la obtenida por el modelo NWP. En este caso, el espectro de Fourier de las previsiones y el de la última observación mantienen un comportamiento similar, demostrando que presentan las mismas propiedades estadísticas espaciales.

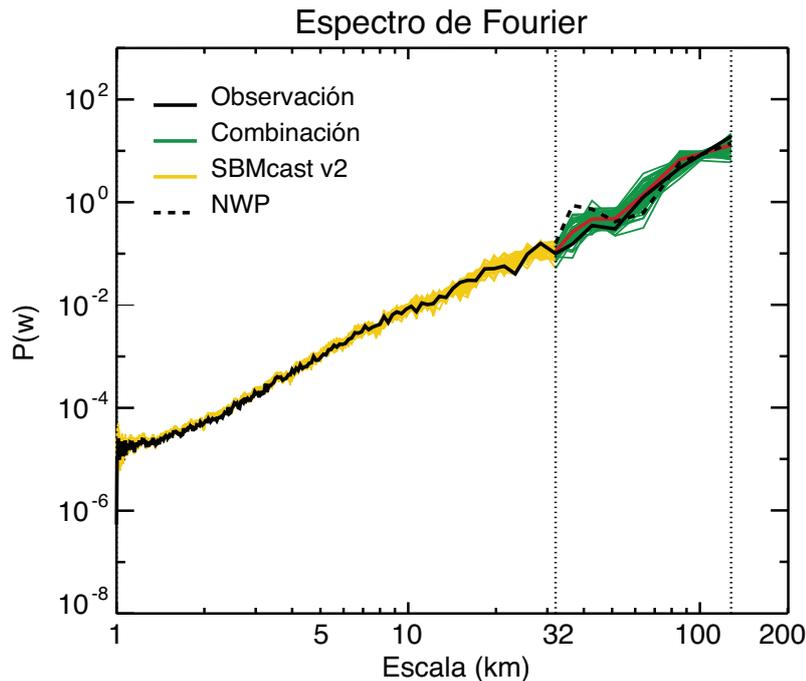


Figura 64: Espectro de Fourier promediado radialmente para cada una de las escalas espaciales que componen el campo de precipitación previsto a 30 minutos. La línea continua amarilla representa al conjunto de previsiones de SBMcast v2 para las escalas inferiores a 32x32 km². La línea continua de color verde representa la combinación realizada entre el conjunto de previsiones de SBMcast v2 y la del modelo NWP (línea discontinua negra). El espectro de la última observación radar se representa con una línea continua negra y el promedio de los miembros de la combinación mediante la línea roja.

5.4. Evaluación de las previsiones en episodios de precipitación

En el apartado anterior se analizan dos pasos de tiempo específicos con el objetivo de entender como se comporta la nueva técnica de *nowcasting* probabilístico, que combina las previsiones de SBMcast v2 con las obtenidas con el modelo NWP en diferentes escenarios de precipitación. En este apartado se evalúan tres episodios de precipitación que engloban diferentes situaciones meteorológicas utilizando los mismos estadísticos que en los casos anteriores. Se analiza un episodio convectivo ocurrido el 13 de Julio de 2013 y dos episodios convectivos-estratiformes, correspondientes a los días 8 de Junio de 2013 y el 7 de Septiembre de 2013. Para más información sobre los episodios de precipitación ver el Anexo II.

En la figura 65 se muestran los resultados obtenidos, en términos de *CSRR*, promediados para cada uno de los episodios de precipitación y para todas las técnicas de previsión expuestas a lo largo de este capítulo. Los resultados obtenidos con la técnica de combinación varían en función del episodio analizado. De hecho, en el evento del 8 de Junio de 2013 obtiene el valor de *CSRR* más bajo durante los últimos pasos de tiempo de previsión superando a la técnica LL y a SBMcast v2. Sin embargo, en el otro episodio de precipitación stratiforme/convectiva (7 de Septiembre de 2013) la técnica de combinación empeora considerablemente los resultados respecto a SBMcast v2 y a la técnica LL durante todo el periodo de previsión. En este episodio de precipitación parece que las previsiones del modelo NWP influyen a partir de

los 30 minutos de previsión provocando que el valor del CSRR aumenten rápidamente en comparación con la técnica SBMcast v2 ya que en este caso la información del modelo NWP sobre la evolución temporal de la precipitación no es buena.

Estas diferencias en ambos episodios de precipitación refleja la dependencia que tiene la técnica de combinación respecto a la habilidad de las previsiones del modelo NWP. Al utilizar una matriz de covarianzas del error del modelo NWP constante para los distintos episodios analizados en este capítulo, la técnica de combinación sólo actualiza el peso relativo de una de las componentes del algoritmo de combinación; en este enfoque sólo se actualiza el error de las previsiones de SBMcast v2. En este caso, no se tiene en cuenta el error del modelo NWP en cada paso de tiempo, provocando que en episodios de lluvia similares el peso sea independientemente de la habilidad del modelo NWP.

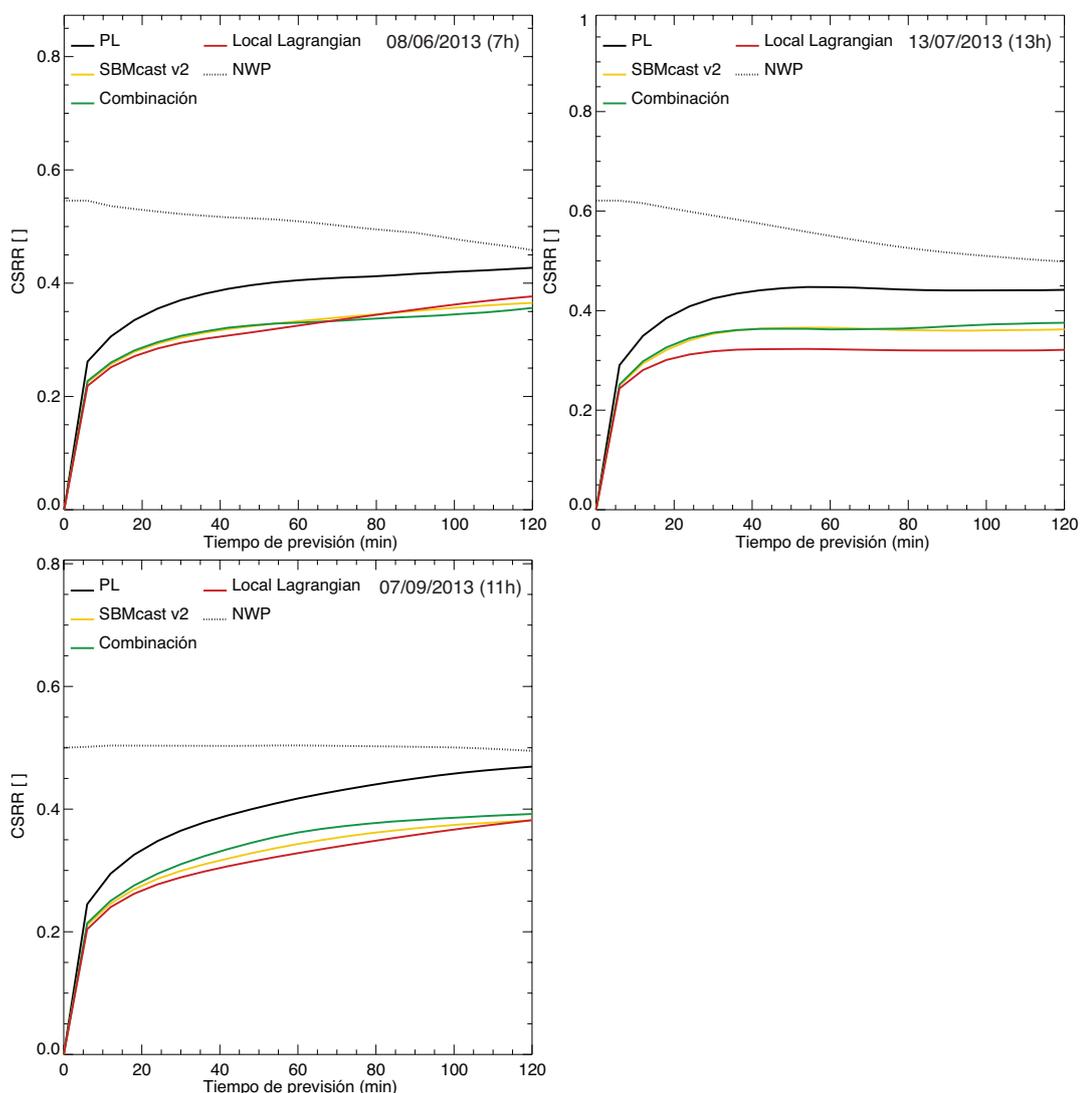


Figura 65: CSRR obtenido para el conjunto de técnicas de previsión de precipitación durante dos 2 horas de previsión. Las líneas de color negra pertenecen a las previsiones deterministas, la persistencia Lagrangiana (continua) y al modelo NWP (discontinua). El resto de líneas continuas corresponden a las técnicas Local Lagrangian (roja), SBMcast (amarilla) y la técnica de combinación desarrollada (verde). En la esquina superior derecha se sitúa la fecha correspondiente a cada episodio de precipitación analizada junto con la duración del mismo.

Los resultados obtenidos en el caso del episodio de precipitación convectiva (13 de Julio de 2013) la habilidad de SBMcast v2 respecto a la técnica de combinación es similar aunque en los últimos pasos de tiempo empeora levemente. Esto se debe a que en esos instantes de tiempo la técnica de combinación comienza a tener en cuenta en sus previsiones la información proporcionada por el modelo NWP. En este caso, dicha información provoca que se obtengan valores de probabilidad elevados en localizaciones asociadas a la gran escala del modelo NWP. Por este motivo en los episodios de precipitación convectiva, donde los núcleos intensos suele estar muy localizados en áreas relativamente pequeñas, aunque el modelo NWP detecte la zona donde producirá lluvia (suelen ser áreas mayores que los núcleos convectivos) provoca que aumenten las falsas alarmas.

Independientemente del episodio de precipitación evaluado, el modelo NWP obtiene los valores más elevados de *CSRR*. En todos los casos el valor de *CSRR* se mantiene aproximadamente constante durante todo el periodo de previsión mostrando su independencia respecto a los diferentes pasos de tiempo. El hecho de utilizar scores probabilísticos penalizan a las previsiones determinista obtenidas por el modelo NWP y las persistencia Lagrangiana. Esto se puede observar también para el *Brier Score* (figura 66) y el Área ROC (figura 67).

En la figura 66 se muestran los resultados obtenidos en términos de *Brier Score* para un umbral de precipitación de 1 mm/h. La evaluación de las previsiones de precipitación obtenidas para el episodio de precipitación convectivo/estratiforme (8 de Junio de 2013) muestran como SBMcast v2 y la técnica de combinación tienen resultados similares. Si se comparan los resultados obtenidos con el CSRR se observa como en este caso la técnica de combinación tiene mayor capacidad de reproducir la función de probabilidad de precipitación respecto a SBMcast v2 para las intensidades más elevadas. En este episodio ambas técnicas de previsión probabilística superan la habilidad de la técnica LL. En el episodio de precipitación del 7 de Septiembre de 2013 y del 13 de Julio de 2013 los resultados obtenidos con las técnicas de previsión indican un comportamiento similar al obtenido con el CSRR.

En la figura 67 se analizan las previsiones de los distintos episodios de precipitación utilizando el Área ROC. Las técnicas probabilísticas de *nowcasting*, SBMcast v2 y la técnica de combinación obtienen resultados similares para el caso del 6 de Junio de 2013. Es interesante mostrar como en este episodio el modelo NWP tiene mayor capacidad de localización que la persistencia Lagrangiana en la última hora de previsión. En este caso el modelo NWP parece tener cierta capacidad de localización lo que afecta a la técnica de combinación para mejorar su habilidad en la previsión de las intensidades de precipitación más elevadas (ver el *score* del CSRR).

Durante el caso convectivo (13 de Julio de 2013) es interesante mostrar como la técnica de combinación adquiere mayor habilidad en comparación con SBMcast v2 a partir de los 70 minutos de previsión, opuestamente a lo que sucede con el *Brier Score* o el CSRR (ver figura 66 y 65). Esto significa que las previsiones de la técnica de combinación tienen una mayor capacidad de localización de la precipitación debido a la información del modelo NWP en comparación con SBMcast v2. Esto se produce porque la técnica de combinación,

influenciada por la gran escala del modelo NWP, detecta el área donde se observa precipitación, obteniendo valores de probabilidad de lluvia relativamente altos. Al tratarse de un episodio de precipitación convectiva, con fenómenos muy locales, se producen una mayor cantidad de falsas alarmas que penalizan más al *Brier Score* y al CSRR. Sin embargo, el impacto que tienen las falsas alarmas en el Área ROC es menor si a cambio aumentan considerablemente los valores de probabilidad de detección.

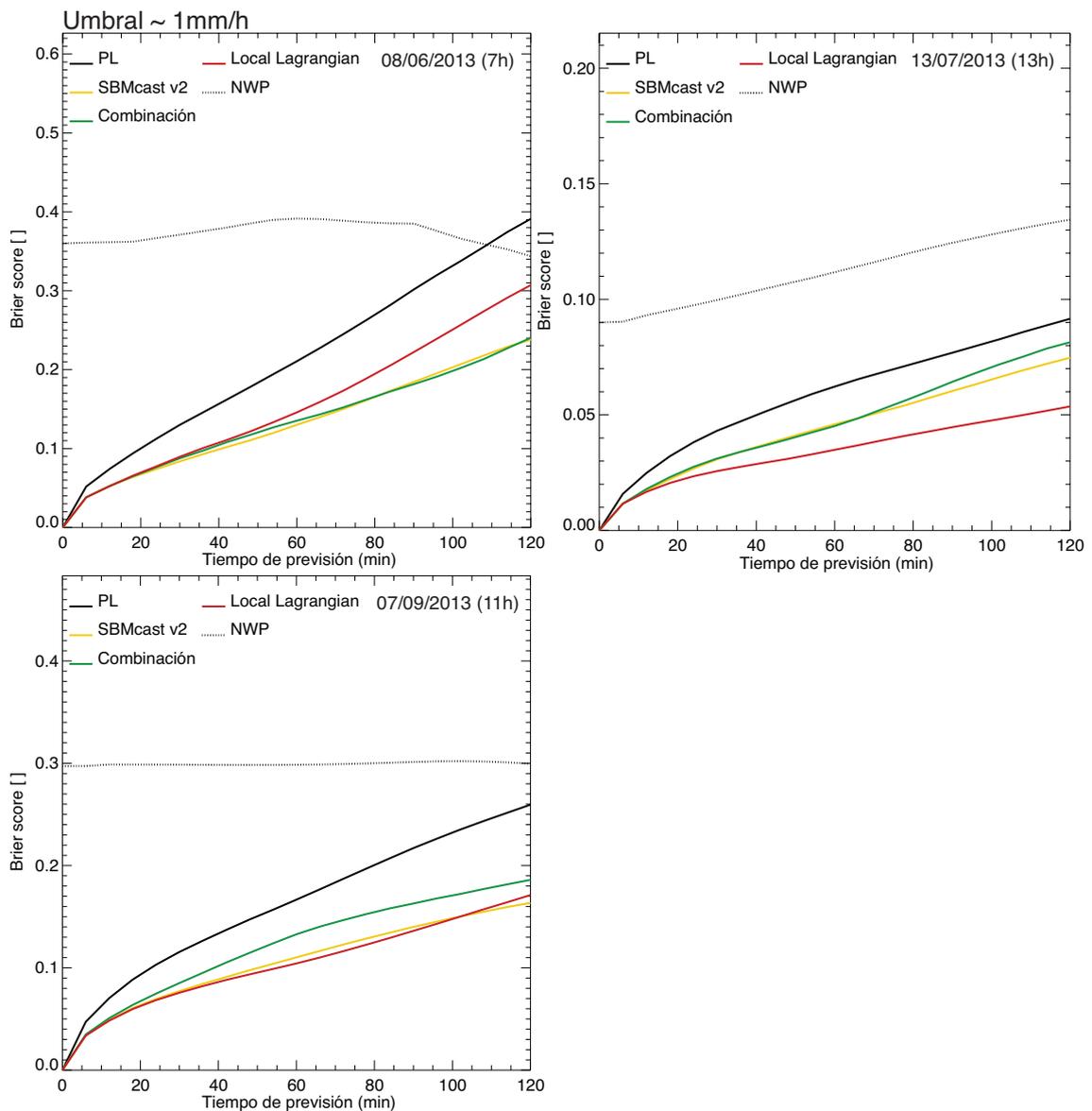


Figura 66: Idéntico a la figura 65 pero en este caso se representa el *Brier Score* para un umbral de precipitación de 1 mm/h.

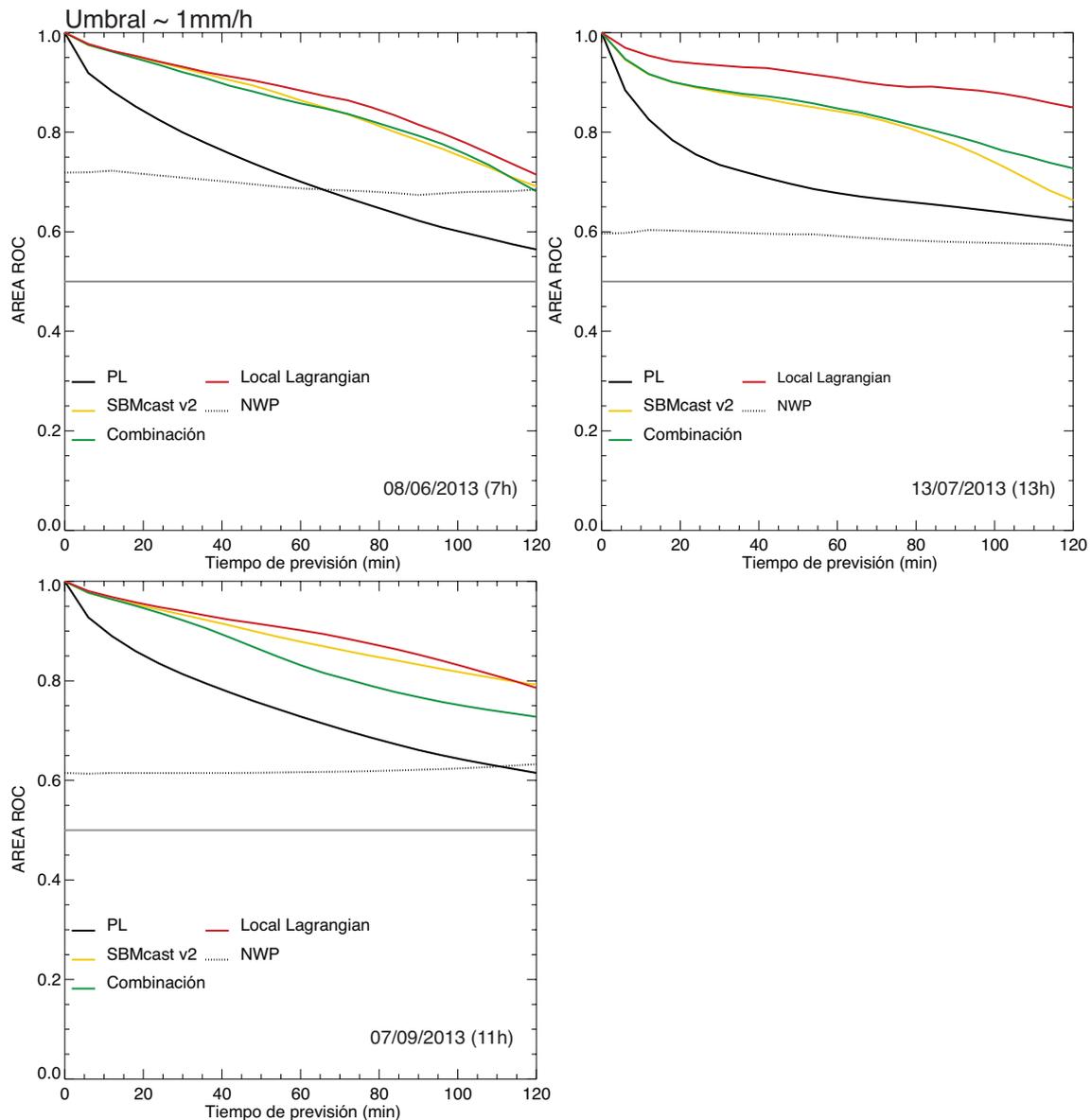


Figura 67: Idéntico a la figura 65 pero en este caso se representa el Área ROC para un umbral de precipitación de 1 mm/h.

5.5. Resumen y conclusiones

Existen diferentes enfoques que permiten combinar las previsiones de precipitación realizadas a partir de las observaciones radar con las previsiones obtenidas con el modelo NWP. Habitualmente estos algoritmos de combinación tratan todo el campo de precipitación en su conjunto, es decir, utilizan valores promedios para darle un peso a cada uno de los campos de lluvia previstos. La técnica de *nowcasting* propuesta permite incorporar el modelo NWP en cada punto del dominio teniendo en cuenta los valores de precipitación de su entorno. El tamaño de este subdominio debe contener aquellos valores de precipitación que proporcionen cierta información para realizar la mejor previsión final de precipitación. Una de las ventajas de realizar la combinación en un subdominio acotado es la mejora el tiempo de cálculo ya que la

cantidad de datos a tratar es mucho menor y se reducen o prácticamente suprimen las correlaciones residuales a gran escala producidas por el limitado tamaño de los miembros del *ensemble* (Anderson 2001, Hamill et al. 2001 y Houtekamer y Mitchell 2001). No obstante, si el subdominio es lo suficientemente pequeño puede producir que el comportamiento del sistema sea inestable tal y como se observó para un modelo NWP global en Patil et al. (2001) y Oczkowski et al. (2005). Por lo tanto es importante escoger las dimensiones adecuadas del subdominio que se va a utilizar. La otra ventaja es que la combinación se realiza de manera independiente de cada zona del dominio de precipitación.

Para poder combinar ambas fuentes de datos es necesario que tengan la misma resolución espacio-temporal. En este sentido, se utiliza una técnica de *downscaling* denominada *RainFARM* (Rebora et al. 2006a) que permite aumentar la resolución espacio-temporal de los datos de precipitación del modelo NWP hasta igualarlos a la resolución de las observaciones radar. También se realiza una corrección de las intensidades de los datos del modelo NWP.

Los casos característicos presentados en este capítulo muestran como el conjunto de previsiones obtenidas a partir de esta técnica de combinación mantienen las mismas propiedades espacio-temporales del campo de precipitación observado. El hecho de asimilar la información proporcionada por el modelo NWP en cada punto del dominio permite que la precipitación futura se distribuya entre las zonas previstas por SBMcast v2 o las del modelo NWP en función del error de cada punto. Dicho de otro modo, puede ocurrir que en un mismo paso de tiempo de previsión en diferentes localizaciones del dominio se le otorgue un peso relativo mayor a SBMcast v2 y en otras al modelo NWP. Este peso relativo entre ambas fuentes de información se actualiza según el tipo de precipitación observada ya que depende íntegramente de la habilidad de SBMcast v2. Por ejemplo en un episodio de precipitación convectiva, SBMcast v2 tiene habitualmente menor capacidad de previsión que en un episodio estratiforme, lo que provoca que su error aumente rápidamente a medida que lo hace el tiempo. En estos casos, las previsiones de la técnica de combinación tienden a las previsiones del modelo NWP ya que su error se considera constante e independiente del episodio de lluvia.

Así pues, la nueva técnica de *nowcasting* probabilística presentada en este capítulo incorpora ciertos aspectos originales respecto a las demás técnicas anteriormente desarrolladas (Golding 1998; Kilambi y Zawadzki 2005; Bowler et al. 2006; Wong et al. 2009; Kober et al. 2012; Yu et al. 2015):

- Genera un *ensemble* de previsiones de lluvia de compatibles con las observaciones radar con una alta resolución espacio-temporal.
- Combina la información de las previsiones de lluvia del modelo NWP con las obtenidas con SBMcast v2 basadas en observaciones radar en cada punto del dominio, utilizando una versión del algoritmo *Ensemble Kalman Filter* denominado *Local Ensemble Transform Kalman Filter*.
- Incluye una actualización en tiempo real del peso relativo entre las previsiones de lluvia de SBMcast v2 con las del modelo NWP.

- Utiliza las previsiones de las variables globales IMF(t) y WAR(t), permitiendo la evolución temporal de las variables integradas sobre todo el dominio.

La evaluación de la técnica de *nowcasting* de combinación muestra diferentes resultados en función del episodio de precipitación si se compara con el resto de técnicas evaluadas. Independientemente del tipo de *score* utilizado, durante los primeros pasos de tiempo SBMcast v2 y la técnica de combinación obtienen resultados similares ya que el modelo NWP influye relativamente poco. A partir de este momento, la gran escala del modelo NWP comienza a aportar cierta información, condicionando las previsiones a localizaciones donde éste prevé cierta probabilidad de lluvia. En función del episodio de precipitación, el hecho de combinar las previsiones de la gran escala del modelo NWP con las realizadas por SBMcast v2 conlleva a una mejora en la habilidad, aunque depende fundamentalmente de la capacidad de previsión del modelo NWP. Por ejemplo en el caso convectivo (13 de Julio de 2013), las previsiones de la técnica de combinación tienen una mayor capacidad de localización en comparación con las previsiones de SBMcast v2 mientras que en el episodio del 7 de Septiembre de 2013 dicha información influye negativamente en las previsiones de la técnica de combinación empeorando sus resultados.

El hecho de utilizar error constante en el tiempo para el modelo NWP, calculado a partir de un conjunto de episodios de precipitación, dificulta la capacidad de la técnica de combinación para adaptarse a situaciones de precipitación donde el error del modelo NWP varía. Por ejemplo, en episodios de lluvia donde la habilidad de las previsiones del modelo NWP es mayor o menor que este “promedio”. También se podría mejorar la habilidad de las previsiones del modelo NWP utilizando un modelo numérico de predicción meteorológica regional que tenga en cuenta las parametrizaciones óptimas de la zona de estudio en lugar del que se utiliza actualmente a escala europea.

CAPÍTULO 6

Conclusiones generales

Las técnicas de previsión de lluvia a muy corto plazo están esencialmente basadas en la extrapolación de campos de precipitación obtenidos a partir del radar meteorológico. Durante los últimos años la comunidad científica ha realizado numerosos esfuerzos con tal de reducir y caracterizar las principales fuentes de incertidumbre que afectan a este tipo de previsiones de lluvia. Esta tesis se centra en la inter-comparación y evaluación de diferentes algoritmos de previsión ya existentes junto con el desarrollo de diversos enfoques complementarios que permiten mejorar la habilidad de SBMcast (Berenguer et al. 2011), incorporando la evolución temporal por escalas y la información del modelo NWP.

6.1. Resumen

A lo largo de esta tesis se presentan un conjunto de técnicas de *nowcasting* basadas en la extrapolación de las observaciones radar, para posteriormente evaluarlas utilizando distintos *scores* probabilísticos, con el objetivo de caracterizar su habilidad en diferentes situaciones meteorológicas. Del conjunto de técnicas de previsión de lluvia, se ha escogido una determinista, que se utiliza como referencia, y cinco probabilistas. En el capítulo 2 se presenta la técnica determinista centrándose en la estimación del campo de movimiento de la precipitación y la manera en que se aplica a la última observación (el tipo de advección utilizado).

Las técnicas de previsión probabilistas descritas en esta tesis se dividen en dos bloques: por un lado se tienen las técnicas que únicamente proporcionan una previsión de la función de distribución de probabilidad (*pdf*) de la intensidad de precipitación en cada punto, *Synoptic Scale*, *Local Eulerian* y *Local Lagrangian* (Germann y Zawadzki 2004), y por otro lado, dos técnicas que obtienen la *pdf* prevista a partir de la simulación de un conjunto (ensemble) de escenarios de precipitación posibles, SBMcast (Berenguer et al. 2011) y una nueva versión de ésta (SBMcast v2) que tiene en cuenta la evolución temporal de cada una de las escalas espaciales que forman el campo de precipitación, similar a la versión de STEPS propuesta por (Seed y Bowler 2003) que no incluye el modelo NWP.

En el capítulo 3 se evalúa la habilidad de las previsiones del conjunto de técnicas de *nowcasting* presentadas en el capítulo anterior. Para ello, se utilizan distintos *scores* en diferentes situaciones meteorológicas típicas del clima mediterráneo. Dos de los *scores* utilizados, permiten discretizar el análisis y la evaluación del conjunto de técnicas de *nowcasting* y comprobar como afecta a su habilidad las previsiones de diferentes umbrales de precipitación.

En el capítulo 4 se analiza, en términos de habilidad, la incidencia que tienen en las técnicas de previsión, la persistencia Lagrangiana y SBMcast v2, las previsiones de la media (IMF) y de la cobertura (WAR). En este sentido, se utilizan los valores observados *a posteriori* de ambas variables, proporcionando una referencia a partir de la cual ya no se puede mejorar. También se evalúa el impacto que tienen en la habilidad de ambos tipos de previsiones, la estimación de IMF y WAR calculado de maneras diferentes; utilizando un modelo AR(5), obteniéndolas a partir de las previsiones de la persistencia Lagrangiana y utilizando el algoritmo *Ensemble Kalman Filter* que permite combinar la información adicional proporcionada por el modelo NWP con la estimación obtenida a partir del último campo de precipitación observado.

Finalmente, en el capítulo 5 se propone una nueva metodología que permite combinar en cada punto del dominio las previsiones probabilistas obtenidas con SBMcast v2 con las previsiones proporcionadas por un modelo NWP punto por punto, utilizando un algoritmo de asimilación de datos local. El resultado de aplicar esta metodología es la generación de un conjunto de campos de precipitación previstos que mantienen las mismas propiedades estadísticas que el último campo de precipitación observado. Las previsiones de esta técnica de combinación se evalúan y comparan con la técnica de previsión presentada a lo largo de esta tesis, SBMcast v2 con el objetivo de conocer como afecta a la habilidad de las previsiones de precipitación la información adicional proporcionada por el modelo NWP.

6.2. Resultados y contribuciones de la tesis

Los resultados obtenidos en la evaluación del conjunto de técnicas de previsión muestran como la técnica *Local Lagrangian*, independientemente del episodio de precipitación analizado, obtiene los mejores resultados. Esto representa la capacidad que tiene dicha técnica respecto a las demás técnicas de *nowcasting* a la hora de reproducir localmente la función de distribución del campo de precipitación futura, minimizando los errores de la *pdf*, junto con la capacidad de localización.

Los resultados de la técnica SBMcast v2 comparada con la original, SBMcast, muestra un comportamiento distinto en función del sistema de precipitación. Durante los episodios estratiformes o convectivos/estratiformes, SBMcast v2 mejora los resultados respecto a SBMcast en términos de *Brier Score* y CSRR mientras que en los casos convectivos se obtienen valores similares. Sin embargo, cuando se evalúa la capacidad de localización en términos de Área ROC, los resultados mejoran independientemente del tipo de evento analizado. Estos resultados indican que el hecho de incluir la evolución temporal de cada una de las escalas espaciales mejora generalmente la habilidad de SBMcast en dos aspectos: en capacidad de localización y en la magnitud de los valores de probabilidad. Del mismo modo,

representa un avance respecto a STEPS (Bowler et al. 2006) ya que incorpora la evolución temporal y la incertidumbre del promedio y de la cobertura del campo de precipitación en las previsiones, a través del IMF(t) y WAR(t).

A medida que se analizan los umbrales de precipitación más elevados, en general disminuye gradualmente la capacidad de reproducir los valores extremos de la *pdf* de la precipitación futura en las diferentes técnicas de previsión; el conjunto de técnicas probabilísticas evaluadas obtiene valores similares en términos de CSRR y de *Brier Score* lo que indica que los distintos enfoques utilizados en las técnicas probabilísticas no garantiza una mejora de las previsiones para intensidades altas.

El hecho de incluir el par de variables globales, IMF(t) y WAR(t), en las previsiones obtenidas por SBMcast v2 juega un papel importante tanto en la dispersión del *ensemble* previsto como en la capacidad de generar globalmente crecimiento y decrecimiento de las intensidades del campo de precipitación (Berenguer et al. 2011). Es importante prever correctamente ambas variables ya que influyen de manera directa en la habilidad de las previsiones obtenidas con cualquier técnica de previsión.

Uno de los experimentos realizados en esta tesis consiste en evaluar el impacto de la estimación del IMF(t) y WAR(t) en las previsiones de dos técnicas de *nowcasting*, la persistencia Lagrangiana y SBMcast v2. Los resultados obtenidos, en términos de habilidad, durante todos los episodios de precipitación analizados muestran que:

- Imponer el IMF(t) y WAR(t) observado a ambas técnicas mejora su habilidad respecto al resto de configuraciones utilizadas.
- En episodios de precipitación estratiformes o convectivos/estratiformes el impacto, en términos de habilidad, de imponer el IMF(t) y WAR(t) observado es mayor que en los episodios convectivos. Cuanto mayor es la incertidumbre en las previsiones de lluvia producido por la rápida evolución temporal de la precipitación dominado por el crecimiento y decrecimiento de las intensidades de lluvia, menor es la influencia de ambas variables globales.
- Los valores obtenidos de IMF(t) y WAR(t) a partir de las previsiones de la persistencia Lagrangiana obtienen mejores resultados en episodios estratiformes que utilizando el modelo AR(5), mientras que en episodios convectivos ocurre lo contrario.
- Imponer el IMF(t) y WAR(t) obtenido con el modelo AR(5) a las previsiones de la persistencia Lagrangiana mejora su habilidad en todos los episodios de precipitación si se comparan con el resto de configuraciones evaluadas. Esto se debe a que al incluir esta parte probabilística en las previsiones provoca que la *pdf* de la intensidad de precipitación en un punto se suavice, reduciendo el error en comparación con las estimaciones deterministas.

Con el fin de mejorar las previsiones de estas variables globales, se propone incorporar información adicional proporcionada por el modelo NWP utilizando el algoritmo *Ensemble Kalman Filter*. Los resultados muestran como la utilización de dicha información adicional ayuda a mejorar las previsiones de IMF(t) y WAR(t), reflejando dicha influencia en la habilidad

de sus previsiones, sobre todo en los últimos pasos de tiempo de previsión. Utilizar este tipo de algoritmo permite reducir sustancialmente la dispersión de los miembros previstos de IMF(t) y WAR(t) en comparación con el modelo AR(5). Sin embargo, este enfoque no tiene en cuenta el error del modelo NWP en tiempo real sino que utiliza el mismo error durante todos los episodios de precipitación. Esto implica que el algoritmo de combinación, en ocasiones, tengan en cuenta la información del modelo NWP aún siendo errónea e influyendo negativamente en las previsiones de precipitación finales.

La técnica de *nowcasting* propuesta en esta tesis, permite combinar las previsiones del campo de precipitación obtenidas con un modelo NWP de alta resolución con el conjunto de previsiones calculadas con SBMcast v2. De este modo se obtiene un conjunto de previsiones compatibles con las últimas observaciones radar, con una resolución espacial de 1x1 km² y una resolución temporal de 6 minutos. Este método presenta aspectos originales respecto a los algoritmos de combinación existentes en la actualidad. Incorpora la información del modelo NWP a cada punto del dominio, utilizando una versión del *Ensemble Kalman Filter* denominado *Local Ensemble Transform Kalman Filter*. Este algoritmo permite obtener un conjunto de valores de precipitación únicamente teniendo en cuenta los valores de lluvia del radar y del modelo NWP situados alrededor del punto que se pretende estimar. Esto reduce sustancialmente el tiempo de cálculo debido a la drástica reducción de los datos tratados ya que se pasa de utilizar toda la información del campo de precipitación a sólo tener en cuenta los que se encuentran en un cierto subdominio; a partir de una cierta distancia la correlación espacial entre píxeles es irrelevante. La técnica de combinación también incluye la actualización en tiempo real del peso relativo entre las previsiones de SBMcast v2 y las del modelo NWP. Esta actualización sólo depende del error de las previsiones de SBMcast v2, ya que se utiliza un error constante para el modelo NWP independiente del episodio de precipitación.

La evaluación del método de combinación muestra diferentes resultados en función del tipo de episodio evaluado. En todos los casos analizados, durante los primeros pasos de tiempo de previsión SBMcast v2 y la técnica de combinación obtienen resultados similares ya que la información adicional proporcionada por el modelo NWP influye relativamente poco en las previsiones. A partir de este momento, la gran escala del modelo NWP empieza a influir en las previsiones, condicionando el crecimiento de nueva precipitación a las localizaciones donde el modelo NWP prevé cierta posibilidad de lluvia. Esta información no siempre garantiza una mejora en la habilidad de las previsiones en comparación con SBMcast v2 ya que, al igual que ocurre como en el caso del IMF(t) y WAR(t), depende fundamentalmente de la calidad de las previsiones del modelo NWP.

6.3. Líneas abiertas de investigación

Existen diferentes aspectos presentados durante esta tesis doctoral que pueden estar sujetos a posibles mejoras e incluso a futuros estudios. En esta sección se incluyen algunos de los más relevantes.

En el marco de la comparación de técnicas de previsión a muy corto plazo se demuestra como la técnica *Local Lagrangian* es la que mejor resultados obtiene. En este sentido sería interesante desarrollar una metodología que permitiera obtener *ensembles* de campos de precipitación, compatibles con las observaciones radar, que reproduzcan la función de distribución de probabilidad prevista por la técnica *Local Lagrangian* en cada punto del dominio.

La técnica desarrollada para combinar localmente las previsiones del modelo NWP y las de SBMcast v2, propuesta en el último capítulo permite explorar nuevas variantes que mejoren las previsiones obtenidas hasta el momento. En este caso valdría con actualizar la matriz de covarianza del error del modelo NWP, necesaria en dicha técnica, en lugar de utilizar una matriz de covarianza independiente del episodio de precipitación. Esto mejoraría la capacidad de adaptación de la técnica de previsión a las diferentes situaciones de precipitación ya que tendría en cuenta el error actual del modelo NWP en lugar de este “promedio”. También sería interesante realizar un estudio sobre el impacto del tamaño del subdominio en las previsiones con el objetivo de conocer como influye en términos de habilidad. Cuanto mayor es el tamaño del subdominio mayor es el coste computacional.

Otro aspecto que podría mejorar la habilidad de las previsiones de lluvia de la técnica de combinación es la utilización de un modelo NWP regional, que tenga en cuenta las parametrizaciones óptimas de la zona de estudio; en esta tesis se emplea un modelo NWP operativo a escala europea. Del mismo modo que se realiza un post-procesado de los campos de precipitación previstos por el modelo NWP para reajustar las intensidades obtenidas, se podría explorar la corrección de los posibles errores en la localización del modelo NWP, realizando una corrección de fase tal y como lo hizo Wong et al. (2009).

Germann et al. (2006) y Berenguer et al. (2012) demostraron como el uso del mosaico de reflectividad continental permite mejorar las previsiones de las técnicas de *nowcasting* basadas en la extrapolación radar. No obstante, este tipo de técnicas deterministas no tienen en cuenta la iniciación, el crecimiento y decrecimiento de la precipitación por lo que la calidad de las previsiones es altamente dependiente del momento en el que se inicializa la previsión. En este sentido, es importante incluir la información del modelo NWP sobre la precipitación futura que ayude a reproducir estos fenómenos. De esta forma se restringe la generación de lluvia de los miembros previstos a las localizaciones relacionadas con la última observación y a las previstas con el modelo NWP. Por este motivo sería interesante utilizar la técnica de combinación junto con SBMcast v2 a escala europea utilizando los datos de precipitación del proyecto OPERA (Huuskonen y Saltikoff 2014). Los resultados se compararían con la persistencia Lagrangiana desarrollada por Berenguer y Sempere-Torres (2013) en el mismo dominio espacial.

La calidad de las simulaciones hidrológicas depende en gran medida de la incertidumbre de las variables meteorológicas de entrada y de la parametrización del modelo hidrológico (Liechti et al. 2013). Zappa et al. (2010) y Quintero et al. (2012) concluyeron que la propagación de la incertidumbre que proviene de la estimación de los campos de precipitación observados por el radar meteorológico es mayor que la incertidumbre relacionada con los parámetros del modelo

hidrológico. La previsión basada en estos campos de precipitación es una herramienta que permite anticipar las simulaciones hidrológicas en los sistemas de alerta temprana de inundación. De hecho, el uso de estas técnicas de previsión permiten mejorar significativamente la calidad de las previsiones de las simulaciones hidrológicas (Berenguer et al. 2005). Dentro de este contexto, una aplicación directa sería evaluar el impacto del conjunto de previsiones obtenidas con la versión de SBMcast v2 como entradas al modelo hidrológico para caracterizar la incertidumbre de las previsiones deterministas.

Anexo I

Sistemas de verificación de las previsiones

Existen diversos *scores* de verificación, que se utilizan en función del tipo de variable que se va a predecir. A continuación, se presentan el conjunto de *scores* probabilísticos escogidos para evaluar la habilidad del conjunto de técnicas de *nowcasting* utilizadas en esta tesis:

- *Brier Score* (BS): Es probablemente el *score* más utilizado para la verificación de previsiones probabilísticas (Brier 1950). Es una estimación clásica de la calidad, en términos de precisión, de una previsión probabilística para una variable discreta. El valor del BS corresponde al error medio cuadrático, medido en unidades de probabilidad, para distintos umbrales de la variable evaluada. El BS se define como

$$BS(\tau) = \frac{1}{\Omega} \int_{\Omega} P((t_0 + \tau, x) - O(t_0 + \tau, x))^2 dx \quad (A1)$$

donde $P(t_0 + \tau, x)$ es el valor de probabilidad previsto en una posición x , en un instante del episodio t_0 y en un tiempo de previsión τ mientras que $O(t_0 + \tau, x)$ es la observación simultánea. El valor del BS se obtiene para cada umbral de precipitación promediado en todo el dominio de verificación, Ω . Un valor de BS de 0 indica una previsión perfecta, conforme se incrementa la calidad de las previsiones disminuye.

- CSRR (*Conditional Square Root of Ranked probability score*): Propuesto por Germann y Zawadzki (2004), es conceptualmente similar al *Brier Score* aunque con dos diferencias fundamentales. La primera de ellas consiste en que el CSRR tiene en cuenta todos los umbrales de precipitación, desde el umbral mínimo definido, \mathcal{L}_{min} , hasta el máximo, \mathcal{L}_{max} . La segunda diferencia está relacionada con el valor de $\tilde{\Omega}_{t_0+\tau}$, la superficie donde se produce precipitación dentro del dominio de validación. El hecho de promediar sobre esta superficie permite que los resultados entre episodios de precipitación muy diferentes entre sí puedan compararse. En el caso de episodios de precipitación convectiva con célula aisladas, el área de precipitación es pequeña en comparación con el dominio de verificación. En este caso se tienen valores del *Brier Score* bajos aún teniendo previsiones de precipitación equivocadas mientras que el

CSRR obtiene valores altos. Se considera una previsión perfecta un valor de 0. El CSRR se define como

$$CSRR(\tau) = \left\{ \frac{1}{\tilde{\Omega}_{t_0+\tau}(\mathcal{L}_{max} - \mathcal{L}_{min})} \int_{\Omega} \int_{\mathcal{L}_{min}}^{\mathcal{L}_{max}} P((t_0 + \tau, x, \mathcal{L}) - O(t_0 + \tau, x, \mathcal{L}))^2 d\mathcal{L} dx \right\}^{0.5} \quad (A2)$$

- **Curvas ROC (*Relative Operating Characteristics*):** Las curvas ROC permiten validar de manera uniforme los sistemas de predicción categóricos basados en umbrales de probabilidad. Se obtienen representando los valores de FAR (*False Alarm Rate*) frente a los valores de POD (*Probability Of Detection*) para distintos umbrales de probabilidad (Manson 1982). En este caso se han utilizado, 10%, 20%, 30% y así progresivamente hasta el 100% (con un incremento del 10%). Las curvas ROC se obtienen para cada paso de tiempo de previsión y para cada umbral de precipitación. Se considera una previsión perfecta cuando valores de POD son del 100% y los valores de FAR del 0%. Cuando los valores de ambos indicadores son similares se considera que las previsiones del algoritmos que se está analizando carece habilidad (ver figura 68). Una manera de compactar la información que proporciona la curva ROC es mediante el cálculo del área normalizada que hay bajo su curva (AUC). El rango de valores de este estimador estadístico oscila en 0 y 1. Si se obtiene un valor igual a 1 significa que la previsión ha sido perfecta mientras que si por el contrario el valor es 0, significa que todas las previsiones son falsas alarmas lo que indica que las previsiones están invertidas (Fawcett 2006). Cuando el valor es de 0.5 significa que existe la misma probabilidad de acertar como de obtener falsas alarmas; esto indica aleatoriedad en las previsiones.

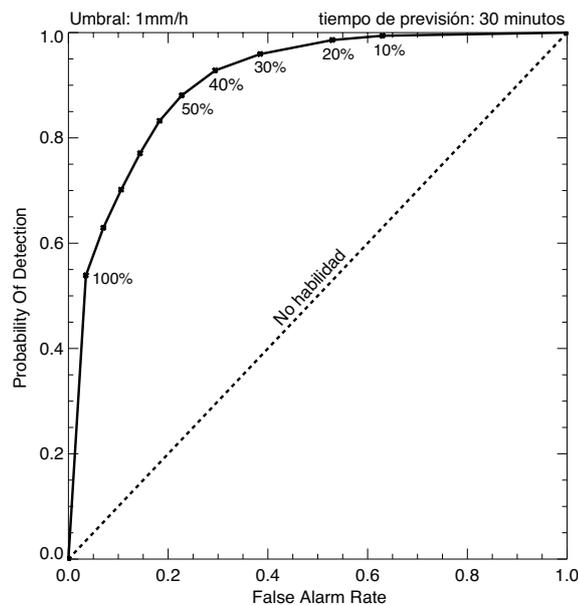


Figura 68: Ejemplo de una curva ROC para un umbral de intensidad de precipitación de 1 mm/h a los 30 minutos de previsión.

Anexo II

Datos de precipitación

En esta tesis se utilizan los datos pertenecientes a los radares de la Agencia Estatal de Meteorología (AEMET) y del *Servei Meteorològic de Catalunya* (SMC) situados cerca de la ciudad de Barcelona. Ambos radares son de banda C y se encuentran situados en el *Puig d'Agulles* (AEMET) en el municipio de *Corbera del Llobregat* y el otro en el cerro de *Creu del Vent* cerca del municipio de *La Panadella*.

Los datos se procesan para eliminar los errores asociados a la estimación de lluvia. La eliminación de ecos no meteorológicos se llevan a cabo utilizando los algoritmos desarrollados por Sánchez-Diezma (2001) y Berenguer et al. (2006) mientras que los efectos de bloqueo del haz se tratan con la técnica de Delrieu et al. (1995). Las medidas de reflectividad en altura se extrapolan a nivel de suelo según el perfil vertical de reflectividad utilizando la técnica de Franco (2008). Por último, se utiliza un factor de calibración, obtenido a posteriori, que permite corregir las diferencias entre las medidas del radar y la red de pluviómetros pertenecientes al SAIH (*Sistema Automàtic d'Informació Hidrològica*) y a la XEMA (*Xarxa de Estacions Meteorològiques Automàtiques*) a lo largo de toda Catalunya. Este proceso proporciona campos de reflectividad instantáneos corregidos con una resolución temporal de 6 o 10 minutos en función del radar utilizado, del SMC o del AEMET respectivamente, y con una resolución espacial de $1 \times 1 \text{ km}^2$.

En esta tesis se analizan las previsiones obtenidas a partir de los campos de precipitación correspondientes a ocho episodios de precipitación, que incluyen diferentes situaciones meteorológicas, convectivas y estratiformes, representativas del clima mediterráneo. Se utilizan más de 140 horas de datos de precipitación, lo que equivale a más de 1400 previsiones. En la figura A2.1 se representan las acumulaciones de precipitación de los distintos episodios, con el objetivo de mostrar la distribución espacial de lluvia de cada uno de ellos. La diferencia que existe entre los dominios espaciales de las acumulaciones del 19 de Julio de 2001 con el resto de eventos, se debe a que este caso es el único que utiliza los datos del radar del AEMET. Además, en la tabla A2.1 se muestran algunos detalles de los episodios de precipitación seleccionados como la acumulación máxima alcanzada, el valor promedio y la naturaleza del evento.

Fecha inicial [UTC]	Fecha final [UTC]	Acumulación media (mm)	Acumulación máxima (mm)	Naturaleza del evento
19/07/2001 02:00	19/07/2001 13:00	11	70	Estratiforme
16/04/2009 10:00	16/04/2009 22:30	2	75	Convectivo
15/05/2013 04:00	16/05/2013 01:00	14.5	92	Conv/Estra
08/06/2013 02:00	08/06/2013 19:00	9.4	52	Convectivo
10/07/2013 11:30	11/07/2013 18:00	8.4	172	Convectivo
13/07/2013 11:00	14/07/2013 01:00	3	100	Convectivo
07/09/2013 05:00	07/09/2013 21:00	16.1	121	Conv/Estra
18/01/2014 05:00	19/01/2014 00:00	7.9	52	Estratiforme

Tabla A2.1: Características generales de los episodios de precipitación seleccionados para esta tesis. La acumulación media y la máxima se calcula sobre todo el dominio de observación.

A lo largo de esta tesis, también se utilizan datos de precipitación externos a los proporcionados por el radar meteorológico con el objetivo de mejorar las previsiones. En este caso se utilizan las previsiones de lluvia de un modelo numérico de predicción meteorológica denominado HIRLAM (*High Resolution Limited Area Model*). Este modelo genera previsiones de lluvia acumulada a 48 horas con una resolución temporal de 1 hora y una resolución espacial de 8x8 km². Estos datos han sido proporcionados por el FMI (*Finnish Meteorological Institute*) dentro del marco de los proyectos europeos HAREN (*Hazard Assessment based on Rainfall European Nowcast*) y EDHIT (*European Demonstration of a rainfall and lightning induced Hazard Identification and nowcasting Tool*).

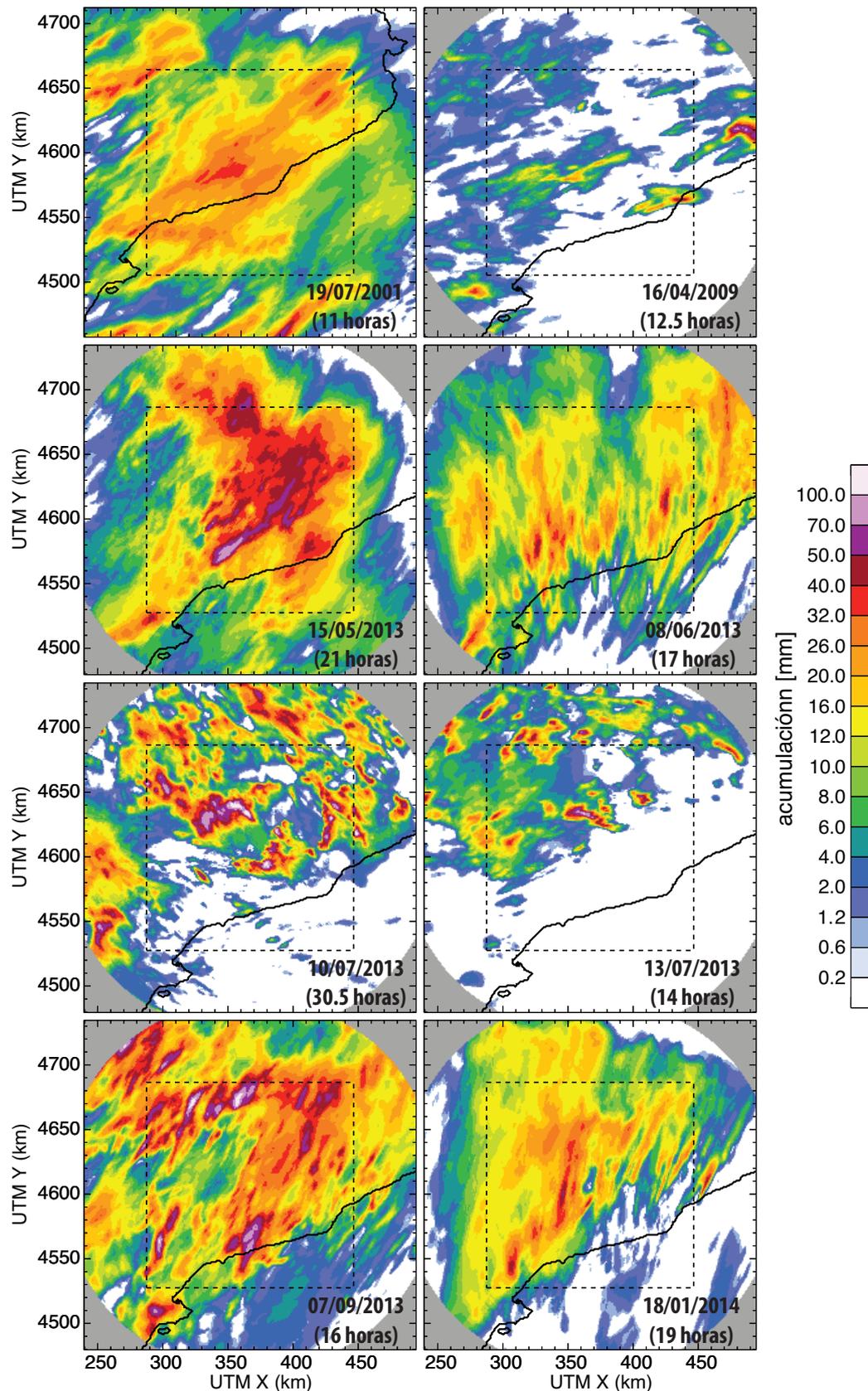


Figura A2.1: Acumulaciones de precipitación de los episodios utilizados a lo largo de esta tesis. La línea discontinua representa el dominio de verificación centrado en el radar con una superficie de 160x160 km². El número entre paréntesis especifica la duración del evento expresado en horas.

Anexo III

Verificación

En este apéndice se muestra la evaluación de las diferentes técnicas de *nowcasting* para los umbrales de intensidad de precipitación de 5, 10 y 20 mm/h durante los mismos episodios que en el capítulo 3.

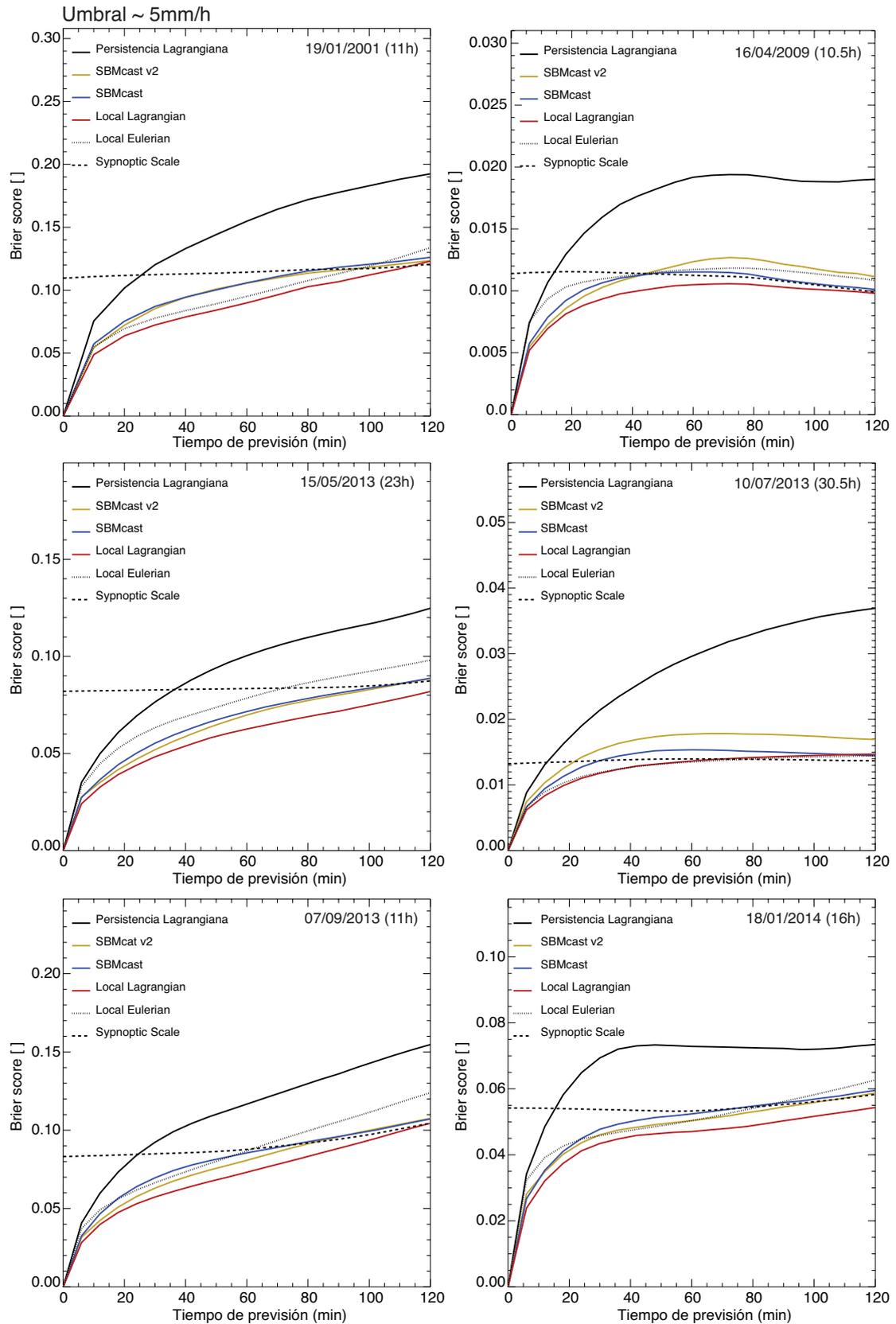


Figura 69: *Brier Score* obtenido para el conjunto de métodos de previsión de precipitación durante las dos 2 horas de previsión para el umbral de 5 mm/h. En la esquina superior derecha se sitúa la fecha correspondiente a cada evento junto con la duración del mismo.

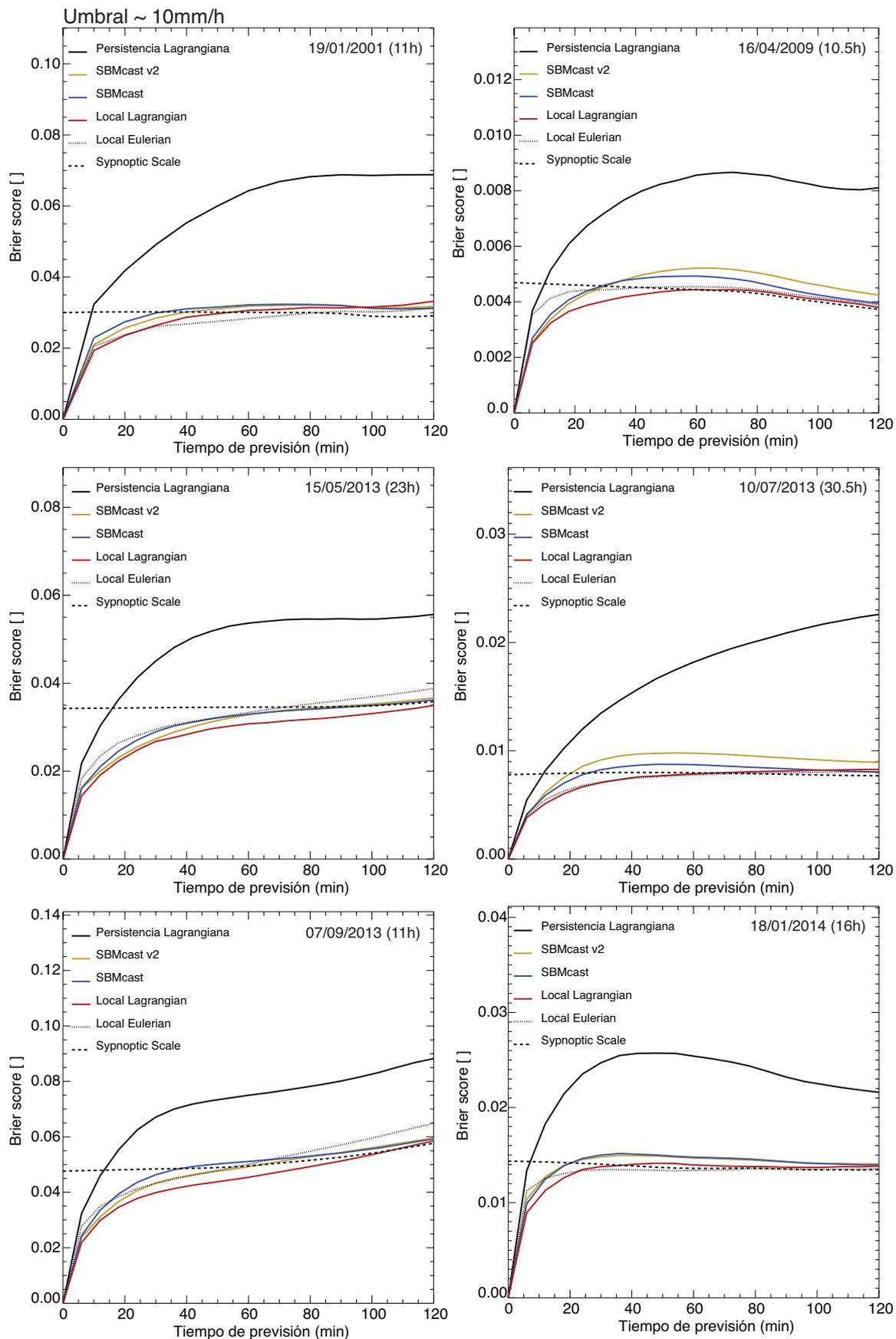


Figura 70: Idéntico a la figura 69 para el umbral de 10 mm/h.

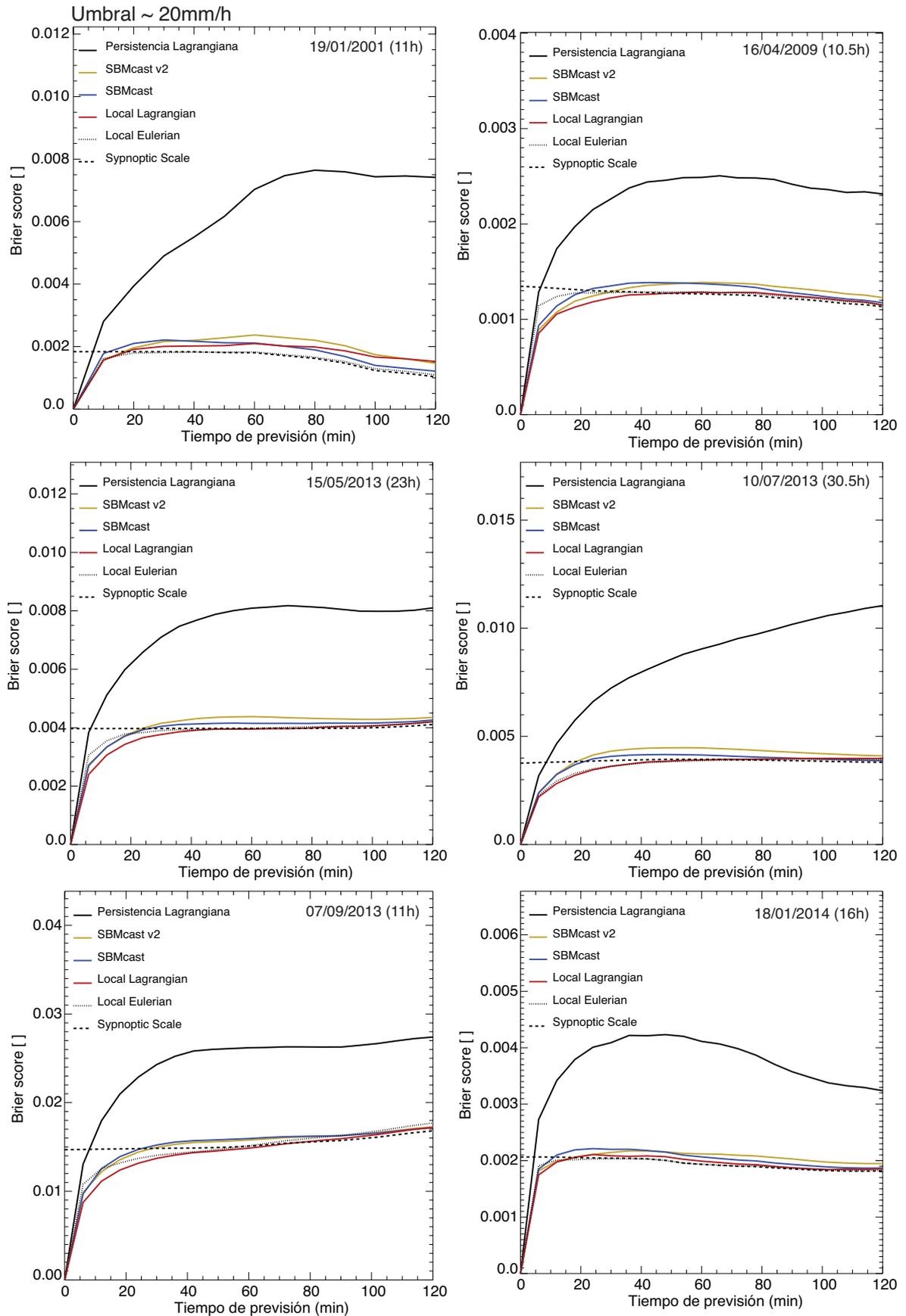


Figura 71: Idéntico a la figura 69 para el umbral de 20 mm/h.

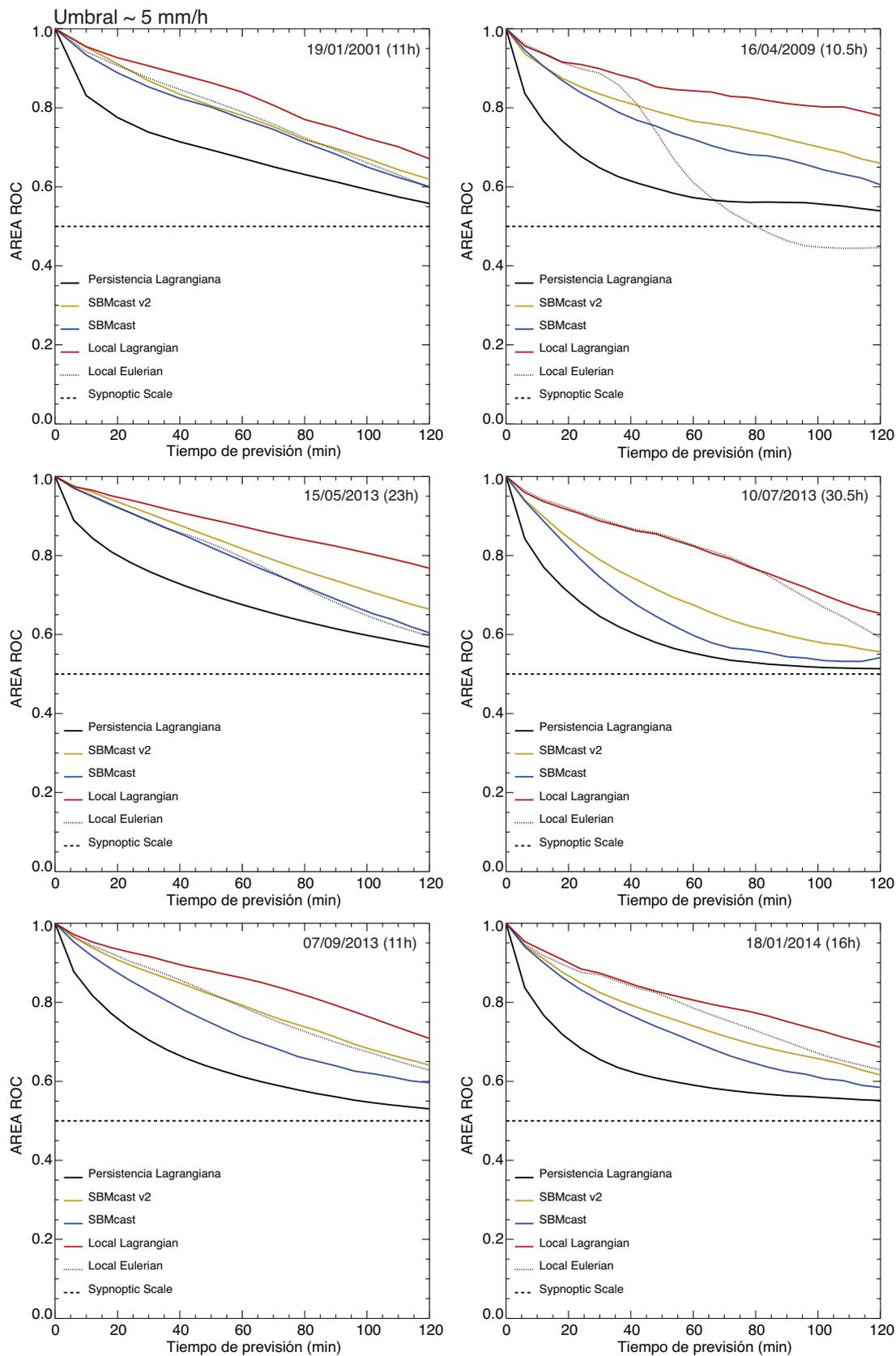


Figura 72: Área ROC obtenido para el conjunto de métodos de previsión de precipitación durante las dos 2 horas de previsión para el umbral de 5 mm/h. En la esquina superior derecha se sitúa la fecha correspondiente a cada evento junto con la duración del mismo.

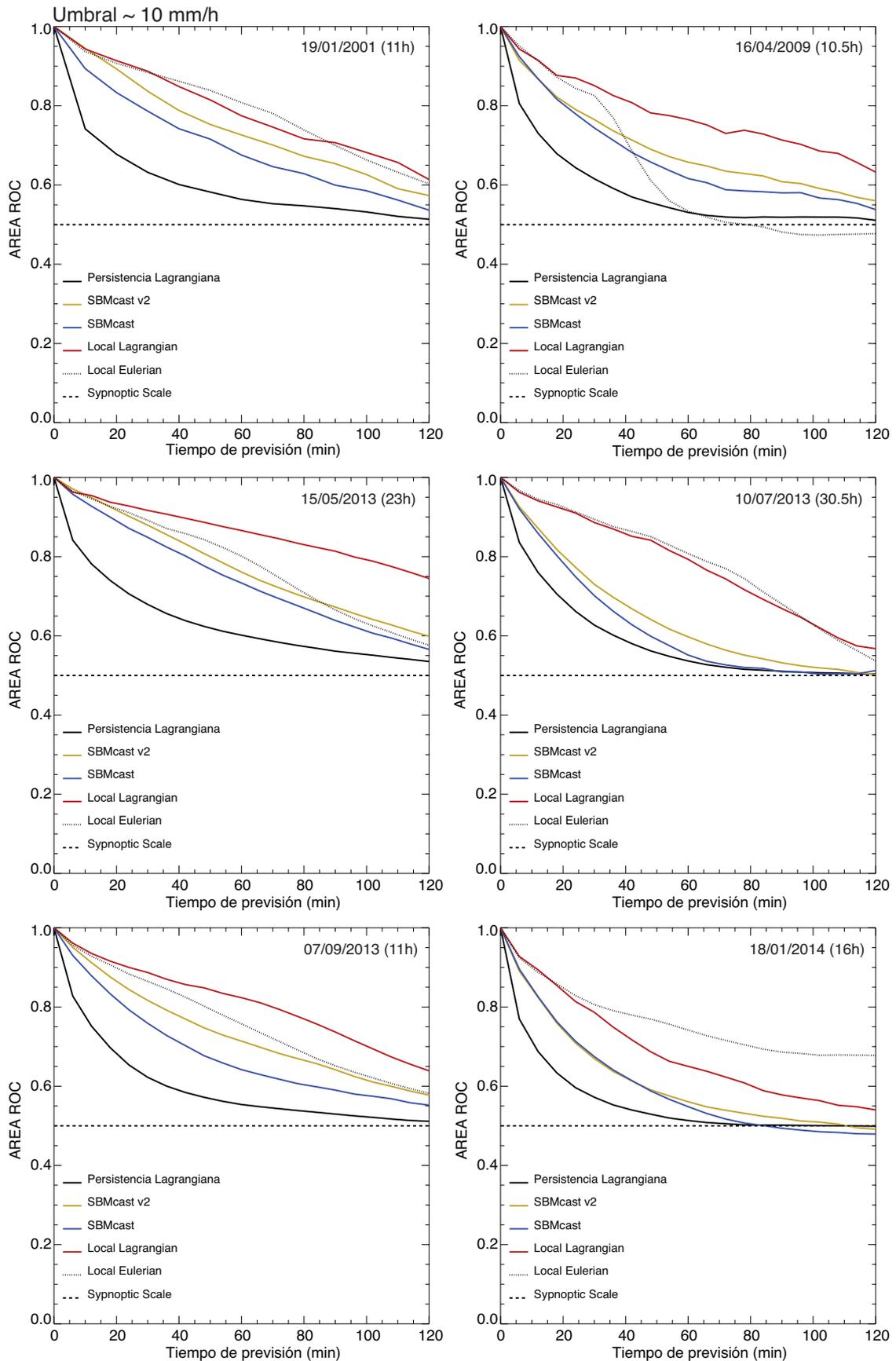


Figura 73: Idéntico a la figura 72 para el umbral de 10 mm/h.

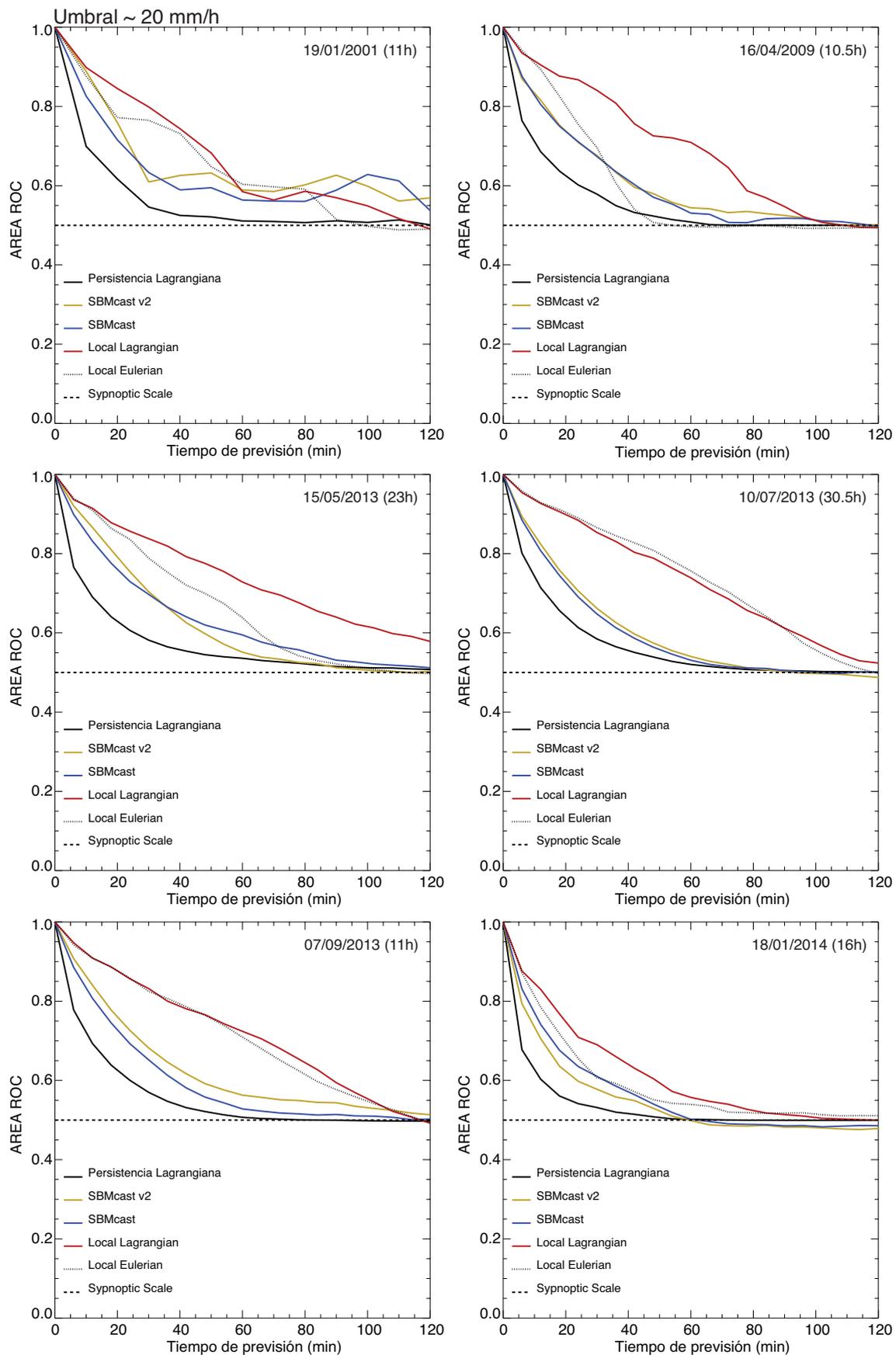


Figura 74: Idéntico a la figura 72 para el umbral de 20 mm/h.

REFERENCIAS

- Adlerman, E. J., y K. K. Droegemeier, 2002: The Sensitivity of Numerically Simulated Cyclic Mesocyclogenesis to Variations in Model Physical and Computational Parameters. *Monthly Weather Review*, 130, 2671-2691.
- Alfieri, L., P. Salamon, F. Pappenberger, F. Wetterhall, y J. Thielen, 2012: Operational early warning systems for water-related hazards in Europe. *Environmental Science & Policy*, 21, 35-49.
- Anagnostou, E. N., W. F. Krajewski, y J. Smith, 1999: Uncertainty Quantification of Mean-Areal Radar-Rainfall Estimates. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 16, 206-215.
- Anderson, J. L., 2001: An Ensemble Adjustment Kalman Filter for Data Assimilation. *Monthly Weather Review*, 129, 2884-2903.
- Andersson, T., y K.-I. Ivarsson, 1991: A Model for Probability Nowcasts of Accumulated Precipitation Using Radar. *Journal of Applied Meteorology*, 30, 135-141.
- Atencia, A., y I. Zawadzki 2014: A Comparison of Two Techniques for Generating Nowcasting Ensembles. Part I: Lagrangian Ensemble Technique. *Monthly Weather Review*, 142, 4036-4052.
- Austin, G. L., y A. Bellon, 1974: The use of digital weather radar records for short-term precipitation forecasting. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 100, 658-664.
- Bartholmes, J. C., J. Thielen, M. H. Ramos, y S. Gentilini, 2009: The european flood alert system EFAS – Part 2: Statistical skill assessment of probabilistic and deterministic operational forecasts. *Hydrology and Earth System Sciences*, 13, 141-153.
- Battan, L. J., 1953: Duration of convective radar cloud units. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 34, 227-228.
- Bellon, A., y G. L. Austin, 1984: The accuracy of short-term radar rainfall forecasts. *Journal of Hydrology*, 70, 35-49.
- Bellon, A., G.-W. Lee, y I. Zawadzki 2005: Error Statistics of VPR Corrections in Stratiform Precipitation. *Journal of Applied Meteorology*, 44, 998-1015.
- Ben Bouallègue, Z., y S. E. Theis, 2014: Spatial techniques applied to precipitation ensemble forecasts: from verification results to probabilistic products. *Meteorological Applications*, 21, 922-929.
- Berenguer, M., C. Corral, R. Sánchez-Diezma, y D. Sempere-Torres, 2005: Hydrological Validation of a Radar-Based Nowcasting Technique. *Journal of Hydrometeorology*, 6, 532-549.
- Berenguer, M., D. Sempere-Torres, C. Corral, y R. Sánchez-Diezma, 2006: A Fuzzy Logic Technique for Identifying Nonprecipitating Echoes in Radar Scans. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 23, 1157-1180.
- Berenguer, M., y I. Zawadzki, 2008: A Study of the Error Covariance Matrix of Radar Rainfall Estimates in Stratiform Rain. *Weather and Forecasting*, 23, 1085-1101.
- —, 2009: A Study of the Error Covariance Matrix of Radar Rainfall Estimates in Stratiform Rain. Part II: Scale Dependence. *Weather and Forecasting*, 24, 800-811.
- Berenguer, M., D. Sempere-Torres, y G. G. S. Pegram, 2011: SBMcast - An ensemble nowcasting technique to assess the uncertainty in rainfall forecasts by Lagrangian extrapolation. *Journal of Hydrology*, 404, 226-240.
- Berenguer, M., M. Surcel, I. Zawadzki, M. Xue, y F. Kong, 2012: The Diurnal Cycle of Precipitation from Continental Radar Mosaics and Numerical Weather Prediction Models. Part II: Intercomparison among Numerical Models and with Nowcasting. *Monthly Weather Review*, 140, 2689-2705.

- Berenguer, M., y D. Sempere-Torres, 2013: Radar-based rainfall nowcasting at European scale: long-term evaluation and performance assessment. 36th Conference on Radar Meteorology.
- Bishop, C. H., B. J. Etherton, y S. J. Majumdar, 2001: Adaptive Sampling with the Ensemble Transform Kalman Filter. Part I: Theoretical Aspects. *Monthly Weather Review*, 129, 420-436.
- Borga, M., E. N. Anagnostou, G. Blöschl, y J. D. Creutin, 2011: Flash flood forecasting, warning and risk management: the HYDRATE project. *Environmental Science & Policy*, 14, 834-844.
- Bowler, N. E., C. E. Pierce, y A. W. Seed, 2006: STEPS: A probabilistic precipitation forecasting scheme which merges an extrapolation nowcast with downscaled NWP. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 132, 2127-2155.
- Bowler, N. E. H., C. E. Pierce, y A. Seed, 2004: Development of a precipitation nowcasting algorithm based upon optical flow techniques. *Journal of Hydrology*, 288, 74-91.
- Box, G. E. P., y G. M. Jenkins, 1976: *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. Holden Day, 712 pp.
- Brier, G., 1950: Verification of forecasts expressed in terms of probability. *Monthly Weather Review*, 78, 1-3.
- Browning, K. A., C. G. Collier, P. R. Larke, P. Menmuir, G. A. Monk, y R. G. Owens, 1982: On the Forecasting of Frontal Rain Using a Weather Radar Network. *Monthly Weather Review*, 110, 534-552.
- Buil, A., M. Berenguer, y D. Sempere-Torres, 2014: The use of NWP forecasts to improve an ensemble nowcasting technique. *Proceeding of the Eighth European Conference on Radar in Meteorology and Hydrology*
- Calheiros, R. V., y I. Zawadzki, 1987: Reflectivity-Rain Rate Relationships for Radar Hydrology in Brazil. *Journal of Climate and Applied Meteorology*, 26, 118-132.
- Carbone, R. E., J. D. Tuttle, D. A. Ahijevych, y S. B. Trier, 2002: Inferences of Predictability Associated with Warm Season Precipitation Episodes. *Journal of the Atmospheric Sciences*, 59, 2033-2056.
- Casati, B., L. J. Wilson, D. B. Stephenson, P. Nurmi, A. Ghelli, M. Pocerlich, U. Damrath, E. E. Ebert, B. G. Brown, y S. Mason, 2008: Forecast verification: current status and future directions. *Meteorological Applications*, 15, 3-18.
- Chumchean, S., A. Sharma, y A. Seed, 2006: An Integrated Approach to Error Correction for Real-Time Radar-Rainfall Estimation. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 23, 67-79.
- Ciach, G. J., W. Krajewski, y G. Villarini, 2007: Product-Error-Driven Uncertainty Model for Probabilistic Quantitative Precipitation Estimation with NEXRAD Data. *Journal of Hydrometeorology*, 8, 1325-1347.
- Clothier, A. N., y G. G. S. Pegram, 2001: Space-time modelling of rainfall using the String of Beads mode: Integration of radar and rain gauge data. 115 pp.
- Crane, R. K., 1979: Automatic Cell Detection and Tracking. *Geoscience Electronics, IEEE Transactions on geoscience electronics*, 17, 250-262.
- Davis, C., B. Brown, y R. Bullock, 2006a: Object-Based Verification of Precipitation Forecasts. Part I: Methodology and Application to Mesoscale Rain Areas. *Monthly Weather Review*, 134, 1772-1784.
- , 2006b: Object-Based Verification of Precipitation Forecasts. Part II: Application to Convective Rain Systems. *Monthly Weather Review*, 134, 1785-1795.
- Delrieu, G., J. D. Creutin, y H. Andrieu, 1995: Simulation of Radar Mountain Returns Using a Digitized Terrain Model. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 12, 1038-1049.
- Dixon, M., y G. Wiener, 1993: TITAN: Thunderstorm Identification, Tracking, Analysis, and Nowcasting, A Radar-based Methodology. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 10, 785-797.
- Doviak, R. J., y D. S. Zrnic, 1992: *Doppler radar and weather observations*. 2nd Ed ed., 562 pp.
- Ebert, E., y coautores, 2013: Progress and challenges in forecast verification. *Meteorological Applications*, 20, 130-139.

- Ebert, E. E., 2008: Fuzzy verification of high-resolution gridded forecasts: a review and proposed framework. *Meteorological Applications*, 15, 51-64.
- Evensen, G., 1994: Inverse methods and data assimilation in nonlinear ocean models. *Physica D*, 77, 108-109.
- Fabry, F., y A. W. Seed, 2009: Quantifying and predicting the accuracy of radar-based quantitative precipitation forecasts. *Advances in Water Resources*, 32, 1043-1049.
- Fawcett, T., 2006: An introduction to ROC analysis. *Pattern Recognition Letters*, 27, 861-874.
- Ferraris, L., S. Gabellani, U. Parodi, N. Rebora, J. v. Hardenberg, y A. Provenzale, 2003a: Revisiting Multifractality in Rainfall Fields. *Journal of Hydrometeorology*, 4, 544-551.
- Ferraris, L., S. Gabellani, y N. Rebora, 2003b: A comparison of stochastic models for spatial rainfall downscaling. *Water Resources Research*, 39, 1368-1384.
- Ferro, C. A. T., 2007: Comparing Probabilistic Forecasting Systems with the Brier Score. *Weather and Forecasting*, 22, 1076-1088.
- Foote, G. B., y C. G. Mohr, 1979: Results of a Randomized Hail Suppression Experiment in Northeast Colorado. Part VI: Post Hoc Stratification by Storm Intensity and Type. *Journal of Applied Meteorology*, 18, 1589-1600.
- Foresti, L., L. Panziera, P. V. Mandapaka, U. Germann, y A. W. Seed, 2015: Retrieval of analogue radar images for ensemble nowcasting of orographic rainfall. *Meteorological Applications*, 22, 141-155.
- Foresti, L., y A. W. Seed, 2015: On the spatial distribution of rainfall nowcasting errors due to orographic forcing. *Meteorological Applications*, 22, 60-74.
- Franco, M., 2008: Estimación cuantitativa de la lluvia mediante radar meteorológico. Corrección del error asociado a la variación vertical de la reflectividad. Tesis Doctoral, Universitat Politècnica de Catalunya, 261 pp.
- 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*, 130, 2859-2873.
- , 2004: Scale Dependence of the Predictability of Precipitation from Continental Radar Images. Part II: Probability Forecasts. *Journal of Applied Meteorology*, 43, 74-89.
- Germann, U., G. Galli, M. Boscacci, y M. Bolliger, 2006a: Radar precipitation measurement in a mountainous region. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 132, 1669-1692.
- Germann, U., I. Zawadzki, y B. Turner, 2006b: Predictability of Precipitation from Continental Radar Images. Part IV: Limits to Prediction. *Journal of the Atmospheric Sciences*, 63, 2092-2108.
- Germann, U., M. Berenguer, D. Sempere-Torres, y M. Zappa, 2009: REAL—Ensemble radar precipitation estimation for hydrology in a mountainous region. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 135, 445-456.
- Gilleland, E., D. Ahijevych, y B. Brown, 2009: Intercomparison of Spatial Forecast Verification Methods. *Weather and Forecasting*, 24, 1416-1430.
- Golding, B., 1998: Nimrod: A system for generating automatic very-short-range forecasts. *Meteorological Applications*, 5, 1-16.
- Goovaerts, P., 1997: *Geostatistics for Natural Resources Evaluation*. Applied Geostatistics Series. 483 pp.
- Greco, M., y W. F. Krajewski, 2000: A large-sample investigation of statistical procedures for radar-based short-term quantitative precipitation forecasting. *Journal of Hydrology*, 239, 69-84.
- 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, 166-183.
- Hamill, T. M., J. S. Whitaker, y C. Snyder, 2001: Distance-Dependent Filtering of Background Error Covariance Estimates in an Ensemble Kalman Filter. *Monthly Weather Review*, 129, 2776-2790.
- Han, L., S. Fu, L. Zhao, Y. Zheng, H. Wang, y Y. Lin, 2009: 3D Convective Storm Identification, Tracking, and Forecasting—An Enhanced TITAN Algorithm. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 26, 719-732.

- Harris, D., E. Foufoula-Georgiou, K. K. Droegemeier, y J. J. Levit, 2001: Multiscale Statistical Properties of a High-Resolution Precipitation Forecast. *Journal of Hydrometeorology*, 2, 406-418.
- Henry, R. G., 1993: Analysis of thunderstorm lifetime as a function of size and intensity. 26th Conf. on radar Meteorology Norman, OK, 138-140.
- Hevesi, J. A., J. D. Istok, y A. L. Flint, 1992a: Precipitation Estimation in Mountainous Terrain Using Multivariate Geostatistics. Part I: Structural Analysis. *Journal of Applied Meteorology*, 31, 661-676.
- Hevesi, J. A., A. L. Flint, y J. D. Istok, 1992b: Precipitation Estimation in Mountainous Terrain Using Multivariate Geostatistics. Part II: Isohyetal Maps. *Journal of Applied Meteorology*, 31, 677-688.
- Houtekamer, P. L., y H. L. Mitchell, 2001: A Sequential Ensemble Kalman Filter for Atmospheric Data Assimilation. *Monthly Weather Review*, 129, 123-137.
- Hunt, B. R., E. J. Kostelich, y I. Szunyogh, 2007: Efficient data assimilation for spatiotemporal chaos: A local ensemble transform Kalman filter. *Physica D: Nonlinear Phenomena*, 230, 112-126.
- Huuskonen, A., y E. Saltikoff, 2014: The Operational Weather Radar Network in Europe. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 95, 897-907.
- Joss, J., y A. Waldvogel, 1990: Precipitation measurements and hydrology. Battan memorial and 40th anniversary of the radar meteorology, 577-606.
- Kalman, R. E., 1960: A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems. *Transactions of the ASME--Journal of Basic Engineering*, 82, 35-45.
- Kalman, R. E., y R. S. Bucy, 1961: New Results in Linear Filtering and Prediction Theory *Journal of Basic Engineering*, 95-108.
- Kessler, E., 1969: On the Distribution and Continuity of Water Substance in Atmospheric Circulations. *Meteorological Monographs*, 10, 1-88
- Kilambi, A., y I. Zawadzki, 2005: An evaluation of ensembles based upon MAPLE precipitation nowcasts and NWP precipitation forecasts. 32nd Conference on Radar Meteorology, Albuquerque, NM.
- Kirstetter, P.-E., G. Delrieu, B. Boudevillain, y C. Obled, 2010: Toward an error model for radar quantitative precipitation estimation in the Cévennes-Vivarais region, France. *Journal of Hydrology*, 394, 28-41.
- 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, 755-768.
- Krajewski, W. F., 1987: Cokriging radar-rainfall and rain gage data. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 92, 9571-9580.
- 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, 2664-2682.
- —, 1995: Retrievals of Horizontal Winds from Single-Doppler Clear-Air Data by Methods of Cross Correlation and Variational Analysis. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 12, 721-738.
- Lee, G. W., y I. Zawadzki 2005: Variability of Drop Size Distributions: Time-Scale Dependence of the Variability and Its Effects on Rain Estimation. *Journal of Applied Meteorology*, 44, 241-255.
- Lee, G. W., A. W. Seed, y I. Zawadzki, 2007: Modeling the Variability of Drop Size Distributions in Space and Time. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 46, 742-756.
- 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. S. T. Lai, 2004: Short-range quantitative precipitation forecasting in Hong Kong. *Journal of Hydrology*, 288, 189-209.
- Liechti, K., M. Zappa, F. Fundel, y U. Germann, 2013: Probabilistic evaluation of ensemble discharge nowcasts in two nested Alpine basins prone to flash floods. *Hydrological Processes*, 27, 5-17.

- Ligda, M. G. H., 1953: The horizontal motion of small precipitation areas as observed by radar, 70 pp.
- Llasat, M. C., 1991: Gota fría. Boixareu.
- Llort, X., C. A. Velasco-Forero, J. Roca-Sancho, y D. Sempere-Torres, 2008: Characterization of uncertainty in radar-based precipitation estimates and ensemble generation. Proceeding of the Fifth European Conference on Radar in Meteorology and Hydrology
- Llort, X., 2010: A study of the structure of radar rainfall and its errors. Tesis Doctoral, Universitat Politècnica de Catalunya, 123 pp.
- Lorenz, E. N., 1969: Atmospheric Predictability as Revealed by Naturally Occurring Analogues. *Journal of the Atmospheric Sciences*, 26, 636-646.
- Manson, I., 1982: A model for assessment of weather forecast. *Aust. Meteor. Mag*, 30, 291-303.
- Montanari, L., A. Montanari, y E. Toth, 2006: A comparison and uncertainty assessment of system analysis techniques for short-term quantitative precipitation nowcasting based on radar images. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 111, D14111.
- Morss, R., O. Wilhelmi, G. Meehl, y L. Dilling, 2011: Improving societal outcomes of extreme weather in a changing climate: an integrated perspective. *Annual Review of Environment and Resources*, 36, 1-25.
- 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, 545-561.
- Mullen, S. L., y R. Buizza, 2002: The Impact of Horizontal Resolution and Ensemble Size on Probabilistic Forecasts of Precipitation by the ECMWF Ensemble Prediction System. *Weather and Forecasting*, 17, 173-191.
- Murphy, A. H., 1973: A New Vector Partition of the Probability Score. *Journal of Applied Meteorology*, 12, 595-600.
- Oczkowski, M., I. Szunyogh, y D. J. Patil, 2005: Mechanisms for the Development of Locally Low-Dimensional Atmospheric Dynamics. *Journal of the Atmospheric Sciences*, 62, 1135-1156.
- Ott, E., B. Hunt, I. Szunyogh, M. Corazza, E. Kalnay, D. J. Patil, J. A. Yorke, A. V. Zimin, y E. J. Kostelich, 2002: Exploiting Local Low Dimensionality of the Atmospheric Dynamics for Efficient Ensemble Kalman Filtering, 16 pp.
- Ott, E., B. R. Hunt, I. Szunyogh, A. V. Zimin, E. J. Kostelich, M. Corazza, E. Kalnay, D. J. Patil, y J. A. Yorke, 2004: A local ensemble Kalman filter for atmospheric data assimilation. *Tellus A*, 56, 415-428.
- Panziera, L., y U. Germann, 2010: The relation between airflow and orographic precipitation on the southern side of the Alps as revealed by weather radar. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 136, 222-238.
- Panziera, L., U. Germann, M. Gabella, y P. V. Mandapaka, 2011: NORA-Nowcasting of Orographic Rainfall by means of Analogues. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 137, 2106-2123.
- Patil, D. J., B. R. Hunt, E. Kalnay, J. A. Yorke, y E. Ott, 2001: Local low dimensionality of atmospheric dynamics. *Physics Review Letter*, 5878-5881.
- Patterson, G., y S. Orszag, 1971: Spectral calculations of isotropic turbulence: efficient removal of aliasing interaction. *Physics Fluids*, 14, 2538-2541.
- Pegram, G. G. S., y A. N. Clothier, 2001a: High resolution space-time modelling of rainfall: the "String of Beads" model. *Journal of Hydrology*, 241, 26-41.
- —, 2001b: Downscaling rainfields in space and time, using the String of Beads model in time series mode. *Hydrology and Earth System Sciences*, 5, 175-186.
- Pierce, C. E., P. J. Hardaker, C. G. Collier, y C. M. Haggett, 2000: GANDOLF: a system for generating automated nowcasts of convective precipitation. *Meteorological Applications*, 7, 341-360.
- Pierce, C. E., E. Ebert, A. W. Seed, M. Sleight, C. G. Collier, N. I. Fox, N. Donaldson, J. W. Wilson, R. Roberts, y C. K. Mueller, 2004: The Nowcasting of Precipitation during Sydney 2000: An Appraisal of the QPF Algorithms. *Weather and Forecasting*, 19, 7-21.

- Pierce, C. E., A. Seed, S. Ballard, D. Simonin, y L. Zhihong, 2012: Nowcasting. In Doppler Observations - Weather Radar, Wind Profiler, Ionospheric Radar, and Other Advance Applications. InTech, 482 pp.
- Quintero, F., D. Sempere-Torres, M. Berenguer, y E. Baltas, 2012: A scenario-incorporating analysis of the propagation of uncertainty to flash flood simulations. *Journal of Hydrology*, 460, 90-102.
- Radhakrishna, B., I. Zawadzki, y F. Fabry, 2012: Predictability of Precipitation from Continental Radar Images. Part V: Growth and Decay. *Journal of the Atmospheric Sciences*, 69, 3336-3349.
- Rebora, N., L. Ferraris, J. von Hardenberg, y A. Provenzale, 2006a: RainFARM: Rainfall Downscaling by a Filtered Autoregressive Model. *Journal of Hydrometeorology*, 7, 724-738.
- Rebora, N., L. Ferraris, J. Von Hardenberg, y A. Provenzale, 2006b: Rainfall downscaling and flood forecasting: a case study in the Mediterranean area. *Natural Hazards Earth System Science*, 6, 611-619.
- Reyniers, M., 2008: Quantitative precipitation forecasts based on radar observations: principles, algorithms and operational systems, 62 pp.
- Rinehart, R. E., y E. T. Garvey, 1978: Three-dimensional storm motion detection by conventional weather radar. *Nature*, 273, 287-289.
- Roberts, R. D., y S. Rutledge, 2003: Nowcasting Storm Initiation and Growth Using GOES-8 and WSR-88D Data. *Weather and Forecasting*, 18, 562-584.
- Rogers, R. R., y M. K. Yau, 1976: *A Short Course in Cloud Physics*. 3rd ed. Pergamon Press.
- Root, B., P. Knight, G. Young, S. Greybush, R. Grumm, R. Holmes, y J. Ross, 2007: A Fingerprinting Technique for Major Weather Events. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 46, 1053-1066.
- Rosenfeld, D., D. B. Wolff, y D. Atlas, 1993: General Probability-matched Relations between Radar Reflectivity and Rain Rate. *Journal of Applied Meteorology*, 32, 50-72.
- Rossi, P. J., V. Chandrasekar, V. Hasu, y D. Moisseev, 2015: Kalman Filtering-Based Probabilistic Nowcasting of Object-Oriented Tracked Convective Storms. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 32, 461-477.
- Sánchez-Diezma, R., 2001: Optimización de la medida de lluvia por radar meteorológico para su aplicación hidrológica, GRAHI, Universitat Politècnica de Catalunya, 313 pp.
- Seed, A. W., 2003: A Dynamic and Spatial Scaling Approach to Advection Forecasting. *Journal of Applied Meteorology*, 42, 381-388.
- Seed, A. W., y N. E. Bowler, 2003: A model to generate stochastic nowcasts of rainfall. 31st Conference on Radar Meteorology.
- Seed, A. W., C. E. Pierce, y K. Norman, 2013: Formulation and evaluation of a scale decomposition-based stochastic precipitation nowcast scheme. *Water Resources Research*, 49, 6624-6641.
- Sempere-Torres, D., J. M. Porrà, y J. D. Creutin, 1998: Experimental evidence of a general description for raindrop size distribution properties. *Journal of Geophysical Research*, 103, 1785-1797.
- Sempere-Torres, D., R. Sánchez-Diezma, I. Zawadzki, y J. D. Creutin, 1999: DSD identification following a preclassification of rainfall type from radar analysis. 29th International Conference on Radar Meteorology, A. M. Society, Ed., 632-635.
- Serafin, R. J., y J. W. Wilson, 2000: Operational Weather Radar in the United States: Progress and Opportunity. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 81, 501-518.
- SMC, 2013a: Butlletí climàtic mensual. Maig del 2013.
- —, 2013b: Butlletí climàtic mensual. Juliol del 2013.
- Smith, P., F. Pappenberger, F. Wetterhall, J. Thielen, B. Krzminski, P. Salamon, D. Muraro, M. Kalas, y C. Baugh, 2016: On the operational implementation of the European Flood Awareness System (EFAS), 37 pp.
- Surcel, M., M. Berenguer, y I. Zawadzki, 2010: The Diurnal Cycle of Precipitation from Continental Radar Mosaics and Numerical Weather Prediction Models. Part I: Methodology and Seasonal Comparison. *Monthly Weather Review*, 138, 3084-3106.

- Thielen, J., J. Bartholmes, M. H. Ramos, y A. de Roo, 2009: The European Flood Alert System – Part 1: Concept and development. *Hydrology and Earth System Sciences*, 13, 125-140.
- Tsonis, A. A., y G. L. Austin, 1981: An evaluation of extrapolation techniques for the short-term prediction of rain amounts. *Atmosphere-Ocean*, 19, 54-65.
- Turner, B. J., I. Zawadzki, y U. Germann, 2004: Predictability of Precipitation from Continental Radar Images. Part III: Operational Nowcasting Implementation (MAPLE). *Journal of Applied Meteorology*, 43, 231-248.
- Van den Dool, H., 1994: Searching for analogues, how long must we wait? *Tellus*, 46A, 314-324.
- Vanmarcke, E., 1983: *Random fields: analysis and synthesis*. 382 pp.
- Velasco-Forero, C. A., D. Sempere-Torres, E. F. Cassiraga, y J. Jaime Gómez-Hernández, 2009: A non-parametric automatic blending methodology to estimate rainfall fields from rain gauge and radar data. *Advances in Water Resources*, 32, 986-1002.
- Villarini, G., y W. Krajewski, 2010: Review of different sources of uncertainty in single polarization radar-based estimates of rainfall. *Surveys in Geophysics*, 31, 107-129.
- Wang, X., C. H. Bishop, y S. J. Julier, 2004: Which Is Better, an Ensemble of Positive-Negative Pairs or a Centered Spherical Simplex Ensemble? *Monthly Weather Review*, 132, 1590-1605.
- Wilks, D. S., 1995: *Statistical Methods in the Atmospheric Sciences*. Academic Press, 467 pp.
- , 2006: *Statistical Methods in the Atmospheric Sciences*. 2nd ed. Academic Press: Burlington, 617 pp.
- Wilson, J., 1979: Radar Measurement of Rainfall—A Summary. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 60, 1048-1058.
- Wilson, J. W., 1966: Movement and predictability of radar echoes. ERTM-NSSL-28., National Severe Storms Laboratory, 30 pp.
- Wilson, J. W., E. E. Ebert, T. R. Saxon, R. D. Roberts, C. K. Mueller, M. Sleigh, C. E. Pierce, y A. Seed, 2004: Sydney 2000 Forecast Demonstration Project: Convective Storm Nowcasting. *Weather and Forecasting*, 19, 131-150.
- Wilson, J. W., y R. D. Roberts, 2006: Summary of Convective Storm Initiation and Evolution during IHOP: Observational and Modeling Perspective. *Monthly Weather Review*, 134, 23-47.
- Wilson, J. W., Y. Feng, M. Chen, y R. D. Roberts, 2010: Nowcasting Challenges during the Beijing Olympics: Successes, Failures, and Implications for Future Nowcasting Systems. *Weather and Forecasting*, 25, 1691-1714.
- Wong, W., L. H. Yeung, Y.-c. Wang, y M. Chen, 2009: Towards the Blending of NWP with Nowcast : Operation Experience in B08FDP. WMO Symposium on Nowcasting.
- Yu, W., E. Nakakita, S. Kim, y K. Yamaguchi, 2015: Improvement of rainfall and flood forecasts by blending ensemble NWP rainfall with radar prediction considering orographic rainfall. *Journal of Hydrology*, 531, 494-507.
- Zappa, M., y coautores, 2010: Propagation of uncertainty from observing systems and NWP into hydrological models: COST-731 Working Group 2. *Atmospheric Science Letters*, 11, 83-91.
- Zawadzki, I., 1984: Factors affecting the precision of radar measurement of rain. 22th Conference on Radar Meteorology, Zurich (Switzerland), 251-256.