

# EVALUACIÓN DE LOS CAMPOS DE PRECIPITACIÓN GENERADOS POR EL MODELO ATMOSFÉRICO REGIONAL DE CLIMA RCA3.5 SOBRE UN DOMINIO MEDITERRÁNEO

Juan Carlos SÁNCHEZ PERRINO<sup>1</sup>, José María RODRÍGUEZ GONZÁLEZ<sup>1</sup>, David RAMOS COLLADA<sup>1</sup>, Ernesto RODRÍGUEZ CAMINO<sup>1</sup>, Roland AZNAR<sup>2</sup>, Enrique ÁLVAREZ FANJUL<sup>2</sup>, Damiá GOMIS<sup>3</sup>, Gabriel JORDÁ<sup>3</sup>, Samuel SOMOT<sup>4</sup>  
<sup>1</sup>AEMET <sup>2</sup>Puertos del Estado <sup>3</sup>IMEDEA <sup>4</sup> CNRM-GAME Meteo-France/CNRS  
jsanchezp@aemet.es, jrodriguezg@aemet.es, dramosc@aemet.es, erodriguezc@aemet.es

## RESUMEN

En el contexto del proyecto de escenarios de clima oceánico desarrollado por AEMET-EPPE-IMEDEA-MeteoFrance se ha utilizado el modelo atmosférico regional de clima RCA3.5 para forzar diferentes modelos oceánicos de circulación, residuos de nivel del mar y oleaje. Como paso previo a la generación de proyecciones regionalizadas atmosféricas y oceánicas se ha evaluado el modelo. Este trabajo analiza los campos de precipitación generados por RCA forzado por el reanálisis de ERA-interim. Para la comparación se ha utilizado como referencia observacional la base de datos en rejilla de Spain02. Se ha realizado un análisis de significación estadística de los resultados. RCA3.5 muestra una variabilidad temporal y sobre todo espacial más próxima a Spain02 que el resto de datasets, incluyendo el reanálisis de ERA-interim con el que fue forzado. También es el que mejor reproduce las estructuras locales de precipitación observadas. Sin embargo, sobreestima la precipitación sobre todo en las montañas.

**Palabras clave:** Modelo Regional, RCM, RCA, Escenarios Climáticos, Validación Modelos, Validación Precipitación.

## ABSTRACT

In the framework of the generation of ocean climate scenarios developed by AEMET-EPPE-IMEDEA-MeteoFrance, a regional climate model, RCA 3.5, has been used to force models which simulate the oceanic circulation, sea level and waves. As a previous step RCA fields have been evaluated. This work analyzes the precipitation simulated by RCA forced with ERA-interim reanalysis. As observational reference for the comparisons a new gridded precipitation database (Spain02) was used. A complete statistical analysis of significance was conducted for the results. RCA3.5 compares better than any other dataset to Spain02 observations in temporal and, mainly, spatial variability; beating even the reanalysis of ERA-interim used to force the model. Besides, it is the one who better represents the local precipitation structures observed. However, RCA3.5 overestimates the precipitation amounts, mainly in the mountains.

**Key words:** Regional Climate Model, RCA, Climate Scenarios, Model Validation, Precipitation Validation.

## 1. INTRODUCCIÓN

AEMET ha utilizado el modelo regional climático (RCM) RCA 3.5, desarrollado por el centro Rossby en Suecia, para obtener escenarios regionales de cambio climático. El uso de un RCM para hacer ‘downscaling’ de campos de modelos globales exige como paso previo la validación del modelo contra las observaciones en un período largo de forma que se pongan de manifiesto los posibles sesgos y errores del modelo. El objeto del presente trabajo es el de validar el comportamiento de la precipitación de RCA3.5 sobre España. La validación se ha efectuado en el período 1989-2006 utilizando para ello las observaciones de la base de datos de precipitación en rejilla (Spain02, Herrera et al., 2012) que tiene una resolución de 0.2 grados, muy próxima a la de RCA en estas simulaciones. Tomando la base de datos Spain02 como nuestra ‘verdad’, comparamos contra ella RCA, ERA-i y varias bases de datos climáticas, de modo que podemos intercomparar todos estos conjuntos de datos.

## 2. DESCRIPCIÓN DE LOS DATOS Y DEL MODELO RCA

### 2.1. Descripción de los datos

Se ha tomado como referencia observacional la base de datos Spain02 (Sp02) generada en la Universidad de Cantabria (Herrera et al., 2012). Posee datos de periodicidad diaria de una red de más de 2000 observatorios desde 1950 hasta 2008 que fueron llevados a puntos de una rejilla regular de 0.2 grados de resolución mediante un método de *kriging* de doble paso.

También se han obtenido datos procedentes de bases de datos climáticas. Dos basadas en pluviómetros tradicionales, la del Climatic Research Unit (CRU TS3, Mitchell and Jones, 2005) y la del Global Precipitation Climate Center (GPCC, Fuchs et al., 2008 y Schneider et al., 2008), y otra basada en pluviómetros y medidas de satélite, la del Global Precipitation Climatology Project (GPCP, Adler et al., 2003 y Huffman et al. 2009). Los datasets están disponibles en varias resoluciones y aquí usamos  $0.5 \times 0.5$ , la máxima disponible.

El reanálisis ERA-i (Dee et al., 2011) ha sido utilizado con una doble finalidad: como condición de contorno para forzar el modelo con campos de viento, temperatura y humedad, en varios niveles y también se obtuvo la precipitación prevista por ERA-i para compararla con el resto de datasets; en particular con la precipitación simulada por RCA. Todos los datasets se acumularon mensualmente y se interpolaron a la resolución de Sp02.

### 2.2. Descripción del modelo

RCA es un modelo regional climático desarrollado a partir de HIRLAM (modelo de predicción de área limitada). RCA3.5 incluye una descripción de la atmósfera y su interacción con la superficie. Su núcleo dinámico sigue los pasos del de RCA2, Jones et al. (2004), y posee un esquema semi-implícito, semi-lagrangiano, con difusión horizontal de sexto orden aplicada a las variables de pronóstico y con dos niveles en el tiempo. La solución de RCA3 es relajada a las condiciones de contorno a través de una zona de relajación de ocho puntos con una función de relajación basada en cosenos (Davies, 1976). Las celdas de la rejilla incluyen fracciones de mar, de hielo, de lago y de tierra. Cada fracción posee su propia ecuación de balance de energía y temperatura individual pronosticada (Samuelsson et al., 2006), excepto para la temperatura de la superficie del mar (SST), que se prescribe en las condiciones de contorno.

### 2.3. Configuración del modelo

RCA3.5 se configuró con una resolución de  $0.22^\circ$  correspondiendo a 25 km aprox. y dentro de un dominio de  $22.5^\circ$  N a  $50.22^\circ$  N en latitud y de  $-21.96^\circ$  W a  $42.72^\circ$  E en longitud, es decir, 126 x 294 puntos de rejilla (Fig. 1). Este dominio cubre todo el Mediterraneo y sus límites están suficientemente alejados de la zona de estudio (recuadrada) de forma que los efectos de las fronteras son pequeños en el interior.

En la vertical, se usan 24 niveles híbridos no equiespaciados que siguen el relieve (Simmons y Burridge, 1981). El paso de tiempo se fijó en 15 min. Las simulaciones cubren el período Enero 1989 – Diciembre 2006. Las condiciones de contorno así como la SST se tomaron del reanálisis de ERA-i cada 6 h, con interpolación lineal entre ellas.

## 3. METODOLOGÍA

Cada dataset se comparó con Sp02, nuestra referencia observacional, intercomparando después los resultados obtenidos por cada dataset.

Para el estudio se ha seleccionado una colección de estadísticos, introducidos por Wigley y Santer, 1990 para su uso en la evaluación de diferencias entre medias, varianzas, correlaciones y evolución espaciotemporal de distintos datasets.

También se ha realizado un estudio de significación estadística que da consistencia y robustez a los resultados mediante la técnica ‘Pool Permutation Procedure’ (PPP) introducida por Preisendorfer y Barnett, 1983. Consiste en un test no paramétrico que usa bootstrapping permitiendo ‘ampliar’ la muestra, ya que la nuestra no es grande (1989-2006), y evitando los problemas asociados con la correlación espacial y la multiplicidad que tienen otros tests basados en distribuciones estadísticas teóricas. El fundamento de PPP es la suposición de que los conjuntos a comparar pertenecen a la misma muestra. Tomando elementos al azar de ambas muestras, formando dos conjuntos del mismo número de elementos, calculando para esos conjuntos todos los estadísticos, y repitiendo un elevado número de veces el proceso, obtenemos una función de distribución ‘empírica’ para cada estadístico que nos permite evaluar la significación estadística del valor real del estadístico. El procedimiento, dados dos conjuntos de datos  $A$  (observaciones) y  $B$  (modelo), sigue esencialmente dos pasos:

- (1) Se muestrea aleatoriamente y sin reemplazo de la unión de los conjuntos  $A$  y  $B$  hasta obtener dos conjuntos con el mismo número de elementos. No se permite la selección de dos elementos correspondientes al mismo paso de tiempo (uno de cada conjunto) para evitar la posible correlación entre los datos de la observación y del modelo para el mismo mes y año. Todo esto equivale a seleccionar aleatoriamente para cada mes y año uno de los dos elementos, el de  $A$  ó el de  $B$ , pero sin respetar el orden temporal de las series.
- (2) A partir de los dos conjuntos recién generados, calculamos cada estadístico y repetimos el proceso un gran número de veces (1000 en nuestro caso). Así, construimos para cada estadístico una distribución usada después para evaluar la significación estadística del valor obtenido al comparar los  $A$  y  $B$  originales.

Los valores numéricos mostrados de los p-valores corresponden a la fracción de elementos de la función de distribución empírica que son superiores al valor del estadístico obtenido a partir de los conjuntos originales (cálculo por la cola de la derecha) de forma que valores cercanos a cero representan resultados significativos en un test por la derecha (por ejemplo, si el test es al 5%, serían significativos todos aquellos menores de 0.05) pero p-valores grandes, cercanos a uno, también serían significativos

(si es un test al 5%, aquellos mayores de 0.95), en este caso por la izquierda. Para la mayoría de estadísticos la significación por la derecha (izquierda) significa sobreestimación (infraestimación).

Si se usa un test de significación univariante (un test en cada punto de rejilla) basado en una distribución teórica tenemos que aceptar una serie de suposiciones que evitamos con el uso de PPP que permite, además, eludir el problema derivado de la correlación espacial entre puntos de rejilla próximos. La notación sigue la de Preisendorfer y Barnett, 1983 y Wigley y Santer, 1990, donde  $D$  y  $M$  se usan para datos y modelo. Ambos son campos multivariantes de la forma:

$$\mathbf{D}: \{d(x,t): t=1,\dots,n; x=1,\dots,p\}, \mathbf{M}: \{m(x,t): t=1,\dots,n; x=1,\dots,p\}$$

Donde  $t$  es la dimensión temporal y  $x$  la espacial. Al ser matrices bidimensionales podemos escribir sus elementos con dos subíndices  $d_{x,t}$  y  $m_{x,t}$ . Suponemos la información espacial ordenada con una correspondencia uno a uno entre  $D$  y  $M$ . Respetamos el orden espacial pero no así el orden temporal (no es necesario pues no suele existir correlación en las variables meteorológicas entre los mismos meses de diferentes años). La longitud  $n$  de las series es igual. En la Tabla. 1 se muestran definiciones de los estadísticos usados. Las magnitudes estadísticas que intervienen en las fórmulas de la Tabla 1 están definidas en Wigley y Santer, 1990.

ESTADÍSTICO	Definición
$SITES = n_t \sum_x (d_{x,t} - m_{x,t})^2 / \sigma_D \sigma_M$	Diferencia cuadrática de medias temporales estandarizada
$t - Student = (m_{x,t} - d_{x,t}) / S_x$	t-Student
Donde $S_x^2 = (s_{d,x}^2 + s_{m,x}^2) / (n_t - 1)$	
$SPRET1 = \overline{s_{m,x}^2} / \overline{s_{d,x}^2} = \sigma_M^2 / \sigma_D^2$	Cociente de medias espaciales de varianzas temporales
$SPRET2 = V(m_{.,t}) / V(d_{.,t})$	Cociente de varianzas temporales de medias espaciales
$SPREX1 = \overline{s_{m,t}^2} / \overline{s_{d,t}^2}$	Cociente de medias temporales de varianzas espaciales
$SPREX2 = V(m_{x,t}) / V(d_{x,t})$	Cociente de varianzas espaciales de medias temporales
$r_a = \sum_t r_t / n_t$ donde,	Media temporal de correlación de anomalías
$r_t = \sum_x [(d_{x,t} - d_{x,t}) - (d_{.,t} - \langle d \rangle)] [(m_{x,t} - m_{x,t}) - (m_{.,t} - \langle m \rangle)] / (n_x \overline{s_{d,t} s_{m,t}})$	
$\overline{s_{d,t}} = \sum_x [(d_{x,t} - d_{x,t}) - (d_{.,t} - \langle d \rangle)]^2 / n_x$	

TABLA 1: Definiciones de los Estadísticos utilizados

#### 4. RESULTADOS

Se muestran mapas espaciales de todos los datasets pero en el caso de los tests estadísticos sólo se muestran, por claridad, RCA, ERA-i y GPCC. Esta última por ser la base de datos climática que da mejores resultados comparada con Sp02, por encima de CRU y GPCP.

## 4.1. Comparación de medias

En la Fig. 2 observamos la precipitación anual acumulada media para varios conjuntos de datos y para las observaciones de Sp02. RCA es el único capaz de reproducir la estructura de las observaciones; en parte porque los demás datasets no tienen resolución suficiente. A pesar de mostrar estructuras muy similares a las observadas, RCA sobreestima mucho la precipitación sobre todo en las montañas (hasta 1000mm) y también la infraestima en una estrecha franja en torno a las costas. El estudio cuantitativo de las medias se hace mediante los estadísticos que aparecen a continuación.

### 4.1.1. SITES

Se calcula mediante las diferencias cuadráticas medias de las medias temporales de dataset y observaciones. La hipótesis nula es que valga cero (no haya diferencias). RCA muestra los valores más altos (sobreestimación) en casi todos los meses, sobre todo en primavera (véase la Fig. 4). Los p-valores de RCA (Fig. 5) muestran diferencias significativas todos los meses al igual que los de ERA-i mientras que GPCC muestra diferencias no significativas algunos meses.

### 4.1.2. ANÁLISIS ESPACIAL CON EL ESTADÍSTICO T-STUDENT

Nos centraremos sólo en el modelo RCA pues nos interesa la estructura espacial de sus errores. El estadístico t-Student se ha calculado en cada punto de rejilla y se ha realizado *sobre el campo entero* la técnica de bootstrapping PPP, en vez de aplicar un test t-Student clásico univariante en cada punto. Obtenemos así mapas mensuales de puntos cuya diferencia es significativa y además sabemos cómo de grandes son estas diferencias (mayores cuanto mayor es el valor del estadístico, Fig. 6).

Se observa que la estructura de los errores y su significación cambia estacionalmente:

- (1) En DJF las diferencias son significativas en el Este pero sobre todo en el Noreste y en particular en el Sistema Ibérico en toda la estación.
- (2) En MAM las mayores significaciones se encuentran en las montañas del Norte (Picos de Europa, Pirineos). Estas son, además, las zonas de diferencias más significativas de todo el año. En primavera y sobre todo en las montañas las precipitaciones son convectivas en España. Esto parece indicar que RCA tiene más problemas para simular correctamente las precipitaciones convectivas que las de larga escala.
- (3) En JJA las diferencias más significativas se dan en el Sureste donde la precipitación es convectiva en los meses de verano. El patrón de áreas es más irregular que para el resto de estaciones, reflejo de la dispersión de las precipitaciones esos meses.
- (4) En SON se dan las menores significaciones y en las áreas más pequeñas (en especial véase el mapa para Octubre, el mes de menor significación de todo el año). El otoño actúa como una transición entre los patrones observados para las estaciones de verano e invierno como demuestra el cambio de estructura mostrado de Septiembre (más parecido a los de la primavera) a Noviembre (más parecido a los del invierno).

## 4.2. Variabilidad

### 4.2.1. COCIENTE DE VARIANZAS TEMPORALES

Tomando el logaritmo neperiano del cociente de varianzas de modelo y observaciones tenemos información espacial de las sobreestimaciones (valores positivos) e infraestimaciones (valores negativos). En la Fig. 7 vemos que RCA sobreestima la varianza (rojos) sobre todo en las montañas

y la infraestima en las costas mientras que ERA-i la infraestima (azules) en todas las áreas donde difiere de las observaciones. La zona verde corresponde a un intervalo de cociente de varianzas  $[1/1.65, 1.65]$  que se ha tomado como zona de referencia donde la diferencia no es demasiado grande. GPCC es el dataset que mejor acuerdo muestra con las observaciones (predomina la zona gris).

#### 4.2.2. SPRET1

Es el cociente entre las medias espaciales de las varianzas temporales de modelo y observaciones. Si es mayor/menor que uno el modelo sobreestima/infraestima la variabilidad. Lleva información local y representa la varianza temporal media de todos los puntos. RCA es el más próximo a la hipótesis nula ( $SPRET=1$ ) aunque sufre oscilaciones de gran amplitud por arriba (exceso de variabilidad, sobre todo hasta el verano) y debajo (poca variabilidad, a partir del otoño) de este valor. GPCC y ERA-i infraestiman ambas la varianza temporal todos los meses y sus p-valores aparecen en el extremo superior de la gráfica. RCA presenta valores significativos en Enero, Julio y de Septiembre a Diciembre, también infraestimando.

#### 4.2.3. SPRET2

Es complementario al anterior al ser el cociente entre las varianzas temporales de las medias espaciales de los dos datasets. Es similar a SPRET1 intercambiando el orden de los cálculos. Es representativo de la varianza interanual de la precipitación media. En el caso de RCA se producen oscilaciones importantes, lo que hace difícil extraer conclusiones generales por la inconsistencia entre meses pero está siempre por encima de uno (sobreestimación de la varianza de la precipitación media). GPCC también tiene amplias oscilaciones con valores menores que uno en la primera mitad del año y en Octubre. ERA-i se mantiene por debajo de 1 (infraestimación) todo el año. Los p-valores cambian bastante con respecto a los obtenidos para SPRET1 para todos los datasets, dejando de ser significativos en muchos meses. Vemos que el orden en que se hacen medias y varianzas afecta los resultados.

#### 4.2.4. SPREX1

Su definición es análoga a SPRET1 pero para la variación espacial en vez de temporal. Se trata del cociente entre las medias temporales de las varianzas espaciales. Las curvas de todos los datasets muestran menos oscilaciones entre meses que en el caso de SPRET (Fig. 4). En Abril, Mayo y Junio, RCA dibuja un pico pronunciado, si bien el resto de los meses está cercano a 1. GPCC y ERA-i se encuentran lejos de 1, por debajo, todos los meses. Los meses en los que se dan las mayores varianzas espaciales de la precipitación observada en España son los de primavera y verano (precipitación irregular y convectiva). RCA presenta las mayores varianzas esos meses pero sobreestimando mucho lo que indicaría problemas con la simulación de la convección.

#### 4.2.5. SPREX2

Varía respecto a SPREX1 en el orden de las operaciones al ser el cociente de las varianzas espaciales de las medias temporales. Las curvas son muy parecidas a las de SPREX1. En este caso no cambian tanto como de SPRET1 a SPRET2. Se debe, principalmente a que la varianza espacial es mayor que la temporal: hay mayor variación de unas áreas a otras que la que se da en un punto dado de un año a otro. También hay que tener en cuenta que para calcular los SPRET se hace un promedio

*espacial* sobre 37044 puntos de rejilla mientras que para calcular los SPREX se hace un promedio *temporal* sobre sólo 18 pasos de tiempo (meses). El orden de los cálculos de promedio y varianza se ve más afectado cuando hay más ‘grados de libertad’ (más elementos) en el cálculo de la media; con sólo 18 años no hay oportunidad para que se den suficientes variaciones importantes en un punto dado.

#### 4.2.6. MAPAS DE CORRELACIÓN TEMPORAL

En la Fig. 8 vemos la correlación en cada punto de grid entre las series temporales de la precipitación mensual acumulada de los diferentes datasets y las observaciones de Sp02. Todos los datasets muestran diferentes correlaciones en las mitades Este (menores) y Oeste (mayores) de la Península. En el Este la precipitación es mayormente convectiva y los modelos simulan peor la convección. El hecho de que las bases de datos climáticas tengan también menor correlación en el Este puede deberse a que la irregularidad de las precipitaciones convectivas hace difícil su representación a no ser que se disponga de una red muy densa de observaciones, como la de Sp02. RCA muestra peores correlaciones que GPCC y que ERA-i, sobre todo en la costa Mediterránea.

#### 4.2.7. CORRELACIÓN DE ANOMALÍAS MEDIA (RTANOM)

Consiste en la media temporal de la correlación entre los campos de anomalías mensuales de dataset y observaciones. La hipótesis nula es que la correlación entre anomalías del modelo y de las observaciones sea igual a la correlación de anomalías de dos conjuntos de datos formados eligiendo aleatoriamente cada año un elemento de cualquier dataset (observaciones o modelo), que será muy baja, cercana a cero. Un resultado significativo por la cola derecha de la distribución (p-valores bajos) indicaría una mejor correlación, al revés que con otros estadísticos que al ser significativos indican malos resultados. Todos los datasets muestran correlaciones bajas, por orden: GPCC, ERA-i, y el peor claramente, RCA (Fig. 4). Sin embargo, los p-valores de RCA son significativos para ocho meses, casi en igual número que GPCC (9) y ERA-i (7), sobre todo en meses de verano e invierno (Fig 5), lo que indicaría la existencia de correlación. En los meses de verano esto se debe a la bajísima correlación y en realidad, a pesar de los p-valores, no hay apenas correlación. En invierno llegan perturbaciones sinópticas por el Oeste, que están mejor representadas por todos los datasets y los p-valores significativos si indican cierta correlación espacio-temporal.

## 5. CONCLUSIONES

Se han intercomparado tres clases de conjuntos de datos que representan la precipitación (varias bases de datos climáticas, el reanálisis de ERA-i, y el modelo RCA) con observaciones en rejilla de Spain02, tomadas como referencia, con el objetivo de evaluar la precipitación simulada por RCA en España y ver, en particular, si mejora el reanálisis de ERA-i con el que fue forzado.

RCA sobreestima bastante la precipitación sobre todo en las montañas e infraestima cerca de las costas. La sobreestimación es mayor cuando la precipitación es convectiva. Una posible razón está en que se dispara demasiado fácilmente la precipitación en la parametrización de Kain-Fritsch usada en el modelo (Samuelsson et al., 2011). No obstante, la precipitación de larga escala también es sobreestimada aunque en menor medida.

Sin embargo, RCA reproduce bien los patrones de precipitación observados sobre España y es el único dataset de los estudiados capaz de reproducir la estructura aproximada de los centros de

precipitación. El modelo supera al resto de datasets en índices relacionados con la variabilidad, sobre todo espacial. Un hecho notable es que RCA resulte mucho mejor en algunas comparaciones con Sp02 que el re-análisis (ERA-i) con el que fue forzado. El modelo es capaz de generar su propia evolución a pesar de que cada 6 horas es forzado con dichas condiciones de contorno. Esto se debe, en parte, a la mayor resolución de RCA pero también a que el modelo se comporta bien en aspectos relacionados con la variabilidad espacial y temporal.

Los peores resultados de RCA se obtienen en meses de primavera, con un régimen convectivo de precipitaciones (véanse por ejemplo las curvas para SPREX1/2 los meses primaverales).

Respecto a la correlación y la evolución espacio-temporal, RCA no es mejor que ERA-i mostrando resultados parecidos. Las correlaciones son en general bastante bajas para todos los datasets, incluso la base de datos climática GPCC, basada en observaciones.

Para la generación de escenarios futuros, donde se analiza la variación relativa de la precipitación expresada como un porcentaje de cambio respecto a un período de control, son más importantes las variaciones que las cantidades absolutas de precipitación por lo que RCA se muestra como una herramienta muy útil, a pesar de sobreestimar la precipitación en muchas zonas.

Además, el procedimiento estadístico de bootstrapping utilizado parece muy adecuado para la comparación de los resultados del propio modelo en dos períodos distintos. En particular, como próximo trabajo, se usarán simulaciones de RCA forzado con modelos climáticos globales para estudiar cambios de clima entre un período de control y el futuro con la selección de estadísticos mostrada y algunos más que no se han podido incluir por razones de espacio.

La técnica estadística usada puede servir de base para obtener scores de distintos modelos regionales que permitan pesarlos adecuadamente antes de combinarlos en un ensemble. Para estudios futuros, queda de manifiesto la importancia de disponer de datos observacionales de alta resolución para evaluar los modelos regionales de clima. También parece importante mejorar la parametrización de la precipitación, en especial la convectiva, en próximas versiones de RCA. Por último, son necesarios otros estudios de validación en otras zonas más amplias del Mediterráneo.

## REFERENCIAS

- Adler, R.F., G.J. Huffman, A. Chang, R. Ferraro, P. Xie, J. Janowiak, B. Rudolf, U. Schneider, S. Curtis, D. Bolvin, A. Gruber, J. Susskind, and P. Arkin, 2003: The Version 2 Global Precipitation Climatology Project (GPCP) Monthly Precipitation Analysis (1979-Present). *J. Hydrometeor.*, 4, 1147-1167.
- Davies, H. C. 1976. A lateral boundary formulation for multi-level prediction models. *Q. J. R. Meteorol. Soc.* 102, 405-418.
- Dee, D. P., with 35 co-authors, 2011: The ERA-Interim reanalysis: configuration and performance of the data assimilation system. *Quart. J. R. Meteorol. Soc.*, 137, 553-597.
- Fuchs, T., Schneider, U., 2008. The Global Precipitation and Climatology Centre – Precipitation monitoring and mapping on national, regional and global scale. *8<sup>th</sup> annual meeting of the EMS*. Vol. 5, EMS2008-A-00414, 2008.
- Herrera, S., Gutiérrez, J.M., Ancell, R., Pons, M.R., Frías, M.D. and Fernández, J. 2012 Development and Analysis of a 50-year high-resolution daily gridded precipitation dataset over Spain (Spain02) *Int. J. Climatol.*, 32: 74-85, DOI: 10.1002/joc.2256
- Huffman, G. J., R. F. Adler, D. T. Bolvin, and G. Gu (2009), Improving the global precipitation record: GPCP Version 2.1, *Geophys. Res. Lett.*, 36, L17808, doi:10.1029/2009GL040000.

- Jones, C., Willén, U., Ullerstig, A. and Hansson, U. 2004. The Rossby Centre regional atmospheric climate model part I: model climatology and performance for the present climate over Europe. *Ambio* 33(4–5), 199–210
- Jones, C., Wyser, K., Ullerstig, A., and Willén, U., 2004. The Rossby Centre Regional Atmospheric Climate Model Part II: Application to the Arctic Climate. *Ambio* 33 (4), 211-220
- Kain, J. S. 2004. The Kain–Fritsch convective parameterization: an update. *J. Appl. Meteorol.* 43, 170–181.
- Kain, J. S. and Fritsch, J. M. 1990. A one-dimensional entraining/detraining plume model and its application in convective parameterization. *J. Atmos. Sci.* 47, 2784–2802.
- Kain, J. S. and Fritsch, J. M. 1993. Convective parameterizations for mesoscale models: The Kain–Fritsch scheme. In: *The Representation of Cumulus Convection in Numerical Models* (eds. Emanuel, K. A. and Raymond, D. J.). *American Meteorological Society Monograph*, Boston, USA, 246 pp
- Mitchell, T. and Jones, P. (2005), An improved method of constructing a database of monthly climate observations and associated high-resolution grids. *Int. J. Climatol.*, 25: 693–712. doi:10.1002/joc.1181
- Preisendorfer, R.W., Barnett, T.M., 1983. Numerical Model Intercomparison Tests Using Small-Sample Statistics. *J. Atmos. Sci.* 40, 1884-1896.
- Samuelsson P., Gollvik S. and Ullerstig A. 2006. The land-surface scheme of the Rossby Centre regional atmospheric climate model (RCA3). *Report in Meteorology 122. SMHI*, SE-60176 Norrköping, Sweden, 25 pp.
- Samuelsson, P., Jones, C. G., Willén, U., Ullerstig, A., Gollvik, S., Hansson, U., Jansson, C., Kjellström, E., Nikulin, G. and Wyser, K. (2011). The Rossby Centre Regional Climate model RCA3: model description and performance. *Tellus A*, 63:4–23. doi:10.1111/j.1600-0870.2010.00478.x
- Santer, B. D., Wigley, T. M. L., 1990. Regional Validation of Means, Variances, and Spatial Patterns in General Circulation Model Control Runs. *J. Geophys. Res.* 95, 829-850.
- Schneider, U., Fuchs, T., Meyer-Christoffer, A., Rudolf, B., 2008. Global Precipitation Analysis Products of the GPCC. *Global Precipitation Climatology Centre (GPCC)*, Deutscher WetterDienst, Offenbach a. M., Germany.
- Simmons, A. J. and Burridge, D. M. 1981. An energy and angular-momentum conserving finite-difference scheme and hybrid vertical coordinates. *Mon. Wea. Rev.* 109, 758–766.
- Uppala, S. M., Kållberg, P. W., Simmons, A. J., Andrae, U., Da Costa Bechtold, V. and co-authors. 2005. The ERA-40 Re-analysis. *Q. J. R. Meteorol. Soc.* 131, 2961–3012.
- Wigley, T. M. L., and Santer, B. D., 1990. Statistical Comparison of Spatial Fields in Model Validation, Perturbation, and Predictability Experiments. *J. Geophys. Res.* 95, 851-865.

