



Adaptación para Canarias de un Modelo de Predicción Estadística de la Precipitación Mediante un Método Analógico

C. Marrero y J. J. Bustos

Centro Meteorológico Territorial en Canarias Occidental - Instituto Nacional de Meteorología (INM)

En la actualidad, las salidas directas de precipitación de los modelos numéricos de predicción, pese a los progresos realizados, siguen planteando problemas para su utilización cuantitativa por limitaciones inherentes a la parametrización de los procesos físicos y la resolución espacial y temporal utilizada. Se hace necesario un sistema que permita disponer de predicciones locales objetivas de precipitación que pueda ser utilizada como herramienta básica a la hora de tomar decisiones en relación al carácter local de la precipitación. Para ello, en el INM se ha supervisado el desarrollo de un modelo de predicción de precipitación por técnicas analógicas para las estaciones sinópticas de la Península Ibérica, Baleares, Ceuta y Melilla. En el presente trabajo se presenta la adaptación de este modelo a las estaciones sinópticas y de la red secundaria de Canarias para su próxima puesta en servicio.

1. Descripción del modelo

Los métodos analógicos se basan en la idea de que configuraciones meteorológicas similares darán lugar a fenómenos meteorológicos similares. La función del método analógico es la misma que la del predictor con una gran experiencia, que es capaz de ver la similitud de una situación presente con la de una ocurrida en el pasado, relacionándola con el tipo de tiempo que reinó en su momento. Para poder encontrar esta analogía entre situaciones pasadas y la presente, es necesario definir una similitud a partir de las variables predictoras más eficaces y a partir de la definición matemática que extraiga la máxima cantidad de información de dichos campos. A su vez, esta medida de similitud tendrá que ser lo suficientemente flexible como para permitir un número adecuado de situaciones con las que poder calcular las probabilidades de precipitación. La medida de similitud utilizada tiene una dependencia lineal con los campos de viento geostrofico en los niveles de presión de 1000 y 500 hPa, siendo los coeficientes de esta dependencia lineal los pesos que permiten flexibilizar la medida, de manera que toma la forma:

$$\sum_{h=1}^H [w_{\text{mod } 1000;h} \text{cent}_{\text{mod } 1000;h} + w_{\text{dir } 1000;h} \text{cent}_{\text{dir } 1000;h} + w_{\text{mod } 500;h} \text{cent}_{\text{mod } 500;h} + w_{\text{dir } 500;h} \text{cent}_{\text{dir } 500;h}]$$

En esta medida hemos utilizado los predictores módulo y dirección del viento geostrofico en 1000 y 500 hPa y sus respectivos centiles en los que se encuentra la pseudodistancia euclídea entre los campos predictores de los días i y j a la hora de comparación h . Estos centiles han sido calculados con respecto a la población de pseudodistancias euclídeas a partir de la expresión:

$$D_{\text{predictor nivel};h}(i, j) = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^N (\text{predictor nivel}_{ik}(h) - \text{predictor nivel}_{jk}(h))^2 \cdot p_k}{\sum_{k=1}^N p_k}}$$

Los pesos p_k , que ponderan cada uno de los puntos asociados a la rejilla del campo predictor, definen cada una de las ventanas que caracterizan el modelo y que permiten tener en cuenta diferentes escalas espaciales a la hora de detectar analogías. Con esta medida de similitud se procede a una primera estratificación en función de la distancia, utilizando como predictores los campos promedio de viento geostrofico de 1000 y 500 hPa de las 12 y las 24 h. Esta estratificación aportará

información de los principales forzamiento de tipo sinóptico. Posteriormente, se procede a una segunda estratificación en función de la humedad relativa promedio en la vertical de cada punto de observación, que presentará una relación más local con la precipitación. Ahora, a partir de los datos de observación asociados con estos días más análogos, que serán diferentes para cada punto de observación en función de las ventanas óptimas que se le hayan asignado, se calcula la precipitación promedio ponderada según una función de la similitud, la precipitación máxima para cada punto y las probabilidades de precipitación ponderada para cada punto de las clases de precipitación no excluyentes: mayor o igual a 0.5 mm, mayor o igual a 2 mm, mayor o igual a 10 mm, y mayor o igual a 20 mm.

2. Generación de las bases de datos

La operatividad del modelo viene condicionada por la generación de las bases de datos necesarias para su funcionamiento. En este proyecto hemos utilizado los datos de reanálisis del centro europeo, ERA, correspondientes a los días 01-01-1985 a 31-12-2001, y los hemos transformado para obtener una base con los campos de módulo y dirección del viento geostrófico a 1000 y 500 hPa en los puntos de rejilla correspondientes a los límites de nuestro dominio, centrado en el archipiélago, 15.75°N-45°N y 40.5°W-6.75°E, con una separación entre puntos de 1.125°. A partir de estos datos hemos calculado las poblaciones de pseudodistancias euclídeas, y los centiles asociados, para cada una de las 5 ventanas definidas según los p_k y cada nivel. También hemos transformado los valores de humedad relativa de los datos ERA a humedades relativas interpoladas a cada punto de observación y promediadas para los niveles de 1000, 925, 850 y 700 hPa. Por otra parte se ha generado una base de datos de precipitación depurada para todos los observatorios sinópticos y estaciones de la red secundaria (275) para el periodo de 6209 días utilizado.

3. Asociación de ventanas óptimas

El proceso de optimización se realiza utilizando un rango reducido de datos comprendido entre las fechas 01-01-1991 y 31-12-1995, que es utilizado como serie de datos problema y que es comparado con el resto de la base de datos, eliminando los días comprendidos en el rango ± 5 días respecto al día problema. Tendremos ahora en cuenta el índice de calidad de diagnóstico RPA, definido por la expresión:

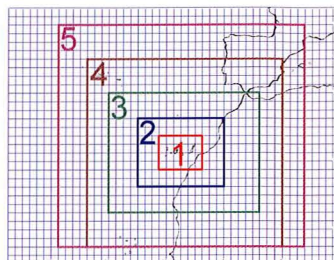
$$RPA = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^K |F_{ij} - X_{ij}|}{N}$$

donde $X_{ij} = \sum_{k=1}^j x_{ik}$, $F_{ij} = \sum_{k=1}^j f_{ik}$, siendo K el número de rangos en que se divide la precipitación, N

el número de días del periodo de calibración, f_{ik} el diagnóstico, en tanto por uno, de la probabilidad de precipitación en el rango K para el día i, y x_{ik} la observación de precipitación en el rango k para el día i, siendo 1 si pertenece al rango y cero en caso contrario. Según esta medida del error cometido, calculamos el RPA promedio para todas las estaciones, asociado a las primeras diez ventanas definidas con pesos w tales que quedan desacoplados los niveles de 1000 y 500 hPa para los cinco tamaños establecidos según p_k . Con las dos ventanas obtenidas de mejor RPA promedio en cada nivel, combinadas por pares, definimos 36 ventanas con nueve serie de pesos w que ponderan de manera diferente tanto los niveles como los campos de módulo y dirección del viento geostrófico. Con el total de 46 ventanas buscamos ahora la combinación de cinco de esas 46 que nos dan un RPA medio de los puntos de observación más bajo. Finalmente, asignamos la ventana de menor RPA de esas cinco a cada punto de observación. Esta determinación de cinco ventanas define de manera

óptima el modelo y permite realizar predicciones análogicas en función de la similitud de las ventanas definidas para cada estación. Las ventanas finalmente utilizadas son las siguientes:

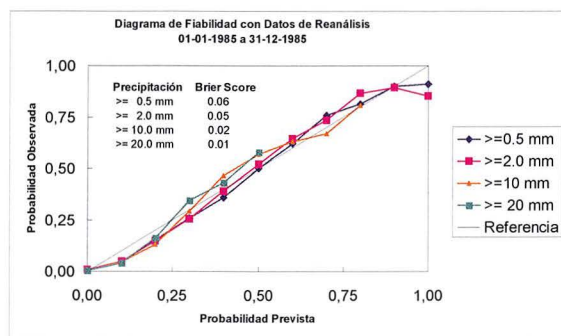
Ventana	Tamaño 1000	Tamaño 500	Preso Dir	Peso 1000
1	2	2	0.5	1.0
2	2	4	0.5	0.5
3	2	4	0.5	0.7
4	1	4	0.5	0.7
5	1	3	0.5	0.5



4. Resultados

En todas las experiencias realizadas hemos observado valores de RPA promedio un 50% más bajos que los obtenidos para las estadísticas del modelo actualmente operativo. Estos valores menores del error se deben probablemente al mayor número de casos sin precipitación. Por otra parte, las poblaciones de pseudodistancias euclídeas parecen tener valores de percentil asociados similares, resultando en muchos casos un poco menores, aunque sin significación suficiente para sacar alguna conclusión. Además, hemos observado un buen comportamiento del modelo para una resolución espacial más alta que la que en teoría permitirían los campos predictores que utilizamos. Esta bondad en los resultados puede ser debida a la influencia tan marcada de la orografía en relación a la dirección predominante y fuerza del viento en los periodos de precipitación. Por último, destacar la necesidad de la interpretación correcta de los mapas de contorno de probabilidad para los diferentes rangos de precipitación, ya que deben ser evaluadas teniendo en cuenta las características climatólogicas de la región. Así, porcentajes de precipitación bajos para un umbral alto podrían tener una gran significación en el caso de que esas precipitaciones se dieran muy pocas veces a lo largo del año, por lo que se hace necesario relativizar las medidas obtenidas en función de la climatología local. La comprobación de la bondad del modelo se realiza utilizando medidas de verificación objetiva de las predicciones. En la siguiente figura mostramos el diagrama de fiabilidad (mejor cuanto más se aproximan las curvas a la

recta de referencia) y los valores de los índices Brier Score (mejores cuanto más cerca de cero se encuentren), cuyos resultados muestran una buena concordancia con los que se obtienen para el modelo actualmente operativo, siendo incluso mejores, probablemente debido a que para su cálculo hemos utilizado datos de reanálisis en lugar de los datos de predicción a D+1 o D+2. Ésta será una medida que utilizaremos una vez el modelo adaptado para Canarias se encuentre operativo.



5. Referencias

J. Del Hoyo, A. Fernández, A. Mestre, C. Peral. SISTEMA DE PREDICCIÓN ANALÓGICA DE LA PRECIPITACIÓN DEL I.N.M. (P.A.P.-I.N.M.) Nota Técnica número 1 del Servicio de Aplicaciones Meteorológicas (2000),

Segunda Certificación del Contrato "desarrollo de una metodología de reinterpretación estadística de las salidas de los modelos numéricos de predicción", expediente 62/98. Servicios Meteorológicos Avanzados, s.l. (1998)