Predecibilidad

12

DOI: 10.31978/014-18-009-X.12

CARLOS SANTOS BURGUETE
Centro Nacional de Predicción (CNP), Agencia Estatal de Meteorología (AEMET)

La predecibilidad es a la predicción como el romance es al sexo.

KIKURO MIYAKODA, Geophysical Fluid Dynamics Laboratory

Aunque los modelos numéricos deterministas han mejorado tremendamente en las últimas décadas, siguen sin ser perfectos. Hemos visto que la atmósfera es un sistema dinámico altamente no lineal, con sensibilidad a las condiciones iniciales. Veremos ahora que esta sensibilidad impone un límite a su predecibilidad: la atmósfera puede predecirse solo hasta un cierto tiempo y a esta limitación la denominamos el problema de la predecibilidad. Para la predicción de fenómenos adversos, que a menudo son fenómenos extremos (aunque no siempre), el de la predecibilidad es un problema crítico que plantea la necesidad de sistemas de predicción probabilistas.

Palabras clave: predecibilidad, predicción del tiempo, problema de la predecibilidad, limitaciones de los modelos deterministas, fenómenos extremos y fenómenos adversos, incertidumbre en la predicción atmosférica.

Imagen parte superior: *cirrus floccus* con *virga*, AP-15, sobre Zuasti (Navarra), hacia el noroeste, 19 de abril de 2006, a las 14:56, foto de JOSÉ ANTONIO QUIRANTES CALVO.

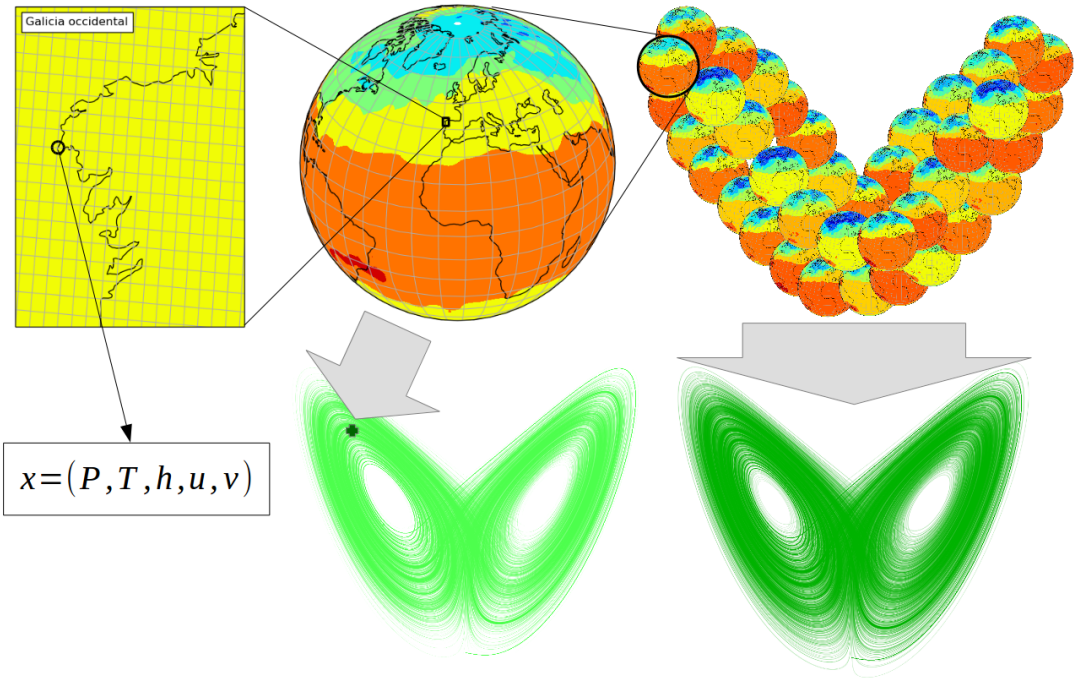

Figura 12.1: El atractor de LORENZ *como símbolo de los estados atmosféricos (ver texto).*

12.1 Limitaciones del esquema determinista

En el capítulo dedicado a física del caos (capítulo 5 en la página 49) se han presentado las limitaciones del esquema determinista para describir con detalle sistemas dinámicos no lineales, debido principalmente a su sensibilidad a las condiciones iniciales y a los parámetros del modelo. Estas sensibilidades ponen un límite físico a su predecibilidad [3, 6, 8]. Intentemos aplicar estos conceptos a la atmósfera.

12.1.1 Caos en la atmósfera

El atractor de LORENZ (sección 5.2.3 en la página 59) puede utilizarse como icono esquemático para representar los estados posibles de la atmósfera como sistema caótico, según se ilustra en la Figura 12.1. Consideremos que tenemos un modelo atmosférico que cubre el planeta entero (un modelo global, ver sección 10.1 en la página 130). Imaginemos cada punto de la malla (sección 10.6 en la página 141) de ese modelo. El estado atmosférico en ese punto se describe, explicándolo de un modo sencillo, mediante cinco valores, e. g.: presión, temperatura, humedad específica, componente zonal u del viento y componente meridional v del viento. A esos cinco valores, los agrupamos y denotamos por x, $x = (P,T,q,u,v)$ y, además, como están considerados en un punto i de la rejilla del modelo, al grupo lo llamamos x_i y representa el estado de la atmósfera en ese punto i. Entonces, el conjunto $X = (x_1, x_2, \ldots, x_N)$ agrupando el estado atmosférico en todos los puntos del modelo, representaría el estado de toda la atmósfera en un instante dado. Sería un *vector del espacio de estados atmosféricos*, o conjunto de valores que adquieren cada una de las variables en el mismo instante, figuradamente un *punto en la mariposa*. El conjunto de todos los posibles vectores X sería el *espacio de estados atmosféricos*, figuradamente la *mariposa completa*, y representaría el conjunto de todos los estados atmosféricos posibles.

Volviendo a la Figura 12.1, imaginemos que mediante el modelo de LORENZ simulamos un fenómeno como ENSO (sec. 29.2.1 en la página 484 [18]), con mariposa representando todos los estados posibles, el ala izquierda aquellos correspondientes a La Niña, el ala derecha aquellos correspondientes a El Niño y, por último, la parte central aquellos estados en los que el océano y la atmósfera del Pacífico sur se hallan en régimen normal. Recordando la Figura 5.12 en la página 61 que mostraba una simulación de la evolución del sistema de LORENZ, podemos entender que, aplicado al ENSO, sería extremadamente difícil predecir el futuro del estado del sistema: según crece el alcance de la predicción, vamos perdiendo predecibilidad y es más difícil prever en qué ala de la mariposa se encontrará el sistema. El llamado *efecto mariposa* se describe con detalle en la sección 5.5 en la página 64.

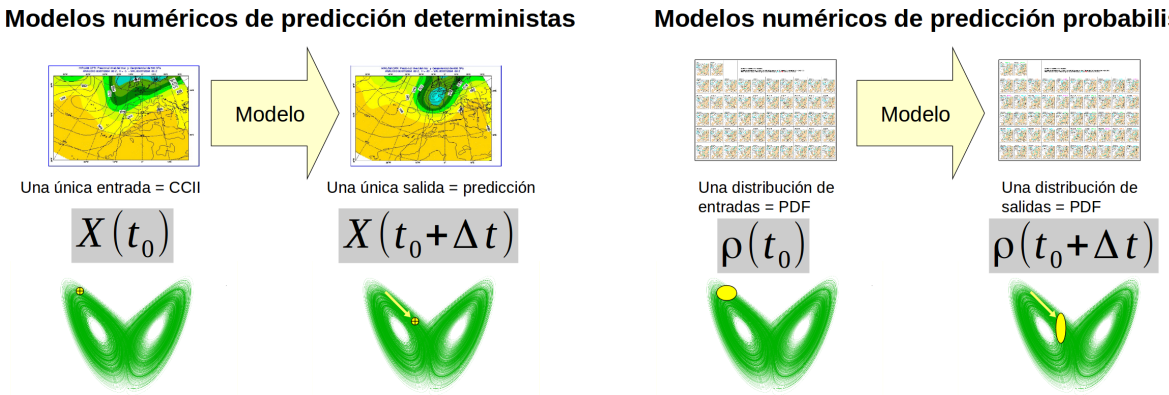

Figura 12.2: Izquierda: esquema determinista. Derecha: esquema probabilista (ver texto).

12.1.2 Esquemas determinista y probabilista

Una vez aceptamos que el esquema determinista adolece de una falta de predecibilidad a medida que avanza el alcance de predicción, vamos vislumbrando que es necesaria una migración conceptual del esquema determinista a uno probabilista. Esta idea básica se ilustra en la Figura 12.2. Examinemos esta idea en detalle para la atmósfera. Usando modelos atmosféricos, el estado atmosférico queda definido con una serie de números que conforman, para su representación, un mapa meteorológico. Un mapa de condiciones iniciales o estado presente y otro mapa de predicción para el estado futuro. Volveremos a examinar este esquema más adelante en este capítulo.

Una vez que aceptamos que los modelos atmosféricos deterministas son susceptibles de errores e incertidumbres en algunas situaciones y días del año, si queremos mejorar la predicción del tiempo hemos de volcar nuestras esperanzas en modelos probabilistas. Una vez explorados los fundamentos de la problemática de la predecibilidad (12.2 y 12.3 en la página 159), podremos establecer los objetivos que esperamos de forma plausible de un sistema de predicción probabilista.

12.2 Problema de la predecibilidad

Un análisis riguroso de las propiedades caóticas de un sistema tan complejo como la atmósfera sólo puede llevarse a cabo en contextos simplificados. Sabemos que la dinámica atmosférica es caótica y está bien establecido que hay una barrera efectiva más allá de la cual la predicción detallada del tiempo se torna impracticable [13].

La *predecibilidad*, o *grado en el que una predicción puede tener un grado razonable de acierto*, depende de las *escalas* espaciales y temporales [9], desde unas horas en la mesoescala hasta varias semanas en la escala planetaria y depende también de la variable meteorológica, por ejemplo temperatura y viento en superficie, precipitación, nubosidad, etc. Caos, inestabilidad, incertidumbre, predecibilidad y, como veremos más adelante, dispersión son conceptos todos ellos relacionados.

Como veíamos anteriormente, debido al carácter aproximativo de las simulaciones de los procesos atmosféricos, pequeños errores en las condiciones iniciales y errores en el propio modelo son las dos principales fuentes de incertidumbre que limitan la calidad de una predicción determinista [12].

Inestabilidad y predecibilidad: predecibilidad dependiente del flujo. La incertidumbre limita la predecibilidad, especialmente bajo condiciones atmosféricas inestables: la predecibilidad depende del flujo, no es igual en un ambiente estable que en uno inestable, por ejemplo. Las inestabilidades atmosféricas típicas asociadas a condiciones poco predecibles son: inestabilidad baroclínica en escala sinóptica [2], inestabilidades inercial y potencial (e.g. convección profunda) en la mesoescala, entre otras [5, 7, 16, 19]. Esta limitación inherente en la predecibilidad ha conducido a la concepción y desarrollo de los sistemas de predicción por conjuntos, que proporcionan predicciones probabilistas y complementan a los modelos deterministas tradicionales [14].

Función densidad de probabilidad (PDF). La atmósfera puede representarse como un sistema dinámico cuya evolución en el tiempo viene dada por un conjunto de ecuaciones diferenciales:

$$\frac{d\mathbf{X}}{dt} = \Phi(\mathbf{X},\mathbf{C}) \quad \text{donde} \quad \begin{cases} \mathbf{X} = & \text{estado} \\ \mathbf{C} = & \text{forzamiento} \end{cases} \tag{12.1}$$

donde $\mathbf{X}$ es el vector de estado atmosférico y $\mathbf{C}$ es el termino de *forzamiento* o *condición de contorno*. Nuestro conocimiento del estado atmosférico en un tiempo t, si admitimos la incertidumbre respecto al mismo, vendrá dado por una función de densidad de probabilidad (*probability density function PDF* en el espacio de fases, que evolucionará en el tiempo según la *ecuación de* LIOUVILLE [4]:

$$\rho(\mathbf{X},t) \quad | \quad \frac{\partial \rho}{\partial t} + \nabla(\rho\Phi) = 0 \tag{12.2}$$

Dada una PDF inicial $\rho(\mathbf{X},t_0)$, entendemos por *PDF climatológica* a aquella PDF a la que tendería nuestra PDF inicial si $t \to \infty$, es decir, si la dejamos evolucionar suficientemente y que depende de la función Φ y de las condiciones de contorno $\mathbf{C}$:

$$\rho(\mathbf{X},t) \overset{t\to\infty}{\longrightarrow} \rho(\mathbf{X};\Phi,\mathbf{C}) \tag{12.3}$$

Predecibilidad y sensibilidad a las condiciones iniciales. En este contexto matemático, la atmósfera es un sistema dinámico altamente no lineal. Si el estado atmosférico es $\mathbf{X}$, la ecuación diferencial que describe su evolución contiene una función $\Phi(\mathbf{X})$ que es no lineal con respecto a dicho estado atmosférico.

Para conocer la evolución de este estado atmosférico dada una incertidumbre, perturbación o error en el mismo, incertidumbre que llamaremos $\delta\mathbf{X}$, procedemos como sigue:

$$\frac{d\mathbf{X}}{dt} = \Phi(\mathbf{X}) \quad \Longrightarrow \quad \frac{d(\delta\mathbf{X})}{dt} = \frac{d\Phi}{d\mathbf{X}}\delta\mathbf{X} = \mathbf{J}(\mathbf{X})\delta\mathbf{X} \tag{12.4}$$

Vemos que el hecho de que $\mathbf{J}$ sea una función de $\mathbf{X}$ impone un *límite de predecibilidad* en la atmósfera. El estado atmosférico $\mathbf{X}$ sólo tendrá predecibilidad en un *tiempo finito*, dependiendo este fenómeno *sensiblemente* de las condiciones iniciales.

12.2.1 El estado atmosférico como probabilidad

Para extender el concepto de estado atmosférico al espacio de las probabilidades, lo definimos como una *función de densidad de probabilidad, probability density function, PDF* (ver cajas previas).

12.2.2 Sensibilidad a las condiciones iniciales

En el contexto de los sistemas dinámicos, la atmósfera es un sistema altamente no lineal, sufriendo por ello sensibilidad a las condiciones iniciales y, por ende, una limitación temporal en su predecibilidad.

12.2.3 Predecibilidad de primera y de segunda clase

El llamado problema de la predecibilidad tiene dos formulaciones diferentes que conducen a dos problemáticas distintas: la de primera clase, relacionada con la predicción del tiempo y la de segunda clase, relacionada con las proyecciones climáticas.

Predecibilidad de primera y de segunda clase. Desde el punto de vista matemático [1, 10, 11, 14], pueden definirse dos tipos diferentes de problema de predecibilidad.

Se llama problema de *predecibilidad de primera clase* a un problema de *valor inicial* que se define como sigue: dada una PDF en el instante inicial de la evolución del sistema en cuestión $\rho(\mathbf{X},t_0)$, estimar la PDF en un instante futuro $t > t_0$, es decir $\rho(\mathbf{X},t)$:

$$\rho(\mathbf{X},t_0) \quad \Longrightarrow \quad \rho(\mathbf{X},t) \mid t > t_0 \tag{12.5}$$

Por otro lado, se llama problema de *predecibilidad de segunda clase* a un problema de forzamiento o condiciones de contorno, en el que dado un término de forzamiento o condiciones de contorno $\mathbf{C}'$distinto al conocido $\mathbf{C}$, y dada un PDF en el instante inicial $\rho(\mathbf{X},t_0)$, se trata de estimar la diferencia entre las dos PDF climatológicas $\rho(\Phi(\mathbf{X},\mathbf{C}'))$ y $\rho(\Phi(\mathbf{X},\mathbf{C}))$:

$$\begin{cases} \rho(\mathbf{X},t_0) \\ \mathbf{C}' \neq \mathbf{C} \end{cases} \quad \Longrightarrow \quad \rho(\Phi(\mathbf{X},\mathbf{C}')) \quad \text{cf} \quad \rho(\Phi(\mathbf{X},\mathbf{C})) \tag{12.6}$$

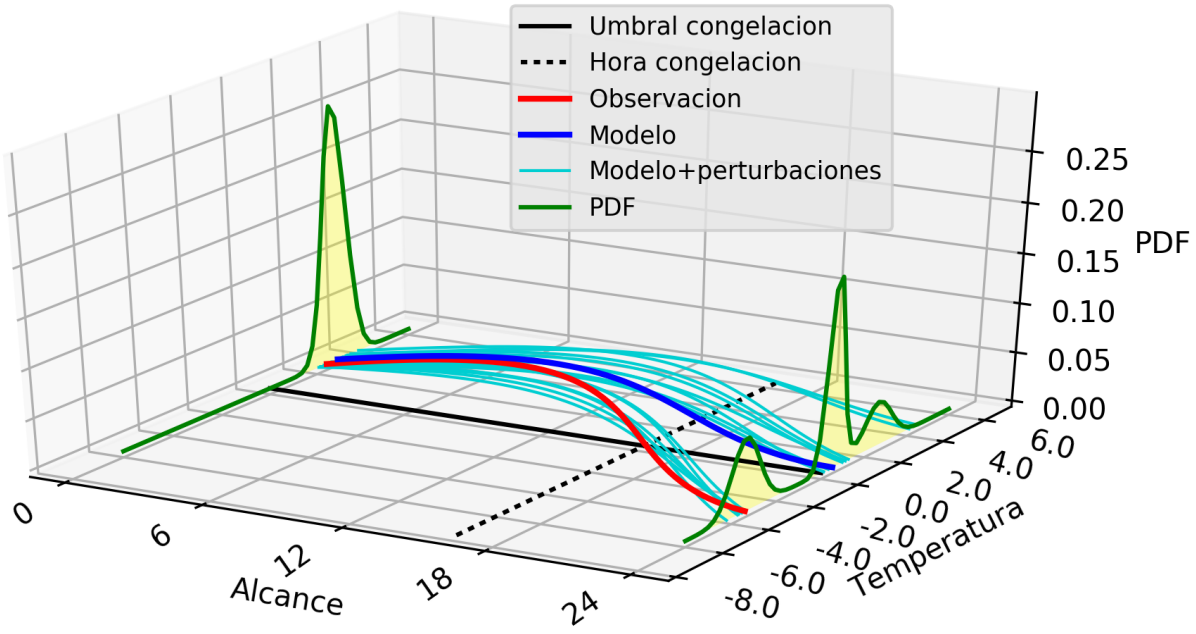

Figura 12.3: Problema de la predecibilidad desde el punto de vista cotidiano de un predictor del tiempo (ver texto).

12.3 Predecibilidad cotidiana

El problema de la predecibilidad se plasma en aspectos muy concretos en la vida cotidiana de un predictor del tiempo o de un usuario final de la predicción. Vamos a verlo con un ejemplo muy sencillo.

Imaginemos que tenemos un jardín en el cual tenemos un naranjo. El invierno se cierne sobre nosotros y durante las 24 horas que se avecinan, es posible que la temperatura baje lo suficiente para helar las naranjas, pero no estamos seguros. Tenemos un termómetro (afortunadamente) que nos da la temperatura ahora: 3 grados. Disponemos, ademas, de un ordenador personal con un modelo sencillo que, si le damos la observación (3 grados), predice la evolución de la temperatura para estas próximas 24 horas.

En la Figura 12.3 podemos ver esa evolución simulada de la temperatura. El eje X representa el alcance de la predicción medido en horas, el eje Y la temperatura medida en grados y, finalmente, el eje Z representará la probabilidad. La representación usual de la evolución de la temperatura descansará en el plano XY, situado en «el suelo» de la figura, mientras que cuando ampliamos el ejercicio para incluir probabilidades, entonces utilizaremos la tercera dimensión. La simulación de la temperatura se representa con una curva azul oscuro, que va desde la hora 0 hasta la hora 24 (recordemos que el alcance en horas está en el eje X). La evolución «real» de la temperatura, algo que no podemos conocer exactamente sino solo imaginar, se representa con una curva roja.

Es posible que nuestro termómetro tenga un pequeño error de medida y que la temperatura real (en rojo) sea un poquito más baja que la observada al principio para iniciar la simulación (azul oscuro). Así mismo, la evolución real de la temperatura (en rojo) será distinta de la que simula nuestro modelo (en azul oscuro). Si la raya negra representa el umbral de congelación, ver que nuestro modelo (azul oscuro) se queda las 24 horas por encima de la congelación (raya negra), nos tranquiliza. Su temperatura final ha sido de 0.4 grados. Pero, durante esas 24 horas, la temperatura real (rojo) traspasó realmente el umbral de congelación (negro) y las naranjas se estropearon. ¡Menudo chasco!. Nuestro termómetro tiene un error y nuestro modelo tiene un sesgo: error en las condiciones iniciales y, posiblemente, también error en el modelo.

¿Cómo podemos mejorar este sistema? En primer lugar, aceptamos que el termómetro puede tener un error, error que estimamos en medio grado más o menos, según las indicaciones del fabricante del termómetro. De modo que si la temperatura medida era 3 grados, la temperatura observada podría estar realmente entre 2.75 y 3.25. ¿Qué dato observado le damos ahora a nuestro modelo? Pues podemos trabajar *«en equipo»*. Si usamos, por ejemplo, 11 modelos en vez de uno, podríamos darle a cada uno una temperatura inicial diferente. ¿Que tal 2.75, 2.80, 2.85, 2.90, 2.95, 3.00,

3.05, 3.10, 3.15, 3.20, 3.25? Con 11 temperaturas iniciales diferentes corremos nuestro modelo 11 veces, una vez para cada una de las condiciones iniciales y, como el modelo en un PC es algo lento, esperamos un rato, a ver qué ocurre.

Si la temperatura final, después de 24 horas, de nuestro modelo único fue de 0.4 grados, podríamos pensar inocentemente que nuestras 11 temperaturas finales serán un abanico centrado en 0.4 grados «más menos 0.5», es decir 0.15, 0.20 , 0.25, 0.30 , 0.35, 0.40 , 0.45, 0.50 , 0.55, 0.60 , 0.65. ¡Pues no! Sorprendentemente, los 11 escenarios que nuestro modelo calcula, no se comportan «*linealmente*» ni mucho menos: algunos suben más, otros bajan más, otros suben y bajan de un modo diferente. Al final del periodo de 24 horas podemos, más o menos, agrupar las temperaturas finales en «grupos»: un grupo (ver Figura 12.3 en la página anterior) en torno a -3.5, otro en torno a 3.0 y otro, el más numeroso, en torno a 1.5.

Acabamos de imaginar un, muy sencillo pero autentico, *sistema de predicción por conjuntos*.

Refinando la idea de «grupos» en torno a «valores», podemos pensar en *densidad de probabilidad* (PDF), que es algo así como la probabilidad asociada a cada valor de temperatura. Allá donde caigan más curvas color turquesa (Figura 12.3 en la página anterior), más probabilidad tendremos de tener esa temperatura. Ahora nos extendemos en la tercera dimensión de la Figura, la dimensión vertical. Esa PDF esta dibujada en la gráfica en color verde, relleno de amarillo pálido. Una PDF *inicial* centrada en 3 grados, con una forma aproximadamente *normal* (una joroba y bastante simétrica), desde el punto de vista estadístico. Y otra PDF *final*, al final de las 24 horas, con tres jorobas en vez de una, con alturas diferentes, es decir, probabilidades distintas. Nuestro modelo, trabajando 11 veces, ha convertido 11 posibles escenarios iniciales (*condiciones iniciales*) en 11 posibles escenarios finales (*predicciones*), con distintas PDF al inicio y al final.

12.4 Necesidad y objetivos de los sistemas de predicción probabilistas

Volvamos ahora a la Figura 12.2 en la página 157, a la luz de las secciones previas que detallan formulaciones teóricas del problema de la predecibilidad, así como una explicación cotidiana del mismo problema.

Una vez que aceptamos que los modelos atmosféricos deterministas son susceptibles de errores e incertidumbres en algunas situaciones y días del año, si queremos mejorar la predicción del tiempo hemos de volcar nuestras esperanzas en modelos probabilistas. Ahora bien, ¿Cómo generar una PDF representativa del estado atmosférico, en el contexto de los modelos numéricos? Una primerísima aproximación *naive* es la ofrecida en la sección anterior, pero no se trata más que de una figuración simple. Esta es una pregunta que tendrá respuesta fundamentada y detallada en el capítulo siguiente sobre sistemas de predicción por conjuntos (cap. 13 en la página 165). De momento, una vez explorados los fundamentos de la problemática de la predecibilidad (sec. 12.2.3 en la página 158 y sec. 12.3 en la página anterior), podremos establecer los objetivos que esperamos de forma plausible de un sistema de predicción probabilista.

Estimar la función de densidad de probabilidad de los estados de predicción (PDF). El estado atmosférico no va a ser un punto en el espacio de fases, sino que será un región, más o menos compacta, de ese espacio de fases: un conjunto de situaciones plausibles, meteorológicamente hablando, no necesariamente todas con la misma probabilidad, pero todas ellas posibles. Describimos esas probabilidades mediante una función de densidad de probabilidad (probability density function, PDF).

Simular el efecto de las diversas fuentes de error o incertidumbre en la predicción. Existen dos fuentes principales de error o incertidumbre en la evolución prevista por el modelo atmosférico: en las condiciones iniciales y en los parámetros del modelo (sec. 5.3.1 en la página 62). Al describir el estado atmosférico con una PDF, esperamos estimar el efecto de estas fuentes de incertidumbre.

Identificar áreas de predecibilidad potencialmente baja. En la evolución de la PDF atmosférica simulada, habrá regiones del dominio donde se presente más dispersión y por tanto haya, a priori, más incertidumbre. Esas regiones con más dispersión e incertidumbre serán candidatas a regiones con poca predecibilidad.

Calibrar la predecibilidad dependiente del flujo. La predecibilidad atmosférica es mayor o menor según el tipo de situación, es decir, según el patrón o flujo atmosférico. Por eso se dice que la predecibilidad es dependiente del flujo. Mediante un sistema predictivo probabilista pueden establecerse relaciones entre los diversos patrones o situaciones atmosféricas y la predecibilidad correspondiente. Este sería un proceso

de calibración de esa dependencia de la predecibilidad con el flujo.

Permitir al usuario estimar la probabilidad de diferentes escenarios de tiempo. El estado atmosférico, descrito por una PDF, tendrá diferentes posibilidades o escenarios. Con la PDF podemos estimar la probabilidad de los diferentes escenarios, para ello hay muchas técnicas posibles que se irán describiendo a lo largo de este y el capítulo dedicado a SPC (cap. 13 en la página 165).

Evaluar el potencial de fenómenos adversos. Algunos de los escenarios previstos por el sistema de predicción probabilista implicará fenómenos adversos (ver fenómeno meteorológico adverso (FMA)) de uno u otro tipo. Conociendo la probabilidad de cada escenario, podemos evaluar las probabilidades de diferentes fenómenos adversos.

12.5 Fenómenos extremos y fenómenos adversos

Fenómeno extremo y fenómeno adverso son términos que se refieren a diferentes conceptos. Los *fenómenos meteorológicos extremos* se caracterizan por su poca frecuencia, fenómenos raros en un lugar, que ocurren pocas veces y, desde el punto de vista climatológico, están en la *cola de la distribución*. Por otro lado, los *fenómenos meteorológicos adversos* son fenómenos de *gran impacto* (el término *alto impacto* suele encontrarse también en la literatura) en la vida humana, impacto social, económico, etc. Hay cierta relación entre *extremo* y *adverso*, pero no directa. Así por ejemplo, una ola de calor en diciembre en España, temperaturas extraordinarias para lo que en diciembre se entiende por normal, e. g. temperaturas de 25 grados, es un fenómeno extremo porque es muy poco frecuente, pero no es un fenómeno adverso. Un ejemplo de lo contrario serían vientos relativamente intensos en una zona costera del litoral cantábrico: no es un fenómeno tan infrecuente, pero sí que es un fenómeno adverso. Ahora bien, muchos fenómenos extremos sí que son adversos y viceversa. En España se dan fenómenos adversos de diversa naturaleza, algunos episodios famosos están ilustrados en la Figura 12.4.

Figura 12.4: Algunos episodios de fenómenos adversos (ver FMA) en la península ibérica, composición sobre imagen de la ESA.

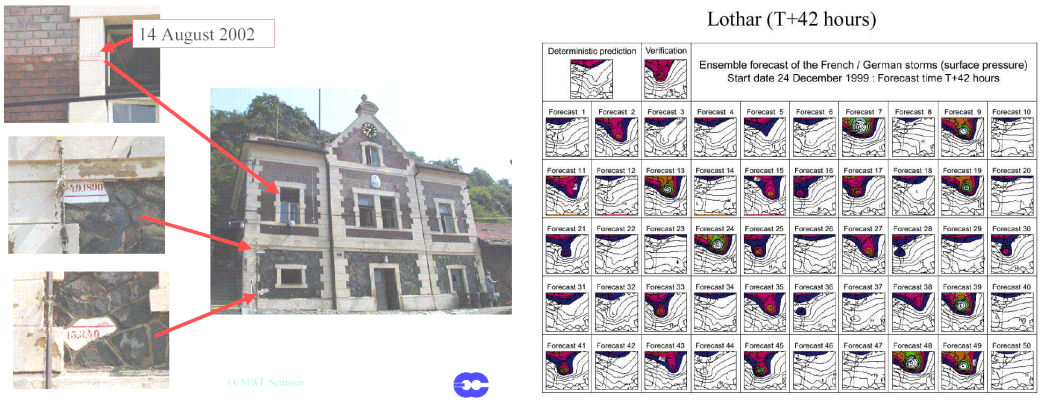

Figura 12.5: Ilustración de los episodios MARTIN *y* LOTHAR *(ver texto). ECMWF.*

12.5.1 Episodios adversos europeos Lothar y Martin

Un poco antes de los albores del siglo XXI se estaban gestando los fundamentos científicos y las plataformas técnicas para realizar los primeros sistemas de predicción probabilistas [17]. TIM PALMER y LEONARD SMITH, personalidades que participaron directamente en estos desarrollos, pudieron probar uno de los primeros SPC pioneros del mundo (el SPC del ECMWF, ECENS, 19.3 en la página 293) buscando un lugar adecuado para la observación de un eclipse. La observación de un eclipse no se trata de un fenómeno adverso, pero la metodología es la misma. Pasando a fenómenos adversos de verdad en el dominio europeo, los episodios llamados LOTHAR (Dic 1999) Y MARTIN (Ago 2002), de finales del siglo XX y principios del siglo XXI, respectivamente, fueron casos ideales para ilustrar el potencial de los SPC a la hora de prevenir adecuadamente fenómenos adversos. En el caso LOTHAR se registraron 100 víctimas fatales, 400 millones de árboles perdidos, 3 millones de usuarios sin electricidad durante 20 días, 3 millones de personas sin agua. Tratándose de Europa, se trata de un fenómeno adverso, aunque puede no serlo en otros lugares del mundo donde, por ejemplo, los huracanes pueden cobrarse más víctimas y provocar daños muy superiores. En la Figura 12.5 se muestra cómo ilustraba PALMER este potencial en aquel entonces para los casos LOTHAR y MARTIN. En la parte izquierda de la figura puede verse un lugar de Europa central donde hay lluvias intensas en pocas ocasiones pero, cuando se dan, provocan inundaciones repentinas que pueden hacer llegar el nivel del agua hasta diferentes puntos del edificio de la fotografía, como el episodio MARTIN de 2002. Los mejores modelos deterministas de la época no eran capaces de predecir adecuadamente estos eventos, pues habitualmente los modelos deterministas es difícil que acierten simultáneamente tanto la localización como la intensidad del evento. Sin embargo, el ECENS, SPC con 51 miembros, podía alertar sobre estos episodios intensos, dando precipitaciones intensas en alguno de esos 51 escenarios, mostrados en la parte derecha para el caso del episodio LOTHAR.

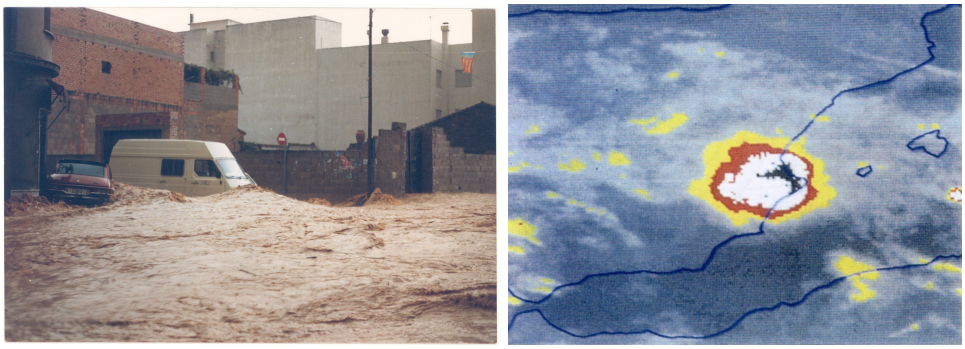

Figura 12.6: Episodio de Oliva-Gandía de 3-4 noviembre de 1987. Izquierda: inundación en Oliva, La Safor, València, foto cedida por el Ayuntamiento de Oliva. Derecha: imagen de satélite infrarroja con realce, Agencia Estatal de Meteorología (AEMET).

12.5.2 Caso de Oliva en noviembre de 1987

Un caso de referencia en España es el episodio de lluvias intensas en La Safor el 3-4 de noviembre de 1987 (Figura 12.6 en la página anterior). En Oliva se estableció un récord oficial que aún (2017) no se ha batido: 817 mm en 24 h (en Gandía se registró aún más en dos etapas, sin ser declarado oficial). Al enseñar este episodio en congresos en Europa del norte es un dato que a veces se ha confundido con la precipitación mensual, pero ha habido que explicar con claridad que no, que es precipitación diaria. Para analizar este episodio en detalle, se le dedica un capítulo en la parte de casos (cap. 44 en la página 655). Es un caso claro de fenómeno tanto extremo como adverso.

12.5.3 La singularidad pluviométrica de la Marina Alta y La Safor

En el área mediterránea estas lluvias intensas como la de La Safor 1987 son tremendamente difíciles de predecir. El calor latente del mar, la orografía, la convección profunda y otros factores convierten a estos fenómenos en tremendamente caóticos. Y, si bien son, evidentemente, fenómenos adversos, no son fenómenos tan extremos como pueda parecer. No son tan extremos, al menos en un sentido estadístico, porque sus periodos de retorno no son tan largos: estas lluvias intensas ocurren prácticamente todos los años en alguna zona del área mediterránea y el periodo de retorno, para una localidad o comarca particular, tampoco es muy elevado. Considerando la importancia de casos como el de Oliva y su poca predecibilidad, ilustramos la singularidad pluviométrica de las comarcas de La Marina y La Safor (Figura 12.7) dedicando una sección del capítulo del episodio (sec. 44.1 en la página 656).

12.5.4 Predecibilidad de la precipitación

La precipitación es una variable meteorológica especial. Su extrema variabilidad espacial y temporal, la dificultad para representarla adecuadamente debido a sus altos gradientes y, sobre todo, la tremenda dificultad para predecirla adecuadamente con la precisión necesaria hacen de la precipitación uno de los caballos de batalla del mundo de la predicción del tiempo. La verificación de sus previsiones es también una disciplina especial que requiere metodologías específicas (e. g. métodos espaciales, sección 15.5 en la página 219) y ha dado lugar al nacimiento de los llamados métodos espaciales de verificación. Por todo ello podemos considerar a la precipitación como una de las variables que ostenta, en general, menor predecibilidad. Teniendo en cuenta que es una de las variables de tiempo sensible que demanda más preocupación en el entorno social, su adecuada predicción se convierte en un auténtico reto para los profesionales de la meteorología.

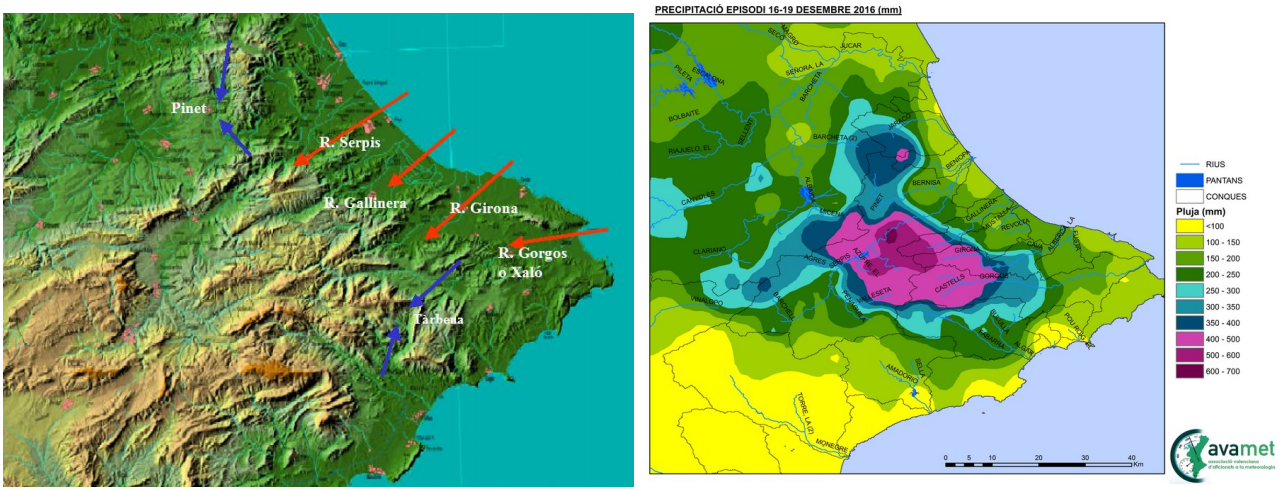

Figura 12.7: Singularidad pluviométrica de la Marina Alta y La Safor. A la izquierda, mapa físico de la Safor, Marina Alta y zonas próximas. Se señalan los ríos principales, la incidencia de los vientos de gregal y algunas zonas de convergencia de sotavento. A la derecha, precipitación en el episodio de 16-19 de diciembre de 2016.

12.6 Predecibilidad y predicción

Comenzábamos este capítulo con la cita del científico KIKURO MIYAKODA, del Geophysical Fluid Dynamics Laboratory de la NOAA, pionero en modelización de las predicciones entre 10-40 días, cita que dice «*La predecibilidad es a la predicción como el romance es al sexo*». El mensaje principal, tan importante como cierto, de la cita es que en la actualidad todo sistema de predicción debe incorporar la predecibilidad de forma natural. En el esquema presentado en la Tabla 12.1, siguiendo a PALMER [15], podemos ver algunos detalles de lo que en el siglo XX conformaba una dualidad que condujo a debate y, en última instancia, al nacimiento de un nuevo paradigma en la predicción del tiempo, como veremos en el capítulo 13 en la página siguiente. En la actualidad se ha trascendido la dualidad: la predecibilidad forma ya parte natural de los sistemas de predicción.

12.7 Conclusiones

Como sistema dinámico, la atmósfera tiene un carácter fuertemente no lineal, lo que implica sensibilidad a las condiciones iniciales (CCII) e impone un límite físico a su *predecibilidad*, o capacidad de realizar una predicción de calidad razonable. Se hace necesario, por tanto, complementar a los modelos deterministas con simulaciones sobre las incertidumbres (CCII y parámetros del modelo), extendiendo el concepto de estado atmosférico al espacio de las probabilidades.

En un sistema de predicción probabilista, definimos el estado atmosférico mediante una función de densidad de probabilidad (PDF), aportando un soporte matemático riguroso en el que el problema de la predecibilidad se define con rigor en términos de la evolución en el tiempo de esa PDF. En ese contexto, el problema de la predecibilidad estriba en la no linealidad del operador evolución del estado atmosférico, lo que implica sensibilidad a las condiciones iniciales y por tanto una limitación en su predecibilidad.

Se hace necesario un buen marco teórico para desarrollar esquemas que representen las incertidumbres en las predicciones, para poder simular las fuentes de error en la predicción y poder representar adecuadamente la PDF del estado atmosférico. Las técnicas emergentes se describen en el capítulo dedicado a los sistemas de predicción por conjuntos.

Los sistemas de predicción probabilistas se hacen especialmente necesarios para predecir adecuadamente tanto los fenómenos extremos (fenómenos de muy poca frecuencia) como los fenómenos adversos (fenómenos de gran impacto social y económico). No son lo mismo, pero mantienen una estrecha, aunque no directa, relación: no todos los fenómenos extremos son adversos y, a su vez, no todos los fenómenos adversos son extremos.

Los sistemas de predicción actuales incorporan la predecibilidad dentro de la cadena que genera predicciones. *Predecir la predecibilidad* es predecir el riesgo meteorológico y climático, un elemento esencial en cualquier sistema práctico cuantitativo de predicción. «*La predecibilidad es a la predicción como el romance es al sexo*» (KIKURO MIYAKODA).

Dualidad obsoleta del siglo XX	
Predicción	Predecibilidad
Enfoque pragmático	Descripción más realista y honesta de la atmósfera
Actividad rentable, seria y productiva	Investigación y desarrollo
Predicciones sujetas a error	Predicciones + incertidumbres
Visión del siglo XXI	
En los centros meteorológicos actuales predicción y predecibilidad son ingredientes integrados de la misma actividad	

Tabla 12.1: Predicción y predecibilidad: una dualidad obsoleta del siglo XX (ver texto).

12.8 Referencias

[1] BUIZZA, Roberto. "Chaos and weather prediction January 2000". En: *Analysis* 12 (1996), páginas 1-7 (citado en página 158).

[2] BUIZZA, Roberto y PALMER, Tim N. "The Singular-Vector Structure of the Atmospheric Global Circulation". En: *Journal of the Atmospheric Sciences* 52.9 (mayo de 1995), páginas 1434-1456. ISSN: 0022-4928. DOI: 10.1175/1520-0469(1995)052<1434:TSVSOT>2.0.CO;2 (citado en página 157).

[3] CALLADO, Alfons y col. "Ensemble Forecasting". En: *Climate Change and Regional/Local Responses*. Editado por RAY, Pallav. InTech, mayo de 2013. ISBN: 978-953-51-1132-0. DOI: 10.5772/55699 (citado en página 156).

[4] EHRENDORFER, Martin. "The Liouville Equation and Its Potential Usefulness for the Prediction of Forecast Skill. Part II: Applications". En: *Monthly Weather Review* 122.4 (abr. de 1994), páginas 714-728. ISSN: 0027-0644. DOI: 10.1175/1520-0493(1994)122<0714:TLEAIP>2.0.CO;2 (citado en página 158).

[5] EMANUEL, Kerry A. "Inertial Instability and Mesoscale Convective Systems. Part I: Linear Theory of Inertial Instability in Rotating Viscous Fluids". En: *Journal of the Atmospheric Sciences* 36.12 (dic. de 1979), páginas 2425-2449. ISSN: 0022-4928. DOI: 10.1175/1520-0469(1979)036<2425:IIAMCS>2.0.CO;2 (citado en página 157).

[6] GARCÍA-MOYA, José Antonio y col. "Predictability of short-range forecasting: A multimodel approach". En: *Tellus, Series A: Dynamic Meteorology and Oceanography* 63.3 (mayo de 2011), páginas 550-563. ISSN: 02806495. DOI: 10.1111/j.1600-0870.2010.00506.x (citado en página 156).

[7] HOHENEGGER, Cathy y SCHÄR, C. "Atmospheric predictability at synoptic versus cloud-resolving scales". En: *Bulletin of the American Meteorological Society* 88.11 (2007), páginas 1783-1793. ISSN: 00030007. DOI: 10.1175/BAMS-88-11-1783 (citado en página 157).

[8] HOSKINS, Brian. "Predictability beyond the deterministic limit". En: *Bulletin of the World Meteorological Organization* 61.1 (2012), página 33 (citado en página 156).

[9] HOSKINS, Brian. "The potential for skill across the range of the seamless weather-climate prediction problem: a stimulus for our science". En: *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* 139.672 (2013), páginas 573-584. DOI: 10.1002/qj.1991 (citado en página 157).

[10] KUCHARSKI, F, MOLTENI, F y YOO, J H. "SST forcing of decadal Indian monsoon rainfall variability". En: *Geophysical research letters* 33.3 (2006). DOI: 10.1029/2005GL025371 (citado en página 158).

[11] LORENZ, E N. "Climatic predictability". En: *The physical basis of climate and climate modelling* (1975), páginas 132-136 (citado en página 158).

[12] LORENZ, Edward N. "Deterministic Nonperiodic Flow". En: *Journal of the Atmospheric Sciences* 20.2 (mar. de 1963), páginas 130-141. ISSN: 0022-4928. DOI: 10.1175/1520-0469(1963)020<0130:DNF>2.0.CO;2 (citado en página 157).

[13] LORENZ, Edward N. "The predictability of a flow which possesses many scales of motion". En: *Tellus* 21.3 (jun. de 1969), páginas 289-307. ISSN: 00402826. DOI: 10.3402/tellusa.v21i3.10086 (citado en página 157).

[14] MOLTENI, F. y col. "The ECMWF ensemble prediction system: Methodology and validation". En: *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* 122.529 (ene. de 1996), páginas 73-119. ISSN: 1477-870X. DOI: 10.1002/qj.49712252905 (citado en páginas 157, 158).

[15] PALMER, TN y col. "Ensemble prediction". En: *Proceedings of the ECMWF Seminar on*

Validation of models over Europe. Editado por ECMWF. 1993 (citado en página 164).

[16] ROEBBER, Paul J. y col. "The Sensitivity of Precipitation to Circulation Details. Part II: Mesoscale Modeling". En: *Monthly Weather Review* 130.1 (ene. de 2002), páginas 3-23. ISSN: 0027-0644. DOI: 10.1175/1520-0493(2002)130<0003:TSOPTC>2.0.CO;2 (citado en página 157).

[17] SMITH, Leonard A. *Chaos : a very short introduction*. Oxford University Press, 2007, página 180. ISBN: 9780192853783 (citado en página 162).

[18] STOCKDALE, Timothy N y col. "Ocean modeling for ENSO". En: *Journal of Geophysical Research: Oceans* 103.C7 (1998), páginas 14325-14355. DOI: 10.1029/97JC02440 (citado en página 156).

[19] ZHANG, Fuqing. "Dynamics and Structure of Mesoscale Error Covariance of a Winter Cyclone Estimated through Short-Range Ensemble Forecasts". En: *Monthly Weather Review* 133.10 (oct. de 2005), páginas 2876-2893. ISSN: 0027-0644. DOI: 10.1175/MWR3009.1 (citado en página 157).