

5

Bases para la predicción de ENSO

Isabel Fernández y José M. Pacheco*

1. INTRODUCCIÓN

Con toda seguridad, existen pocos fenómenos naturales tan interesantes como ENSO¹. La magnitud de ENSO es tal, que su influencia es global y nos hace pensar en la existencia de fuerzas inmensas que rigen la totalidad del clima y el tiempo en toda la Tierra.

Desde que se tiene noticia de la corriente de El Niño², en el último cuarto del siglo XIX, el interés de muchos científicos ha ido en aumento, en especial a partir de los años 50, cuando se comienzan a tomar datos sistemáticos en el océano Pacífico y se describen minuciosamente varios eventos de El Niño (ARNTZ y FAHRBACH, 1996; CAPEL, 1999; VÁZQUEZ, 1998; SUPLEE, 1999). Además, en los últimos años se han producido, a intervalos menores de los habituales, algunos de los episodios más virulentos de este fenómeno. La reunión de datos de todo tipo: oceánicos, atmosféricos, climatológicos, económicos, etc., llevó a formular a finales de los años 60 (BJERKNES, 1969) la hipótesis más generalmente aceptada de que ENSO es el resultado sensible de una oscilación en el

* Departamento de Matemáticas. Universidad de Las Palmas de Gran Canaria.

¹ ENSO: El Niño-Southern Oscillation. Ver lista de acrónimos en el Apéndice.

² A finales del siglo XIX se describió, basándose en informaciones de los pescadores, una pequeña corriente cálida NS a lo largo de las costas del sur de Ecuador y norte del Perú. Esta corriente aparecía más o menos regularmente hacia finales de año, de ahí su nombre.

sistema atmósfera-océano cuya verdadera causa es aún, en gran parte, desconocida.

La historia de la búsqueda del mecanismo físico subyacente a este gigantesco oscilador tiene caracteres de historia novelesca: se adelantan conjeturas, se prueban modelos, tienen lugar encendidas discusiones y se gastan cantidades ingentes de tiempo, dinero y energías en el estudio, análisis y toma de datos necesarios —raras veces suficientes— para la comprensión de ENSO. Todo este esfuerzo se hace con un objetivo claro: establecer la posibilidad de predecir los episodios y su intensidad, así como analizar la verosimilitud de tales predicciones. En lenguaje más técnico, hablamos de «predicción» y «predecibilidad».

A lo largo de los años ha ido cambiando la formulación del problema, en paralelo con la disponibilidad de informaciones cada vez más abundantes que permitían contrastar y comparar datos procedentes de diversas zonas y establecer conexiones entre hechos alejados tanto espacial como temporalmente. Así, de las primeras descripciones de El Niño (en la zona del Pacífico Oriental hoy llamada Niño 1+2) como una pequeña corriente costera cálida en dirección norte-sur, se pasó a observar que existía cierta relación entre ella y las anomalías de temperatura³ en el Pacífico Central, y éstas se relacionaron con oscilaciones del nivel del mar en el Pacífico Occidental⁴. Además, se consiguió ver que el régimen de los alisios en el Pacífico Oriental y Central tiene variaciones casi periódicas que fueron enseguida relacionadas con las anteriores (ACEITUNO, 1992; TRENBERTH, 1997).

Por ello reconocemos que la predicción de ENSO es una tarea formidable, aunque sólo sea por la dificultad de elegir la variable o conjunto de variables que parezcan más significativas, trazar su historia y tratar de adivinar su futuro (CDC 1999). Si se añade que, paralelamente al desarrollo de las predicciones, hay que ir formulando la teoría pertinente y validándola, el estudio de la predicción de ENSO —si se desea tener una visión razonablemente general del asunto— es un viaje fascinante por las Ciencias de la Naturaleza y las Matemáticas.

El fenómeno ENSO, dadas sus escalas espaciales y temporales, pertenece al sistema climático planetario. El clima, tal como lo entendemos habitualmente, es el estado promedio de la atmósfera en un dominio espacio temporal dado. En fórmulas, si $C(x, y, z, t)$ representa un campo

³ Del agua superficial del mar o SSTA (Sea Surface Temperature Anomaly).

⁴ Ésta era, en principio, la parte SO (Southern Oscillation) u Oscilación del Sur. Existen otros fenómenos parecidos, aunque de menor intensidad, en el Pacífico Norte y en las dos cuencas del Atlántico. En los últimos tiempos, y por su interés para el clima europeo, se está analizando la NAO (North Atlantic Oscillation).

meteorológico cualquiera (presión, temperatura, vorticidad...) observado en un dominio $\Omega \subset \mathfrak{R}$ durante un intervalo temporal $[0, T]$, el clima relativo a ese campo vendrá dado por la integral

$$\langle C(x, y, z, t) \rangle = \int_{\Omega \times [0, T]} C(x, y, z, t) d\vec{r} dt$$

donde T es un tiempo superior a 30 años. Para seguir la evolución del clima consideramos la familia C_n de integrales extendidas a intervalos sucesivos (podrían ser no disjuntos)

$$C_n = \int_{\Omega \times [nT, (n+1)T]} C(x, y, z, t) d\vec{r} dt$$

Es claro que C_n varía más lentamente que el campo meteorológico original, lo que sugiere de manera natural la observación de posibles fluctuaciones cuya escala se asemeje a la de C_n . En la Naturaleza existen fenómenos de esas características reconocibles en las observaciones oceánicas. Incluso existen teorías climáticas en las que la atmósfera se desprecia, al considerársela un «sistema esclavo» del sistema oceánico (PACHECO y HAYEK, 1997).

Sin embargo, en el caso de ENSO no podemos ir conceptualmente tan lejos: las consecuencias sociales y económicas de la parte atmosférica⁵ de ENSO, sobre todo en la costa del Pacífico Oriental, son de tal importancia que no nos permiten esta simplificación. Hemos de estudiar conjuntamente las dinámicas oceánica y atmosférica.

Tener que conjugar la dificultad de la predicción meteorológica⁶ con las características de los fenómenos a gran escala es un trabajo difícil que constituye un reto para cualquier científico: el hecho de trabajar con escalas temporales intermedias entre las meteorológicas y las climáticas⁷ obliga a elaborar análisis muy finos de masas de datos de muchas

⁵ Nótese que, como es sabido, la parte atmosférica de ENSO es responsable de lluvias, sequías, olas de calor..., pero la parte oceánica también tiene su importancia socioeconómica debido a las variaciones en las capturas pesqueras y en los equilibrios ecológicos en amplias zonas marinas.

⁶ Generalmente se admite que el plazo máximo de predicción fiable en la atmósfera ronda los 10 días. En ENSO se necesita predecir —dada la inercia de los sistemas sociales y económicos (y políticos)— a plazos superiores a los tres meses para que la predicción tenga alguna utilidad práctica.

⁷ La casi periodicidad de ENSO oscila entre dos y siete años (TRENBERTH y HOAR, 1996).

clases (GAGAN *et al.*, 1997) y extraer de ellos las influencias relativas entre las diferentes componentes. Un estudio de la literatura al uso muestra que una parte muy importante del esfuerzo científico y técnico se lo lleva la detección de hipotéticas periodicidades en las series de datos, así como su confirmación experimental (BATTISTI y SARACHIK, 1995).

En el ámbito de la predicción, la palabra «experimento» puede tener varios significados. El más obvio consiste en predecir algo y esperar a que ocurra el fenómeno predicho, para comparar la realidad con la predicción y extraer conclusiones. Es evidente que este tipo de experimento no sirve de gran cosa sobre todo si hay en juego grandes riesgos económicos y sociales, por lo que las experiencias predictivas se llevan a cabo operando sobre series de datos ya conocidos, generando valores que se comparan con el registro disponible. El contenido de esta intervención tratará de este tipo de problemas.



2. EL PROBLEMA DE LA PREDICCIÓN

Vamos a exponer, en términos muy generales, qué se entiende por predicción y qué cuestiones surgen al estudiar este concepto con algún detalle. La propia etimología (*pre-dicere*) nos indica que predecir significa «decir con anticipación lo que va a ocurrir». Es claro que en esta actividad existen implícitos un concepto *de valor* —puesto que se predice algo con objeto de obtener algún tipo de beneficio mediante el conocimiento *a priori* de lo que va a suceder— y otro de artificio dependiente de la observación de *relaciones causales*. En el fondo, la idea de predecir utiliza el convencimiento de que existe un grado de determinismo de los acontecimientos. Tenemos ejemplos claros en muchos juegos más o menos de azar, en aplicaciones de la meteorología y climatología a la agricultura, al tráfico de las carreteras y aeropuertos, etc. Además, históricamente se sabe que se han cosechado éxitos en muchos campos; por tanto, las técnicas de predicción constituyen un cuerpo de conocimientos de innegable valor.

Para situar el problema consideremos un observable⁸ cuyos valores se anotan a intervalos regulares de tiempo, y sea \hat{O} el valor medido en el instante. Tenemos, por tanto, una serie temporal de observaciones

$$\{X_1, X_2, \dots, X_p, \dots, X_N\}$$

⁸ En las aplicaciones prácticas, no es siempre fácil elegir el observable. Por regla general hay que dedicar bastante esfuerzo a seleccionar una variable o combinación de ellas como elemento representativo del fenómeno que se analiza (CDC, 1999). Consideraremos que los observables se representan mediante magnitudes numéricas o, en algunos casos vectoriales.

y queremos predecir el valor que aparecerá en el instante $N+1$ o en un futuro más lejano. Nos bastará con que mediante algún artificio o cálculo formulemos un valor. La única condición, por ahora, es que el tiempo necesario para la elaboración de la predicción sea menor que la unidad de tiempo entre observaciones sucesivas —o que las unidades, en la predicción a más largo plazo— pues en caso contrario no existirá predicción, sino a lo más «simulación»⁹.

Si queremos indagar más, la primera pregunta es clara: ¿cuál es la forma o formas en que se construye la predicción? ¿Qué métodos usar? He aquí una primera diferenciación:

- a) Predecir utilizando los propios datos.
- b) Intentarlo a partir de las leyes que representan los mecanismos físicos que se supone subyacen a las observaciones.

El predictor más simple de todos consiste en «la persistencia»: lo que hay hoy será lo que habrá mañana. En fórmulas, $X_{N+1}^* = X_N$. A pesar de su simplicidad, este predictor es muy utilizado y, en términos climáticos, es habitual que sea el contrincante a batir para nuevos métodos de predicción. [Véase figura 30 más adelante].

El segundo más simple es «seguir la tendencia general». Desde el punto de vista matemático, se reduce a ajustar por algún método una curva a las parejas de datos $\{(t_1, X_1), (t_2, X_2), \dots, (t_N, X_N)\}$, cuya ecuación resulte ser $X = g(t)$, y formular la predicción en la forma habitual.

$$X_{N+1}^* = g(t_{N+1})$$

Una vez observado X_{N+1} , se llama error de la predicción a $\varepsilon_1 = |X_{N+1} - X_{N+1}^*|$ (respectivamente $\varepsilon_k = |X_{N+k} - X_{N+k}^*|$).

Este método contiene como caso particular el caso lineal del ajuste por mínimos cuadrados estudiado en la Estadística descriptiva elemental. Es claro, además, que así no explicamos nada, tanto si la función g es lineal como si no, acerca de la naturaleza física de las X_t . Ésta es una característica típica de los métodos estadísticos.

Yendo un poco más lejos, podemos intentar la predicción analizando posibles estructuras internas en la variación de los X_t . Hay varias

⁹ El mecanismo o cálculo que se utilice recibe el nombre de «predictor» (que también se suele dar al propio valor X_{N+1}^*). También se puede formular la predicción a más largo plazo dando un valor X_{N+k}^* para $k \geq 1$. El concepto de «simulación» aparece cuando se interpreta que el predictor se usa como generador de una nueva serie que se utilizará para estudiar teóricamente el fenómeno.

vías para esta tarea. La primera pasa por construir la función de autocorrelación (FAC) de la serie de datos y elegir una descripción de X_t como combinación de aquellos k valores previos que más correlación muestran con él. De esta forma se obtienen modelos, lineales o no, del tipo

$$X_n = F(X_{n-1}, X_{n-2}, \dots, X_{n-k})$$

de manera que la predicción se escribe, en este caso, como

$$X_{N+1} = F(X_N, X_{N-1}, \dots, X_{N-k+1})$$

siendo k el índice (retardo o *lag*) a partir del cual la contribución de términos anteriores se considera despreciable. Con estos modelos se incorpora la idea de *memoria*, representada por el retardo k . Por tanto, nos vamos aproximando más a modelos que incorporan, si no la causalidad, al menos una medida de ella.

El caso lineal será:

$$F(X_{n-1}, X_{n-2}, \dots, X_{n-k}) = a_1 X_{n-1} + \dots + a_k X_{n-k}$$

donde los coeficientes a_j (algunos pueden ser nulos) se determinan para cada caso particular y nos dan una medida de la importancia de las informaciones de cada etapa en la construcción del predictor. Nos encontramos ante una regresión múltiple.

Podemos generalizar la idea anterior como sigue: supongamos que dada nuestra serie de datos $\{X_t\}$, encontramos otras series de observables $\{Y_t\}$, $\{Z_t\}$, $\{U_t\}$, etc., tales que, posiblemente con algunos desfases k_Y , k_Z , k_U , ..., aparezcan correlacionados con X_t . En tal caso obtendríamos una representación como¹⁰

$$X_t = G(Y_{t-k_Y}, Z_{t-k_Z}, U_{t-k_U}, \dots)$$

En las aplicaciones a la climatología y en otras ciencias es también habitual que el término general de la serie X_t represente, él mismo, un índice o combinación de otros observables, que denotaremos con las mis-

¹⁰ En la práctica la combinación de las variables $Y, Z, U...$ exige que los datos sean tratados previamente para reducirlos a una forma homogénea y se les puedan aplicar los Teoremas de la Estadística. Más adelante volveremos sobre esta necesidad, dado que los datos pueden ser espacialmente inhomogéneos, o medidos con diferentes instrumentos, o referirse a distintas magnitudes...

mas letras, pero minúsculas. Por tanto tendremos un problema del tipo siguiente:

$$X_i = b(x_p, y_p, z_p, \dots) = G(Y_{i-k_1}, Z_{i-k_2}, \dots)^{11}$$

donde hemos de identificar las funciones b y G . Este caso es una generalización del análisis de regresión múltiple. Cuando b y G son combinaciones lineales se conoce con el nombre de «análisis de correlaciones canónicas», o CCA (Canonical Correlation Analysis, MANLY, 1992). Cuando se tratan fenómenos muy complicados y que dan origen a multitud de observaciones y medidas, este método multivariante permite, de un solo golpe, identificar qué combinaciones de las variables pueden ser predichas o explicadas por otras combinaciones. Otro problema, debemos insistir, es interpretar en términos físicos el sentido de esas combinaciones.

En pocas palabras, en el estudio de cuestiones como ENSO, donde se toman medidas de muchísimos parámetros aparentemente inconexos, la Estadística Multivariante es una herramienta imprescindible al menos en una primera aproximación, cuando los mecanismos físicos se resisten a ser desvelados.

Para avanzar aún más en el análisis del problema de la predicción vamos a presentar un modo intuitivo de efectuar predicciones en una serie de datos. Es lo que se llama «predicción por analogías». Consideremos la serie de datos de la figura 24, representados a lo largo de una curva sinusoidal. Observamos que el comportamiento de los tramos de datos (X_{k-2}, X_{k-1}, X_k) , (X_{j-2}, X_{j-1}, X_j) y (X_{N-2}, X_{N-1}, X_N) es «similar», en el sentido de que considerados como vectores del espacio tridimensional \mathfrak{R}^3 , la distancia euclídea entre sus afijos es pequeña¹². Por tanto, es de esperar que el comportamiento del «siguiente» a X_N , el que deseamos predecir, sea semejante a un promedio de los «siguientes» X_{k+1} (a X_k) y X_{j+1} (a X_j), esto es:

$$X_{N+1}^* = a_j X_{j+1} + a_k X_{k+1}$$

¹¹ Las variables denotadas con mayúscula y con minúscula pueden ser las mismas, por supuesto. También es cierto que b y G no necesitan depender de todas las variables; de hecho, es interesante que su dependencia se reduzca a unas cuantas variables.

¹² Este proceso de construcción de vectores se llama «inmersión» de la serie X_i en un espacio \mathfrak{R}^p y se hace así: para cada X_n , se construye el vector formado por él y los $p-1$ valores anteriores: $(X_{n-p+1}, \dots, X_{n-1}, X_n)$. Así se obtiene un subconjunto de \mathfrak{R}^p que nos ofrece información acerca del comportamiento de la serie. Una vez construido ese subconjunto, vectores próximos en la norma usual de \mathfrak{R}^p se corresponden con tramos de la serie de comportamiento semejante. Determinar p es un problema de cierta dificultad y se suele hacer por tanteo.

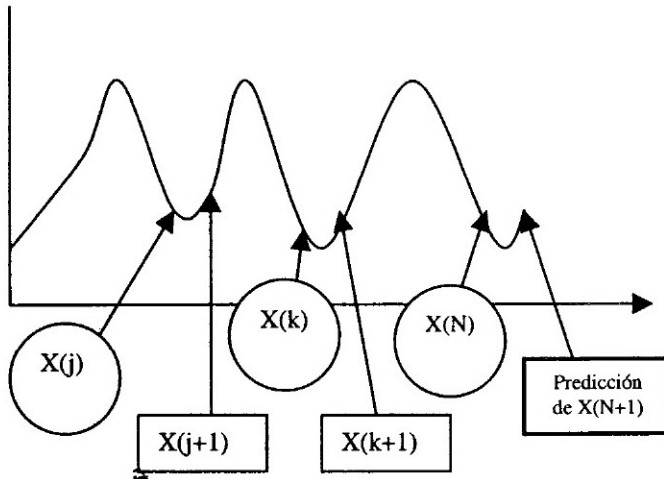


Figura 24. Predicción en una serie temporal. Se señalan dos datos (círculos) y sus siguientes (rectángulos) y se predice (rectángulo grueso) cuál será el siguiente al último dato $X(N)$

con $a_j + a_k = 1$. El método ilustrado se generaliza de modo inmediato, y cuando todos los coeficientes sean iguales lo podremos denominar «predicador baricéntrico». Para que funcione bien en el caso general es necesario que la serie de observaciones sea lo bastante larga y que se elijan adecuadamente la longitud de los tramos análogos y los valores de los pesos o coeficientes. La estructura geométrica del conjunto de vectores representativos en \mathfrak{R}^p nos da una medida de la predecibilidad de la serie. Vamos a ilustrarlo con el ejemplo ya clásico de la logística discreta.

Consideremos una serie que hemos generado de manera determinista mediante la ley de recurrencia

$$X_{t+1} = rX_t(1 - X_t)$$

donde r es un número real mayor que 3 y próximo a 4. Esta ley define una aplicación del intervalo $[0, 1]$ en \mathfrak{R} , cuyo comportamiento depende esencialmente del valor del parámetro r . Es evidente que si hacemos la inmersión de la serie en \mathfrak{R}^2 tendremos el conjunto de puntos $\{(X_t, X_{t+1})\} = \{(X_t, rX_t(1 - X_t))\}$, que se hallan, todos ellos, en la gráfica de una parábola (figura 25). Esto nos recuerda lo que ya sabíamos: que existe una fórmula, la ecuación de la parábola, que permite construir cualquier valor X_{t+1} de la serie.

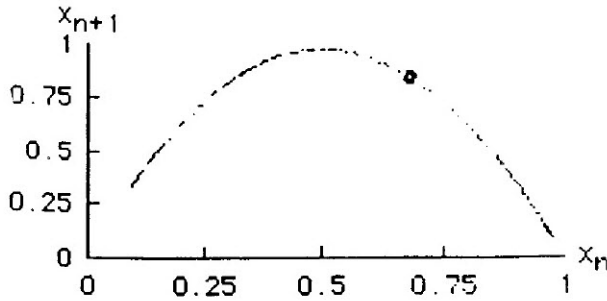


Figura 25. Inmersión de la serie logística en dos dimensiones

Supongamos ahora que desconocemos la ley de formación de una serie y que al construir su inmersión en \mathcal{R}^2 nos da una imagen como la de la figura 26. En este caso ya no podremos decir que siga una ley determinista, pero sí que una aproximación razonable sería:

$$X_{i+1} = rX_i(1-X_i) + \varepsilon_i$$

dado el parecido con el caso determinista: esto es, hay una cierta estructura, la serie de datos no es del todo aleatoria, por tanto. Lo interesante es que hemos reducido el problema de la predicción a una cuestión geométrica, la de determinar «cuánto se parece» la nube de puntos a la gráfica de una función determinista. Esa semejanza la mide la dimensión fractal de la nube de puntos. Cuanto más diferente sea de la de la función determinista, más difícil será la predicción.

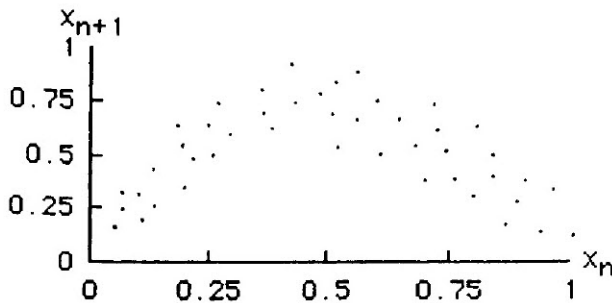


Figura 26. Inmersión 2-D de una serie de datos que parece haber sido generada por una función similar a la logística

En la nota a pie de página número 6 hemos aludido anteriormente a los plazos en que se admite que la predicción atmosférica es razonable. Ese plazo constituye un ejemplo de «horizonte de predicción». La razón para la existencia de estas limitaciones es la siguiente: Por lo general los fenómenos estudiados poseen alguna escala temporal típica¹³, que suele ser el tiempo necesario para la generación de nuevos episodios, esto es, de nuevas informaciones. Dado que la predicción se efectúa con datos del pasado, si formulamos X_{N+k}^* , siendo k suficientemente grande y mayor que la escala típica, en esas k unidades de tiempo pueden incorporarse nuevas informaciones no contempladas en el cálculo de X_{N+k}^* , de modo que éste diferirá sustancialmente del verdadero valor X_{N+k} . Los fenómenos donde se va generando información de modo constante se denominan «disipativos». En otras palabras, si la predicción es buena se cumplirá una acotación como la que sigue:

$$\forall k > 0 \quad |X_{N+k} - X_{N+k}^*| \leq \varepsilon$$

para algún ε prefijado. Si, por el contrario, la predicción no es buena, se tendrá más bien una evolución del error según una acotación:

$$|X_{N+k} - X_{N+k}^*| \geq \varepsilon e^{\lambda k}$$

para algún $\lambda > 0$. λ tiene por unidades $[\lambda] = T^{-1}$, luego $1/\lambda$ es el tiempo necesario para que el error crezca en un factor e . A λ lo llamaremos «exponente de Lyapunov»¹⁴. Existen algoritmos que calculan los exponentes de Lyapunov para series de datos. La interpretación habitual es que el inverso del primer exponente de Lyapunov marca el horizonte de la predicción.

La hipotética superación del horizonte de predicción es un problema de capital importancia, aunque es fácil comprender que mediante técnicas como las que se han descrito hasta ahora es punto menos que imposible conseguirlo. Por ello conviene «abandonar» la predicción puramente estadística y tratar de establecer modelos «basados en primeros

¹³ Aquellos fenómenos que no poseen una escala temporal predominante son en realidad fractales.

¹⁴ El concepto de exponente de Lyapunov es más general que lo expuesto aquí, aunque la idea es la misma. En un sistema de ecuaciones diferenciales existen tantos exponentes como sea la dimensión del sistema, que se corresponden con el modo en que el sistema deforma un volumen fijo según las diferentes direcciones del espacio. El cálculo de los exponentes se lleva a cabo usando el jacobiano, repetidas veces y promediando los resultados obtenidos.

principios» donde estén presentes las características físicas del fenómeno estudiado, de manera que se consiga una adaptación a la variabilidad de los hechos reales. Ésta es la segunda vía de modelización que se citaba al principio de este apartado.

Supongamos que se ha seleccionado un conjunto de variables $X_i(\vec{x}, t)$ que, describen el estado del sistema que se estudia. En su forma más general un modelo predictivo adopta una de estas formulaciones:

- a) Como conjunto de ecuaciones diferenciales de evolución:

$$\frac{\partial X_i}{\partial t} = F_i(X) \quad i = 1, 2, \dots, n; \quad X = (X_1, \dots, X_n)$$

- b) Como sistema de ecuaciones en diferencias finitas:

$$X(t + \Delta t) = G(X(t))$$

Las expresiones F y G recogen en forma matemática las leyes físicas que se emplean para representar las relaciones esenciales entre las variables. En este caso, el problema de la predicción se enuncia en términos de la estabilidad de las soluciones de los sistemas que representan los modelos: la idea es pensar que los modelos son una especie de máquina que a partir de un cierto estado inicial generan representaciones de estados futuros, en suma, predicciones.

Según lo anterior, la predicción aparece ahora ligada a dos conceptos:

- a) Que las ecuaciones describan realmente la física del fenómeno.
b) Que sean estables en el sentido matemático de la palabra.

Es fácil comprender que el primero es esencial y que deberá irse controlando durante todo el proceso de modelización, mientras que el segundo depende de cómo sean las ecuaciones formuladas. La idea de estabilidad significa que dos trayectorias del sistema que se inician en puntos próximos se mantienen también próximas en su evolución futura¹⁵:

$$\forall \varepsilon \exists \delta t^* (|x_1 - x_2| < \delta \Rightarrow \forall t > t^* \|X(x_1, t) - X(x_2, t)\| \leq \varepsilon)$$

¹⁵ En esta fórmula $X(x, t)$ representa la solución cuya condición inicial es x , $\|x\|$ es el módulo del vector x y $\|X\|$ el de X . Se reconoce inmediatamente la forma típica de las definiciones de continuidad de las matemáticas elementales.

Vemos que la noción de estabilidad sirve, además de para formalizar el concepto de predicción, para señalar la dependencia de ésta de la precisión de las medidas o descripciones que representan las condiciones iniciales. Cuando la separación de trayectorias inicialmente próximas crece exponencialmente, diremos que el modelo «es caótico».

Conviene explicar con más detalle *qué se entiende exactamente por caótico*. La noción técnica no coincide del todo con la idea intuitiva, lo que lleva a bastantes confusiones. Intuitivamente, un comportamiento caótico se considera sinónimo de impredecible y complicado, y una serie de datos aleatorios presenta esas mismas características. Sin embargo, pueden encontrarse señales generadas por mecanismos deterministas y cuya observación nos parece también aleatoria, como la aplicación logística que ya ha aparecido antes. Si representamos en unos ejes (figura 27) los valores (t, X_t) de la logística nos encontramos una gráfica o registro que a simple vista parece aleatorio, pero existe una diferencia fundamental: dado un valor de la serie, el siguiente está por completo determinado por la fórmula, cosa que no es cierta para un muestreo puramente aleatorio. Así pues, por caos entendemos un comportamiento en principio determinista, pero que se nos presenta como aleatorio. Para distinguir uno de otro, se debe practicar un contraste de aleatoriedad a la señal y también intentar la reconstrucción de la posible dinámica determinista mediante la inmersión de la serie en espacios de dimensiones adecuadas.

La diferencia esencial, por tanto, radica en que un fenómeno caótico es hasta cierto punto predecible, existiendo un horizonte de predicción dado por el inverso del primer exponente de Lyapunov.

Para modelos a base de ecuaciones diferenciales, las condiciones para que pueda aparecer un comportamiento caótico son las siguientes:

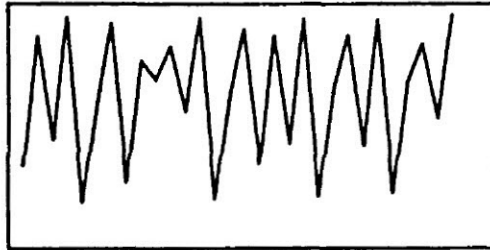


Figura 27. Fragmento de la serie logística generada por la aplicación unidimensional $x_t = 3,83x_{t-1}(1 - x_{t-1})$. Se observa comportamiento caótico

- a) El número de variables es ≥ 3 .
- b) Las ecuaciones son no lineales.
- c) Existe sensibilidad a las variaciones en las condiciones iniciales.

Las condiciones expresadas son fácilmente comprensibles. La primera es de carácter topológico, pues en dimensión 2 no existe caos debido al teorema de Poincaré-Bendixson. Cuando las ecuaciones son lineales, el comportamiento viene determinado de forma total por los coeficientes y la tercera condición es, de nuevo, la inestabilidad de las soluciones.

Por el contrario, para aplicaciones discretas $X_t \rightarrow X_{t+1}$, no existe la restricción dimensional: una única variable puede presentar comportamiento caótico, como el ya citado caso de la logística. Además, desde el punto de vista numérico, cuando se traducen las ecuaciones diferenciales a esquemas en diferencias (esto es, a aplicaciones discretas) hay que vigilar la aparición del llamado «caos computacional» (PACHECO y GARCÍA, 1999) que puede invalidar la integración de las ecuaciones diferenciales. Finalmente, en la práctica casi todos los modelos terminan en aplicaciones discretas, cuyo campo de estudio se halla en el Análisis Numérico, una herramienta imprescindible en la predicción climatológica.

Dedicaremos algún espacio a los modelos en ecuaciones diferenciales. En el campo de la Climatología hay varias clases:

a) La primera la forman los llamados «modelos conceptuales», que suelen consistir en ecuaciones muy simples que reflejan los grandes rasgos de la evolución del fenómeno y se prestan bien a un estudio matemático en profundidad. Un ejemplo clásico de la Climatología son los modelos de Budyko-Sellers¹⁶ que han generado cantidades ingentes de literatura.

¹⁶ Un modelo climático global expresa algún tipo de balance de energía. Si tomamos como descriptor una temperatura media $u(x, t)$, el clásico modelo de Budyko-Sellers consiste en la ecuación parabólica:

$$\frac{\partial u}{\partial t} - \frac{\partial}{\partial x} \left[D \left(x, \frac{\partial u}{\partial x} \right) \frac{\partial u}{\partial x} \right] = R_a - R_e$$

más condiciones de contorno adecuadas. Aquí $x = \text{sen } \varphi$, φ = latitud, y R_a y R_e representan la radiación incidente y la reflejada. La elección concreta del coeficiente de difusión permite un análisis matemático en cada caso. Por lo general las condiciones que se añaden son de frontera libre.

b) La segunda clase está constituida por los modelos de circulación general, ya sea oceánica o atmosférica, que forman la parte más clásica del estudio de la mecánica de fluidos.

c) Finalmente, existen una infinidad de modelos híbridos de diversas clases, que analizaremos con más detalle más adelante.

Para terminar este apartado explicaremos *la idea de predecibilidad*, ligada a la de predicción. La predecibilidad no se refiere tanto a la propia posibilidad de formular una predicción como a la capacidad de ésta para aproximarse al valor del fenómeno predicho. En otras palabras, no sólo hay que predecir, sino predecir bien. El uso habitual adjudica la predecibilidad al par modelo-fenómeno. Por ejemplo, cuando se habla de la predecibilidad de ENSO nos referimos más bien a si un modelo concreto produce resultados que se asemejan —desde un punto de vista preciso en sentido estadístico— a los registros disponibles.

Las pruebas de los diferentes modelos para simular situaciones ya conocidas del pasado se conocen con el nombre de «experimentos de predecibilidad» y forman una parte notablemente importante de lo que se publica en materias como Meteorología y Climatología. Ello se debe a que antes de declarar operativo un modelo hay que contrastarlo debidamente, aunque sólo sea por los posibles perjuicios de todo tipo que se pueden derivar de predicciones erróneas o con desviaciones significativas de la realidad¹⁷.

3. CLIMA Y ESCALAS ESPACIO-TEMPORALES

Ya apuntamos en la Introducción algunas ideas acerca de qué es el clima y cómo puede describirse. Es importante señalar que las integrales que lo representan tienen por objeto sustituir las escalas meteorológicas por otras más lentas. Veamos en la siguiente tabla un resumen de las principales escalas espaciales y temporales de los fenómenos atmosféricos y climáticos:

¹⁷ En la práctica la predecibilidad se mide, tras simular la serie temporal de la magnitud estudiada, comparando con la serie real mediante el coeficiente de correlación. En Climatología un coeficiente superior a 0,5 se considera aceptable.

Tabla I

ESCALAS DE LOS FENÓMENOS METEOROLÓGICOS Y CLIMATOLÓGICOS

Fenómeno	Escala típica espacial	Escala típica temporal
Turbulencia atmosférica	10^3 m	10^1 s (minutos)
Convección atmosférica	10^4 m	10^3 s (horas)
Estaciones del año	10^5 m	10^6 - 10^7 s (de meses a años)
Mezcla en la capa superior del océano	10^6 m	10^7 s (años)
ENSO	10^9 m	10^7 s (años)
Circulación general oceánica	10^9 m	10^9 s (siglos)
Clima	10^9 m	10^8 s (generaciones humanas)

Vemos que en el caso de ENSO las escalas son espacialmente del orden de miles de kilómetros y de años en lo temporal. Sin embargo, la variabilidad interna de ENSO debe achacarse a fenómenos de menor escala, llegando incluso al límite de los aspectos atmosféricos locales. Esta idea nos lleva a observar que el papel de la atmósfera en los estudios climáticos depende de las escalas utilizadas, puesto que el océano tiene una mayor inercia al forzamiento externo por la radiación solar y provee una memoria a más largo plazo. Por su parte, la atmósfera posee una memoria mucho más corta, y las fluctuaciones atmosféricas —a partir de cierta escala temporal— se pueden considerar como perturbaciones o ruido superpuesto a la dinámica oceánica. Podemos resumir esta discusión en la gráfica de la figura 28.

Revisando la literatura encontramos evidencias abundantes de lo anterior. En el caso de estudios a plazo medio o corto se consideran variables importantes la temperatura superficial del mar, la salinidad y las concentraciones de gases disueltos, tales como CO_2 y O_3 , junto con los campos de viento, presión atmosférica y velocidades de las corrientes marinas. Por el contrario, a largo plazo, como pueden ser los estudios paleoclimáticos, el interés se centra en las variaciones de temperatura en la base de la termoclina y en las trazas de gases disueltos o atrapados en los registros de hielo polar, que nos pueden dar una historia paleoclimática completa (PACHECO y HAYEK, 1997).

El que ENSO abarque varias escalas temporales se refleja en que una de las tareas más habituales consiste en identificar periodicidades del or-

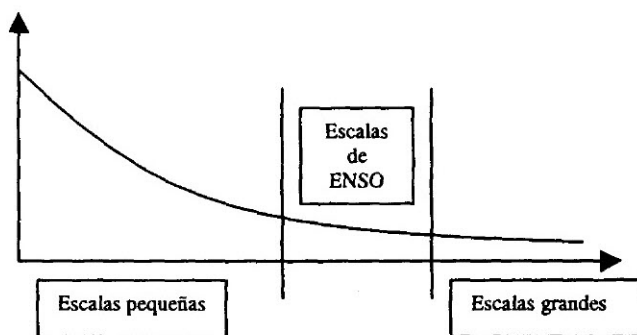


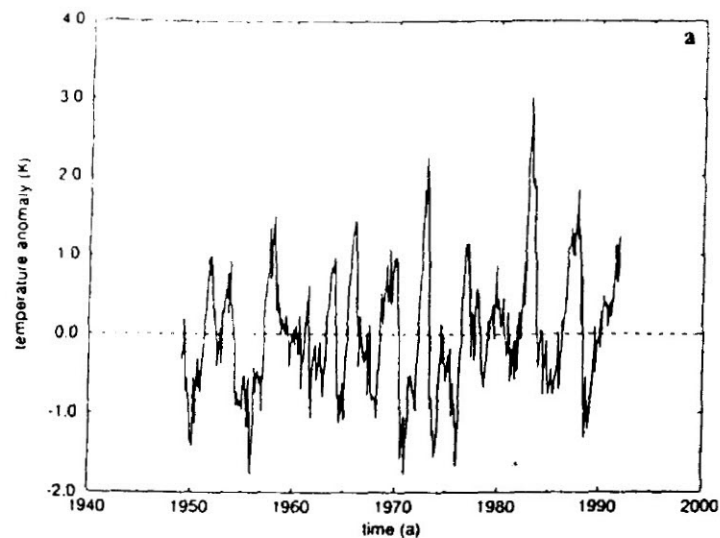
Figura 28. Importancia de la atmósfera en función de las escalas temporales.

den de tales escalas en los registros de datos y en intentar que los modelos construidos las reproduzcan (BATTISTI y HIRST, 1989; BRANKOVIC *et al.*, 1994; CHANG y PHILANDER, 1994; TRENBERTH y HOAR, 1996; WALKER, 1924). Prácticamente todas las periodicidades que aparecen están más allá del límite de la predicción meteorológica determinista, y resulta claro que cuanto menor sea el período descrito, más próxima estará la predicción a las escalas meteorológicas y más útil resultará en la práctica.

Un análisis de una serie temporal larga de datos de la anomalía de la temperatura superficial del mar (figura 29) nos muestra que el espectro presenta ciertos máximos o picos en frecuencias que coinciden con las escalas observadas a simple vista: alrededor de cuatro años (los datos oscilan entre dos y siete años) y otro en torno a los dos años. Ésta es la llamada oscilación cuasi bianual o QBO (Quasi Biennial Oscillation). La presencia de estos máximos sugiere que ENSO podría predecirse al menos con un año de antelación, y según esta idea, los modelos conceptuales para ENSO deberían reproducir este comportamiento de modo general. Por tanto, la esencia de estos modelos radica en comparar el comportamiento de alguna variable significativa con el de un oscilador y modificar éste o reformularlo de manera adecuada. En efecto, si partimos de la ecuación del clásico oscilador armónico

$$\frac{d^2x}{dt^2} + \omega^2 x = 0$$

vemos que la fuerza recuperadora $-\omega^2 x$ es función del desplazamiento desde la posición de equilibrio. Llevando la analogía al problema oceá-



Spectrum Nino-3 SSTA

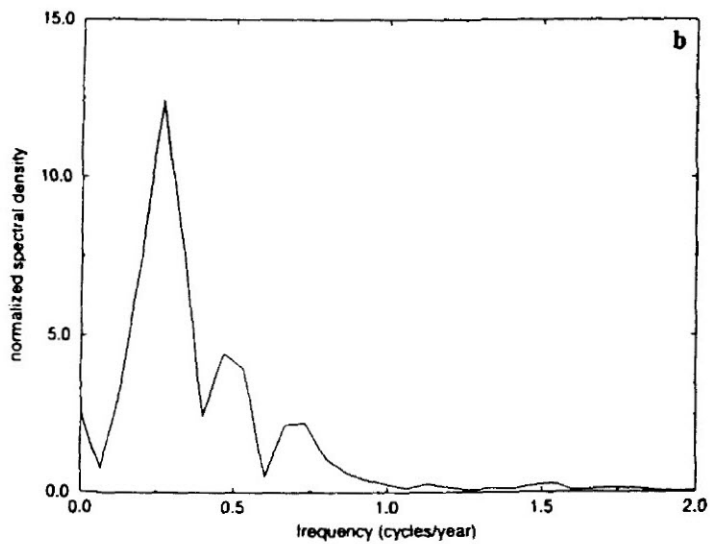


Figura 29. Serie temporal de SSTA y su espectro. Obsérvense los evidentes máximos del espectro, correspondientes a las periodicidades de ENSO y QBO. (Tomado de Latif *et al.*, 1998.)

nico y climático, si representa, por ejemplo, la anomalía de la temperatura superficial del mar, ahora la cuestión es identificar qué puede ser la «fuerza recuperadora» en este caso o, dicho de otra forma, dónde reside la memoria para que se produzcan las oscilaciones. El candidato más razonable es la capacidad de almacenamiento de energía en forma de calor, de la capa subsuperficial oceánica, aunque aquí nos encontramos también con un problema espacial: ¿dónde, *en qué zonas geográficas* se acumula esa memoria térmica? Hay abundancia de hipótesis al respecto, siendo la más popular que la memoria reside en zonas extratropicales.

El paradigma más generalmente aceptado en el momento presente es el oscilador retardado (BATTISTI y HIRSCH, 1989; SCHOPF y SUÁREZ, 1988 y 1990). El modelo, donde la variable representa la anomalía de la temperatura superficial del mar, se reduce, en su versión más simple, a la ecuación de primer orden

$$\frac{dT}{dt} = \dot{T}'(t) = aT(t) + bT(t - \tau)$$

siendo a y b parámetros que dependen de variables de interés climático, y un retardo o desfase que tiene un papel importante: aunque esta ecuación es lineal y de primer orden, puede tener soluciones oscilatorias para combinaciones adecuadas de los parámetros. Para verlo¹⁸, suponemos que buscamos soluciones en la forma

$$T(t) = e^{\lambda t}$$

Llevando esta expresión a la ecuación encontramos la ecuación cuasi-característica

$$\lambda = a + be^{-\lambda \tau}$$

esto es, el número de onda λ es solución de una ecuación trascendente. Para la aparición de oscilaciones, el número de onda debe ser complejo, y la existencia de soluciones complejas viene garantizada por una aplicación del clásico teorema de Picard acerca de funciones de variable compleja. Así pues, imponiendo $\lambda = \alpha + i\beta$ se llega a las ecuaciones siguientes:

¹⁸ Una forma fácil de comprobarlo consiste en sustituir la expresión $T(t - \tau)$ por su desarrollo de Taylor en el punto τ hasta el orden 2. Se obtiene un oscilador armónico con un término de fricción que puede originar oscilaciones, como se sabe de la teoría elemental.

$$\alpha = a + be^{-\alpha\tau} \cos \beta\tau$$

$$\beta = be^{-\alpha\tau} \sin \beta\tau$$

Elevando al cuadrado y sumando ambas ecuaciones obtenemos $(\alpha - a)^2 + \beta^2 = b^2 e^{-2\alpha\tau}$, de modo que si se desean oscilaciones sin variación de amplitud, bastará imponer $\alpha = 0$ y se obtiene inmediatamente que $\beta = \sqrt{b^2 - a^2}$. En la realidad las oscilaciones predichas por este modelo aparecen moduladas por muchos factores. La interpretación física consiste en una alternancia de ondas de Kelvin y ondas de Rossby, que se puede resumir así:

- a) En la etapa fría de ENSO los vientos del este generan en el oeste una onda de Kelvin de afloramiento que se propaga hacia el este. Dado que en esta parte la termoclina es poco profunda, se produce enfriamiento del agua superficial.
- b) Al llegar a la costa este, la onda de Kelvin es reflejada y devuelta en forma de onda de Rossby de subsidencia que no afecta a la temperatura superficial.
- c) En la costa oeste la onda de Rossby es reflejada de nuevo como una onda de Kelvin de subsidencia que va afectando a la temperatura superficial, pudiendo originar un episodio cálido de ENSO.

El ciclo continúa repitiéndose con los signos (afloramiento y subsidencia) invertidos, y se comprueba que las oscilaciones se corresponden matemáticamente con modos de oscilación físicos en una cuenca cerrada y son, por tanto, predecibles. Sin embargo, hay distorsiones debidas a multitud de factores, que incluyen ruido meteorológico, interacciones con ciclos de diversas periodicidades e incluso variaciones a largo plazo en el estado medio del clima, que ocurren a escalas decadales, aunque se cree también en variaciones interdecadales. La literatura habitual dedica amplios esfuerzos al estudio de estas variaciones (LATIF *et al.*, 1998; NEELIN *et al.*, 1998).

4. PREDICCIÓN DE ENSO: MODELOS ESTADÍSTICOS

Como se indicó en el apartado referido a la predicción, ENSO no es una excepción al hecho de que se utilicen tanto métodos estadísticos como conceptuales para su predicción: en cualquier estudio científico la primera etapa consiste en la recogida, ordenación y tratamiento de datos

antes de su utilización. Así pues, resulta inmediato analizarlos para ver «*qué nos dicen*» esos datos.

La primera parte en estos trabajos consiste en tratar los datos para ponerlos de forma que sean aplicables las técnicas estadísticas. Por ejemplo, para el análisis de correlaciones canónicas todas las variables han de tener media cero y varianza unidad: en este caso una tipificación de las variables es la primera operación. Otras operaciones consisten en eliminar tendencias y oscilaciones de escalas diferentes a las que se desean estudiar, en homogeneizar a medidas comunes las medidas efectuadas en diferentes ubicaciones y en la reconstrucción de datos ausentes o que no parecen fiables. Toda esta tarea es previa al manejo de los datos con cualquier ánimo predictivo. En especial, la reconstrucción de datos es de gran importancia en fenómenos como ENSO, del que los registros fiables más antiguos y mantenidos hasta hoy sólo alcanzan hasta 1950 aproximadamente, existiendo además bastantes lagunas. Los programas TOA y TOGA establecieron en su día unas redes globales de mediciones que proveen todo tipo de datos en una malla tupida. Estos datos son de acceso público y pueden consultarse en tiempo real¹⁹.

Una vez tratados y preparados los datos se pasa a la aplicación de métodos estadísticos multivariantes para identificar los principales modos de variabilidad en las diferentes escalas espaciales y temporales. Ya sabemos que mediante estas técnicas se intenta, de manera general, encontrar un conjunto razonable de variables predictoras para establecer del mejor modo posible la evolución futura de otro conjunto de variables. También sabemos que para la predicción a las escalas habituales en ENSO la colección de analogías debería ser bastante larga, pero éste no es el caso, por desgracia. Por tanto hay que tener en cuenta una posible fuente de error: un predictor puede funcionar muy bien desde el punto de vista estadístico, satisfaciendo los contrastes de hipótesis pertinentes, y no ser útil desde el punto de vista práctico. No olvidemos que una buena predicción estadística no implica necesariamente una relación de causalidad.

Los métodos o modelos estadísticos al uso en la predicción de ENSO, se dividen en dos clases: atmosféricos y oceánicos. Se diferencian en que en el caso atmosférico los datos son tratados de forma puramente estadística, mientras que los oceánicos suelen generar primero unos datos a

¹⁹ TOA (Tropical Ocean Atmosphere), TOGA (Tropical Ocean Global Atmosphere) son programas de cooperación internacional liderados por la National Ocean and Atmosphere Administration (NOAA). TOGA se extendió entre los años 1985 y 1995 y TOA, comenzado en 1970, es el origen del actual sistema oceánico de toma de datos en el Pacífico.

través de algún tipo de modelo de circulación general (OGCM, Ocean General Circulation Model) al que se le han suministrado datos atmosféricos reales como forzamiento o como condiciones iniciales, y son los resultados de ese modelo los que sufren el tratamiento estadístico.

La predecibilidad está ligada a la detección de variables cuya evolución sea lenta, en el sentido de ser oscilaciones de baja frecuencia. Tales tipos de variables pueden existir en ambas partes del sistema climático, pero en la atmósfera resultan más valiosas debido a la poca memoria intrínseca de ésta. Se ha demostrado que la presión atmosférica al nivel del mar (SLP, Sea Level Pressure) es una de ellas y por lo tanto es explotada como predictor en muchos modelos atmosféricos²⁰. Para predecir con la SLP se suele utilizar como predictor la serie temporal de un año de anomalías de ella, siendo la variable predicha la anomalía media (especialmente hablando) de la temperatura superficial del mar en el área conocida como NIÑO-3, una banda de latitud centrada en el Ecuador y que se extiende en longitud entre 170° W y 120° W.

Existen esencialmente dos tipos de modelos estadísticos atmosféricos operativos. El primero se basa en el análisis de correlaciones canónicas o CCA ya explicado anteriormente. En experimentos de predecibilidad presenta una efectividad razonable, lo que quiere decir que la correlación de las predicciones con los datos reales observados es >0,5 a un plazo superior a los seis meses²¹. Se cree que el éxito de estas predicciones es debido a su relación con variaciones de la SLP en áreas fuera del Pacífico tropical, aunque ello no implique necesariamente dependencia causal alguna (ZWIERS y VON STORCH, 1990).

El segundo tipo de modelos se basa en una variante del análisis de componentes principales; se denomina «análisis de pautas principales de oscilación» o POP (Principal Oscillation Pattern, XU y VON STORCH, 1990; TANG, 1999). Esta técnica sirve para extraer información acerca de la *distribución espacial* de un sistema multivariante cuya evolución dinámica

²⁰ Uno de los índices habituales es el SOI (Southern Oscillation Index) o índice de la oscilación del sur, que es la diferencia de presión superficial entre Papeete (Tahití) y Darwin (Australia). Se cree que la evolución lenta de la SLP se debe a la interacción entre el ciclo hidrológico en el continente euroasiático y los campos de alisios y monzones en el Pacífico. Otro índice muy conocido es el MEI (Multivariate Enso Index) (GRAY, *et al.*, 1996) que combina incluso la pluviometría en el Sahel con variaciones de presión y altura del nivel del mar, etcétera.

²¹ En el campo de la predicción climática, un grupo de tres meses consecutivos se denomina «estación». Así pues, predecir a más de seis meses vista equivale a decir con dos estaciones de anticipación. Insistimos aquí en que la escala estacional es la primera de las escalas climáticas más allá del límite de la predicción meteorológica determinista y además tiene un papel muy importante en los estudios de predicción.

es muy complicada o simplemente desconocida. Supongamos que tenemos los datos $\{X(t)\}$ ya tratados y eliminadas las variaciones que queden fuera de nuestras escalas de interés. Se hace la hipótesis de que se les puede adaptar un modelo autorregresivo de primer orden:

$$\hat{X}(t+1) = AX(t) + F$$

donde A es una matriz cuadrada y el vector F representa un conjunto de influencias externas, que supondremos no correlado con la señal $X(t)$. La matriz que realiza el mínimo del conjunto de valores reales

$$\{\|X(t+1) - AX(t) - F\|^2\}$$

resulta ser $A = C_i C_0^{-1}$, donde C_i representa, en general, la matriz de autocovarianza de la señal con desfase i . El cálculo de estas matrices es una cuestión estándar en Estadística. En general A no será una matriz simétrica, por lo que puede tener valores y vectores propios complejos. Estos últimos se denominan «pautas principales de oscilación» o «vectores POP». En la práctica se suele trabajar con un único vector POP. De todas formas, la idea es reescribir la señal como una descomposición en vectores reales e imaginarios del siguiente modo:

$$X(t) = \sum_{\text{reales}} a_j(t) \bar{v}_j + \sum_{\text{complejos}} (b_j(t) \text{Re}(\bar{v}_j) + c_j(t) \text{Im}(\bar{v}_j))$$

cuyos coeficientes numéricos evolucionan con el tiempo según las siguientes leyes:

$$\text{caso real: } a_j(t_0 + t) = \lambda^t a_j(t_0)$$

$$\text{caso complejo: } b_j(t_0 + t) + ic_j(t_0 + t) = (|\lambda| e^{-2\pi/T})^t (b_j(t_0) + ic_j(t_0))$$

En el caso complejo, la fórmula de evolución nos permite hallar un periodo de rotación una vez conocido el valor de T . Interpretamos esta rotación como la sucesión de diversos estados característicos del sistema y nos permite, por tanto, efectuar predicciones.

Si, como se ha apuntado, representamos la señal sólo con un vector POP y analizamos la capacidad predictiva, hemos de construir el término de error

$$\epsilon(t) = X(t) - [b(t) \text{Re}(v) + ic(t) \text{Im}(v)]$$

y definimos la capacidad predictiva como

$$S = 1 - \frac{\langle |\epsilon|^2 \rangle}{\langle \|X\|^2 \rangle}$$

$S = 0$, indica nula capacidad predictiva y $S = 1$, total capacidad. Este tipo de predicción ofrece resultados comparables a los obtenidos por el método CCA (figura 30).

Ya se dijo que la predicción estadística aplicada al océano se efectúa más bien sobre los resultados de algún modelo general de circulación oceánica. Un OGCM consiste en un conjunto de ecuaciones deterministas, entre las que se cuentan la segunda ley de Newton, una

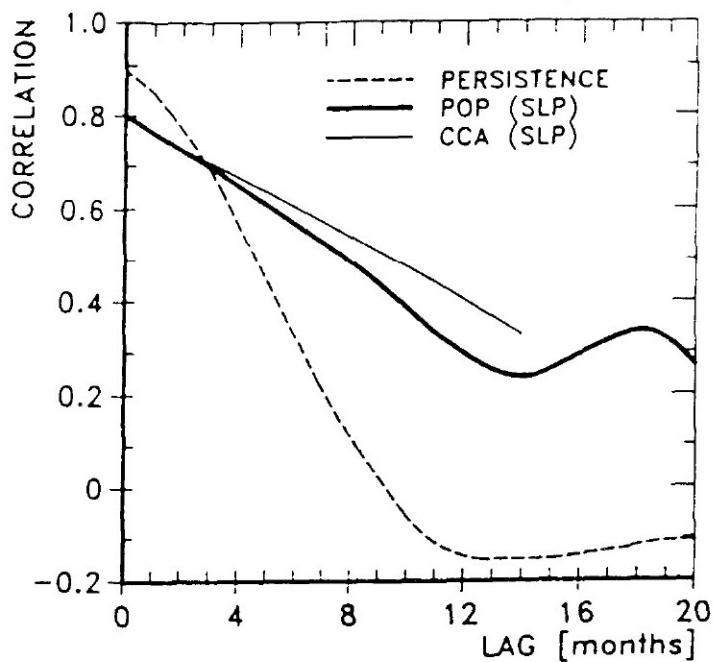
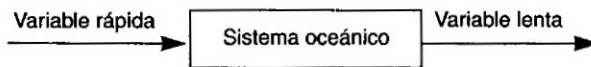


Figura 30. Comparación del comportamiento de dos predictores estadísticos para la SLP con el predictor «persistencia». Nótese cómo los predictores estadísticos superan a la persistencia únicamente para predicciones con anticipación superior a los cuatro meses. (Tomado de LATIF *et al.*, 1998.)

ecuación de estado y otra de continuidad, junto con una familia de condiciones iniciales y de contorno. Dada la estratificación del océano, las ecuaciones se discretizan en una malla tridimensional espacial y se resuelven para las diferentes variables en diversas profundidades, procediéndose a la transferencia de información entre los varios niveles. Por ejemplo, el modelo HOPE (Hamburg Ocean Primitive Equations) posee 20 niveles de profundidad, de los cuales ocho pertenecen a los primeros 200 metros para recoger la fina estructura de la capa de mezcla.

Notemos que la utilización directa de los campos observados de viento no se puede —mejor, no se debe— llevar a cabo dado que su variabilidad es rápida con respecto a las variables oceánicas, de modo que para obtener predicciones a plazos razonables climatológicamente hablando hay que hacer uso de la capacidad de «filtro espacio temporal» del sistema oceánico:



El océano como filtro de señales

Mediante esta vía mixta se han conseguido predicciones válidas —en el sentido que ya sabemos— hasta unos nueve meses o tres estaciones (GRAY *et al.*, 1999; KIRTMAN y SHUKLA, 1999).

5. PREDICCIÓN DE ENSO: MODELOS ACOPLADOS ATMOSFÉRICO-OCEÁNICOS

En los últimos años, y como consecuencia del Programa TOGA, se han desarrollado diferentes clases de modelos acoplados de océano y atmósfera (véase NEELIN *et al.*, 1998; LATIF *et al.*, 1998). Un modelo acoplado consiste en dos modelos, uno de ellos del tipo OGCM que se describió antes, y otro atmosférico, que intercambian información. El intercambio puede ser local o no, dependiendo del tipo de ecuaciones que se usen y de las características espaciales de cada caso. También pueden intervenir submodelos para los casquetes polares y otras variables consideradas interesantes. La descripción o modelo atmosférico admite diferentes grados de sofisticación. Así establecemos una clasificación que depende esencialmente de dos parámetros:

- a) El grado de complejidad de la parte atmosférica.
- b) La extensión espacial del modelo oceánico.

La siguiente tabla recoge las diversas clases de modelos acoplados:

Tabla II
UNA CLASIFICACIÓN DE MODELOS ACOPLADOS

Atmósfera/OCM	Restringido al Pacífico	Nivel planetario
De valores promedio	Modelos intermedios (Intermediate Coupled Models, ICM)	
Empírica	Modelos híbridos (Hybrid Coupled Models, HCM)	
Circulación global		Modelos globales (Coupled Global Models, CGM)

Para conocer el método de construcción de estos modelos, describiremos en esquema cómo se formula un modelo intermedio, el caso más simple de los modelos acoplados (NEELIN *et al.*, 1999). Por supuesto, la clasificación anterior no es exhaustiva y existe una variedad de combinaciones.

Las variables oceánicas del modelo serán:

- a) El campo de anomalías de velocidades horizontales (u, v) , que a su vez se descompone en un campo medio (u_m, v_m) y en un campo debido a la cizalla vertical (u_s, v_s) .
- b) La anomalía de la profundidad de la termoclina, b .
- c) La temperatura superficial del mar, T .
- d) La velocidad vertical o de afloramiento, w .
- e) Una variable τ' que nos da la influencia (*stress*) del campo de viento en la superficie del mar. También es una anomalía.

Las ecuaciones para estas variables son las siguientes:

1. Ecuaciones de evolución para el campo medio y la profundidad de la termoclina:

$$\delta \frac{\partial u_m}{\partial t} = \frac{\partial h}{\partial x} = \tau' + \gamma v_m - \varepsilon_m u_m$$

$$\frac{\partial h}{\partial y} = -\gamma u_m$$

$$\delta \frac{\partial h}{\partial t} + \nabla \cdot (u_m, v_m) = -\varepsilon_m h$$

2. Ecuaciones para el campo debido a la cizalla vertical:

$$\varepsilon_s u_s - \gamma v_s = \delta \tau'$$

$$\varepsilon_s v_s - \gamma u_s = 0$$

3. Ecuación predictiva para la temperatura superficial:

$$\frac{\partial T}{\partial t} = -(\mathbf{u}, \mathbf{v}) \cdot \nabla T + H(w)w(T - T_{sub}) \frac{1}{H_{1,5}} + \varepsilon_T(T - T_0)$$

donde reconocemos la habitual estructura de la ecuación de advección de temperatura modificada con la no linealidad representada por la función de Heaviside $H(w)$ y un término que depende de la condición inicial T_0 . Aparece también la velocidad de afloramiento como función de la diferencia entre la temperatura real y una temperatura subsuperficial dada T_{sub} .

4. Descripción promedio de la atmósfera:

$$\tau' = \mu \int_{\text{océano}} K(T', x, y) dx dy$$

donde T' es la anomalía de la T y K es un núcleo integral lineal. En este modelo, al que le faltan todavía las condiciones de contorno e iniciales, el acoplamiento entre ambos subsistemas se hace a través de los diversos parámetros δ y de μ . Los primeros son una medida del ajuste relativo entre la dinámica propia del océano y la retroalimentación debida a las variaciones de la SST, mientras que el segundo es la intensidad de la respuesta atmosférica al forzamiento por la SSTA, de modo que cuando $\mu=0$ no existe acoplamiento. En cualquier caso, la memoria global del sistema se supone residente en la parte oceánica.

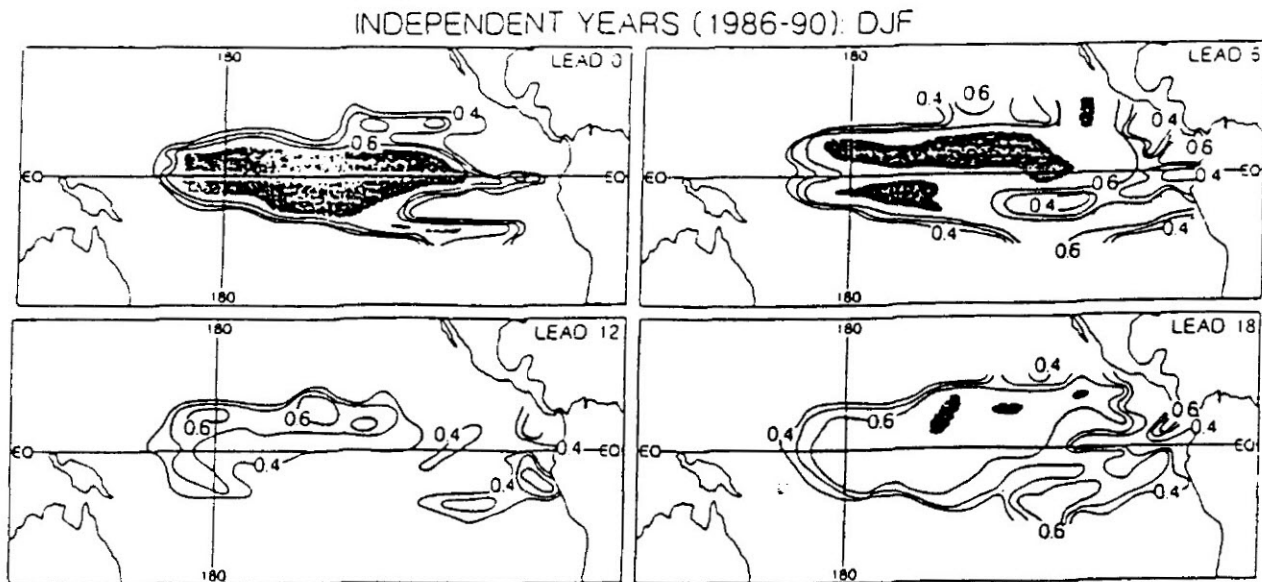


Figura 31. Capacidad predictiva de un modelo híbrido debido a Barnett: predicción de SSTA invernales. Los números que acompañan a las isolíneas son correlaciones. (Tomado de Latif *et al.*, 1998.)

Para arrancar el modelo, se lleva a cabo una integración de la parte oceánica usando como forzamiento datos de viento conocidos (lo habitual son los del banco de datos de la Florida State University o FSU), lo que produce unos valores de T , que originan los datos de SST que se utilizarán para construir una primera descripción de la parte atmosférica. Después se deja correr el modelo y se observan los resultados. Variaciones de este modelo se han utilizado extensamente y se han obtenido resultados mejores que los proporcionados por métodos estadísticos puros. También se ha observado que variando el proceso de inicialización mediante un tratamiento adecuado de los datos, la llamada «asimilación de datos», se pueden mejorar las capacidades predictivas de estos modelos.

La siguiente categoría de modelos acoplados la forman los modelos híbridos. En este caso la parte atmosférica es un modelo puramente empírico, esto es, obtenido sólo mediante tratamiento estadístico de datos. Estos modelos estadísticos pueden simular completamente el ciclo atmosférico, aunque siguen manteniendo la memoria oceánica. Con ellos se han conseguido predicciones razonables (en el sentido de coeficientes de correlación $\geq 0,5$) hasta el plazo de un año, aunque versiones recientes han conseguido resultados incluso hasta para 18 meses. Notemos que debido a las técnicas estadísticas utilizadas (regresiones en general) es posible tener en cuenta, en este tipo de modelos, las influencias de anomalías de SST en zonas alejadas espacialmente, lo que hace más realistas las predicciones (véanse figuras 32 y 33).

Finalmente, los modelos más complejos son los modelos climáticos globales, que consisten en sendos modelos de circulación general tanto en la parte oceánica como en la atmosférica. Hay una gran variedad, y desde 1993 se ha conseguido predecir ENSO con ellos a plazos del orden de un año. En la práctica, los mayores problemas que plantean estos modelos se refieren al modo en que se determinan las condiciones iniciales y cómo se arrancan los cálculos. Por tanto, el grueso de la investigación en este campo se está orientando hacia cómo asimilar los datos en tiempo real en las descripciones matemáticas. Algunos muy usados y conocidos son el modelo COLA (Center for Ocean-Land Atmosphere Studies) y los del GFDL (Geophysical Fluid Dynamics Laboratory) y NCEP (National Center for Environmental Prediction), este último con diferentes versiones. Para dar una idea del grado de precisión, el modelo GFDL de 1997 tiene las características siguientes: un modelo atmosférico de alta resolución espectral ²²

²² Resolución espectral quiere decir que los campos físicos que intervienen son sustituidos por desarrollos de Fourier (o similares) truncados. El número de términos del desarrollo que se conserva es la resolución. A más número, más alta es la resolución y al menos en teoría, mejor es el ajuste final.

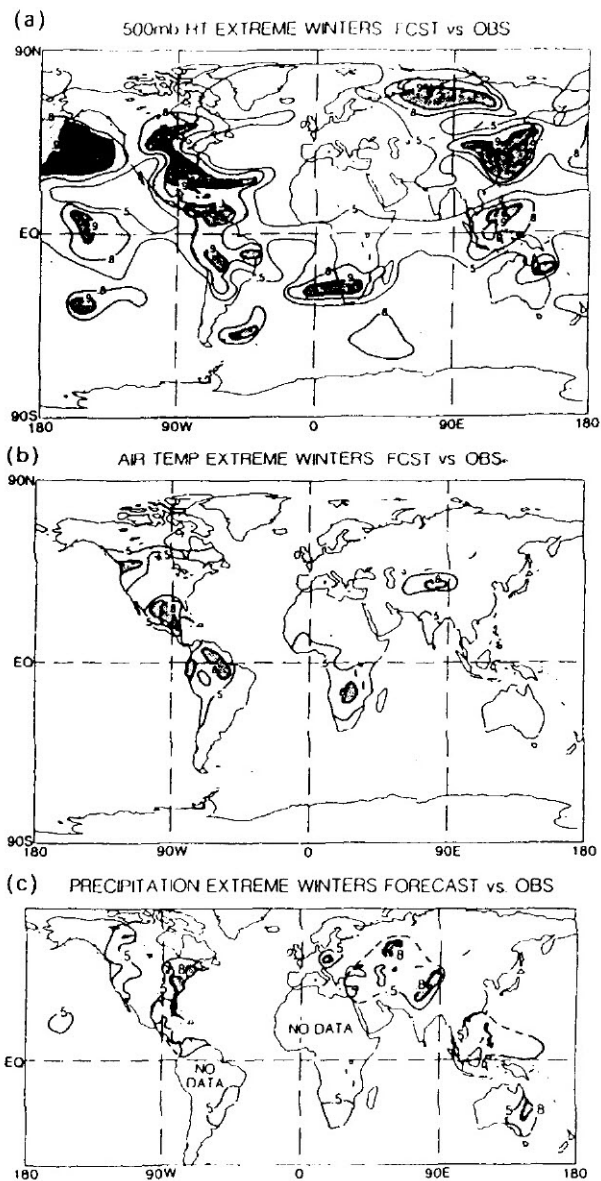


Figura 32 Predicción de anomalías climáticas globales relacionadas con ENSO. Los números que acompañan a las líneas de nivel son correlaciones. (Tomado de LATIF *et al.*, 1998.)

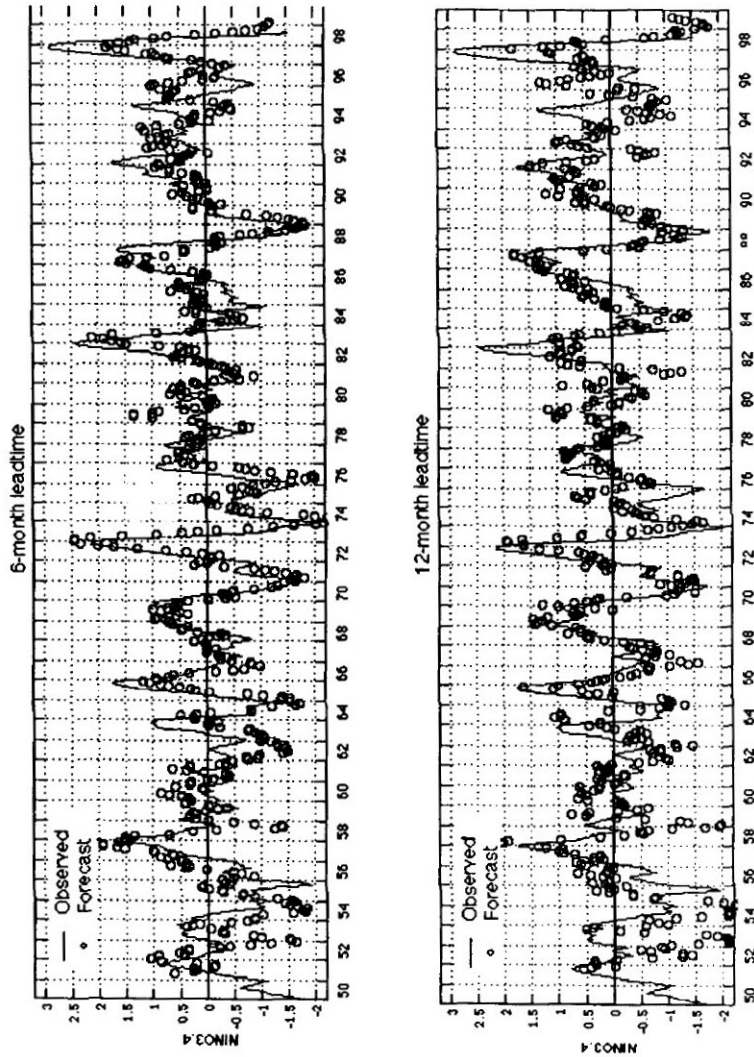


Figura 33. Predicciones de ENSO mediante redes neuronales y tabla de correlación, res o capacidad predictiva. Nótese los años en que estuvo ausente la barrera primaveral de predicción (véase el texto).
(Tomado de Hsieh *et al.*, 1999.)

test period	3-month	6-month	9-month	12-month	15-month
1950-1959	0.72	0.53	0.40	0.36	0.08
1960-1969	0.78	0.63	0.57	0.55	0.43
1970-1979	0.01	0.77	0.72	0.66	0.51
1980-1989	0.85	0.73	0.66	0.71	0.77
1988-1997	0.85	0.69	0.51	0.56	0.55
1950-1997	0.83	0.67	0.56	0.54	0.42

acoplado a un modelo oceánico global con una resolución espacial de $1^\circ \times 1^\circ$, que en la faja alrededor del ecuador entre 10°N y 10°S se reduce a $1/3^\circ \times 1/3^\circ$ (unos $40 \times 40 \text{ km}$), y con varios niveles de profundidad, teniendo en cuenta la termoclina. Las condiciones iniciales se obtienen, en la parte atmosférica, de datos del NMC (National Meteorological Center) y en la parte oceánica mediante la aplicación de varios métodos de asimilación de datos. La parte atmosférica se halla también dividida en capas o niveles en los que se llevan a cabo los cálculos. La subdivisión puede llegar a más de 30 niveles, y la resolución espacial es del orden de 1° a 2° en latitud y longitud. El acoplamiento se consigue mediante términos y coeficientes en las ecuaciones que recogen las transferencias: momento (del viento), calor y agua dulce en el sentido aire-mar, y SSTA en el sentido inverso.

La importancia de los modelos acoplados de circulación general en ambos dominios se refleja en que, al ser global el modelo atmosférico, puede generar información sobre el clima en casi cualquier parte del mundo. Así se pueden establecer diferentes correlaciones entre fenómenos muy alejados tanto espacial como temporalmente. Por ejemplo, se detectan correlaciones elevadas, a dos estaciones de distancia temporal, en anomalías de temperatura del aire y de la superficie de 500 hPa sobre Suráfrica y también sobre casi toda Norteamérica. Estas relaciones entre fenómenos climáticos se denominan «teleconexiones» y su nombre aparece ya en los primeros trabajos sobre ENSO y sus consecuencias (BJERKNES, 1969).

La predecibilidad demostrada por los modelos no es un elemento invariante. En realidad se conoce desde hace tiempo que varía estacionalmente, que depende de la fase concreta del ciclo de ENSO y que también es sensible a variaciones decadales. Estudios de autocorrelación de la SSTA en el área de ENSO han mostrado repetidas veces que la FAC alcanza su mínimo en los meses correspondientes a la primavera (del hemisferio norte) y su máximo en los del otoño. Es claro que un mínimo en la FAC es un impedimento para la predicción, aunque existe debate acerca de si la falta de capacidad predictiva de los modelos tiene algo que ver con esta característica observacional. Físicamente se han aventurado hipótesis tales como que la interacción entre alisios y monzones está en su apogeo en los meses de primavera, o que en esos meses la memoria oceánica está controlada por zonas extratropicales o incluso que la barrera primaveral de predicción es un simple artificio matemático de los modelos predictivos utilizados. He ahí un campo abierto a la investigación.

Con relación a la barrera primaveral, en estudios a largo plazo se ha comprobado que no siempre ha estado presente. Por ejemplo, la predic-

ción en los años noventa y los setenta ha sido peor que en los ochenta, donde la capacidad predictiva fue máxima y casi no se vio la barrera primavera. Parece, por tanto, que el hecho de que la FAC presente variaciones estacionales, o no, tiene algo que ver con las capacidades predictivas. De todas maneras, la discusión acerca de si la dependencia decadal tiene raíces físicas o no, está abierta y los estudios sobre estos temas se suceden sin cesar.

6. PREDECIBILIDAD DE ENSO: UN PROBLEMA ABIERTO

La pregunta de cuáles son los límites a la predecibilidad de ENSO no se ha formulado explícitamente casi nunca. A pesar de ello, hemos visto que funcionan varios modelos de manera operativa que proveen predicciones con algunas estaciones de adelanto y que han resultado útiles en las aplicaciones. Podemos explorar un poco en la dirección de esta pregunta.

La casi periodicidad del ciclo de ENSO nos da una cota natural de predicción: la duración de un ciclo completo, pero hasta el momento no se ha conseguido pronosticar ningún evento de ENSO con tanta anticipación (tres-cuatro años). A nuestro modo de entender, y dado que las escalas temporales de varios componentes de ENSO superan con creces la duración de un ciclo, *debería ser posible superar la actual barrera de alrededor de un año de antelación mediante la identificación de las variables más adecuadas*. En el momento actual no hay un conocimiento claro de por qué la predicción es tan limitada, aunque se señalan algunos culpables tales como ruidos aleatorios²³ e interacciones no lineales fuertes. Entre estas últimas están en estudio las relaciones entre ENSO y los monzones del Índico, así como los ciclos hídricos en el continente euroasiático: no se sabe si así se conseguirán mejorar las capacidades predictivas de los modelos.

También hemos visto antes que ciertas escuelas opinan que la capacidad predictiva depende muy fuertemente del modelo utilizado. Es po-

²³ La introducción de ruidos en las ecuaciones es un recurso cómodo cuando no se dispone de informaciones buenas acerca de fenómenos de pequeña escala debido a la poca finura de los aparatos de observación (BURGERS, 1998). De todas maneras, el tipo de ruido al que se adjudica la variabilidad debe ser analizado en detalle y simulado de manera adecuada a partir del análisis de los datos disponibles. En caso contrario se corre el riesgo de simular o predecir absurdos. Más aún, los efectos de un ruido pueden ser obtenidos también por introducción de retardos en las variables de estado. Este proceder es muy conocido en Biología matemática y en el estudio de las transiciones de fase en la Física.

sible que la predicción, para superar las actuales barreras, deba cambiar su objetivo primordial: en lugar de predecir anomalías, tendrá que lanzarse a la búsqueda de variaciones a escala decadal o incluso interdecadal, con lo que el problema se transfiere, como ya sabemos, al de la asimilación de datos y de cómo arrancar los modelos predictivos: aún existen dudas acerca de cuáles son las variables de estado verdaderamente interesantes. Esto es una señal más de que la predicción de ENSO se halla todavía en un estado «rudimentario». Si además añadimos la constante presión social y científica en relación con el efecto invernadero y los cambios de origen supuestamente antropogénico, el problema se complica hasta extremos notables. Vale la pena señalar aquí que existen grupos de científicos que niegan rotundamente la existencia del efecto invernadero ²⁴.

Entre los métodos más modernos utilizados para predecir ENSO encontramos los basados en «redes neuronales». Consiste esta metodología en simular el proceso de aprendizaje del cerebro, en el cual, a base de reforzar —por asimilación de datos y análisis de situaciones semejantes— las conexiones neuronales en las que reside la capacidad de tratamiento de las informaciones, se consigue una respuesta automatizada y adaptativa a las entradas de información. En cierto sentido, los programas que representan estas redes «aprenden». Pueden «entrenarse» para procesar información de varias de ellas y después promediar los resultados (HSIEH y TANG, 1998; HSIEH *et al.*, 1999; lámina 7). Las predicciones tienen grados de fiabilidad comparables a los de otros modelos, aunque no superan la barrera del año con éxito, a excepción de en los años ochenta. Ello concuerda con las observaciones hechas anteriormente (véase lámina 7).

La observación atenta de muchas ilustraciones y fotografías de episodios de ENSO (lámina 7) nos puede llevar a considerar ENSO como un problema en la teoría de sistemas dinámicos. Hay al menos dos vías para entrar en este campo matemático. La primera es intuitiva y se deriva del análisis de las fotografías (SUPLEE, 1999). Automáticamente surge la idea de un sistema dinámico en dimensión dos con un par de puntos singulares espirales que periódicamente intercambian su estabilidad. De esta forma ENSO se puede pensar como una sucesión de bifurcaciones del sistema formado por los campos de viento. El parámetro de bifurcación podría ser la SSTa en sus fluctuaciones periódicas. La segunda vía es más técnica y de mayor dificultad conceptual. Dado que ENSO no es más que una oscilación, podríamos diseñar un modelo, dependiente de algunos

²⁴ Son particularmente activos en Australia y Nueva Zelanda, publican una revista, *Greenhouse Bulletin*, y mantienen un grupo de discusión muy vivo en Internet (GRAY, 1999).

parámetros, que representen la situación climática sin oscilaciones durante un tiempo. Después, modificando el valor del parámetro adecuado, se puede inducir una bifurcación de Hopf como elemento generador del comportamiento periódico²⁵. Este punto de vista se ha aplicado a modelos conceptuales (NEELIN, *et al.*, 1998), aunque el estado de la cuestión no parece muy claro. En nuestra opinión esta vía es prometedora dado que la flexibilidad de la teoría de bifurcaciones es amplia y permite representar gran cantidad de situaciones reales con modelos sencillos.

7. BASES PARA LA PREDICCIÓN DE ENSO

A lo largo de los párrafos precedentes hemos descrito algunos de los elementos pertinentes en el problema de la predicción, tanto en general como en su aplicación al caso de ENSO. En este apartado final exponemos de modo adecuado algunas consideraciones específicas acerca de ENSO.

Para comenzar tenemos una cuestión de definición. La expresión «El Niño» no se aplica con igual significado por los autores (ACEITUNO, 1992; TRENBERTH, 1997), y en muchos casos se efectúan estudios acerca de un mismo fenómeno con diferentes denominaciones. Afortunadamente la nomenclatura «NIÑO-XX» está prácticamente normalizada. XX puede significar 1+2, 3, 3-4 o 4. También hay quienes preconizan un NIÑO -3+5 para la zona suroccidental del fenómeno ENSO. Por tanto, hay que especificar claramente en qué zona o zonas se está trabajando.

En segundo lugar tendremos la cuestión de la descripción diagnóstica del fenómeno ENSO. Aunque se tiene información de El Niño desde hace más de 100 años, y los trabajos de Walker (WALKER, 1924) son ya antiguos, no existen registros fiables de diversos datos sino desde los primeros años cincuenta y sólo hace unos 15 años que hay datos masivos. Un trabajo importante es la reconstrucción de series de datos para épocas anteriores a 1950. Ello es necesario dado que las técnicas de predicción y

²⁵ Dado un sistema no lineal en 2-D, $X=F(x, \lambda)$, si x_0 es un punto singular espiral, que cambia de estabilidad al pasar λ por un valor λ^* , se dice que tiene en x_0 una bifurcación de Hopf cuando :

$$\frac{\partial(\text{Re } \mu)}{\partial \lambda} \neq 0$$

en λ^* , siendo $\mu = \mu(\lambda)$ el valor propio complejo responsable de los puntos singulares espirales.

análisis de series temporales exigen series largas para disponer de una buena historia con suficientes episodios extremos en ella.

Aunque ya existe un acuerdo generalizado acerca de qué es ENSO, aún quedan muchas cosas por aclarar. La gran escala espacial de ENSO y el conocimiento seguro de muchas teleconexiones (ENFIELD y MAYER, 1997) sugieren que no se podrá predecir con rigor hasta que no estén disponibles métodos adecuados de integración de informaciones dispares procedentes de muchas observaciones y con diversos retardos temporales. Sin embargo, con frecuencia lo que falta es el conocimiento de la física subyacente, por lo que la mayoría de las informaciones son procesadas de manera estadística, sin que se sepa el mecanismo causal —que podría estar ausente— en la mayoría de los casos.

La formulación de modelos conceptuales es un paso hacia adelante de gran importancia: estos modelos reflejan las características más sobresalientes, tales como la oscilación casi periódica de algunas magnitudes básicas como la SSTA y las anomalías en la profundidad de la termoclina, o las variaciones de nivel del mar, o de la presión atmosférica... La evolución relativamente lenta de estas variables las hace aptas para la predicción. Aún así, las predicciones en esta forma no son utilizables directamente en las aplicaciones de carácter social y económico, pues son de carácter general y no descienden al nivel meteorológico, que es el de aplicabilidad inmediata. Para ello es necesario complementar las predicciones con información meteorológica integrada. Es una tarea que está en sus inicios.

Una vez que se tiene el modelo conceptual hay que usarlo como marco general al cual deben ajustarse los modelos operativos de las diferentes clases. En la actualidad el paradigma aceptado es el del oscilador retardado y variaciones sobre él, aunque la tendencia apunta a la necesidad de modelos de tipo puramente algebraico, resumidos en unas pocas fórmulas simples.

Los modelos operativos acoplados de diversos tipos corroboran por ahora el paradigma del oscilador retardado. Los modelos estadísticos pueden servir como confirmación de los hechos descritos para los modelos acoplados. En cualquier caso, la tarea pendiente es identificar los mecanismos físicos que mantienen el oscilador en funcionamiento. Parece existir consenso en que la memoria del oscilador reside en la capacidad de almacenamiento de calor en el agua subsuperficial en áreas extratropicales. La circulación termohalina oceánica, y los mecanismos de transferencia entre la atmósfera y el océano harán el resto. Recordemos por un momento que la transferencia mar-aire es sobre todo termodinámica y la aire-mar es de carácter mecánico debido a la acción del viento (*stress*) en la superficie del agua.

El papel de los modelos estadísticos seguirá siendo relevante dada su capacidad de explorar la estructura interna de los datos y sacar provecho de ella en las predicciones. La interacción entre las diferentes escalas temporales y su peso relativo exige en primer lugar un buen conocimiento de las posibilidades del análisis espectral, como paso previo a la utilización de los resultados en la predicción. La validación de resultados procedentes de cualquier fuente o modelo necesita también del auxilio de la Estadística.

La modelización clásica, a base de utilizar las ecuaciones habituales para describir el movimiento y la evolución de magnitudes tales como densidad, temperatura, etc. con los recursos de la Física (Mecánica y Termodinámica), ha dado lugar a diferentes jerarquías de modelos acoplados. Como ya se ha comentado antes, estos modelos permiten en la actualidad predicciones válidas a plazos próximos al año. La mejora de la predecibilidad pasa por el diseño de nuevos métodos de asimilación de datos. Las modificaciones en las ecuaciones clásicas pueden suponer algunas dificultades en los aspectos matemáticos, aunque éste no parece ser el problema más importante.

Por último, métodos alternativos basados en puro «software», tales como las redes neuronales, parecen dar resultados valiosos. Es posible que una aplicación de sistemas expertos resulte interesante. Que nosotros sepamos, no se ha utilizado esta clase de aproximación a la predicción de ENSO.

También quedan por afinar una serie de cuestiones de importancia primordial en el campo de la comprensión y predicción de ENSO. Terminaremos con una lista de cuestiones abiertas:

- a) Estudio de balances energéticos entre los diferentes mecanismos que intervienen en ENSO.
- b) Análisis del concepto de ruido meteorológico. Éste es un punto de contacto entre los diferentes tipos de científicos. Mientras los climatólogos tienden a pensar en términos globales, los meteorólogos tienden a concentrarse en eventos concretos.
- c) Construcción de modelos atmosféricos, posiblemente no tan complicados como los de circulación general, pero que integren resultados dispersos en modelos aislados más simples.
- d) Variabilidad a escala superior a diez años.
- e) Interacción entre la climatología tropical y la subtropical.
- f) Relación con otras cuencas oceánicas y sus dinámicas.

BIBLIOGRAFÍA

- ACEITUNO, P. (1992): «El Niño, the Southern Oscillation and ENSO. Confusing Names for a Complex Ocean-Atmosphere Interaction». *Bull. Amer. Meteor. Soc.* 73(4), pp. 483-485.
- ARNITZ, W. y FAHRBACH, E. (1996): *El Niño, experimento climático de la Naturaleza* Fondo de Cultura Económica, México.
- BATTISTI, D. y HIRST, A. (1989): «Interannual Variability in a Tropical Atmosphere Model: Influence of the Basic State, Ocean Geometry, and Nonlinearity». *J. Atmos. Sci.* 46(12), pp. 1687-1712.
- BATTISTI, D. y SARACHIK, E. (1995): «Understanding and Predicting ENSO... (US National Report to IUGG, 1991-1994)». *Rev. Geophys.* 33 Suppl. También en la dirección de Internet <http://earth.agu.org/revgeophys/battis01/node1.html>.
- BJERKNES, V. (1969): «Atmospheric Teleconnections from the Equatorial Pacific». *Mo. Weather Rev.* 97, pp. 163-172.
- BRANKOVIC, C. *et al.* (1994): «Predictability of Seasonal Atmospheric Variations». *J. Climate* 7, pp. 217-237.
- BURGERS, G. (1998): «The El Niño Stochastic Oscillator». *Climate Dynamics* (aparecerá).
- CAPEL MOLINA, J. (1999): *«El Niño» y el sistema climático terrestre*. Ariel, Barcelona.
- CLIMATE DIAGNOSTICS CENTER (CDC) (1999): «Multivariate ENSO Index (MEI)», en <http://www.cdc.noaa.gov/kew/MEI/mei.html>.
- CHIANG, P. y PHILANDER, S. (1994): «A Coupled Ocean-Atmosphere Instability of Relevance to the Seasonal Cycle». *J. Atmos. Sci.* 51(24), pp. 3627-3648.
- ENFIELD, D. y MAYER, D. (1997): «Tropical Atlantic Sea Surface Temperature Variability and its Relation to ENSO». *J. Geophys. Res.* 102C1, pp. 929-245.
- GAGAN, M. *et al.* (1997): «Toward near-weekly Climatic Histories from late Quaternary Corals». En MECO, J. y PETIT-MAIRE N. (eds.): *Earth Processes in Global Change: Climates of the Past*. Universidad de Las Palmas de Gran Canaria, pp. 89-95.
- GRAY, V. (1999): «Validation of Computer Based Climate Models». *Greenhouse Bulletin*. (Internet).
- GRAY, W. *et al.* (1996): «Extended Range Prediction of ENSO Conditions (Niño-3 SSTa) for the Period of August 1996 to February 1997 and Verification of Last Year's Forecast», en <http://tropical.atmos.colostate.edu/forecasts/1995/enso.long.dec95.enso96.html>.
- HSIEH, W. y TANG, B. (1998): «Applying Neural Networks Models to Prediction and Data Analysis in Meteorology and Oceanography». *Bull. Amer. Met. Soc.* 79, pp. 1855-1870.
- HSIEH, W. *et al.* (1999): «Forecast of Tropical Pacific SST Using Ensemble Neural Network Models», en <http://www.ocgy.ubc.ca/projects/clim.pred/neural/model.html>.
- KIRTMAN, B. y SHUKLA, J. (1999): «La Niña Arrives», en <http://grads.iges.org/nino/fcst0399.html>.

- LATIF, M. *et al.* (1998): «A Review of the Predictability and Prediction of ENSO». *J. Geophys. Res.* 103C7, pp. 14261-14290.
- MANLY, B. (1992): *Multivariate Statistical Methods. A Primer*. Chapman & Hall, Londres.
- NEELIN, J. *et al.* (1998): «ENSO Theory». *J. Geophys. Res.* 103C7, pp. 14261-14290.
- PACHECO, J. y HAYEK, N. (1997): «Mathematics, Climate, and the Canary Islands». En DÍAZ, J. (ed.): *The Mathematics of Models for Climatology and Environment*, NATO ASI Series I, 48, Springer Verlag, Berlin, pp. 409-418.
- PACHECO, J. y GARCÍA, J. L. (1999): *A Topological Condition for the Nonexistence of Computational Chaos* (Preprint).
- SCHOPF, P. y SUÁREZ, M. (1988): «Vacillations in a Coupled Ocean-Atmosphere Model». *J. Atmos. Sci.* 45(3), pp. 549-566.
- SCHOPF, P. y SUÁREZ, M. (1990): «Ocean Wave Dynamics and the Time Scale of ENSO». *J. Phys. Ocean.* 20, pp. 629-645.
- SUPLEE, C. (1999): «El Niño/La Niña: El ciclo vicioso de la Naturaleza». *National Geographic* (edición española) 4(3), pp. 75-97.
- TANG, B. (1999): «A POP Model for ENSO Forecasting (Using FSU Wind data up to March 99)», en <http://www.ocgy.ubc.ca/projects/clim.pred/pop/pop.html>
- TRENBERTH, K. (1997): «The Definition of El Niño». *Bull. Amer. Meteor. Soc.* 78(12), pp. 2771-2777.
- TRENBERTH, K. y HOAR, T. (1996): «The 1990-1995 El Niño-Southern Oscillation Event: Longest on Record». *Geophys. Res. Letters* 23(1), pp. 57-60.
- VÁZQUEZ ABELEDO, M. (1998): *La historia del Sol y el cambio climático*. McGraw-Hill/IAC, Madrid.
- WALKER, G. (1924): «Correlation in Seasonal Variations in Weather IV: A further Study of World Weather». *Mem. Indian. Meteor. Dept.* 24, pp. 275-332.
- XU, J. y VON STORCH, H. (1990): «Predicting the State of the Southern Oscillation Using POP Analysis». *J. Climate* 3, pp. 1316-1329.
- ZWIERS, F. y VON STORCH, H. (1990): «Regime-Dependent Autoregressive Time Series Modelling of the Southern Oscillation». *J. Climate* 3, pp. 1347-1363.

APÉNDICE

LISTA DE ACRÓNIMOS HABITUALES ACERCA DE ENSO

3MRM	Three months running mean
CCA	Canonical correlation analysis
CCM	Community climate model
CLIVAR	Climate variability and predictability program
COADS	Comprehensive ocean-atmosphere data set
CPC	Climate prediction center
CZ	Cane-Zebiak
EEOF	Segunda etapa de EOF
ENSO	El niño-southern oscillation
EOF	Empirical orthogonal functions
FSU	Florida State University
GCM	General circulation/ model
GOALS	Global ocean atmosphere land system
HCM	Hybrid coupled model
HOPE	Hamburg ocean primitive equations
ICM	Intermediate coupled model
IPCC	International Panel on Climate Change
ITCZ	Intertropical convergence zone
LDEO	Lamont-Doherty earth observatory
MEI	Multivariate ENSO index
MLR	Multiple linear regression
NCEP	National Center for Environmental Prediction
NORPAX	North Pacific Experiment
OGP	Office of Global Programs
PEQUOD	Pacific equatorial ocean dynamics
POP	Principal oscillation pattern
QBO	Quasi-biennial oscillation
SIO	Scripps Institute of Oceanography
SLPA	Sea-level pressure anomaly
SOI	Southern oscillation index
SSBH	Suárez-Schopf-Battisti-Hirst
SSHA	Sea-surface height anomaly
SSI	Standing SST oscillatory system
SSTA	Sea-surface temperature anomaly
SVD	Singular vector/value decomposition
TAO	Tropical Ocean Atmosphere array
TOGA	Tropical Ocean General Atmosphere
TPOP	TOGA program on prediction
WCRP	World Climate Research Program
WOCE	World Ocean Circulation Experiment
