

Capítulo 9

Análisis de los ciclos en el contenido en materia orgánica del sedimento del Lago de Sanabria

Contenido:

- 25. Análisis Wavelet: un nuevo método para análisis de señales*
- 26. Ciclicidades en el contenido en materia orgánica del sedimento del Lago de Sanabria (I): testigo SAN434*
- 27. Ciclicidades en el contenido en materia orgánica del sedimento del Lago de Sanabria (II): ciclicidades de más baja periodicidad (testigos SAN270W y SAN135E)*
- 28. Síntesis de las ciclicidades del LOI en el sedimento del Lago de Sanabria*

Subcapítulo 25. ANÁLISIS WAVELET: UN NUEVO MÉTODO PARA EL ANÁLISIS DE SEÑALES.

En nuestro entorno existen señales por todas partes que necesitan ser analizadas: los temblores sísmicos, el habla humana, las vibraciones de un motor, las imágenes en medicina, los datos financieros, la música... y muchos otros tipos de señales que tienen que ser eficientemente codificadas, comprimidas, limpiadas, reconstruidas, descritas, simplificadas, modeladas, distinguidas, o localizadas. El análisis Wavelet es un conjunto de técnicas matemáticas para conseguir estos objetivos.

Desde un punto de vista histórico, el análisis Wavelet es un método nuevo, ya que sus apoyos matemáticos se remontan desde el trabajo de Joseph Fourier en el siglo XIX. Fourier puso los fundamentos con sus teorías de análisis de frecuencias, conceptos matemáticos de importancia e influencia en el análisis de señales. La primera mención registrada del término 'wavelet' fue en 1909, en la tesis de Alfred Haar. El concepto de wavelets en su forma teórica actual fue primeramente propuesta por Jean Morlet y por el equipo del *Marseille Theoretical Physics Center* (Francia). Los métodos de análisis wavelet han sido desarrollados principalmente por Y. Meyer y colaboradores, y los principales algoritmos se remontan al trabajo de Stephane Mallat en 1988. Desde entonces, la investigación de wavelets ha llegado a ser internacional. Tal investigación es particularmente activa en USA, donde se desarrolla mediante el trabajo de científicos como Ingrid Daubechies, Ronald Coifman, y Victor Wickerhauser.

25.1. El análisis de Fourier.

El análisis de señales dispone ya de un número importante de técnicas a su disposición. Quizá la mejor conocida de estas técnicas matemáticas es el análisis de Fourier, el cual analiza una señal en sinusoides de diferentes frecuencias, transformando la señal desde un marco temporal a un marco de frecuencias (**Fig. 25.1**). Para muchas señales, el análisis de Fourier es muy útil, debido a que el contenido de frecuencia de la señal es de gran importancia. Así que, por qué necesitamos otras técnicas, como el análisis Wavelet? El análisis de Fourier tiene una seria desventaja. Cuando se realiza la transformación al dominio de frecuencias, se pierde la información temporal. Cuando se observa una transformación de Fourier de una señal, es imposible saber *cuándo* sucede un evento particular.

Si una señal no cambia mucho en el tiempo (esto es, si la señal es estacionaria) esta desventaja no es muy importante. No obstante, la mayoría de señales interesantes contienen numerosas características no estacionarias o transitorias: tendencias, cambios bruscos, comienzos/finalizaciones de eventos, etc. Estas características son, con frecuencia, la parte más importante de la señal, y el análisis de Fourier no está adecuado para detectar estos cambios.



Fig. 25.1. Diagrama esquemático sobre cómo actúa la Transformación de Fourier en una señal (extraído de Mathworks, 1997).

25.2. El análisis de Fourier de corto tiempo.

En un esfuerzo para corregir esta deficiencia, Gabor adaptó la transformación de Fourier para analizar solamente, mediante la utilización de ventanas, una sección pequeña de la señal. La adaptación de Gabor, denominada la Transformación de Fourier de corto tiempo (*Short-Time Fourier Transform (STFT)*) dibuja una señal en una función bidimensional de tiempo y frecuencia (Fig. 25.2).



Fig. 25.2. Diagrama esquemático sobre cómo actúa el STFT en una señal (extraído de Mathworks, 1997).

El STFT representa un intento de obtener conjuntamente los marcos temporales y de frecuencias de una señal, aportando alguna información sobre cuándo y en qué frecuencias ocurre. No obstante, la información obtenida mediante esta técnica presenta una precisión limitada, ya que la precisión es función del tamaño de la ventana. Mientras que la información de *tiempo* y de *frecuencia* (obtenida por el STFT) puede ser útil, la desventaja es que, una vez se elige un tamaño particular para la ventana temporal, la ventana es la misma para todas las frecuencias. Muchas señales

necesitan una aproximación mucho más flexible, donde se pueda variar el tamaño de la ventana para determinar más detalladamente tanto el tiempo como la frecuencia.

25.3. El análisis Wavelet.

El análisis Wavelet representa el siguiente paso lógico: una técnica donde se utilice ventanas con tamaño variable. El análisis Wavelet permite utilizar intervalos temporales largos donde queramos más información precisa de baja frecuencia, y regiones más cortas donde queramos una información de alta frecuencia. La **Fig. 25.3** muestra las diferentes características que distinguen a cada una de las principales técnicas de análisis de señales: el dominio temporal (Shannon), el dominio de frecuencias (Fourier), el STFT (Gabor) y el análisis Wavelet.

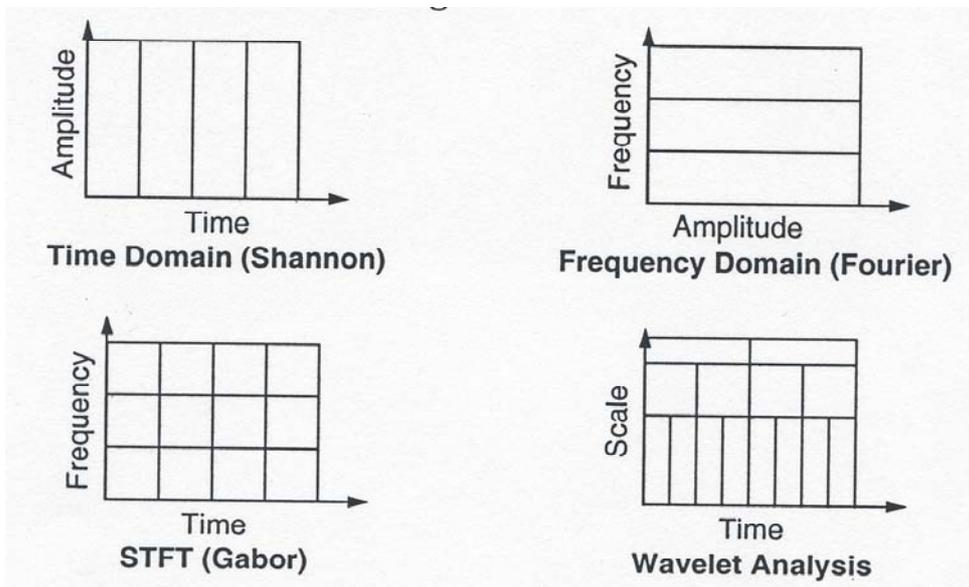


Fig. 25.3. Diferencias existentes entre cada uno de los principales métodos de análisis de señales (extraído de Mathworks, 1997).

Una ventaja importante del análisis Wavelet es la habilidad para realizar análisis locales. Consideremos, por ejemplo, una señal sinusoidal con una pequeña discontinuidad, tan pequeña que apenas es visible. Una representación de los coeficientes de Fourier de esta señal no mostraría nada particularmente interesante: un espectro plano con dos picos representando una única frecuencia. No obstante, una representación de los coeficientes wavelet mostraría claramente la situación de la discontinuidad en el tiempo.

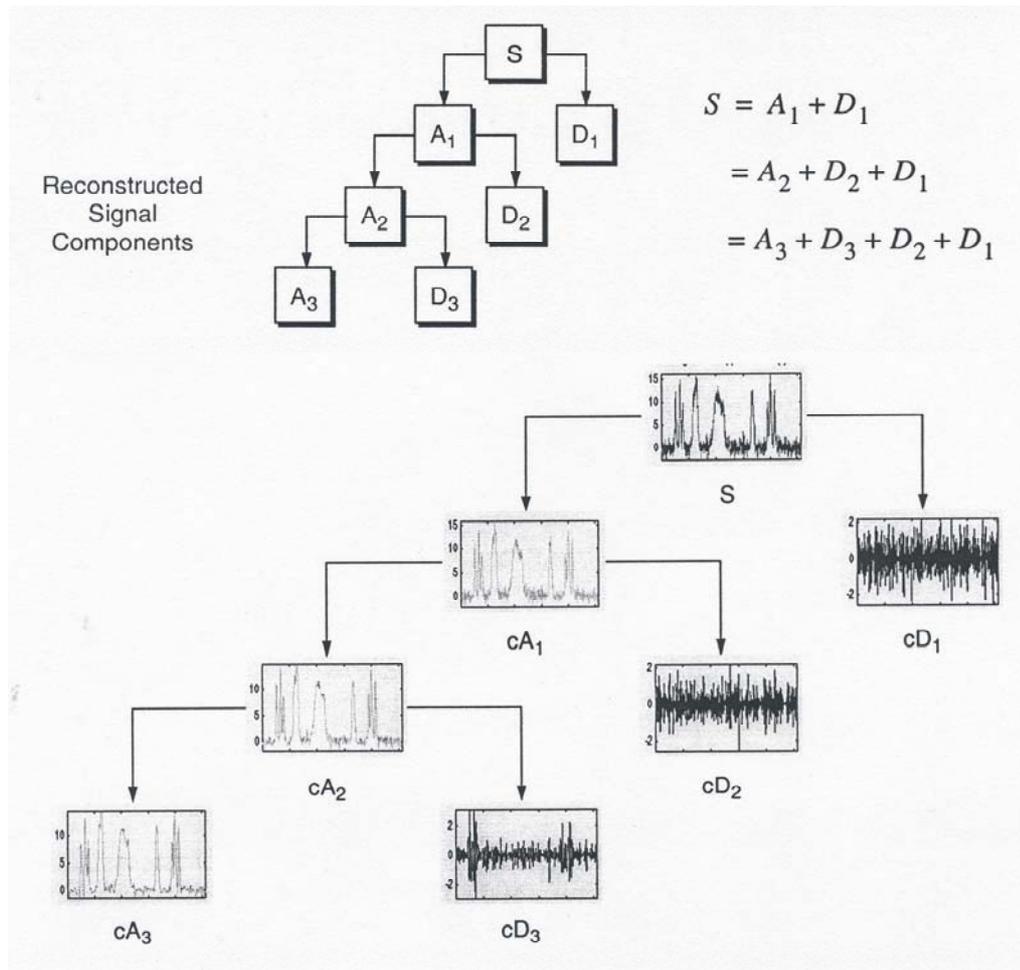
Por tanto, el análisis Wavelet es capaz de revelar aspectos de los datos que otras técnicas de análisis de señales pierden, aspectos tales como tendencias, puntos de ruptura, discontinuidades, etc.

25.3.1. Qué es el análisis Wavelet?

El análisis Wavelet consiste en la descomposición de una señal original (s) en una aproximación (A) y un detalle (D). La aproximación es entonces descompuesta en un segundo nivel de aproximación y detalle, y el proceso es repetido sucesivamente. Para un nivel n de descomposición, existen $n+1$ maneras posibles para descomponer o codificar la señal (Fig. 25.4).

Un wavelet es una forma de onda, de duración limitada, que tiene un valor medio de cero (0). Comparemos, como ejemplo, los wavelets con las ondas de la función $\sin(x)$ (éstos últimos son la base del análisis de Fourier). Los sinusoides no tienen una duración limitada, es decir, se extienden infinitamente. De esta forma, mientras que los sinusoides son suavizados y predecibles, los wavelets tienden a ser irregulares y asimétricos (Fig. 25.5).

Las señales con cambios bruscos pueden ser mejor analizadas con un wavelet irregular más que con un senoide suavizado. De esta forma, las características locales pueden ser mejor descritas con wavelets, ya que tienen una extensión local.



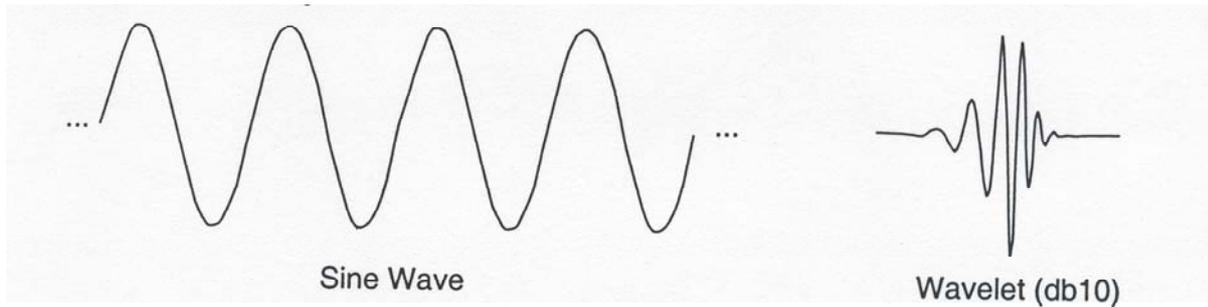


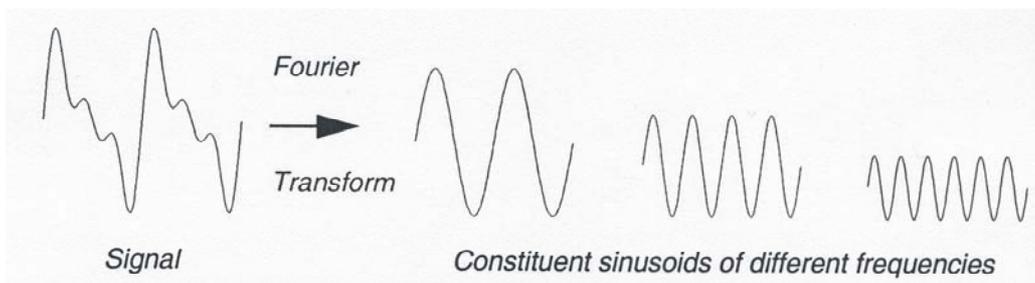
Fig. 25.5. Comparación entre un senoide (base del análisis de Fourier) y un wavelet. Extraído de Mathworks (1997).

25.3.2. La transformación continua de Wavelet.

Matemáticamente, el proceso del análisis de Fourier está representado por la transformación de Fourier:

$$F(\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t)e^{-j\omega t} dt,$$

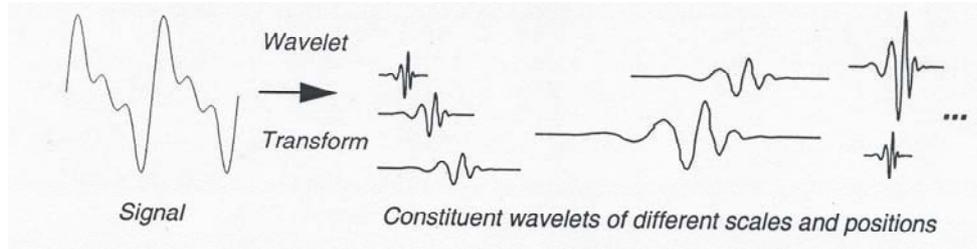
Los resultados de la transformación son los *coeficientes de Fourier* $F(\omega)$. Gráficamente, el proceso es el siguiente:



Similarmente, la *transformación continua de wavelet* (CWT) es definida como:

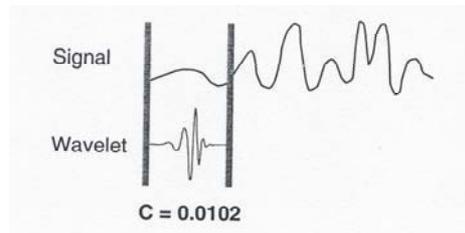
$$C(\text{scale}, \text{position}) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t)\psi(\text{scale}, \text{position}, t) dt$$

El resultado de la CWT son muchos *coeficientes wavelet* C , los cuales son una función de la escala y la posición. Gráficamente, el proceso es el siguiente:

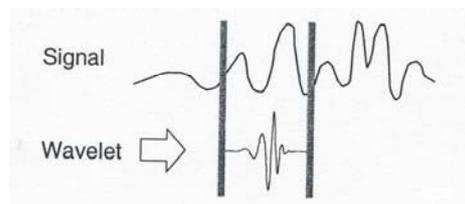


La transformación continua de wavelet (CWT) es la suma de la señal a lo largo de todo el tiempo, multiplicada por versiones del wavelet (versiones estiradas/comprimidas y adelantadas/retardadas). Este proceso produce coeficientes wavelet, que son función de la escala y la posición. Los principales pasos incluidos en la generación de una CWT son:

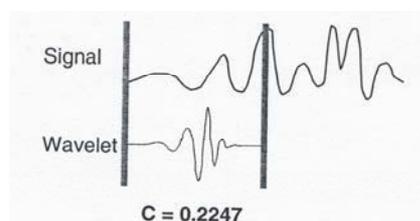
1. Coger un wavelet y compararlo con una sección de la señal al comienzo de la misma.
2. Calcular un número, C , que represente el grado de correlación del wavelet con esta sección de la señal. Mientras más alto sea C , más similitud existe. Es importante tener en cuenta que los resultados dependerán de la forma del wavelet elegido.



3. Desplazar el wavelet hacia la derecha y repetir los pasos 1 y 2 hasta que se haya cubierto toda la señal.



4. Estirar el wavelet y repetir los pasos 1-3.



5. Repetir los pasos 1-4 para todas las escalas.

Cuando se han realizado estos pasos, se obtienen los coeficientes producidos en diferentes escalas mediante diferentes secciones de la señal. Los coeficientes constituyen los resultados de una regresión de la señal original realizada con los wavelets. Mientras más estirado sea el wavelet, más larga es la porción de la señal con la cual está siendo comparada y, por lo tanto, más gruesas son las características de la señal que está siendo medida por los coeficientes wavelet. Existe una correspondencia entre las escalas y frecuencias de los wavelets, y es la siguiente:

- a) Baja escala → wavelet comprimido → cambios rápidos en detalle → alta frecuencia
- b) Alta escala → wavelet estirado → cambios lentos, características gruesas → baja frecuencia

No solamente la dimensión tiempo-escala es una manera diferente de observar los datos, sino que es una manera muy útil de observar señales que proceden de un gran número de fenómenos naturales.

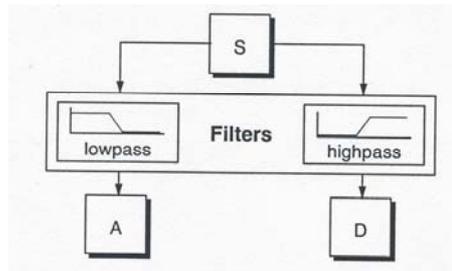
25.3.3. La transformación discreta de Wavelet.

El cálculo de los coeficientes Wavelet en cada posible escala origina una gran cantidad de trabajo, y genera una gran cantidad de datos. Qué ocurre si elegimos solamente un subconjunto de escalas y posiciones con las cuales realizar los cálculos? Entonces, si escogemos escalas y posiciones basados en poderes de dos (las denominadas escalas y posiciones *dyádicas*) los análisis serán mucho más eficientes y detallados. Obtenemos tal análisis desde la transformación discreta de Wavelet (*discrete Wavelet transform (DWT)*). Esta filtración de algoritmos aporta una *transformación rápida de wavelet* (una función donde se introduce una señal y por donde se obtienen rápidamente coeficientes Wavelet). Por lo tanto, la DWT se utiliza para analizar y descomponer señales.

25.3.3.1. Filtración: aproximaciones y detalles.

Para muchas señales, el contenido de baja frecuencia es la parte más importante: es lo que aporta identidad a la señal. El contenido de alta frecuencia, por otro lado, tiene un carácter secundario. Consideremos como ejemplo la voz humana: si eliminamos los componentes de alta frecuencia, la voz suena diferente, pero podemos entender todavía qué se está diciendo. No obstante, si eliminamos suficientes componentes de baja frecuencia, comenzamos a no entender el habla.

Es por esta razón que, en análisis Wavelet, se habla a menudo de *aproximaciones (A)* y *detalles (D)*. Las aproximaciones son las componentes de gran escala y baja frecuencia de la señal. Los detalles son las componentes de pequeña escala y alta frecuencia. El proceso de filtración, en su nivel más básico, es:



La señal original (s) pasa a través de dos filtros complementarios y sale como dos señales (aproximación + detalle). Los coeficientes de la señal *detalle* consisten principalmente en el ruido de alta frecuencia, mientras que los coeficientes de la señal *aproximación* contienen mucho menos ruido del que contenían en la señal original (Fig. 25.6).

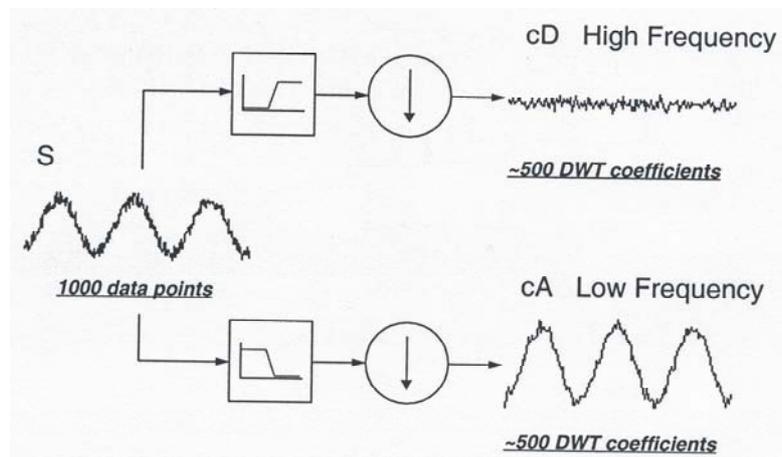


Fig. 25.6. Diagrama esquemático de la descomposición de la señal original (S) en una señal de alta frecuencia (Detalle) y una señal de baja frecuencia (Aproximación). Extraído de Mathworks (1997).

25.3.3.2. Descomposición en múltiples niveles.

El proceso de descomposición puede ser iterativo, con aproximaciones descompuestas sucesivamente en diferentes niveles, de forma que es posible caracterizar una señal mediante el análisis de sus componentes de menor resolución. Esto es denominado el *árbol de descomposición wavelet* (Fig. 25.4). La observación de una descomposición de señales aporta, de esta manera, una información muy valiosa.

25.3.4. Ejemplos y aplicaciones del análisis de señales mediante análisis Wavelet.

Los ejemplos muestran la señal original (s) y sus sucesivos niveles de descomposición: las aproximaciones (A) y los detalles (D). Se cumple que:

$$s = A + D$$

Si el nivel de descomposición es 5, entonces:

1. La columna izquierda contiene la señal y las aproximaciones de A5 hasta A1.
2. La columna derecha contiene la señal y los detalles de D5 hasta D1.
3. La aproximación A1 está situada debajo de la A2, la A2 debajo de la A3, y así sucesivamente. Lo mismo es aplicable para los detalles (D).
4. El eje de abscisas representa el tiempo. La unidad del eje de ordenadas para las aproximaciones y los detalles es el mismo que el de la señal.

Ejemplo 1: una suma de senos.

La señal original (s) está constituida por una suma de 3 senos (**Fig. 25.7**): un seno 'lento', un seno 'medio' y un seno 'rápido'. Con consideración a un periodo de muestreo igual a 1, los periodos son aproximadamente de 200, 20 y 2, respectivamente. Entonces, deberíamos ver este último periodo en D1, el seno 'medio' en D4, y el seno 'lento' en A4. El detalle D3, y en una mayor extensión D4, contienen el seno 'medio'. Notamos que existe un cambio apreciable entre las aproximaciones A3 y A4. Las aproximaciones A1 hasta A3 pueden ser usadas para estimar el periodo del seno 'medio'. El seno 'lento' puede ser determinado en A4. Este último seno es todavía visible en A5, pero desaparecerá de la aproximación y se moverá en los detalles de niveles superiores (p. ej. con un nivel 8 de descomposición).

Ejemplo 2: una ruptura de frecuencia.

La señal está constituida por un seno 'lento' y por un seno 'medio' (**Fig. 25.8**). Estos dos senos no están conectados de una manera continua: de esta forma, D1 y D2 pueden ser usados para detectar esta discontinuidad. La discontinuidad se encuentra localizada alrededor de 500, y se detecta porque la ruptura contiene la parte de alta frecuencia (los detalles son grandes). Las frecuencias en el resto de la señal no son tan altas. Como en el análisis previo, D3 y D4 contienen el seno 'medio'. El seno 'lento' aparece de forma clara solamente en A5. Si la misma señal fuese analizada por la transformación de Fourier, no seríamos capaces de detectar el instante correspondiente al cambio de la frecuencia de la señal, mientras que aquí es claramente observable.

Ejemplo 3: ruido blanco uniforme.

En todos los niveles encontramos señales asociadas al ruido del sistema, el cual es claramente irregular (**Fig. 25.9**). Esto es debido a que todas las frecuencias tienen la misma energía. Las variaciones, no obstante, decrecen entre un nivel y el próximo, como puede ser visto leyendo la carta de detalles (a la derecha) y la carta de aproximaciones (a la izquierda).

Ejemplo 4: una señal de salto.

En este caso tratamos el ejemplo más simple de una ruptura, por ejemplo, un salto (**Fig. 25.10**). El instante de tiempo cuando ocurre el salto es igual a 500. La ruptura es observable en todos los niveles, pero es detectada obviamente con mayor precisión en las resoluciones más altas (niveles 1 y 2) que en las resoluciones más bajas (niveles 4 y 5). La ruptura está localizada de forma precisa en el nivel 1.

Ejemplo 5: dos discontinuidades cercanas.

La señal está formada por dos líneas rectas con pendientes idénticas, separadas por un corto 'plateau' (**Fig. 25.11**). En la señal inicial (s) el rellano es apenas visible a simple vista. Son llevados a cabo dos análisis: uno con un wavelet de filtro corto (db2) a la izquierda, y el otro con un wavelet de filtro más largo (db7) a la derecha. En ambos

análisis, el rellano es detectado claramente. Una mirada en los otros niveles de detalles muestran, de nuevo, la ausencia de precisión en la detección a bajas resoluciones. En conclusión, los wavelets filtran la línea recta y analizan las discontinuidades.

Ejemplo 6: una discontinuidad de la segunda derivada.

Esta figura muestra que la regularidad puede ser un importante criterio en la selección del wavelet (**Fig. 25.12**). La señal es analizada usando dos wavelets diferentes: db2 (es insuficientemente regular) a la izquierda, y db4 (es suficientemente regular) a la derecha. Con db4 la discontinuidad es bien detectada. Como conclusión, notamos que el wavelet seleccionado debe ser suficientemente regular (el cual implica un filtro más largo) con el fin de detectar la singularidad.

Ejemplo 7: una rampa + ruido blanco.

La señal es construida a partir de una rampa + ruido (**Fig. 25.13**). En las cartas de la derecha, de nuevo encontramos la descomposición del ruido en los detalles. En las cartas de la izquierda, las aproximaciones forman una estimación precisa de la rampa, cada vez con menos ruido. Estas aproximaciones son bastante aceptables desde el nivel 3, y la rampa está bien construida en el nivel 6. Por lo tanto, podemos separar la rampa del ruido. Aunque el ruido afecta todas las escalas, sus efectos disminuyen suficientemente de forma rápida para las aproximaciones de baja resolución, hasta restaurar la rampa. Nótese que el punto de rotura de la rampa es mostrado con buena precisión.

Ejemplo 8: un seno + ruido blanco.

La señal está formada por la suma de dos señales analizadas en ejemplos previos: el seno 'lento' y el ruido blanco uniforme (**Fig. 25.14**). Este ejemplo es una ilustración de la propiedad lineal de las descomposiciones: el análisis de la suma de dos señales es igual a la suma de los análisis. Los detalles corresponden a aquellos obtenidos durante la descomposición del ruido blanco. El seno es encontrado en la aproximación A5. Este nivel (nivel 5) es suficientemente alto para que el efecto del ruido sea insignificante en relación a la amplitud del seno.

Ejemplo 9: un triángulo + un seno.

La señal original (s) es la suma de un seno y un triángulo (**Fig. 25.15**). D1 y D2 son muy pequeños. Esto sugiere que la señal no contiene ningún componente de corto periodo en relación al periodo de muestreo. D3 y D4 pueden ser atribuidos al seno. El salto del seno desde A3 hasta D4 es claramente visible. Los detalles para los niveles más altos D5 y D6 son pequeños, especialmente D5. A6 contiene el triángulo que incluye únicamente las frecuencias más bajas.

Ejemplo 10: un triángulo + un seno + ruido.

La señal examinada aquí es la misma que la señal anterior, añadiendo un ruido blanco uniforme (**Fig. 25.16**). El análisis puede ser comparado, por lo tanto, al análisis previo. Todas las diferencias son debidas a la presencia del ruido. D1 y D2 son debidos al ruido. D3, y especialmente D4, son debidos al seno. Los detalles de niveles más altos son cada vez más bajos, y se originan en el ruido. A7 contiene un triángulo, aunque no está tan bien reconstruido como en el ejemplo anterior.

Fig. 25.7. Ejemplo 1: una suma de senos

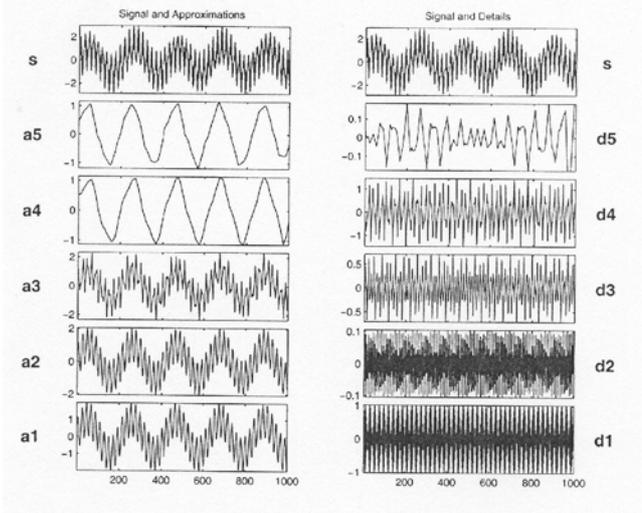


Fig. 25.8. Ejemplo 2: una ruptura de frecuencia

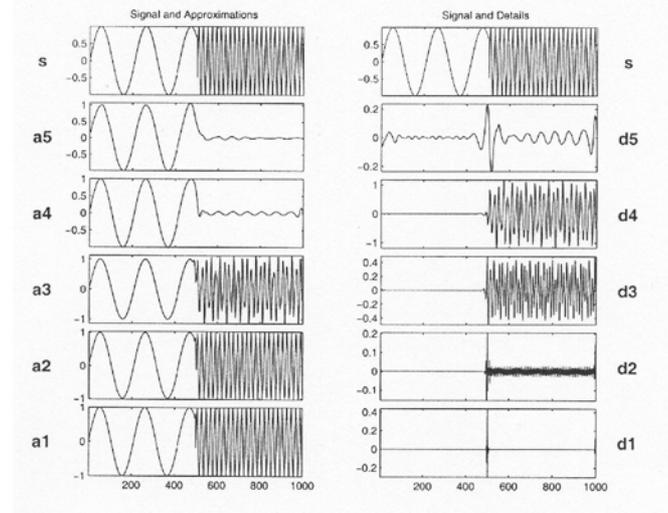


Fig. 25.9. Ejemplo 3: ruido blanco uniforme

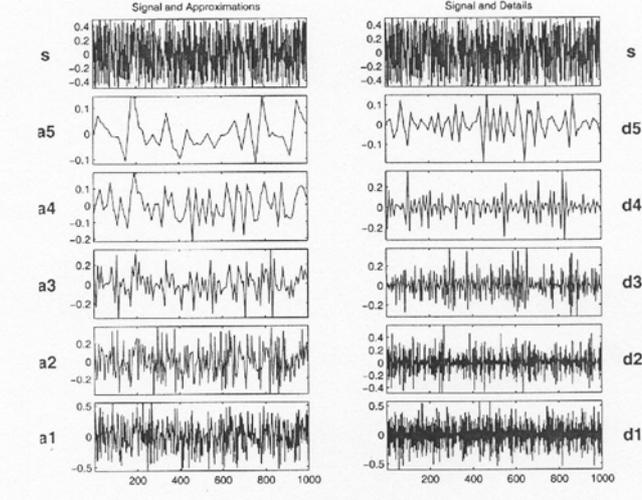


Fig. 25.10. Ejemplo 4: una señal de salto

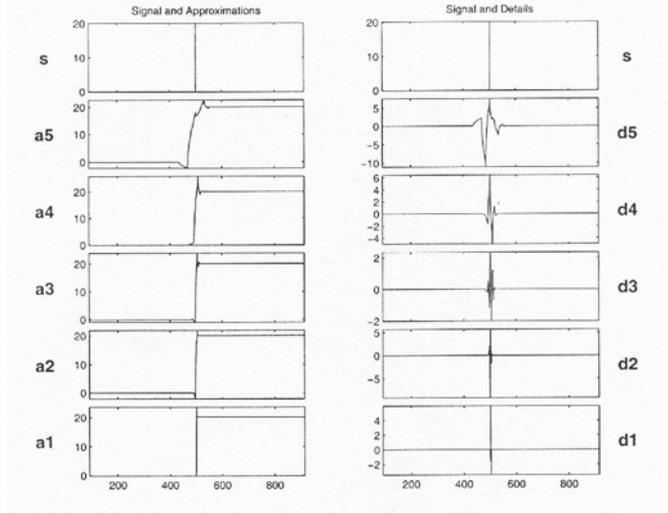


Fig. 25.11. Ejemplo 5: dos discontinuidades cercanas

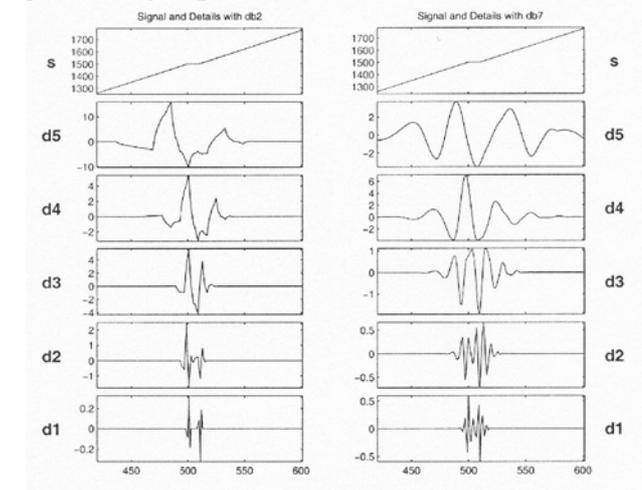


Fig. 25.12. Ejemplo 6: una discontinuidad de la segunda derivada

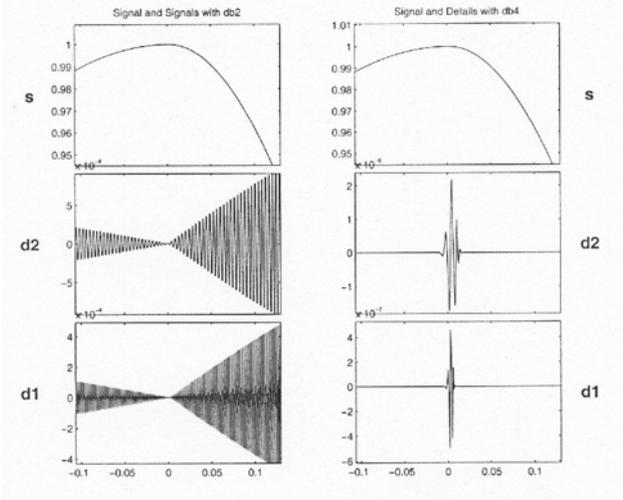


Fig. 25.13. Ejemplo 7: una rampa + ruido blanco

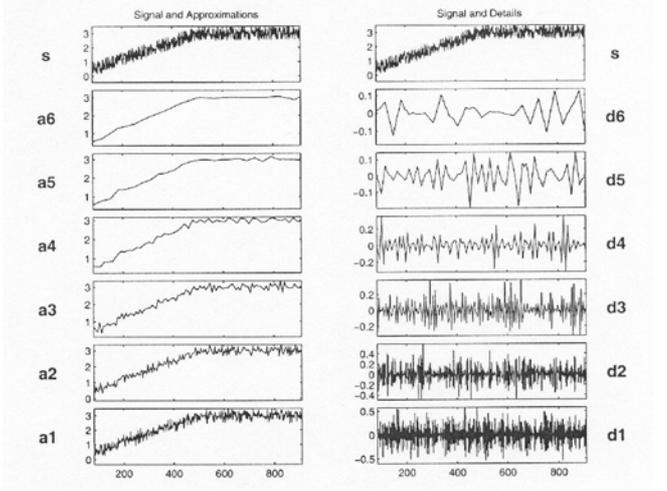


Fig. 25.14. Ejemplo 8: un seno + ruido blanco

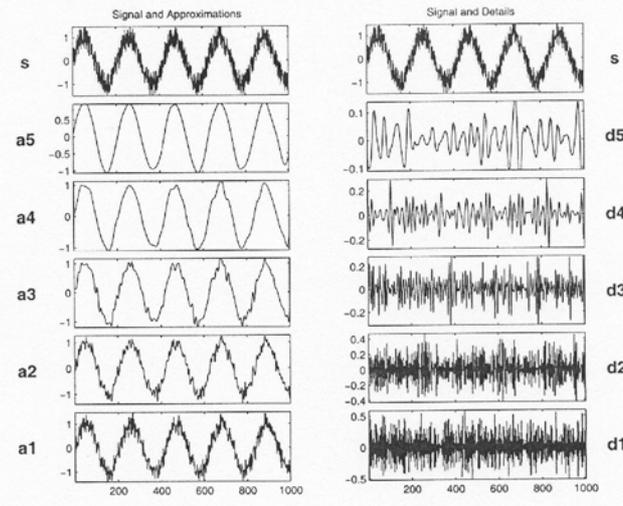


Fig. 25.15. Ejemplo 9: un triángulo + un seno

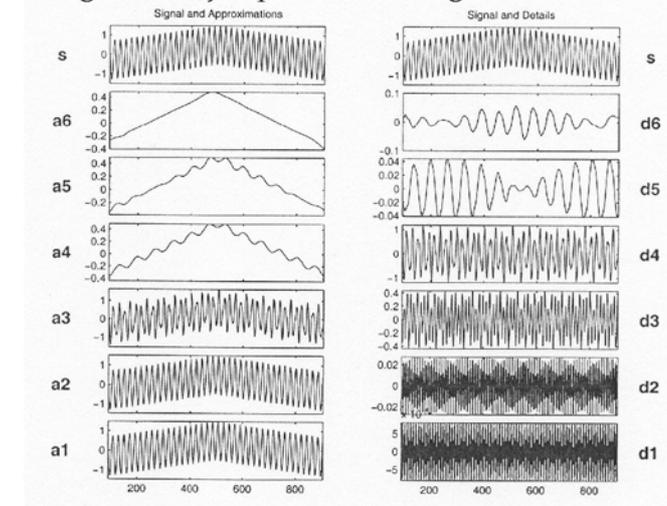
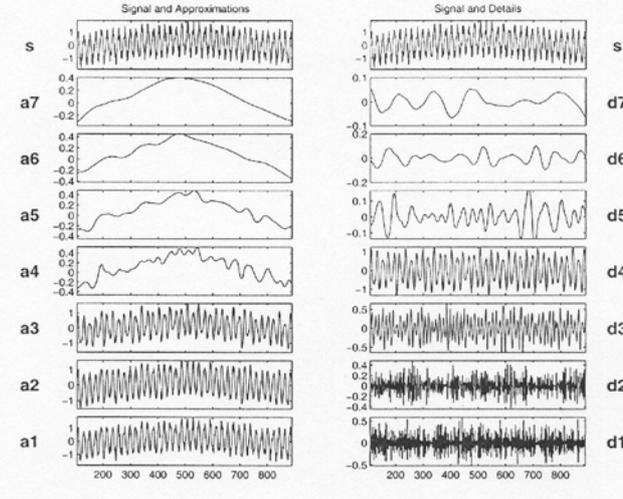


Fig. 25.16. Ejemplo 10: un triángulo + un seno + ruido



Los ejemplos mostrados han permitido ilustrar las diferentes aplicaciones del análisis Wavelet en el análisis de señales. Las aplicaciones más destacables son:

a. Detectar discontinuidades y puntos de ruptura: los análisis mediante wavelets pueden detectar el instante exacto cuando cambia una señal. A modo ilustrativo, esto ha sido evidenciado en los ejemplos 2, 4, 5, y 6. Así, si escogemos el ejemplo 2, la señal discontinua consiste en un senoide 'lento' seguido abruptamente por un senoide 'medio'. Los detalles D1 y D2 muestran más claramente la discontinuidad, porque la ruptura contiene la parte de más alta frecuencia. Los detalles D3 y D4 contienen el senoide 'medio'. El seno 'lento' es aislado claramente en la aproximación A5, donde la información de alta frecuencia ha sido filtrada. La presencia de ruido, el cual, después de todo, es una situación bastante común en el procesamiento de señales, hace que la identificación de discontinuidades sea más complicada. Si los primeros niveles de la descomposición son usados para eliminar una gran parte del ruido, a veces una ruptura es visible en niveles más superiores de descomposición.

b. Detectar evoluciones de gran escala: el análisis mediante wavelets puede detectar la tendencia general de una señal. Cuando existe ruido en la señal original (s) su forma general puede no ser aparente con una simple inspección visual. Así, cada vez que aumenta el nivel de descomposición, notamos que la tendencia comienza a ser cada vez más clara con cada aproximación. En términos de análisis wavelet, esto corresponde al valor de escala más grande. A medida que aumenta la escala, la resolución disminuye, produciendo una mejor estimación de la tendencia global. Sucesivas aproximaciones poseen progresivamente menos información de alta frecuencia: con las altas frecuencias eliminadas, lo que queda es la tendencia general de la señal. Si la señal original (s) incluye cambios bruscos, entonces sucesivas aproximaciones se parecen cada vez menos a la señal original.

c. Identificar frecuencias puras: el análisis Wavelet puede realizar de forma efectiva la función tipo Fourier (esto es, resolver una señal en sinusoides de diferentes frecuencias). A modo ilustrativo, esto ha sido evidenciado en los ejemplos 1 y 2. Así, para el ejemplo 1, los sinusoides 'lentos', 'medios', y 'rápidos' aparecen más claramente en las aproximaciones A4, y detalles D4 y D1, respectivamente. Las ligeras diferencias que puedan ser observadas en las descomposiciones pueden ser atribuidas al periodo de muestreo. Por lo tanto, el análisis Wavelet es capaz de determinar las frecuencias de componentes de señales sinusoidales puras. Las diferentes frecuencias predominan en diferentes escalas, y cada escala es tenida en cuenta por el análisis.

d. Eliminar el ruido de la señal: el análisis Wavelet elimina el ruido de una señal. Nótese que las frecuencias más altas aparecen al comienzo de la señal original. Las sucesivas aproximaciones aparecen cada vez con menos ruido, y pierden progresivamente más información de alta frecuencia.

25.3.5. Tipos de Wavelets utilizados en el estudio del registro del LOI del sedimento del Lago de Sanabria.

En el análisis del registro del LOI del sedimento del Lago de Sanabria se ha utilizado el análisis Wavelet y el análisis de Fourier. Los testigos sedimentarios analizados han sido: SAN434 (plataforma distal), SAN270W (Cubeta W), y SAN135E (Cubeta E). Las familias de Wavelets utilizadas han sido: Haar, Daubechies (db), Biorthogonal (bior), Coiflets (coif) y Symlets (sym).

Subcapítulo 26. CICLICIDADES EN EL CONTENIDO EN MATERIA ORGÁNICA DEL SEDIMENTO DEL LAGO DE SANABRIA (I): TESTIGO SAN434.

Los estudios limnológicos realizados en el Lago de Sanabria (de Hoyos, 1996; de Hoyos & Comín, 1999) demuestran que la productividad del lago se encuentra estrechamente relacionada con los aportes de nutrientes del río Tera. El río Tera, como otros ríos de la zona del NW de la península Ibérica, presenta un régimen hídrico determinado por el régimen pluviométrico, régimen estrechamente relacionado con la NAO (*North Atlantic Oscillation*). Así, bajo anomalías negativas de la NAO, existe un incremento notable de aportes hídricos, que provoca en el lago un aumento del aporte de nutrientes. Por lo tanto, el contenido en materia orgánica del sedimento debería ser el principal parámetro relacionado con los cambios climáticos de esta zona y, por extensión, de la NAO. En el presente apartado, se analiza el espectro de esta señal como exponente de las oscilaciones climáticas ocurridas en esta zona de la península Ibérica.

La determinación del contenido en materia orgánica del testigo sedimentario SAN434 (plataforma distal), realizado mediante *Loss on ignition* (LOI), ha evidenciado la existencia de fluctuaciones cíclicas, de diversa periodicidad, en el contenido en materia orgánica del sistema sedimentario del Lago de Sanabria.

Esta señal paleolimnológica ha sido caracterizada mediante el estudio del periodograma/densidad espectral, el análisis de Fourier, y el análisis Wavelet. Los programas estadísticos y matemáticos utilizados han sido: STATISTICA (periodograma y densidad espectral), SPSS (análisis de Fourier), y MATLAB (análisis Wavelet).

26.1. Periodograma. Periodicidad de los diferentes ciclos.

Las diferentes periodicidades detectadas en el contenido en materia orgánica del testigo sedimentario SAN434 han sido determinadas en función del modelo cronoestratigráfico establecido para este testigo (tasa de sedimentación = 0.45 mm/año). Las diferentes periodicidades detectadas han sido: a) periodicidad de 1.478 años, b) periodicidad de 456 años, c) periodicidad de 311 años, d) periodicidad de 211 años, e) periodicidad de 156 años, y f) periodicidad de 98 años. Los resultados se muestran en la **Fig. 26.1** (valores numéricos obtenidos por el periodograma), en la **Fig. 26.2, 26.3** y **26.4** (periodograma por periodos), y en la **Fig. 26.5, 26.6** y **26.7** (densidad espectral por periodos).

La periodicidad de 1.478 años en el contenido en materia orgánica constituye la periodicidad más significativa del testigo SAN434, siendo identificada tanto en el periodograma, en el análisis de Fourier, como en el análisis Wavelet. De hecho, los ciclos asociados a esta periodicidad son tan evidentes que son 'visibles' incluso sin ningún tratamiento espectral o estadístico de los datos.

Dentro de esta ciclicidad general, con periodicidad de 1.478 años, se ha evidenciado la existencia de un conjunto de ciclos con periodicidades menores (456 años, 311 años, 211

años, 156 años, y 98 años). Los ciclos con periodicidad de 456 y 311 años han sido identificados tanto en el periodograma como en el análisis Wavelet, y constituyen las segundas periodicidades más importantes de la serie. Los ciclos con periodicidad de 211, 156 y 98 años han sido identificados únicamente en el periodograma y en el diagrama de densidad espectral.

Periodo		Valor del periodograma	Densidad espectral
(cm)	(años)		
66.5	1478	517.0	256.8
20.5	456	22.3	14.3
14.0	311	24.2	12.8
9.5	211	6.0	4.6
7.0	156	5.9	4.6
4.4	98	6.0	2.9

Fig. 26.1. Resultados del periodograma. Caracterización de las diversas periodicidades identificadas en el contenido en materia orgánica del testigo SAN434 (plataforma distal). Los periodos se muestran en unidades de profundidad del testigo (cm), y en unidades de tiempo (años) (se aplica una tasa de sedimentación de 0.45 mm/año, tasa de sedimentación correspondiente al testigo SAN434).

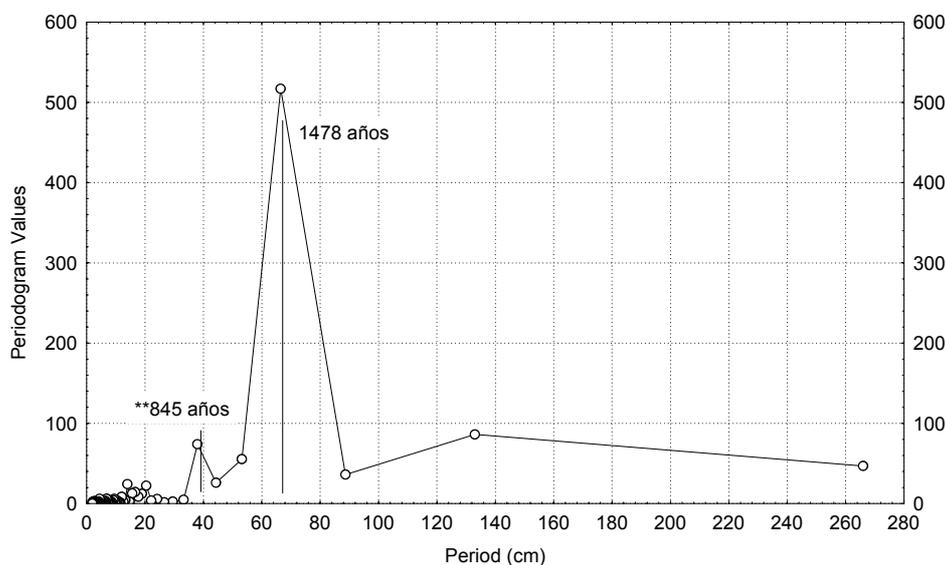


Fig. 26.2. Periodograma del registro de materia orgánica (LOI). Testigo SAN434 (plataforma distal). No. de casos: 266

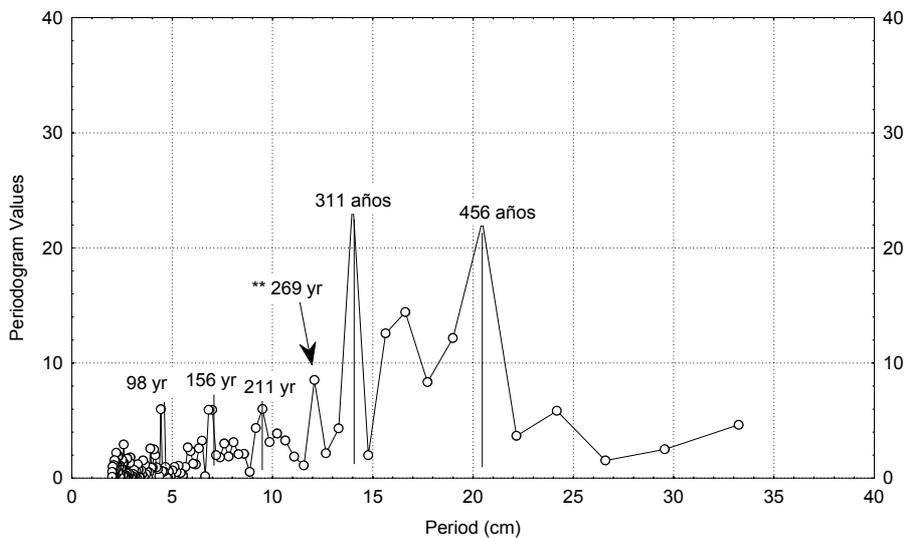


Fig. 26.3. Periodograma del registro de materia orgánica (LOI). Testigo SAN434 (plataforma distal). Detalle de las periodicidades centenarias. No. de casos: 266.

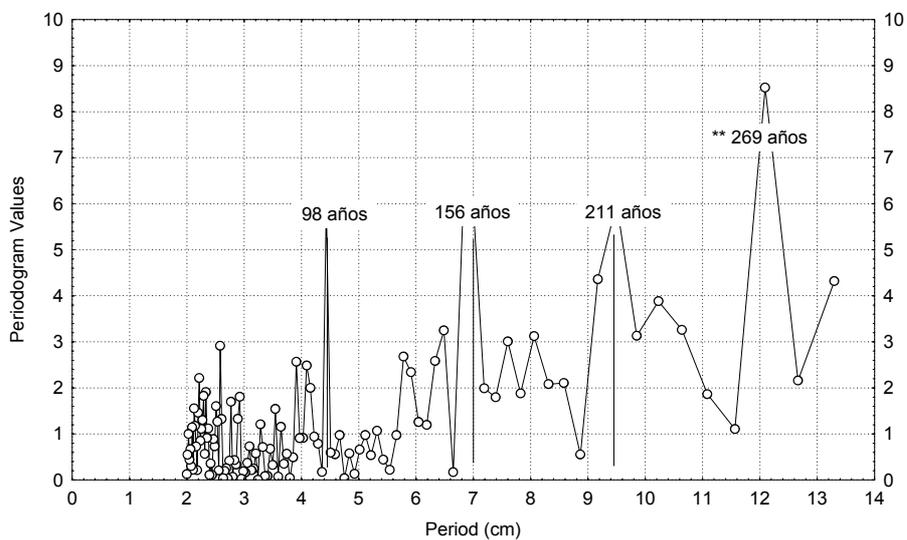


Fig. 26.4. Periodograma del registro de materia orgánica (LOI). Testigo SAN434 (plataforma distal). Detalle de las periodicidades centenarias más bajas. No. de casos: 266.

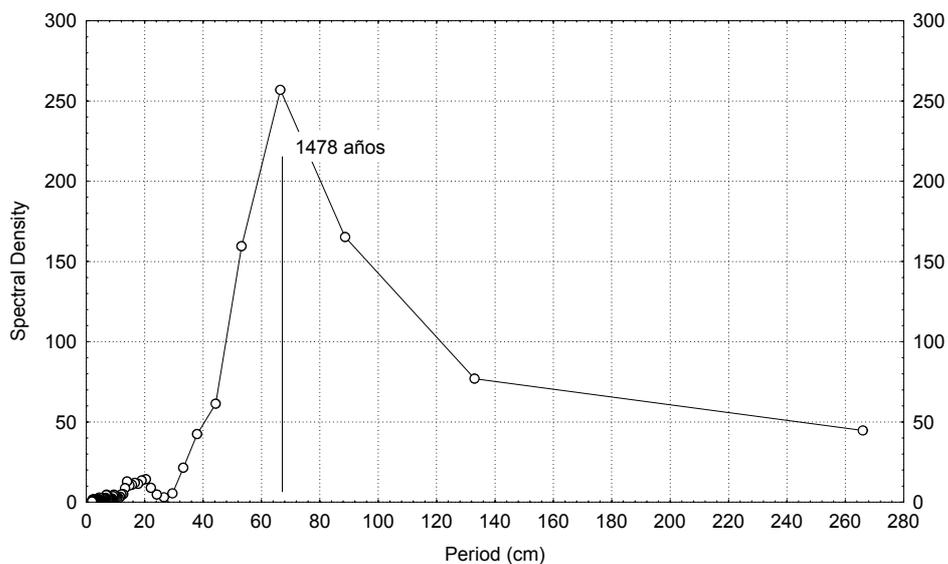


Fig. 26.5. Densidad espectral del contenido en materia orgánica (LOI). Testigo SAN434 (plataforma distal). No. de casos: 266. Hamming weights: .0357 .2411 .4464 .2411 .0357

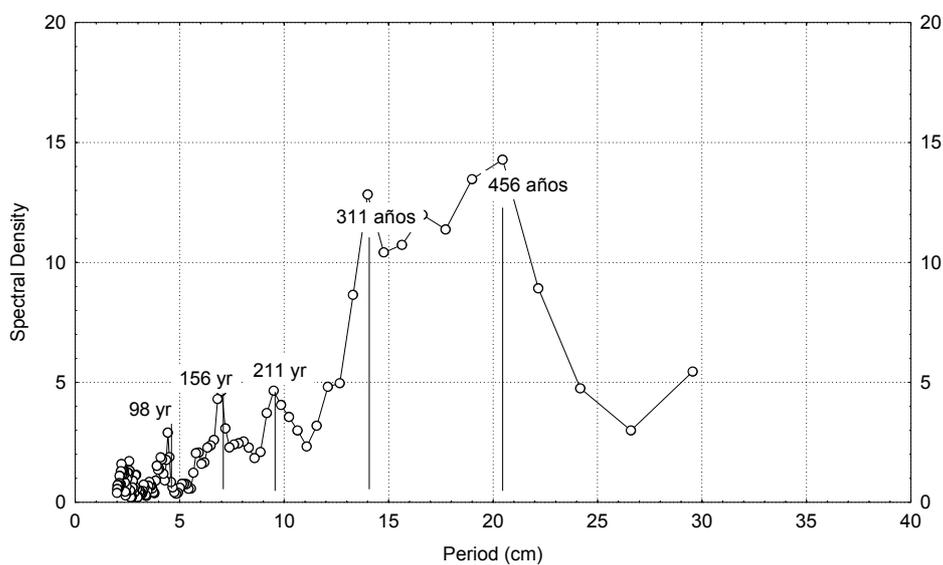


Fig. 26.6. Densidad espectral del contenido en materia orgánica (LOI). Testigo SAN434. Detalle de las periodicidades centenarias. No. de casos: 266. Hamming weights: .0357 .2411 .4464 .2411 .0357

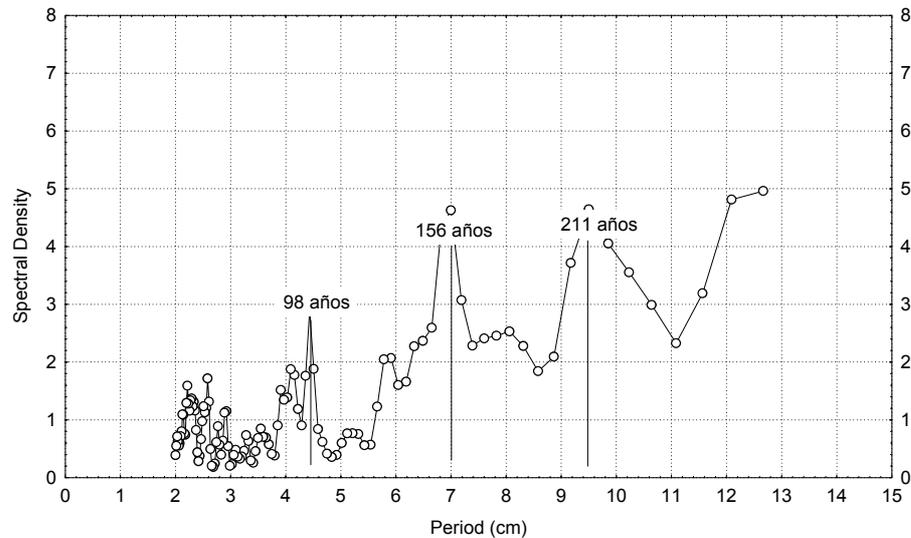


Fig. 26.7. Densidad espectral del contenido en materia orgánica (LOI). Testigo SAN434 (plataforma distal). Detalle de las periodicidades centenarias más bajas. No. de casos: 266. Hamming weights: .0357 .2411 .4464 .0357

Todas estas periodicidades han sido evidenciadas de forma conjunta tanto en el periodograma como en el diagrama de densidad espectral. No obstante, el periodograma ha evidenciado dos picos (situados en 845 años y 269 años, marcados con doble asterisco) que no aparecen en el diagrama de densidad espectral. Estas periodicidades de 845 años y 269 años tampoco aparecen en el análisis Wavelet.

26.1.1. Test de significación.

La significación estadística de los resultados obtenidos por el periodograma ha sido evaluada mediante ANOVA (Análisis de varianza). Este test de significación compara la varianza debida a la variabilidad entre grupos (denominada 'Mean square effect') con la varianza debida a la variabilidad dentro de grupos (denominada 'Mean square error'). La comprobación del 'null hypothesis' se estima mediante el test F. El cociente F comprueba si la relación de las dos varianzas estimadas es significativamente mayor de 1: en tal caso, el significado estadístico es elevado (intervalo de confidencialidad igual o superior al 95%).

Se ha realizado un test para cada uno de los siguientes intervalos de periodicidad: entre 2-100 cm (incluye todos los ciclos; test a), entre 2-30 cm (incluye los ciclos de periodicidad centenaria; test b), entre 2-13 cm (incluye los ciclos de periodicidad centenaria más baja; test c), y entre 2-4 cm (no incluye ningún ciclo, ejemplo de una elevada variabilidad en los valores del periodograma; test d). El test de significación estadística ha evidenciado, para todos los intervalos de periodicidad considerados, unos valores significativamente superiores a 1 en el cociente F (excepto para el intervalo 2-4 cm, que ha servido como ejemplo de intervalo no significativo). Por tanto,

las periodicidades evidenciadas por el periodograma son estadísticamente significativas. El test de significación estadística se muestra a continuación:

	df	Sum of squares (SS)	Mean square (MS)	Cociente F
Variabilidad ENTRE grupos ('Effect')	27	272472.67	10091.58	2796.65
Variabilidad DENTRO de grupos ('Error')	103	371.67	3.61	
Total	130	272844.34		

Test a

	df	Sum of squares (SS)	Mean square (MS)	Cociente F
Variabilidad ENTRE grupos ('Effect')	21	1260.00	60.00	16.63
Variabilidad DENTRO de grupos ('Error')	103	371.67	3.61	
Total	124	1631.67		

Test b

	df	Sum of squares (SS)	Mean square (MS)	Cociente F
Varianza ENTRE grupos ('Effect')	11	125.86	11.44	9.31
Varianza DENTRO de grupos ('Error')	102	125.39	1.23	
Total	113	251.25		

Test c

	df	Sum of squares (SS)	Mean square (MS)	Cociente F
Varianza ENTRE grupos ('Effect')	2	3.40	1.70	2.24
Varianza DENTRO de grupos ('Error')	77	58.28	0.76	
Total	79	61.68		

Test d

26.2. El análisis de Fourier: el ciclo de 1.478 años.

La aplicación de la transformación de Fourier a la serie del LOI (testigo SAN434) se muestra en la **Fig. 26.8**. El ciclo de 1.478 años ha sido identificado claramente.

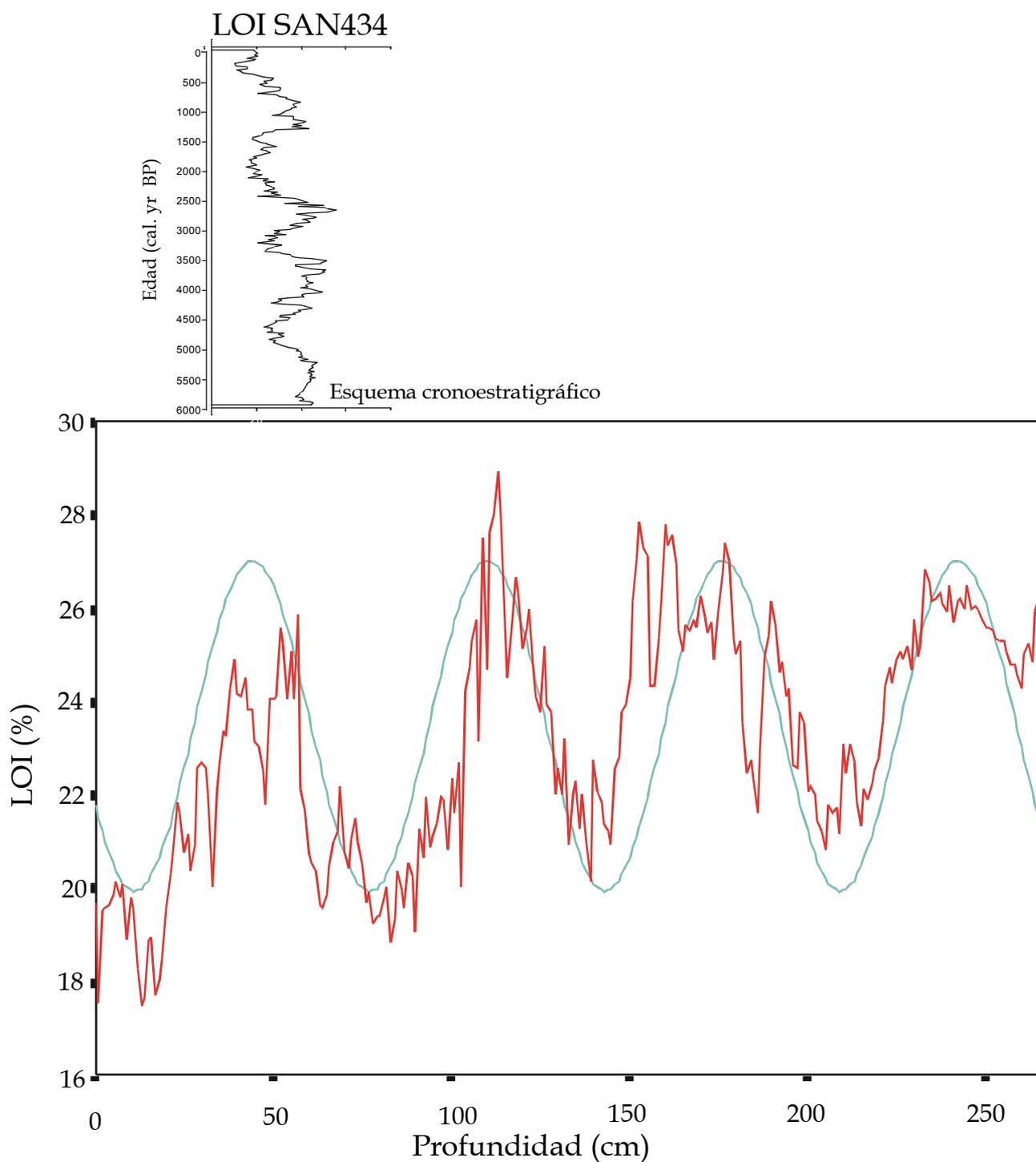


Fig. 26.8. Transformación de Fourier de la serie del LOI (SAN434). El senoide de Fourier presenta una periodicidad de 1.467 años.

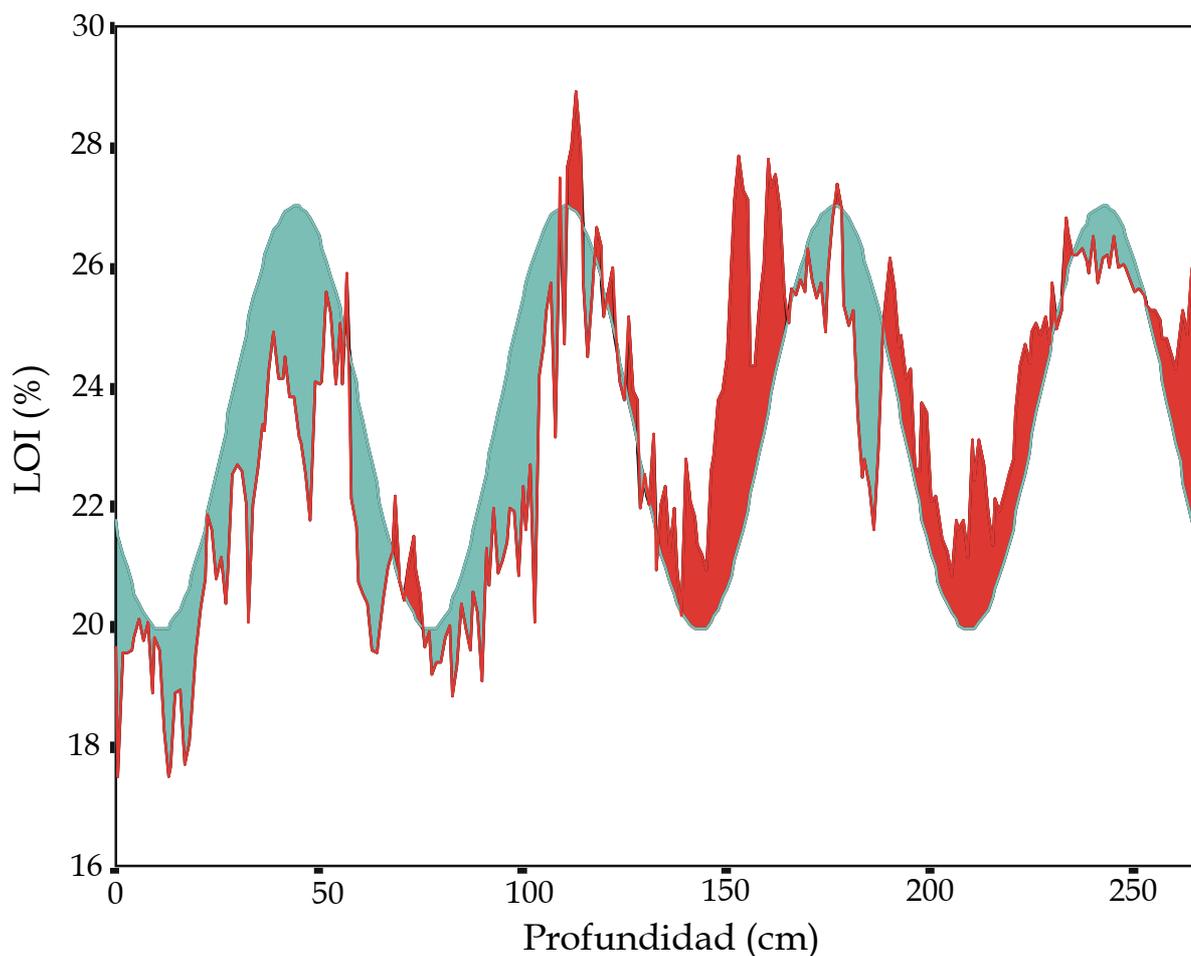


Fig. 26.9. Residuos positivos (trama oscura) y residuos negativos (trama clara) del ajuste entre los datos del LOI (testigo SAN434) y el senoide de Fourier.

La función sinusoidal obtenida mediante la transformación de Fourier presenta las siguientes características:

$$\text{Sinusoide de Fourier} = 23.5 + 2.5\cos[(\pi/2)(t-37)/16.5] + 2.5\sin[(\pi/2)(t-37)/16.5]$$

Periodicidad		Situación de los máximos		Valor de los máximos	Situación los mínimos		Valor de lo mínimos
(cm)	(años)	(cm)	(cal. años BP)	% LOI	(cm)	(cal. años BP)	% LOI
66	1467	45	1000	27.03	12	270	19.97
		111	2470		78	1730	
		177	3930		144	3200	
		243	5400		210	4670	

La **Fig. 26.9** muestra las características de los residuos. Los residuos son definidos como la diferencia entre los datos de la serie original (LOI del testigo SAN434) y el senoide de Fourier.

26.3. El análisis Wavelet: los ciclos de 1.478 años, 456 años, y 311 años.

En el análisis Wavelet (Wavelets mostrados: Haar y db9) se han identificado los ciclos de más baja frecuencia, es decir, los ciclos de 1.478 años, 456 años, y 311 años (**Fig. 26.10, 26.11** y **26.12**). Cada uno de estos ciclos se encuentra evidenciado en los siguientes niveles de descomposición de la señal:

- El ciclo de 1.478 años se evidencia en la Aproximación 4 (A4) (**Fig. 26.10**). En la serie del LOI (SAN434) se observan un total de 4 ciclos, denominados de 1D/O hasta 4D/O.
- El ciclo de 456 años se evidencia en el Detalle 4 (D4) (**Fig. 26.11**). En el tramo pre-NRI1 del LOI (SAN434) se observan un total de 12 ciclos, denominados de 1 hasta 12.
- El ciclo de 311 años se evidencia en el Detalle 3 (D3) (**Fig. 26.12**). En el tramo pre-NRI1 del LOI (SAN434) se observan un promedio total de 18-20 ciclos (una vez estudiados todos los perfiles de los diferentes wavelets), denominados según las letras del alfabeto.

Las características generales obtenidas del análisis Wavelet se resumen a continuación:

	<u>Ciclo de 1478 años</u>	<u>Ciclo de 456 años</u>	<u>Ciclo de 311 años</u>
Identificado en:	A4	D4	D3
Número de ciclos en SAN434 (en el tramo pre-NRI1)	4	12	18-20
Intervalo temporal del tramo pre-NRI1 (años)	5550	5550	5550
Periodicidad del ciclo (años)	1388	463	278-308

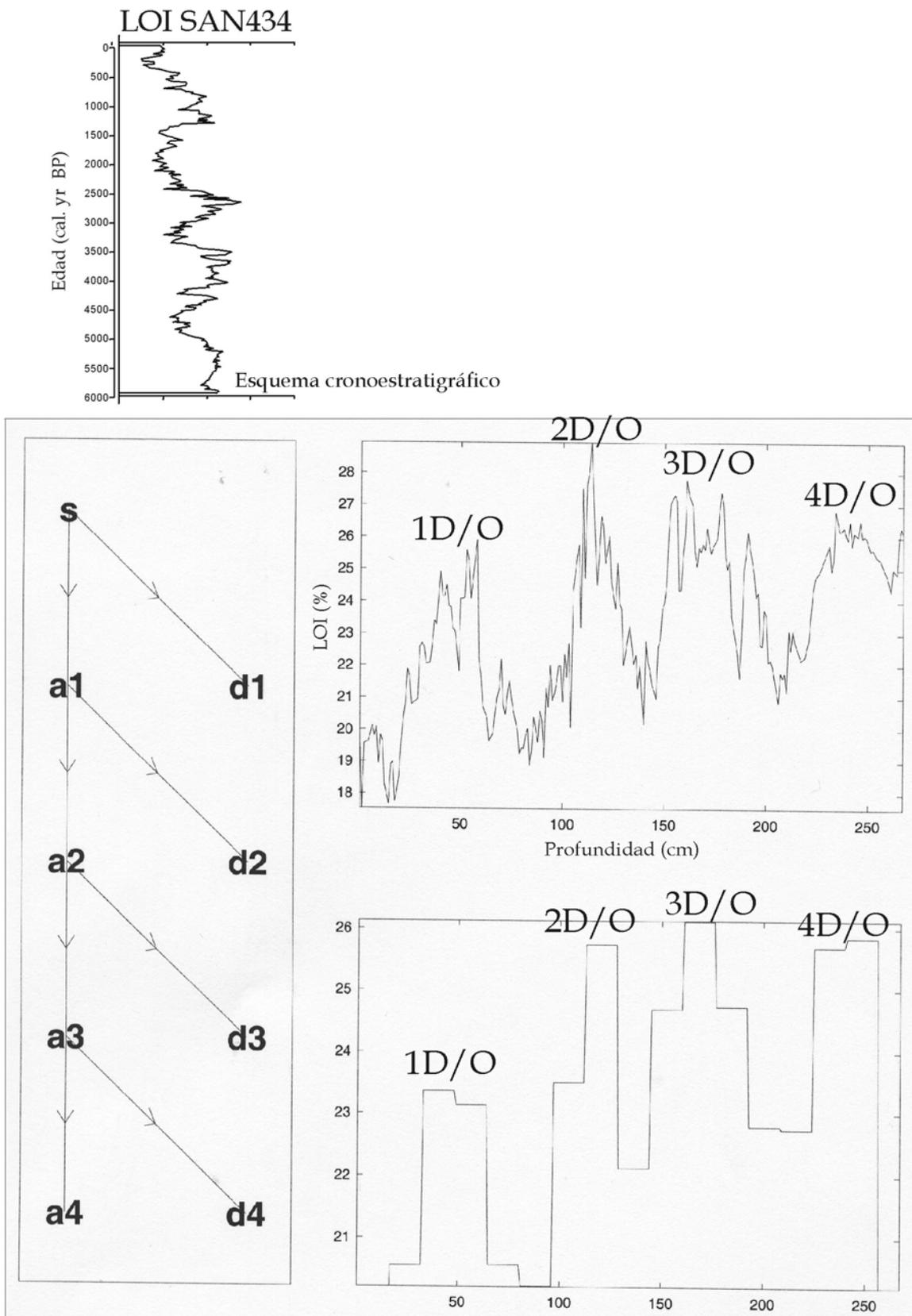


Fig. 26.10 a. Análisis Wavelet del contenido en materia orgánica (LOI) del testigo SAN434: identificación del ciclo de 1.478 años en la Aproximación 4 (a4). Wavelet utilizado: Haar.

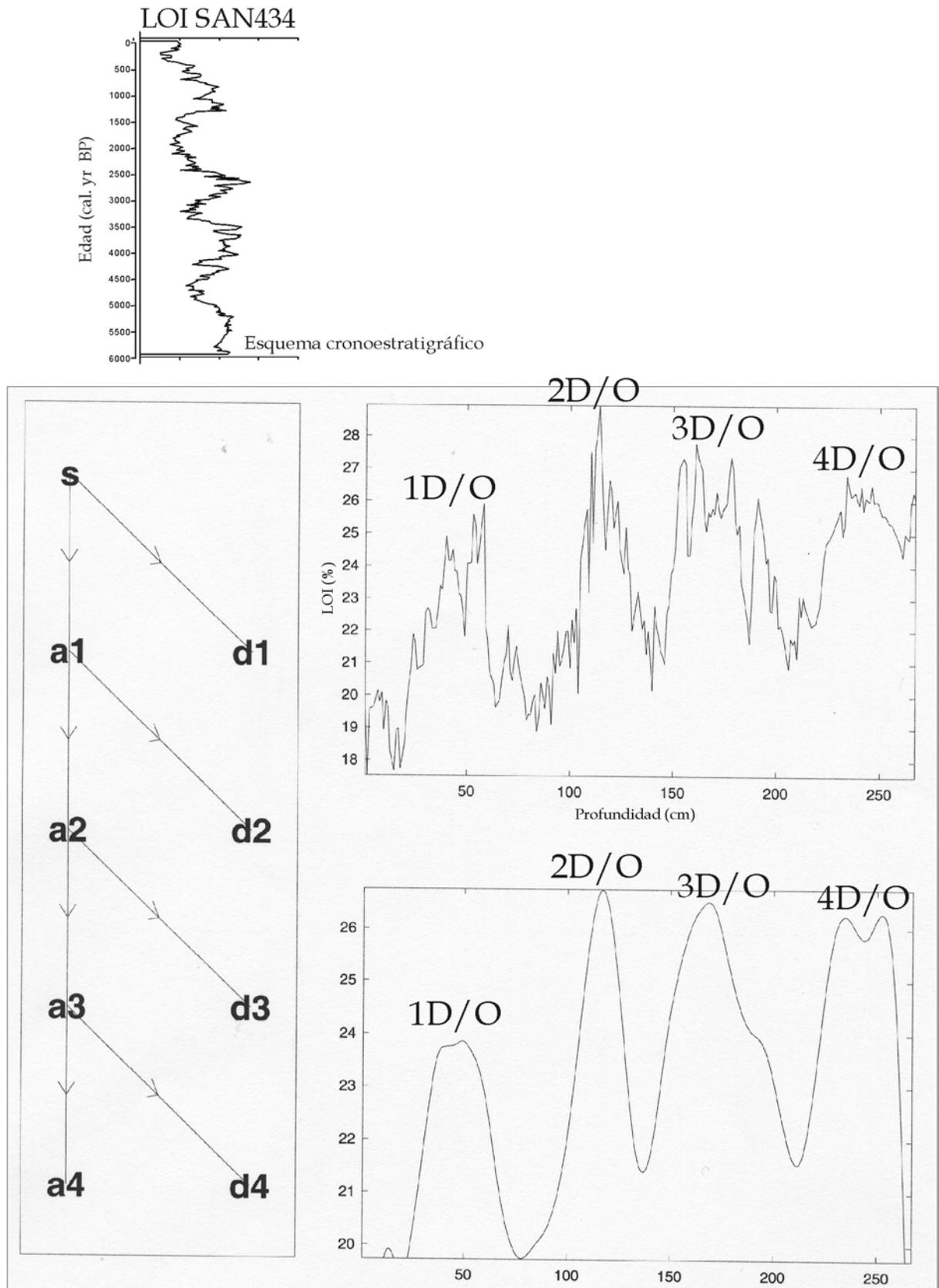


Fig. 26.10 b. Análisis Wavelet del contenido en materia orgánica (LOI) del testigo SAN434: identificación del ciclo de 1.478 años en la Aproximación 4 (a4). Wavelet utilizado: db9.

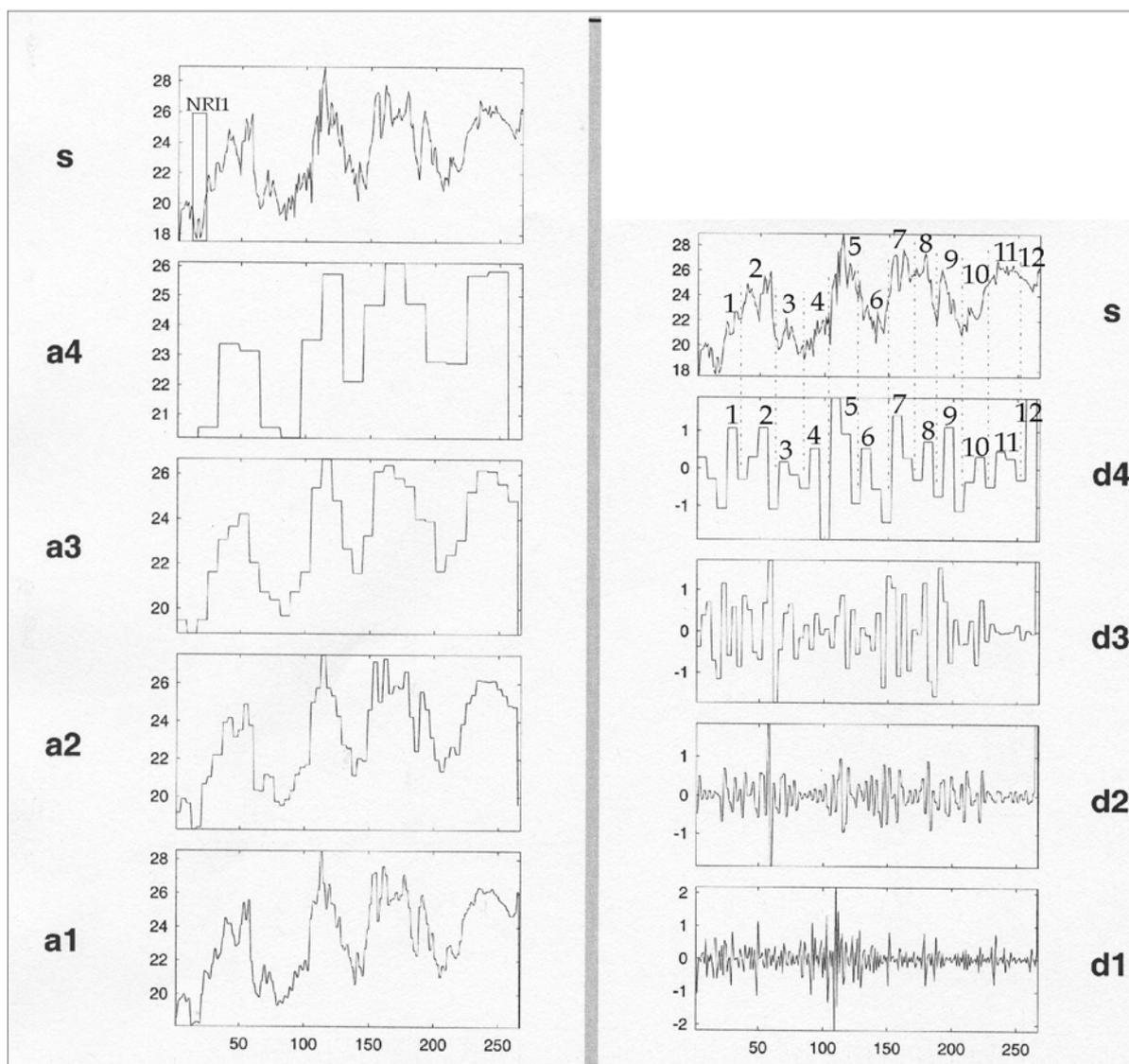
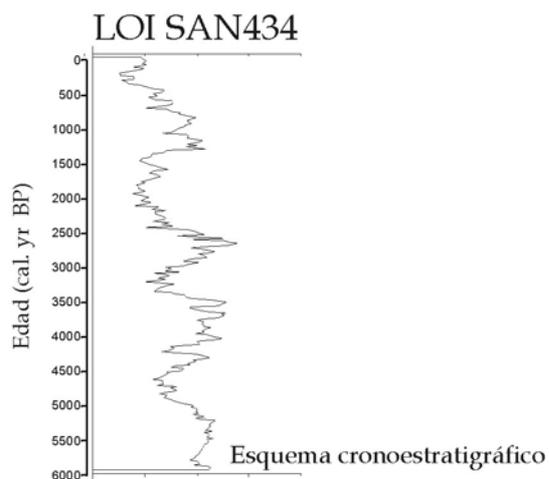


Fig. 26.11 a. Análisis Wavelet del contenido en materia orgánica (LOI) del testigo SAN434.: identificación del ciclo de 456 años en el Detalle 4 (d4). Wavelet utilizado: Haar.

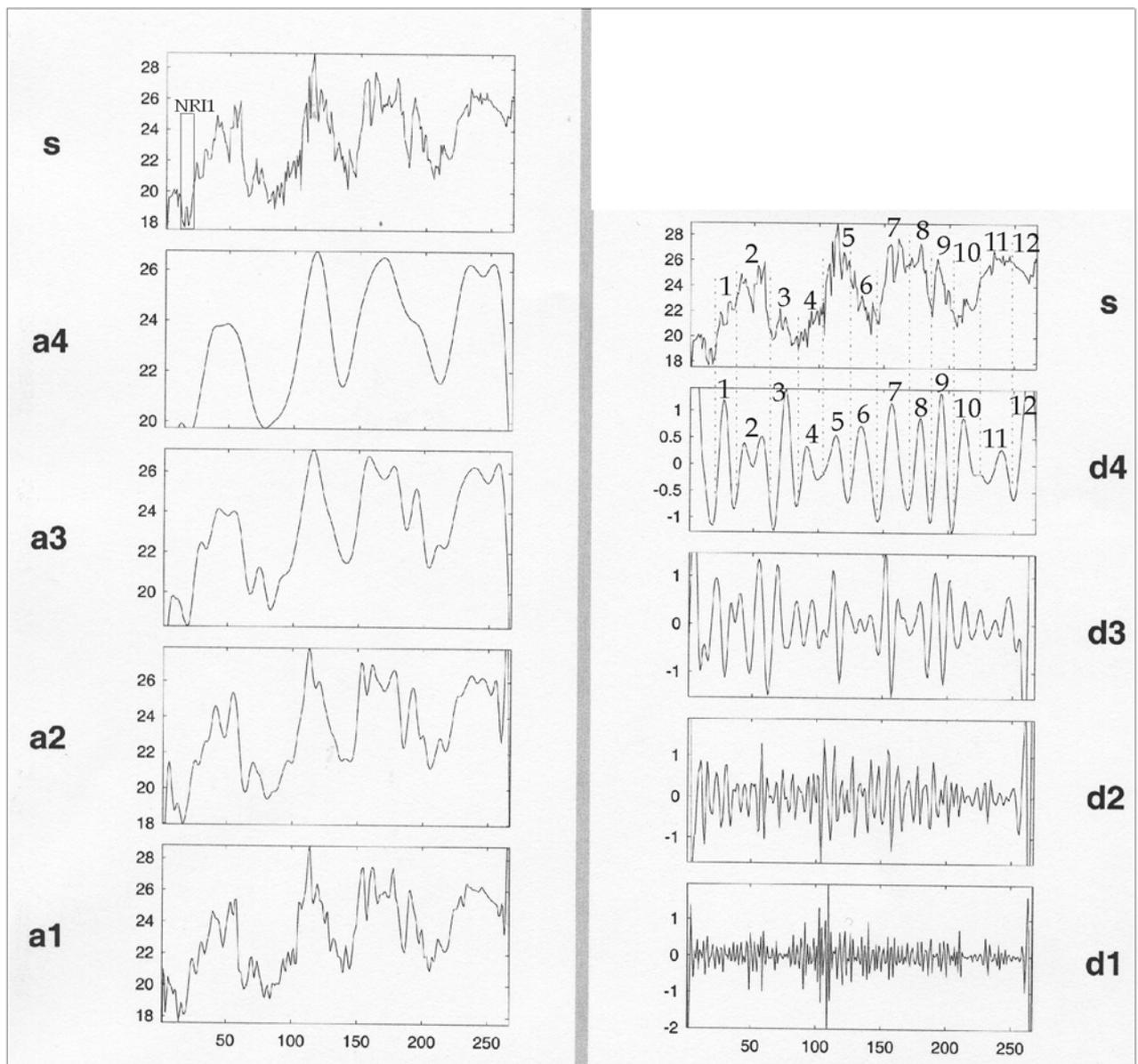
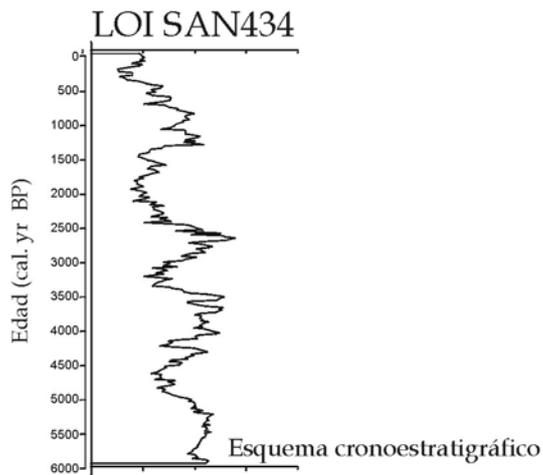


Fig. 26.11 b. Análisis Wavelet del contenido en materia orgánica (LOI) del testigo SAN434: identificación del ciclo de 456 años en el Detalle 4 (d4). Wavelet utilizado: db9.

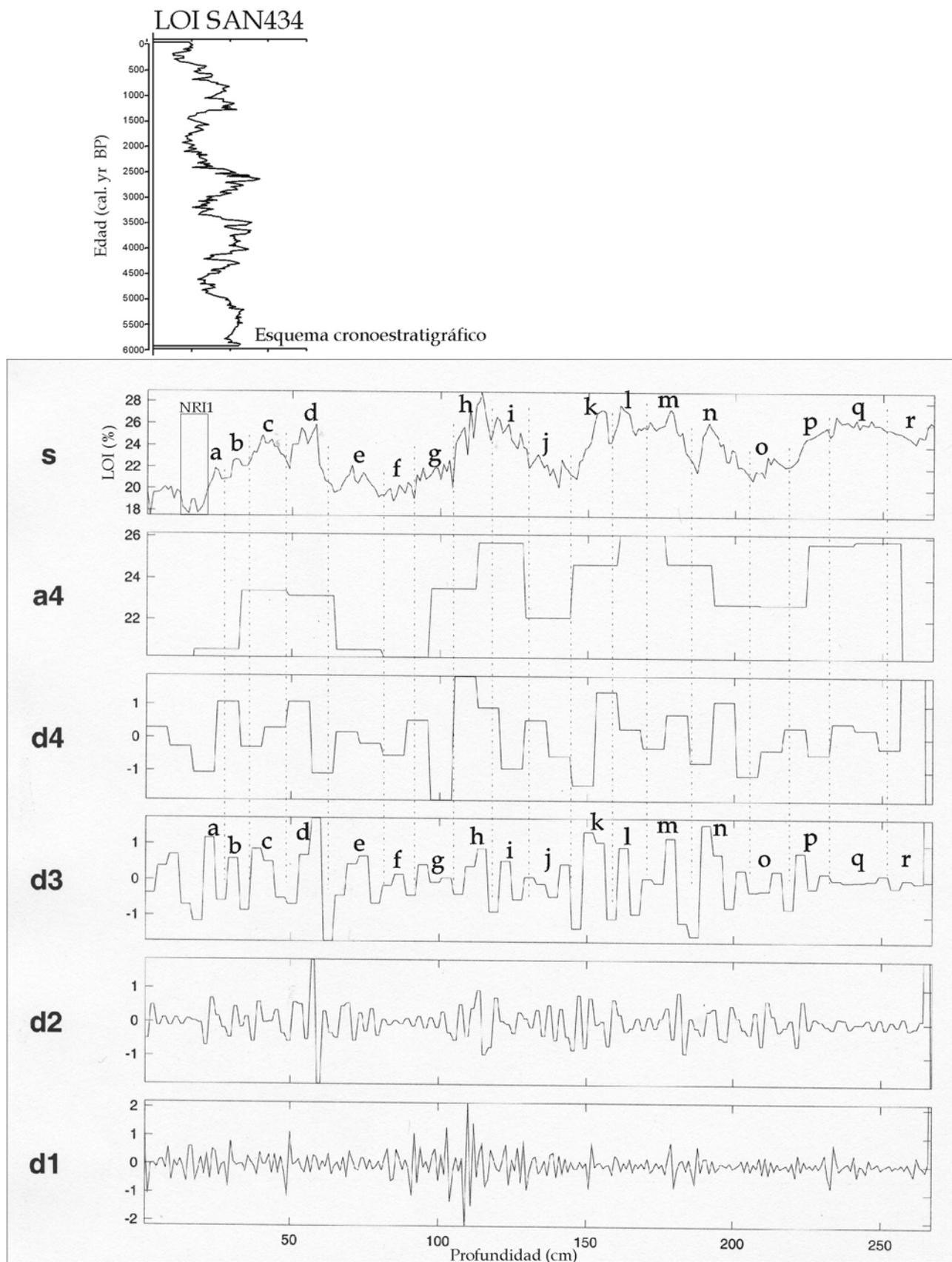


Fig. 26.12 a. Análisis Wavelet del contenido en materia orgánica (LOI) del testigo SAN434: identificación del ciclo de 311 años en el Detalle 3 (d3). Wavelet utilizado: Haar.

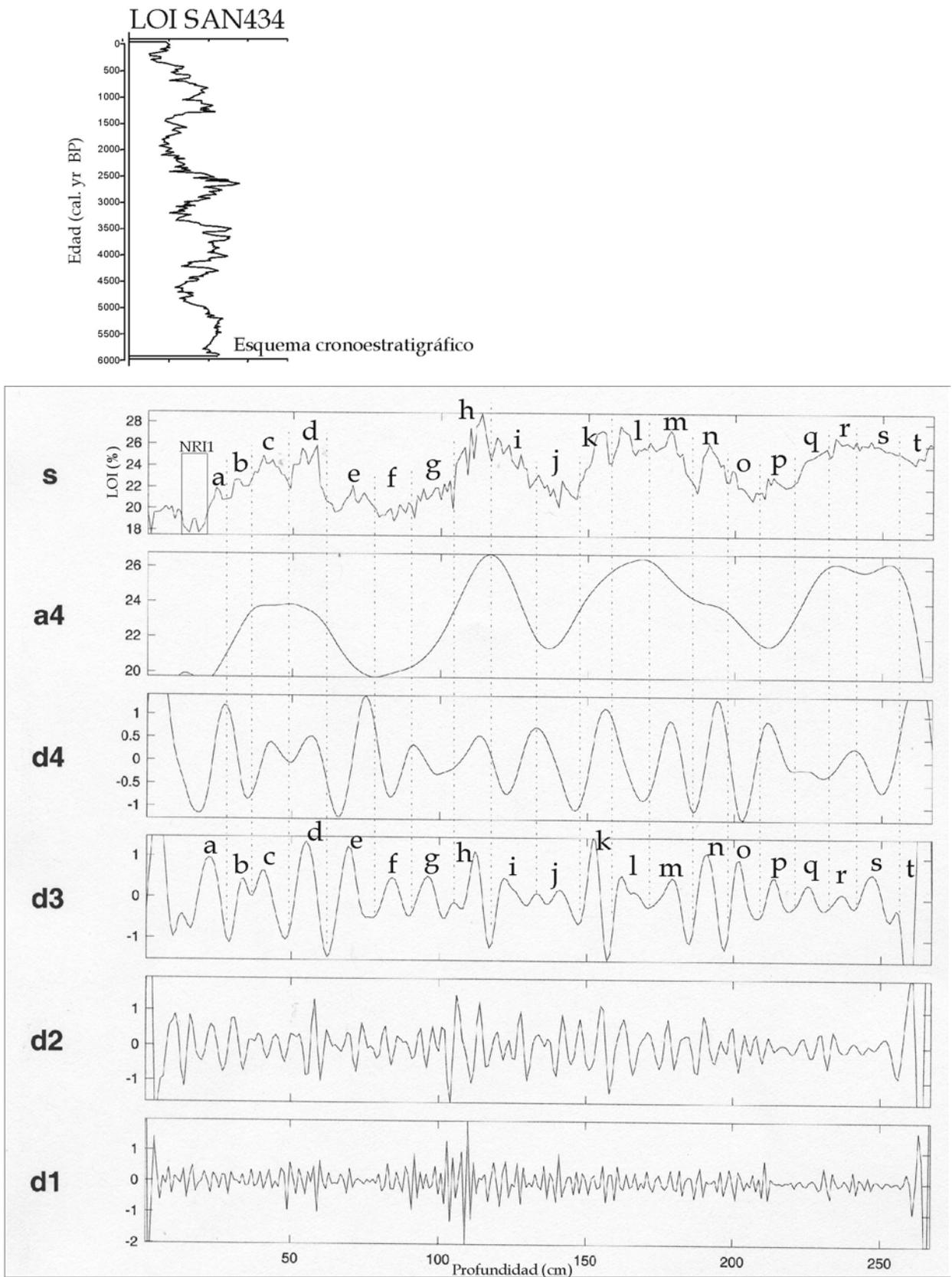


Fig. 26.12 b. Análisis Wavelet del contenido en materia orgánica (LOI) del testigo SAN434: identificación del ciclo de 311 años en el Detalle 3 (d3). Wavelet utilizado: db9.

Subcapítulo 27. CICLICIDADES EN EL CONTENIDO EN MATERIA ORGÁNICA DEL LAGO DE SANABRIA (II): CICLICIDADES DE MÁS BAJA PERIODICIDAD (TESTIGOS SAN270W Y SAN135E)

En el presente subcapítulo se analiza la señal del LOI de los testigos situados en las dos cubetas del Lago de Sanabria. La determinación del contenido en materia orgánica de los testigos sedimentarios SAN270W (Cubeta W) y SAN135E (Cubeta E), realizado mediante *Loss on ignition* (LOI), ha evidenciado la existencia de fluctuaciones cíclicas, de diversa periodicidad, en el contenido en materia orgánica del sistema sedimentario del Lago de Sanabria. Esta señal paleolimnológica ha sido caracterizada mediante el estudio del periodograma/densidad espectral, y el análisis Wavelet. Los programas estadísticos y matemáticos utilizados han sido: STATISTICA (periodograma y densidad espectral) y MATLAB (análisis Wavelet).

Los modelos cronostratigráficos han evidenciado una mayor tasa de sedimentación en las dos cubetas del lago (testigos SAN270W y SAN135E), con respecto a la menor tasa de sedimentación presente en la plataforma distal (testigo SAN434). Según los análisis de C-14, las tasas de sedimentación para cada uno de los ambientes sedimentarios son: a) 2.0 mm/año (testigo SAN270W, cubeta W), b) 0.7-0.9 mm/año (testigos SAN135E y SAN235E, cubeta E), y c) 0.45 mm/año (testigo SAN434, plataforma distal). La mayor tasa de sedimentación presente en las dos cubetas del Lago de Sanabria han facilitado detectar ciclicidades de más baja periodicidad en el LOI, con respecto a las periodicidades detectadas en el subcapítulo anterior en el testigo situado en la plataforma distal.

27.1. Periodograma/Densidad espectral. Periodicidad de los diferentes ciclos.

Las diferentes periodicidades detectadas en el contenido en materia orgánica de los testigos SAN270W (Cubeta W) y SAN135E (Cubeta E) han sido determinadas en función del modelo cronoestratigráfico establecido para cada cubeta (tasa de sedimentación = 2.0 mm/año y 0.8 mm/año, respectivamente). Las diferentes periodicidades detectadas se muestran en la **Tabla 27.1**.

<u>Periodos (años) detectados en los dos testigos sedimentarios</u>	
SAN270W	SAN135E
	675
367	
	225
85	96
58	59
33	35

Tabla 27.1. Periodicidad de los ciclos del LOI detectados en los testigos SAN270W (Cubeta W) y SAN135E (Cubeta E).

Los resultados se muestran en la **Fig. 27.1** (valores numéricos obtenidos por el periodograma, para el testigo SAN270W), en la **Fig. 27.2** (valores numéricos obtenidos por el periodograma, para el testigo SAN135E), en la **Fig. 27.3 y 27.4** (densidad espectral por periodos, para el testigo SAN270W), y en la **Fig. 27.5 y 27.6** (densidad espectral por periodos, para el testigo SAN135E).

Periodo		Valor del	Densidad
(cm)	(años)	periodograma	espectral
73.3	367	14.5	11.3
16.9	85	3.1	2.7
11.6	58	2.0	1.2
6.7	33	1.9	1.3

Fig. 27.1. Resultados del periodograma. Caracterización de las diversas periodicidades identificadas en el contenido en materia orgánica del testigo SAN270W (Cubeta W). Los periodos se muestran en unidades de profundidad del testigo (cm), y en unidades de tiempo (años) (se aplica una tasa de sedimentación de 2.0 mm/año, tasa de sedimentación correspondiente al testigo SAN270W).

Periodo		Valor del	Densidad
(cm)	(años)	periodograma	espectral
54.0	675	184.1	93.9
18.0	225	38.9	20.6
7.7	96	9.9	6.3
4.7	59	7.3	4.5
2.8	35	8.1	3.8

Fig. 27.2. Resultados del periodograma. Caracterización de las diversas periodicidades identificadas en el contenido en materia orgánica del testigo SAN135E (Cubeta E). Los periodos se muestran en unidades de profundidad del testigo (cm), y en unidades de tiempo (años) (se aplica una tasa de sedimentación de 0.8 mm/año, tasa de sedimentación promedio de los testigos situados en la Cubeta E del lago).

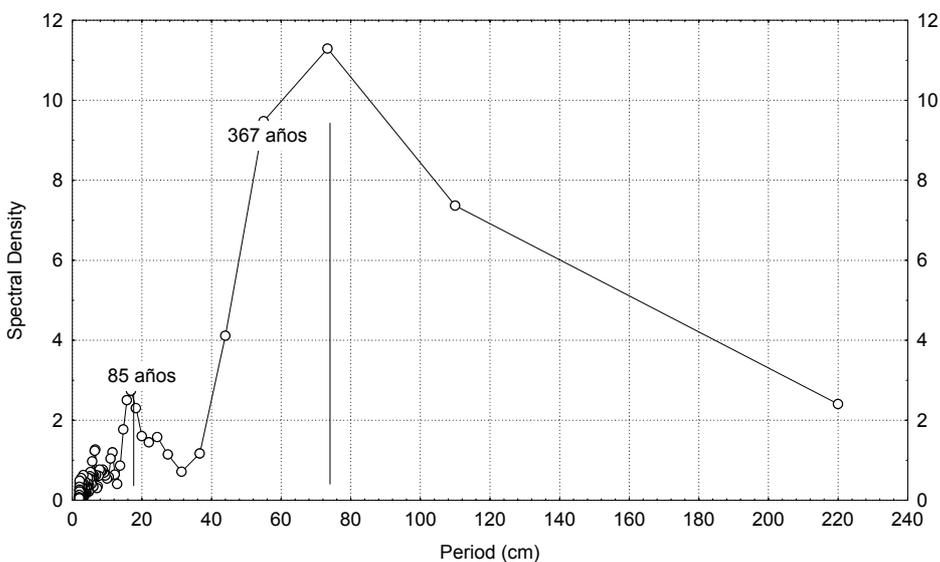


Fig. 27.3. Densidad espectral del contenido en materia orgánica (LOI). Testigo SAN270W. No. de casos: 220. Hamming weights: .0357 .2411 .4464 .2411 .0357

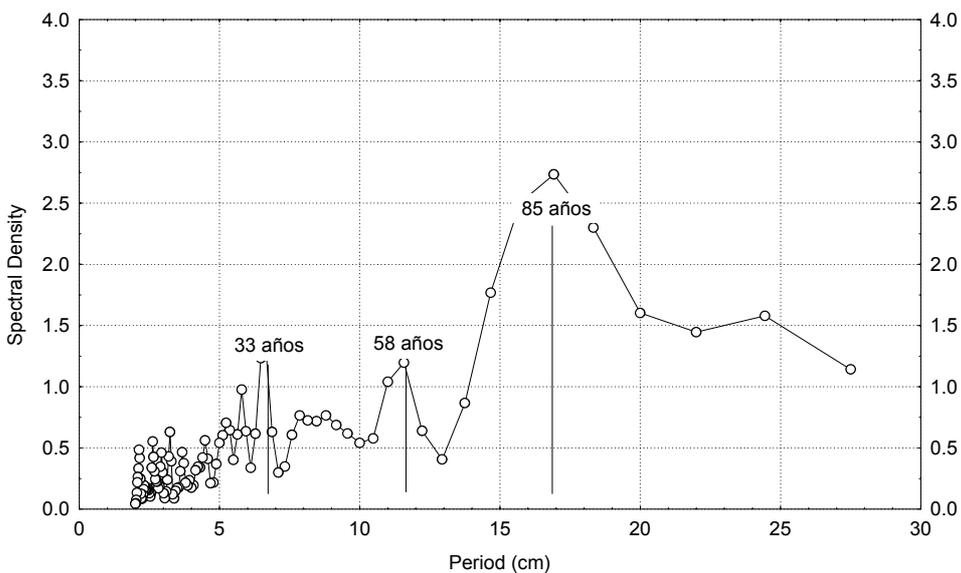


Fig. 27.4. Densidad espectral del contenido en materia orgánica (LOI). Testigo SAN270 W. Detalle de las periodicidades más bajas. No. de casos: 220. Hamming weights: .0357 .2411 .4464 .2411 .0357

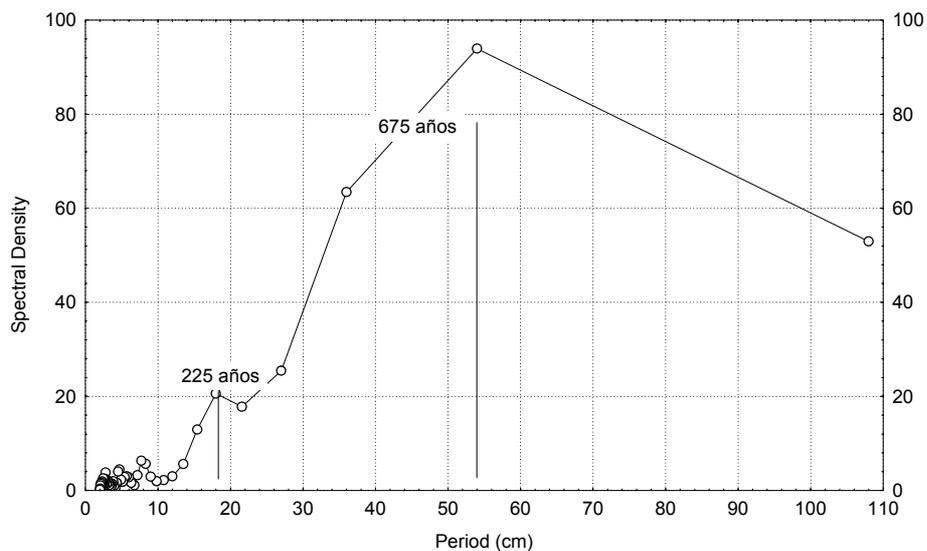


Fig. 27.5. Densidad espectral del contenido en materia orgánica (LOI). Testigo SA135E. No. de casos: 108. Hamming weights: .0357 .0211 .4464 .2411 .0357

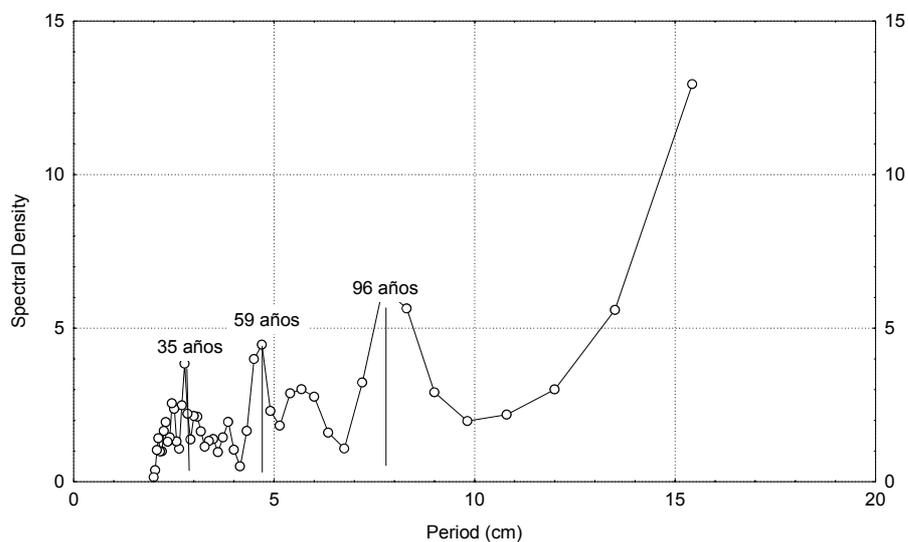


Fig. 27.6. Densidad espectral del contenido en materia orgánica (LOI). Testigo SAN135E. Detalle de las periodicidades más bajas. No. de casos: 108. Hamming weights: .0357 .2411 .4464 .2411 .0357

27.2. Análisis Wavelet.

Los resultados obtenidos en el testigo SAN270W por el análisis Wavelet se muestran en la Fig. 27.7 (Wavelet mostrado: Haar). Cada uno de los ciclos identificados se encuentran evidenciados en los siguientes niveles de descomposición de la señal:

- En el Detalle 4 (d4) se evidencia un ciclo de 122 años. En la serie del LOI existen un total de 9 ciclos, denominados de 1 hasta 9.
- En el Detalle 3 (d3) se evidencia un ciclo de 69 años. En la serie del LOI existen un total de 16 ciclos, denominados según las letras del alfabeto.

Los resultados obtenidos en el testigo SAN135E por el análisis Wavelet se muestran en la Fig. 27.8 (Wavelet mostrado: Haar). Cada uno de los ciclos identificados se encuentran evidenciados en los siguientes niveles de descomposición de la señal:

- En el Detalle 4 (d4) se evidencia un ciclo de 250 años. En la serie del LOI existen un total de 6 ciclos, denominados de 1 hasta 6.
- En el Detalle 3 (d3) se evidencia un ciclo de 150 años. En la serie del LOI existen un total de 10 ciclos, denominados de 1 hasta 10.
- En el Detalle 2 (d2) se evidencia un ciclo de 79 años. En la serie del LOI existen un total de 19 ciclos, denominados según las letras del alfabeto.

Las características generales obtenidas del análisis Wavelet, para cada uno de los testigos de las cubetas del Lago de Sanabria, se resumen a continuación:

	Testigo SAN270W			Testigo SAN135E		
	Ciclo de 122 años	Ciclo de 69 años		Ciclo de 250 años	Ciclo de 150 años	Ciclo de 79 años
Identificado en	D4	D3	Identificado en	D4	D3	D2
Número de ciclos en SAN270W (en el tramo pre-ESD)	9	16	Número de ciclos en SAN135E (en el tramo pre-ESD)	6	10	19
Intervalo temporal del tramo pre-ESD en SAN270W (años)	1100	1100	Intervalo temporal del tramo pre-ESD en SAN135E (años)	1500	1500	1500
Periodicidad del ciclo (años)	122	69	Periodicidad del ciclo (años)	250	150	79

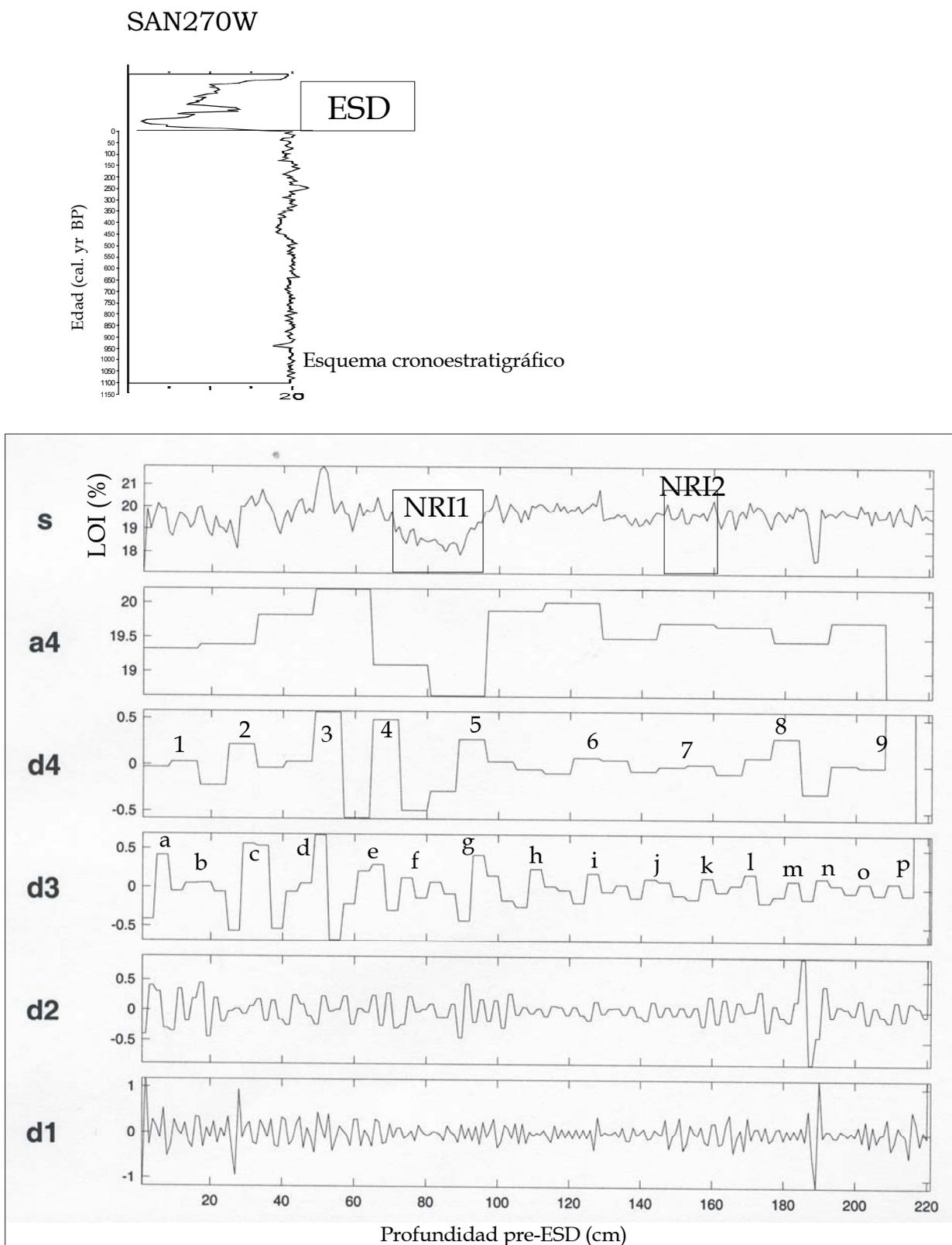


Fig. 27.7. Análisis Wavelet del contenido en materia orgánica (LOI) del testigo SAN270W (Cubeta W): identificación de un ciclo de 122 años (en d4) y un ciclo de 69 años (en d3). Wavelet utilizado: Haar.

SAN135E

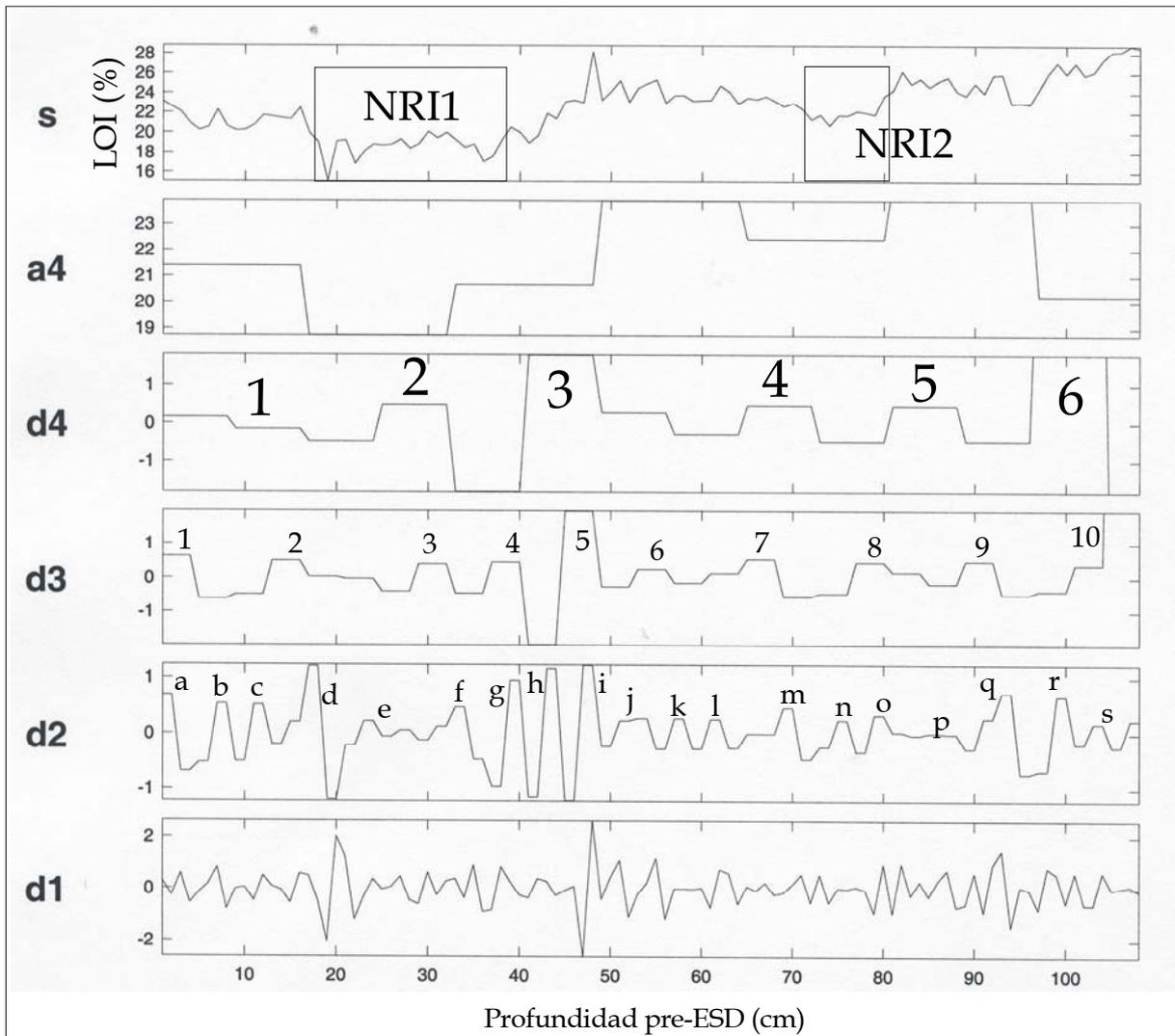
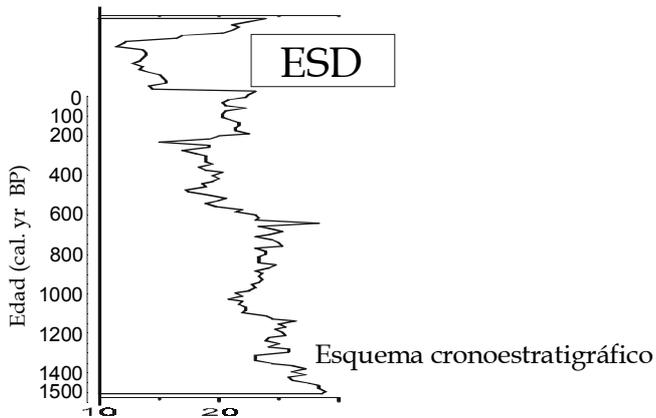


Fig. 27.8. Análisis Wavelet del contenido en materia orgánica (LOI) del testigo SAN135E (Cubeta E): identificación de un ciclo de 250 años (en d4), un ciclo de 150 años (en d3), y un ciclo de 79 años (en d2). Wavelet utilizado: Haar.

Subcapítulo 28. SÍNTESIS DE LAS CICLICIDADES DEL LOI EN EL SEDIMENTO DEL LAGO DE SANABRIA.

Las diferentes ciclicidades identificadas en los diversos testigos sedimentarios del Lago de Sanabria se sintetizan en la **Fig. 28.1** y **28.2**.

		Testigo SAN434 (plataforma distal)	Testigo SAN270W (Cubeta W)	Testigo SAN135E (Cubeta E)
Método	Periodograma/ Densidad espectral	1478, 456, 311, 211, 156, 98	367, 85, 58, 33	675, 225, 96, 59, 35
	Análisis de Fourier	1467		
	Análisis Wavelet	1388, 463, 308	122, 69	250, 150, 79

Fig. 28.1. Ciclicidades (en años) en los valores del LOI del sedimento del Lago de Sanabria, según el método de análisis utilizado. Los valores marcados en **negrita** constituyen valores obtenidos en más de una ocasión.

		Ciclicidades en el LOI (años)							
Testigo SAN434				98	156	211	311	456	1478
Testigo SAN270W	33	58	69-85		122			367**	
Testigo SAN135E	35	59	79	96	150	225	250		675**

Fig. 28.2. Ciclicidades (en años) en los valores del LOI del sedimento del Lago de Sanabria. Los valores marcados en **negrita** constituyen los ciclos de mayor periodicidad que han sido claramente identificados por más de un método de análisis. Los ciclos marcados con **doble asterisco** constituyen ciclos de periodicidad que, probablemente, no sean representativos (pertenecen a sendas series relativamente cortas).

