

A photograph of a surfer riding a large, curling blue wave. The surfer is in the center, wearing a dark wetsuit and red shorts, with arms outstretched. The wave is a deep blue with white foam at the crest. The background shows a clear blue sky.

Trasformata Wavelet

con contributi dalla tesi di
Simone Arrigucci

*Metodi soft-computing per la classificazione dei
ritmi circadiani negli ecosistemi*

2004

Oltre Fourier

- ☞ L'analisi di Fourier è molto utile perché scompone un segnale nelle sue armoniche. Ne rivela perciò il contenuto in frequenza spostando l'analisi dal dominio del tempo a quello della frequenza



- ☞ Perché abbiamo bisogno di altri strumenti?
- ☞ Limite di Fourier: passando dal tempo alla frequenza l'informazione "tempo" si perde.
- ⇒ Guardando alla F-trasformata non possiamo dire quando un particolare evento è avvenuto
 - ⇒ ***Perdita dell'informazione temporale***
 - ⇒ ***Suppone il segnale stazionario***

Short-term Fourier Transform (STFT)

- 👉 Nel 1946 Gabor adattò la F-transform per considerare solo una porzione del segnale attraverso una “finestra” temporale



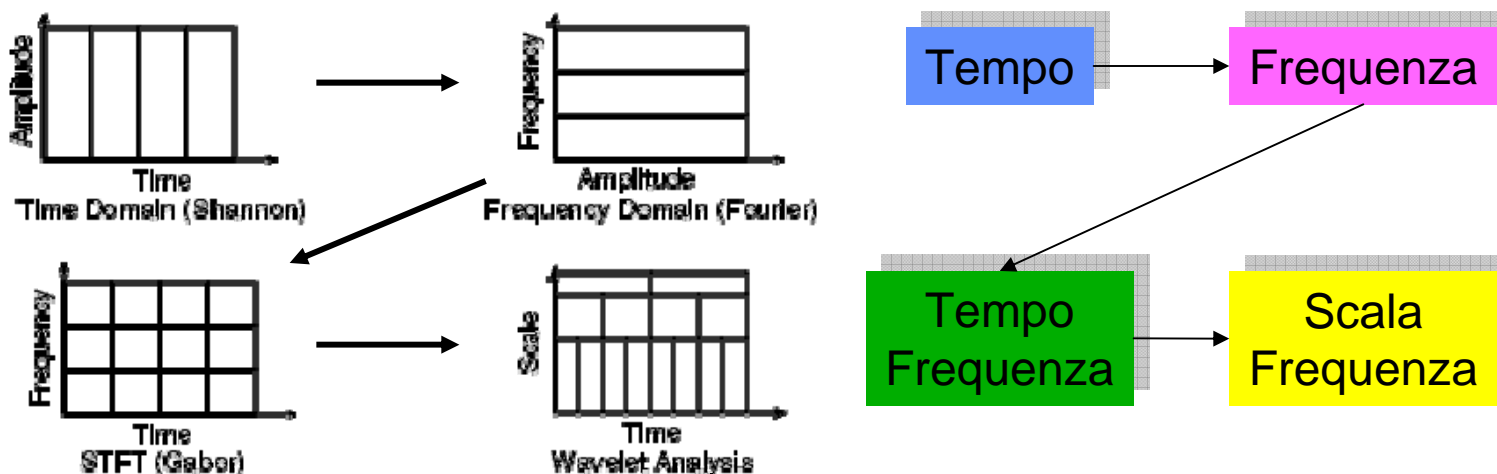
- 👉 La STFT è un compromesso fra tempo e frequenza, ma la sua precisione dipende dall'ampiezza della finestra
- 👉 Il suo limite è che una volta scelta una dimensione per la finestra, essa vale *per tutte le frequenze*
- 👉 Molti segnali richiedono un approccio più flessibile
 - ⇒ La finestra dovrebbe adattarsi alle esigenze di scala sia nel tempo che nelle frequenze.

Wavelet Transform (WT)

- 👉 La WT è il successivo passo logico: finestre adattive
 - Intervalli di tempo *lunghi* per analizzare le *basse* frequenze
 - Intervalli di tempo *corti* per analizzare le *alte* frequenze



👉 Storicamente, la progressione nell'analisi è:



L'essenza delle Wavelet

- ☞ Come suggerisce il nome una *wavelet* è una “piccola onda” che è $\neq 0$ solo in un periodo di tempo limitato.
- ☞ E' opposta alla “grande onda”, come la *funzione seno*, che esiste da $-\infty$ a $+\infty$ (Fourier)



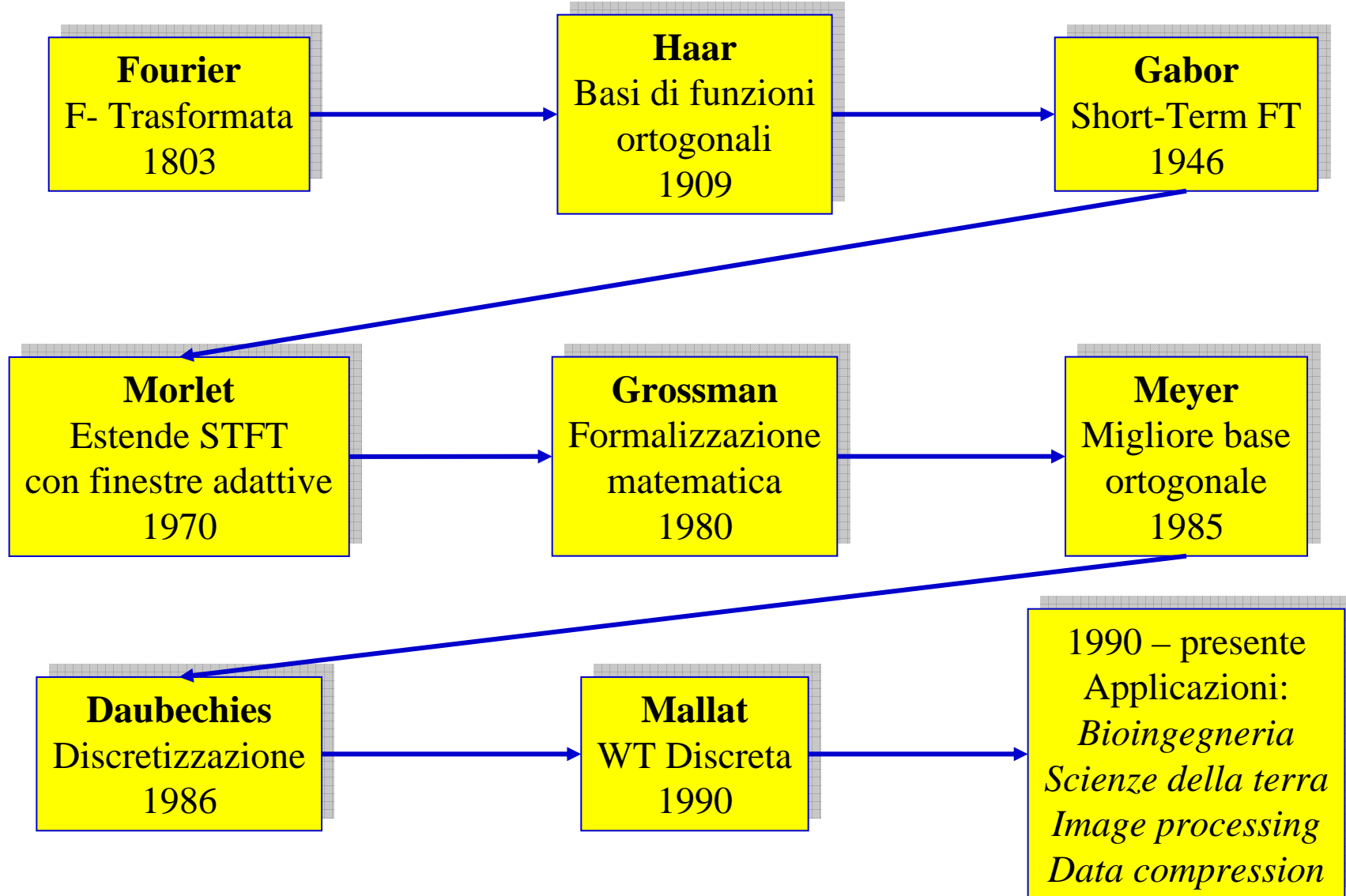
- ☞ Una *wavelet* soddisfa a due fondamentali proprietà

$$\int_{-\infty}^{\infty} \psi(u) du = 0 \qquad \int_{-\infty}^{\infty} \psi^2(u) du = 1$$

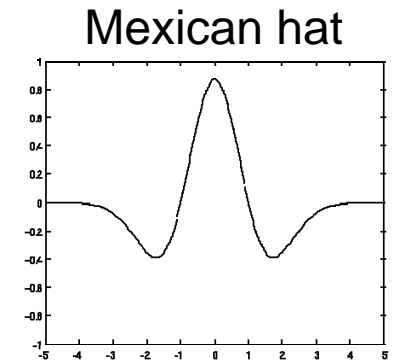
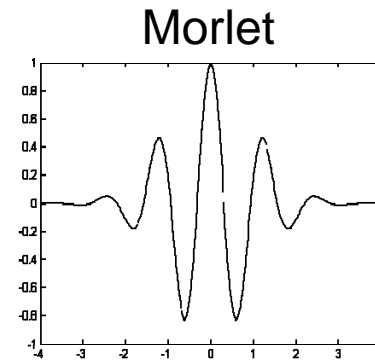
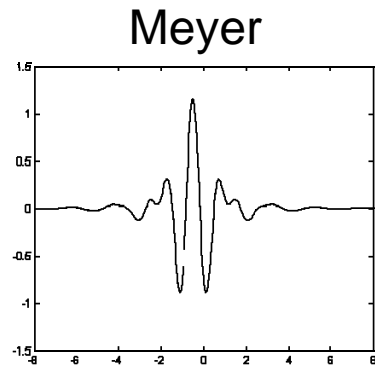
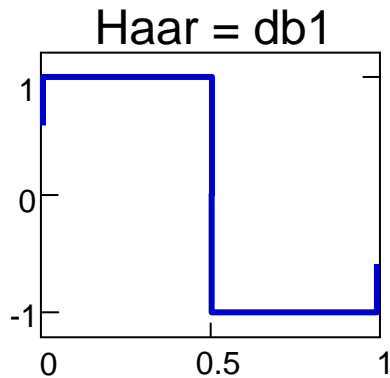
media nulla energia finita

- ☞ Una *wavelet* esiste solo in un intervallo finito $(-T, T)$ dove assume sia valori positivi che negativi

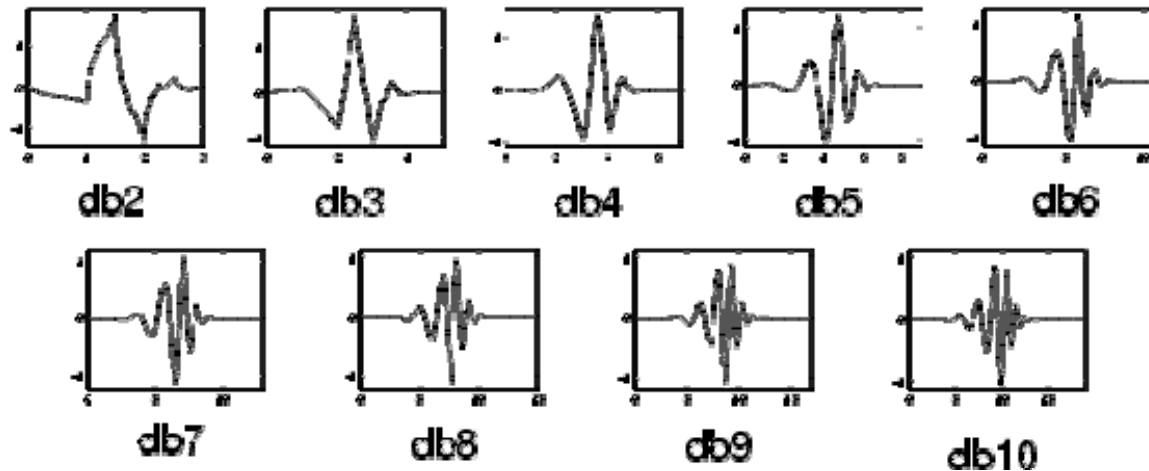
Cronologia delle Wavelet



Alcune funzioni wavelet



Daubechies



Pagine web
con tutorials
sulle wavelet

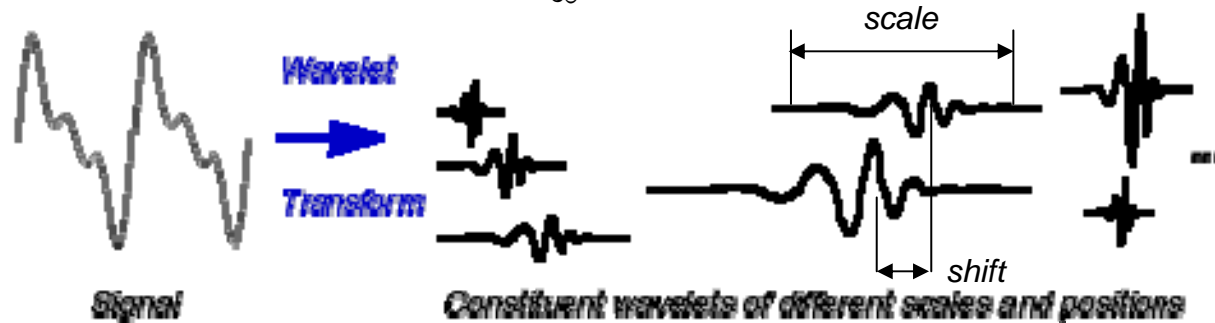
<http://www.amara.com/IEEEwave/IEEEwavelet.html>

<http://users.rowan.edu/~polikar/WAVELETS/WTtutorial.html>

Come opera la *Wavelet Continua*

- ☞ Si ripete il concetto di approssimazione locale, come per le *splines*, ma su 2 dimensioni (tempo e scala)
- ☞ Il segnale viene espresso mediante combinazioni di *wavelets* “figlie”, frutto dello *shifting* e *scaling* della stessa *wavelet* “madre”

$$C(\text{scale}, \text{shift}) = \int_{-\infty}^{\infty} s(t) \cdot \psi(\text{scale}, \text{shift}, t) dt$$



- ☞ Il vantaggio è di poter adattare le *wavelets* sia in ampiezza che in frequenza in modo adattivo, seguendo le caratteristiche del segnale, attraverso le proprietà di *shifting* *scaling*

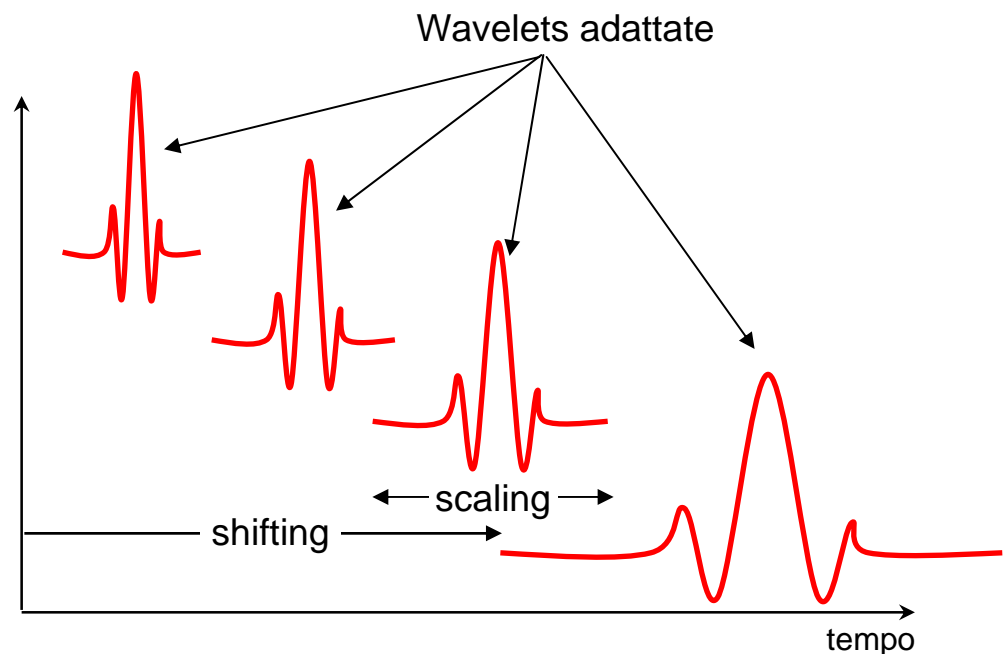
Scaling e Shifting delle funzioni Wavelet

☞ Data una generica wavelet $\psi(a, b, t)$, dove a e b rappresentano i fattori di *scaling* e di *shifting*, la trasformata wavelet continua (CWT) è definita come l'integrale del segnale $s(t)$ moltiplicato per la wavelet scalata

$$C(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} s(t) \cdot \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt$$

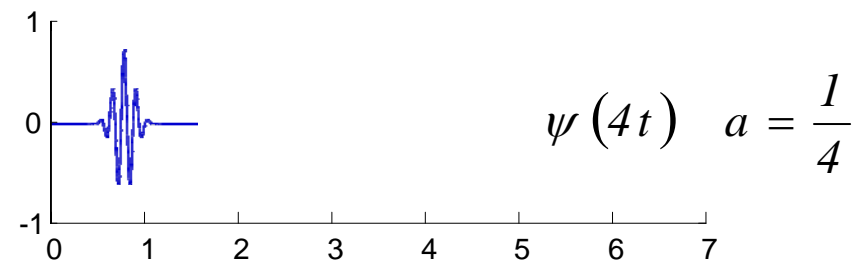
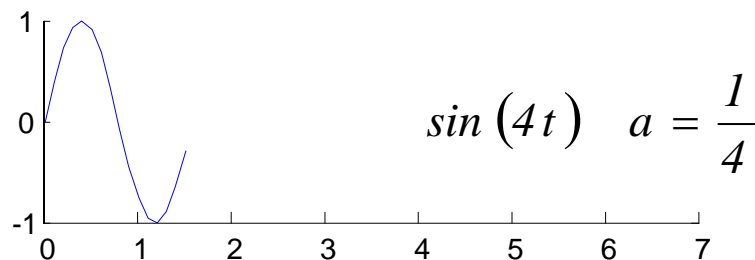
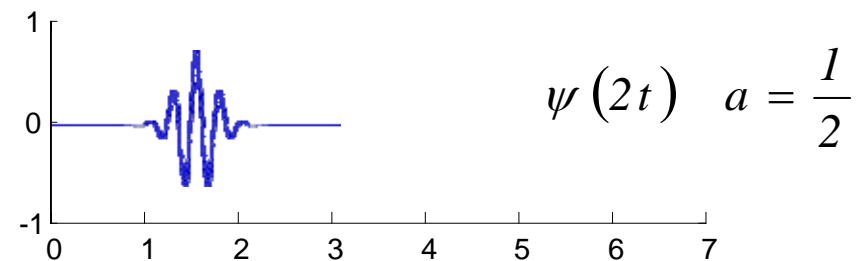
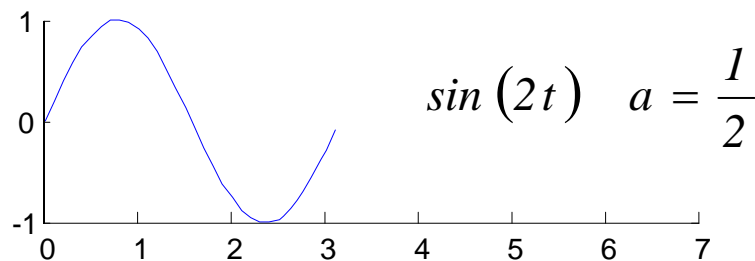
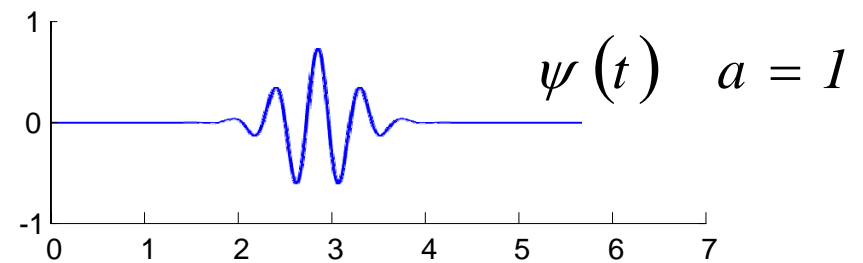
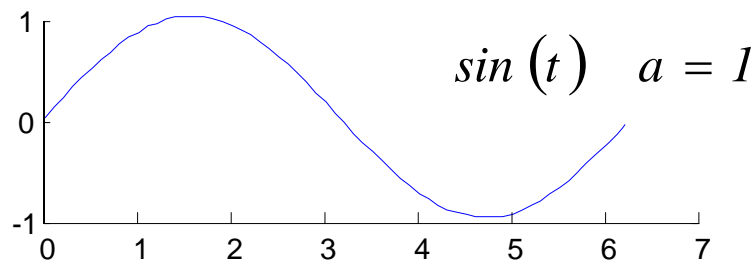


- ☞ Se la wavelet viene dilatata ($a \gg 1$) contiene prevalentemente *basse frequenze* e fornisce un'approssimazione globale del segnale
- ☞ Se è compressa ($a \ll 1$) contiene prevalentemente le *alte frequenze* e dà un'immagine dettagliata su una piccola porzione del segnale $s(t)$



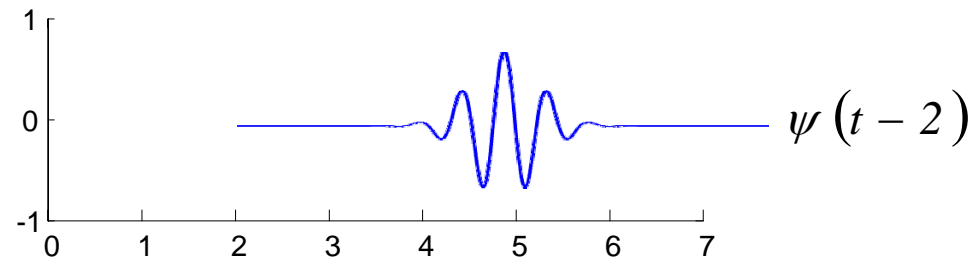
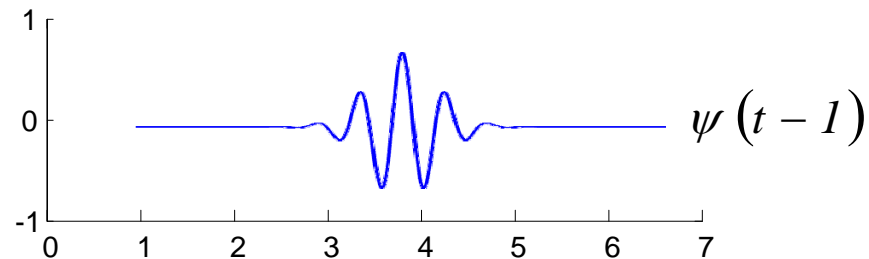
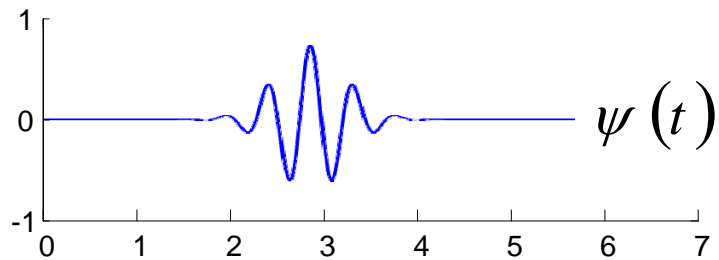
Scaling

- Lo *Scaling* di una wavelet consiste semplicemente nel suo stiramento o compressione
- Più piccolo è il fattore di scala, più compressa è la wavelet



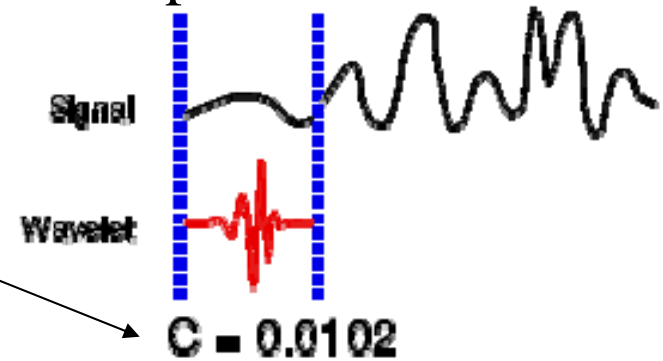
Shifting

- 👉 Lo *Shifting* di una wavelet consiste semplicemente ritardare (o anticipare) la sua posizione nel tempo
- 👉 Se $\psi(t)$ è la wavelet originale, $\psi(t-k)$ è la sua versione ritardata di k .

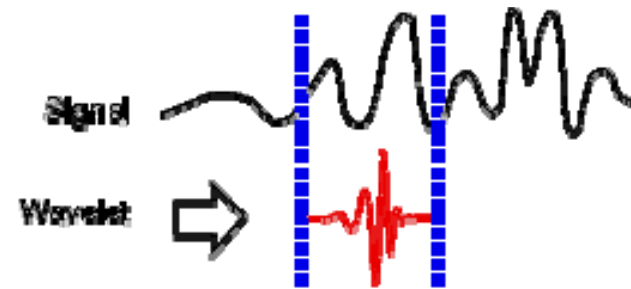


5 passi per costruire una CWT

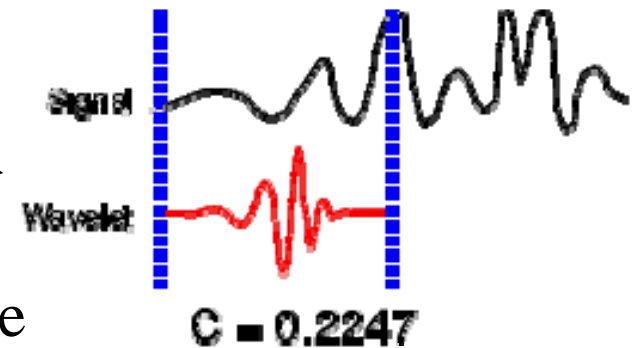
1. Scegliere una wavelet e paragonarla con una porzione del segnale
2. Calcolare il coefficiente c che rappresenta la *similarità* fra la porzione di segnale e la wavelet



3. Spostare la wavelet a sinistra e ripetere i passi 1 e 2 fino a coprire l'intero segnale



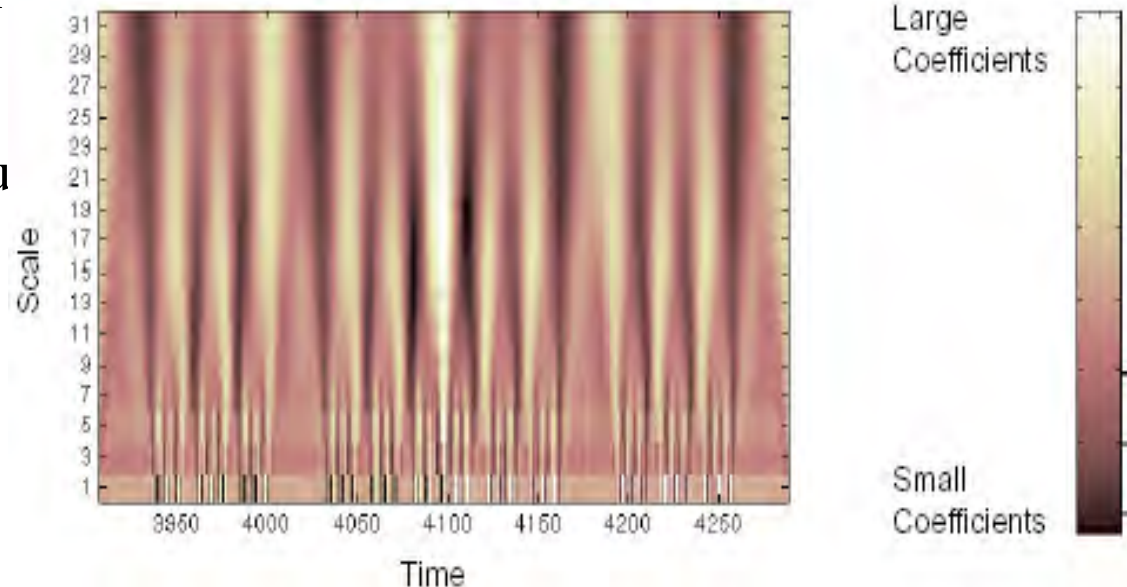
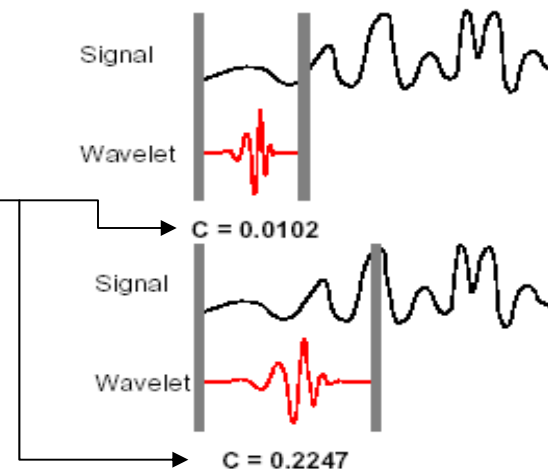
4. Scalare la wavelet e ripetere i passi da 1 a 3



5. Ripetere i passi da 1 a 4 per tutte le scale

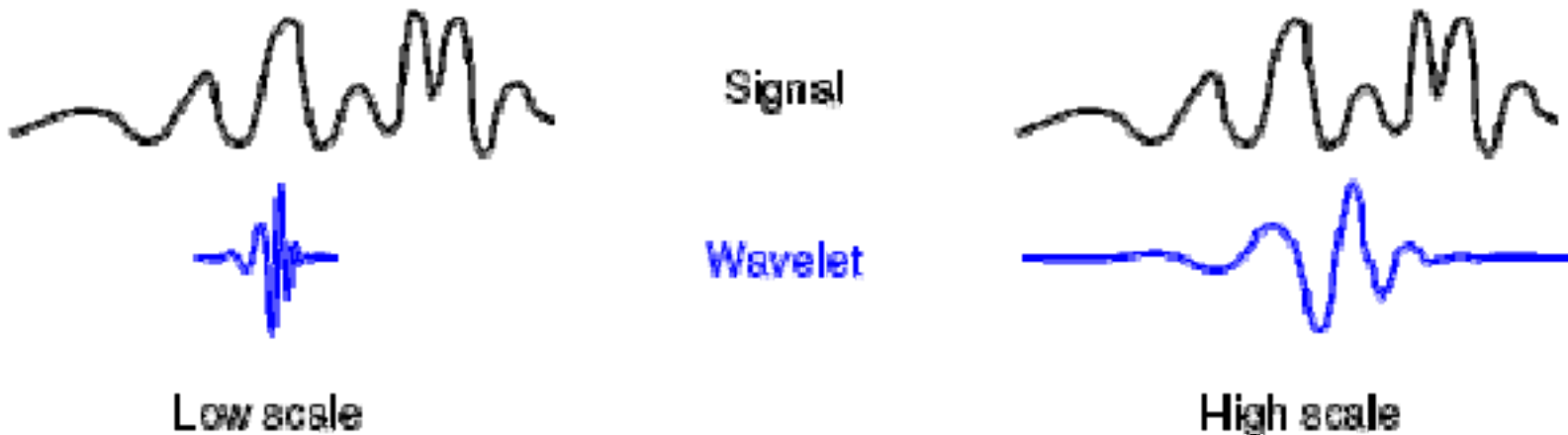
Significato della CWT

- 👉 La CWT è la somma di porzioni del segnale moltiplicate per versioni scalate e shiftate della wavelet.
- 👉 I *coefficienti* della wavelet sono il risultato di una *regressione* effettuata sul *segnale originale*.
- 👉 Presentazione grafica dei coefficienti:
 - ⇒ Si riporta in *ascisse* il *tempo delle osservazioni* e in *ordinate* la *scala* relativa a ciascuno *coefficiente*;
 - ⇒ Si associa un *pixel* di un *colore* associato alla posizione e al *modulo del coefficiente*



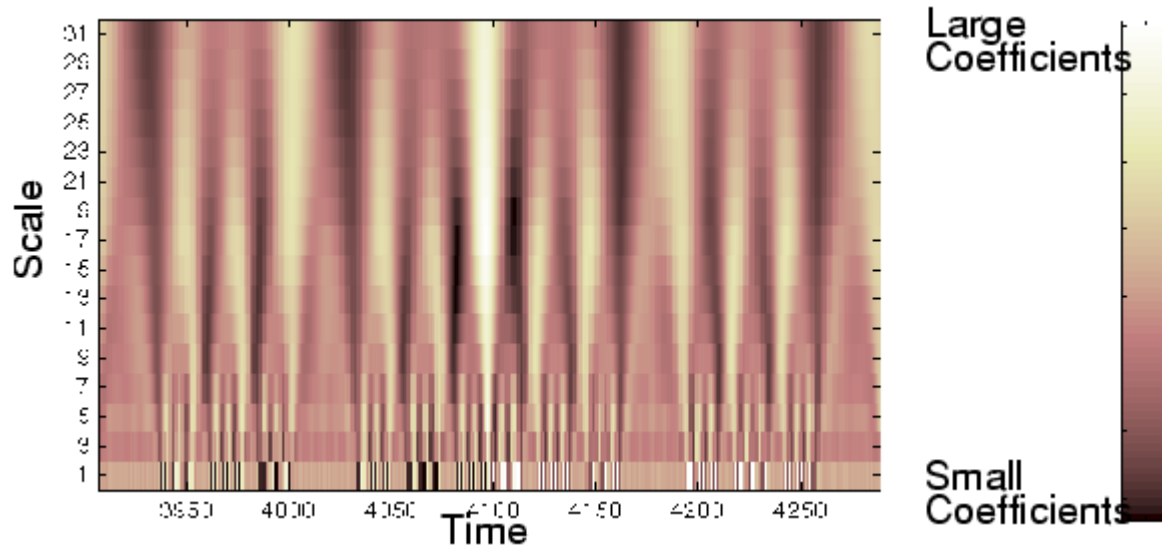
Scala e frequenza

- 👉 Le scale alte corrispondono alle wavelet più “stirate” (*stretched*).
- 👉 Maggiore è lo stiramento, maggiore è la porzione del segnale che viene comparata con la wavelet
- 👉 Perciò saranno più grossolani i dettagli del segnale che verranno rappresentati dalla wavelet



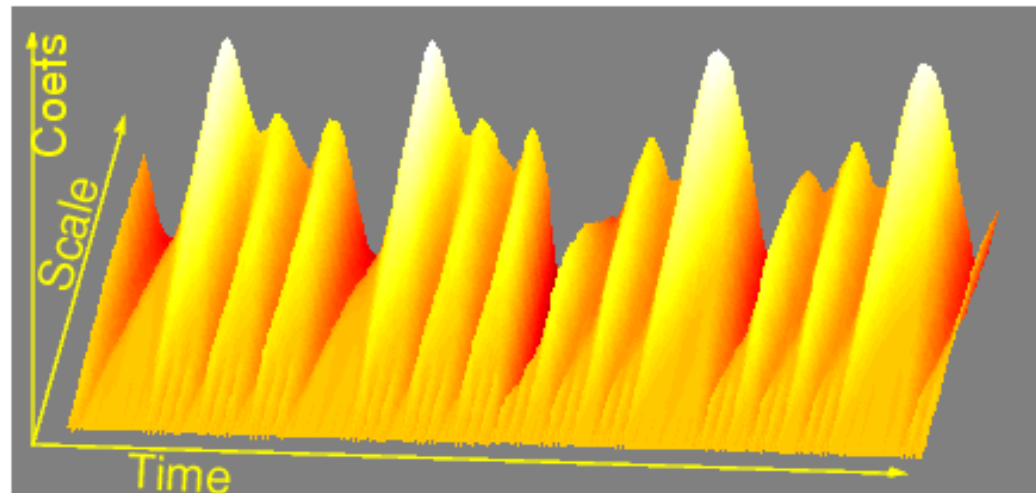
- 👉 Corrispondenza fra scala della wavelet e frequenza del segnale
 - ➡ Scala bassa → Wavelet compressa → Dettagli veloci → Alte frequenze
 - ➡ Scala alta → Wavelet dilatata → Dettagli lenti → Basse frequenze

Rappresentazioni dei coefficienti

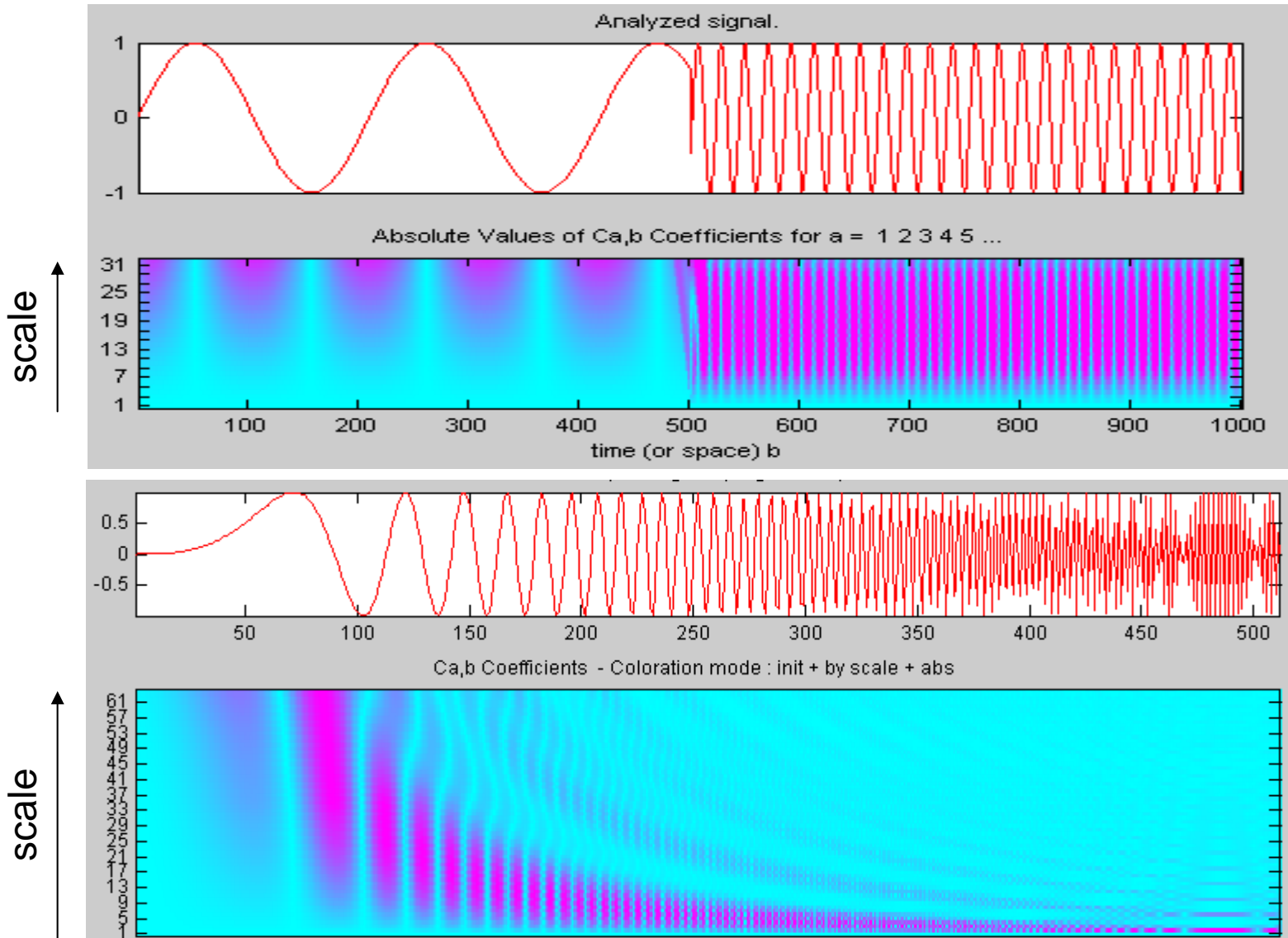


Rappresentazione
scala/tempo
bidimensionale

Rappresentazione
scala/tempo
tridimensionale



Esempi di WT Continua



I coefficienti della trasformata wavelet continua (CWT) variano con il comportamento locale del segnale.

Spesso la quantità di informazione è ridondante.

La Discrete Wavelet Transform (DWT)

- ☞ Calcolare i coefficienti della CWT per ogni possibile scala è un compito formidabile e produce una quantità ridondante di dati.

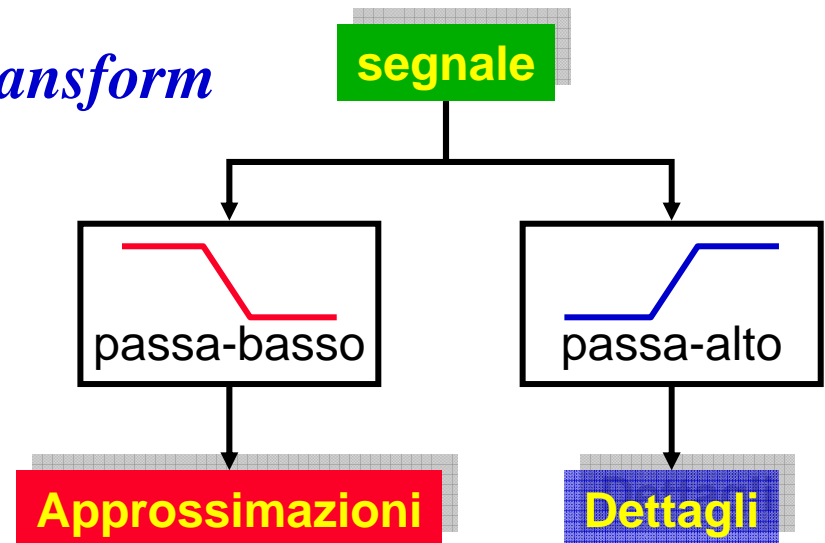
Meglio limitarsi ad un sottoinsieme

- ☞ Se si scelgono scale e posizioni basate sulle potenze di 2 (*scala diadica*), l'analisi è molto efficiente e non perde accuratezza

- ☞ Nasce così la **Discrete Wavelet Transform**

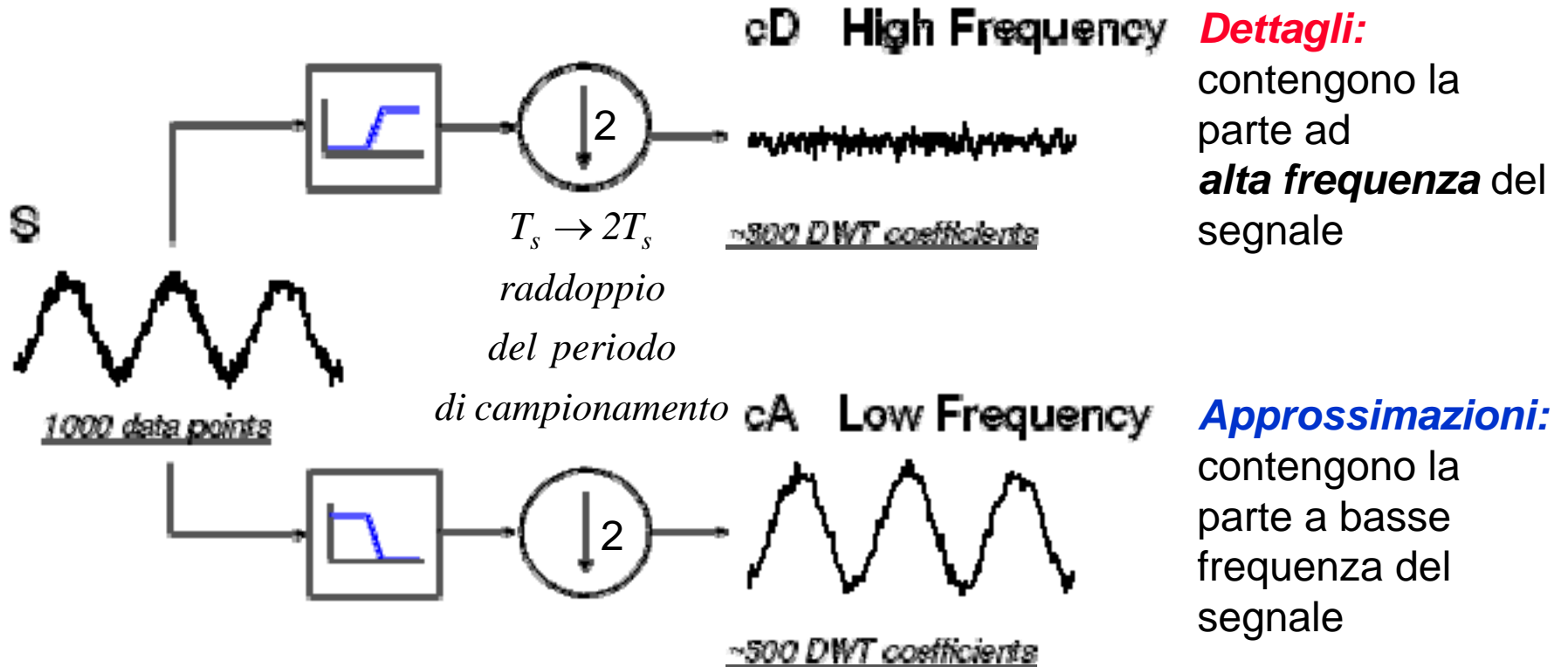
- ☞ Essa decompone il segnale in

- ⇒ **Approssimazioni:**
componenti di
Bassa frequenza (scala alta)
- ⇒ **Dettagli:**
componenti di
Alta frequenza (scala bassa)



Il problema della proliferazione dei campioni

- ☞ Se dal segnale si ricavano per filtraggio due segnali (**Approssimazioni** e **Dettagli**) si raddoppia il numero di campioni
- ☞ Si ricorre al *downsampling*
 - ⇒ Per ogni segnale filtrato si mantiene solo un campione ogni due
 - ⇒ Si ha sempre lo stesso numero totale di campioni



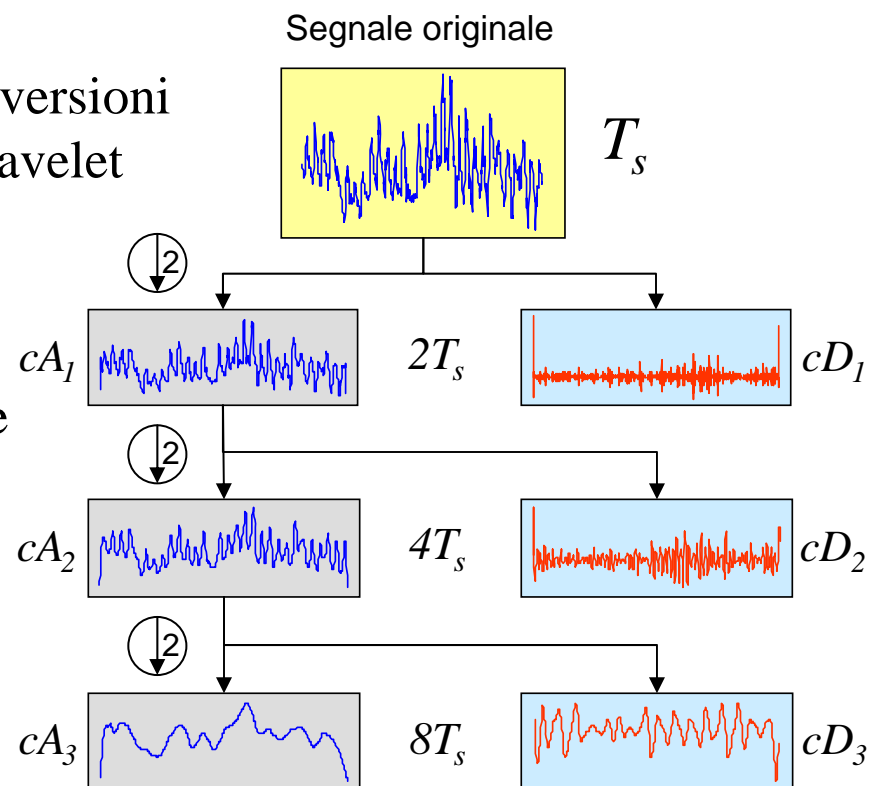
Trasformata wavelet discreta (DWT)

- Si limitano i fattori di scala a potenze di 2 (decomposizione diadica), ottenendo così la trasformazione wavelet discreta (DWT)

$$s(t) = \sum_{j=-\infty}^{\infty} \sum_{k=-\infty}^{\infty} c_{jk} 2^{j/2} \psi(2^j t - k)$$

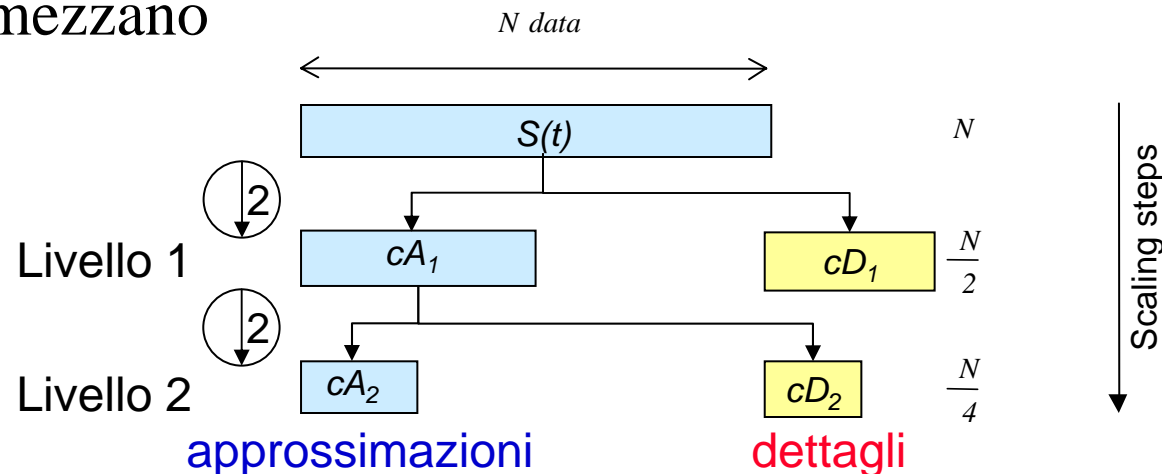
dove le funzioni wavelet $\psi(2^j t - k)$ sono versioni scalate di 2^j e traslate di k rispetto alla wavelet originale $\psi(t)$.

- Effettuando lo *scaling diadico*, ad ogni decomposizione corrisponde un dimezzamento dei dati (downsampling) in base al campionamento T_s
- In tal modo si ha una decomposizione gerarchica del segnale in termini di **Approssimazioni** e **Dettagli**, però ad ogni livello successivo i campioni si dimezzano



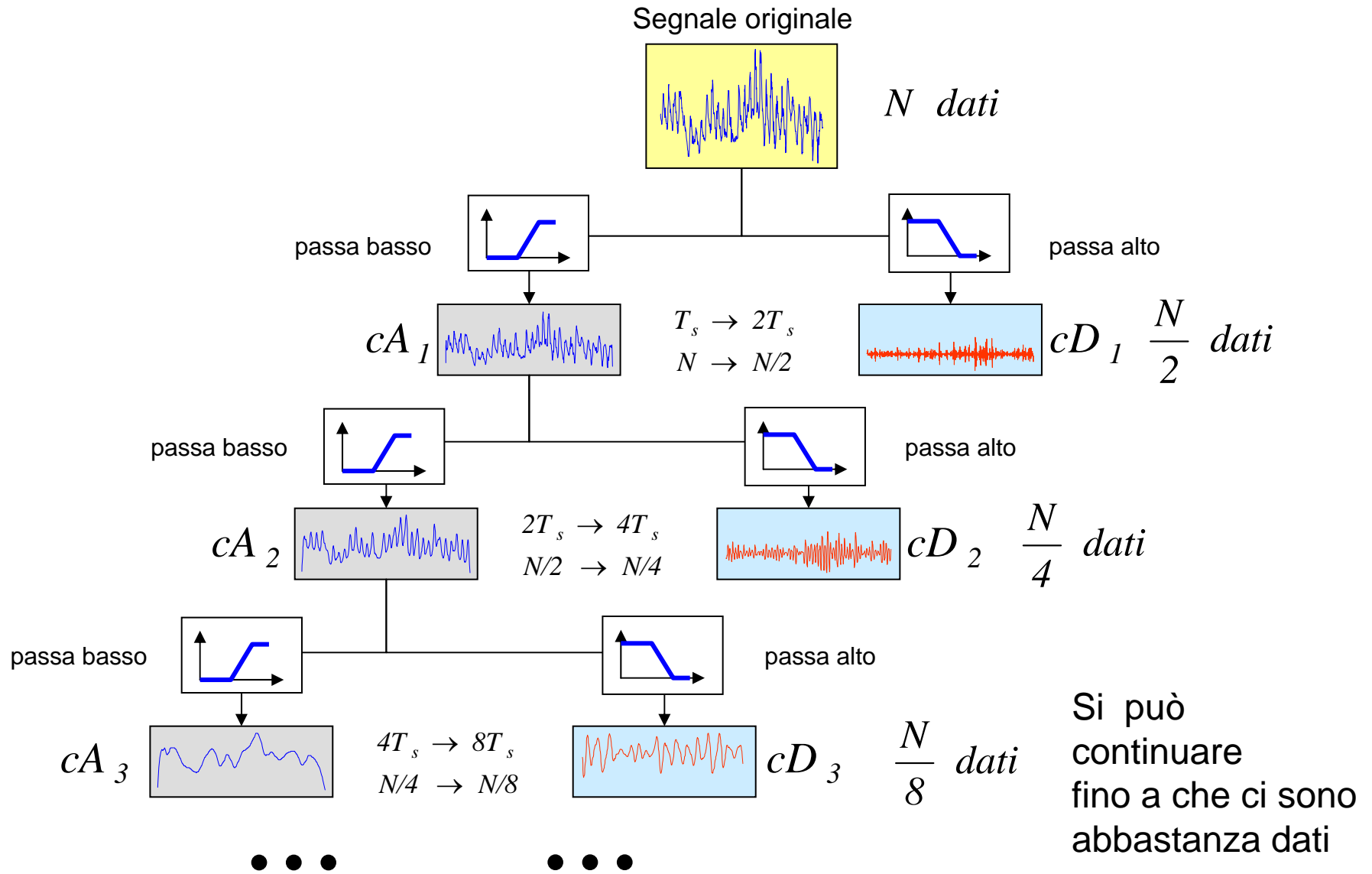
Considerazioni sulla DWT

- ➡ Procedendo per dimezzamenti successivi della scala si ottiene una **Decomposizione Multilivello** (MD) del segnale in successivi dettagli ed approssimazioni
- ➡ Ad ogni dimezzamento della finestra i dati disponibili si dimezzano



- ➡ Se la finestra conteneva N campioni, la decomposizione di primo livello ne conterrà $N/2$, quella di secondo livello $N/4$, quella di terzo $N/8$ e così via.

Decomposizione diadica della DWT



Wavelet Decomposition in pratica

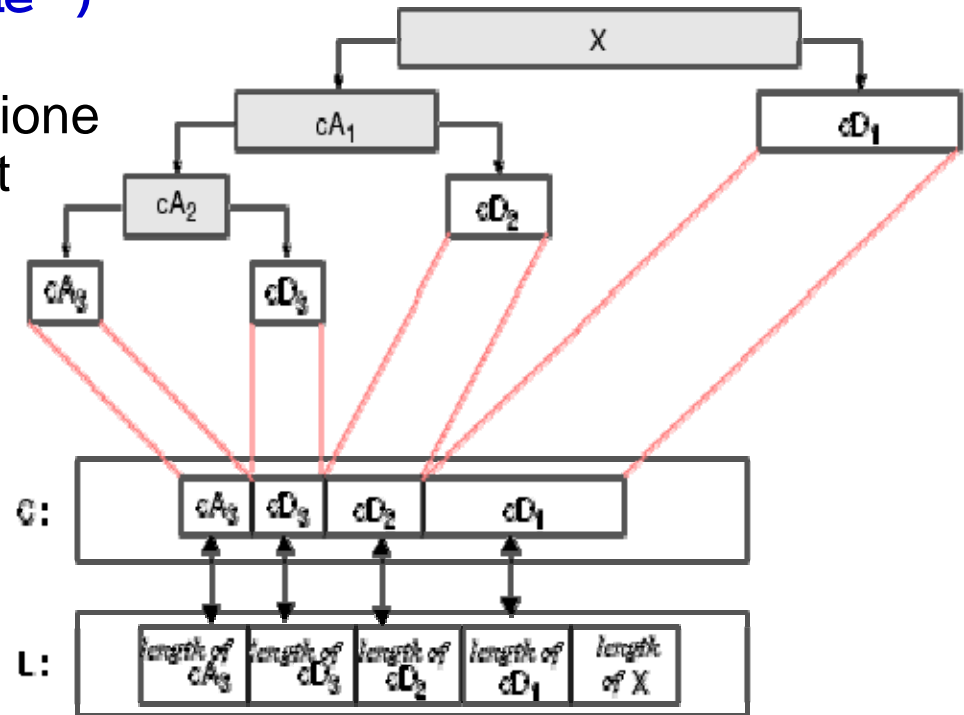
La decomposizione multilivello viene effettuata in Matlab con la funzione

`[C,L] = wavedec(X,N,'wname')`

- ⇒ X = dati del segnale
- ⇒ N = Livello della decomposizione
- ⇒ wname = nome della wavelet

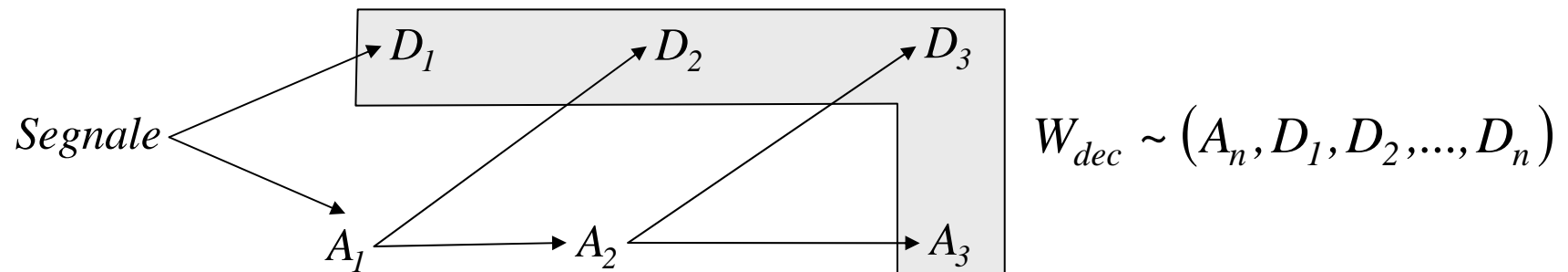
Il comando restituisce
l'insieme dei coefficienti
delle approssimazioni
e dei dettagli fino all'ordine
N fissato e le dimensioni
dei relativi vettori

- ⇒ C: insieme dei coefficienti
- ⇒ L: lunghezze dei vettori
- ⇒ I coefficienti si visualizzano con **`appcoef(C,L,i)`**; **`detcoef(C,L,i)`**
- ⇒ Le relative approssimazioni e dettagli con **`Ai=wrcoef('a',C,L,wname,i)`**; **`Di=wrcoef('d',C,L,wname,i)`**;
- ⇒ *Nota: le approssimazioni e i dettagli così ottenuti hanno un numero di campioni uguale a quelli del segnale di partenza*



Algoritmo di decomposizione

- Convoluzione del segnale con filtro passa-basso (approssimazioni) e passa-alto (dettagli), seguito dal downsampling, ottenendo una struttura ad albero



- La decomposizione wavelet W_{dec} è data dall'insieme dell'ultima approssimazione e da tutti i dettagli
- Se il segnale ha N campioni la decomposizione può avere al massimo $n = \log_2 N$ livelli
- La funzione Matlab che effettua la decomposizione è

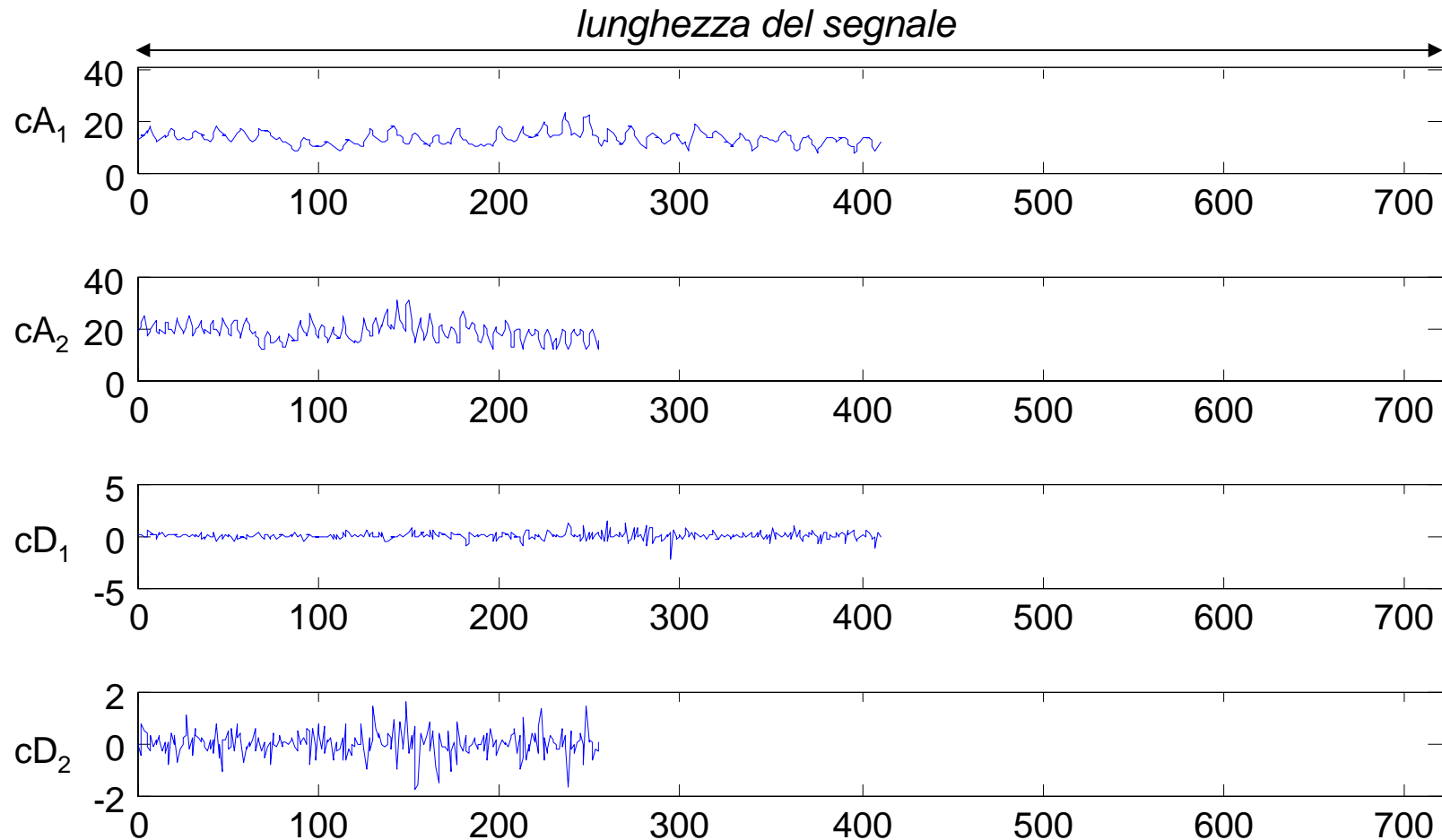
`[C,L]=wavedec(DO,Level,wname);`

Coefficienti della decomposizione a livello 2

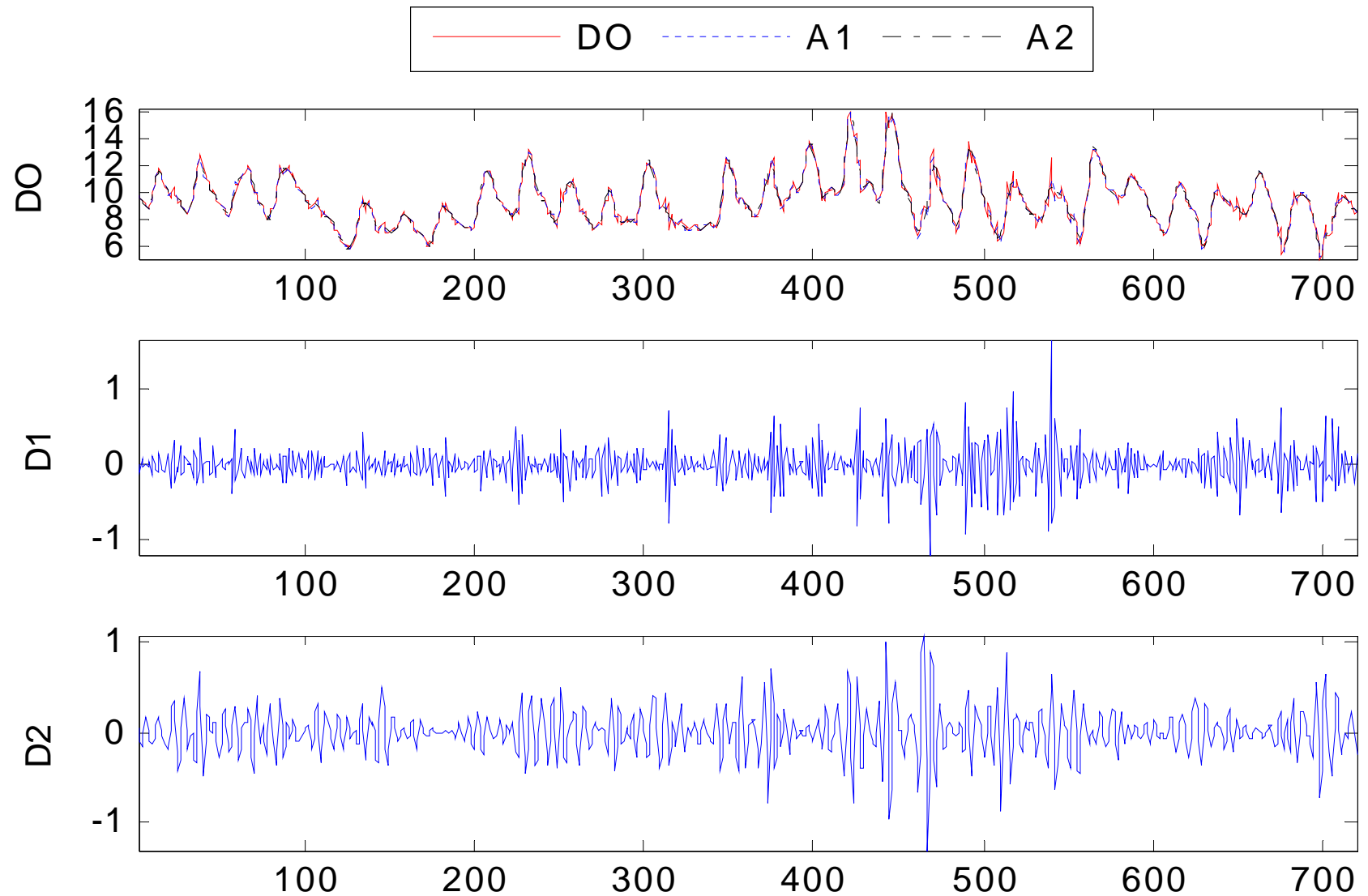
Coefficienti della decomposizione wavelet del segnale di DO su 720 ore

Il numero dei coefficienti non è facilmente calcolabile e dipende dalla wavelet

Comunque a causa del downsampling decrescono al crescere del livello di decomposizione

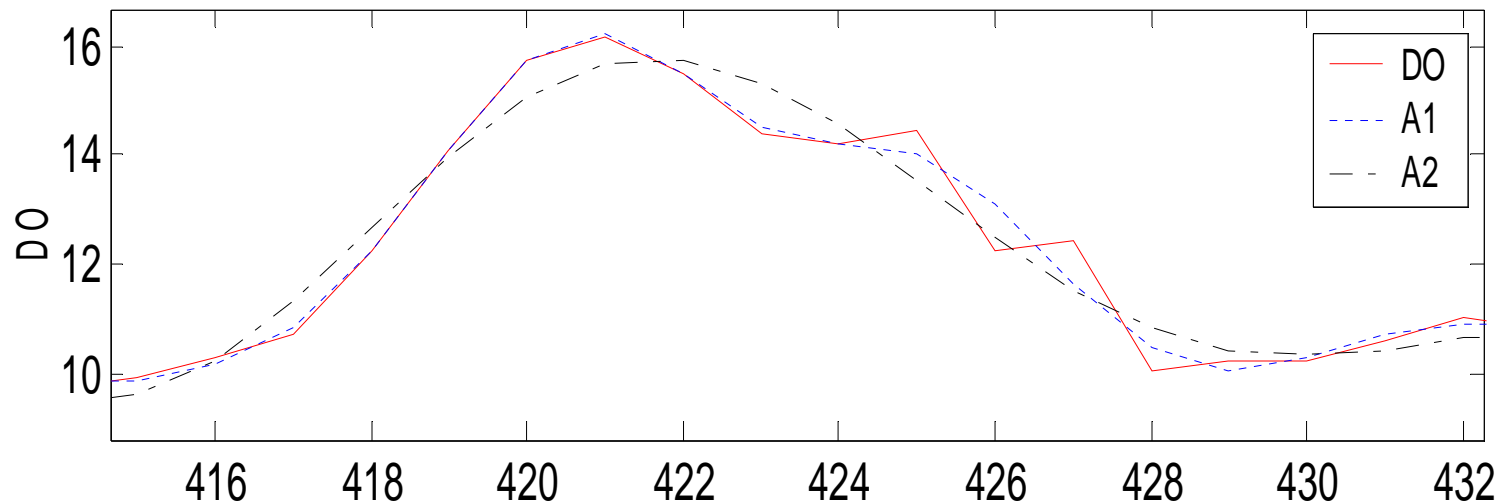


Decomposizione in approssimazioni e dettagli



Esame dettagliato delle approssimazioni

- 👉 Le approssimazioni effettuano uno smoothing del segnale proporzionale al grado dell'approssimazione
- 👉 Se il campionamento è di 1 h, l'approssimazione A_1 è basata sulle differenze a 2 h e la A_2 a 4 h
 - ⇒ A_1 può rappresentare il segnale “*de-noised*”, supponendo che la fluttuazione casuale di 1 campione rappresenti l'effetto congiunto dell'errore della sonda e di variazioni ambientali di breve durata
 - ⇒ A_2 rappresenta il segnale depurato dagli effetti ambientali di più lunga durata, mettendo in risalto il vero ciclo circadiano del segnale



Algoritmo di ricostruzione

- 👉 La ricostruzione del segnale avviene sommando l'ultima Approssimazione A_n con tutti i dettagli

$$S_{rec} = A_n + \sum_{i=1}^n D_i$$

- 👉 La relativa funzione Matlab è

`S_rec=waverec(C,L,wname);`

- ⇒ **C**, **L** sono i vettori della decomposizione (coefficienti e lunghezze)
- ⇒ **wname** è il nome simbolico della wavelet, che deve essere la stessa usata per la decomposizione

- 👉 Nota: qualsiasi è il numero dei coefficienti, approssimazioni e dettagli hanno gli stessi campioni del segnale di partenza

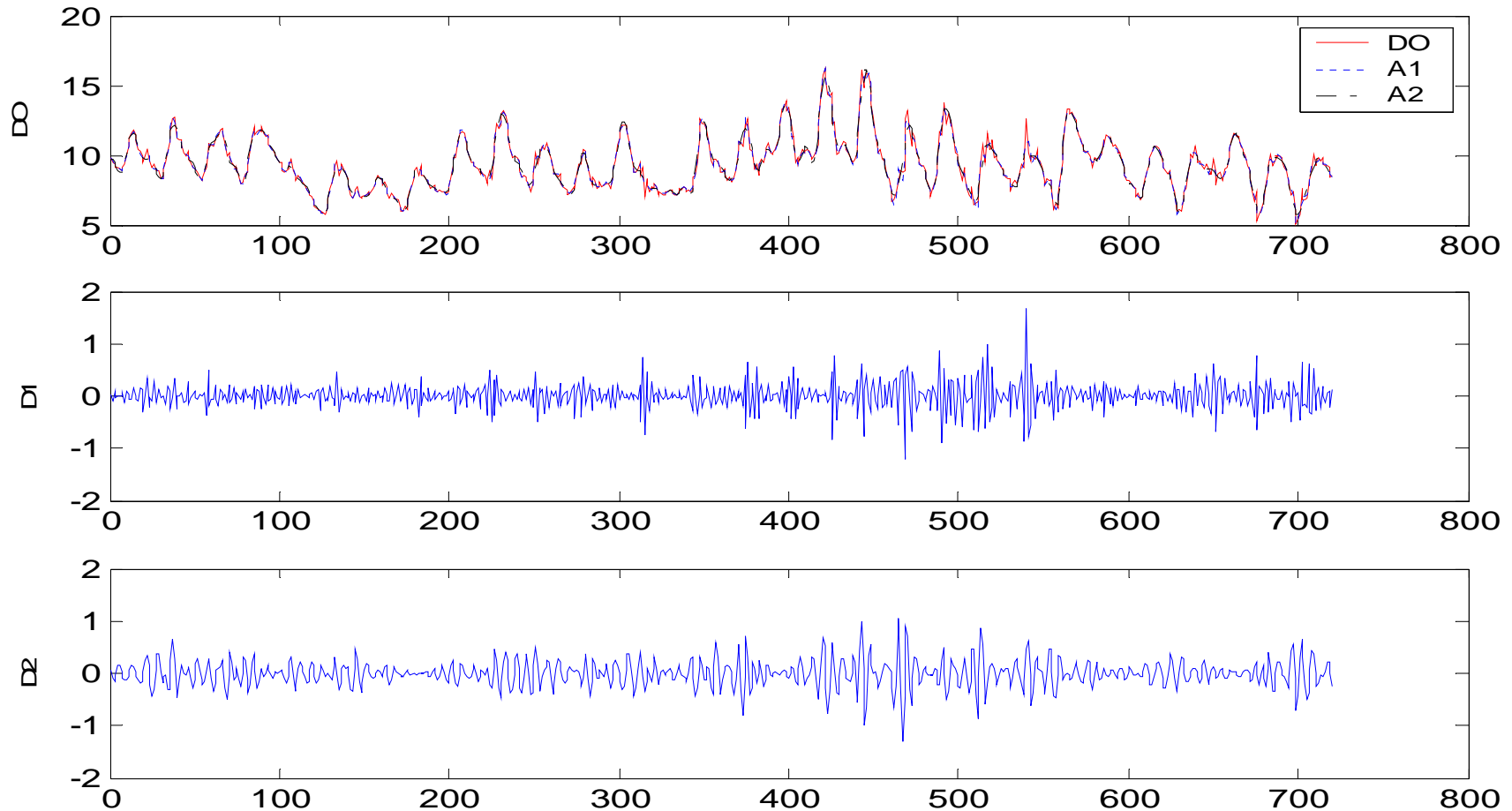
- 👉 Essi sono visualizzabili individualmente con la funzione

`Ai=wrcoef('a',C,L,wname,i);` i-esima approssimazione

`Di=wrcoef('d',C,L,wname,i);` i-esimo dettaglio

Esempio di decomposizione a livello 2

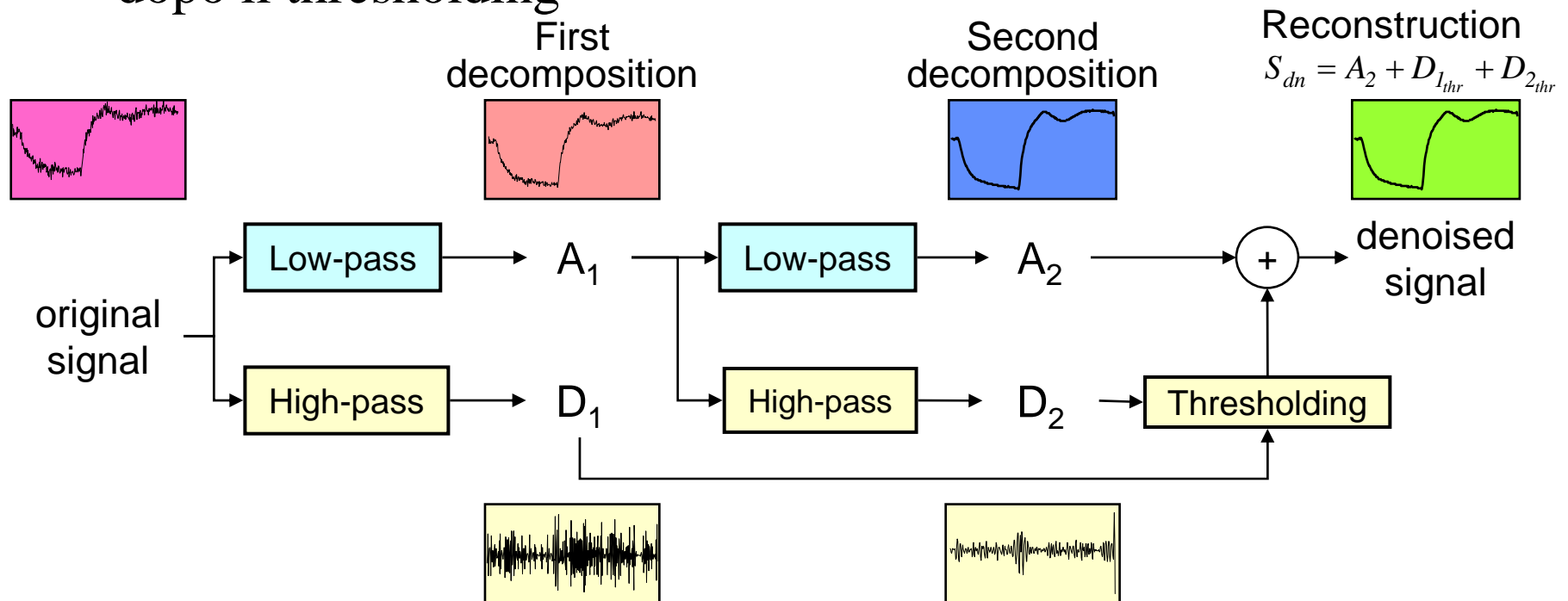
Segnale di ossigeno disciolto nella laguna di Orbetello,
Aprile 2001. Tempo di campionamento $T_s = 1$ h



Denoising

- Si decompone il segnale fino al livello voluto (N)
- Si tagliano i coefficienti dei dettagli mediante operazione di soglia (thresholding) hard o soft
- Si ricostruisce il segnale sommando l'ultima approssimazione (A_N) con i dettagli dopo il thresholding

$$S_{dn} = A_N + \sum_{i=1}^N D_{i_{thr}}$$



Thresholding

☞ Prima di ricostruire il segnale si trattano i coefficienti dei dettagli mediante thresholding

☞ **Hard threshold:**

Pone a zero tutti i coefficienti in modulo minori della soglia

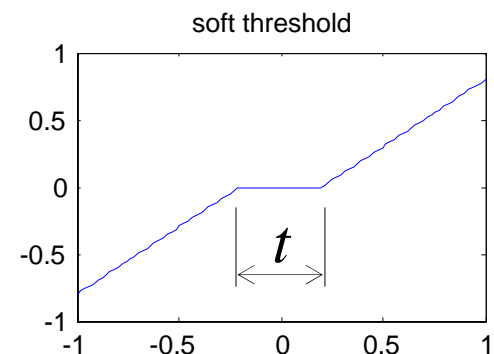
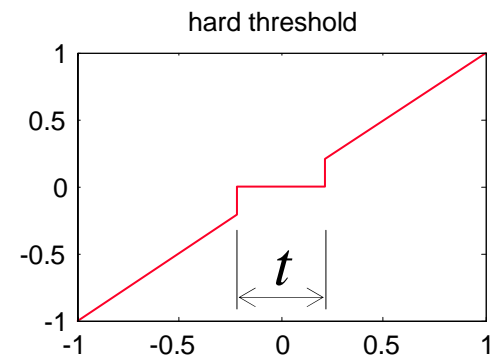
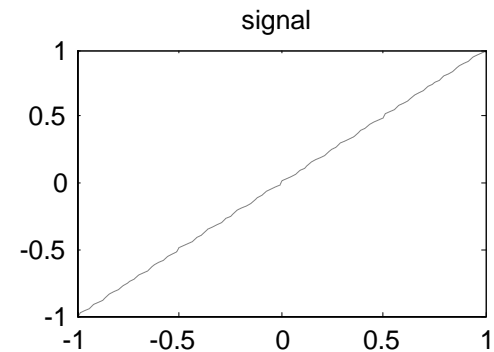
☞ **Soft threshold:**

Dopo aver effettuato l'operazione di hard threshold, comprime verso lo zero i coefficienti non nulli

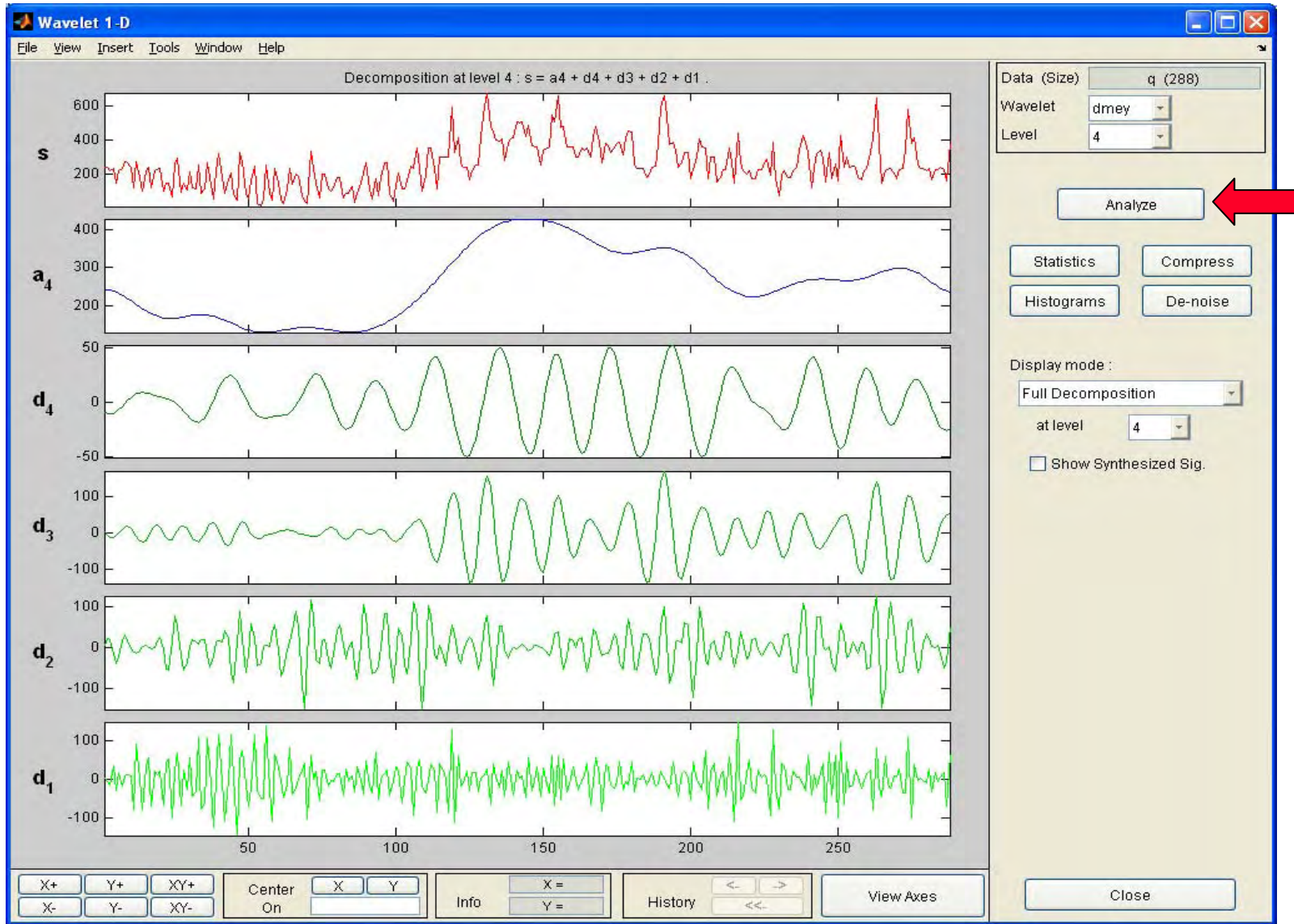
$$S_{dn} = A_N + \sum_{i=1}^N D_{i_{thr}}$$

$$x_t = \begin{cases} x & \text{se } |x| > t \\ 0 & \text{se } |x| \leq t \end{cases}$$

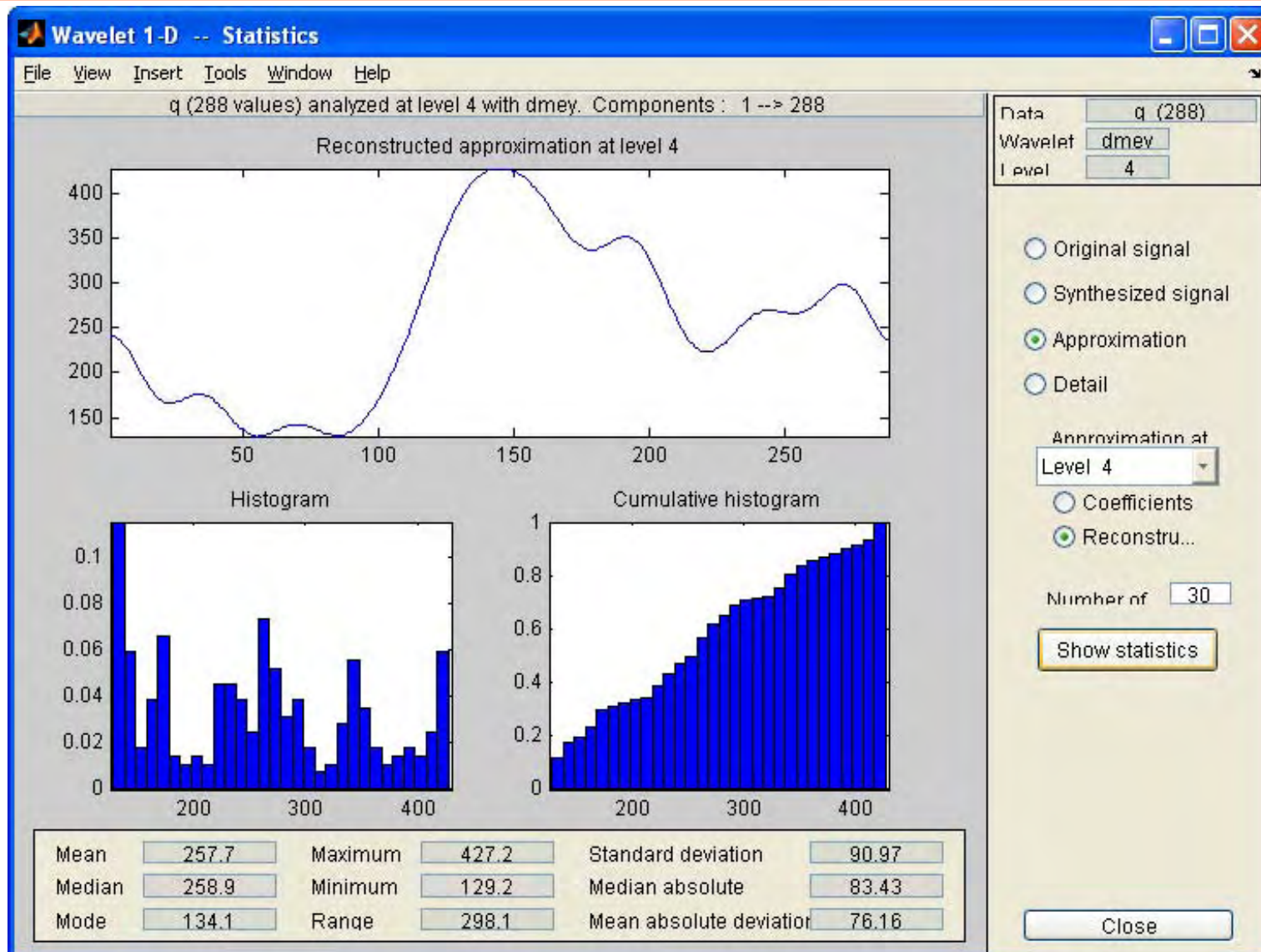
$$x_t = \begin{cases} x - t & \text{se } |x| > t \\ 0 & \text{se } |x| \leq t \end{cases}$$



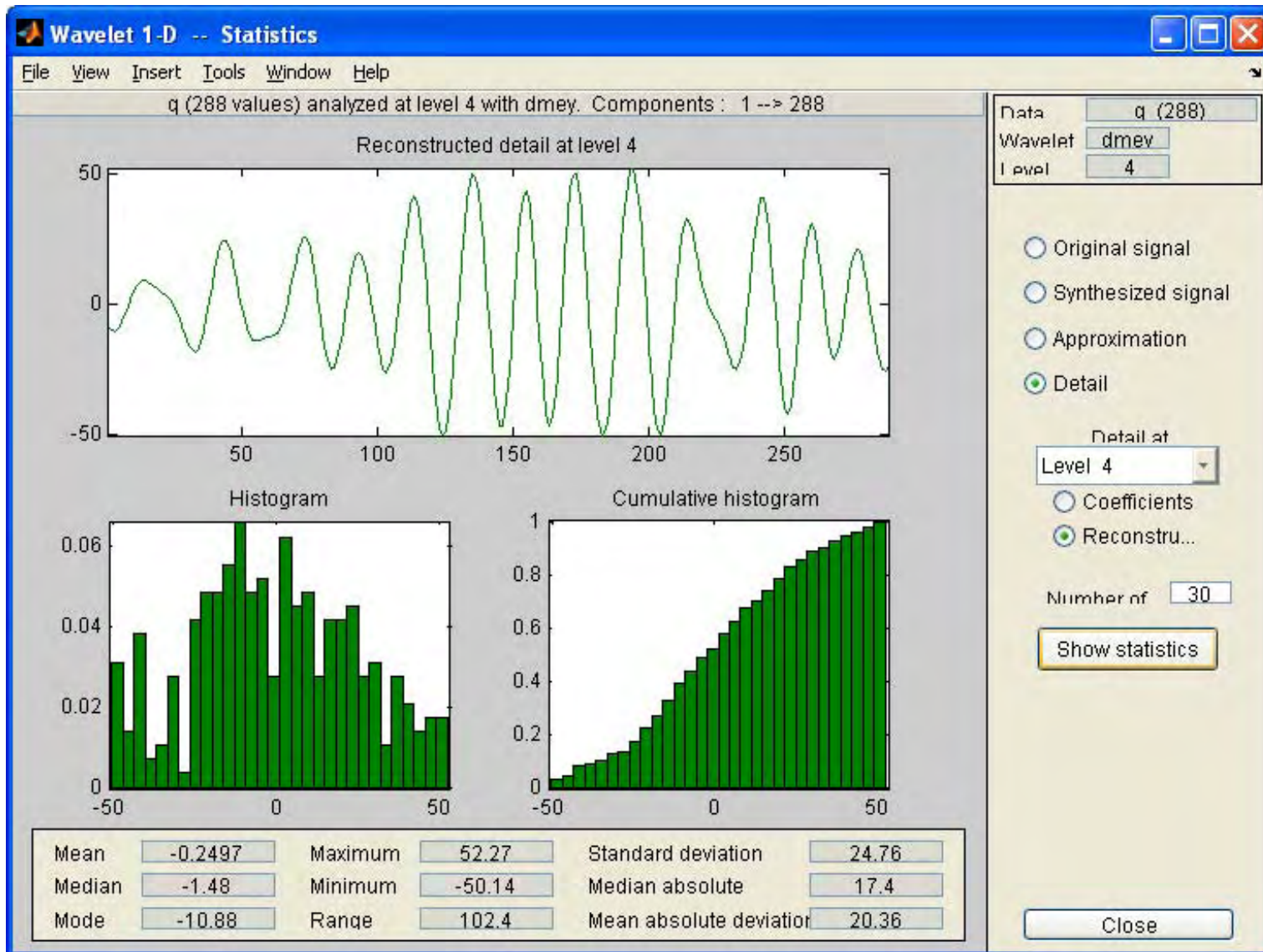
Wavemenu → Wavelet 1-D



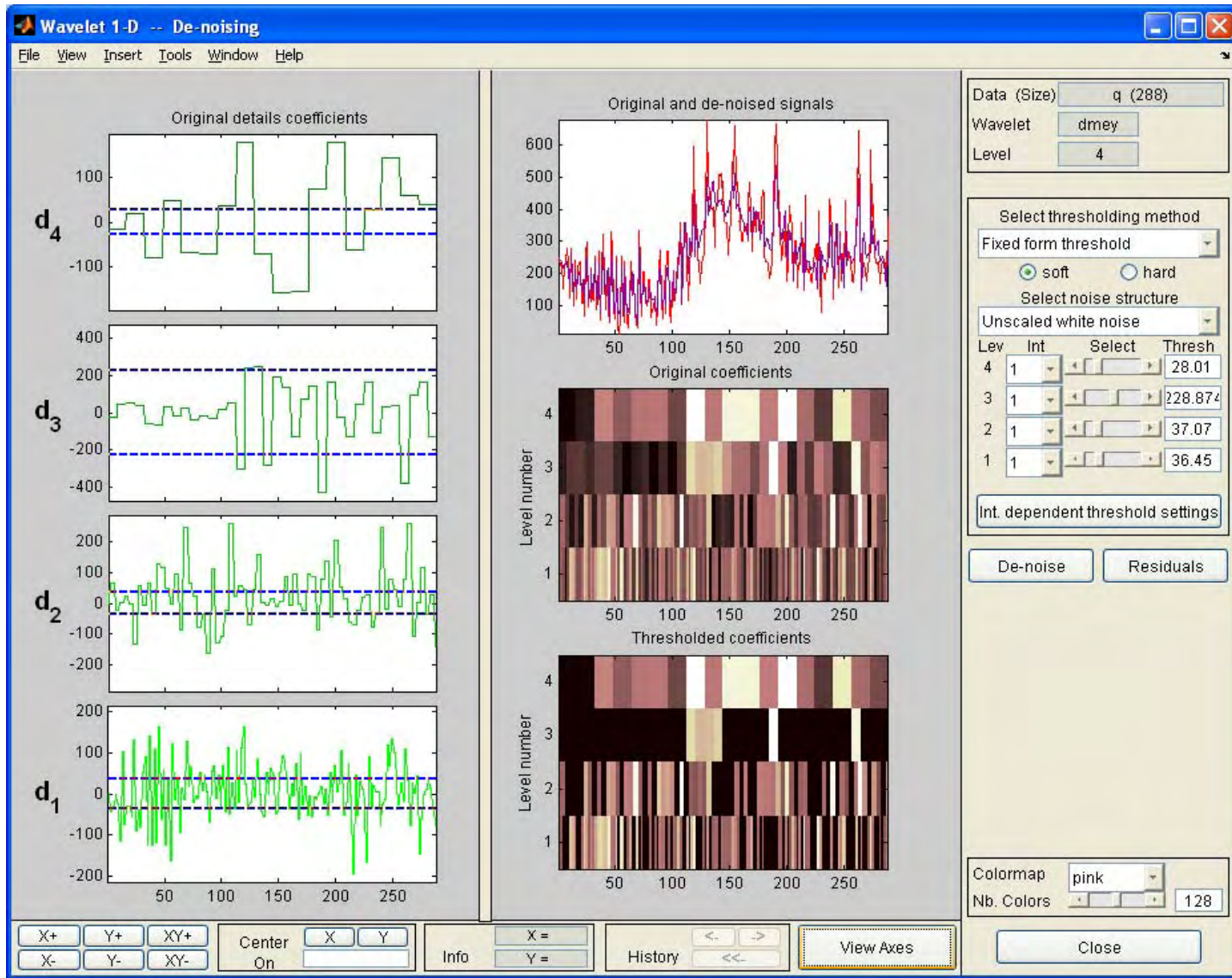
Wavemenu → Wavelet 1-D Statistics A4



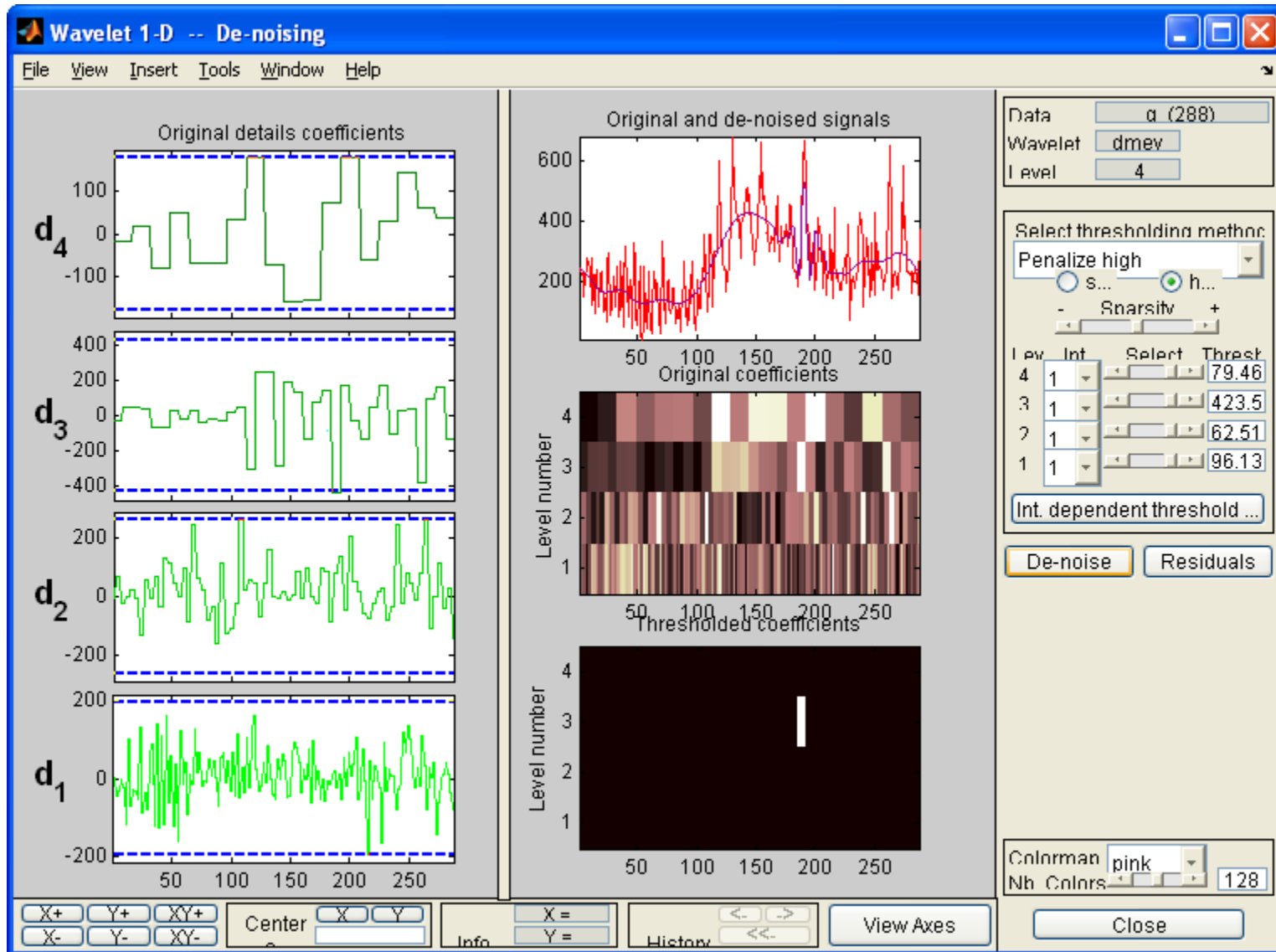
Wavemenu → Wavelet 1-D Statistics D4



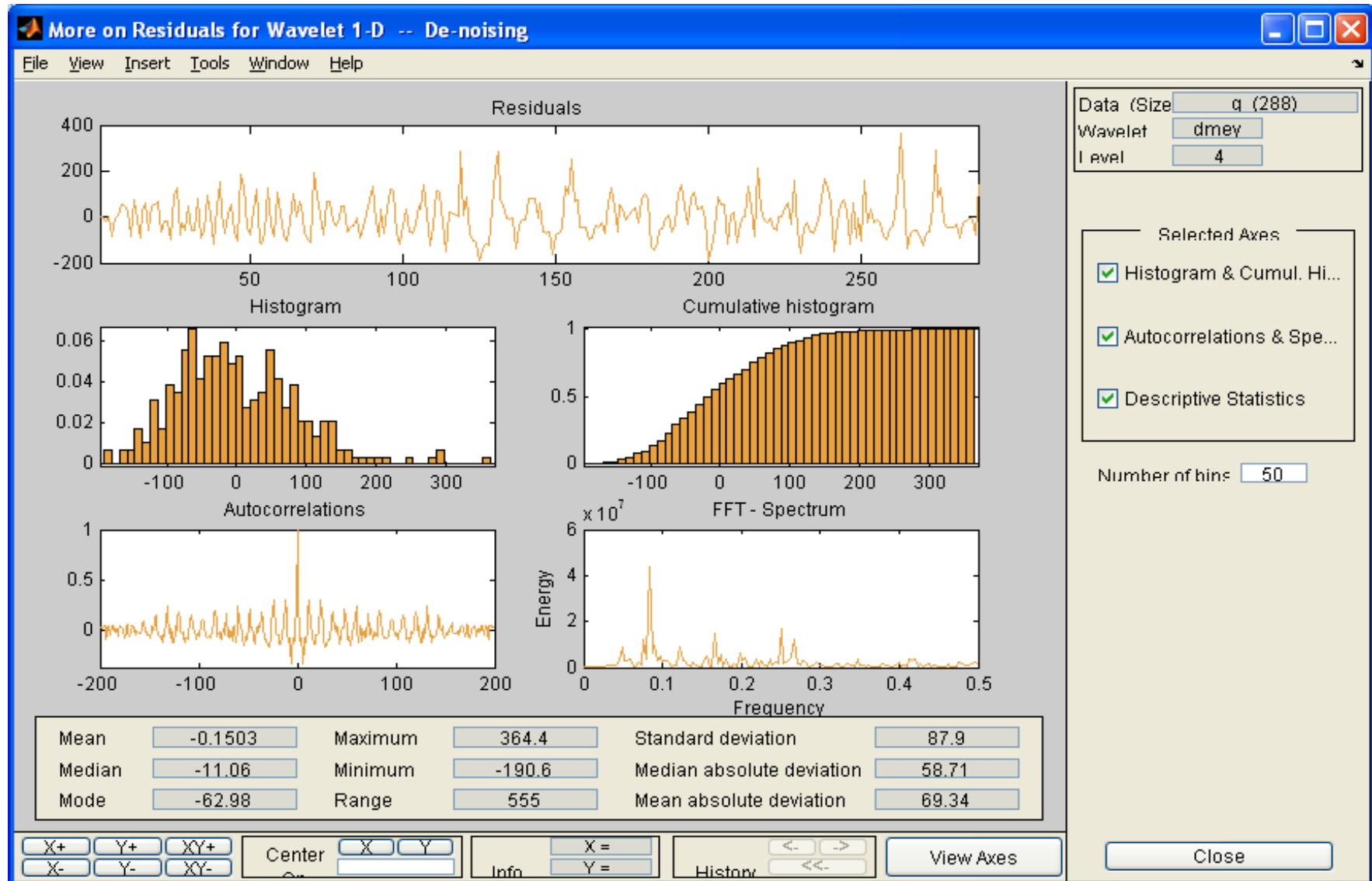
Denoising con soglie basse



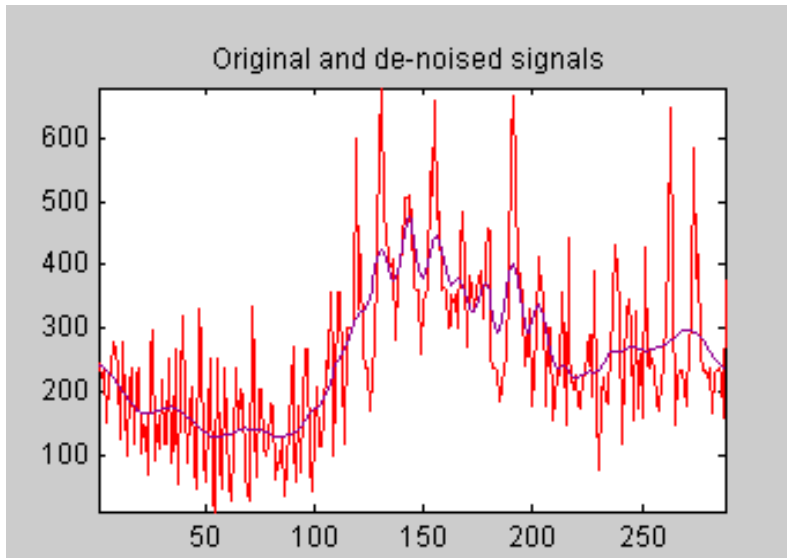
Denoising con soglie alte



Denoising: Statistiche dei residui



Effetto della soglia (thresholding)



Select thresholding method

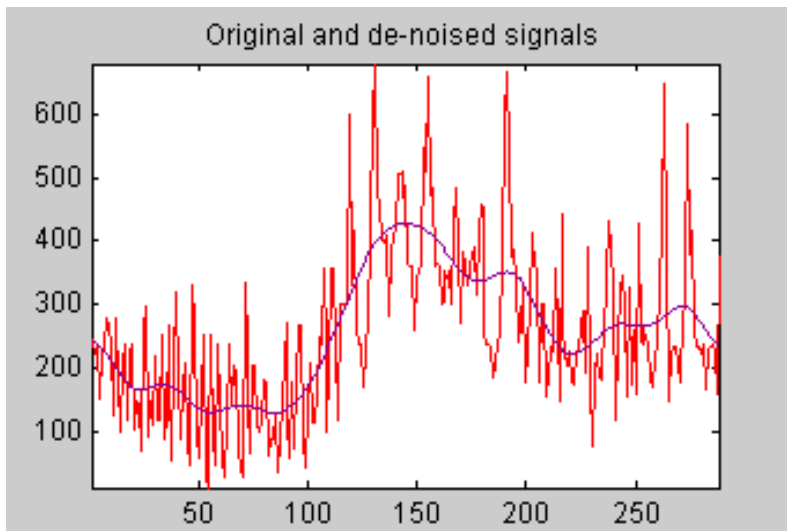
Penalize high

soft hard

Select Global Threshold

296.6

Number of bins 50



Select thresholding method

Penalize high

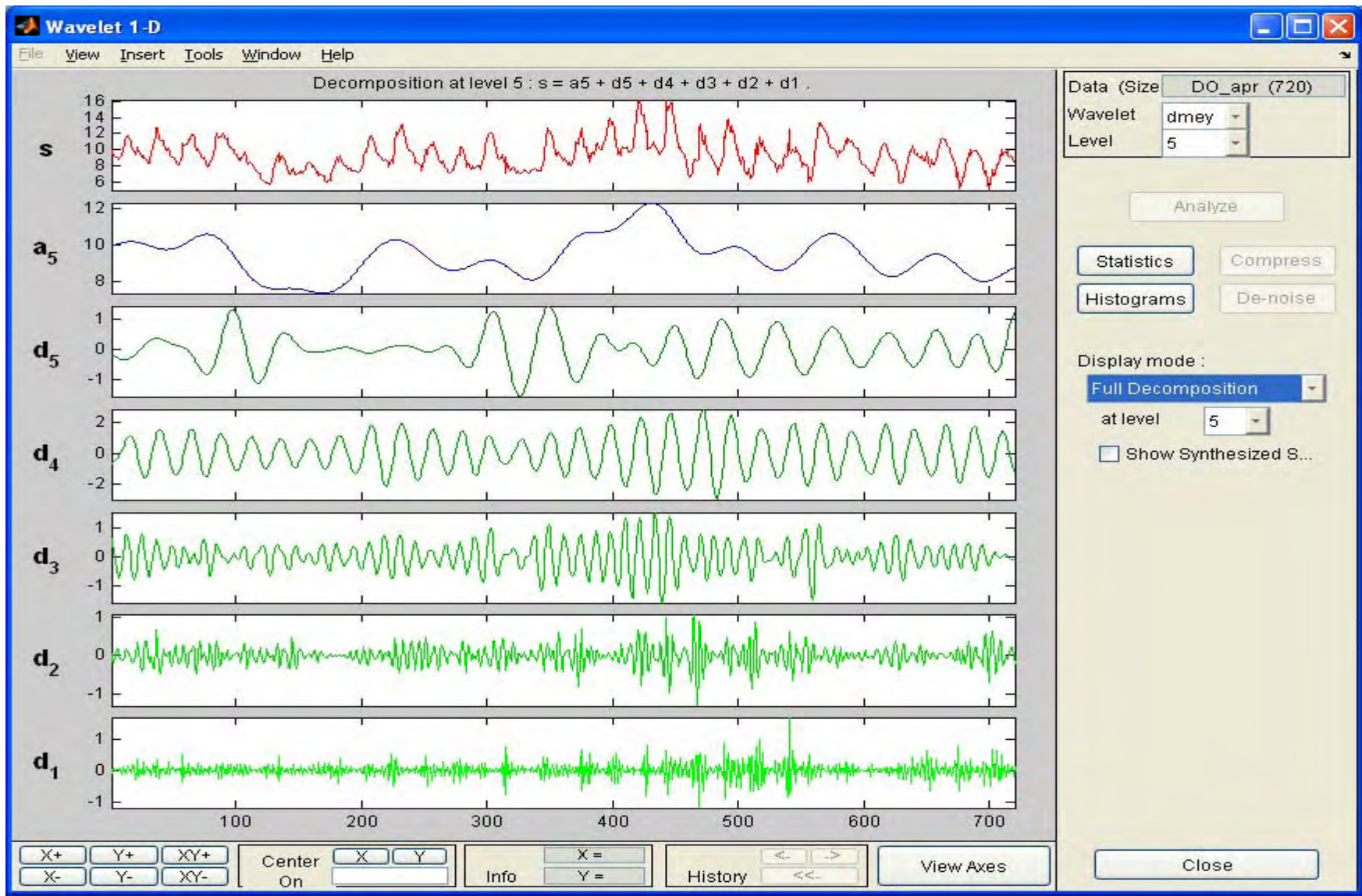
soft hard

Select Global Threshold

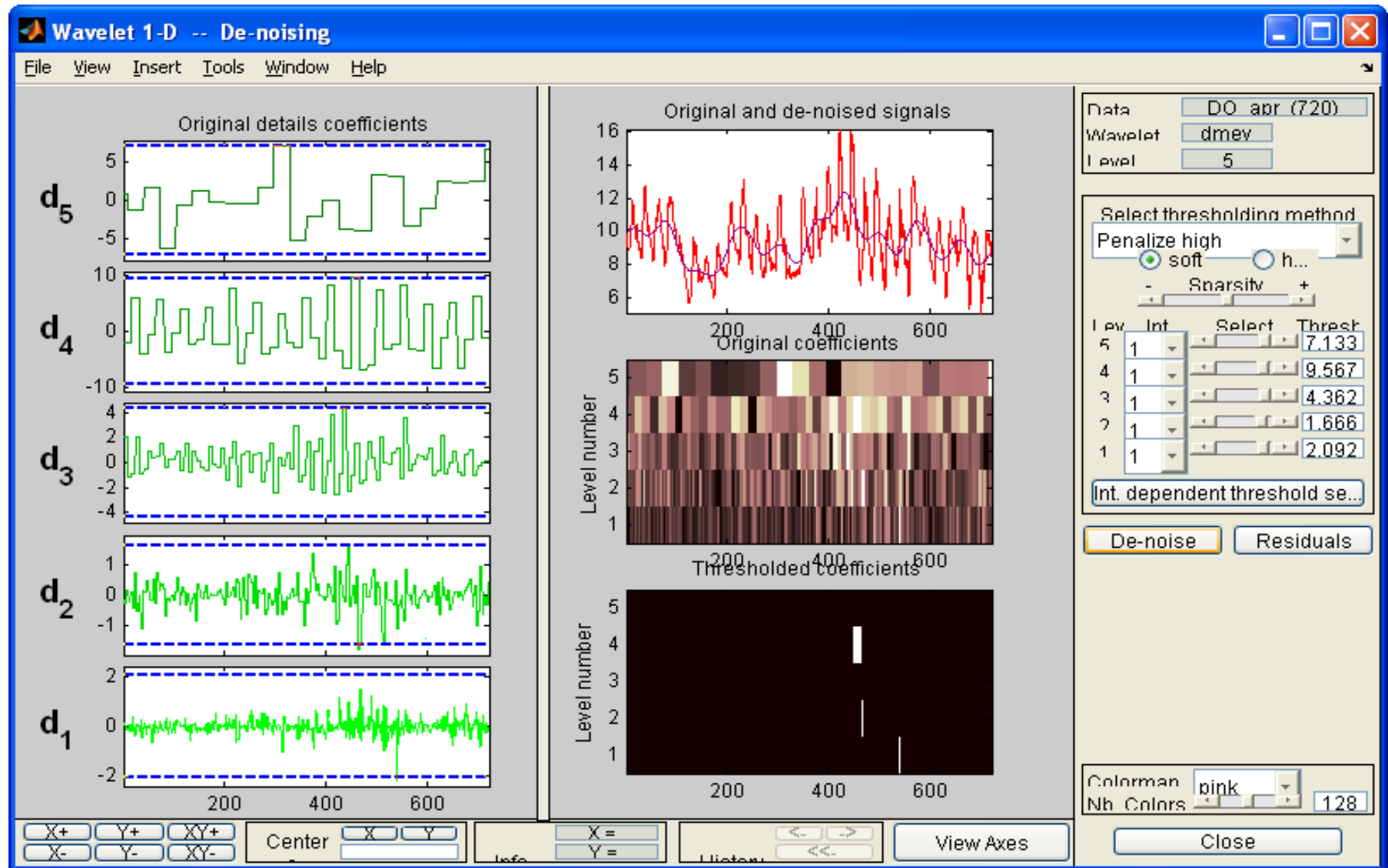
1552

Number of bins 50

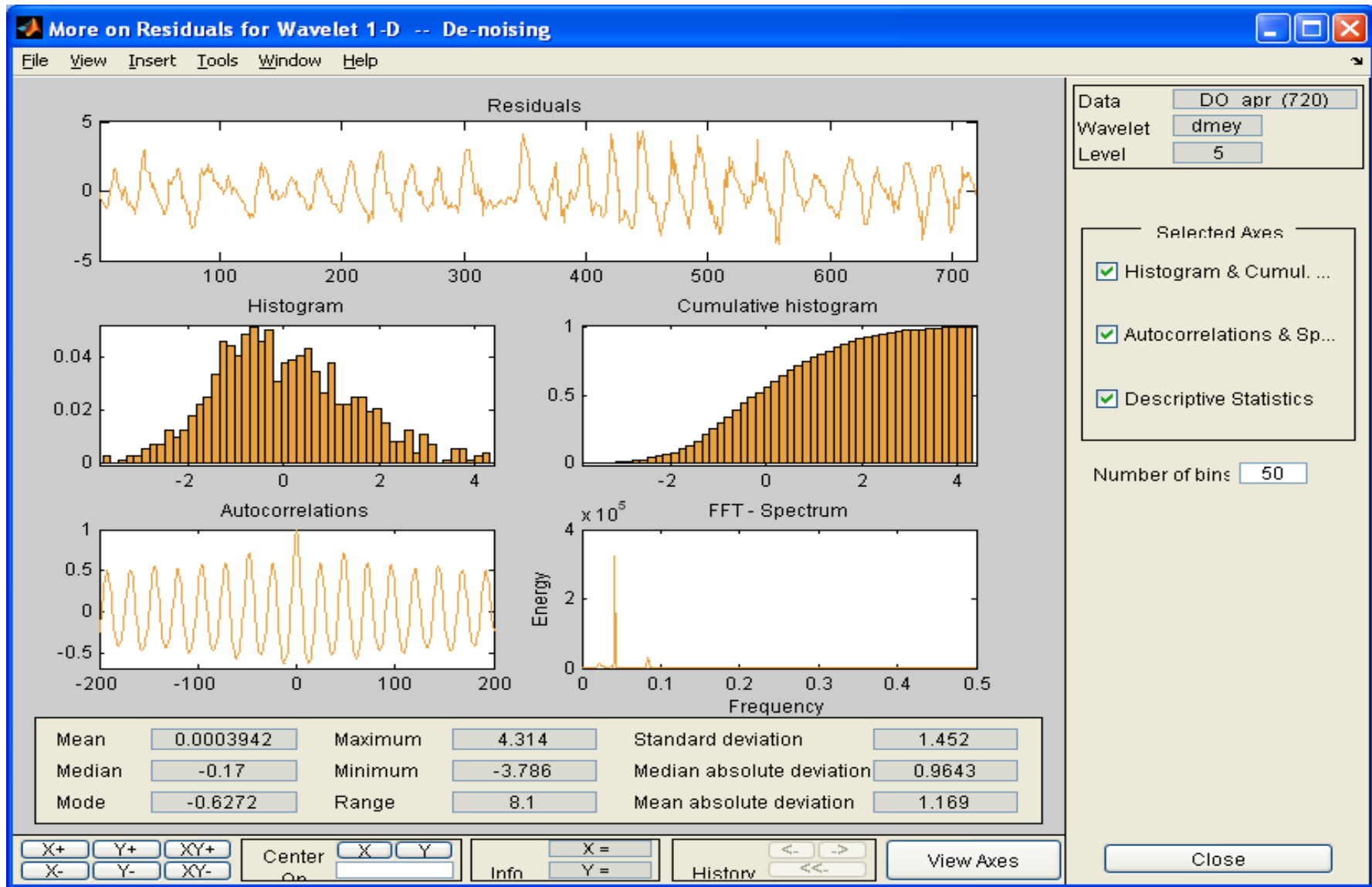
Serie di ossigeno disciolto



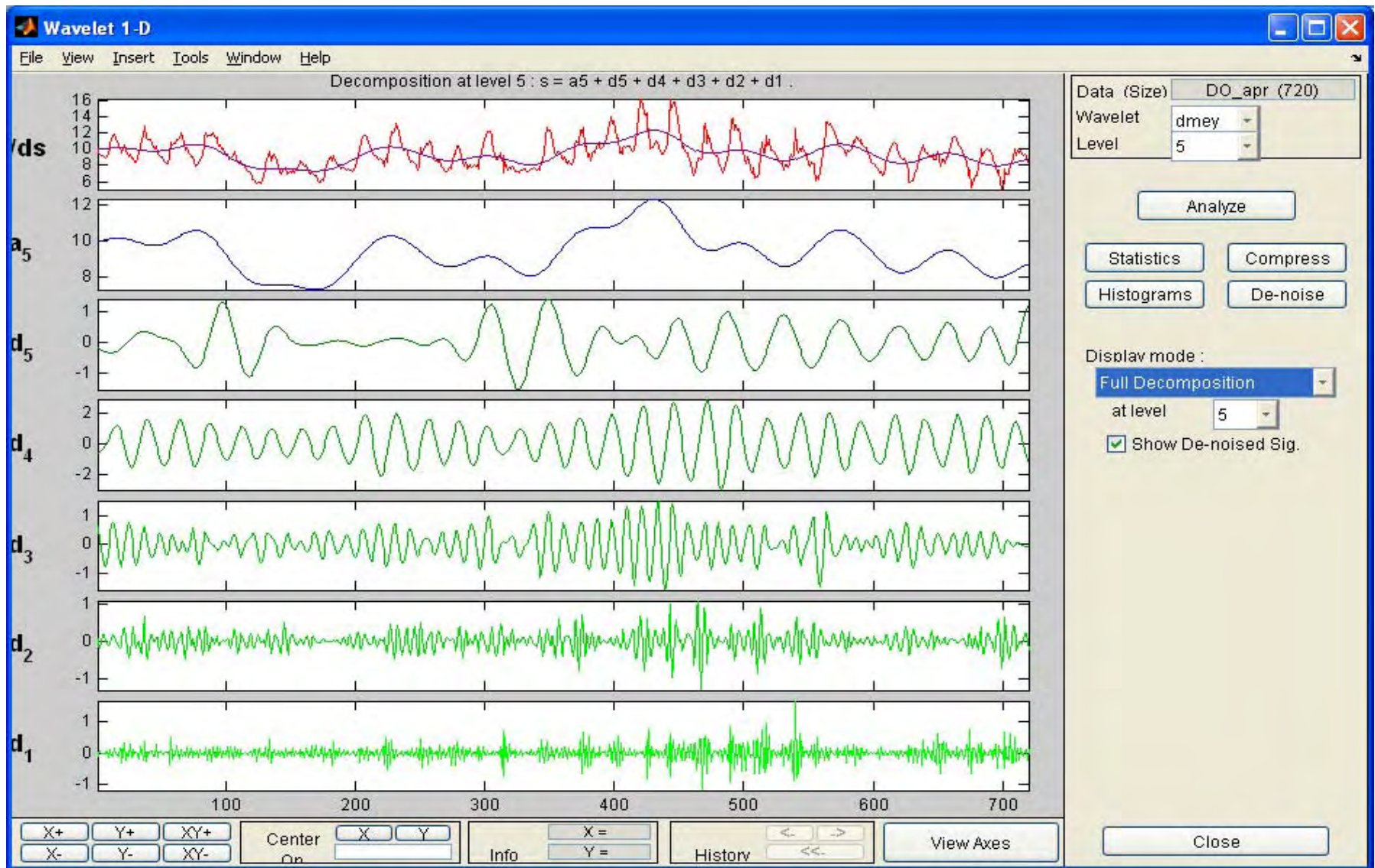
Denoising con soglie alte e penalizzazione alte freq.



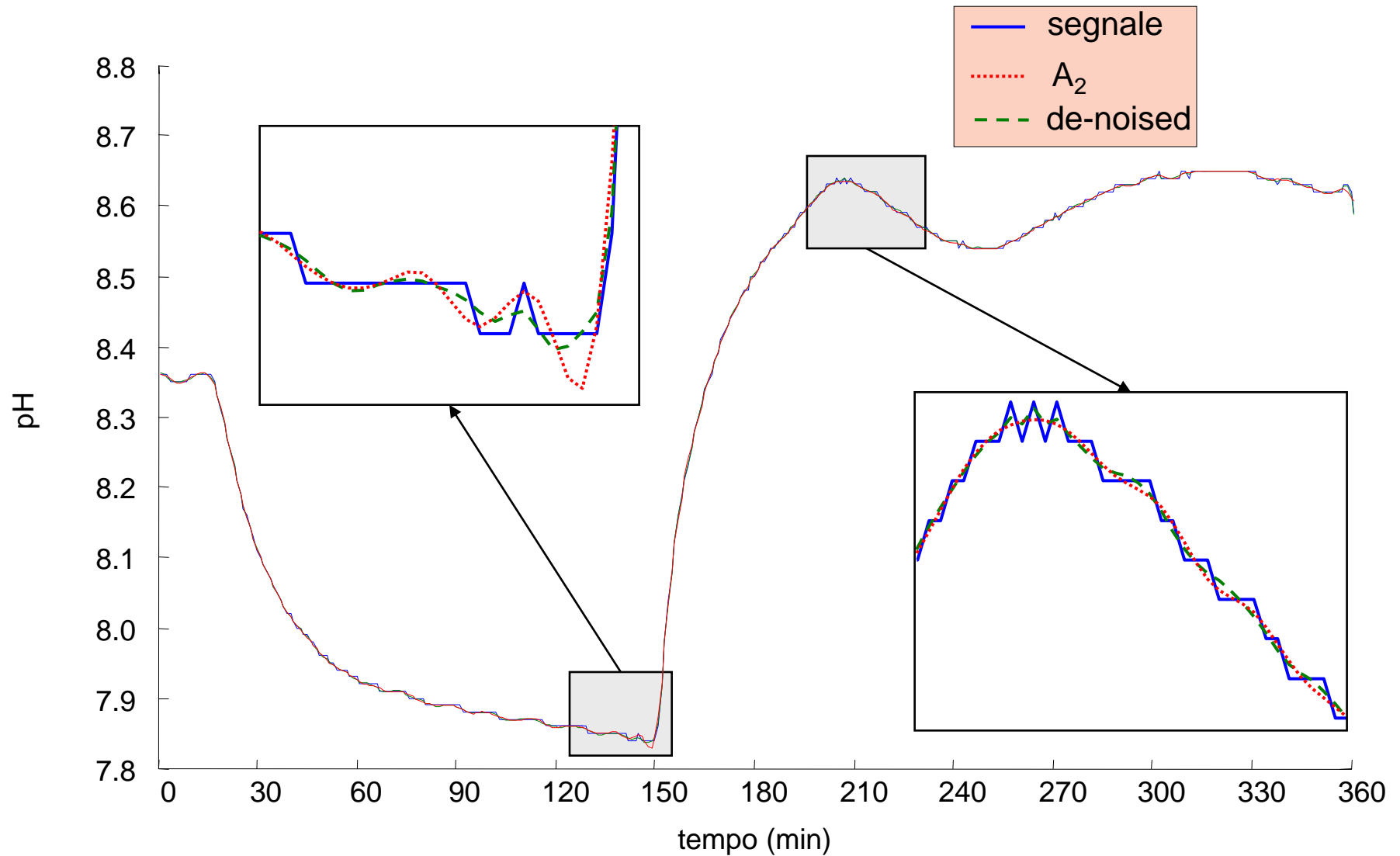
Statistiche dei residui



Risultato del denoising



Denoising di un segnale di pH



Varianti di denoising

☞ Partendo dalla decomposizione di base

```
[C,L]=wavedec(Dati,Level,wname);
```

☞ Si opera sui coefficienti dei dettagli applicando una soglia

```
C_den = wthcoef('t',C,L,N,[th(1) th(2)],'h');
```

⇒ Il vettore **N** è l'indice dei dettagli D_1, \dots, D_N

⇒ **th** è il vettore dei valori di soglia

⇒ **h** è il tipo di threshold (hard o soft)

☞ Si ricostruisce il segnale dalla wavelet con i coefficienti a soglia

```
Dati_den=waverec(NC,L,wname);
```

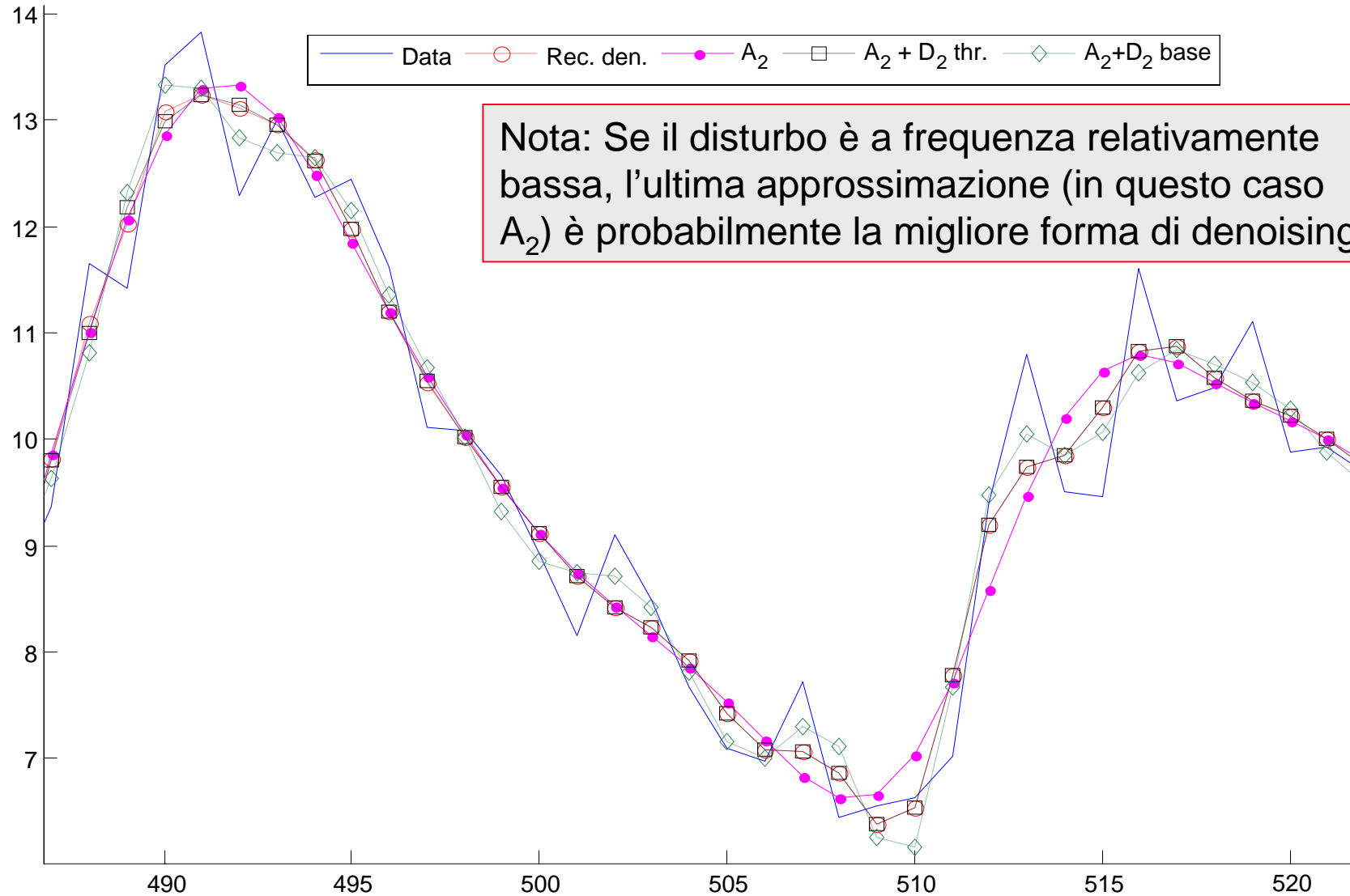
☞ Metodi di calcolo della soglia

⇒ Stein's Unbiased Risk (SURE) **rigrsure** $th = \sqrt{2 \ln(N \log_2 N)}$

⇒ Universal threshold **sqtwo log** $th = \sqrt{2 \text{Log } N}$

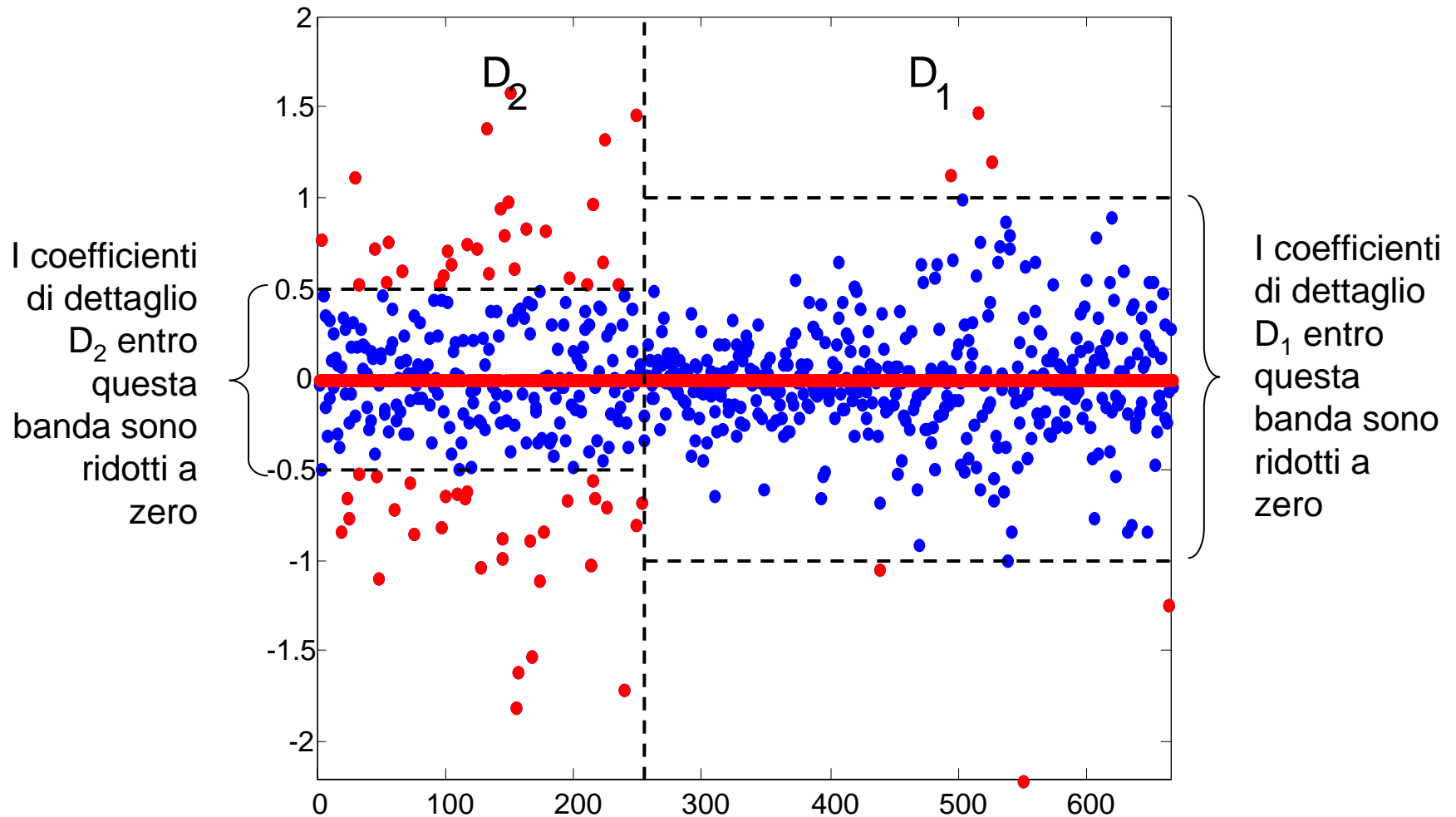
⇒ Minimo del massimo errore quadratico medio **minimaxi**

Prestazioni dei vari denoising



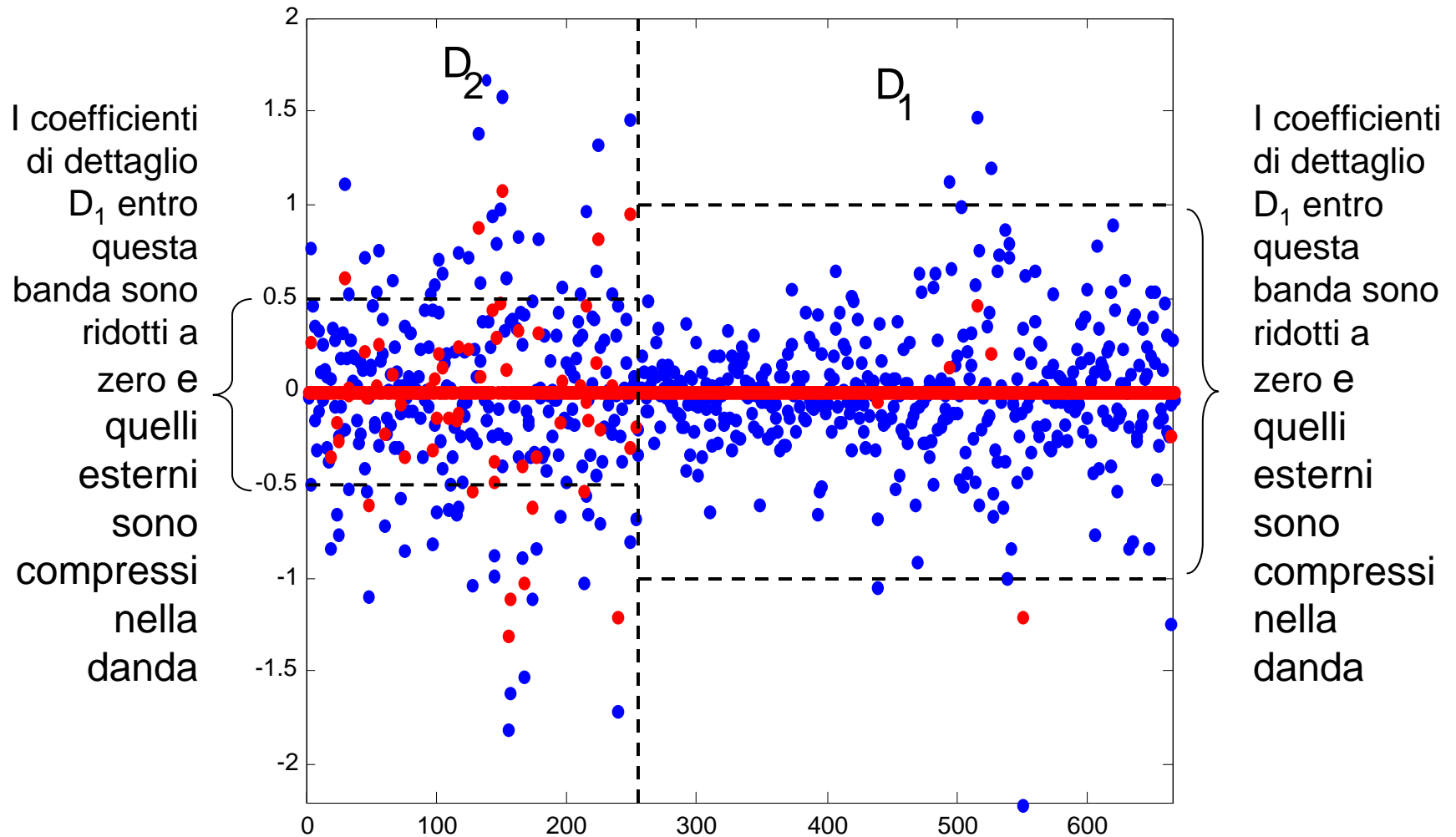
Effetto del thresholding 'hard' sui dettagli

• • • coeff. di dettaglio originali • • • coeff. di dettaglio con soglia hard



Effetto del thresholding 'soft' sui dettagli

• • • coeff. di dettaglio originali • • • coeff. di dettaglio con soglia soft



Derivazione numerica di segnali

- ☞ Spesso l'informazione è contenuta nella derivata
- ☞ Derivare un segnale rumoroso è un suicidio
- ☞ Le proprietà di denoising delle wavelet producono segnali “derivabili”
- ☞ Preferibile alle Splines, anche se hanno anch'esse proprietà di smoothing, ma non controllano l'informazione contenuta nelle approssimazioni
- ☞ Le formule approssimate di derivazione numerica sono tanto migliori quanti più punti di appoggio usano

$$\frac{dx}{dt} \cong \frac{x(t+h) - x(t-h)}{2h} \qquad \frac{dx}{dt} \cong \frac{1}{12} [x(t-2h) - 8x(t-h) + 8x(t+h) - x(t+2h)]$$

$$\frac{d^2x}{dt^2} \cong \frac{x(t+h) - 2x(t) + x(t-h)}{h^2}$$
$$\frac{d^2x}{dt^2} \cong \frac{1}{12} \frac{-x(t-2h) + 16x(t-h) - 30x(t) + 16x(t+h) - x(t+2h)}{h^2}$$

- ☞ Per h ricordarsi che A_1 opera su dati a $2h$ e A_2 a $4h$, perciò attenzione ad usare l'intervallo h giusto

Derivazione di segnali dopo denoising

