Extracción de Features en aplicaciones específicas

Taller de Procesamiento de Señales

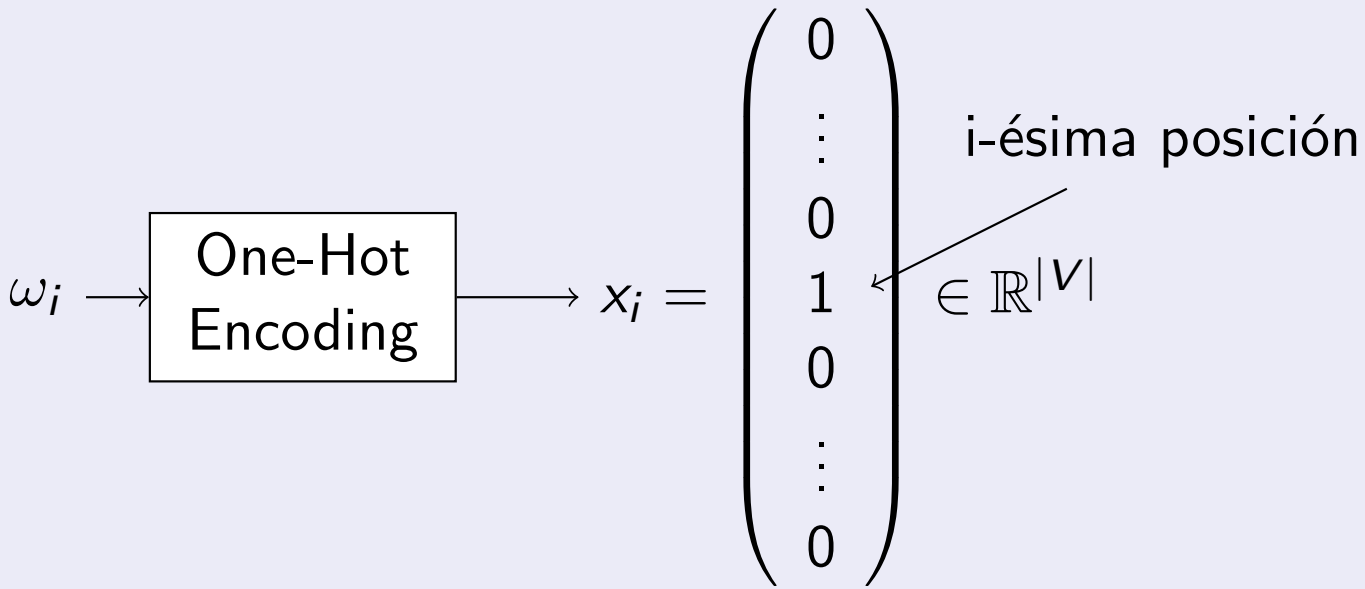
Agenda

1. Procesamiento de Lenguaje Natural
2. Procesamiento de Sonido

¿Como convertir un texto en un vector?

One-hot Encoding

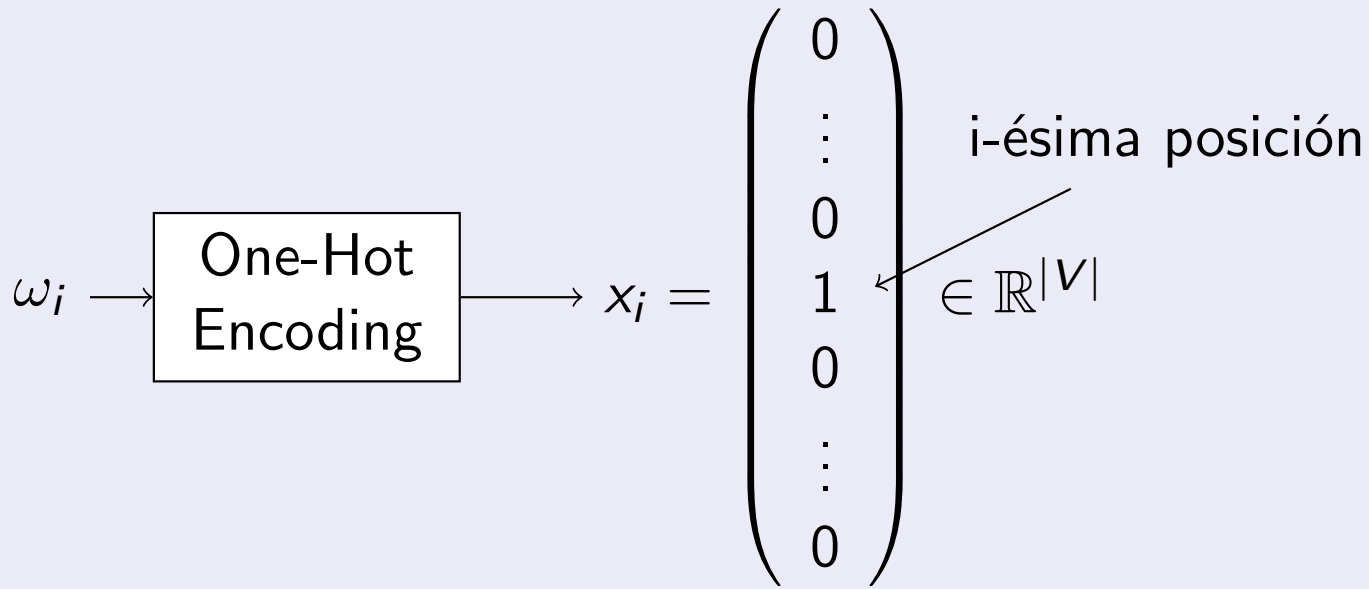
Dado un vocabulario $V = \{\omega_1, \cdots, \omega_{|V|}\}$, se puede convertir cada palabra en un vector *one-hot*.



¿Como convertir un texto en un vector?

One-hot Encoding

Dado un vocabulario $V = \{\omega_1, \cdots, \omega_{|V|}\}$, se puede convertir cada palabra en un vector *one-hot*.



Bolsa de palabras

Para vectorizar un documento $f(x_1, \cdots, x_n)$, la manera más simple es *bolsa de palabras*: $f(x_1, \cdots, x_n) = x_1 + \cdots + x_n$.

Procesamiento del Lenguaje Natural

Vectorizaciones Sofisticadas

En la práctica suelen utilizarse representaciones pre-entrenadas (ej. FastText).

Procesamiento del Lenguaje Natural

Vectorizaciones Sofisticadas

En la práctica suelen utilizarse representaciones pre-entrenadas (ej. FastText).

Normalizaciones de NLP

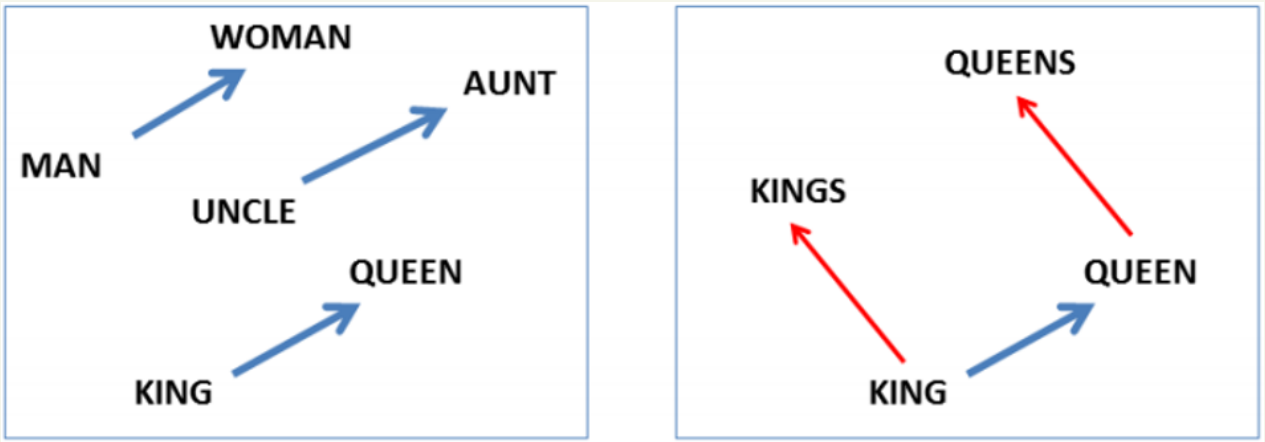
- Eliminar caracteres raros e inusuales
- Convertir todo a minúsculas
- Eliminar palabras no informativas (stop words)
- Descartar las palabras poco observadas
- Descartar las palabras más comunes
- Lemmatization (significado)
- Stemming (quedarse con la raíz)

Term Frequency - Inverse Document Frequency

Transformación tf-idf

Medida numérica que expresa cuán relevante es una palabra para un documento dentro de un dataset. El tf-idf para un término t de un documento d perteneciente a una colección de n documentos es $\text{tf-idf}(t, d) = \text{tf}(t, d) \cdot \text{idf}(t)$. El primer factor $\text{tf}(t, d) = \frac{\#(t \in d)}{\#(d)}$ es la cantidad de veces que aparece el término t en el documento d dividido la cantidad de términos que aparecen en el documento d. El segundo factor $\text{idf}(t) = 1 - \log\left(\frac{\text{df}(t)}{n}\right)$, donde $\text{df}(t)$ es la cantidad de documentos que poseen el término t en su interior.

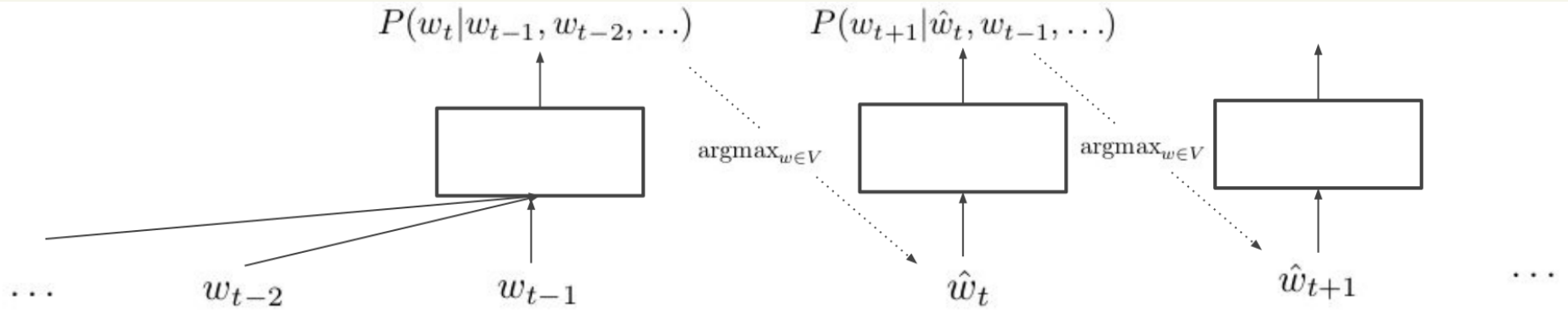
Word Vectors + PCA



(Mikolov et al., NAACL HLT, 2013)

vector(KINGS) - vector(KING) + vector(QUEEN) = vector(QUEENS)

Síntesis de texto



Outline

Coeficientes Cepstrum en escala de Frecuencia Mel

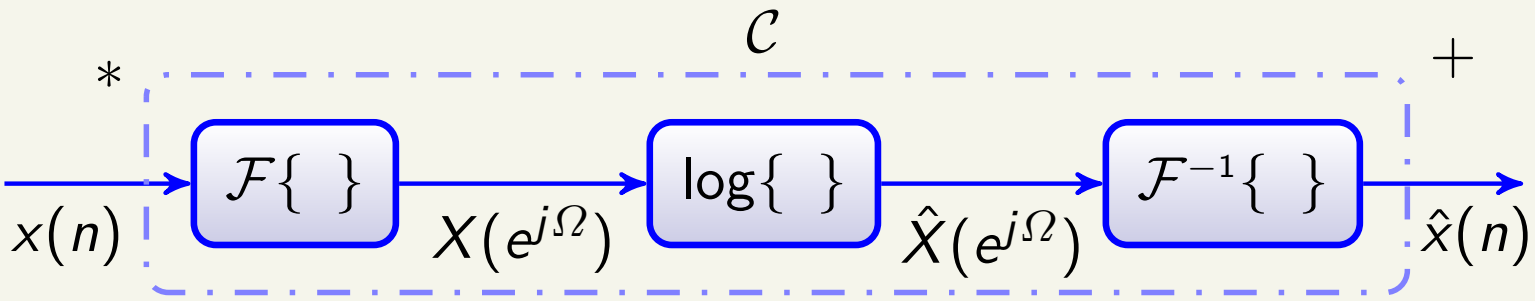
MFCC

Los Mel-Frequency Cepstral Coefficients (MFCC) son transformaciones muy utilizadas en procesamiento de sonido, sobre todo en procesamiento del habla.

- Es una forma alternativa de procesamiento en frecuencia, está basado en el análisis de Fourier de señales.
- Nos permite incorporar varios aspectos del procesamiento biológico del sonido (sistema auditivo externo).
- Genera características descriptivas de los sonidos en una dimensión manejable, apta para representar estadísticamente.

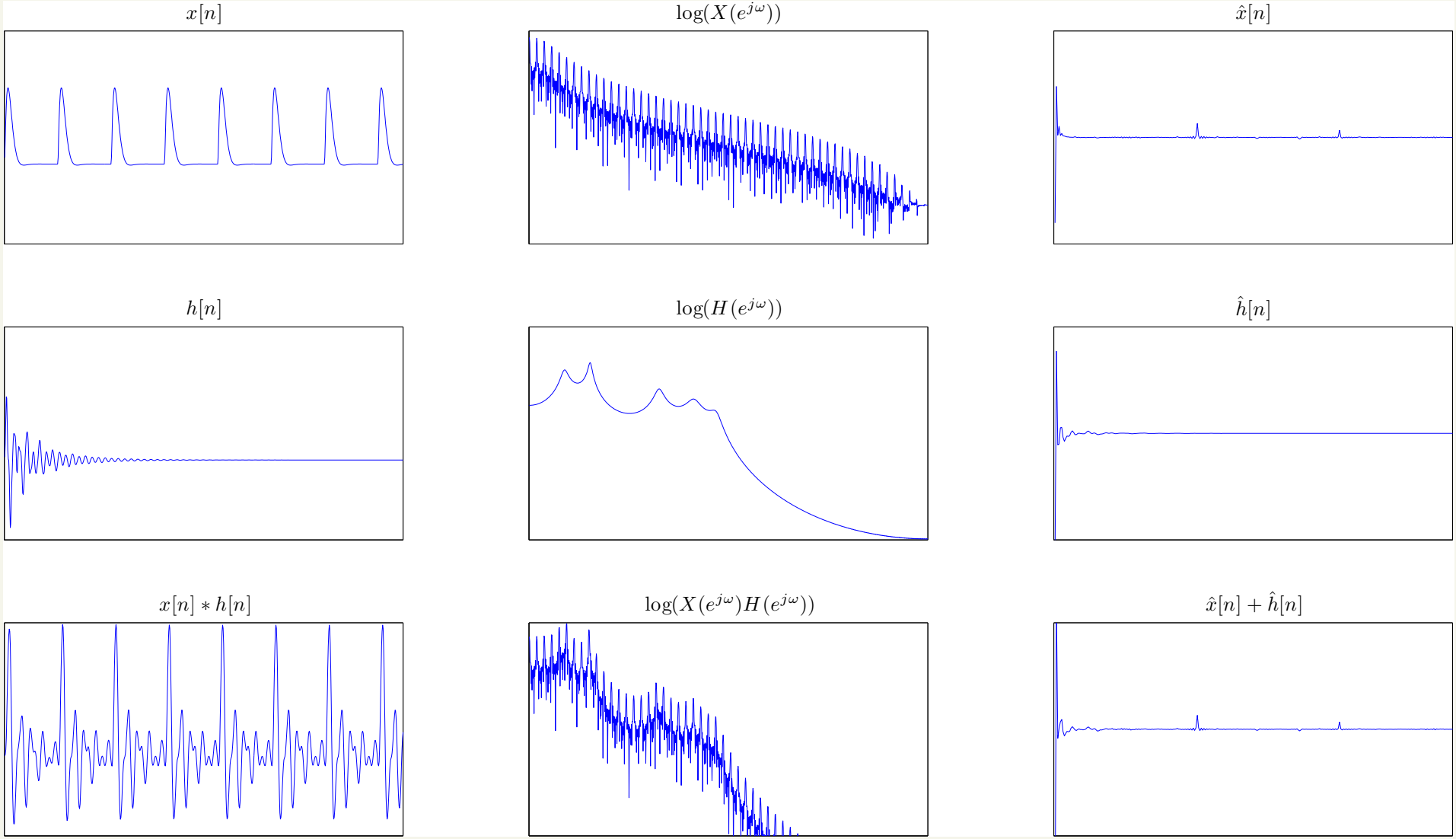
Transformada Cepstrum

La transformada Cepstrum puede transformar convoluciones en sumas:

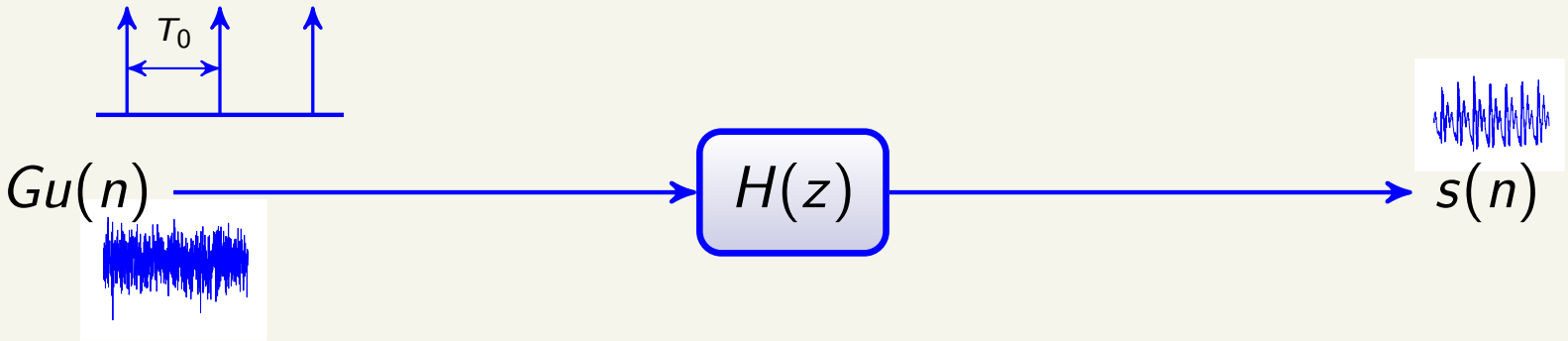


$$\begin{aligned}\mathcal{C}\left(a[n] * b[n]\right) &= \mathcal{F}^{-1}\left[\log\left|A(e^{j\Omega})B(e^{j\Omega})\right|\right] \\ &= \mathcal{F}^{-1}\left[\log\left|A(e^{j\Omega})\right|\right] + \mathcal{F}^{-1}\left[\log\left|B(e^{j\Omega})\right|\right] \\ &= \mathcal{C}\left(a[n]\right) + \mathcal{C}\left(b[n]\right)\end{aligned}$$

Transformada Cepstrum



Modelo de producción del habla



$$H(z) = \frac{1}{A(z)}$$

con

$$A(z) = 1 - \sum_{k=1}^{M} a_k z^{-K}$$

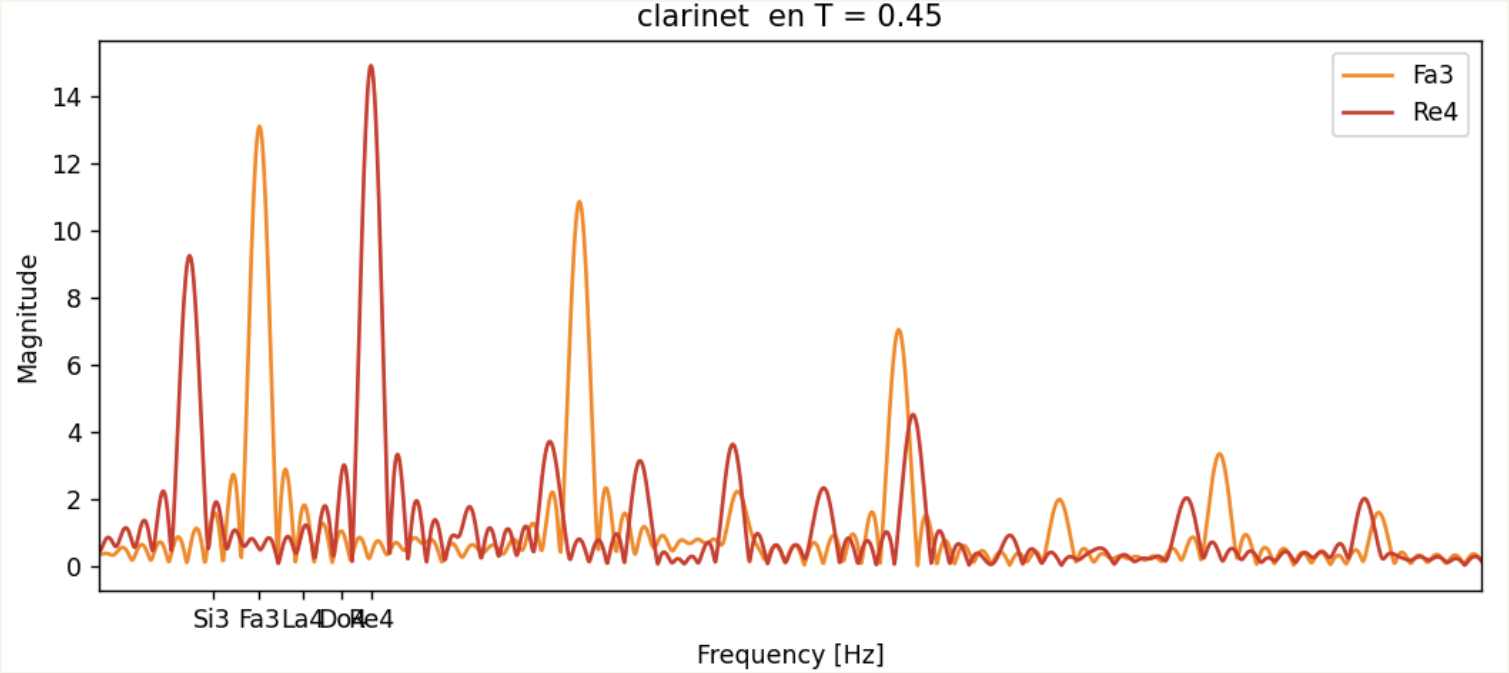
- Es posible modelizar el tracto vocal como un sistema lineal de M polos dado por $H(z)$.
- La entrada a dicho sistema $Gu(n)$ viene dada por un tren de impulsos o ruido blanco. La salida $s(n)$ es la señal de habla modelizada.

Coeficientes Cepstrum en escala de Frecuencia Mel

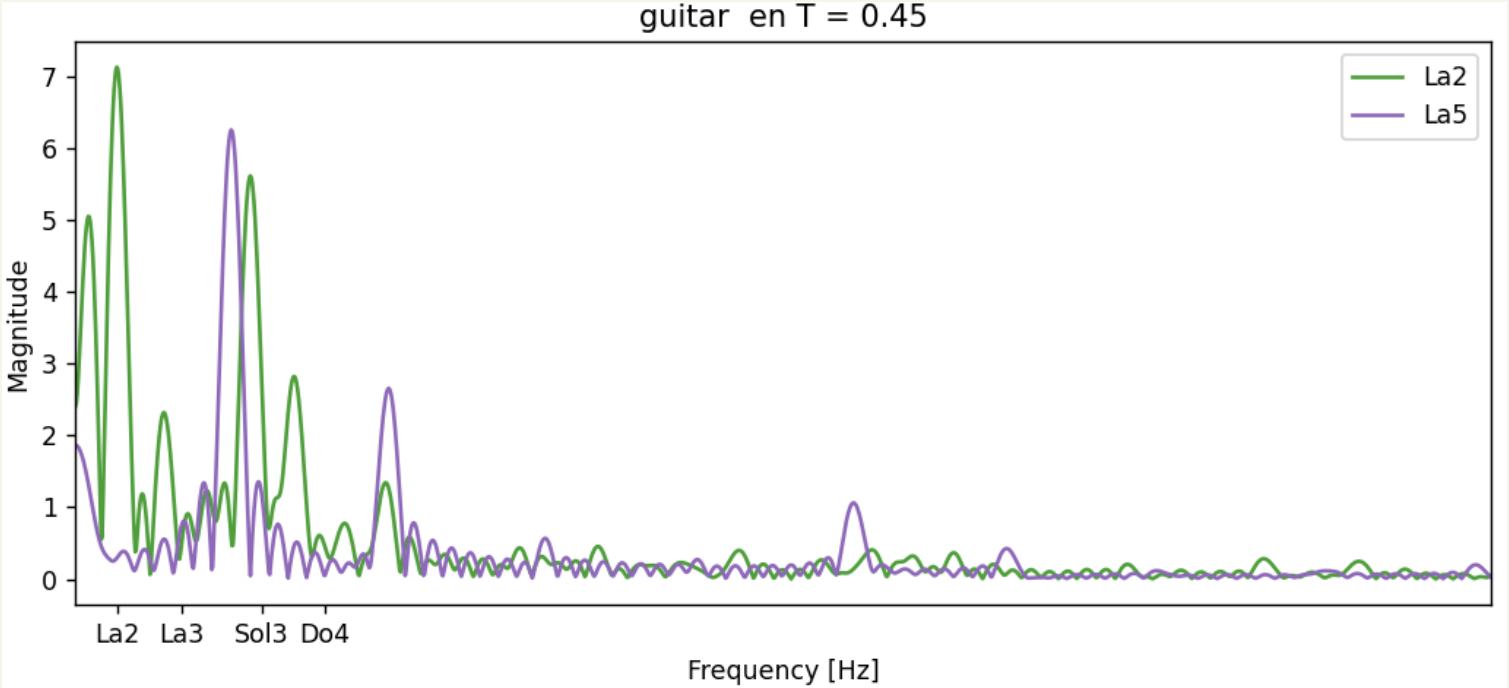
Que información contiene el cepstrum?

- La parte del cepstrum relacionada con el tracto vocal se concentra en la región de bajas cuefrencias.
- La parte del cepstrum relacionada con la exitación glótica se concentra en las quefrencias altas.
- Es posible hacer una *deconvolución*, es decir separar exitación de filtro en dos partes separadas, simplemente quedándose con las cuefrencias que sea pertinente, y volviendo al dominio del tiempo (o de las frecuencias de Fourier).
- El cepstrum permite estimar la envolvente del espectro del tracto vocal y el pitch.
- Para volver al dominio de Fourier simplemente se hace una Transformada de Fourier sobre el cepstrum (transformación lineal).

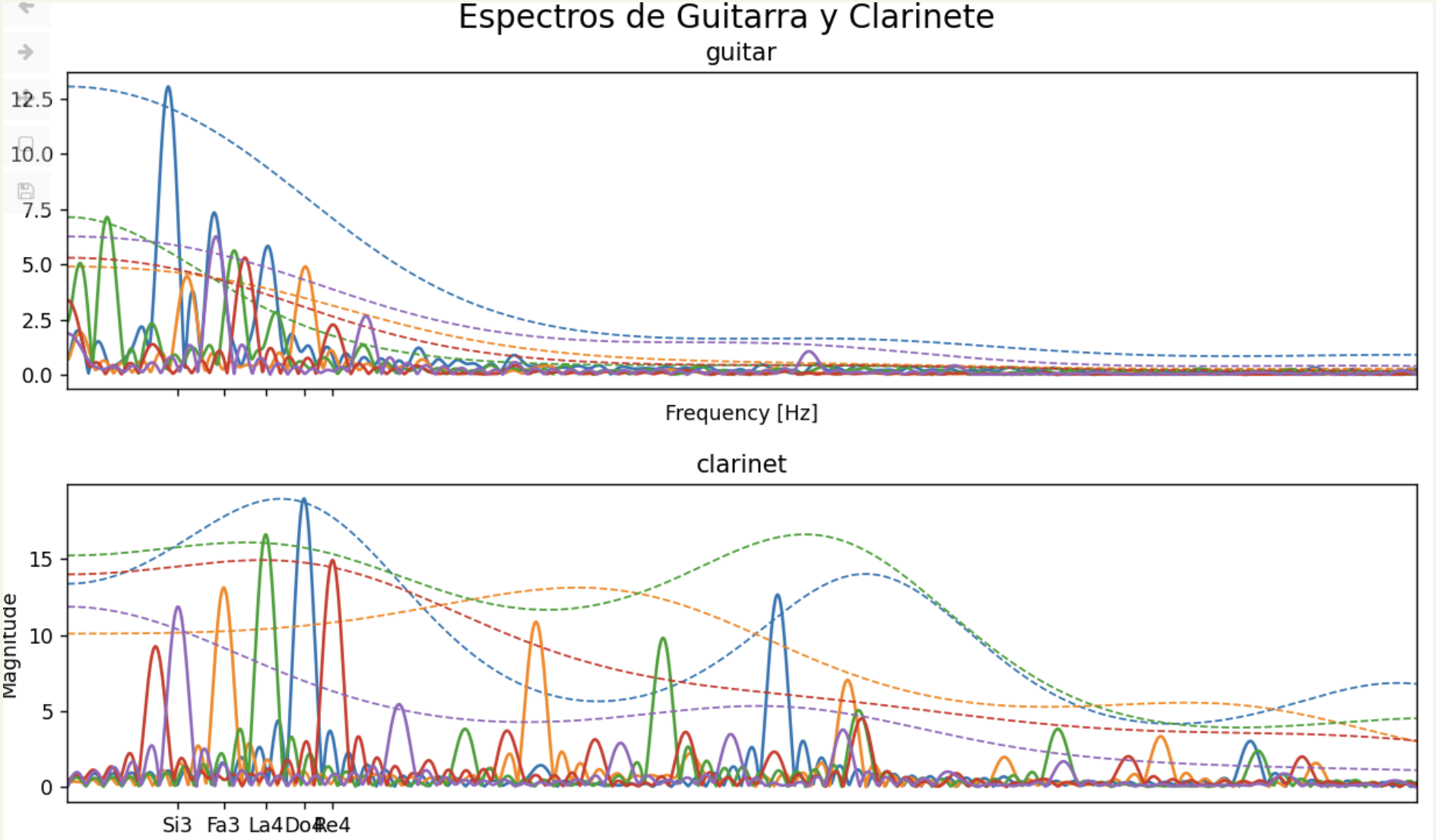
Coeficientes Cepstrum: envolvente vs espectro I



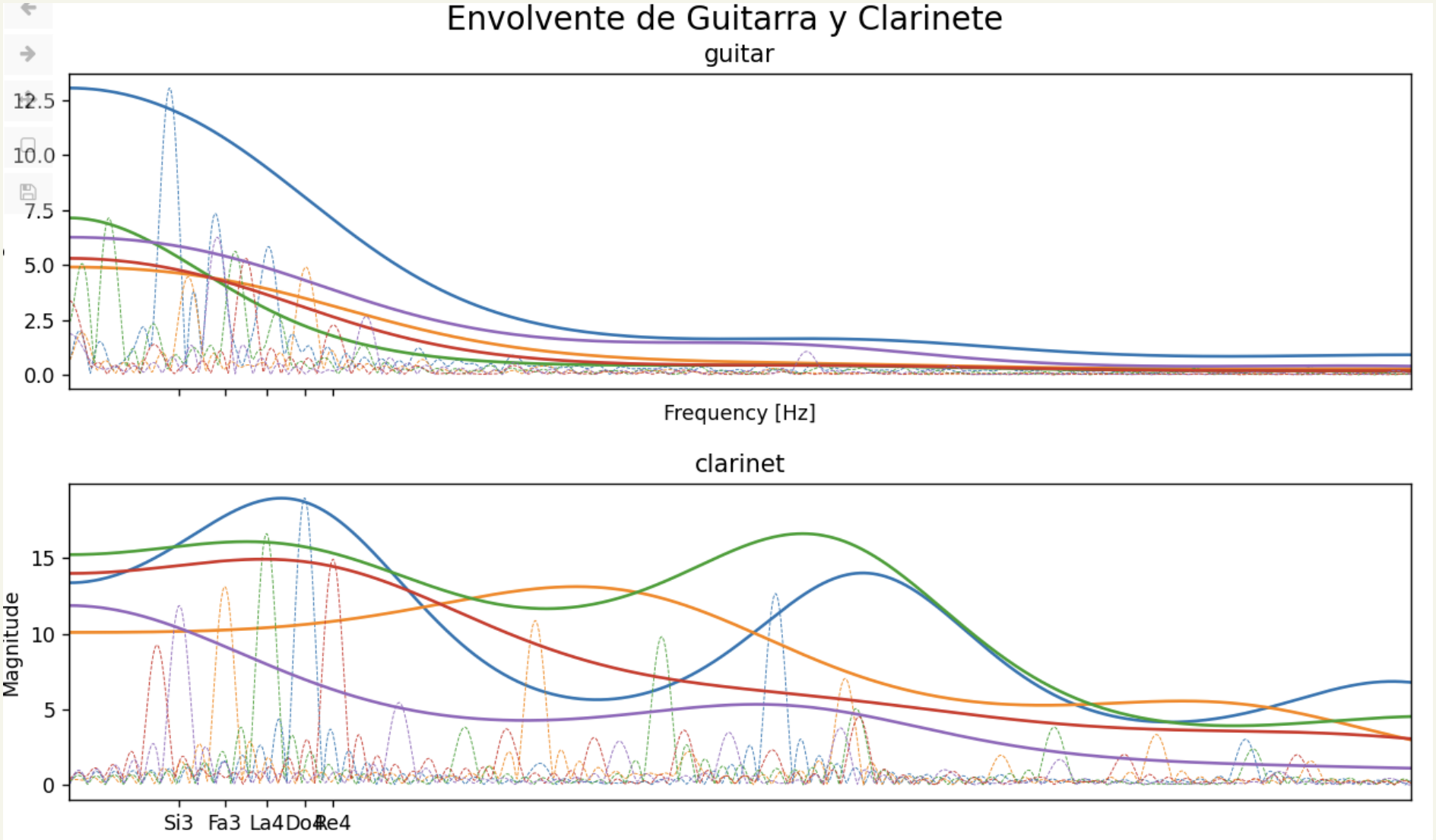
Coeficientes Cepstrum: envolvente vs espectro II



Coeficientes Cepstrum: envolvente vs espectro III

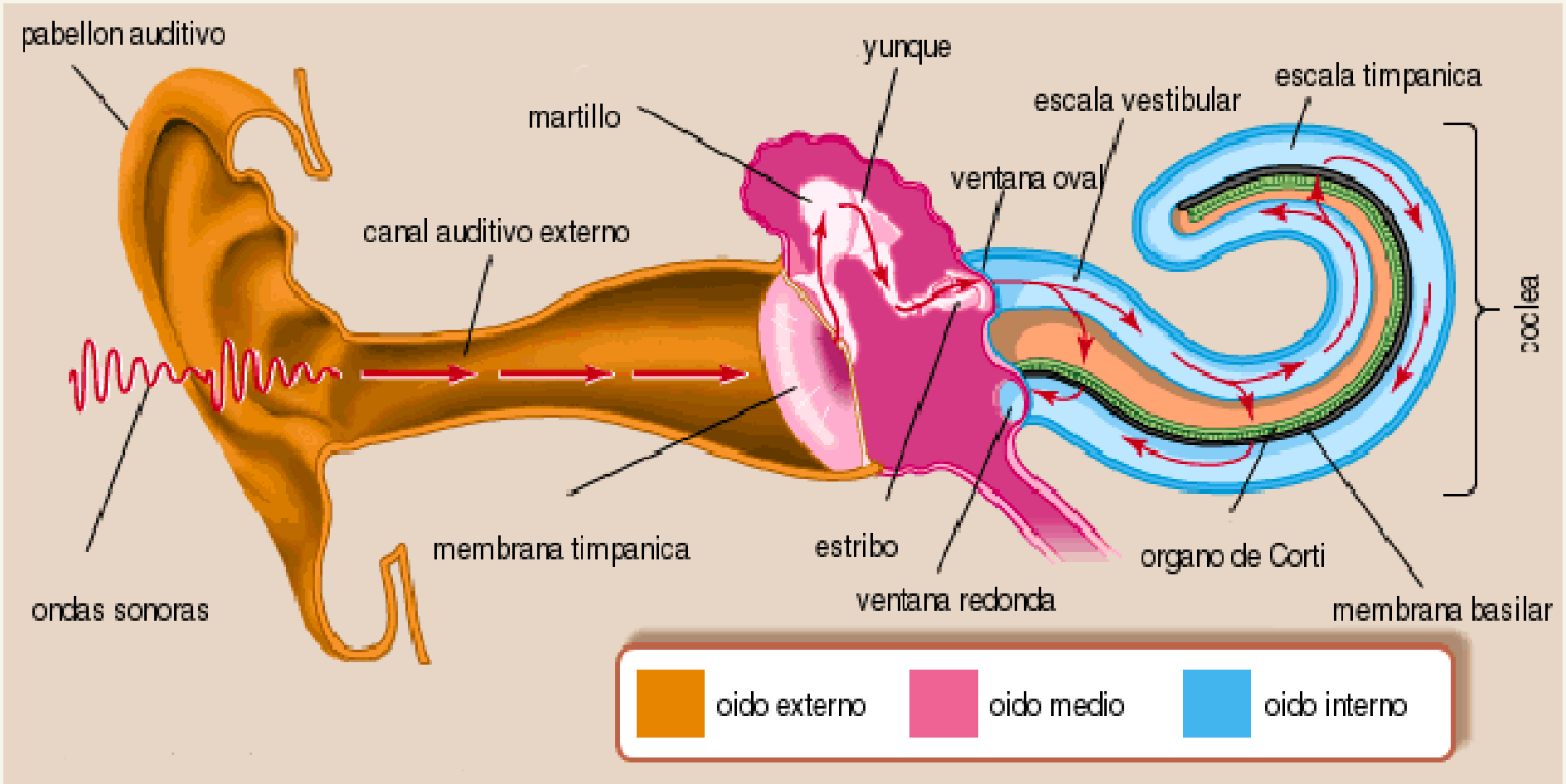


Coeficientes Cepstrum: envolvente vs espectro IV

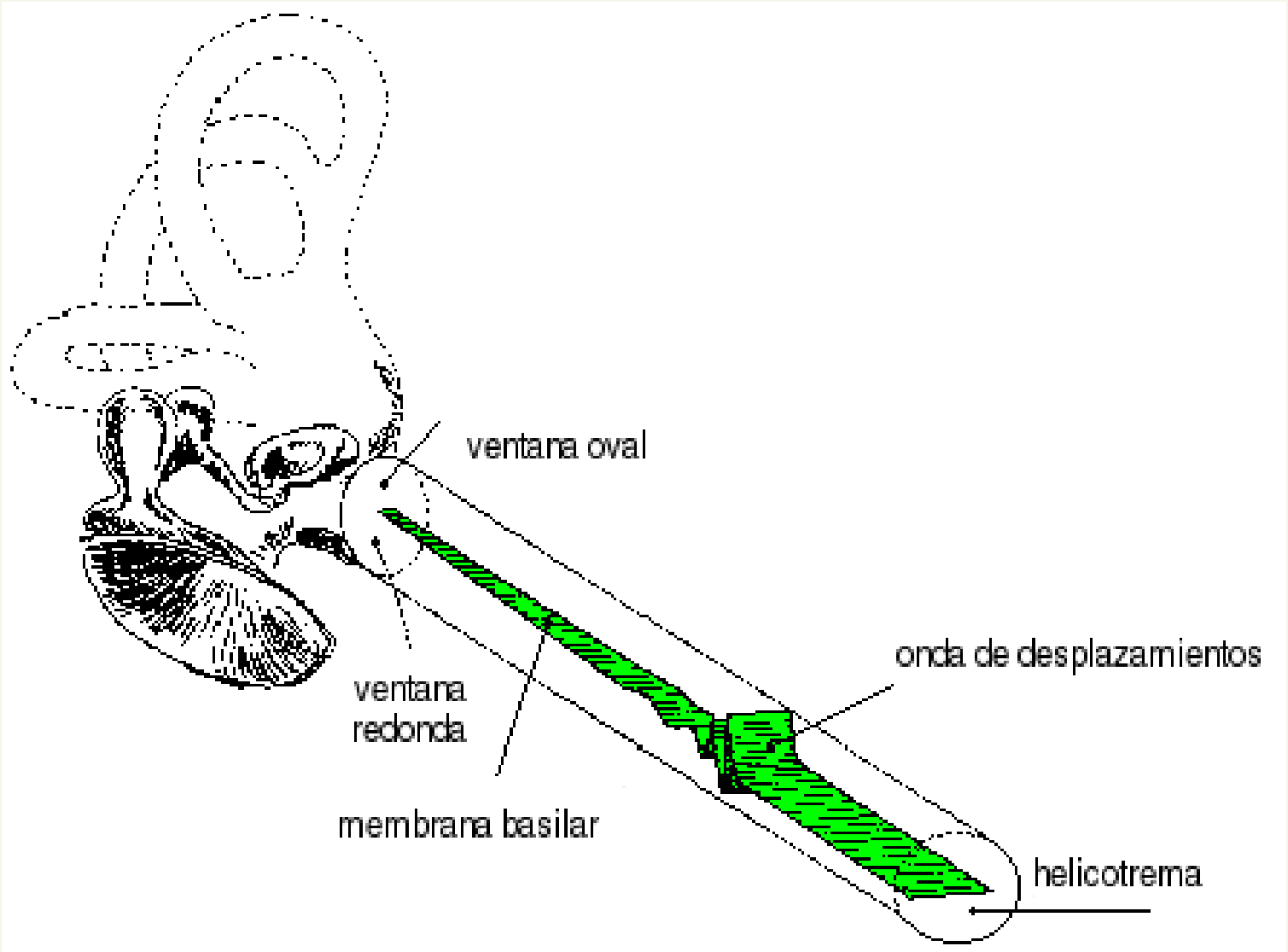


Coeficientes Cepstrum: motivación biológica I

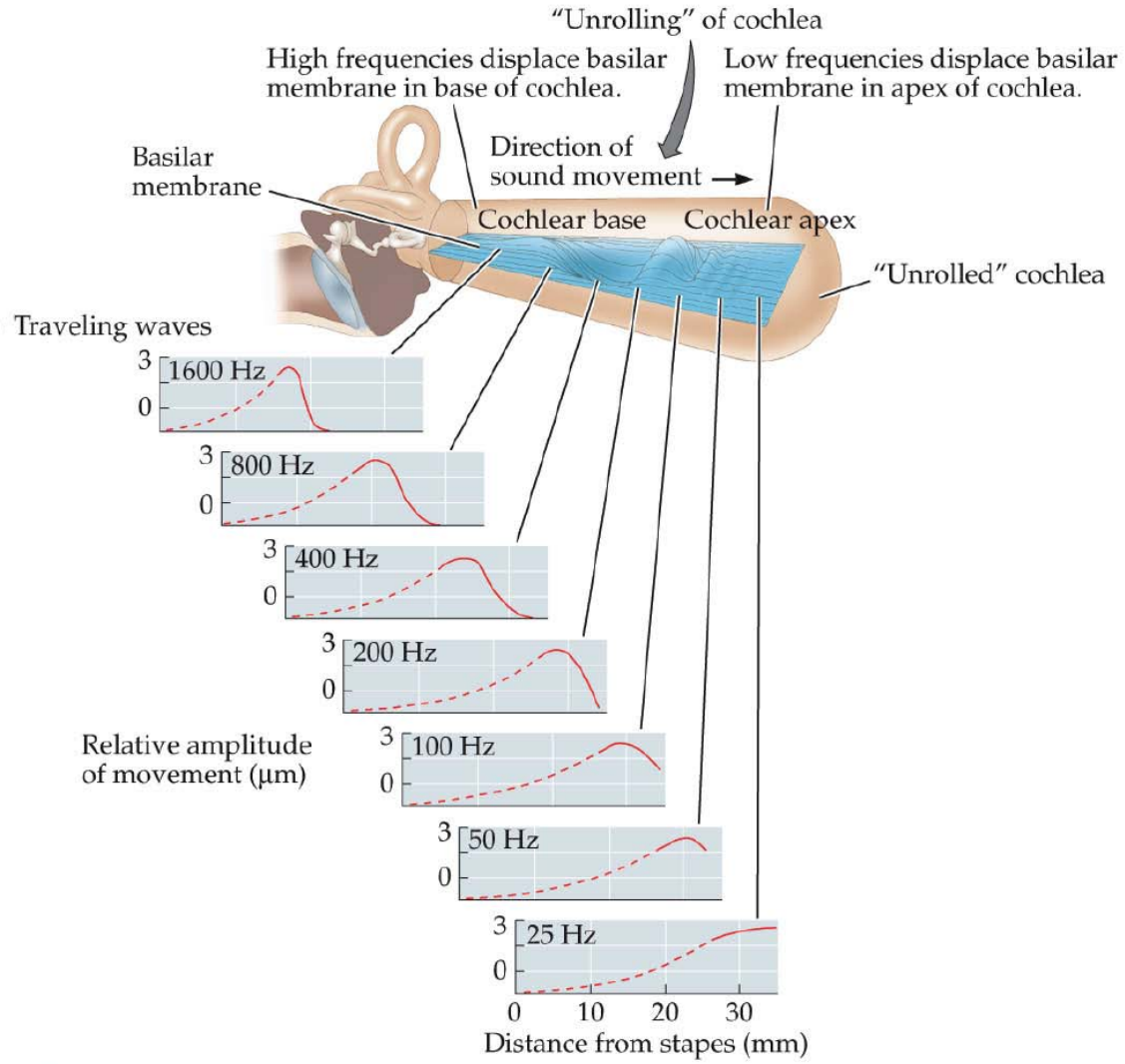
Agregado de información biológica



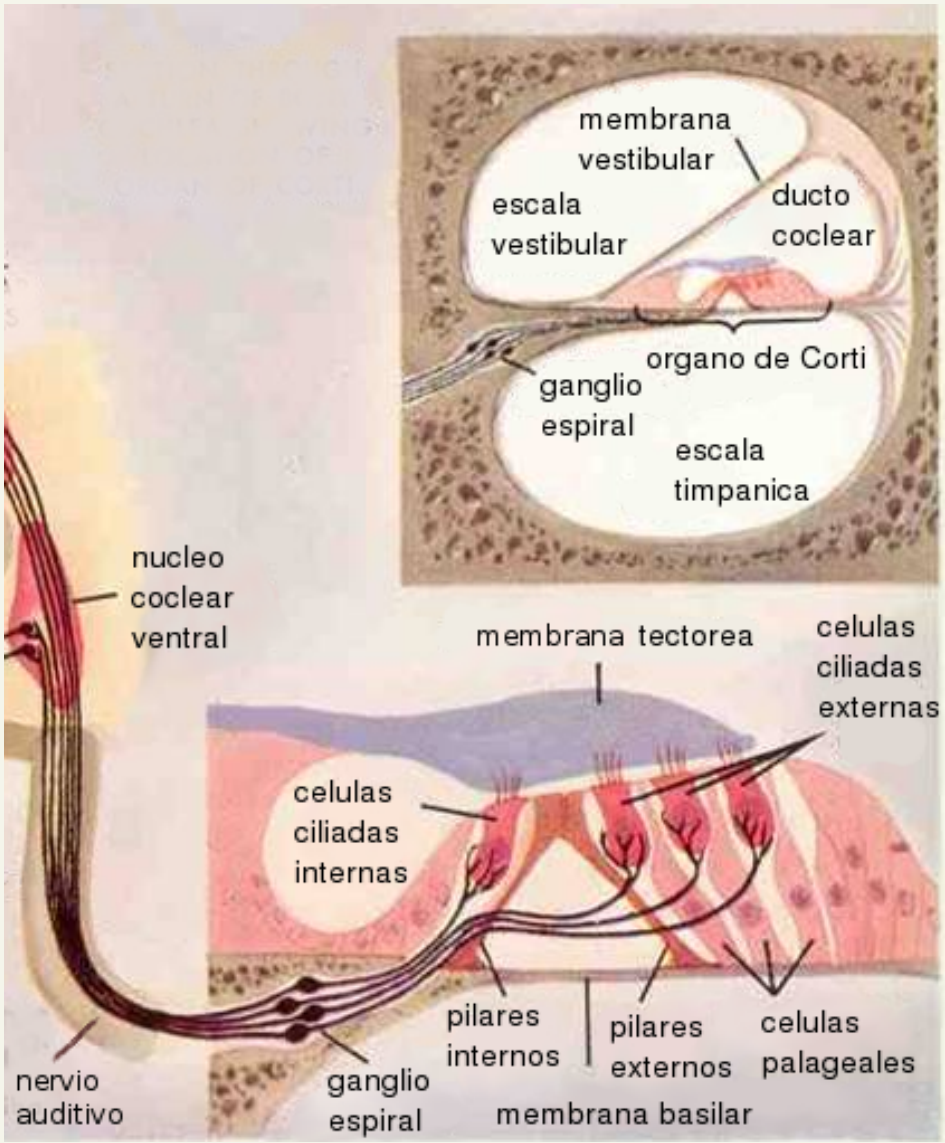
Coeficientes Cepstrum: motivación biológica II



Coeficientes Cepstrum: motivación biológica III

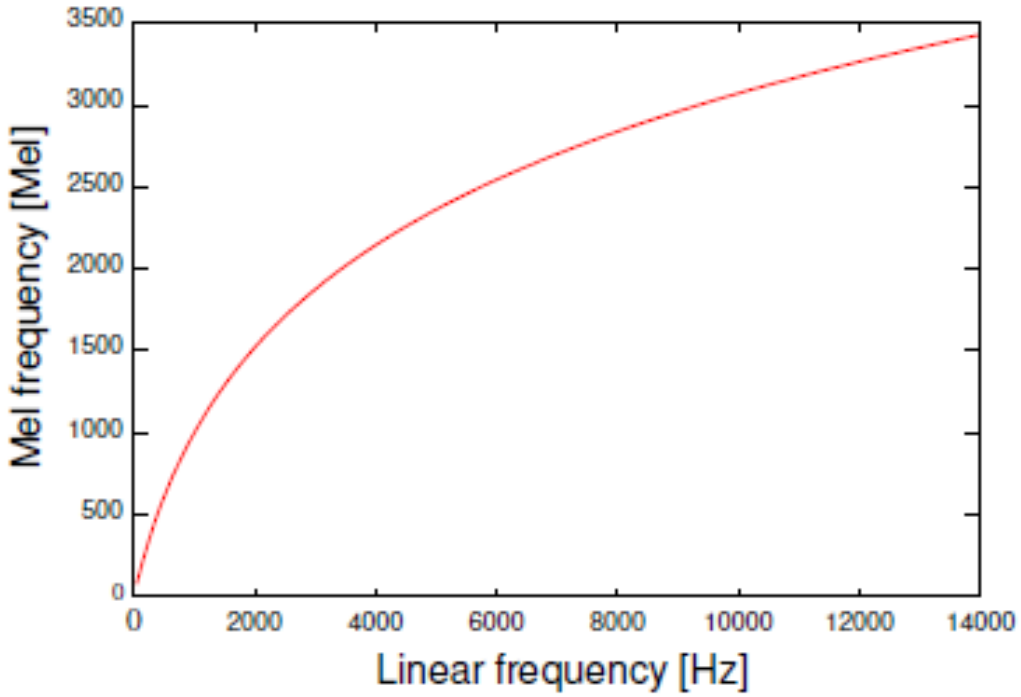


Coeficientes Cepstrum: motivación biológica IV

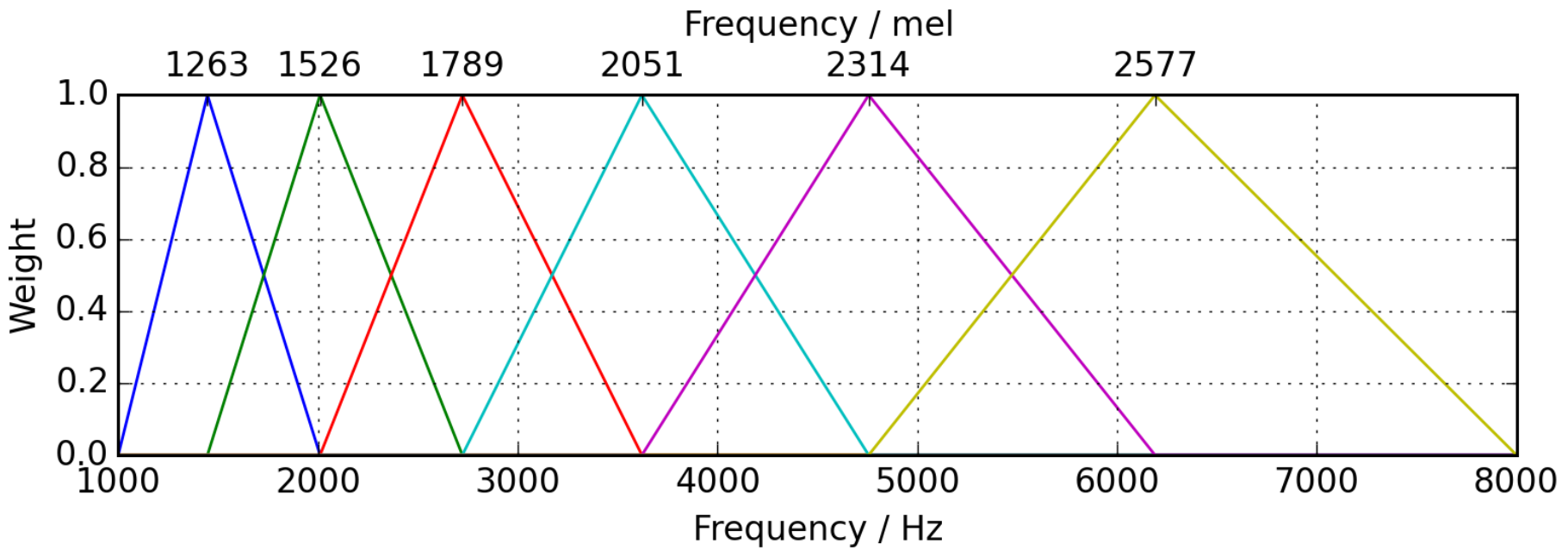


Coeficientes Cepstrum: la escala mel, y los filtros triangulares I

$$M(f) = 1127 \ln(1 + f/700)$$



Coeficientes Cepstrum: la escala mel, y los filtros triangulares II



Coefs. ceps. en escala de frec. mel (MFCC)

- Se calcula la transformada de Fourier (DFT) $X_t(k)$
- Ponderar los coeficientes con los correspondientes filtros triangulares W_m con $m = 1, \cdots, M$

$$Y_t(m) = \sum_{k=L_r}^{U_m} |W_m(k) X_t(k)|^2$$

- Obtener el módulo del logaritmo de la salida de los filtros y realizar la transformada *coseno inversa*

$$mfcc(n) = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^{M} \log[Y_t(m)] \cos\left[\frac{2\pi}{M}\left(m + \frac{1}{2}n\right)\right] \quad n = 1, \cdots, L$$

- Habitualmente $L \approx 13$, $M \approx 24$, $N \approx 512$.
- Existen librerías de python que calculan coeficientes MFCC (ej. `librosa`, Universidad de Columbia.)

Coeficientes MFCC dinámicos

Δ-MFCC y $\Delta\Delta$-MFCC

Los MFCC son conocidos como coeficientes estáticos ya que poseen información de la señal de habla sólo en la ventana actual. Para incorporar información acerca de la evolución temporal de los MFCC se incluyen los coeficientes dinámicos, es decir, las primeras y segundas diferencias entre coeficientes de ventanas consecutivas (velocidades y aceleraciones).

$$\Delta y_i[j] = \frac{y_i[j+1] - y_i[j-1]}{2}, \qquad \Delta\Delta y_i[j] = \frac{\Delta y_i[j+1] - \Delta y_i[j-1]}{2}$$

Coeficientes MFCC dinámicos

Δ-MFCC y $\Delta\Delta$-MFCC

Los MFCC son conocidos como coeficientes estáticos ya que poseen información de la señal de habla sólo en la ventana actual. Para incorporar información acerca de la evolución temporal de los MFCC se incluyen los coeficientes dinámicos, es decir, las primeras y segundas diferencias entre coeficientes de ventanas consecutivas (velocidades y aceleraciones).

$$\Delta y_i[j] = \frac{y_i[j+1] - y_i[j-1]}{2}, \qquad \Delta\Delta y_i[j] = \frac{\Delta y_i[j+1] - \Delta y_i[j-1]}{2}$$

¿Predictor o Muestra?

Si mi señal se procesa con n ventanas, y para cada una extraigo d coeficcientes MFCC, tendré finalmente n muestras de dimensión d cada una. Si incluyo los Δ-MFCC y $\Delta\Delta$-MFCC tendré n muestras de dimensión $3d$ cada una (d predictores estáticos, d velocidades y d aceleraciones).