Separación de Fuentes por Análisis Estadístico

Objetivo Principal

- A diferencia de las técnicas de Beamforming, estas técnicas no necesitan conocer mucho del ambiente.
  - Varias, si no es que todas, ni siquiera asumen saber el número de fuentes existentes.
    - Aunque su desempeño puede mejorar al saberlo.
- Ya que no conocen mucho del ambiente, también se les conoce como Separador Ciego de Fuentes.
  - *Blind Source Separation*

Objetivo Principal

- La idea es encontrar a W:

$$\hat{\boldsymbol{S}} = \boldsymbol{W}\ \boldsymbol{X}$$

Donde:

s_x: es la estimación de las señales de origen

X: son las señales capturadas (en los micrófonos); cada renglón representa un micrófono

W: es la matriz de separación (*demixing matrix*)

Donde...

$$\boldsymbol{A}=\begin{bmatrix} e^{-i2\pi f T_{1:1}} & e^{-i2\pi f T_{1:2}} & \cdots & e^{-i2\pi f T_{1:D}} \\ e^{-i2\pi f T_{2:1}} & e^{-i2\pi f T_{2:2}} & \cdots & e^{-i2\pi f T_{2:D}} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ e^{-i2\pi f T_{M:1}} & e^{-i2\pi f T_{M:2}} & \cdots & e^{-i2\pi f T_{M:D}} \end{bmatrix} \qquad \boldsymbol{S}=\begin{bmatrix} s_1(1) & s_1(2) & \cdots & s_1(N) \\ s_2(1) & s_2(2) & \cdots & s_2(N) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ s_D(1) & s_D(2) & \cdots & s_D(N) \end{bmatrix}$$

$$\boldsymbol{X}=\boldsymbol{S}\,\boldsymbol{A}$$

Donde:

- s_d: es una señal de origen
- N: tamaño de la señal (o de la ventana de la señal)
- $T_{m:d}$: es el retraso recibido de la señal s_d en el micrófono m
- **A: es la matriz que contiene los vectores de dirección (*direction vectors*)**
- X: son las señales capturadas (en los micrófonos); cada renglón representa un micrófono

Técnicas Populares

- Principal Component Analysis
- Independent Component Analysis
- Non-negative Matrix Factorization

Principal Component Analysis

(PCA)

Principal Component Analysis

- Se asume que las señales de origen no están correlacionadas.
  - Visto de otra manera: que casi no se empalman.
    - Primer luz roja.
- Con esta suposición, propone a la W como aquella que pueda desmezclar a X en señales que son ortogonales.

Principal Component Analysis

- Ortogonalidad:
  - Los eigenvectores de una matriz son ortogonales entre sí.
- PCA propone utilizar los eigenvectores de la matriz de covariancia como W.
  - Como los utilizados para MUSIC.
- El resultado es la descomposición de X en sus *componentes principales*.
  - Que se asume **algunas** de ellas son las señales de origen.

Principal Component Analysis

Centramos las señales de entrada X, y así R sería la matriz de covariancia.

$$R = XX^T$$

$$R = V\Lambda V^{-1} \qquad V = \begin{bmatrix} v_1 & v_2 & \cdots & v_K \end{bmatrix} \qquad \Lambda = \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \lambda_2 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \lambda_K \end{bmatrix}$$

$$\hat{\boldsymbol{S}} = \boldsymbol{V}'\boldsymbol{X}$$

Ŝ: los componentes principales de X; un renglón por componente.

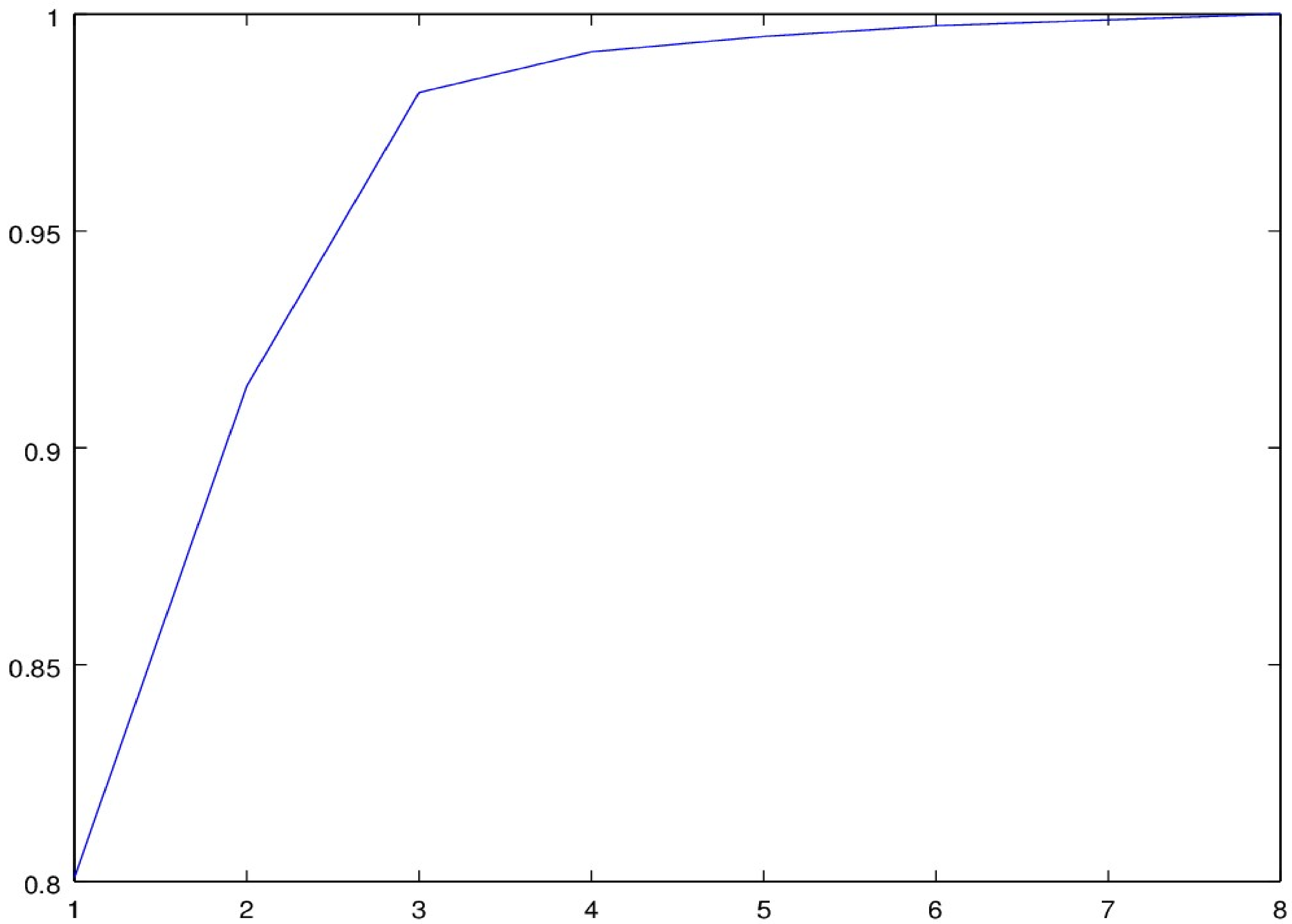
Tendrá tantos componentes como señales capturadas.

Tantos componentes como señales capturadas...

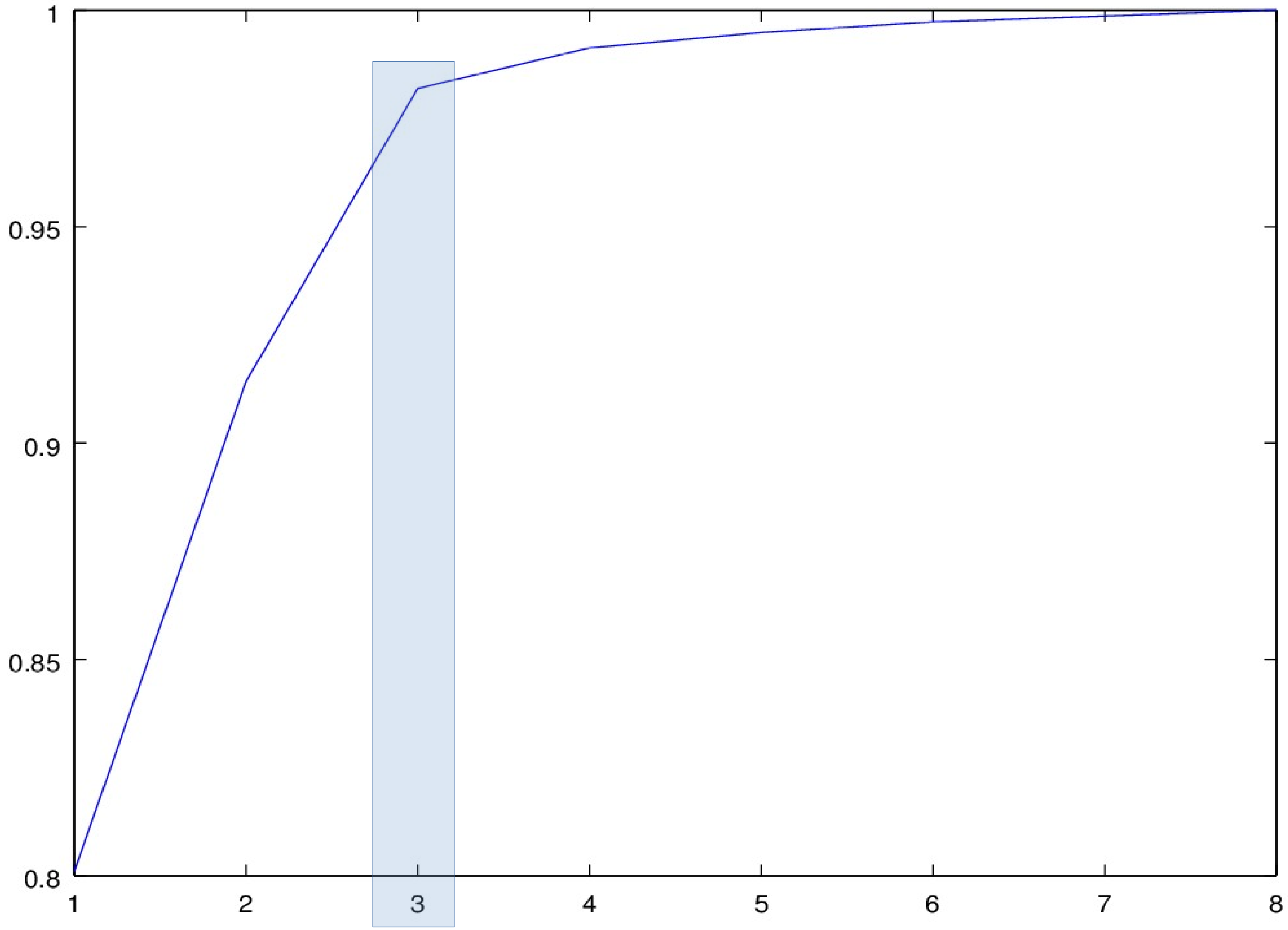
- ¿Cómo sabemos cuáles componentes son las estimaciones de las señales de origen?
- ¿Recuerdan a MUSIC?
  - Recordatorio: el eigenvalor es la cantidad de información de la matriz que representa el eigenvector.
  - Igual como con MUSIC, se ordenan los eigenvalores de manera acumulativa, divididos por su suma:
    - Si D es el arreglo de eigenvalores ordenados:

      plot(sumcum(D/sum(D))
  - Se busca algo cercano a un punto de inflexión.

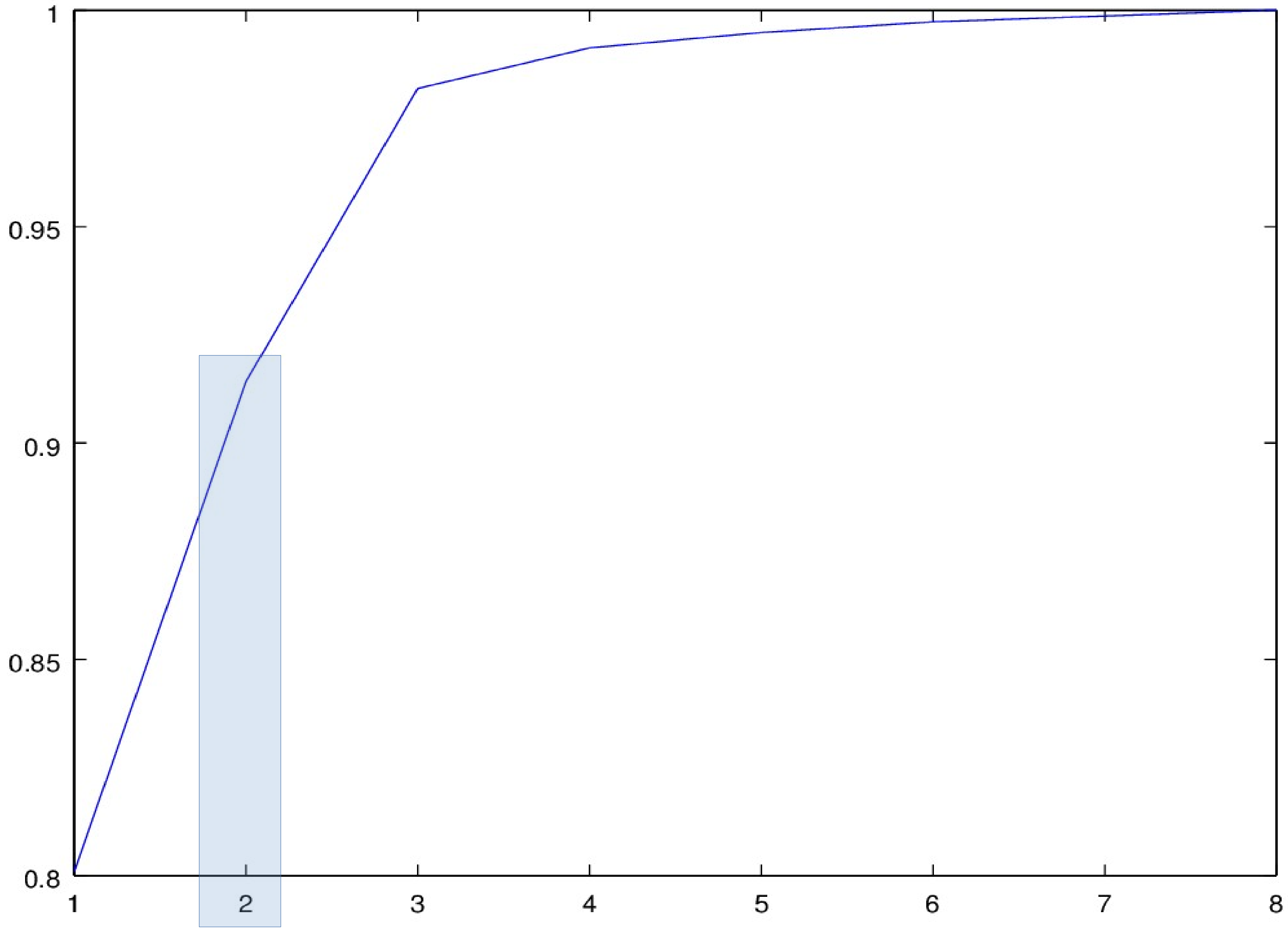
Presentación de Eigenvalores



Presentación de Eigenvalores



Presentación de Eigenvalores



¿En serio? ¿De nuevo?

- Como MUSIC:
  - La decisión de cuántos eigenvectores utilizar es un problema tanto abierto.
- Pero, para esta fase, dicha decisión se podría simplificar:
  - Si estamos estimando los DOAs anteriores a este paso, también podemos saber cuántas señales de origen hay en el ambiente.
  - Desgraciadamente...

Ejercicio #1

- Descarguen:

  pca.m

- Contiene una implementación de PCA:
  - Figura 1: las señales de origen
  - Figura 2: las señales de origen superpuestas con el **primer** y **tercer** componente.
  - Figura 3: una señal de origen superpuestas con el **segundo** componente.

Ejercicio #1

- ¿Qué problema ven?

Ejercicio #1

- ¿Qué problema ven?

- Los componentes no están completamente bien.
  - Parecen distorsionados, sin haber presencia de ruido.
  - Esto es porque hay algo de empalme entre ellos.
  - Pero no está mal.
    - Es importante mencionar que esta implementación magnifica los componentes al final, para mejor visualización.
- *Los componentes que son las estimaciones no son los dos con el mayor eigenvalor*.

Principal Component Analysis

- Un problema fuerte de PCA es la selección de componentes a señal de origen estimada:
  - Recordemos que normalmente no vamos a tener las señales de origen como referencia.
  - Por lo que no podemos saber si un componente es una estimación de una señal de origen, o sólo un componente de algún subespacio escondido.

Principal Component Analysis

- Problema de Permutación:
  - Si queremos hacer esto en línea, entonces esta decisión puede impactar no sólo a la ventana de audio actual, sino también a las que siguen.
  - En la una ventana la primera señal estimada puede provenir del primer componente, pero puede provenir de otro componente en la siguiente ventana.
  - Se requiere “seguir” a las señales estimadas a lo largo de las ventanas para asignar los componentes adecuados a éstas.
    - Esto no es para nada trivial.

Independent Component Analysis

(ICA)

Independent Component Analysis

- Es el “primo lejano” de PCA.
- Su suposición es que los componentes son **independientes** entre sí.

Independencia

- Ejemplo: hay una gran correlación entre los siguientes sucesos:
  - Hay mucho viento
  - Turbinas de viento girando rapidamente

- Ahora, imaginen que no conocen los factores de la Física tras una turbina de viento.
  - Sólo están observando los sucesos...

Independencia

- ¿Cuál **causa** a cuál?
  - ¿El viento rota a las turbinas? ¿Las turbinas crean viento?
    - ¿Cuál es la *dirección de causalidad*?
    - Mejor dicho: ¿cuál **depende** de cual?
  - O, ¿es pura coincidencia que los dos sucesos ocurran al mismo tiempo?
    - Mejor dicho: ¿son sucesos **independientes**?
- Afortunadamente, es posible *medir* dicha independencia directamente de lo observado.

Independent Component Analysis

- La idea entonces es obtener una matriz de separación W tal que al aplicar a X, los componentes que resulten sean lo más independientes posibles.
  - Llamados Componentes Independientes.

Independent Component Analysis

- Independencia implica no-correlación:
  - Los componentes siguen teniendo que ser poco correlacionados.
    - Por lo que tampoco le gusta el empalme.

- Pero ese no es su mayor problema...

Medir la Independencia

- Hay varias formas de hacerlo, pero una muy popular es:
  - La reducción de **información mutua** entre las señales
  - La cual a su vez se puede medir por medio de la diferencia entre la *entropía de una señal dado la otra* y la *entropía conjunta de las dos señales*.
    - También conocida como la **entropía diferencial**.

¡¿Qué?!

- Fue exactamente lo que yo dije cuando leí ese enunciado.

- Sinceramente, podría entregarles toda una explicación de cómo implementarla, pero...

Ejercicio #2

- Descarguen:

  ica.m

- Es una implementación de ICA:
  - Figura 1: señales de origen.
  - Figura 2: suponiendo que son sólo dos componentes independientes, aquí los muestra.

Ejercicio #2

- Dura un rato en correr:
  - Busca la matriz de separación de una manera iterativa.

- Hay una variable que pueden modificar:

  do_not_delay

  - Si tiene valor 1: no desfasa a las señales de origen, sólo les modifica su magnitud.
  - Si tiene valor 0: desfasa las señales.

Ejercicio #2

- Correrlo con:

  do_not_delay = 1

Ejercicio #2

- Correrlo con:

  do_not_delay = 1

- Aunque lento, hace mucho mejor trabajo que PCA.
- Requiere correrse varias veces para obtener resultados apropiados.
  - Para eso la línea “rand('seed',0.0005)”.

Ejercicio #2

- Correrlo con:

    do_not_delay = 0

Ejercicio #2

- Correrlo con:

  do_not_delay = 0

- ???????
  - Ni siquiera se acerca...

Independent Component Analysis

- Por eso, mejor ni se acerquen a esta técnica para estos propósitos.

Non-negative Matrix Factorization

(NNMF)

Non-negative Matrix Factorization

- La suposición es:
  - No hay valores negativos.
  - En ningún lado.
  - Ni en los componentes separados, ni en la matriz de separación W.

Non-negative Matrix Factorization

- Hacemos que X no tenga valores negativos:

  X = X - min(X)

- Proponemos inicialmente Ŝ con valores al azar.
- Luego, repetimos los siguientes pasos *ad nauseam* o hasta que el error se minimize:

1) $\boldsymbol{W} = \boldsymbol{X}\hat{\boldsymbol{S}}^{\boldsymbol{T}}\left(\hat{\boldsymbol{S}}\hat{\boldsymbol{S}}^{\boldsymbol{T}}\right)^{-1}$

3) $\hat{\boldsymbol{S}} = \left(\boldsymbol{W}^{\boldsymbol{T}}\boldsymbol{W}\right)^{-1}\boldsymbol{W}^{\boldsymbol{T}}\boldsymbol{X}$

2) $\boldsymbol{W}\left(W < 0\right) = 0$

4) $\hat{\boldsymbol{S}}\left(\hat{S} < 0\right) = 0$

- El error lo medimos por medio de:

$$error = \left\| X - W\hat{S} \right\|$$

Ejercicio #3

- Descarguen:

  nnmf.m

- Es una implementación de NNMF, entregando el mismo tipo de figuras que ica.m

Ejercicio #3

- Correrlo con:

  do_not_delay = 1

Ejercicio #3

- Correrlo con:

  do_not_delay = 1

- Sólo entrega una buena estimación de una señal.
  - Ni así entrega buenos resultados.
    - Es una técnica que es muy sensible al empalme.

Ejercicio #3

- Correrlo con:

  do_not_delay = 0

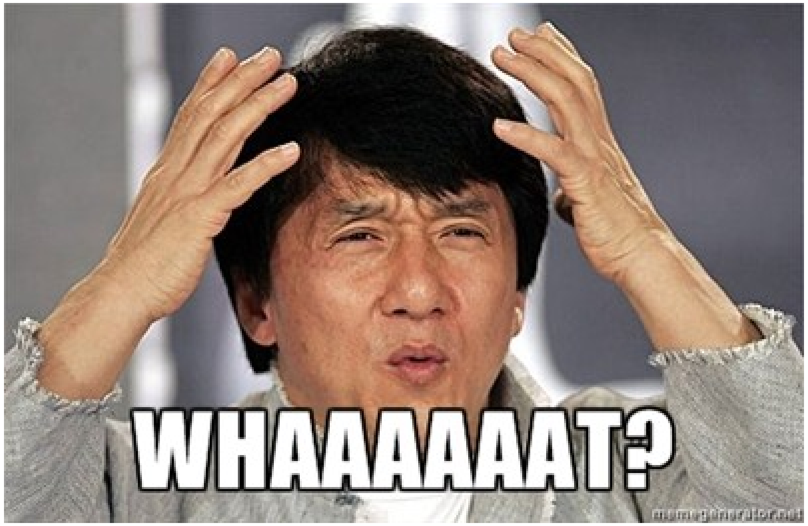
Ejercicio #3

- Correrlo con:

  do_not_delay = 0

- ???????
  - Peor aún...

¿Que está sucediendo?



No están funcionando...

- Estas técnicas toman a cada renglón de X como una observación en forma de vector.
  - Y cada columna representa a **una dimensión de dichos vectores**.
- Suponen que las variaciones con las que van a lidiar, son sólo de magnitud en la misma dimensión entre señales.

No están funcionando...

- En nuestro caso, estamos lidiando mayormente con desfasamiento.
- Esto implica que se están comparando magnitudes que no pertenecen a la misma dimensión.
  - Esto rompe desde la raíz a estas técnicas.
  - Inconsistencias del tipo magnitud-a-dimensión.

Solución Tentadora: Versión en Frecuencia

- Las inconsistencias en el dominio del tiempo que vemos al aplicar un desfase **deberían** de desaparecer en el dominio de la frecuencia.
  - ¿No?

- ¿Qué sucede si aplicamos estas técnicas en el dominio de la frecuencia?

PCA en Frecuencia

- Descarguen:

  pca_fft.m

- Contiene una implementación de PCA con FFT:
  - Figura 1: las señales de origen
  - Figura 2: las señales de origen superpuestas con el **primer** y **tercer** componente.
  - Figura 3: una señal de origen superpuestas con el **segundo** componente.

PCA en Frecuencia

- ¿Esto se ve conocido?
- Compárenlo con PCA en tiempo...

PCA en Frecuencia

- Es igual.
  - Excepto por el segundo componente.
- ¿Nos podremos escapar del problema de desfase?
  - Probemos otra técnica en FFT...

ICA en Frecuencia

- Descarguen:

  ica_fft.m

- Contiene una implementación de ICA con FFT:
  - Figura 1: señales de origen.
  - Figura 2: suponiendo que son sólo dos componentes independientes, aquí los muestra.

ICA en Frecuencia do_not_delay = 1

- Parece ser más rápido.
  - No se la crean...
- Sólo encontró un componente, y la “tendencia” del otro.

- Diferentes resultados que con ICA en el tiempo.

ICA en Frecuencia

- La *entropía diferencial* se comporta diferente en el dominio del tiempo que en el de la frecuencia dadas las mismas señales.
  - El espacio de búsqueda es diferente entre los dominios.
  - Por lo tanto, la trayectoria al minimizarla es diferente.
- Seguramente se quedó atascado en un óptimo local.
  - Por eso pareció terminar más rápido.

ICA en Frecuencia do_not_delay = 0

- Siguen estando muy mal separados.
- Compárenlo con ICA en tiempo...

ICA en Frecuencia

- Es igual, de nuevo.

- Ya van dos, pero todavía tenemos otra técnica a probar...

NNMF en Frecuencia

- Descarguen:

  nnmf_fft.m

- Contiene una implementación de NNMF con FFT:
  - Figura 1: señales de origen.
  - Figura 2: suponiendo que son sólo dos componentes, aquí los muestra.

NNMF en Frecuencia do_not_delay = 1

- ???
  - ¿Ni así?

- Para ser justos, estamos violando la suposición principal de NNMF:
  - No valores negativos.
  - Esto no tiene sentido para números complejos.

NNMF en Frecuencia sólo Magnitud

- NNMF se podría utilizar utilizando sólo la magnitud:
  - Descarguen nnmf_fft_mag.m
- Contiene una implementación de NNMF con FFT utilizando sólo magnitud:
  - Figura 1: señales de origen en FFT.
  - Figura 2: suponiendo que son sólo dos componentes en FFT, aquí los muestra.

NNMF en Frecuencia sólo Magnitud

- Al correrlo con do_not_delay = 1:
  - Hay una separación entre los picos.
  - Desgraciadamente, por sólo utilizar la magnitud, hemos hecho al lado la fase, que es esencial para regresar al domino del tiempo.
- Aún así, es sensible al estado inicial de las variables.
  - Para eso la línea de “rand('seed',0.00026)”

NNMF en Frecuencia sólo Magnitud

- Se podría incorporar el concepto de números complejos, pero otro supuesto fuera de no-negatividad se tendría que utilizar.
- Una variación en el dominio complejo de NNMF se puede encontrar en:

  H. Kameoka, Nobutaka Ono, Kunio Kashino and Shigeki Sagayama, "Complex NMF: A new sparse representation for acoustic signals," 2009 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, Taipei, 2009, pp. 3437-3440.

- Antes de explorar otras alternativas de NNMF, es importante que lo probemos con do_not_delay = 0 ...

NNMF en Frecuencia sólo Magnitud

- Al correrlo con do_not_delay = 0:
  - Ningún componente es separado.

- Aún en el dominio de la frecuencia, el desfase impacta a la separación.
- Por lo tanto, se puede intuir que la variación compleja de NNMF también va a ser impactada por el desfase.

¿Entonces no nos podemos escapar del desfase?

Desfase en Frecuencia

- El desfase también modifica a la señal en el domino de la frecuencia.
  - Pero esto no se ve cuando sólo vemos la magnitud de las frecuencias.
- En donde se modifica es en la fase.

Desfase en Frecuencia

- Descarguen:

  test_delay_in_fft.m

- Contiene una de las señales de origen y una versión desfasada:
  - Figura 1: señales en magnitud de frecuencia.
  - Figura 2: señales en fase de frecuencia.

Desfase en Frecuencia

- En la magnitud no hay diferencia.
- Pero sí la hay en la fase.
  - Ésta es la razón por la que NNMF funciona bien si sólo utilizamos la magnitud.
- Entonces: no nos podemos escapar de la fase.

Es importante recordar...

- Ninguna de estas técnicas usa la información de dirección de arribo.
  - Recordemos que por su nulo uso de información extra se les conoce como técnicas de **separación ciega** (*Blind Source Separation*).
- ¿No sería posible utilizar esa información de desfase para nuestro beneficio en vez de nuestro perjuicio?

Solución Híbrida:

Geometric Source Separation

(GSS)

Geometric Source Separation

- Busca una matriz de separación W, pero en su búsqueda, aplica las siguientes dos restricciones:
  - Las fuentes tienen que ser poco correlacionadas.
    - Como en el caso de PCA e ICA.
  - El producto punto entre W y el direction vector A (de la estimación Multi-DOA hecho a-priori) debe ser 1.
    - El W es, a la vez, una matriz de separación y un steering vector de un beamforming múltiple.

Geometric Source Separation

- Ambas restricciones son aplicadas de una manera “suave”.
  - Se utiliza un algoritmo tipo LMS.
    - Como en GSC.
    - Las restricciones se aplican como funciones de costo.
- La estimación final de W no necesariamente cumple con estas restricciones.
  - Pero es cercano a hacerlo.

Geometric Source Separation
Búsqueda de W

W se actualiza en cada ventana de tiempo por medio de:

$$W_{t+1} = W_t - \mu \left(\| X \| \nabla J_1 + \nabla J_2 \right)$$

Donde:

$$\nabla J_1 = 4 E W_t R_{xx}$$

$$\nabla J_2 = 2 \left(W_t A - I \right) A$$

$$R_{xx} = X X^T$$

$$E = R_{ss} - diag\left(R_{ss} \right)$$

$$R_{ss} = S S^T$$

$$S = W_t X$$

Este proceso se tiene que llevar a cabo para cada frecuencia f.

También:

S: es la salida del sistema (GSS)
X: son las señales capturadas
A: es el direction vector que indica en qué direcciones están las señales de origen
W_t: es la matriz de separación utilizada en la ventana actual
W_{t+1}: es la matriz de separación a ser utilizada en la siguiente ventana
μ: constante de adaptación
diag(): función que regresa en un vector los valores en la diagonal de una matriz: $diag\left(\begin{bmatrix} 1 & 2 \\ 3 & 4 \end{bmatrix} \right) = \begin{bmatrix} 1 \\ 4 \end{bmatrix}$

Por cierto: $\begin{bmatrix} 1 & 2 \\ 3 & 4 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 1 \\ 4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 2 \\ 3 & 4 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 4 & 4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -1 & 0 \end{bmatrix}$

Desgraciadamente...

- Como pueden ver, su implementación es compleja.
- Y esta es la versión básica del algoritmo.
- Los proyectos ManyEars y HARK utilizan una variación aún mas compleja.
- Por lo tanto:
  - Su implementación va más allá del nivel de complejidad apropiado para este curso.

Espera...

- ¿Esto significa que los algoritmos de análisis estadístico puros no son útiles para separación de fuentes defasadas en línea?
  - Éste es un tema todavía no completamente resuelto en la literatura de análisis estadístico.
  - Por lo tanto, considerando sólo las versiones presentadas en este curso (las originales):
    - *Estas técnicas no son útiles para nuestros propósitos.*

¿Entonces? ¿Proyecto final?

- La intención de las sesiones de *Separación de Fuentes* es proporcionar el campo completo de todas las alternativas que se han considerado.
  - Que las versiones presentadas aquí no sean viables, no significa que no haya alguna versión que sí lo sea.
    - Hay decenas de ellas: sería interesante explicar/explorar cada una, pero no para ámbitos pedagógicos como las de este curso.
- **Entonces:** es bastante claro que, por ahora, las opciones más convenientes para nuestros propósitos son del tipo de Beamforming.

Excepto...

- Si alguno de ustedes implementa exitosamente en JACK la versión presentada aquí de Geometric Source Separation:
  - En la página del curso está un artículo que lo explica detalladamente aplicado en un robot de servicio.
    - Es la versión utilizada en ManyEars.
- O alguna versión más reciente.
- Definitivamente merecen el 100 en este curso.
  - Reto presentado...

Siguiente Clase:

Descripción del Proyecto Final