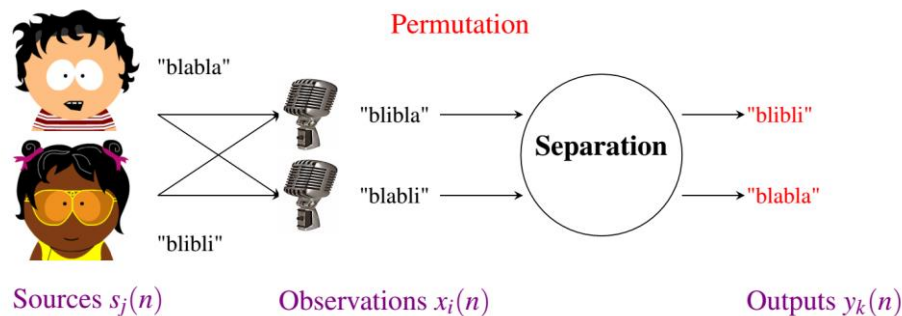


Sujet n° 3 : Séparation Aveugle de sources, mélange linéaire.

1) Données du problème

Exemple : *Cocktail Party Problem* :



On considère une situation où plusieurs sources (N_s) émettent simultanément. Ces sources constituent des signaux aléatoires et sont supposées statistiquement indépendantes.

On dispose de plusieurs capteurs ($N_c \geq N_s$) de positions différentes.

N_c capteurs enregistrent au cours du temps N_c observations

$$\mathbf{y}(t) = [y_1(t); y_2(t); \dots y_{N_c}(t)].$$

Chaque observation $y_i(t)$ s'écrit comme un mélange linéaire instantané non bruité de N_s sources (ou contributions de sources) réelles ou complexes $\mathbf{x}(t) = [x_1(t); x_2(t); \dots x_{N_s}(t)]$:

$$\mathbf{y}(t) = \mathbf{M}\mathbf{x}(t)$$

où \mathbf{M} est la matrice $N_c \times N_s$ de mélange à valeurs réelles ou complexes.

Dans cette étude, on se limitera à des signaux réels.

Objectif :

On ne connaît que les observations $y_i(t)$ qui ont été mesurées, et on désire connaître les sources $x_j(t)$.

C'est un problème de séparation de sources, aveugle puisqu'on ne connaît pas non plus les coefficients des mélanges (éléments de \mathbf{M}).

Remarques :

Notons que :

- dans chaque mélange, chaque source joue un rôle équivalent et en l'absence de toute connaissance supplémentaire géométrique ou spectrale . . . , permettant de les distinguer, l'ordre des composantes des signaux sources fixé dans le vecteur x ne pourra pas être retrouvé ($x_1 + x_2 = x_2 + x_1$).
- de la même façon, l'amplitude de chaque source peut être arbitrairement modifiée à condition de le compenser dans la matrice de mélange. Il sera donc impossible de retrouver l'amplitude exacte des signaux sources ($ax = \left(a \frac{1}{\lambda}\right) (\lambda x)$).

Hypothèses :

- les mesures ne sont connues que pour un ensemble fini d'échantillons : $k = 1$ à N correspondant aux dates $(k - 1)\Delta t$.
- les sources sont des processus aléatoires centrés, stationnaires au second ordre (S2O),
- les sources sont non corrélées entre elles,
- les sources ont des densités spectrales de puissance distinctes.

Les observations étant des combinaisons linéaires de signaux aléatoires stationnaires, elles sont elles aussi des signaux aléatoires stationnaires.

Quelques définitions utiles :

Soit une séquence aléatoire $x[k]$; en toute rigueur, $\mathbb{E}\{x[k]\} = m_x[k]$ (sa moyenne évolue dans le temps). Mais si elle vérifie la relation $\mathbb{E}\{x[k]\} = m_x, \forall k$, on dit que $x[k]$ est stationnaire au premier ordre. De plus, $x[k]$ est centrée si $m_x = 0$.

On appelle fonction d'autocorrélation de la séquence $x[k]$ centrée :

$$\Phi_{xx}[k, i] = \mathbb{E}\{x[k]x[k - i]\}, \quad i \in \mathbb{Z}$$

On considère que $x[k]$ est stationnaire au second ordre (S2O) que c'est-à-dire que $\Phi_{xx}[k, i]$ ne dépend pas de k . $\forall k, \Phi_{xx}[k, i] = \Phi_{xx}[i]$. On voit qu'alors $\text{Var}\{x[k]\} = \Phi_{xx}[0]$.

Cette fonction a comme propriété d'être maximale en $i = 0$.

Si l'on considère une seconde séquence aléatoire $y[k]$ centrée et S2O, on appelle fonction d'intercorrélation des séquences $x[k]$ et $y[k]$:

$$\Phi_{xy}[i] = \mathbb{E}\{x[k]y[k-i]\}, \quad i \in \mathbb{Z}$$

Si les signaux sont décorrélés (et *a fortiori* indépendants), alors $\Phi_{xy}[i] = 0, \forall i$.

Si l'on considère 2 signaux aléatoires $x_1[k]$ et $x_2[k]$ de longueur N , on peut les mettre sous forme matricielle $\mathbf{x} = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix}$ de dimension $2 \times N$ (on généralise aisément à $N_s \geq 2$ signaux).

On appelle alors matrice de covariance en i la matrice 2×2 ($N_s \times N_s$) suivante :

$$\mathbf{\Gamma}_x(i) = \mathbb{E}\{\mathbf{x}[k]\mathbf{x}^T[k-i]\} = \begin{bmatrix} \Phi_{x_1x_1}[i] & \Phi_{x_2x_1}[i] \\ \Phi_{x_1x_2}[i] & \Phi_{x_2x_2}[i] \end{bmatrix}.$$

Quelques considérations pratiques :

Le calcul pratique d'une moyenne ou d'une fonction d'intercorrélation $\Phi_{xy}[i]$ nécessite le calcul d'une espérance mathématique \mathbb{E} . Cela n'est pas réalisable puisqu'on ne dispose que d'une seule séquence de chacun des signaux $x[k]$ et $y[k]$.

L'hypothèse ergodique permet de remplacer l' \mathbb{E} par une moyenne temporelle (on fera attention aux bornes) ; ainsi, on a :

$$m_x \approx \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N x[k]$$

$$\Phi_{xy}[i] \approx \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N x[k]y[k-i], \quad i \in \mathbb{Z}$$

1) Cas où $N_c = N_s$

On fait l'hypothèse que \mathbf{M} est carrée régulière. Mais elle est inconnue !

On a donc $\mathbf{y}(t) = \mathbf{M}\mathbf{x}(t)$, où \mathbf{M} est la matrice $N_c \times N_s$ de mélange à valeurs réelles.

Travail théorique demandé

1. Avec les hypothèses sur les sources, que peut-on dire de $\mathbf{\Gamma}_x(i)$? Que se passe-t-il si $i = 0$?
2. Montrer que $\mathbf{\Gamma}_x^{-1}(0)\mathbf{\Gamma}_x(i_0)$ existe et est diagonale.
3. Montrer que $\mathbf{\Gamma}_y(i) = \mathbf{M}\mathbf{\Gamma}_x(i)\mathbf{M}^T, \forall i$.
4. On prendra $i = 0$: montrer que $\mathbf{\Gamma}_y(0)$ est inversible. Quelles autres propriétés a-t-elle ?
5. Soit $i_0 \neq 0$ et $\mathbf{\Lambda}_y(i_0) \equiv \mathbf{\Gamma}_y^{-1}(0)\mathbf{\Gamma}_y(i_0)$. Montrer que $\mathbf{\Lambda}_y(i_0) = \mathbf{M}^{-T}\mathbf{\Gamma}_x^{-1}(0)\mathbf{\Gamma}_x(i_0)\mathbf{M}^T$.
6. Soit \mathbf{U} la matrice dont les colonnes contiennent les vecteurs propres normés de $\mathbf{\Lambda}_y(i_0)$. On notera $\mathbf{\Delta}$ la matrice des vecteurs propres. Quelle relation lie $\mathbf{\Lambda}_y(i_0)$, \mathbf{U} et $\mathbf{\Delta}$?
7. En déduire que \mathbf{U} est égal à \mathbf{M}^{-T} à une norme près et une permutation près.
Vérifier que \mathbf{UD} où \mathbf{D} est une matrice diagonale positive consiste à modifier la norme des vecteurs colonne.
Vérifier que \mathbf{UP} où \mathbf{P} est une matrice de permutation consiste à permuter les vecteurs colonne. Une matrice de permutation contient des zéros et un et seul 1 par ligne et par colonne : par exemples, $\begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}$ ou $\begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$ permutent les colonnes 1 et 2 de \mathbf{U} .
8. En déduire qu'une matrice séparante \mathbf{S} peut être choisie égale à \mathbf{U}^T . \mathbf{S} vérifie, en théorie,

$$\mathbf{z}(t) = \mathbf{S}\mathbf{y}(t) = \mathbf{S}\mathbf{M}\mathbf{x}(t)$$
 c'est-à-dire que $\mathbf{z}(t)$ contient les sources $\mathbf{x}(t)$ à un facteur et une permutation près.

Travail pratique demandé

On va prendre $N_s = 2$.

9. Créer les deux séquences sources $x_i[k]$ à partir des fichiers Matlab « handel.mat » et « laughter.mat ». On fixera N à la plus petite des longueurs.
10. On pourra écouter les signaux sources (fonction `soundsc` avec $f_e = 8192 \text{ Hz}$).
11. Tracer les sources sur une figure.
12. Calculer et tracer les fonctions d'autocorrélation et la fonction d'intercorrélations des sources.
13. On pose

$$\mathbf{M} = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1,1 & 1,3 \end{bmatrix}$$

générer les observations $y_i[k]$.

14. On pourra écouter les signaux observations.
15. Calculer $\Gamma_y^{-1}(0)\Gamma_y(i_0)$ en prenant $i_0 = 2$.
16. Calculer \mathbf{U} et Δ .
17. En déduire $\mathbf{z}(t)$.
18. Ecouter les signaux séparés.

2) Cas où $N_c > N_s$

On a un système sur-déterminé.

La matrice \mathbf{M} est rectangulaire, donc non inversible, mais de rang N_s . Elle est toujours inconnue !

On va se ramener au cas précédent en projetant les signaux.

Travail théorique demandé

1. Montrer que $\Gamma_y(0)$ est de taille N_c mais de rang N_s et n'est donc pas inversible.
2. Calculer \mathbf{U} et Λ les éléments propres de $\Gamma_y(0)$. Quelles propriétés, dues à celles de $\Gamma_y(0)$, ont \mathbf{U} et Λ ?
3. On note \mathbf{U}_s les N_s vecteurs propres principaux de $\Gamma_y(0)$ (ceux correspondant aux valeurs propres non nulles). On appelle « sous-espace signal » le sous-espace engendré par les colonnes de \mathbf{U}_s .

Soit $\mathbf{W} = \mathbf{U}_s^T$, on projette les observations dans le sous-espace signal : $\mathbf{z}(t) = \mathbf{W}\mathbf{y}(t)$. Quelle est la dimension de $\mathbf{z}(t)$? On peut écrire $\mathbf{z}(t) = \mathbf{W}\mathbf{M}\mathbf{x}(t) = \mathbf{M}_z\mathbf{x}(t)$.

4. On applique maintenant l'algorithme utilisé pour $N_c = N_s$ à $\mathbf{z}(t)$. On obtient une matrice séparante \mathbf{S}_z : $\hat{\mathbf{x}}(t) = \mathbf{S}_z\mathbf{z}(t) = \mathbf{S}_z\mathbf{W}\mathbf{M}\mathbf{x}(t)$. La matrice séparante des observations non projetées est $\mathbf{S} = \mathbf{S}_z\mathbf{W}$.

Travail pratique demandé

On va prendre $N_s = 2$ et $N_c = 3$ puis 5.

Appliquer le nouvel algorithme avec $\mathbf{M} = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1.8 & 1.3 \\ 0.55 & 1.8 \end{bmatrix}$ puis $\mathbf{M} = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1.8 & 1.3 \\ 0.55 & 1.8 \\ 1.2 & 0.8 \\ 1 & 1.25 \end{bmatrix}$, et réaliser un

travail identique à celui demandé au paragraphe précédent.