**Séparation des sources**

A étudier / rechercher :

* Généralité
* Quelles familles

Problématique

On reçoit un mélange des sources, comment trouver quels éléments ont produit chaque source ? Dans notre cas, on a une dans le plan hologramme des motifs d’interférences provenaient des différences objets dans la scène. On veut faire la séparation des sources monochromatiques.

Séparation des sources

**Introduction**

Depuis la référence [6], la séparation des sources est l’art d’estimer des signaux « sources », supposés indépendants, à partir de l’observation d’un ou plusieurs « mélanges » de ces sources.

Modèle adoptée :

* Problème :
  + M mélanges (observations)
  + K sources (inconnues)
  + X = AS
  + A est la matrix de mélange

Depuis la référence [5] :

**Trois modèles principaux** :

1. Les mélanges *instantanés*
2. Les mélanges *convolutifs*
3. Cas particuliers des mélanges convolutifs : les mélanges *anéchoïques*

**Trois situations :**

1. Mélange *sur-déterminé* : on a plus d’observations que de sources : M > K
2. Mélange *déterminé :* on a autant d’observations que des sources : M = K
3. Mélange *sous-déterminé* : on a moins d’observations que de sources : M < K

**Différents classes de problèmes** :

1. Séparation non aveugle de sources (*blindness*) : on connait le système de mélange *A,* donc on veut estimer les sources *S* à partir de *X* et *A*
   1. Instantané
      1. (sur-)-déterminé
      2. sous-déterminé
   2. Convolutif
      1. (sur-)-déterminé
      2. sous-déterminé
2. Séparation aveugle de sources (*blind source separation*) : on ne connait pas le système de mélange, donc on veut estimer les sources *S* et le système de mélange *A* à partir de *X*
   1. Instantané
      1. (sur-)-déterminé
      2. sous-déterminé
   2. Convolutif
      1. (sur-)-déterminé
      2. sous-déterminé

**Mélanges instantanés sur-déterminé**

1. Mélange non aveugles

Solution simple :

1. Mélange aveugle : ICA (*Independent Component Analysis*)

*ICA* is a computional method for separating a multivariate signal into additive subcomponents. Hypothèse fondamentale de l’ICA : au plus une source est gaussienne !

**Mélange instantanés sous-déterminé**

* Parcimonie et séparation de sources
* Masquage temps-fréquence
  + Représenter la probabilité des échantillons d’un signal et des coefficients MDCT. Une bonne transformée permet de concentrer l’information dans quelques coefficients. Exemples : Fourier, Gabor, Ondelettes, etc. ;
* Approche type Basis Pursuit

**Mélange convolutifs non aveugle :** pas assez débrouillé

Observation : cette référence [5] n’a été profondément étudié une fois que il y avait nécessité de comprendre bien la théorie avant. Donc, il faut encore bien étudier la théorie !

Séparation des sources audio

Depuis la référence [6] :

**Mélanges linéaires instantanés**

…

**Mélanges convolutifs**

* Analyse en composants indépendants

Séparation Aveugle des Sources (SAS)

Depuis la référence [7], la séparation aveugle de source (SAS) consiste à estimer un jeu de N sources inconnues à partir d'un jeu de P observations.

La nature des mélanges est (catégories) : linéaire ou non-linéaire.

Détermination des mélanges : correspond à la différence entre le nombre de sources et d’observations. Déterminé, sur-déterminé ou sous-déterminé (cas plus difficile à résoudre).

Les familles des méthodes pour la SAS

Afin d'effectuer la séparation, chaque méthode nécessite des hypothèses et des critères comme l'indépendance des sources, la parcimonie, etc. La SAS peut donc être découpée en plusieurs familles dont (depuis la référence [7]) :

1. **L'Analyse en composantes indépendantes (ICA)**
2. **L'analyse en composantes parcimonieuses (SCA)**
3. **La factorisation en matrices non-négatives (NFM)**

Depuis la référence [8], on a plus des approches / méthodes :

1. **Principal components analysis (PCA)**
2. **Singular value decomposition (SVD)**
3. **Independent component analysis (ICA)**
4. **Dependent component analysis (DCA)**
5. **Non-negative matrix factorization (NMF)**
6. Low-complexity coding and decoding
7. **Stationary subspace analysis (SSA)**
8. **Common spatial pattern (CSP)**

Séparation Aveugle des Sources (SAS)

L’objective de la thèse [9] est déterminer la composition (contenu) des images hyper spectrales en utilisant la Séparation Aveugle des Sources (SAS), où les champs d’applications étudiés ont été la télédétection (identifier la composition des images en matériaux) et l’astrophysique (identifier des différents étoiles présents sur les images).

En télédétection le modelé intéressé est linéaire quadratique invariant spectralement et en astrophysique est plutôt linéaire mais variant spectralement.

Depuis la thèse [9], le but des méthodes SAS est « de retrouver les signaux sources sj sans, ou avec très peu, d’informations a priori sur les sources ou la fonction de mélange f, d’où le terme "aveugle" ».

Type de mélanges usuels

En utilisant la référence [9], on a comme type de mélanges usuels :

1. **Mélange linéaires**
   1. *Mélange linéaire instantané* : le mélange le plus simple et le plus répandu dans la littérature. Les observations s’écrivent comme une combinaison linéaire des sources. On dit « instantané » car un échantillon n de l’observation xi dépend uniquement des sources à ce même échantillon.

[Modèle appliqué à l’astrophysique]

Modèle de mélange le plus répondu pour modéliser les mélanges dans les pixels.

* 1. *Mélange à retard (« anéchoïques »)*: les mélanges linéaires à retard sont quant à eux une généralisation du cas précèdent. Les observations s’écrivent comme une combinaison des sources à des échantillons décalés.
  2. *Mélange convolutif*: une observation s’écrit comme une somme des sources convoluées chacune par un filtre qui lui est propre.

Le modèle linaire ne suffit pas pour décrire les données dans certaines applications réelles. Donc, on est dans autre type de modèles :

1. **Mélange non-linéaires**
   1. *Mélange post-linéaire*: Les sources subissent d’abord un mélange linéaire avant de subir la non linéarité d’une fonction gi, et ce pour chaque observation xi. Cette modèle a été étudiée par plusieurs auteurs dans la littérature.
   2. *Mélange linéaire quadratique*: Le cas plus étudié en littérature est celui de deux sources et cette modèle est aussi appelée modèle bilinéaire.

[Modèle appliqué à la télédétection]

Situations des mélanges

Le problème de SAS peut se retrouve dans les situations suivantes :

1. **Mélange déterminé**
2. **Mélange sur-déterminé** : plus d’observations que de sources
3. **Mélange sous-déterminé** : plus de signaux inconnus que de donnés

Panorama des différents méthodes de SAS existants

La thèse [9] présente les méthodes plus répandues conforme le type de mélange. La même référence cite autres littératures pour trouver plus d’informations sur les méthodes de SAS en général (page 7).

Les méthodes présentés ensuite sont des méthodes pour les modèles associés aux mélanges dans les applications en télédétection et en astrophysique, par forcement en holographie, car comme cité en [10, 11], les hologrammes sont plutôt considérés comme des mélanges convolutifs.

Méthodes pour les mélanges linéaires instantanés

1. **Méthodes basées sur l’ICA** : cette famille des méthodes exploitent l’indépendante statistique des signaux sources entre eux.

ICA (*Independent Component Analysis*) ou Analyse en Composantes Indépendants. La méthode basée sur l’ICA peut être divisé dans les classes suivantes :

* 1. **Méthodes basées sur la non gaussianité** : il s’agissent des méthodes plus utilisés dans la littérature, elles exploitent les statistiques d’ordre supérieur à deux, et sont donc dites méthodes statistiques d’ordre supérieur. Les approches proposées plus répandues sont :
     1. *Maximation de la non-gaussianité*: parmi les méthodes plus connues, on trouve FastICA
     2. *Estimation du maximum de vraisemblance*
     3. *Minimisation de l’information mutuelle*
     4. *Approches tensorielles*
  2. **Méthodes exploitant la structure des signaux**: supposant les sources i.i.d. (indépendants et identiquement distribuées)

1. **Méthodes basées sur la parcimonie (SCA)**: analyse en Composantes Parcimonieuses ou SCA (*Sparse Component Analysis*). Elle s’appuie sur l’hypothèse que les sources sont parcimonieuses soit dans leur représentation originale soit après décomposition sur un dictionnaire. Un signal est dit parcimonieux si la plupart de ses coefficients dans un domaine de représentation donné sont nuls. On a trois catégories :
   1. **Méthodes basées sur l’hypothèse de fortes conditions de parcimonie** : méthodes appelles WDO (*W-Disjoint-Orthogonality*). L’avantage de la WDO est qu’elle permet de séparer les sources dans les cas dits « sous-déterminés ».
   2. **Méthodes « quasi-non-parcimonieuse ».** Exemples : LI-TEMPROM, LI-TIFCORR, etc.
   3. **Approches « hybrides »**: se situant entre les deux catégories de méthodes précédentes.
2. **Méthodes bayésiennes**: utilisation de la règle de Bayes. La méthode demande souvent un grand coût calculatoire.
3. **Méthodes basées sur la NMF**: les méthodes de Factorisation en Matrices Non-négatives ou NMF (*Non-negative Matrix Factorisation*) sont des méthodes basées sur la positivité des donnés (les observations, les sources et les coefficients de mélange). Mes algorithmes NMF sont des algorithmes itératifs qui consistent généralement à minimiser un critère, ou fonction coût choisie Ensuite, les grandes familles sont :
   1. **Algorithmes de type gradient projeté**
   2. **Algorithmes multiplicatifs**
   3. **Algorithmes ALS** (*Alternating Least Squares*)

Méthodes pour les mélanges linéaires quadratiques

Cette méthode n’a pas été beaucoup traitée dans la littérature de SAS comme le modèle linéaire. La référence [9] a cité quelques travaux, approches et méthodes sur cette thématique, mais pas fait une division plus détaillé comme pour les méthodes de mélanges linéaires instantanés.

Comme il s’agit d’un cas moins étudié peu de solutions existent et les approches proposées reposent essentiellement sur la parcimonie ou l’indépendance des sources (méthodes ICA ainsi que les quelques méthodes bayésiennes présentées)

Mélanges

Comme cité en [11], dans la littérature existe plusieurs types de mélanges découpés en deux catégories :

1. **Mélanges linéaires** : les observations s’écrivent comme des combinaisons linéaires des sources
2. **Mélanges convolutifs** : les observations s’écrivent comme la somme de sources convoluées par un masque de convolution

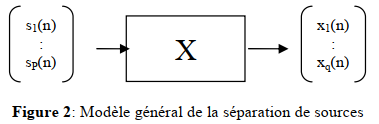
Encore, par rapport à [10], le type de mélange est découpé en deux façons :

1. **Mélange linéaire** ou **non-linéaire**
2. **Mélange instantané** ou **convolutif**

En [11], les **hologrammes restitués** sont considérés comme un **mélange convolutif** formé par deux observations : la partie réelle et la partie imaginaire.

Séparation Aveugle des Sources (SAS)

La référence [11] donne une définition intéressant : «  La SAS consiste à estimer un jeu de P sources inconnues (sp(n), p : 1, ..., P) à partir d'un jeu de Q observations (xq(n), q : 1, ..., Q). Ces observations sont supposés le résultat des mélanges inconnus de ces P sources au travers d’un système X (figure 2). L’objectif à atteindre est de trouver le moyen d’annuler l’effet du système X, c’est-à-dire trouver un inverse X−1 afin de reconstituer les signaux sources. »



Application réel : hologrammes numériques

Comme cité dans [10], le modèle de mélange plus simple est le mélange *linéaire* et *instantané*, cette modèle suppose que chaque enregistrement est constitué d'une somme de signaux sources pondérés différemment.

Pour résoudre la SAS (Separation Aveugle des Sources) il y a plein des algorithmes basés sur ICA (*Independent Component Analysis*), principalement pour les mélanges instantanés et linéaires. [Obs. : parler des approches convexes ?]

Par contre, pour les applications réelles, comme **les hologrammes numériques**, le modèle de mélange plus adapté est le **modèle convolutif**, où les signaux sont pondérés (*weighted*), retardé (*delayed*) et alambiqué (*convolutely*), et non linéairement, mixte (*mixed*).

L’article [11] décrit l’aspect géométrique de la SAS avec une représentation multi échelle des signaux par la transformée en ondelettes. L’idée présenté est d’utiliser la forme complexe de l’image restitué (parties réelle et imaginaire) comme deux observations (ou mélanges convolutifs) pour séparer l’image réelle de l’objet de l’image conjuguée.

Limitations / Observations

Les références [10] et [11] sont des méthodes pour l’élimination de l’image jumelle à partir *d’hologrammes numériques de particules* et *enregistrées dans la configuration in-line* (je ne sais pas ce que cela signifie).

Considérations finales

**Le choix de méthode SAS dépend fortement de modèle de mélange et de la connaissance des données !**

**Une fois qu’on a bien établi le modèle, on peut passer à l’étape de démélange (*unmixing*).**

**Il faut bien comprendre nos données !**

Références

1. Kowalski, Mathieu. *Séparations des sources*. Disponible sur : <https://www.google.com/url?sa=t&rct=j&q=&esrc=s&source=web&cd=3&cad=rja&uact=8&ved=2ahUKEwiZlJj-6JLoAhWColwKHeChD5QQFjACegQIBxAB&url=http%3A%2F%2Fwebpages.lss.supelec.fr%2Fperso%2Fmatthieu.kowalski%2F%3Fdownload%3DATSI_slides_SepSources_print.pdf&usg=AOvVaw35dR4qVVKsG0dlhRhMuXFr>
2. TELECOM Paris Tech. *Séparation de sources audio*. Disponible sur : <https://perso.telecom-paristech.fr/grenier/mva/Sap-Separation-Transp.pdf>
3. Wikipédia. *Méthode de séparation aveugle de source.* Disponible sur : <https://fr.wikipedia.org/wiki/M%C3%A9thode_de_s%C3%A9paration_aveugle_de_source>
4. Wikipédia. *Signal Separation.* Disponible sur : <https://en.wikipedia.org/wiki/Signal_separation>
5. Inès Meganem. Méthodes de Séparation Aveugle de Sources pour l’imagerie hyperspectrale. Application à la télédétection urbaine et à l’astrophysique. Instrumentation et méthodes pour l’astrophysique [astro-ph.IM]. Université Paul Sabatier - Toulouse III, 2012. Français. fftel-00845899
6. Jamel, Hattay ; Belaid, Samir ; Lebrun, Denis ; Naanaa, Wady ; *Digital in-line particle holography: twin-image suppression using sparse blind source separation* **[en ligne]. In :** *Signal, Image and Video Processing.* Signal, Image and Video Processing, 2014. Disponible sur : <https://www.researchgate.net/publication/264046162_Digital_in-line_particle_holography_twin-image_suppression_using_sparse_blind_source_separation>.
7. Jamel Hattay, Denis Lebrun, Samir Belaïd. APPLICATION DE LA SEPARATION AVEUGLE DE SOURCES POUR LA SUPPRESSION D’IMAGES JUMELLES EN HOLOGRAPHIE NUMERIQUE DANS L’AXE. 3ème rencontre francophone d’holographie numérique appliquée à la métrologie des fluides, Nov 2014, Ecully, France. ffhal-01100274ff

A vérifier :

1. Fangchen Feng. Séparation aveugle de source : de l’instantané au convolutif. Traitement du signal etde l’image [eess.SP]. Université Paris-Saclay, 2017. Français. NNT : 2017SACLS232. tel-01760974v2