

# Méthodes d'analyse en variables latentes fondées sur la parcimonie et/ou la faiblesse de rang. Application aux problèmes inverses multivariés

Matthieu PUIGT

Univ. Littoral Côte d'Opale, LISIC – UR 4491, Calais & Longuenesse

Habilitation à diriger des recherches

28 Mars 2023



# Plan de la présentation

- 1 Synthèse des activités
- 2 Analyse en variables latentes
- 3 NMF informée
- 4 NMF comprimée
- 5 SCA pour l'imagerie multi-spectrale
- 6 Perspectives

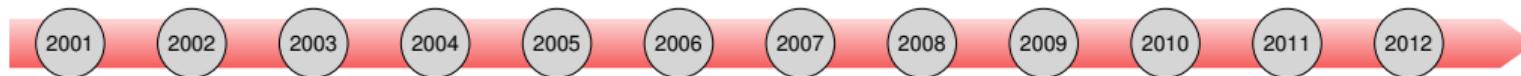
# Plan de la présentation

- 1 Synthèse des activités
- 2 Analyse en variables latentes
- 3 NMF informée
- 4 NMF comprimée
- 5 SCA pour l'imagerie multi-spectrale
- 6 Perspectives

# Parcours

## Formation

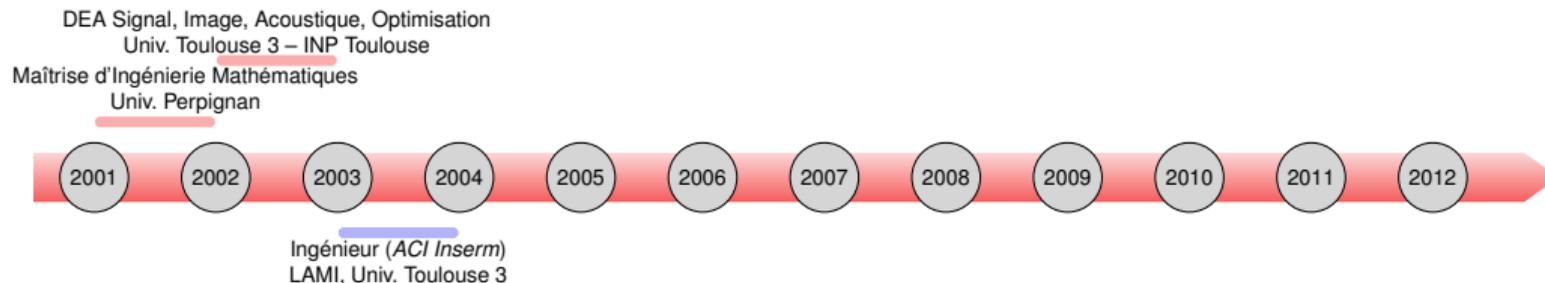
DEA Signal, Image, Acoustique, Optimisation  
Univ. Toulouse 3 – INP Toulouse  
Maîtrise d'Ingénierie Mathématiques  
Univ. Perpignan



## Expérience

# Parcours

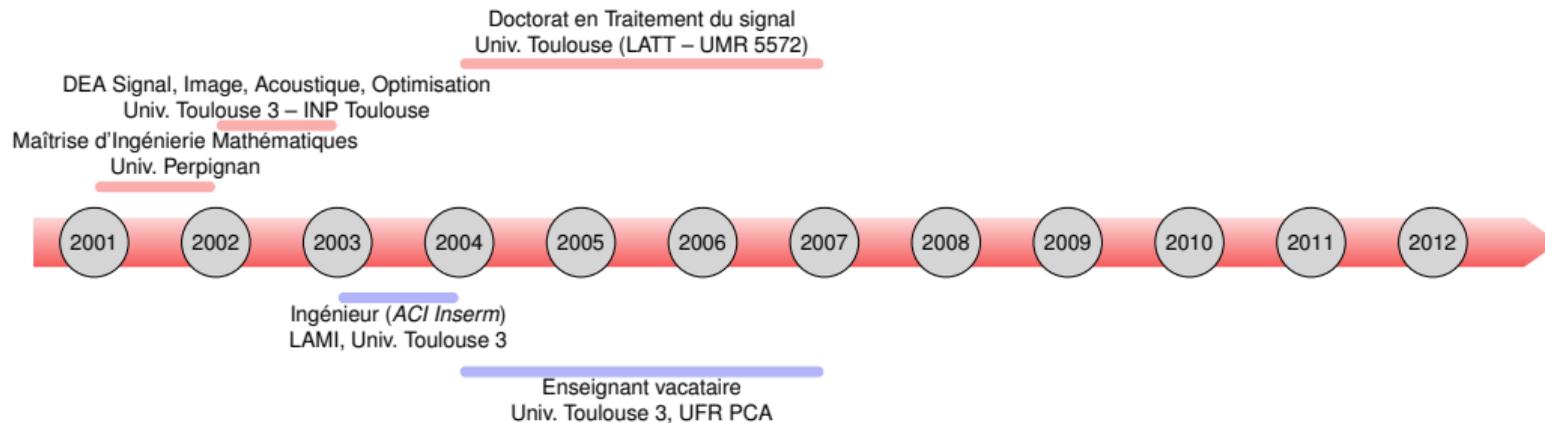
## Formation



## Expérience

# Parcours

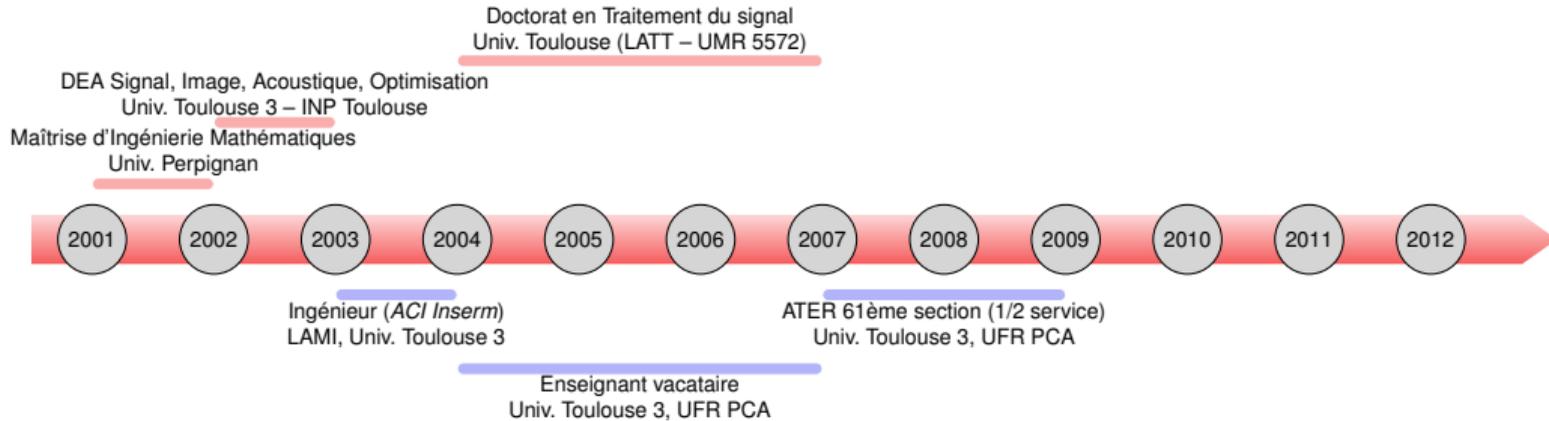
## Formation



## Expérience

# Parcours

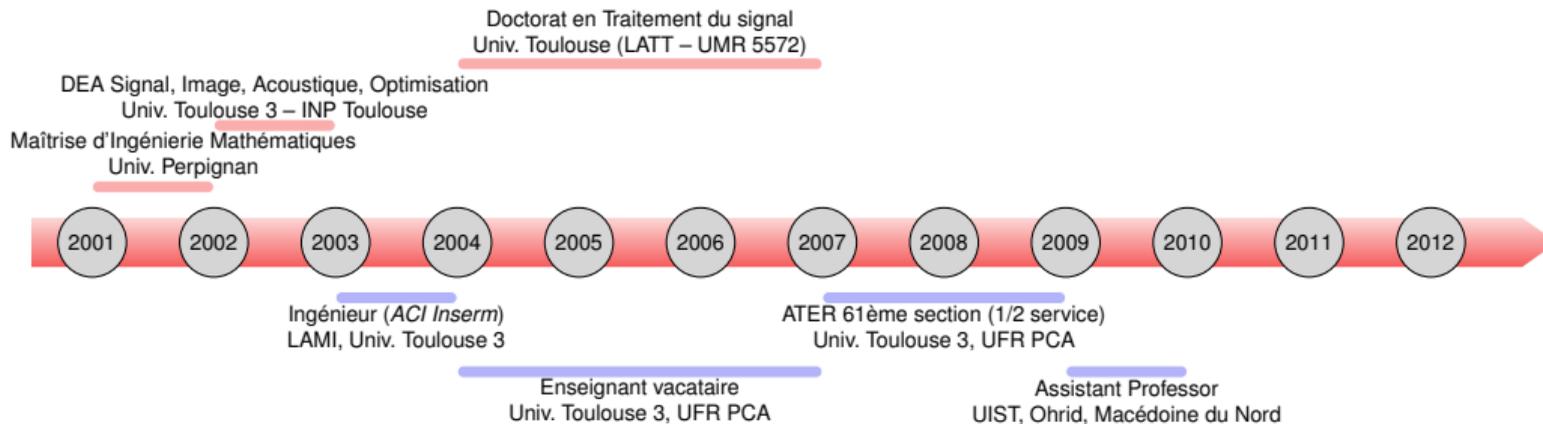
## Formation



## Expérience

# Parcours

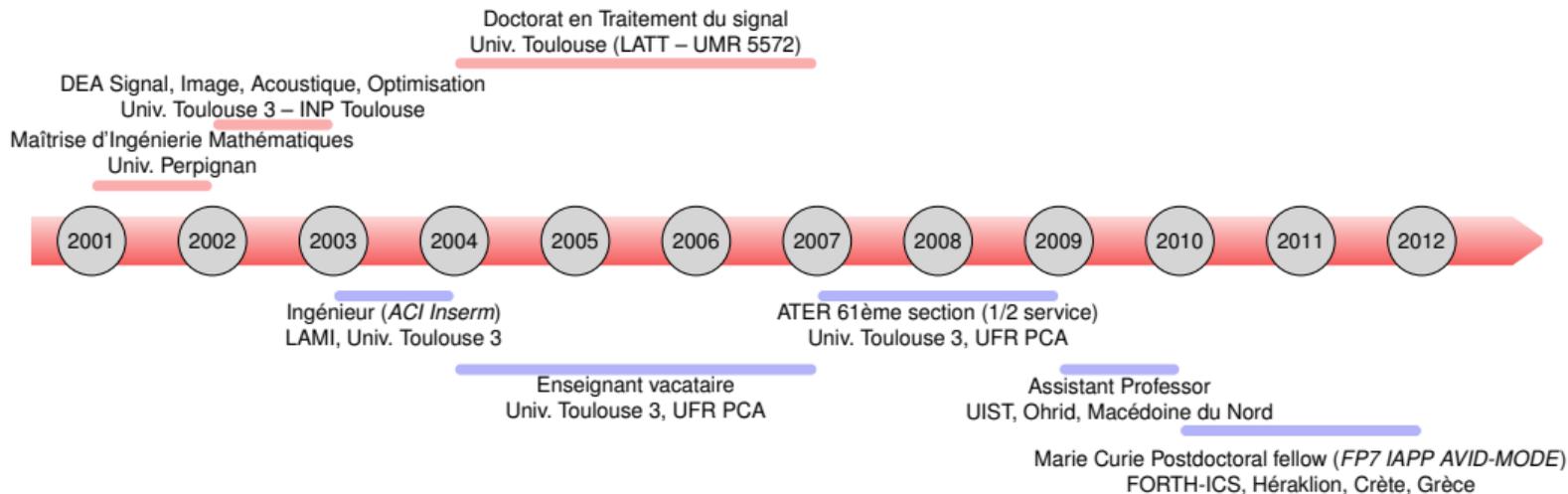
## Formation



## Expérience

# Parcours

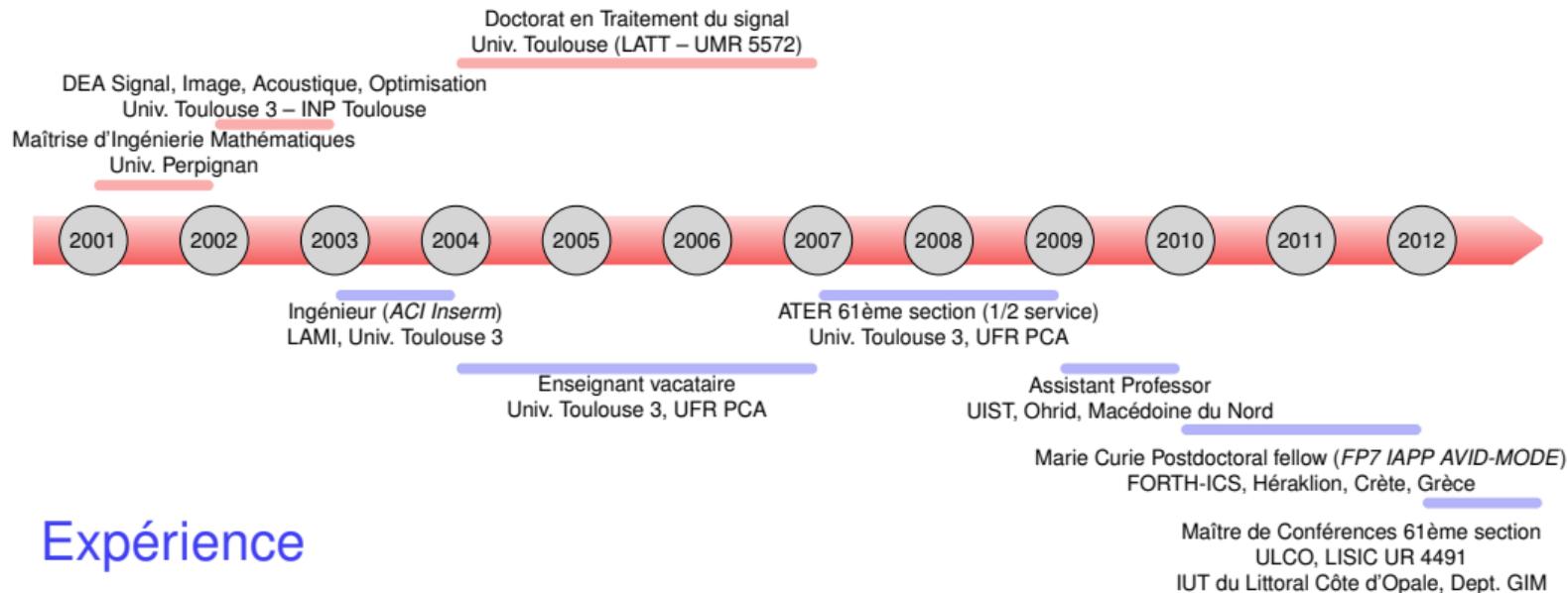
## Formation



## Expérience

# Parcours

## Formation



## Expérience

# Enseignement

## UIST Ohrid (2009-2010)

- 4 modules enseignés en anglais (Discrete Maths, Programming, Signal Processing, Assembly Language Programming)
- Création des CM/TD/TP et aide à la préparation des TA
- Syllabus étendus soumis au processus de Bologne (reconnaissance ECTS)

## IUT Littoral Côte d'Opale

service réalisé  $\in [237 \text{ h}, 338 \text{ h}]$ ,  $\mu = 280 \text{ h}$

- Enseignements dans les trois spécialités de la 61ème section (FI, alternance) :
  - Génie informatique : algorithmique & micro-contrôleurs Arduino
  - Automatique : régulation, sûreté de fonctionnement, supervision, automatisme (EILCO)
  - Traitement du signal & des images : signaux & systèmes (DUT), problèmes inverses (M2), traitement de données de grande dimension (M1)
- Pédagogie par projet et par compétences (SAÉ)
- AAP pédagogiques (BQE, TA OPCO pour +220 k€)

# Responsabilités

## UIST Ohrid

- Membre du Sénat de l'université (CA, CS, CFVU)
- Mise en place de séminaires recherches
- Représentation de l'université (ministère, pub TV, interview, etc)

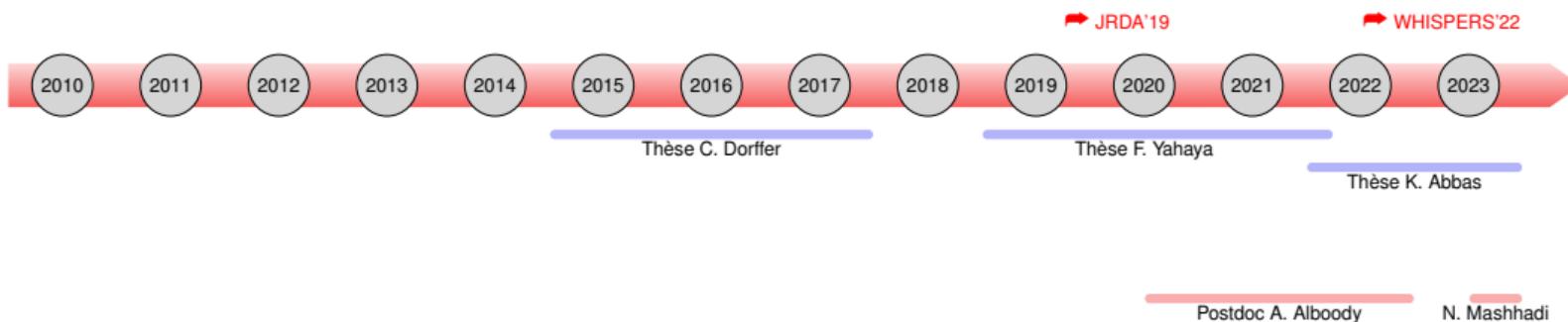
## IUT Littoral Côte d'Opale

- Responsable communication du département GIM depuis septembre 2012
  - refonte site web, réseaux sociaux, réseau d'alumni, etc.
- Responsable de la licence professionnelle PRIME puis GRIT depuis janvier 2014
  - Formation montée en apprentissage en 2016
  - Mise en place d'un second parcours en 2019 (Bachelor Industrie & Numérique)
- Membre élu du Conseil d'IUT (depuis 2022)

## LISIC

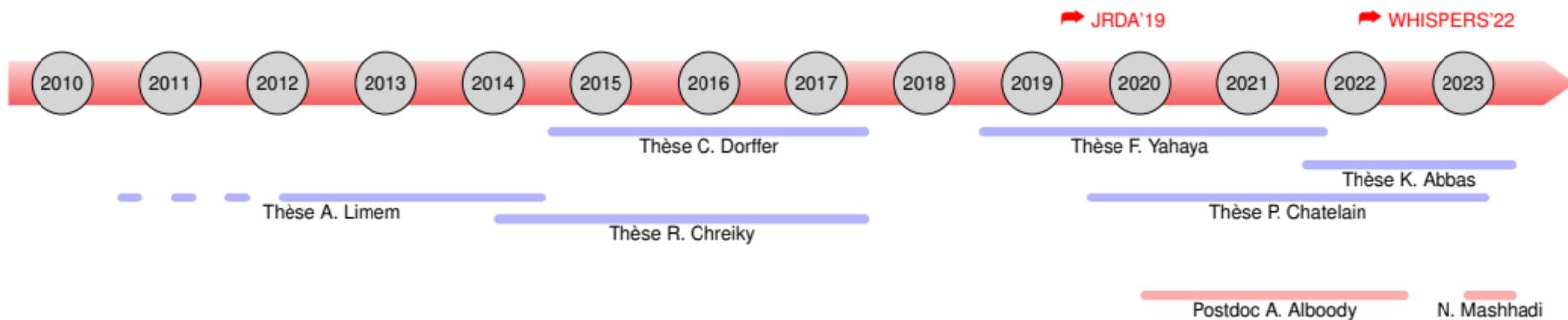
- Membre élu du conseil de laboratoire : suppléant (14–17), titulaire (17–19 / 20–25)

# Recherche



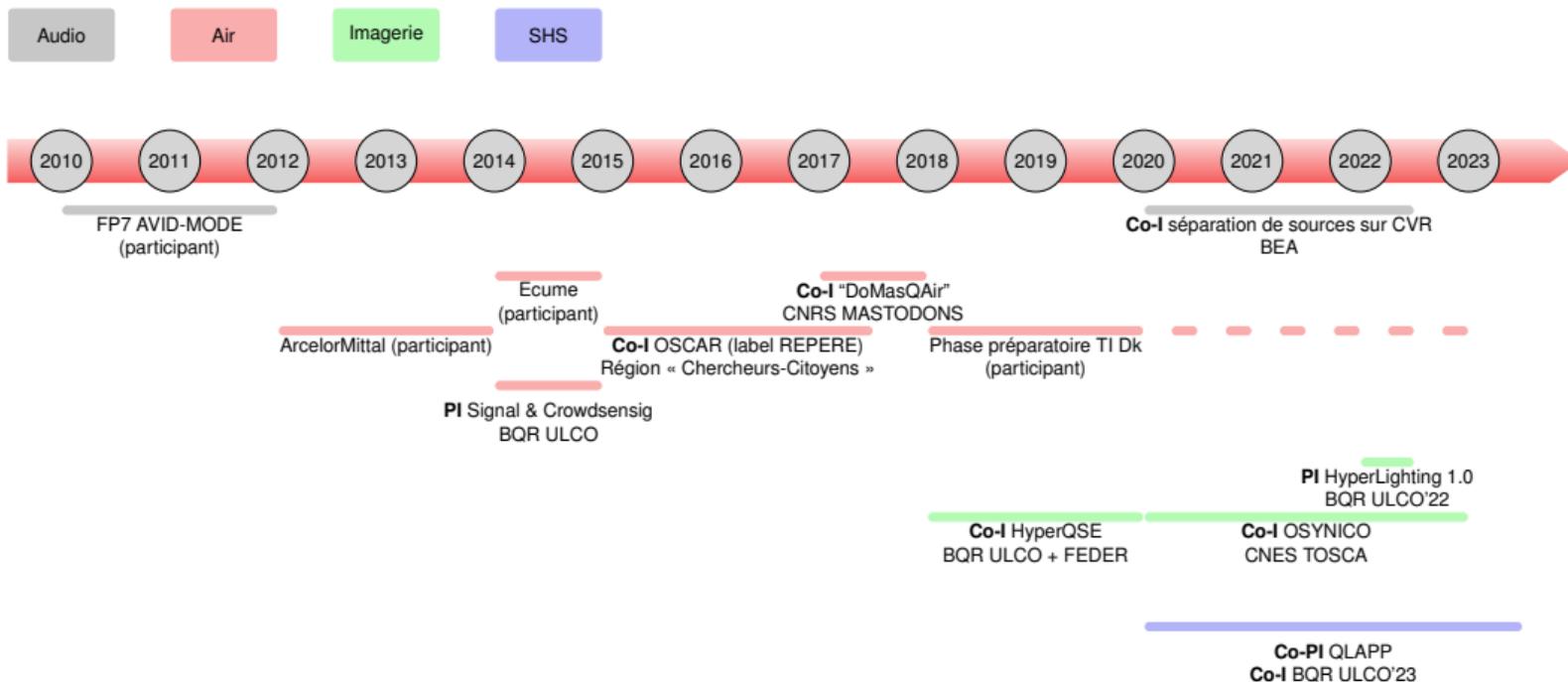
10 stages M2 (+2 à partir d'avril 2023), plusieurs stages (DUT, L3, M1), 1 apprenti L3

# Recherche



10 stages M2 (+2 à partir d'avril 2023), plusieurs stages (DUT, L3, M1), 1 apprenti L3

# Recherche



# Quelques données chiffrées

## 1 Production scientifique

- 7 articles de journaux,
- 1 article invité,
- 35 actes de conf. internat. à comité de lecture,
- 6 actes de conf. nationales à comité de lecture,
- 10 conférences internationales sans actes,
- 17 conférences / journées francophones sans actes,
- 5 séminaires invités.

## 2 Activités éditoriales

- *Topic Editor* de Sensors, 1 session spéciale (ESANN'17), 1 numéro spécial (Sensors)
- Relecteur pour les journaux IEEE J. Selec. Topics Sig. Proc., IEEE Sensors Journal, IEEE/ACM Trans. Audio, Speech, and Language Processing, IEEE Trans. on Cybernetics, IEEE Trans. on Signal Processing, IEEE Trans. on Neural Networks and Learning Systems, Elsevier Signal Processing, etc.
- Relecteur pour les conférences EUSIPCO, ESANN, LVA-ICA, WASPAA, InterSpeech, GRETSI, etc

## 3 Expertise

- Projets (DIM-QI<sup>2</sup>, ANRT, SMART)
- CSI (3) et jurys de thèses (3 × membre invité)



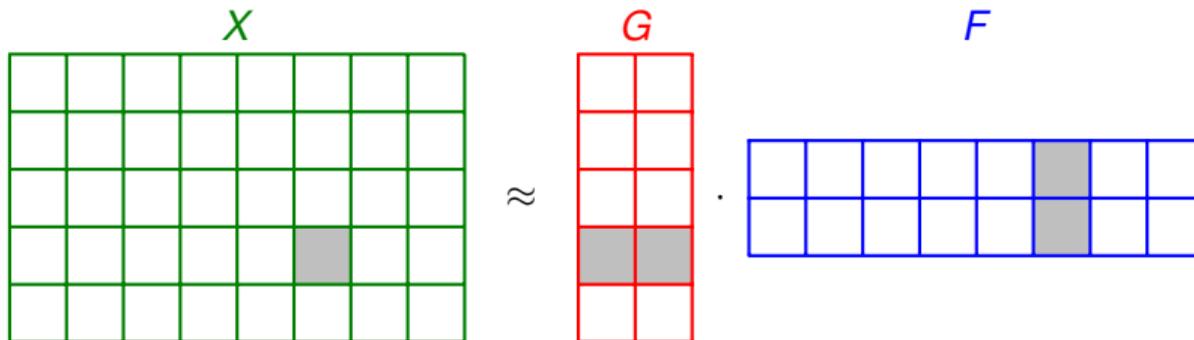
- + 1 photo publiée et créditée  
*Making the jump into games*, IEEE The Institute, déc. 2011

# Plan de la présentation

- 1 Synthèse des activités
- 2 Analyse en variables latentes**
- 3 NMF informée
- 4 NMF comprimée
- 5 SCA pour l'imagerie multi-spectrale
- 6 Perspectives

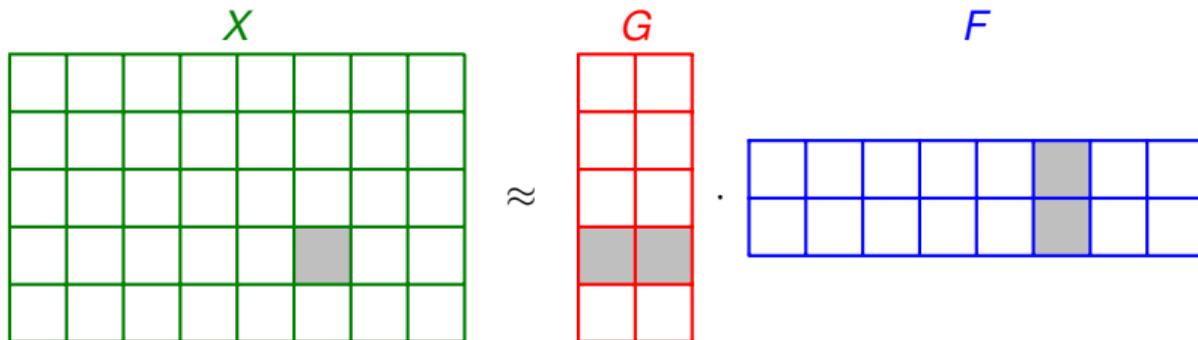
# Factorisation matricielle

Nombreux problèmes en traitement du signal & des images et en *machine learning* peuvent être écrits comme un système d'équations  $X \approx G \cdot F$  :



## Factorisation matricielle

Nombreux problèmes en traitement du signal & des images et en *machine learning* peuvent être écrits comme un système d'équations  $X \approx G \cdot F$  :



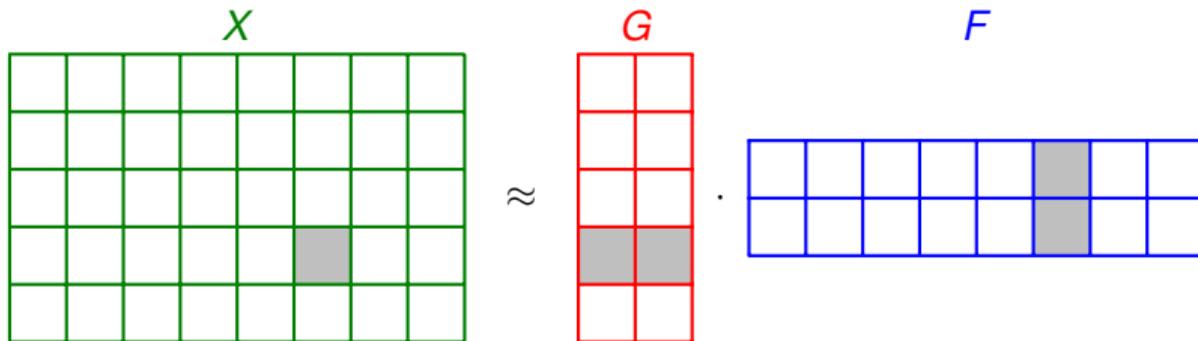
### Localisation/séparation de sources

$X$  matrice des observations,  $G$  matrice de mélange,  $F$  matrice des sources

- Démélange hyperspectral :  $G$  cartes des abondances,  $F$  endmembers
- Traitement audio :  $G \iff$  localisation de sources

## Factorisation matricielle

Nombreux problèmes en traitement du signal & des images et en *machine learning* peuvent être écrits comme un système d'équations  $X \approx G \cdot F$  :



### Approximations de faible rang

$X$  bruitée (+ données manquantes),  $G$  poids,  $F$  variables latentes

- Analyse sémantique (ex : Google News)
- Filtrage collaboratif (ex : Prix Netflix)

# Modèle pondéré de factorisation matricielle

$$W \circ X \approx W \circ (G \cdot F)$$

avec :

- $X$  et  $W$  de taille  $n \times m$
- $G$  de taille  $n \times p$
- $F$  de taille  $p \times m$

⇒ Incertitudes associées aux données / absence de données

# Modèle pondéré de factorisation matricielle

$$W \circ X \approx W \circ (G \cdot F)$$

avec :

- $X$  et  $W$  de taille  $n \times m$
- $G$  de taille  $n \times p$
- $F$  de taille  $p \times m$

⇨ Incertitudes associées aux données / absence de données

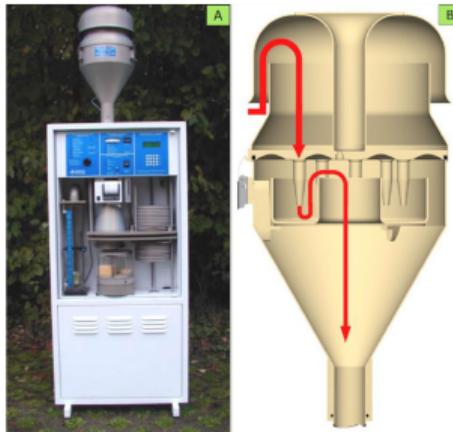
## Faiblesse de rang

- Si  $p < \min(n, m)$ ,  $X$  de **faible rang**
  - ⇨ Hypothèse naturellement présente dans les problèmes de grande dimension (Big Data)
    - Si  $X$ ,  $G$  et  $F$  non-négatifs ⇨ **Factorisation en matrices non-négatives (NMF) pondérée**
- Si  $p > \min(n, m)$ , problème non-résolvable sans hypothèse supplémentaire
  - Hypothèse de **parcimonie** des variables latentes dans  $G$  ou  $F$ 
    - ⇨ **Analyse en Composantes Parcimonieuses (SCA) pondérée**
    - ⇔ **Hypothèse locale de faiblesse de rang**

# Plan de la présentation

- 1 Synthèse des activités
- 2 Analyse en variables latentes
- 3 NMF informée**
- 4 NMF comprimée
- 5 SCA pour l'imagerie multi-spectrale
- 6 Perspectives

# Motivation 1 – Partitionnement de sources



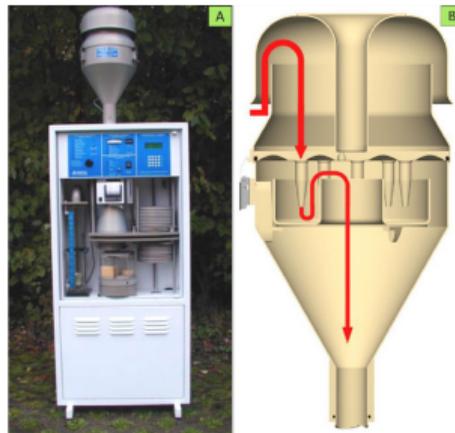
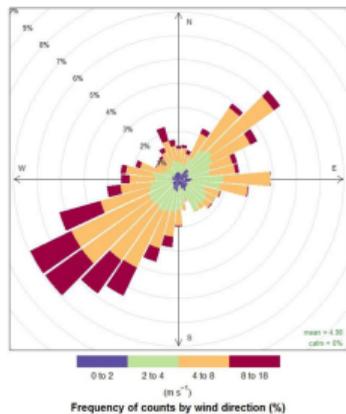
$$\frac{x_{ij}}{\sigma_{ij}} \approx \frac{(G \cdot F)_{ij}}{\sigma_{ij}}$$

avec  $X$ ,  $G$  et  $F \geq 0$  (NMF pondérée)

# Motivation 1 – Partitionnement de sources



Rose des vents CGN 2013



$$\frac{x_{ij}}{\sigma_{ij}} \approx \frac{(G \cdot F)_{ij}}{\sigma_{ij}}$$

avec  $X$ ,  $G$  et  $F \geq 0$  (**NMF pondérée**)

- Expert : certaines valeurs de  $F$  connues ou bornées
- + possibilité de contraindre certaines valeurs de  $G$

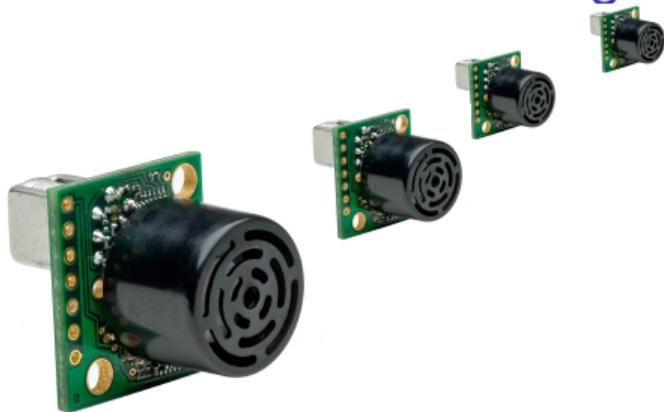
. A. Limem, **MP**, G. Delmaire, G. Roussel, D. Courcot, MLSP 2014

## Motivation 2 – Etalonnage *in situ* de capteurs mobiles (1/2)

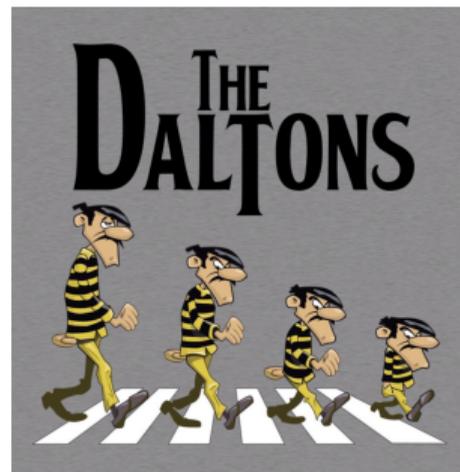


- Phénomène observé ⇨ grandeur électrique
- Grandeur électrique ⇨ grandeur physique ?

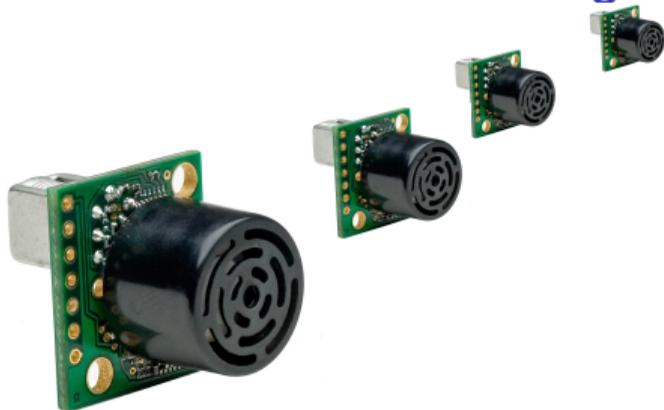
## Motivation 2 – Etalonnage *in situ* de capteurs mobiles (1/2)



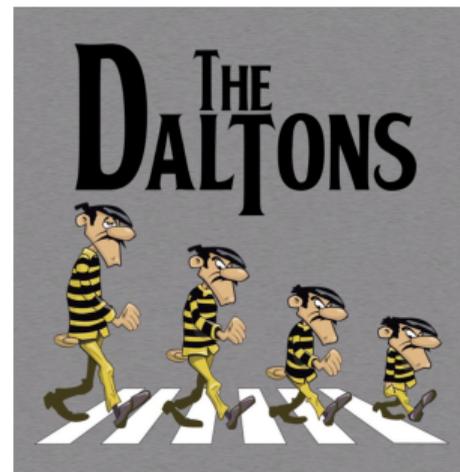
- Phénomène observé ⇨ grandeur électrique
- Grandeur électrique ⇨ grandeur physique ?



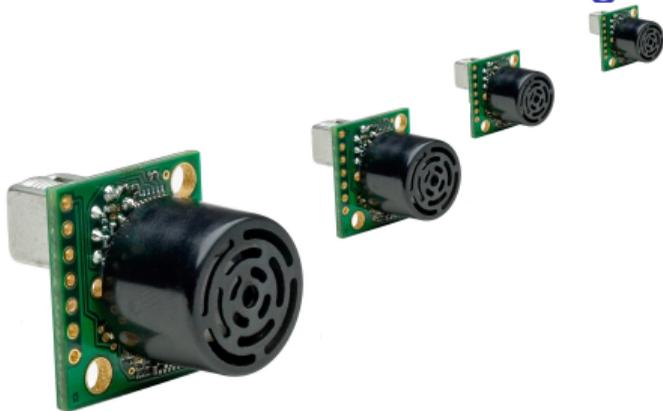
## Motivation 2 – Etalonnage *in situ* de capteurs mobiles (1/2)



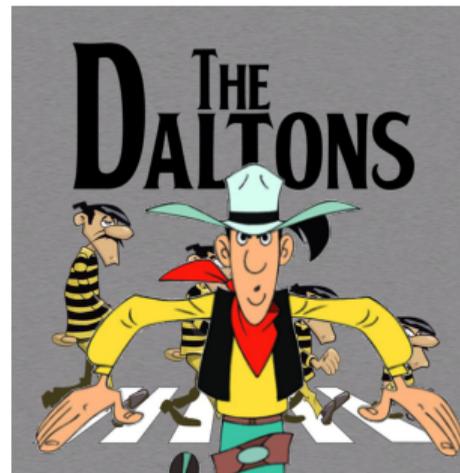
- Phénomène observé ⇨ grandeur électrique
- Grandeur électrique ⇨ grandeur physique ?
  - Etalonnage de capteurs irréalisable en laboratoire
  - ⇨ Approches conduites par les données (c.-à-d. étalonnage *in situ*)



## Motivation 2 – Etalonnage *in situ* de capteurs mobiles (1/2)

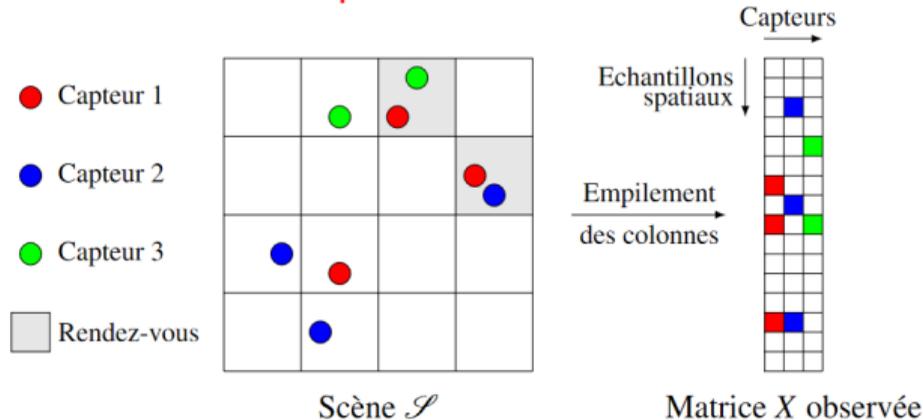


- Phénomène observé ⇨ grandeur électrique
- Grandeur électrique ⇨ grandeur physique ?
  - Etalonnage de capteurs irréalisable en laboratoire
  - ⇨ Approches conduites par les données (c.-à-d. étalonnage *in situ*)
  - Présence de données de référence



## Motivation 2 – Etalonnage *in situ* de capteurs mobiles (2/2)

**Macro-étalonnage** fondé sur l'hypothèse de **rendez-vous de capteurs**



- Si modèle d'étalonnage connu (par ex. affine)
- Si  $j$ -ème capteur fait une acquisition dans la  $i$ -ème cellule

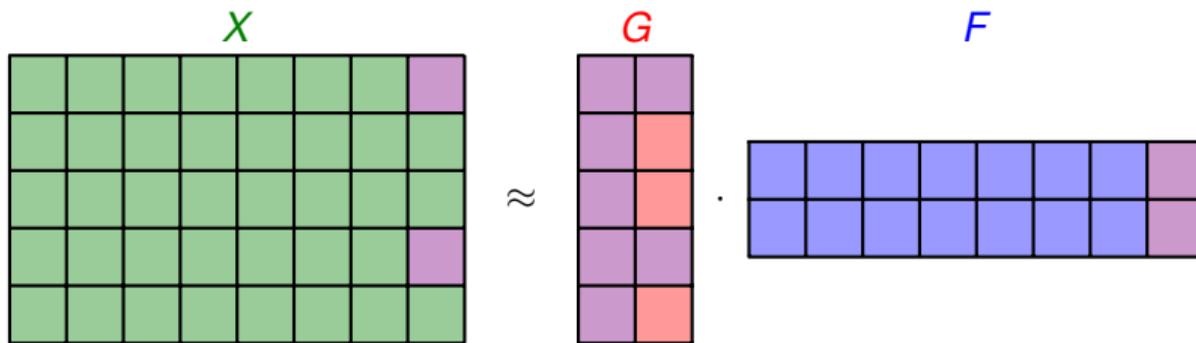
$$\Rightarrow \frac{x_{ij}}{\sigma_j} \approx \frac{1 \cdot f_{0,j} + g_i \cdot f_{1,j}}{\sigma_j}$$

$$\Leftrightarrow W \circ X \approx W \circ (G \cdot F)$$

avec  $X$  et  $G \geq 0$  voire  $F \geq 0$   
**(Semi-)NMF pondérée**

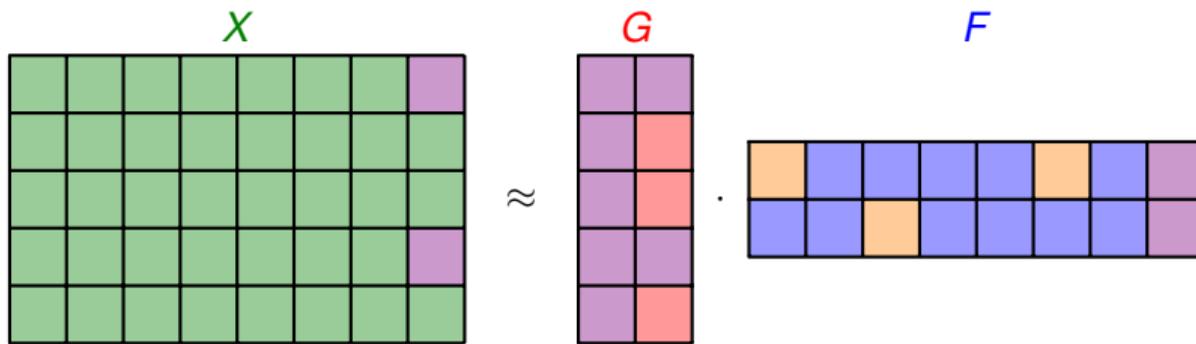
- certaines valeurs de  $F$  et de  $G$  connues
- + possibilité de contraindre certaines valeurs de  $F$  et de  $G$

# Paramétrisation de la NMF informée



$$G = \Omega_G \circ \phi_G + (\mathbb{1} - \Omega_G) \circ \Delta_G, \quad F = \Omega_F \circ \phi_F + (\mathbb{1} - \Omega_F) \circ \Delta_F.$$

# Paramétrisation de la NMF informée



$$G = \Omega_G \circ \phi_G + (\mathbb{1} - \Omega_G) \circ \Delta_G, \quad F = \Omega_F \circ \phi_F + (\mathbb{1} - \Omega_F) \circ \Delta_F.$$

$$\Omega_F' \circ \phi_i^- \leq \Omega_F' \circ \Delta_F \leq \Omega_F' \circ \phi_i^+$$

# Méthodes développées

## Partitionnement de sources

- Problèmes de taille relativement réduite
- Données bruitées voire aberrantes

### 📦 Robustesse

- Fonction de coût :  $\alpha\beta$ -divergence ou distance de Huber
- Mises à jour multiplicatives ou *split gradient*

## Etalonnage *in situ* de capteurs

- Problèmes de grande taille
- Arrivée régulière de données

### 📦 Rapidité

- Fonction de coût : norme de Frobenius
- Mises à jour multiplicatives ou gradient de Nesterov (formalisme EM)

- 
- . G. Delmaire, M. Omidvar, **MP**, F. Ledoux, A. Limem, G. Roussel, D. Courcot, Entropy, 2019
  - . R. Chreiky, G. Delmaire, C. Dorffer, **MP**, G. Roussel, A. Abche, MLSP 2016.
  - . C. Dorffer, **MP**, G. Delmaire, G. Roussel, IEEE TSIPN, 2018
  - . O. Vu thanh, **MP**, F. Yahaya, G. Delmaire, G. Roussel, ICASSP 2021

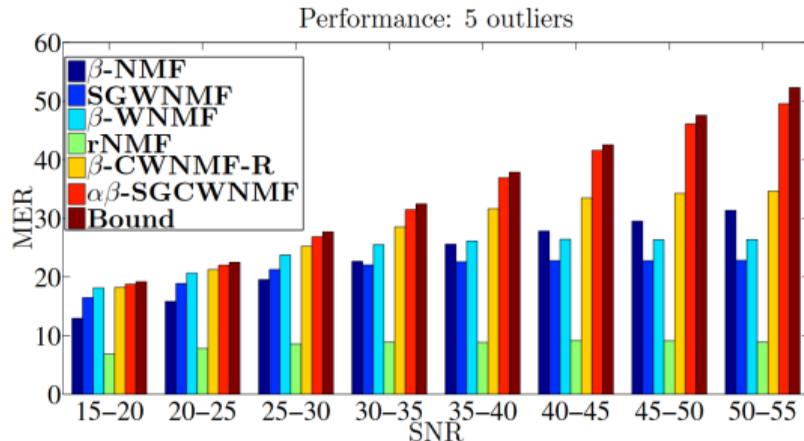
## Quelques résultats expérimentaux (1)

### Partitionnement de sources :

- Simulations :
  - 50 échantillons, 7 espèces chimiques, 3 sources, 9 contraintes égalités
  - données bruitées + 5 valeurs aberrantes

- $$\text{MER}_j = 10 \log_{10} \frac{\|\hat{g}_j^{\text{coll}}\|_2^2}{\|\hat{g}_j^{\text{orth}}\|_2^2} :$$

- Méthodes pondérées (SG-WNMF,  $\beta$ -WNMF)
- Méthodes robustes ( $\beta$ -NMF, rNMF)
- Méthodes informées ( $\beta$ -CWNMF-R,  $\alpha\beta$ -SGCWNMF)
- Limite supérieure ( $F$  connue)



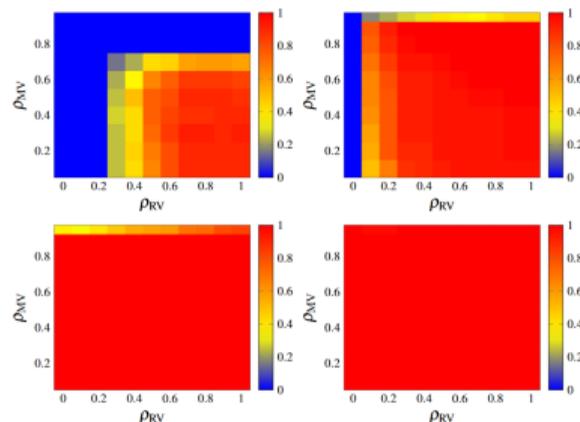
### Méthodes informées

- Résultats plus interprétables
- Moins sensibles à l'initialisation
- ↪ Choix optimal des contraintes ?

## Quelques résultats expérimentaux (2)

Etalonnage in situ de capteurs :

- Simulations :
  - scène de taille  $10 \times 10$ , 25 capteurs mobiles, 4 mesures de référence
  - au plus un RDV avec un capteur de référence,
  - Dictionnaire de 62 atomes (dont 2 reconstruisant la scène)
- RMSE sur  $F$  :
  - Approche “naturelle”
  - IN-Cal
  - Sparse IN-Cal (SpIN-Cal)
  - Average-Constrained IN-Cal (ACIN-Cal)



### Méthodes informées

- Versatilité, moindre sensibilité aux données manquantes, à un faible taux de RDV
  - Cartographie et étalonnage conjoints
- ↪ Tests sur données réelles

# NMF informée : quelques perspectives

- 1 NMF rapide **et** robuste
  - ↪ bootstrapping en partitionnement de sources
  - ↪ robustesse aux valeurs aberrantes en étalonnage de capteurs
- 2 Mise à jour de la matrice d'incertitudes  $W$ 
  - ↪ apprentissage des incertitudes  $\sigma_j$  associées à chaque capteur en étalonnage
- 3 Améliorer la cartographie → Modèle dynamique
  - ↪ estimer champ de vent (étalonnage du réseau de capteurs)
  - + couplage modèle de diffusion de pollution

# Plan de la présentation

- 1 Synthèse des activités
- 2 Analyse en variables latentes
- 3 NMF informée
- 4 NMF comprimée**
- 5 SCA pour l'imagerie multi-spectrale
- 6 Perspectives

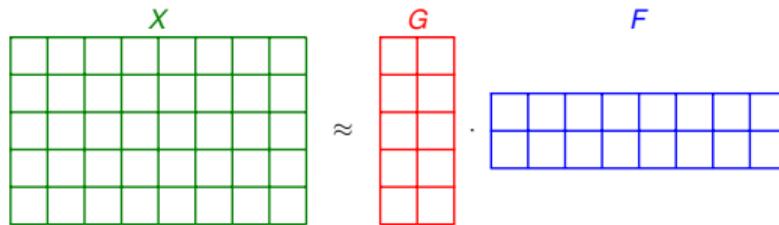
# Motivation



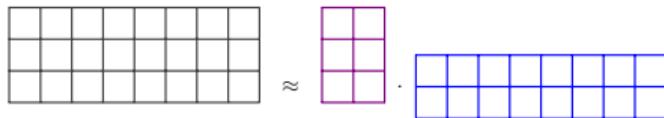
- Lenteur des approches historiques et de leurs extensions (ex : M<sup>2</sup>J multiplicatives)

- Calcul distribué (ex : Liu *et al.*, 2010)
- Factorisation en ligne (ex : Mairal *et al.*, 2010)
- Solveur rapide (ex : Guan *et al.*, 2012)
- **Stratégies randomisées** (ex : Tepper et Sapiro, 2016)

# Principe de la NMF comprimée



$$\underbrace{L \cdot X}_{X_L} \approx \underbrace{L \cdot G \cdot F}_{G_L}$$



$$\underbrace{X \cdot R}_{X_R} \approx \underbrace{G \cdot F \cdot R}_{F_R}$$



# Construction de $L$ et $R$

## Lemme de Johnson-Lindenstrauss

Soit  $\epsilon \in ]0, 1[$  et un jeu de  $n$  points  $\{y_1 \dots y_n\}$  dans  $\mathbb{R}^m$ . Il existe un plongement linéaire  $f : \mathbb{R}^m \mapsto \mathbb{R}^d$  avec  $d > 8(\log(n)/\epsilon^2)$ , tel que  $\forall 1 \leq i \leq j \leq n$ ,

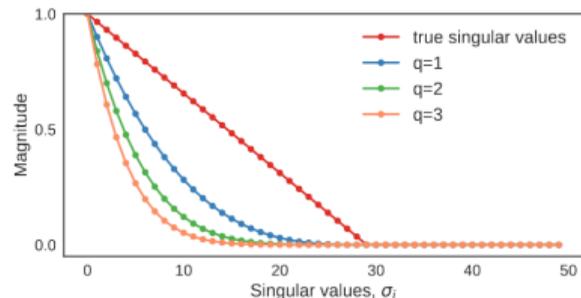
$$(1 - \epsilon)\|y_i - y_j\|^2 \leq \|f(y_i) - f(y_j)\|^2 \leq (1 + \epsilon)\|y_i - y_j\|^2$$

Choix des matrices de projection :

- Matrices agnostiques aux données (Zhou *et al.*, 2012 ; Krapalov *et al.*, 2016)
- Matrices structurées (Tepper et Sapiro, 2016 ; Erichson *et al.*, 2018)

$$L \triangleq \text{QR} \left\{ (XX^T)^q \cdot X \cdot \Omega_L \right\}^T$$

$$R \triangleq \text{QR} \left\{ (\Omega_R \cdot X \cdot (X^T X)^q) \right\}^T$$



Source (Erichson *et al.*, 2019)

# NMF pondérée et comprimée

$$W \circ X \approx W \circ (G \cdot F)$$

## Stratégie EM

- Etape E :
  - 1 Complétion de  $X \Rightarrow X^{\text{comp}} = W \circ X + (\mathbb{1} - W) \circ (G \cdot F)$
  - 2 Calcul de matrices structurées  $L$  et  $R$  à partir de  $X^{\text{comp}}$  et de  $X_L^{\text{comp}}$  et  $X_R^{\text{comp}}$
- Etape M : MàJ de  $G$  et  $F$  à partir de  $X_L^{\text{comp}}$  et  $X_R^{\text{comp}}$

# NMF pondérée et comprimée

$$W \circ X \approx W \circ (G \cdot F)$$

## Stratégie EM

- Etape E :
  - 1 Complétion de  $X \Rightarrow X^{\text{comp}} = W \circ X + (\mathbb{1} - W) \circ (G \cdot F)$
  - 2 Calcul de matrices structurées  $L$  et  $R$  à partir de  $X^{\text{comp}}$  et de  $X_L^{\text{comp}}$  et  $X_R^{\text{comp}}$
- Etape M : MàJ de  $G$  et  $F$  à partir de  $X_L^{\text{comp}}$  et  $X_R^{\text{comp}}$

## Analyse

- Etape E = goulot d'étranglement
- "Rattrapage" durant l'étape M
- ⇒ Accélération du calcul de  $R$  (ou  $L$ )
 
$$\Omega_R \cdot X \cdot (X^T X)^q \longrightarrow \Omega_R \cdot X \cdot (X_L^T X_L)^q$$

# NMF pondérée et comprimée

$$W \circ X \approx W \circ (G \cdot F)$$

## Stratégie EM

- Etape E :
  - 1 Complétion de  $X \Rightarrow X^{\text{comp}} = W \circ X + (\mathbb{1} - W) \circ (G \cdot F)$
  - 2 Calcul de matrices structurées  $L$  et  $R$  à partir de  $X^{\text{comp}}$  et de  $X_L^{\text{comp}}$  et  $X_R^{\text{comp}}$
- Etape M : MàJ de  $G$  et  $F$  à partir de  $X_L^{\text{comp}}$  et  $X_R^{\text{comp}}$

## Analyse

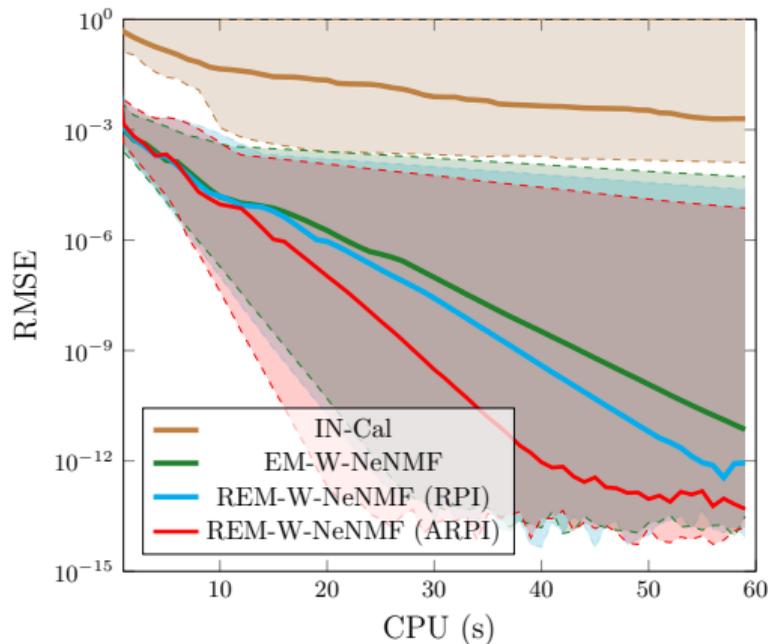
- Etape E = goulot d'étranglement
- "Rattrapage" durant l'étape M
- ⇒ Accélération du calcul de  $R$  (ou  $L$ )  
 $\Omega_R \cdot X \cdot (X^T X)^q \rightarrow \Omega_R \cdot X \cdot (X_L^T X_L)^q$

| Méthode       | 1 étape E | 1 itération<br>étape M |
|---------------|-----------|------------------------|
| EM-W-NeNMF    |           |                        |
| Non-comprimée | 2.642 s   | 0.161 s                |
| Comp. (RPI)   | 4.606 s   | 0.038 s                |
| Comp. (ARPI)  | 3.750 s   | 0.034 s                |

# NMF comprimée : quelques résultats expérimentaux

## Etalonnage in situ de capteurs :

- Simulations :
  - scène de taille  $20 \times 20$ , 100 boîtiers mobiles (2 capteurs / boîtier), 10 références
  - 30% de RDV avec un capteur de référence
  - 50% de données manquantes
- RMSE sur  $F$  vs temps CPU (Matlab) :
  - IN-Cal (MàJ multiplicatives)
  - EM-W-NeNMF
  - REM-W-NeNMF (projections structurées classiques)
  - REM-W-NeNMF (projections structurées accélérées)

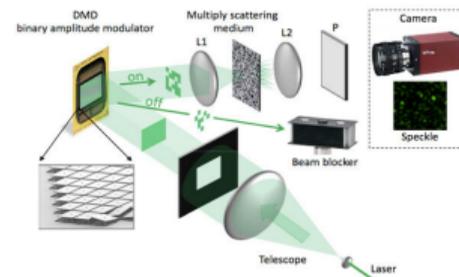


## Projections en flux (1/2)

- Nouveaux calculateurs pour **projections aléatoires**
- Projections structurées plus performantes pour la NMF

$$L \triangleq QR \{Y\}^T \text{ où } Y = (X \cdot \underbrace{\Omega}_L)^q.$$

Calculateur dédié



OPU (source : LightOn)

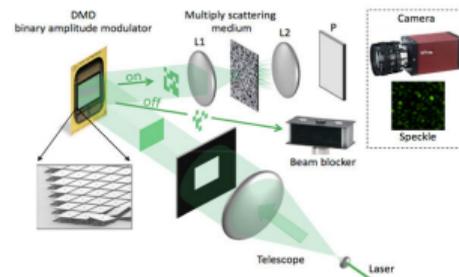
## Projections en flux (1/2)

- Nouveaux calculateurs pour **projections aléatoires**
- Projections structurées plus performantes pour la NMF

$$L \triangleq \text{QR} \{Y\}^T \text{ où } Y = (\underbrace{X \cdot \Omega_L}_L)^q.$$

Calculateur dédié

- ⇒ **Projections agnostiques aux données aussi performantes que projections structurées ?**



OPU (source : LightOn)

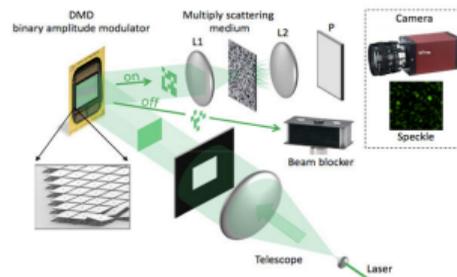
## Projections en flux (1/2)

- Nouveaux calculateurs pour **projections aléatoires**
- Projections structurées plus performantes pour la NMF

$$L \triangleq QR \{Y\}^T \text{ où } Y = (X \underbrace{X \cdot \Omega_L}_T)^q.$$

Calculateur dédié

- Projections agnostiques aux données aussi performantes que projections structurées ?



OPU (source : LightOn)

### Lemme de Johnson-Lindenstrauss (le retour)

Soit  $\epsilon \in ]0, 1[$  et un jeu de  $n$  points  $\{y_1 \cdots y_n\}$  dans  $\mathbb{R}^m$ . Il existe un plongement linéaire  $f : \mathbb{R}^m \mapsto \mathbb{R}^d$  avec  $d > 8(\log(n)/\epsilon^2)$ , tel que  $\forall 1 \leq i \leq j \leq n$ ,

$$(1 - \epsilon) \|y_i - y_j\|^2 \leq \|f(y_i) - f(y_j)\|^2 \leq (1 + \epsilon) \|y_i - y_j\|^2$$

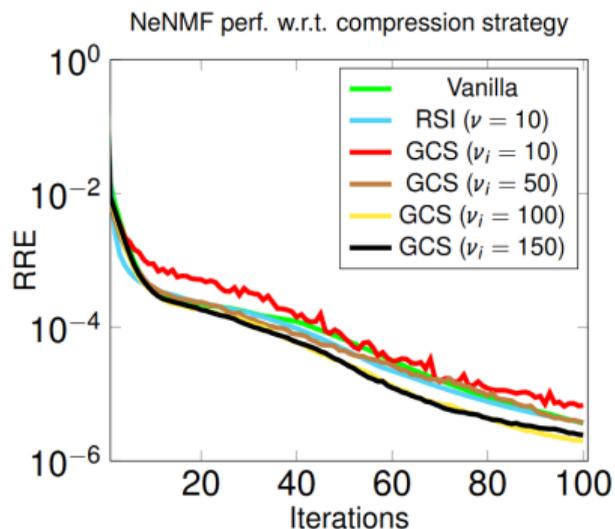
Si  $\epsilon \searrow$  alors  $d \nearrow$  (et vice versa)

## Projections en flux (2/2)

- $L \in \mathbb{R}^{(\rho+\nu) \times n}$  et  $R \in \mathbb{R}^{m \times (\rho+\nu)}$  matrices non-structurées de projection
- $\nu$  très grand ( $\nu \rightarrow \infty$ )  $\Leftrightarrow \epsilon$  très petit ( $\epsilon \rightarrow 0$ )
- ◁  $L$  et  $R$  ne peuvent plus être stockées  $\Leftrightarrow$  **Traitement en flux**
  - 1 On observe des sous-matrices  $L^{(i)} \in \mathbb{R}^{(\rho+\nu_i) \times n}$  et  $R^{(i)} \in \mathbb{R}^{m \times (\rho+\nu_i)}$
  - 2 MàJ de  $G$  et  $F$  avec ces matrices pendant  $\omega \geq 1$  itérations de NMF
  - 3 Nouvelles sous-matrices  $L^{(i+1)}$  et  $R^{(i+1)}$
- ! Dans le cas de la NMF pondérée, les sous-matrices  $L^{(i)}$  et  $R^{(i)}$  mises à jour toutes les  $\omega$  étapes E

# NMF comprimée en flux : quelques résultats expérimentaux

- Simulations sur des jeux de données synthétiques ( $n = m = 10000$ ,  $p = 5$ )
- Indice de performance :  $\text{RRE} \triangleq \frac{\|X - G \cdot F\|_{\mathcal{F}}^2}{\|X\|_{\mathcal{F}}^2}$



## NMF (pondérée) comprimée en flux

- » compression non-structurée fixe
- ≥ approche non-comprimée
- ≥ compression structurée
- ↔ Temps de calcul sur calculateur dédié ?

# NMF comprimée : quelques perspectives

## 1 Généralisation des résultats obtenus

- ↪ tenseurs, réseaux de neurones
- ↪ Flux de données et flux de projections aléatoires

## 2 Etude des temps de calcul des projections en flux sur ordinateur dédié

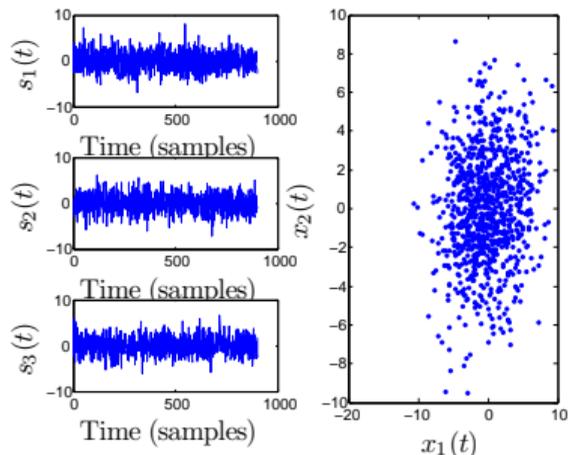
- ↪ OPU ?

# Plan de la présentation

- 1 Synthèse des activités
- 2 Analyse en variables latentes
- 3 NMF informée
- 4 NMF comprimée
- 5 SCA pour l'imagerie multi-spectrale**
- 6 Perspectives

# Parcimonie en SCA

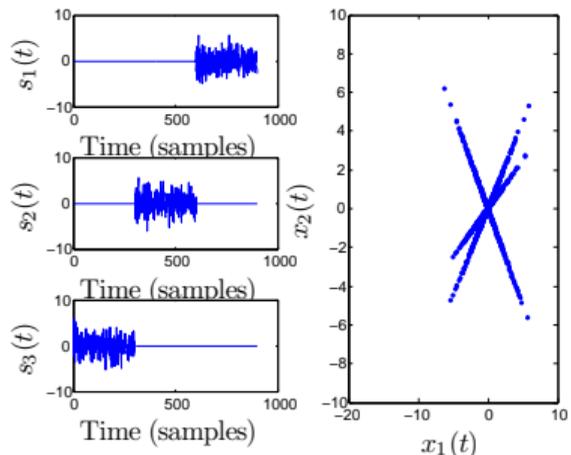
## Hypothèses de parcimonie



- ❶ Pas de parcimonie : problème insoluble sans hypothèse supplémentaire

# Parcimonie en SCA

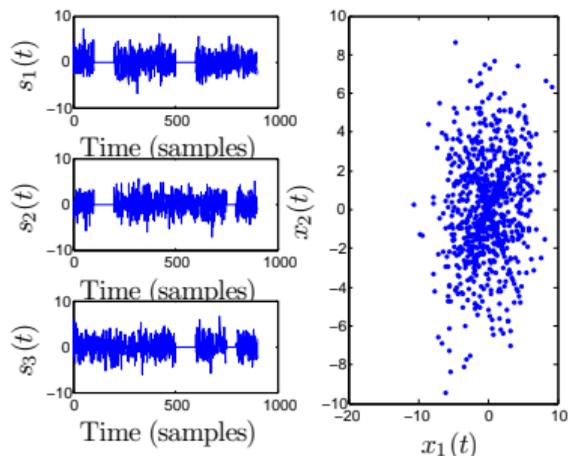
## Hypothèses de parcimonie



- 1 Pas de parcimonie : problème insoluble sans hypothèse supplémentaire
- 2 Sources 1-parcimonieuses ou WDO : une seule source active à tout instant (Jourjine *et al.*, 2000)

# Parcimonie en SCA

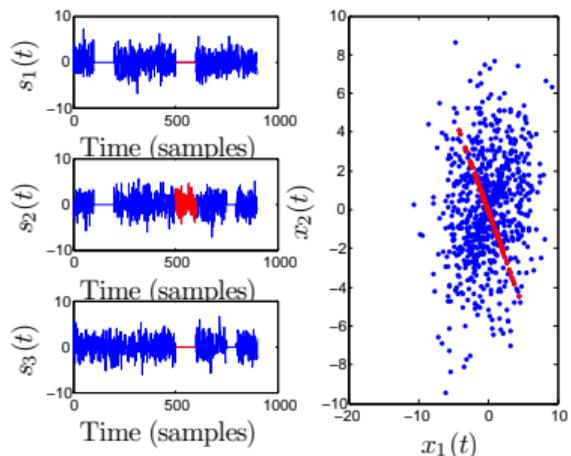
## Hypothèses de parcimonie



- 1 Pas de parcimonie : problème insoluble sans hypothèse supplémentaire
- 2 Sources 1-parcimonieuses ou WDO : une seule source active à tout instant (Jourjine *et al.*, 2000)
- 3 **Accessibilité des sources : recouvrement des sources sauf dans des petites zones (à trouver) où une seule source est active (Deville *et al.*, 2001–2012)**

# Parcimonie en SCA

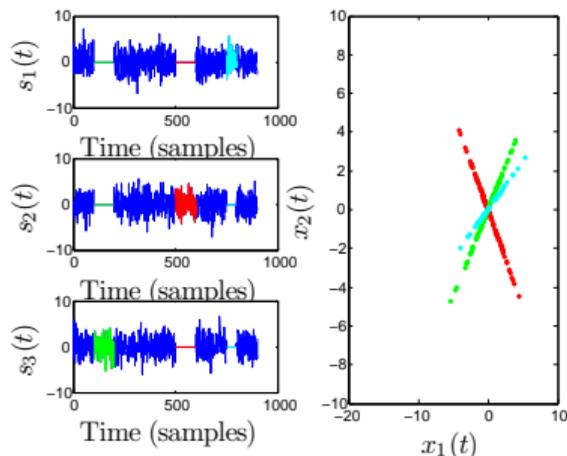
## Hypothèses de parcimonie



- 1 Pas de parcimonie : problème insoluble sans hypothèse supplémentaire
- 2 Sources 1-parcimonieuses ou WDO : une seule source active à tout instant (Jourjine *et al.*, 2000)
- 3 **Accessibilité des sources : recouvrement des sources sauf dans des petites zones (à trouver) où une seule source est active (Deville *et al.*, 2001–2012)**

# Parcimonie en SCA

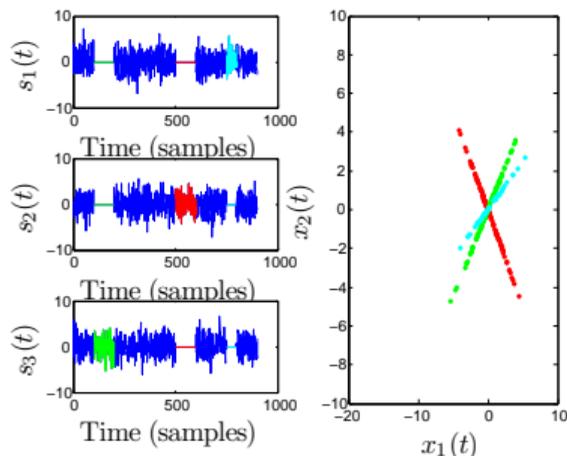
## Hypothèses de parcimonie



- 1 Pas de parcimonie : problème insoluble sans hypothèse supplémentaire
- 2 Sources 1-parcimonieuses ou WDO : une seule source active à tout instant (Jourjine *et al.*, 2000)
- 3 **Accessibilité des sources : recouvrement des sources sauf dans des petites zones (à trouver) où une seule source est active (Deville *et al.*, 2001–2012)**

# Parcimonie en SCA

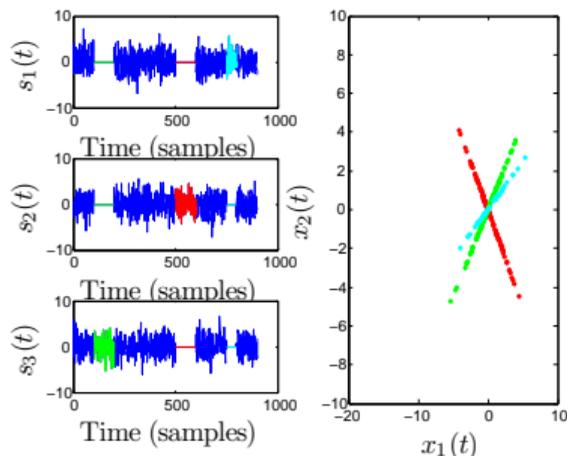
## Hypothèses de parcimonie



- 1 Pas de parcimonie : problème insoluble sans hypothèse supplémentaire
- 2 Sources 1-parcimonieuses ou WDO : une seule source active à tout instant (Jourjine *et al.*, 2000)
- 3 Accessibilité des sources : recouvrement des sources sauf dans des petites zones (à trouver) où une seule source est active (Deville *et al.*, 2001–2012)
- 4 sources  $k$ -parcimonieuses :  $2 \leq k < p$  sources actives à tout instant (Cichocki *et al.*, 2004–2006)

# Parcimonie en SCA

## Hypothèses de parcimonie



- 1 Pas de parcimonie : problème insoluble sans hypothèse supplémentaire
- 2 Sources 1-parcimonieuses ou WDO : une seule source active à tout instant (Jourjine *et al.*, 2000)
- 3 Accessibilité des sources : recouvrement des sources sauf dans des petites zones (à trouver) où une seule source est active (Deville *et al.*, 2001–2012)
- 4 sources  $k$ -parcimonieuses :  $2 \leq k < p$  sources actives à tout instant (Cichocki *et al.*, 2004–2006)

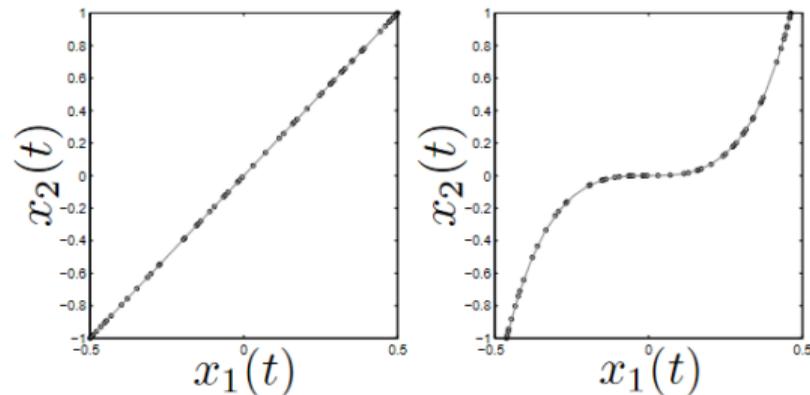
## Analogie avec le démixage hyperspectral

- Hypothèse de pixel pur  $\iff$  accessibilité des sources
- Contraintes de volumes  $\iff$   $k$ -parcimonie

## Contributions personnelles

Approches de SCA (pondérées) fondées sur l'accessibilité des sources

- Méthodes post-non-linéaires de séparation de sources de parole



. **MP**, A. Griffin, A. Mouchtaris, EUSIPCO 2011

## Contributions personnelles

Approches de SCA (pondérées) fondées sur l'accessibilité des sources

- Méthodes post-non-linéaires de séparation de sources de parole
- **Comptage et localisation de sources sonores multiples**



---

. D. Pavlidi, A. Griffin, **MP**, A. Mouchtaris, IEEE  
TASLP, 2013

## Contributions personnelles

Approches de SCA (pondérées) fondées sur l'accessibilité des sources

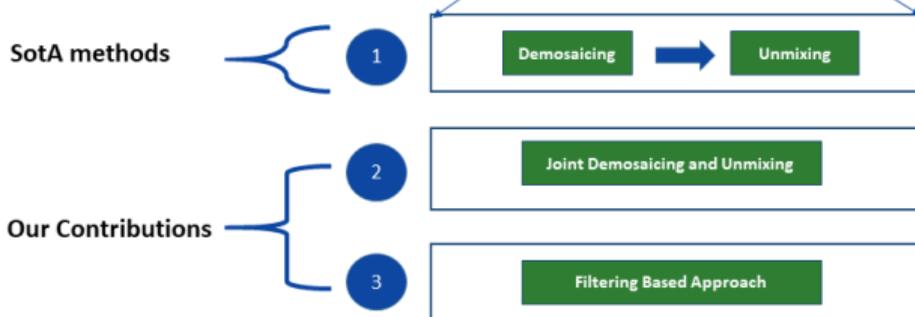
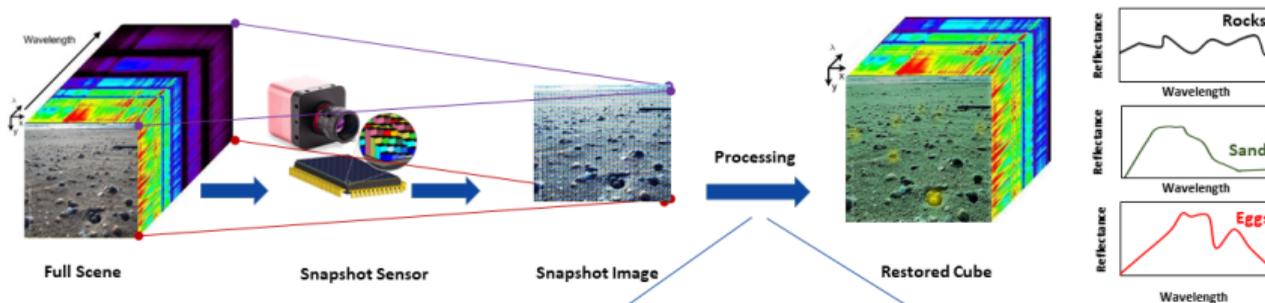
- Méthodes post-non-linéaires de séparation de sources de parole
- Comptage et localisation de sources sonores multiples
- Dématriçage et démélange conjoints



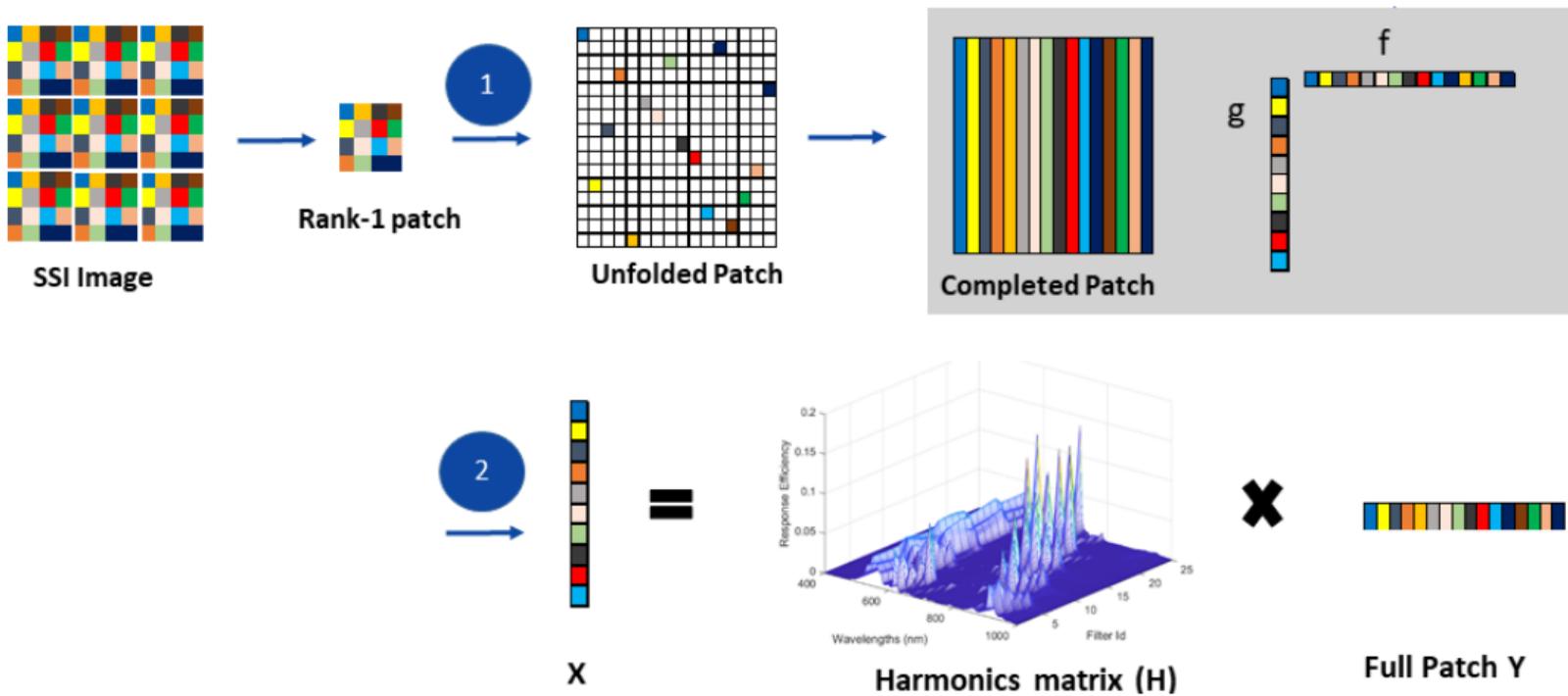
Capteur snapshot Photonfocus

. K. Abbas, **MP**, G. Delmaire, G. Roussel, WHISPERS 2022  
K. Abbas, **MP**, G. Delmaire, G. Roussel, ICASSP 2023

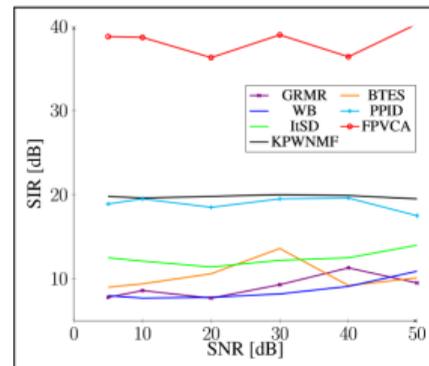
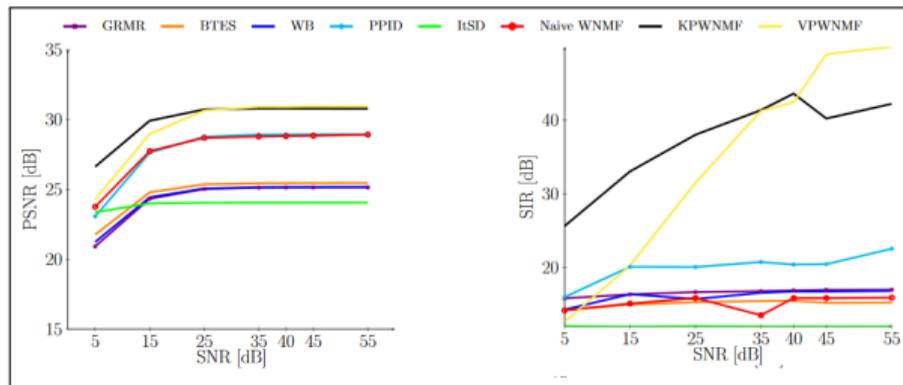
# Problématique



# Principe des méthodes proposées



## Quelques résultats expérimentaux



A gauche : données simulées avec filtres idéals. A droite : simulations sur données réelles et filtres réalistes.

### Approches proposées

- Surpassent les stratégies en deux étapes en terme de démixage
- Performances similaires en terme de dématricage
- Endmembers : stratégie fondée sur la déconvolution plus performante que celle sur la complétion de rang 1 (pour l'instant)

# SCA pour l'imagerie multi-spectrale : quelques perspectives

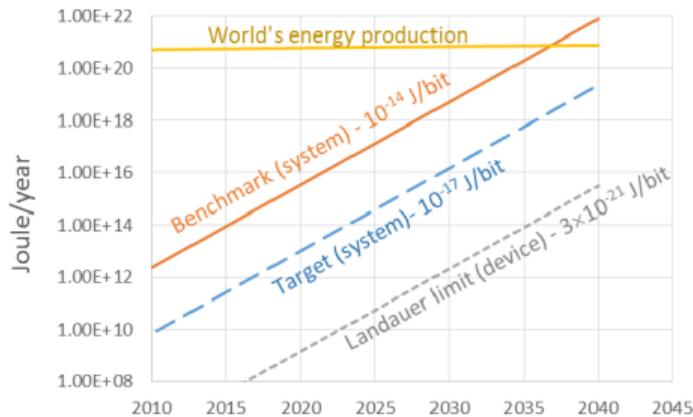
- ↪ Données réelles
- ↪ Variabilité spectrale
- ↪ Traitement vidéo



# Plan de la présentation

- 1 Synthèse des activités
- 2 Analyse en variables latentes
- 3 NMF informée
- 4 NMF comprimée
- 5 SCA pour l'imagerie multi-spectrale
- 6 Perspectives**

# Le traitement du signal à l'épreuve d'un monde fini

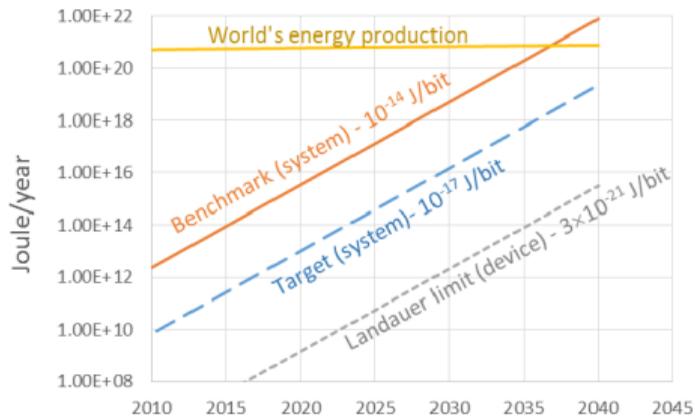


Source : SIA & SIR, 2015

## Attention à l'effet rebond !

- Amélioration de l'efficacité énergétique des data centers ➡ nouveaux usages comme le cloud computing (Rouvoy *et al.*, 2023)
- Consommation énergétique globale du secteur double tous les 8 ans (Shift Project, 2020)

# Le traitement du signal à l'épreuve d'un monde fini



Source : SIA & SIR, 2015



## Attention à l'effet rebond !

- Amélioration de l'efficacité énergétique des data centers → nouveaux usages comme le cloud computing (Rouvoy *et al.*, 2023)
- Consommation énergétique globale du secteur double tous les 8 ans (Shift Project, 2020)

## « Techno-discernement » (Bihouix, 2014)

- Privilégier les low-tech
- Ressources ↔ bienfait sociétal ou environnemental
- Faire **au mieux** avec un budget CPU/GPU toujours plus réduit...
- Changer nos critères de performance ?



## Quelques perspectives

Outre les perspectives déjà présentées :

### ① Méthodes pondérées rapides et robustes

- ↪ Co-factorisation matricielle ou tensorielle
- ↪ Fusion de séries temporelles de données Sentinel-2 et Sentinel-3
  - ◇ Sujet de thèse déposé (AAP CNRS GdR OMER) avec C. Jamet

## Quelques perspectives

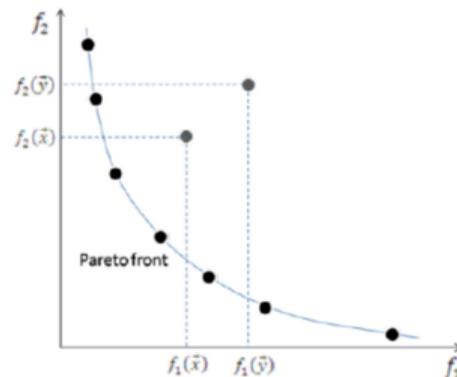
Outre les perspectives déjà présentées :

- ① Méthodes pondérées rapides **et** robustes
- ② **Apprentissage comprimé**
  - ↪ Robustesse aux valeurs aberrantes
  - ↪ Utilisation sur calculateurs dédiés
    - ↳ Contacts avec société LightOn

## Quelques perspectives

Outre les perspectives déjà présentées :

- 1 Méthodes pondérées rapides **et** robustes
- 2 Apprentissage comprimé
- 3 **Optimisation multiobjectif**



Front de Pareto (source : Liu & Kachitvichyanukul, 2015)

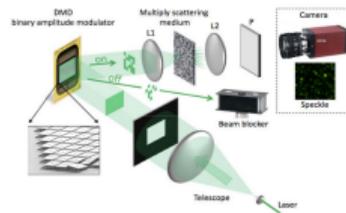
- ↪ (Deep) NMF avec pénalisations
- ↪ Apport de la parcimonie sur les poids du problème multiobjectif
  - ◇ Sujet de thèse déposé avec le CNRS Libanais (G. Faour)

## Quelques perspectives

Outre les perspectives déjà présentées :

- 1 Méthodes pondérées rapides **et** robustes
- 2 Apprentissage comprimé
- 3 Optimisation multiobjectif
- 4 **Etalonnage *in situ***

- ↪ Couplage NMF informée modèle
  - ↳ Travaux de N. Mashhadi (post-doc)
- ↪ Prise en compte de dérive temporelle au cours des scènes
- ↪ Prise en compte des champs de vent (modèle dynamique)



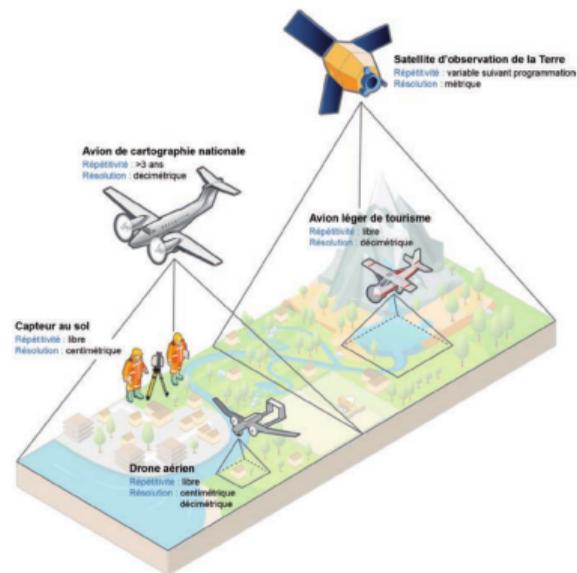
Source : LightOn

- ↪ Correction de dérive sur des calculateurs analogiques ou optiques

## Quelques perspectives

Outre les perspectives déjà présentées :

- 1 Méthodes pondérées rapides **et** robustes
- 2 Apprentissage comprimé
- 3 Optimisation multiobjectif
- 4 Etalonnage *in situ*
- 5 Fusion imagerie multispectrale / hyperspectrale  
champ proche → satellitaire



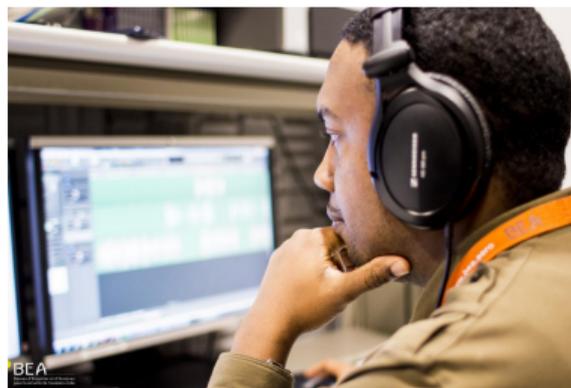
Source : (Henry *et al.*, 2002)

⇨ ANR ULCO (LISIC, LOG)

## Quelques perspectives

Outre les perspectives déjà présentées :

- 1 Méthodes pondérées rapides **et** robustes
- 2 Apprentissage comprimé
- 3 Optimisation multiobjectif
- 4 Etalonnage *in situ*
- 5 Fusion imagerie multispectrale / hyperspectrale  
champ proche → satellitaire
- 6 **Séparation de sources avec l'humain dans la boucle**



- ↪ Ajout d'informations (sorties de SCA, diarization, etc) dans la NMF
- ↪ Prise en compte de tous les microphones (hétérogènes)
  - ◇ Projet en cours de soumission (BEA, DGA, IRIT, LISIC)

## Quelques perspectives

Outre les perspectives déjà présentées :

- 1 Méthodes pondérées rapides **et** robustes
  - 2 Apprentissage comprimé
  - 3 Optimisation multiobjectif
  - 4 Etalonnage *in situ*
  - 5 Fusion imagerie multispectrale / hyperspectrale  
champ proche → satellitaire
  - 6 Séparation de sources avec l'humain dans la boucle
  - 7 **Sciences de gestion (QLAPP)**
- ↪ Ajout de nouvelles fonctionnalités (données smartphone)
    - ◇ Travaux de C. Lams (apprenti) avec J. Creusier + BQR 2023
  - ↪ Nouvelles méthodes de (N)MF dédiées à ces données
    - ◇ Contacts avec plusieurs laboratoires (ANR ?)



# Merci pour votre attention

*Heureux qui comme Ulysse a fait un beau voyage*



De Toulouse à la Côte d'Opale