

# Application de la factorisation en matrices non-négatives à la séparation de sources acoustiques dans le bruit de turbomachines

Sarah ROUAL<sup>1,2</sup> Claude SENSIAU<sup>1</sup> Gilles CHARDON<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Safran SA, Safran Tech, Pôle Energie et Propulsion, 78117, Châteaufort, France

<sup>2</sup>Université Paris-Saclay, CNRS, CentraleSupélec, Laboratoire des signaux et systèmes, 91190, Gif-sur-Yvette, France.

**Résumé** – Dans cet article, nous présentons une méthode de séparation de sources acoustiques basée sur la factorisation en matrices non-négatives (NMF). Nous introduisons une méthode de régularisation pour améliorer la qualité de la séparation dans des situations où des sources sont masquées. Nous appliquons cette méthode à un corpus de bruits large bande de turbomachines simulés, où se superposent les bruits de soufflante amont, aval, de combustion et de jet. Les résultats montrent qu'un *a priori* sur la forme spectrale de la source masquée permet à la régularisation d'améliorer significativement les résultats.

**Abstract** – In this article, we present a method for acoustic source separation based on non-negative matrix factorization (NMF). We introduce a regularization method to improve the separation quality in situations where sources are masked. We apply this method to a corpus of simulated broadband turbomachinery noises, where inlet fan, exhaust fan, combustion, and jet noises overlap. The results show that prior knowledge of the spectral shape of the masked source allows regularization to significantly improve the results.

## 1 Introduction

L'augmentation du trafic aérien conjuguée à des réglementations toujours plus ambitieuses sur les nuisances sonores mettent le bruit des turbomachines au centre des enjeux économiques pour les motoristes. Pour identifier les leviers de réduction du bruit moteur et évaluer leur performances, il faut se doter d'outils d'estimation des principales sources de bruit. Pour cela, il est commun d'employer les Algorithmes d'Aéroacoustique Computationnelle (CAA) qui deviennent très coûteux en calcul pour les longueurs d'onde très faibles. Pour contourner cet écueil, un compromis est d'employer des modèles semi-empiriques [1].

Une stratégie concurrente consiste à mener des essais acoustiques sur les moteurs avec un réseau de microphones placés autour de la turbomachine. Pour extraire la densité spectrale de puissance propre à chaque source, les méthodes de séparation de source aveugle présentent l'avantage de ne pas nécessiter de connaissance préalable importante sur les sources à séparer. Parmi ces méthodes, l'Analyse en Composantes Indépendantes (ICA) suppose notamment que les sources sont statistiquement indépendantes [7]. Or dans les turbomachines double flux, la soufflante est à l'origine de deux sources nécessairement corrélées : la soufflante amont et aval. La Factorisation en Matrices Non-négatives (NMF) traditionnelle suppose un mélange linéaire de composantes positives [8], tandis que cette étude se concentre sur ce modèle malgré l'existence d'extensions non linéaires [3].

La NMF a été popularisée pour des applications au traitement du signal audio [4], et récemment appliquée notamment à l'estimation du bruit des éoliennes [6]. Cet article propose d'étudier son application au problème de séparation des sources au sein du bruit global d'une turbomachine. Pour pallier la forte similarité entre certains spectres sources, une régularisation introduisant un *a priori* sur la forme spectrale des composantes est également proposée pour améliorer la

qualité de la séparation. La méthode est appliquée à un corpus de bruits de turbomachines simulés, où se superposent quatre sources (figures 1 et 2) : les composantes amont et aval de la soufflante, la combustion et le jet.

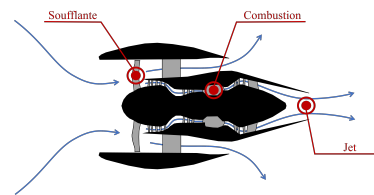


FIGURE 1 : Illustration des sources de bruit au sein d'une turbomachine double flux. Cibles rouges : localisation des principales sources de bruit. Flèches bleues : flux d'air.

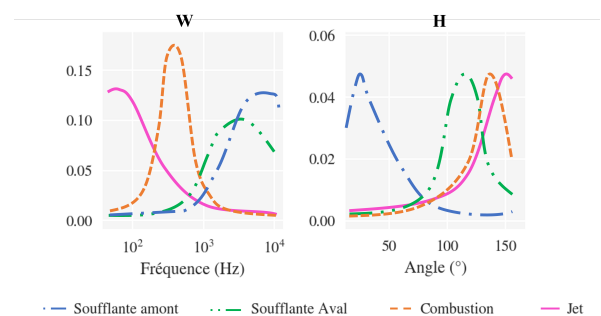


FIGURE 2 : Illustration des caractéristiques spectrales et spatiales des sources étudiées. A gauche sont illustrées les formes des spectres sources, qui sont des lobes larges bandes, supposés inchangés avec la position. A droite sont illustrés les directivités caractéristiques, à des niveaux identiques. Les niveaux relatifs des sources varieront dans l'expérience.

## 2 Méthode

Dans cette partie, après avoir présenté les données exploitées pour l'expérience, le problème à traiter sera introduit et l'algorithme employé sera décrit.

### 2.1 Corpus simulé

Dans cette étude, la NMF est appliquée à un corpus simulé de mélanges de composantes de bruits larges bandes, les composantes tonales étant prédictibles et préalablement séparés [2]. On simule les signatures spectrales et les directivités des différentes composantes pour trois phases de vol correspondant aux points de certification du bruit avion (figure 3) : la phase d'approche à puissance faible, la phase de décollage (« sideline ») à pleine puissance et la phase de réduction de poussée (« cutback ») à puissance intermédiaire, correspondant à une manœuvre classique de pilotage pour réduire les nuisances sonores lors du survol des zones habitées à faible altitude.

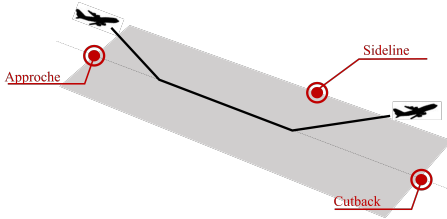


FIGURE 3 : Illustration des trois points de vol étudiés.

La forme du spectre, la directivité et la pondération de chaque composante sonore varient selon la phase de vol. Les niveaux sont basés sur [10]. Les données sont également bruitées avec un bruit blanc omnidirectionnel.

TABLE 1 : Niveaux sonores des sources selon les phases de vol d'après [10].

Niveau sonore (dB)	$L_{Approche}$	$L_{Decollage}$	$L_{Cutback}$
Soufflante amont	90.9	82.8	85.5
Soufflante aval	91.1	84.6	86
Combustion	80.6	80.4	79.1
Jet	77.6	90.8	86.1

### 2.2 Factorisation en Matrices Non-négatives

Considérons une représentation matricielle  $\mathbf{V} \in \mathbb{R}_+^{F \times N}$ , où  $F$  est le nombre de fréquences et  $N$  est le nombre d'angles autour de la turbomachine. Ainsi  $\mathbf{V}$  est appelé le champ moteur et contient la combinaison linéaire additive des sources, de telle sorte que

$$\mathbf{V} \approx \mathbf{W}\mathbf{H}, \quad (1)$$

où  $\mathbf{W} \in \mathbb{R}_+^{F \times K}$  contient un dictionnaire des spectres audios, où  $K$  représente le nombre de sources.  $\mathbf{H} \in \mathbb{R}_+^{K \times N}$  contient l'activation spatiale (ou directivité) de chaque source. Les colonnes  $\mathbf{W}_k$  sont normalisées telles que  $\sum_{f=1}^F W_{fk} = 1$ , l'information d'amplitude est donc contenue dans l'activation

$\mathbf{H}$ . La décomposition (1) suppose que la directivité des sources ne dépend pas de la fréquence.

### 2.3 Régularisation

La décomposition obtenue par NMF n'étant en général pas unique, il est usuel d'ajouter une contrainte supplémentaire, telle que la parcimonie [9] afin d'éviter la multiplicité des solutions (aux indéterminations triviales près). La principale difficulté réside dans le fait que les sources de combustion et de jet possèdent des caractéristiques similaires en termes de spectres et de directivités, comme illustré sur la figure 2. Or, si le spectre de combustion est mal identifié et d'origines physiques complexes, le spectre de jet est suffisamment prédictible pour donner un *a priori* de  $\mathbf{W}_{jet}$  avec confiance. La pertinence de la connaissance *a priori* du spectre de jet comme étant un lobe en bande étroite entre 0 et 150 Hz sera évaluée [10].

### 2.4 Algorithme

Par souci de généralité, l'algorithme proposé permet de prendre en compte la contrainte de forme spectrale pour n'importe quelle source. L'application étudiée se focalise cependant sur la régularisation de la seule source jet. L'algorithme est itératif et se base sur les mises à jour multiplicatives de Févotte et al. [4].

Le problème à traiter revient à minimiser la fonction coût :

$$(\hat{\mathbf{W}}, \hat{\mathbf{H}}) = \underset{\mathbf{W}, \mathbf{H}}{\operatorname{argmin}} (D_0(\mathbf{V} | \mathbf{W}\mathbf{H}) + R_\lambda(\mathbf{W}, \overline{\mathbf{W}})) \quad (2)$$

sous contrainte  $\mathbf{W} \geq 0, \mathbf{H} \geq 0$

Le premier terme de l'équation (2) mesure l'adéquation entre le champ mesuré  $\mathbf{V}$  et le modèle, définie comme la divergence d'Itakura-Saito. Cette divergence appartient à une sous-famille des divergences de Bregman, les  $\beta$ -divergences définies dans le cas général pour un réel  $\beta$ . Celle d'Itakura-Saito correspond à  $\beta = 0$  :

$$D_0(\mathbf{V} | \mathbf{W}\mathbf{H}) = \sum_{f=1}^F \sum_{n=1}^N d_0(V_{fn} | [\mathbf{W}\mathbf{H}]_{fn}) \quad (3)$$

La divergence d'Itakura-Saito  $d_0$  est choisie car elle correspond à l'estimation du maximum de vraisemblance de  $(\mathbf{W}, \mathbf{H})$  comme montré dans [4]. Elle est définie entre deux scalaires strictement positifs par :

$$d_0(x, y) = \frac{x}{y} - \log \frac{x}{y} - 1 \quad (4)$$

Le second terme de la fonction coût (2)  $R_\lambda(\mathbf{W}, \overline{\mathbf{W}})$  est le terme de régularisation caractérisant la distance entre  $\mathbf{W}$  et le gabarit connu *a priori*  $\overline{\mathbf{W}}$  avec une pondération sur chaque source quantifiée par le vecteur  $\lambda = (\lambda_1 \cdots \lambda_k)$  :

$$R_\lambda(\mathbf{W}, \overline{\mathbf{W}}) = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^K \lambda_k \sum_{f=1}^F (W_{fk} - \overline{W}_{fk})^2 \quad (5)$$

Un raisonnement identique à [4] est employé pour dériver

les itérations associées à la fonction coût (2).

$$\begin{aligned} \mathbf{H} &\leftarrow \mathbf{H} \cdot \frac{\mathbf{W}^T[(\mathbf{W}\mathbf{H})^{-2} \cdot \mathbf{V}]}{\mathbf{W}^T[(\mathbf{W}\mathbf{H})^{-1}]} \\ \mathbf{W} &\leftarrow \mathbf{W} \cdot \frac{[(\mathbf{W}\mathbf{H})^{-2} \cdot \mathbf{V}]\mathbf{H}^T + \overline{\mathbf{W}}^T \text{diag}(\boldsymbol{\lambda})}{[(\mathbf{W}\mathbf{H})^{-1}]\mathbf{H}^T + \mathbf{W}^T \text{diag}(\boldsymbol{\lambda})}, \end{aligned} \quad (6)$$

où  $\cdot$  dénote le produit de Hadamard. L'initialisation est réalisée avec des valeurs moyennes prises sur les données de phases de vol autres que celle de l'étude courante. L'algorithme proposé conserve la positivité des variables et un point fixe de l'algorithme correspond à un gradient nul. La fonction coût (2) possédant plusieurs minima locaux, une initialisation aléatoire se révèle en pratique inadaptée.

### 3 Protocole expérimental

Le protocole expérimental consiste à estimer pour cinq moteurs différents le champ estimé d'une source  $k$ , noté  $\hat{\mathbf{V}}^k$  et de le comparer au champ véritable de cette même source, noté  $\mathbf{V}^k$ .

#### 3.1 Modalités évaluées

On évalue la performance de séparation de la méthode pour 5 turbomachines double flux aux 3 points de vol décrits dans le tableau 1. Les données sont bruitées en amont avec un bruit blanc omnidirectionnel et on sépare  $K = 5$  sources. La seule source régularisée est le jet, ainsi  $\boldsymbol{\lambda} = (0 \cdots \lambda_{jet} \cdots 0)$ . On rappelle dans le tableau 2 les modalités prises pour l'expérimentation.

TABLE 2 : Modalités des facteurs expérimentaux

Facteurs expérimentaux	Modalités
Phase de vol	Approche, Décollage, Cutback
Moteur	5 turbomachines double flux
Rapport Signal sur Bruit	13 dB
$K$	5
$F$	24
$N$	15
$\lambda_{jet}$	0 à 30 avec un pas de 1

#### 3.2 Métriques d'évaluation

Pour évaluer la performance de séparation, deux métriques complémentaires sont implémentées :

- L'Erreur Quadratique Moyenne (MSE) sur les champs sources permet de vérifier que les champs reconstitués ont la bonne forme. Elle se définit comme :

$$\text{MSE}(\mathbf{V}^k, \hat{\mathbf{V}}^k) = \frac{1}{NF} \sum_{n=1}^N \sum_{f=1}^F (V_{fn}^k - W_{fk} H_{kn})^2 \quad (7)$$

où  $V_{fn}^k$  et  $W_{fk} H_{kn} = \hat{V}_{fn}^k$  sont les puissances respectivement réelle et estimée de la source  $k$  à la fréquence  $f$  et au point  $n$

- L'Overall Power Level (OPWL) de chaque source représente la puissance totale rayonnée par celle-ci. Ce score permet de vérifier qu'une source est représentée avec un niveau sonore correct. En effet, rappelons que l'objectif concret en termes d'acoustique est de réussir à estimer le niveau réel de chaque source au sein d'un champ mesuré.

## 4 Résultats

Les performances de séparation de la méthode et l'intérêt de la régularisation avec un *a priori* sur le spectre  $\mathbf{W}_{jet}$  sont étudiées pour les différentes phases de vol. Les niveaux relatifs entre les différentes sources sont rappelés dans le tableau 1.

#### 4.1 Cutback

La phase Cutback est caractérisée par une émergence homogène des sources, avec au maximum 6 dB d'amplitude entre la source la plus faible et la plus forte (tableau 1) ce qui en fait la phase la plus facile à traiter. La régularisation est inutile et les résultats sont satisfaisants avec une erreur inférieure à 0.3dB pour l'ensemble des sources (figure 4).

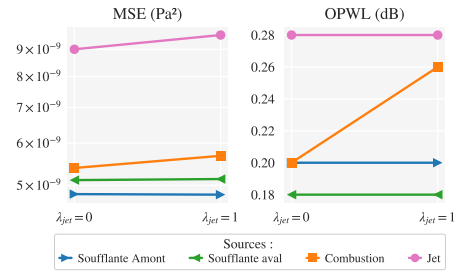


FIGURE 4 : Erreurs sans régularisation (gauche,  $\lambda_{jet} = 0$ ) et avec le meilleur coefficient trouvé (droite,  $\lambda_{jet} = 1$ ) en cutback.

#### 4.2 Approche

En phase d'approche, la combustion masque partiellement le jet : un *a priori* sur la forme spectrale du jet permet de réduire significativement l'erreur sur le jet et améliore également marginalement les autres source (figure 5). Toutes les sources possèdent une erreur sur l'OPWL inférieure à 1dB.

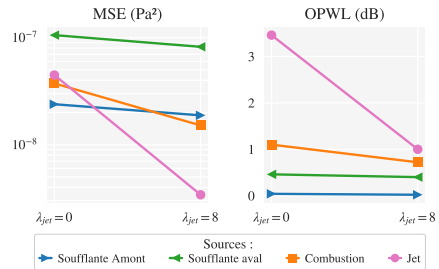


FIGURE 5 : Erreurs mesurées sans régularisation (gauche,  $\lambda_{jet} = 0$ ) et avec le meilleur coefficient trouvé (droite,  $\lambda_{jet} = 8$ ) en approche.

### 4.3 Décollage

En phase de décollage, le jet masque complètement la combustion (10 dB d'écart). Pour réussir la séparation, un *a priori* correct sur la forme de la combustion est nécessaire. Or, cette donnée est extrêmement variable d'un moteur à l'autre. Dans le cadre de cette étude, la régularisation implémentée est insuffisante et l'erreur sur la combustion demeure supérieure à 3dB tandis que l'erreur sur la source dominante, le jet, est de l'ordre de 1 dB (figure 6).

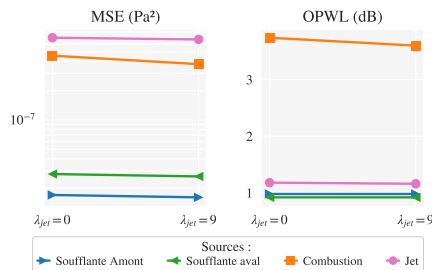


FIGURE 6 : Erreurs mesurées sans régularisation ( $\lambda_{jet} = 0$ ) et avec le meilleur coefficient trouvé ( $\lambda_{jet} = 9$ ) au décollage.

## 5 Discussion et perspectives

Cette étude met en compétition différentes versions de l'algorithme et permet de mettre en lumière l'intérêt de la régularisation avec une information de forme spectrale. Lorsqu'une source est masquée et qu'un *a priori* sur son spectre est connu, alors la régularisation permet d'améliorer significativement les résultats. Cependant, elle atteint sa limite lorsque la connaissance physique ou les données expérimentales ne permettent pas d'avoir un *a priori* robuste sur le spectre de la source cachée comme c'est le cas en phase de décollage. Une perspective dans ce cas serait d'exploiter les résultats obtenus à des régimes proches, par exemple en exploitant le spectre obtenu pour la combustion à la phase cutback afin de donner un *a priori* sur la phase de décollage. Pour aller plus loin, il pourrait être exploré l'emploi de Non Negative Tensor Factorization [5], c'est-à-dire une NMF tensorielle, avec laquelle la troisième dimension serait le régime, considéré comme une variable et non plus réduit à quelques phases. L'étude réalisée ici permet de mettre en avant l'intérêt d'avoir une régularisation de continuité de la forme spectrale d'une source avec le régime.

## 6 Conclusion

Cette étude avait pour ambition d'évaluer la performance de la NMF pour la séparation de sources de bruit large bande au sein de différentes turbomachines avion, lors de différentes phases de vol, correspondant à différents régimes. Les données modélisées comportaient une difficulté variable. Les scénarii où les sources sont découplées dans les dimensions fréquentielle et spatiale sont résolus aisément sans régularisation. L'intérêt d'un *a priori* sur la forme spectrale est majeur lorsque qu'une source est masquée par une autre, ce qui arrive aux phases de décollage et d'approche. Connaître la source masquante est

insuffisant pour empêcher la confusion, il faut nécessairement de l'information sur le spectre masqué. Dans ce dernier cas la méthode propose une performance de séparation satisfaisante, tout en convergeant rapidement (de l'ordre de 0,1s sur intel core i5). Lorsque la connaissance de la forme spectrale d'une source est trop complexe ou trop variable comme la combustion, une perspective serait d'employer le spectre séparé dans un scénarii simple comme *a priori* pour les scénarii complexes.

## Références

- [1] J. AKATSUKA et T. ISHII : Comparative study of semi-empirical jet noise prediction models for future commercial supersonic aircraft. *In AIAA AVIATION 2021 FORUM*, page 2219, 2021.
- [2] M. BEHN, B. PARDOWITZ et U. TAPKEN : Separation of tonal and broadband noise components by cyclostationary analysis of the modal sound field in a low-speed fan test rig. *In International Conference of Fan Noise, Aerodynamics, Applications and Systems*, pages 18–20, 2018.
- [3] Y. DEVILLE : From separability/identifiability properties of bilinear and linear-quadratic mixture matrix factorization to factorization algorithms. *Digital Signal Processing*, 87:21–33, 2019.
- [4] C. FÉVOTTE, N. BERTIN et J-L. DURRIEU : Nonnegative matrix factorization with the Itakura-Saito divergence : With application to music analysis. *Neural computation*, 21(3):793–830, 2009.
- [5] D. FITZGERALD, M. CRANITCH et E. COYLE : Non-negative tensor factorisation for sound source separation. *In IEE conference publication*, volume 511, page 8. London ; Institution of Electrical Engineers ; 1999, 2005.
- [6] J-R. GLOAGUEN, D. ECOTIÈRE, B. GAUVREAU, A. FINNEZ, A. PETIT et C. LE BOURDAT : Automatic estimation of the sound emergence of wind turbine noise with nonnegative matrix factorization. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 150(4):3127–3138, 2021.
- [7] A. HYVÄRINEN : Survey on independent component analysis, neural computing surveys 2, 94-128. Hyvärinen, A. and E. Oja (2000), independent component analysis : Algorithms and applications. *Neural Networks*, 13:411–430, 1999.
- [8] D. LEE et H. S. SEUNG : Algorithms for non-negative matrix factorization. *Advances in neural information processing systems*, 13, 2000.
- [9] J. RAPIN : *Décompositions parcimonieuses pour l'analyse avancée de données en spectrométrie pour la Santé*. Thèse de doctorat, Université Paris Sud-Paris XI, 2014.
- [10] O. ZAPOROZHETS, V. TOKAREV et K. ATTENBOROUGH : *Aircraft Noise : Assessment, prediction and control*. CRC Press, 2011.