



Estimation par la Factorisation en Matrices Non-négatives de l'émergence sonore du bruit éolien sur des mesures réalisées *in situ*

JTAV Bron

13 mai 2022

Jean-Rémy Gloaguen, ENGIE Green

David Ecotièrre, UMRAE, Cerema

Benoit Gauvreau, UMRAE, UGE

Arthur Finez, ENGIE Green

Arthur Petit, ENGIE Green

Colin Le Bourdat, ENGIE Green

Contexte

Niveau de bruit ambiant existant dans les ZER	Emergence admissible jour (7 h - 22 h)	Emergence admissible nuit (22 h – 7 h)
> 35 dBA	5 dBA	3 dBA

● Phase d'exploitation des parcs éoliens

Vérification de la conformité acoustique des parcs et du respect de la réglementation du 10 décembre 2021

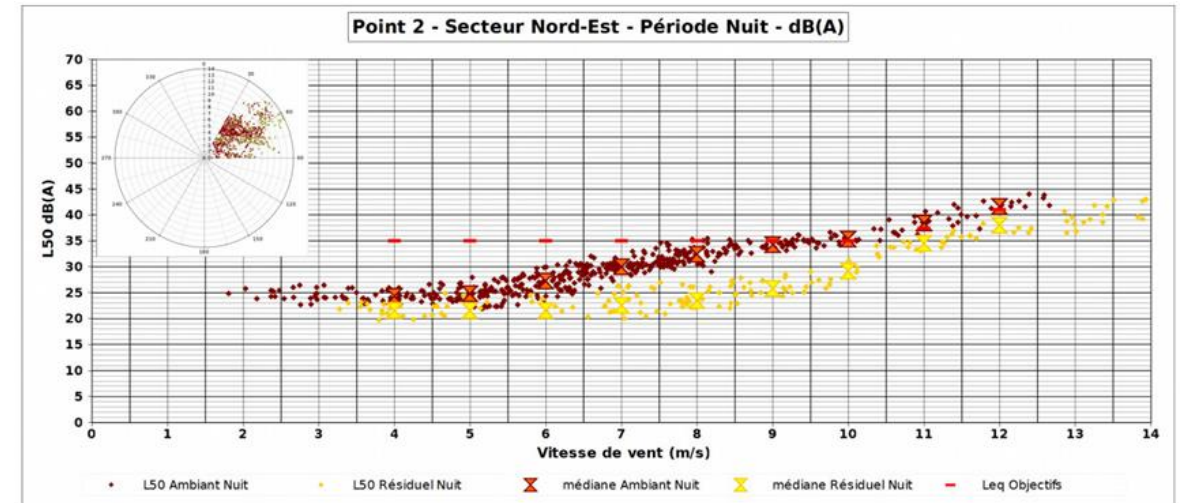
● Emergence sonore $E = L_{A,50,BA} - L_{A,50,BR}$

- BA : bruit ambiant, les machines fonctionnent
- BR : bruit résiduel, les machines sont à l'arrêt

● Approche actuelle

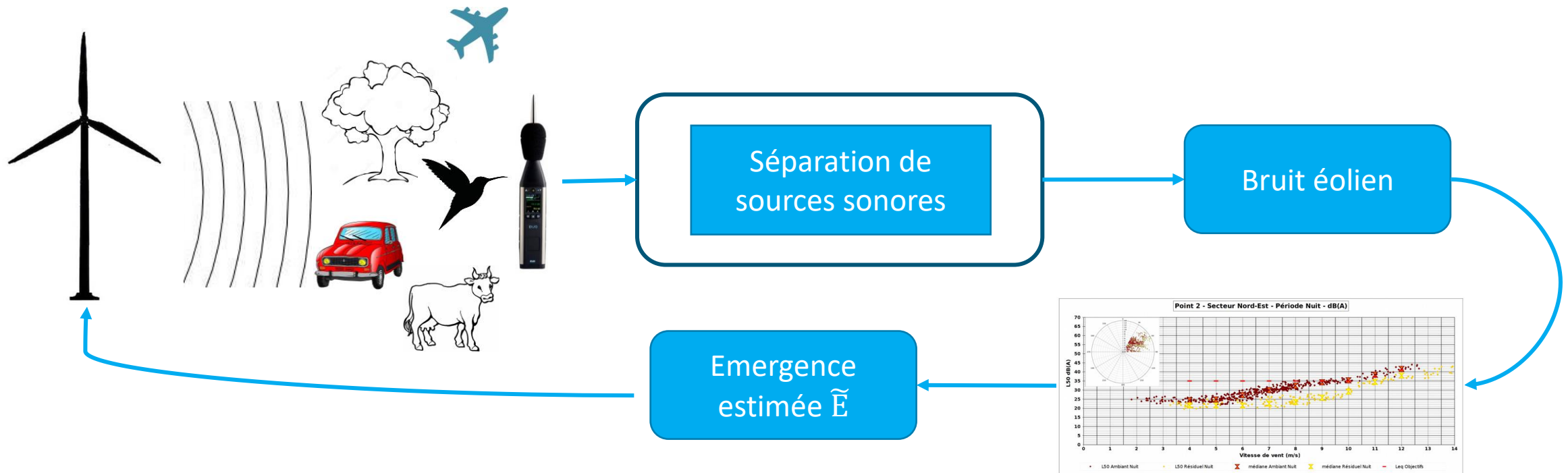
- Cycles de créneaux *arrêt/marche* sur 3/4 semaines de mesures

- ✗ Pertes en production et financière engendrées par la campagne
- ✗ Faible représentativité de ces mesures dans le temps (variabilité du bruit résiduel)
- ✗ Démarche assez contraignante avec risque de refaire une nouvelle campagne de réception acoustique si échec



Présentation de l'étude

Objectif : pouvoir mieux estimer l'émergence sonore d'un parc éolien à partir d'une mesure de bruit ambiant (sans arrêter les machines)



- ✓ Pré-diagnostic acoustique et amélioration des réceptions acoustiques (5 k€/MW)
- ✓ Plan de bridage dynamique ?
- ✓ Diminution des pertes et optimisation du fonctionnement du parc

SOMMAIRE

Contexte et présentation de l'étude

1 – Méthode de la Factorisation en Matrices Non-Négatives

2 – Base de données de bruit éolien et mesures

3 – Une application

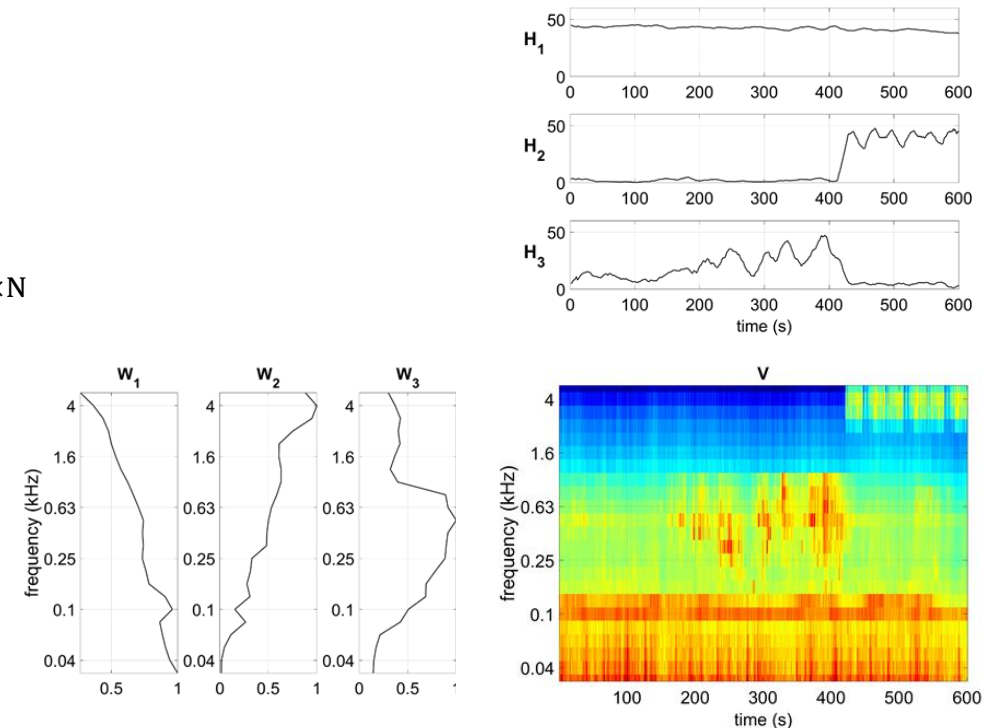
Conclusion et perspectives

1

Méthode de la Factorisation en Matrices Non-négatives

Factorisation en Matrices Non-négatives (NMF)^{1,2}

- Méthode de *machine learning*
- Recomposition du spectrogramme d'une mesure de bruit ambiant $V_{F \times N}$
 - $V \approx WH$
 - $W_{F \times K}$, dictionnaire de spectres composés de données connues
→ Information fréquentielle
 - $H_{K \times N}$, matrice de coefficients de pondération
→ Information temporelle

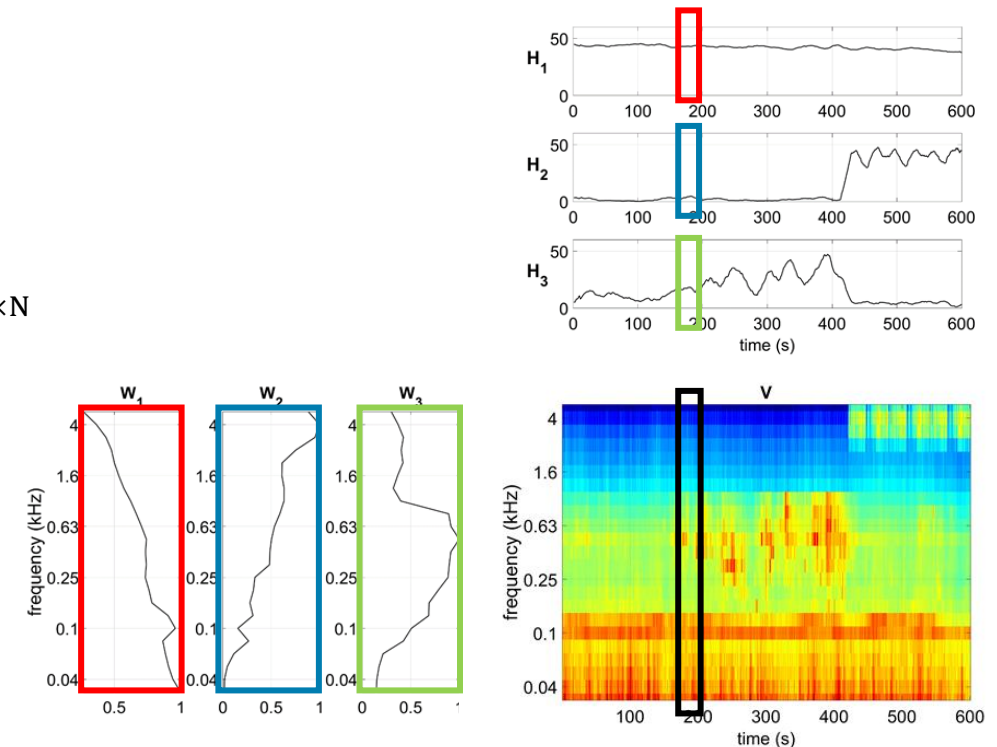


¹ Févotte, C., Vincent, E., & Ozerov, A. (2018). Single-Channel Audio Source Separation with NMF : Divergences, Constraints and Algorithms. In S. Makino (Éd.), *Audio Source Separation* (p. 1-24). Springer International Publishing

² Gloaguen, J. R., Ecotiène, D., Gauvreau, B., Finez, A., Petit, A., & Le Bourdat, C. (2021). 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.

Factorisation en Matrices Non-négatives (NMF)^{1,2}

- Méthode de *machine learning*
- Recomposition du spectrogramme d'une mesure de bruit ambiant $V_{F \times N}$
 - $V \approx WH$
 - $W_{F \times K}$, dictionnaire de spectres composé de données apprises
 - $H_{K \times N}$, matrice de coefficients de pondération
 - $V_n \approx W_1 h_1 + W_2 h_2 + W_3 h_3$
- Processus d'optimisation qui minimise la distance entre V et $[WH]$
 - $\min(D_\beta(V||WH) + \alpha_{sm} \sum (h_n - h_{n-1})^2) \text{ w.r.t } W, H \geq 0$
 - Algorithmes de mise à jour itératifs



¹ Févotte, C., Vincent, E., & Ozerov, A. (2018). Single-Channel Audio Source Separation with NMF : Divergences, Constraints and Algorithms. In S. Makino (Éd.), *Audio Source Separation* (p. 1-24). Springer International Publishing

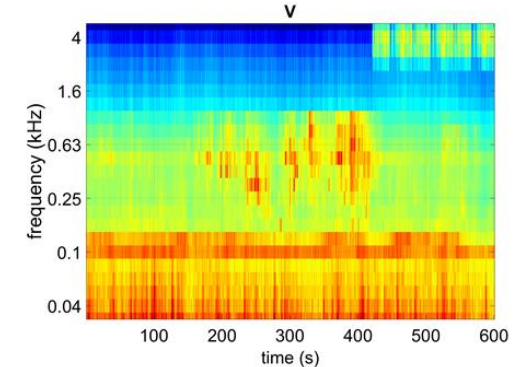
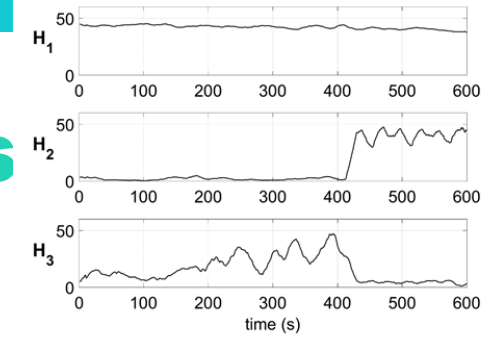
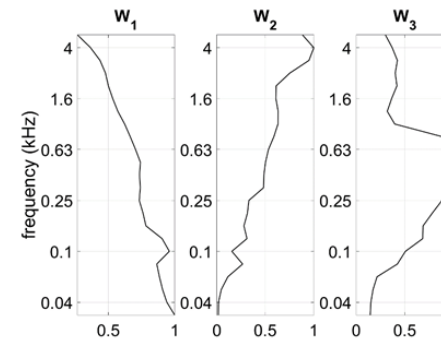
² Gloaguen, J. R., Ecotiène, D., Gauvreau, B., Finez, A., Petit, A., & Le Bourdat, C. (2021). Automatic estimation of the sound emergence of wind turbine noise with nonnegative matrix factorization. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 150(4), 3127-3138.

Factorisation en Matrices Non-négatives

Approche semi-supervisée¹

Ajout d'une seconde composante [YZ] *libre* pour intégrer plus facilement les sources de bruit résiduel

- $V \approx \sqrt{[WH]^2 + [YZ]^2}$
 - $V_{F \times N}$, un spectrogramme en amplitude
 - [WH], la composante éolienne
 - [YZ], composante « libre » modélisant le bruit résiduel



- Problème posé original qui a nécessité de déterminer de nouveaux algorithmes de mises à jours
 - W est une composante apprise sur des données de bruit éolien
 - H, Y et Z sont les inconnues à estimer
 - Maintien de la contrainte de régularité temporelle sur H (pas de « chocs » dans le bruit éolien)
 - Paramétrage ajusté sur des scènes sonores reconstituées

$$Z_{i+1} \leftarrow Z_i \frac{Y^T [V \otimes [YZ]_i]}{Y^T [V \otimes \tilde{V}_i]}$$

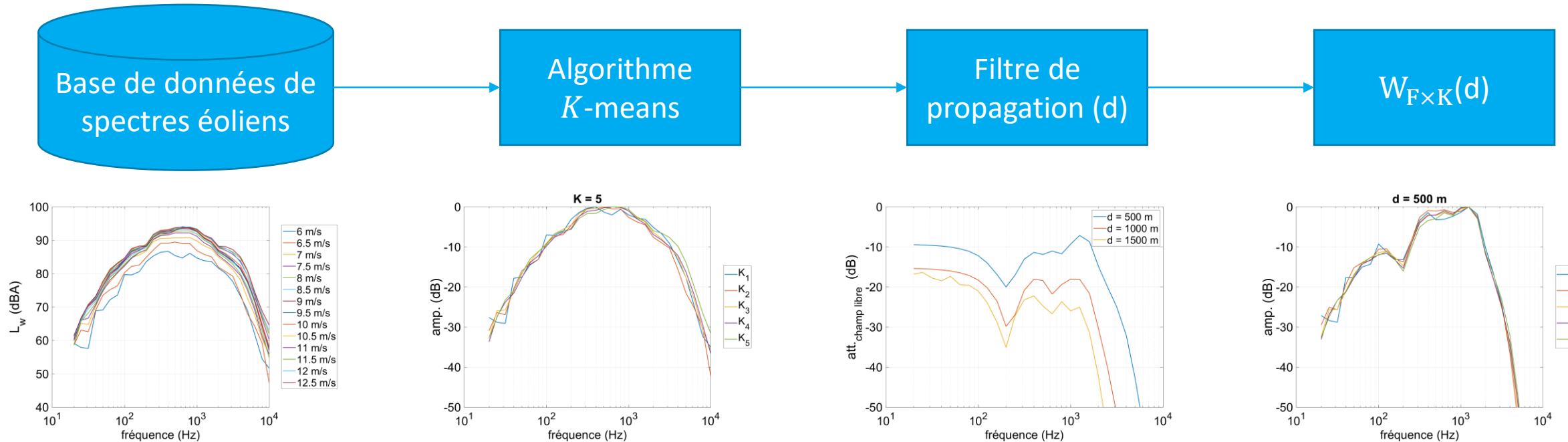
$$Y_{i+1} \leftarrow Y_i \frac{[V \otimes [YZ]_i] Z^T}{[V \otimes \tilde{V}_i] Z^T}$$

¹Gloaguen, J. R., Ecotiere, D., Gauvreau, B., Finez, A., Petit, A., & Lebourdat, C. (2021). Estimation of the sound emergence of wind turbines by semi-supervised learning technique. In Proc. 9th International Conference on Wind Turbine Noise.

2

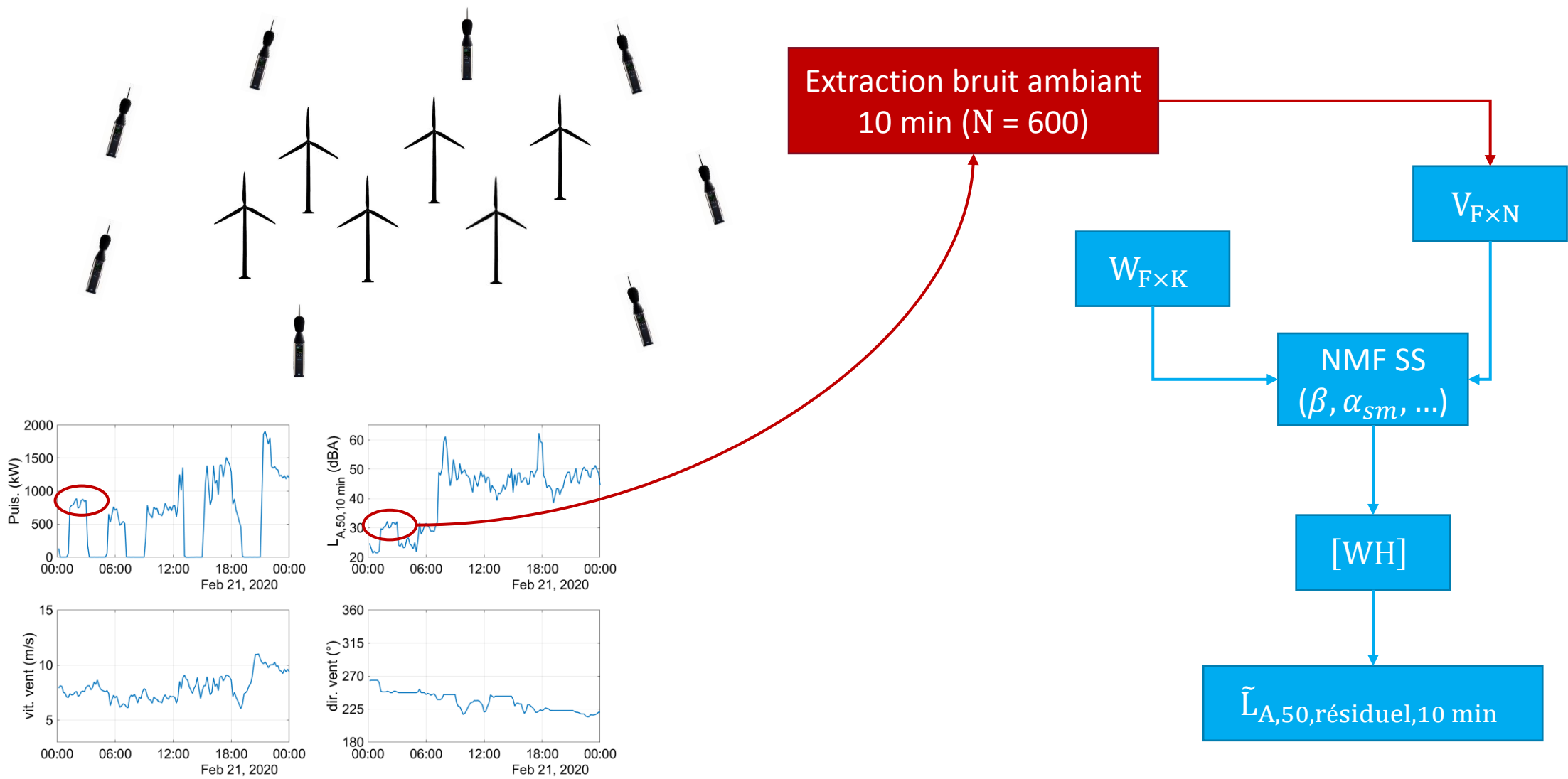
Base de données de bruit éolien et mesures

Apprentissage du dictionnaire W



- Spectre de puissance acoustique des éoliennes par vitesse de vent (20 Hz à 10 kHz)
- Réduction du nombre de spectre $K = 5$
- Prise en compte des effets de la propagation sur le spectre

Mesures de bruits ambiants *in situ*

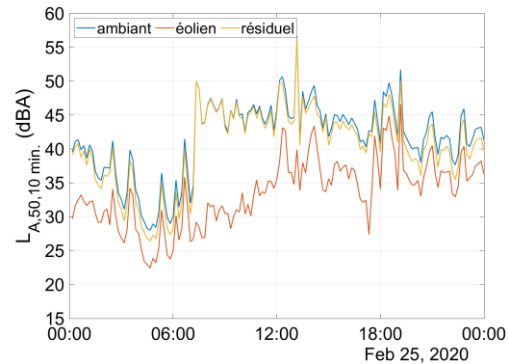


3

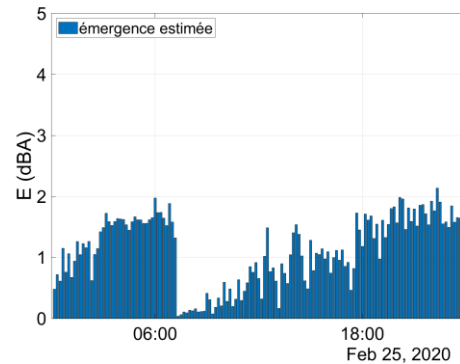
Application sur un parc éolien

Mesures de bruits ambiants in situ

Évolution temporelle des niveaux sonores 10 minutes (journée sans créneaux)

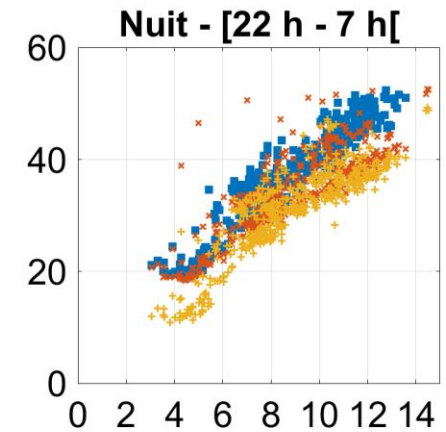
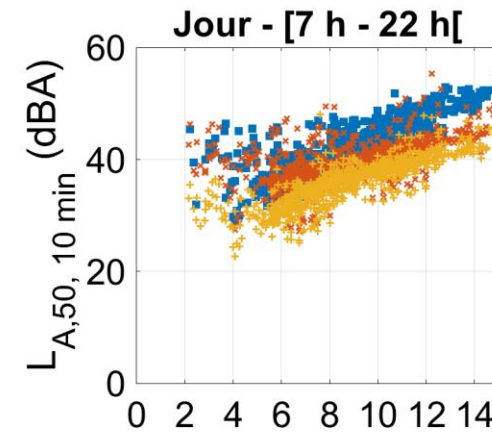
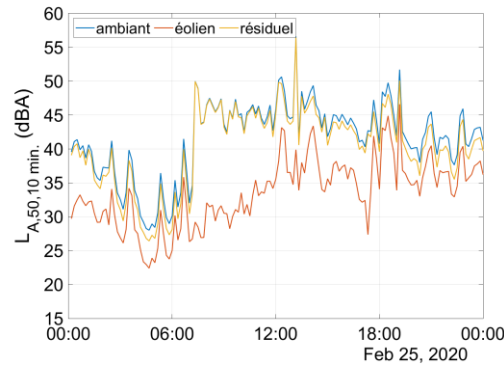


Évolution temporelle des émergences 10 minutes

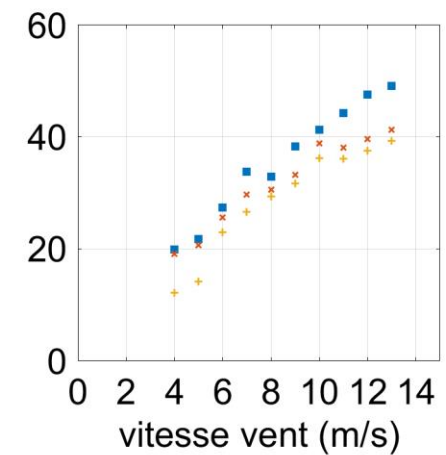
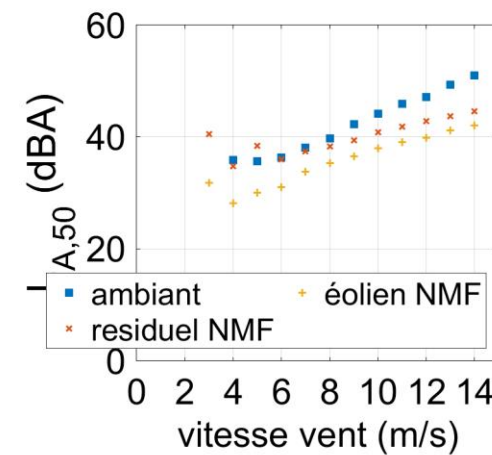
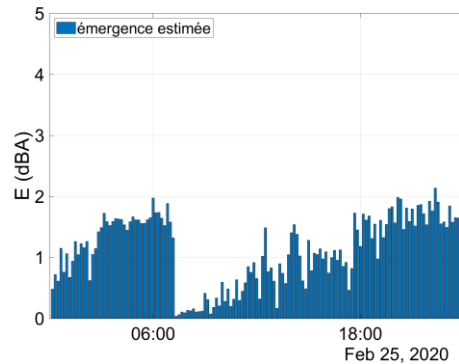


Mesures de bruits ambiants in situ

Évolution temporelle des niveaux sonores 10 minutes

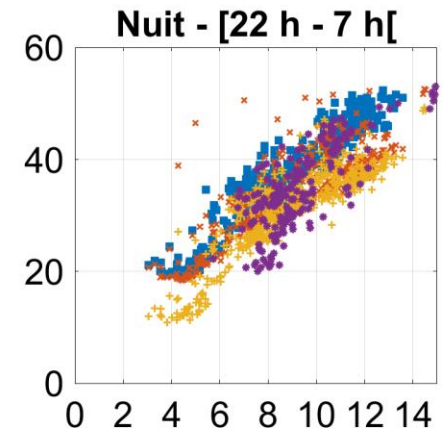
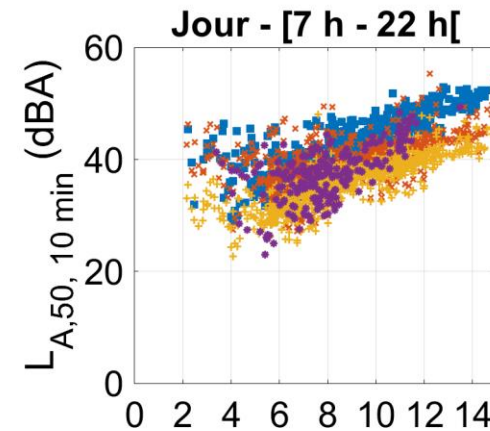
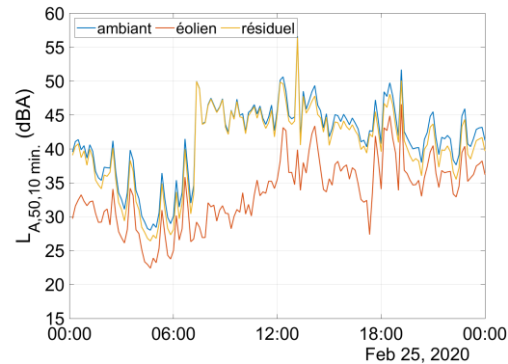


Évolution temporelle des émergences 10 minutes

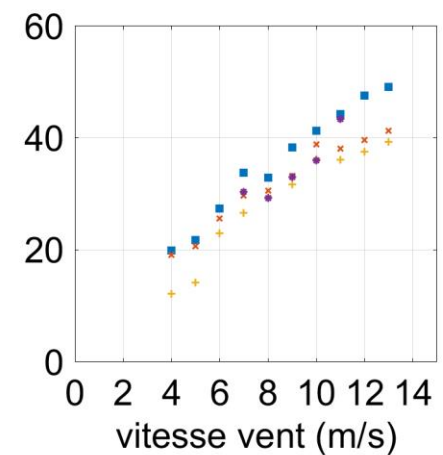
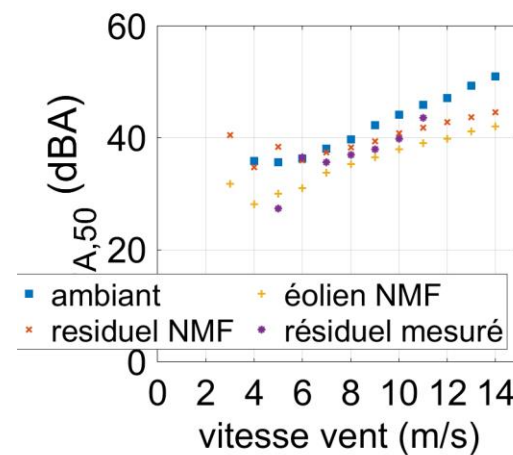
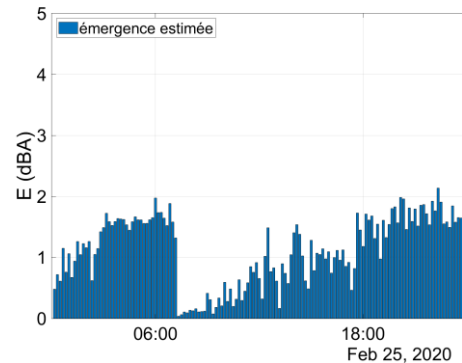


Mesures de bruits ambiants in situ

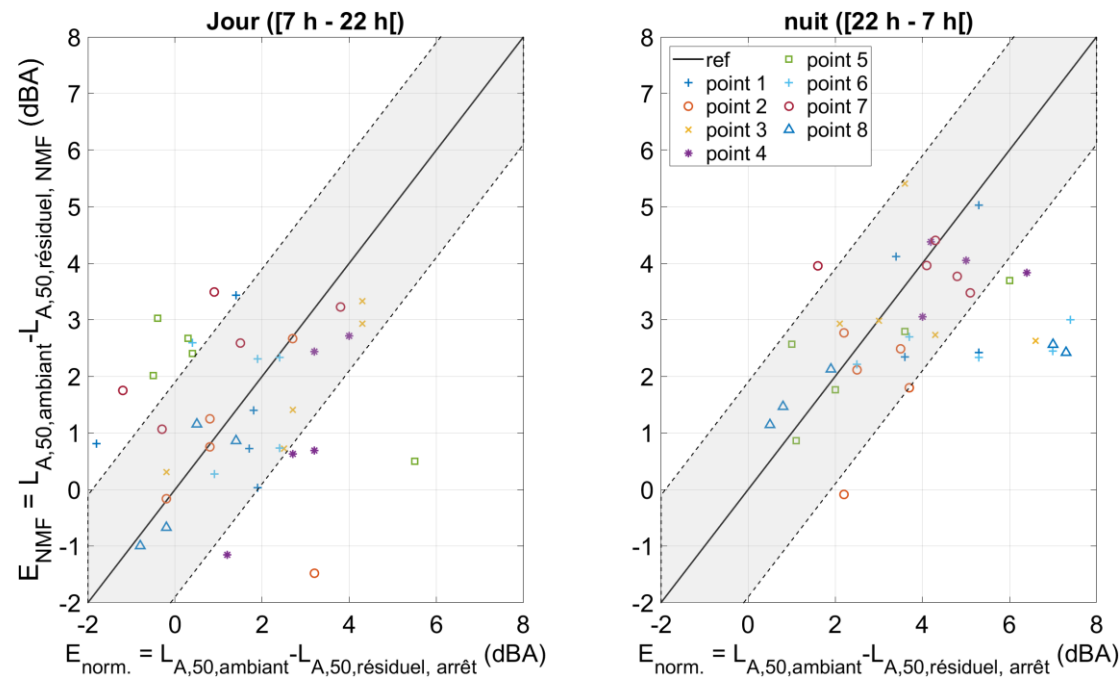
Évolution temporelle des niveaux sonores 10 minutes



Évolution temporelle des émergences 10 minutes



Comparaison des émergences « normatives » $E_{\text{norm.}}$ et des émergences « NMF » E_{NMF}



- Zone d'erreur de $\pm 1,9 \text{ dB}^1$
- Majorité de point situé dans la zone d'erreur
- En journée
 - Surestimation de certains points à faible émergence correspondant au fortes vitesses ($> 9 \text{ m/s}$)
- La nuit
 - Sous-estimation de certains points sans tendance claire qui se dégage

¹Gloaguen, J. R., Ecotiere, D., Gauvreau, B., Finez, A., Petit, A., & Lebourdat, C. (2021). Estimation of the sound emergence of wind turbines by semi-supervised learning technique. In *Proc. 9th International Conference on Wind Turbine Noise*.

Conclusions et perspectives

Conclusion

Mise en place d'un outil permettant l'extraction du bruit éolien sans arrêter les éoliennes :

- Adaptation de l'algorithme NMF au cas des parcs éoliens
- 1ère application de la NMF SS sur des mesures in situ issues d'une réception acoustique d'un parc éolien

Application : comparaison avec l'émergence « normative » sur une réception acoustique

- Disparités autour de la valeur référence mais qui restent dans la zone d'erreur définie sur les tests en laboratoire
- Quelques résultats en dehors de la zone +/- 2dB sans tendance nette
- Emergence normative emprunte d'une incertitude de l'ordre de 1.5 dBA.

→ Outil pas encore applicable en l'état

Perspectives

- Application sur d'autres parcs (en cours) pour consolider les conclusions
 - Résultats critiques à très faible et très forte émergence. Effet de « saturation » de E
 - Grande sensibilité au dictionnaire W
- Il est sans doute nécessaire d'utiliser plus d'information : puissance électrique ou audios

Merci de votre attention

**Estimation par la Factorisation en Matrices Non-négatives de l'émergence
sonore du bruit éolien sur des mesures réalisées *in situ***

Jean-Rémy Gloaguen, ENGIE Green

David Ecotière, UMRAE, Cerema

Benoit Gauvreau, UMRAE, UGE

Arthur Finez, ENGIE Green

Arthur Petit, ENGIE Green

Colin Le Bourdat, ENGIE Green