

Post-traitement statistique des prévisions de vent

Focus sur les vents côtiers

Michaël Zamo

michael.zamo@meteo.fr

Équipe post-traitement à Météo-France : Gaëlle Delautier, Olivier Dupont, Léo Pfitzner, Maxime Taillardat, Benjamin Viard

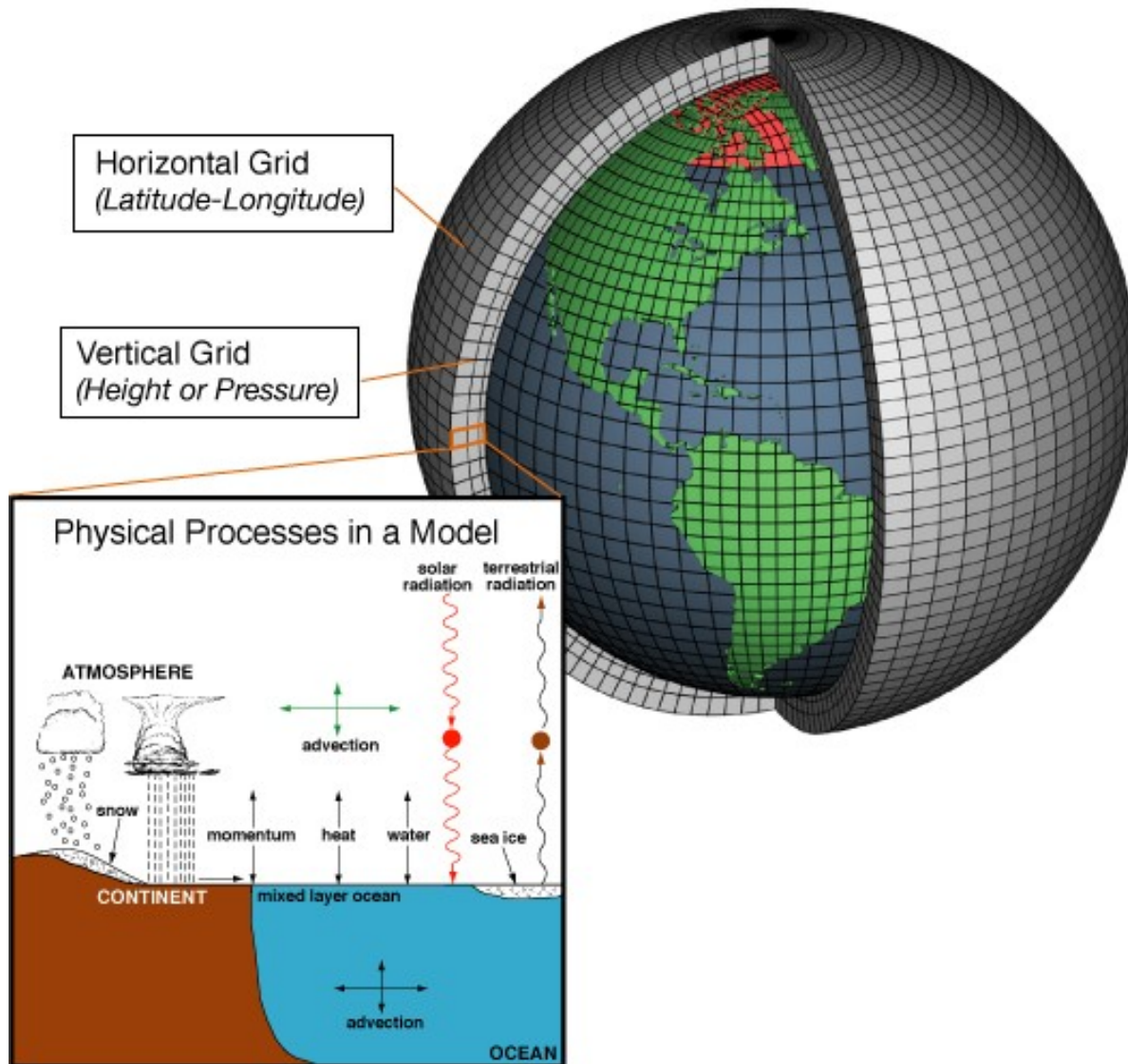
La prévision numérique du temps (PNT)

Modèle de prévision numérique du temps comprend :

- « Dynamique » : logiciel de résolution des équations différentielles d'évolution de l'état de l'atmosphère (Navier-Stokes, équation thermodynamique)
- « Physique » : approximation des phénomènes non explicitement modélisés

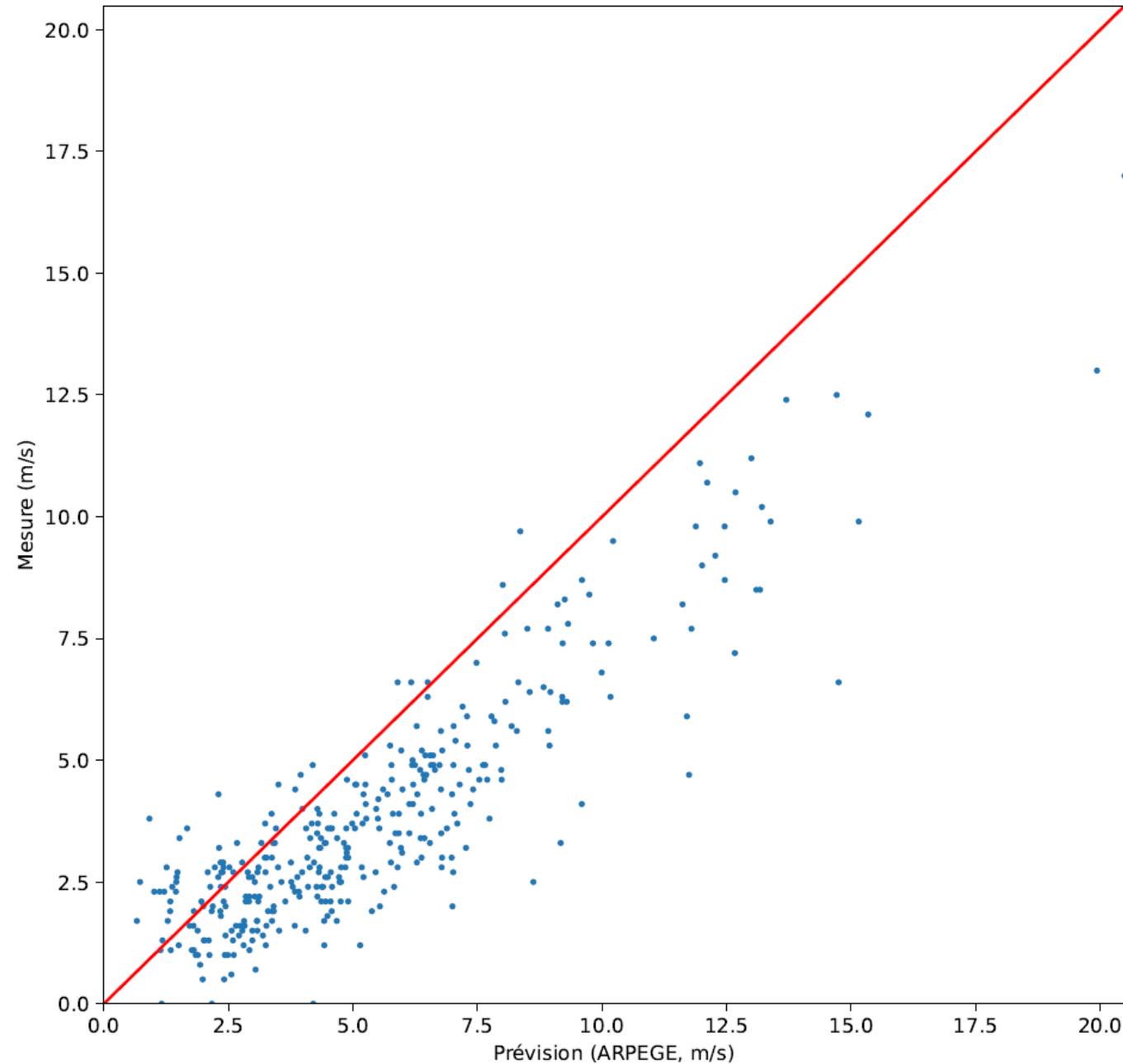
État initial = « run »

Pas de temps prévu = « échéance »



Utilité du post-traitement statistique

Station: 29276001, 00UTC+21h



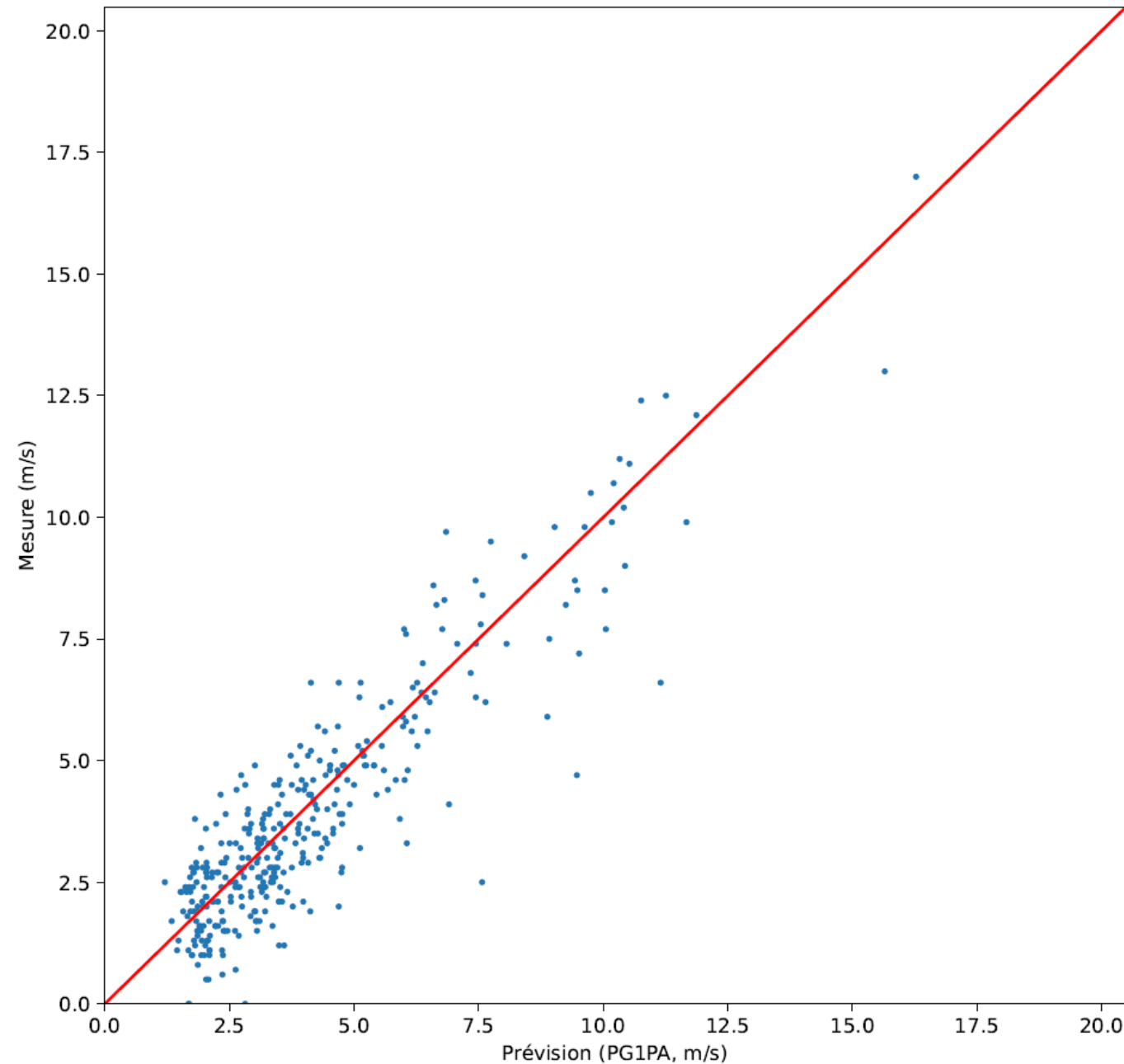
Les prévisions d'un modèle numérique du temps (PNT) ne sont pas (toujours) parfaites.

Hypothèse : mais elles contiennent de l'information qui permet de corriger les erreurs.

Post-traitement statistique : **apprendre une fonction statistique de correction**

Utilité du post-traitement statistique

Station: 29276001, 00UTC+21h



Les prévisions d'un modèle numérique ne sont pas (toujours) parfaites.

Hypothèse : mais elles contiennent de l'information qui permet de corriger les erreurs.

Post-traitement : apprendre une fonction **statistique** de correction

Généralités sur le post-traitement statistique de prévision météorologique

Principe du post-traitement statistique

Soient X des **prédicteurs** (ou « variables explicatives », issues d'un modèle numérique de prévision du temps, d'un modèle numérique de terrain, mois...)

Soit Y le **prédicteand** (« l'observation » ou « variable expliquée ») à prévoir.

On cherche : $\hat{Y} = f(X; \beta) + \epsilon$

tel que $\hat{Y}$ soit le plus proche possible de Y , i.e. le bruit ϵ le plus petit possible.

Les paramètres β sont optimisés sur un échantillon de N couples (prévision, observation) $(Y_i, X_i)_{i=1, \dots, N}$ puis l'équation est appliquée sur les nouvelles prévisions (2 à 4 fois par jour selon le modèle de PNT).

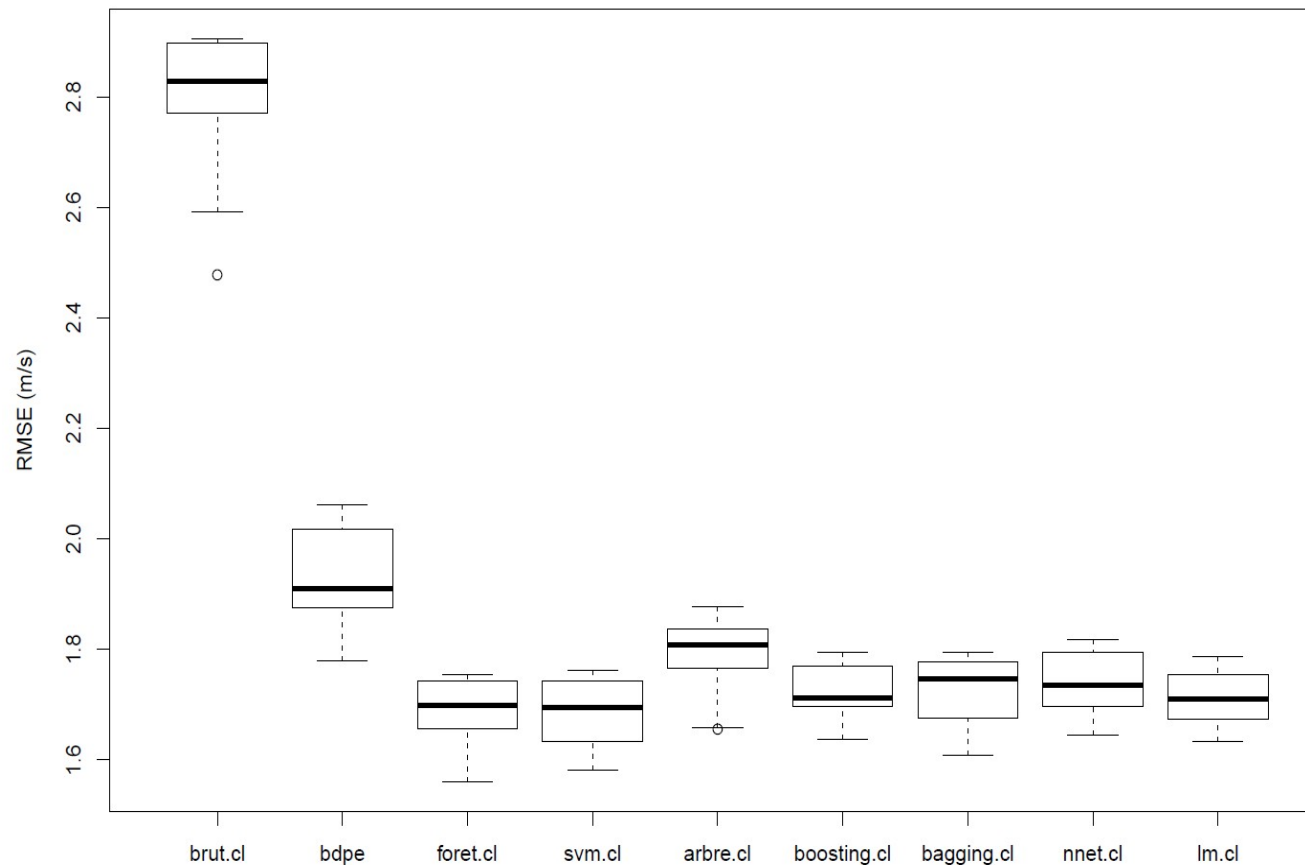
Méthodes utilisées

Statistique appliquée: régression linéaire, analyse linéaire discriminante...

Apprentissage machine : forêts aléatoires, boosting...

- Dont réseaux de neurones profonds (« intelligence artificielle »)

12145001



Procédure du post-traitement statistique

On vise à produire des **prévisions post-traitées sur une grille.**

On post-traite les paramètres « de surface » (Température à 2 mètre, humidité à 2 m, cumul de précipitation, vent moyen et force des rafales)

Selon le paramètre :

- **Post-traitement à l'emplacement d'une station météorologique + interpolation spatiale** : température à 2-m, humidité relative à 2-m
- Pour d'autres paramètres **on utilise un prédictand spatialisé** (analyse d'un modèle de PNT, un produit de données de fusion) : vent, cumul de précipitation

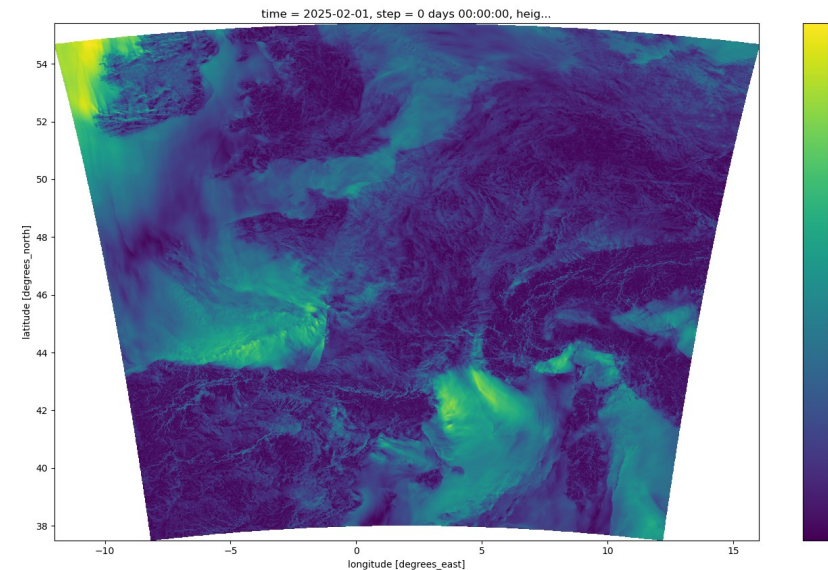
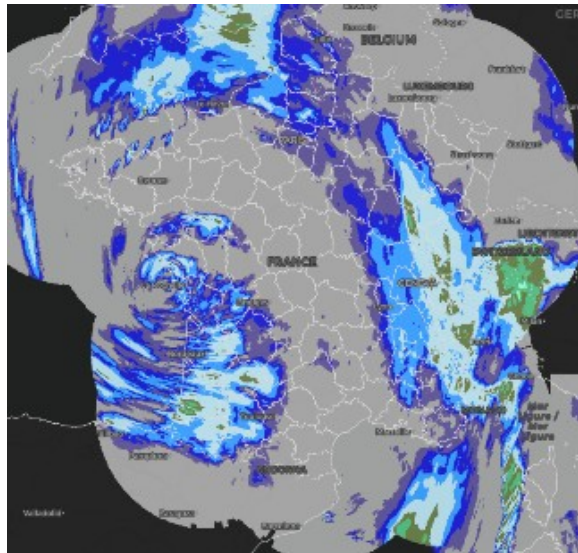
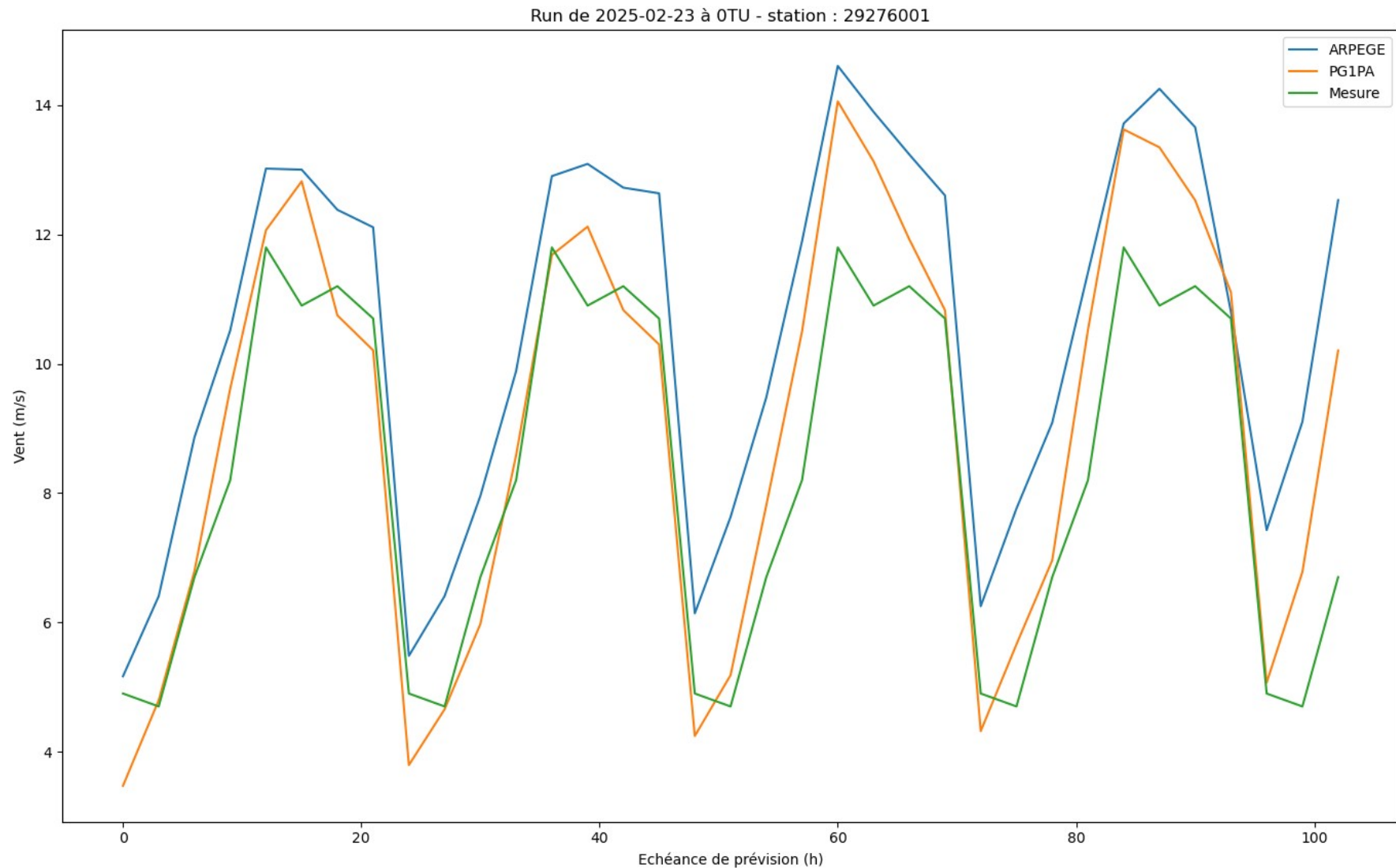


Figure 6. Domains used for spatialization of post-processed temperatures.

Objectifs du post-traitement statistique

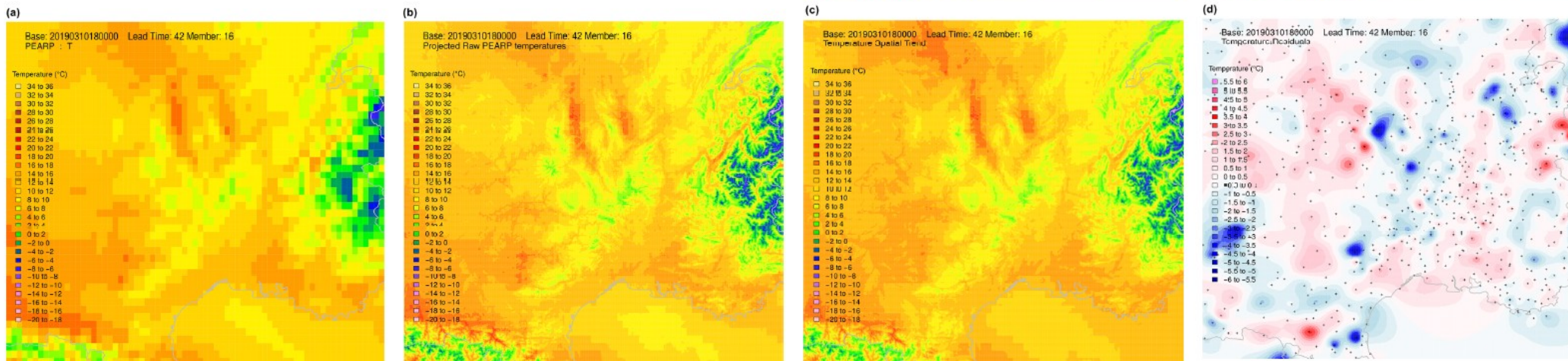
– Correction des erreurs :

- De prévision
- De représentativité



Objectifs du post-traitement statistique

– Spatialisation/descente d'échelle



$$\begin{aligned}
 T_k &= \beta_{0D} + \beta_{1D}(\gamma_{0ijvS} + \gamma_{1ijvS}T_j) \\
 &+ \beta_{2D}\text{alti}_i + \beta_{3D}(\text{alti}_i - a_D^*)1\{\text{alti}_i > a_D^*\} \\
 &+ \beta_{4D}d2s_i \\
 &+ \alpha_{1D}PC1_i + \alpha_{2D}PC2_i + \alpha_{3D}PC3_i + \alpha_{4D}PC4_i \\
 &+ \epsilon_k.
 \end{aligned}$$

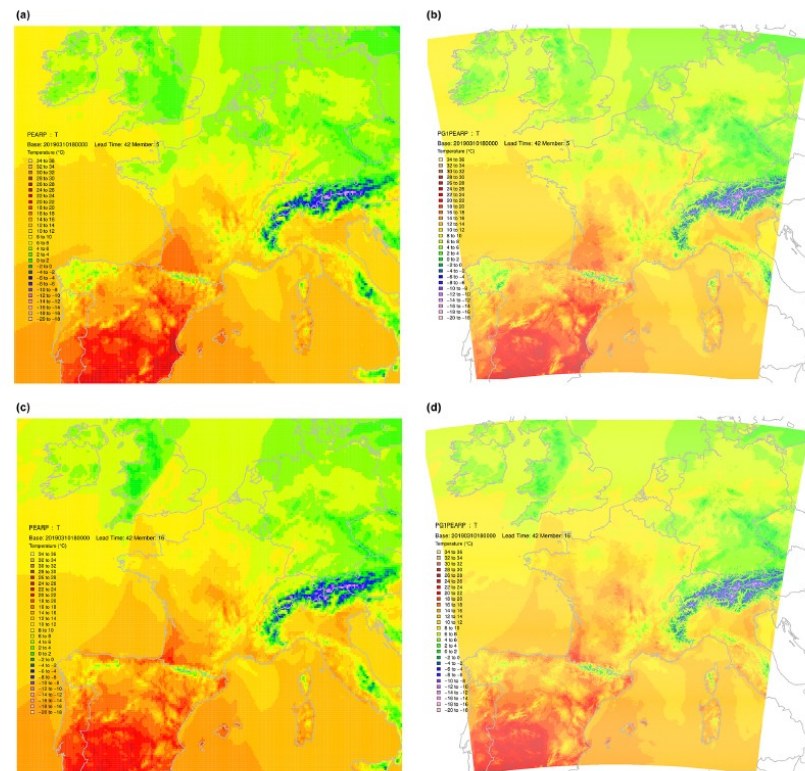
(2)

(3)

(4)

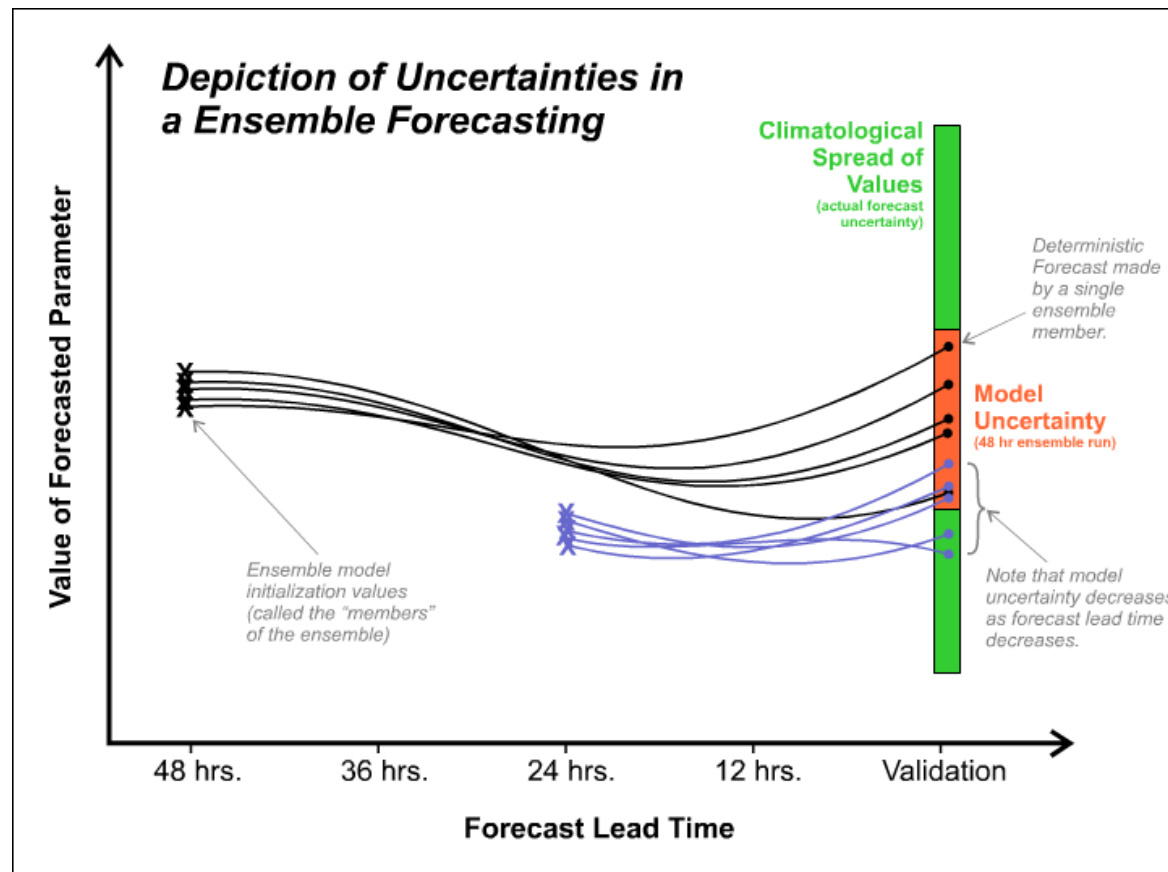
(5)

(6)



Objectifs du post-traitement statistique

- **Spatialisation/descente d'échelle**
 - Interpolation/extrapolation de manière plus générale



Source : <https://www.e-education.psu.edu>

Objectifs du post-traitement statistique

- **Spatialisation/descente d'échelle**
 - Interpolation de manière plus générale

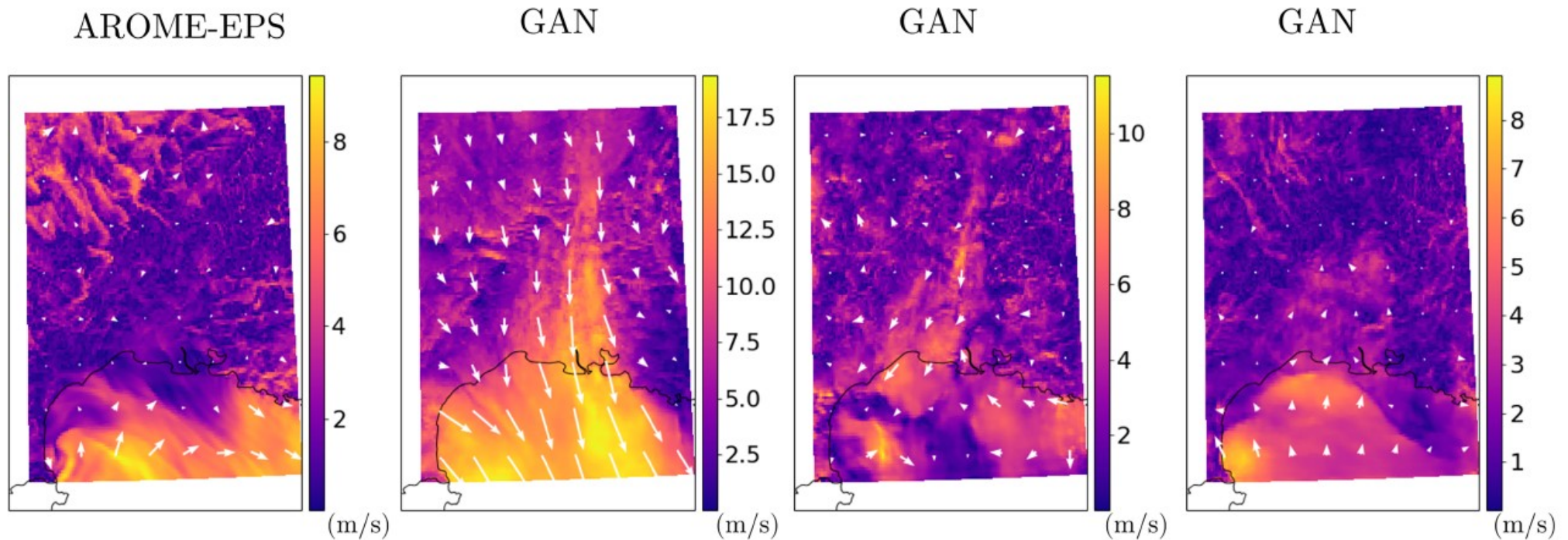
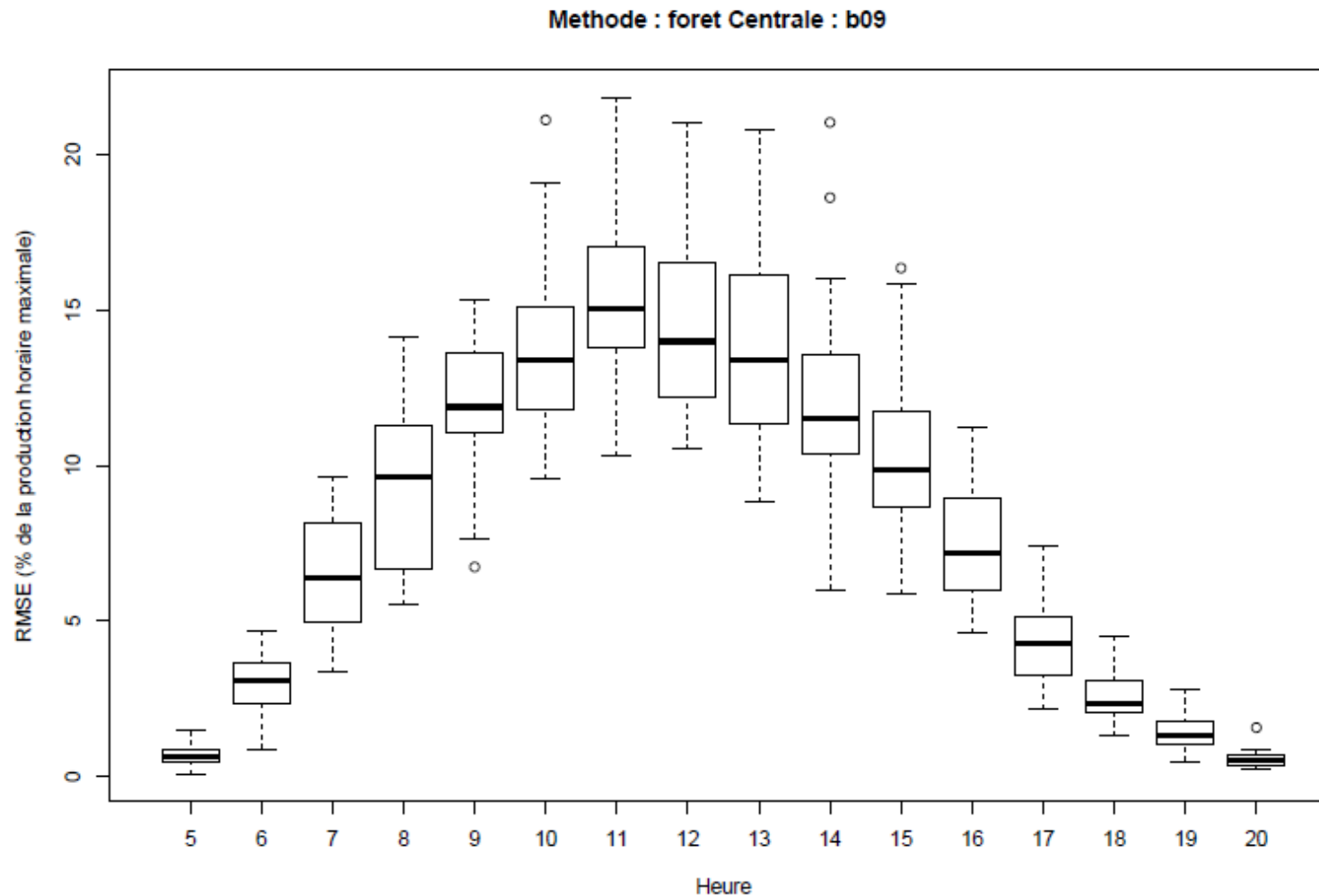


FIG. 7. Wind speed and superimposed wind direction. AROME-EPS and random samples from the GAN are shown from left to right. Arrows are regularly spaced, with length proportional to intensity. The GAN produces diverse and consistent situations for the wind but lacks the detailed structure of the AROME data, especially over the sea.

Brochet et al. (2023)

Objectifs du post-traitement statistique

- **Prévision d'une variable non prévue** par le modèle de PNT (exemple : production d'électricité photovoltaïque)



Objectifs du post-traitement statistique

- **Agrégation de prévisions**
 - Exploiter au mieux plusieurs prévisions (brutes ou post-traitées)
 - Se protéger des changements de modèle de PNT

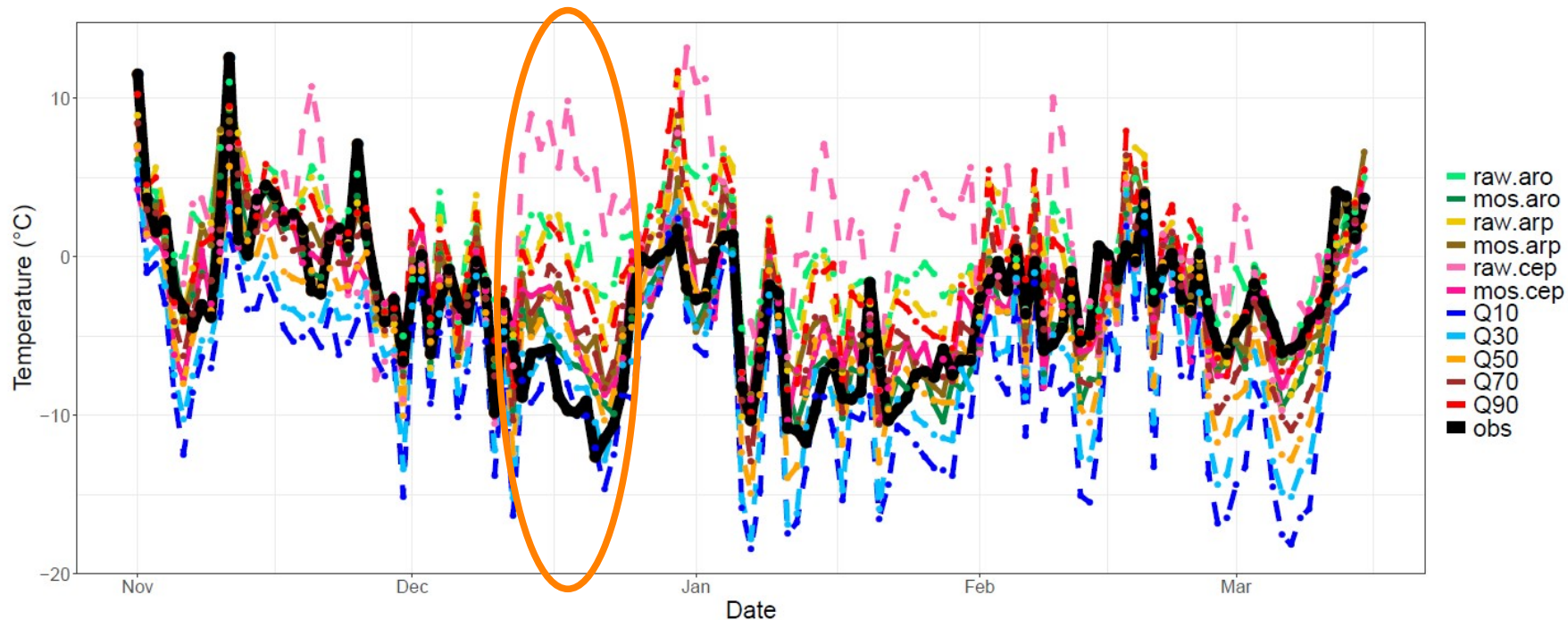


FIG. 5: Observed temperatures in black and predicted temperatures for the Chamonix station (French Alps) for the lead time 48 hours of the midnight run, during the 2021-2022 Winter.

(Pfitzner et al., to be submitted)

Objectifs du post-traitement statistique

- **Correction de distributions** (régression quantile, forêt de régression quantiles, VGML...). L'agrégation de distributions est possible également.

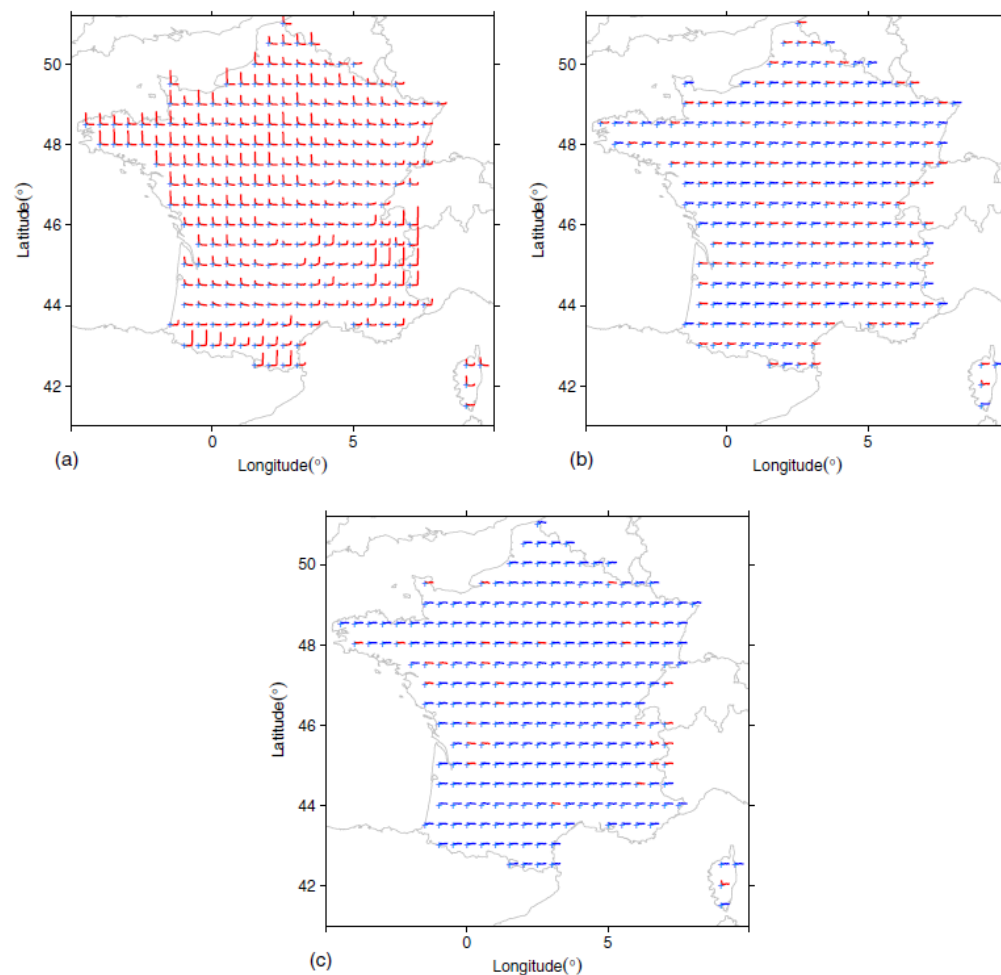


FIGURE 3 Maps of the rank histograms computed over the 4 years, for (a) the raw CMC ensemble, (b) the MF ensemble post-processed with QRF and (c) EWA (with $\eta = 10^{0.5}$ and $W = 90$ days). Each grid point is located by a blue cross. Rank histograms are represented as a line at the right of the associated grid point, with the same vertical scale at all grid points and for all maps. The lead time is $h = 6$ h. A blue line means that none of the slope, convexity and wave JP tests rejects the flatness hypothesis, whereas a red line indicates at least one of the tests rejects the flatness hypothesis [Colour figure can be viewed at wileyonlinelibrary.com]

Zamo et al. (2021)

Objectifs du post-traitement statistique

- **Correction des erreurs :**
 - De prévision
 - De représentativité
- **Spatialisation/descente d'échelle**
 - Interpolation de manière plus générale
- **Prévision d'une variable non prévue** par le modèle de PNT
- **Agrégation de prévisions**
- **Correction de distributions** (régression quantile, forêt de régression quantiles...)

Cas du post-traitement statistique de prévisions de vent

Description du cas présenté

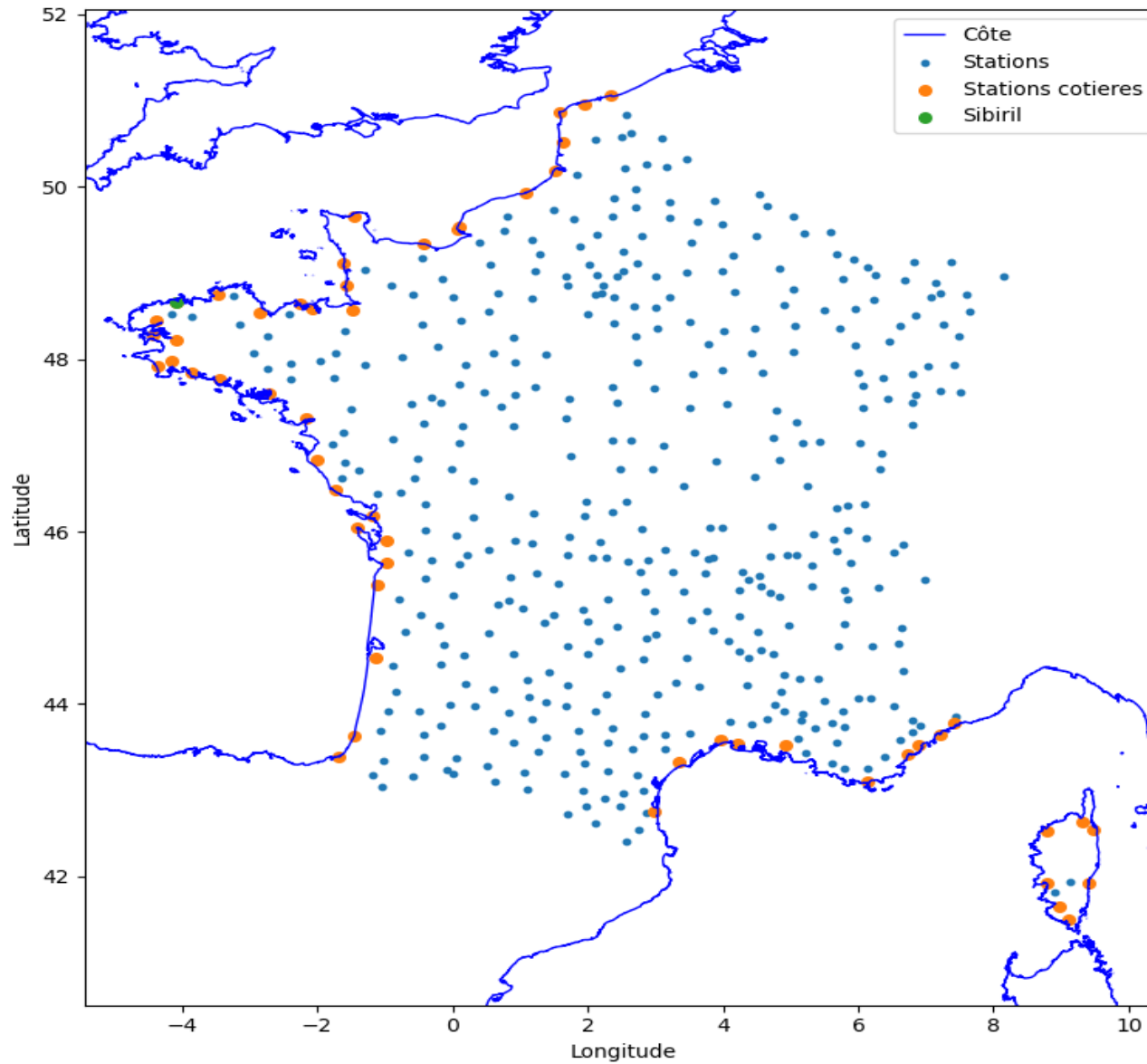
- Post-traitement du **modèle ARPEGE**
 - Déterministe
 - Global avec une grille étirée (7,5km sur la France)
 - 4 runs par jour (0, 6, 12 et 18TU)
 - Échéances jusqu'à 102h ou 114h
- Méthode de post-traitement :
 - **Forêt aléatoire**
 - Un modèle de régression par point de grille et par échéance (uniquement tri-horaires dans le post-traitement)
- Prédicand :
 - **analyse AROME** (modèle local de Météo-France) avec injection des mesures aux stations météorologiques : **vent moyen et rafales**
- Période d'apprentissage : 2020-2022
- Période d'étude : **01/03/2024 – 28/02/2024**

Zamo et al. (2016)

Liste des prédicteurs retenus

Prédicteurs	Description	Transformation
Force du vent	Moyen sur les dix minutes précédent l'heure (10 m de hauteur)	
Rafales	Maximum horaire (10 m de hauteur)	
Direction du vent	0° = Nord, antihoraire (10 m de hauteur)	4 catégories : N, S, E, W
Pression	Ramenée au niveau de la mer	
		Advection horizontale
Couverture nuageuse	basse	
	moyenne	
	haute	
	totale	
	convective	
Température potentielle du thermomètre mouillée	Mélange la température et l'humidité. Au niveau 850 hPa (~1500m)	Variance horizontale
		Advection horizontale
Énergie potentielle convective disponible		

Description du cas présenté

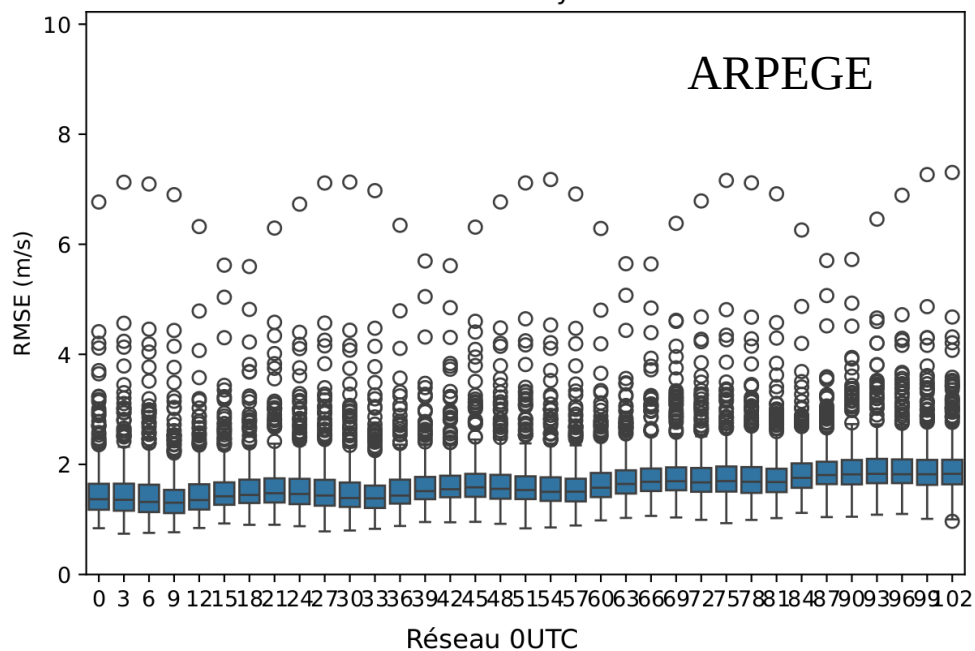


464 stations météorologiques dont 54 côtières (< 10 km de la côte)

Performances des prévisions brutes et post-traitées

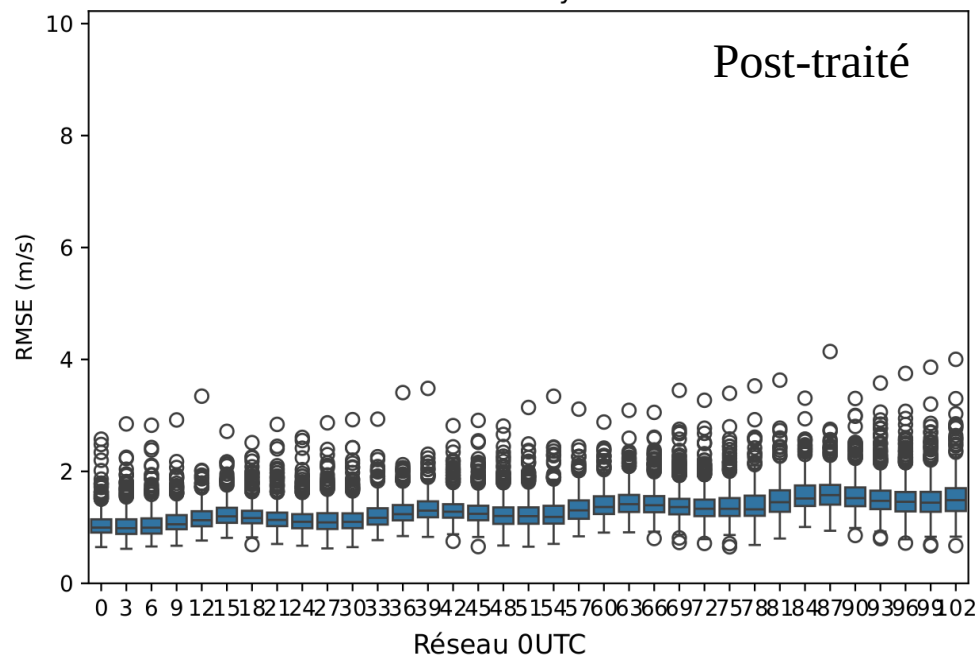
Réseau OUTC

Vent moyen

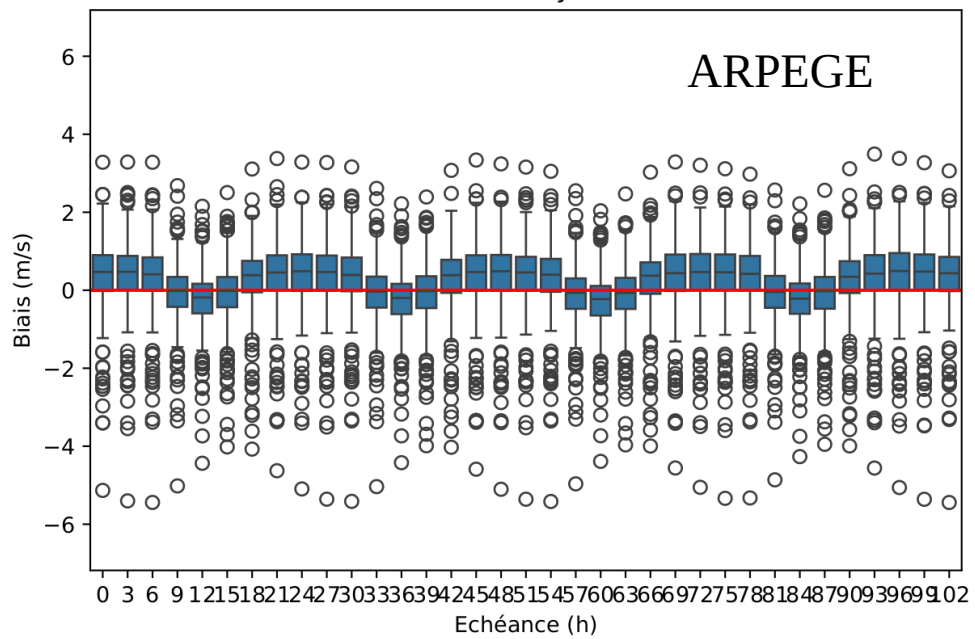


Réseau OUTC

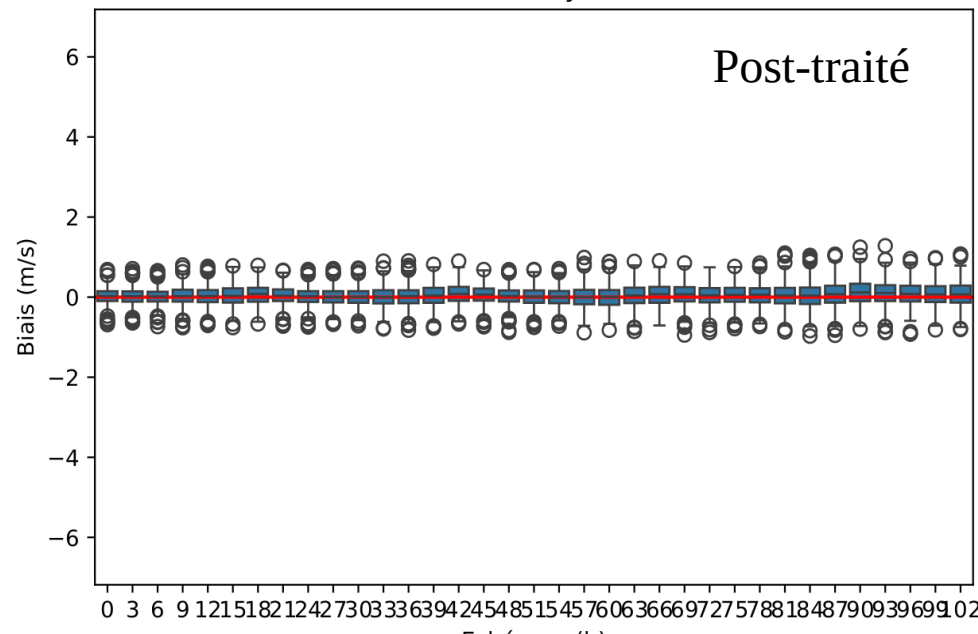
Vent moyen



Vent moyen



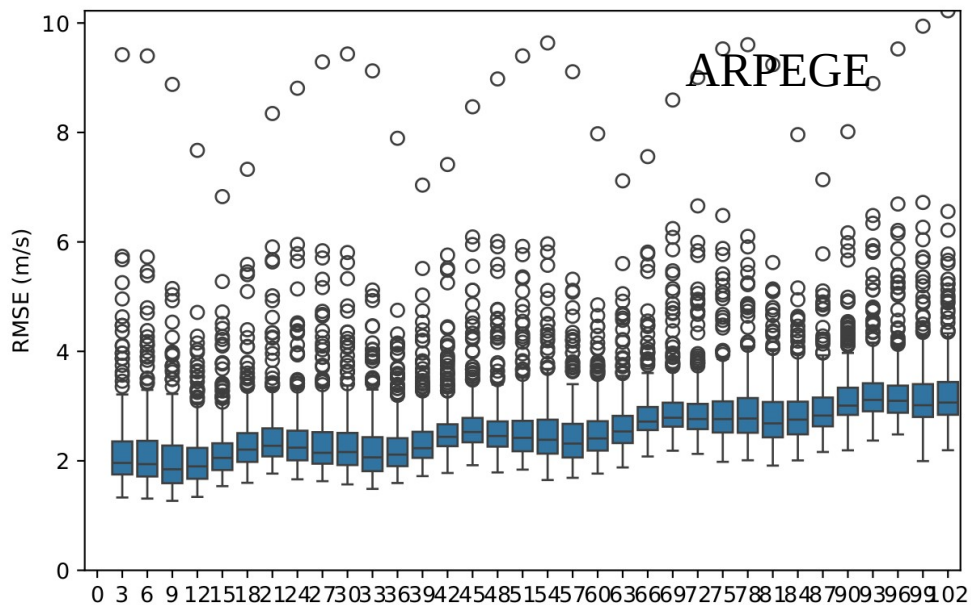
Vent moyen



Performances des prévisions brutes et post-traitées

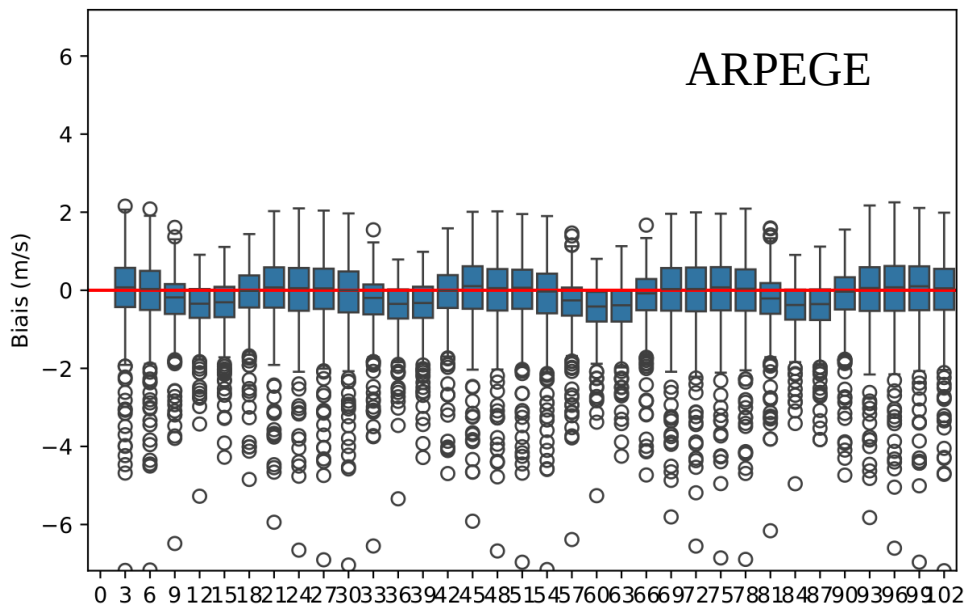
Réseau OUTC

Rafales



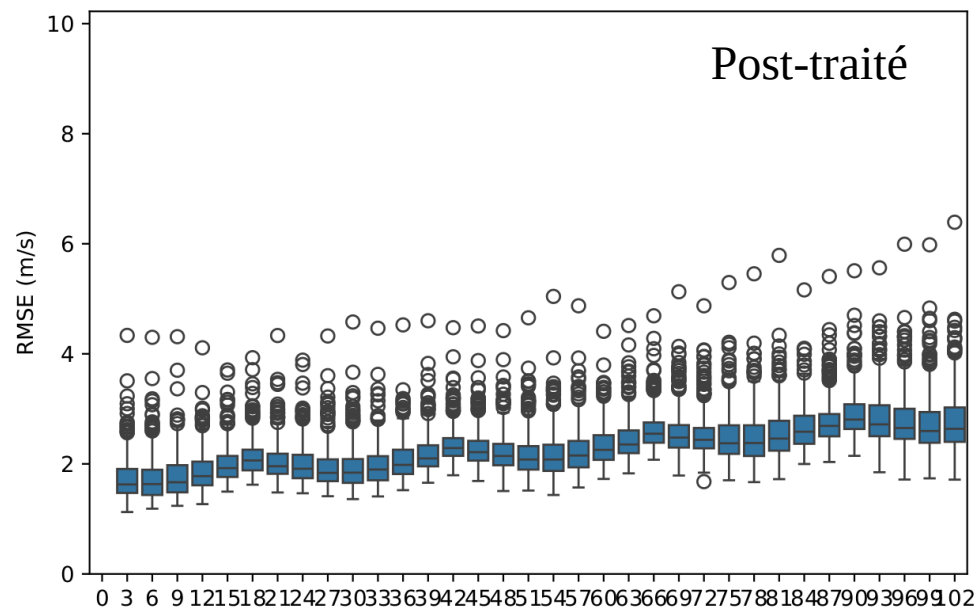
Réseau OUTC

Rafales



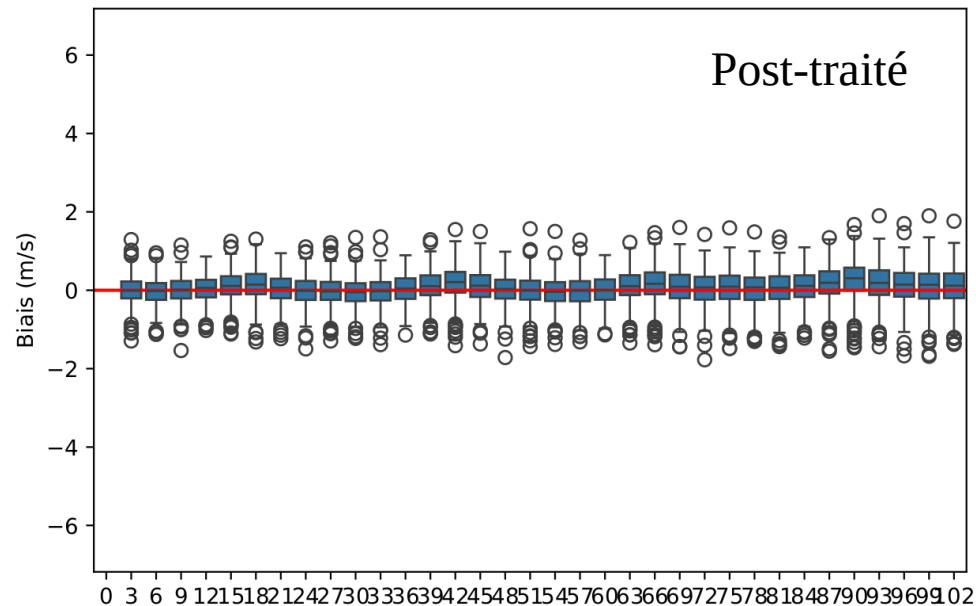
Réseau OUTC

Rafales

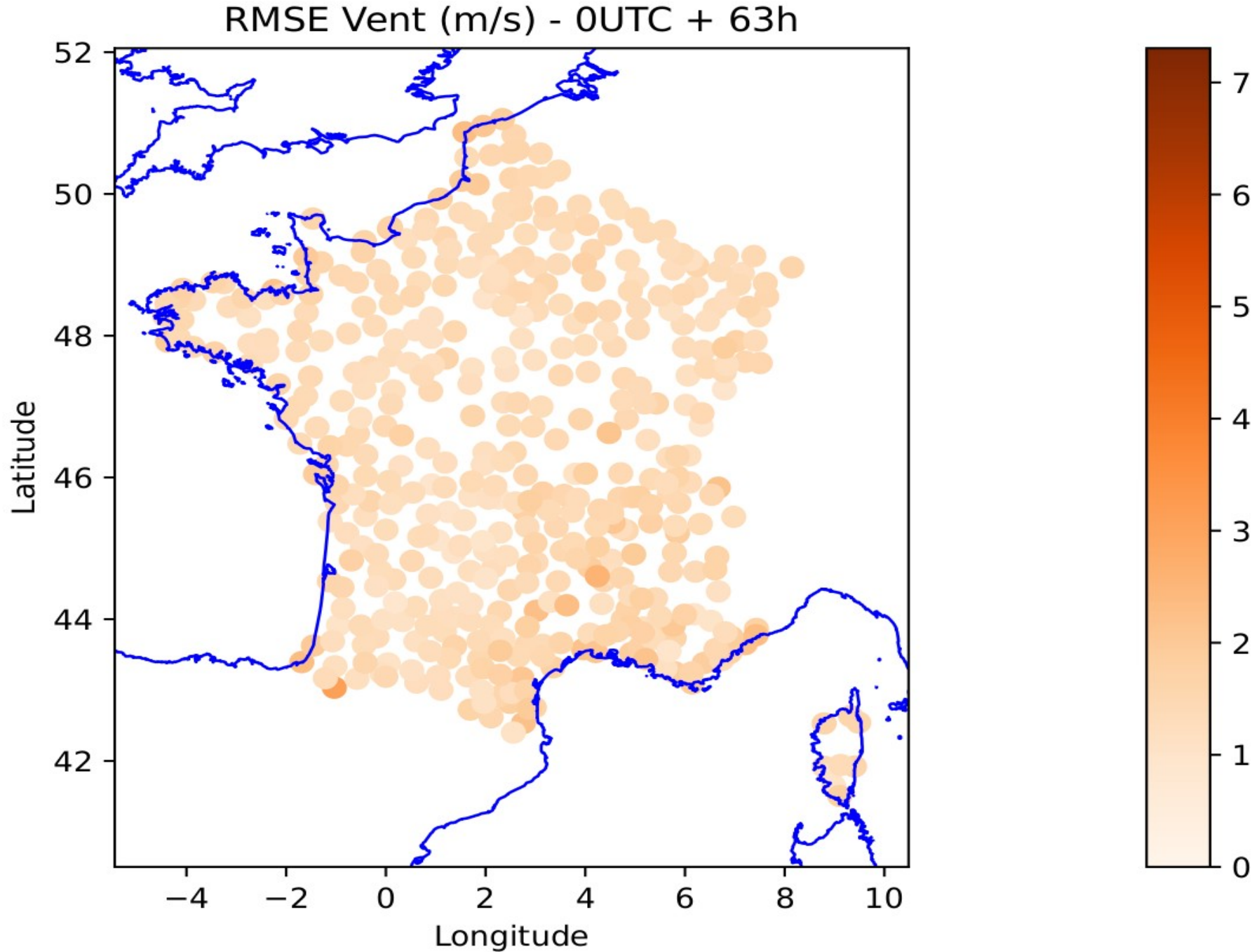


Réseau OUTC

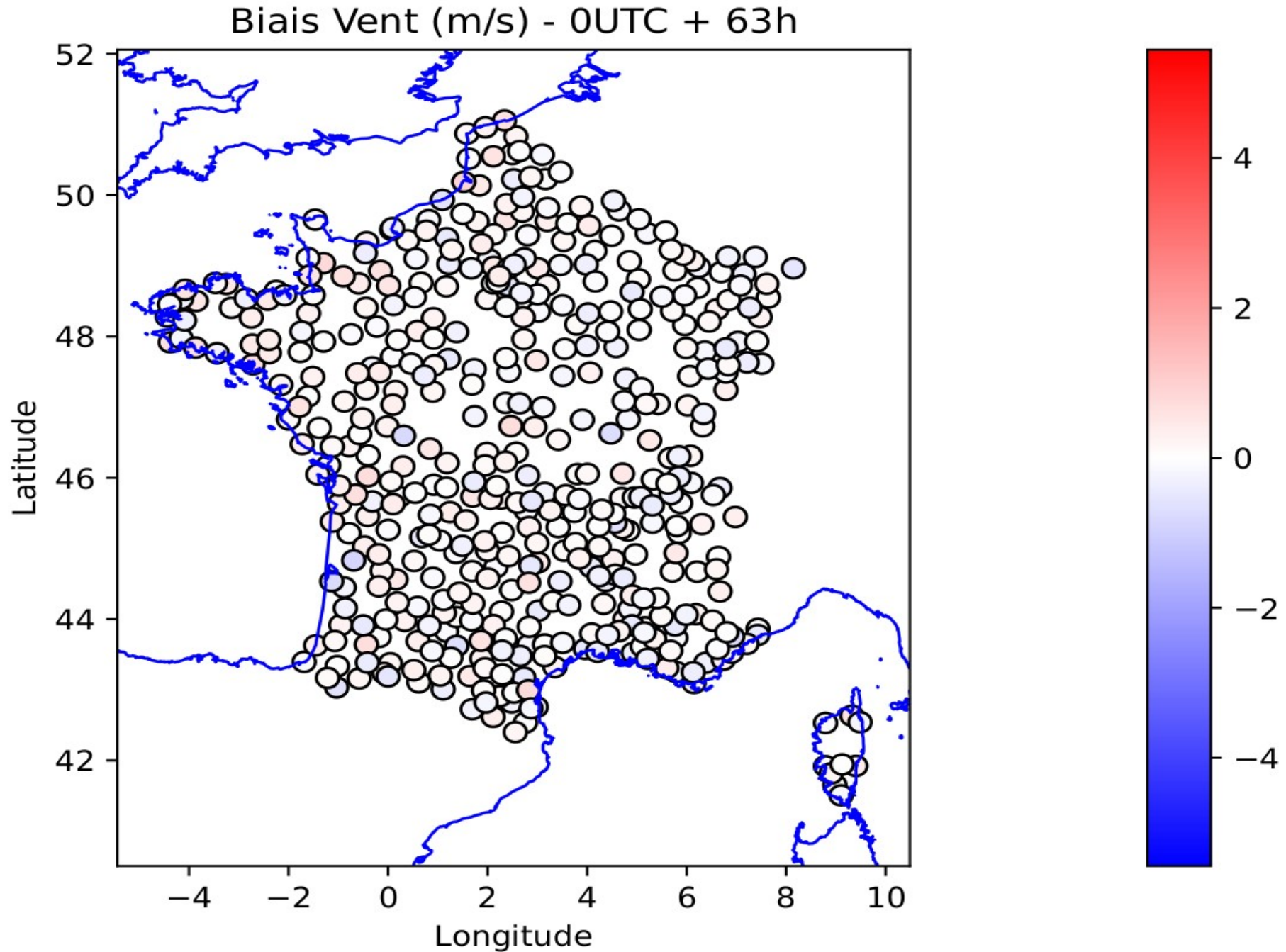
Rafales



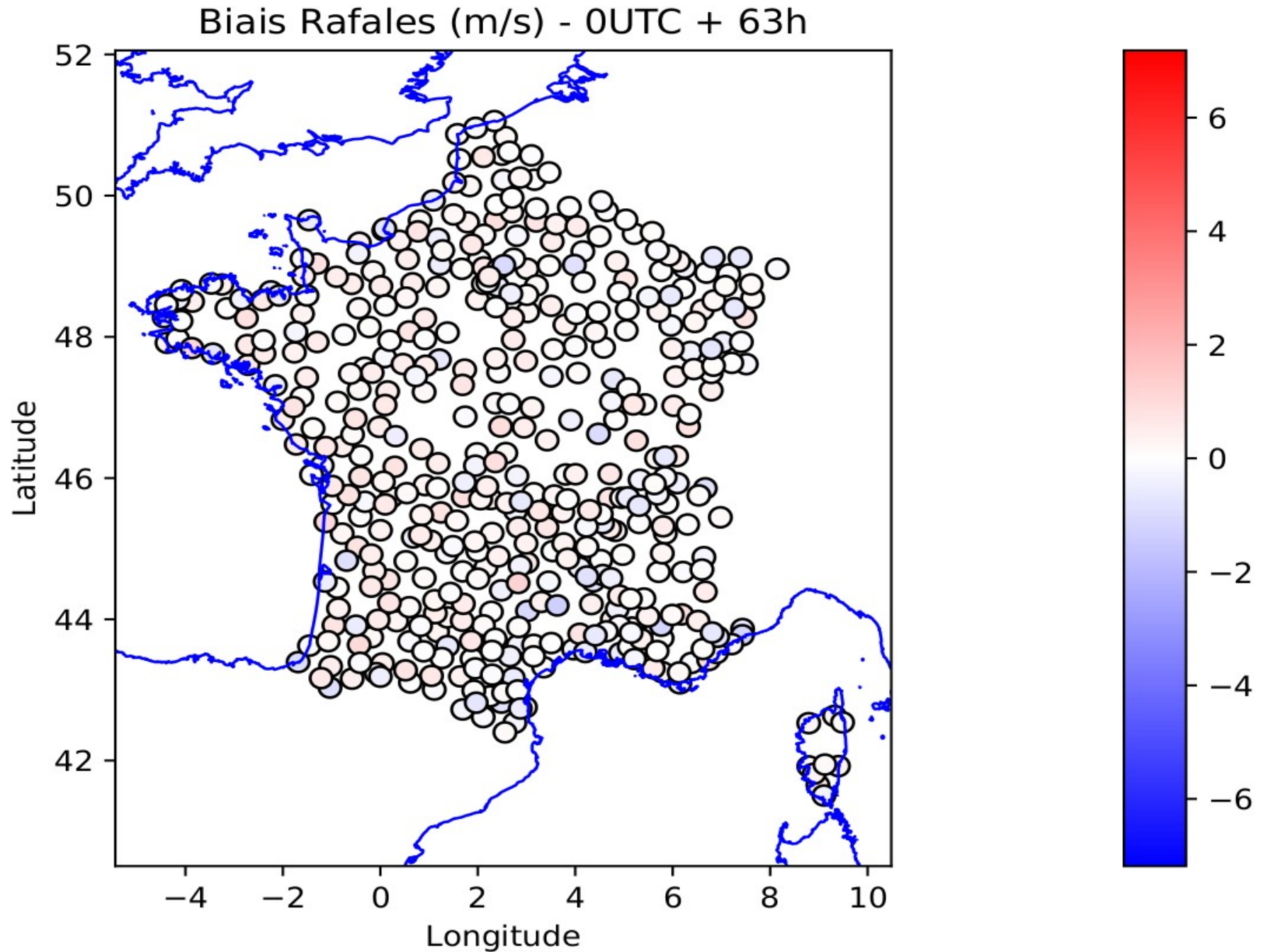
Performances des prévisions brutes et post-traitées



Performances des prévisions brutes et post-traitées



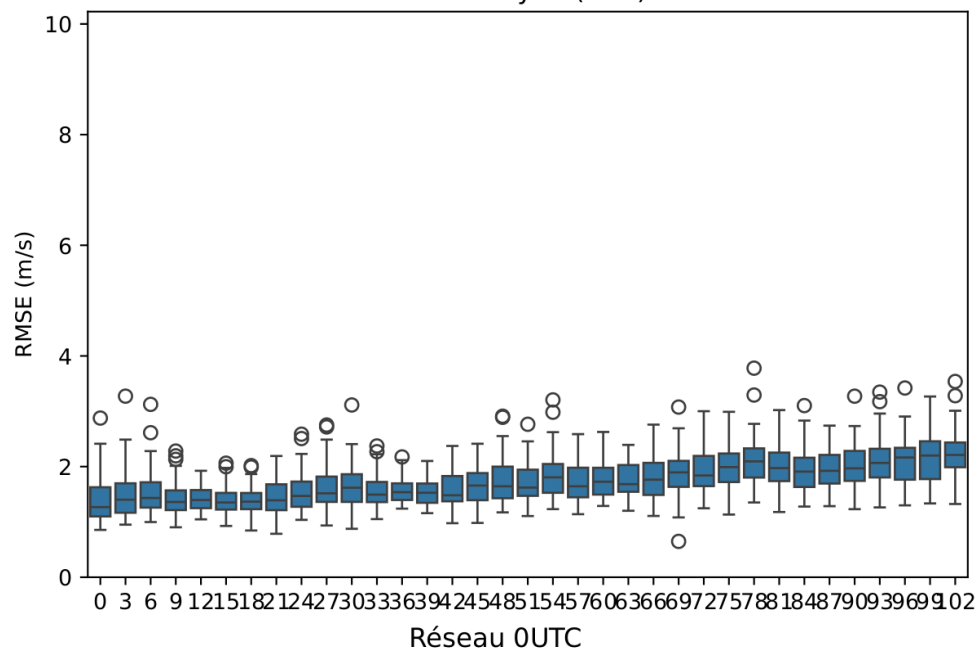
Performances des prévisions brutes et post-traitées



Performances des prévisions brutes et post-traitées

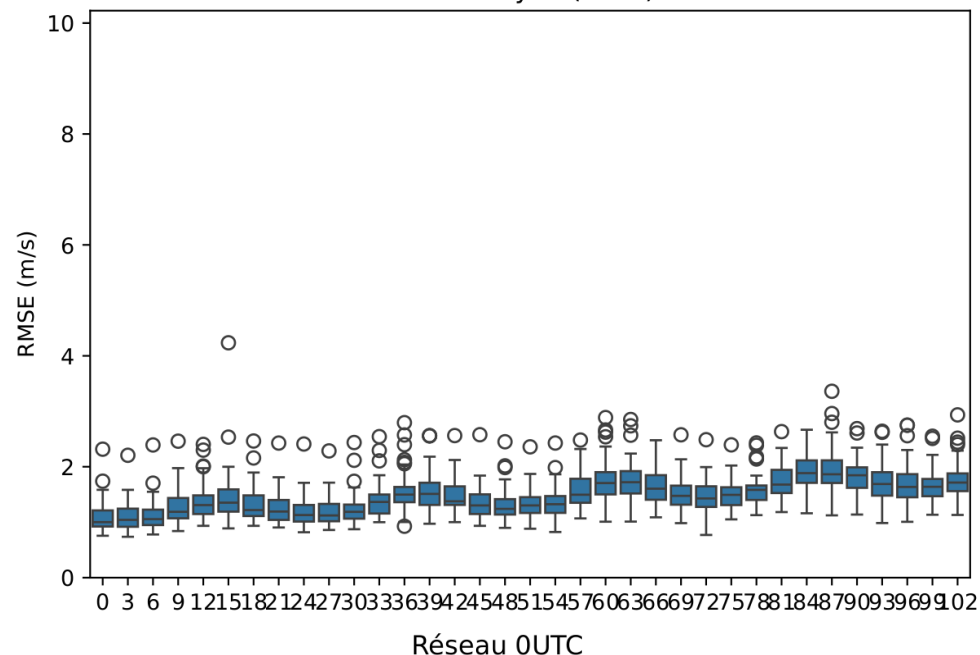
Réseau OUTC

Vent moyen (mer)

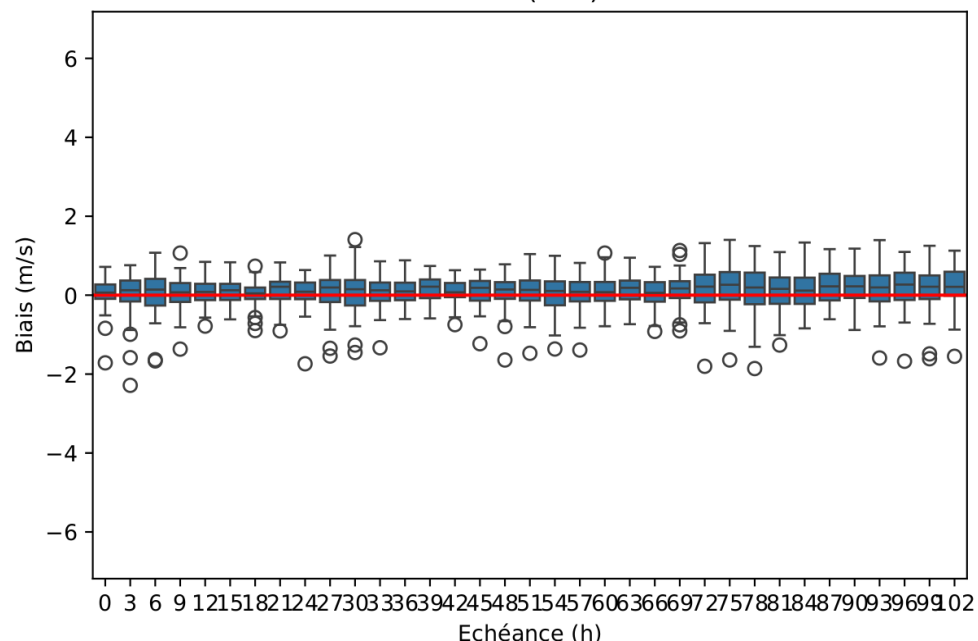


Réseau OUTC

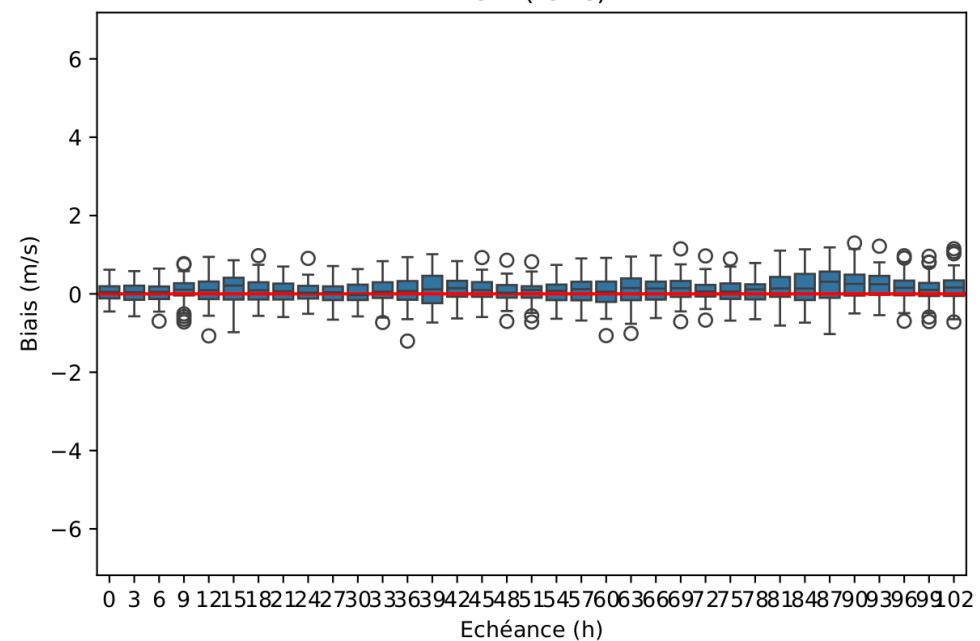
Vent moyen (terre)



Vent (mer)

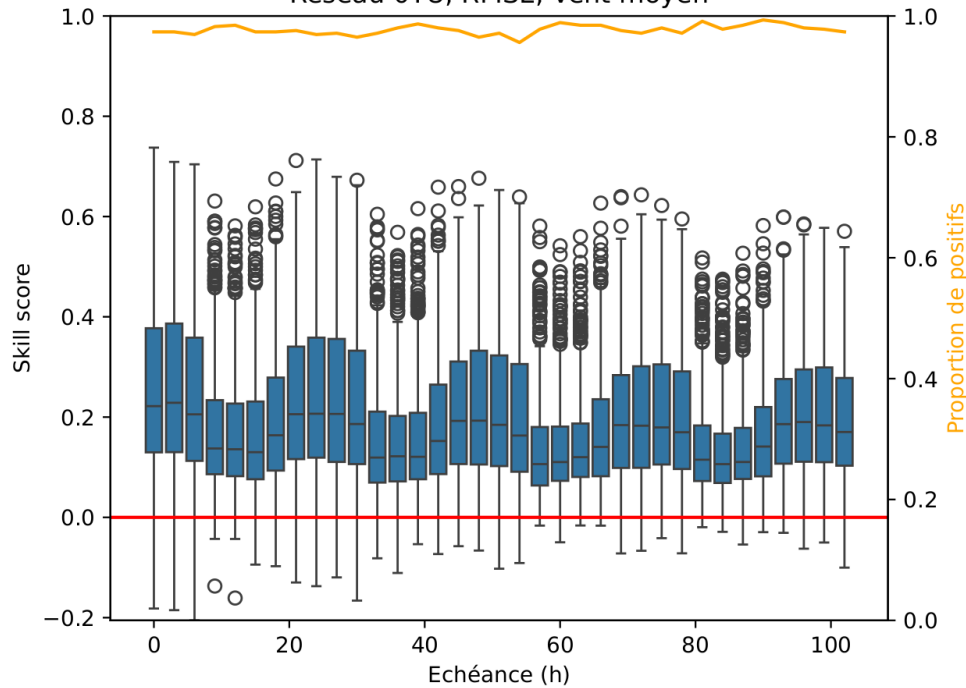


Vent (terre)

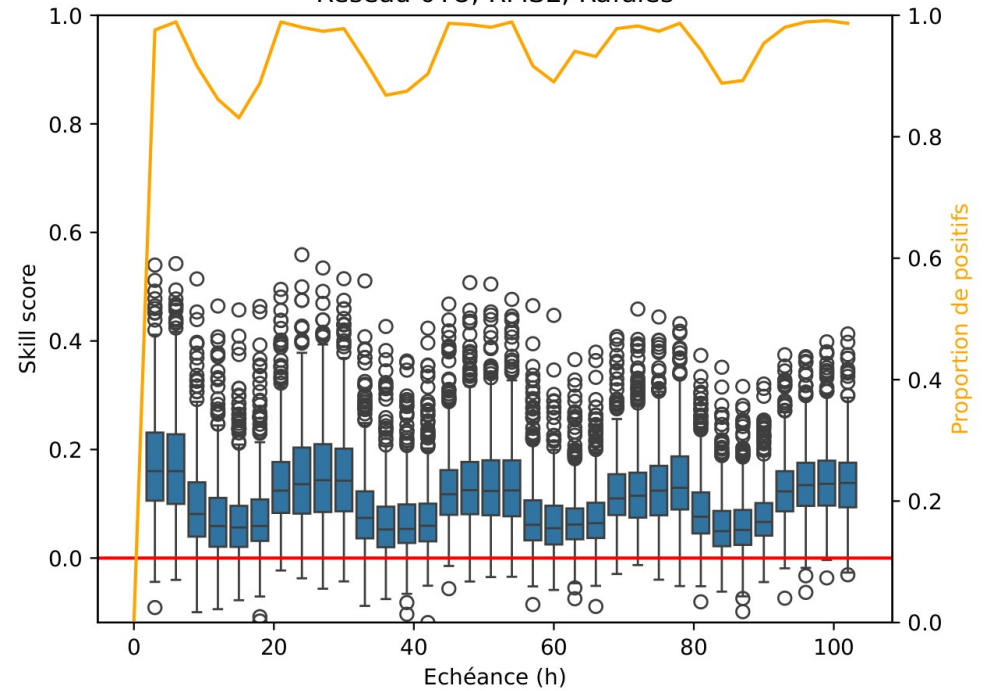


Performances des prévisions brutes et post-traitées

Réseau 0TU, RMSE, Vent moyen

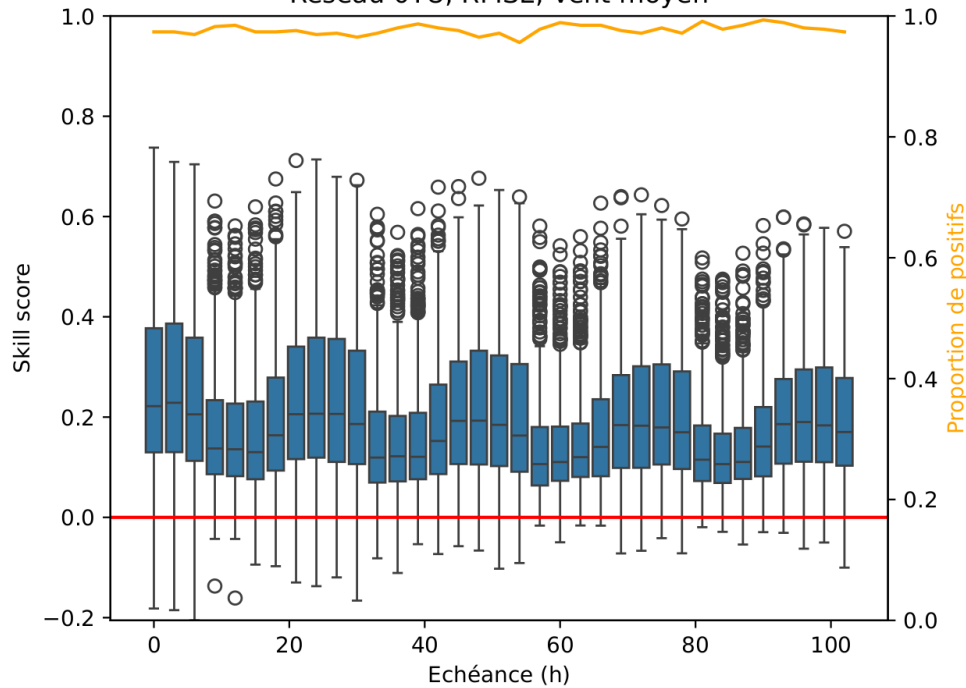


Réseau 0TU, RMSE, Rafales

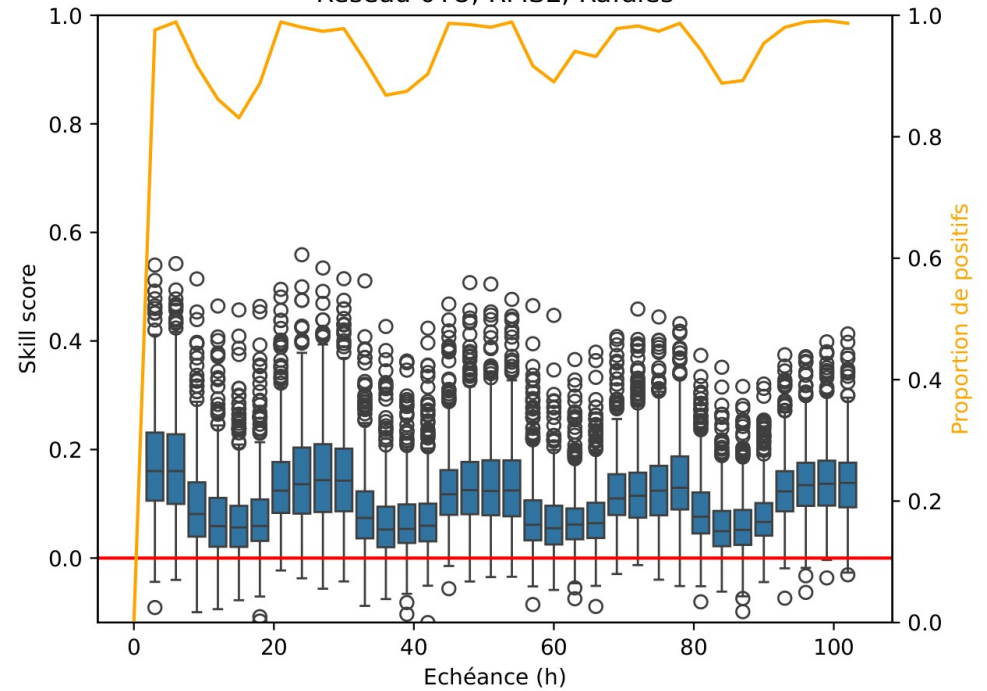


Performances des prévisions brutes et post-traitées

Réseau 0TU, RMSE, Vent moyen



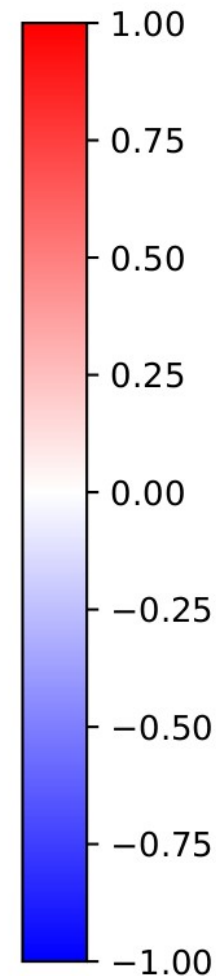
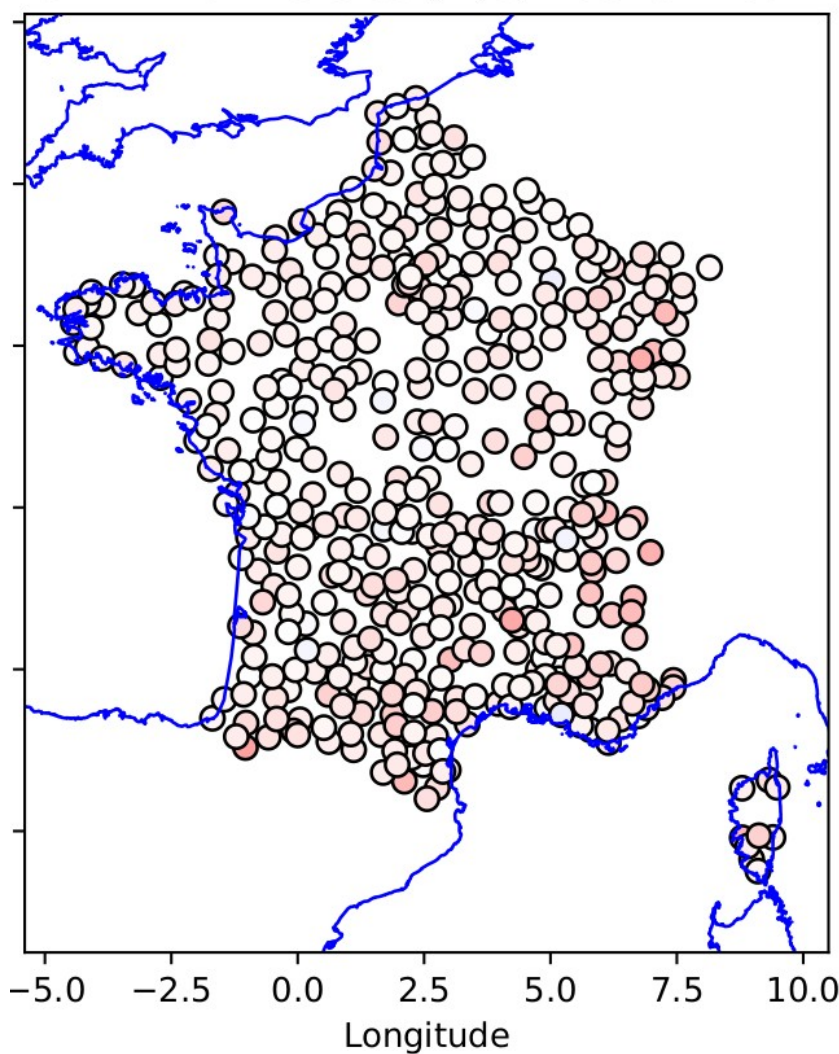
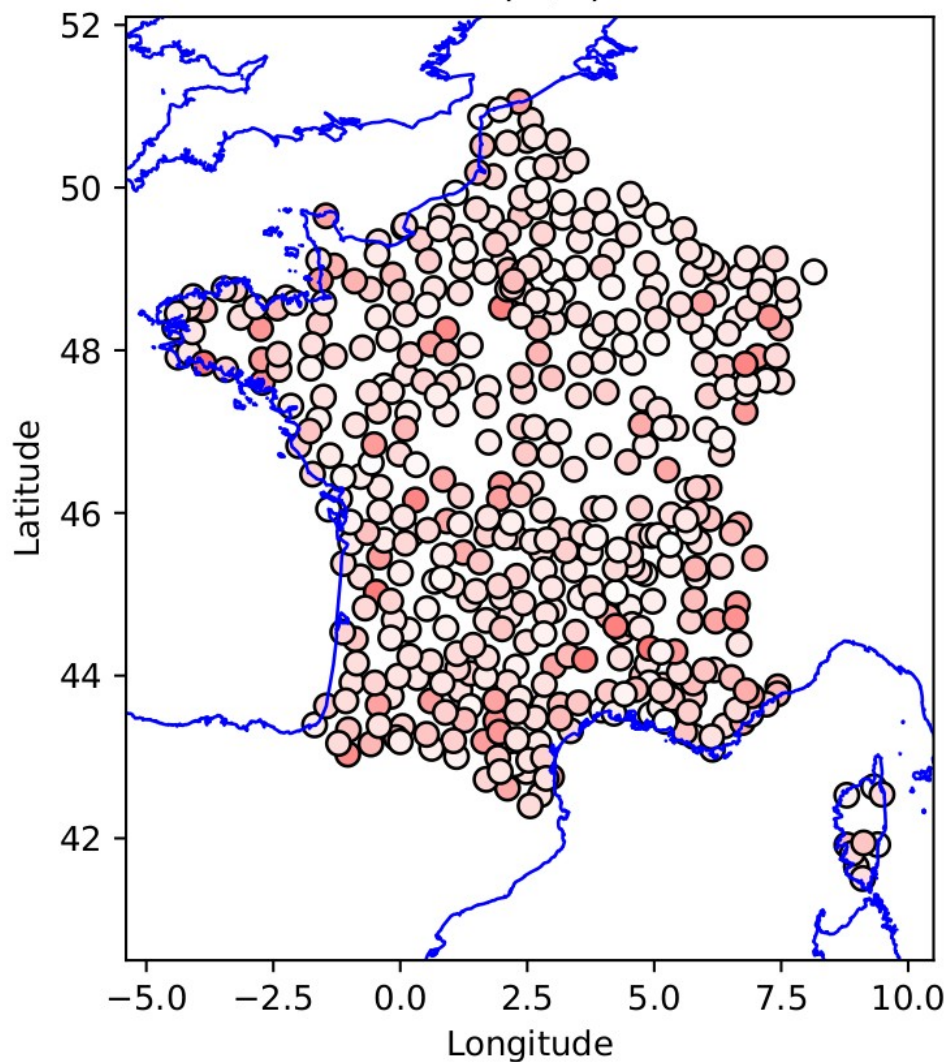
Réseau 0TU, RMSE, Rafales



Performances des prévisions brutes et post-traitées

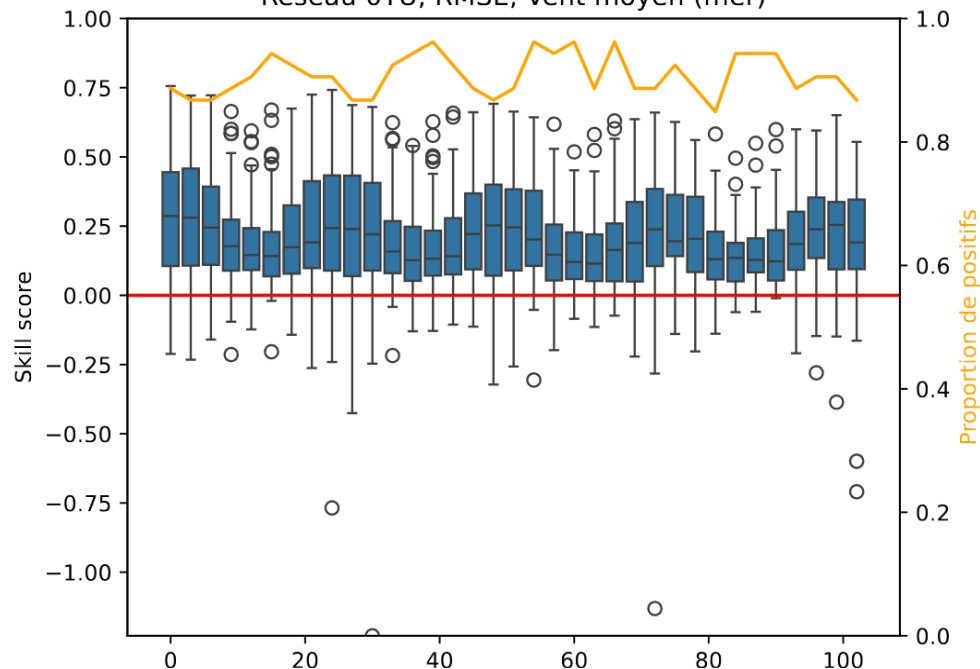
Skill RMSE Vent (m/s) - 0UTC + 63h

Skill RMSE Rafales (m/s) - 0UTC + 63h

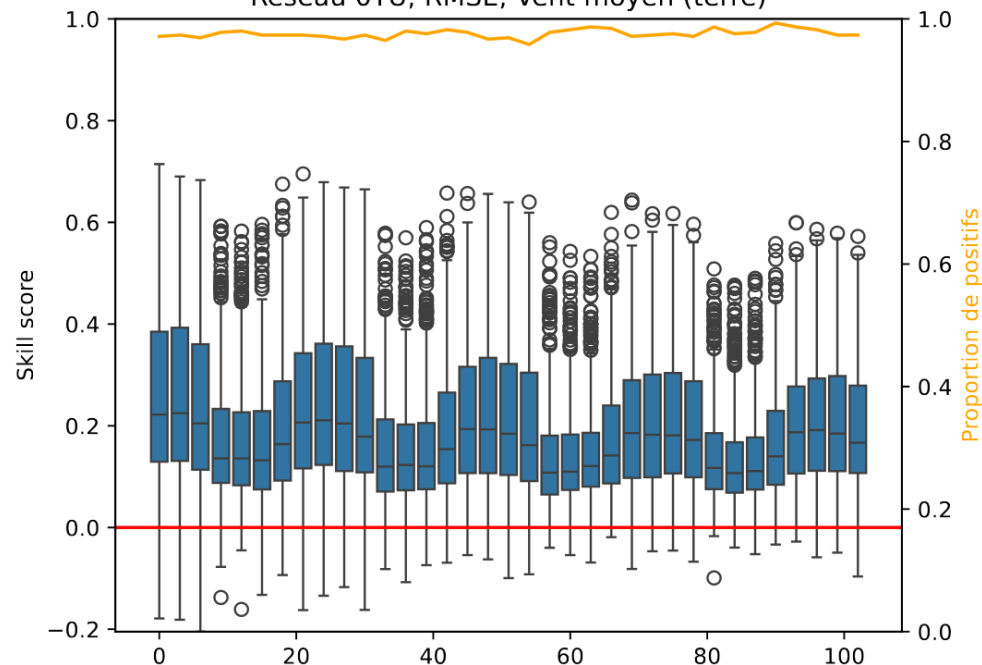


Performances des prévisions brutes et post-traitées

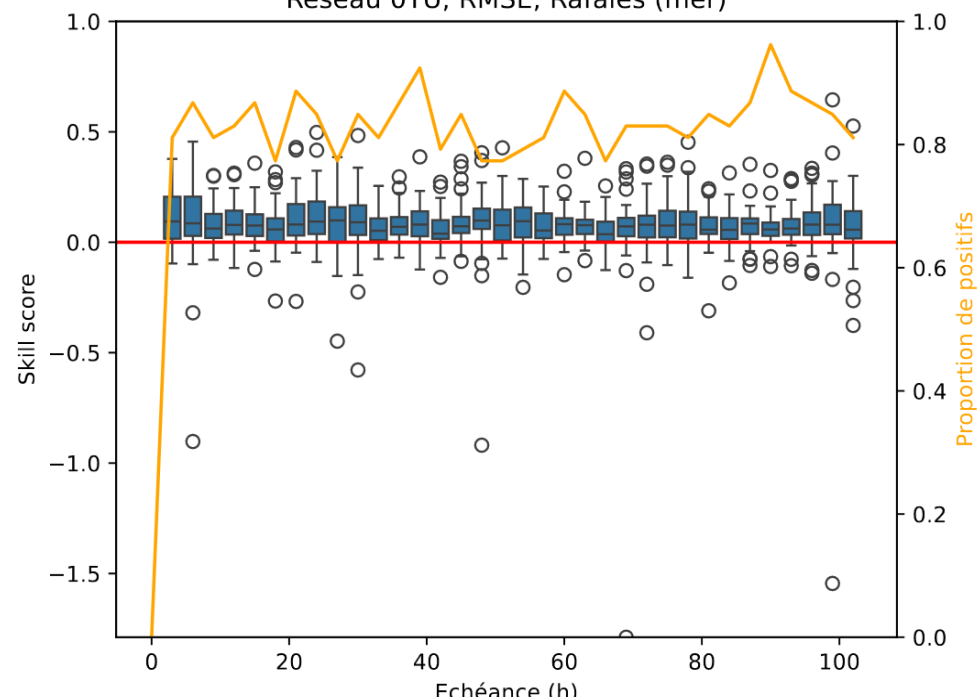
Réseau 0TU, RMSE, Vent moyen (mer)



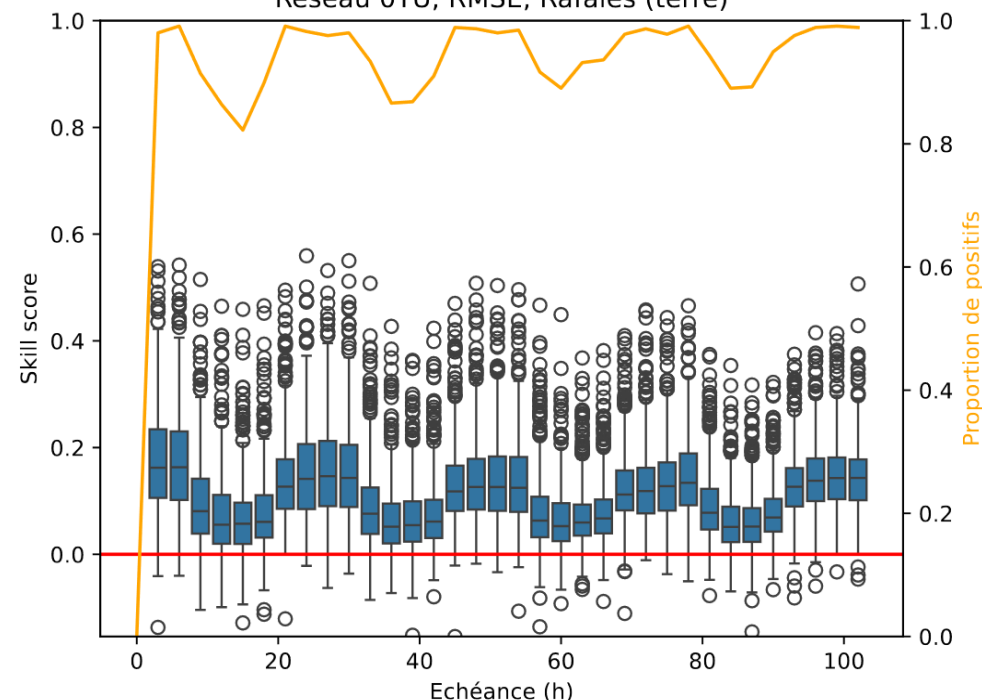
Réseau 0TU, RMSE, Vent moyen (terre)



Réseau 0TU, RMSE, Rafales (mer)



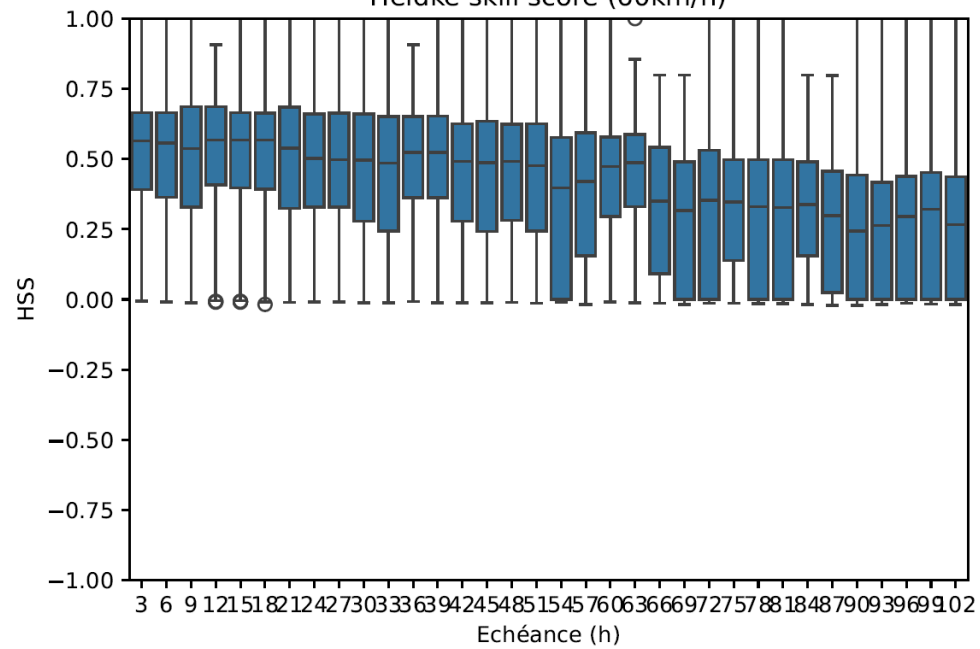
Réseau 0TU, RMSE, Rafales (terre)



Performances des prévisions brutes et post-traitées

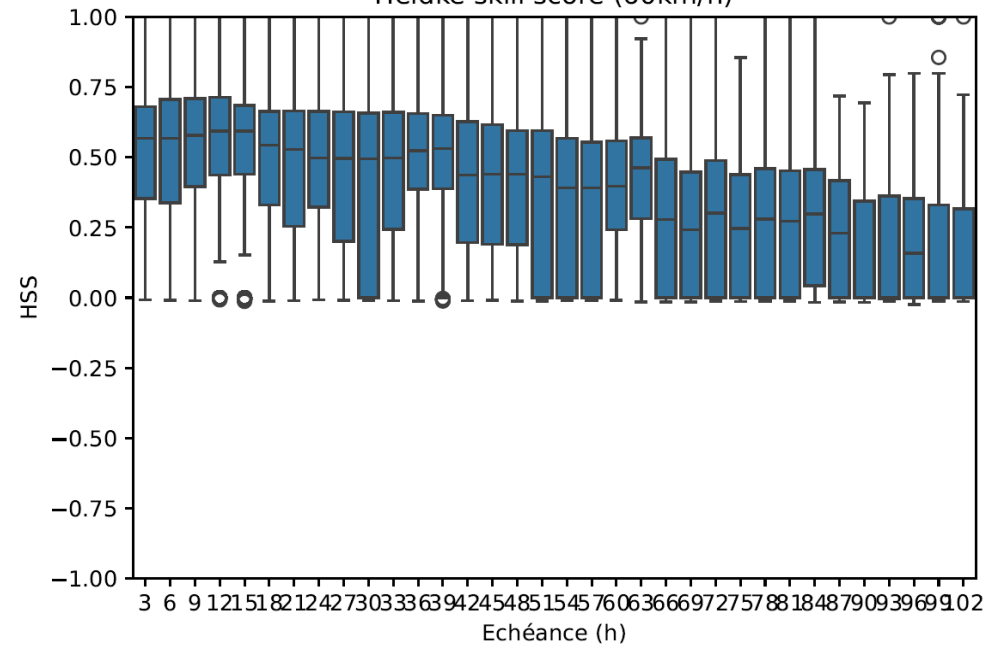
ARPEGE, Réseau OUTC

Heidke skill score (60km/h)



PG1PA, Réseau OUTC

Heidke skill score (60km/h)



References

Taillardat, M., and Mestre, O. *From research to applications examples of operational ensemble post-processing in France using machine learning*. Nonlinear Processes in Geophysics 27.2 (2020): 329-347

Lee, S., Wolberg, G., and Shin, S. Y. *Scattered data interpolation with multilevel B-splines*, IEEE T. Vis. Comput. Gr., 3, 228–244, 1997

Cesa-Bianchi, N., and Lugosi, G. 2006: *Prediction, Learning, and Games*. Cambridge University

Press, google-Books-ID: zDnRBlazhfYC. Pfitzner, L. , Winterberger, O., Mestre, O., Riverain, M. *Contribution of expert aggregation to temperature prediction part I.*, to be submitted

Pfitzner, L. , Winterberger, O., Mestre, O. *Contribution of expert aggregation to temperature prediction part II: second order bounds with sleeping experts.*, to be submitted

Zamo, M., Bel, L., and Mestre., O. *Sequential aggregation of probabilistic forecasts—application to wind speed ensemble forecasts*. Journal of the Royal Statistical Society Series C: Applied Statistics 70.1 (2021): 202-225.

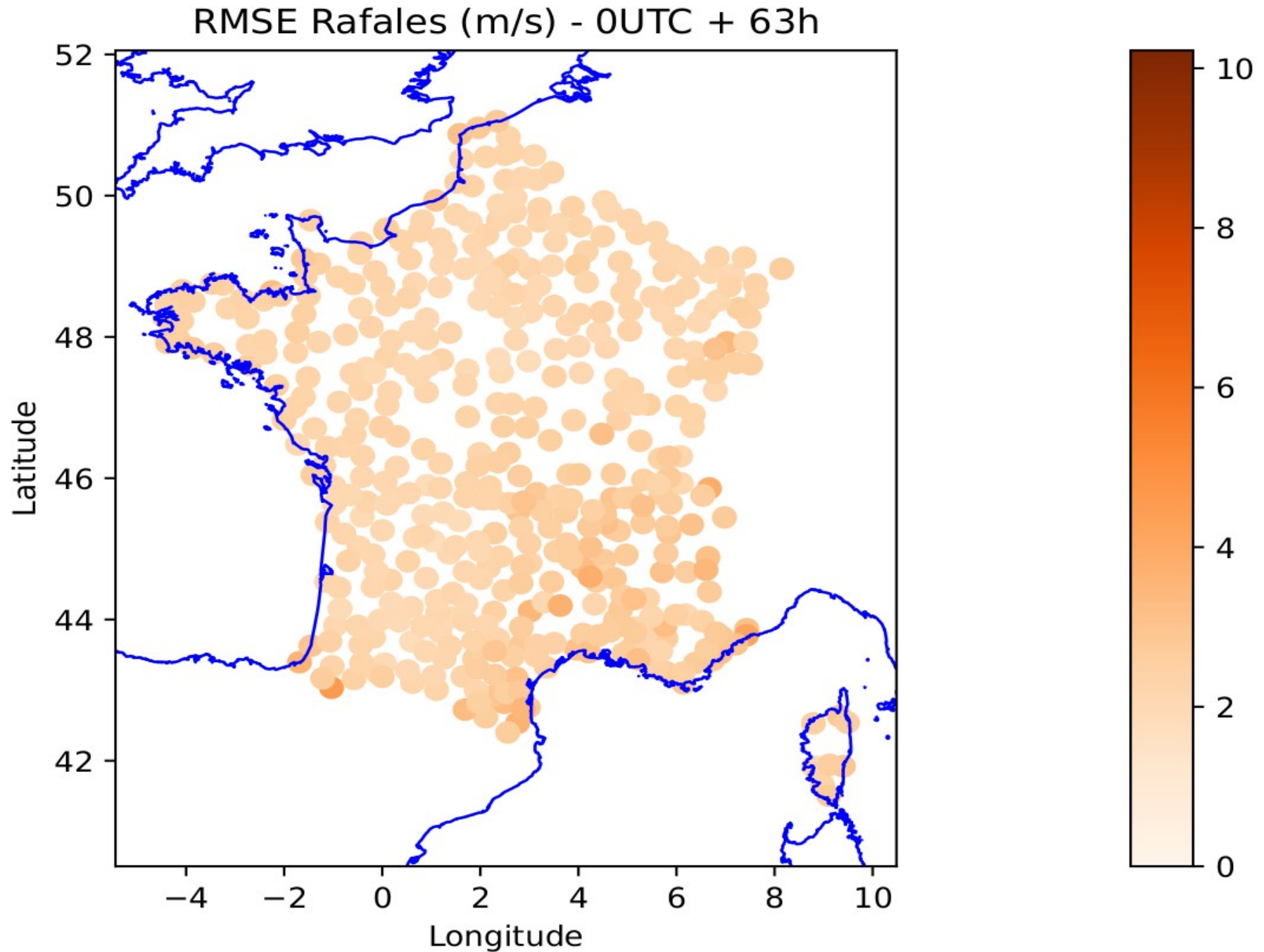
References

Brochet, Clément, et al. "Multivariate Emulation of Kilometer-Scale Numerical Weather Predictions with Generative Adversarial Networks: A Proof of Concept." *Artificial Intelligence for the Earth Systems* 2.4 (2023): 230006.

Zamo, Michaël, et al. "Improved gridded wind speed forecasts by statistical postprocessing of numerical models with block regression." *Weather and Forecasting* 31.6 (2016): 1929-1945.

Trugarez !

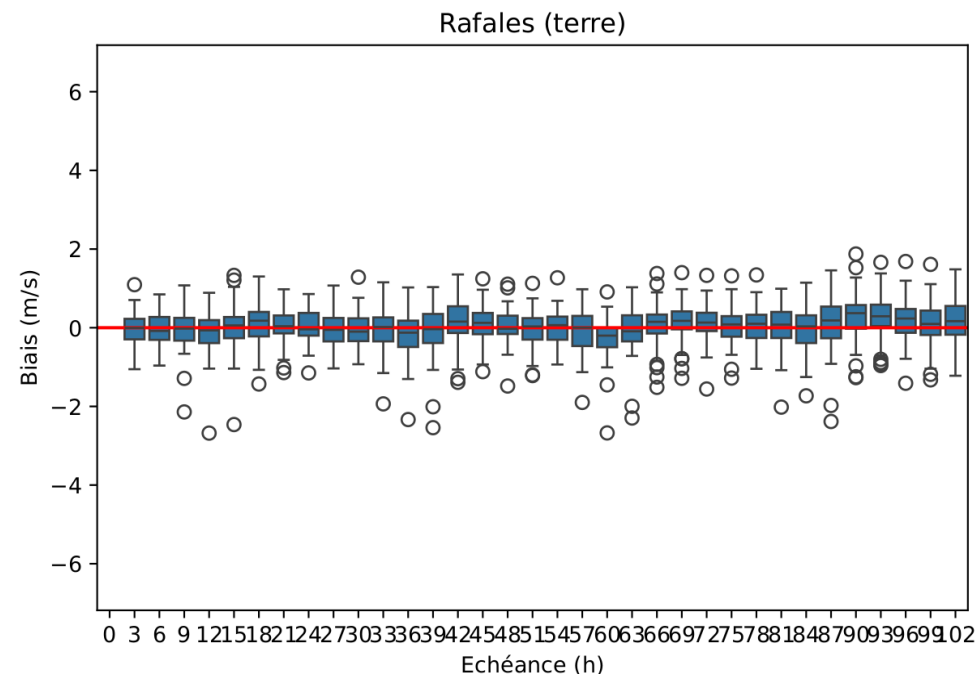
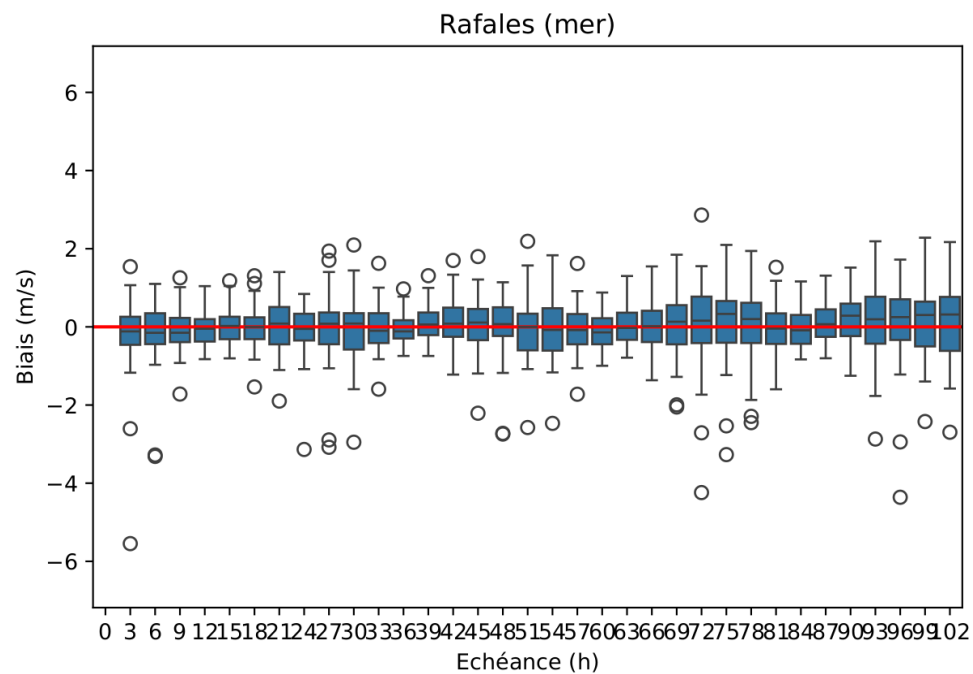
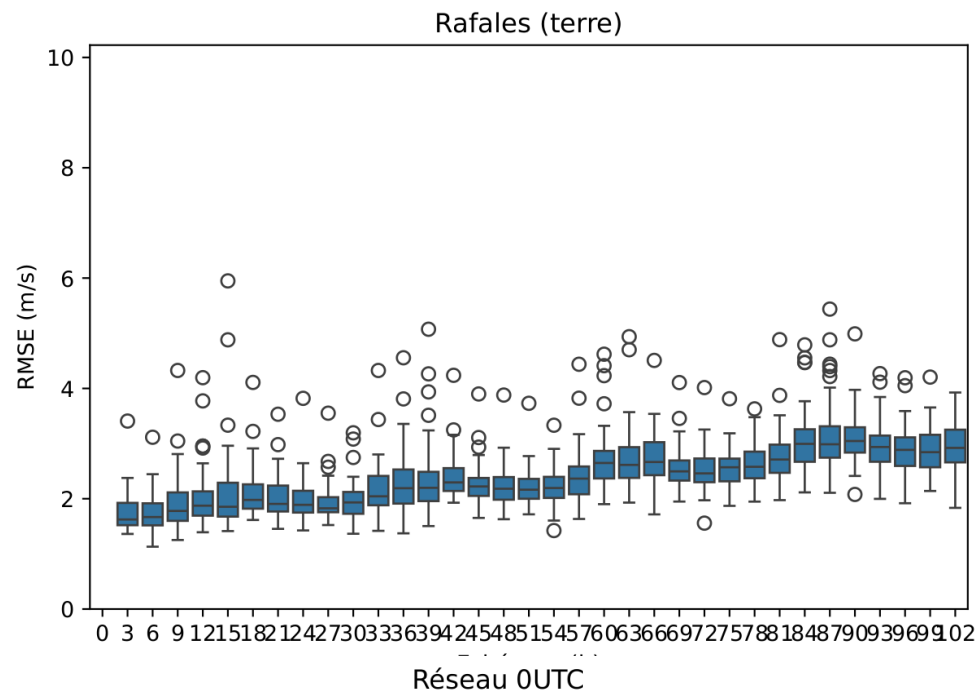
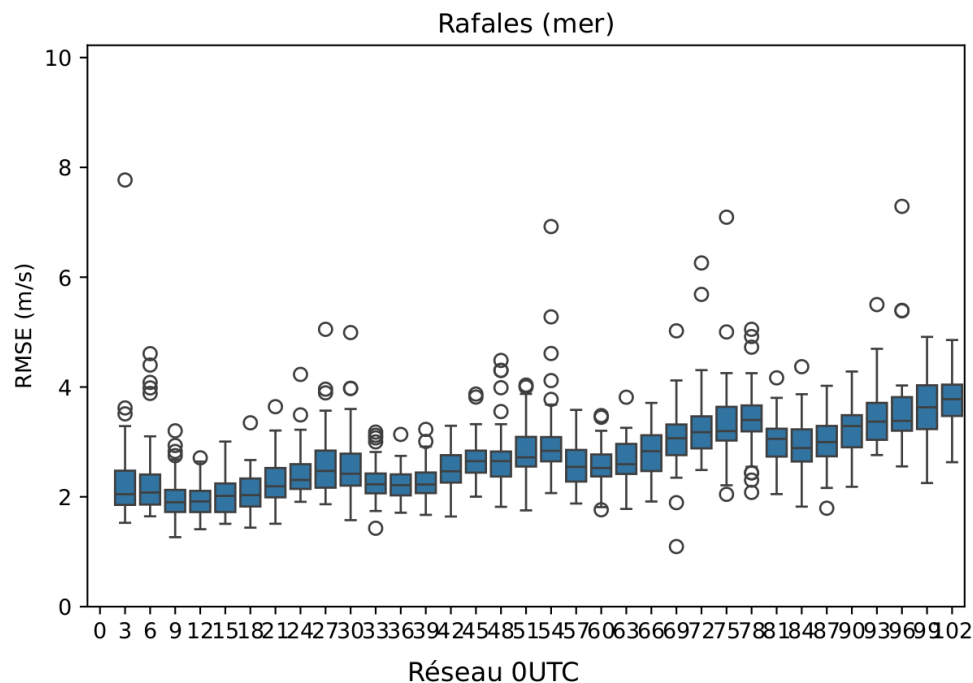
Performances des prévisions brutes et post-traitées



Performances des prévisions brutes et post-traitées

Réseau OUTC

Réseau OUTC



Operational post-processing of NWP models

Model	AROME	ARPEGE	IFS	AROTRO	PAGREX
Parameter					
2-m temperature	X	X	X (Europe+World)	X	X
wind/gust		X	X	X	
rainfall			French polynesia	X	
2-m relative humidity	X	X	X		X
Soil temperature	X				
Total cloud cover			X		

Ensemble	PEAROME	PEARP	EPS
Parameter			
2-m temperature		X	X
wind/gust	X	X	
rainfall	X	X	
2-m relative humidity	X	X	

Green background: should get operational this year

Post-processing at station locations + spatial interpolation

Performance of interpolation algorithm (20 cross-validations with 40 randomly left-out stations)

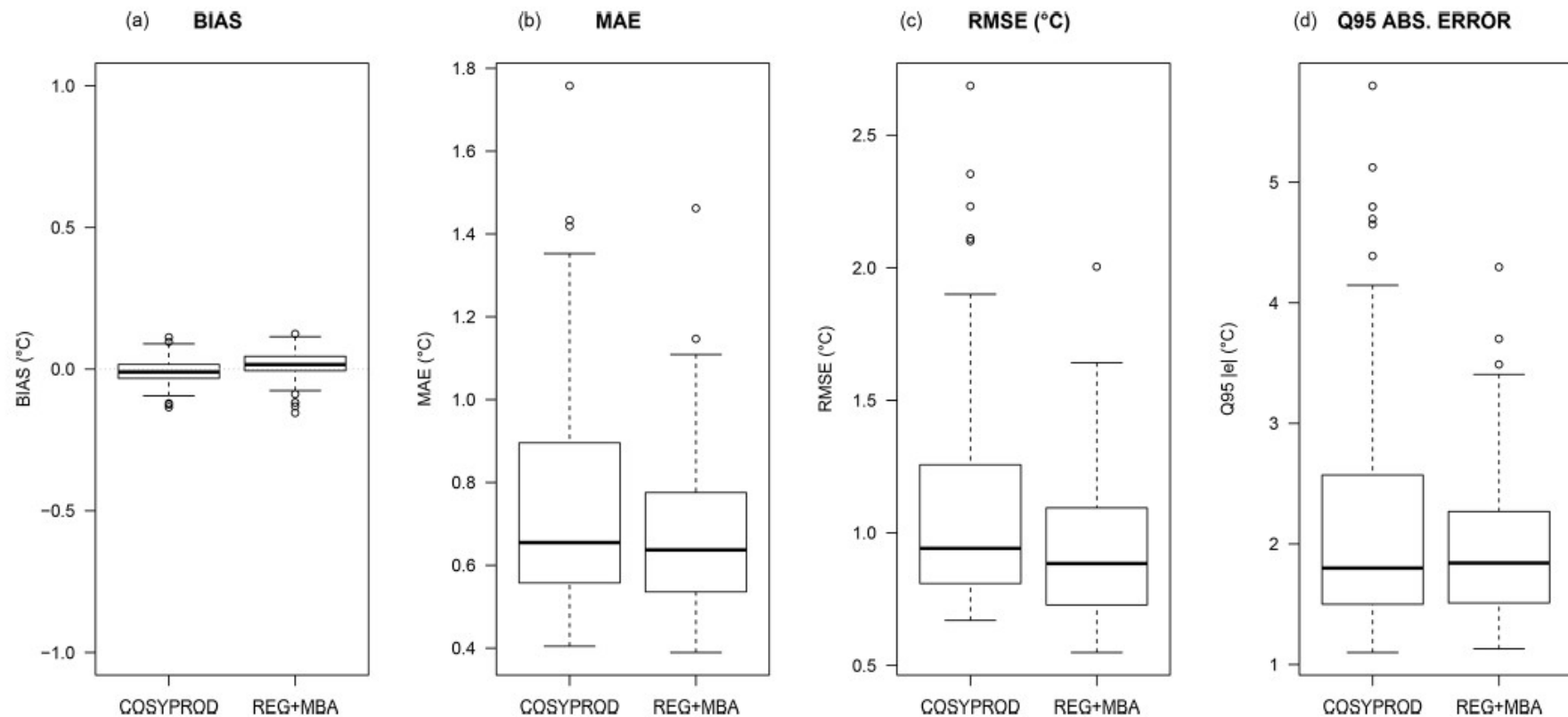


Figure 8. Boxplots of bias (a), mean absolute error (b), root mean square error (c) and 0.95 quantile of absolute error (d) for COSYPROD (left boxplot) and the new method (right boxplot).

Post-processing at station locations + spatial interpolation

Performance of the whole procedure

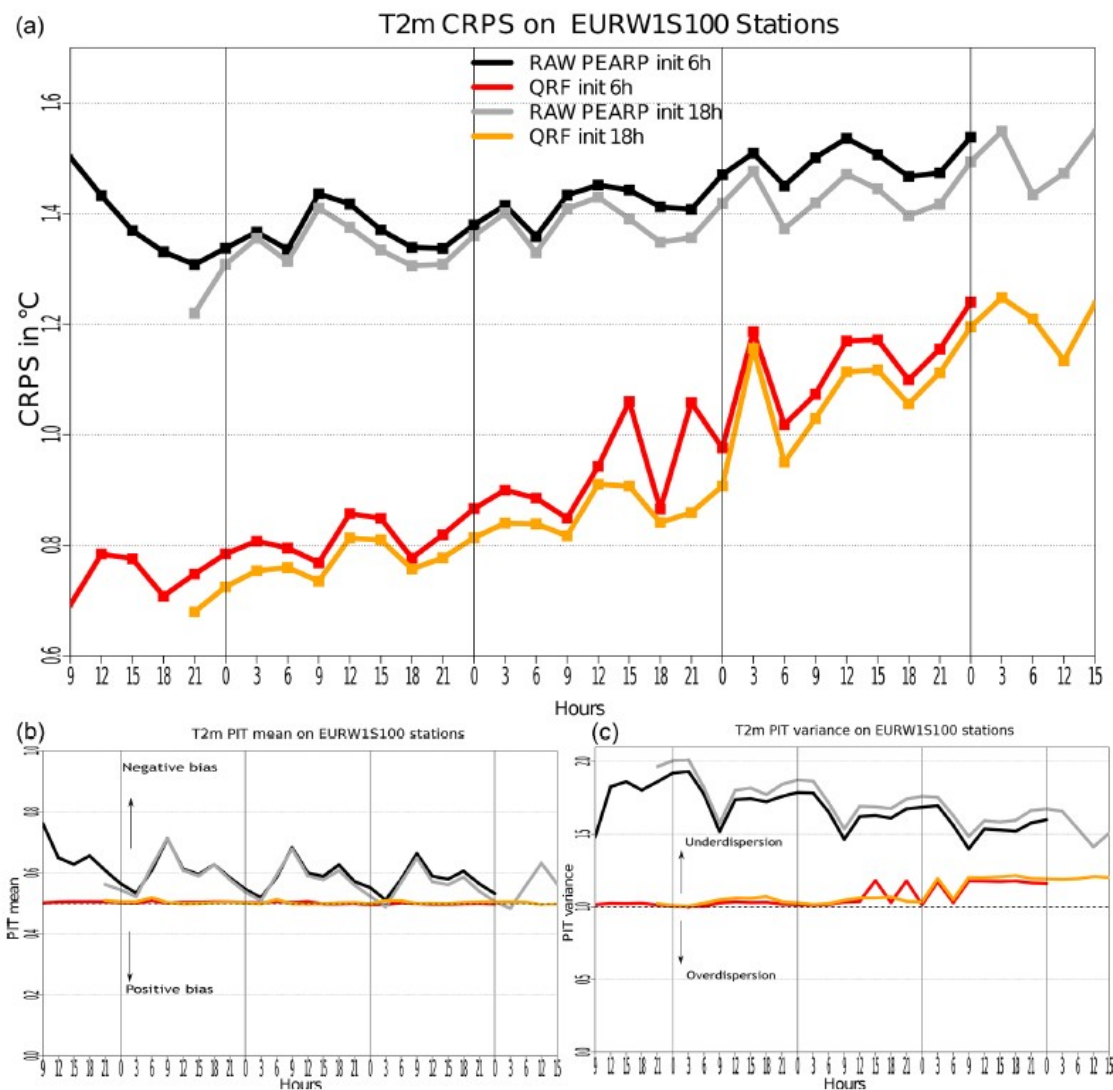


Figure 7. Results of PEARP post-processing of temperature in the 2056 EURW1S100 stations with average CRPS (a) and mean (b) and variance (c) of the PIT statistic, related to rank histograms. The validation is made by a 2-fold cross-validation on the 2 years of data (one sample per year).

Post-post-processing: Forecast aggregation

Goal: use several raw and post-processed forecasts to build a new (and better) forecast.

Framework: **sequential expert aggregation** (Cesa-Bianchi and Lugosi, 2006)

- N experts
- For each iteration $t \geq 1$:
 1. Expert i makes the prediction $x_{i,t}$, $i = 1, \dots, N$.
 2. The aggregation makes the prediction $\hat{y}_t = \sum_{i=1}^N w_{i,t} x_{i,t}$.
 3. The environment reveals the true outcome y_t .
 4. The aggregation incurs the loss $\ell_t(\mathbf{w}_t)$ and expert i the loss $\ell_t(\delta_i)$, $i = 1, \dots, N$.
 5. The aggregation updates $\mathbf{w}_t$ to $\mathbf{w}_{t+1}$.

FIG. 2: Expert aggregation (Pfitzner et al., *to be submitted*)

Many methods to update the weights, with **theoretical guarantees** over the regret (excess loss relative to some good forecast). True whatever the environment (even adversarial).

Post-post-processing: Forecast aggregation

Example of algorithm to update weights

Algorithm 2 BOA aggregation (Wintenberger 2024)

Initialization: $\mathbf{w}_1 \in \mathbb{R}^N$ the uniform weight vector and $\eta_0 = (0, \dots, 0) \in \mathbb{R}^N$ and $\tilde{L}_{i,0} = 0, i = 1, \dots, N$.

for $t \geq 1$ **do**

- $\hat{y}_t = \sum_{i=1}^N w_{i,t} x_{i,t}$
- $V_{i,t} = V_{i,t-1} + 2.2(\ell_{i,t}^{exc})^2, i = 1, \dots, N$
- if $V_{i,t} \neq 0, \eta_{i,t} = \sqrt{1/V_{i,t}}$, otherwise $\eta_{i,t} = 0, i = 1, \dots, N$
- surrogate loss: $\tilde{\ell}_{i,t} = \ell_{i,t}^{exc} + \eta_{i,t-1} \ell_{i,t}^{exc2}, i = 1, \dots, N$
- $\tilde{L}_{i,t} = \tilde{L}_{i,t-1} + \tilde{\ell}_{i,t}, i = 1, \dots, N$
- $w_{i,t+1} = \frac{w_{i,1} \eta_{i,t} \exp(-\eta_{i,t} \tilde{L}_{i,t})}{\sum_{j=1}^N w_{j,1} \eta_{j,t} \exp(-\eta_{j,t} \tilde{L}_{j,t})}, i = 1, \dots, N$

end for

(Pfitzner et al., to be submitted)

Post-post-processing: Forecast aggregation

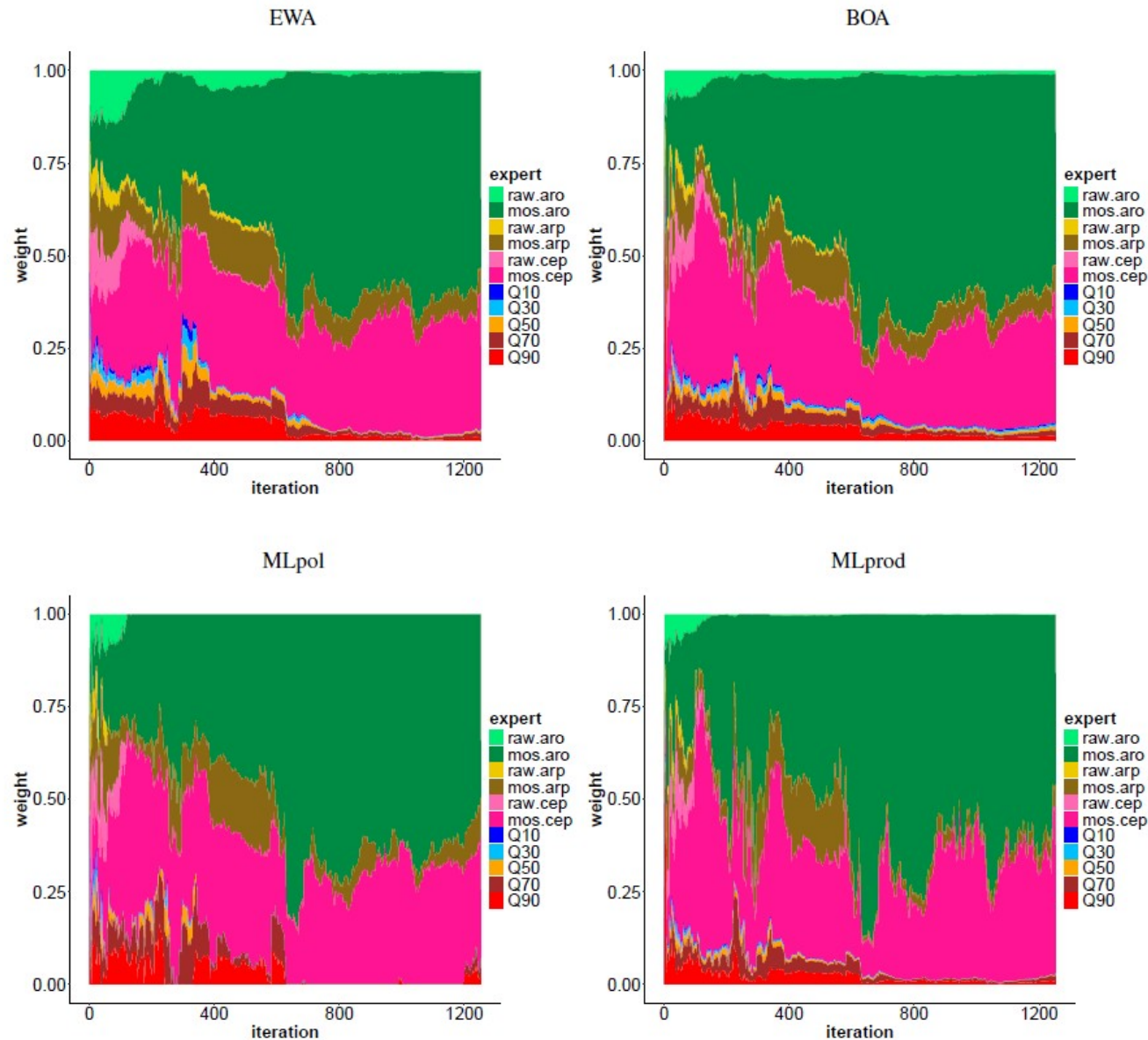


FIG. 8: Weights of the experts, for EWA, BOA, MLpol and MLprod with the gradient trick and the PEARP quantiles, for 1253 iterations from 2020-03-30 to 2023-09-03, in Chamonix for the lead time 48 hours.

(Pfitzner et al., *to be submitted*)

Post-post-processing: Forecast aggregation

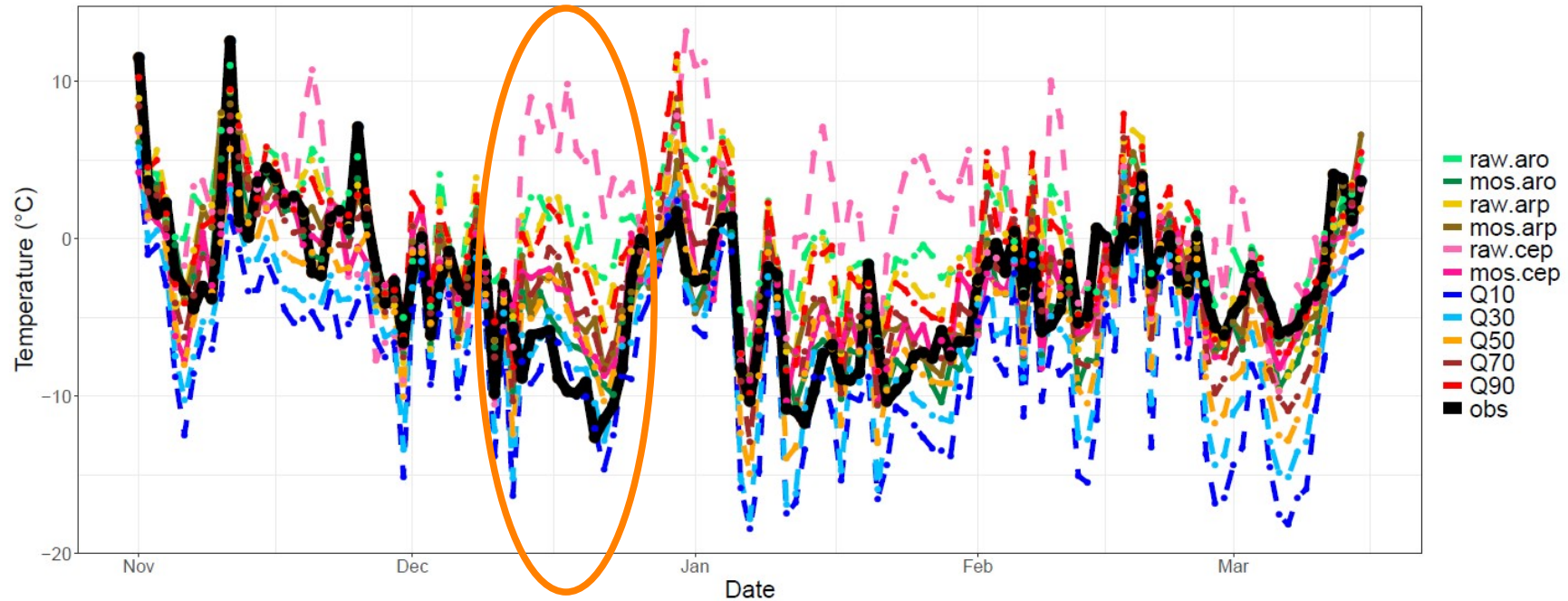


FIG. 5: Observed temperatures in black and predicted temperatures for the Chamonix station (French Alps) for the lead time 48 hours of the midnight run, during the 2021-2022 Winter.

aggregation	RMSE (°C)
uniform aggregation	1.40
best Expert	1.37
EWA	1.28
BOA	1.27
MLpol	1.38
MLprod	1.30
best convex combination	1.24

aggregation	RMSE (°C)
uniform aggregation	1.41
best Expert	1.37
EWA	1.27
BOA	1.26
MLpol	1.38
MLprod	1.31
best convex combination	1.23

+ quantiles (biased experts)

aggregation	RMSE (°C)
uniform aggregation	1.40
best Expert	1.37
EWA	1.25
BOA	1.24
MLpol	1.24
MLprod	1.25
best convex combination	1.24

+ quantiles (biased experts)

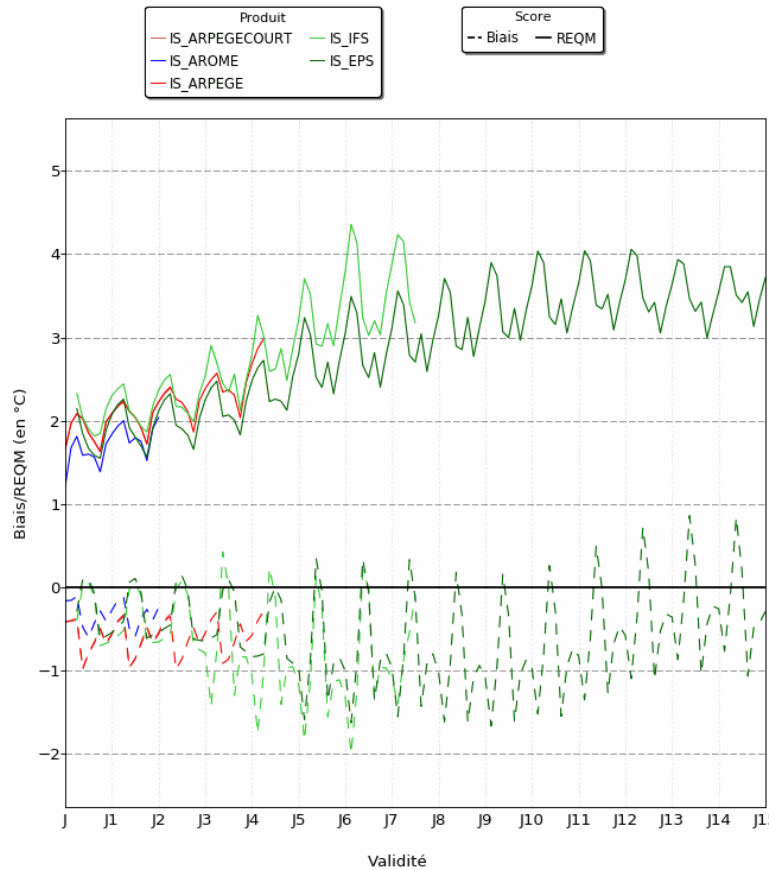
+ gradient trick

(Pfitzner et al., *to be submitted*)

Post-post-processing: Forecast aggregation

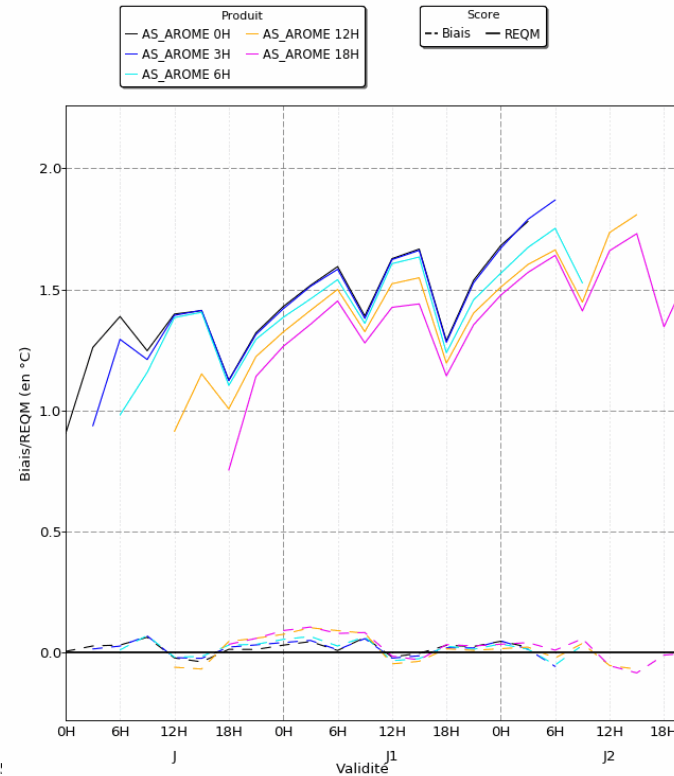
Bias and RMSE of operational forecasts (30 day average) against validity hour.

Biais/REQM T2m -- du 31 janv. 2025 au 01 mars 2025 (30 jours)
Rés. 0H, réf. BDCLIM, contr. FRANXL/TOTAL



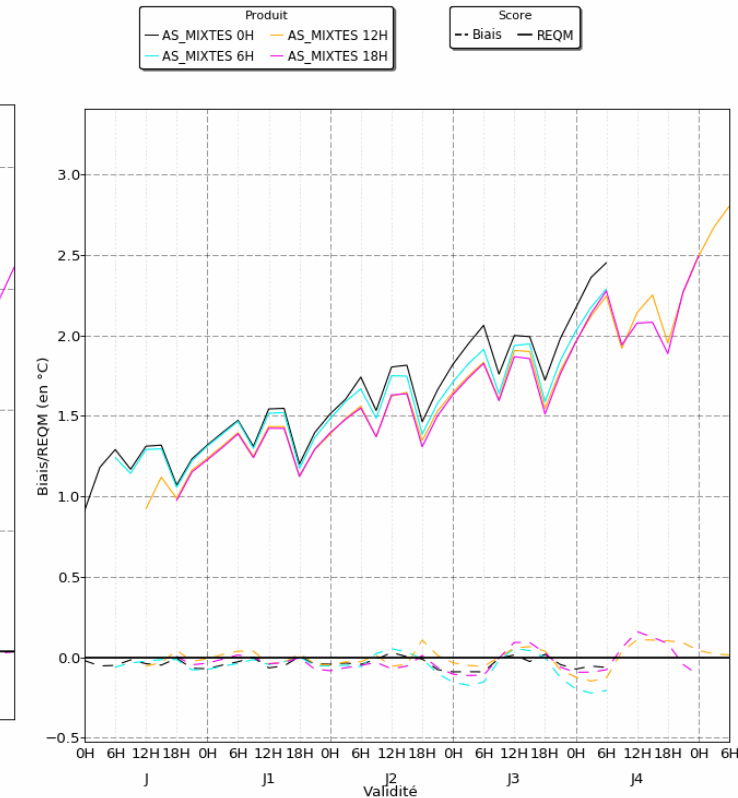
Raw forecasts

Biais/REQM T2m -- du 31 janv. 2025 au 28 févr. 2025 (29 jours)
Prod. AS_AROME, réf. BDCLIM, contr. FRANXL/TOTAL



Best single forecast
(post-processed AROME)

Biais/REQM T2m -- du 31 janv. 2025 au 01 mars 2025 (30 jours)
Prod. AS_MIXTES, réf. BDCLIM, contr. FRANXL/TOTAL



Aggregated forecast
(BOA, no biased
experts... yet)

Post-post-processing: Forecast aggregation

Not operational yet :

- Sleeping experts: give weights 0 to some expert except when it is needed. This also improves performances a bit (Pfitzner et al. II, *to be submitted*)
- Sequential aggregation can be used for probabilistic forecasts (Zamo et al., 2021)

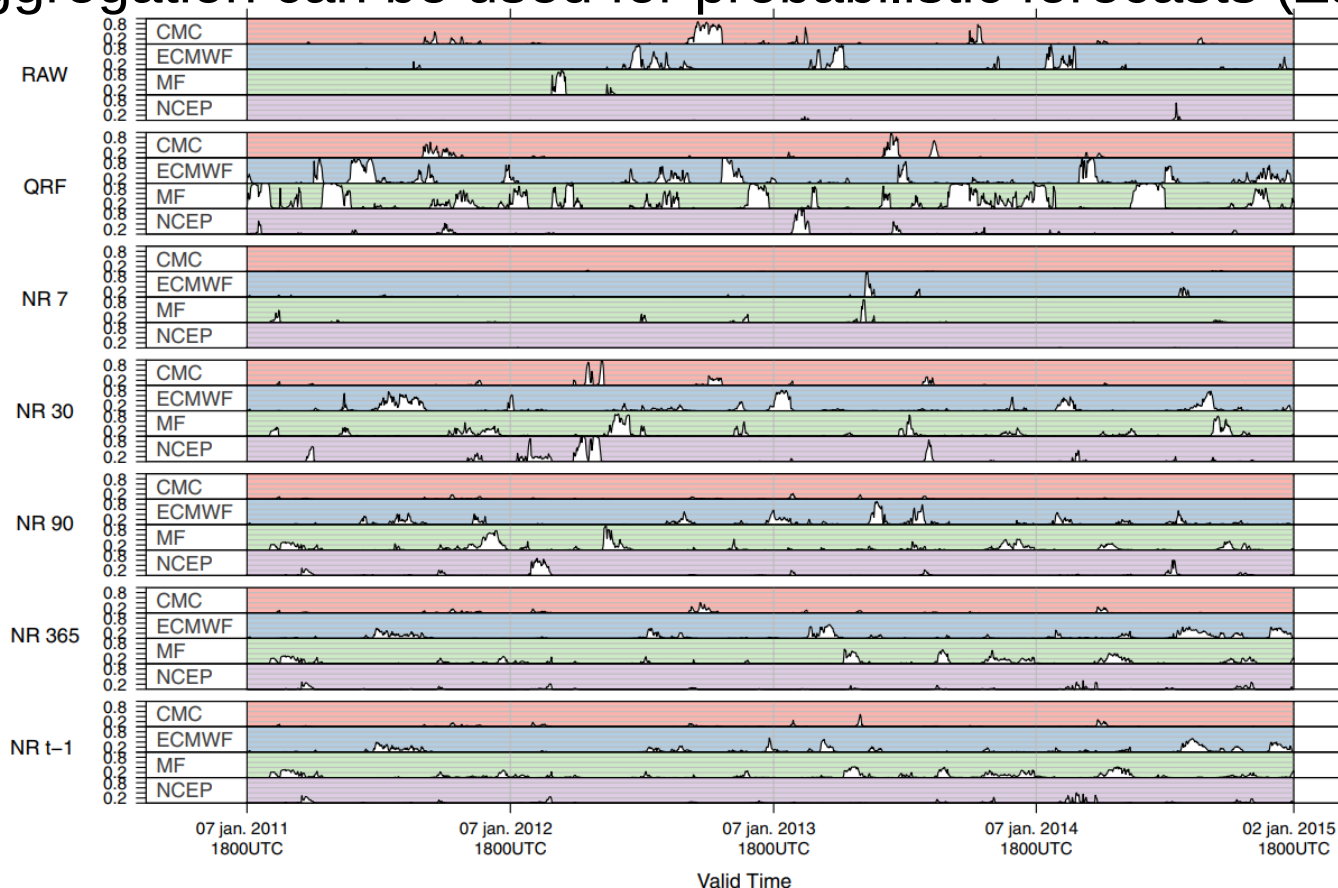
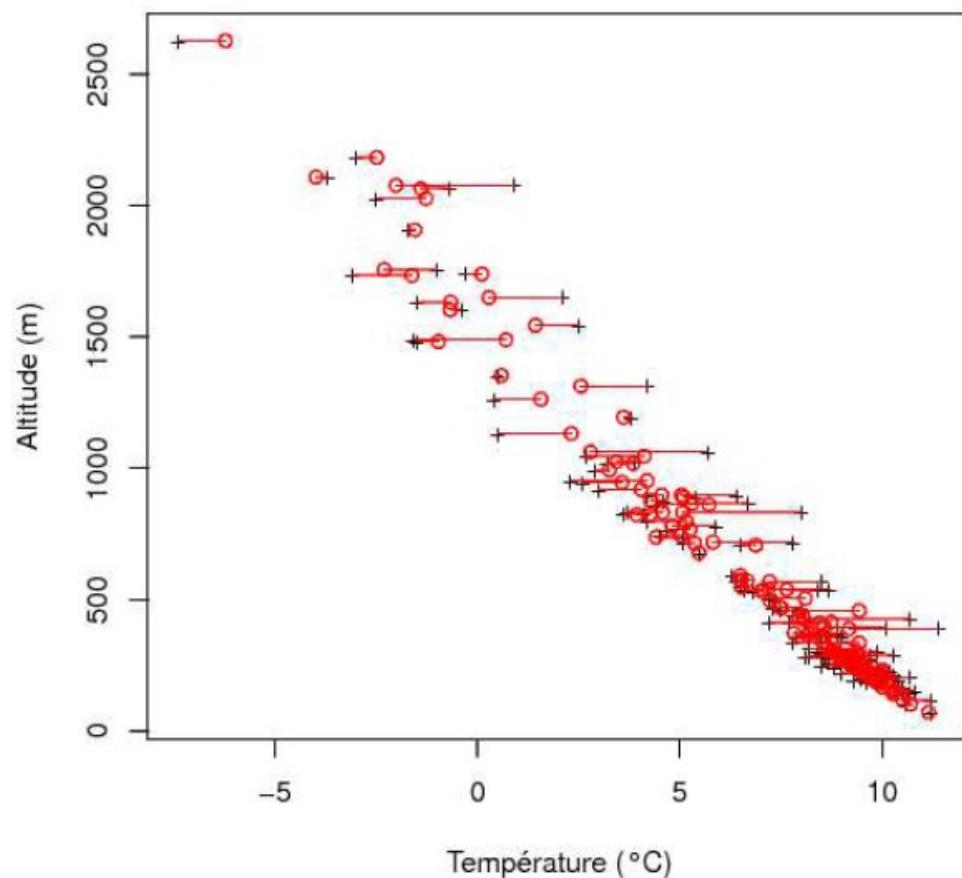


FIGURE 4 Evolution of the aggregation weights with the valid date, for lead time 42 h. The aggregation method is the EWA forecaster with $\log_{10}(\eta) = 0.5$ and $W = 30$ days [Colour figure can be viewed at wileyonlinelibrary.com]

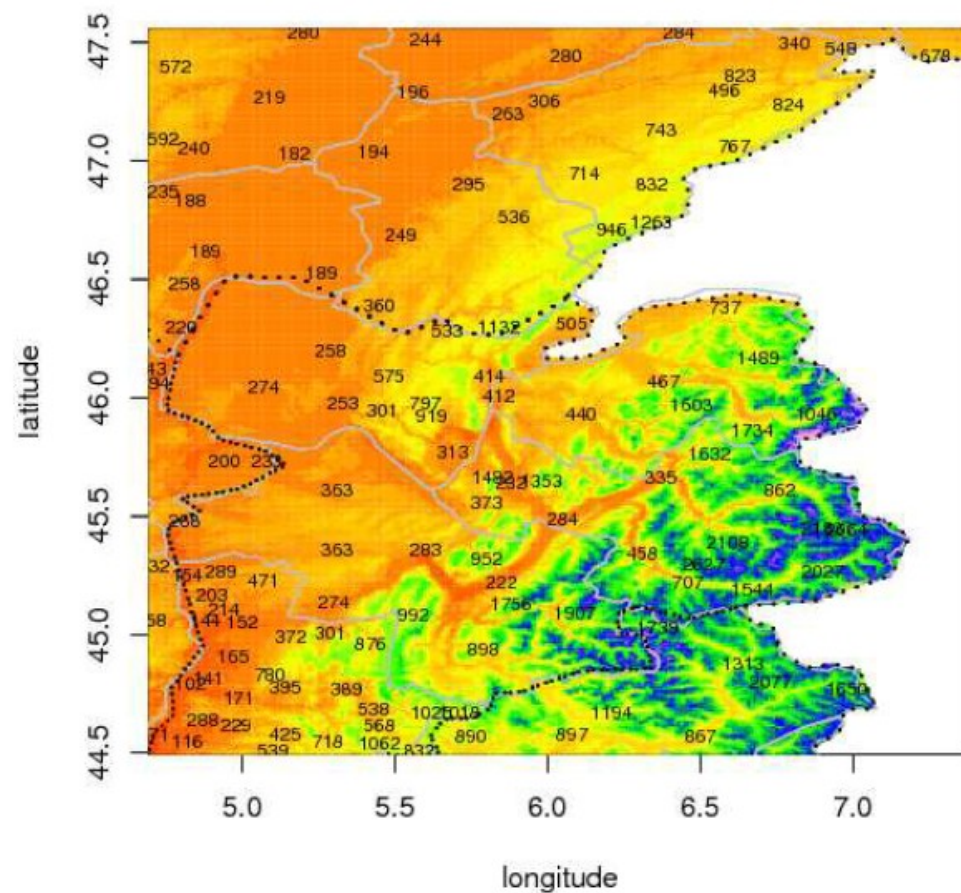
Post-processing at station locations + spatial interpolation

Examples of spatial trends

Zone ALP : Relation T/Altitude + relief



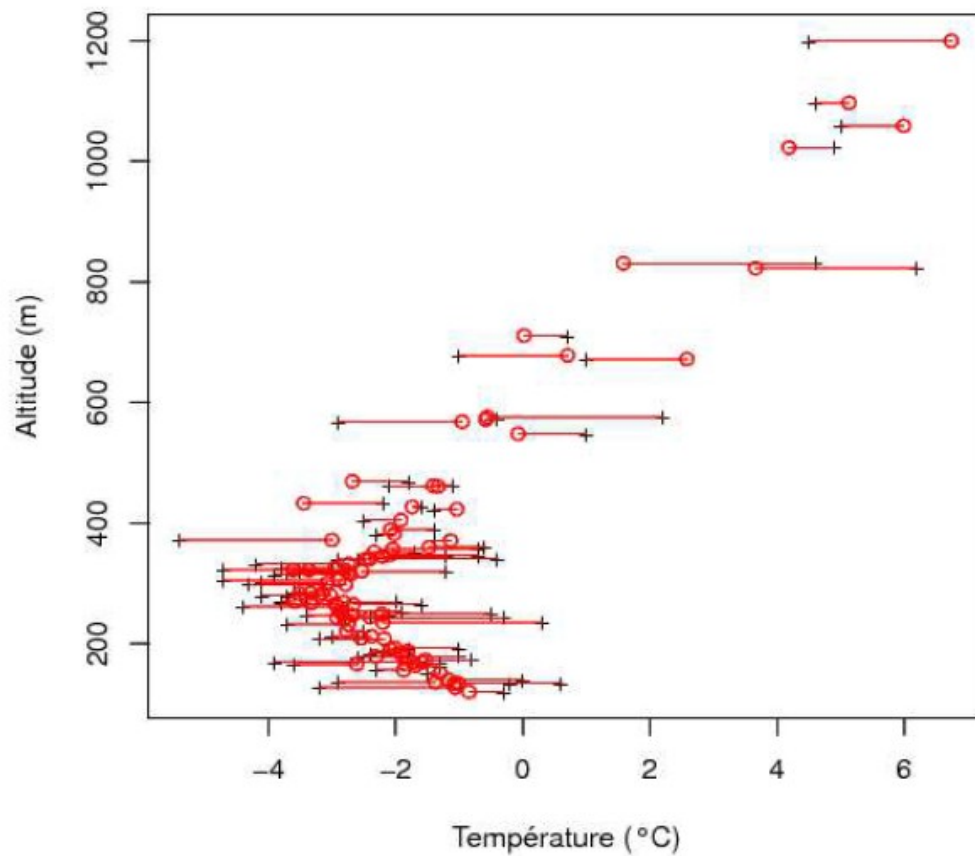
Ebauche relief



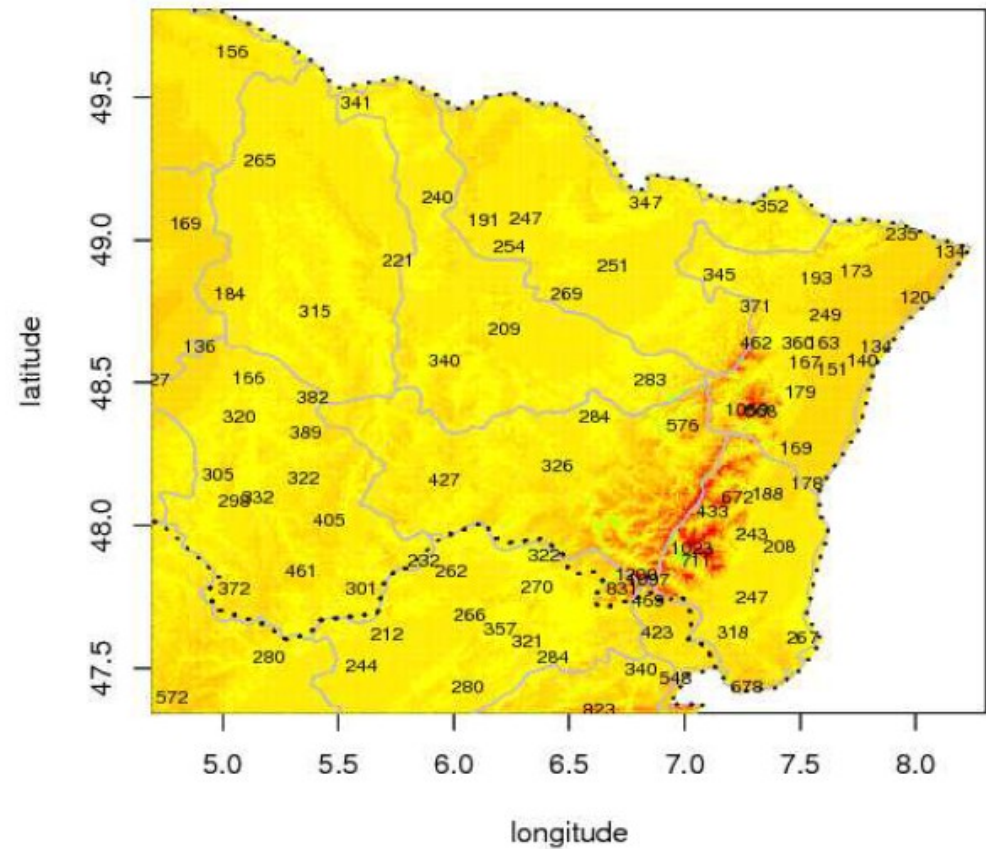
Post-processing at station locations + spatial interpolation

Examples of spatial trends

Zone EST : Relation T/Altitude + relief



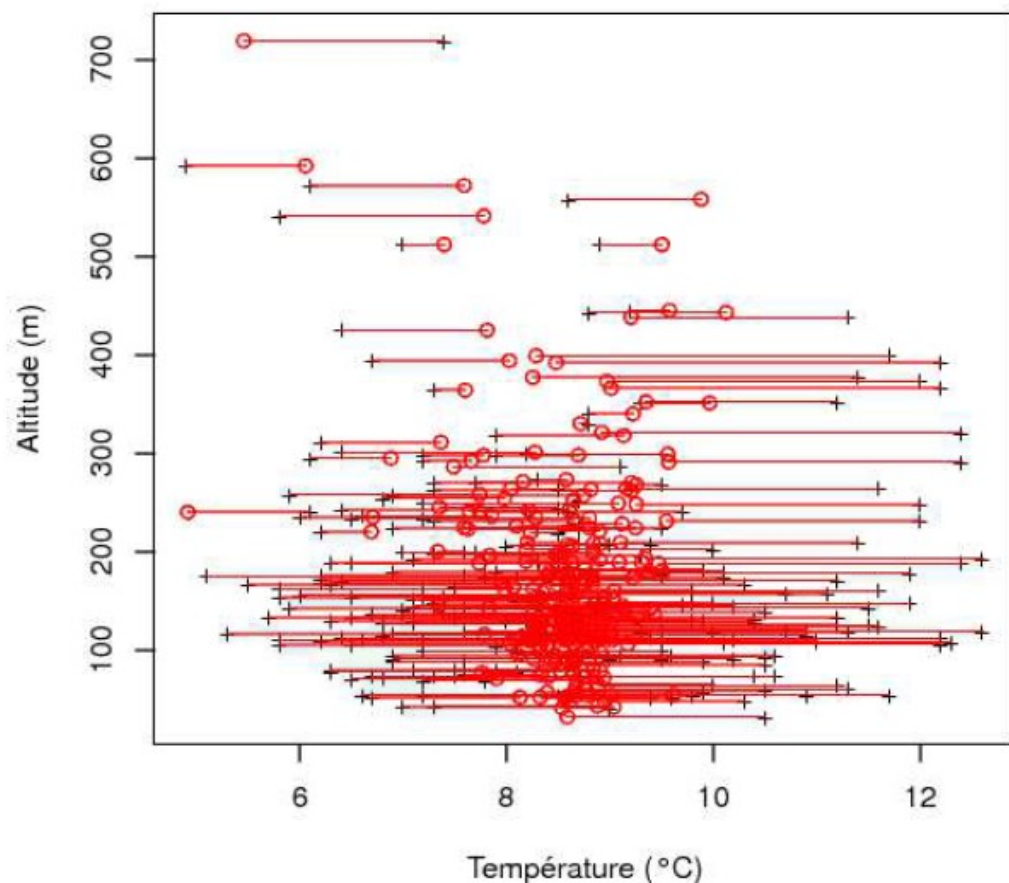
Ebauche relief



Post-processing at station locations + spatial interpolation

Examples of spatial trends

Zone CEN : Relation T/Altitude + relief



Ebauche relief

