

Gridded MOS and ensemble calibration at Météo-France

Current developments and perspectives

Michaël Zamo (Météo-France)
Maxime Taillardat (Météo-France)
Olivier Mestre (Météo-France)
Liliane Bel (AgroParisTech)
Philippe Naveau (LSCE)

Météo-France
COMPAS/DOP

12th February 2015

Content

DOP at Météo-France

Current production in ensemble calibration

Current developments

Content

DOP at Météo-France

Current production in ensemble calibration

Current developments

COMPAS is part of Météo-France's forecasting division

- management of operational NWP models
- control and monitoring of meteorological services
- operational post-processing of models (this is DOP)

Operational service of 8, in charge of:

- production and monitoring of meteorological products
- operational post-processing of NWP forecasts (interpolation, model output statistics, calibration of ensemble models):
research and development

Content

DOP at Météo-France

Current production in ensemble calibration

Current developments

Current operational calibrated forecasts

- Calibrated parameters: wind speed, precipitation amount (6h and 24h) over Mainland France.
- Ensemble models: EPS (ECMWF) and PEARP (Météo-France, [Descamps et al., 2014]).
- Calibration with rank histogram ([Hamill and Colucci, 1998]).

Content

DOP at Météo-France

Current production in ensemble calibration

Current developments

- Ensemble calibration on a grid

- Some results of our work

Our objectives in calibrating ensemble models

Four main objectives:

- ① improved forecasts on a grid
- ② well-calibrated probabilistic forecasts
- ③ spatially and temporally coherent probabilistic forecasts
- ④ find and evaluate new approaches/methods (at least for us)

=> develop operational products

First objective: Build gridded MOS

Two possible approaches, in two steps:

- ① first approach (grid-grid)
 - spatialize measurements
 - build MOS
- ② second approach (station-grid) ([Gilbert et al., 2009] at NOAA)
 - build MOS at station locations
 - spatialise those MOS

Same tools and methods, different order.

First objective: Build gridded MOS

Two possible approaches, in two steps:

- ① first approach (grid-grid)
 - spatialize measurements
 - build MOS
- ② second approach (station-grid) ([Gilbert et al., 2009] at NOAA)
 - build MOS at station locations
 - spatialise those MOS

Same tools and methods, different order.

Second objective: Build calibrated probabilistic forecast

- data-mining technique + quantile regression ([Zamo et al., 2014a, Zamo et al., 2014b])
- based on Météo-France's ensemble forecast model: PEARP

Comparison to the state of the art (bayesian model averaging, [Raftery et al., 2005])

How? Many methods/settings compared by means of systematic cross-validation.

Third objective: Build physically coherent probabilistic forecast

- ensemble copula coupling (state of the art [Scheffzik et al., 2013])
- hierarchical modelling: bayesian modelisation with Physics

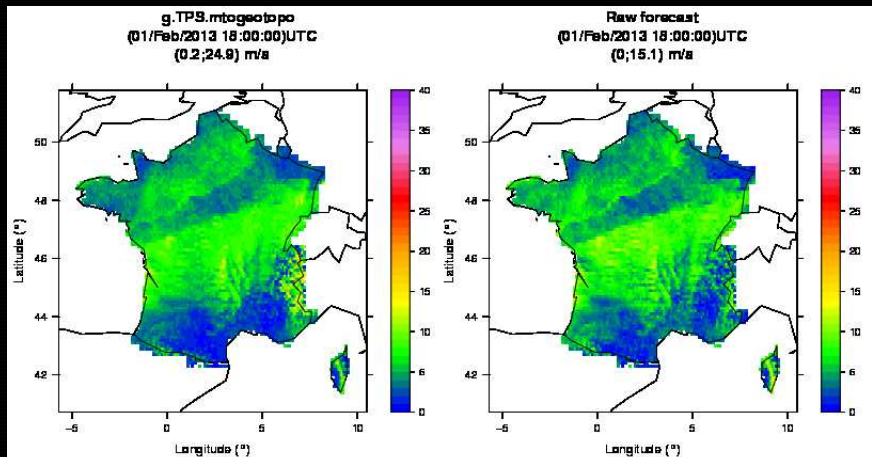
Results on spatialisation of wind measurements 1

Best approach: pool all stations (436 across France), use thin plate regression spline with location (coordinates and elevation) and most recent forecast (from AROME) as covariates.

Table: Performance of best spatialisation strategy, in m/s or % (214 dates and 150 test stations).

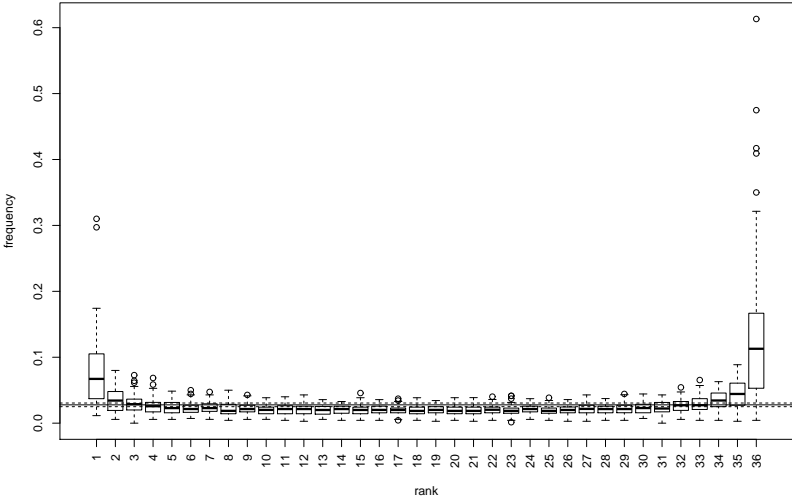
	BIAS	RMSE	MAX	Q(0.5)	Q(0.9)	% _{≤1}	% _{≤4}
Our best	-0.0	1.3	16.8	0.7	2.1	64.6	99.1
Reference	-0.1	1.5	11.0	0.9	2.4	57.7	98.3
Reanalysis	-0.0	1.4	11.0	0.8	2.3	60.2	98.2

Results on spatialisation of wind measurements 2



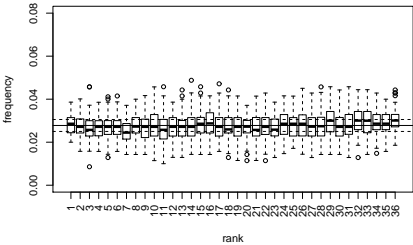
Results on calibration of ensemble forecasts 1

PEARP raw ensemble 80 stations RH boxplot 42h

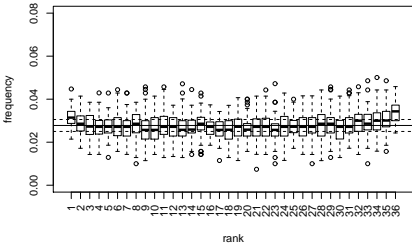


Results on calibration of ensemble forecasts 2

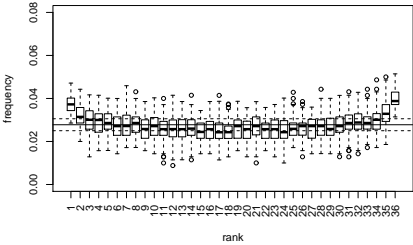
QRmul 80 stations RH boxplot 42h



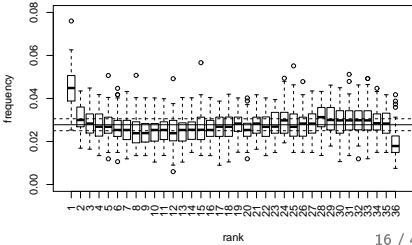
QRff 80 stations RH boxplot 42h



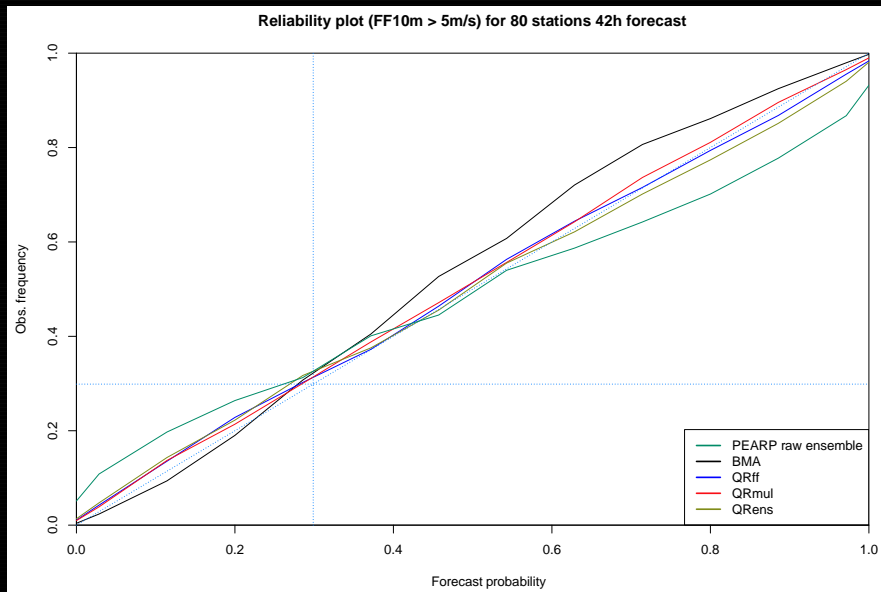
QRens 80 stations RH boxplot 42h



BMA 80 stations RH boxplot 42h

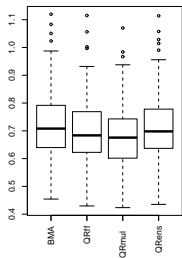


Results on calibration of ensemble forecasts 3

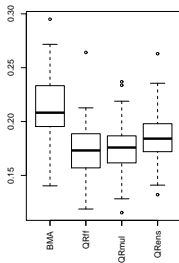


Results on calibration of ensemble forecasts 4

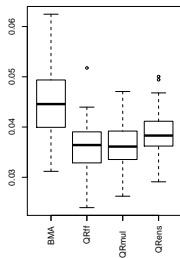
CRPS 80 stations boxplot 42h



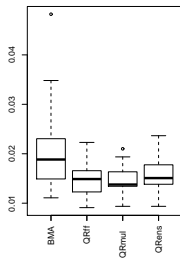
D-index 80 stations boxplot 42h



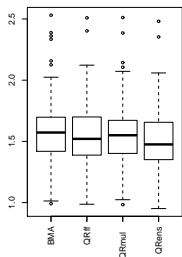
Quadratic index 80 stations boxplot 42h



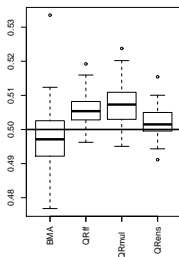
Max index 80 stations boxplot 42h



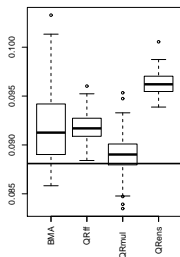
IQR 80 stations boxplot 42h



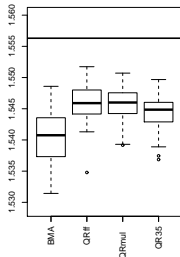
Expectancy RkH 80 stations boxplot 42h



Variance RkH 80 stations boxplot 42h



Entropy RkH 80 stations boxplot 42h



Results on calibration of ensemble forecasts 5





Quantile regression performs the best,
whatever the parameter (windspeed, temperature and
precipitation).




Calibration with

Quantile regression	BMA
+ non parametric static learning long archive	parametric - dynamic learning + short archive

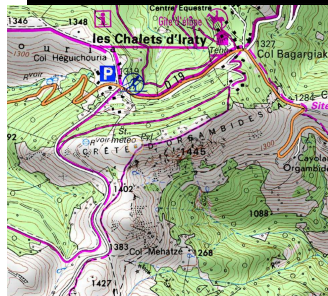
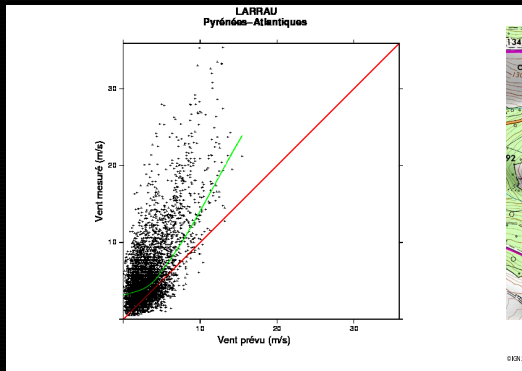
Planned operational products : calibrated ensemble forecast (with ECC) for wind, temperature, precipitation, irradiation.

Thank you.

-  Descamps, L., Labadie, C., Joly, A., Bazile, E., Arbogast, P., and Cébron, P. (2014). Pearp, the météo-france short-range ensemble prediction system. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*.
-  Gilbert, K. K., Glahn, B., Cosgrove, R. L., Sheets, K. L., and Wagner, G. A. (2009). Gridded model output statistics: Improving and expanding. In *Preprints, 23rd Conf. Weather Analysis and Forecasting and 19th Conf. Numerical Prediction, Omaha, NE, Amer. Meteor. Soc.*
-  Hamill, T. and Colucci, S. (1998). Evaluation of Eta-RSM ensemble probabilistic precipitation forecasts. *Monthly Weather Review*, 126(3):711–724.
-  Raftery, A., Gneiting, T., Balabdaoui, F., and Polakowski, M. (2005). Using Bayesian model averaging to calibrate forecast ensembles. *Monthly Weather Review*, 133(5):1155–1174.

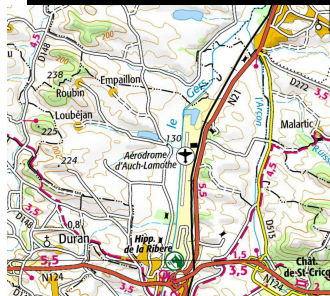
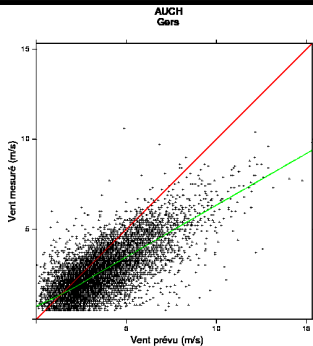
-  Schefzik, R., Thorarinsdottir, T. L., Gneiting, T., et al. (2013). Uncertainty quantification in complex simulation models using ensemble copula coupling. *Statistical Science*, 28(4):616–640.
-  Zamo, M., Mestre, O., Arbogast, P., and Pannekoucke, O. (2014a). A benchmark of statistical regression methods for short-term forecasting of photovoltaic electricity production. Part I: Deterministic forecast of hourly production. *Solar Energy*.
-  Zamo, M., Mestre, O., Arbogast, P., and Pannekoucke, O. (2014b). A benchmark of statistical regression methods for short-term forecasting of photovoltaic electricity production. Part II: Probabilistic forecast of daily production. *Solar Energy*.

Exemple de vent prévu trop faible



Exemple de vent prévu trop fort

géoportail



©IGN 2012

Définition d'une stratégie de spatialisation

Spatialiser = construire une fonction de spatialiation f telle que

$$y = f(\mathbf{x}(s, t); \mathcal{D}_{\mathcal{S}, \mathcal{T}}(s, t))$$

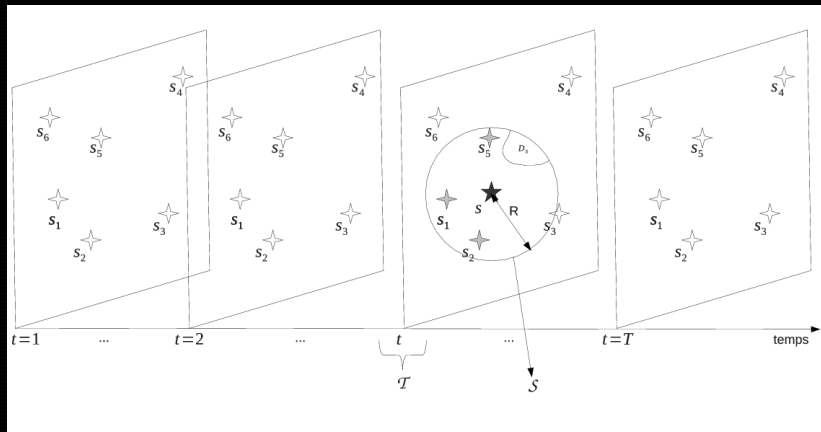
Plusieurs stratégies de spatialisation définissables par deux éléments :

- 1 le domaine d'apprentissage spatio-temporel : $\mathcal{D}_{\mathcal{S}, \mathcal{T}}(s, t)$
- 2 la manière de construire la fonction f

Choix du domaine d'apprentissage

- ① un domaine d'apprentissage purement **spatial** : **spatialisation à temps fixe**
- ② un domaine d'apprentissage purement **temporel** : **spatialisation par transport**
- ③ un domaine d'apprentissage **spatio-temporel** : **spatialisation par bloc**

Spatialisation à temps fixe



Spatialisation par transport

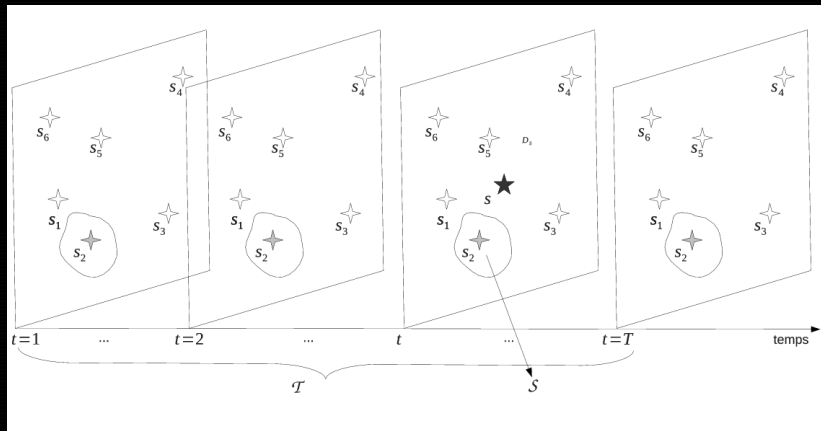
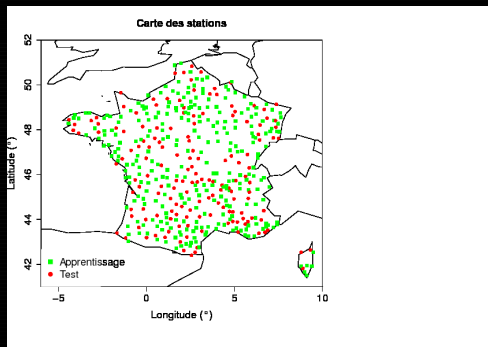


Table: Méthodes de construction de la fonction de spatialisation.

Nom	Abréviation	Nature
Plus proche voisin	NN	Déterministe
Pondération inverse de la distance	IDW	
Modèle linéaire	LM	Statistique
Spline plaque mince de régression	TPS	
Arbres de régression	RT	
Forêts aléatoires	RF	
Krigeage ordinaire	OK	Géostatistique
Krigeage universel	UK	

Méthode de vérification des performances

- validation croisée *leave-one-out*
- plan d'expériences : réseau 12TU, échéance +3h, 214 dates, 155 stations (sur 436 retenues)
- spatialisation de référence : interpolation bilinéaire de la vitesse du vent prévue par AROME



Prédicand : vent moyenné sur 10 minutes et mesuré à 10 m (en pratique entre 8 et 13 m, sites de classe 1 à 3)

Prédicteurs : topographiques, météorologiques, géographiques (coordonnées Lambert 93) + mois

Descripteurs topographiques

Abréviation	Description
elevation	altitude du point de référence dans la BDalt
slope	pente maximale
caspect	cosinus de l'exposition de la pente
saspect	sinus de l'exposition de la pente
maxic	courbure maximale
minic	courbure dans la direction perpendiculaire à celle de la courbure maximale
planc	courbure plane. Courbure de l'intersection du relief avec le plan horizontal
profc	courbure de profil. Courbure de l'intersection du relief avec le plan défini par la verticale et la direction de la pente maximale
crosc	courbure selon la section. Courbure de l'intersection du relief avec le plan défini par la normale à la surface et une tangente à la ligne de niveau
eofrob_ <i>i</i>	$i = 1 \dots 9$, 9 premières composantes d'une ACP robuste de la topographie
dist2coast	distance à la côte

Descripteurs météorologiques

Abréviation	Description
ffH10	vent à 10 m de hauteur, prévu par AROME
pMER0	pression réduite au niveau de la mer prévue par AROME
cddH10	cosinus de la direction du vent à 10 m de hauteur, prévu par AROME
sddH10	sinus de la direction du vent à 10 m de hauteur, prévu par AROME
ddH10f	direction du vent à 10 m de hauteur, prévu par AROME, codée en 4 modalités (Nord, Est, Sud et Ouest)
PC _{<i>i</i>}	$i = 1 \dots 6$, 6 premières composantes d'une ACP du géopotential du niveau 500 hPa prévu par ARPEGE

Résultats : spatialisation à temps fixe - 40 stratégies

Type de méthode	Domaine global	Domaine local
Déterministe	g.NN.geo	l.NN.geo
	g.NN.topo	l.NN.topo
	g.NN.geotopo	l.NN.geotopo
	g.NN.mtotopo	l.NN.mtotopo
	g.IDW	l.IDW (5)
Statistique	g.LM.mtoge	l.LM.mtoge
	g.LM.mtotopo	l.LM.mtotopo
	g.LM.mtogeotopo	l.LM.mtogeotopo
	g.TPS.geo	
	g.TPS.mtoge	
	g.TPS.geotopo	
	g.TPS.mtogeotopo	
	g.RT.mtoge	l.RT.mtoge
	g.RT.mtotopo	l.RT.mtotopo
	g.RT.mtogeotopo	l.RT.mtogeotopo
	g.RF.mtoge	l.RF.mtoge
	g.RF.mtotopo	l.RF.mtotopo
	g.RF.mtogeotopo	l.RF.mtogeotopo
	g.OK	l.OK (20)
	l.OK (20)	

Résultats : spatialisation à temps fixe - prédicteurs utilisés

Type	Nom	Méthode de spatialisation								
		NN	IDW	LM	TPS	RT	RF	OK	UK	
mto	ffH10	✓		✓	✓	✓	✓		✓	
	pMER0			✓		✓	✓		✓	
	cddH10	✓		✓		✓	✓		✓	
	sddH10	✓		✓		✓	✓		✓	
geo	x	✓		✓	✓	✓	✓		✓	
	y	✓		✓	✓	✓	✓		✓	
topo	elevation	✓		✓	✓	✓	✓		✓	
	slope	✓		✓		✓	✓		✓	
	caspect	✓		✓		✓	✓		✓	
	saspect	✓		✓		✓	✓		✓	
	maxic	✓		✓		✓	✓		✓	
	minic	✓		✓		✓	✓		✓	
	planc	✓		✓		✓	✓		✓	
	profc	✓		✓		✓	✓		✓	
	crosc	✓		✓		✓	✓		✓	
	eofrob_ $i, i = 1 \dots 9$				✓		✓	✓		✓
	dist2coast	✓		✓		✓	✓		✓	

Résultats : spatialisation à temps fixe - apprentissage local

Stratégie	BIAS	MAE	RMSE	MAX	Q(0,5)	Q(0,9)	% _{<1}
I.IDW	-0,1	1,2	1,7	14,4	1,0	2,6	54,0
I.NN_geo	-0,1	1,5	2,0	20,9	1,1	3,1	48,2
I.NN_geotopo	-0,1	1,7	2,3	17,9	1,3	3,7	42,2
I.NN_mtoto	-0,1	1,6	2,1	17,9	1,2	3,4	43,9
I.NN_topo	-0,1	1,9	2,5	17,9	1,4	4,0	38,7
I.OK	-0,1	1,3	1,8	16,7	1,0	2,8	51,5
I.LM_mtogeo	-0,1	1,3	3,7	450,6	0,9	2,6	55,9
I.LM_mtogeo	-0,3	1,9	5,9	880,8	1,2	3,8	45,0
I.LM_mtoto	-0,3	1,8	4,4	407,5	1,2	3,7	45,0
I.RF_mtogeo	-0,0	1,2	1,6	13,9	0,9	2,4	56,7
I.RF_mtogeo	-0,1	1,2	1,7	14,7	1,0	2,6	53,8
I.RF_mtoto	-0,1	1,3	1,7	14,7	1,0	2,6	53,0
I.RT_mtogeo	-0,0	1,4	1,8	15,3	1,1	3,0	49,5
I.RT_mtogeo	-0,0	1,5	2,0	14,1	1,2	3,2	46,0
I.RT_mtoto	-0,0	1,5	2,0	14,1	1,2	3,3	45,7
I.UK_mtogeo	-0,1	1,2	1,6	14,7	0,9	2,5	56,0
I.UK_mtogeo	-0,2	2,0	3,0	47,6	1,4	4,3	39,8
I.UK_mtoto	-0,6	2,8	4,5	102,2	1,8	5,9	31,2

Résultats : spatialisation à temps fixe - apprentissage global

Stratégie	BIAS	MAE	RMSE	MAX	Q(0,5)	Q(0,9)	% _{≤1}
g.IDW	-0,0	1,1	1,4	12,2	0,8	2,3	61,5
g.NN.geo	-0,0	1,3	1,8	20,9	1,0	2,9	52,2
g.NN.geotopo	-0,1	1,6	2,2	19,1	1,2	3,5	44,1
g.NN.mtoto	-0,1	1,5	2,0	15,0	1,2	3,2	45,8
g.NN.topo	-0,1	2,0	2,7	19,9	1,5	4,3	36,9
g.LM.mtoge	-0,0	1,0	1,4	11,4	0,8	2,2	61,6
g.LM.mtogeotopo	-0,0	1,0	1,4	10,8	0,8	2,2	61,5
g.LM.mtoto	-0,0	1,0	1,4	10,8	0,8	2,2	61,3
g.RF.mtoge	-0,0	1,0	1,3	10,5	0,8	2,1	63,3
g.RF.mtogeotopo	-0,0	1,0	1,3	10,4	0,8	2,1	62,9
g.RF.mtoto	-0,0	1,0	1,4	10,4	0,8	2,2	61,8
g.RT.mtoge	-0,0	1,3	1,7	11,0	1,0	2,8	52,0
g.RT.mtogeotopo	-0,0	1,4	1,8	13,9	1,1	2,9	48,9
g.RT.mtoto	-0,0	1,4	1,8	14,5	1,1	3,0	48,5
g.TPS.geo	-0,0	1,1	1,5	11,7	0,8	2,3	59,3
g.TPS.geotopo	0,0	1,1	1,4	13,9	0,8	2,2	61,4
g.TPS.mtoge	-0,0	1,0	1,3	16,8	0,8	2,1	63,8
g.TPS.mtogeotopo	-0,0	1,0	1,3	16,8	0,7	2,1	64,6
g.TPS.mtoto	-0,0	1,1	1,4	14,0	0,8	2,2	61,1

Influence de la taille du domaine d'apprentissage

Table: Évolution des performances de deux stratégies de spatialisation à temps fixe avec le rayon du domaine d'apprentissage

Stratégie	Rayon (km)	BIAS	MAE	RMSE	MAX	Q0,5	Q0,9	%<
I.L.M.togeot	50	-0,3	1,9	4,3	332,4	1,2	3,9	44
	100	-0,3	1,8	6,3	880,8	1,2	3,6	46
	200	-0,1	1,2	1,6	38,8	0,9	2,4	57
	500	-0,0	1,0	1,4	10,5	0,8	2,2	60
	1000	-0,0	1,0	1,4	10,8	0,8	2,2	61
	∞	-0,0	1,0	1,4	10,8	0,8	2,2	61
	Meilleure		0.0	0.6	1.0	9.9	0.4	1.6
I.RF.togeot	50	-0,1	1,2	1,7	13,2	1,0	2,6	54
	100	-0,1	1,2	1,6	13,2	0,9	2,6	54
	200	-0,0	1,1	1,5	11,9	0,9	2,3	58
	500	-0,0	1,0	1,4	11,4	0,8	2,2	62
	1000	-0,0	1,0	1,3	10,2	0,8	2,1	62
	∞	-0,0	1,0	1,3	10,0	0,8	2,1	63
	Meilleure		-0.0	0.7	1.1	10.0	0.4	1.7

Choix de la méthode par date

Table: Comme pour le tableau ?? mais en choisissant pour chaque date la meilleure stratégie parmi quatre. Ces scores sont calculés en mettant en commun les résidus des stations n'ayant pas servi de test.

Stratégie	BIAS	MAE	RMSE	MAX	Q0,5	Q0,9	%<
g.LM.mtoto	0,0	1,0	1,4	16,4	0,8	2,2	61
g.RF.mtoge	0,0	1,0	1,3	20,5	0,8	2,1	64
g.TPS.mtoge	0,0	1,0	1,3	17,2	0,7	2,0	64
g.UK.mtoge	0,0	1,0	1,3	18,4	0,8	2,1	63
Meilleure (36% succès)	0,0	1,0	1,3	20,5	0,7	2,1	64
Référence	-0,1	1,1	1,5	16,4	0,9	2,4	58
Meilleure (100% succès)	0,0	1,0	1,3	15,5	0,7	2,0	64

Évolution des performances selon la vitesse du vent mesuré

Table: Scores pour les dates et stations tests avec un vent mesuré inférieur à 2,9 m/s.

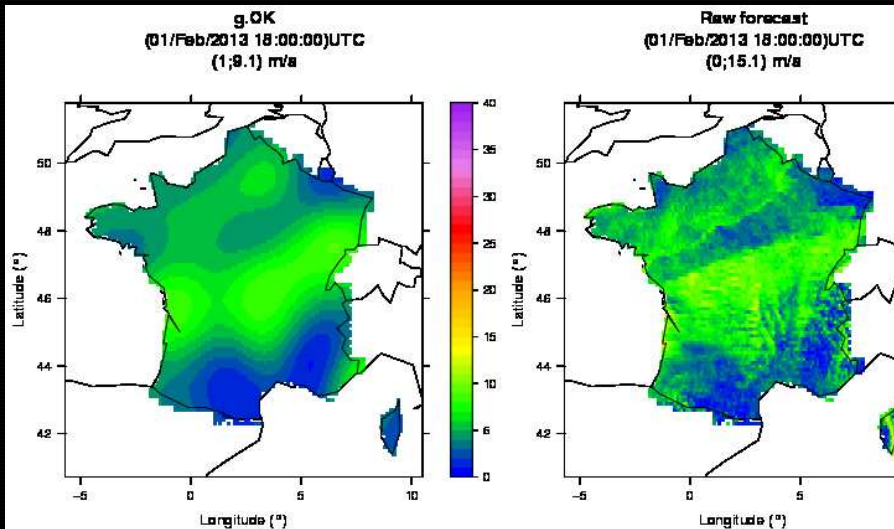
Stratégie	BIAS	MAE	RMSE	MAX	Q0,5	Q0,9	% _{≤1}
g.LM.mtogeotopo	-0,8	1,0	1,3	7,8	0,8	2,1	62,5
g.RF.mtogeotopo	-0,9	1,0	1,3	7,1	0,8	2,0	62,5
g.TPS.mtogeotopo	-0,7	0,9	1,2	8,5	0,7	1,9	68,5
g.UK.mtogeotopo	-0,7	1,0	1,2	7,8	0,8	2,0	64,3
Référence	-0,7	1,1	1,4	10,1	0,8	2,2	60,6

Table: Scores pour les dates et stations tests avec un vent mesuré compris entre 2,9 et 4,7 m/s.

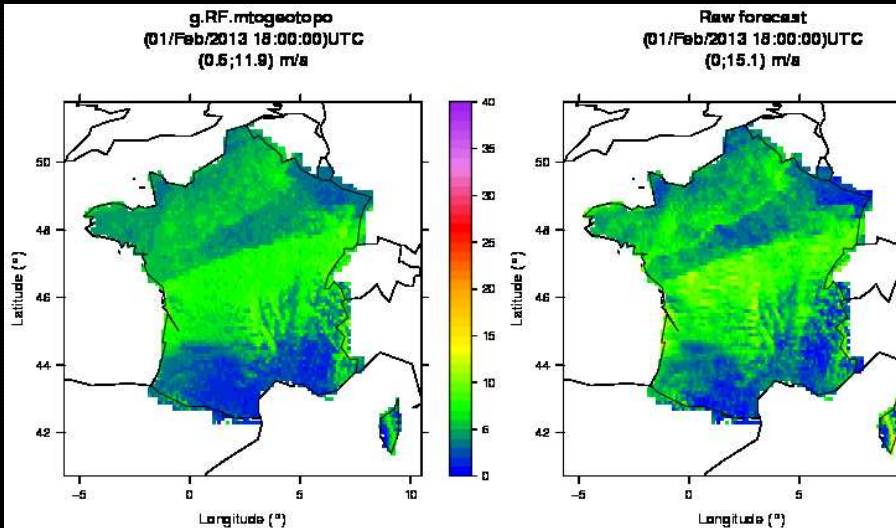
Stratégie	BIAS	MAE	RMSE	MAX	Q0,5	Q0,9	% _{≤1}
g.LM.mtogeotopo	-0,1	0,8	1,1	5,3	0,6	1,7	71,6
g.RF.mtogeotopo	-0,1	0,7	1,0	6,0	0,6	1,5	75,5
g.TPS.mtogeotopo	-0,1	0,8	1,0	7,5	0,6	1,7	72,3
g.UK.mtogeotopo	-0,1	0,8	1,1	4,7	0,6	1,7	71,4
Référence	-0,2	1,0	1,3	8,4	0,8	2,2	61,0

Table: Scores pour les dates et stations tests avec un vent mesuré

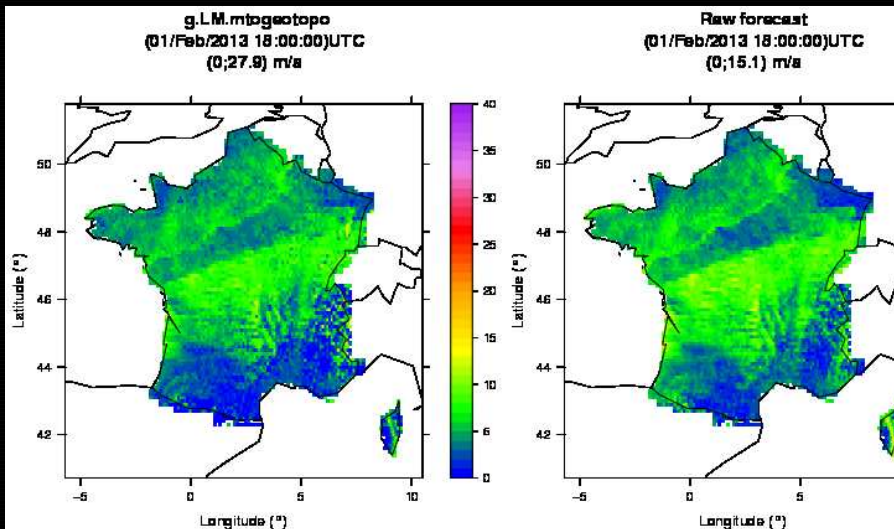
Analyse subjective de l'aspect des cartes interpolées : g.OK



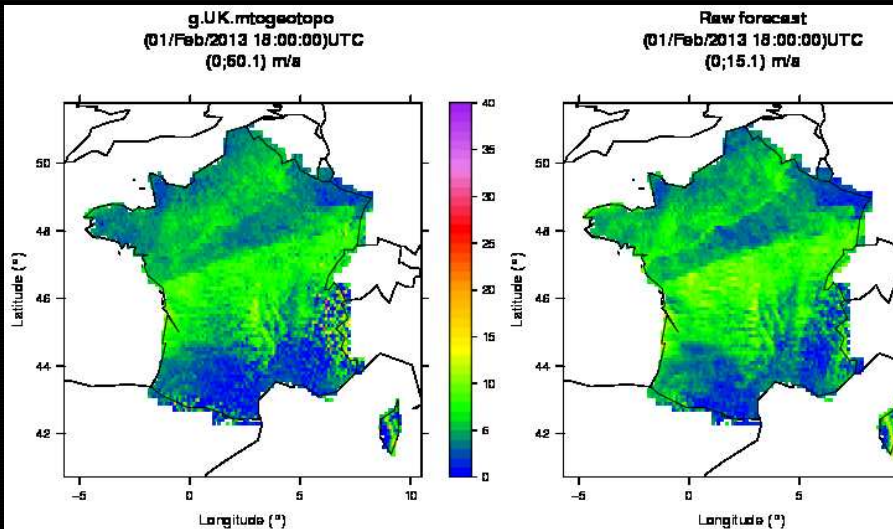
Analyse subjective de l'aspect des cartes interpolées : g.RF.mtogeotopo



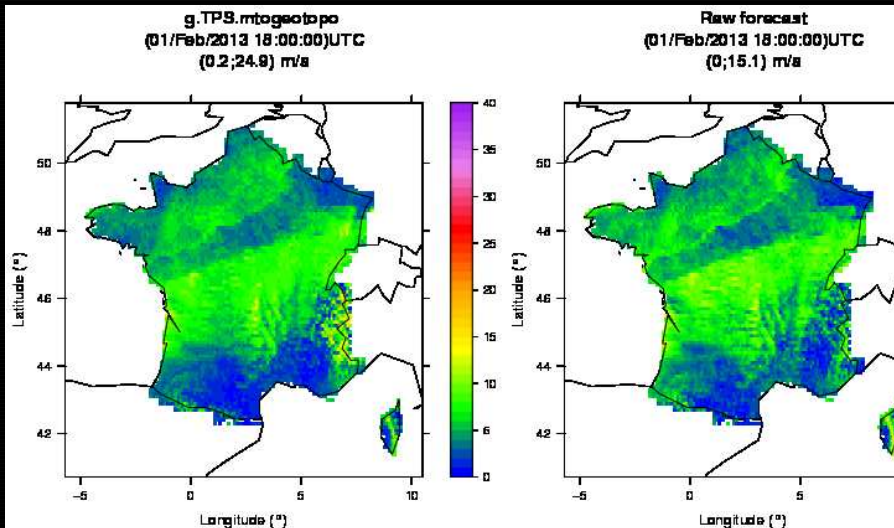
Analyse subjective de l'aspect des cartes interpolées : g.OLS.mtogeotopo



Analyse subjective de l'aspect des cartes interpolées : g.UK.mtogeotopo



Analyse subjective de l'aspect des cartes interpolées : g.TPS.mtogeotopo



Content

Travail à venir

A court terme (6 mois ?) :

- ① comparaison de la spatialisation à temps fixe par g.TPS.mtogeotopo à d'autres analyses existantes : DCLIM, AROME, VARPACK/DIAGPACK => mise en opérationnel (ou pas...)
- ② construction d'AS de vent en points de grille : déterministes (ARPEGE) puis probabilistes (PEARP). Sur une archive longue fixe, ou avec des méthodes d'apprentissage à fenêtre glissante (*online learning* + agrégation d'experts)

A plus long terme (d'ici la fin de la thèse) : emploi de méthodes pour renforcer la cohérence spatiale des AS probabilistes en points de grille. Ensemble copula coupling, modèle hiérarchique. Également, publications ?