Ecole Nationale de la Météorologie Direction des Etudes 42, avenue Gaspard Coriolis BP 45712 31057 TOULOUSE Cedex 1



PROJET DE FIN D'ETUDES INGENIEURS DE L'ECOLE NATIONALE DE LA METEOROLOGIE FICHE DE PROPOSITION DE SUJET

<u>Titre du sujet proposé</u>: Paramétrisation des erreurs de modélisation dans une assimilation d'ensemble à l'aide de perturbations de paramètres et de méthodes IA de type métamodèle

Organisme ou service proposant le sujet : DESR/CNRM/GMAP

Responsable principal du stage:

Responsable principal (le responsable principal est l'interlocuteur direct de l'Ecole. C'est à lui, en particulier, que seront adressés les courriers ultérieurs) :

NOM : BERRE Prénom : Loïk

téléphone : 05 61 07 84 55 Mél : loik.berre@meteo.fr

Autres responsables:

NOM : GIRARDOT Prénom : Nicole

NOM : DESCAMPS Prénom : Laurent

Le stage présente-t-il un caractère de confidentialité ? : non

Le stage peut-il être effectué à distance ?: oui, potentiellement, mais un stage en présentiel serait préférable.

1) Objectifs scientifiques et/ou techniques poursuivis - livrable(s) attendu(s)

La quantification des incertitudes des analyses et des prévisions constitue un sujet crucial pour l'assimilation de données et la prévision numérique du temps. D'une part, lors de l'assimilation de données, cela permet d'estimer et de spécifier les covariances spatiales des erreurs d'ébauche (e.g. Berre et al 2015) ; celles-ci servent à propager spatialement les informations observées, de façon cohérente avec la situation météorologique en cours. D'autre part, l'estimation et l'échantillonnage des incertitudes du sytème d'analyse et de prévision permettent de construire un système apte à fournir des prévisions probabilistes du temps (Descamps et al 2015) ; celles-ci s'appuient sur un ensemble de quelques dizaines de réalisations différentes, dont la dispersion et les structures spatio-temporelles reflètent les caractéristiques des incertitudes en jeu.

Or la simulation ensembliste des erreurs d'analyse et de prévision repose sur plusieurs ingrédients. Il peut être montré (e.g. Berre 2019) que ces erreurs résultent de la propagation et de l'accumulation des erreurs d'observation et de modèle, au cours des étapes successives d'analyse et de prévision, qui correspondent au cyclage temporel de l'assimilation.

Pour ce qui est des erreurs d'observation, leurs covariances peuvent être estimées à l'aide de diagnostics tirés du système d'assimilation (e.g. Desroziers et al 2005). Cela permet ainsi de construire des perturbations d'observation, sous la forme de tirages aléatoires issus de la matrice des covariances d'erreur d'observation. Ces perturbations peuvent être ajoutées et propagées lors de l'assimilation de données, afin de simuler la propagation et l'accumulation des erreurs d'observation au cours des étapes successives d'analyse et de prévision.

L'estimation et la représentation des erreurs de modélisation constitue un autre ingrédient crucial de l'approche ensembliste, correspondant au sujet de stage ici proposé. La spécification des erreurs modèle est effectivement de première importance, sachant qu'une étude récente (Berre 2019) indique qu'elles contribuent à plus des deux tiers de la variance des erreurs de prévision à courte échéance. L'estimation et la représentation de ces erreurs de modèle restent un sujet cependant complexe et donc très actif en recherches dans la communauté internationale. Le sujet ici proposé se penchera sur les incertitudes de la composante physique des modèles, en expérimentant une nouvelle approche dans le contexte ensembliste de l'assimilation de données.

2) Méthodologie envisagée

Une nouvelle approche, initialement proposée dans le contexte de la prévision d'ensemble (e.g. Ollinaho et al 2017), sera étudiée afin de représenter l'erreur modèle au sein de l'assimilation d'ensemble. Il s'agit de s'appuyer sur l'expertise des physiciens et des dynamiciens pour estimer les incertitudes associées à un certain nombre de paramètres du modèle. Cela permet de construire des perturbations appliquées à des paramètres dont le rôle et l'incertitude sont particulièrement cruciaux. La sélection et le réglage des perturbations de paramètres dans le contexte de l'AEARP pourront s'appuyer en partie sur les premiers travaux menés dans le contexte de la PEARP, favorisant ainsi la synergie entre assimilation d'ensemble et prévision d'ensemble.

Au cours du stage, on pourra se concentrer sur certains paramètres correspondant à la représentation de la convection profonde. Cela permettra notamment de mener une comparaison avec les résultats diagnostiques fournis par une approche multi-physiques (plus coûteuse en termes de maintenance, mais pertinente pour des études diagnostiques), à l'aide des schémas de Tiedtke et de Bougeault, dans le prolongement des études menées pendant la thèse d'Antoinee Hubans (PROC).

Après avoir ainsi mené une première évaluation de la sensibilité de l'AEARP aux perturbations appliquées, la mise en place d'une approche IA de type métamodèle (e.g. Duan et al 2017, Ju et al 2016) sera ensuite expérimentée, d'une part pour réduire le coût de ces expériences de sensibilité, et d'autre part pour étudier la capacité d'un métamodèle à caractériser et optimiser la contribution des incertitudes de différents paramètres aux erreurs de modélisation. Il s'agit notamment d'étendre et d'ajuster les plages de variation des paramètres en fonction de leurs effets sur les erreurs de prévision, mesurés par des racines d'écart quadratique moyen (REQM).

Le séquençage temporel constitutif de l'assimilation de données conduit aussi à des questions spécifiques sur la cohérence temporelle des perturbations appliquées au cours des différentes étapes (calcul des écarts observation-ébauche, minimisation de ces écarts, mise à jour de la trajectoire non linéaire) qui composent l'assimilation, et qui ne peuvent être abordées dans le contexte de la prévision d'ensemble prise isolément. On pourra donc expérimenter l'application de perturbations qui soient constantes temporellement (plutôt que variant temporellement de façon aléatoire). En fonction des effets observés, une option de recentrage sur une trajectoire non perturbée pourra être envisagée.

3) Plan de travail prévisionnel

Février/mars Etude bibliographique sur les paramètres à perturber et sur l'assimilation d'ensemble ARPEGE.

Mise en œuvre d'une expérience AEARP dont les paramètres de la convection sont perturbés.

Etudes diagnostiques des effets sur les écarts types d'erreur et sur les corrélations spatiales,

et comparaison avec les résultats diagnostiques d'une approche multi-physiques.

Avril/mai Etude bibliographique sur les métamodèles pour la perturbation de paramètres.

- * caractérisation de la dépendance des REQM aux valeurs des paramètres.
- * ajustement des plages de valeurs en fonction des effets sur les REQM.
- * mise en œuvre d'une nouvelle expérience AEARP avec les plages de valeurs ajustées.

Juin/Juillet Etude des aspects temporels de la perturbation de paramètres :

- * spécification de perturbations constantes temporellement dans une expérience AEARP.
- * évaluation diagnostiques des effets sur les biais, écarts types et corrélations spatiales.
- * expérimentation d'un recentrage des prévisions cyclées sur un membre de contrôle.

Août Rédaction du rapport et préparation de la présentation orale.

4) Autres remarques jugées utiles (lieu du stage, durée ou période)

Bibliographie:

Berre, L., Varella, H. and Desroziers, G. (2015) Modelling of flow-dependent ensemble-based background-error correlations using a wavelet formulation in 4D-Var at Météo-France. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 141, 2803-2812.

Berre, L. (2019) Simulation and diagnosis of observation, model and background error contributions in data assimilation cycling. *Q J R Meteorol Soc.*; 145: 597-608. https://doi.org/10.1002/qi.3454

Descamps, L., Labadie, C., Joly, A., Bazile, E., Arbogast, P. and Cébron, P. (2015), PEARP, the Météo-France short-range ensemble prediction system. Q.J.R. Meteorol. Soc, 141: 1671-1685. doi: 10.1002/gj.2469

Desroziers G, Berre L, Chapnik B, Poli P. (2005). Diagnosis of observation, background and analysis error statistics in observation space. *Q. J. R. Meteorol. Soc.* 131: 3385-3396.

Desroziers G, Arbogast E, Berre L. 2016. Improving spatial localization in 4DEnVar. Q. J. R. Meteorol. Soc. 142: 3171–3185. https://doi.org/10.1002/qj.2898.

Duan, Q., Di, Z., Quan, J., Wang, C., Gong, W., Gan, Y., Ye, A., Miao, C., Miao, S., Liang, X., & Fan, S. (2017). Automatic Model Calibration: A New Way to Improve Numerical Weather Forecasting, *Bulletin of the American Meteorological Society*, 98(5), 959-970. Retrieved Feb 27, 2021, from https://journals.ametsoc.org/view/journals/bams/98/5/bams-d-15-00104.1.xml

Houtekamer PL, Mitchell HL, Deng X. (2009). Model error representation in an operational ensemble Kalman filter. *Mon. Weather Rev.* 137: 2126-2143.

Ju Y, Zhang C, Ma L. Artificial intelligence metamodel comparison and application to wind turbine airfoil uncertainty analysis. *Advances in Mechanical Engineering*. May 2016. doi:10.1177/1687814016647317

Ollinaho, P., S.-J. Lock, M. Leutbecher, P. Bechtold, A. Beljaars, A. Bozzo, R. M. Forbes, T. Haiden, R. J. Hogan, and I. Sandu (2017): Towards process-level representation of model uncertainties: stochastically perturbed parametrizations in the ECMWF ensemble. Quart. J. Roy. Meteor. Soc., 143, 408–422.