

PROJET DE FIN D'ETUDES

INGENIEURS DE L'ECOLE NATIONALE DE LA METEOROLOGIE

FICHE DE PROPOSITION DE SUJET

Titre du sujet proposé :

Exploration du filtre de Kalman paramétrique pour la prise en compte de l'incertitude du transport

Organisme ou service proposant le sujet :
DESR/CNRM/GMGEC/PLASMA

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 : **Pannekoucke**

Prénom : Olivier

téléphone :

Mél : **olivier.pannekoucke@meteo.fr**

Autres responsables :

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

Le stage peut-il être effectué à distance ? :

1) Description du sujet – livrables attendus

Les méthodes d'ensemble sont devenues l'outil principal pour explorer les incertitudes de prévision et d'assimilation de données. Pourtant si l'utilisation des ensembles est essentielle pour l'exploration probabiliste à moyenne échéance, des alternatives existent qui pourraient être utilisées dans le cadre de l'assimilation de données. En effet, pour les besoins de l'assimilation, un nombre conséquent de membres est nécessaire afin de caractériser la matrice de covariance d'erreur de prévision. Cela représente un coût de calcul important pour au final ne retenir que quelques statistiques. De plus les membres sont souvent calculés à basse résolution, ce qui peut introduire de multiples erreurs de modèle, non nécessairement caractéristique du modèle à pleine résolution.

Ces dernières années une nouvelle approche a été introduite pour caractériser la matrice de

covariance d'erreur de prévision et son évolution temporelle. Il s'agit du filtre de Kalman paramétrique (PKF) dans laquelle la matrice de covariance d'erreur de prévision est modélisée à l'aide d'un modèle de covariance. Ainsi, pour décrire l'évolution des statistiques d'erreur il suffit de décrire l'évolution des paramètres du modèle de covariance, ce qui revient à résoudre quelques équations supplémentaires – sans ensemble – et donc à un coût numérique très réduit (Pannekoucke et al. 2016). En particulier, en considérant un modèle de covariance paramétré par la variance et l'anisotropie, pour une équation de transport, il suffit de déterminer la dynamique de la variance (1 équation) et la dynamique des anisotropies (1 équation en 1D, 3 équations en 2D, 6 équations en 3D), moins cher que la centaine de prévisions nécessaires pour un ensemble.

Cette approche paramétrique s'est montrée très compétitive par rapport au filtre de Kalman d'ensemble pour des problèmes de transport (Pannekoucke 2021) ; et a également permis de caractériser une part de l'erreur de modèle liée à la discrétisation numérique, responsable notamment d'une perte de variance, un point clé dans les modèles de chimie transport (Pannekoucke et al. 2021, Ménard et al. 2021). Le PKF a été étendu à des dynamiques non-linéaire, telle qu'une équation de transport non-linéaire et diffusive (Pannekoucke et al. 2018), ainsi que dans le cadre de la prévision multivariée d'espèces chimiques pour un modèle de chimie transport (Perrot et al. 2022).

L'idée du PKF est séduisante, mais se révèle difficile à mettre en œuvre car elle nécessite de caractériser la dynamique des paramètres, en fonction des équations d'évolutions. Pour faciliter l'exploration du PKF un outil de calcul symbolique a été introduit pour construire de manière automatique la dynamique des paramètres (SymPKF, Pannekoucke and Arbogast, 2021). De plus des problèmes de fermetures peuvent se rencontrer, conduisant à l'exploration par une méthode d'IA, telle que l'hybridation physique-IA et la génération automatique de réseaux de neurones (PDE-NetGen, Pannekoucke and Fablet, 2021).

L'objectif du projet est de poursuivre l'exploration du PKF en s'appuyant sur les outils déjà existants (SymPKF, PDE-NetGen), pour explorer la caractérisation de la dynamique des incertitudes dans un modèle de transport d'un traceur (polluant) par un vent incertain, mais caractérisé par des statistiques d'erreurs connues. Il s'agit d'un point essentiel pour la prévision et l'assimilation en qualité de l'air où l'incertitude de transport est importante. Ce travail s'inscrit dans le cadre du projet INSU-LEFE « Multivariate Parametric Kalman Filter (MPKF) ». Cette thématique est fortement liée à la construction de modèle sous incertitudes (Mémin, 2014 ; Resseguier et al. 2017).

Pour ce travail, on cherchera à exprimer les équations de la dynamique des paramètres (variance et anisotropie), ce qui peut conduire à fermer les systèmes si nécessaire (fermeture analytique ou fermeture par IA) ; puis à comparer la prévision des incertitudes à celles diagnostiquées par un ensemble de grande taille (par exemple 6400 membres pour limiter les erreurs d'estimation induite par l'échantillonnage). On travaillera en 1D ou en 2D.

Références :

- O. Pannekoucke and P. Arbogast, "SymPKF (v1.0): a symbolic and computational toolbox for the design of parametric Kalman filter dynamics," *Geosci. Model Dev.*, 14, 5957–5976, 2021 doi: <https://doi.org/10.5194/gmd-14-5957-2021>
- R. Ménard, S. Skachko, and O. Pannekoucke, "Numerical discretization causing error variance loss and the need for inflation," *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, Aug. 2021, doi: <https://doi.org/10.1002/qj.4139>
- E. Memin, "Fluid flow dynamics under location uncertainty," *Geophysical Astrophysical Fluid Dynamics*, 2014, doi: 10.1080/03091929.2013.836190.
- O. Pannekoucke, An anisotropic formulation of the parametric Kalman filter assimilation, *Tellus A: Dynamic Meteorology and Oceanography*, vol. 73, no. 1, pp. 1–27, Jan. 2021, doi: <https://doi.org/10.1080/16000870.2021.1926660>.
- O. Pannekoucke and R. Ménard, M. El Aabaribaoune and M. Plu, A methodology to obtain model-error covariances due to the discretization scheme from the parametric Kalman filter perspective, *Nonlin. Processes Geophys.*, 28, 1–22, 2021. <https://doi.org/10.5194/npg-28-1-2021>

- O. Pannekoucke and R. Fablet, PDE-NetGen 1.0: from symbolic PDE representations of physical processes to trainable neural network representations, Geosci. Model Dev., 13, 3373–3382, 2020. <https://doi.org/10.5194/gmd-13-3373-2020>,
- O. Pannekoucke; Bocquet, M. & Ménard, R. Parametric covariance dynamics for the nonlinear diffusive Burgers equation Nonlinear Processes in Geophysics, 1-21. (2018) <https://doi.org/10.5194/npg-25-481-2018>
- O. Pannekoucke, S. Ricci, S. Barthelemy, R. Menard and O. Thual, Parametric Kalman filter for Chemical Transport Models. Tellus A, 68:31547, (2016). <https://doi.org/10.3402/tellusa.v68.31547>
- V. Resseguier, E. Mémin, and B. Chapron, “Geophysical flows under location uncertainty, Part I Random transport and general models,” Geophysical & Astrophysical Fluid Dynamics, vol. 111, no. 3, pp. 149–176, May 2017, doi: 10.1080/03091929.2017.1310210.

Codes associés :

- O. Pannekoucke [SymPKF: a symbolic and computational toolbox for the design of parametric Kalman filter dynamics](#)
- O. Pannekoucke [PDE-NetGen: from symbolic PDE representations of physical processes to trainable neural network representations](#)

2) lieu du stage, durée ou période

DESR/CNRM/GMGEC/PLASMA ou DESR/ENM/C3M suivant place disponible ou faciliter d'encadrement.

Durée habituelle pour un PFE (suivant scolarité étudiant démarage attendu courant Janvier-Février), donc 5-6 mois.