Fiche de stage de recherche Master II

Intitulé : **Reconstruction du mélange turbulent dans l'Atlantique équatorial : apport du machine learning**

Encadrants : Mathieu Gentil (CR IRD), Siméon Brout (Doctorant CNRS), Florent Gasparin (CR IRD)
Lieu du stage : LEGOS/Observatoire Midi-Pyrénées, Toulouse, 31400

La langue d'eau froide équatoriale atlantique, qui se développe de mai à septembre, influence la mise en place et l'intensité de la mousson ouest-africaine. Elle a ainsi des conséquences directes pour l'agriculture des pays riverains (Caniaux et al., 2011). Son refroidissement est dû en grande partie au flux de chaleur diapycnal à la base de la couche de mélange, i.e., la quantité de chaleur transmise verticalement par le mélange océanique, dont la représentation reste une source d'incertitude majeure dans les modèles de climat (Richter, 2015).

La turbulence intervient à des échelles centimétriques, ce qui limite la disponibilité des mesures directes, qui restent rare et discontinues. Le mélange est donc souvent estimé à partir de grandeurs physiques de plus grande échelle à l'aide de **paramétrisations diagnostiques,** comme celles fondées sur le nombre de Richardson $Ri = N^2/S^2$. Ce nombre est un critère de stabilité : pour $Ri > 1/4$, la stratification (N^2) domine et stabilise la colonne d'eau ; pour $Ri < 1/4$, le cisaillement vertical des courants (S^2) l'emporte et favorise le développement d'instabilités. Hummels (2012) a montré que la plupart de ces schémas (Pacanowski & Philander, 1981 ; Large et al., 1994 ; Zaron & Moum, 2009) surestimaient le flux de chaleurRécemment, Iyer et al. (2025) ont reconstruit le mélange par réseaux de neurones, entraînés sur plus de 15 ans de mesures de turbulence issues de capteurs χpods sur les mouillages équatoriaux. Cette approche reproduit la dispersion du mélange à Ri donné, mais reste limitée aux profondeurs des χpods. Elle ne fournit donc pas la **structure verticale du mélange**, **qui détermine la redistribution de la chaleur entre la surface et l'océan plus profond.**

Les deux questions principales abordées sont :

1. Dans quelle mesure le **machine learning** permet-il de reconstruire le mélange turbulent et sa **structure verticale** à partir d'observations conventionnelles (température, salinité, courants, vents) ?
2. Quel est son apport par rapport aux **paramétrisations diagnostiques** basées sur Ri ?

Ce stage s'appuie sur les mouillages PIRATA à 0°N-23°W et 0°N-10°W. Ces mouillages mesurent la température, la salinité, les courants, le vent et les flux de surface. Depuis 2014, ils sont équipés de χpods, qui mesurent la turbulence à des profondeurs ponctuelles sur de longues séries temporelles (>10 ans). En complément, plusieurs centaines de profils de microstructure (VMP) renseignent la structure verticale de la turbulence. Ils sont issus des campagnes historiques et de campagnes plus récentes (e.g., PIRATA mars 2026 et prévue en mars 2027).

Après une première phase bibliographique et de prise en main des outils d'analyse (Python) et des jeux de données, le stage pourra s'organiser selon quatre axes :

1. **Reproduction de l'approche d'Iyer et al. (2025)** aux mouillages de 23°W et 10°W : entraîner un réseau de neurones simple (Perceptron Multi-couches (MLP)) sur les séries de turbulence des χpods pour prédire la diffusivité turbulente à partir des variables mesurées (T, S, courants, vent), aux profondeurs des χpods.
2. **Extension verticale** sur les 200 premiers mètres, afin de restituer la structure verticale du mélange. Les profils VMP serviront à l'entraînement et à la validation d'une approche basée tout d'abord sur des MLPs, que l'on pourra affiner pour obtenir des quantifications d'incertitudes à l'aide de méthodes ensemblistes (Processus Gaussiens, Réseaux de neurones bayésiens…).
3. **Comparaison aux paramétrisations diagnostiques** basées sur Ri, afin d'évaluer l'apport et les limites du machine learning par rapport à ces méthodes conventionnelles. Une interprétation des modèles sera faite pour quantifier les contributions des paramètres d'entrée aux résultats en sortie. Ces contributions pourront ainsi comparés avec celles issues des paramétrisations physiques.
4. **Sensibilité à la résolution des données** : évaluer la sensibilité de la reconstruction à la résolution verticale des données d'entrée (espacement des capteurs T/S, taille des cellules ADCP), afin de déterminer les configurations d'observation qui permettent d'estimer correctement le mélange.

Ce stage de 6 mois sera finalisé par l'écriture d'un rapport. Le suivi d'un module de Machine Learning est requis.

Références :

Caniaux, G., et al. (2011). Coupling between the Atlantic cold tongue and the West African monsoon in boreal spring and summer. *J. Geophys. Res.*, 116, C04003.
Hummels, R. (2012). *On the variability of turbulent mixing within the upper layers of the Atlantic Cold Tongue region*. Thèse de doctorat, Université de Kiel.
Iyer, S et al. (2025). Predicting ocean turbulence across orders of magnitude using neural networks trained on multiyear observations. *Artif. Intell. Earth Syst.*, 4.
Large, et al. (1994). Oceanic vertical mixing: A review and a model with a nonlocal boundary layer parameterization. *Rev. Geophys.*, 32, 363–403.
Pacanowski, R. C., & Philander, S. G. H. (1981). Parameterization of vertical mixing in numerical models of tropical oceans. *J. Phys. Oceanogr.*, 11, 1443–1451.
Richter, I. (2015). Climate model biases in the eastern tropical oceans: Causes, impacts and ways forward. *WIREs Clim. Change*, 6, 345–358.
Zaron, E. D., & Moum, J. N. (2009). A new look at Richardson number mixing schemes for equatorial ocean modeling. *J. Phys. Oceanogr.*, 39, 2652–2664.