

# Interprétation des données VMS et estimations d'abondance

Dedah Ahmed Babou

Sous la direction de : Nicolas BEZ

29 juin 2017



# Introduction

## Problématique d'estimation d'abondance

- Suivi scientifique onéreux
- Irrégularité des campagnes scientifiques et faible couverture spatio-temporelle
- Évaluation ne fournissant qu'une ou deux estimations d'abondance par an



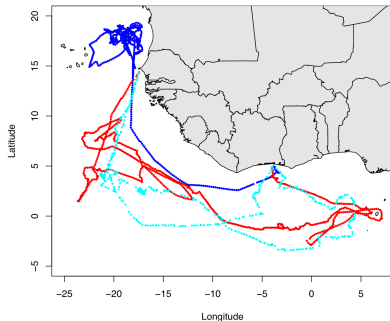
# Données et leur usage

## Données disponibles

- 38 bateaux thoniers
- Période 2006-2015

## VMS comme alternative

- Interprétation des trajectoires
- Positionnement fine des activités  
==> Possibilité d'un calcul plus précis de l'effort



# Méthodes

## Modèles semi-markovien

- Chaînes semi-Markoviennes cachées avec observations multivariées
- Comparer des densités de temps de séjour paramétriques et non paramétriques
- Évaluer les inférences par algorithmes EM (Expectation-Maximisation)

## Modèle à cinq états

- Données de jours et de nuits
- Pêche, Recherche, Route/jour, Route/Nuit et arrêt/Nuit



# Méthodes

## Modèles semi-markovien

- Chaînes semi-Markoviennes cachées avec observations multivariées
- Comparer des densités de temps de séjour paramétriques et non paramétriques
- Évaluer les inférences par algorithmes EM (Expectation-Maximisation)

## Modèle à cinq états

- Données de jours et de nuits
- Pêche, Recherche, Route/jour, Route/Nuit et arrêt/Nuit



# Méthodes

## Modèles semi-markovien

- Chaînes semi-Markoviennes cachées avec observations multivariées
- Comparer des densités de temps de séjour paramétriques et non paramétriques
- Évaluer les inférences par algorithmes EM (Expectation-Maximisation)

## Modèle à cinq états

- Données de jours et de nuits
- Pêche, Recherche, Route/jour, Route/Nuit et arrêt/Nuit



## Algorithme EM

- Méthodologie s'inscrivant dans le cadre du MV
- S'applique généralement aux problèmes à données incomplètes
  - Si impossible de maximiser la vraisemblance
- Propriétés de l'algo EM :
  - Procédure itérative
  - Augmentation de la vraisemblance à chaque itération



# Résultats d'application aux données VMS

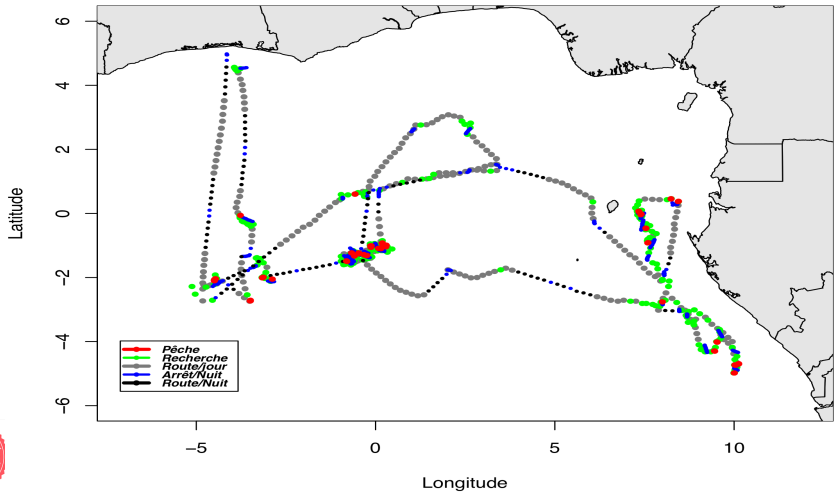
## Sensibilité au choix des paramètres

- Estimation non sensible par rapport :
  - Probabilités initiales
  - Matrice de transition initiale
  - Paramètres initiaux de la densité de séjour

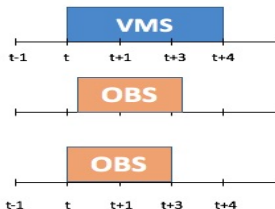




# Modèle à cinq états



# Procédure de validation avec BD observateur



## Matrice de confusion

$$V_p = \frac{Nb[VMS_{p\hat{e}che} | OBS_{p\hat{e}che}]}{Nb(OBS_{p\hat{e}che})}$$

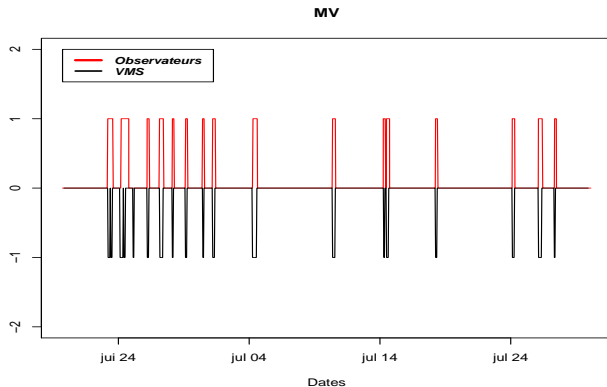
$$F_n = \frac{Nb[VMS_{nop\hat{e}che} | OBS_{p\hat{e}che}]}{Nb(OBS_{p\hat{e}che})}$$

$$F_p = \frac{Nb[VMS_{p\hat{e}che} | OBS_{nop\hat{e}che}]}{Nb(OBS_{nop\hat{e}che})}$$

$$V_n = \frac{Nb[VMS_{nop\hat{e}che} | OBS_{nop\hat{e}che}]}{Nb(OBS_{nop\hat{e}che})}$$



# Modèle à cinq états : Avec EM



# Résultats de validation : Matrices de confusion

## Avec algo EM :

		Indien					Atlantique		
		Observateur					Observateur		
		Pêche	Non pêche	Total			Pêche	Non pêche	Total
VMS	Pêche	14	4	18	VMS	Pêche	20	3	23
	Non pêche	2	13	15		Non pêche	2	20	22
	Total	16	17	33		Total	22	23	45

- 82% et 89% de bonnes prédictions
- Plus de faux positifs que de faux négatifs



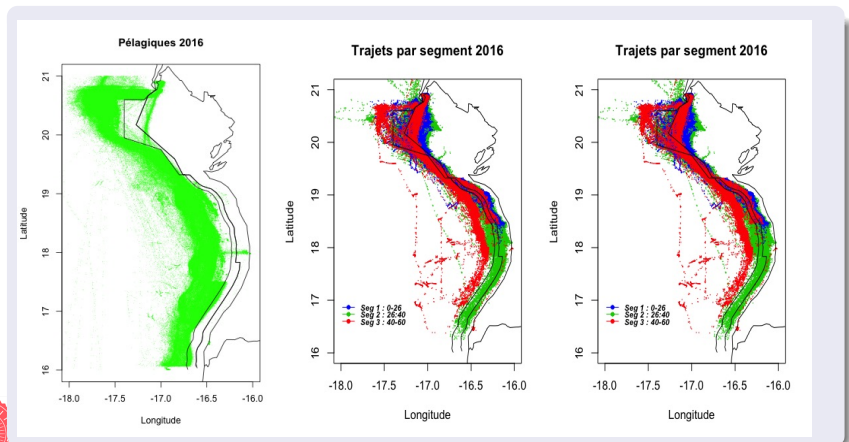
# Conclusion

## Approche mise en œuvre

- Analyse et valorisation de données VMS pour décrire le comportement de bateaux ;
- Exploitation de la force des chaînes de Markov cachées pour estimer des états non observés ;
- Classification des trajectoires en se référant au comportement ;
  - D'où l'effort de pêche réel



# Perspectives : Données VMS de la ZEEM



# Merci pour votre attention

