



Simulation des fréquentations de plaisirance dans le Bassin d'Arcachon : complémentarité des données et des méthodes quali-quantit

Kimberley Cloirec^(1,2), Antoine Le Doeuff^(1,2), Frédéric Audard^(1,2), Caroline Bontet^(3,4), Cyril Tissot^(2,5), Ingrid Peuziat^(1,2), Nicolas Le Corre^(1,2), Kévin Leleu^(3,4), Guilhem Autret⁽⁴⁾

1 : Université de Bretagne Occidentale

2 : UMR 6454 LETG Brest – Littoral, Environnement, Télédétection, Géomatique

3 : Office Français de la Biodiversité (OFB)

4 : OFB – Parc Naturel Marin du Bassin d'Arcachon

5 : CNRS – Centre National de la Recherche Scientifique



kimberley.cloirec@univ-brest.fr
antoine.ledoeuff@univ-brest.fr
frédéric.audard@univ-brest.fr

Avec le soutien de

CONTEXTE

Parc Naturel Marin du Bassin d'Arcachon (PNM-BA)



435 km²

25%
Surface exposée
à marée basse



17 000

Hivernation
Bernaches cravants
en 2024
(*Branta bernicla*)



48%
des
herbiers marins
nationaux

5% de la
capacité de
mouillage national

3 600
de concessions
ostréicoles



**PLAN DE
GESTION**

**Programme de suivi et de
compréhension du traffic
maritime**

QUANTIFIER ET MODÉLISER LES FRÉQUENTATIONS

APPROCHE INTÉGRÉE & REPRODUCTIBLE



OBJECTIVER LES OBSERVATIONS
À FINE ÉCHELLE SPATIO-TEMPORELLE

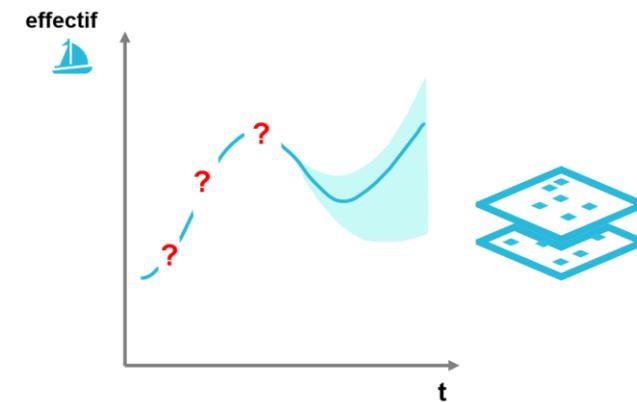


FOURNIR DES OUTILS OPERATIONNELS
POUR LA GESTION DES AMPs

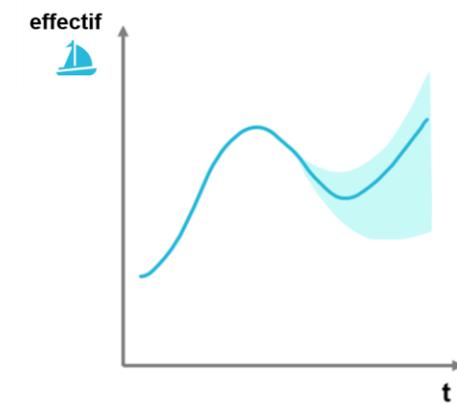
1 - COMPRENDRE



2 - EXTRAPOLER



3 - PREDIRE



RECENSER LA FRÉQUENTATION

**Granularité spatio-temporelle et
représentativité**

GRANULARITÉ SPATIO-TEMPORELLE & COMPLÉMENTARITÉ

SOURCE DE DONNÉES

Date

AIS *	2021-2023
Campagnes aériennes (Ortho, Pléiade)	2023
Comptages RESOBL0	2021
Enquêtes qualitatives RESOBL0	Juil.-Déc. 2021
Diagnostic Analyse risque Pêche	2021
Diagnostic Socio-économique Pêche Récréative	2022
Données SPATIONAV (Données non accessibles)	continu
Enquêtes et études de fréquentation de partenaires locaux	-
Enquêtes ménages-déplacements de l'agglo. Bordeaux	2009, 2017 ~2019

Représentativité

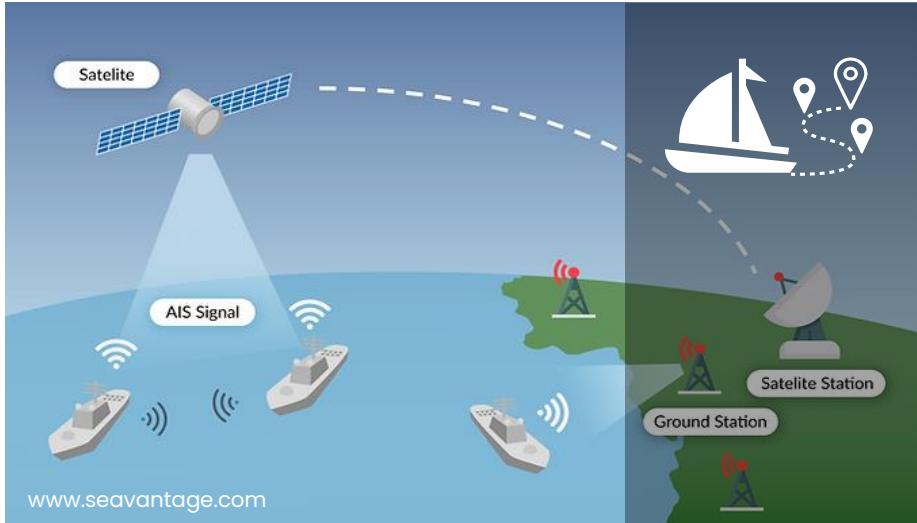


*Automatic Identification System



Données AIS

2021 - 2023



Sources de données :



Port de l'AIS
obligatoire pour :



Transports de passagers



Navires de pêche de plus de 15m



300 tonneaux de jauge brute

SOURCE DE DONNÉES

Résolution temporelle Emprise spatiale

Date

R_T

E_s

AIS	2021-2023	→	
Campagnes aériennes (Ortho, Pléiade)	2023	→	
Comptages RESOBL0	2021	→	
Enquêtes qualitatives RESOBL0	Juil.-Déc. 2021	→	
Diagnostic Analyse risque Pêche	2021	→	
Diagnostic Socio-économique Pêche Récréative	2022	→	
Données SPATIONAV (Données non accessibles)	continu	→	
Enquêtes et études de fréquentation de partenaires locaux	-	→	
Enquêtes ménages-déplacements de l'agglo. Bordeaux	2009, 2017 ~2019	→	

Continue



Partielle

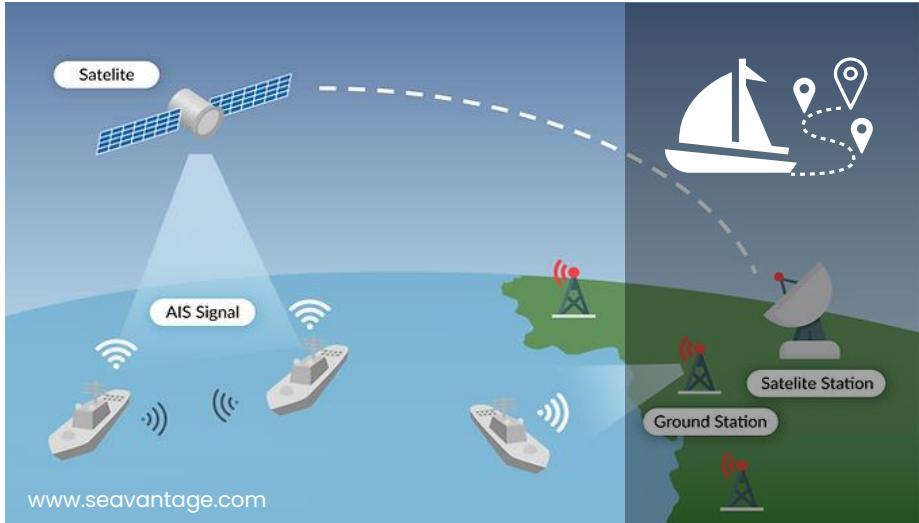


Représentativité

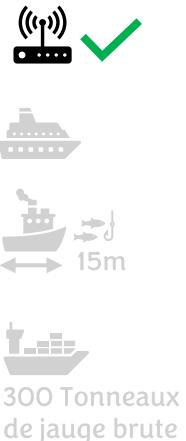


Données AIS*

2021 - 2023



Sources de données :



Part des navires ne transmettant pas l'AIS
Dépendante des zones géographiques

57% (Hague et al., 2025)

70% → 53% Plaisance
(Serra-Sogas et al., 2021)

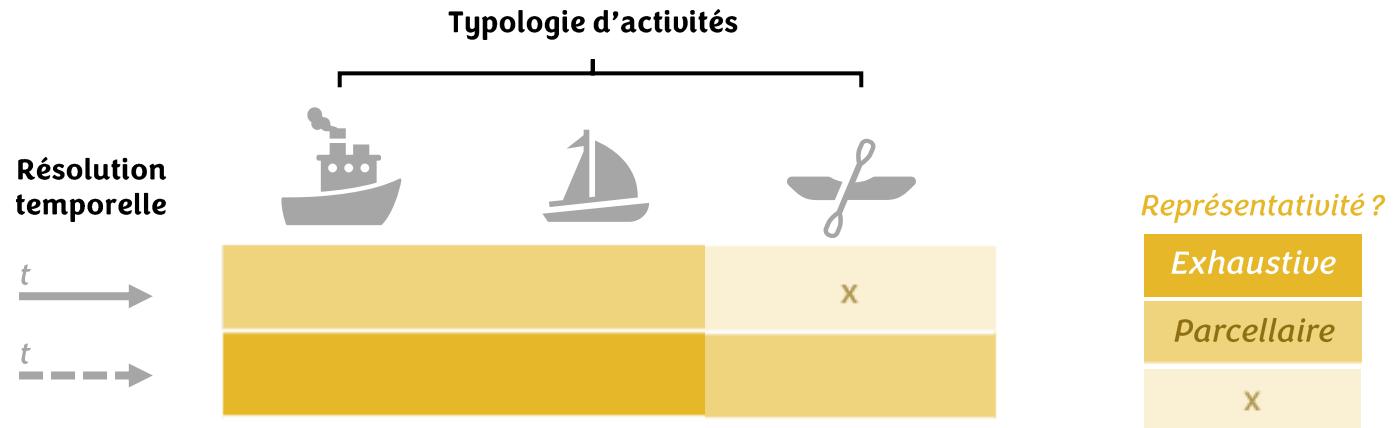
*Automatic Identification System

SOURCE DE DONNÉES	Date	R_T	E_s	Typologie d'activités			
				Pêche	Plaisance	Passagers	Sports Glisse
AIS	2021-2023	→	■				x
Campagnes aériennes (Ortho, Pléiade)	2023	→	■				
Comptages RESOBL0	2021	→	■	x		x	
Enquêtes qualitatives RESOBL0	Juil.-Déc. 2021	→	■	x		x	
Diagnostic Analyse risque Pêche	2021	→	■		x	x	x
Diagnostic Socio-économique Pêche Récréative	2022	→	■		x	x	x
Données SPATIONAV (Données non accessibles)	continu	→	■				x
Enquêtes et études de fréquentation de partenaires locaux	-	→	■				
Enquêtes ménages-déplacements de l'agglo. Bordeaux	2009, 2017 ~2019	→	■			x	

Représentativité



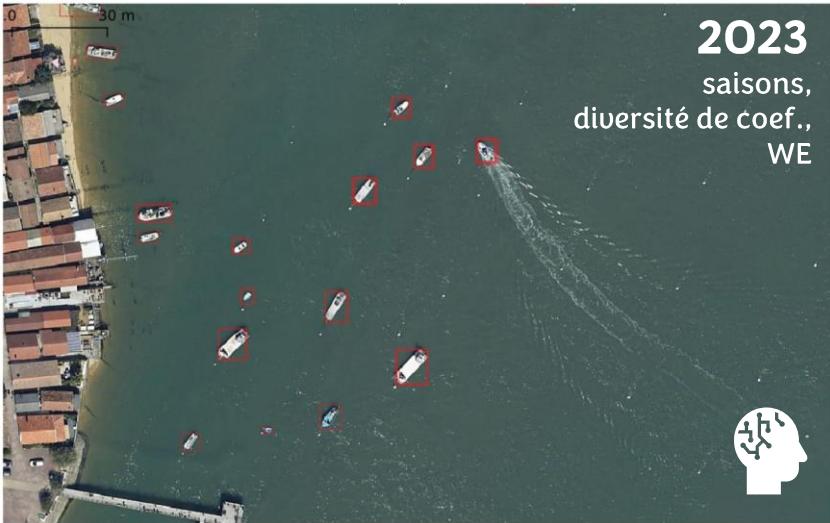
DONNÉES AIS IMAGES AÉRIENNES



facteurs limitants :
- Résolution des images
- Typologie renseignée par Marine Traffic



19 Images aériennes*



Data process:  i-Sea

* | Orthophotographies +
Images satellites Pléiade

Planification d'acquisition selon présélection de critères déterminants de fréquentation
à dire d'acteurs

ÉCHELLE D'AGRÉGATION QUOTIDIENNE



Capture instantanée



~2h survol



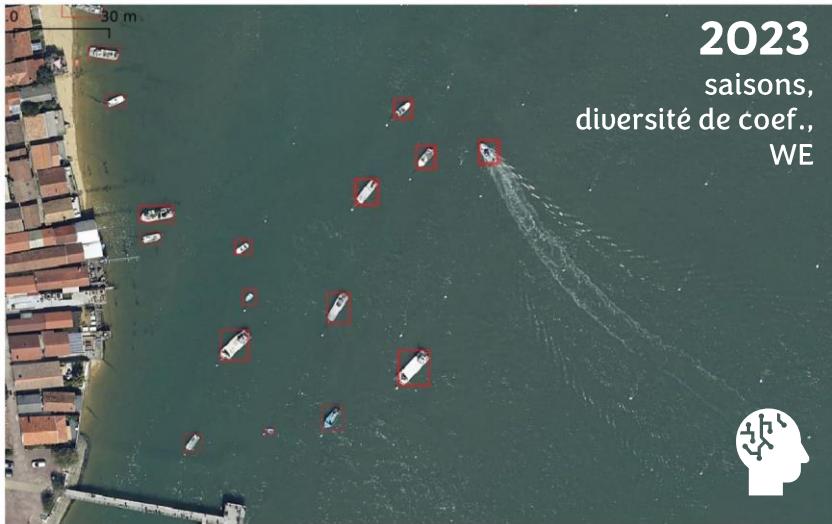
Flux continu (2–30s intervalle)



Information
temporelle

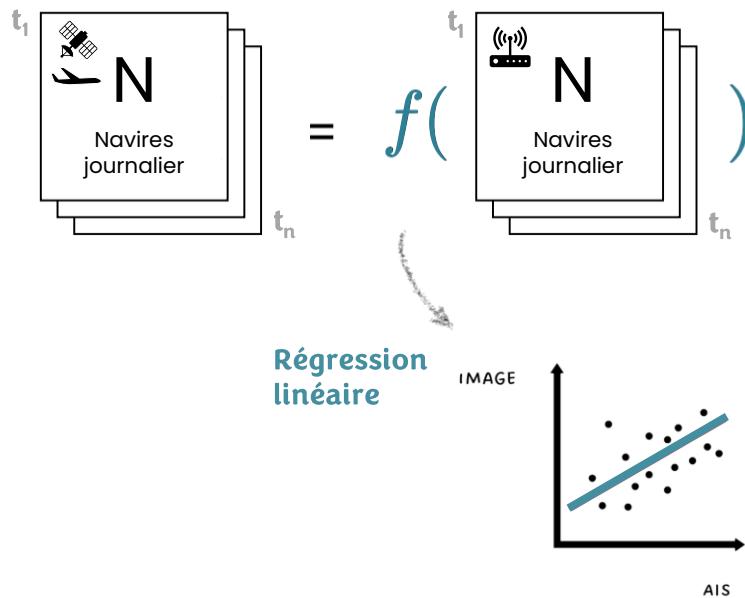


19 Images aériennes*



Data process: i-Sea

* | Orthophotographies +
Images satellites Pléiade



BIO-HYDRO-SEDIMENT MODELING PLATEFORM

MUSTANG + MARS3D + WW3®

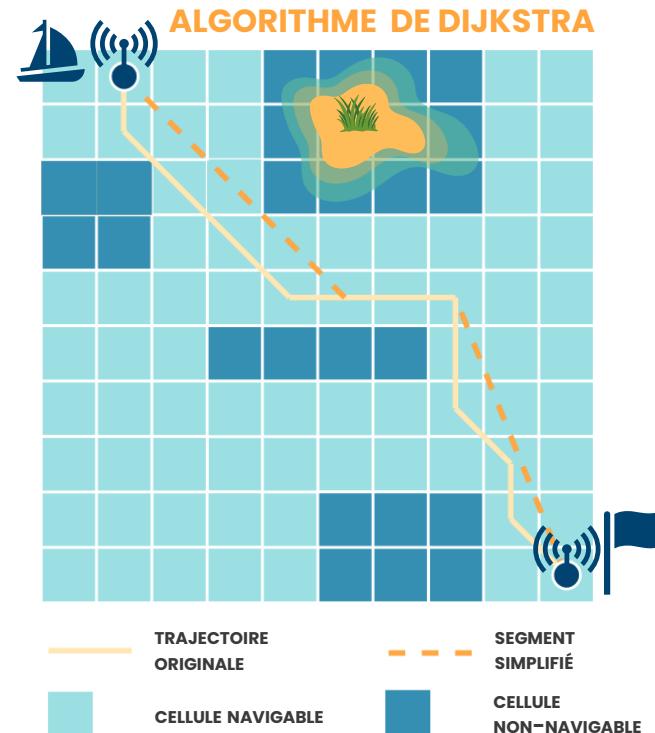
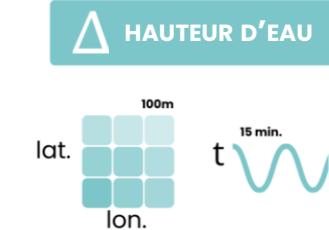
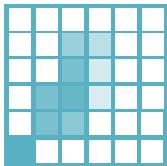
Energy dissipation

↑



Adapted from (Ganthy & Le Pevedic, 2024)

Information
spatiale



BIO-HYDRO-SEDIMENT MODELING PLATEFORM

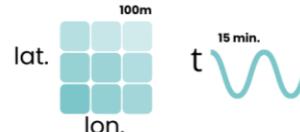
MUSTANG + MARS3D + WW3®

Energy dissipation



Adapted from (Ganthy & Le Pevedic, 2024)

HAUTEUR D'EAU

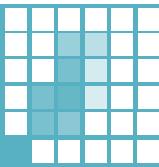


PORTS OU ZMELS

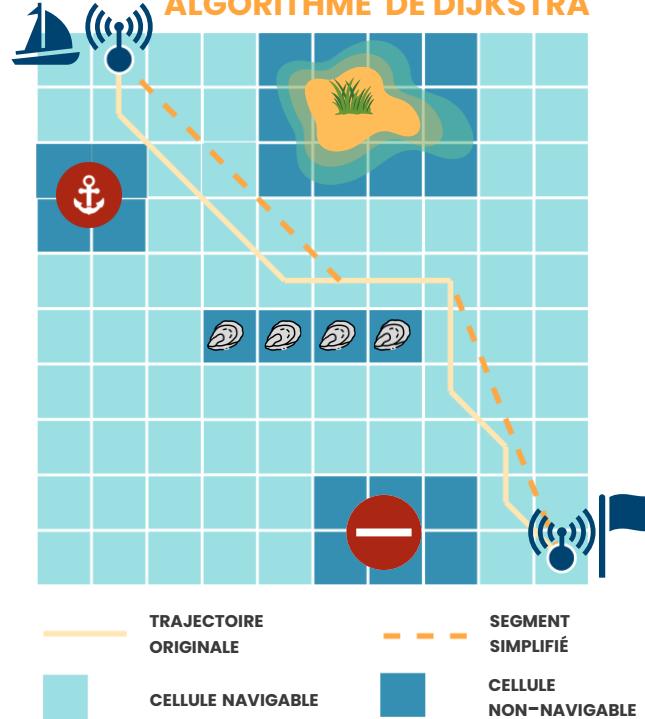
CONCESSIONS OSTRÉICOLES

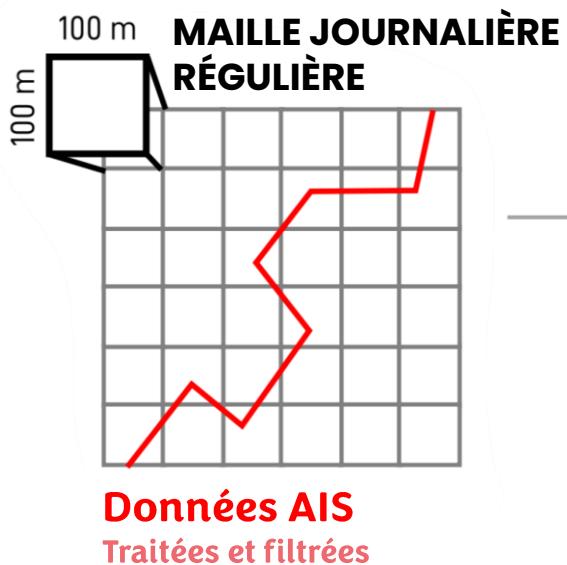
ZONE DE PROTECTION INTÉGRALE

Information
spatiale

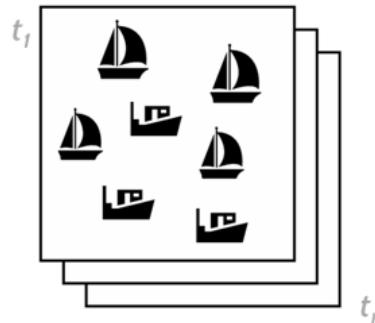


ALGORITHME DE DIJKSTRA



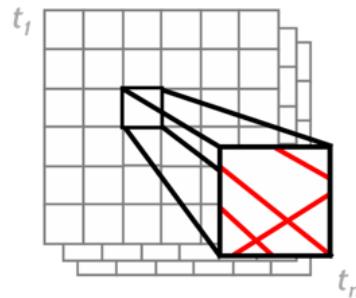


1 INDICATEUR TEMPOREL



$N_{\text{tot.}}$ Navires / jour

3 INDICATEURS SPATIO-TEMPORELS

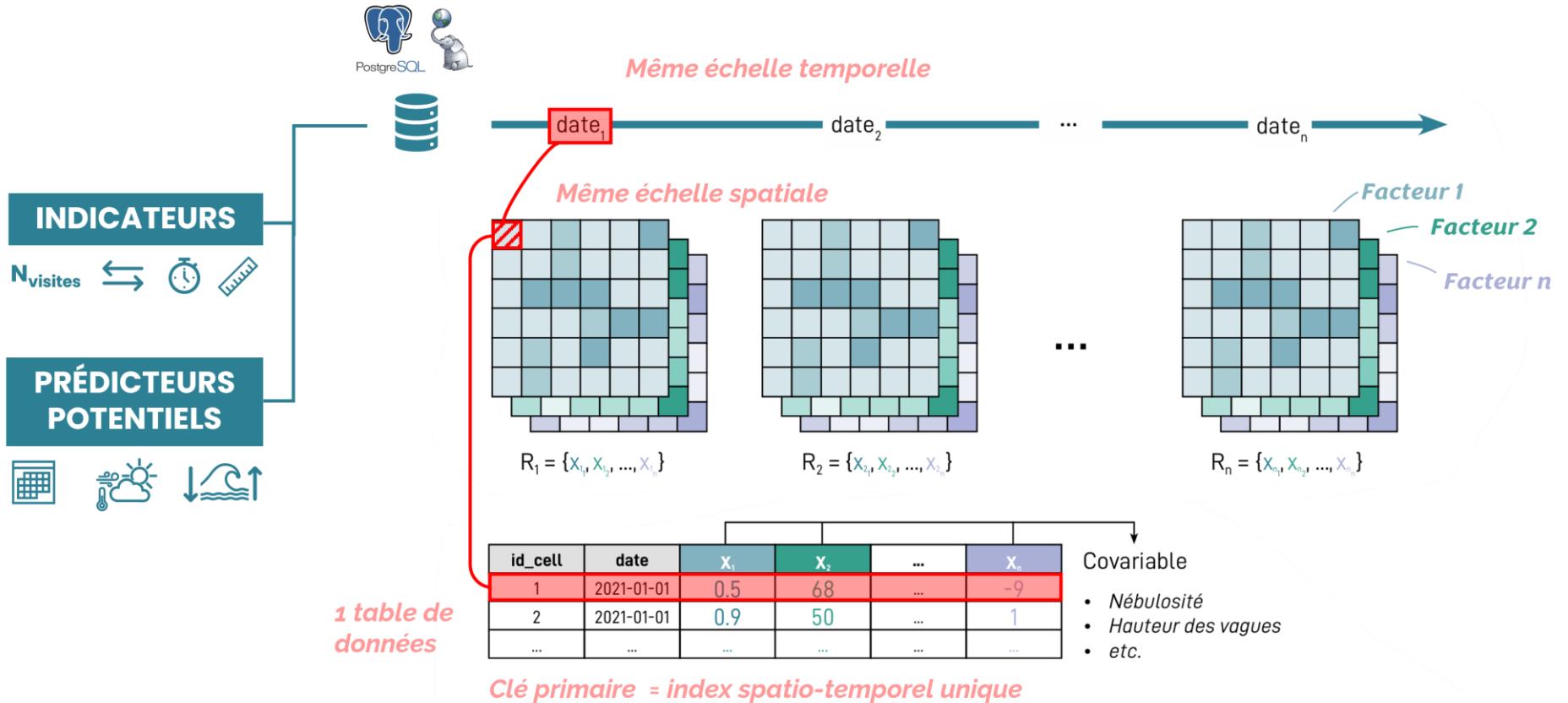


↔ Σ (Passages) / jour

📏 Σ (Distance) / jour

⌚ Σ (Temps) / jour



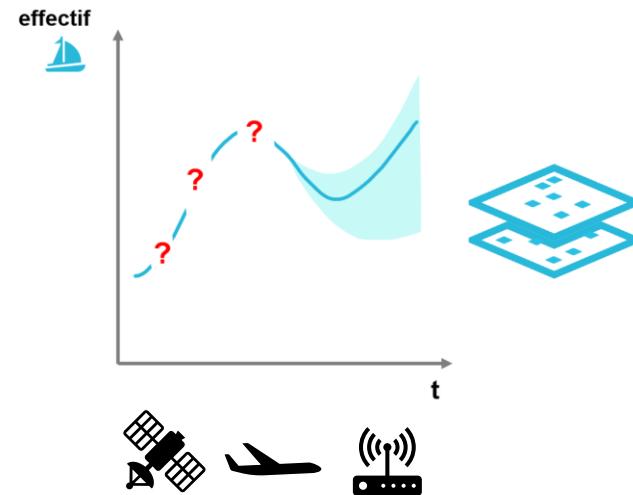


Approche hybride de
MODÉLISATION
QUANTITATIVE

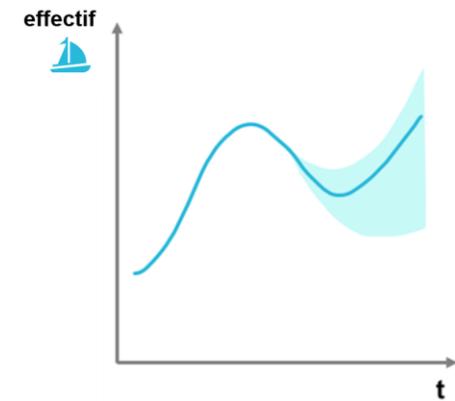
1 - COMPRENDRE



2 - EXTRAPOLER



3 - PREDIRE



1. EXPLICATIF

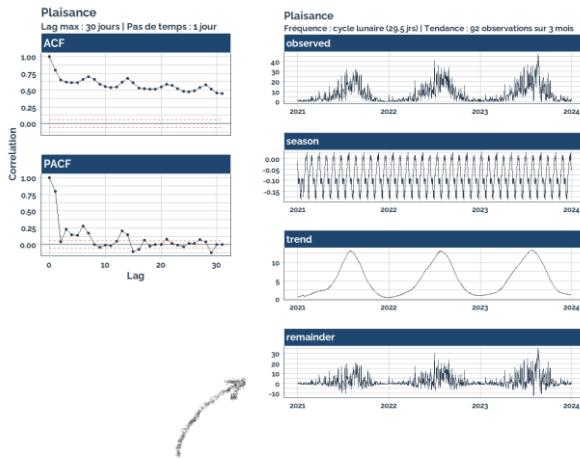
DIAGNOSTIC OBJECTIF TRI-ANNUEL

Optimiser l'ajustement pour détecter la structure,
même en cas de surajustement

Modèle statistique (GLM)

Analyse série temporelle

Autocorrélation et STL décomposition



Variance résiduelle

Variable décalée
 $j-1$
Inertie & anticipation
Moyenne ($j-1; j+1$)

Facteurs déterminants ?

Modèle GLM - Negative Binomiale Distribution

$$N_{\text{boats}} = f(\text{Covariates})$$

n = 34
Prédicteurs potentiels



1. EXPLICATIF

Modèle statistique (GLM)

DIAGNOSTIC OBJECTIF TRI-ANNUEL

Optimiser l'ajustement pour détecter la structure,
même en cas de surajustement



+ 34.8%

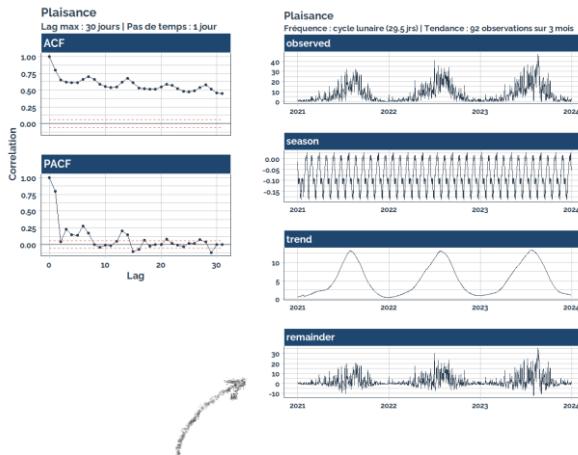


- 27%

n = 11
Prédicteurs
retenus

Analyse série temporelle

Autocorrélation et STL décomposition



Variance résiduelle

Facteurs déterminants ?

Modèle GLM - Negative Binomiale
Distribution

$$N_{\text{boats}}(t_i) = f(\text{Covariates}(t_i))$$

n = 34
Prédicteurs
potentiels

Variable décalée
 $j-1$
Inertie & anticipation
Moyenne ($j-1; j+1$)



1. EXPLICATIF

Modèle statistique (GLM)

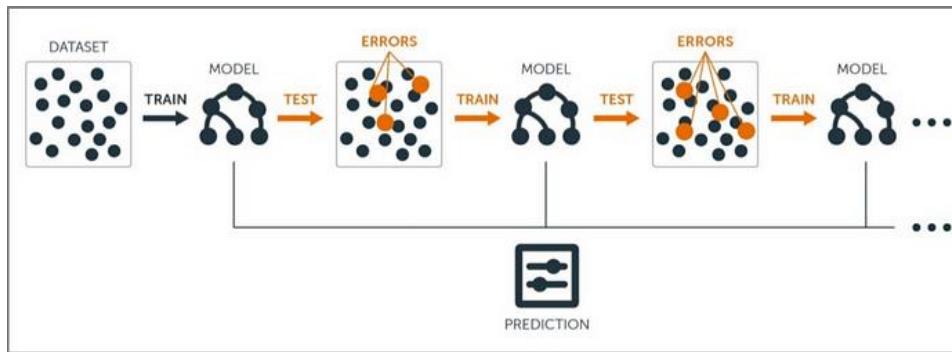
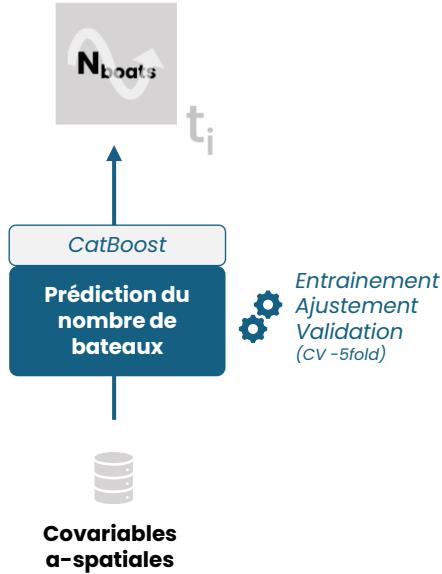
2. PREDICTIF

Machine Learning supervisé

ANTICIPER LE NOMBRE DE BATEAUX DE PLAISANCE
ÉQUIPÉS D' AIS À DES DATES ULTÉRIEURES
Optimiser la capacité de généralisation

CatBoost

Random Forest
LightGBM
XGBoost



(Gradient Boosting principle - Kumar, 2020)

1. EXPLICATIF

Modèle statistique (GLM)

2. PREDICTIF

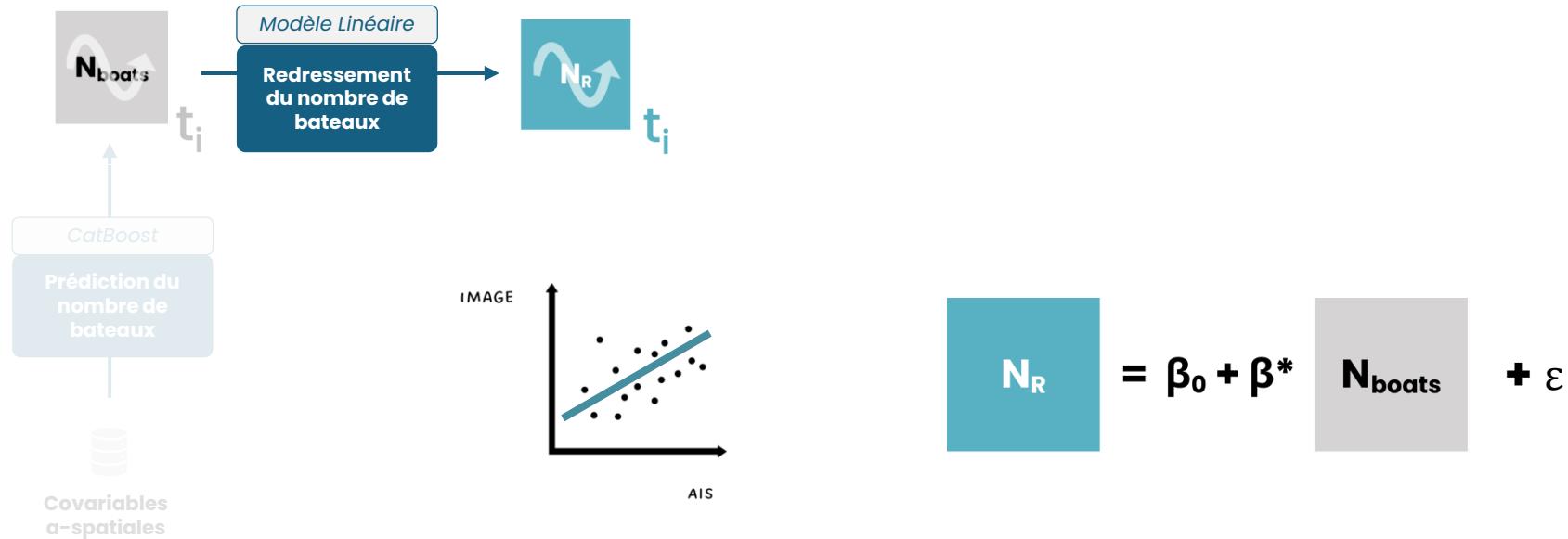
ML supervisé

3. RÉAJUSTEMENT

Modèle statistique (OLR)

CORRECTION EMPIRIQUE

Calibrer les prévisions par rapport aux observations réelles



1. EXPLICATIF

Modèle statistique (GLM)

2. PREDICTIF

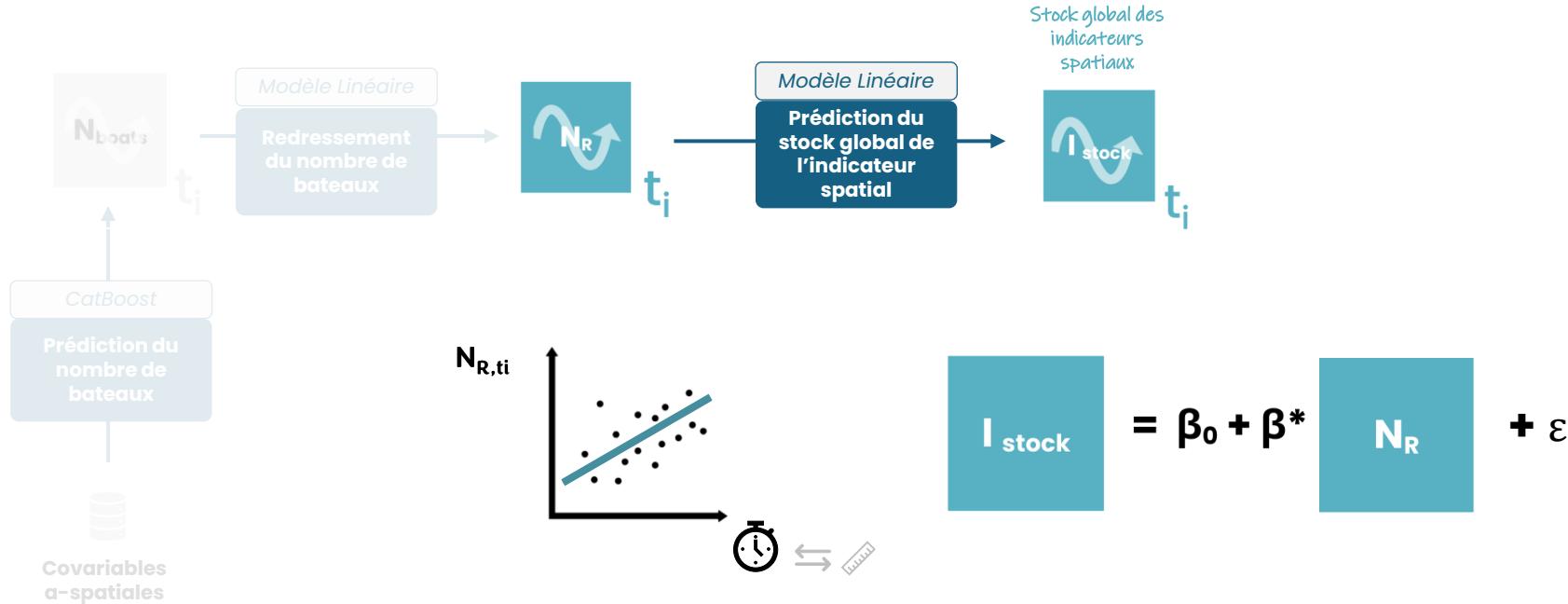
ML supervisé

3. RÉAJUSTEMENT

Modèle statistique (OLR)

CORRECTION EMPIRIQUE

Calibrer les prévisions par rapport aux observations réelles



1. EXPLICATIF

Modèle statistique (GLM)

2. PREDICTIF

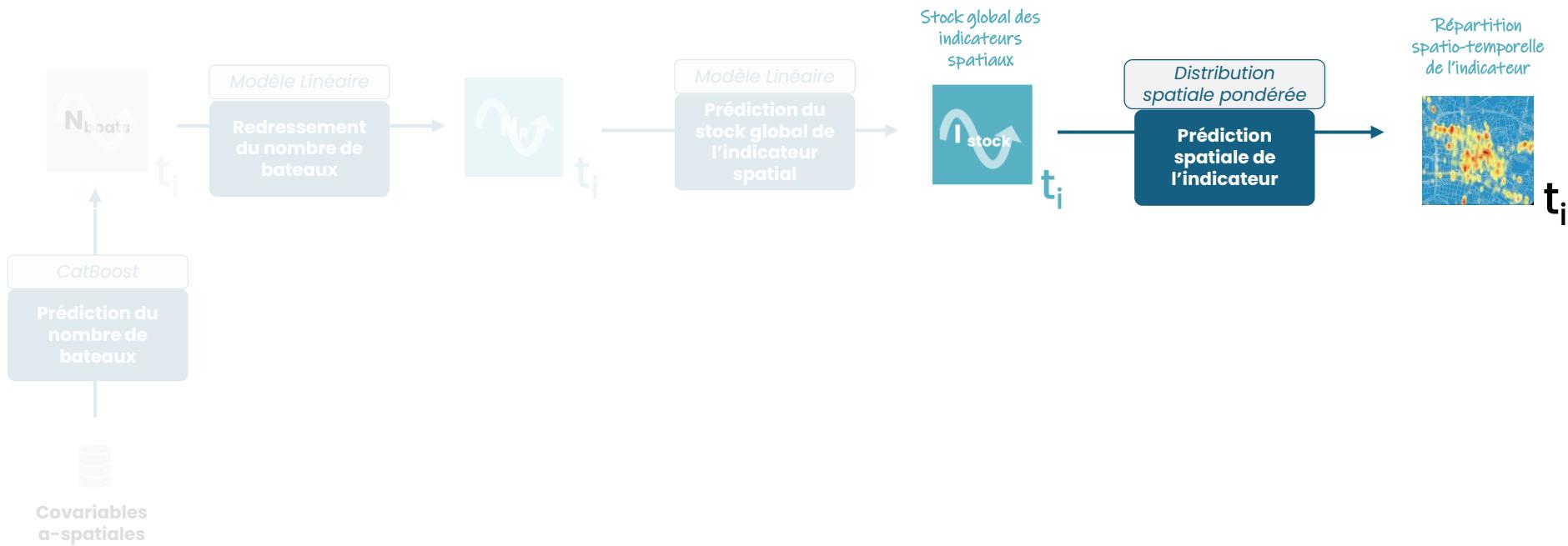
ML supervisé

3. RÉAJUSTEMENT

Modèle statistique (OLR)

4. PRÉDICTION SPATIALE

Combiner approche probabiliste et prédictive



1. EXPLICATIF

Modèle statistique (GLM)

2. PREDICTIF

ML supervisé

3. RÉAJUSTEMENT

Modèle statistique (OLR)

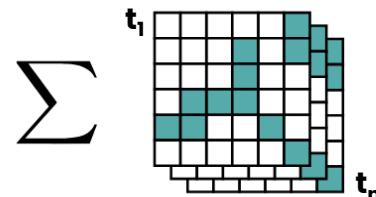
4. PRÉDICTION SPATIALE

Combiner approche probabiliste et prédictive



1. ÉVALUER LA STRUCTURE SPATIALE et non le volume/l'intensité

L'intensité absolue n'est pas fiable pour comparer plusieurs jours entre eux



Abstraction temporelle

1. EXPLICATIF

Modèle statistique (GLM)

2. PREDICTIF

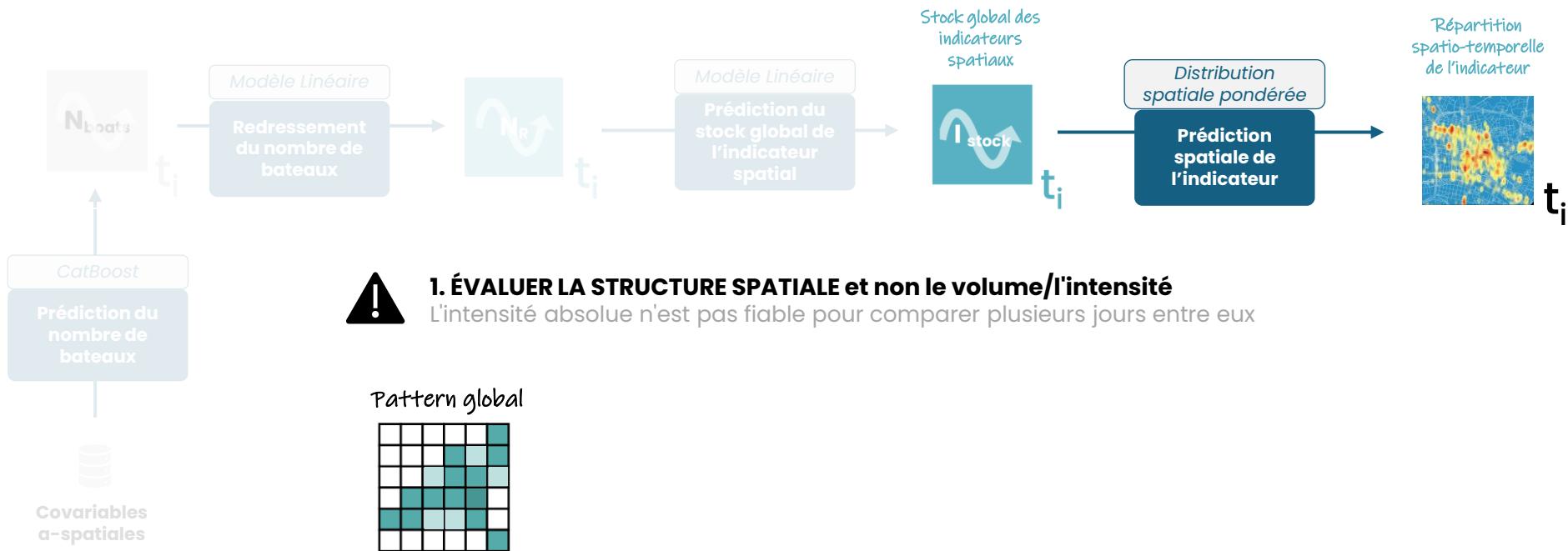
ML supervisé

3. RÉAJUSTEMENT

Modèle statistique (OLR)

4. PRÉDICTION SPATIALE

Combiner approche probabiliste et prédictive



1. ÉVALUER LA STRUCTURE SPATIALE et non le volume/l'intensité

L'intensité absolue n'est pas fiable pour comparer plusieurs jours entre eux

1. EXPLICATIF

Modèle statistique (GLM)

2. PREDICTIF

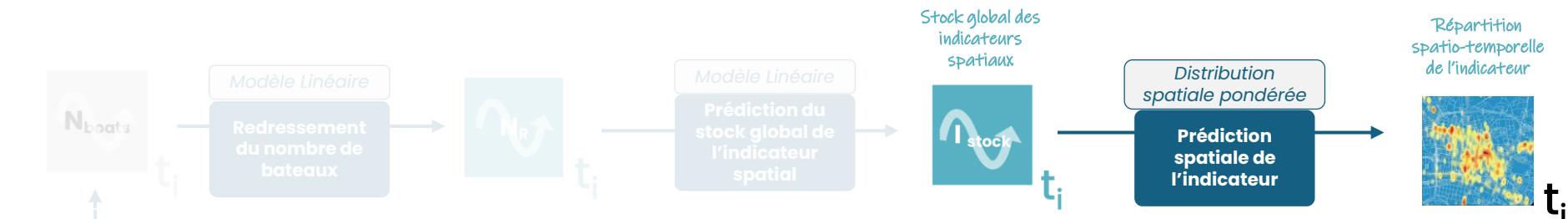
ML supervisé

3. RÉAJUSTEMENT

Modèle statistique (OLR)

4. PRÉDICTION SPATIALE

Combiner approche probabiliste et prédictive



2. RÉINTÉGRER DES MODULATIONS TEMPORELLES RÉALISTES (effet des marées semi-diurnes)

$$\text{Pattern global} \quad * \quad \text{Période de navigabilité} = \mathbf{P}_{\text{corr}} t_i$$

$f(\downarrow \swarrow \uparrow)$

The equation shows the multiplication of a global pattern matrix by a tidal navigation period matrix to produce a corrected prediction matrix $\mathbf{P}_{\text{corr}} t_i$. The tidal symbol $f(\downarrow \swarrow \uparrow)$ indicates the periodic nature of the correction factor.

1. EXPLICATIF

Modèle statistique (GLM)

2. PREDICTIF

ML supervisé

3. RÉAJUSTEMENT

Modèle statistique (OLR)

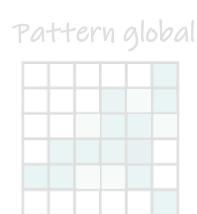
4. PRÉDICTION SPATIALE

Combiner approche probabiliste et prédictive



3. EMPREINTE SPATIALE RELATIVE

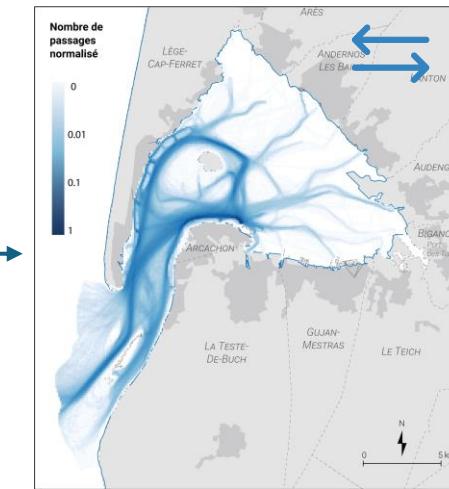
Par standardisation → probabilité de présence



$$f(\downarrow \swarrow \uparrow)$$

$$\mathbf{P}_{\text{corr}} t_i$$

STANDARDISATION



t_i 29

1. EXPLICATIF

Modèle statistique (GLM)

2. PREDICTIF

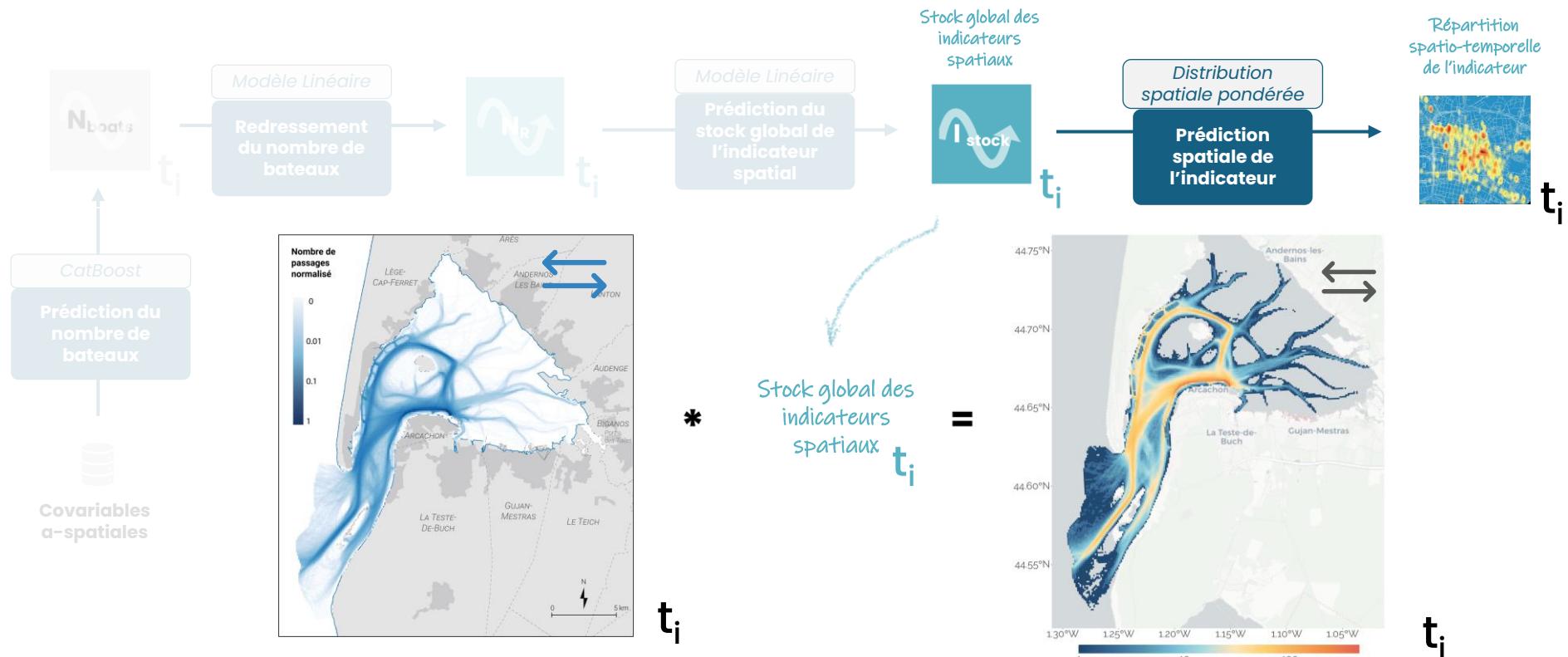
ML supervisé

3. RÉAJUSTEMENT

Modèle statistique (OLR)

4. PRÉDICTION SPATIALE

Combiner approche probabiliste et prédictive



LIMITES ET PERSPECTIVES

Conclusion de l'approche

COMPORTEMENTS
MARGINAUX NON MODÉLISÉS

- Compréhension approfondie des **dynamiques de fréquentation**
- Production d'indicateurs sur base AIS et enrichissement campagnes aériennes
→**variabilité spatio-temporelle**
- Méthodologie adaptée aux contraintes identifiées (**granularité SpTp**)
- Modèles explicatifs et prédictifs avec de **bonnes capacités à capturer les tendances**
- Fournit vision opérationnelle fréquentation + déterminants

⚠ Fréquentations récurrentes (sorties journalières multiples)

- Non modélisables avec AIS, rarement équipées AIS
- Suivi seulement par suivi aérien, mais instantané ne reflète pas le caractère récurrent

Fréquentations distinctes à la fois dans l'espace et dans le temps :

- NUC (Navires à Usages Commerciaux)
- Clubs et écoles de voile
- Clubs de plongée sous-marine

→ Besoin d'une démarche qualitative basée sur entretiens

COMPORTEMENTS MARGINAUX NON MODÉLISÉS

DÉPENDANCE DONNÉES AIS

PÉRENNITÉ DU MODÈLE

GAIN DE PERFORMANCE

COMPORTEMENTS MARGINAUX NON MODÉLISÉS

⚠ Prudence sur leur interprétation

- Couverture incomplète (quali, quanti)
- Qualité variable (hétérogénéité producteurs)
- Granularité spatio-temporelle = compromis finesse prévision / qualité

DÉPENDANCE DONNÉES AIS

PÉRENNITÉ DU MODÈLE

GAIN DE PERFORMANCE

COMPORTEMENTS MARGINAUX NON MODÉLISÉS

DÉPENDANCE DONNÉES AIS

PÉRENNITÉ DU MODÈLE

GAIN DE PERFORMANCE

⚠ Questionner la reproductibilité et la représentativité des analyses

- Evolution des pratiques
- Réévaluation des prédicteurs ?
- Inertie des données : 2021, 2022, 2023 = représentatives ?

COMPORTEMENTS MARGINAUX NON MODÉLISÉS

DÉPENDANCE DONNÉES AIS

PÉRENNITÉ DU MODÈLE

⚠ Nouvelles acquisition de données

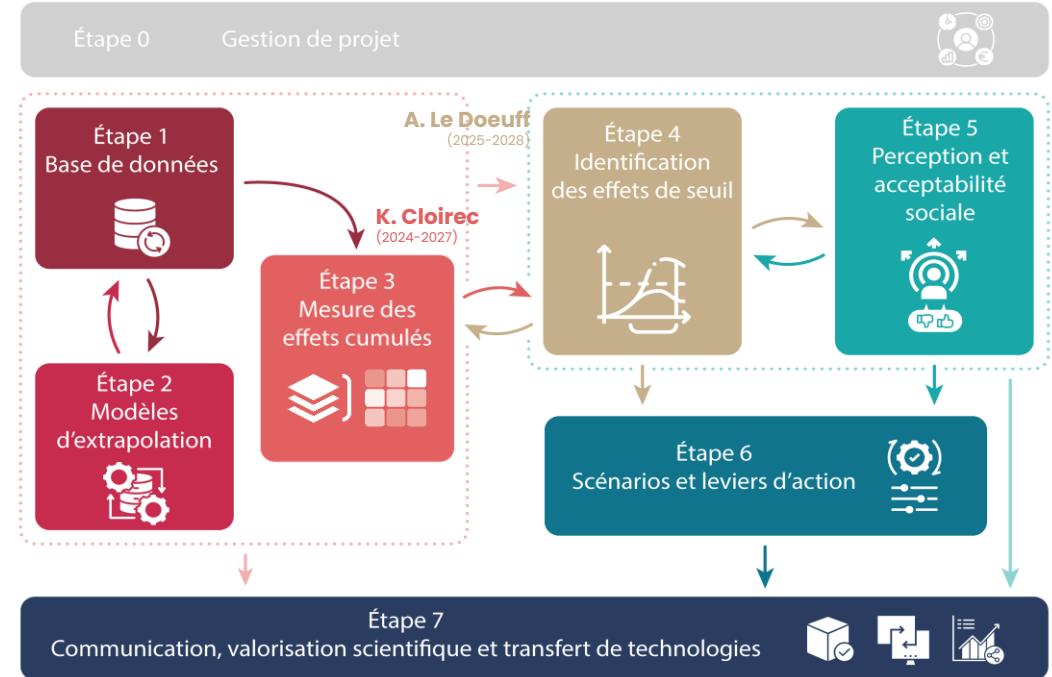
- 19 images = données de validation peu nombreuse (€)
- Résolution des images (50cm, 15cm) : ↗ détection activités
- Observation *in situ*, comptages automatiques (*Andrew et al., 2021 ; O'Hara et al., 2023*)

GAIN DE PERFORMANCE

AFFILIATION PROJET DE RECHERCHE [En phase de recherche de financement]

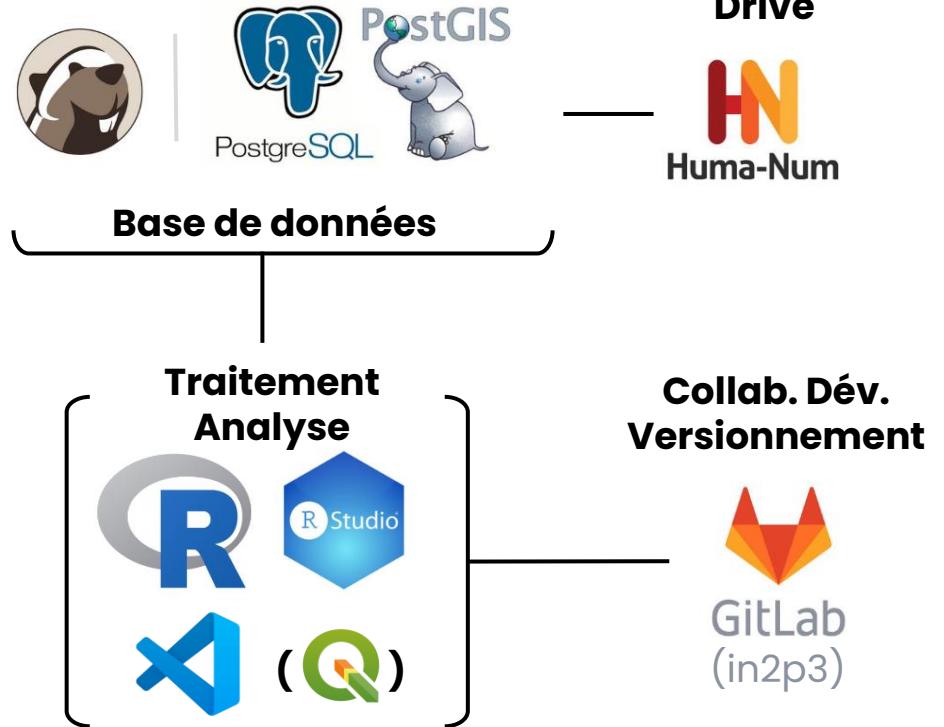


Consortium de chercheur.e.s et gestionnaires
3 projets doctoraux (1 en cours)



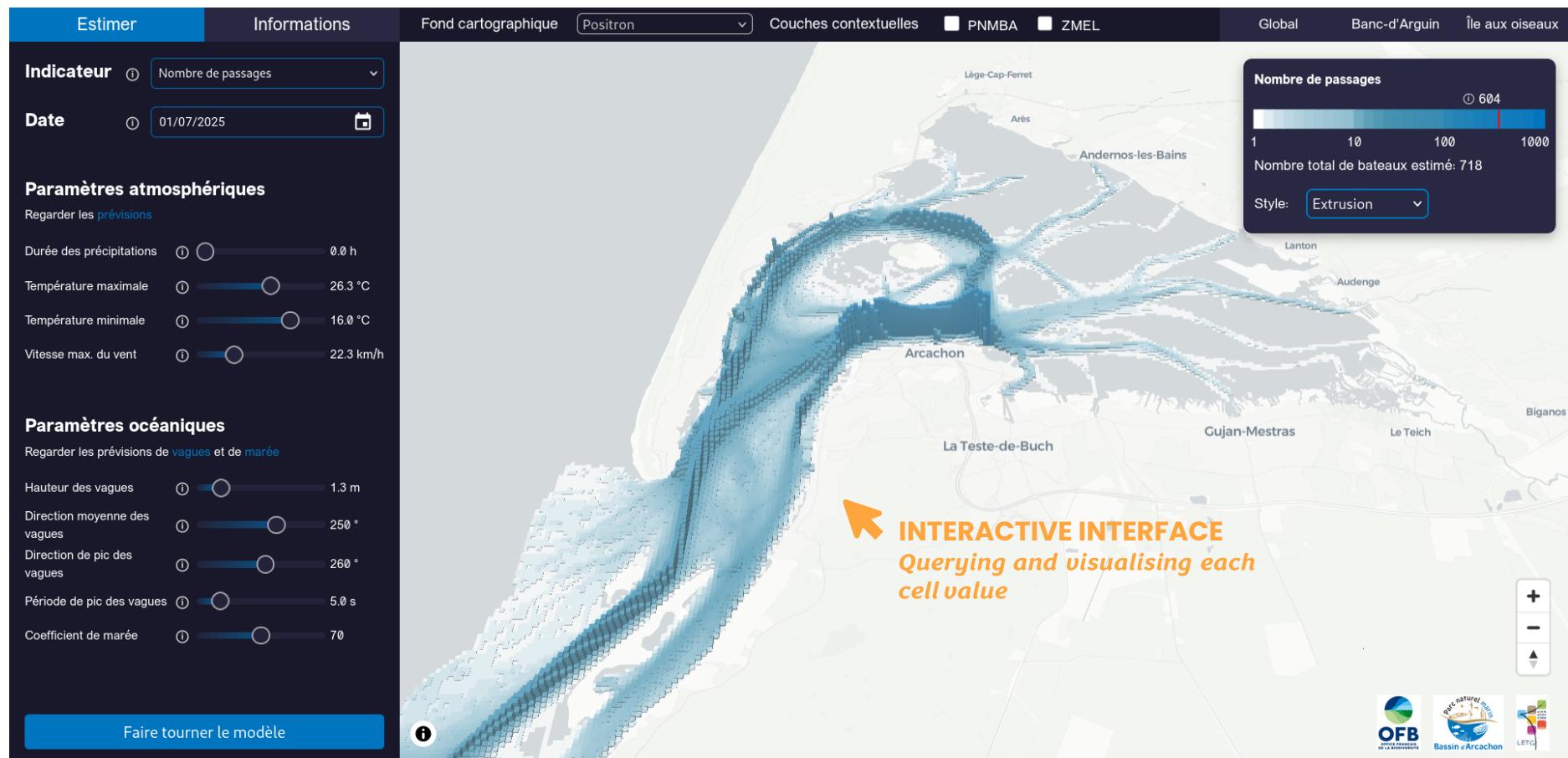
SCIENCE REPRODUCIBLE

ENVIRONNEMENT DE TRAVAIL



UNE APPLICATION À DESTINATION DES GESTIONNAIRES D'AMP

(Le Doeuff, 2025)



INTERACTIVE INTERFACE
Querying and visualising each cell value



**MERCI
DE VOTRE
ATTENTION**