



RÉPUBLIQUE
FRANÇAISE

*Liberté
Égalité
Fraternité*



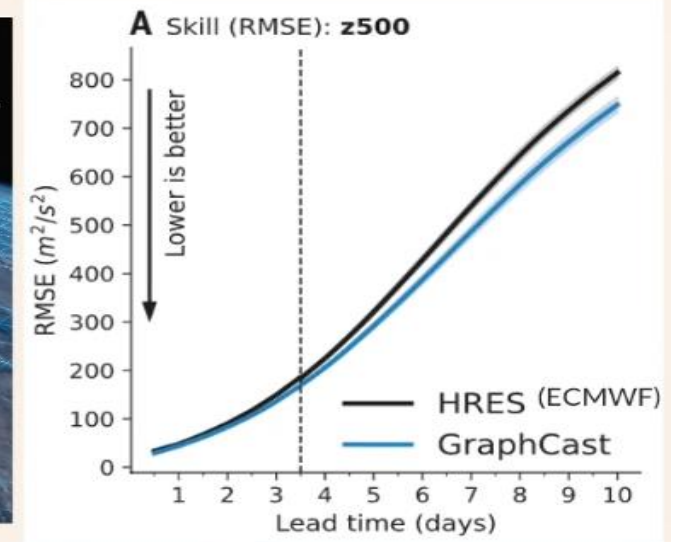
Géosciences pour une Terre durable

brgm

Apports et limites des approches « IA » pour la prévision de la submersion marine: court terme et long terme (projection future)

Jeremy Rohmer
20 novembre 2025

Dans le domaine des sciences du climat,




GraphCast: Lam et al., 2023 (*Science*)

Dans le domaine des sciences du climat,

Article | [Open access](#) | Published: 05 July 2023

Accurate medium-range global weather forecasting with 3D neural networks

[Kaifeng Bi](#), [Lingxi Xie](#), [Hengheng Zhang](#), [Xin Chen](#), [Xiaotao Gu](#) & [Qi Tian](#) 

Nature **619**, 533–538 (2023) | [Cite this article](#)

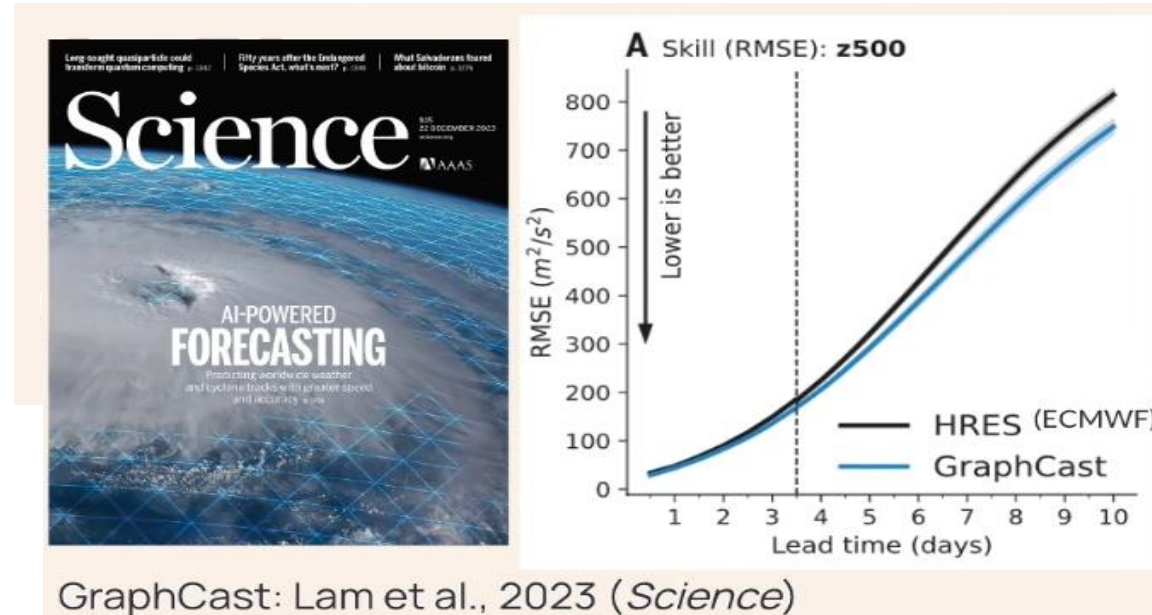
304k Accesses | 1169 Citations | 1905 Altmetric | [Metrics](#)

SCIENCE ADVANCES | RESEARCH ARTICLE

ATMOSPHERIC SCIENCE

FuXi-ENS: A machine learning model for efficient and accurate ensemble weather prediction

Xiaohui Zhong^{1†}, Lei Chen^{1,2†}, Hao Li^{1,2*†}, Roberto Buizza³, Jun Liu¹, Jie Feng^{4*}, Zijian Zhu¹, Xu Fan², Kan Dai⁵, Jing-jia Luo⁶, Jie Wu⁷, Bo Lu^{7,8*}



Prévision

36

La Météorologie - n° 125 - mai 2024

La prévision à moyenne échéance de la tempête Ciaràn par intelligence artificielle

Mickaël Pardé¹, Laure Raynaud², Arnaud Mounier²

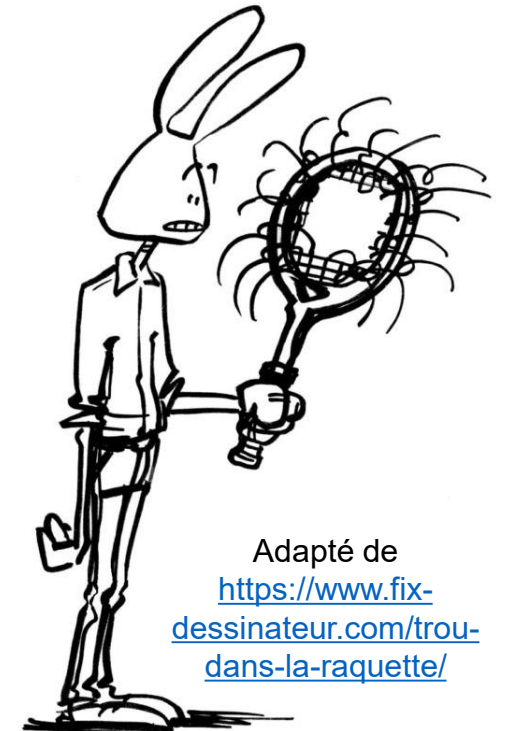
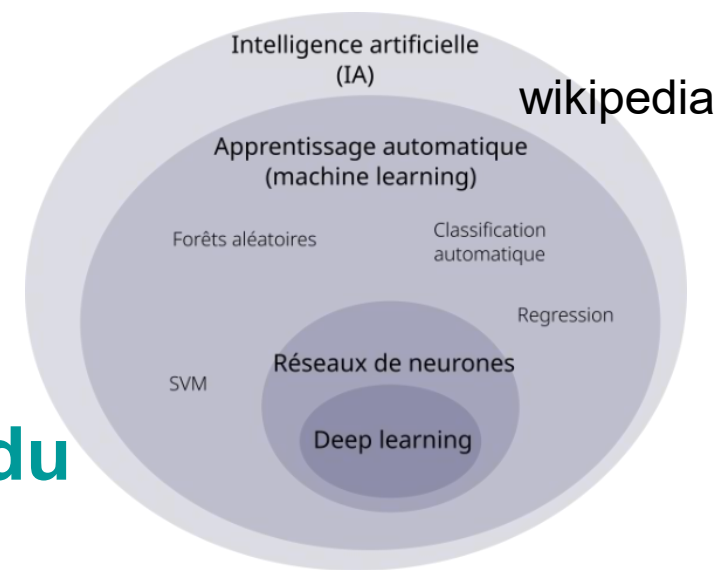
1. Direction des opérations de la prévision, Météo-France

2. Direction de l'enseignement et de la recherche, Météo-France

Et bien d'autres...

Dans cette présentation,

- ❑ Prédiction **d'indicateurs** pour **l'évaluation du risque de submersion**
- ❑ **IA** = méthodes d'apprentissage automatique = « machine learning »
- ❑ **IA** ≠ « Big data », mais ici **IA vise à surmonter les défis du « small data »** (« trou dans la raquette »)



Applications

1. Prédiction à **court terme** de la submersion marine
(**système d'alerte**)

→ Exemple du bassin d'Arcachon



2. **Projection future** (**changement climatique**)

→ contribution de la fonte de la calotte glaciaire du
Groenland à l'élévation globale du niveau de la mer



Applications

1. Prédiction à **court terme** de la submersion marine (**système d'alerte**)

→ Exemple du bassin d'Arcachon



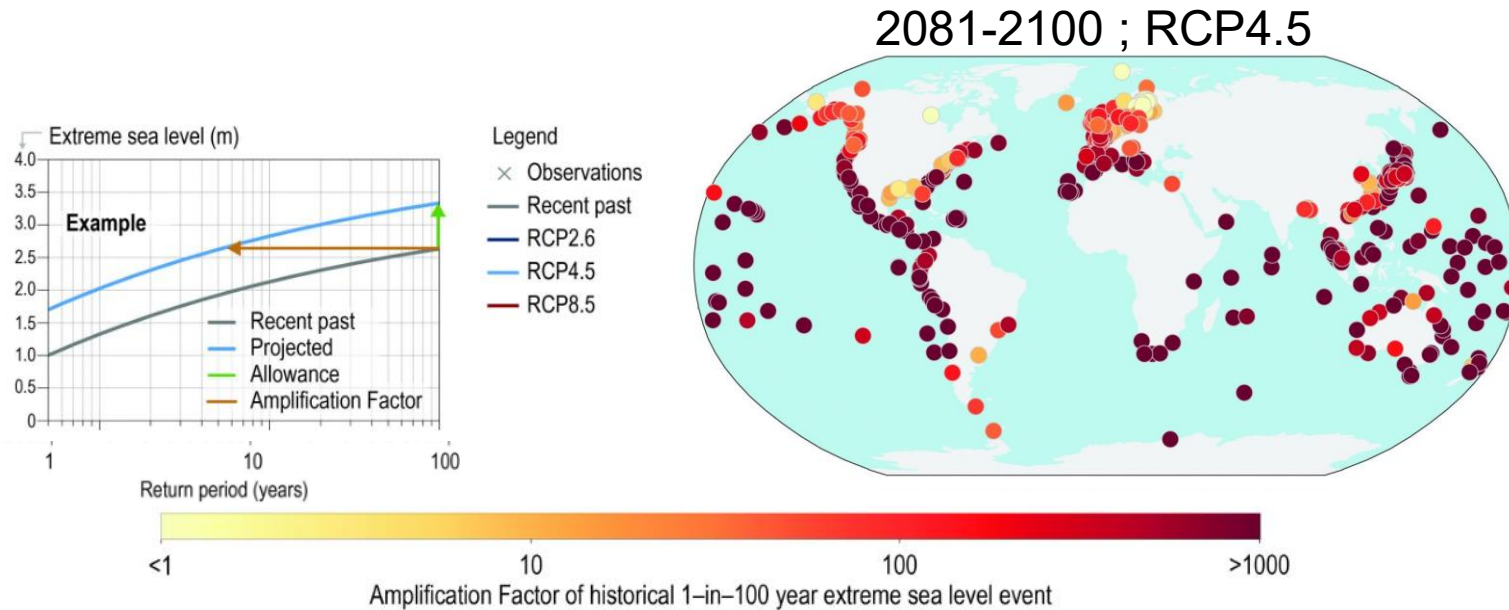
2. **Projection future** (**changement climatique**)

→ contribution de la fonte de la calotte glaciaire du **Groenland** à l'élévation globale du niveau de la mer



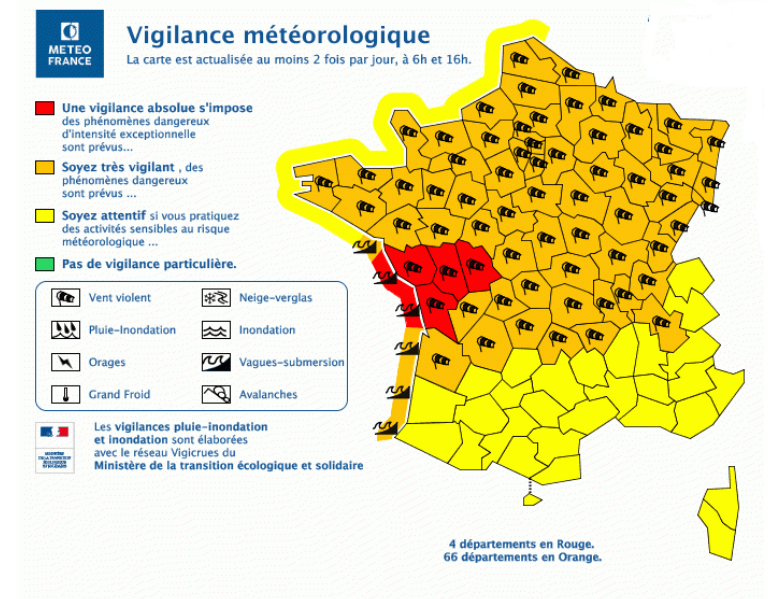
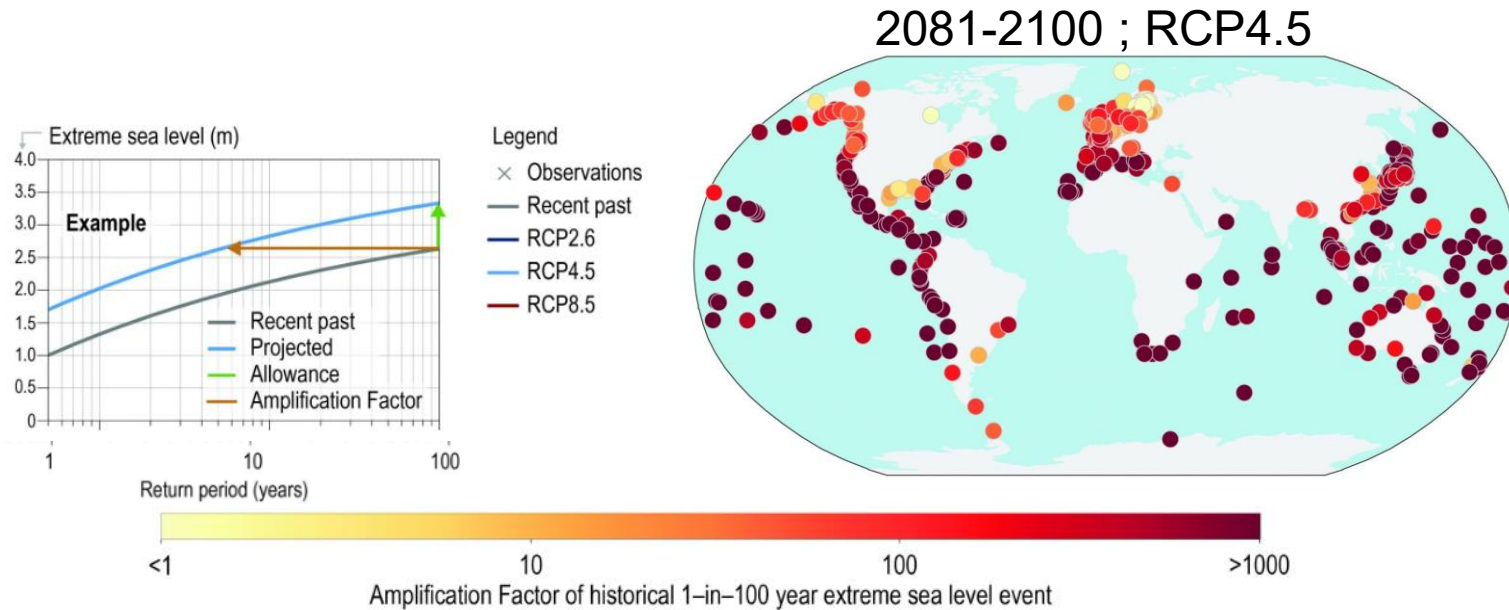
Contexte

En Europe, un niveau extrême aujourd'hui centennal pourrait devenir annuel à décennal en 2100



Contexte

En Europe, un niveau extrême aujourd'hui centennal pourrait devenir annuel à décennal en 2100

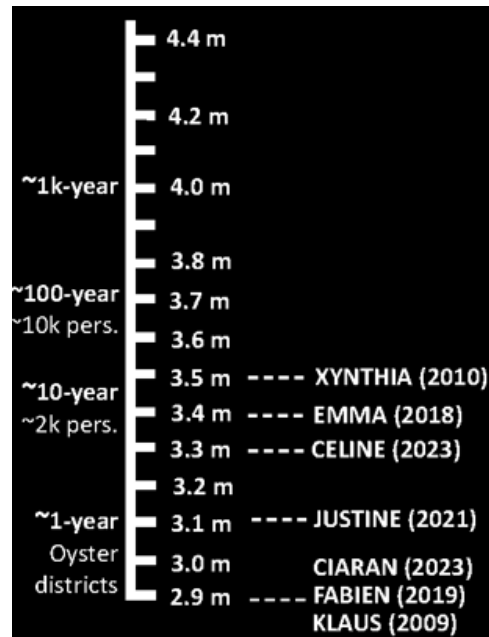


- ❑ Aujourd'hui la **vigilance vagues-submersion VVS** est à l'échelle départementale
- ❑ L'enjeu est de fournir des **prévisions plus locales** et de mieux caractériser les incertitudes ...
- ❑ tout en sachant traduire les faits scientifiques en information opérationnelle pour les décideurs

Contexte: bassin d'Arcachon

- ❑ Une lagune semi-fermée comprenant **10 communes** littorales fortement urbanisées
- ❑ De **fortes tempêtes hivernales** sur le golfe de Gascogne qui génèrent de fortes vagues et surcotes
- ❑ Des phénomènes de **submersion principalement par débordement** au moment des pleines mer

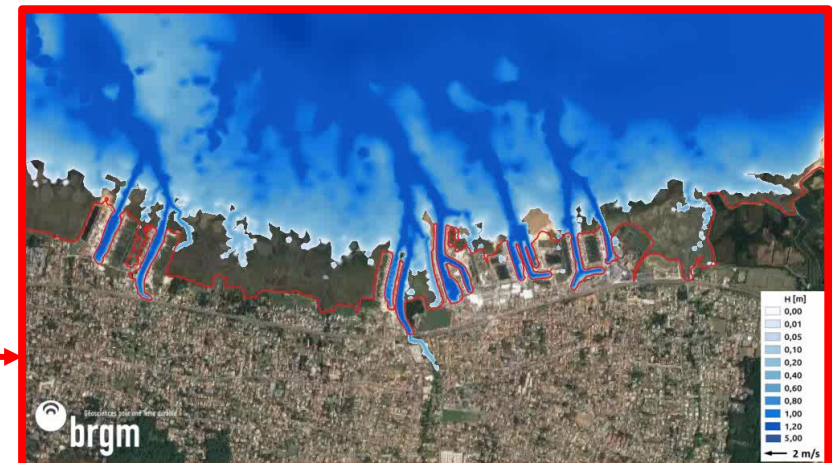
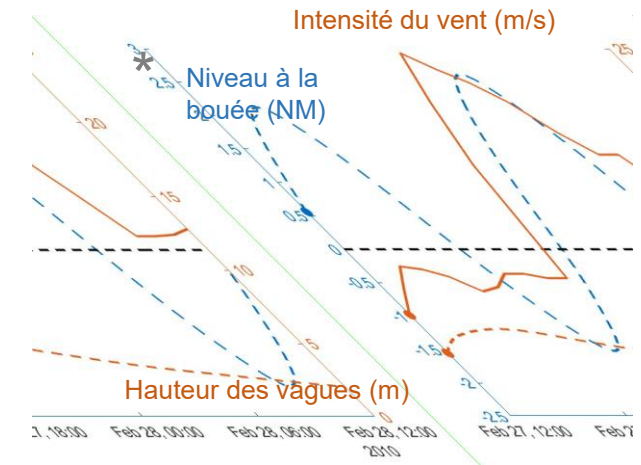
Niveaux de référence 
(Marégraphe d'Arcachon Eyrac)



Prédire rapidement les conséquences de la tempête Xynthia

A. Filippini, R. Pedreros, S. Lecacheux

Temps de calcul = 26 heures
sur 128 CPUs



« small data » ... à cause des temps de calcul



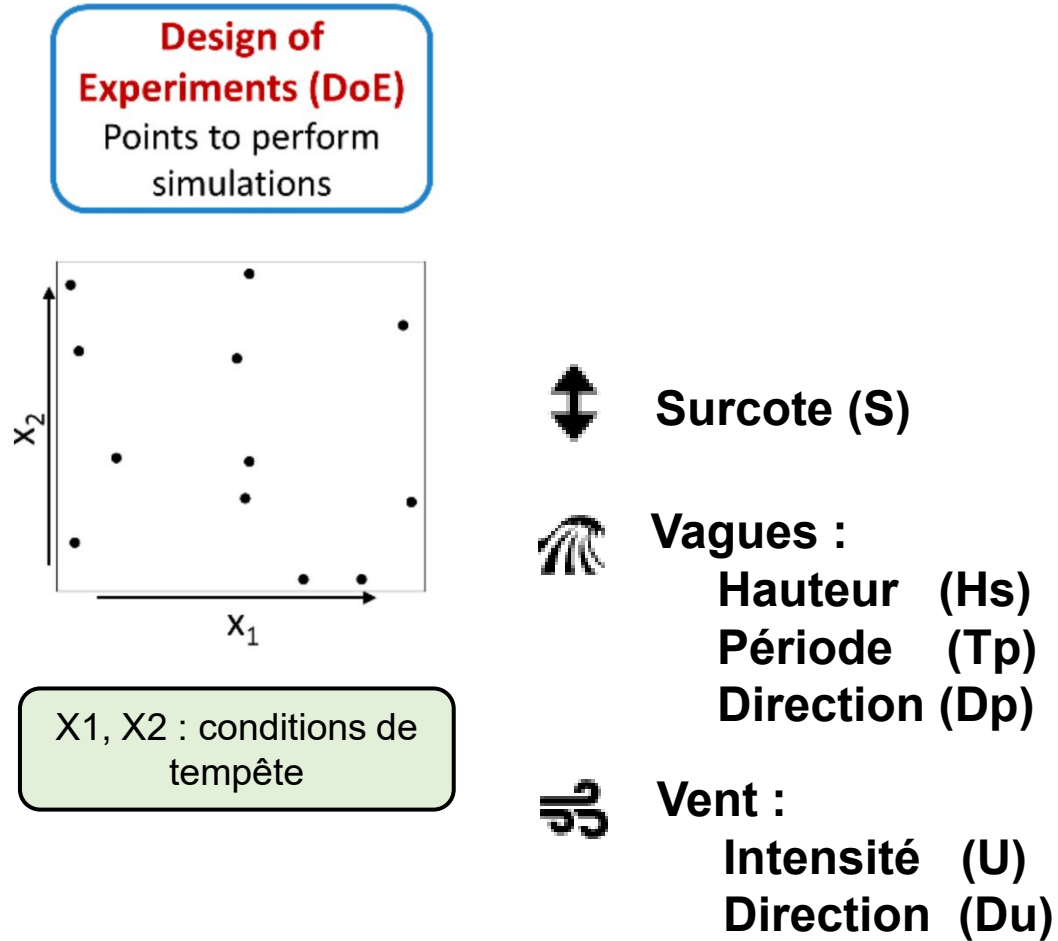
**SAPHIR, le supercalculateur du BRGM,
est hébergé dans son datacenter.**

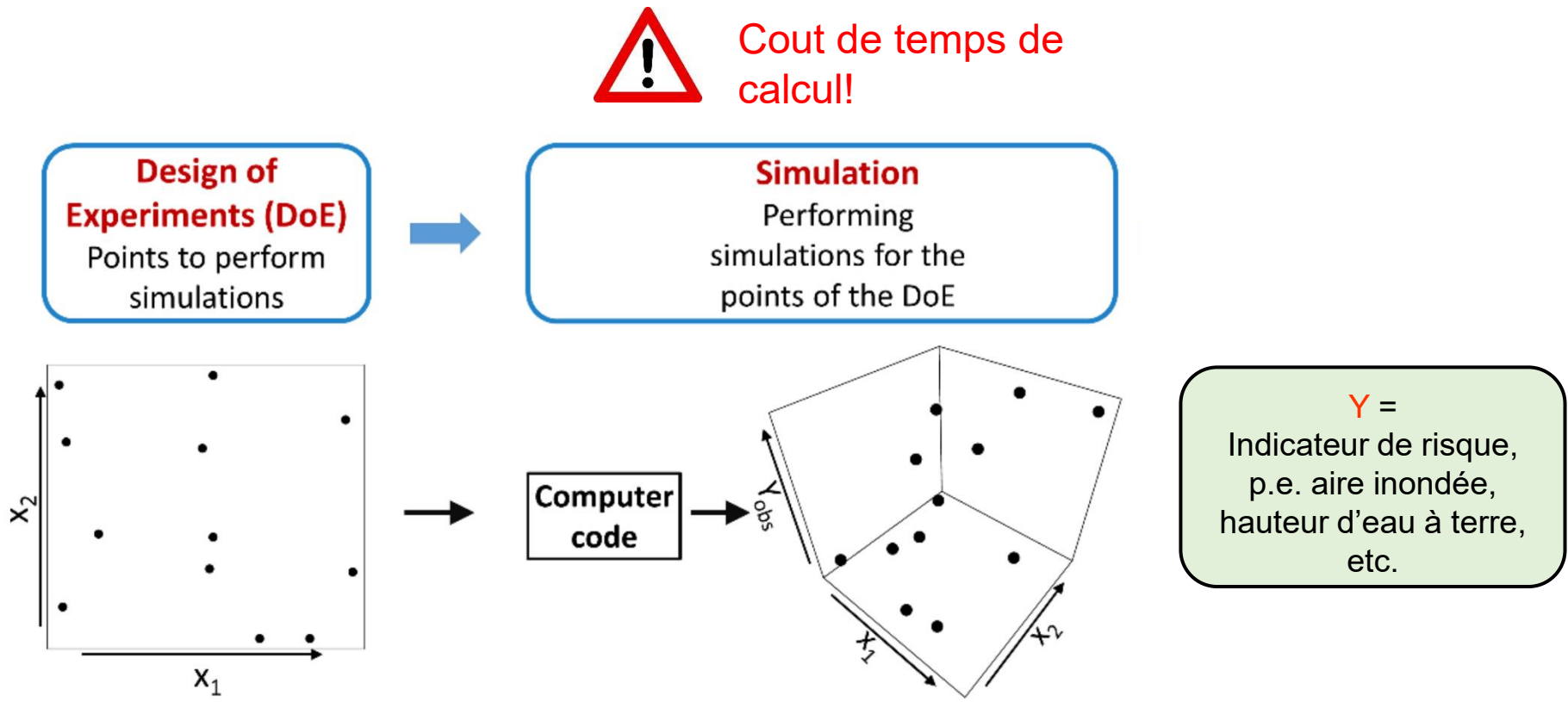
© BRGM - C. Boucley

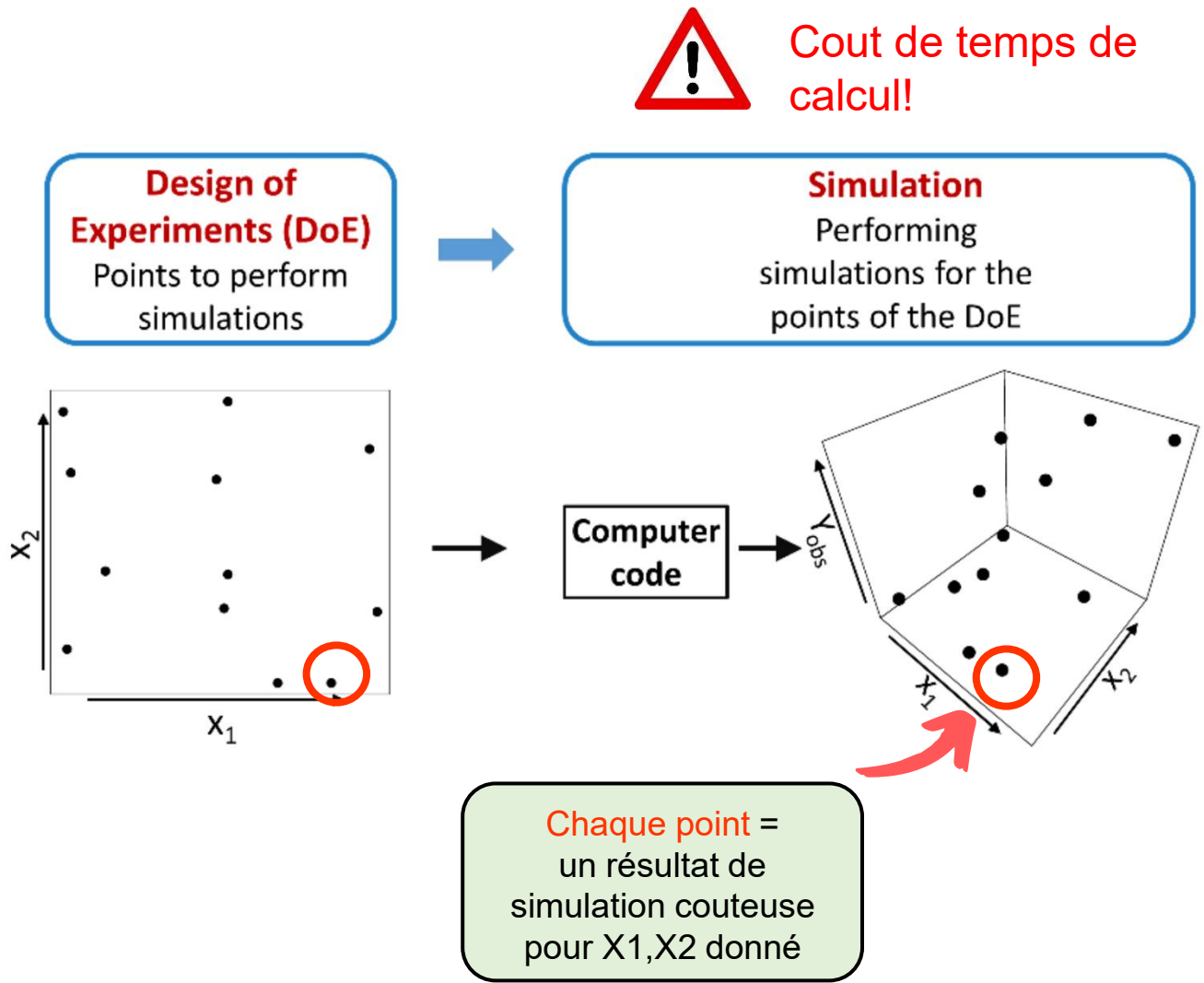
- ❑ **Capacité de calculs : >2800 CPUs**
- ❑ **Si utilisé à 100%, le calcul sur la tempête Xynthia se ferait en <1h30**

Idée: exploiter les résultats de simulations numériques d'un nombre limité de tempêtes = base d'apprentissage

Idée: exploiter les résultats de simulations numériques d'un nombre limité de tempêtes = base d'apprentissage



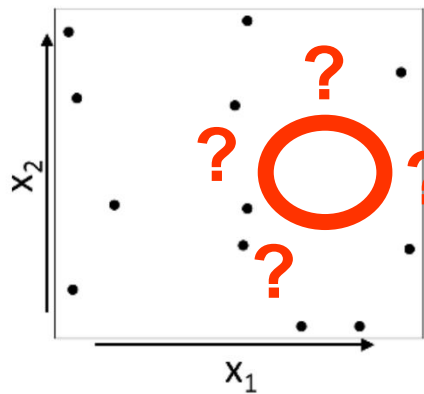




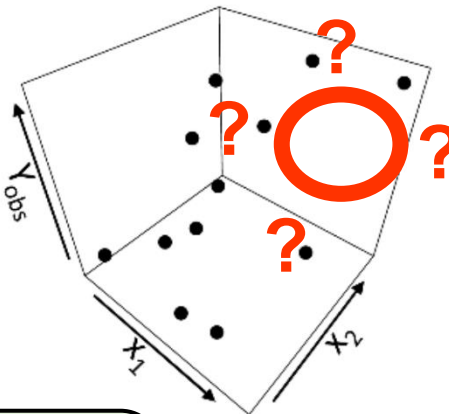
Design of Experiments (DoE)
Points to perform simulations



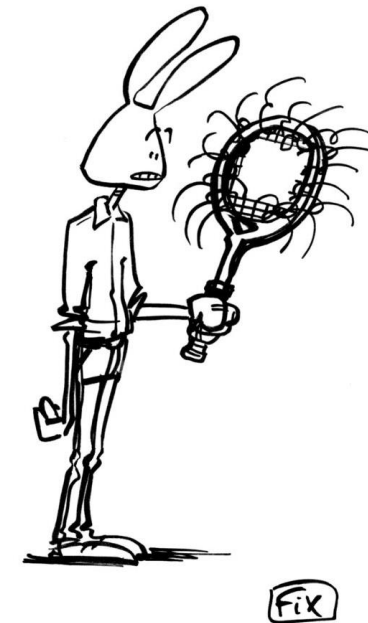
Simulation
Performing simulations for the points of the DoE



Computer code



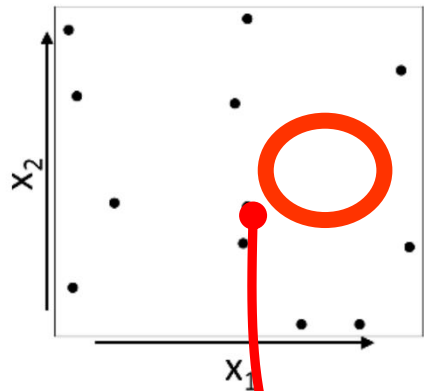
Une nouvelle tempête survient.
Que peut-on dire sur l'indicateur de risque?



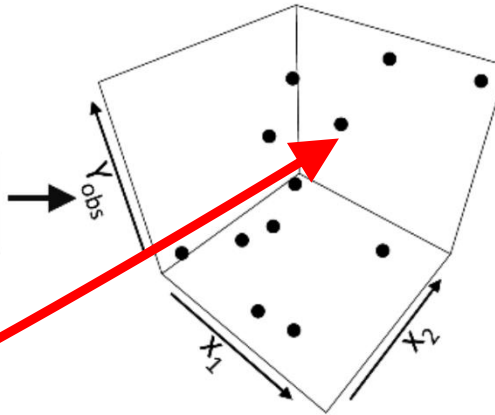
Design of Experiments (DoE)
Points to perform simulations



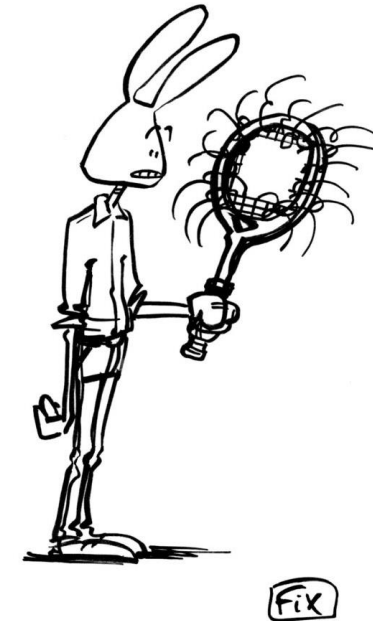
Simulation
Performing simulations for the points of the DoE



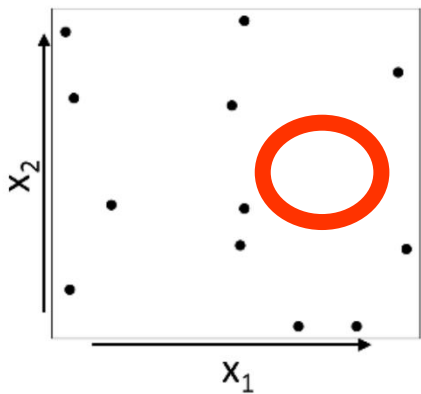
Computer code



Remplir les trous :
chercher la configuration la plus proche = **méthode des analogues**

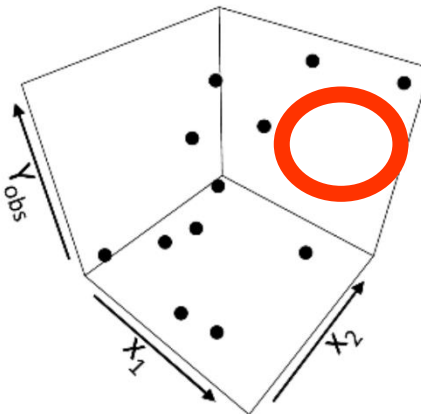


Design of Experiments (DoE)
Points to perform simulations

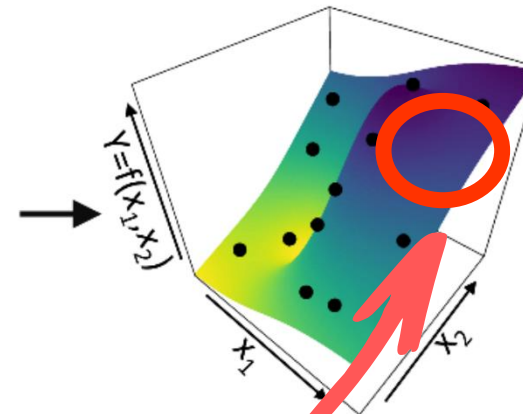


Simulation
Performing simulations for the points of the DoE

Computer code




Metamodeling
Approximation of the computer code over the Xi space





Remplir les 'trous' avec un modèle de machine learning (=métamodèle) au coût calculatoire faible

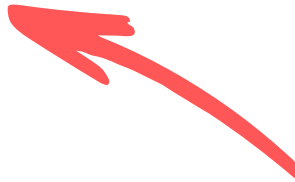
Ingrédient 1: prévision des conditions de tempêtes

CONDITIONS DE TEMPETE
(6 paramètres)

 **Surcote (S)**

 **Vagues :**
Hauteur (Hs)
Période (Tp)
Direction (Dp)

 **Vent :**
Intensité (U)
Direction (Du)

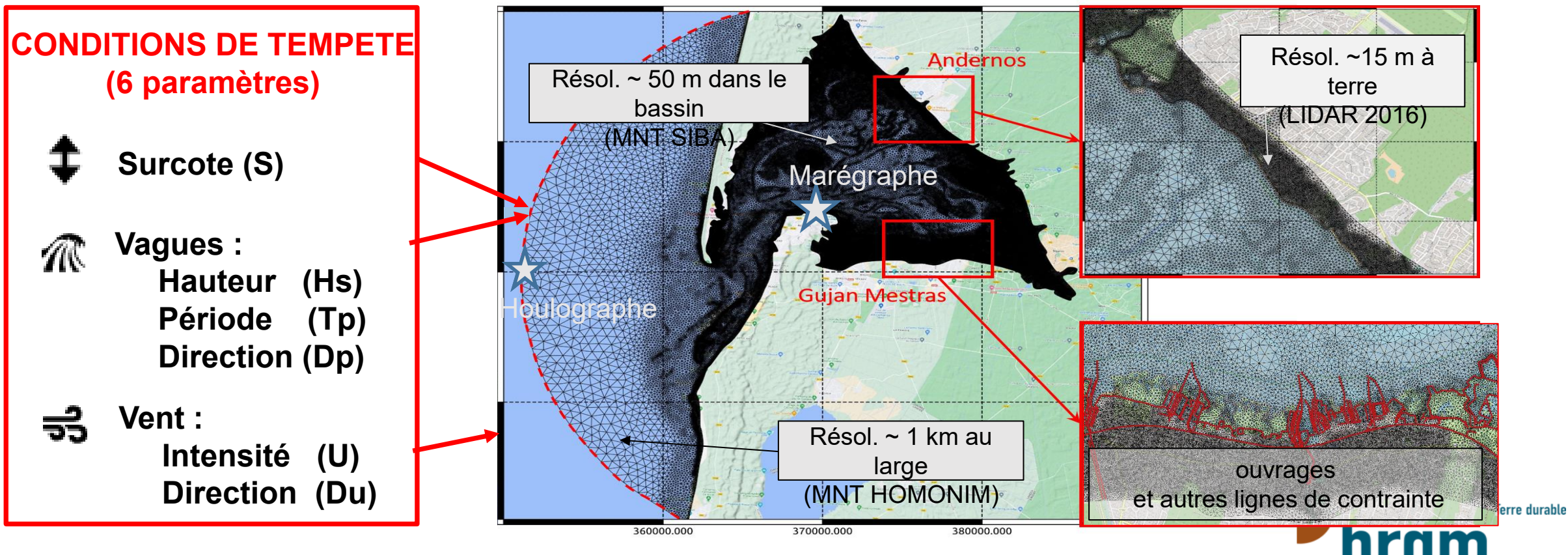


= Entrées du code de calcul données au large par les systèmes de prévision météo

Ingrédient 2: code de calcul

Chaînage de modèles

WW3 [1] (vagues) et UHAINA [2] (courants, niveau et submersion)



Ingrédient 3: base d'apprentissage

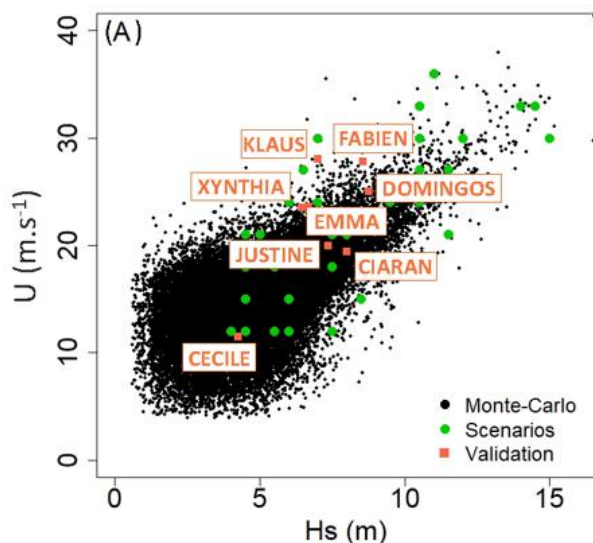
Conditions de tempêtes 

- ❑ Génération aléatoire [1] via une analyse statistique des extrêmes
- ❑ Sélection de 50 combinaisons par méthode d'apprentissage non supervisé
- ❑ Combinaison à 10 conditions de marée

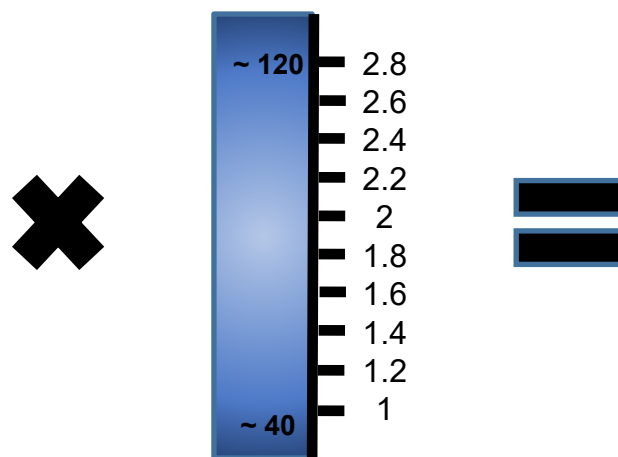


=> 220 calculs réalisés (ceux qui submergent)

50 conditions de tempête



10 niveaux de marée (NGF)



500 scénarios (dont 220 qui submergent)

	MAREE 2.8	MAREE 2.6	MAREE 2.4	MAREE 2.2	MAREE 2.0	MAREE 1.8	MAREE 1.6	MAREE 1.4	MAREE 1.2	MAREE 1
TEMPETE_35	4.4	4.2	4.1	3.9	3.7	3.5	3.3	3.1	2.9	2.7
TEMPETE_01	4.4	4.2	4.1	3.9	3.7	3.5	3.3	3.1	2.9	
TEMPETE_37	4.3	4.1	3.9	3.8	3.6	3.4	3.2	3.0	2.8	
TEMPETE_03	4.2	4.1	3.9	3.7	3.5	3.4	3.2	3.0	2.8	
TEMPETE_12	4.2	4.1	3.9	3.7	3.5	3.4	3.2	3.0	2.8	
TEMPETE_22	4.2	4.0	3.9	3.7	3.5	3.3	3.1	2.9	2.7	
TEMPETE_04	4.0	3.9	3.7	3.5	3.3	3.1	2.9			
TEMPETE_47	4.0	3.9	3.7	3.5	3.3	3.2	3.0			
TEMPETE_02	4.0	3.8	3.7	3.5	3.3	3.1	2.9			
TEMPETE_46	3.9	3.7	3.6	3.4	3.2	3.0				
TEMPETE_20	3.9	3.7	3.6	3.4	3.2	3.0				
TEMPETE_29	3.9	3.7	3.5	3.4	3.2	3.0				
TEMPETE_16	3.8	3.7	3.5	3.3	3.1	3.0				
TEMPETE_08	3.8	3.7	3.5	3.3	3.1	2.9				
TEMPETE_26	3.8	3.7	3.5	3.3	3.1	2.9				
TEMPETE_06	3.8	3.6	3.5	3.3	3.1	2.9				
TEMPETE_31	3.8	3.6	3.4	3.2	3.0					
TEMPETE_23	3.8	3.6	3.4	3.2	3.0					
TEMPETE_09	3.7	3.5	3.3	3.1	2.9					
TEMPETE_45	3.7	3.5	3.3	3.1	2.9					
TEMPETE_33	3.7	3.5	3.3	3.1	2.9					
TEMPETE_25	3.7	3.5	3.3	3.1	2.9					

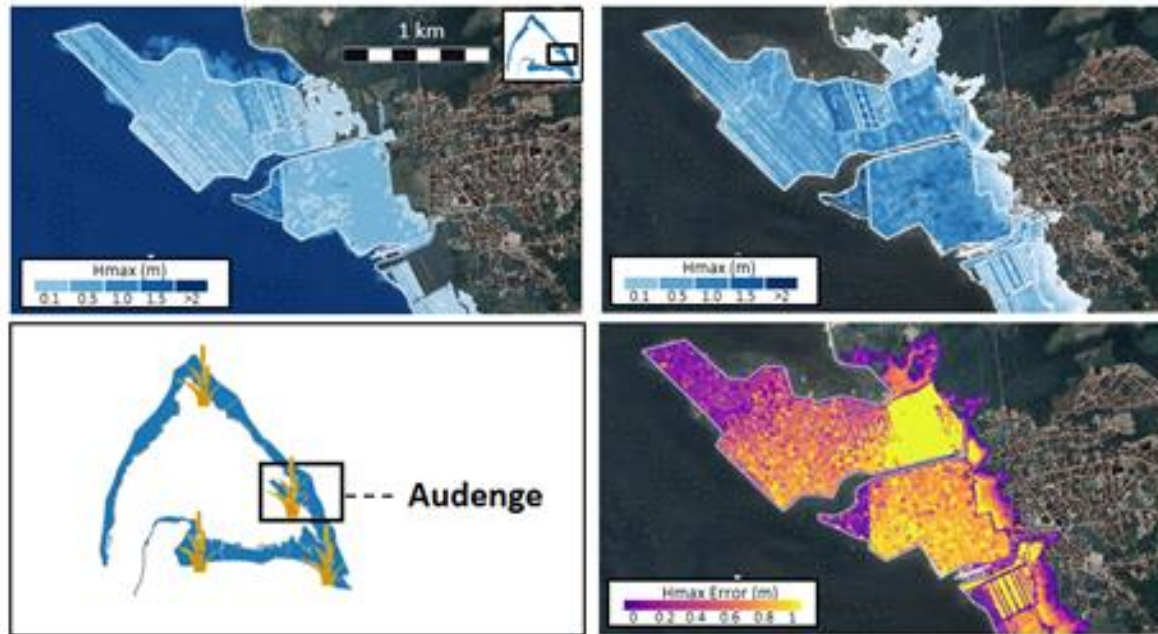


Prédire des cartes d'inondation

Exemple pour la tempête pseudo-Klaus (pic marée 2.0m NGF) [NON VU dans l'apprentissage](#)

Simulation =
vérité

Analogue



Lecacheux et al. (2025)

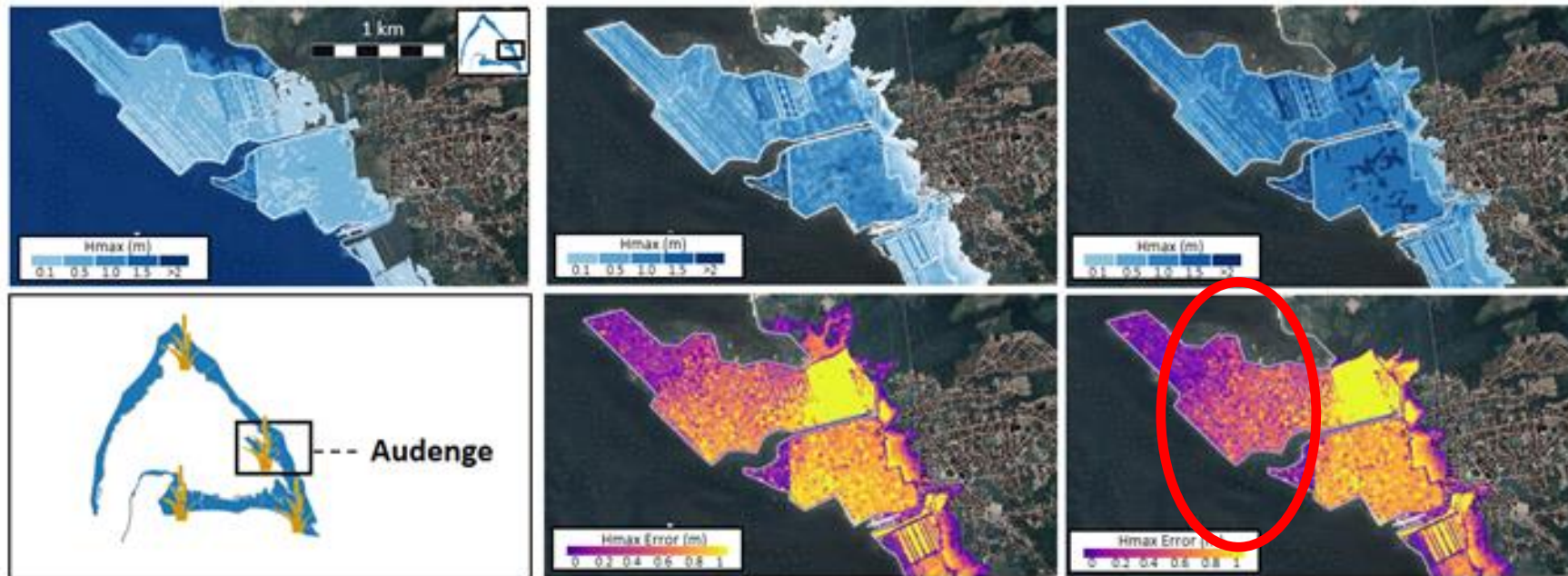
Prédire des cartes d'inondation

Exemple pour la tempête pseudo-Klaus (pic marée 2.0m NGF) [NON VU dans l'apprentissage](#)

Simulation =
vérité

Analogue

Machine learning*
+Analogue



Lecacheux et al. (2025)

*Gaussian process regression; **Multioutput Gaussian process + autoencoder

Prédire des cartes d'inondation

Exemple pour la tempête pseudo-Klaus (pic marée 2.0m NGF) [NON VU dans l'apprentissage](#)

Simulation =
vérité

Analogue

Machine learning*
+Analogue

Machine learning+
Deep Learning**
+Analogue



Lecacheux et al. (2025)

*Gaussian process regression; **Multioutput Gaussian process + autoencoder

Prédire des cartes d'inondation

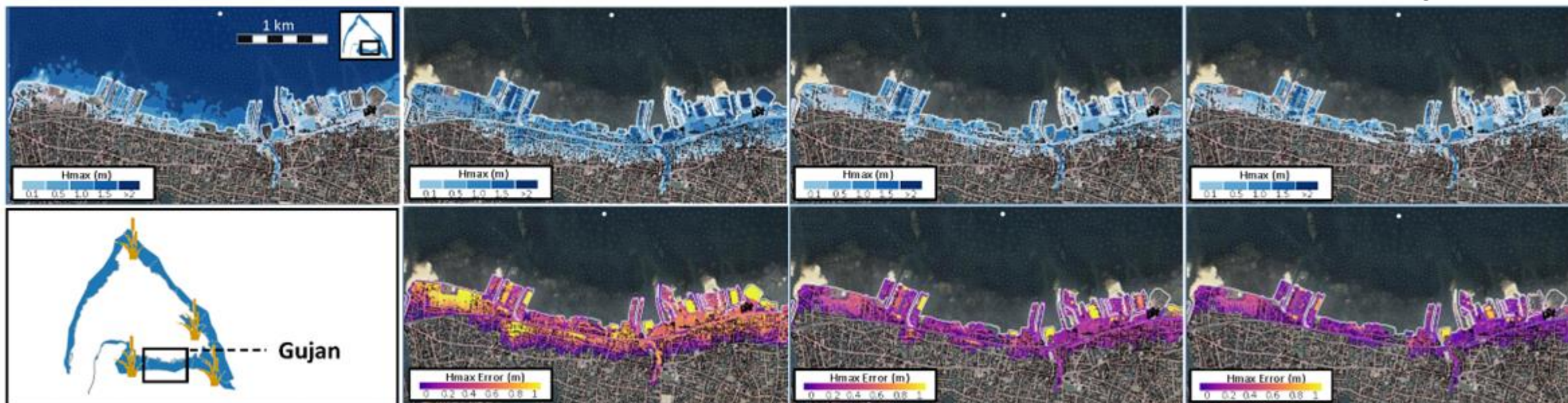
Exemple pour la tempête pseudo-Klaus (pic marée 2.6m NGF) [NON VU dans l'apprentissage](#)

Simulation =
vérité

Analogue

Machine learning*
+Analogue

Machine learning+
Deep Learning**
+Analogue



Lecacheux et al. (2025)

*Gaussian process regression; **Multioutput Gaussian process + autoencoder

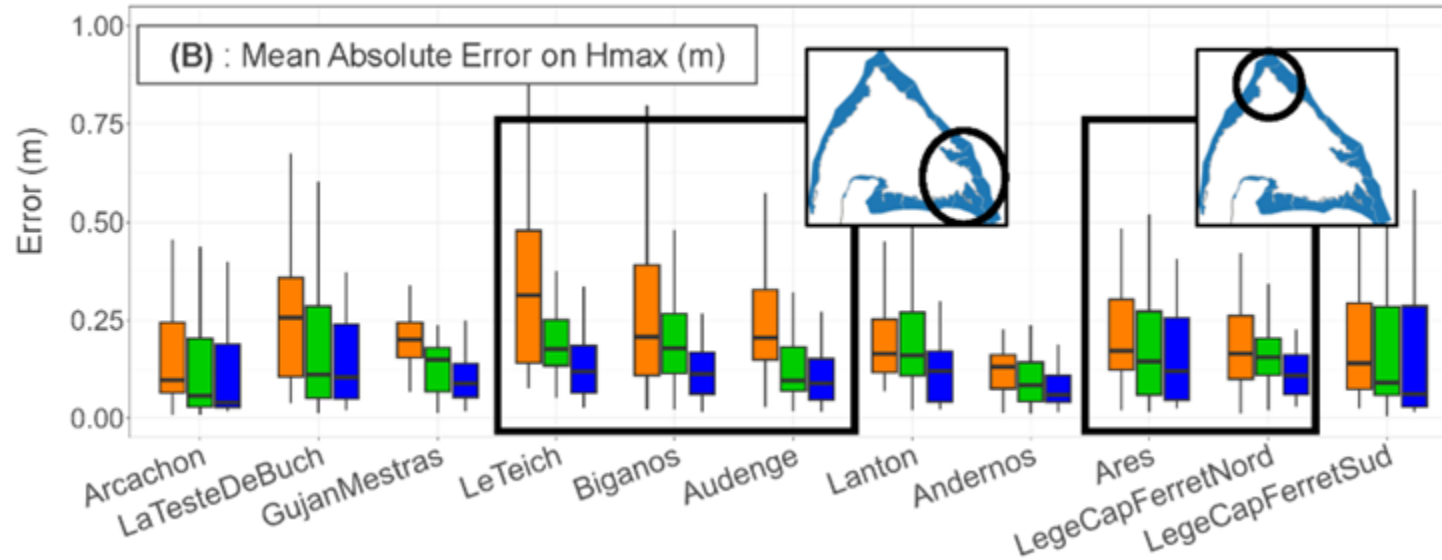
Analyse de performance

Prédiction des cartes d'inondation

Analogue

Machine learning
+Analogue

Machine Learning+
Deep Learning
+Analogue



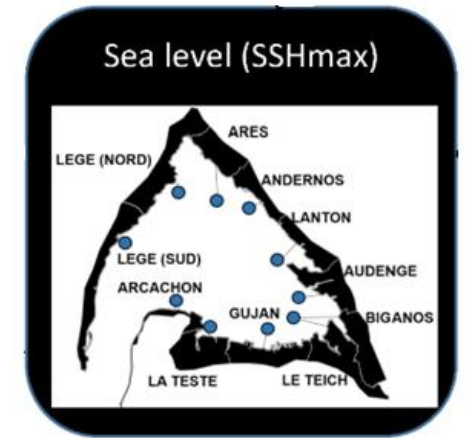
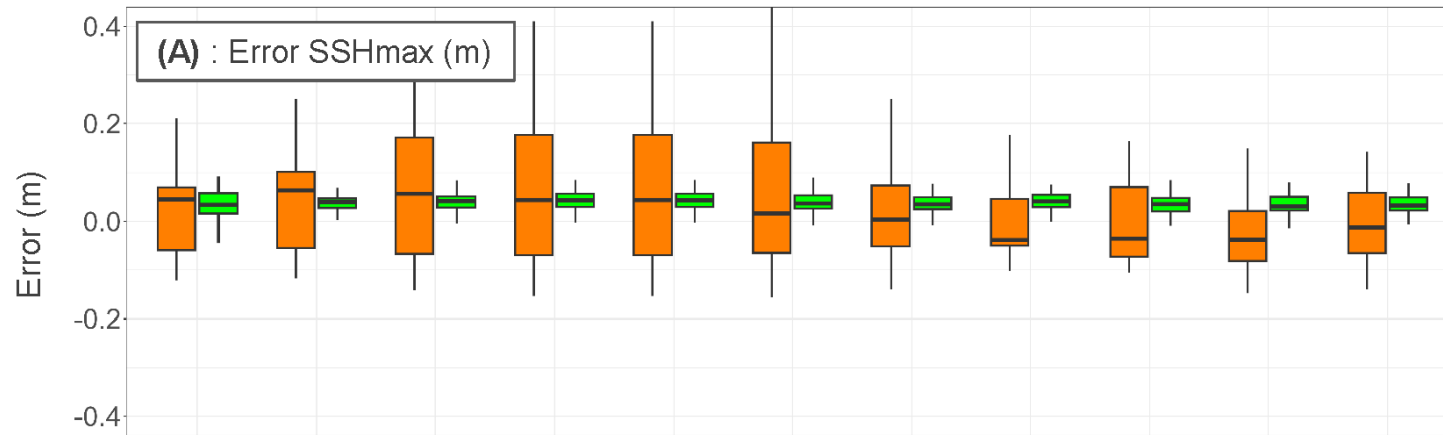
Lecacheux et al. (2025)

Analyse de performance

Prédiction du niveau d'eau dans le bassin

Analogie

Machine learning



Lecacheux et al. (2025)

Applications

1. Prédiction à **court terme** de la submersion marine
(**système d'alerte**)

→ Exemple du bassin d'Arcachon

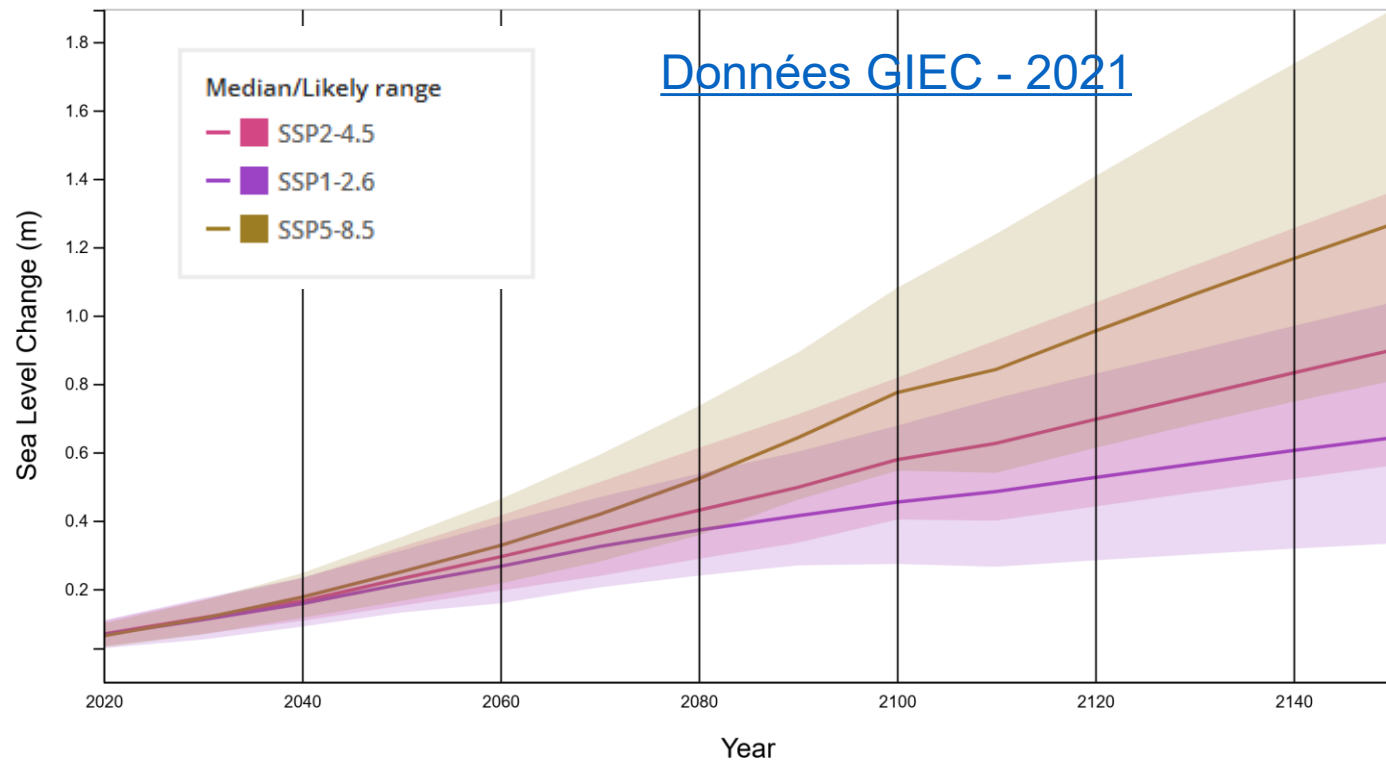


2. **Projection future** (**changement climatique**)

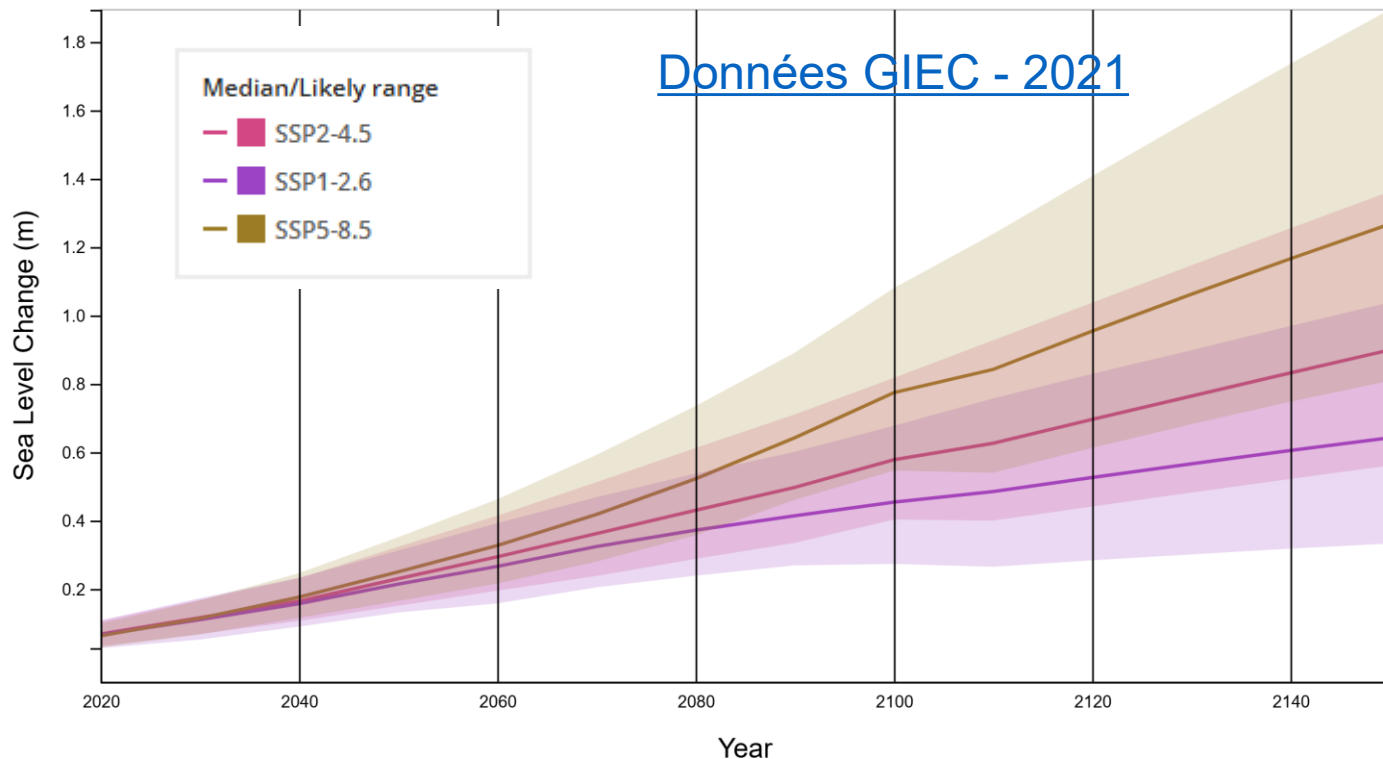
→ contribution de la fonte de la calotte glaciaire du
Groenland à l'élévation globale du niveau de la mer



Projection de l'augmentation du niveau marin au Havre



Projection de l'augmentation du niveau marin au Havre



Percentile: Median (17th, 83rd)

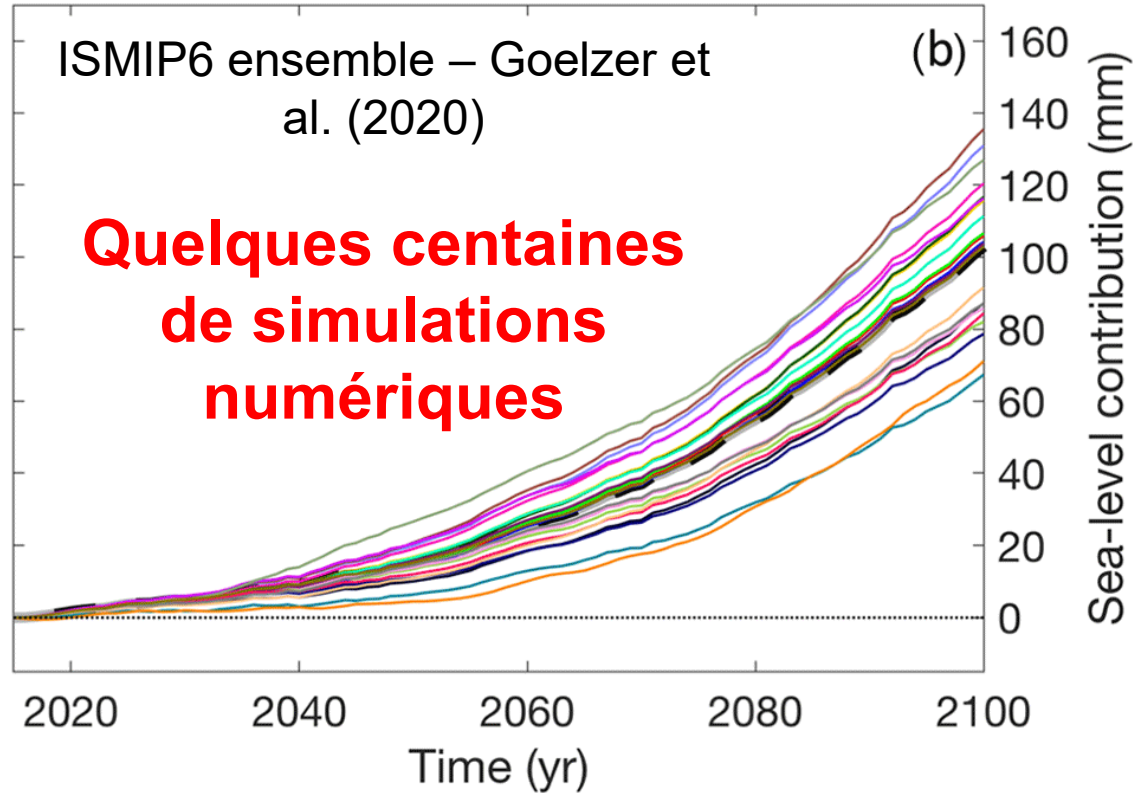
Values in meters

	SSP1-1.9	SSP1-2.6	SSP2-4.5	SSP3-7.0	SSP5-8.5	SSP1-2.6 Low Confidence	SSP5-8.5 Low Confidence
Sterodynamic Sea Level	0.18 (0.03-0.34)	0.21 (0.09-0.34)	0.31 (0.19-0.43)	0.37 (0.23-0.51)	0.45 (0.28-0.61)	0.21 (0.09-0.34)	0.45 (0.28-0.61)
Glaciers	0.05 (0.03-0.07)	0.06 (0.04-0.07)	0.08 (0.06-0.10)	0.10 (0.09-0.12)	0.12 (0.10-0.14)	0.06 (0.04-0.08)	0.11 (0.07-0.14)
Greenland	0.01 (0.00-0.02)	0.01 (0.00-0.02)	0.02 (0.01-0.03)	0.03 (0.01-0.04)	0.03 (0.02-0.04)	0.02 (0.00-0.07)	0.04 (0.02-0.13)
Antarctica	0.11 (0.03-0.27)	0.12 (0.03-0.29)	0.12 (0.03-0.32)	0.12 (0.03-0.34)	0.13 (0.04-0.37)	0.11 (-0.01-0.29)	0.21 (0.03-0.60)
Land Water Storage	0.02 (0.01-0.03)	0.02 (0.01-0.03)	0.02 (0.01-0.03)	0.03 (0.01-0.04)	0.02 (0.01-0.03)	0.02 (0.01-0.03)	0.02 (0.01-0.03)
Vertical Land Motion	0.01 (-0.00-0.03)	0.01 (-0.00-0.03)	0.01 (-0.00-0.03)	0.01 (-0.00-0.03)	0.01 (-0.00-0.03)	0.01 (-0.00-0.03)	0.01 (-0.00-0.03)
Total (2100)	0.40 (0.20-0.65)	0.45 (0.27-0.68)	0.58 (0.40-0.82)	0.67 (0.47-0.94)	0.77 (0.55-1.08)	0.45 (0.27-0.69)	0.87 (0.55-1.33)

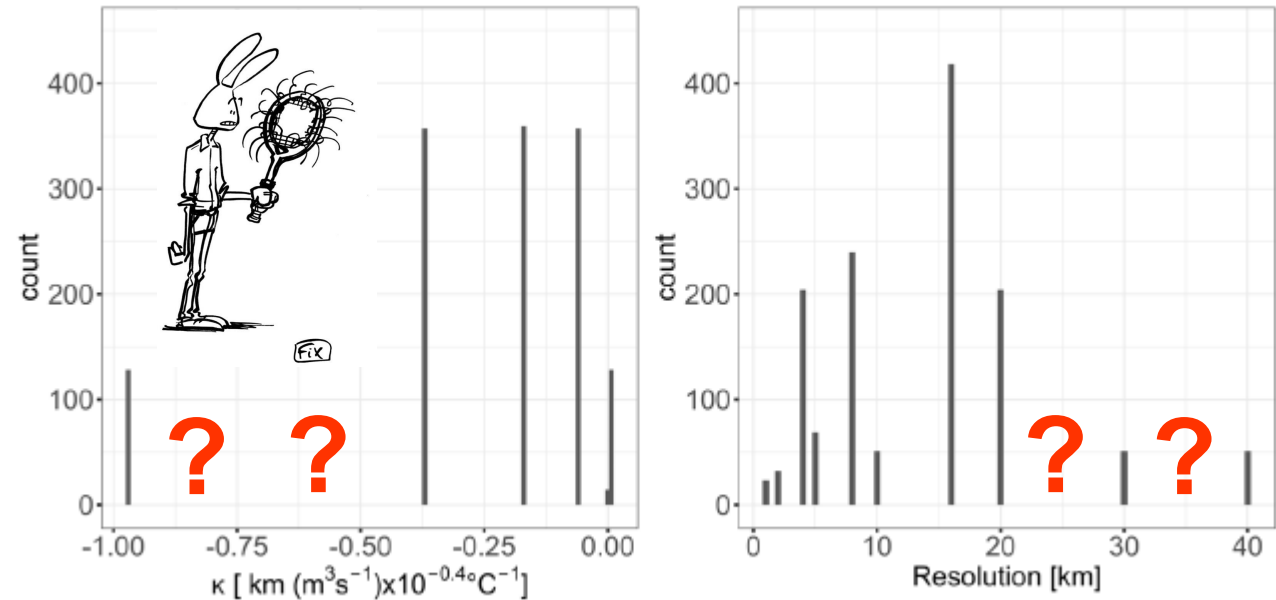
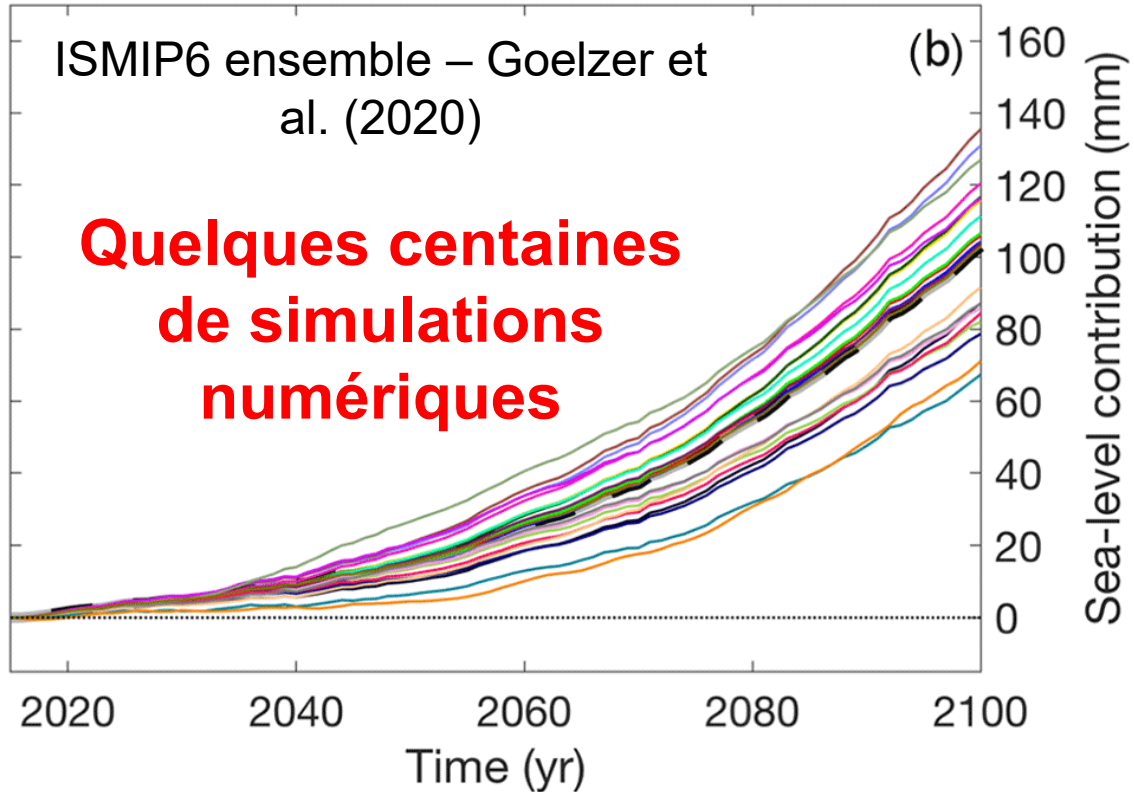


Cette présentation

Les coulisses

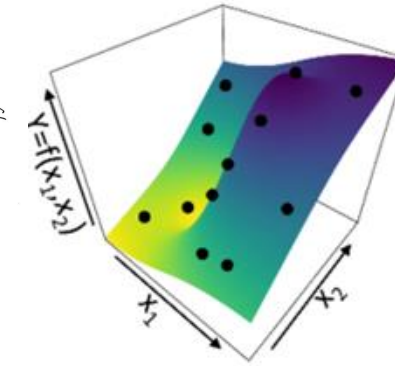
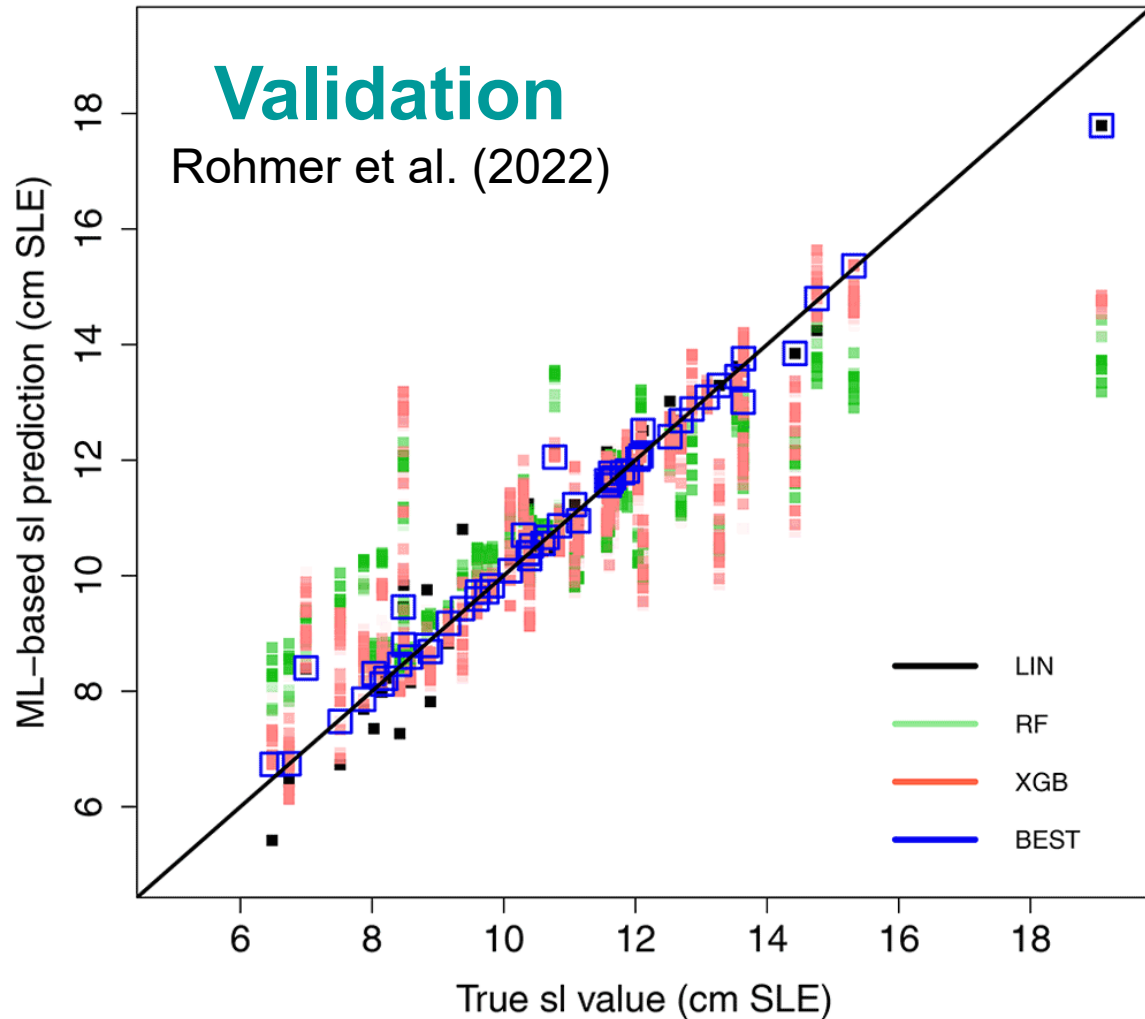


Les coulisses



Nombre de simulations disponibles selon les valeurs de deux paramètres d'entrée du code de calcul

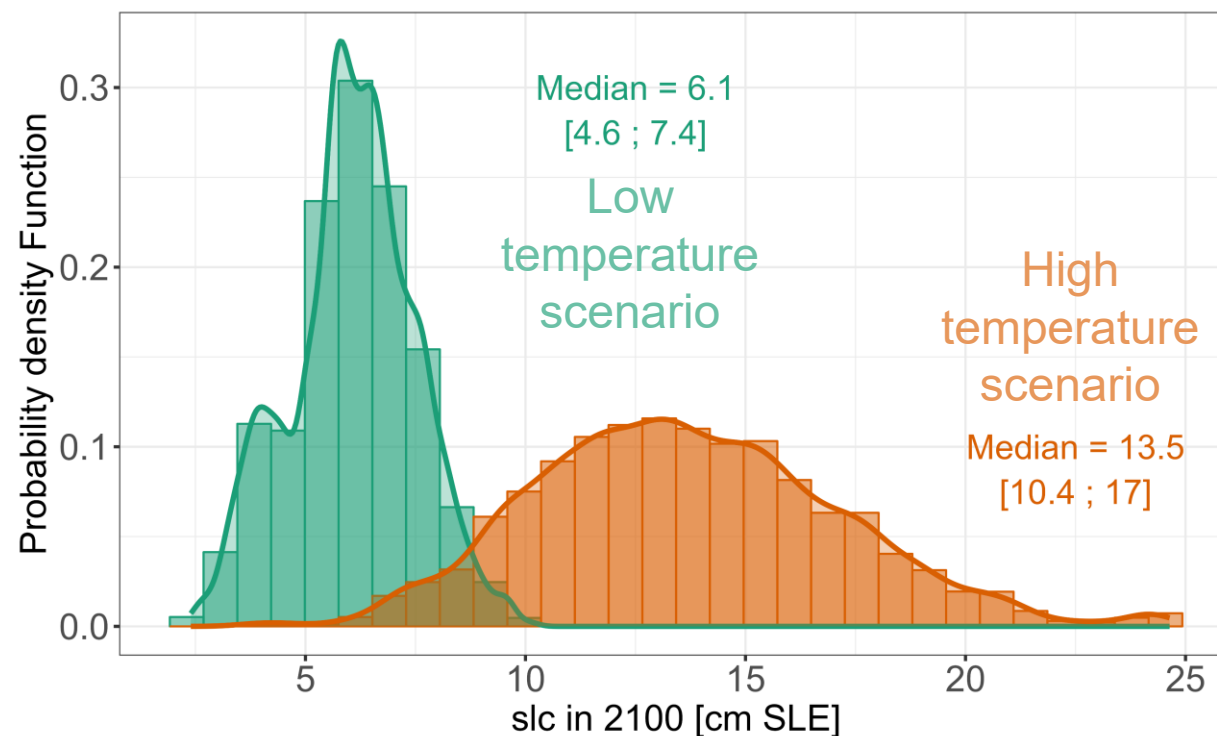
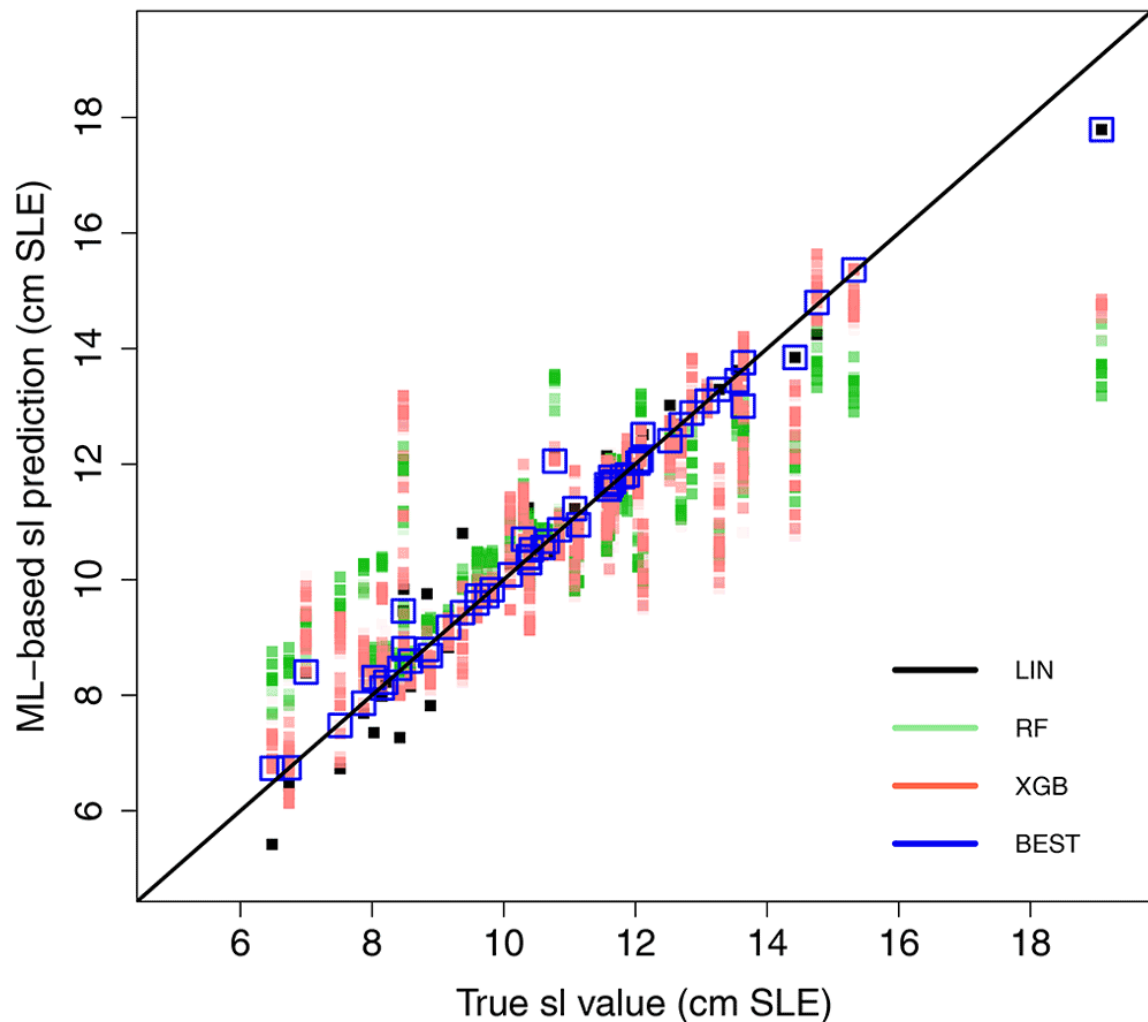
Mise en place d'un modèle de machine learning



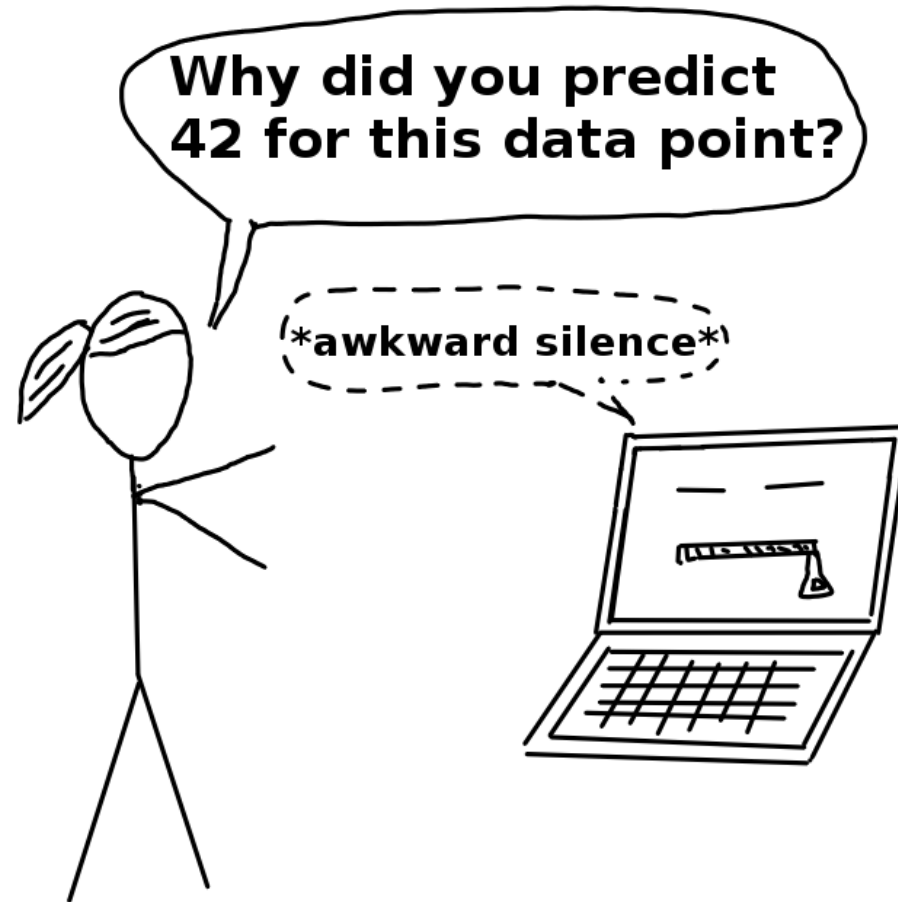
L'apport du machine learning

Ce qui rend possible...

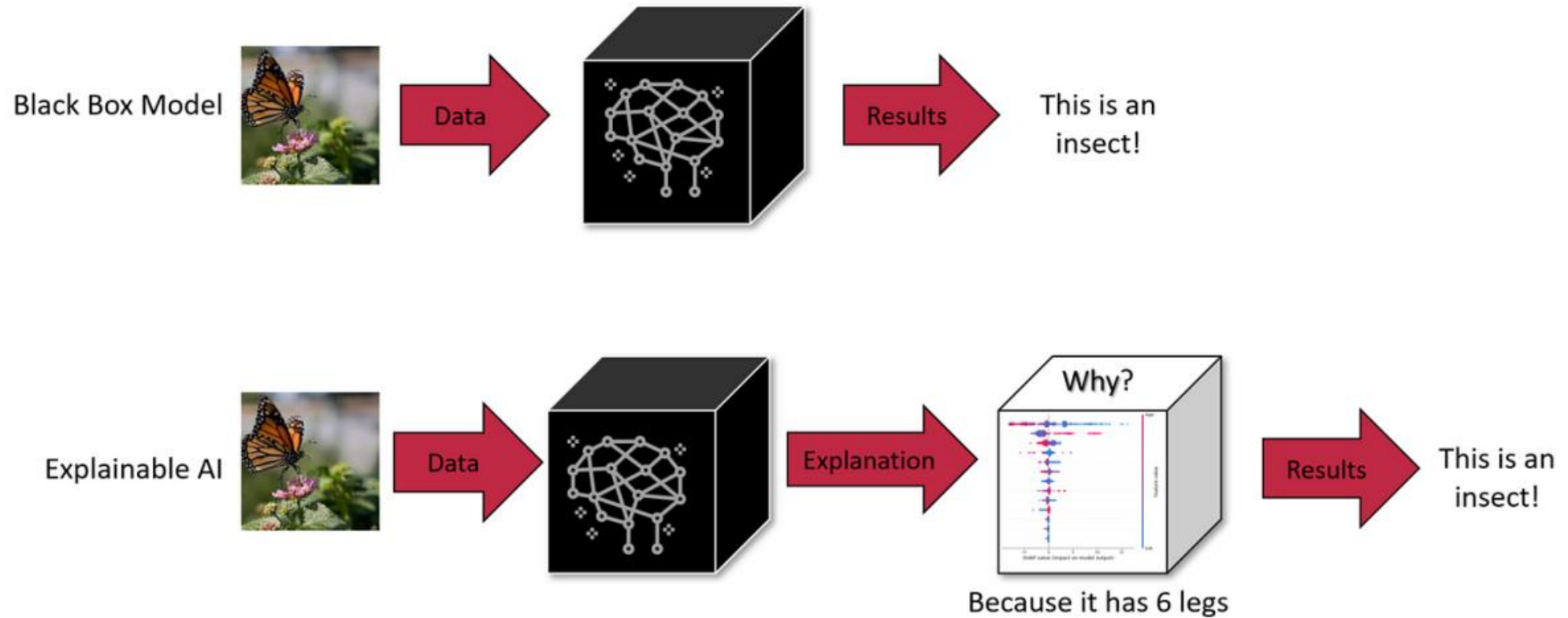
**10,000
simulations
par scenario
avec un PC
« classique »**



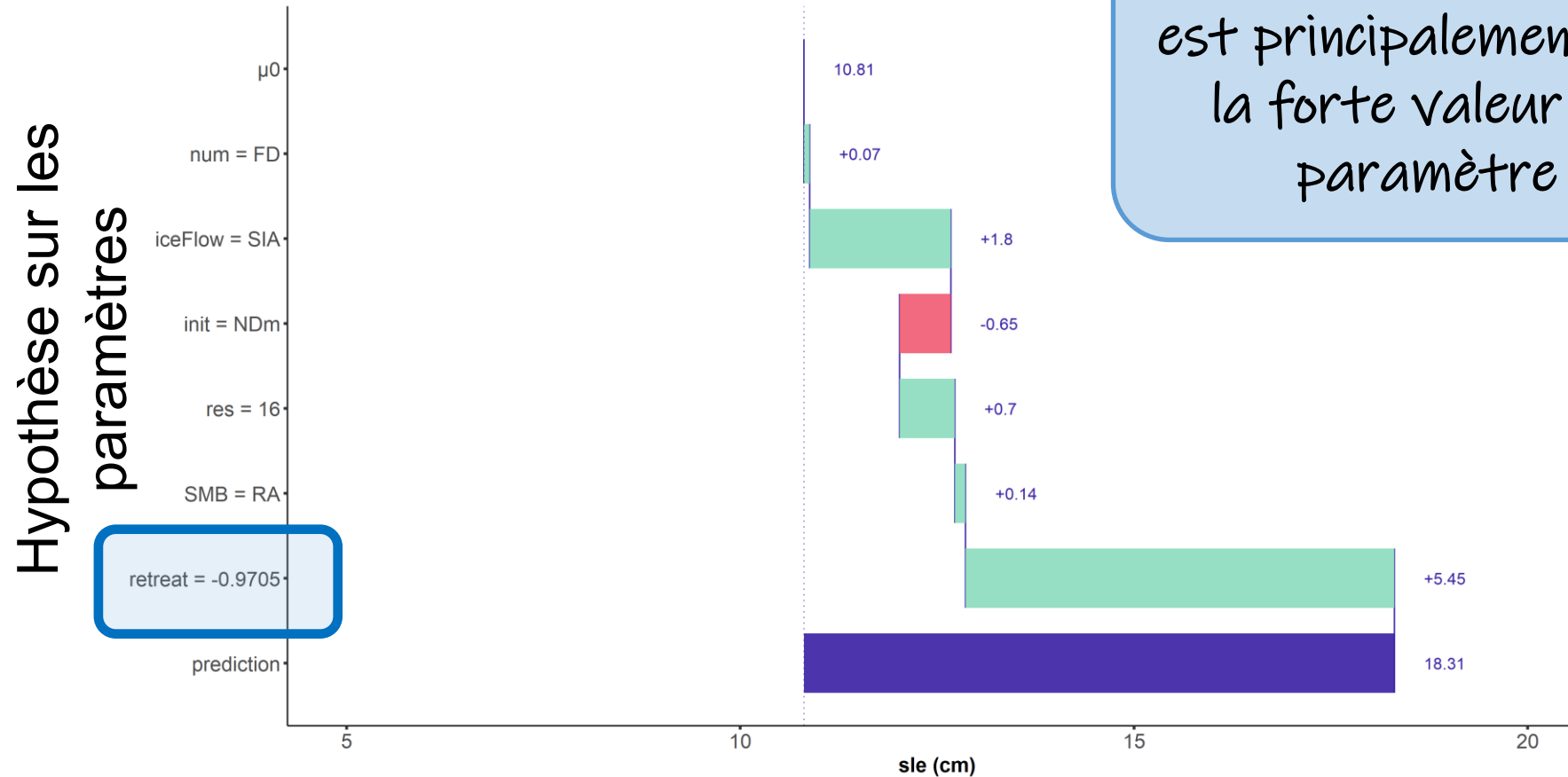
Problème de la boîte noire...



Problème de la boîte noire...



L'apport de l'IA explicable



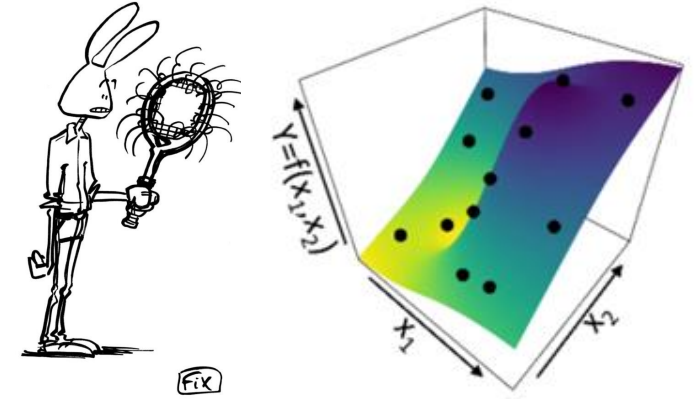
La contribution au niveau marin est principalement expliquée par la forte valeur (absolue) du paramètre 'retreat'

Contribution au niveau marin

Les apports

- Deux applications (système d'alerte, projection future), où on **exploite au mieux** le nombre limité de résultats de simulation numérique en **« comblant les trous »** avec un modèle de machine / deep learning

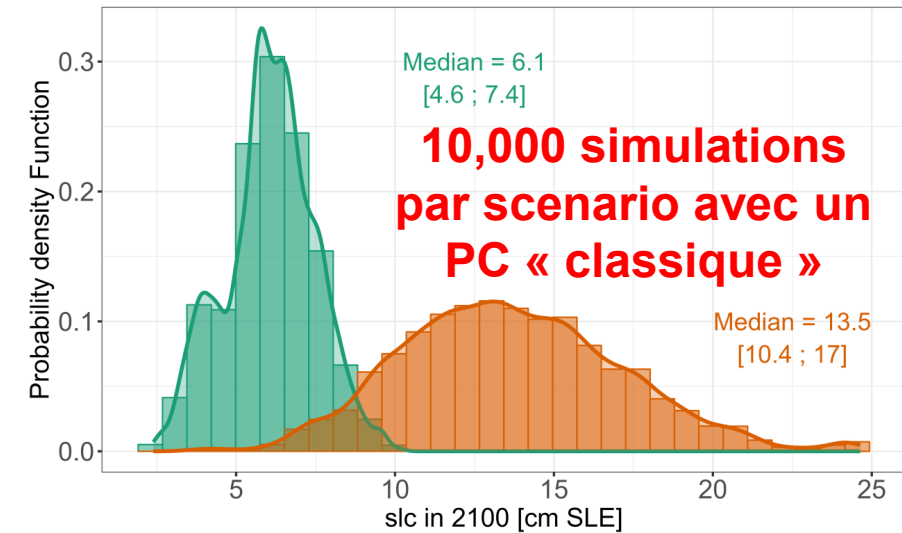
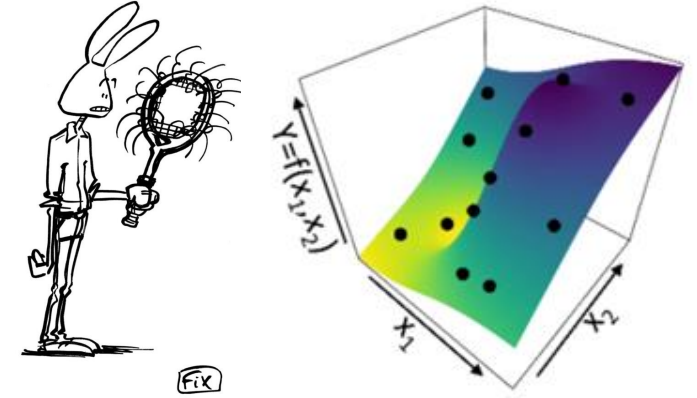
« small (but beautiful) data »



Les apports

- ❑ Deux applications (système d'alerte, projection future), où on **exploite au mieux** le nombre limité de résultats de simulation numérique en **« comblant les trous »** avec un modèle de machine / deep learning
- ❑ Des études **gourmandes en temps de calcul, potentiellement en énergie**, sont rendus faisables sans recourir à des infrastructures de calcul haute performance **HPC**

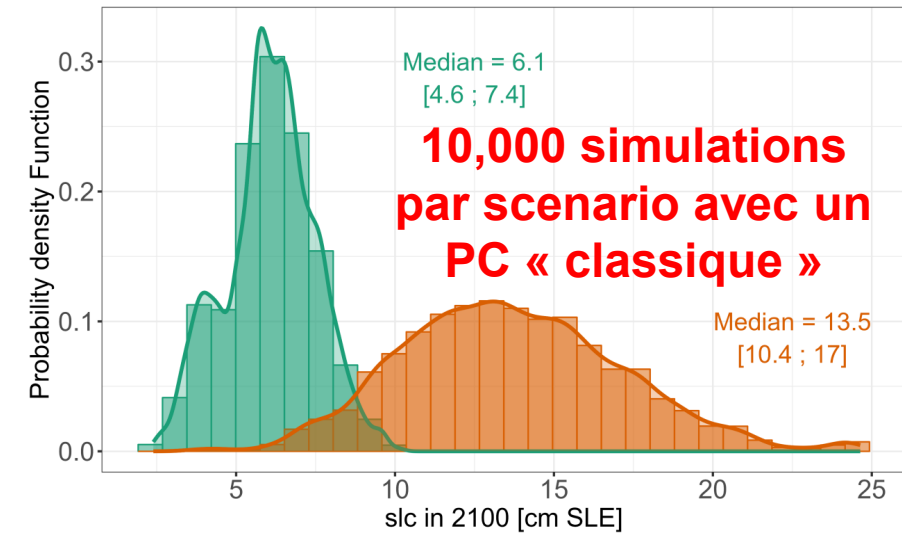
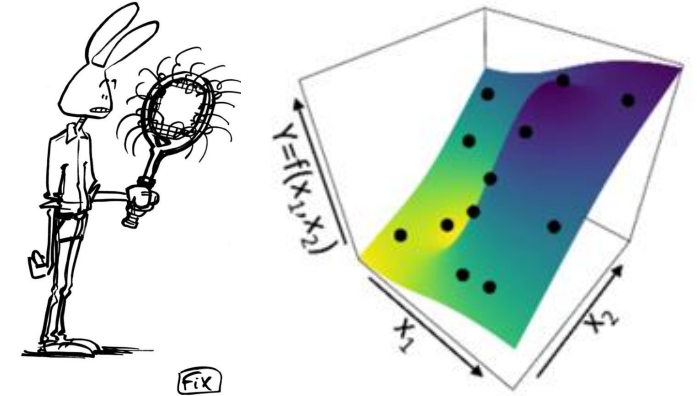
« small (but beautiful) data »



Les apports

- Deux applications (système d'alerte, projection future), où on **exploite au mieux** le nombre limité de résultats de simulation numérique en **« comblant les trous »** avec un modèle de machine / deep learning
- Des études **gourmandes en temps de calcul, potentiellement en énergie**, sont rendus faisables sans recourir à des infrastructures de calcul haute performance **HPC**
- **Des projets opérationnels** utilisant ces techniques sont en cours de développement (ex. [SIRENES-PMCO](#))

« **small (but beautiful) data** »

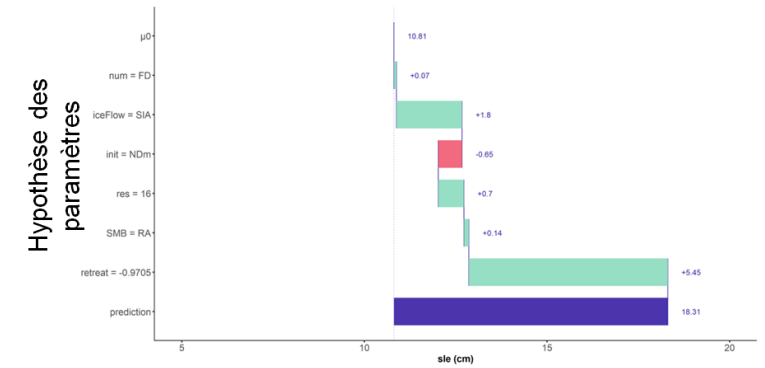


LE PMCO SIGNE UN NOUVEAU PARTENARIAT POUR LA MISE EN ŒUVRE DE SON OUTIL DE PRÉVISION DES TEMPÊTES SIRENES

Les limites

❑ La confiance dans les prédictions?

Mais des approches existent pour « ouvrir » la boîte noire



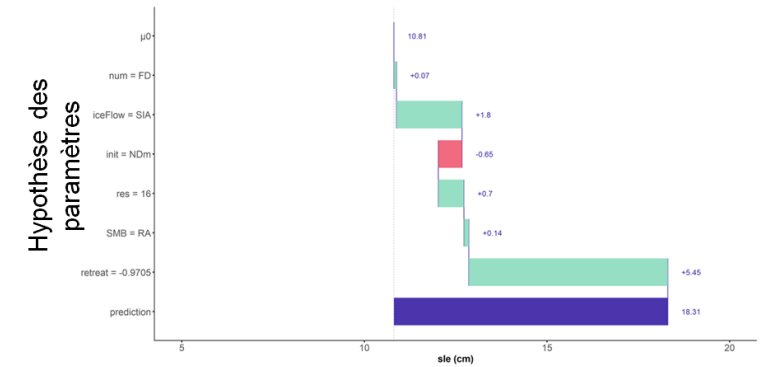
Les limites

❑ La confiance dans les prédictions?

Mais des approches existent pour « ouvrir » la boîte noire

❑ Au delà de performance : besoin d'une analyse globale de l'utilisation de ces techniques

=> **Présentation de Gonéri Le Cozannet (BRGM)**



PERSPECTIVE

<https://doi.org/10.1038/s41558-022-01377-7>

nature
climate change

Check for updates

Aligning artificial intelligence with climate change mitigation

Lynn H. Kaack^{1,2,3}, Priya L. Donti^{4,5}, Emma Strubell⁴, George Kamiya⁶, Felix Creutzig^{7,8} and David Rolnick^{9,10}

Les limites

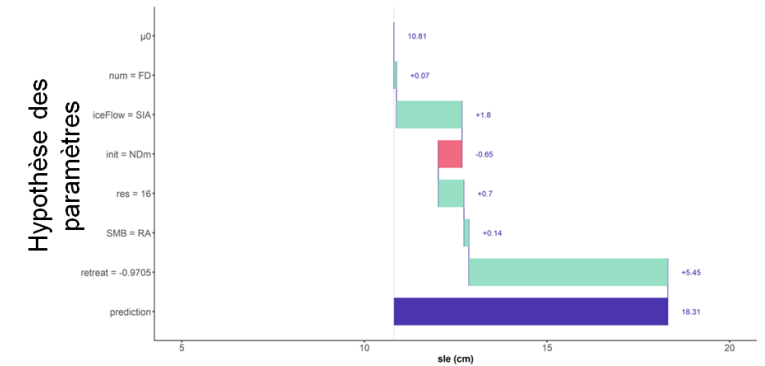
❑ La confiance dans les prédictions?

Mais des approches existent pour « ouvrir » la boîte noire

❑ Au delà de performance : besoin d'une analyse globale de l'utilisation de ces techniques

❑ Continuer à progresser

1. Impact environnemental : apprentissage + tests + tuning
2. Optimisation des codes de calcul numériques
3. Stockage et « Recyclage » des données (tests, tuning, etc.)
4. Etc.



PERSPECTIVE
<https://doi.org/10.1038/s41558-022-01377-7>
nature climate change

Check for updates

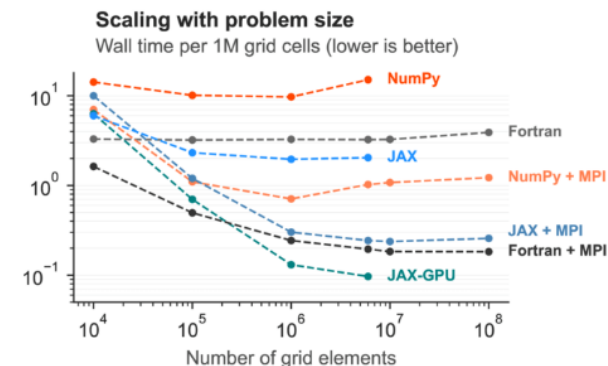
Aligning artificial intelligence with climate change mitigation

Lynn H. Kaack^{1,2,3}, Priya L. Donti^{4,5}, Emma Strubell⁴, George Kamiya⁶, Felix Creutzig^{7,8} and David Rolnick^{9,10}

More FLOPS per Watt

Optimizing Software-Hardware efficiency in high-performance computing through 15 years of Inria research

Denergium



Source:
<https://dionhaefner.github.io/2021/12/supercharged-high-resolution-ocean-simulation-with-jax/>

Merci pour votre attention!

Merci aux projets financeurs: ANR ORACLES, H2020 PROTECT



Annexes

Prédire des cartes d'inondation

- Exemple pour la tempête Xynthia (février 2010)
- Calcul des cartes de submersion à partir de données ré-analysées

