



Analyse de l'influence des forçages météo-océaniques dans les projections futures probabilistes de la submersion à Gâvres (Bretagne)

J. Rohmer^{*}, D. Idier^{*}, R. Thieblemont^{*}, G. Le Cozannet^{*}, F. Bachoc[§]

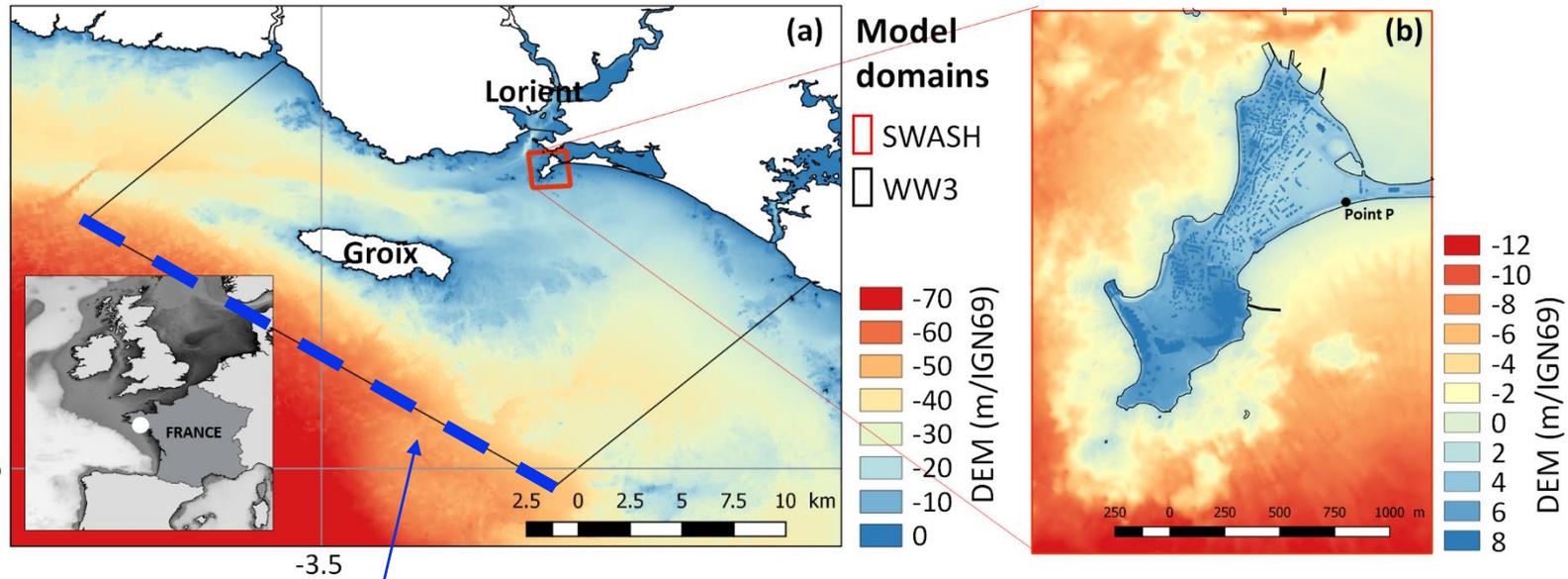
*



§

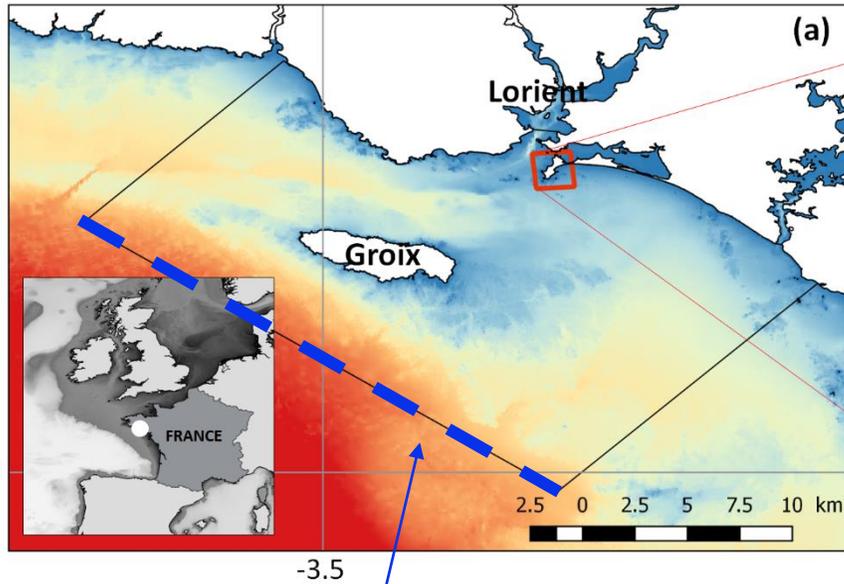


Inondation marine à Gâvres



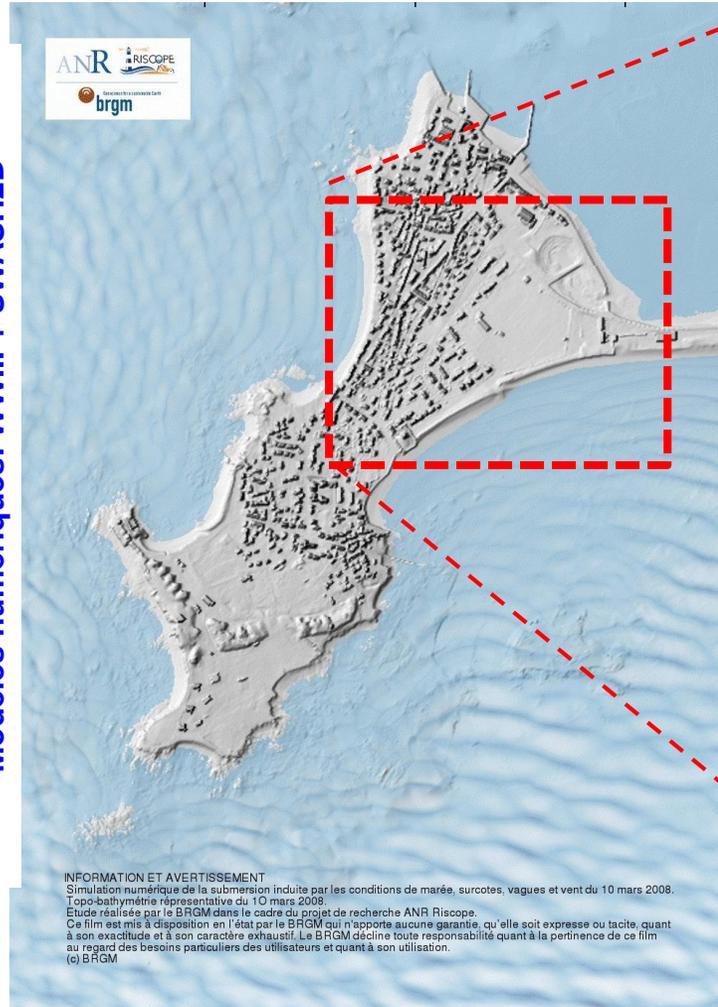
Conditions limites → forçages
météo-océaniques au large
(vagues, niveau d'eau, vent)

Inondation marine à Gâvres

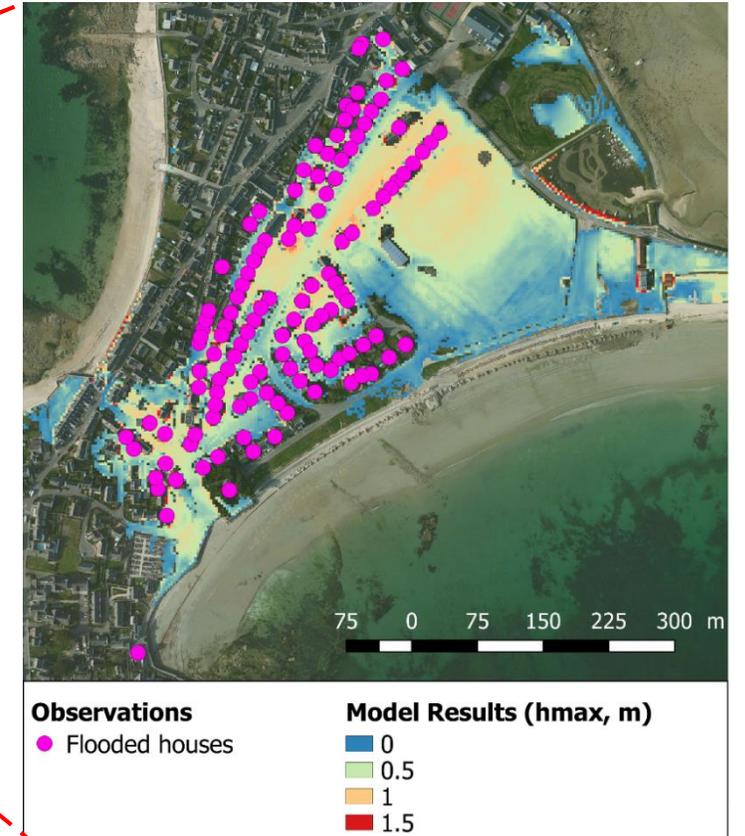


Conditions limites → forçages
météo-océaniques au large
(vagues, niveau d'eau, vent)

Modèles numériques: WWIII + SWASH2D



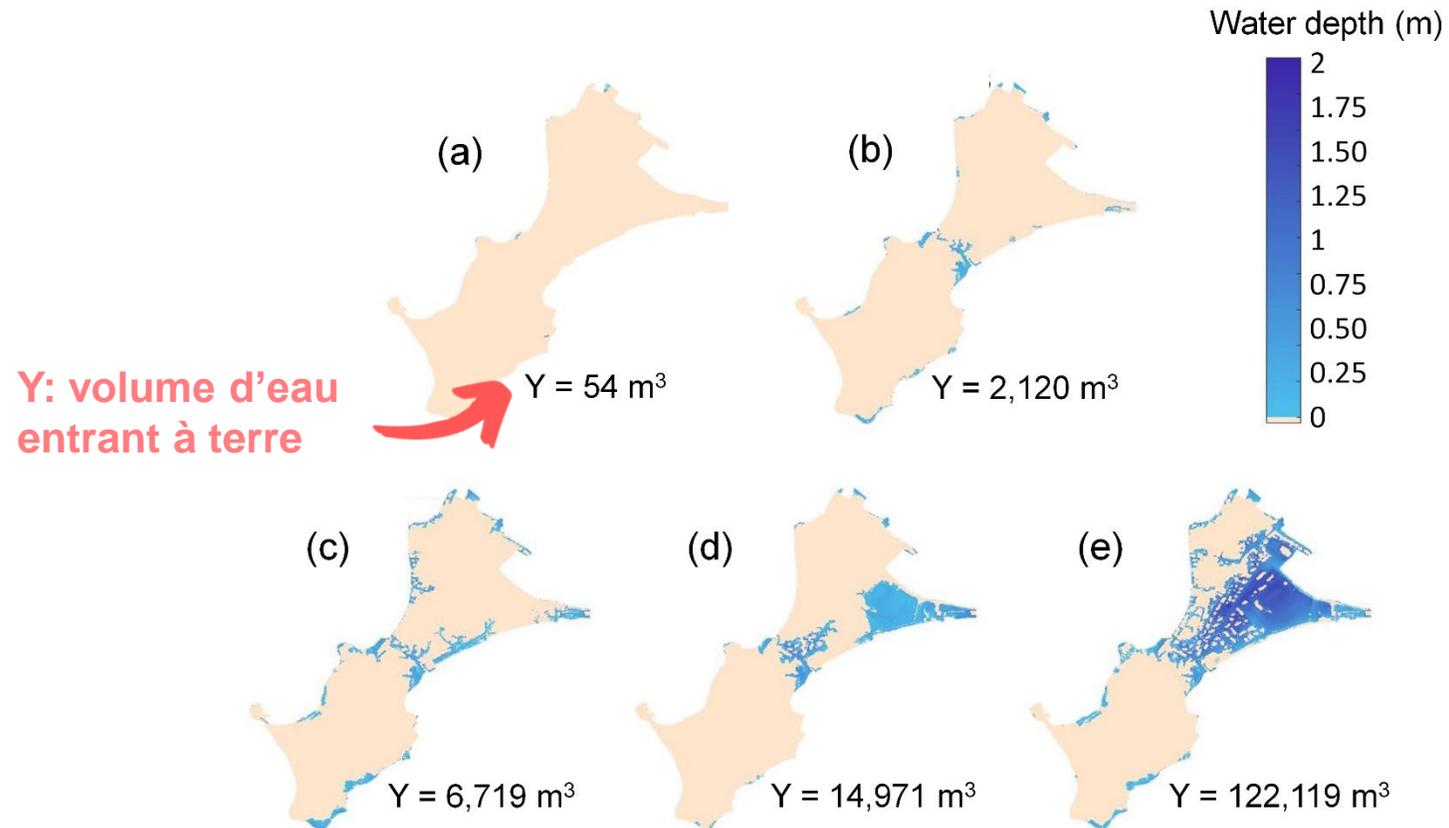
Temps de calcul >1 jour!!



Johanna – 10 March 2008

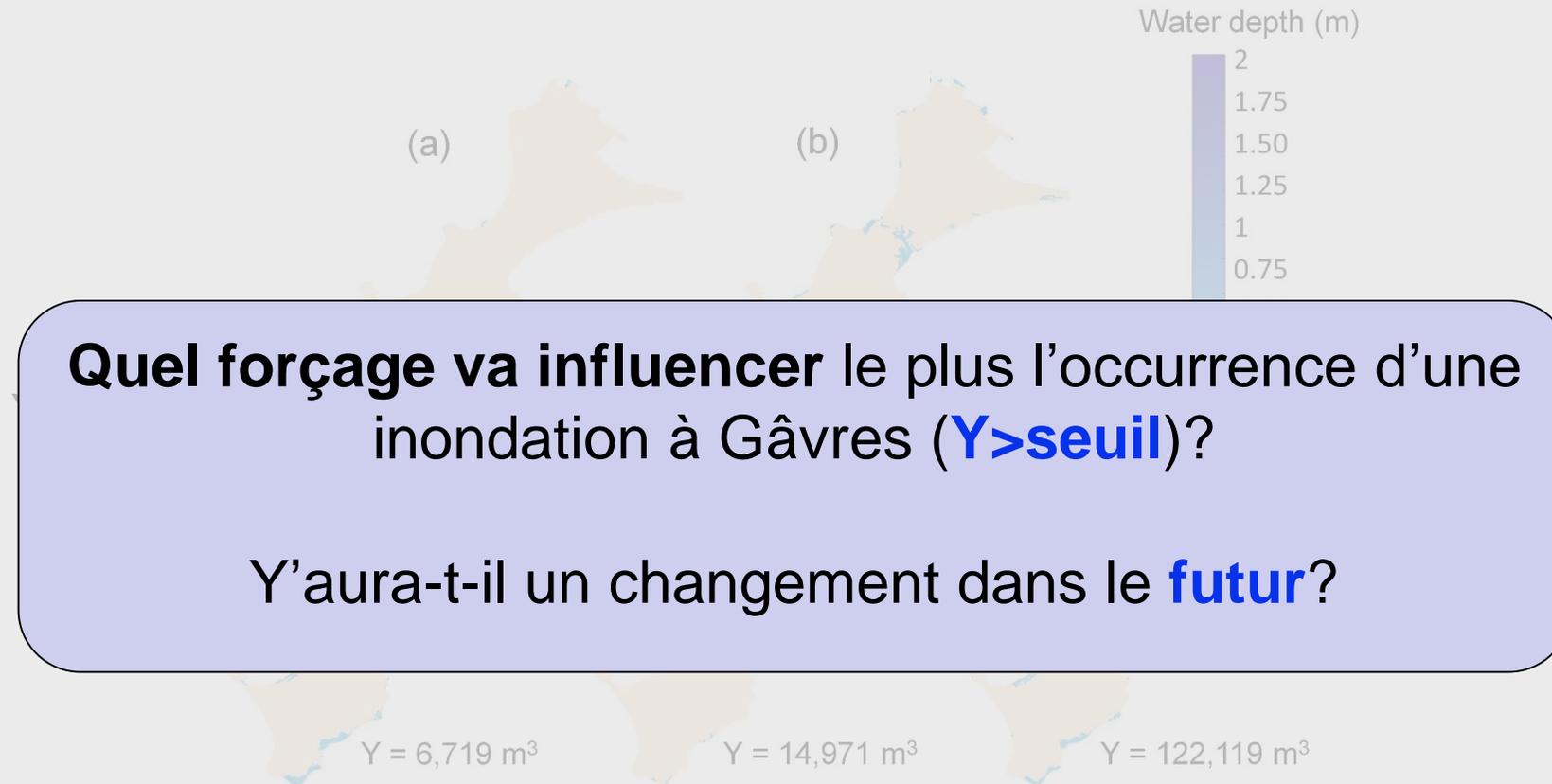
Contacts: [\[D. Idier\]](#)

Motivation



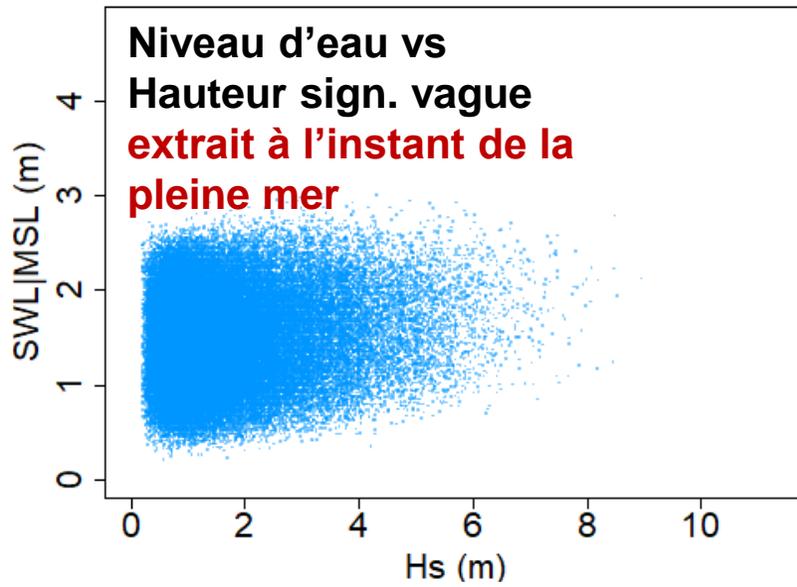
5 résultats de simulation pour **différents forçages au large**
(vague, vent, niveau d'eau)

Motivation

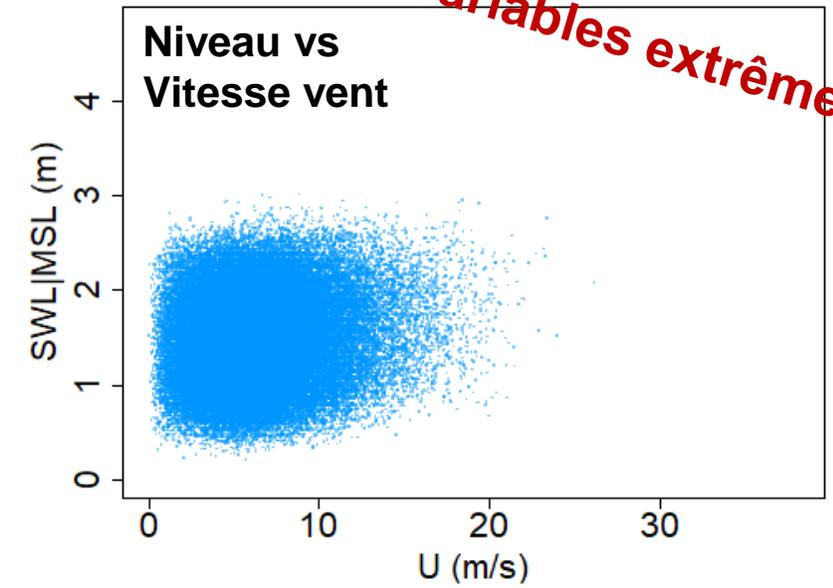
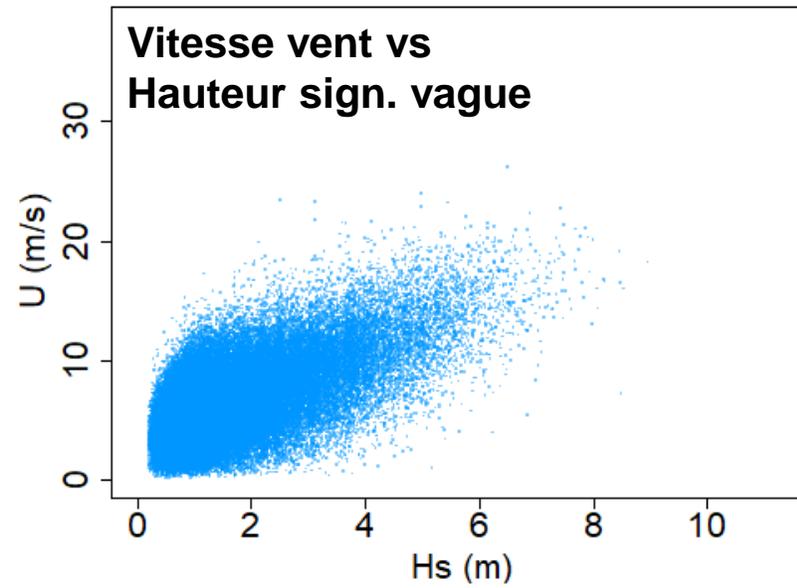
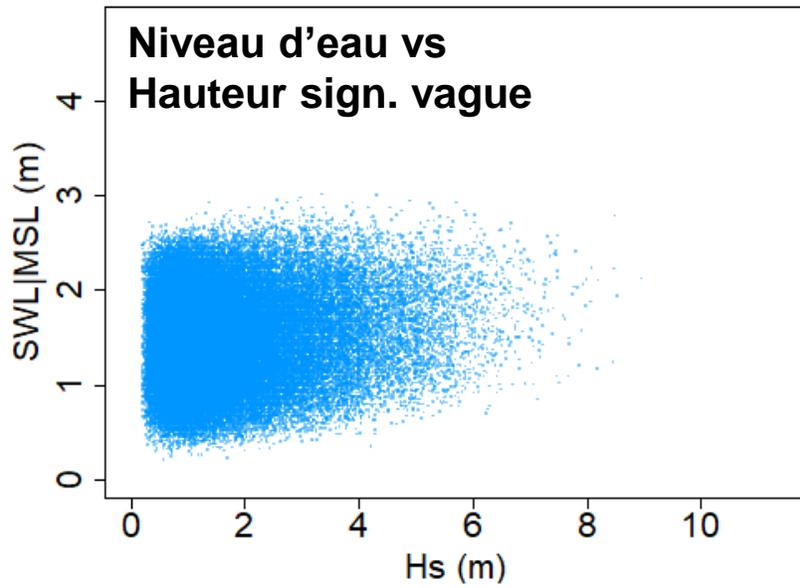


5 résultats de simulation pour **différents forçages au large**
(vague, vent, niveau d'eau)

Forçages météo-océaniques – données « hindcast » 1900-2016, 80000 sixplets [1]

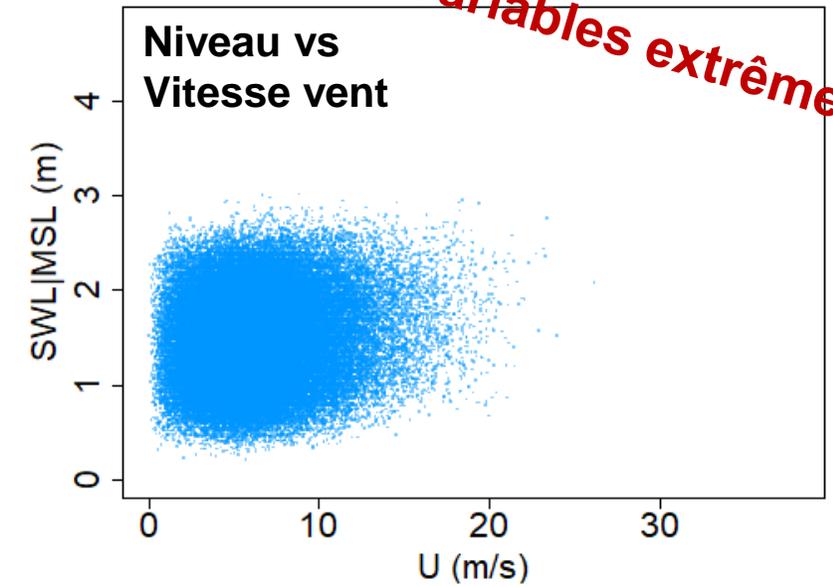
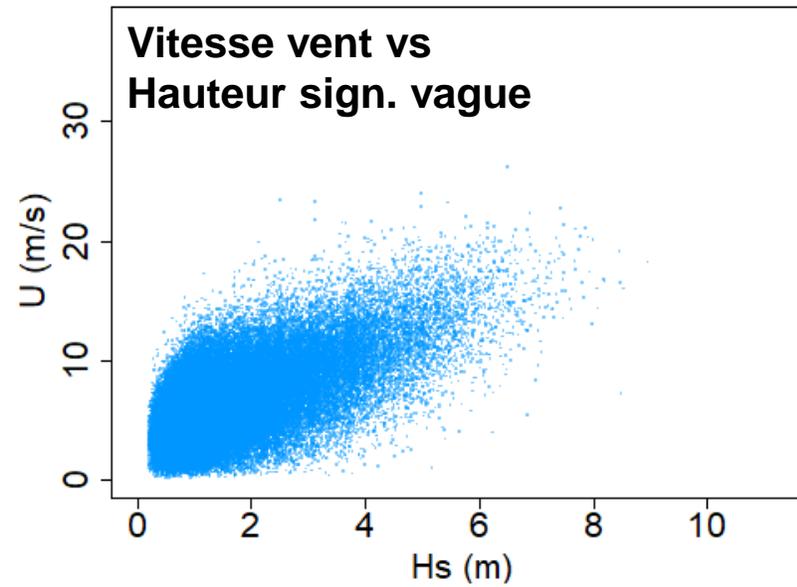
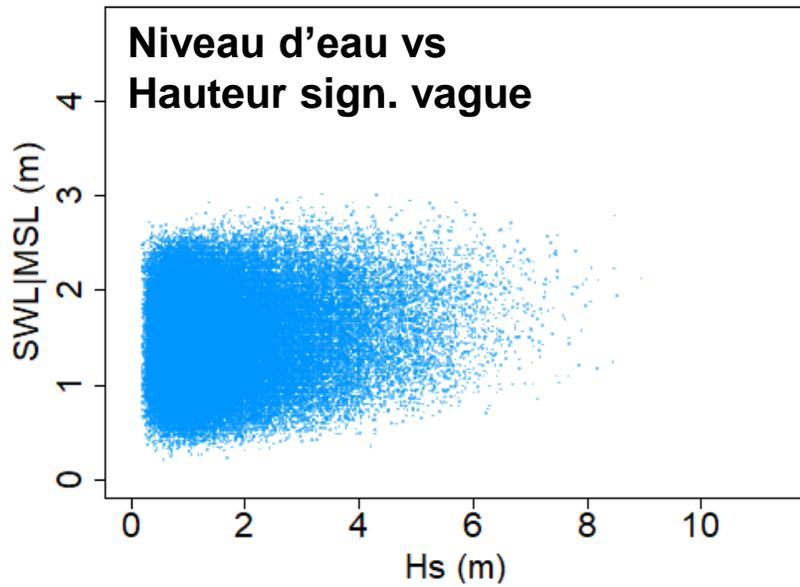


Forçages météo-océaniques – données « hindcast » 1900-2016, 80000 sixplets [1]

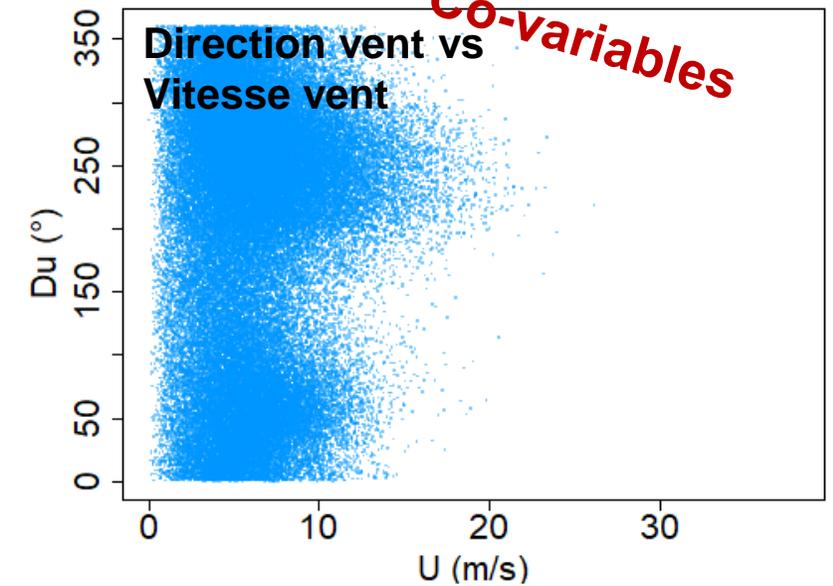
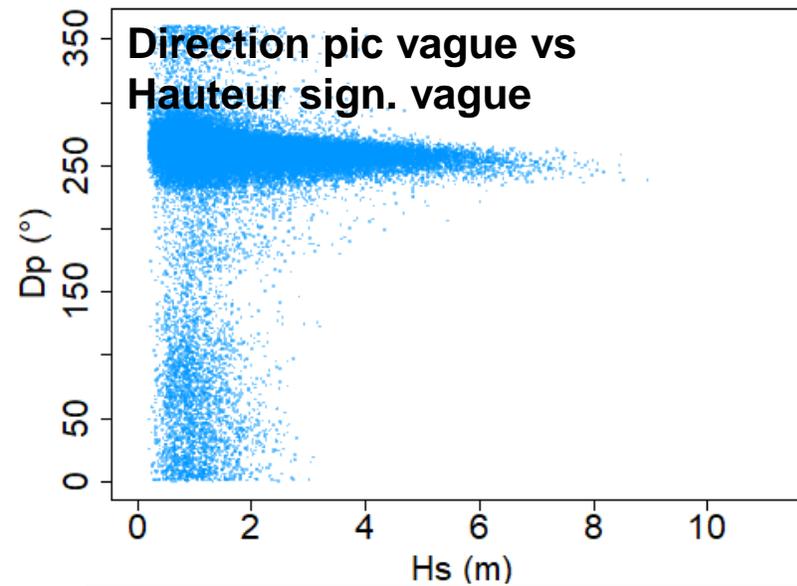
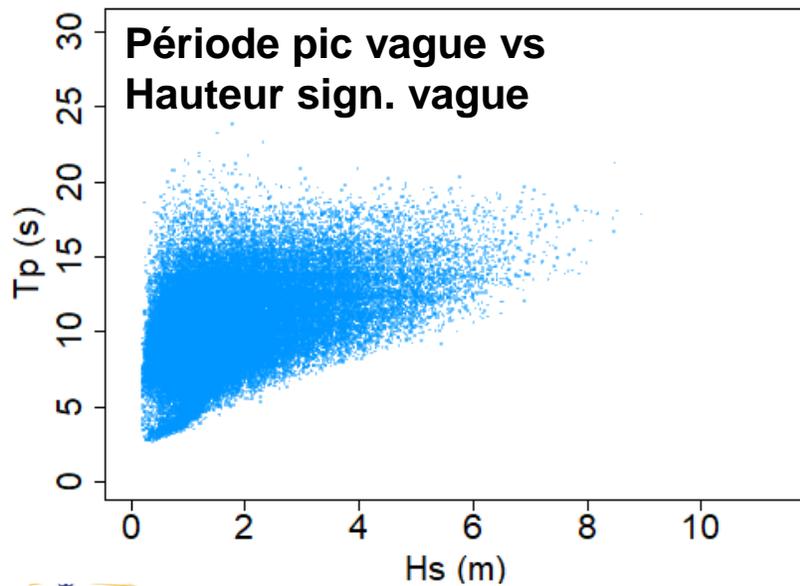


Variables extrêmes

Forçages météo-océaniques – données « hindcast » 1900-2016, 80000 sixplets [1]



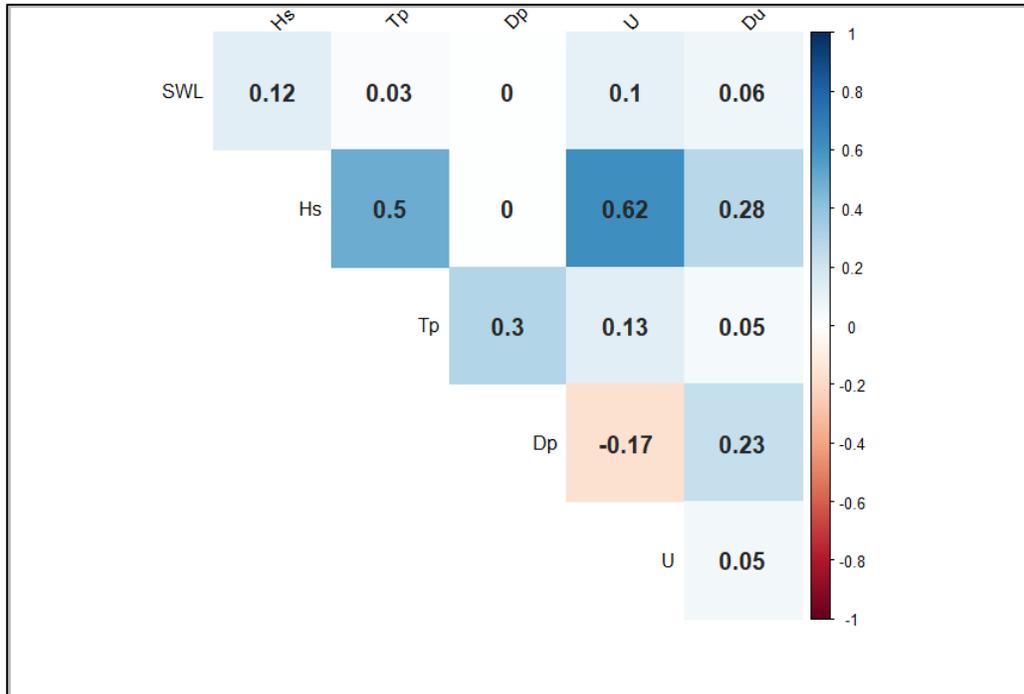
Variables extrêmes



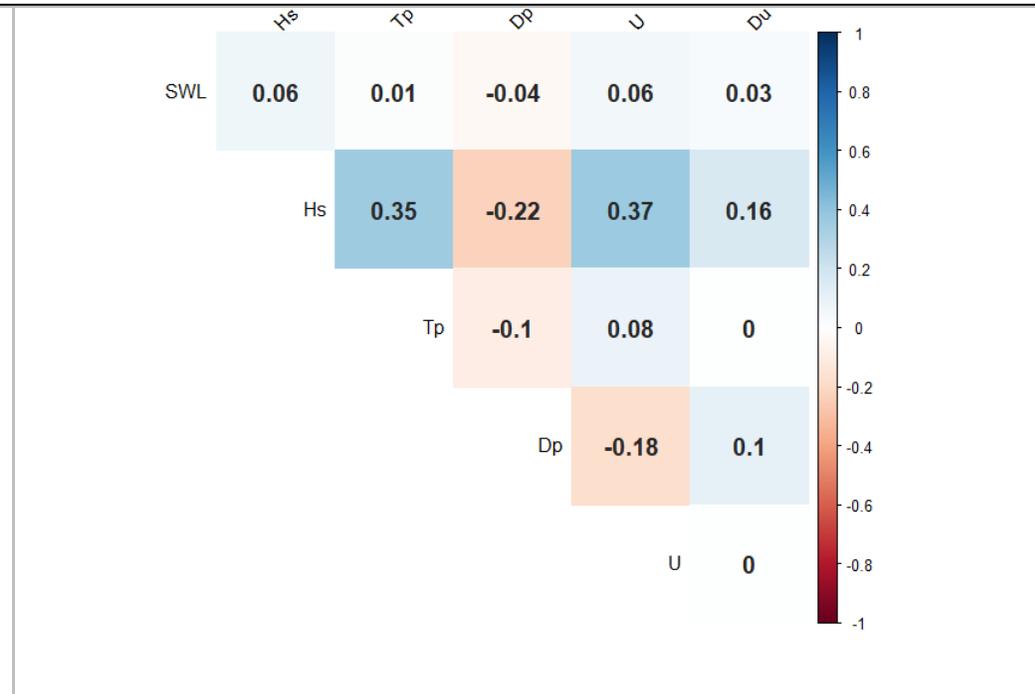
Co-variables

Analyse de corrélation

Pearson

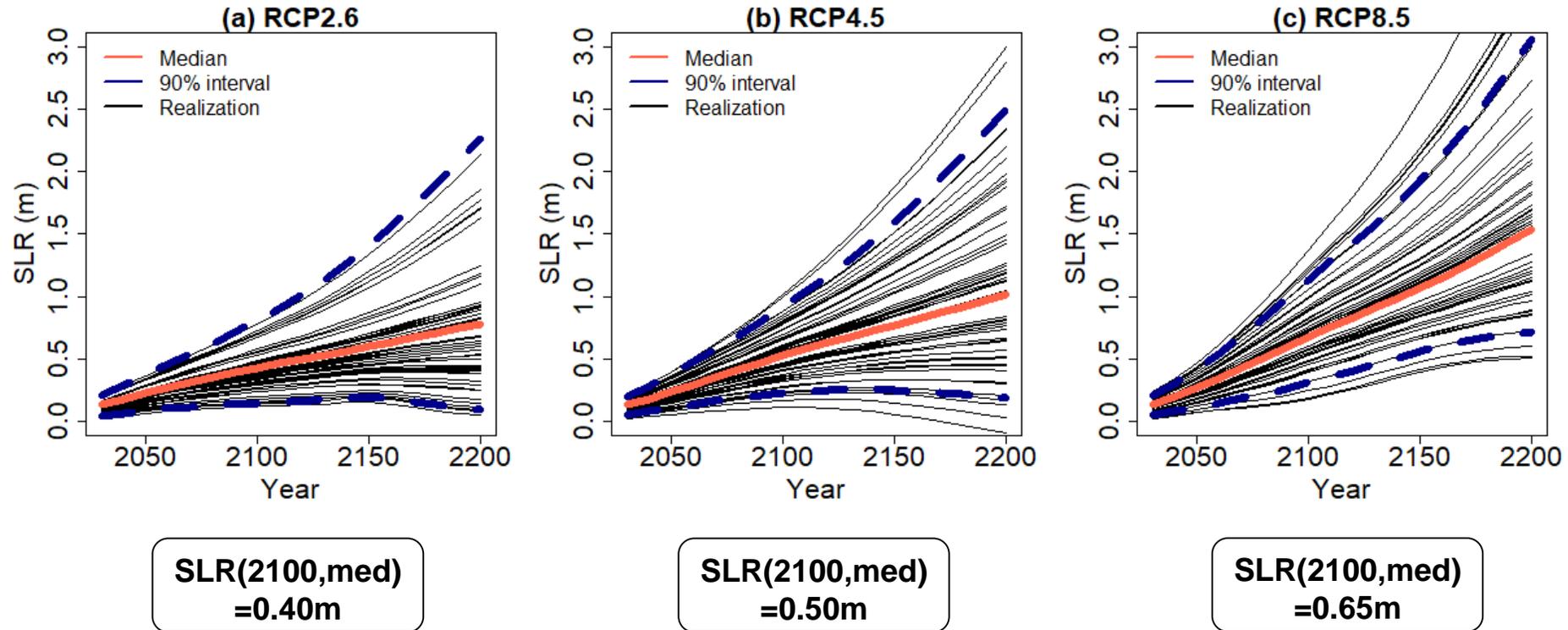


Kendall



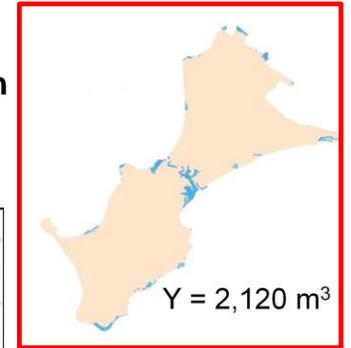
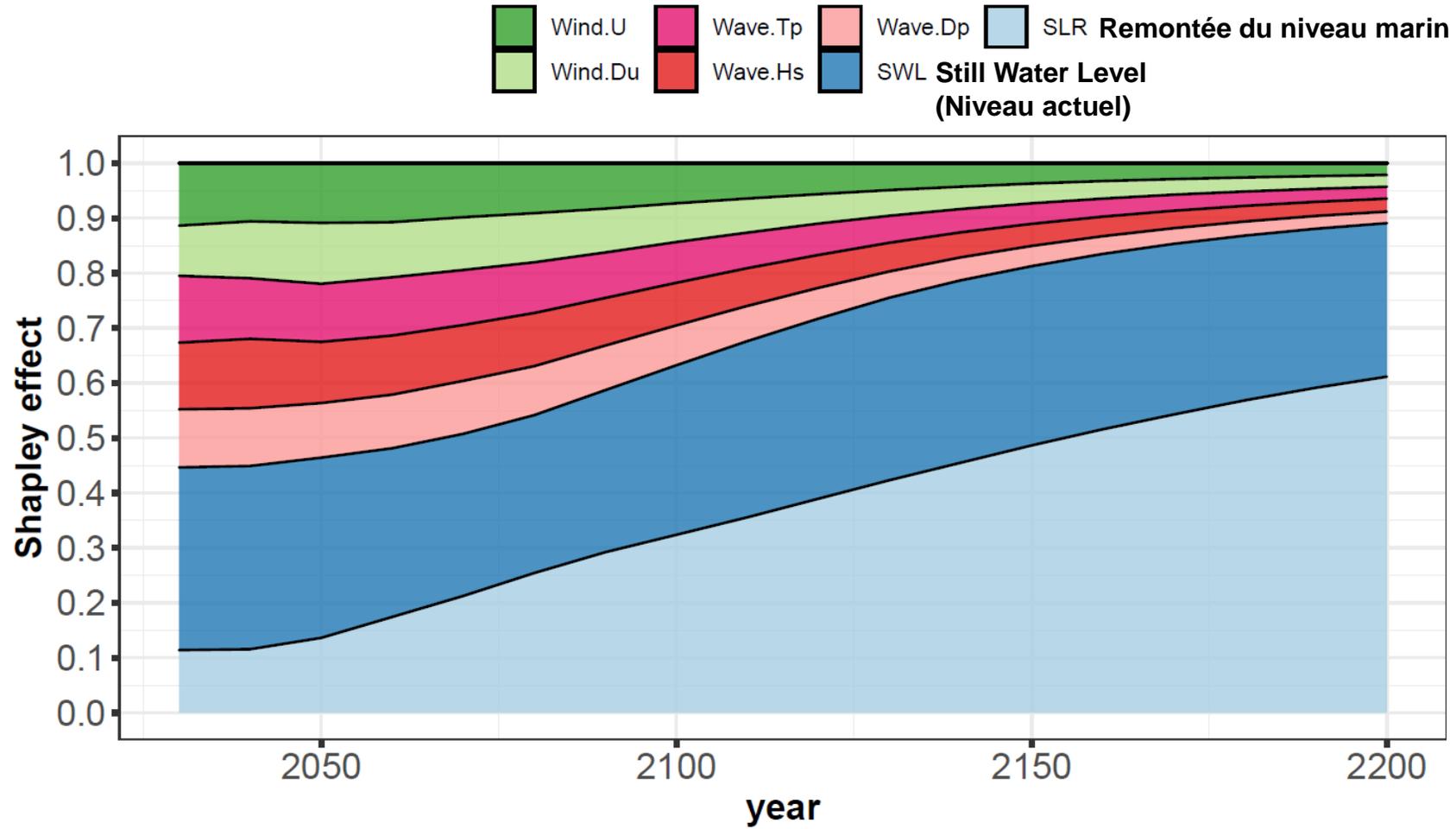
Coefficients de corrélation des conditions

Projection probabiliste niveau marin SLR (proche Gâvres, ref. année 2000)



RCP (*Representative Concentration Pathway*): scénario de concentration de gaz à effet de serre dans le futur

Objectif: influence sur {Y>2000m3}



Définition du problème

Estimer l'influence respective forçages + SLR sur l'occurrence de l'inondation	
Méthode: analyse globale de sensibilité [1]	

Définition du problème

Estimer l'influence respective forçages + SLR sur l'occurrence de l'inondation

Méthode: analyse globale de sensibilité [1]

Objectif: estimer la contribution individuelle à l'incertitude (mesurée par $\text{Var}(Y)$) de chaque entrée incertaine X_i

$$S_{X_i} = \frac{\text{Var}(E(Y|X_i = x_i^*))}{\text{Var}(Y)}$$

= Indice de Sobol' de 1^{er} ordre [2]
= mesure la contribution de X_i à $\text{Var}(Y)$

où $i=\{1,2,\dots,k\}$ avec k variables d'entrée X

Y volume d'eau entrant à terre

Estimer l'influence respective forçages + SLR sur l'occurrence de l'inondation

Méthode: analyse globale de sensibilité

Difficulté 1: tenir compte de la dépendance

Shapley eff. [1]

[Journée Réseau MEXICO 2021 – B. looss (EDF)]



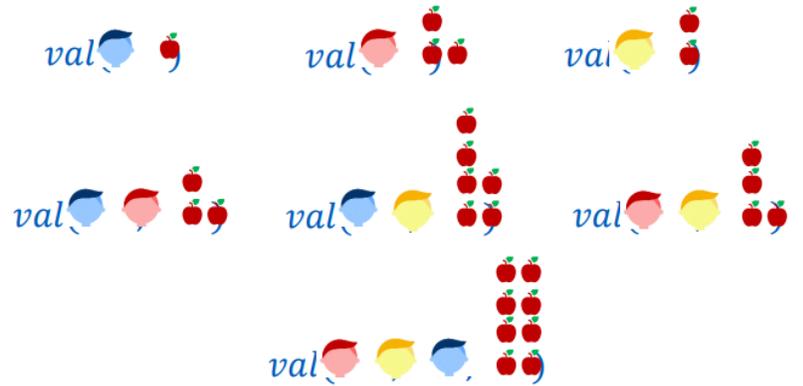
Timide Leader Diplomate

ϕ ϕ ϕ

Comment redistribuer leur production de manière coopérative ?

4 Axiomes :

1. **(Efficacité)** La somme des valeurs réparties doit être égale à la production totale
2. **(Symétrie)** Si, pour toute coalition, l'apport marginal de deux joueurs est égale, leur part doit être égale.
3. **(Joueur nul)** Si, pour toute coalition, l'apport marginal d'un joueur est nul, sa part est nulle.
4. **(Additivité)** Si un jeu peut être décomposé en deux sous-jeux distincts, les valeurs de Shapley de ce jeu sont la somme de ceux des deux sous-jeux.



L'unique solution est :

$$\phi_j = \frac{1}{d} \sum_{A \subset C-j} \binom{d-1}{|A|}^{-1} (val(A \cup \{j\}) - val(A))$$

[1]

Estimer l'influence respective forçages + SLR sur l'occurrence de l'inondation

Méthode: analyse globale de sensibilité

Difficulté 1: tenir compte de la dépendance

Shapley eff. [1]



[Journée Réseau MEXICO 2021 – B. looss (EDF)]

Dans notre problème

Travailleurs = forçages météo-océaniques + SLR

Production = variance sur Y (volume d'eau)

3. (Joueur nul) Si, pour toute coalition, l'apport marginal d'un joueur est nul, sa part est nulle.

4. (Additivité) Si un jeu peut être décomposé en deux sous-jeux distincts, les valeurs de Shapley de ce jeu sont la somme de ceux des deux sous-jeux.

$$\phi_j = \frac{1}{d} \sum_{A \subset C-j} \binom{d-1}{|A|} (val(A \cup \{j\}) - val(A))$$

[1]

Adaptation au problème de sensibilité

Effets de Shapley [1,2]

$$Sh_i = \frac{1}{k} \sum_{A \subseteq K \setminus \{i\}} \binom{k-1}{|A|}^{-1} (S_{A \cup \{i\}}^{\text{closed}} - S_A^{\text{closed}})$$

$$S_A^{\text{closed}} = \frac{\text{Var}(E(Y)|X_A)}{\text{Var}(Y)}$$

où $K = \{1, 2, \dots, k\}$ avec k variables d'entrée X

Y volume d'eau entrant à terre

Intérêt: indices Sh incluent

- Effet de chaque variable (**effet individuel**)
- Interactions entre les variables (**effet conjoint**)
- Effet de **dépendance entre variables**

Estimer l'influence respective forçages + SLR sur l'occurrence de l'inondation	
Méthode: analyse globale de sensibilité	
Difficulté 1: tenir compte de la dépendance	Shapley eff.
Difficulté 2: adapté au problème d'occurrence	Target Shap. [1]



Adaptation au problème $\{Y > \text{seuil } Y_C\}$

Target Shapley effects [1]

$$TSh_i = \frac{1}{k} \sum_{A \subseteq K \setminus \{i\}} \binom{k-1}{|A|}^{-1} (TS_{A \cup \{i\}}^{\text{closed}} - TS_A^{\text{closed}})$$

$$TS_A^{\text{closed}} = \frac{\text{Var}(E(I_{\{Y > Y_C\}} | X_A))}{\text{Var}(I_{\{Y > Y_C\}})}$$

où $K = \{1, 2, \dots, k\}$ avec k variables d'entrée X

Y volume d'eau entrant à terre

I fonction indicatrice

Y_C seuil

Estimer l'influence respective forçages + SLR sur l'occurrence de l'inondation	
Méthode: analyse globale de sensibilité	
Difficulté 1: tenir compte de la dépendance	Shapley eff.
Difficulté 2: adapté au problème d'occurrence	Target Shap. [1]

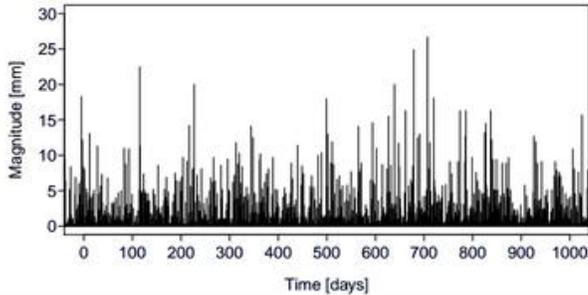
Estimateur possible 'data given' de **[Broto et al. (2020)]**
(approche plus proche voisins)



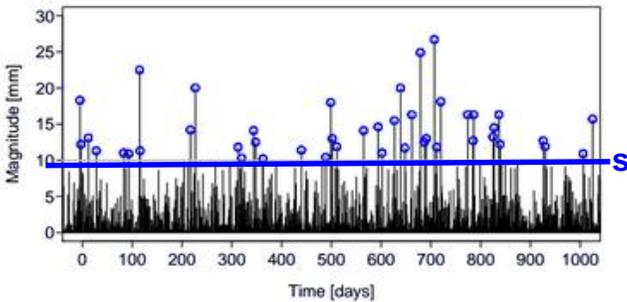
Estimer l'influence respective forçages + SLR sur l'occurrence de l'inondation	
Méthode: analyse globale de sensibilité	
Difficulté 1: tenir compte de la dépendance	Shapley eff.
Difficulté 2: adapté au problème d'occurrence	Target Shap.
Difficulté 3: générer des forçages extrêmes + dépendance	MEVA [1]



1. Modéliser les marginales : approche POT-GPD [1]



Série(s) temporelle(s)



Analyse fréquentielle

Sélection d'un échantillon de valeurs « extrêmes », indépendantes et stationnaires (ici par la méthode **Peaks Over Threshold (POT)** avec le seuil **s**)

Ajustement d'une distribution de probabilité adaptée

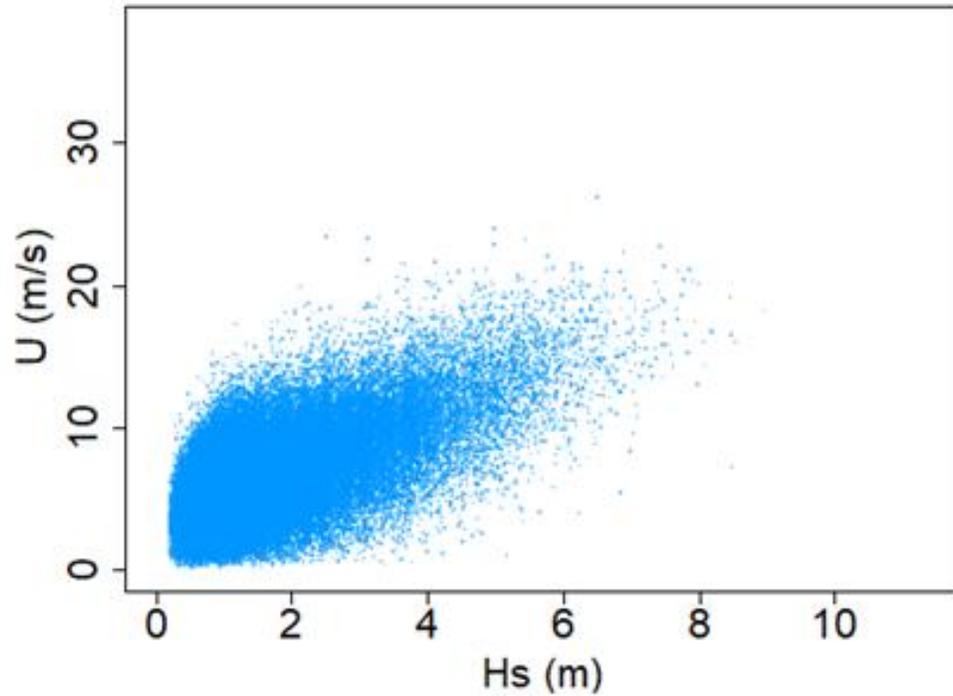
$$P(X \leq x) = F_X(x) = \begin{cases} 1 - (1 - \hat{F}_X(s)) \left(1 + \frac{\xi(x-s)}{\sigma}\right)^{-\frac{1}{\xi}} & \text{si } x > s, \xi \neq 0 \\ \hat{F}_X(x) & \text{si } x \leq s \end{cases}$$

Ajustement d'une distribution de probabilité à l'échantillon obtenu (ici **GPD (Generalized Pareto Distribution)**)

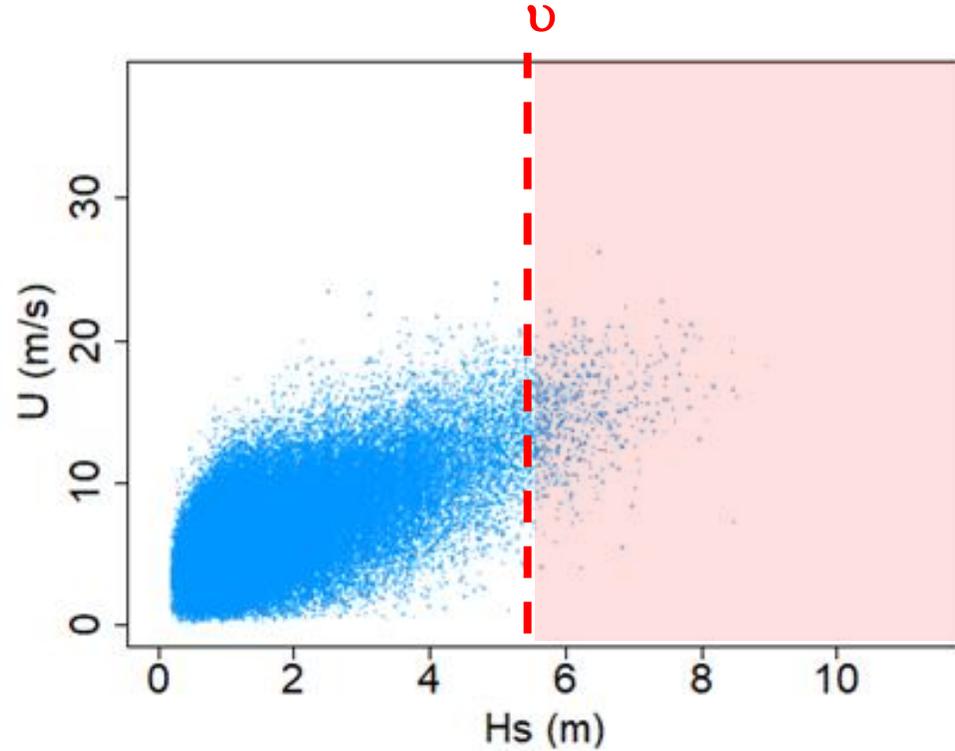
Paramètres de loi estimés par maximum de vraisemblance par ex. σ : échelle
 ξ : forme

\hat{F}_X distribution empirique

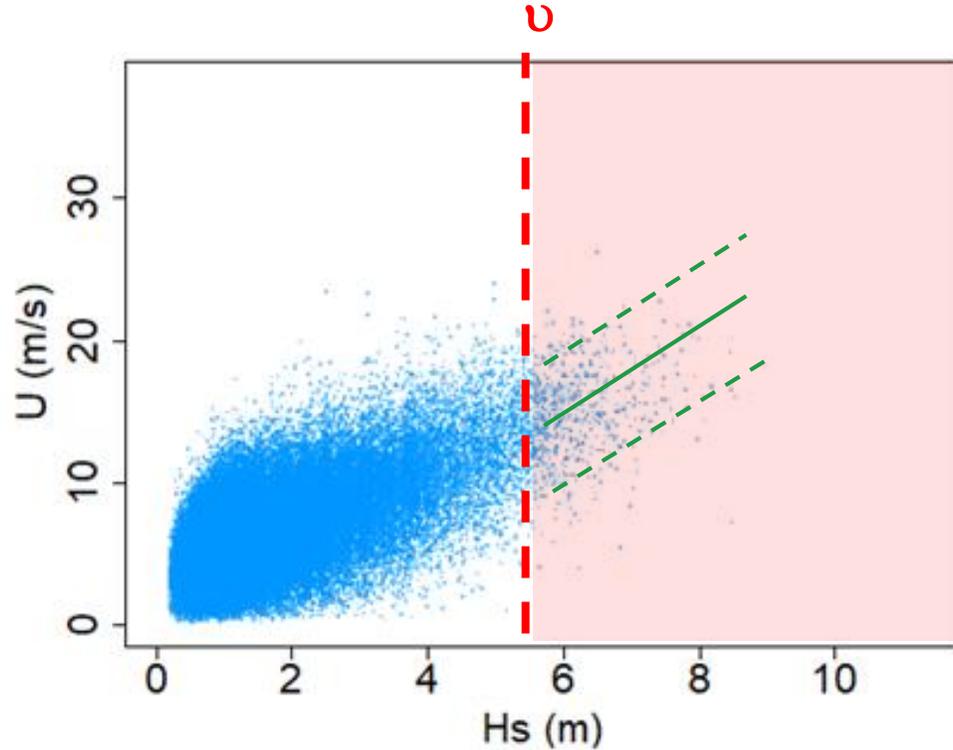
Modéliser la dépendance: approche conditionnelle des valeurs extrêmes [1]



2. Modéliser la **dépendance** des valeurs extrêmes [1]



2. Modéliser la dépendance des valeurs extrêmes [1]



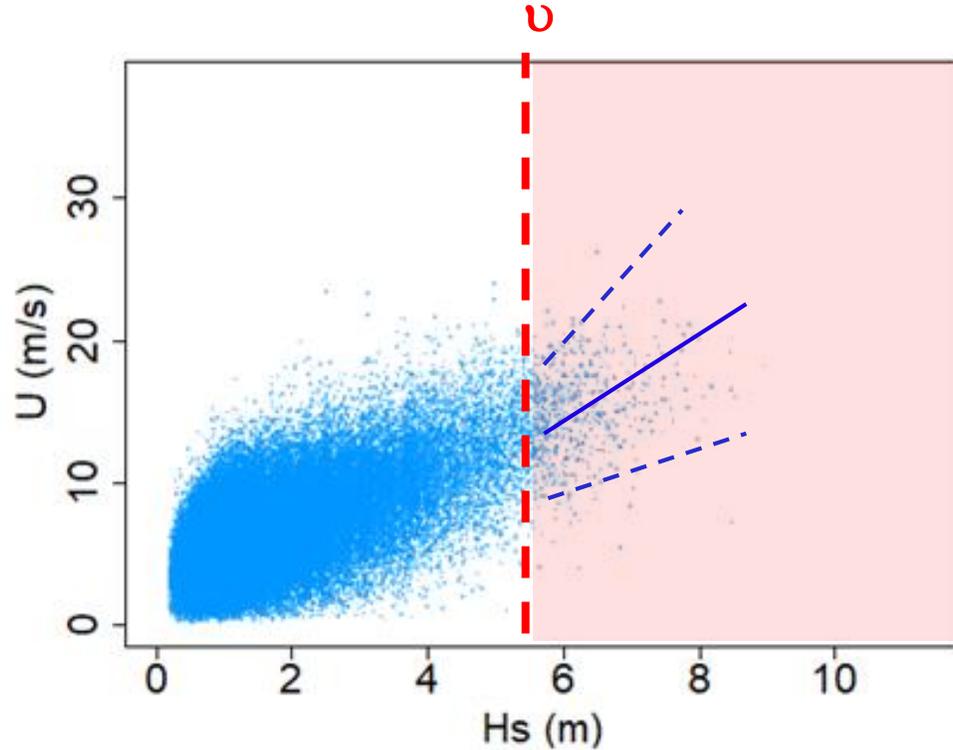
- Soit (H_s, U)
- Transformation de Gumbel $-\log(-\log(F_i))$, $i = H_s, U$
- Pour $h > v$, on suppose

$$U|(H_s = h) = \alpha h \cdot \quad + Z$$

avec Z le résidu indépendant de H_s supposé normalement distribué (pour l'estimation)

$$\alpha \in [-1, 1]$$

2. Modéliser la dépendance des valeurs extrêmes [1]



- Soit (H_s, U)
- Transformation de Gumbel $-\log(-\log(F_i))$, $i = H_s, U$
- Pour $h > v$, on suppose

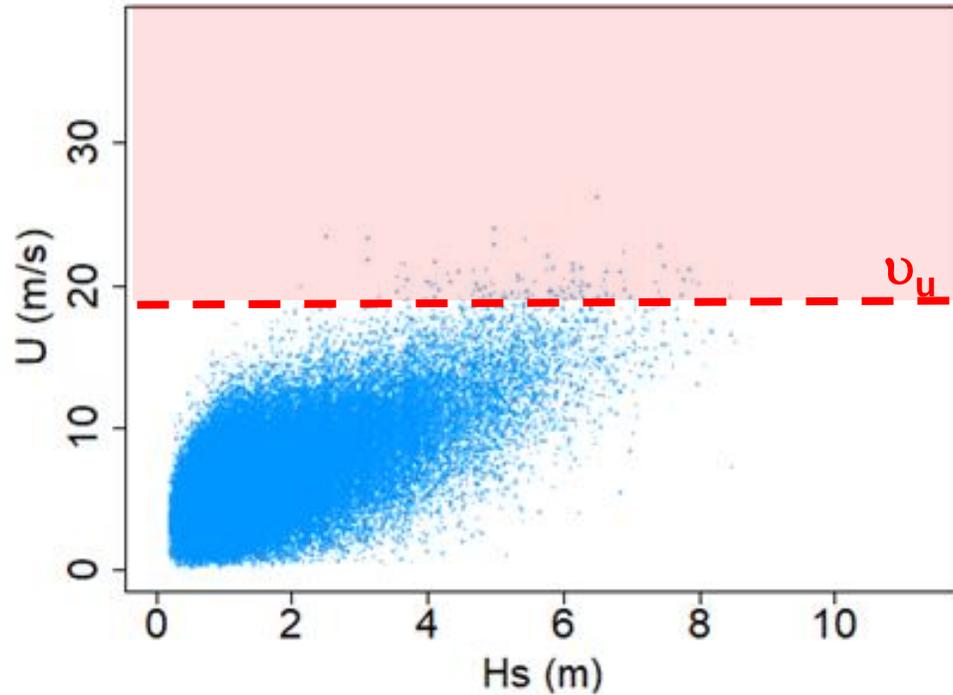
$$U|(H_s = h) = \alpha h + h^\beta \cdot Z$$

avec Z le résidu indépendant de H_s supposé normalement distribué (pour l'estimation)

$$\alpha \in [-1, 1]$$

$$\beta < 1$$

2. Modéliser la dépendance des valeurs extrêmes [1]



- Soit (H_s, U)
- Transformation de Gumbel $-\log(-\log(F_i))$, $i = H_s, U$
- Pour $u > v_u$, on suppose

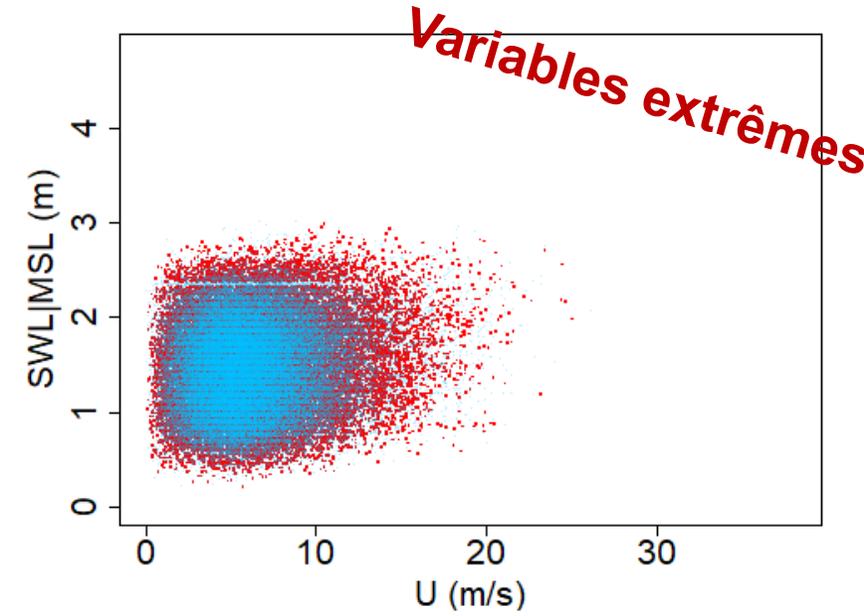
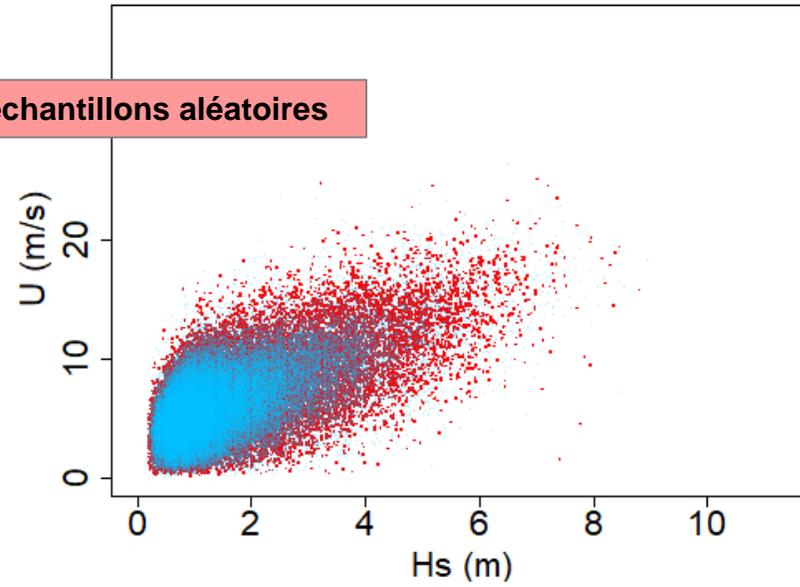
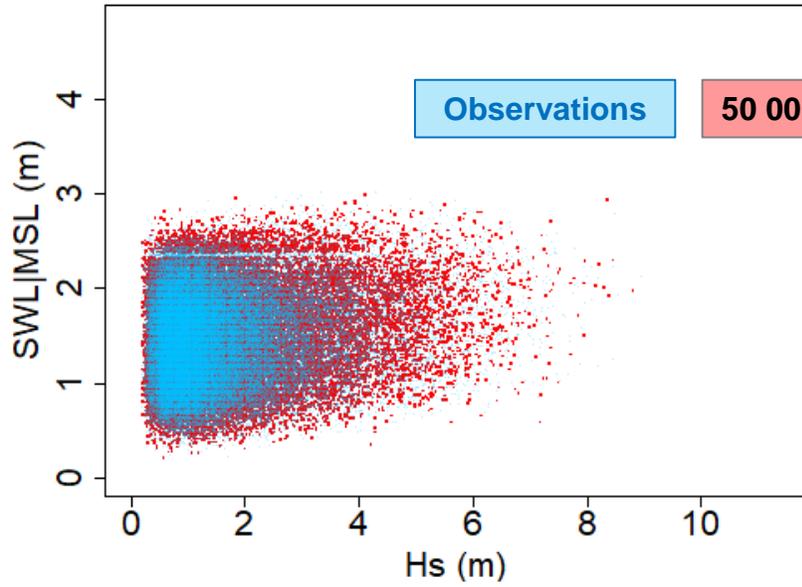
$$H_s | (U = u) = \alpha_u u + u^{\beta_u} \cdot Z$$

avec Z le résidu indépendant de U normalement distribué (pour l'estimation)

$$\alpha_u \in [-1, 1]$$

$$\beta_u < 1$$

Forçages aléatoires extrêmes



Validation de la génération aléatoire des valeurs extrêmes

$$\bar{\chi} = \lim_{u \rightarrow 1} \left(\frac{2 \log(P(U > u))}{\log(P(U > u \cap V > u))} - 1 \right) \quad \text{mesure de la dépendance asymptotique [1]}$$

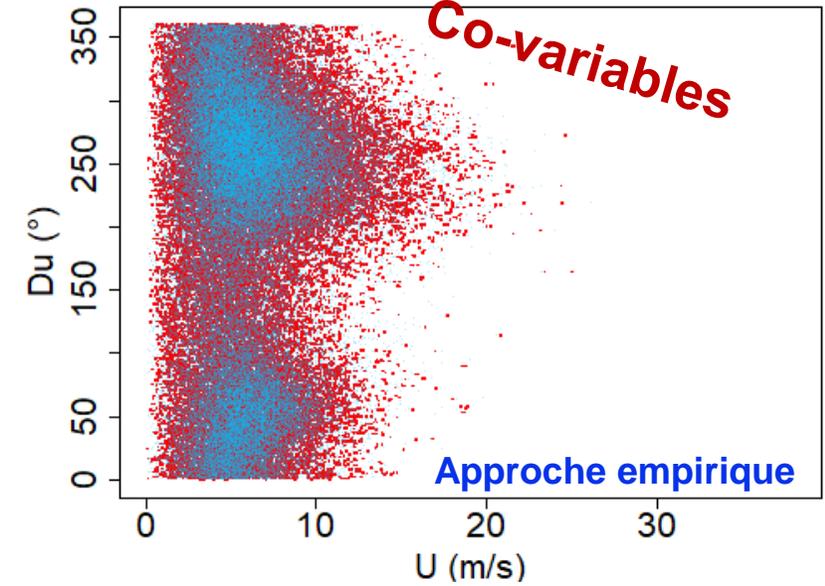
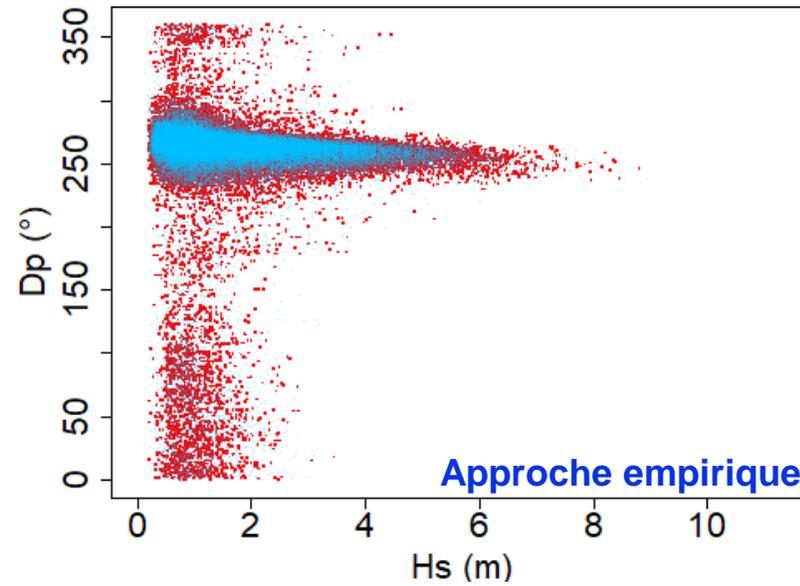
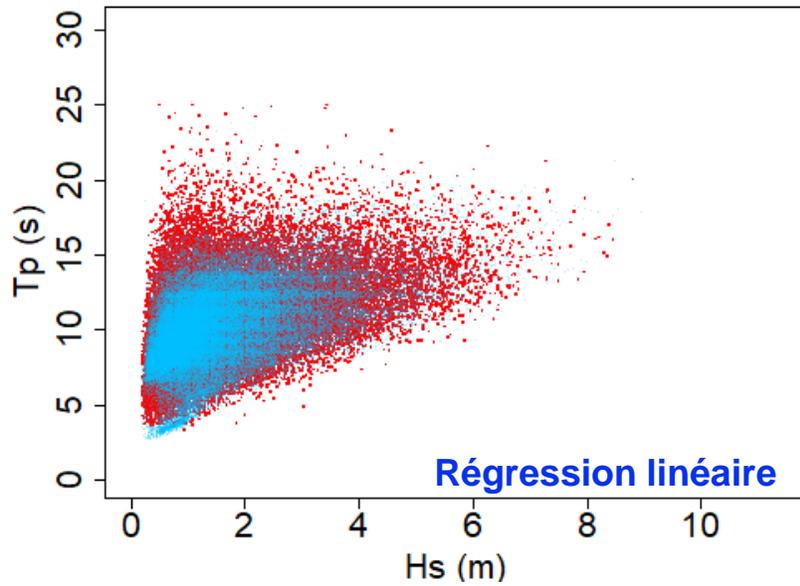
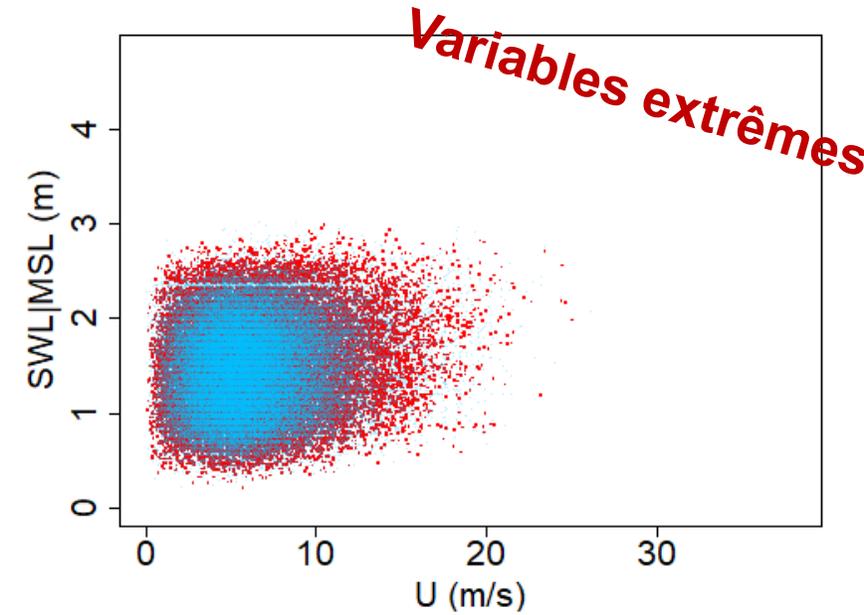
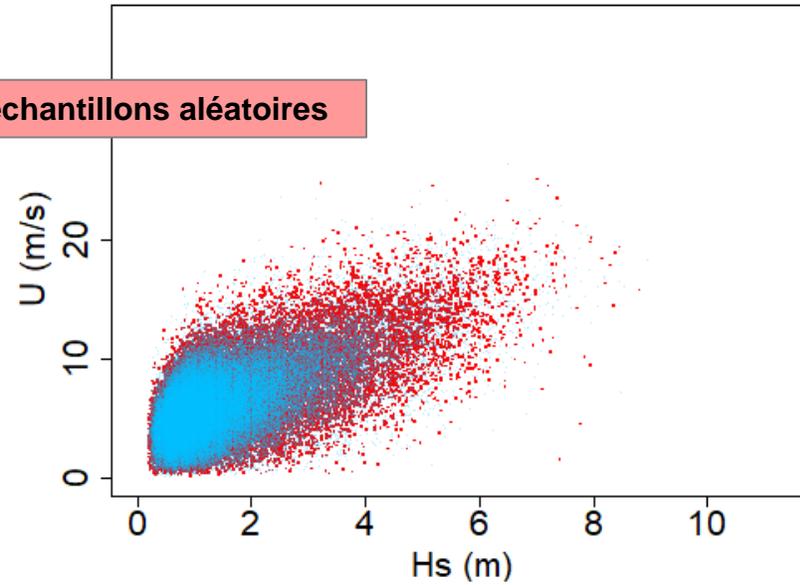
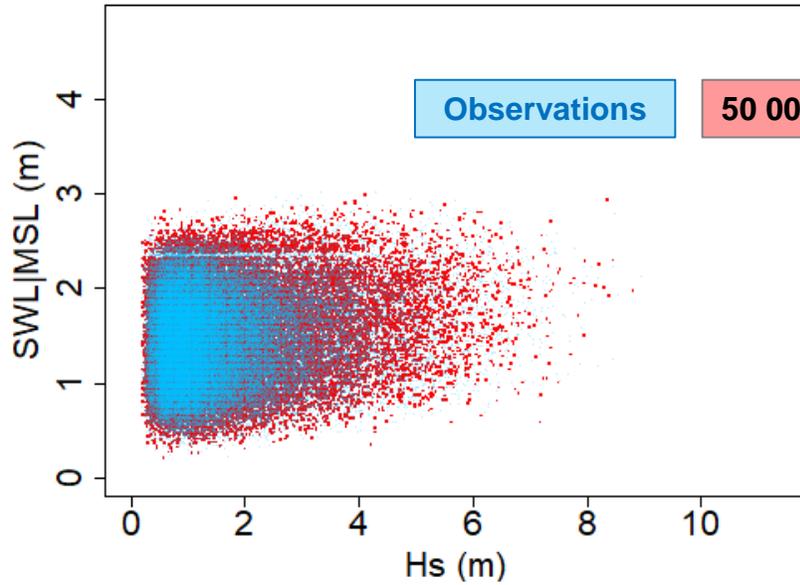
Table S1. $\bar{\chi}$ value for the hindcast database. Values in brackets correspond to the bounds of the 95% confidence interval [2]

	<i>SWL</i>	<i>Hs</i>
<i>Hs</i>	0.33 (0.10, 0.57)	
<i>U</i>	0.28 (0.06, 0.50)	0.46 (0.20, 0.70)

Table S2. $\bar{\chi}$ value for the randomly generated samples. Values in brackets correspond to the bounds of the 95% confidence interval

	<i>SWL</i>	<i>Hs</i>
<i>Hs</i>	0.74 (0.42, 1.00)	
<i>U</i>	0.31 (0.08, 0.56)	0.48 (0.22, 0.76)

Forçages aléatoires extrêmes

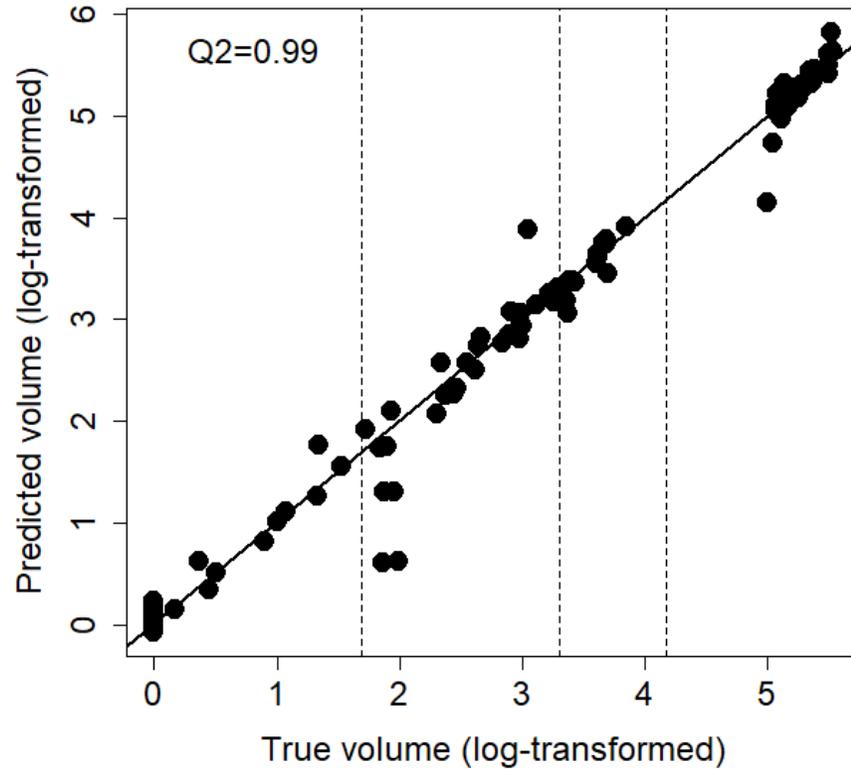


Estimer l'influence respective forçages + SLR sur l'occurrence de l'inondation	
Méthode: analyse globale de sensibilité	
Difficulté 1: tenir compte de la dépendance	Shapley eff.
Difficulté 2: adapté au problème d'occurrence	Target Shap.
Difficulté 3: générer des forçages extrêmes + dépendance	MEVA
Difficulté 4: approches Monte-Carlo versus temps de calcul de calcul	Métamodèle krigeage [1]

- **Objectif:** on veut prédire Y^* pour des nouvelles conditions x^* **SANS** faire tourner le code de calcul
- **Hypothèse:**
 - la distribution de Y^* dépend des n résultats de simulation déjà faits $Y_n = \mathbf{y}$
 - la distribution de Y^* est gaussienne $Y^* | \{Y_n = \mathbf{y}\} \sim N(m, \Sigma)$
- Avec $m = K_{Y^*, Y_n} K_{Y^*, Y_n}^{-1} \mathbf{y}$ et $\Sigma = K_{Y^*, Y^*} - K_{Y^*, Y_n} K_{Y^*, Y_n}^{-1} K_{Y^*, Y_n}^T$
- Et la matrice de covariance $K = (k(x_i, x_j))_{1 \leq i, j \leq n}$

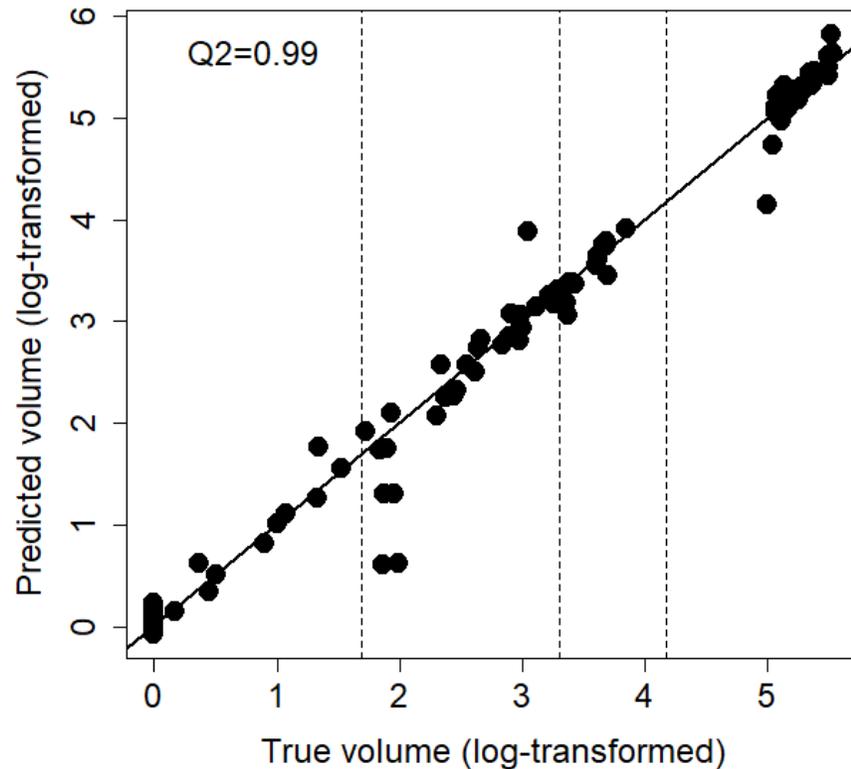
Démarche pour gérer l'incertitude du métamodèle

1. Validation croisée LOO



Démarche pour gérer l'incertitude du métamodèle

1. Validation croisée LOO



2. Propagation de l'erreur du G_p

Etape (1) Génération de N échantillons aléatoires des conditions X_i (forçages météo-marins et SLR)

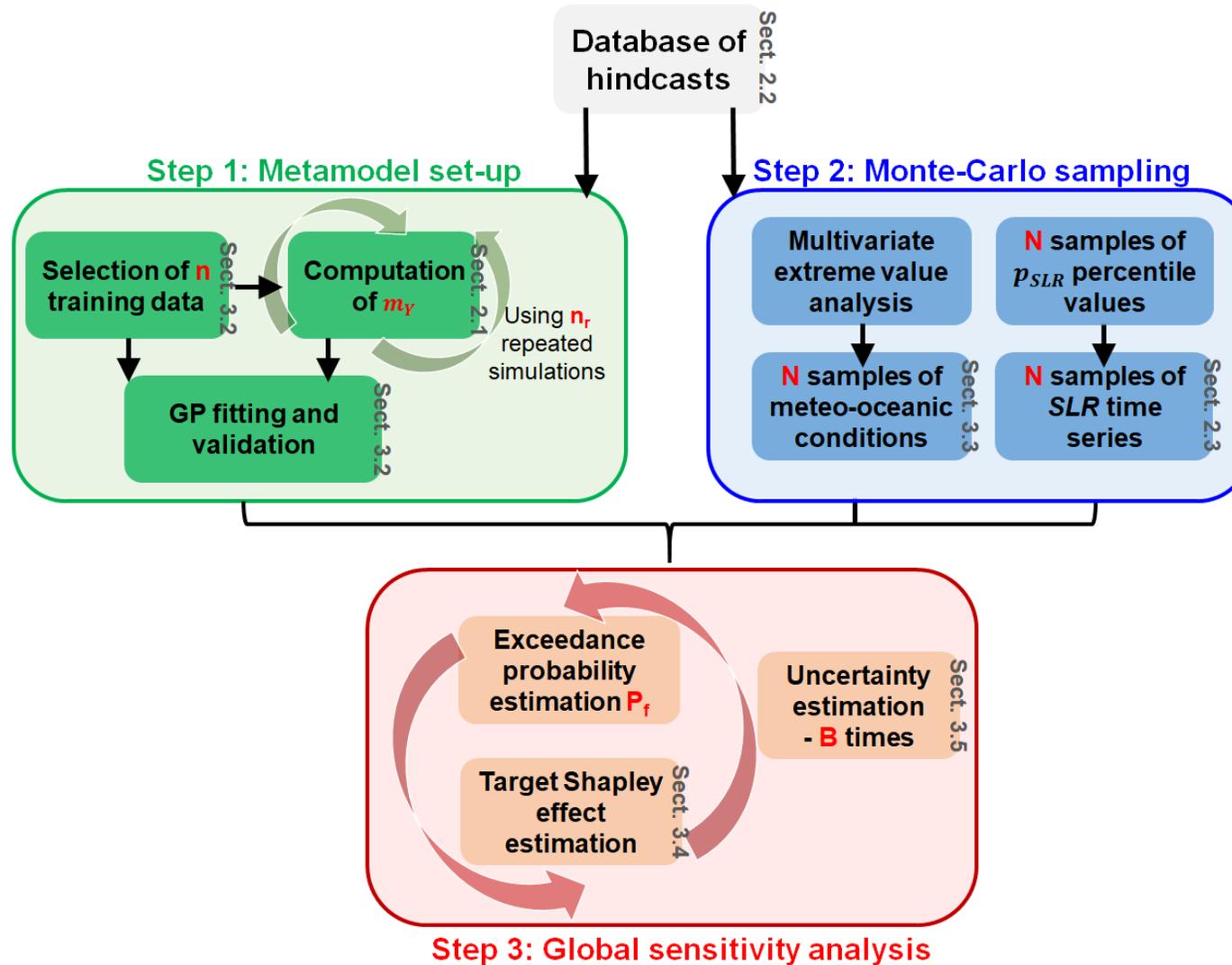
Etape (2) Génération d'une trajectoire conditionnelle \tilde{G}_p

Etape (3) Calcul de la quantité d'intérêt Q avec $\tilde{Y} = \tilde{G}_p(X_i)$

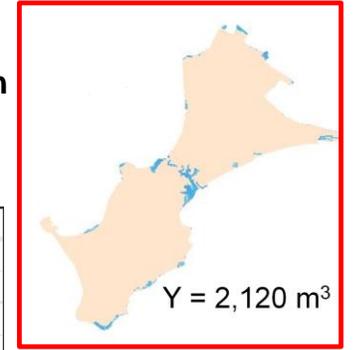
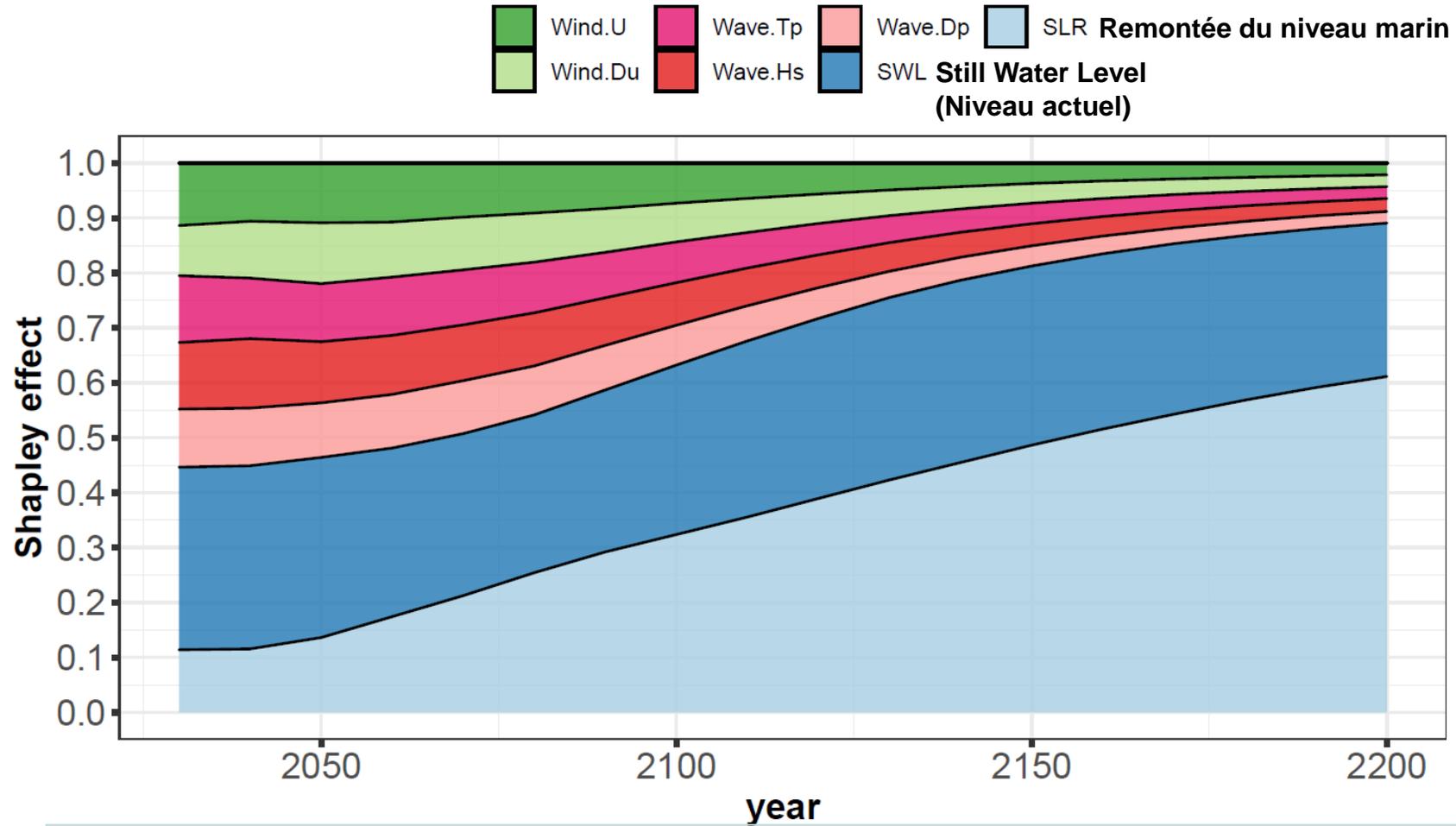
Refaire Etapes 1-3 (B fois)

Résultat: B valeurs Q (synthétisées par min/max de Q)

Démarche globale [1]

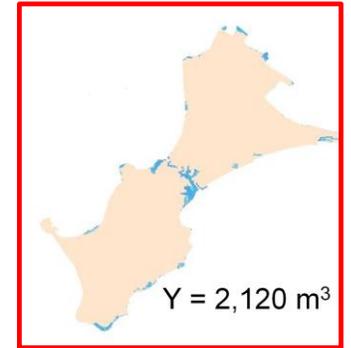
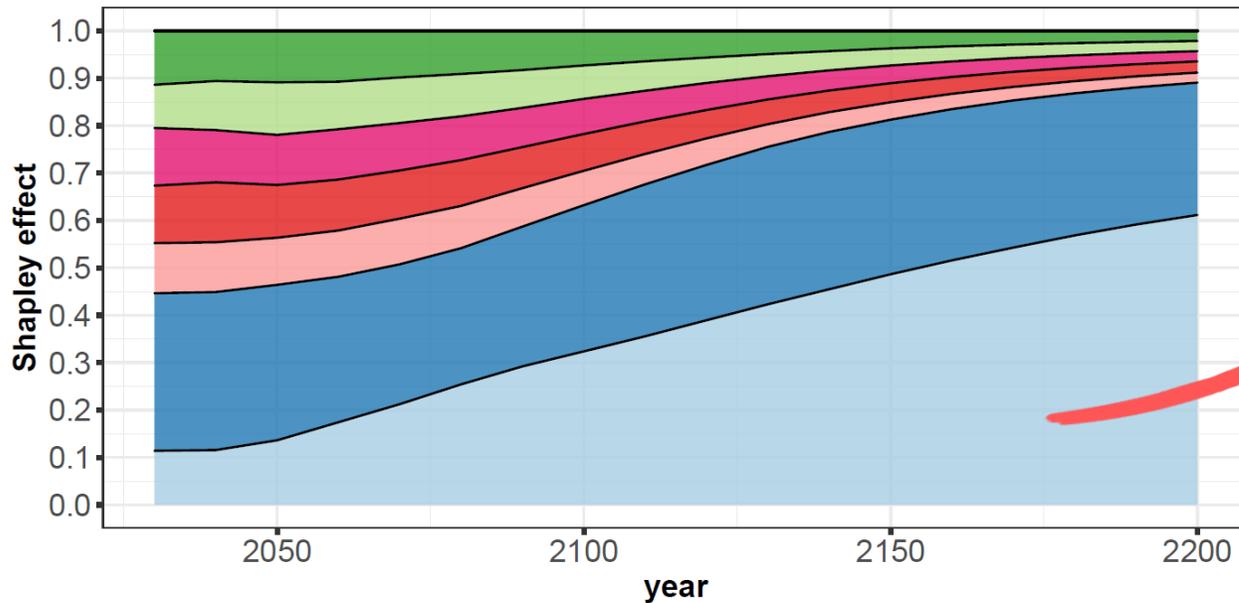


Influence sur $\{Y > Y_c\}$, $Y_c = 2000 \text{ m}^3$, RCP4.5



50 000 échantillons aléatoires avec l'estimateur 'data given' de [Broto et al. (2020)] (5 voisins)

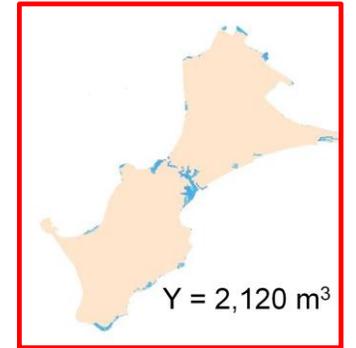
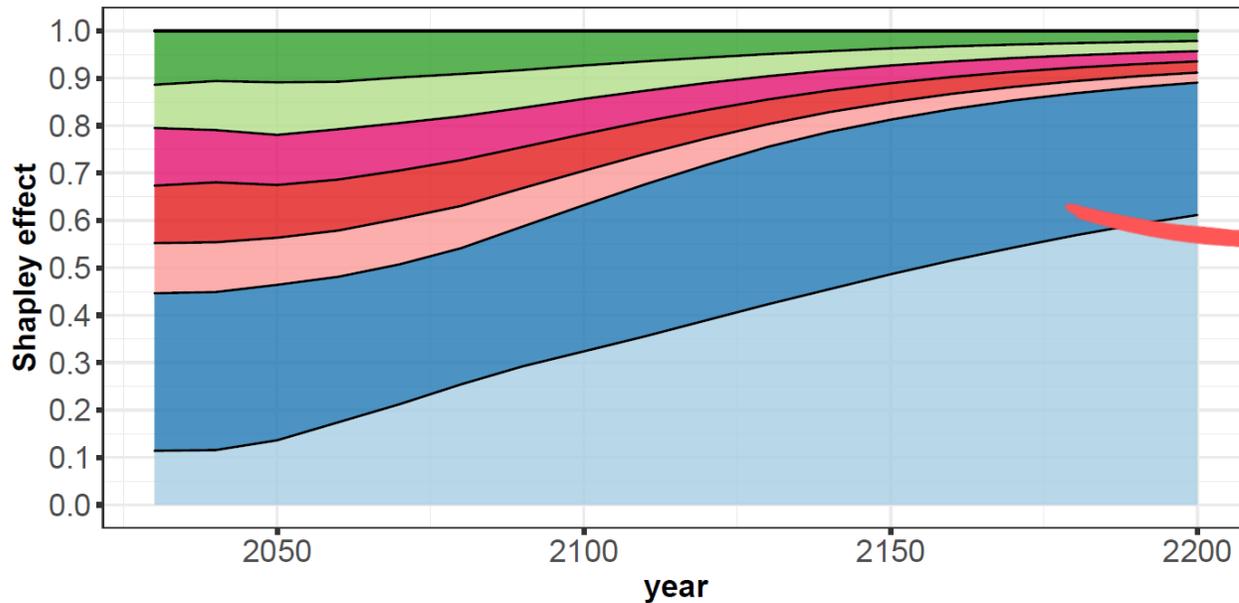
Influence sur $\{Y > Y_c\}$, $Y_c = 2000 \text{ m}^3$, RCP4.5



Influence de SLR

- Dès le court terme
- Accélération jusqu'à 2100
- Puis linéaire

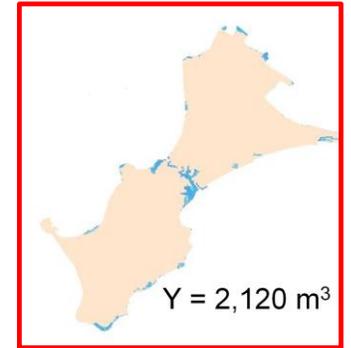
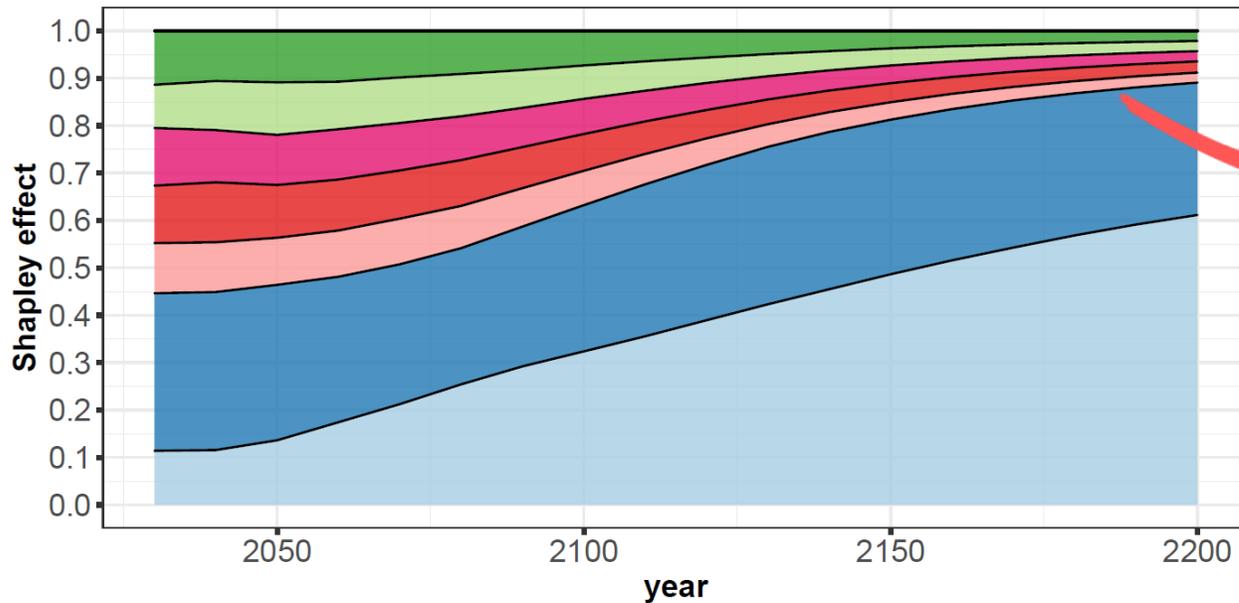
Influence sur $\{Y > Y_c\}$, $Y_c = 2000 \text{ m}^3$, RCP4.5



Influence de SWL

- Quasi-constant au cours du temps
- ~ 30%

Influence sur $\{Y > Y_c\}$, $Y_c = 2000 \text{ m}^3$, RCP4.5

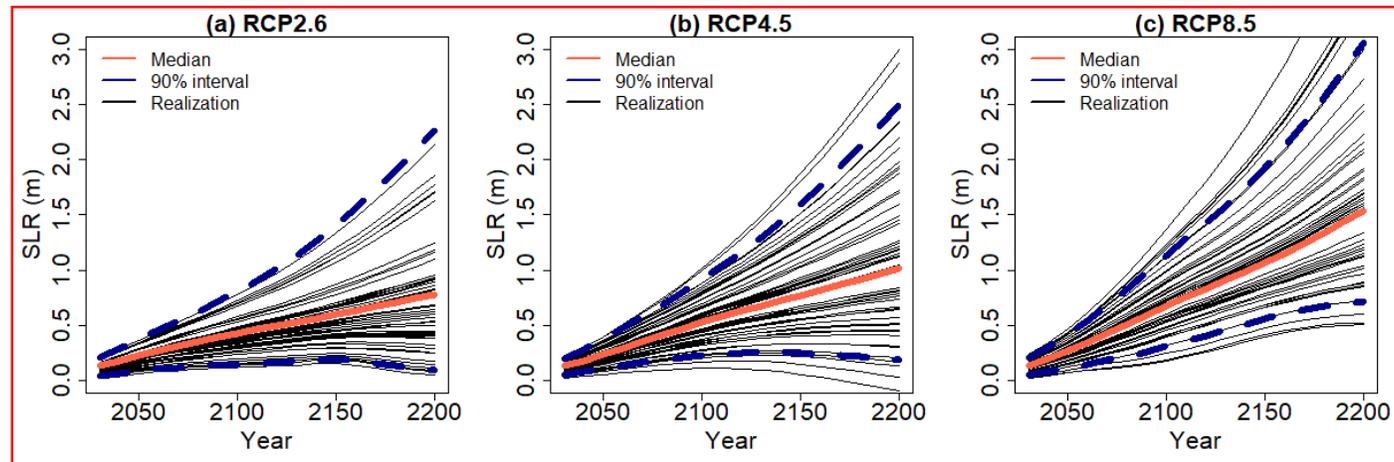
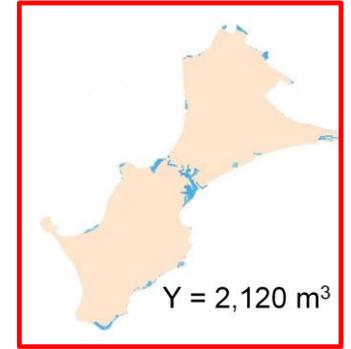
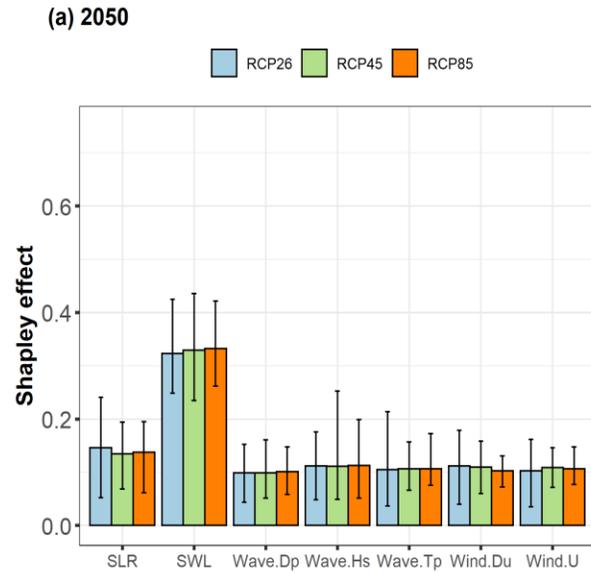


Influence de vagues/vents

- Court terme: modérée
- Long terme: niveau quasi négligeable

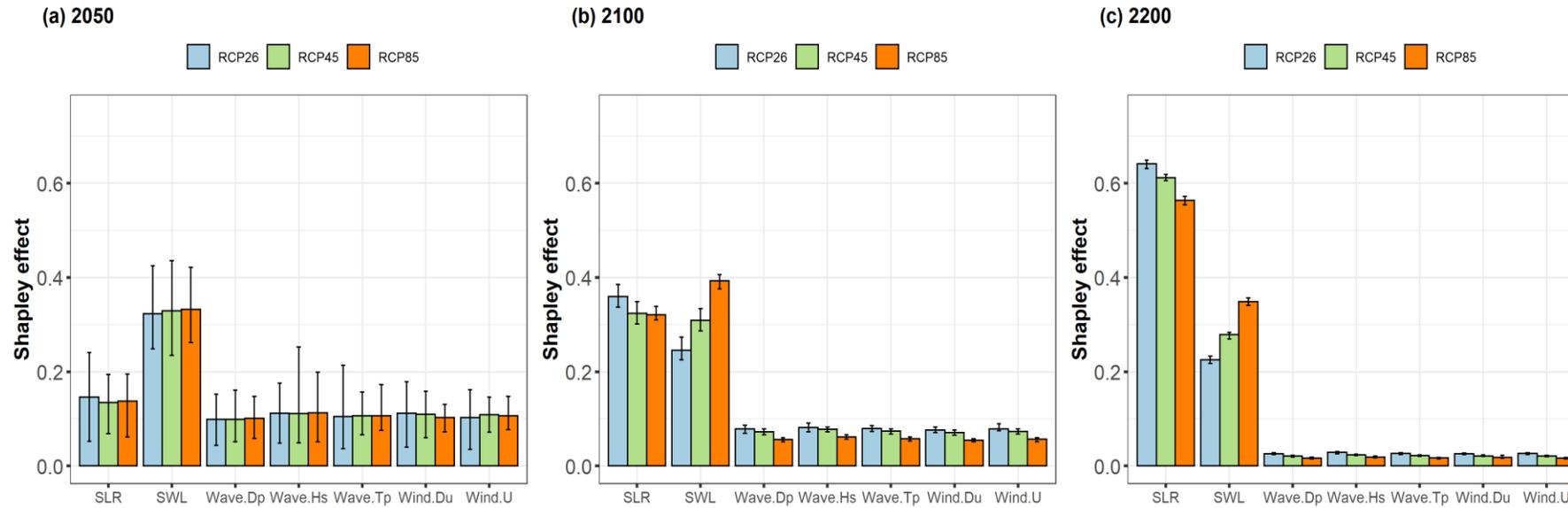
Influence sur $\{Y > Y_c\}$, $Y_c = 2000 \text{ m}^3$, Effet de RCP [1]

Confidence interval using 50 replicates



Influence sur $\{Y > Y_c\}$, $Y_c = 2000m^3$, Effet de RCP [1]

◆ Confidence interval
using 50 replicates



de RCP2.6 à RCP8.5, l'influence de SLR est réduite et compensée par SWL (niv. actuel)

Résumé

- Projections futures probabilistes de la submersion + analyse de sensibilité **FAISABLES** grâce à la mise en place du **métamodèle**
 - **Influence claire de SLR** (dès le court/moyen terme)
 - Importance **décroissante** des facteurs vagues/vents (voire négligeable après 2100)
 - **L'influence de l'incertitude** du métamodèle a peu d'impact
- **A explorer:** impact des hypothèses de modélisation (seuil, scénario RCP, bathymétrie, etc.) → « sensibilité de la sensibilité » **[1]**

Merci pour votre attention!

Partitioning the contributions of dependent offshore forcing conditions in the probabilistic assessment of future coastal flooding

Jeremy Rohmer¹, Deborah Idier¹, Remi Thieblemont¹, Goneri Le Cozannet¹, and François Bachoc²

¹BRGM, 3 av. C. Guillemin, 45060 Orléans CEDEX 2, France

²Institut de Mathématiques de Toulouse, 118 Rte de Narbonne, 31400 Toulouse, France

Nat. Hazards Earth Syst. Sci., 22, 3167–3182, 2022

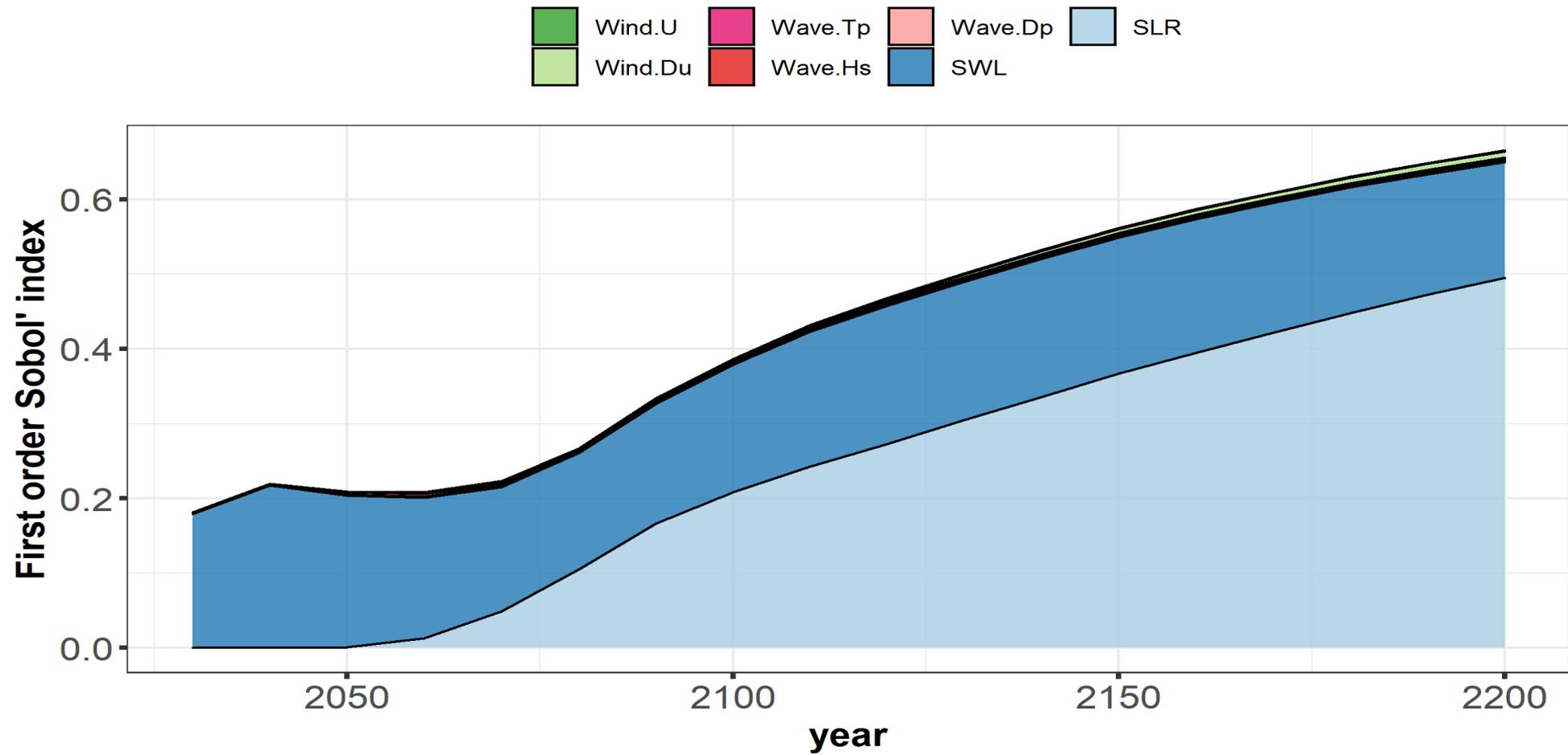
<https://doi.org/10.5194/nhess-22-3167-2022>

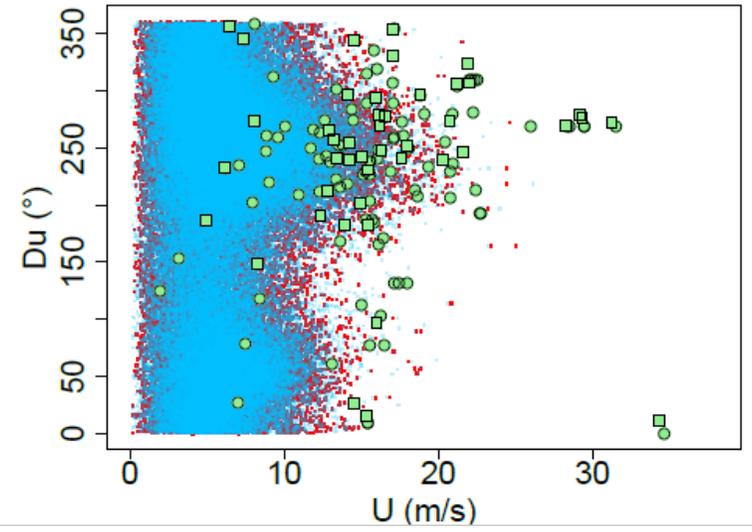
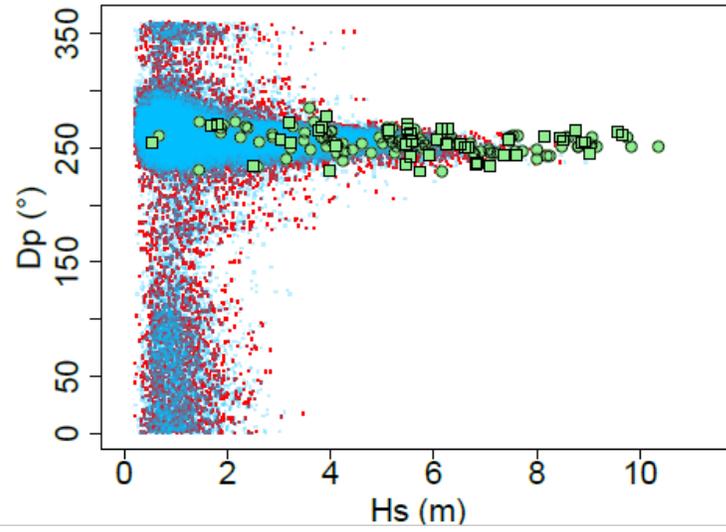
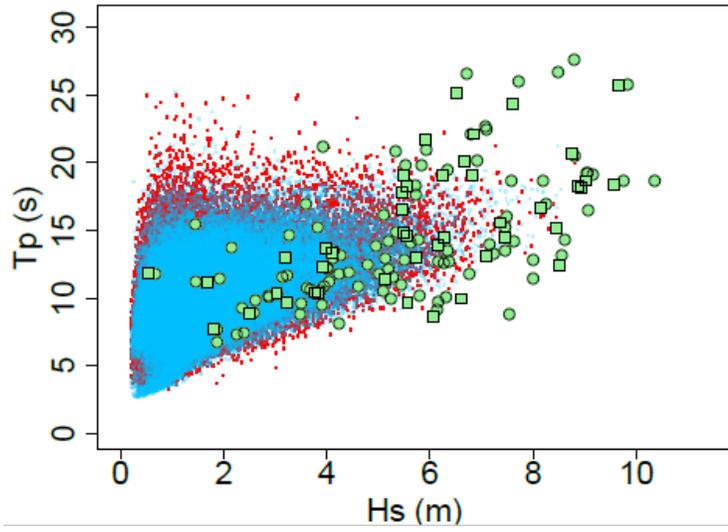
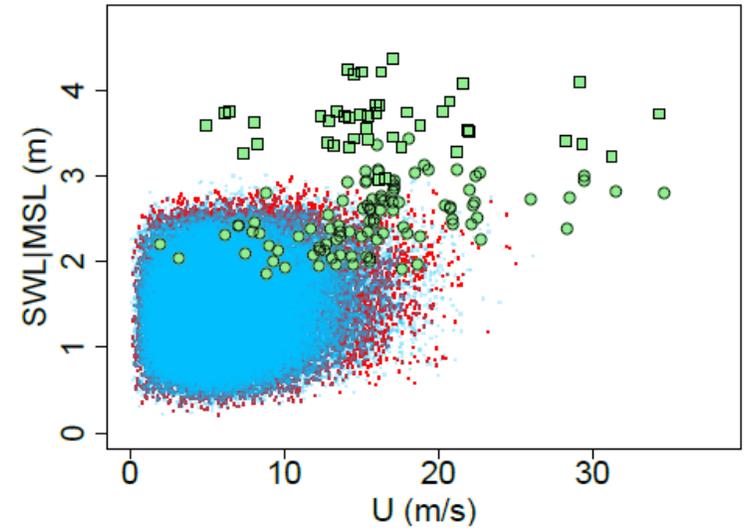
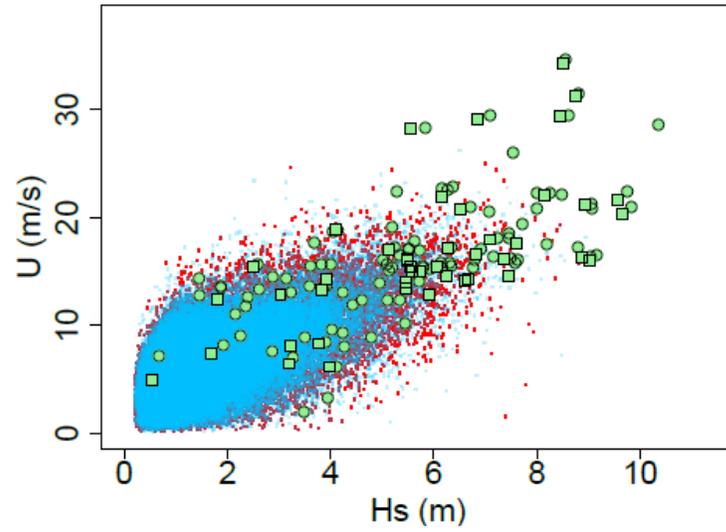
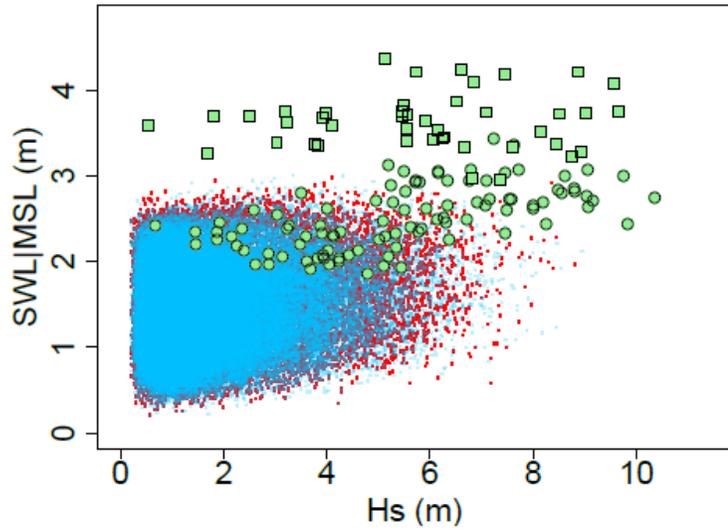
© Author(s) 2022. This work is distributed under the Creative Commons Attribution 4.0 License.



Annexes

Analyse « sans dépendance »

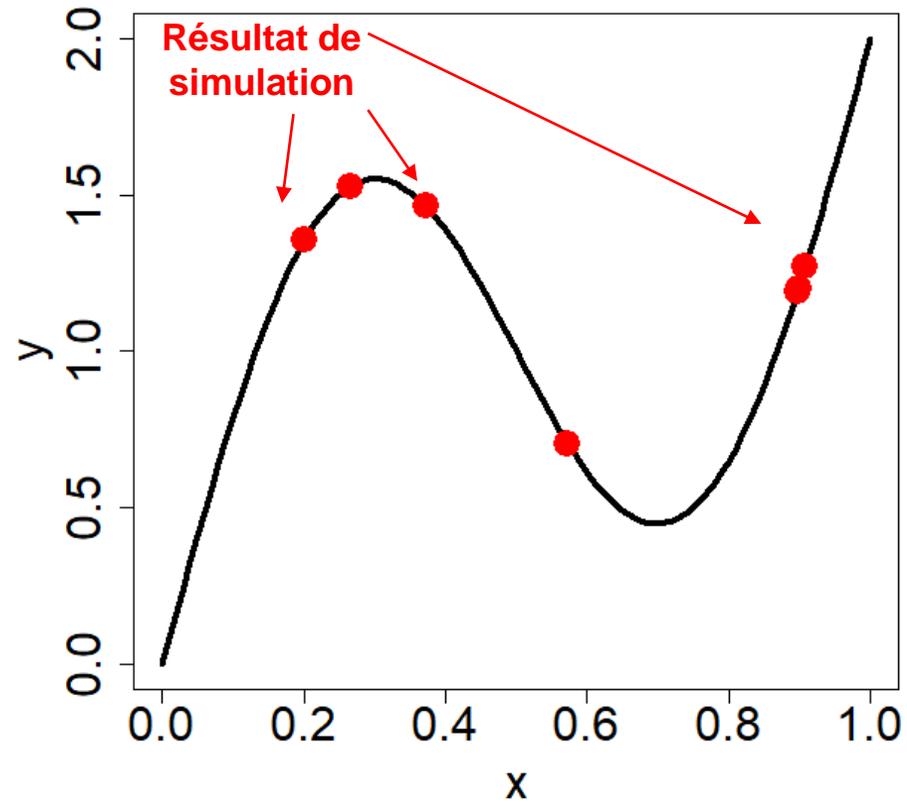




Ingrédient 2: trajectoires aléatoires du Gp

Cas jouet
illustratif

Vraie fonction
inconnue



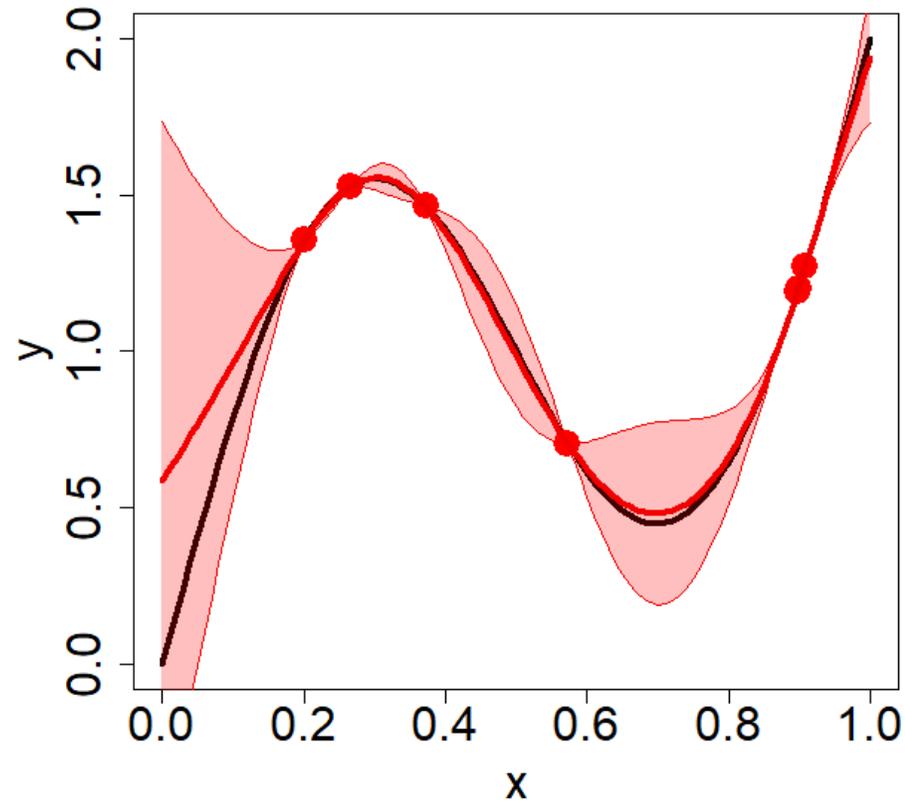
Ingrédient 2: trajectoires aléatoires du Gp

Cas jouet
illustratif

Vraie fonction
inconnue

Prédiction
(moyenne Gp)

Erreur de
prédiction (95%)



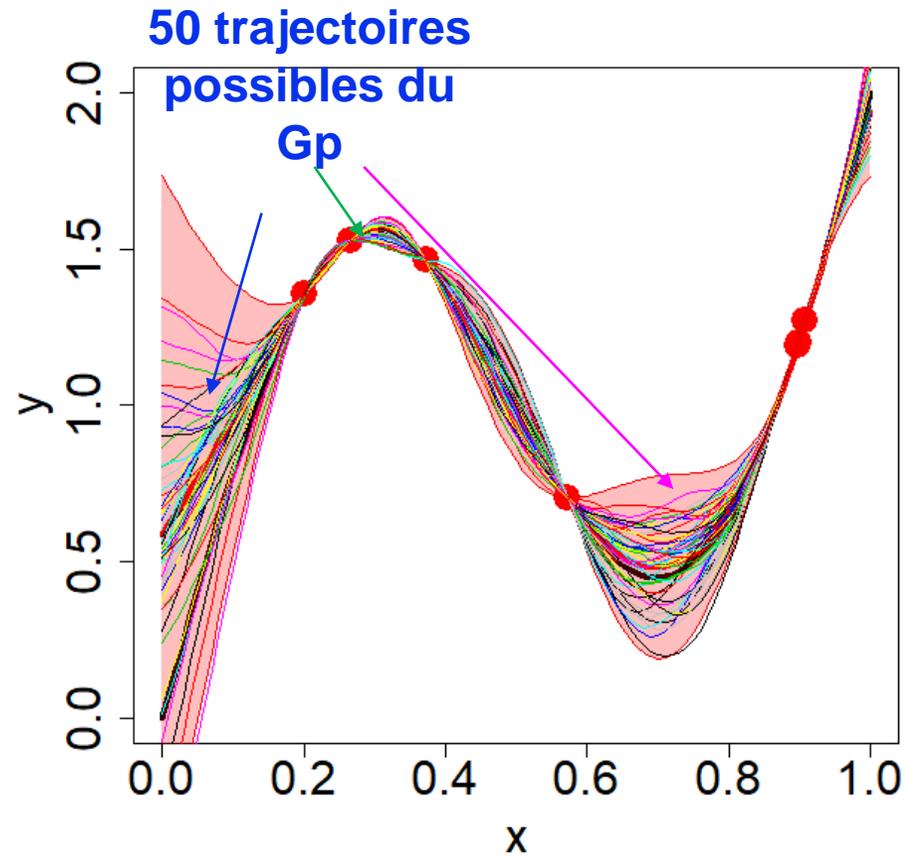
Ingrédient 2: trajectoires aléatoires du Gp

Cas jouet
illustratif

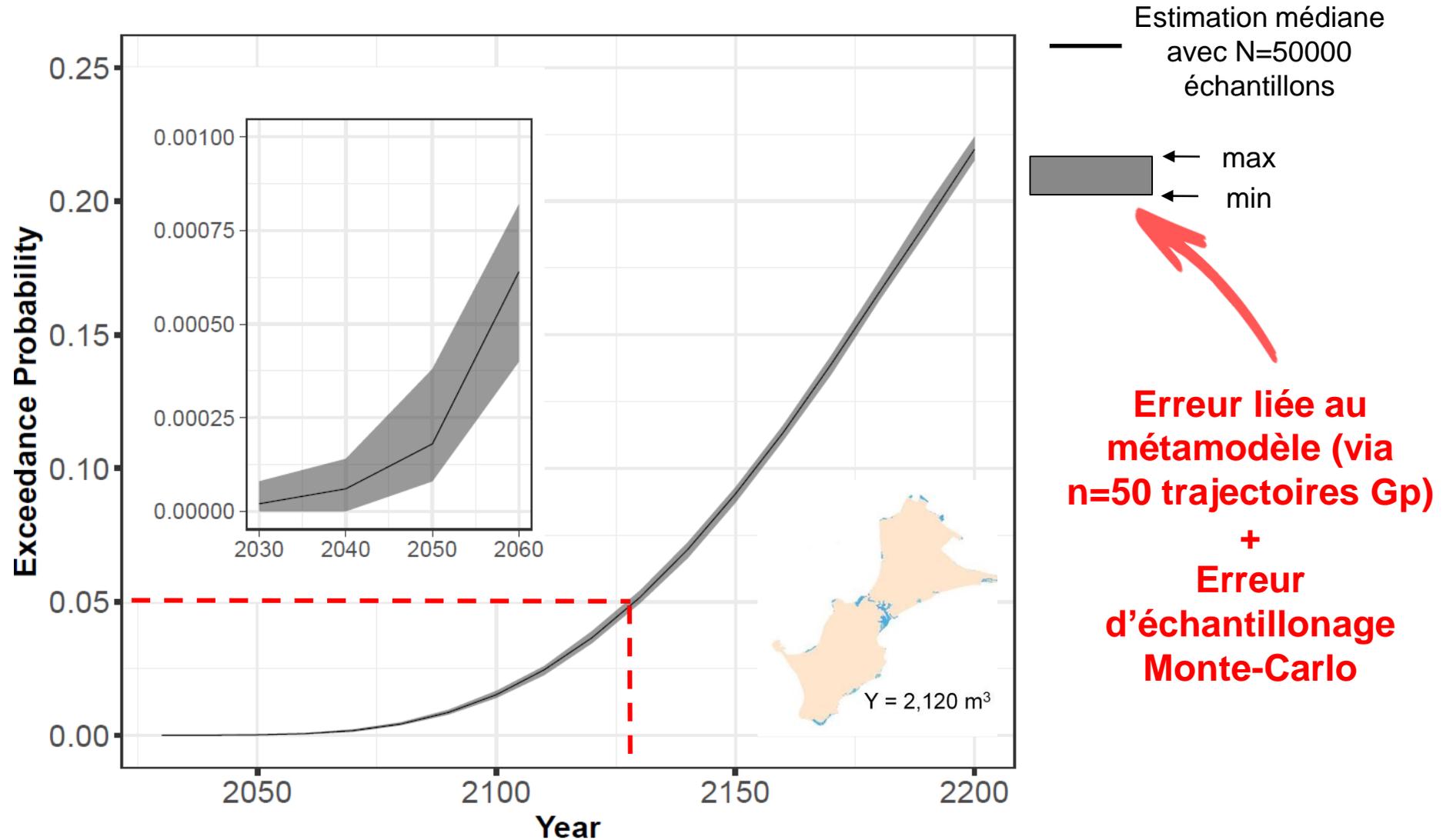
Vraie fonction
inconnue

Prédiction
(moyenne Gp)

Erreur de
prédiction (95%)

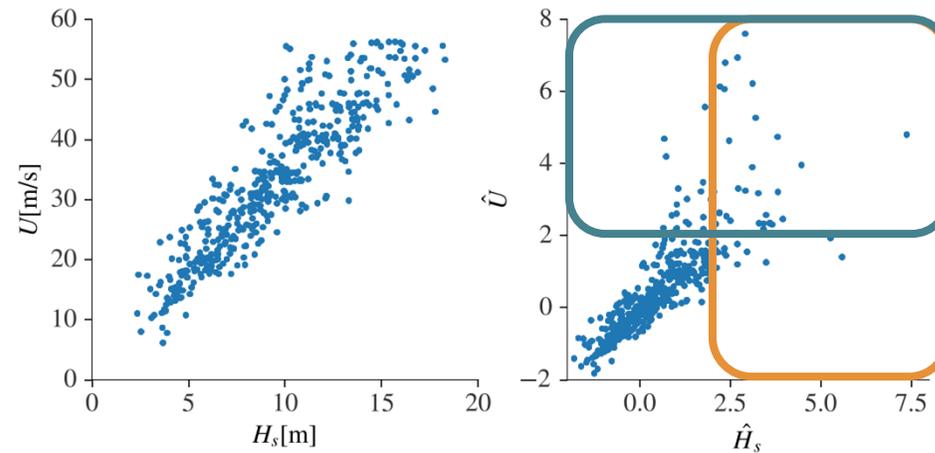


Evolution de la probabilité Pf {Y>2000 m3}, RCP4.5

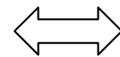


Method: Conditional multivariate extremes model

1. Probability integral transformation of variables to Gumbel scale
2. Estimate parameters(a,b) conditional on one component exceeding common threshold
3. Sample x_j from standard Gumbel distribution
4. Sample residual Z_{-j} from its empirical distribution independent of x_j
5. Obtain X_{-j} and back-transform to original scale based on procedure 1



$$(X_{-j} | X_j = x_j) = a_{-j} x_j + x_j^{b_{-j}} Z_{-j}$$

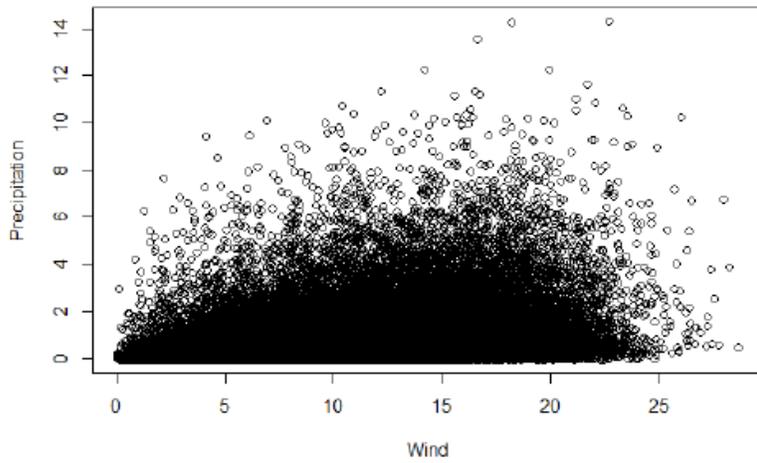


$$Z_{-j} = \frac{X_{-j} - a_{-j} x_j}{x_j^{b_{-j}}}$$

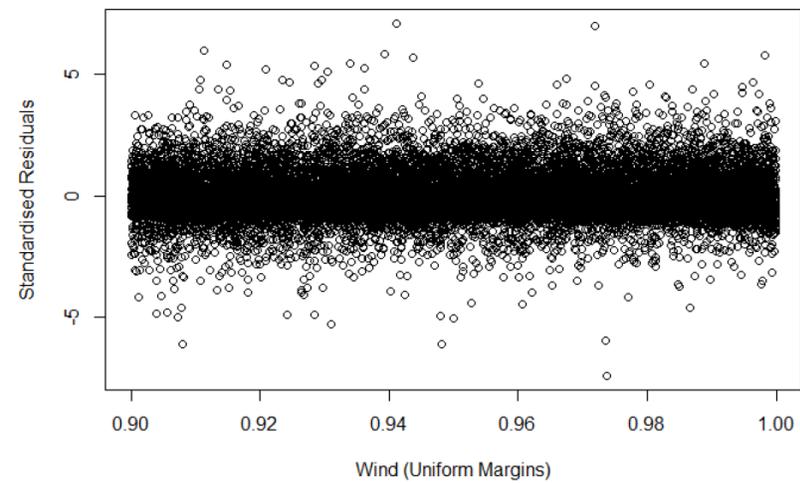
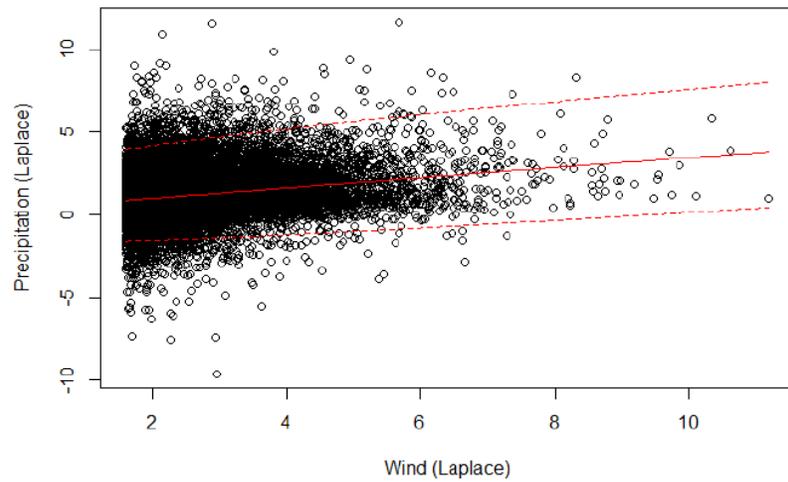
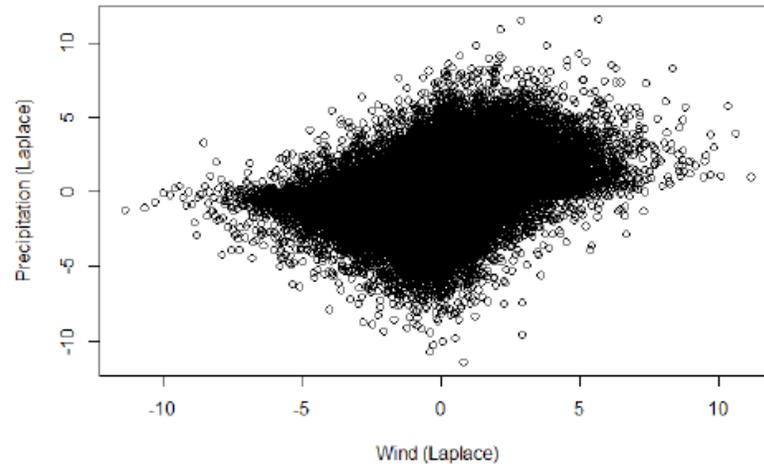
For estimation, form of Z_{-j} is Gaussian

For simulation, Z_{-j} is empirical
 Z_{-j} should be independent of x_j

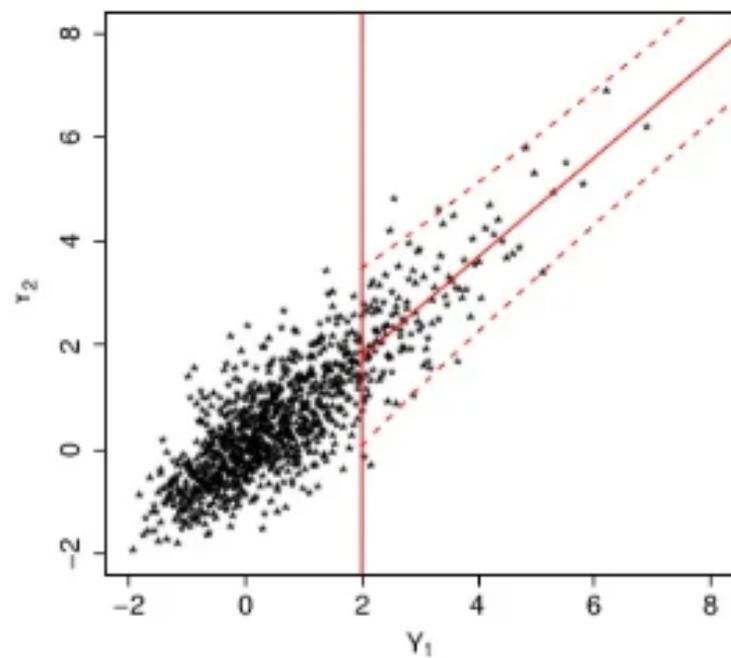
Original Data



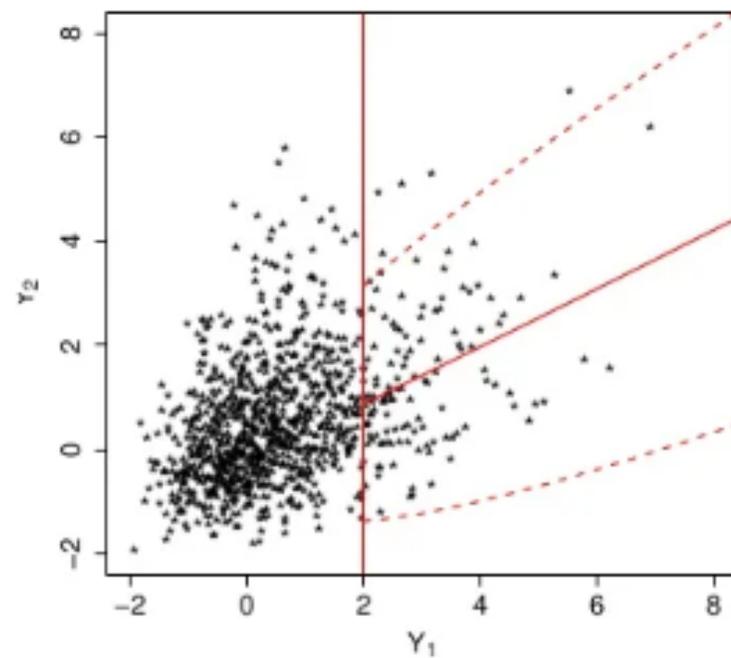
Laplace



$\alpha=0.95$ $\beta=-0.26$

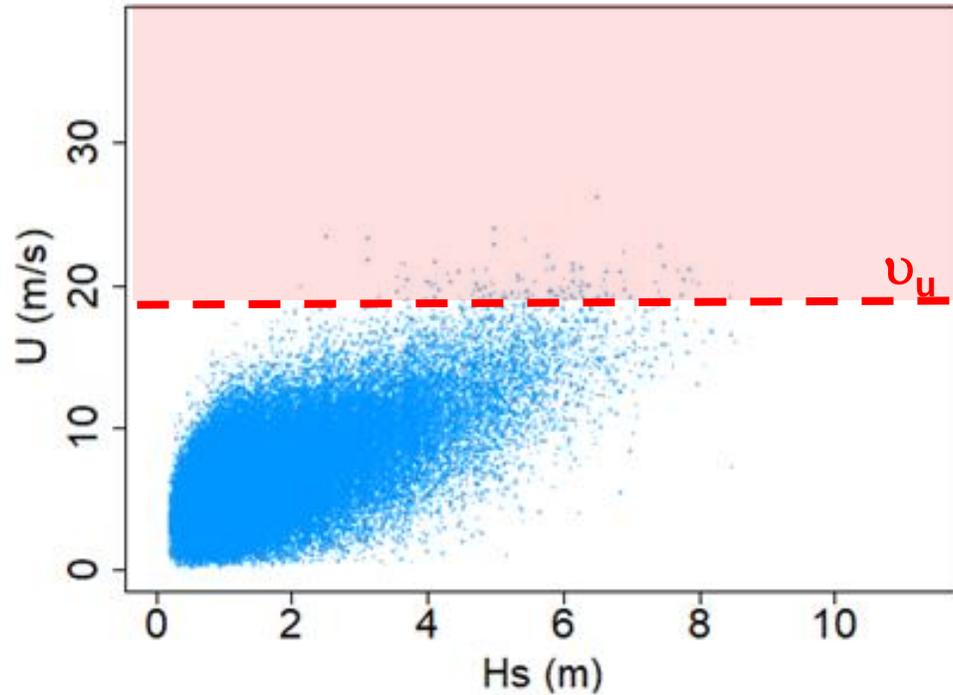


$\alpha=0.60$ $\beta=0.40$



-
- Simuler X d'une loi Laplace standard conditionnellement $X > u$
 - Simuler indépendamment Z estimé à partir de la distribution empirique
 - Evaluer $Y = \alpha_Y X + X^{\beta_Y} Z$
 - Transformation inverse sur l'échelle physique
 - Répéter

2. Modéliser la dépendance des valeurs extrêmes [1]



- Soit (H_s, U)
- Transformation de Gumbel $-\log(-\log(F_i))$, $i = H_s, U$
- Pour $u > u_u$, on suppose

$$H_s | (U = u) = \alpha_u u + u^{\beta_u} \cdot Z$$

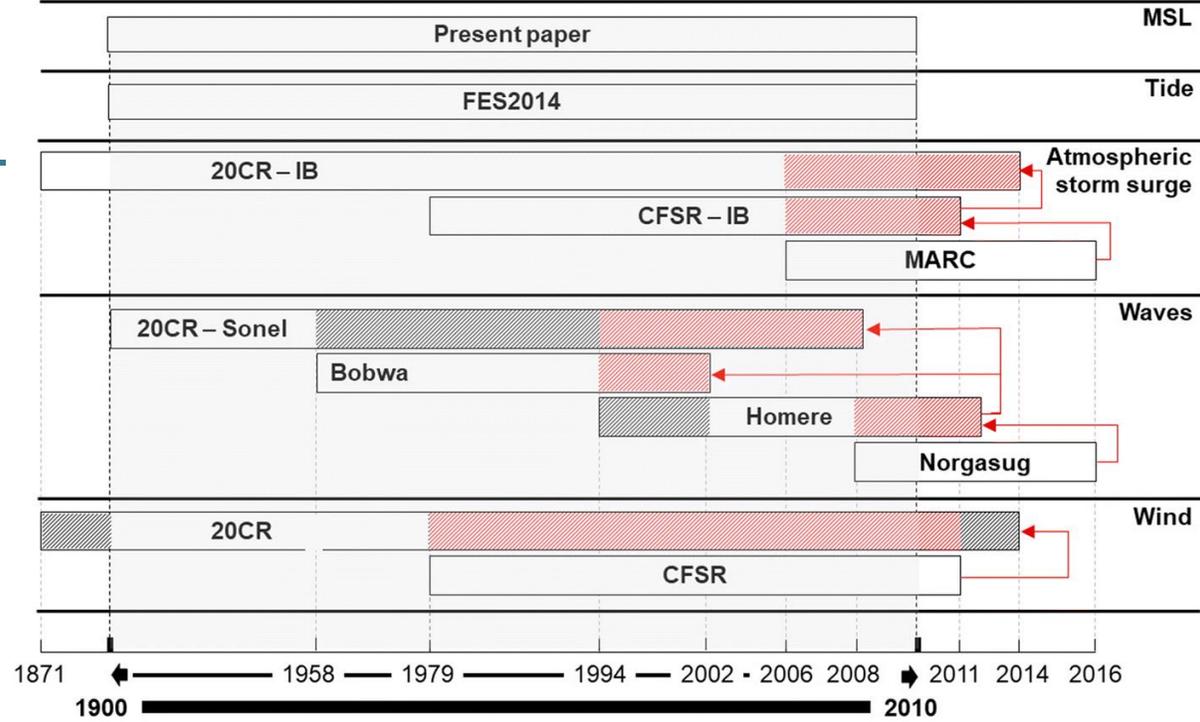
avec Z le résidu indépendant de U normalement distribué (pour l'estimation)

$$\alpha_u \in [-1, 1]$$

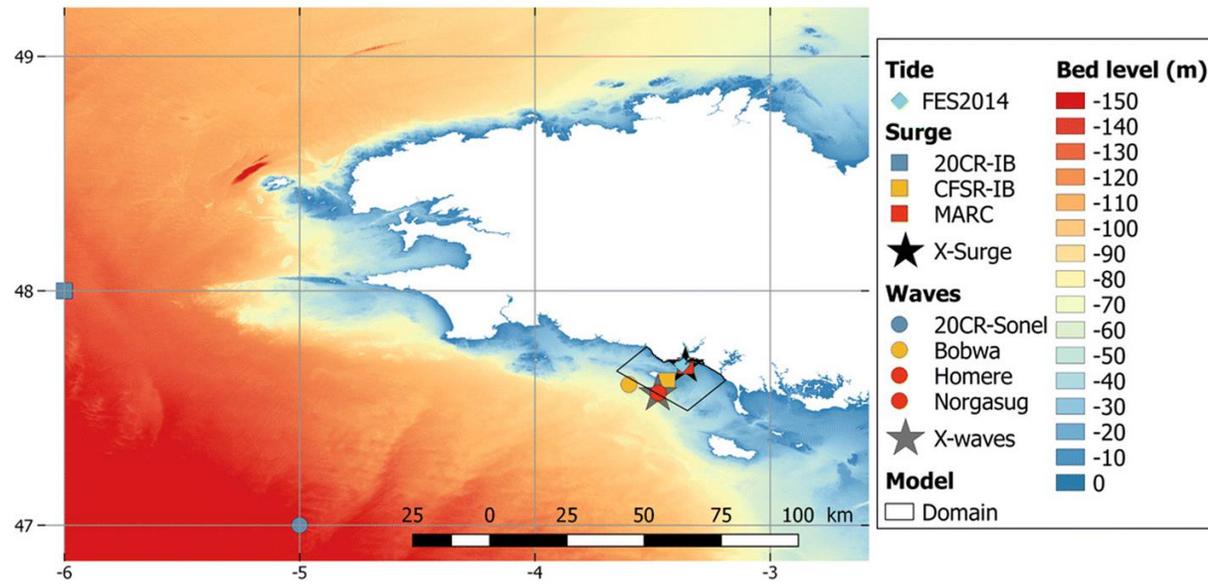
$$\beta_u < 1$$



- **Dépendance** asymptotique ($\alpha=1$) et **indépendance** asymptotique ($\alpha<1$)
- Plusieurs structures de dépendance 'classiques' en **cas particuliers**
- Généralisable à **dimension > 2**



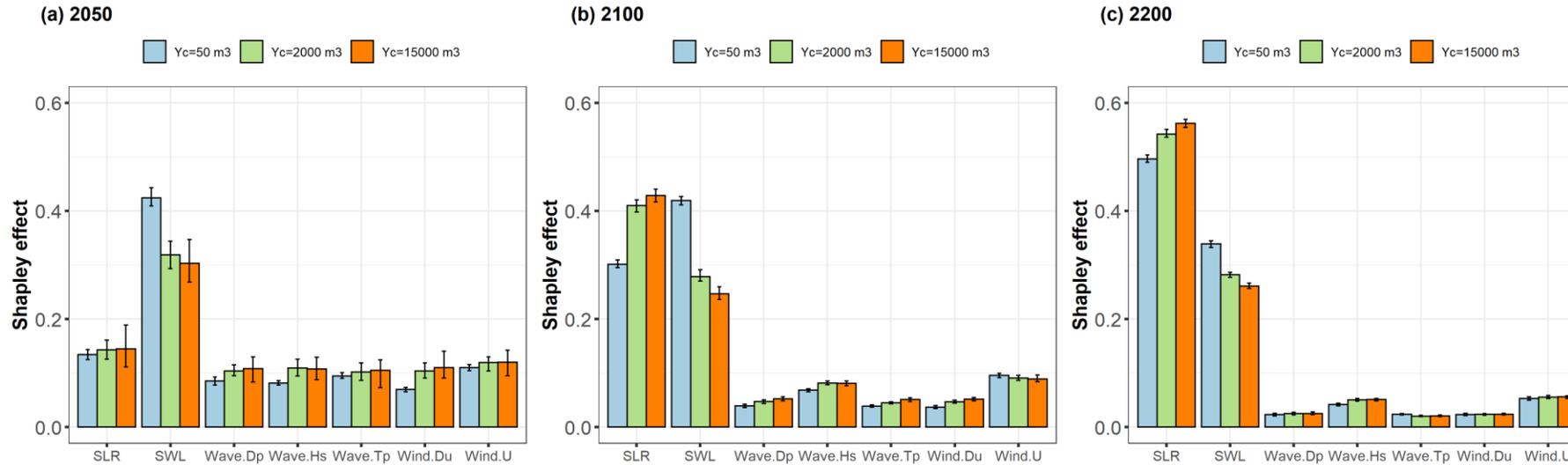
(a)



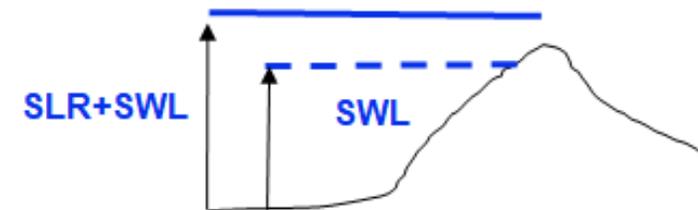
(b)

Effet du seuil Y_c [1]

◆ Confidence interval
using 50 replicates

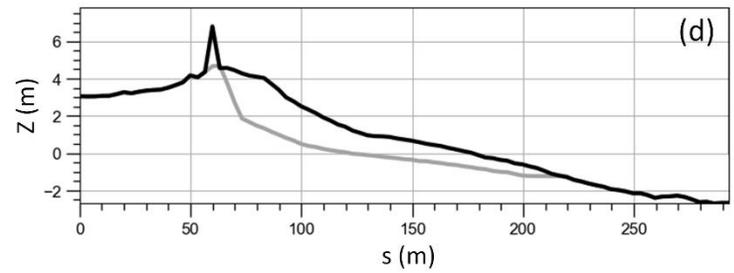
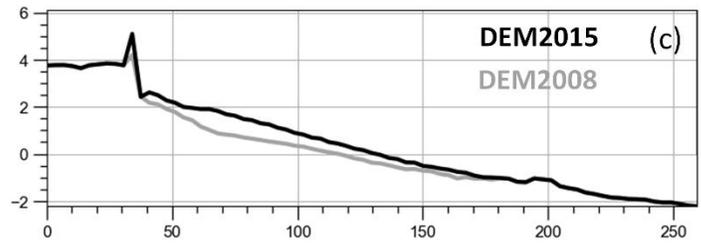
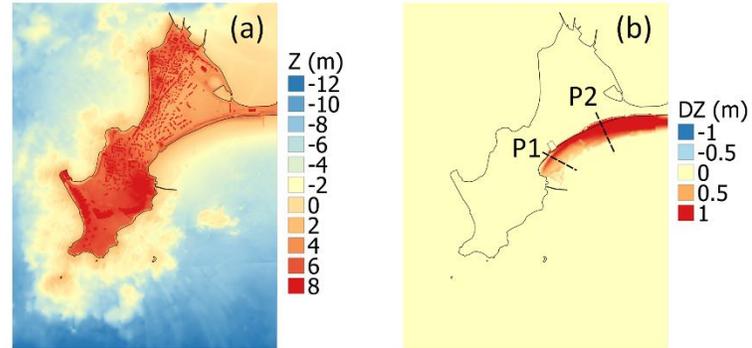


Plus Y_c est petit, plus l'influence de SLR est petite
SLR a un effet offset

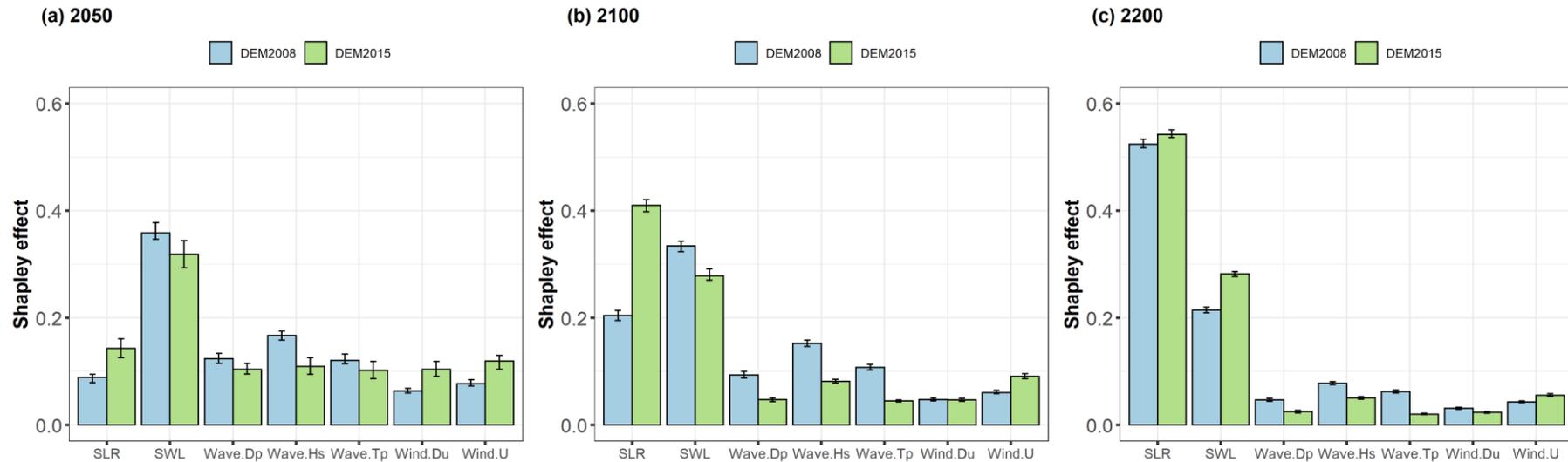


Cas de référence: Seuil $Y_c=2000$, scénario RCP4.5, Bathymétrie DEM2015, wave stochas.: Q50

Effet de la bathymétrie 2015 - 2008



Effet bathymétrie [1]



Cas de référence: Seuil $Y_c=2000$, scénario RCP4.5, **Bathymétrie DEM2015**, wave stochas.: Q50

4 Axiomes :

- 1. (Efficacité) La somme des valeurs réparties doit être égale à la production totale
- 2. (Symétrie) Si, pour toute coalition, l'apport marginal de deux joueurs est égale, leur part doit être égale.
- 3. (Joueur nul) Si, pour toute coalition, l'apport marginal d'un joueur est nul, sa part est nulle.
- 4. (Additivité) Si un jeu peut être décomposé en deux sous-jeux distincts, les valeurs de Shapley de ce jeu sont la somme de ceux