

## Un système local de prévision et alerte des submersions côtières centré sur les besoins des utilisateurs et utilisant des techniques de métamodélisation

Déborah IDIER<sup>1</sup>, Axel AUROUET<sup>2</sup>, François BACHOC<sup>3</sup>,  
Audrey BAILLS<sup>1</sup>, José BETANCOURT<sup>3</sup>, Fabrice GAMBOA<sup>3</sup>,  
Thierry KLEIN<sup>3,\*</sup>, Sylvestre LE ROY<sup>4</sup>, Andrés LOPEZ-LOPERA<sup>3,\*\*</sup>, Jessie  
LOUISOR<sup>1</sup>, Rodrigo PEDREROS<sup>1</sup>, Jérémy ROHMER<sup>1</sup>, Alexandre THIBAUT<sup>2</sup>

1. BRGM, DRP/R3C, 3 avenue Claude Guillemin, 45060, Orléans, France.  
*d.idier@brgm.fr ; a.baills@brgm.fr ; j.louisor@brgm.fr ; j.rohmer@brgm.fr ; r.pedreros@brgm.fr*
2. ANTEA GROUP / GEO-HYD, 101 Rue Jacques Charles, 45160 Olivet, France.  
*axel.aurouet@anteagroup.fr ; alexandre.thibault@anteagroup.fr*
3. IMT, Univ. Paul Sabatier, 118 Route de Narbonne, 31062 Toulouse, France.  
*djbetancourt@uninorte.edu.co ; francois.bachoc@math.univ-toulouse.fr ;  
fabrice.gamboa@math.univ-toulouse.fr ; thierry.klein@math.univ-toulouse.fr (\* :  
aussi affilié à ENAC, 31055 Toulouse, France) ; andres.lopezlopera@uphf.fr (\*\* :  
maintenant à UPHF, 59313 Valenciennes, France)*
4. BRGM, DAT/BRE, 2 rue de Jouanet, 35700 Rennes, France.  
*s.leroy@brgm.fr*

### Résumé :

Il est désormais possible de modéliser correctement les inondations côtières. Néanmoins, ces modèles sont trop coûteux en temps de calcul pour permettre leur utilisation pour la prévision-alerte. Ce travail vise à développer et à tester une méthode rapide et robuste, capable de prévoir des informations de submersion à terre adaptées aux besoins des utilisateurs, et intégrant la complexité des processus de submersion. La solution explorée s'appuie sur des métamodèles, c'est-à-dire des fonctions mathématiques qui estiment de manière précise et rapide (minutes) les résultats que fournirait le modèle numérique. L'originalité est ici d'aborder et de valider l'ensemble du processus depuis l'identification des besoins des utilisateurs jusqu'à la mise en place et validation d'un système de prévision-alerte submersion reposant sur cette solution. Ces travaux sont réalisés sur le site de Gâvres (France). Ce site étant sujet à des franchissements par paquets de mer, le modèle numérique à résolution de phase SWASH est utilisé pour construire le jeu de données d'apprentissage nécessaire à la mise en place des métamodèles. Ces derniers et les post-traitements associés sont implémentés dans un démonstrateur et permettent de prédire 14 indicateurs de submersion pour les 6 prochaines marées.

**Mots-clés :** Prévision, Inondation, Local, Modélisation hydrodynamique, Métamodélisation, Gâvres, SWASH, Processus gaussien, Forêt aléatoire.

## Thème 7 – Risques côtiers

### 1. Introduction

Environ 600 millions de personnes vivent dans des zones basses (MC-GRANAHAN *et al.*, 2007). Les inondations passées (exemple : tempête Xynthia, 2010) illustrent la complexité des phénomènes et les limites des systèmes de prévision-alerte traditionnels. Grâce aux progrès réalisés dans le domaine de la modélisation hydrodynamique numérique (en particulier les modèles à résolution de phase), il est désormais possible de reproduire avec précision les inondations, même dans le cas de franchissements par paquets de mer (LE ROY *et al.*, 2015). Cependant, les temps de calculs de ce type de modèle sont prohibitifs pour une utilisation dans des systèmes de prévision dont l'horizon temporel est de quelques heures à quelques jours. Parallèlement, les techniques de métamodélisation, permettant de fournir des prédictions pour un temps de calcul négligeable, ont été explorées pour l'hydrodynamique côtière et ont donné des résultats prometteurs (JIA & TAFLANIDIS, 2013). Les métamodèles (également appelés modèles de substitution ou surfaces de réponse) sont des fonctions qui visent à reproduire le comportement d'un "vrai" modèle (par exemple, un modèle hydrodynamique numérique) pour des variables d'entrée données (par exemple, les conditions en mer). Toutefois, dès lors que l'on veut prédire des informations de submersion à terre, il est nécessaire de prendre en compte la chronologie des conditions océano-météorologiques et donc de développer des méthodes le permettant.

Ce manuscrit décrit la mise en place d'un système (démonstrateur) de prévision-alerte submersion (SPAS) local capable de prédire les inondations côtières jusqu'à 3 jours à l'avance en s'appuyant sur la solution de métamodélisation. La nouveauté de ce travail est d'aborder l'ensemble du processus, de l'identification des besoins des utilisateurs au déploiement du SPAS et à sa validation, en passant par le développement de méthodes permettant de prendre en compte la chronologie intra événement. Le SPAS est développé pour le site de Gâvres (France).

### 2. Site et méthode

#### 2.1 La presqu'île de Gâvres

La presqu'île de Gâvres est située au nord-est de l'île de Groix (proche de Lorient ; Morbihan), en milieu macrotidal. Ce site a notamment été touché par la tempête Johanna du 10 mars 2008 (LE ROY *et al.*, 2015), qui a provoqué l'inondation d'environ 120 maisons (Maire de Gâvres : communication personnelle). Lors de cette tempête, la submersion a principalement été induite par le franchissement des défenses côtières par les vagues. Les processus d'inondation à Gâvres sont complexes (marées ; franchissements par paquets de mer ; variété des défenses côtières naturelles et humaines ; exposition aux vagues contrastée suivant les façades). En outre, ce territoire a connu plusieurs submersions majeures depuis 1900 ainsi que de fortes évolutions (morphologie, occupation du territoire, ... (IDIER *et al.*, 2020)).

## 2.2 Méthode

La méthode générale utilisée pour le développement du SPAS est la suivante :

- Définir les indicateurs à prédire ( $I_j$ )
- Caractériser les conditions océano-météorologiques et les événements de submersion passés
- Mettre en place et valider le modèle numérique qui sera utilisé pour générer la base de données d'apprentissage pour les métamodèles
- Définir le plan d'expérience (conditions océano-météorologiques  $X$ ) et générer la base de données d'apprentissage ( $X$ - $Y$ )
- Construire (et valider) les métamodèles  $Y_i = f_i(X)$  qui sont nécessaires pour construire les indicateurs  $I_j$
- Implémenter le post-traitement des prédictions issues des métamodèles pour estimer les indicateurs  $I_j$
- Mettre en place le SPAS.

Tout d'abord, un groupe utilisateur (mairie, SIDIS56, DDTM56, Lorient Agglo) a été constitué et leurs pratiques et besoins ont été collectés au travers d'ateliers. Cette étape a permis d'identifier 14 indicateurs  $I_j$  à prédire avec le démonstrateur (Figure 1).

Parallèlement, une première étape est de caractériser les événements de submersion passés. Ici, nous nous appuyons sur la caractérisation réalisée par IDIER *et al.* (2020) s'appuyant entre autres sur la construction d'un jeu de données océano-météorologiques continus et son croisement avec les informations historiques de submersion, et ce, sur la période 1900-2010. Ces données océano-météorologiques incluent le niveau moyen des mers, la marée, les surcotes, les caractéristiques de vagues et le vent. Ces données et connaissances sur les événements de submersion passés sont utiles pour : (1) valider le modèle numérique et les indicateurs prédits, (2) définir le plan d'expérience (i.e. la définition des scénarios de conditions océano-météorologiques  $X$  à simuler).

Ensuite, nous nous sommes appuyés sur une chaîne de modélisation numérique de la submersion mise en place et validée par rapport aux événements historiques (IDIER *et al.*, 2020, 2021). Elle s'appuie sur l'utilisation conjointe du modèle de vague spectral WW3 (ARDHUIN *et al.*, 2010), qui propage les vagues du large à la côte, et le modèle à résolution de phase SWASH (ZIJLEMA *et al.*, 2011). Pour chaque événement océano-météorologique, les données d'entrée de la chaîne de modélisation sont la marée et la surcote (en un point proche du site), les caractéristiques de vagues ( $H_s, T_p, D_p$  ; au large de Groix) et les caractéristiques de vent (entre Groix et Gâvres ; moyenne spatiale). Le modèle SWASH implémenté (3D, avec 2 couches verticales et une résolution horizontale de 3 m) couvre toute la zone d'étude. Simuler 6h avec cette chaîne de calcul requière environ 3 jours de calculs sur 48 cœurs. Pour le développement du SPAS, la topobathymétrie de cette chaîne de modélisation (initialement représentative de la configuration du site lors de la tempête Johanna de 2008) a été mise à jour pour être plus représentative de la configuration actuelle du site.

## Thème 7 – Risques côtiers

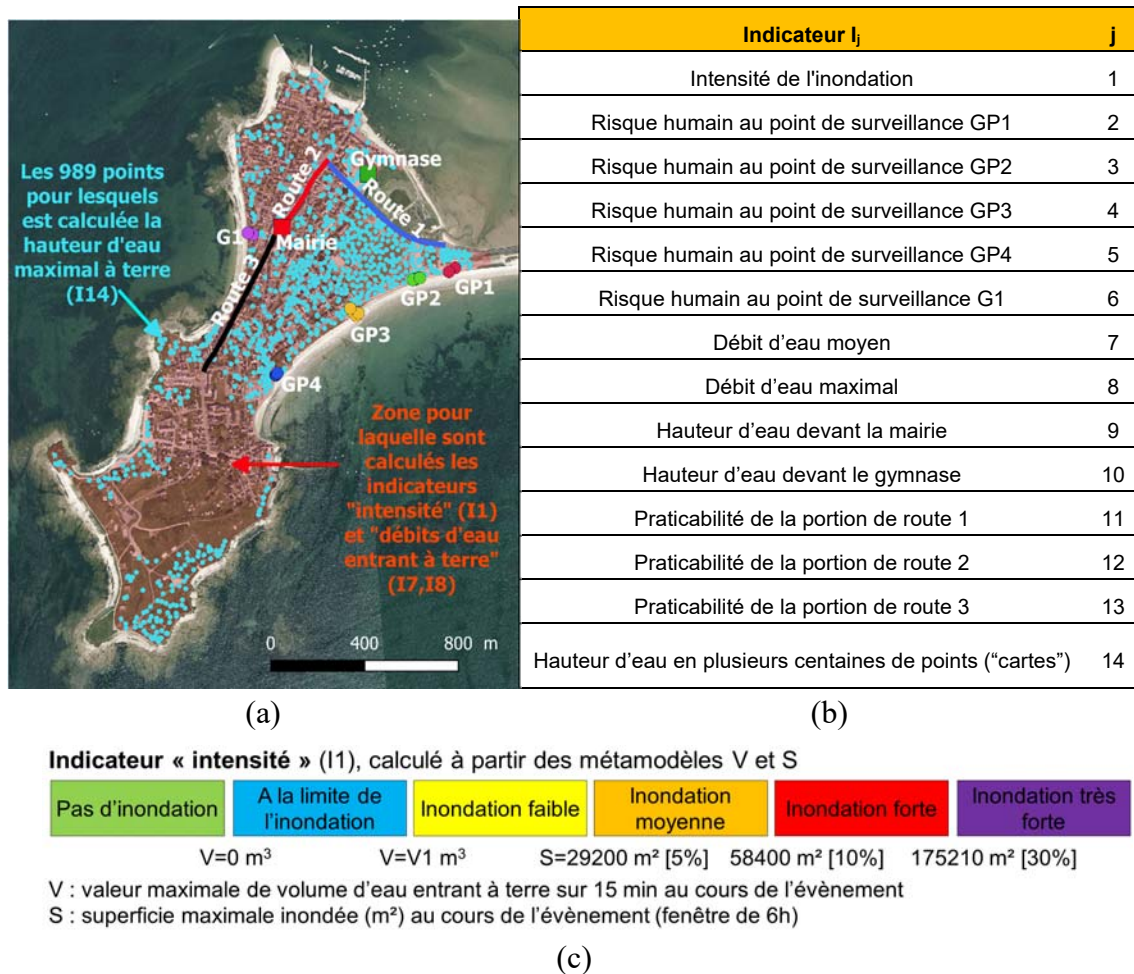


Figure 1. (a) localisation des indicateurs spatialisés, (b) liste de tous les indicateurs, (c) gammes et métamodèles utilisés pour calculer l'indicateur « intensité ».

La base de données océano-météorologiques a alors été utilisée pour définir les scénarios à simuler avec cette chaîne de modélisation pour l'apprentissage des métamodèles. Ces scénarios intègrent d'une part des événements passés, d'autre part des conditions issues de l'application d'une analyse statistique d'extrêmes sur le jeu de données océano-météorologiques constitué (IDIER *et al.*, 2021).

A partir de la base de données d'apprentissage, les métamodèles sont développés. Trois types de métamodèles ont en fait été développés : (1) entrées et sorties scalaires (i.e. stationnaires) avec prise en compte de l'effet du caractère aléatoire des vagues, (2) entrées fonctionnelles (i.e. instationnaires) et sorties scalaires, (3) entrées et sorties fonctionnelles (ici, spatiale). Les métamodèles de type 1 sont basés sur une méthode de régression de quantiles s'appuyant sur la méthode dite des forêts aléatoires (ROHMER *et al.*, 2020). Les métamodèles de type 2 s'appuient sur une méthode d'optimisation heuristique pour la sélection d'une combinaison appropriée de paramètres structurels dans le contexte de modèles de processus gaussiens à entrées fonctionnelles (méthode de colonies de fourmis,

BETANCOURT *et al.*, 2022). Le métamodèle de type 3 (utilisé pour prédire les cartes de hauteurs d'eau maximales à terre) s'appuie sur un modèle de processus gaussien à sorties multiples prenant en compte à la fois des entrées fonctionnelles et la structure spatiale de l'inondation (LOPEZ-LOPERA *et al.*, 2021).

Chacun des métamodèles ainsi développés vise à prédire un indicateur. Pour certains indicateurs, plusieurs métamodèles sont développés, puis combinés. Par exemple, deux métamodèles sont développés pour estimer l'indicateur intensité (Figure 1c) : un à entrées scalaires calculant le volume d'eau entrant en 15 minutes (le maximum calculé au cours de l'évènement est alors utilisé) et prenant en compte l'effet du caractère stochastique des vagues (ROHMER *et al.*, 2020), un à entrées fonctionnelles (i.e. des séries temporelles de 6h) calculant la superficie inondée. Le 1<sup>er</sup> métamodèle vise à discriminer les évènements sans inondation, avec inondation et ceux tangents entre les 2, tandis que le 2<sup>ème</sup> métamodèle vise à quantifier l'intensité des évènements avec inondation. Au total 18 métamodèles ont été développés pour in fine permettre la prédiction des 14 indicateurs. Une fois les métamodèles validés, des règles de construction des indicateurs à partir de ces métamodèles sont mises en place pour optimiser la qualité de prédiction (ici en optimisant la valeur de V1, Figure 1c) et garantir la cohérence entre les indicateurs. En termes de format de retranscription aux utilisateurs (information visible sur l'interface) nous avons privilégié l'utilisation de classes.

Ces développements sont implémentés dans un démonstrateur de prévision-alerte dont l'accès est mis à disposition du groupe utilisateur. Ce démonstrateur prédit les indicateurs pour les 6 prochaines marées. Comme données X de prévisions, il utilise deux types de données d'entrée : soit les prévisions de la plateforme MARC (<https://marc.ifremer.fr/>) combinées avec celle de DATASHOM (<http://data.shom.fr/>) pour les caractéristiques de vent, soit uniquement les prévisions de la plateforme DATASHOM.

### 3. Résultats

#### 3.1 Base de données d'apprentissage

Deux types de bases de données d'apprentissage ont été construits : (1) un 1<sup>er</sup>, contenant les résultats de simulations numériques pour 144 scénarios (ces simulations étant répétées 20 fois pour chaque scénario afin de rendre compte de l'effet du caractère stochastique des vagues sur la submersion), pour les métamodèles à entrées scalaires (type 1), (2) un 2<sup>ème</sup>, contenant les résultats de simulations numériques pour 174 scénarios pour les métamodèles à entrées fonctionnelles (i.e. des séries temporelles de 6h centrées sur l'instant de pleine-mer ; métamodèles de types 2 et 3). La Figure 2a illustre les données simulées disponibles dans ce deuxième type de base de données : elle montre en chaque pixel le ratio du nombre de scénario où le pixel est inondé par rapport au nombre total de scénarios simulés dans la base de données d'apprentissage (i.e. 174 pour cette base). Cette visualisation permet aussi d'identifier les pixels le plus souvent inondés, i.e. les zones ayant le plus de chances d'être inondées.

## Thème 7 – Risques côtiers

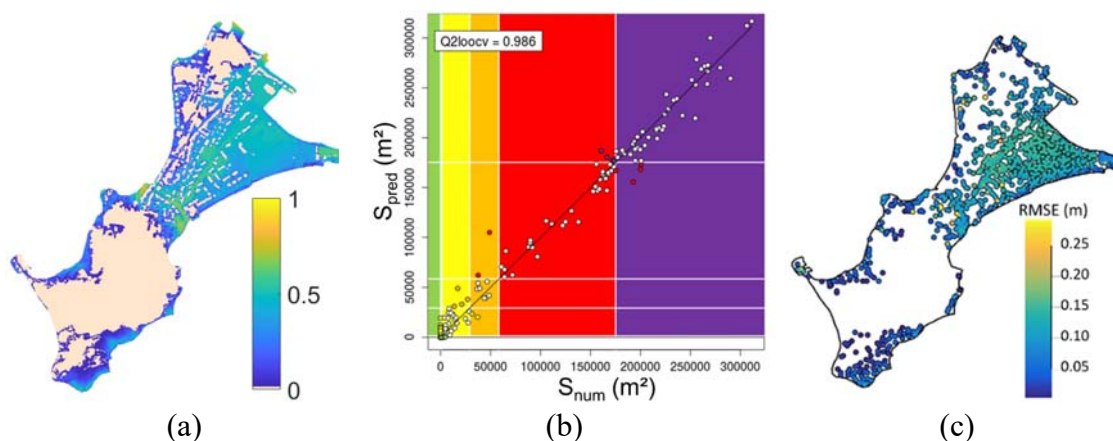


Figure 2. (a) Visualisation synthétique des événements simulés pour la base d'apprentissage à entrées fonctionnelles (en chaque pixel, ratio du nombre de scénarios où le pixel est inondé par rapport au nombre total de scénarios (i.e. 174)). (b,c) Qualité de prédiction des métamodèles « superficie inondée » ( $S$ ) et « hauteur d'eau maximale à terre » ( $H_{max}$ ) par rapport aux simulations numériques (par validation croisée). La capacité prédictive (a) est mesurée par le coefficient de détermination  $Q^2$  et l'erreur RMSE (b). Les couleurs du panel b correspondent aux gammes définies pour l'indicateur « intensité » du SPAS (cf Figure 1c ; points blancs : prédictions correctes en termes de classe ; autres points : colorés en fonction de la classe prédite).

### 3.2 Qualité de prédiction des métamodèles

La figure 2b,c illustre la qualité de prédiction pour 2 des métamodèles développés : le métamodèle « superficie inondée » ( $S$ , utilisé pour l'indicateur intensité  $I_1$ ) et le métamodèle « cartes de hauteurs d'eau à terre » (pour l'indicateur  $I_{14}$ ). On observe une bonne qualité de prédiction des événements présents dans la base d'apprentissage (validation croisée). Toutefois, le métamodèle  $S$  a tendance à surestimer les événements sans inondation, d'où l'intérêt de le combiner avec le métamodèle de volume d'eau entrant qui, lui, montre une bonne qualité de prédiction, y compris pour les événements sans inondation (ROHMER *et al.*, 2020 ; IDIER *et al.*, 2021).

### 3.3 Prédiction des indicateurs : optimisation

Pour optimiser la qualité des prédictions des indicateurs, nous considérons la période historique 1900-2010. Nous ne connaissons pas les valeurs historiques de chaque indicateur (Figure 1b), mais la base de données de dommages présentée par IDIER *et al.* (2020) fournit une liste de 48 événements de dommages sur cette période, chaque événement étant caractérisé en termes de submersion (pas de submersion, submersion mineure / quelques franchissement par paquets de mer, submersion majeure) et d'indice de confiance associé. Il convient de noter que le territoire de Gâvres est aujourd'hui plus protégé des inondations qu'il ne l'était durant la période 1900-2010 (ouvrages de défense).

Ceci implique que les indicateurs (en particulier l'indicateur « intensité ») prédits suivant notre méthode peuvent être considérés comme satisfaisants s'ils remplissent les conditions suivantes : (1) si la base de données historiques n'indique aucune submersion, alors la prédiction doit fournir un événement sans inondation ; (2) si la base de données historiques indique une inondation mineure, alors la prédiction doit fournir soit une inondation mineure, soit un événement sans inondation ; et (3) si la base de données historiques indique une inondation majeure, alors la prédiction doit fournir un événement d'inondation au moins mineur. Notre principal paramètre de calibration est V1 (seuil du volume d'eau entrant dans les terres en 15 minutes, Figure 1c). Nous l'optimisons pour minimiser (maximiser) le nombre de fausses (vraies) alarmes sur les 48 événements de la base de données des événements de dommages (dont 9 caractérisés par de la submersion). La valeur obtenue ( $V1=62 \text{ m}^3$ ), comparable au volume d'une piscine de 10m x 4m x 1,5m et faible au regard du volume d'eau final à terre maximal ( $125000 \text{ m}^3$ ) issu des scénarios simulés sur 6h, est représentative du franchissement d'un nombre limité de vagues.

#### 3.4 Qualité de prédiction du démonstrateur

Pour caractériser la qualité de prédiction du démonstrateur implémenté, nous nous focalisons ici sur l'indicateur intensité, sur la période sept. 2019 (début du fonctionnement du démonstrateur) - mars 2021, en se concentrant sur tous les événements où soit une alerte Vigilance Vague Submersion (niveau minimal considéré : orange) a été émise, soit l'indicateur « intensité » prédit correspond au moins à la classe « à la limite de l'inondation » : 29/09/2019, 30/09/2019, 14/01/2020, 10/02/2020, 11/03/2020, 09/04/2020, 17/10/2020, 15/11/2020, 16/12/2020, 30/01/2021. D'après la connaissance terrain (retours via la mairie et informations collectées sur internet), ces événements n'ont mené à aucun événement de submersion, et seuls quelques franchissements par paquets de mer (correspondant à la classe « à la limite de l'inondation ») ont été observés, juste à l'est de la zone d'étude (tombolo). De manière cohérente, le démonstrateur, que ce soit à J-1, J-2 ou J-3, et ce pour les deux jeux de données de prévisions de conditions océano-météorologiques, prédisait soit la classe « pas de submersion » soit la classe « à la limite de la submersion ». Sur cette période, aucune fausse alarme n'a donc été émise. L'application de notre outil à des conditions plus extrêmes montre un bon accord avec les prédictions issues du modèle numérique, y compris en cas de submersion (Figure 2b).

#### **4. Conclusion**

Le travail présenté a permis de tester la faisabilité d'utiliser des approches de métamodélisation pour estimer rapidement des informations de submersion à terre, entre autres au travers de la mise en place d'un démonstrateur à échelle locale. Toute la chaîne a pu être déployée : génération de bases de données d'apprentissage, développement des métamodèles, évaluation de la performance des indicateurs prédits. Ces résultats ouvrent des perspectives pour des systèmes opérationnels de prévision locale de la submersion.

## 5. Références bibliographiques

- ARDHUIN F., ROGERS W.E., BABANIN A.V., FILIPOT J., MAGNE R., ROLAND A., VAN DER WESTHUYSEN A., QUEFFEULOU P., LEFEVRE J., AOUF L., COLLARD F. (2010). *Semi empirical dissipation source functions for ocean waves. Part I: Definition, calibration, and validation*. J. Phys. Oceanogr., Vol. 40, pp 1917–1941. <https://doi.org/10.1175/2010JPO4324.1>
- BETANCOURT J., BACHOC F., KLEIN T., IDIER D., ROHMER J., DEVILLE Y. (2022). *funGp: An R package for Gaussian Process Regression with Scalar and Functional Inputs*. Preprint: <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-02536624>
- IDIER D., ROHMER J., PEDREROS R., LE ROY S., LAMBERT J., LOUISOR J., LE COZANNET G., LE CORNEC E. (2020). *Coastal flood: a composite method for past events characterisation providing insights in past, present and future hazards. Joining historical, statistical and modeling approaches*. Nat. Hazards, 2020, Vol. 101, pp 465–501. <https://doi.org/10.1007/s11069-020-03882-4>
- IDIER D., AUROUET A., BACHOC F., BAILLS A., BETANCOURT J., GAMBOA F., KLEIN T., LÓPEZ-LOPERA A.F., PEDREROS R., ROHMER J., THIBAUT A. (2021). *A User-Oriented Local Coastal Flooding Early Warning System Using Metamodelling Techniques*. J. of Mar. Sc. & Eng., 9(11):1191. <https://doi.org/10.3390/jmse9111191>
- JIA G., TAFLANIDIS A.A. (2013). *Kriging metamodelling for approximation of high-dimensional wave and surge responses in real-time storm/hurricane risk assessment*. Comput. Method Appl. M., Vol(261–262), pp 24–38. <https://doi.org/10.1016/j.cma.2013.03.012>
- LE ROY S., PEDREROS R., ANDRE C., PARIS F., LECACHEUX S., MARCHE F., VINCHON C. (2015). *Coastal flooding of urban areas by overtopping: dynamic modelling application to the Johanna storm (2008) in Gâvres (France)*. Nat. Hazards Earth Syst. Sci., Vol. 15, pp 2497–2510. <https://doi.org/10.5194/nhess-15-2497-2015>
- LOPEZ-LOPERA A., IDIER D., ROHMER J., BACHOC F. (2021). *Multi-output gaussian processes with functional data: a study on coastal flood hazard assessment*. Reliab. Eng. Sys. Safe., Vol. 218(A):108139. <https://doi.org/10.1016/j.ress.2021.108139>
- MCGRANAHAN G., BALK D., ANDERSON B. (2007). *The rising tide: assessing the risks of climate change and human settlements in low elevation coastal zones*. Environ. Urban., Vol. 19, pp 17–37, <https://doi.org/10.1177/0956247807076960>
- ROHMER J., IDIER D., PEDREROS R. (2020). *A nuanced quantile random forest approach for fast prediction of a stochastic marine flooding simulator applied to a macrotidal coastal site*. Stoch. Env. Res. Risk A., Vol. 34, pp 867–890. <https://doi.org/10.1007/s00477-020-01803-2>
- ZIJLEMA M., STELLING G., SMIT P. (2011). *SWASH: An operational public domain code for simulating wave fields and rapidly varied flows in coastal waters*. Coast. Eng. Vol. 58, pp 992–1012. <https://doi.org/10.1016/j.coastaleng.2011.05.015>