

Un nouvel indicateur pour évaluer l'exposition d'un bâtiment à la pluie battante

Alexis Sauvageon¹

¹ AREP, 16 avenue d'Ivry 75013 Paris

RESUME La pluie battante, résultant de l'interaction entre la pluie et le vent, peut causer des dommages significatifs aux structures. Cet article propose une méthode utilisant un couplage d'outils numériques pour évaluer l'exposition annuelle d'un bâtiment à ce phénomène. Elle s'appuie sur des données météorologiques du modèle WRF et des simulations CFD pour réaliser des simulations numériques de pluie battante. Enfin, une méthode d'interpolation est utilisée pour construire un indicateur annuel d'exposition à la pluie battante.

Mots-clefs Pluie, Vent, Simulations numériques, Réduction de modèle, Interpolation

I. INTRODUCTION

Lorsque le vent souffle, il communique aux gouttes de pluie une vitesse horizontale, ce qui rend leur trajectoire oblique. Au voisinage d'un bâtiment, les écoulements d'air peuvent être complexes et provoquer des trajectoires imprévisibles pour les gouttes de pluie. En effet, lorsque le vent s'approche d'un bâtiment, une perturbation est générée et un schéma d'écoulement spécifique se développe autour de celui-ci, comprenant un vortex frontal, des courants d'angle, une séparation aux angles des bâtiments, des zones de recirculation, des couches de cisaillement et un sillage lointain. Cela entraîne un mouillage non uniforme des façades et expose des zones qui pourraient être considérées comme protégées autrement.

La pluie entraînée par le vent est une source d'humidité majeure affectant les performances hygrothermiques et la durabilité des façades des bâtiments. Parmi les nombreux désordres imputables à ce phénomène, les auteurs de (Blocken et Carmeliet 2004) signalent notamment la pénétration de la pluie (Pérez-Bella, et al. 2013), les dommages causés par le gel (Zhou, Carmeliet et Derome 2020), la décoloration par efflorescence du sel (Granneman, Lubelli et van Hees 2019), la fissuration structurelle due à des gradients thermiques et d'humidité (Ślusarek et Łupieżowiec 2020) ou encore la salissure des façades par lessivage des matériaux, causée par l'impact et le ruissellement de la pluie (Blocken, Derome et Carmeliet 2013).

Les auteurs de (Blocken et Carmeliet 2004) rappellent que les enjeux économiques liés à la réparation de ces dommages sont importants. On ajoutera que les activités humaines peuvent également être perturbées par la pluie, comme dans le cas d'ouvrages recevant du public tels que des gares ou des stades. Ces bâtiments, qui sont souvent très ouverts sur l'environnement extérieur, nécessitent des protections suffisantes contre la pluie pour protéger les personnes. Il apparaît alors nécessaire de garantir un confort adéquat pour l'exploitation de ces ouvrages en

toutes circonstances. Pour finir, ces structures sont généralement équipées de systèmes électriques, tels que des écrans ou des bornes de contrôle automatique des billets, vulnérables aux projections d'eau et donc aux fortes pluies. La position de ces équipements est très souvent contrainte par la particularité du lieu si bien qu'il est parfois nécessaire de leur concevoir des protections spécifiques.

Afin de caractériser la charge de pluie entraînée par le vent sur les façades il est classique d'utiliser le taux de capture η (Blocken et Carmeliet, 2004). Cette grandeur représente la proportion de gouttes collectées sur une surface lors d'un épisode de pluie battante par rapport au cas sans vent. Elle peut être spécifique à une taille de goutte de diamètre ϕ ou globale à l'épisode pluvieux, selon l'équation (1).

$$\eta(\phi, t) = \frac{r_{wdr}(\phi, t)}{r_h(\phi, t)} \quad (1)$$

$$\eta(t) = \frac{r_{wdr}(t)}{r_h(t)}$$

Où r_h est l'intensité de pluie météorologique et r_{wdr} l'intensité de pluie battante portée par le vent. Deux grandes familles de méthodes permettent de déterminer la valeur de ces taux de captures : les méthodes semi-empiriques (Lacy, 1965) et la simulation numérique (Blocken et Carmeliet, 2007). Nous ne décrivons pas ici ces méthodes, les auteurs de (Blocken et Carmeliet, 2004) en fournissant une description détaillée. Toutefois il convient de rappeler que les méthodes semi-empiriques bien que rapides d'exécution, s'avèrent limitées dès lors que l'on souhaite avoir une connaissance précise des charges de pluie entraînée par le vent. A contrario, l'étude de la pluie entraînée par le vent à l'aide de simulations numériques permet de déterminer les trajectoires précises des gouttes de pluie dans un environnement urbain complexe. Toutefois cela s'effectue au détriment du coût calculatoire, qui limite rapidement le nombre de simulations réalisables.

A la connaissance de l'auteur, il n'existe pas, aujourd'hui, de méthode qui permettrait d'exploiter au mieux les résultats d'un nombre limité de simulations numériques pour dresser un indicateur annuel d'exposition à la pluie. Le présent article pose les fondements et la mise en application d'une méthode destinée à construire un tel indicateur.

II. CONSTRUCTION D'UN INDICATEUR D'EXPOSITION ANNUELLE A LA PLUIE

L'indicateur d'exposition à la pluie que nous allons présenter s'inspire de l'indicateur de confort au vent défini par le CSTB (Delpech, et al. 2005). Notre indicateur propose ainsi de caractériser le pourcentage de temps pluvieux annuel durant lequel un élément est exposé à une pluie d'intensité définie préalablement par l'utilisateur. Afin de construire celui-ci, nous proposons la méthodologie suivante, en six étapes, décrites dans la suite : obtenir une donnée météorologique adaptée (i), sélectionner les scénarios de vent et pluie à simuler (ii), réaliser des simulations numériques multiphasiques Euler-Euler (iii), procéder à une décomposition orthogonale aux valeurs propres des résultats (iv), interpoler la donnée manquante (v), construire l'indicateur (vi).

A. Obtenir la donnée météorologique

Idéalement, il conviendrait d'avoir, pour chaque site considéré, accès à des données météorologiques complètes et enregistrées avec un pas de temps suffisamment fin (env. 10 min). Dans les faits, ce n'est pas toujours possible. Ainsi, des outils tels que Météonorm (Remund et Kunz 2020) sont utilisés par les ingénieurs afin de concevoir des données climatiques représentatives d'une année typique. Ces données, calculées pour un lieu spécifique à partir de données réelles par des algorithmes, sont alors utilisées comme conditions d'entrées pour les études climatiques.

Une alternative consiste à recalculer la donnée météorologique à l'aide de simulations numériques. WRF-ARW (Weather Research and Forecasting - Advanced Research) est un méso modèle météorologique développé par le National Center for Atmospheric Research (NCAR) pour simuler et prévoir l'évolution des conditions météorologiques à des échelles spatiales de l'ordre de 1 à 10 km (Skamarock, et al. 2019).

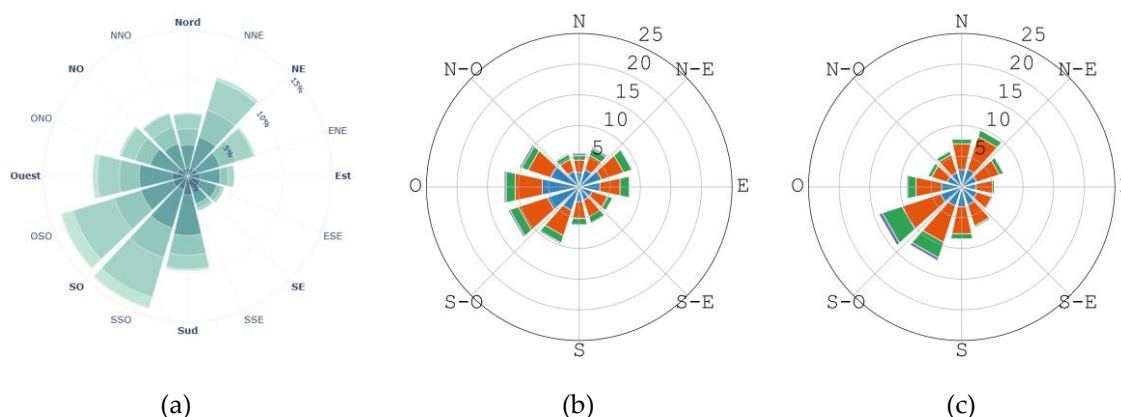


FIGURE 1. Rose des vents annuels – Paris Orly, (a) MétéoFrance - 20 ans, (b) Météonorm, (c) WRF - 20 ans

Dans la suite nous proposons de comparer les données météorologiques obtenues par les deux approches citées précédemment, Météonorm et WRF-ARW. Les données extraites de Météonorm correspondent aux données horaires moyennes pour une année représentative du climat contemporain. Pour les simulations WRF-ARW, les données sont calculées sur 20 ans, pour la France entière avec une résolution de 12km et en Ile de France avec une résolution de 4km. Les sorties sont échantillonnées avec un pas de temps horaire.

La FIGURE 1 présente les résultats obtenus pour les roses des vents annuelles avec comme référence la donnée MétéoFrance (a) mesurée à la station Paris-Orly. On constate que la rose des vents issue de WRF (c) est conforme à la référence. La donnée issue de Météonorm (b) est semblable en répartition mais pivotée de 22° dans le sens horaire. La FIGURE 2 fournit les roses des vents accompagnés de pluie obtenues par Météonorm (a) et WRF (b). Si la rose des vents pluvieux issue de WRF présente des directions d'incidence nettement privilégiées, avec des vents majoritairement issus de la façade atlantique (en provenance du quartier Sud-Ouest) ; ce n'est pas le cas de la rose des vents Météonorm pour laquelle les origines des vents pluvieux semblent globalement réparties.

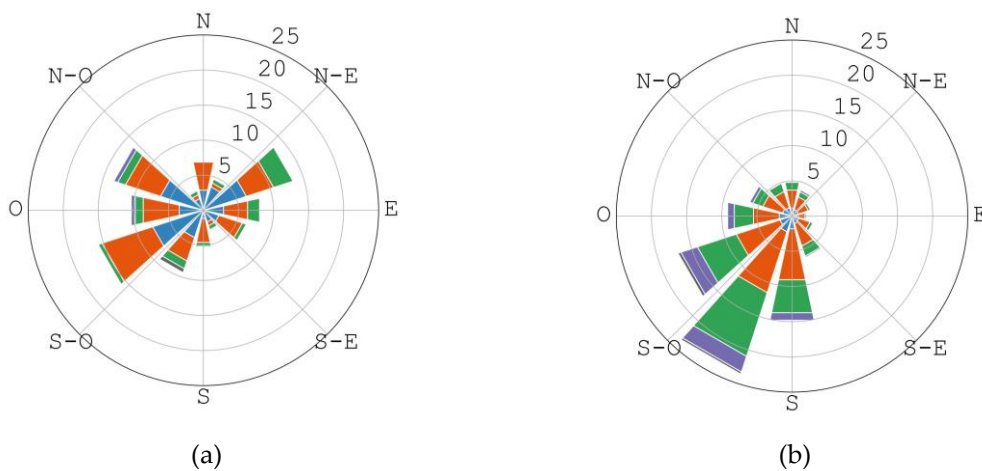


FIGURE 2. Rose des vents annuelle par temps de pluie– Paris Orly, (a) Météonorm, (b) WRF - 20 ans

Bien que cet exemple ne discrédite pas complètement l'utilisation d'outils tels que Météonorm pour la génération de données, il souligne l'importance d'être vigilant en cas d'analyse de phénomènes couplés tels que la pluie entraînée par le vent. Aussi, on préconisera l'utilisation de données météorologiques réelles ou recalculées par des modèles météorologiques tels que WRF.

B. Sélectionner les scénarios météorologiques simulés

Une donnée météorologique correspondant au site étudié ayant été obtenue, il convient ensuite d'identifier les scénarios de pluie entraînée par le vent possibles.

On propose dans un premier temps de réduire la rose des vents à un nombre de directions d'incidence du vent limité. Dans la suite de cet article, nous travaillerons avec 12 directions de vents. Pour chacune de ces directions, l'analyse des données météorologiques permet d'établir des classes discrètes de scénario de vent x pluie et de déterminer la probabilité d'occurrence associée à chaque scénario pour une année (FIGURE 3). Parmi l'ensemble de scénarios possibles, l'auteur propose de simuler environ 30 cas par direction soit 360 simulations de transport au total. Cette valeur sera justifiée dans la suite de cet article. Les scénarios doivent alors être sélectionnés à l'aide d'une procédure quasi-aléatoire de sorte que la totalité de l'espace des possibles soit parcourue de façon équilibrée sans favoriser certains scénarios par rapport à d'autres.

Dans le cas de la présente étude, la méthode de sélection retenue repose sur le partitionnement de l'espace des possibles par un algorithme de clustering. Pour chacune des partitions, plusieurs scénarios sont sélectionnés à l'aide d'une méthode d'échantillonnage par hypercube latin. On veillera également à simuler les quatre scénarios extrêmes bornant le domaine d'étude. Les scénarios de probabilités d'occurrence non nulle qui ne sont pas simulés seront quant-à-eux reconstruits par interpolation.

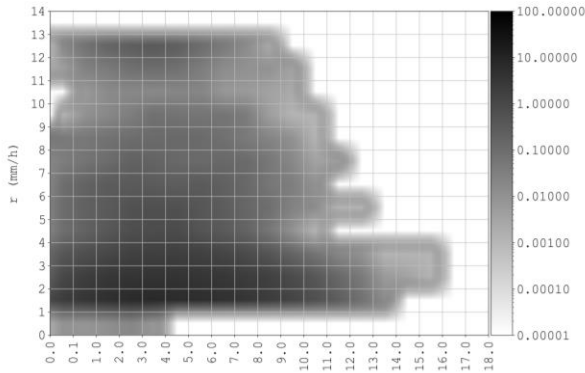


FIGURE 3. Probabilité d'occurrence de scénario de vent x pluie, Melun, direction Nord

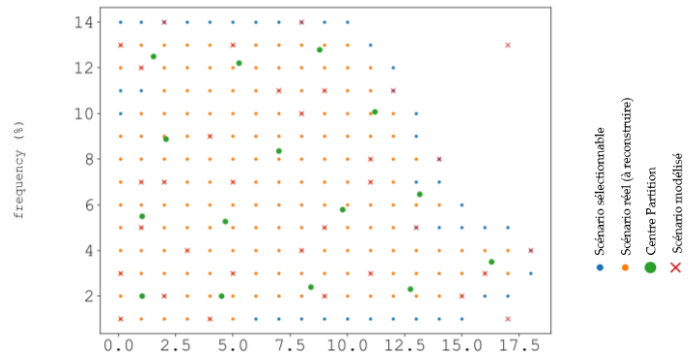


FIGURE 4. Choix des scénarios de vent x pluie simulés, Melun, direction Nord

La FIGURE 4 fournit un exemple du traitement évoqué des scénarios : 15 partitions sont réalisées dont les centres apparaissent en vert sur la figure. Dans chaque partition, deux scénarios sont ensuite sélectionnés pour les simulations numériques, matérialisés par des croix rouges. En orange figurent les scénarios non modélisés qui seront reconstruits par interpolation des résultats des simulations numériques selon la méthode détaillée dans la suite de cet article.

C. Réaliser des simulations numériques multiphasiques Euler-Euler

Dans le cadre de ce travail, nous utilisons le solveur multiphasique *windDrivenRainFoam* développé et validé par (Kubilay et al., 2014) (Kubilay et al. 2015a) , pour la suite OpenFOAM. Ce solveur repose sur une approche Euler-Euler dans laquelle, la phase de pluie et celle de vent sont considérées comme des milieux continus.

La mise en œuvre des simulations numériques est alors réalisée en deux temps, dans le respect des bonnes pratiques relatives à la simulation des écoulements aérauliques en milieu urbain.

Dans un premier temps l'écoulement de vent est résolu pour chaque direction à l'aide d'un modèle isotherme turbulent RANS résolu avec un algorithme SIMPLE. Les calculs au vent ne sont réalisés qu'une fois, par direction, pour le vent moyen (Kubilay et al. 2015b). Une mise à l'échelle sur les champs de vitesse de vent est ensuite réalisée. En effet, il est considéré que la séparation de l'écoulement en couche limite est indépendante du nombre de Reynolds pour des corps présentant des arrêtes droites comme les bâtiments (Kubilay, 2014).

Dans un second temps les champs de vitesse des gouttes de pluie sont calculés par transport eulérien. Afin de diminuer le coût calculatoire, le transport des gouttes de pluie n'est résolu, pour chaque scénario modélisé, que pour le diamètre de goutte médian ϕ_{50} à l'image des travaux de (Lacy 1965) pour les méthodes semi-empiriques. Ce diamètre ne dépend que de l'intensité de la pluie météorologique r_h et peut être calculé à partir des relations de (Best 1950), rappelées dans l'équation (2).

$$\begin{aligned} \phi_{50} &= 0,69^{\frac{1}{n}} a \\ a &= A r_h^p \\ A = 1,30 \quad p = 0,232 \quad \text{et} \quad n = 2,25 \end{aligned} \quad (2)$$

Les résultats issus des simulations sont des champs surfaciques d'intensité de pluie battante calculée à partir des taux de capture selon la relation (1).

D. Procéder à une décomposition orthogonale aux valeurs propres des résultats

La décomposition orthogonale aux valeur propre (POD) est une technique d'analyse de donnée qui permet de trouver une base de modes propres orthogonaux telle qu'elle capture l'essentiel de la variabilité des données (Cordier et Bergmann 2006). Chaque vecteur propre représente donc un mode de variabilité indépendant dans les données ce qui permet d'en extraire les structures cohérentes. Selon (Podvin 2001), la base de vecteurs propres ainsi calculées est optimale au sens énergétique. Par conséquent, un nombre réduit de modes permet de décrire convenablement le système étudié. Pour cette raison, la POD constitue une méthode de réduction de modèle de plus en plus employée, notamment dans le cadre de l'analyse de la turbulence (Bouhoubeiny et Druault 2009).

Dans notre cas, les champs d'intensité de pluie calculés par la simulation sont agrégés en une matrice X (3), dite « matrices des snapshots », sur laquelle sera appliquée la POD.

$$X = \begin{bmatrix} I_1(r_1, U_1) & \cdots & I_1(r_n, U_n) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ I_m(r_1, U_1) & \cdots & I_m(r_n, U_n) \end{bmatrix} \quad (3)$$

Avec $I_i(r_j, U_j)$ l'intensité de pluie battante dans la cellule i du champ obtenu par le calcul du scénario météorologique j . Lorsque le maillage n'est pas uniforme, il est nécessaire de pondérer la matrice des snapshots par un vecteur poids W calculé à partir du volume (3D) ou de la surface (2D) des cellules. On parvient alors à décorrélérer les effets des grandeurs spatiales X et météorologiques (r, U) pour l'intensité de pluie battante (4) :

$$I(X, r_h, U) = \sum_{k=1}^{\infty} a_k(r_h, U) \phi_k(X) \quad (4)$$

E. Interpoler les scénarios manquants

Le calcul de l'indicateur nécessite de construire les champs d'intensité de pluie battantes pour les scénarios non simulés. Cette étape se limite, grâce à la POD à l'interpolation des n premiers coefficients a_k tels que les modes ϕ_k associés contiennent 99% de l'énergie totale du système. Une méthode d'interpolation en mesure de reconstruire des surfaces raisonnablement complexes à partir d'un nombre réduit de données est recommandée. Dans la partie « application », cinq méthodes seront testées.

F. Construire l'indicateur

L'indicateur d'exposition à la pluie que nous proposons est un outil permettant d'évaluer le risque d'exposition à une pluie d'intensité donnée par l'utilisateur pour un point de l'espace. Cet indicateur peut s'interpréter comme la fraction du temps pluvieux annuel durant laquelle un point de l'espace est exposé à une pluie d'intensité supérieure ou égale au seuil défini par l'utilisateur. Il est donné par la formule (5) :

$$P(r > r_s) = \sum_i P_{\theta}^i \cdot \sum_u \sum_r P_{u,r}^i \cdot J_{u,r}(\Omega, r_s) \tag{5}$$

Avec r_s le seuil d'intensité de pluie au-dessus duquel on considère un inconfort ou de possibles défaillance d'équipements. Ce seuil peut être choisi à l'aide du TABLEAU 1. P_{θ}^i est la probabilité d'occurrence d'un vent de direction $\theta = \theta_i$ lors d'un épisode pluvieux. $P_{u,r}^i$ est la probabilité d'occurrence d'un scénario de pluie battante (U, r_h) pour un vent issue de la direction θ_i . Soit Ω le domaine spatial étudié. Alors $J_{(u,r)}$ est la fonction caractéristique pour un scénario de pluie battante définie par l'équation (6) où r_{wdr} est l'intensité de pluie battante.

$$J_{u,r} : \quad \Omega \times \mathbb{R} \rightarrow \{0, 1\} \tag{6}$$

$$(x, y, r_s) \mapsto J(x, y, r_s) = \begin{cases} 0, & r_{wdr}(x, y) < r_s \\ 1, & r_{wdr}(x, y) \geq r_s \end{cases}$$

TABLEAU 1. Intensité de la pluie en fonction de sa typologie pour la France

Intensité	Bruine	Pluie
Faible	< 0,4 mm/h	1 à 3 mm/h
Moyenne	< 0,9 mm/h	4 à 7 mm/h
Forte	> 1 mm/h	> 8 mm/h

II. Mise en application de la méthode

La méthode proposée est mise en application puis discutée à partir du cas simple d'un bâtiment de gare représentatif d'une petite gare de ville. L'environnement urbain n'est pas modélisé afin d'alléger les calculs. Le bâtiment mesure 40m x 35m x 7m. Environ 1 million de cellules sont utilisées pour discrétiser le domaine, pour une taille de maille de l'ordre de 5 cm au voisinage du bâtiment (FIGURE 5).

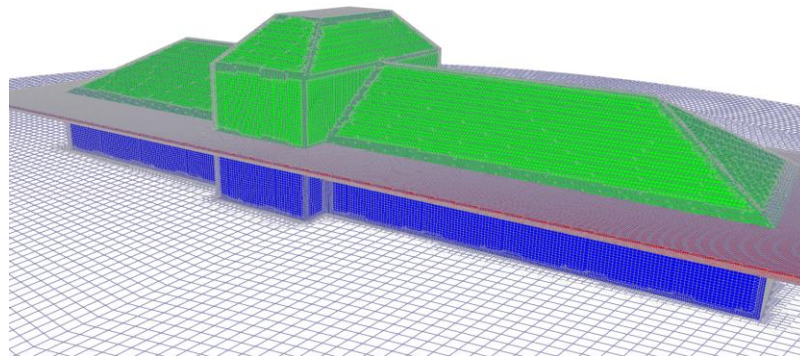


FIGURE 5. Maillage du cas de validation

Les analyses réalisées sur la méthode pour obtenir l'indicateur nécessitent la construction d'un cas de référence pour lequel l'ensemble des scénarios climatiques possibles est simulé (FIGURE 4). Ce cas de référence sera noté REF dans la suite. Un cas test (noté TEST) est également réalisé en suivant pas à pas le processus décrit précédemment. Seuls 34 scénarios climatiques sont

donc simulés. Les résultats sont ensuite projetés sur la base orthogonale afin de réduire le modèle puis les scénarios non modélisés sont reconstruit par interpolation des coefficients a_k (4).

Les écarts entre REF et TEST sont ensuite analysés :

- En fonction de la méthode d’interpolation.
- En fonction du nombre de scénarios météorologiques simulés par direction.

A. Choix de la méthode d’interpolation

Parmi les nombreuses méthodes d’interpolation disponibles, nous nous sommes intéressés au krigeage - KRG (Bouhlel, et al. 2019), aux polynômes de Bézier cubiques par morceaux - BEZ (Virtanen, et al. 2020), aux arbres à boosting de gradient - XGB (Chen et Guestrin 2016), aux modèles additifs généralisé - GAM (Servén et Brummitt 2018) et à l’apprentissage profond - RNN (Chollet et al, 2015). Pour la suite, on calcule l’indicateur d’exposition à la pluie selon la formule (5). La FIGURE 6 illustre le résultat obtenu pour une pluie faible $P(r>1mm/h)$. L’opération est également conduite pour une pluie moyenne $P(r>3mm/h)$. On calcule ensuite les écarts entre REF et TEST selon (7). La FIGURE 7 présente les statistiques de ces écarts au moyen de boîtes à moustaches.

$$\Delta Ind = |Ind_{Ref} - Ind_{Test}| \tag{7}$$

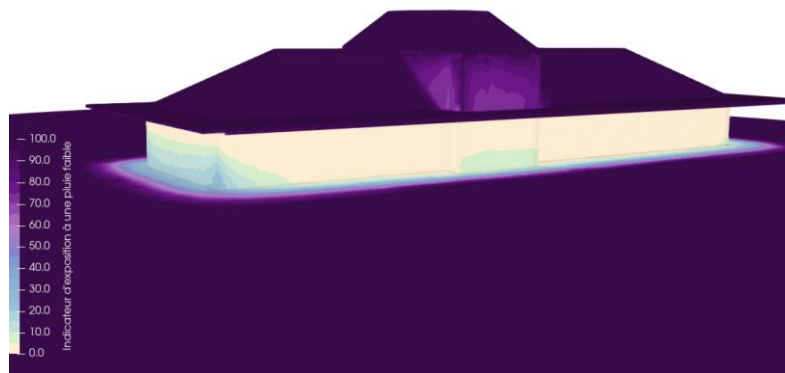
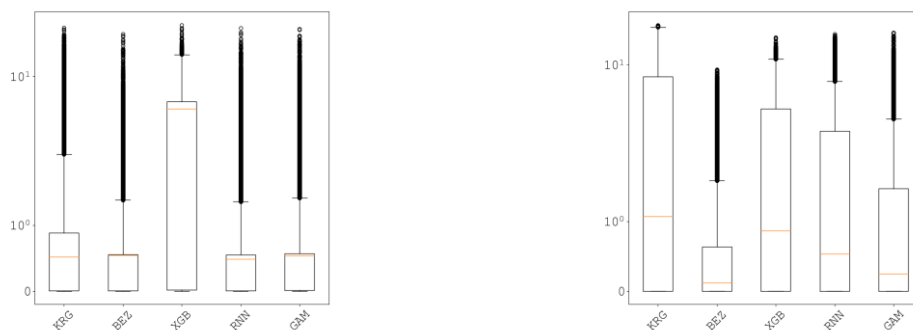


FIGURE 6. Indicateur d’exposition à une pluie faible $P(r>1mm/h)$ en % du temps pluvieux



Risque d’exposition à une pluie faible

Risque d’exposition à une pluie moyenne

FIGURE 7. Statistiques des écarts entre indicateurs REF et TEST selon la méthode d’interpolation

Les résultats présentés dans la FIGURE 7 montrent que les méthodes XGB et KRG sont inadaptées au problème d'interpolation posé par notre méthodologie. Les écarts révèlent des approximations importantes. Les méthodes RNN et GAM apparaissent plus performantes mais présentent une sensibilité au seuil retenu dans la définition de notre indicateur. La méthode d'interpolation par des polynômes de Bézier cubiques par morceaux semble ici la plus efficace, assurant des écarts faibles pour les deux niveaux de pluie étudiés.

A. Choix du nombre de simulations réalisées

Pour terminer, nous proposons de réaliser plusieurs cas TEST pour lesquels on varie le nombre de simulations de transport réalisées de 10 à 100 simulations. Pour chaque cas TEST, on construit ensuite le champ d'indicateur puis on calcule son écart à REF selon la formule (7).

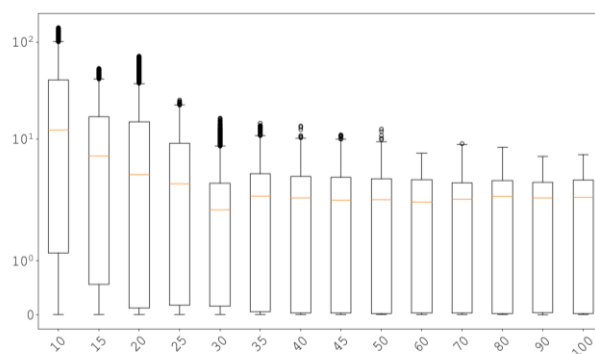


FIGURE 8. Statistiques des écarts entre indicateurs REF et TEST selon le nombre de simulations

La FIGURE 8 montre que l'écart diminue avec l'augmentation du nombre de simulations CFD par direction de vent incident. Le nombre de 30 simulations apparaît être, pour ce cas exemple, un bon compromis pour limiter les erreurs d'approximation tout en garantissant un coût numérique acceptable.

III. Conclusion & Perspectives

Dans cet article nous avons présenté une méthodologie permettant de construire un indicateur annuel d'exposition à la pluie à partir d'un nombre réduit de simulations de mécanique des fluides.

La méthodologie est rappelée ici : d'abord, il convient d'acquérir une donnée météorologique fiable et suffisamment précise pour être représentative des phénomènes d'averses et de rafales. WRF est un outil OpenSource permettant de générer de telles données lorsqu'une base météorologique précise n'est pas disponible. A partir de ces données météorologiques, on réalisera des simulations aérauliques seules ; 1 par direction de vent afin de déterminer l'écoulement moyen. Ensuite, pour chaque direction de vent, on identifie l'ensemble des scénarios possibles de pluie entraînée par le vent (donnée d'une vitesse et d'une intensité de pluie météo). Une trentaine de scénarios sont sélectionnés par une méthode quasi-aléatoire. Chacun de ces scénarios fait alors l'objet d'une unique simulation de transport dans laquelle les vitesses d'écoulement préalablement calculées ont été remis à l'échelle. Pour chaque direction, les résultats

des simulations fournissent des champs d'intensité de pluie battante sur lesquelles on réalisera une projection orthogonale aux valeurs propres. Cette dernière nous permet de réduire le problème à un nombre limité de coefficients a_k ne dépendant que du scénario météorologique (vitesse de vent et intensité de pluie météo). Dans cet espace, les coefficients a_k sont représentés par des surfaces de complexité raisonnable, pouvant être déduites des simulations par interpolation. On est alors en mesure de reconstruire un champ d'intensité de pluie battante pour chacun des scénarios non modélisés. Enfin l'ensemble des champs reconstruits est exploité pour construire l'indicateur d'exposition annuelle à la pluie battante, représentant le risque qu'un point de l'espace soit exposé à une pluie d'intensité définie par l'utilisateur au cours d'une année.

Les analyses réalisées ont permis de sélectionner comme méthode d'interpolation la plus adaptée celle des polynômes de Bézier cubiques par morceaux. Un minimum de 30 simulations paraît nécessaire pour garantir un résultat représentatif de la situation réelle. Ces conclusions devront être mises à l'épreuve de situations plus complexes pour être généralisées, notamment en présence d'un environnement urbain. Un approfondissement des méthodes d'interpolation, via machine learning par exemple, permettrait d'en améliorer la précision et la qualité. Idéalement il faudrait améliorer notre méthodologie de telle sorte que l'ensemble du spectre de goutte de pluie soit pris en compte et non plus seulement le diamètre moyen.

REFERENCES

- Best, A. (1950). The size distribution of raindrops. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 16-36.
- Blocken, B., & Carmeliet, J. (2004). A review of wind-driven rain research in building science. *Journal of wind engineering and industrial aerodynamics*, 92(13), 1079-1130.
- Blocken, B., & Carmeliet, J. (2007). Validation of CFD simulations of wind-driven rain on a low-rise building facade. *Building and Environment*, 42(7), 2530-2548.
- Blocken, B., Derome, D., & Carmeliet, J. (2013). Rainwater runoff from building facades: A review. *Building and Environment*, 60, 339-361.
- Bouhleb, M. A., Hwang, J. T., Bartoli, N., Lafage, R., Morlier, J., & Martins, J. R. (2019). A Python surrogate modeling framework with derivatives. *Advances in Engineering Software*, 135, 102662.
- Bouhoubeiny, E., & Druault, P. (2009). Note on the POD-based time interpolation from successive PIV images. *Comptes Rendus Mécanique*, 11(12), 776-780.
- Chen, T., & Guestrin, C. (2016). Xgboost: A scalable tree boosting system. In *Proceedings of the 22nd acm sigkdd international conference on knowledge discovery and data mining*, (pp. 785-794).
- Chollet, F. a. (2015). *Keras*. (GitHub, Producteur) Récupéré sur <https://github.com/fchollet/keras>
- Cordier, L., & Bergmann, M. (2006). *Réduction de dynamique par décomposition orthogonale aux valeurs propres (POD)*. Ecole de printemps OCET, 7563.
- Delpech, P., Baker, C., Blackmore, P., Sanz-Andres, A., Stathopoulos, T., & Willemsen, E. (2005). Pedestrian wind comfort assesment criteria : A comparative Study. *EACWE4*. Prague: J. Naprestek & C. Fischer.

- Granneman, S. J., Lubelli, B., & van Hees, R. P. (2019). Mitigating salt damage in building materials by the use of crystallization modifiers—a review and outlook. *Journal of Cultural Heritage*, 40, 183-194.
- Kubilay, A. (2014). *Guidelines for winddrivenrainfoam an open-source solver*. Consulté le 2020, sur winddrivenrainfoam: <https://carmeliet.ethz.ch/research/downloads/winddrivenrainfoam.html>
- Kubilay, A., Derome, D., Blocken, B., & Carmeliet, J. (2014). Numerical simulations of wind-driven rain on an array of low-rise cubic buildings and validation by field measurements. *Building and environment*, 81, 283-295.
- Kubilay, A., Derome, D., Blocken, B., & Carmeliet, J. (2015a). Numerical modeling of turbulent dispersion for wind-driven rain on building facades. *Environmental Fluid Mechanics*, 15(1), 109-133.
- Kubilay, A., Derome, D., Blocken, B., & Carmeliet, J. (2015b). Wind-driven rain on two parallel wide buildings: field measurements and CFD simulations. *Journal of Wind Engineering & Industrial Aerodynamics*, 146, 11-28.
- Lacy, R. E. (1965). Driving rain maps and the onslaught of rain on buildings. In *Proc. of CIB/RILEM Symposium on Moisture Problems in Buildings*. Helsinki.
- Pérez-Bella, J. M., Domínguez-Hernández, J., Rodríguez-Soria, B., Coz-Díaz, d., J., J., & Cano-Suñén, E. (2013). Combined use of wind-driven rain and wind pressure to define water penetration risk into building façades: the Spanish case. *Building and Environment*, 64, 46-56.
- Podvin, B. (2001). *Introduction à la décomposition orthogonale aux valeurs propres (POD)*. . LIMSI-CNRS UPR 3251, Université Paris-Sud.
- Remund, J., & Kunz, S. (2020). *Meteonorm version 8*. Récupéré sur METEOTEST : www.meteotest.com
- Servén, D., & Brummitt, C. (2018). *pyGAM: Generalized Additive Models in Python*. doi:doi:10.5281/zenodo.1208723
- Skamarock, W. C., Klemp, J. B., Dudhia, J., Gill, D. O., Liu, Z., Berner, J., . . . Huang, X.-Y. (2019). *A Description of the Advanced Research WRF Version 4*. NCAR Tech. Note. doi:10.5065/1dfh-6p97
- Ślusarek, J., & Łupieżowiec, M. (2020). Analysis of the influence of soil moisture on the stability of a building based on a slope. *Engineering Failure Analysis*, 113, 104534.
- Virtanen, P., Gommers, R., Oliphant, T. E., Haberland, M., Reddy, T., Cournapeau, D., . . . Van Mulbregt, P. (2020). SciPy 1.0: fundamental algorithms for scientific computing in Python. *Nature methods*, 17(3), 261-272.
- Zhou, X., Carmeliet, J., & Derome, D. (2020). Assessment of risk of freeze-thaw damage in internally insulated masonry in a changing climate. *Building and Environment*, 175, 106773.