

Etude du déclenchement des chutes de blocs en fonction des conditions météorologiques avec l'IA-explicable

Bouaziz Sabrine
PhD Student

Sous la direction de :

- M. AMITRANO David
- M. LIN-KWONG-CHON Christophe

Thèse co-encadrée par :

- M. MEGER Nicolas

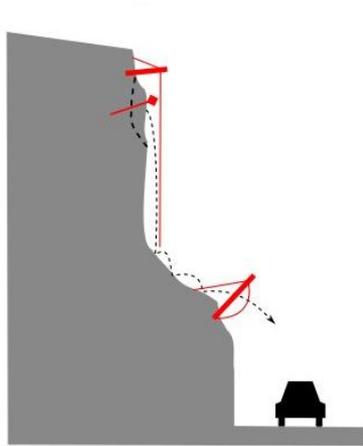
PLAN

1. Cadre général : projet ANR, site d'étude et état de l'art
2. Statistiques conditionnelles
3. Prédiction explicables par l'IA
4. Conclusions et Perspectives

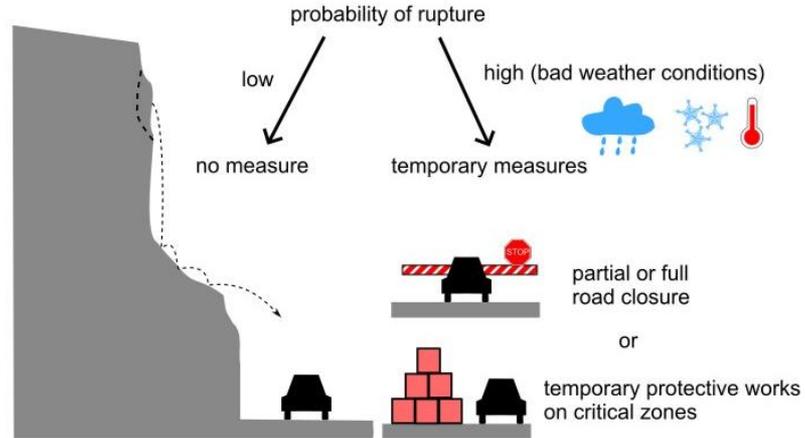
PLAN

1. Cadre général : projet ANR, site d'étude et état de l'art
 - Contexte et projet ANR
 - Site d'étude et données
 - État de l'art sur le contrôle climatique des chutes de blocs
2. Statistiques conditionnelles
3. Prédiction explicables par l'IA
4. Conclusions et Perspectives

1. Cadre général : Contexte et projet



Ouvrages de protection permanents



Mesures temporaires en cas d'augmentation du risque avec les conditions météorologiques

1. Cadre général : Contexte et projet



Projet de recherche (financé par l'ANR) sur l'utilisation de l'Intelligence Artificielle pour la gestion opérationnelle du risque de chute de blocs.

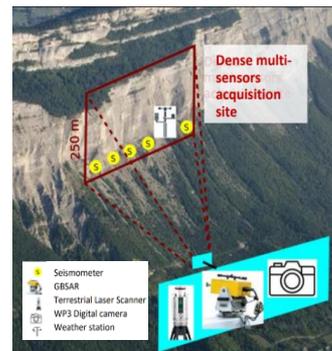
↳ WP1 : Collecte de données et création de base de données.

↳ WP2 : AI explicable pour la prédiction de chute de blocs.

↳ WP3 : Transfert d'apprentissage.



Chutes de blocs et **Risque Rocheux** : utilisation de l'**Intelligence Artificielle** pour la gestion opérationnelle du risque



1. Cadre général : Sujet

❖ Question scientifique :

Comment l'IA peut apporter de meilleurs résultats et des explications cohérentes ?

❖ Objectifs

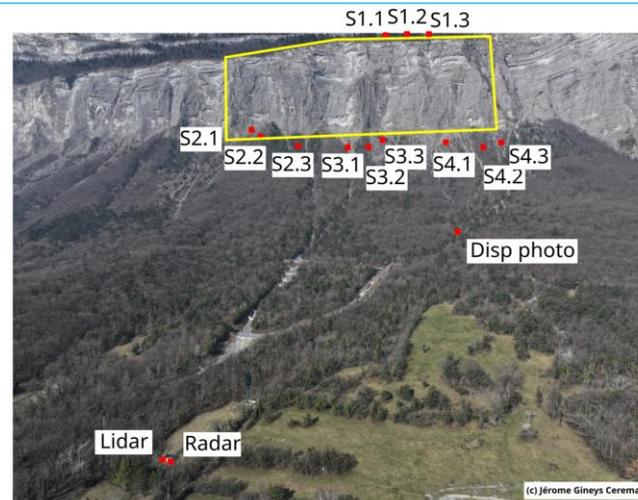
- **Identifier** les conditions météorologiques qui précèdent les événements.
- **Construire** des prévisions fiables et explicables à destination des gestionnaires.

1. Cadre général : Site d'étude et données

- ❖ Mont Saint Eynard
 - Chute de blocs “fréquente”
 - Sensibilité aux conditions climatiques

- ❖ Données mises à disposition

- Série temporelle des événements sismiques : 671 évènements de rockfall sur 10 ans (2013 à 2024) [1].
- Séries temporelles de précipitation et température horaires sur une période de 10 ans (2013 à 2024) – *source : météo France.*

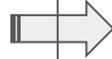


[1] Observatoire des Mouvements et Instabilités de Versant (OMIV)

1. État de l'art sur le contrôle climatique des chutes de blocs

Modèles à dire d'experts

- Basés sur l'observation terrain et l'expertise.



➤ Exemple : La Réunion en 2008^[1]

- Si $40 \leq \text{précipitation}(\text{mm}/48\text{h}) < 50$
→ fermeture 1 jour
- Si $\text{précipitation}(\text{mm}/48\text{h}) > 50$
→ fermeture 2 jours

Approche probabiliste

- Analyse des données météorologiques et de chutes.
- Calcul de probabilités conditionnelles.
- Extraction de règles spécifiques.

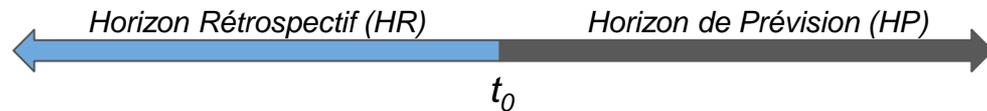
→ Construction d'un modèle basé sur les résultats de probabilité.

➤ Exemple : ...

IA explicable

Facteurs déclenchants^[2,3] :

- Pluies intenses.
- Cycles de gel-dégel.
- Variations extrêmes de température.



[2]

Site	Corrélation détectée	Délai	P-value de corrélation	Rockfall Probabilité
Réunion: 949 événements sur 11 ans <i>climat tropical, roche basaltique</i>	Pluie cumulée sur <u>2 jours</u> (HR)	1 jour (HP)	10^{-13}	- Base : 0.13 - Si pluie cumulée € 15–20mm : 0.32 - Si pluie cumulée € 40–50mm : 0.55
Bourgogne: 135 événements sur 13 ans <i>océanique à semi-continentale, roche calcaire</i>	Pluie cumulée sur <u>3 jours</u> (HR)	2 jours (HP)	10^{-5}	- Base : 0.02 - Si pluie cumulée € 15–20mm : 0.04
Auvergne: 142 événements sur 11 ans <i>continentale, roche volcanique/plutonique</i>	Températures minimales (< 0°C)	2 jours (HP)	10^{-5}	- Base : 0.029 - Si T € -5–0°C : 0.039

HR : Horizon Rétrospectif
HP : Horizon de Prédiction

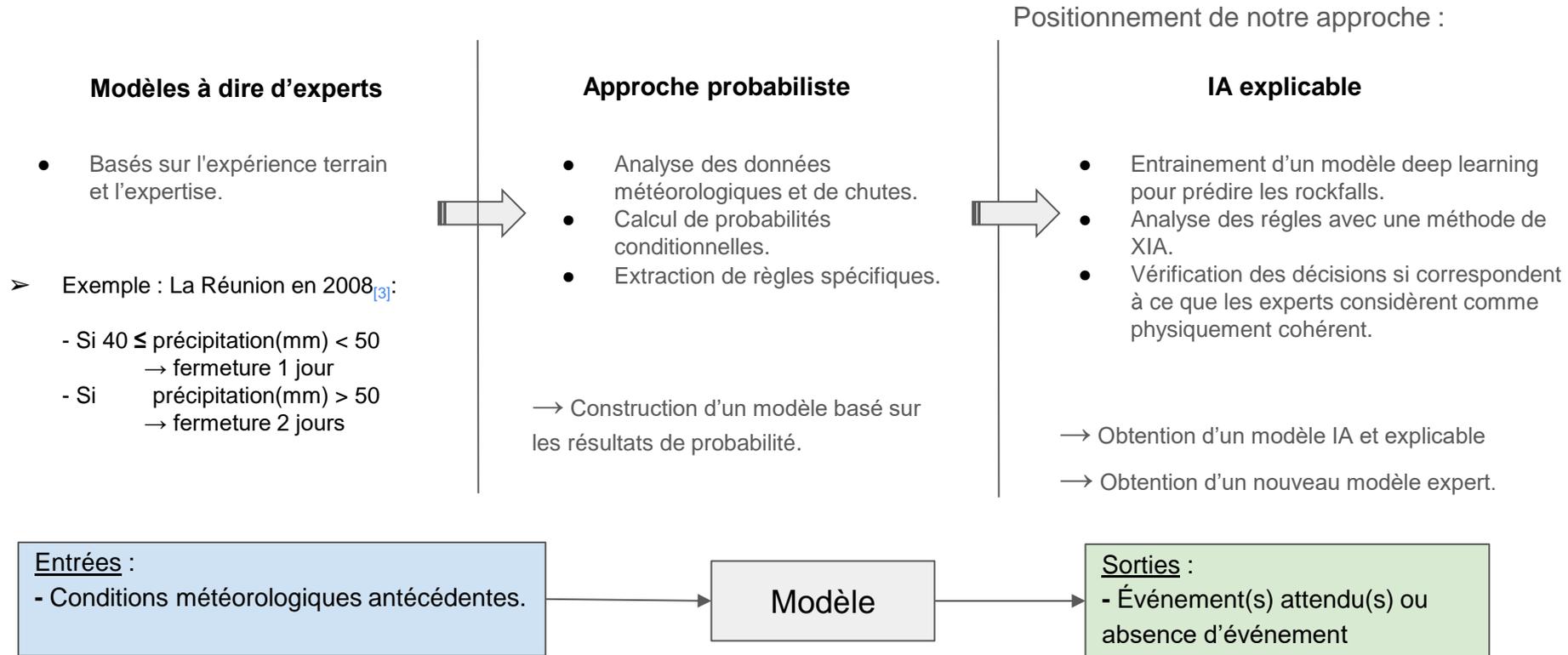
Limites de quelques approches:

- Bases de données limitées → corrélations difficiles à détecter.
- Précision temporelle journalière.
- Volumes approximatifs par relevés manuels.

[2] [Statistical correlation between meteorological and rockfall databases \(A. Delonca et al., 2014\)](#)

[3] [Influence of meteorological factors on rockfall occurrence in a middle mountain limestone cliff \(J. Damato et al., 2016\)](#)

1. État de l'art sur le contrôle climatique des chutes de blocs

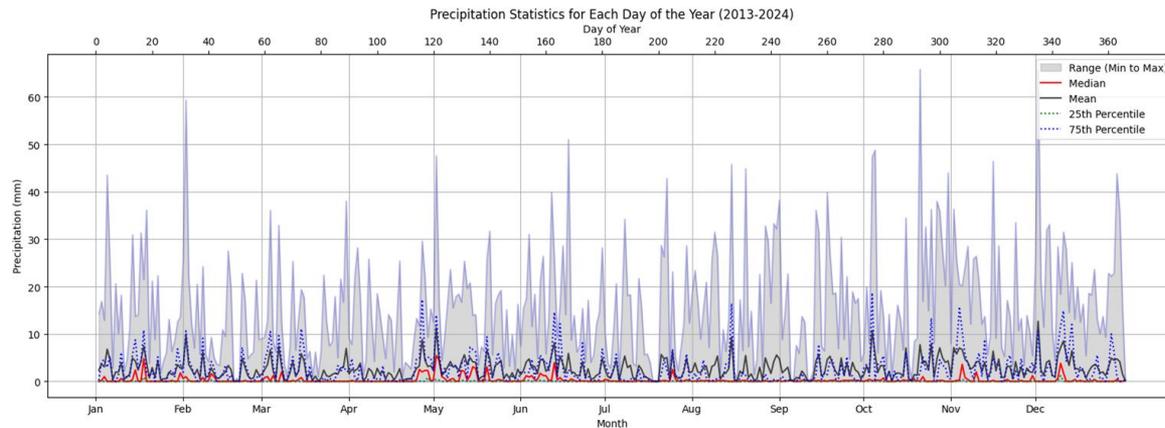


PLAN

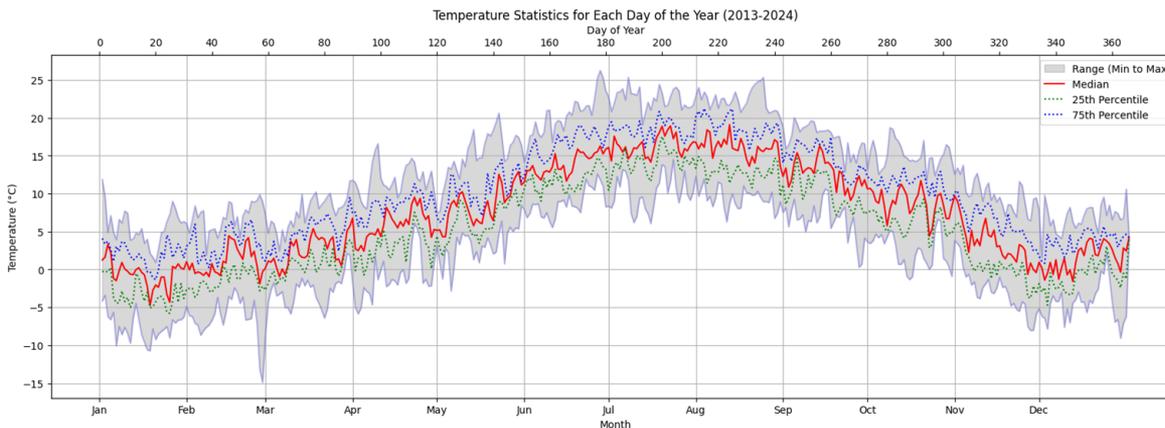
1. Cadre général : projet ANR, site d'étude et état de l'art
2. Statistiques conditionnelles:
 - Visualisation
 - Approche probabiliste
3. Prédiction explicables par l'IA
4. Conclusions et Perspectives

2. Analyse statistique conditionnelle : Visualisation

Données climatiques



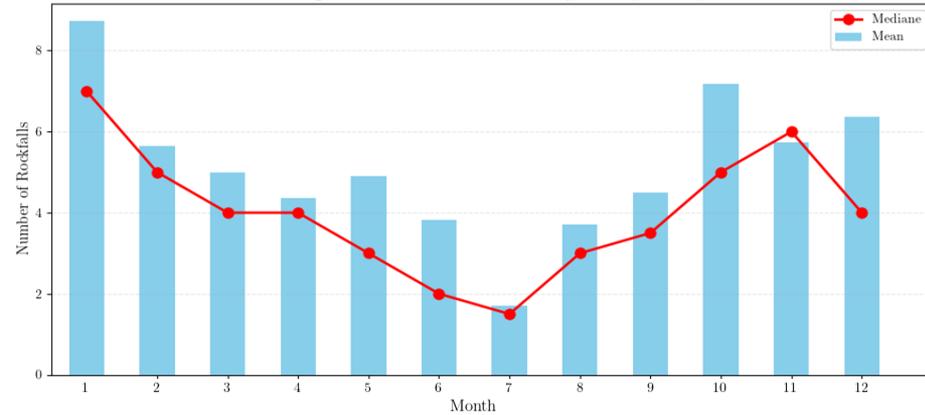
Données sismiques (éboulements)



2. Analyse statistique conditionnelle : Visualisation

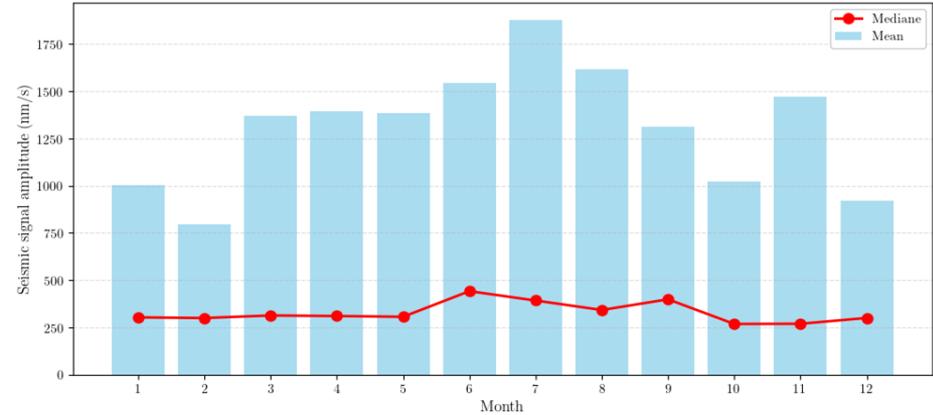
Données climatiques

Moyenne et médiane du nombre de chute de blocs par mois (2013-2024)



Données sismiques (éboulements)

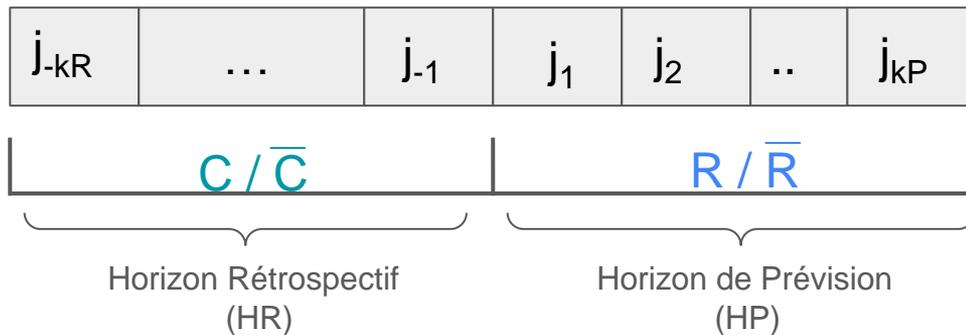
Moyenne et médiane d'amplitudes par mois (2013-2024)



2. Analyse statistique conditionnelle : Approche probabiliste

Une observation : (HR, HP)

t_0



$\left\{ \begin{array}{l} C=1 : \text{Condition climatique vérifiée sur HR} \\ \bar{C}=0 : \text{Condition climatique non vérifiée sur HR} \end{array} \right.$

$\left\{ \begin{array}{l} R=1 : \text{Il y a eu au moins un rockfall sur HP} \\ \bar{R}=0 : \text{Il n'y a pas eu un rockfall sur HP} \end{array} \right.$

❖ Probabilité d'avoir un rockfall sachant une condition climatique :

$$\mathcal{P}_{C=1}(R = 1) = \frac{\mathcal{P}(R = 1 \cap C = 1)}{\mathcal{P}(C = 1)}$$

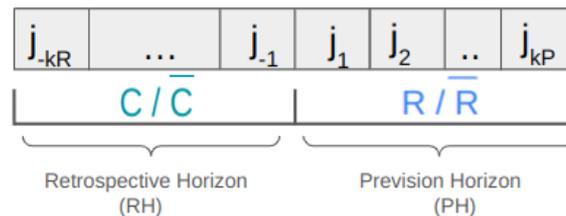
❖ Probabilité d'avoir un rockfall sachant une condition climatique non vérifiée :

$$\mathcal{P}_{C=0}(R = 1) = \frac{\mathcal{P}(R = 1 \cap C = 0)}{\mathcal{P}(C = 0)}$$

Récapitulatif sur notre approche probabiliste

- ❖ Équation de probabilité conditionnelle :

$$\mathcal{P}_{C=1}(R = 1) = \frac{\mathcal{P}(R = 1 \cap C = 1)}{\mathcal{P}(C = 1)}$$



- ❖ Les conditions météorologiques 'C' :

Conditions continues

- Pluie continue
- Gel continue

Conditions à seuils

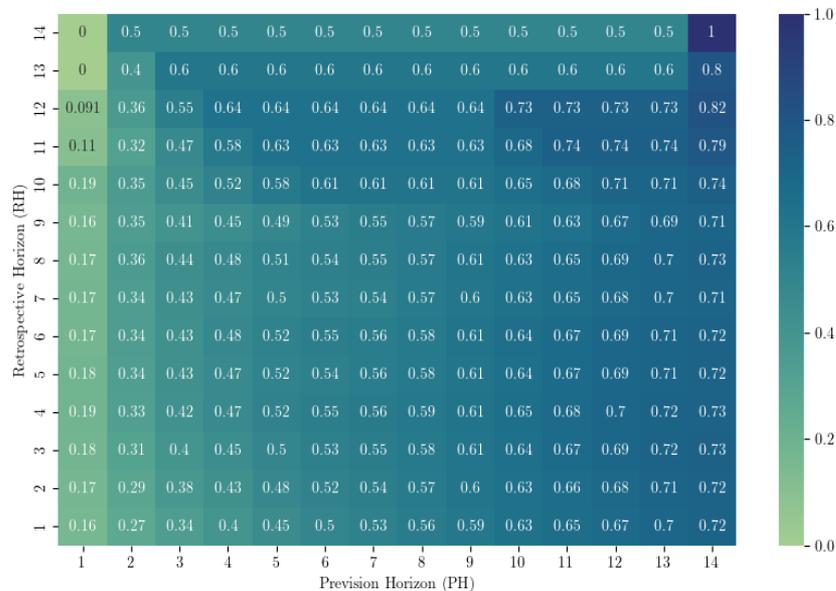
- Pluie \geq 95e percentile (forte pluie)
- Pluie $<$ 95e percentile (faible pluie)
- Éboulement \geq 90e percentile (gros éboulement)
- Éboulement $<$ 90e percentile (petit éboulement)

Conditions dynamiques

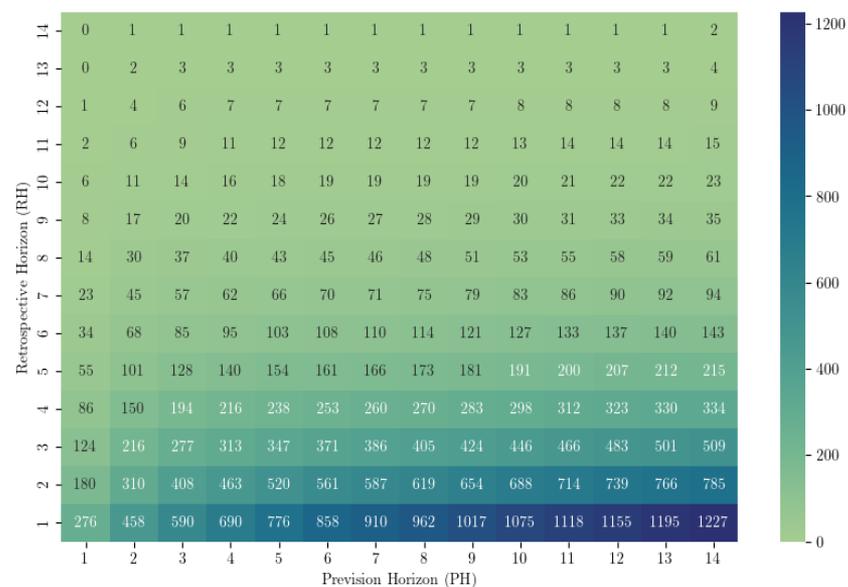
- Charge/Décharge de la pluie
- Niveau de profondeur de gel

2. Résultats des Probabilités conditionnelles : Pluie continue

Probabilité $\mathcal{P}_{P=1}(R = 1)$ en fonction de HR et HP



Nombres d'éboulements après périodes de pluie continue en fonction de HR et HP



2. Analyse statistique conditionnelle : Approche probabiliste

- Effectifs → **Intervalle de confiance** :

$$IC(p) = \left[f_n - u \sqrt{\frac{f_n(1-f_n)}{n}}, f_n + u \sqrt{\frac{f_n(1-f_n)}{n}} \right]$$

- Effectifs, dépendances → **Khi-deux** :

$$\Delta = \sum_{i,j} \frac{(n_{ij} - n'_{ij})^2}{n'_{ij}}$$

- Probabilité de base de chute de blocs → **LIFT** :

$$LIFT = \frac{\mathcal{P}(R = 1 \mid C = 1)}{\mathcal{P}(R = 1)}$$

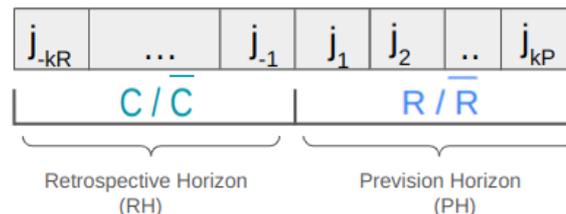
Agrégation des métriques

$$S_i = \sum_{j=1}^3 \mathcal{K}(M_j(i))$$

Récapitulatif sur notre approche probabiliste

- ❖ Équation de probabilité conditionnelle :

$$\mathcal{P}_{C=1}(R = 1) = \frac{\mathcal{P}(R = 1 \cap C = 1)}{\mathcal{P}(C = 1)}$$



- ❖ Les conditions météorologiques 'C' :

Conditions continues

- Pluie continue
- Gel continue

Conditions à seuils

- Pluie \geq 95e percentile (forte pluie)
- Pluie $<$ 95e percentile (faible pluie)
- Éboulement \geq 90e percentile (gros éboulement)
- Éboulement $<$ 90e percentile (petit éboulement)

Conditions dynamiques

- Charge/Décharge de la pluie
- Niveau de profondeur de gel

- ❖ Les métriques :

$$LIFT = \frac{\mathcal{P}(R = 1 | C = 1)}{\mathcal{P}(R = 1)}$$

$$\Delta = \sum_{i,j} \frac{(n_{ij} - n'_{ij})^2}{n'_{ij}}$$

$$IC(p) = \left[f_n - u \sqrt{\frac{f_n(1-f_n)}{n}}, f_n + u \sqrt{\frac{f_n(1-f_n)}{n}} \right]$$

$$S_i = \sum_{j=1}^3 \mathbb{1}(M_j(i))$$

> 1

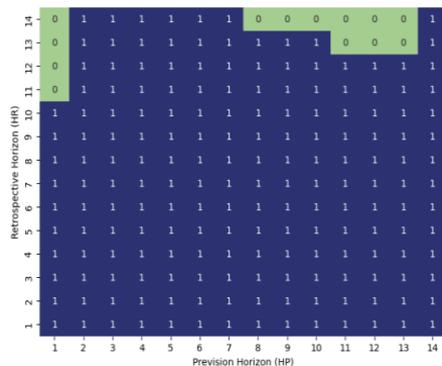
> 0.05

> 0.05

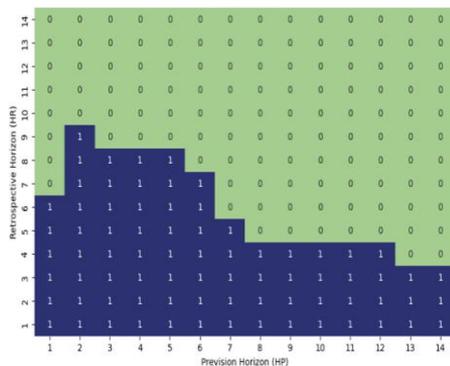
{0, 1, 2, 3}

2. Résultats des Probabilités conditionnelles : Pluie continue

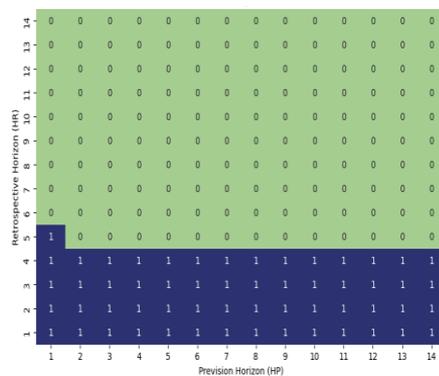
Lift > 1



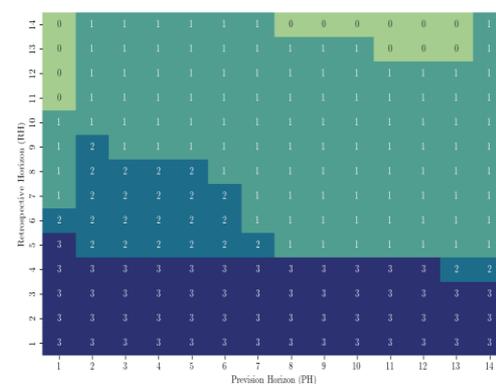
P-value < 0.05



IC < 0.05



Aggregated values



Peut-on **anticiper** ces événements avant qu'ils ne se produisent, tout en laissant l'IA choisir le bon conditionnement ?

PLAN

1. Cadre général : projet ANR, site d'étude et état de l'art
2. Statistiques conditionnelles:
3. Prédiction explicables par l'IA
 - Définitions
 - Méthodes classiques de XAI
 - Modélisation IA
4. Conclusions et Perspectives

3. Définition : Prédiction vs Prévision

Prédiction vs Prévision :

- Prédiction : attribution d'une classe à un objet.
- Prévision (ou 'Forecast') : quand on anticipe un événement pour mieux s'y préparer.
 - Très utilisé en météo.

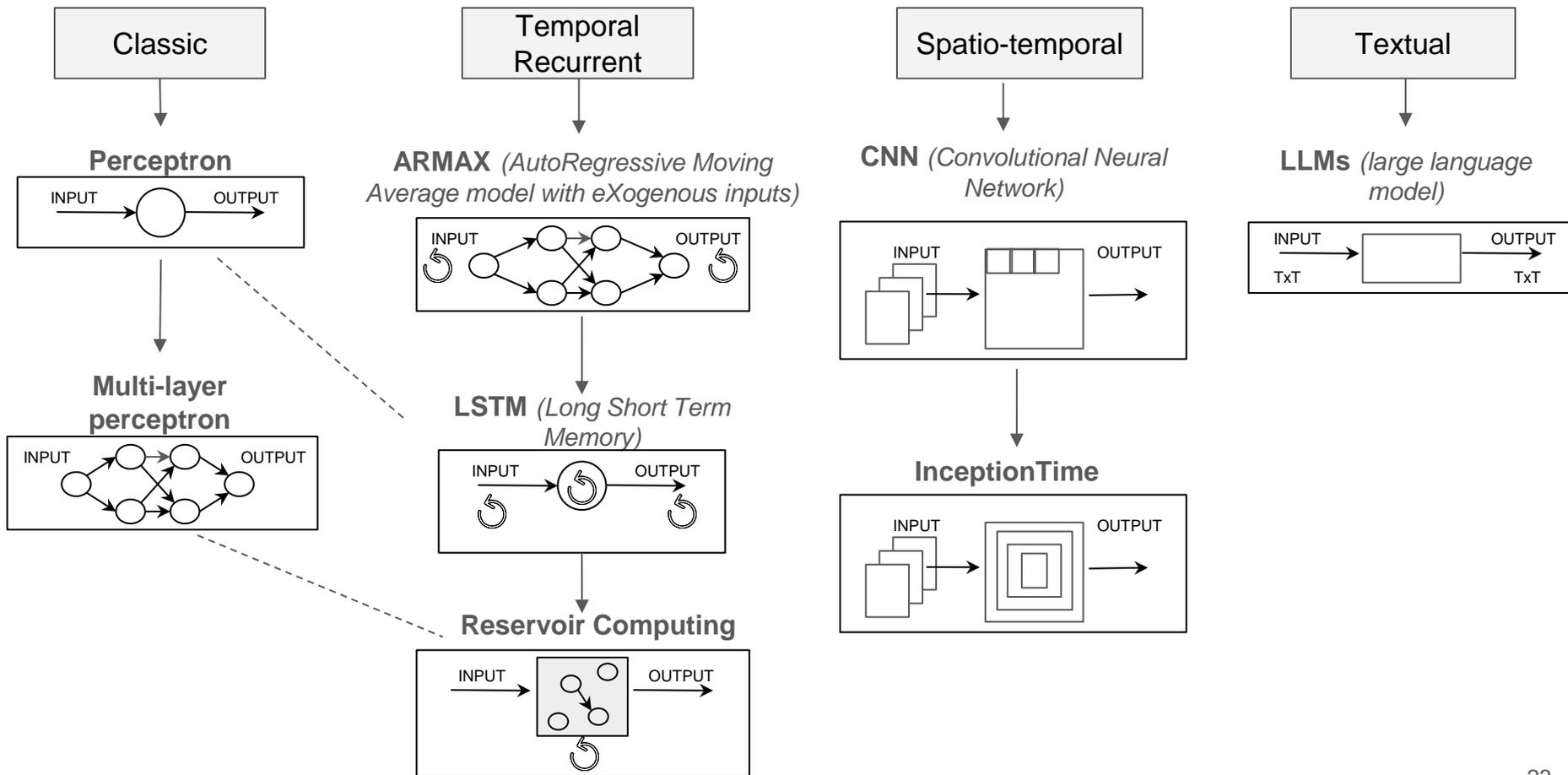


Dans notre travail, on attribue une classe à une fenêtre temporelle future.

→ En **IA**, c'est de la **prédiction**.

→ En terme d'**application**, c'est de la **prévision**.

3. Modèles de prédiction basés sur l'IA



❑ Objectif : Utiliser des modèles pour prédire s'il y aura chute(s) de blocs dans les jours à venir, à partir de l'historique météo.

3. Apport de l'IA explicable

C'est quoi l'explicabilité ?

- Comprendre pourquoi un modèle d'IA prend une certaine décision.
- Renforcer ou non la confiance à la prédiction.

Approche Probabiliste	IA eXplicable
<ul style="list-style-type: none">- On part des hypothèses- On teste les règles <p><u>Test d'hypothèse</u></p>	<ul style="list-style-type: none">- On part des prédictions IA- On forme des hypothèses automatiques <p><u>Formulation d'hypothèse</u></p> <p>On regarde quels éléments dans les données ont contribué à une chute et de cette manière on construit l'hypothèse.</p>

- Exemple : on peut visualiser que la prédiction d'un éboulement s'appuie
 - sur les jours de pluie récentes,
 - ou sur les jours où la pluie a été très intense,
 - ou sur la succession de pluies légères mais continues,
 - ou ...



Les prévisions de Gartner pour l'Intelligence Artificielle par François Cointe, 2019

3. Méthodes classiques de XAI

XAI^[4]

Ante-hoc

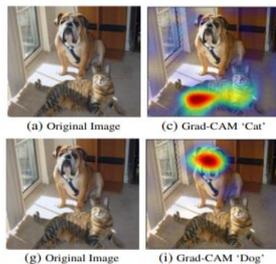
Les explications sont conçues et fournies en fonction de l'architecture du modèle.

Post-hoc

Les explications sont générées après que le modèle a pris une décision.

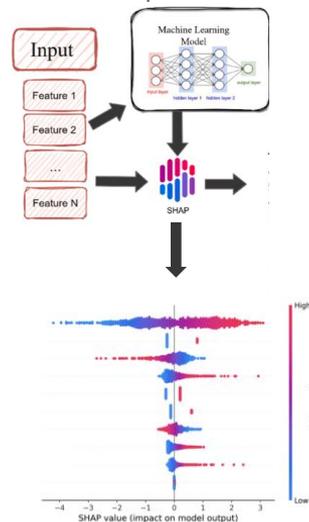
GradCAM^[5]

Cartes d'importance visuelle



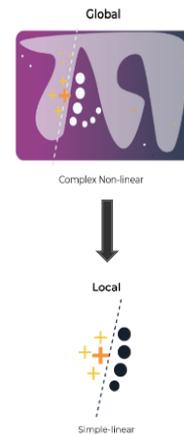
SHAP^[6]

Score d'impact d'attributs



LIME^[7]

Approximation locale par un modèle simple.

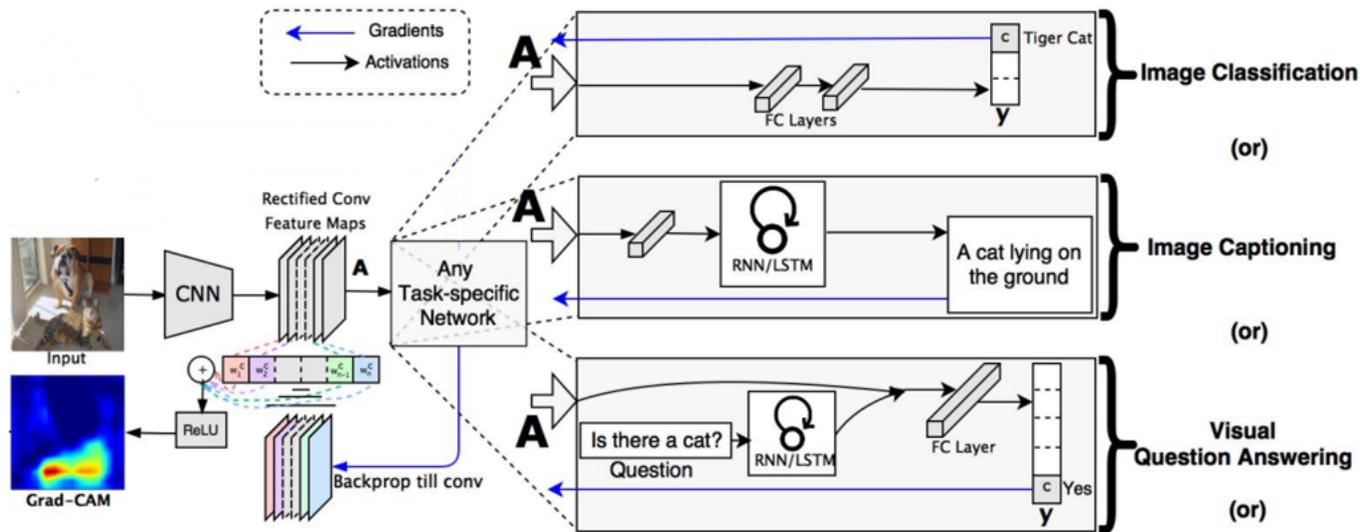


[4] A Survey of Methods for Explaining Black Box Models(Guidotti et al., 2019)

[5] Selvaraju, Ramprasaath R., et al. "Grad-cam: Visual explanations from deep networks via gradient-based localization." *Proceedings of the IEEE international conference on computer vision*, 2017.

[6] A Unified Approach to Interpreting Model Predictions (S. Lundberg et al., 2017)

[7] "Why Should I Trust You?": Explaining the Predictions of Any Classifier (M. T. Ribeiro et al., 2016)



1. Propagation

Calcul du score de la classe C:

$$y^c$$

2. Backpropagation et calcul des gradients :

- Sélection de couche
- Calcul des gradients pour chaque filtre K :

$$\frac{\partial y^c}{\partial A^k}$$

3. Moyenne des gradients :

Les gradients obtenus sont ensuite moyennés pour chaque filtre afin de déterminer leur importance

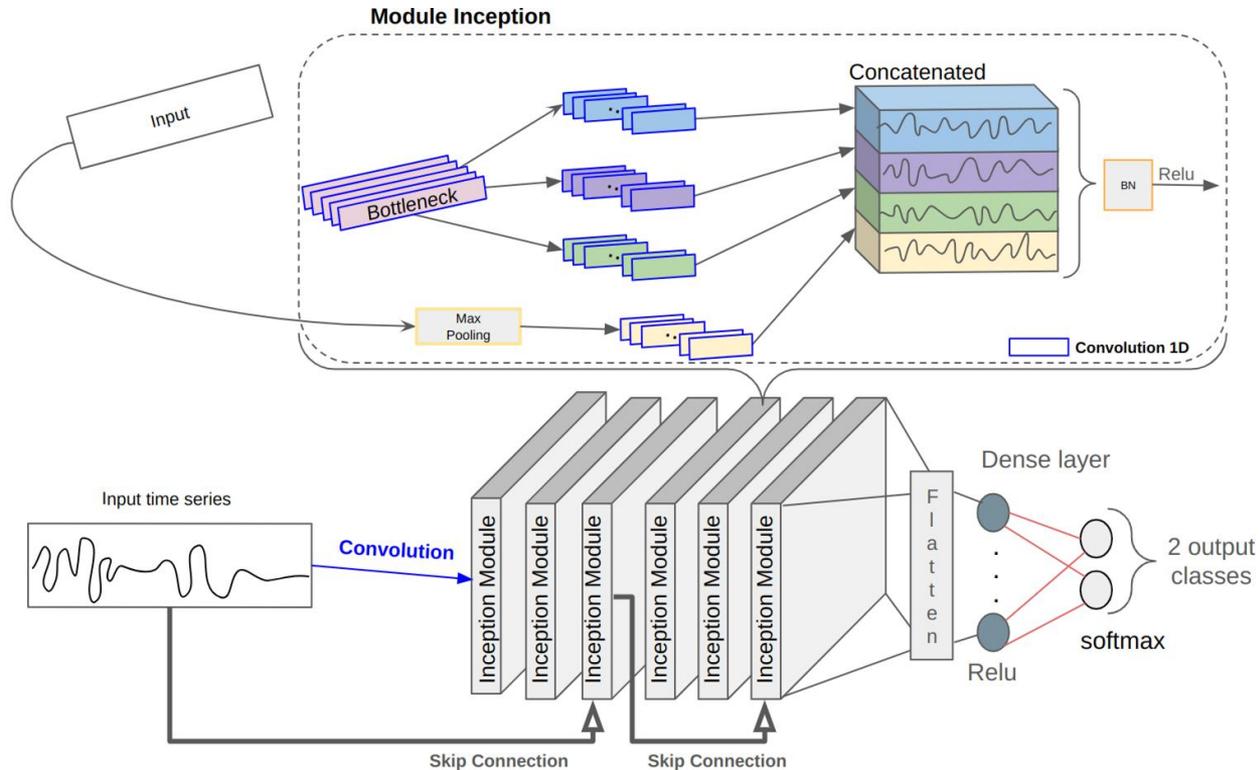
$$w_k^c = \overbrace{\frac{1}{Z} \sum_i \sum_j}^{\text{global average pooling}} \underbrace{\frac{\partial y^c}{\partial A_{ij}^k}}_{\text{gradients via backprop}}$$

4. Génération de la heatmap :

Le heatmap est obtenue en pondérant les activations par les poids des gradients :

$$L_{\text{Grad-CAM}}^c = \text{ReLU} \left(\sum_k w_k^c A^k \right)$$

Grad-CAM nécessite un modèle IA convolutionnel → InceptionTime_[8]



Dataset : (HR de taille 14 jours , HP{1,3,7})

Exemple:

	precip_hour_0	precip_hour_1	precip_hour_2	precip_hour_3	precip_hour_4	precip_hour_5	precip_hour_6	precip_hour_7	precip_hour_8	precip_hour_9	...	precip_hour_333	precip_hour_334	precip_hour_335	rockfall_target
0	0.8	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	...	0.0	0.0	0.0	0
1	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	...	0.6	0.2	0.6	0
2	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	...	0.2	0.0	0.0	0
3	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	...	0.0	0.0	0.0	0
4	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	...	0.0	0.0	0.0	0
...
3818	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	...	0.0	0.0	0.0	0
3819	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	...	0.0	0.0	0.0	0
3820	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	...	0.0	0.0	0.0	0
3821	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	...	4.4	1.8	3.9	1
3822	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	...	0.0	0.0	0.0	0

3823 rows x 338 columns

14 jours x 24 heures

HP=1

Métriques pour l'évaluation des performances des modèles

Matrice de confusion :

		Predicted	
		Rockfall	No rockfall
Truth	Rockfall	True positive ✓	False negative ✗
	No rockfall	False positive ✗	True negative ✓

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

$$ErrorRate = \frac{FN}{FN + TN}$$

HP=1

$$\mathcal{P}_{(R=1)} = 0.12$$

Average Accuracy	Average Precision	Average Recall
0.701	0.812	0.701

HP=3

$$\mathcal{P}_{(R=1)} = 0.28$$

Average Accuracy	Average Precision	Average Recall
0.561	0.639	0.561

HP=7

$$\mathcal{P}_{(R=1)} = 0.48$$

Average Accuracy	Average Precision	Average Recall
0.494	0.541	0.494

Prédiction sur l'année 2018 à partir de la cross validation :

Predicted

		Predicted	
		Rockfall	No rockfall
Truth	Rockfall	15.11 ± 8.49	39.89 ± 8.49
	No rockfall	54.78 ± 33.14	255.22 ± 33.14

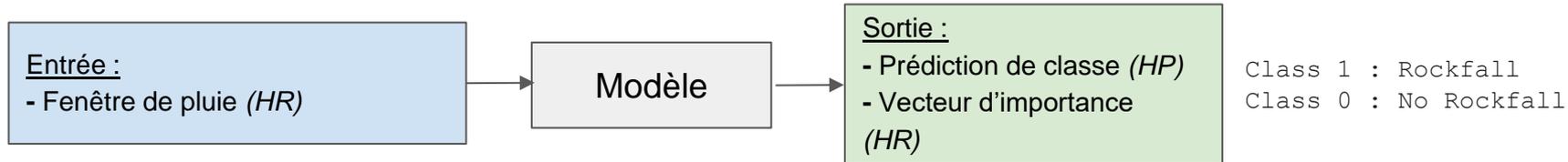
Error Rate = 0.135

		Predicted	
		Rockfall	No rockfall
Truth	Rockfall	61.78 ± 35.35	64.22 ± 35.35
	No rockfall	88.11 ± 69.56	150.89 ± 69.56

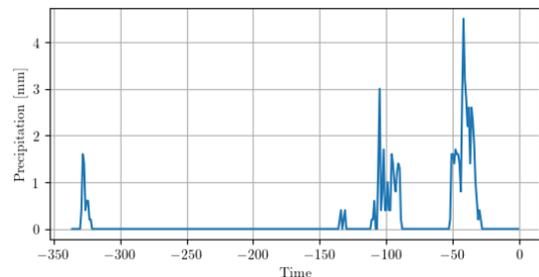
Error Rate = 0.298

		Predicted	
		Rockfall	No rockfall
Truth	Rockfall	109.89 ± 61.90	104.11 ± 61.90
	No rockfall	70.00 ± 45.43	81.00 ± 45.43

Error Rate = 0.562



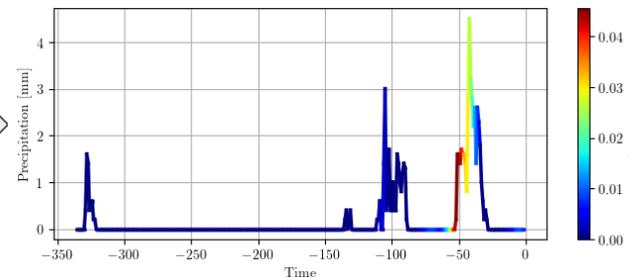
Exemple 1 : Prédiction 1/1 Class



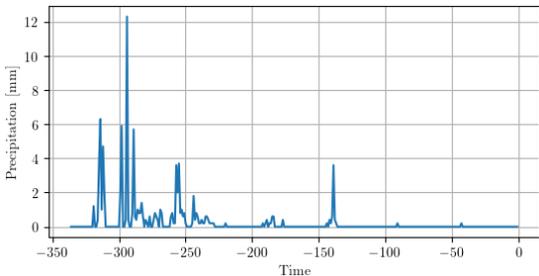
Méthode de XAI :
GradCAM^[5]

Une méthode visuelle,
qui permet de mettre en
évidence les moments du
passé météorologique
(input) qui ont influencé la
décision du modèle.

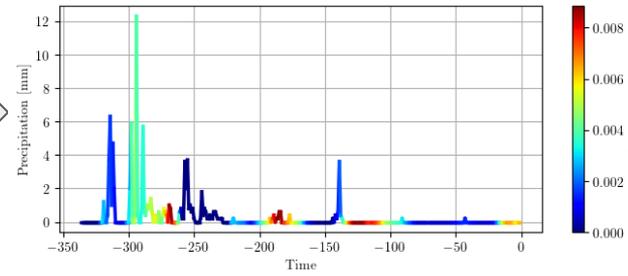
Output 1 : Importance

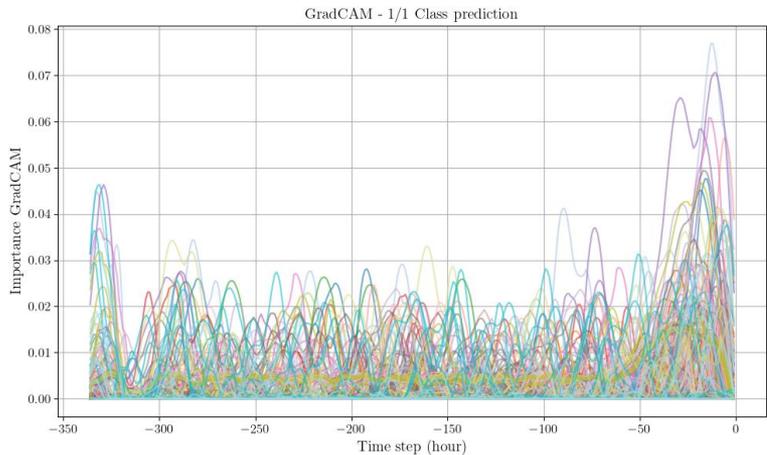


Exemple 2 : Prédiction 0/0 Class

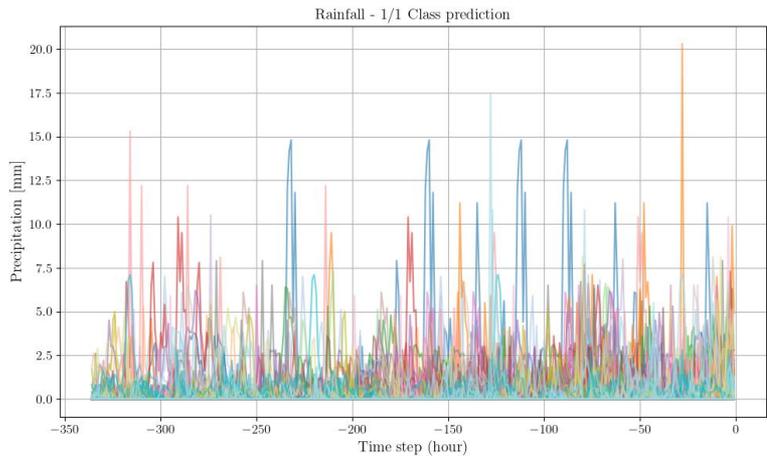
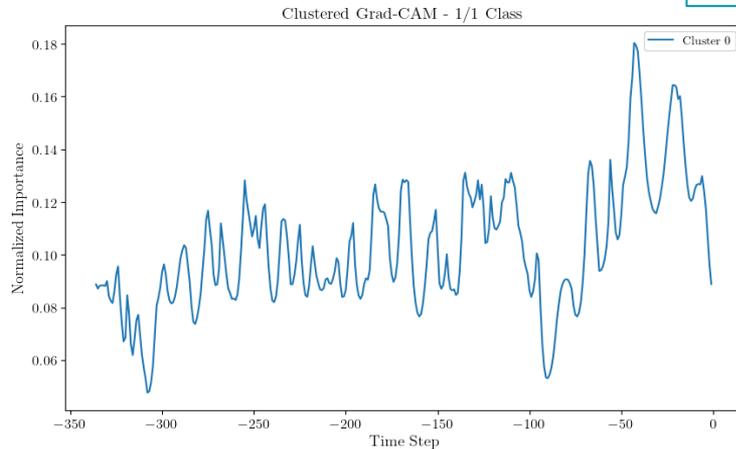


Output 2 : Importance

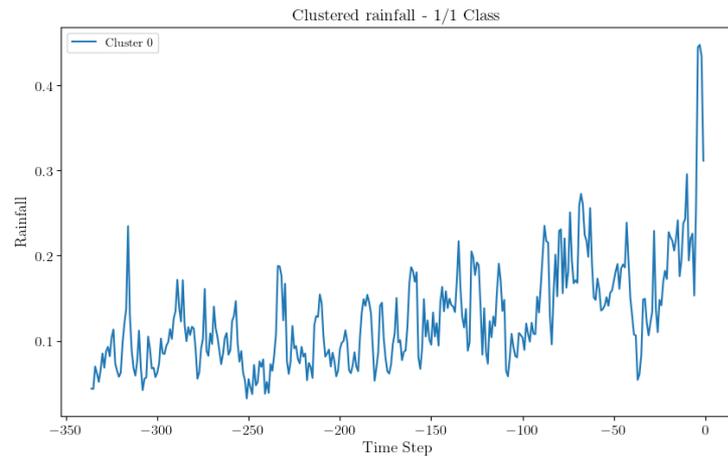




Clustering^[9]



→



Predicted

Rockfall

No Rockfall

Rockfall

IA

- Importance sur :
 - 0 à -3 jours
 - -4 à -6 jours

Rainfall

- Augmentation des précipitations sur les 2 derniers jours

No Rockfall

IA

- Importance sur :
 - 0 à -2 jours
 - -12 jours

Rainfall

- Augmentation des précipitations sur les derniers jours

- Importance sur :
 - -1 jour
 - -3 à -4 jours

- Diminution des précipitations

Truth

PLAN

1. Cadre général : projet ANR, site d'étude et état de l'art
2. Statistiques conditionnelles:
3. Prédiction explicables par l'IA
4. Conclusions et Perspectives

4. Conclusions et Perspectives

- Test de plusieurs conditions météorologiques
 - Résultats de proba similaire aux travaux de Delonca^[3]:
 - La Reunion : Pluie cumulée sur 2 jours (HR) avec un délai de 1 jour (HP), probabilité = 0.32 (de base 0.15)
 - Saint-Eynard :
 - Pluie continue sur 2 jours (HR) avec un délai de 1 jour (HP), probabilité = 0.17 (de base 0.12)
 - Pluie continue sur 2 jours (HR) avec un délai de 3 jours (HP), probabilité = 0.38 (de base 0.28)

- IA : InceptionTime
 - Métriques :
 - HP=1 : 70% global accuracy | 32% classe 1 | 75% classe 0
 - HP=3 : 56% global accuracy | 39% classe 1 | 63% classe 0

- XAI : GradCAM
 - Cas explicables :
 - classes rockfall et no rockfall bien prédites.
 - les rockfalls annoncés à tort.

 - Cas inexplicables :
 - les faux négatifs.

- ❑ Analyse des cas de faux négatifs.
- ❑ Test d'autres modèles d'IA :
 - ❑ Récurrents : Reservoir Computing, LSTM, ARMax

- ❑ XAI méthodes :
 - Agnostic method : SHAP, LIME
 - Attention layers

MERCI DE VOTRE
ATTENTION