

Intelligence Artificielle et Glissements de Terrain

Olivier Béjean-Maillard¹, Jean-Philippe Malet², Catherine Bertrand^{1,3},
& collaborateurs SNO OMIV

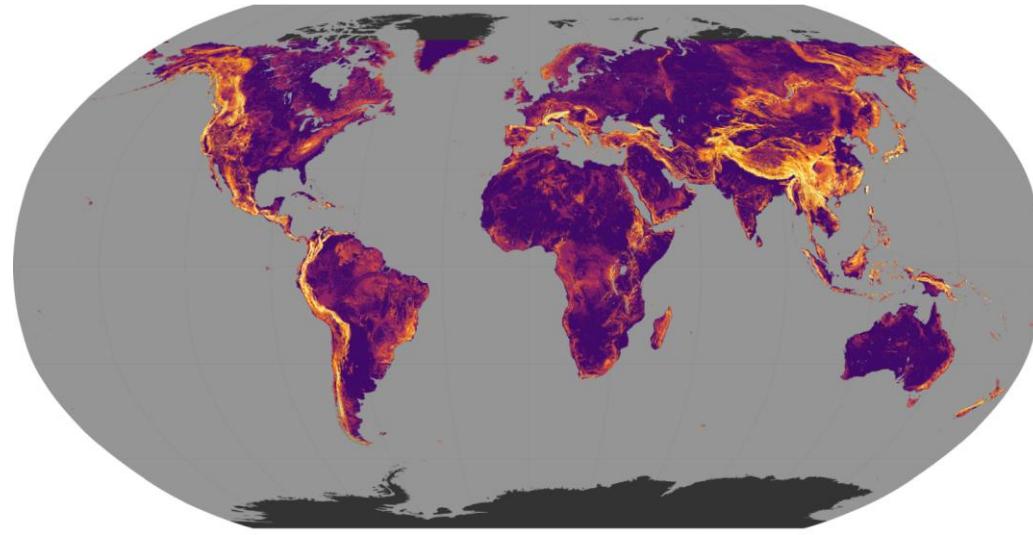
¹ Laboratoire Chrono-Environnement, CNRS, UMR 6249, Université Marie et Louis Pasteur, Besançon, France

² Ecole et Observatoire des Sciences de la Terre, CNRS, UAR 830, Université de Strasbourg, Strasbourg, France

³ Observatoire des Sciences de l'Univers Terre Homme Environnement Temps Astronomie de Franche-Comté-Bourgogne, Besançon, France

Rencontres Epos-France 2025 – Mercredi 19 Novembre 2025

I. RISQUES ET ENJEUX DES GLISSEMENTS DE TERRAIN



Landslide potential



Carte de susceptibilité des glissements de terrain établie à partir de données acquises entre 2000 et 2013 (NASA)

Glissements de terrains

=

Enjeux socio-économiques globaux majeurs affectant plusieurs régions à risques (massifs montagneux, régions côtières, régions tropicales, ...)

I. RISQUES ET ENJEUX DES GLISSEMENTS DE TERRAIN

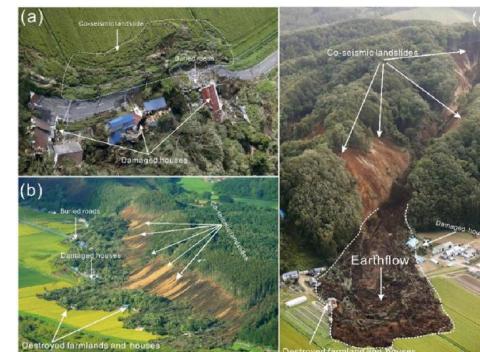
- Occurrence, intensité et volume des glissements de terrains dépendent de nombreux paramètres :

- Prédisposition** : Pente, géométrie de la surface de rupture, fracturation, lithologie, ...
- Préparation** : Etats de saturation, ...
- Déclencheurs** : Séismes, Cyclones, fortes précipitations, activités anthropiques, ...

Facteurs de déclenchement variés -> grande diversité de type de glissements de terrain



Earthquakes



Some landslides occurring following the Hokkaido Eastern Earthquake (Japan – 2018) (Shao et al., 2022)



Hydrometeorologic extremes
(heavy rainfall, typhoon, ...)



Montescaglioso landslide (Italy – 2013), following extreme rainfall over a stabilized paleo-landslide body (Lazzari et al., 2018)

Déetecter et prédire leur occurrence est un challenge scientifique

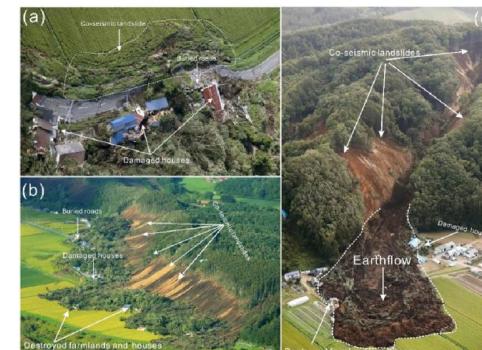


Exploitation des données de surveillance multi-paramétriques et des nouveaux outils d'IA

Facteurs de déclenchement variés -> grande diversité de type de glissements de terrain



Earthquakes



Some landslides occurring following the Hokkaido Eastern Earthquake (Japan – 2018) (Shao et al., 2022)



Hydrometeorologic extremes (heavy rainfall, typhoon, ...)



Montescaglioso landslide (Italy – 2013), following extreme rainfall over a stabilized paleo-landslide body (Lazzari et al., 2018)

II. L'IA POUR LES GLISSEMENTS DE TERRAIN

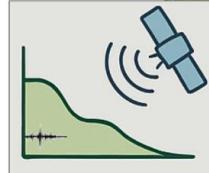
IA POUR LA DÉTECTION
RÉGIONALE - INVENTAIRE



IA POUR L'IDENTIFICATION DES
ZONES SOURCES - SUSCEPTIBILITÉ



IA POUR LE SUIVI
DES ZONES INSTABLES
(SATELLITE, SISMÉOLOGIE)



IA POUR PRÉDIRE
LA PROPAGATION ET
L'INTENSITÉ

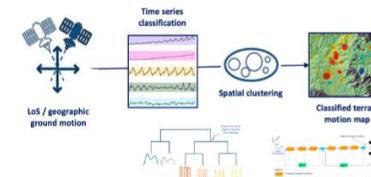
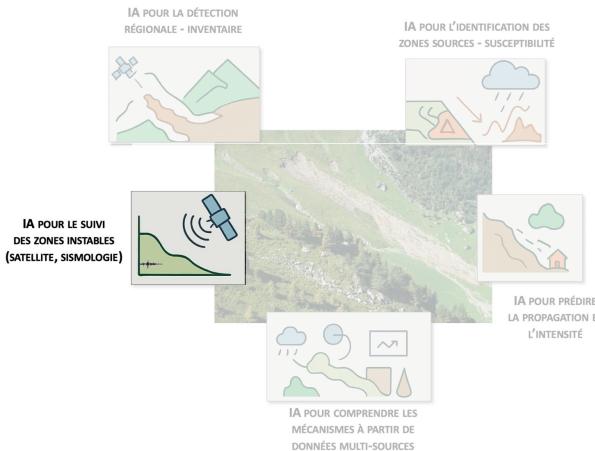


IA POUR COMPRENDRE LES
MÉCANISMES À PARTIR DE
DONNÉES MULTI-SOURCES

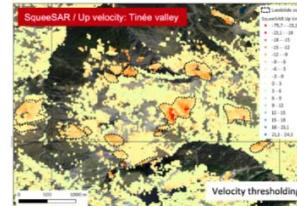
Utilisation de l'IA pour
5 domaines d'applications
principaux

II. L'IA POUR LES GLISSEMENTS DE TERRAIN

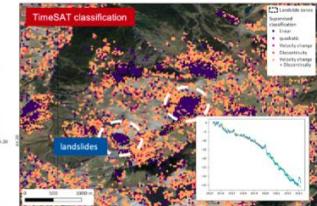
L'IA pour le suivi des zones instables



SqueeSAR – produit InSAR Alpes



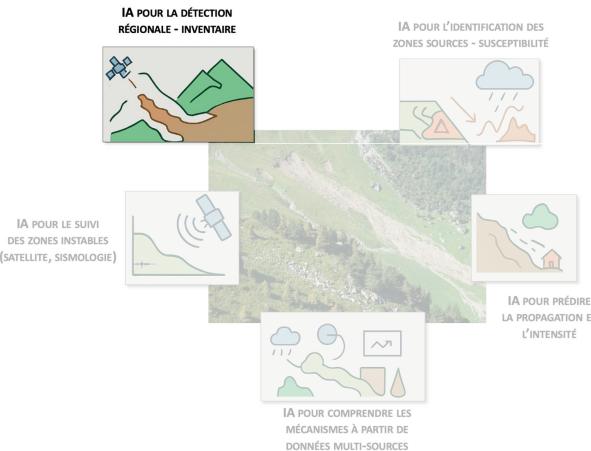
Classification IA – non supervisée



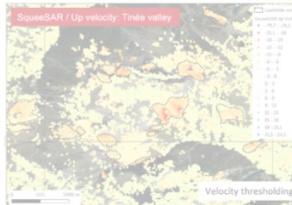
(en cours, TimeSAT – collab. EOST – Irimas ; Malet, Provost, Hadi Ismail Fawaz, Forestier)

II. L'IA POUR LES GLISSEMENTS DE TERRAIN

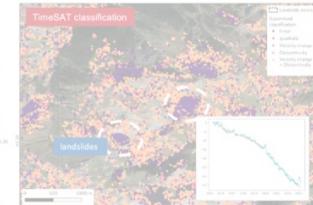
L'IA pour la détection régionale



SqueeSAR – produit InSAR Alpes



Classification IA – non supervisée



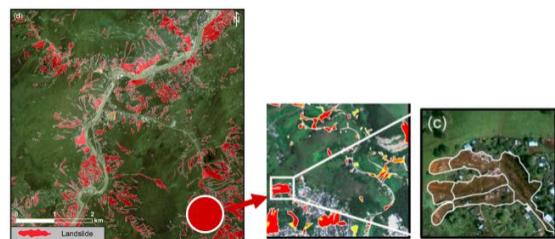
(en cours, TimeSAT – collab. EOST – Irimas ; Malet, Provost, Hadi Ismail Fawaz, Forestier)

Learnings from rapid response efforts to remotely detect landslides triggered by the August 2021 Nippes earthquake and Tropical Storm Grace in Haiti

Pukar Amatya^{1,2,3}• Corey Schepel²• Aline Déprob⁴• Jean-Philippe Malet^{4,5}• Stephen L. Slaughter⁶• Alexander L. Handwerger^{7,8}• Robert Emberson^{1,2}• Dalia Kirschbaum⁹• Julien Jean-Baptiste¹⁰• Mong-Han Huang¹⁰• Marin K. Clark¹¹• Dimitrios Zekkos¹²• Jhih-Rou Huang¹²• Fabrizio Pacini¹³• Enquerian Boissier¹³

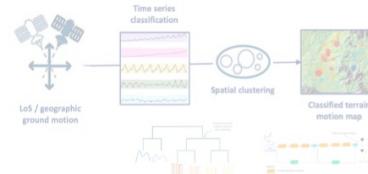
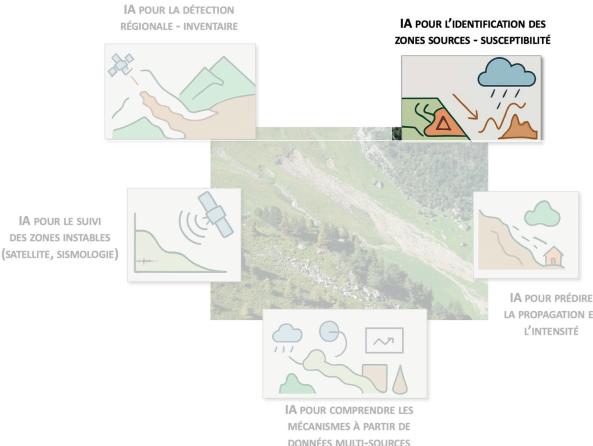
Active Learning in the Spatial Domain for Remote Sensing Image Classification

André Stumpf, Nicolas Lachiche, Jean-Philippe Malet, Norman Kerle, and Anne Puissant

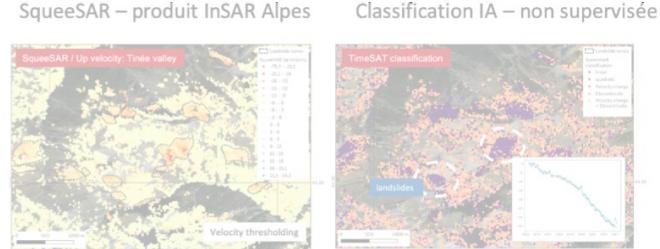


II. L'IA POUR LES GLISSEMENTS DE TERRAIN

L'IA pour l'identification des zones sources - susceptibilité



SqueeSAR – produit InSAR Alpes



(en cours, TimeSAT – collab. EOST – Irimas ; Malet, Provost, Hadi Ismail Fawaz, Forestier)

Learnings from rapid response efforts to remotely detect landslides triggered by the August 2021 Nippes earthquake and Tropical Storm Grace in Haiti

Polar Amatya^{1,2}, Corey Schepel², Aline Déprès², Jean-Philippe Malet^{4,5}, Stephen L. Slaughter², Alexander L. Handwerger^{2,6}, Robert Emberson^{2,7}, Dalia Kirschbaum², Julien Jean-Baptiste², Mong-Han Huang¹⁰, Marin K. Clark¹¹, Dimitrios Zekkos¹², Jhih-Rou Huang¹², Fabrizio Pacifici¹³, Enqueran Boissier¹⁴

Active Learning in the Spatial Domain for Remote Sensing Image Classification

André Stumpf, Nicolas Lachiche, Jean-Philippe Malet, Norman Kerle, and Anne Puissant

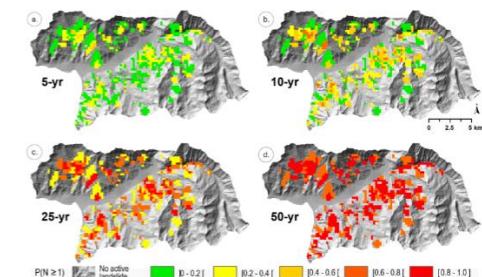


Landslides (2012) 9:357–369
DOI 10.1007/s10346-011-0299-z
Received: 1 March 2011
Accepted: 21 September 2011
Published online: 10 November 2011
© Springer-Verlag Berlin Heidelberg 2011

M. Van Den Eeckhaut · J. Hervás · C. Jädicke · J.-P. Malet · L. Montanarella · F. Nadim
Statistical modelling of Europe-wide landslide susceptibility using limited landslide inventory data

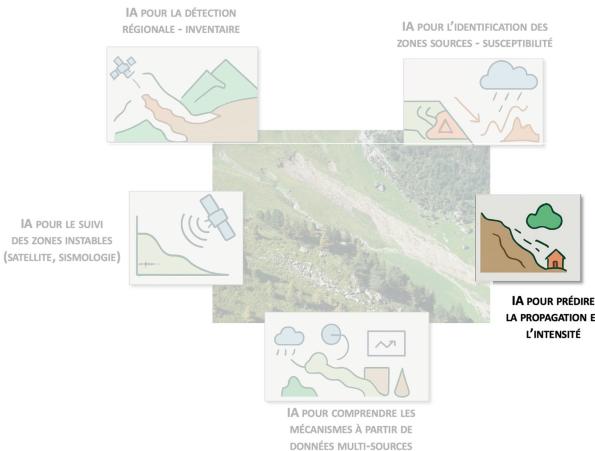
Landslide susceptibility assessment by bivariate methods at large scales:
Application to a complex mountainous environment

Y. Thiery ^a , J.-P. Malet ^b, S. Sterlacchini ^b, A. Puissant ^c, O. Moaqueira ^a



II. L'IA POUR LES GLISSEMENTS DE TERRAIN

L'IA pour prédire la propagation et l'intensité



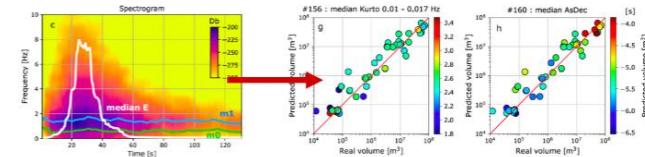
Home > Landslides > Article

Seismogenic landslides volume and runout estimation with machine learning

Clement Hibert, Charlotte Gruet & Jean-Philippe Malot

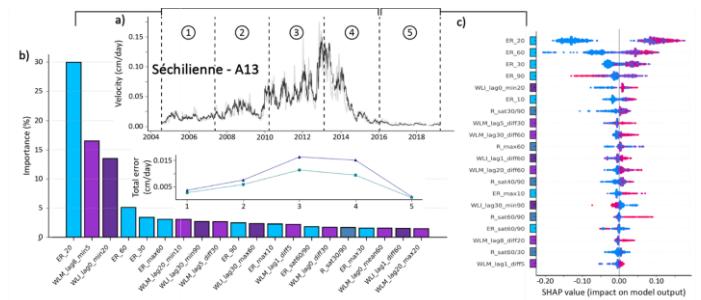
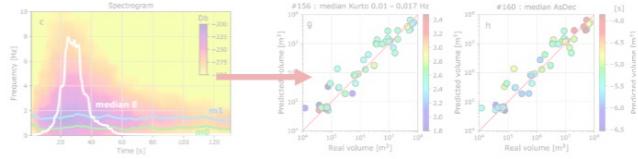
Volume 22, pages 2801–2808, (2025) [Cite this article](#)

Landslides



II. L'IA POUR LES GLISSEMENTS DE TERRAIN

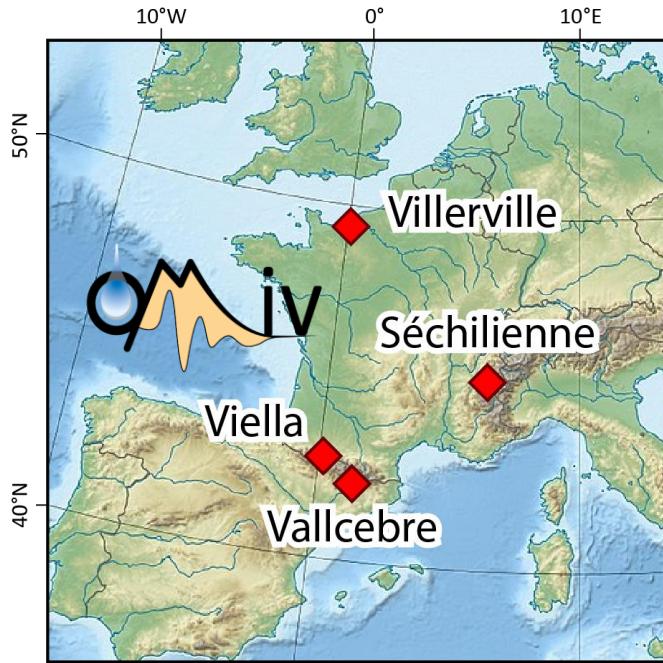
L'IA pour comprendre les mécanismes à partir des données multi-sources



Un modèle IA pour :

1. Simuler les déformation de surface
2. Comprendre les mécanismes internes
3. Expliquer les relations entre forçages et déformation
4. Être générique + modulaire à différents contextes lithologiques

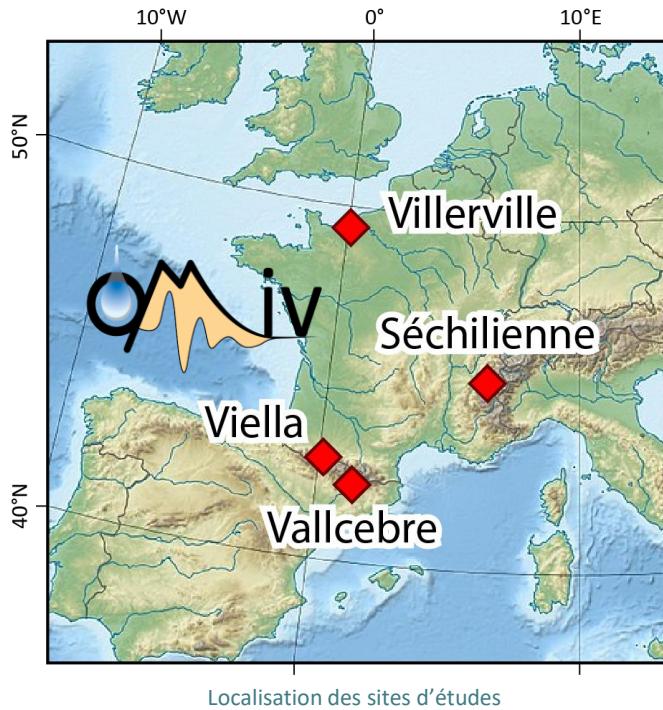
III. SITES D'ÉTUDE



Méthodes appliquées à **4 glissements de terrain profonds se produisant sur différentes lithologies :**

- **OMIV | Villerville :** Blocs de craies, couches sableuses et colluvions sur substrat marneux
- **OMIV | Séchilienne :** Micaschistes avec des fractures remplis par colluvions et moraines
- **OMIV | Viella :** Colluvions, alluvions, argiles, et moraines sur substrat calcaro-schisteux
- **Vallcebre :** Colluvions, siltite argileuse et schistes fissurés sur substrat calcaire

III. SITES D'ÉTUDES



Création de grandes bases de données de surveillance multiparamétriques



Accessibilité des données à partir de plusieurs APIs mis en place par le SNO OMIV

OMIV – Geodesy Data center

<http://omiv-geodesy.u-strasbg.fr/omiv/>

The task of the OMIV Geodesy Data Centre is to acquire, store and disseminate observations and products on the landslide displacement and deformation pattern using different technologies:

- permanent GNSS networks to monitor surface displacement
- systematic monitoring of benchmarks installed at the landslide surface using automatic total station
- systematic monitoring of the deformation rigid blocks using precise extensometers



GNSS



Total Station



Extensometer

OMIV – Hydro-meteorology Data center

The task of the OMIV hydro-meteorology Data Centre is to acquire, store and disseminate observations and products on the landslide forcing factors (meteological local conditions close to the landslide, hydrological slope conditions in the shallow depths). The data and products are accessible with the Weather and hydrological applications.



<https://omiv-hydrometeorology.u-strasbg.fr/home/>



Hydro App

OMIV – Seismology Data center

<http://omiv-sismo.u-strasbg.fr/omiv/sismo/>



Vizualisation

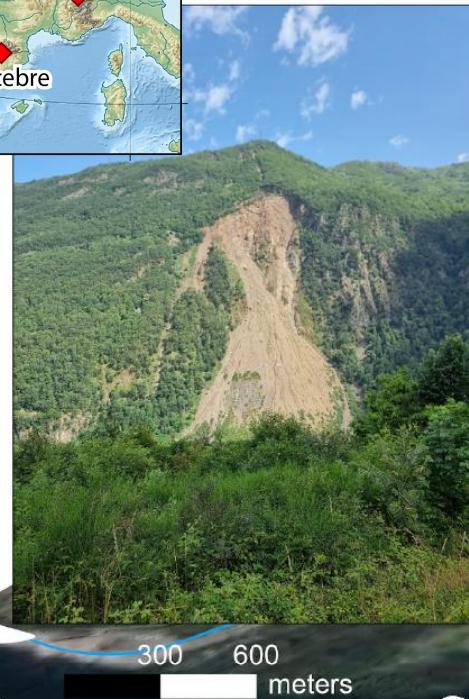


Data



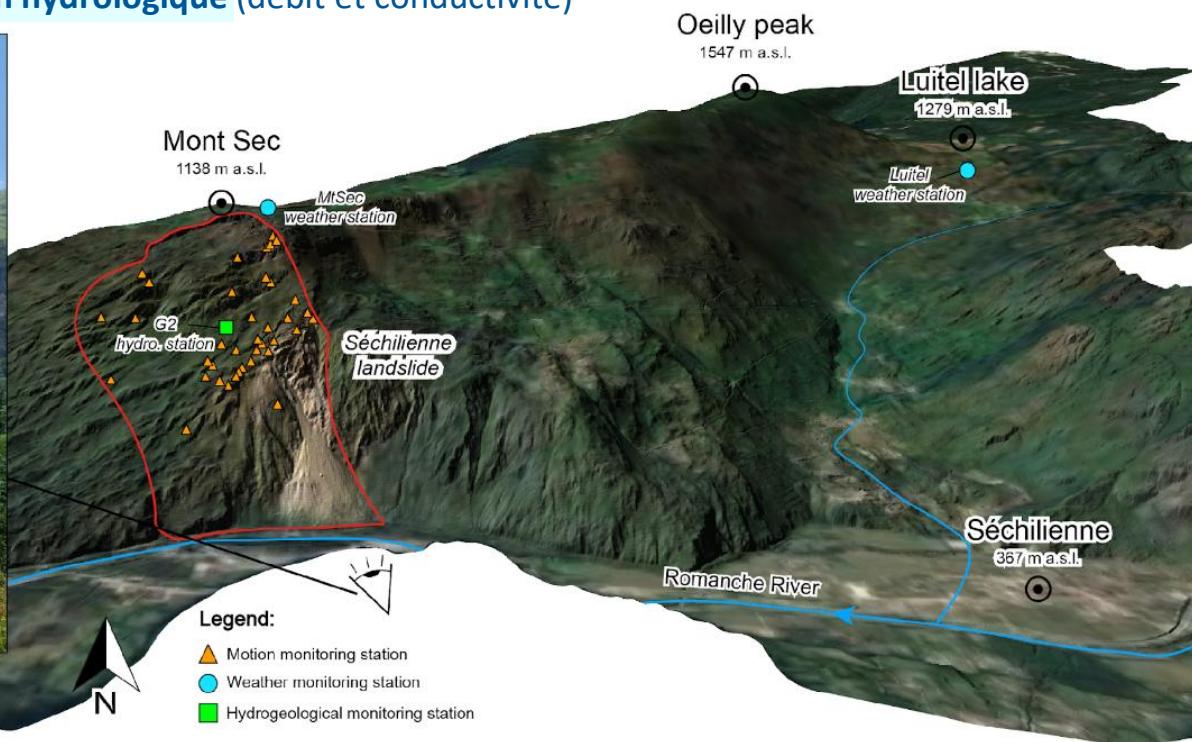
Products

III. SITES D'ÉTUDES



Exemple – Réseau de suivi du glissement de Séchilienne :

- **38 cibles optiques et extensomètres**
- **2 stations météorologiques**
- **1 station hydrologique (débit et conductivité)**



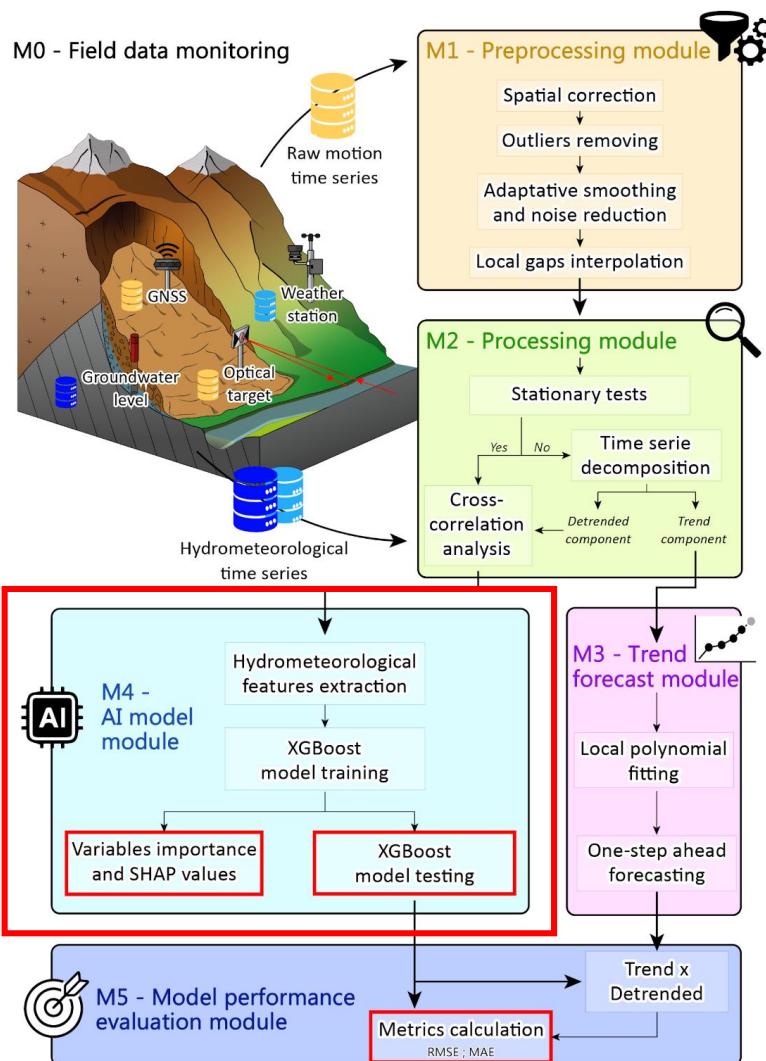
IV. WORKFLOW IA

Inputs : Séries temporelle journalière de :

- Vitesses de déformation
- Piézométries
- Pluies brutes et pluies efficaces

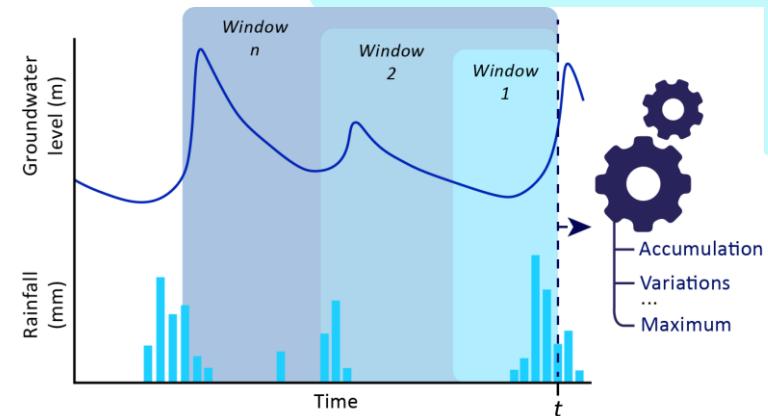
Workflow structuré en 5 modules :

- **M1 et M2** : Traitement et analyses statistiques des données
- **M3 et M4** : Prédition des vitesses de déformation
- **M5** : Evaluation des performances



IV. WORKFLOW IA – EXTRACTION DES FEATURES

- Extraction des caractéristiques descriptives** à partir des séries chronologiques (somme cumulée, moyenne maximum, ...)
- Calculées sur **plusieurs fenêtres temporelles** à chaque pas de temps pour capturer les effets à courts, moyens et long-termes
- 248 caractéristiques hydrométéorologiques quotidiennes**



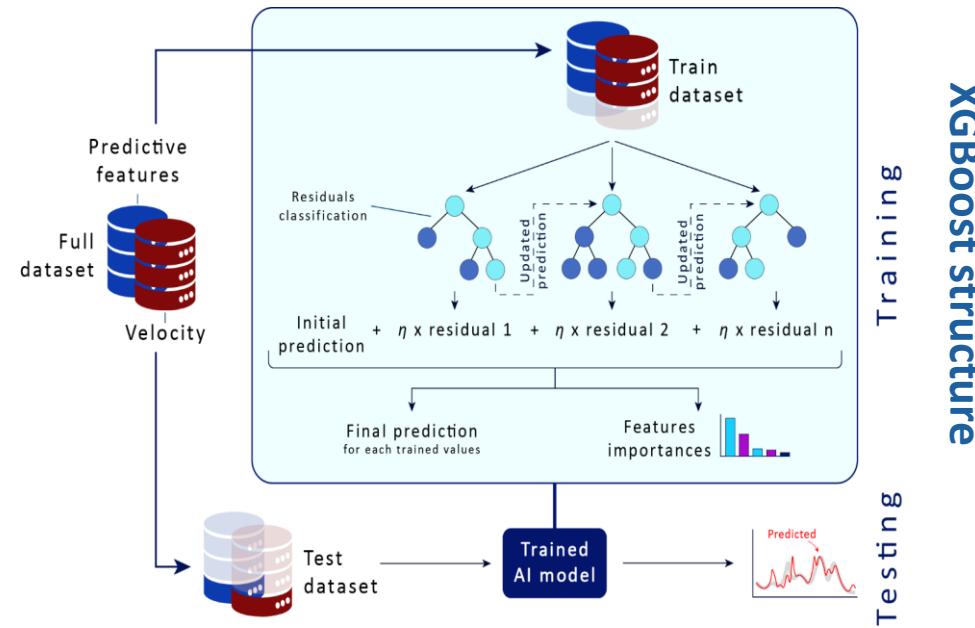
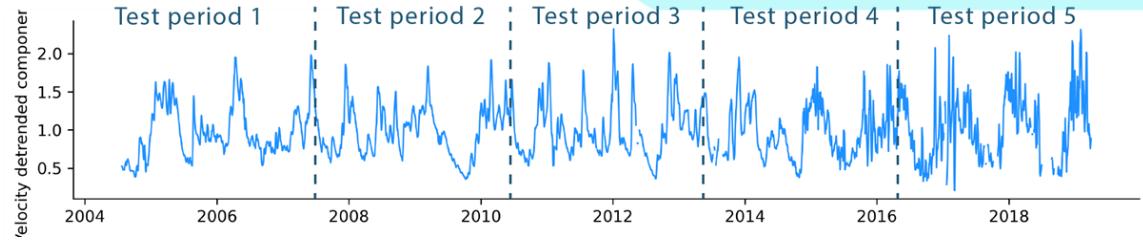
Représentation de la stratégie de mesure des caractéristiques hydrométéorologiques

	Feature label	Description	Time windows and shift values
R (Rainfall)	ER_W1	Cumulative value over W1	
	ER_maxW1	Maximum value over W1	
	ER_anomalyW1	Ratio between the mean over W1 and the overall mean across all rainy days	
or	ER_satW2/W3	Ratio between cumulative value over W2 and the cumulative value over W3 beyond W2	W2 : [1, 2, 5, 10, 20, 30, 60, 90] W3 : [30, 60, 90]
ER (Effective Rainfall)	ER_event_strenght	Ratio between the cumulative rainfall of an event of duration i and the average cumulative rainfall of all events with the same duration i . The value corresponds to the most recent event considered.	
PZ (Piezometric)	PZ_lagS	S-lagged groundwater level depth	
	PZ_lagS_minW4	S-lagged minimum groundwater level depth over W4	
	PZ_lagS_maxW4	S-lagged maximum groundwater level depth over W4	S : [0; 1; 5; 8; 20; 30]
WL (Water Level)	PZ_lagS_meanW4	S-lagged mean groundwater level depth over W4	
	PZ_lagS_diffW4	S-lagged groundwater level change rate over W4	W4 : [5, 10, 20, 30, 60, 90]
	PZ_lagS_diff_Gmean	S-lagged groundwater level value difference with groundwater level mean	

Liste des caractéristiques hydrométéorologiques

IV. WORKFLOW IA - XGBOOST

- Division de la série en 5 blocs égaux de données (~20% de la série)
- Test de chaque blocs, avec les 80% de données restantes en jeu d'entraînement**
- Modèle IA = XGBoost** (modèle d'ensembles à plusieurs arbres de décision)



Structure schématique d'un modèle XGBoost de régression et du processus d'entraînement

IV. WORKFLOW IA - XGBOOST

- Division de la série en 5 blocs égaux de données (~20% de la série)
- Test de chaque blocs, avec les 80% de données restantes en jeu d'entraînement
- Modèle IA = XGBoost (modèle d'ensembles à plusieurs arbres de décision)

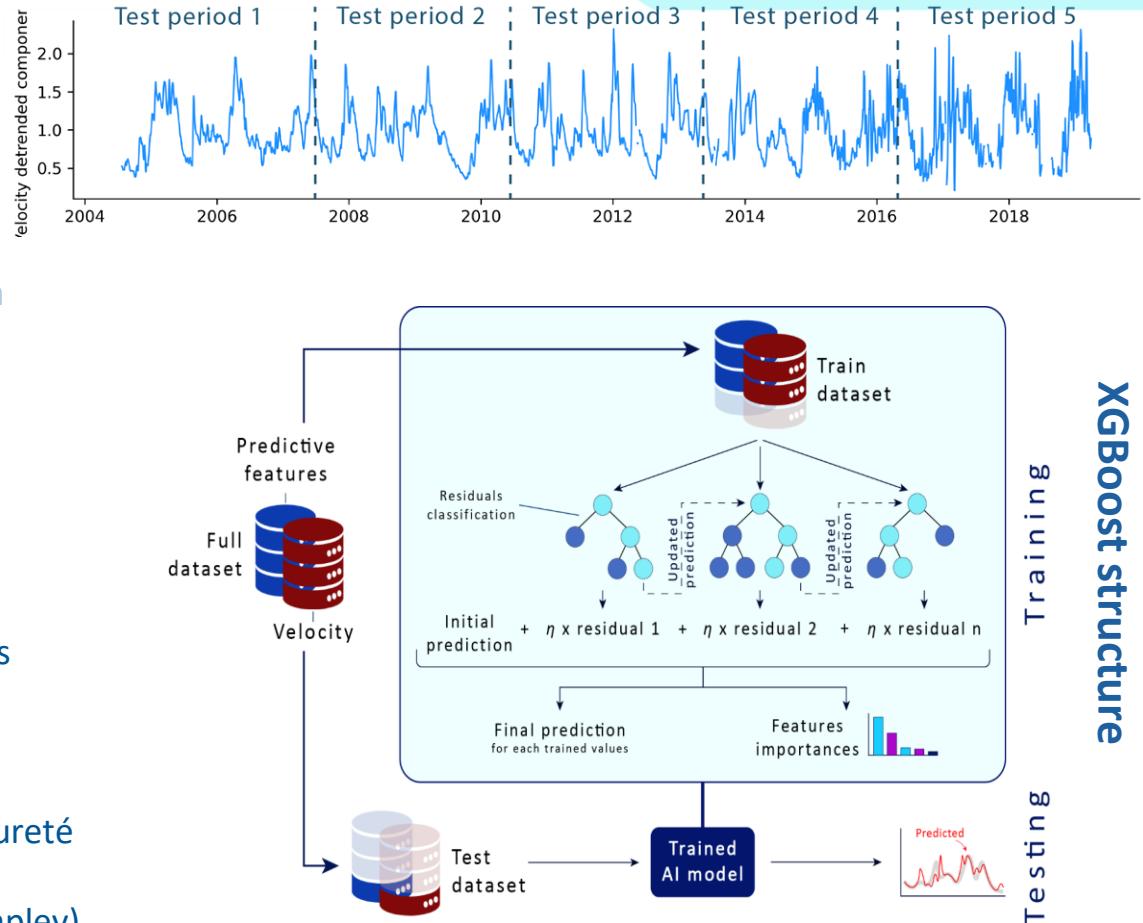
Outputs :

• Simulations :

- Simulation des vitesses journalières
- Mesures des performances du modèles (RMSE, MAE)

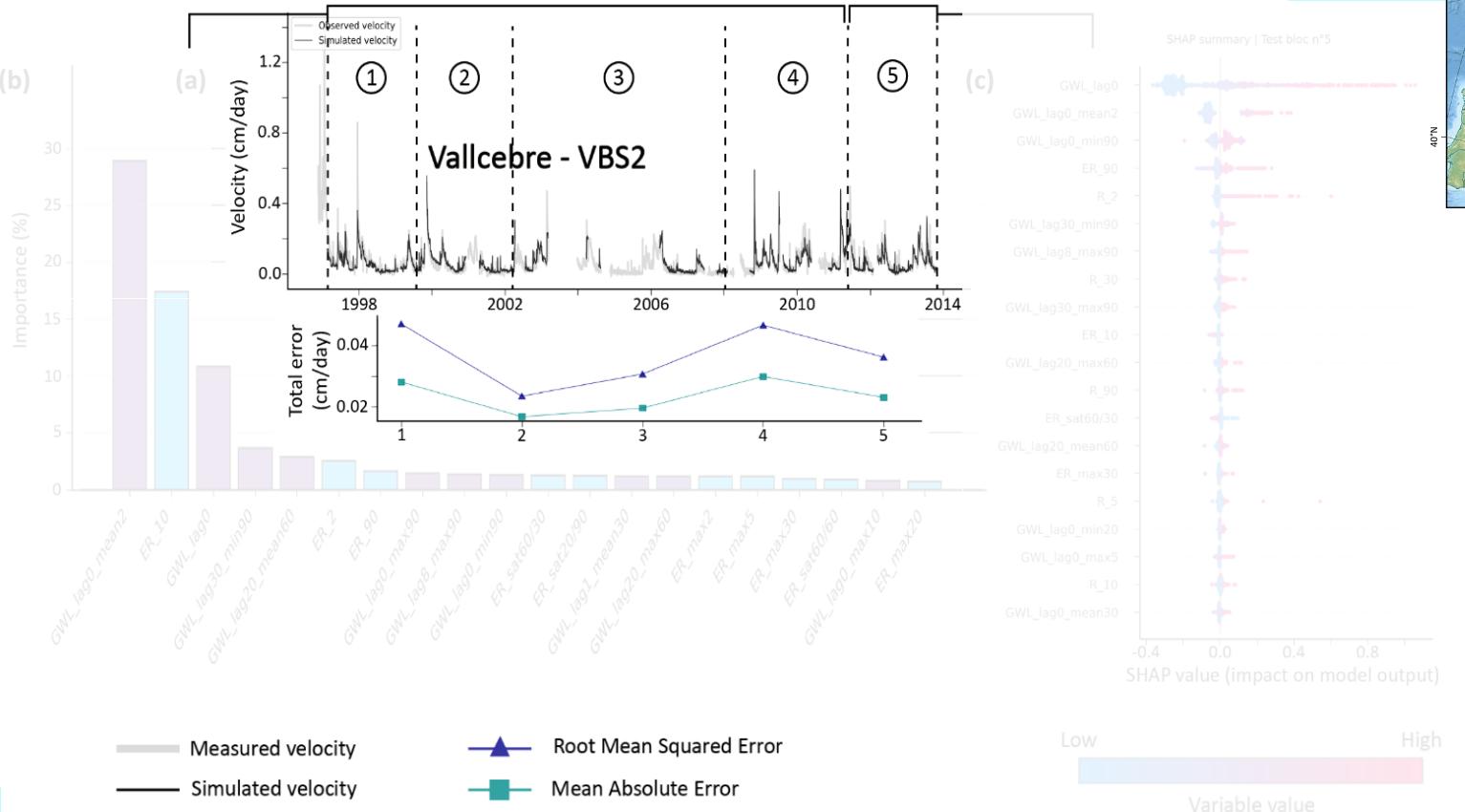
• Interprétabilité | Explicabilité :

- Importance des features (Indice d'impureté de Gini)
- Analyse post-hoc SHAP (Valeurs de Shapley)



Structure schématique d'un modèle XGBoost de régression et du processus d'entraînement

V. RÉSULTATS - VALLCEBRE

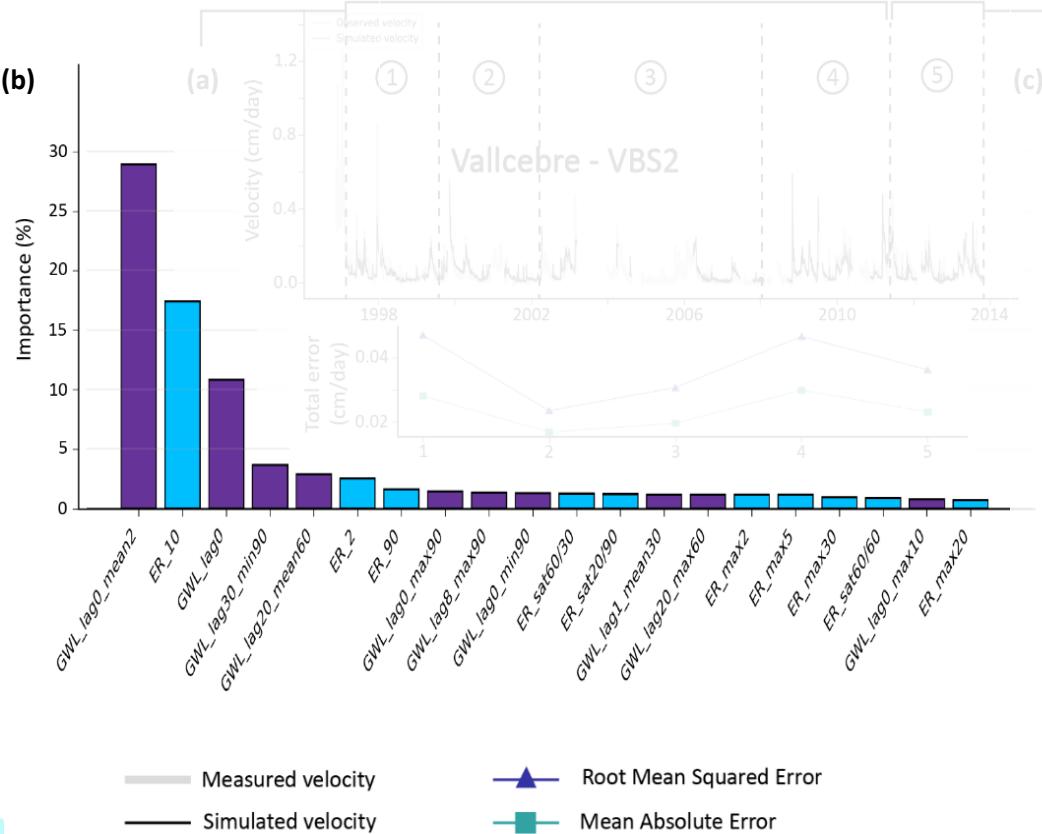


(a) Prédiction des vitesses et valeurs des métriques RMSE et MAE pour chaque jeux de données test, (b) Classification des importances des features pour l'entraînement de XGBoost, (c) valeurs SHAP des features du dernier jeu de données test



V. RÉSULTATS - VALLCEBRE

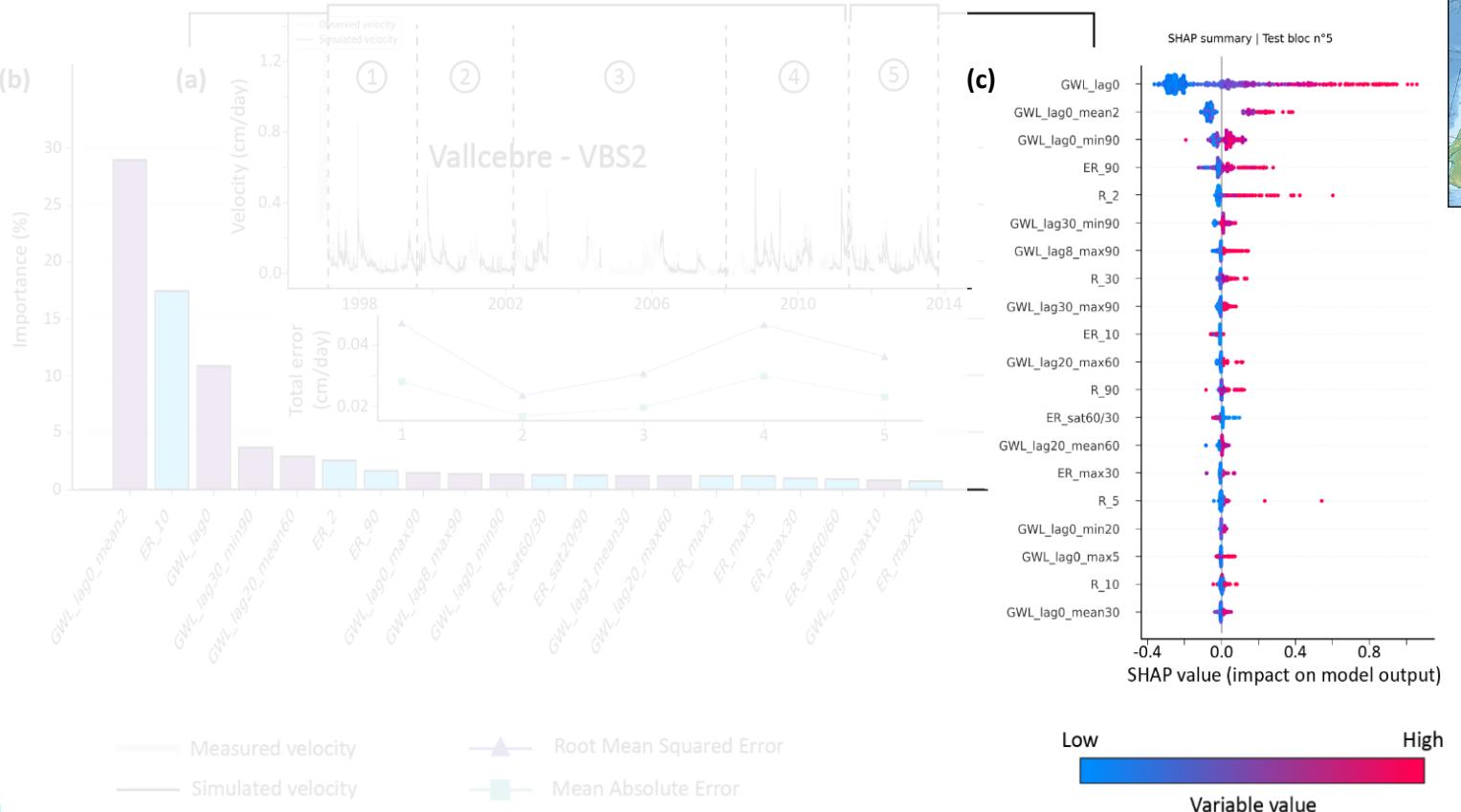
(b)



(a) Prédiction des vitesses et valeurs des métriques RMSE et MAE pour chaque jeux de données test, (b) Classification des importances des features pour l'entraînement de XGBoost, (c) valeurs SHAP des features du dernier jeu de données test

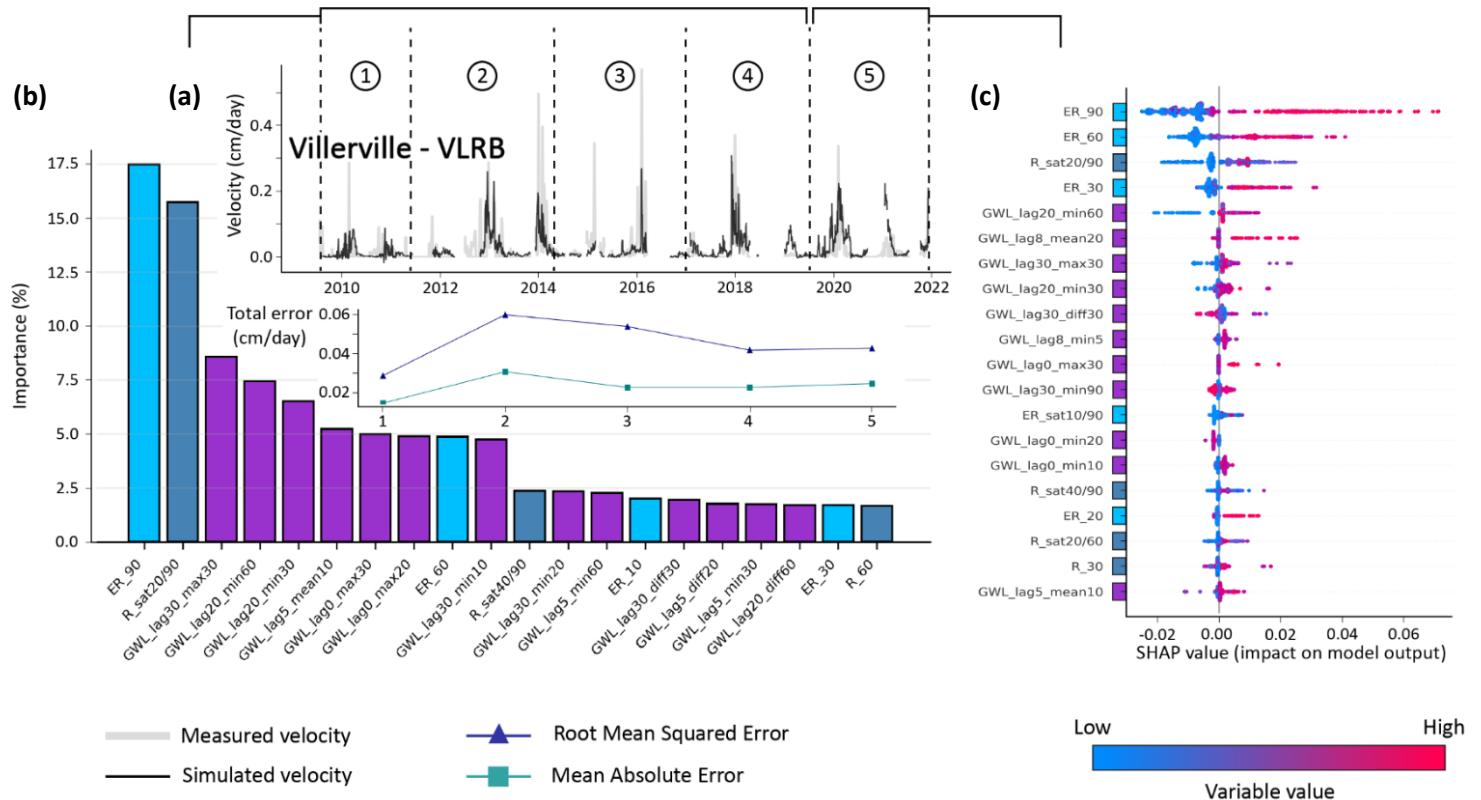
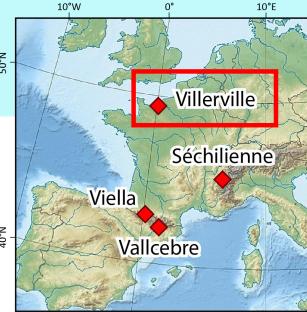


V. RÉSULTATS - VALLCEBRE



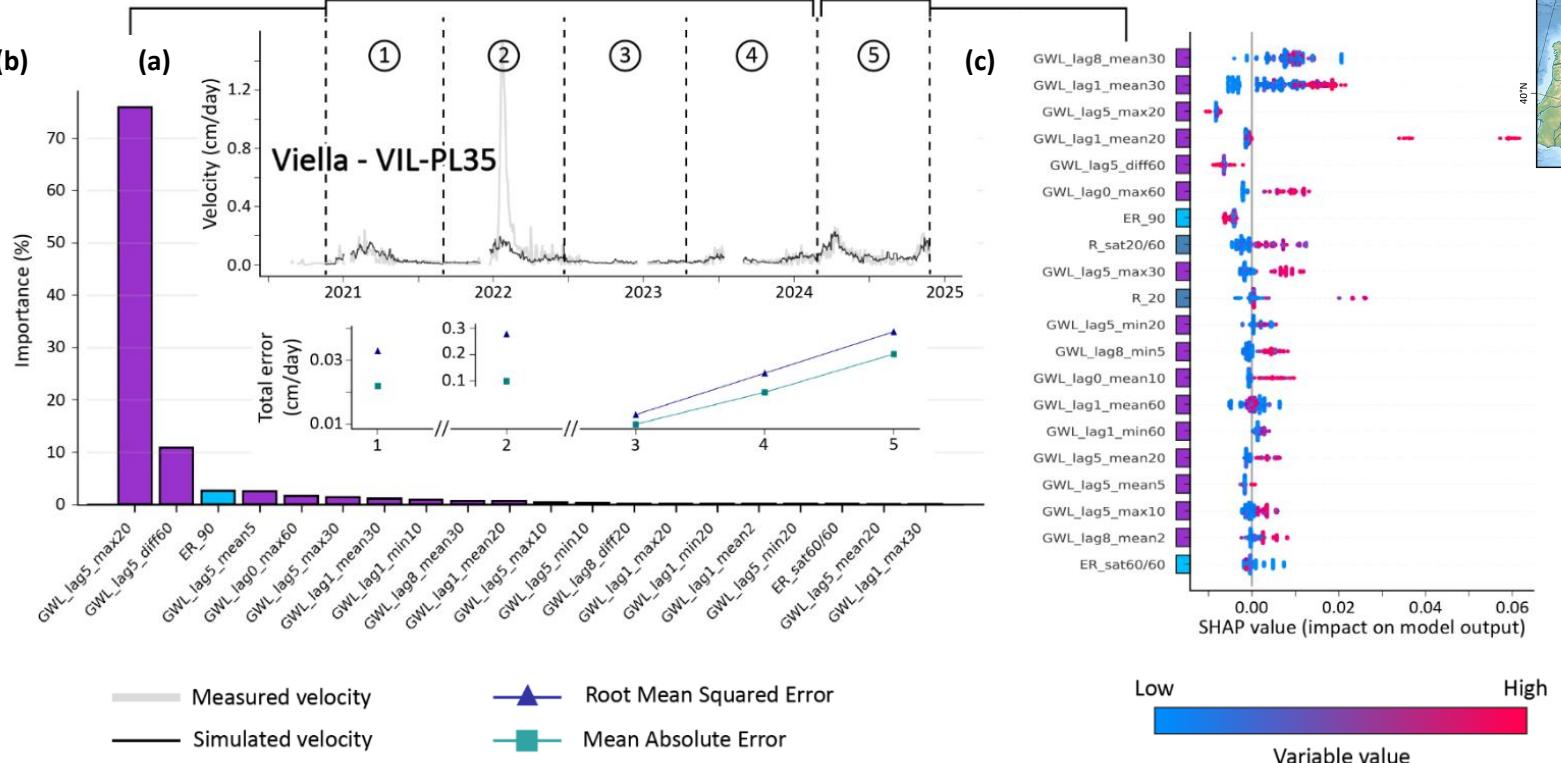
(a) Prédiction des vitesses et valeurs des métriques RMSE et MAE pour chaque jeux de données test, (b) Classification des importances des features pour l'entraînement de XGBoost, (c) valeurs SHAP des features du dernier jeu de données test

V. RÉSULTATS - VILLERVILLE

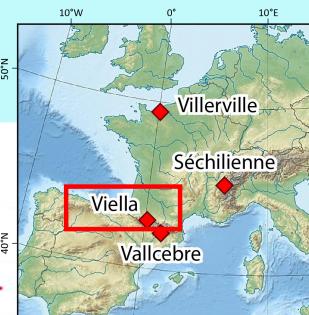


(a) Prédiction des vitesses et valeurs des métriques RMSE et MAE pour chaque jeux de données test, (b) Classification des importances des features pour l'entraînement de XGBoost, (c) valeurs SHAP des features du dernier jeu de données test

V. RÉSULTATS - VIELLA



(a) Prédiction des vitesses et valeurs des métriques RMSE et MAE pour chaque jeux de données test, (b) Classification des importances des features pour l'entraînement de XGBoost, (c) valeurs SHAP des features du dernier jeu de données test



L'IA pour comprendre les mécanismes à partir des données multi-sources



- Modèles **XGBoost corrects** pour reproduire les vitesses journalières
- **Interprétabilité du modèle dans ses décisions internes + Explicabilité des relations entre forçages et déformation**
- **Plusieurs limites** sur l'application actuelle :
 1. Limitée à l'échelle **d'une station**
 2. Limitée aux **amplitudes observées** dans le jeu d'entraînement
 3. Besoins de **chroniques longues** pour être représentatives (Viella)
 4. **Comprendre les relations forçages-déformation pour des séries temporelles journalières restent complexes**

Merci pour votre attention !

Olivier Béjean-Maillard¹, Jean-Philippe Malet², Catherine Bertrand^{1,3},
& collaborateurs SNO OMIV

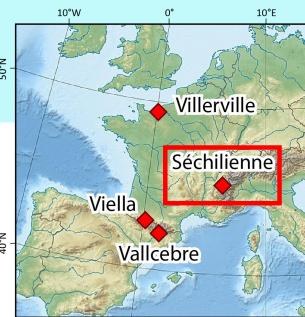
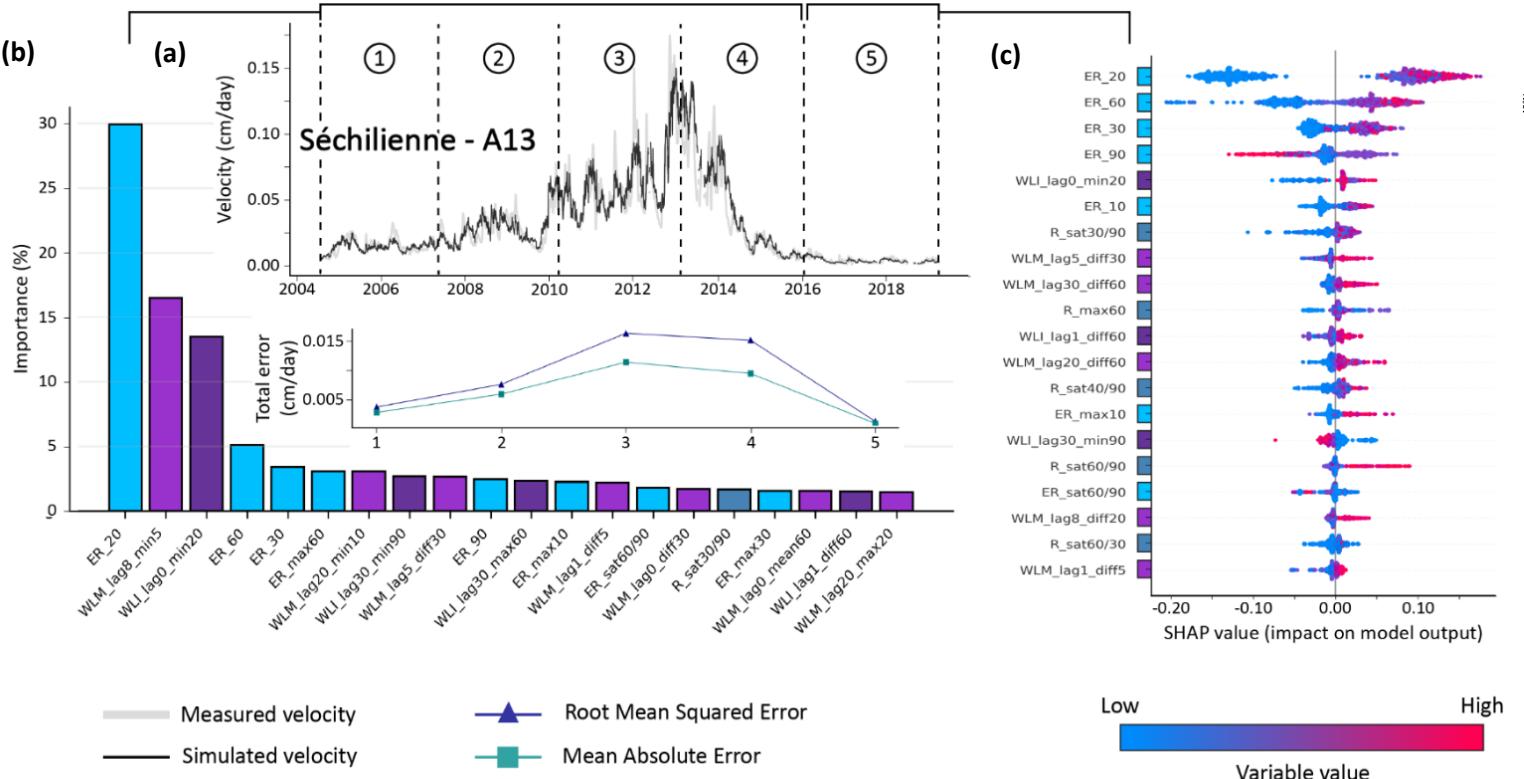
¹ Laboratoire Chrono-Environnement, CNRS, UMR 6249, Université Marie et Louis Pasteur, Besançon, France

² Ecole et Observatoire des Sciences de la Terre, CNRS, UAR 830, Université de Strasbourg, Strasbourg, France

³ Observatoire des Sciences de l'Univers Terre Homme Environnement Temps Astronomie de Franche-Comté-Bourgogne, Besançon, France

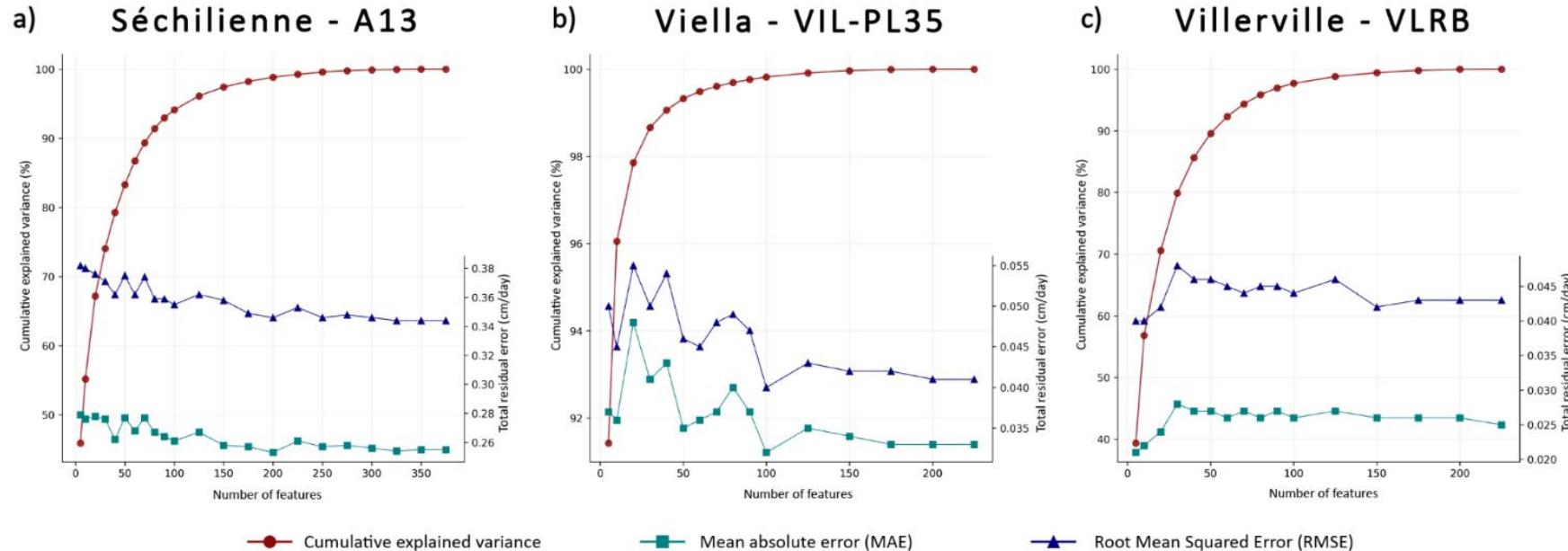
Rencontres Epos-France 2025 – Mercredi 19 Novembre 2025

V. RÉSULTATS - SECHILIENNE



(a) Prédiction des vitesses et valeurs des métriques RMSE et MAE pour chaque jeux de données test, (b) Classification des importances des features pour l'entraînement de XGBoost, (c) valeurs SHAP des features du dernier jeu de données test

V. RÉSULTATS - SENSIBILITÉ AUX NOMBRES DE FEATURES CONSIDÉRÉES



Model performance sensitivity during the final test period (RMSE, MAE) as a function of the number of features used for training for a) Séchilienne-A13, b) Viella-VILPL35, and c) Villerville-VLRB. Cumulative explained variance is expressed according to the total feature ranking.