

Intelligence Artificielle appliquée aux séries temporelles d'images satellitaires

Emmanuel Trouvé - emmanuel.trouve@univ-smb.fr

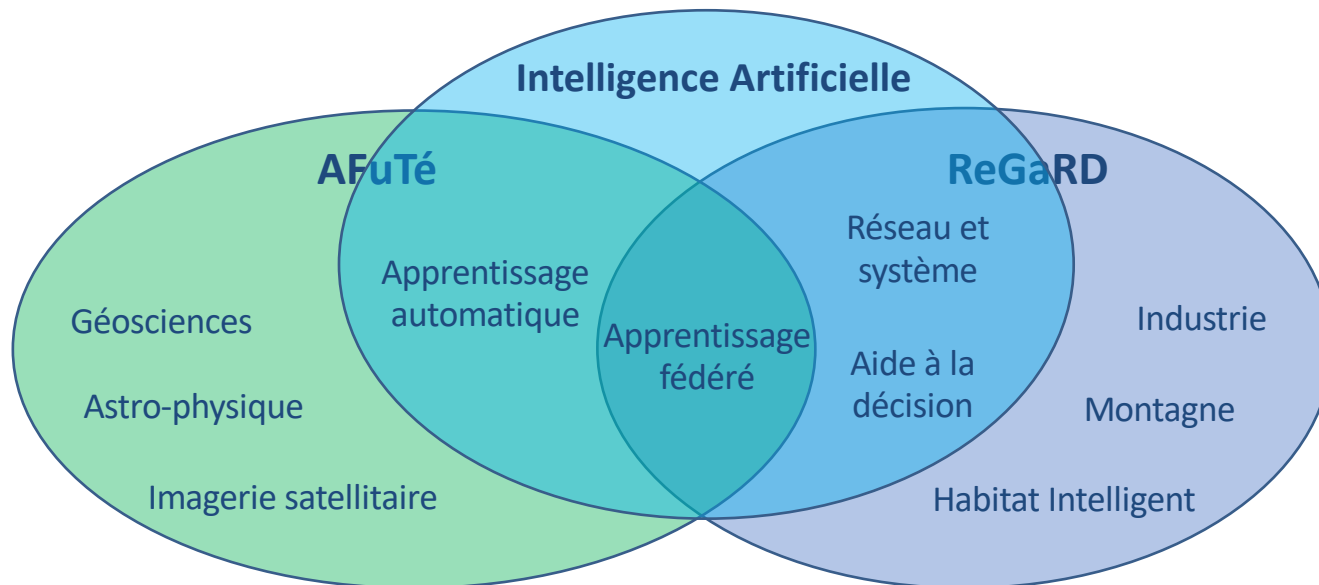
LISTIC – Université Savoie Mont Blanc

Avec des contributions de doctorants et collègues du LISTIC : Antoine Bralet, Abdourrahmane Atto, Alexandre Benoit, Lionel Valet, Flavien Vernier

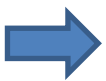
Journée C2ROP, Axe surveillance - télédétection
Jardin du Lautaret - 28/05/2025

Laboratoire d'Informatique, Systèmes, Traitement de l'Information et de la Connaissance

Le LISTIC développe des méthodes de traitement et de gestion des données dans le domaine de **l'Intelligence Artificielle** (IA), avec des applications notamment pour **l'observation de la Terre** et l'analyse du **comportement humain** dans différentes organisations et systèmes (entreprises, habitats, montagne, etc.)



Plan

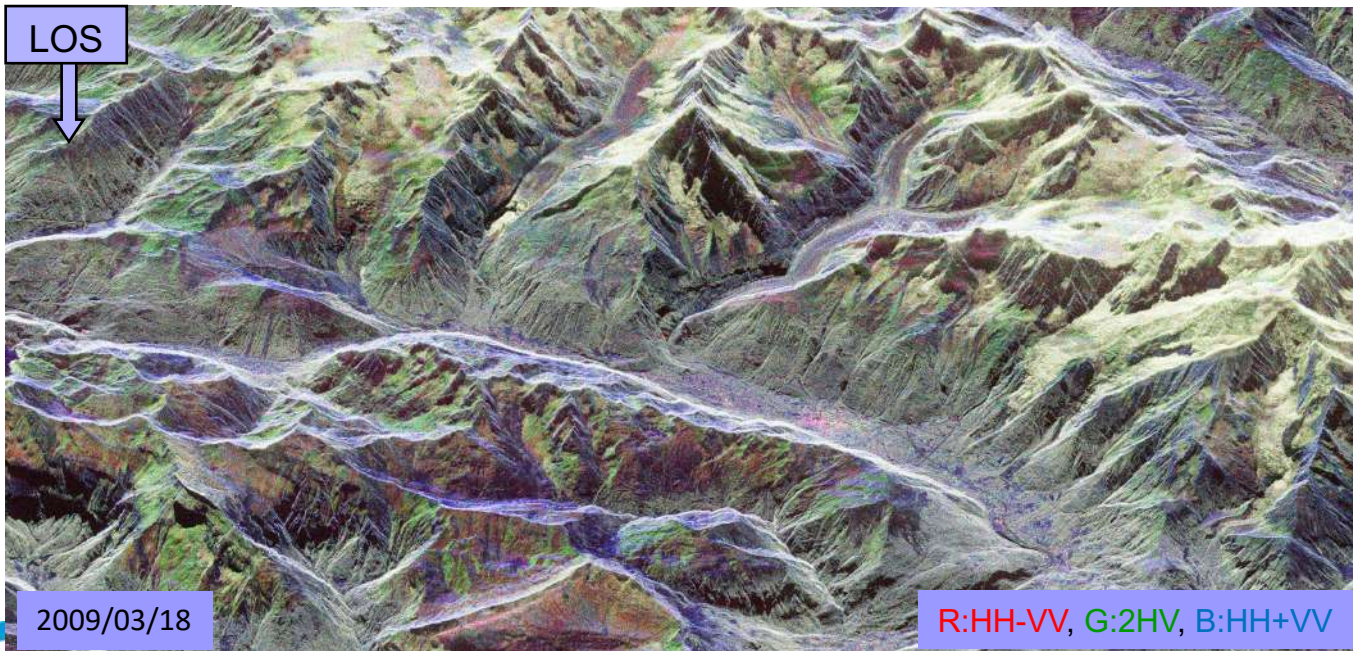
- 
- ❑ Du « Traitement d'images » à l'IA
 - ❑ Réseaux de neurones profonds
 - ❑ Apprentissage machine « Machine Learning »
 - ❑ Détection de mouvements gravitaires par Interférométrie SAR :
Base de données ISSLIDE et stratégie ECSPLAIN

Imagerie satellitaire radar : polarimétrie

$$y_m = \left\langle \begin{array}{c} \text{Image radar polarimétrique} \\ \text{Diagramme de géométrie de mesure} \end{array} \right\rangle$$

Ondes EM,
 ≠ Bandes
 ≠ Polarisations
 Multitemporel

$$y_1 = \langle f, \phi_1 \rangle, \quad y_2 = \langle f, \phi_2 \rangle, \quad \dots, \quad y_M = \langle f, \phi_M \rangle$$

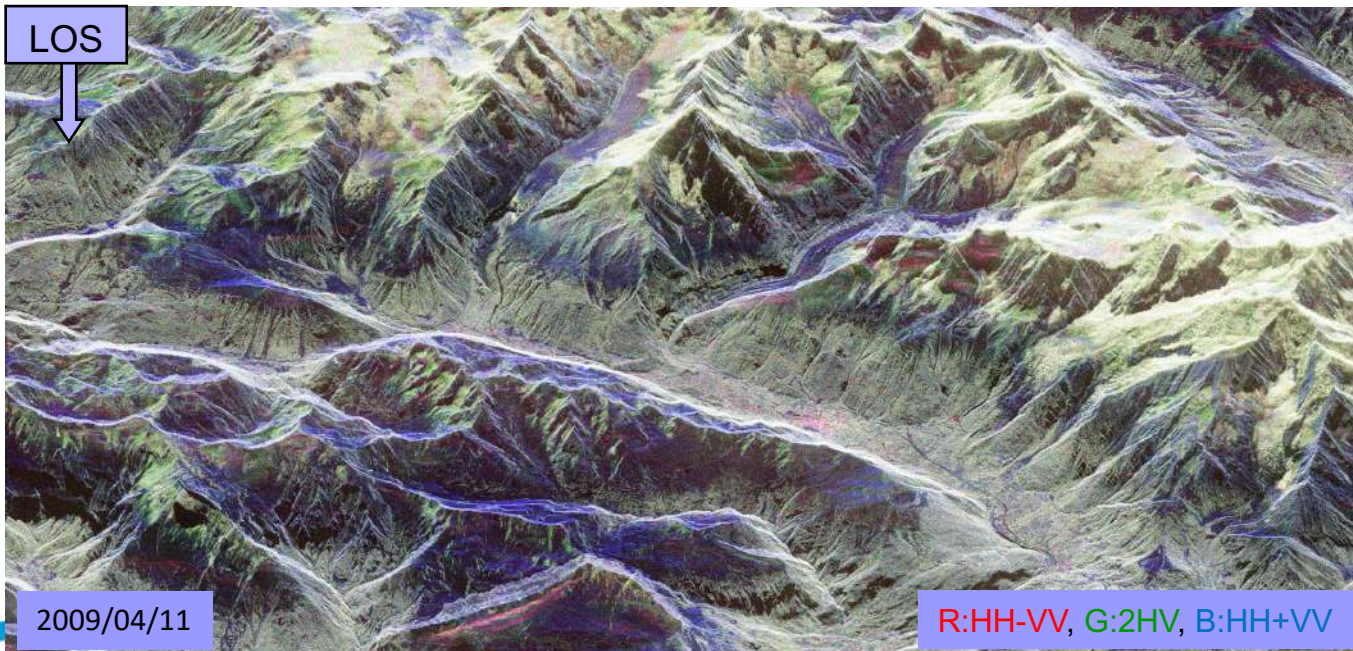


Imagerie satellitaire radar : polarimétrie

$$y_m = \left\langle \begin{array}{c} \text{Image radar} \\ \text{Diagramme de géométrie radar} \end{array} \right\rangle$$

Ones EM,
 ≠ Bandes
 ≠ Polarisations
 Multitemporel

$$y_1 = \langle f, \phi_1 \rangle, \quad y_2 = \langle f, \phi_2 \rangle, \quad \dots, \quad y_M = \langle f, \phi_M \rangle$$

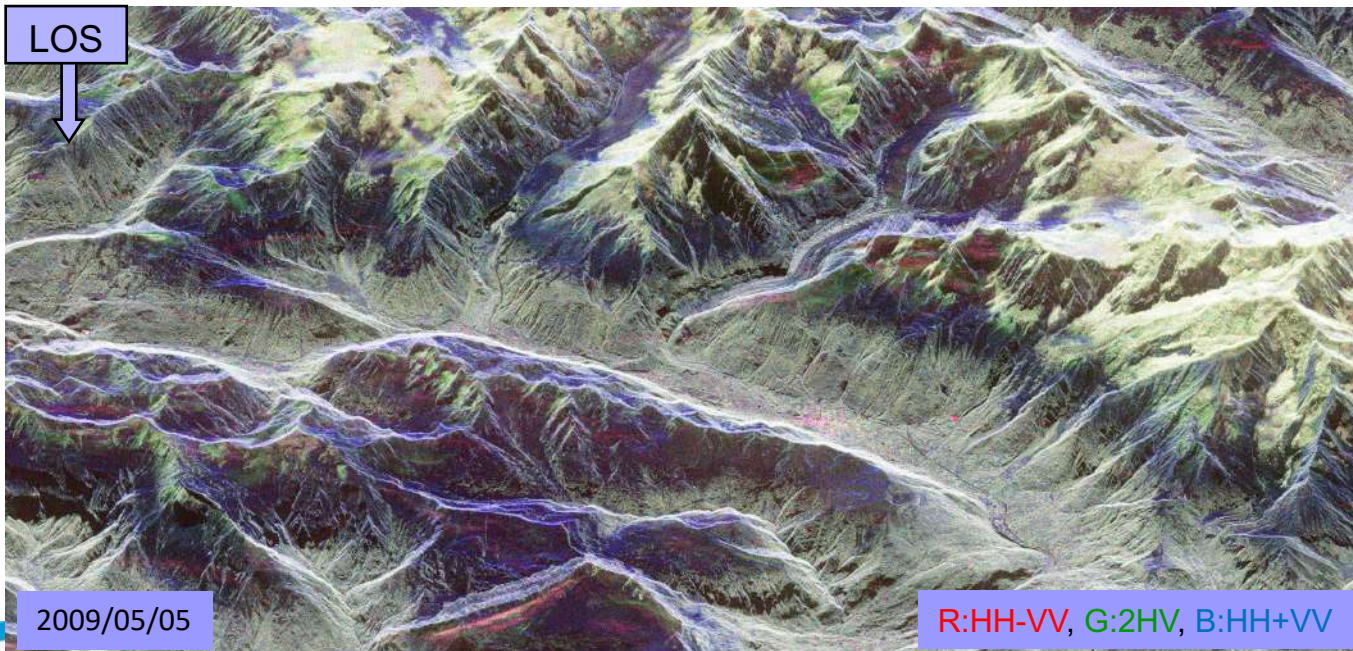


Imagerie satellitaire radar : polarimétrie

$$y_m = \left\langle \begin{array}{c} \text{Image radar polarimétrique} \end{array} \right\rangle$$

Ondes EM,
 ≠ Bandes
 ≠ Polarisations
 Multitemporel

$$y_1 = \langle f, \phi_1 \rangle, \quad y_2 = \langle f, \phi_2 \rangle, \quad \dots, \quad y_M = \langle f, \phi_M \rangle$$

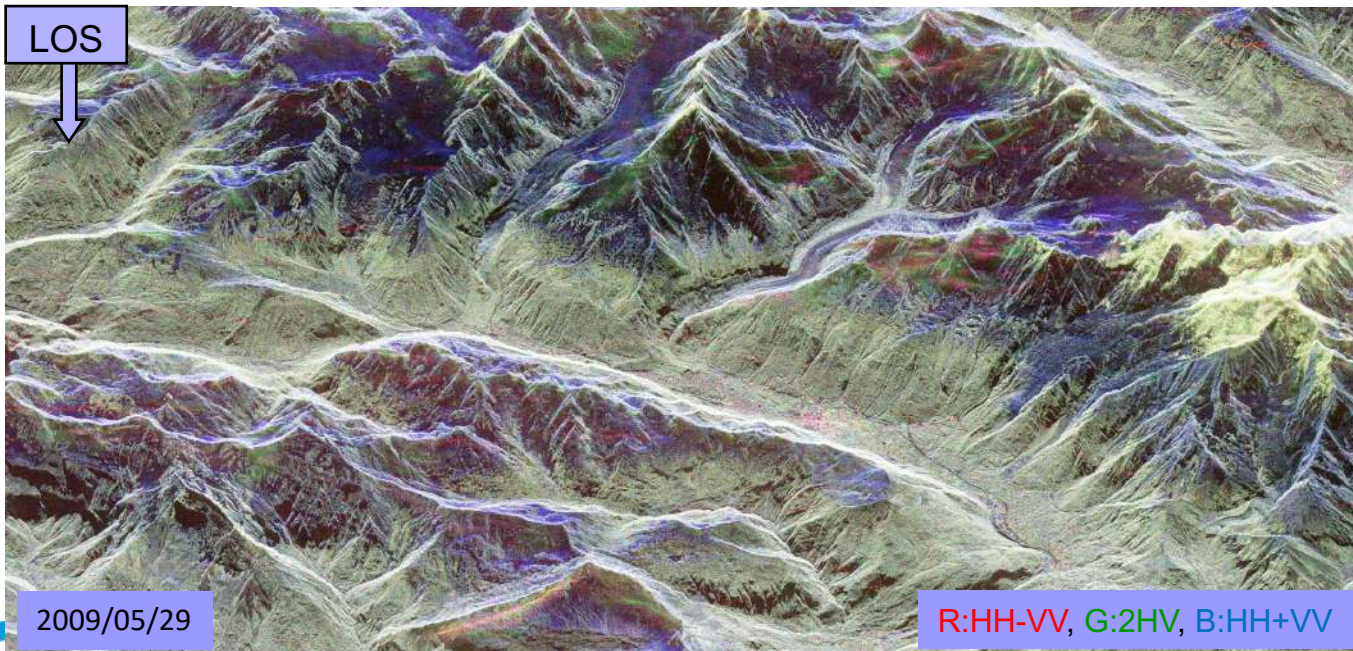


Imagerie satellitaire radar : polarimétrie

$$y_m = \left\langle \begin{array}{c} \text{Image radar polarimétrique} \end{array} \right\rangle$$

Ondes EM,
 ≠ Bandes
 ≠ Polarisations
 Multitemporel

$$y_1 = \langle f, \phi_1 \rangle, \quad y_2 = \langle f, \phi_2 \rangle, \quad \dots, \quad y_M = \langle f, \phi_M \rangle$$

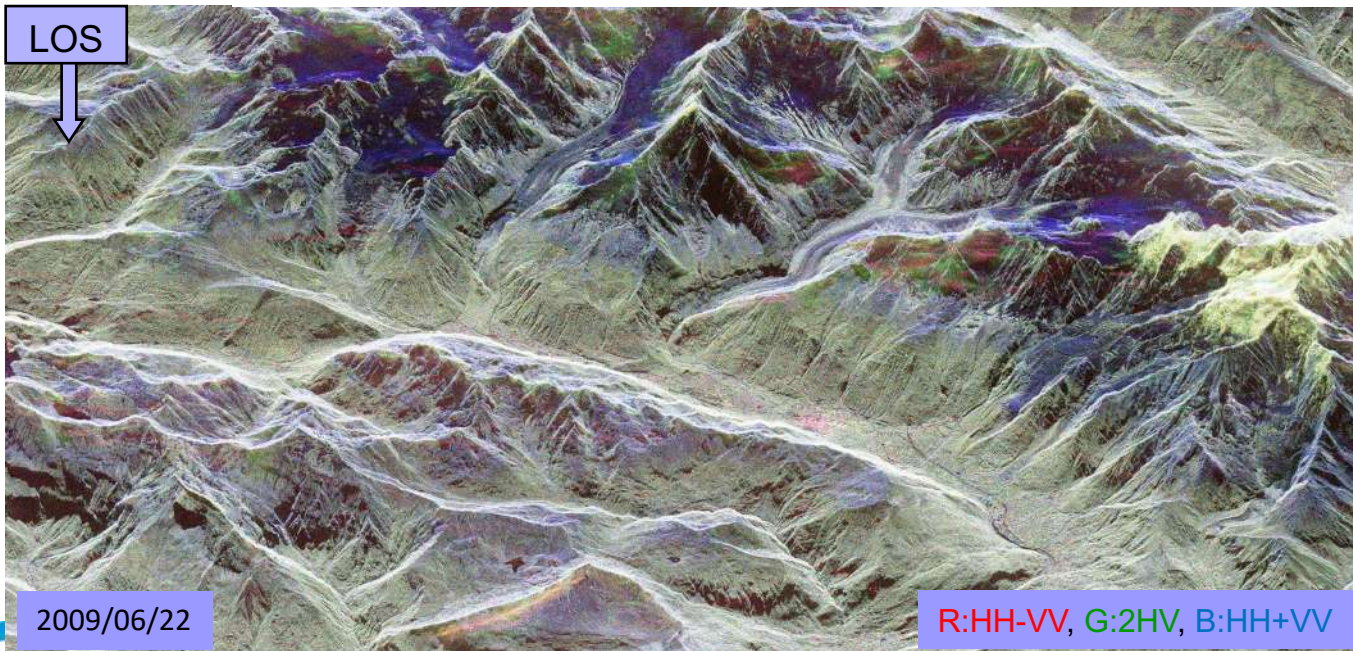


Imagerie satellitaire radar : polarimétrie

$$y_m = \left\langle \begin{array}{c} \text{Image radar polarimétrique} \\ \text{Diagramme de géométrie de mesure} \end{array} \right\rangle$$

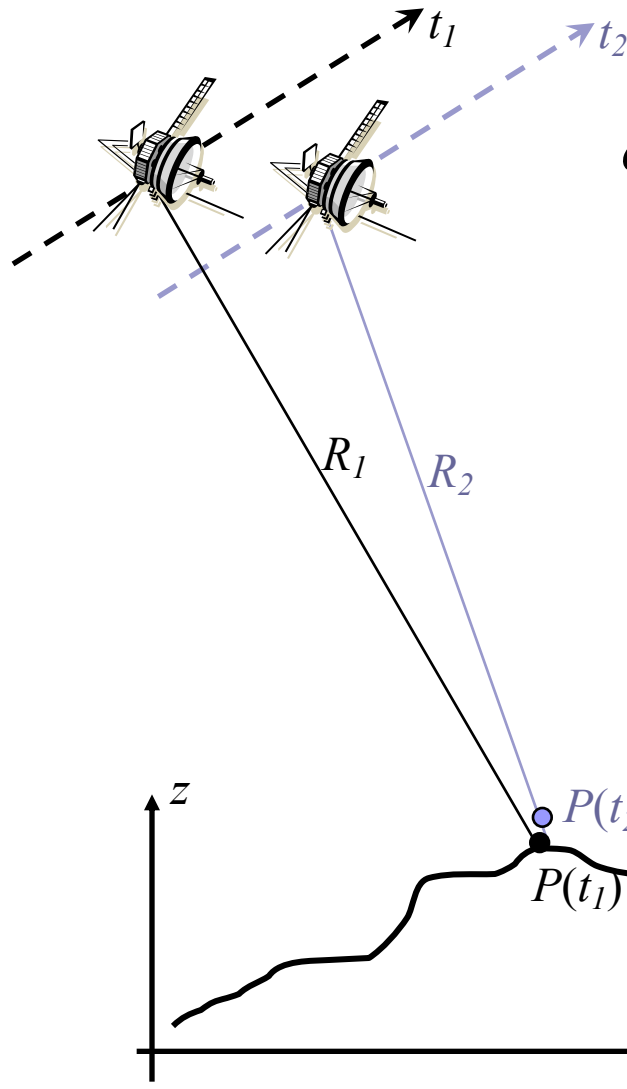
Ondes EM,
 ≠ Bandes
 ≠ Polarisations
 Multitemporel

$$y_1 = \langle f, \phi_1 \rangle, \quad y_2 = \langle f, \phi_2 \rangle, \quad \dots, \quad y_M = \langle f, \phi_M \rangle$$

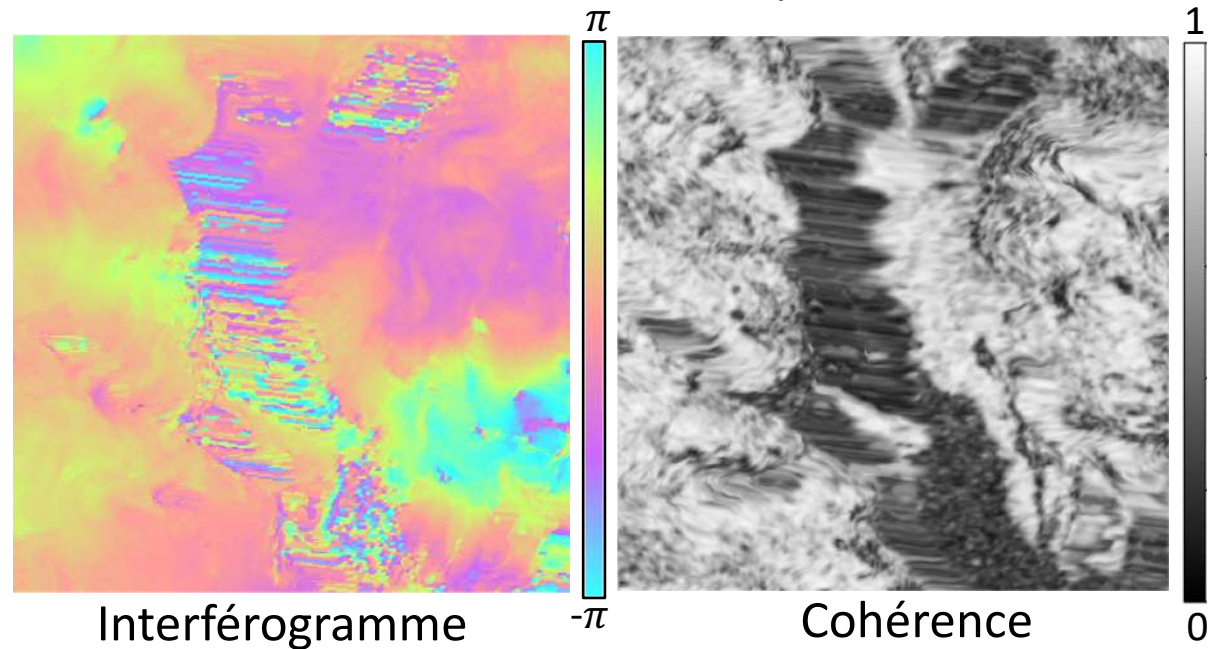


- Surface, vitesse, épaisseur des glaciers ?
- Neige, névé ou glace ?
- Teneur en eau liquide ?

Imagerie satellitaire radar : interférométrie

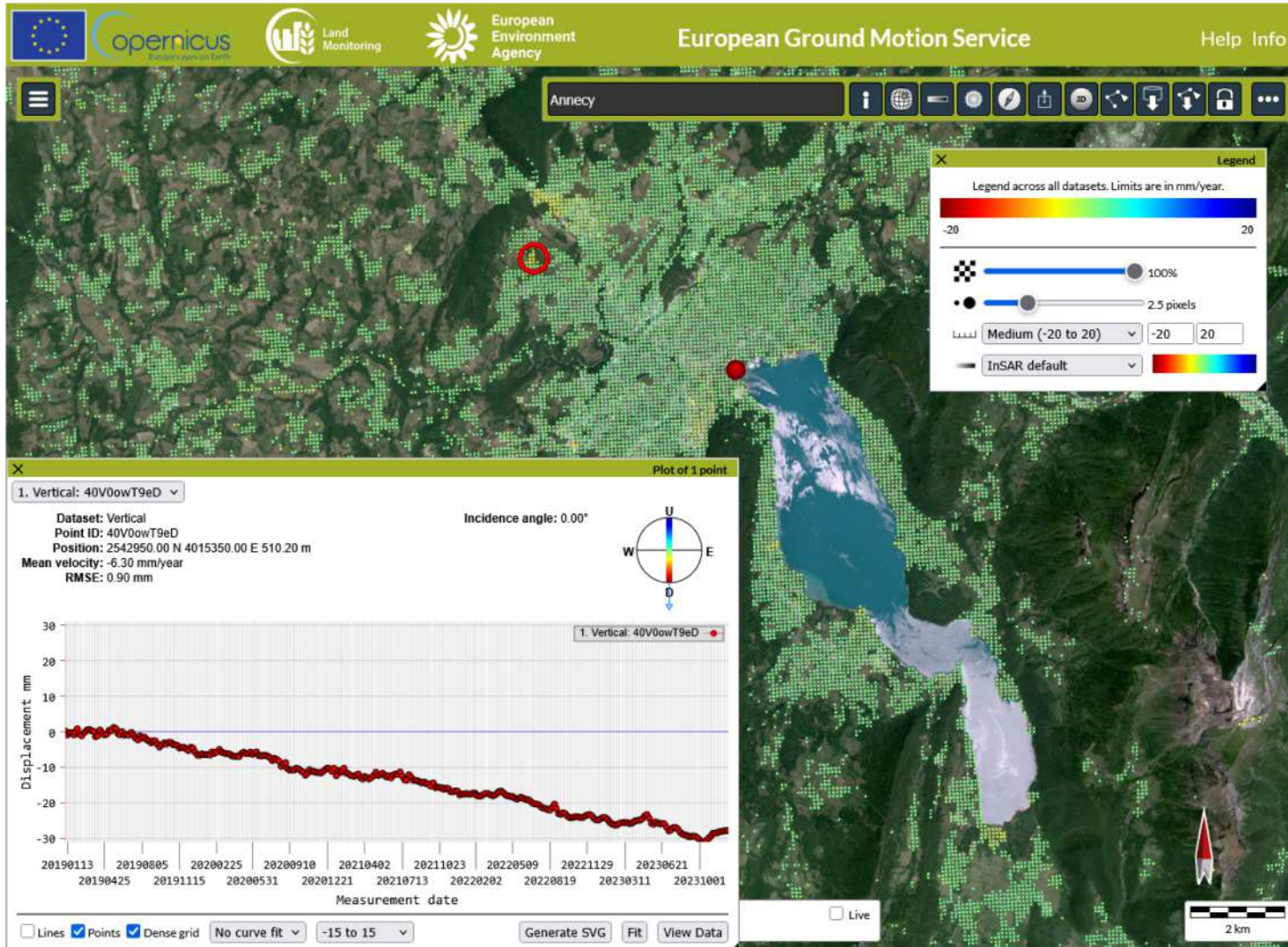


$$\varphi(P) = \varphi_2(P(t_2)) - \varphi_1(P(t_1)) = \frac{4\pi}{\lambda} (R_2 - R_1) + \dots$$



- Présence de mouvement ?
- Glissement de terrain ?
- Activation, accélération ?

Imagerie satellitaire radar : interférométrie

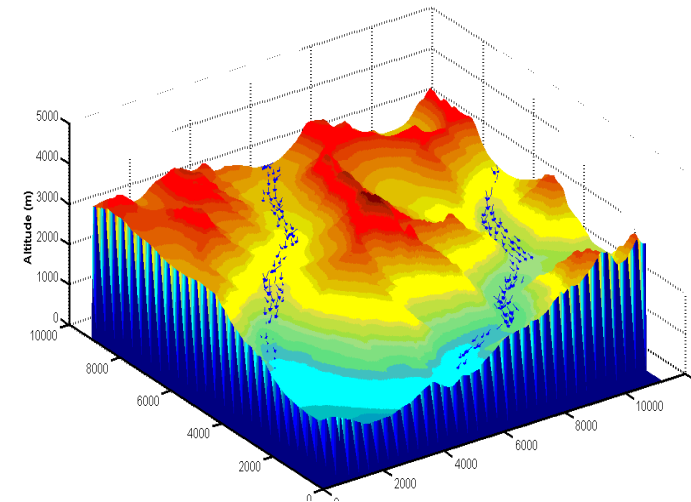
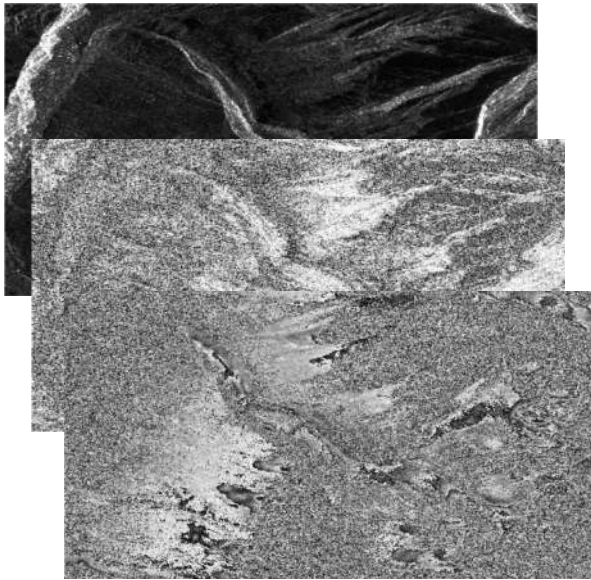
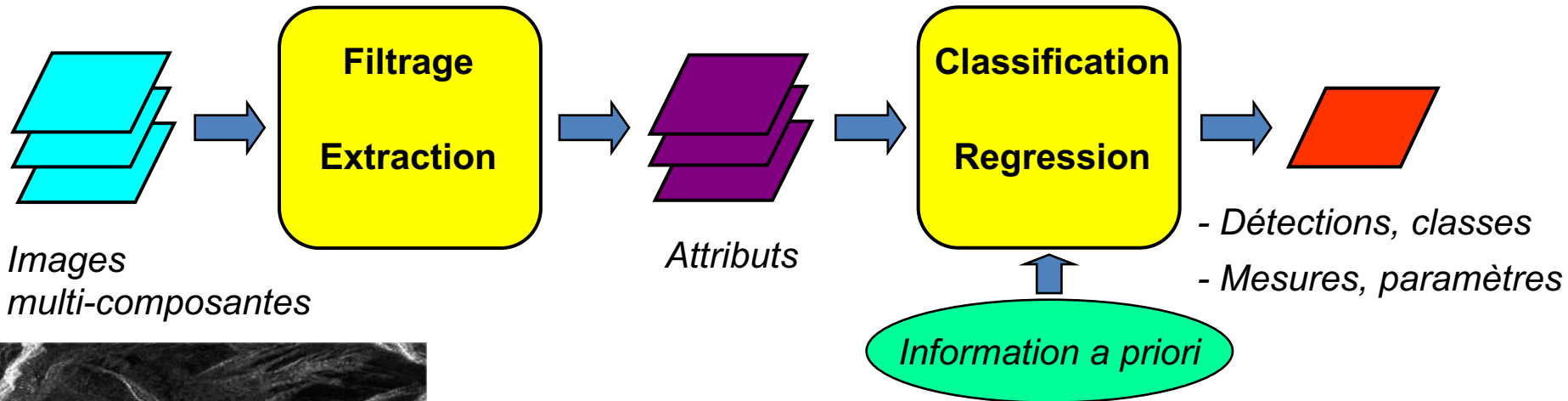


- Mouvement significatif ?
- Classification des profils temporels ?

Approche « Chaîne de traitement »

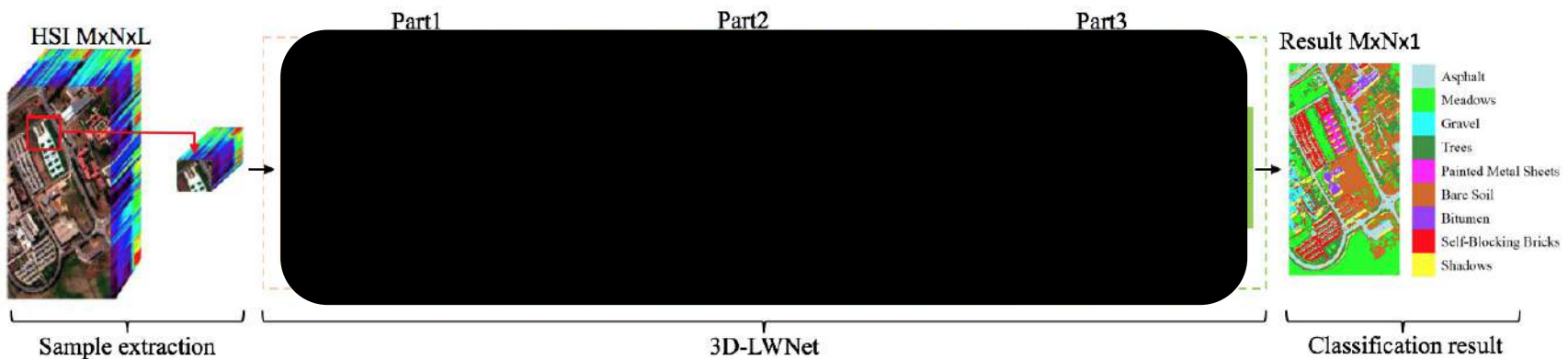
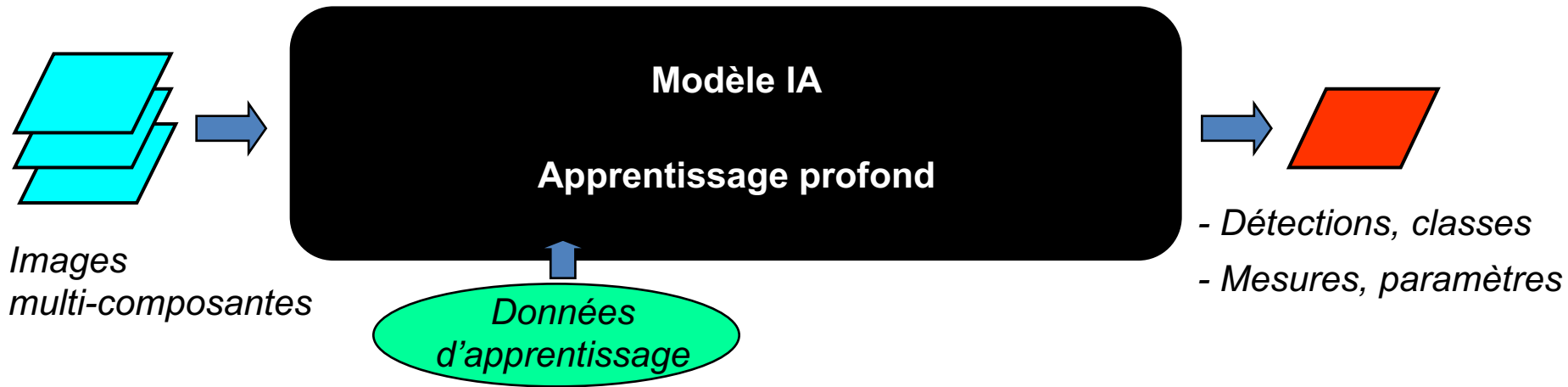
Bas niveau

Haut niveau



MNE, champs de vitesse

Approche « Intelligence Artificielle »



*Hyperspectral Classification Based on Lightweight 3-D-CNN
With Transfer Learning, Haokui Zhang et al., IEEE-TGRS 2019*

Passage à une approche IA

❑ Raisons

- Des données numériques en masse, accessibles
- Capacités de stockage
- Capacités d'échange d'information
- Capacités de calcul
- Des algorithmes performants applicables à grande échelle

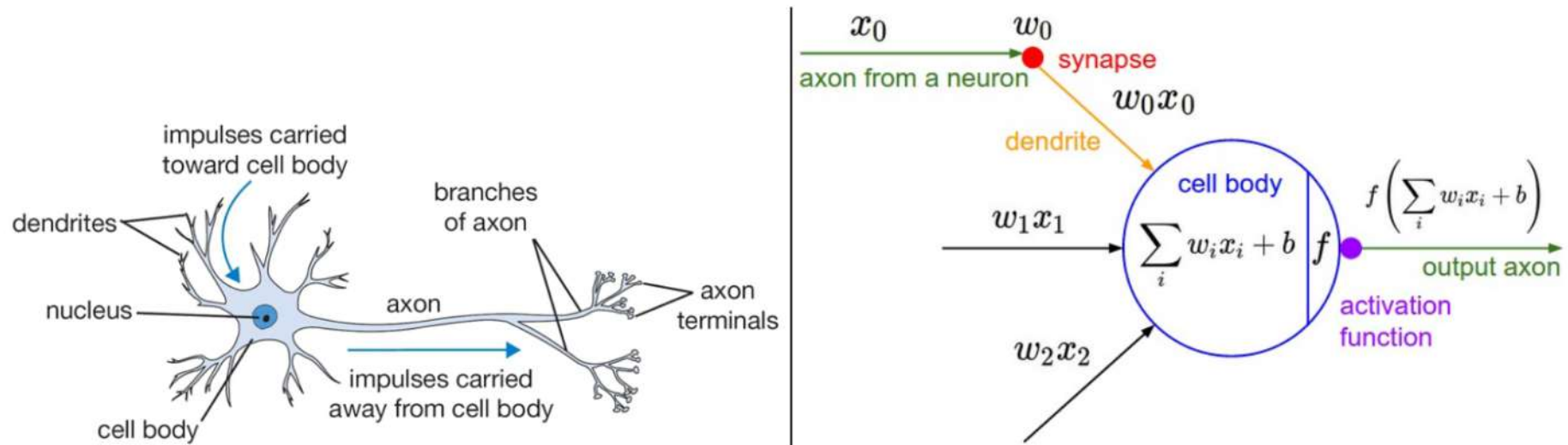
❑ Principales étapes

1. Préparation des données (nettoyage, étiquetage, stockage)
2. Apprentissage d'un modèle (processus itératif)
3. Utilisation du modèle (application)

Plan

- ❑ Du « Traitement d'images » à l'IA
- ➡ ❑ Réseaux de neurones profonds
- ❑ Apprentissage machine « Machine Learning »
- ❑ Détection de mouvements gravitaires par Interférométrie SAR :
Base de données ISSLIDE et stratégie ECSPLAIN

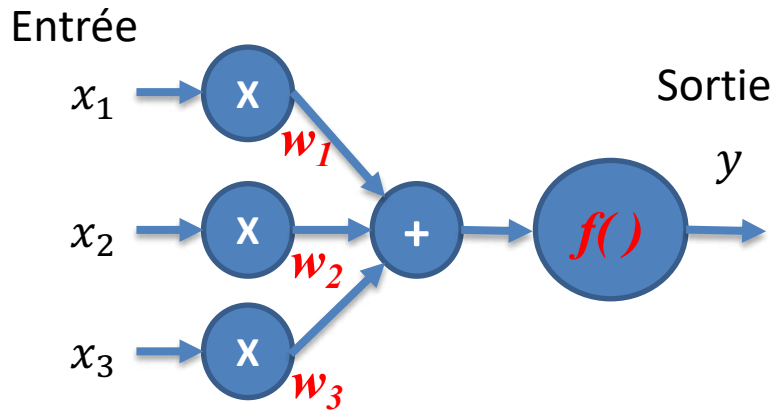
Du neurone vivant au neurone artificiel



A cartoon drawing of a biological neuron (left) and its mathematical model (right).

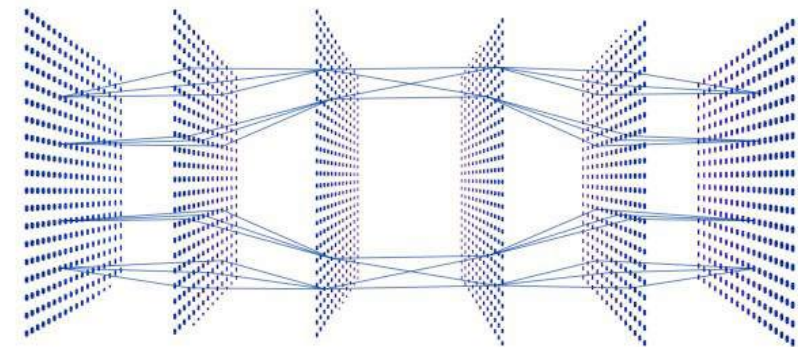
Artificial intelligence methods in computer-aided diagnostic tools and decision support analytics for clinical informatics, K. Syed et al., 2020

Du neurone vivant au neurone artificiel



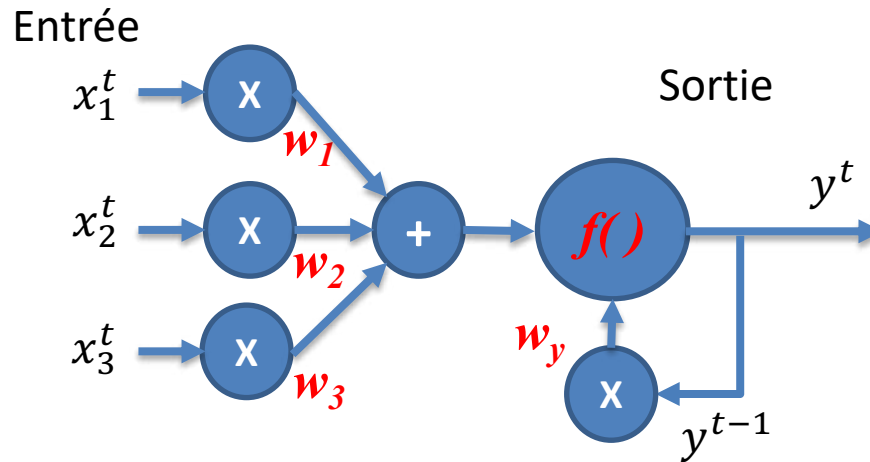
Exemple de fonction d'activation :
Unité Linéaire Rectifiée (ReLU)

- ❑ Entrées :
 $x_1, x_2, x_3 \dots$
- ❑ Somme des entrées pondérées :
 $w_1x_1 + w_2x_2 + w_3x_3 + \dots$
- ❑ Sortie :
 $y = f(w_1x_1 + w_2x_2 + w_3x_3 + \dots + b)$



Réseau de neurones multicouche
Réseaux Convolutifs (CNN)

Séries temporelles => Réseaux récurrents (RNN) LISTIC



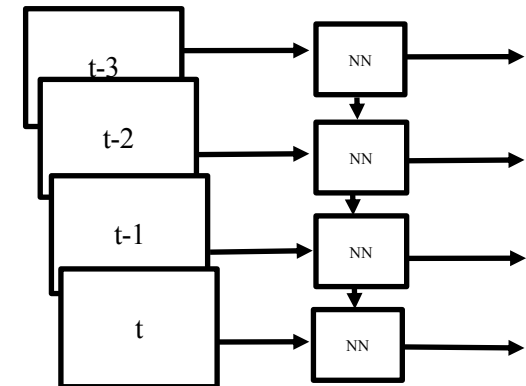
- ❑ Limitation RNN simple :
 - Convergence lente
 - Mémoire courte
- ❑ Ajout mémoire à long terme :
 - Long Short-Term Memory (LSTM) [Hochreiter et al., 1997]
 - Gated Recurrent Unit (GRU) [Cho et al., 2014]

- ❑ Entrées à l'itération « t » :

$$x_1^t, x_2^t, x_3^t \dots, y^{t-1}$$

- ❑ Sortie à l'itération « t » :

$$y^t = f(w_1 x_1^t + w_2 x_2^t + \dots + w_y y^{t-1} + b)$$



[Cho et al., 2014] Cho, K., Van Merriënboer, B., Gulcehre, C., Bahdanau, D., Bougares, F., Schwenk, H., & Bengio, Y. (2014). Learning phrase representations using RNN encoder-decoder for statistical machine translation. *arXiv preprint arXiv:1406.1078*.

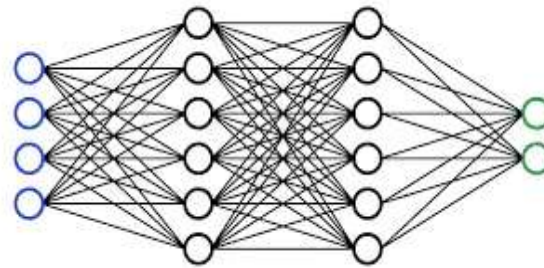
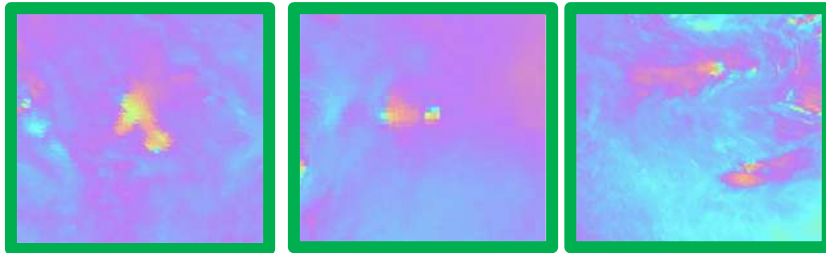
[Hochreiter et al., 1997] Hochreiter, S., & Schmidhuber, J. (1997). Long short-term memory. *Neural computation*, 9(8), 1735-1780.

Plan

- ❑ Du « Traitement d'images » à l'IA
- ❑ Réseaux de neurones profonds
- ➔ ❑ Apprentissage machine « Machine Learning »
- ❑ Détection de mouvements gravitaires par Interférométrie SAR :
Base de données ISSLIDE et stratégie ECSPLAIN

IA & apprentissage supervisé - Entraînement

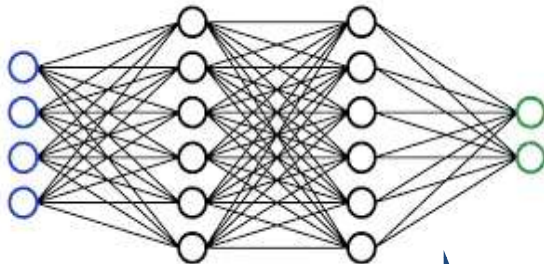
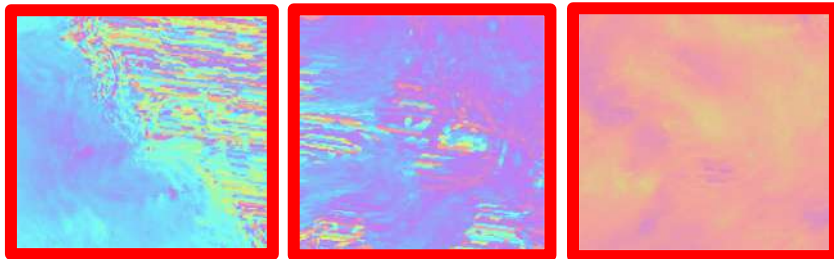
Mouvement :



→ Mouvement = 1

→ Perturbation = 0

Perturbation :



→ Mouvement = 0

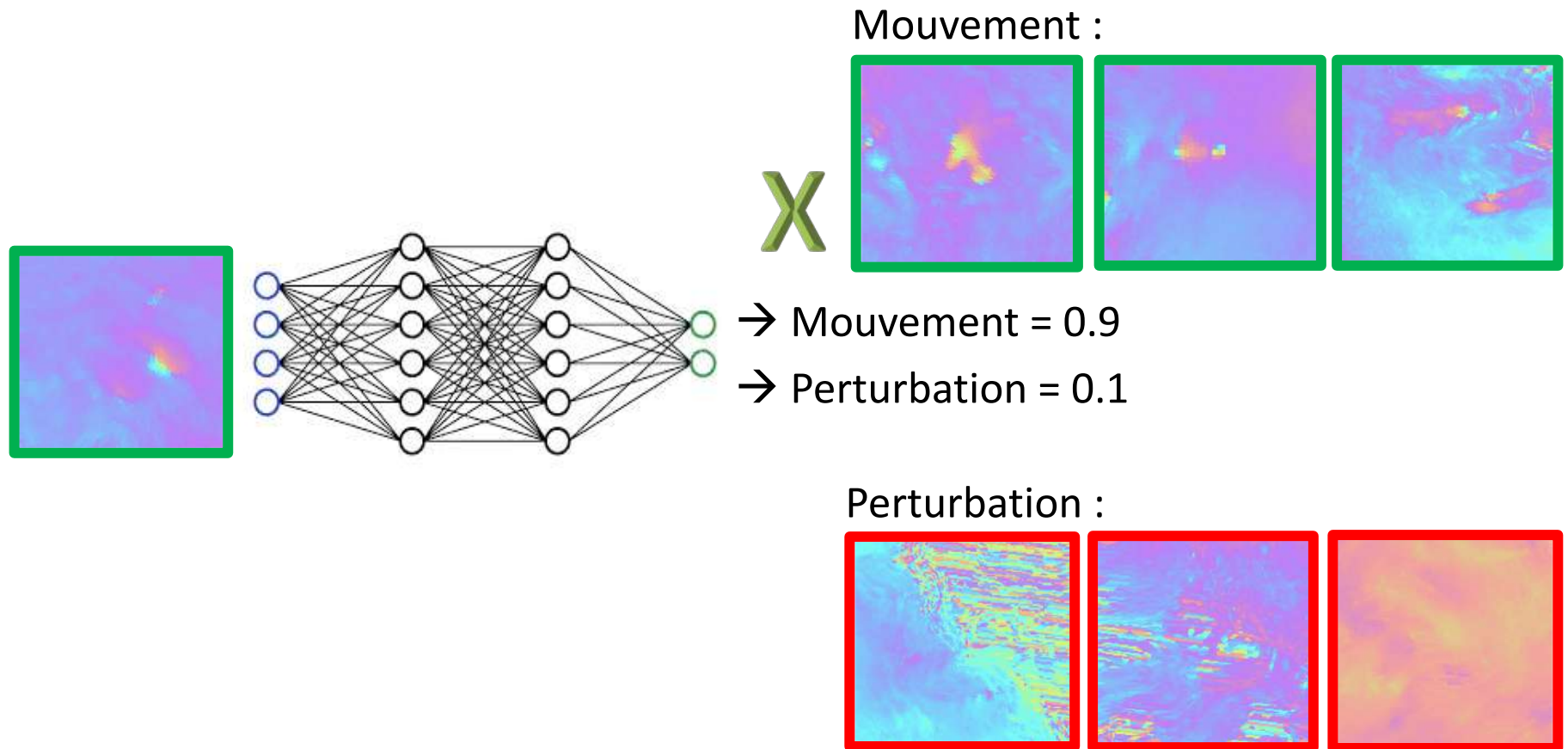
→ Perturbation = 1

- Minimisation d'une fonction de coût (LOS)
- Choix des hyperparamètres

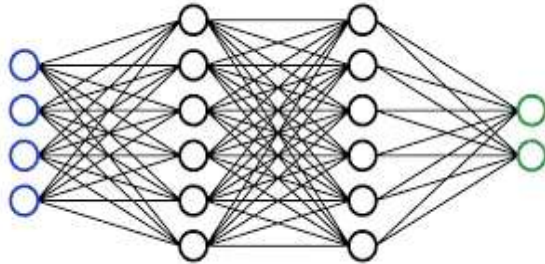
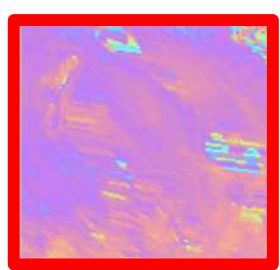
Entraînement long :
montrer des milliers
d'exemples connus



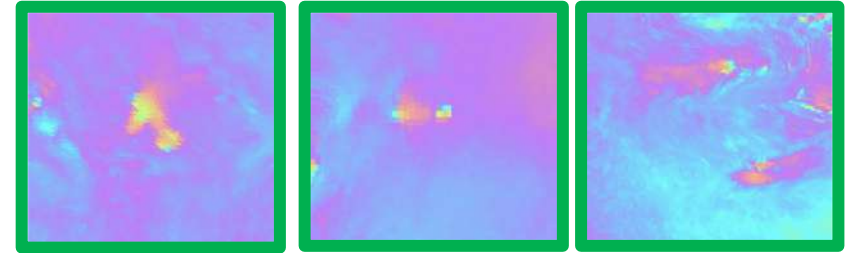
IA & apprentissage supervisé - Inférence



IA & apprentissage supervisé - Inférence



Mouvement :

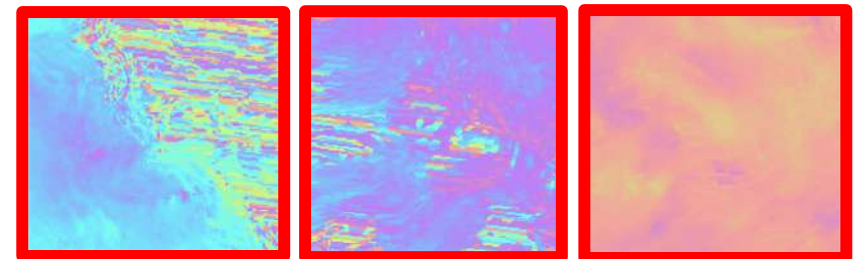


→ Mouvement = 0.2

→ Perturbation = 0.8

Perturbation :

X



- Evaluation de performance
- Publication / diffusion
- Utilisation opérationnelle

IA & apprentissage supervisé - Limitation

❑ Besoins :

- une (grande) **base annotée**
- **des moyens de calcul** (1 CPU vs 1 GPU vs des GPU)
- tester des centaines de configurations et hyperparamètres

❑ Quelques directions :

- **le transfert d'apprentissage** : réutiliser les représentations génériques et entraîner une seule nouvelle couche spécialisée
- **l'apprentissage non supervisé** : faire apparaître des familles non nommées
- le couplage **réseaux de neurones et fouille de données** (recherche de motifs séquentiels fréquents) pour améliorer l'explicabilité [Pelous et al. 2024]

[Pelous et al. 2024] Enzo Pelous, Nicolas Méger, Alexandre Benoit, Abdourrahmane Atto, Dino Ienco, et al..
Explaining the decisions and the functioning of a convolutional spatiotemporal land cover classifier with channel attention and redescription mining. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2024, 215, pp.256-270.

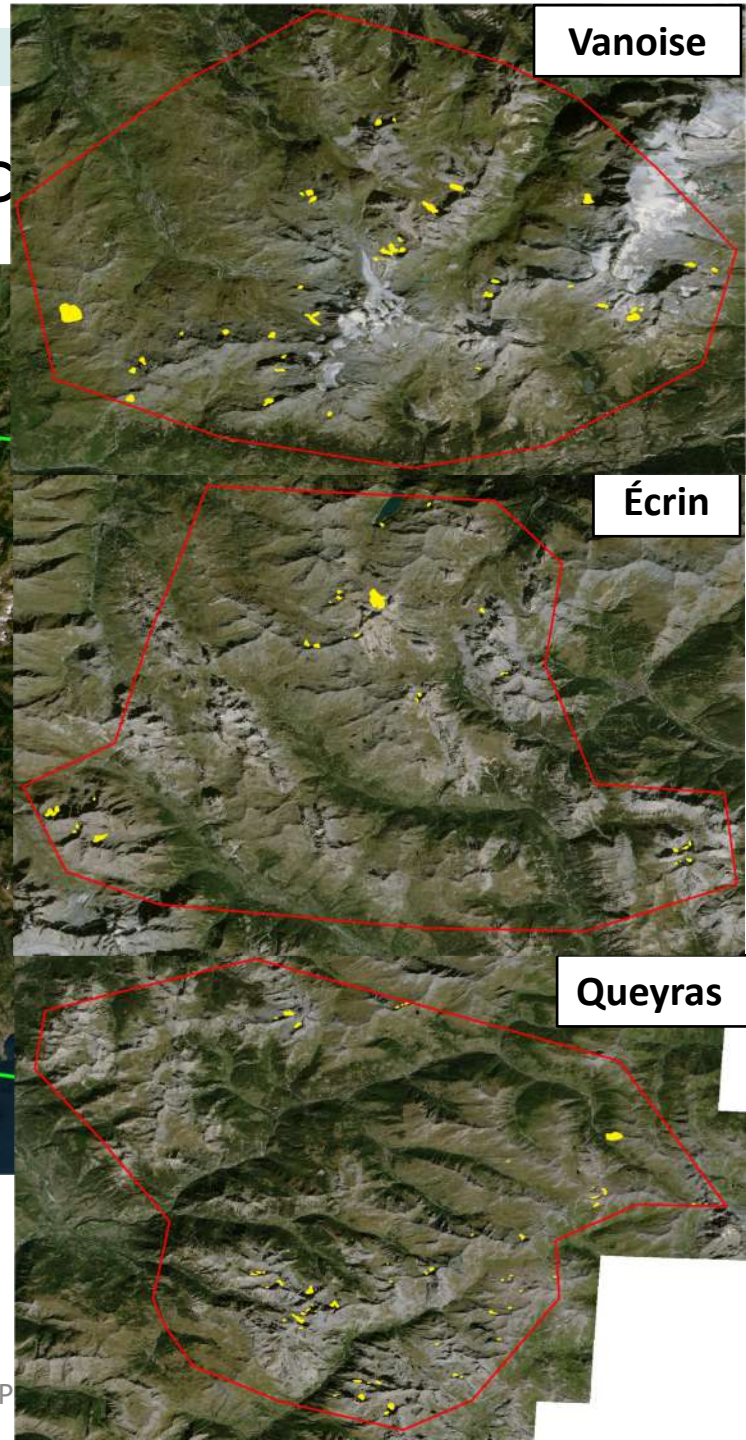
Plan

- ❑ Du « Traitement d'images » à l'IA
- ❑ Réseaux de neurones profonds
- ❑ Apprentissage machine « Machine Learning »
- ➔ ❑ Détection de mouvements gravitaires par Interférométrie SAR :
Base de données ISSLIDE et stratégie ECSPLAIN

Mouvements gravitaires – Glac



- Données Sentinel-1
- 3 régions d'intérêt
- Annotations des interférogrammes à 6 jours

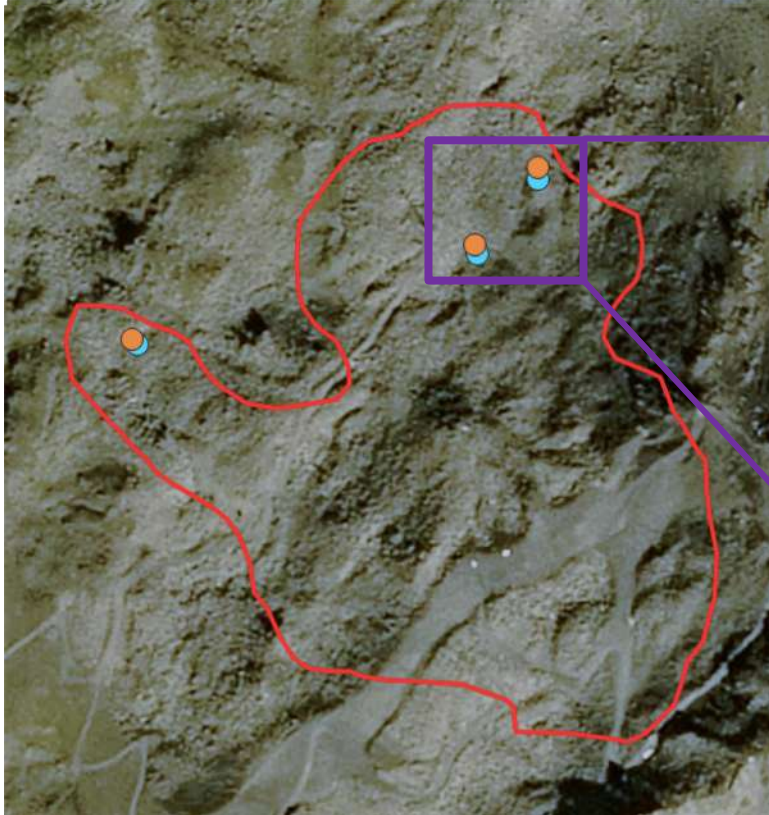


Vanoise

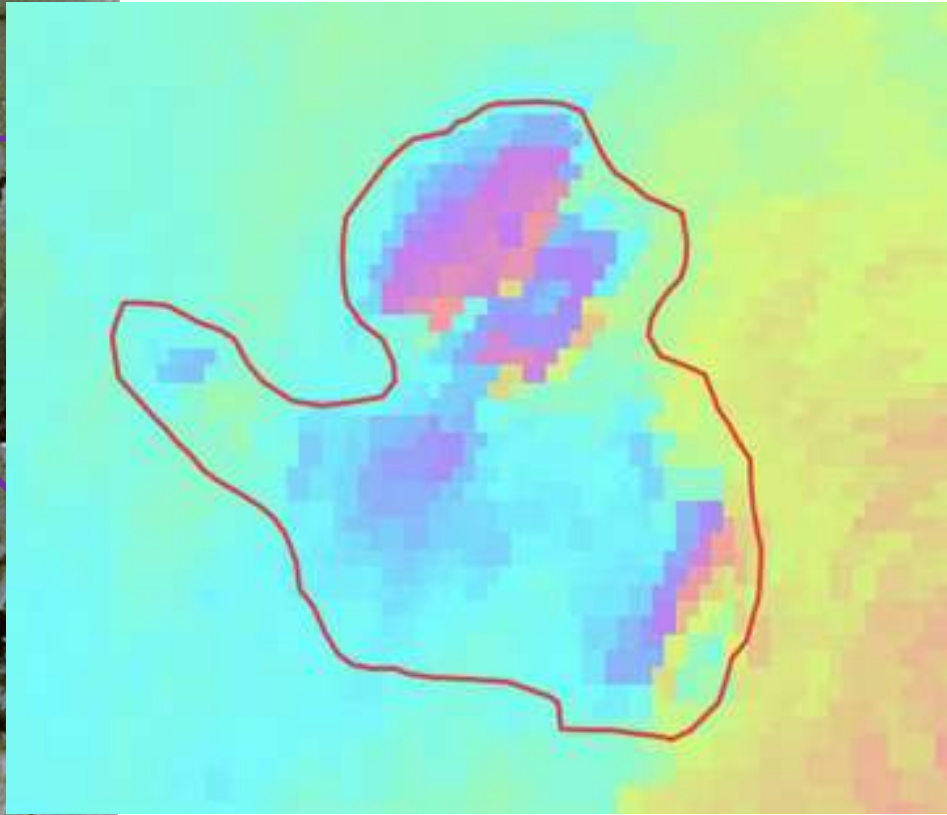
Écrin

Queyras

Mouvements lents détectables par interférométrie radar (InSAR)



SPOT 6/7 2014-2023

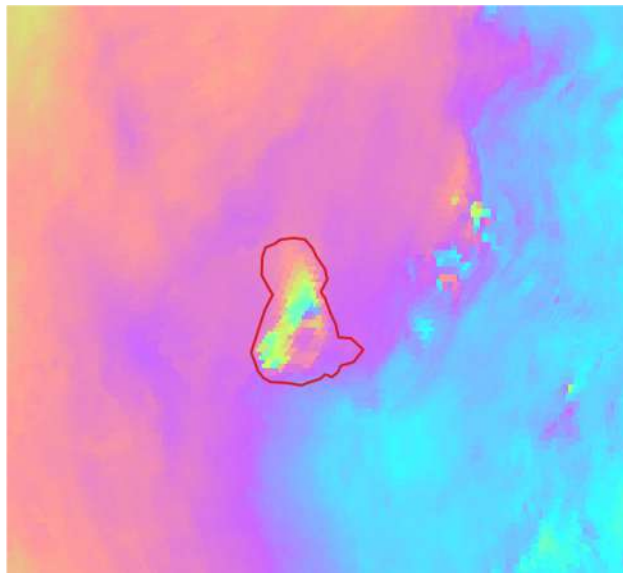


Interférogramme Sentinel-1 (6 jours)

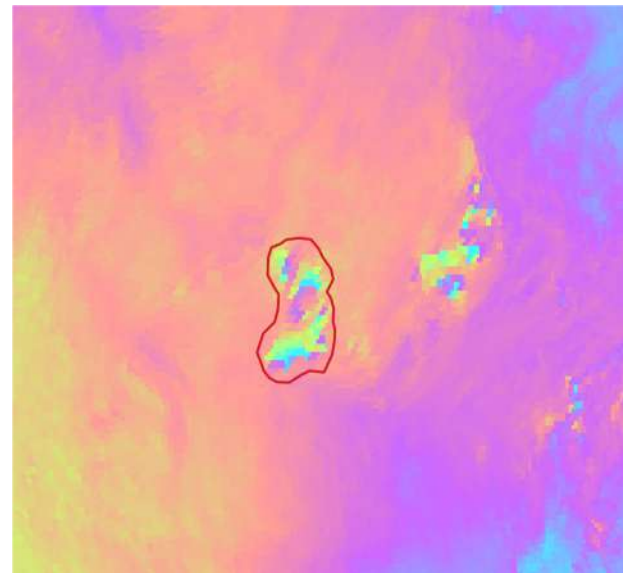
Base de données ISSLIDE*: InSAR dataset for Slow SLiding area Detection

Annotations des interférorammes

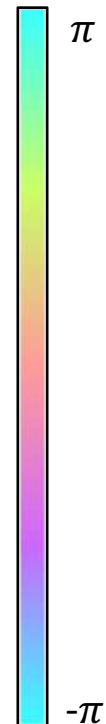
□ *Motifs recherchés :*



Bulles



Franges

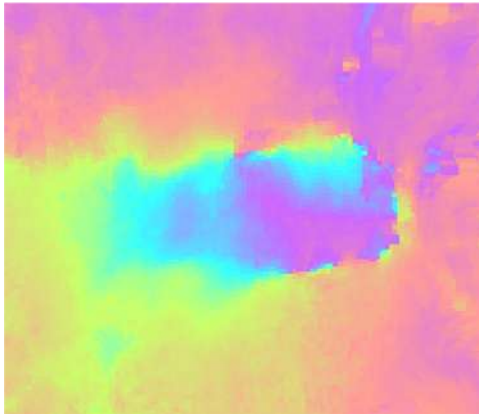


* Publiée sur ieee-dataport :

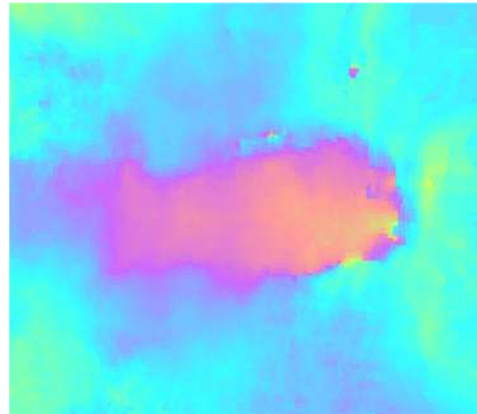
<https://ieee-dataport.org/documents/isslide-insar-dataset-slow-sliding-area-detection-machine-learning>

Base de données ISSLIDE : InSAR dataset for Slow SLiding area Detection

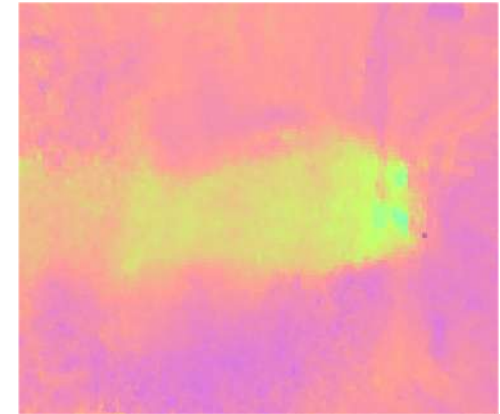
□ *Continuité du mouvement*



2-14 / 07 / 2018

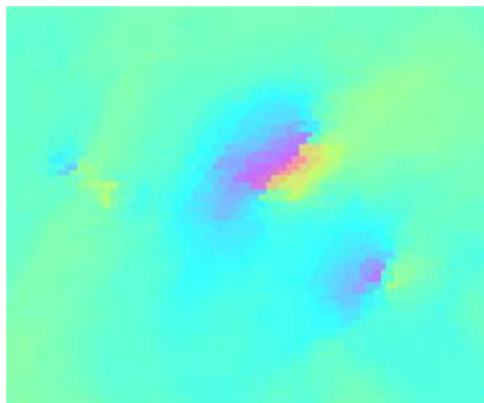


8-20 / 07 / 2018

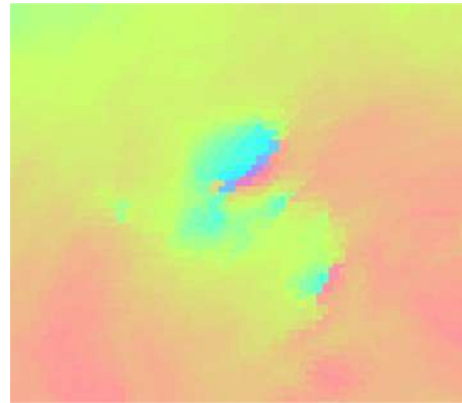


14-26 07/2018

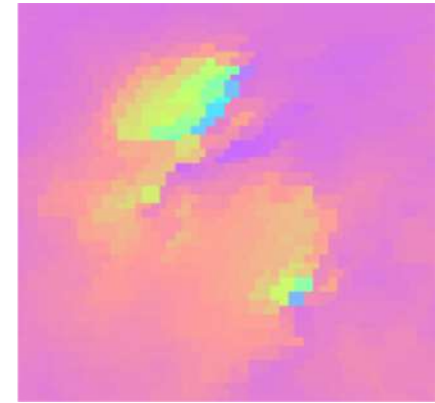
□ *Base temporelle multiple*



6 jours



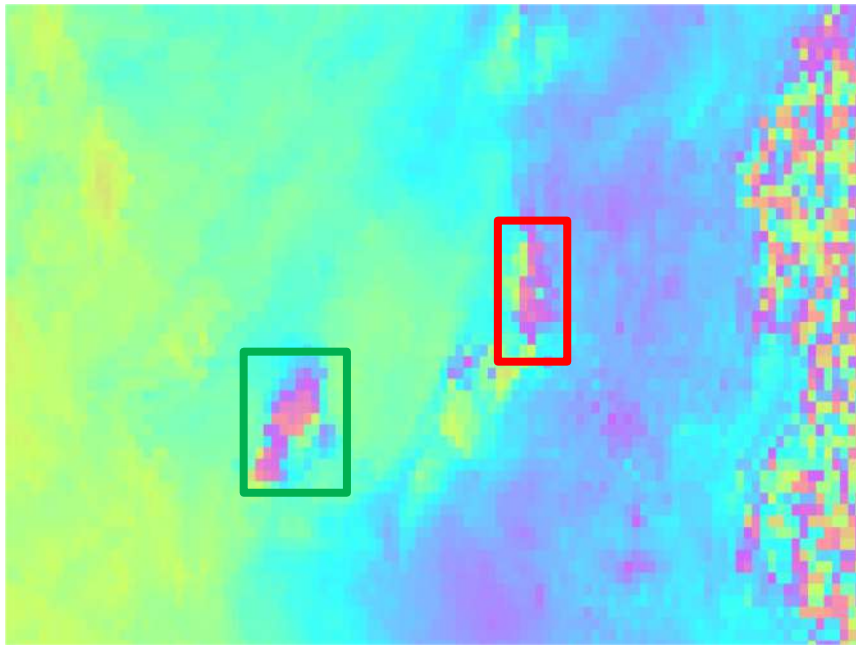
12 jours



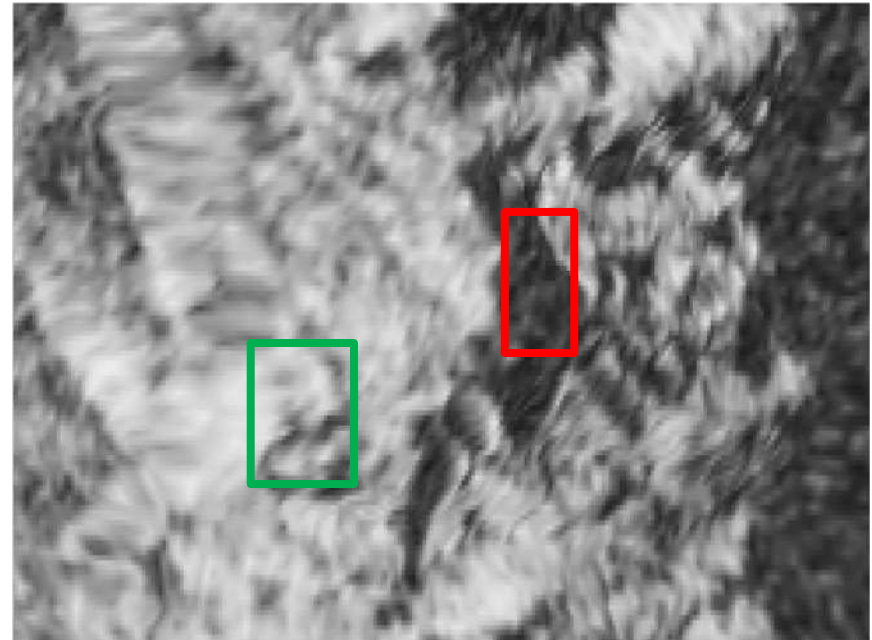
18 jours

Base de données ISSLIDE : InSAR dataset for Slow SLiding area Detection

□ *Cohérence élevée*



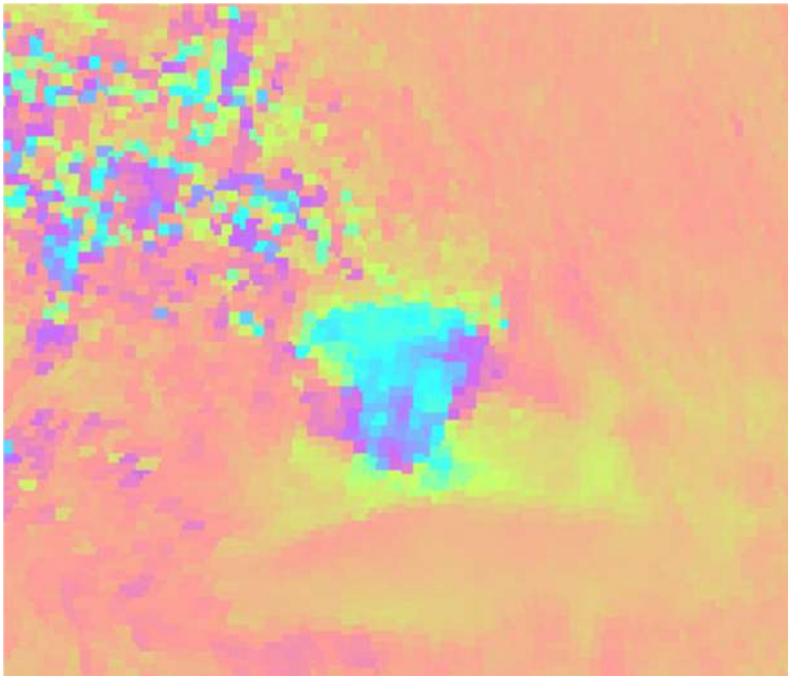
Interférogramme



Cohérence

Base de données ISSLIDE : InSAR dataset for Slow SLiding area Detection

□ *Vérification avec les images optiques*

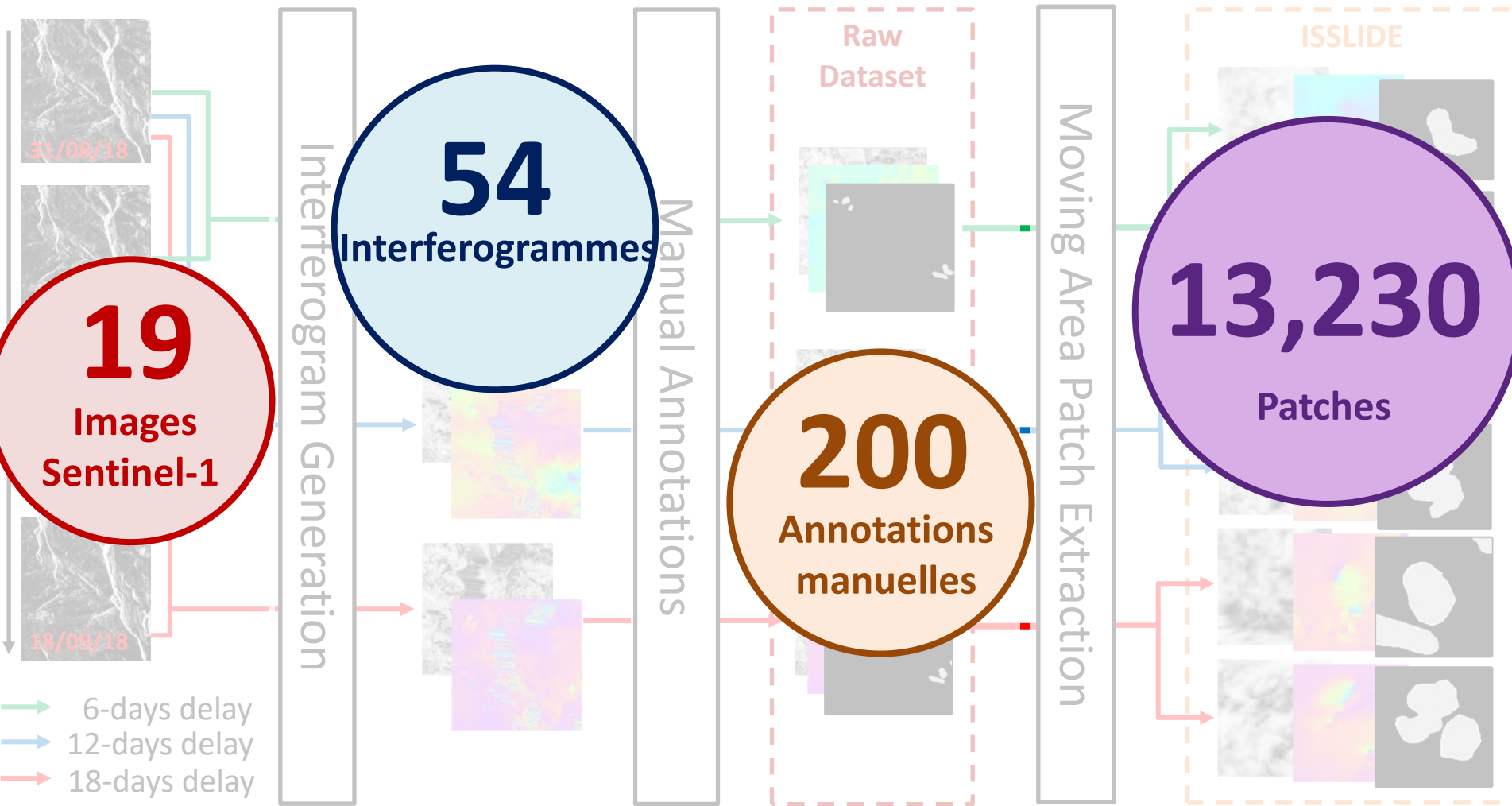


Interférogramme Sentinel-1

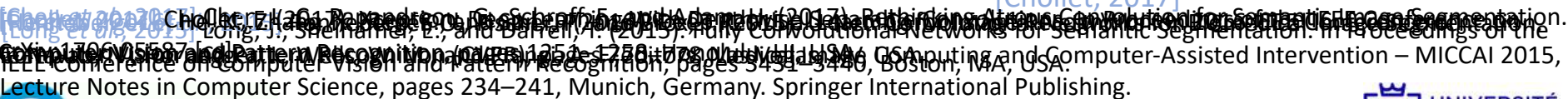


SPOT 6-7

Base de données ISSLIDE [Bralet 2024]



A. Bralet, E. Trouvé, J. Chanussot, and A. M. Atto, "ISSLIDE: A New InSAR Dataset for Slow SLiding Area Detection With Machine Learning," IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, vol. 21, pp.1–5, 2024

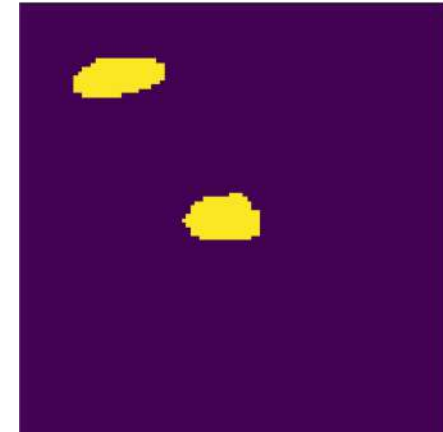
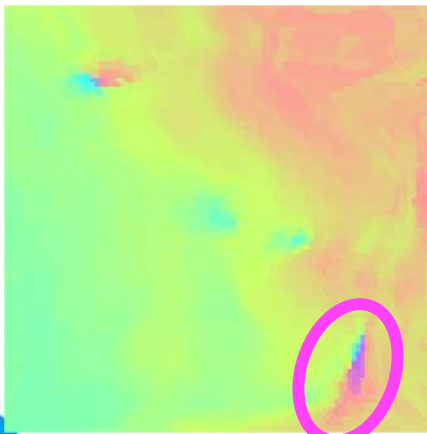


Evaluation de performance qualitative

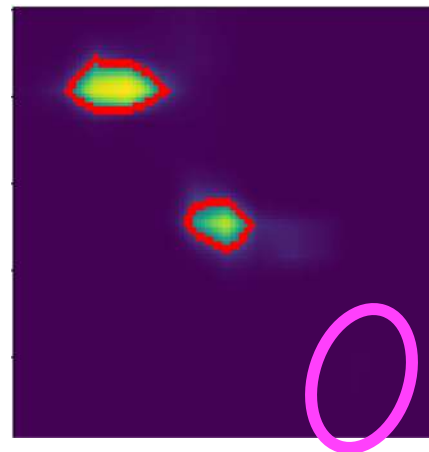
Cohérence



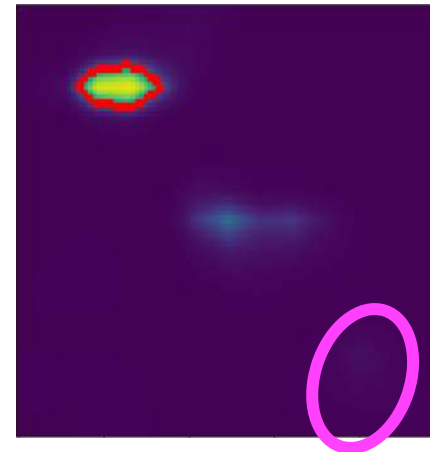
Interférogramme



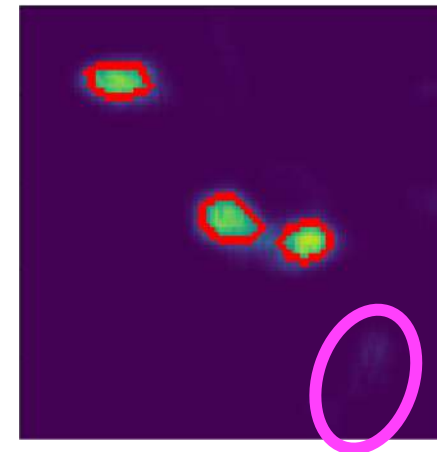
Vérité terrain



FCN_{Scratch}
[Long *et al.*, 2015]



DeepLabV3_{Scratch}
[Chen *et al.*, 2017]



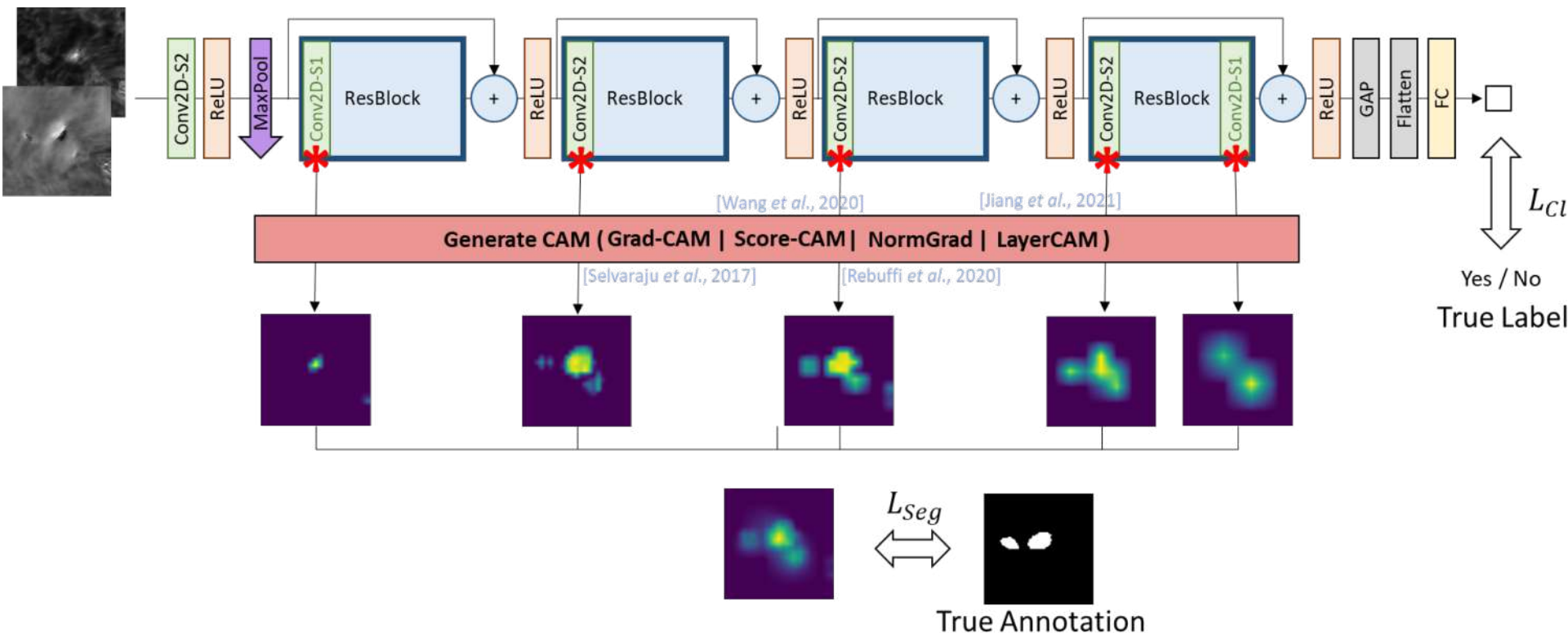
ResUNet
[He *et al.*, 2016]

Evaluation de performance quantitative

Seuil
optimal

	F1-S ↑	AUC ↑	Dice ↑	IoU ↑	HD ↓
FCN _{Scratch} [Long <i>et al.</i> , 2015]	0.690	0.980	0.645	0.503	21.695
FCN _{Pre-trained}	0.677	0.976	0.628	0.486	22.951
DeepLabV3 _{Scratch} [Chen <i>et al.</i> , 2017]	0.673	0.978	0.630	0.486	<u>22.352</u>
DeepLabV3 _{Pre-trained}	0.666	0.976	0.620	0.480	22.887
UNet [Ronneberger <i>et al.</i> , 2015]	0.675	0.977	0.636	0.497	25.912
ResUNet [He <i>et al.</i> , 2016]	<u>0.681</u>	<u>0.979</u>	<u>0.639</u>	<u>0.500</u>	25.921
SepUNet [Chollet, 2017]	0.651	0.972	0.606	0.466	28.026

Modèle ECSPLAIN : Explainability-Constrained claSsifier for Pairing detection and Localization of moving Areas on INterferograms [Bralet 2024]

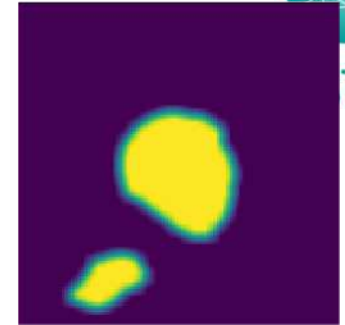


[Bralet 2024] Apprentissage Profond pour la Détection Multimodale d'Instabilités Gravitaires Soudaines et Lentes à partir d'Images Satellitaires Bitemporelles, Antoine Bralet, thèse Université Savoie Mont Blanc, Oct. 2024

ECSPPLAIN : évaluation qualitative

Cartes d'activation

Vérité terrain



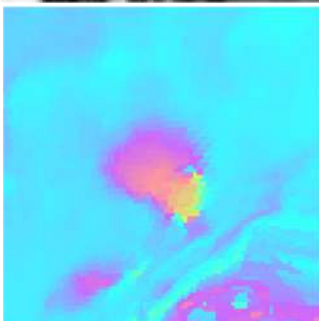
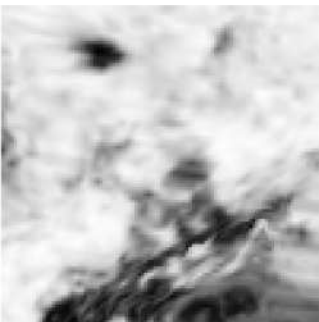
Grad-CAM

Layer-CAM

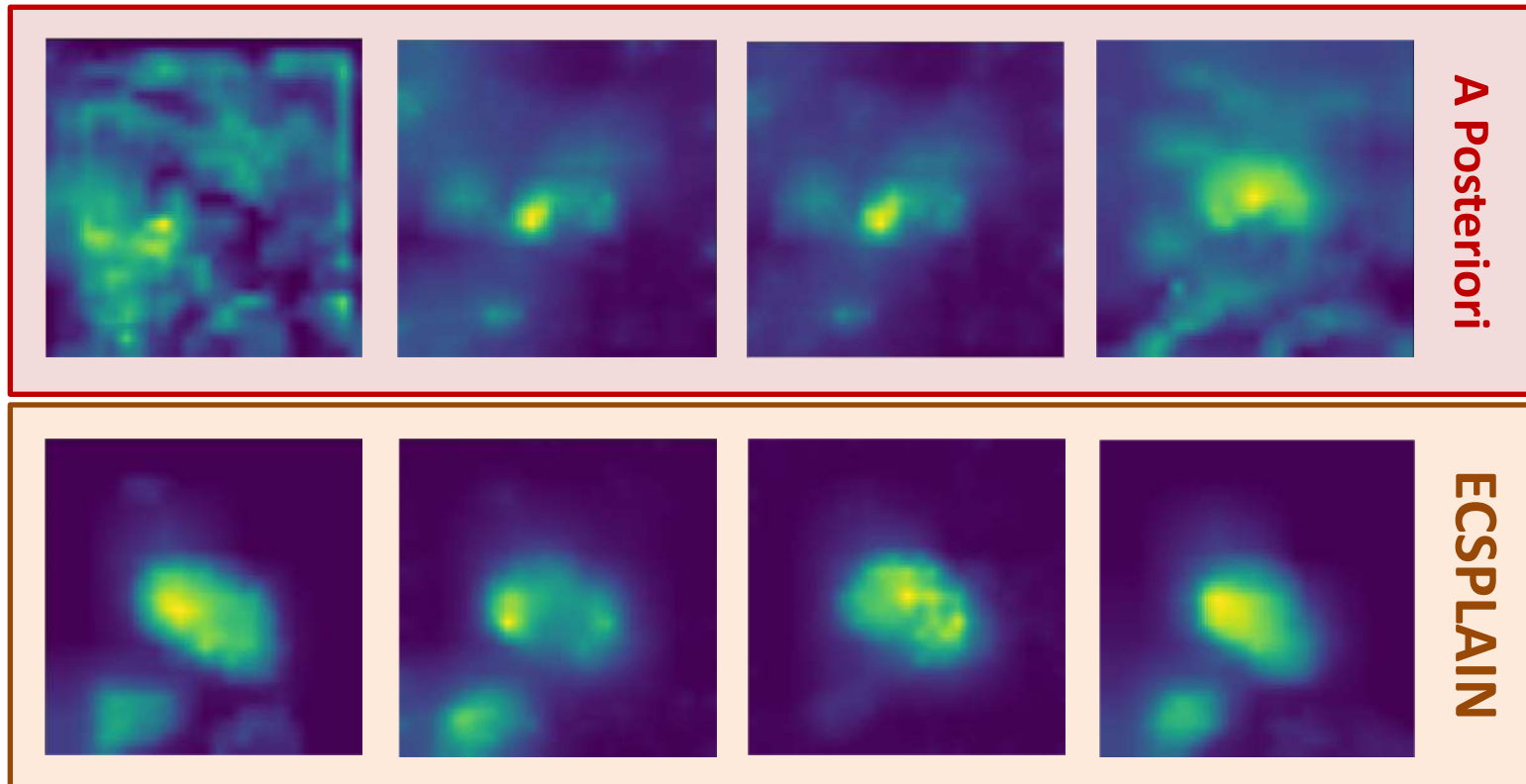
NormGrad

Score-CAM

Cohérence



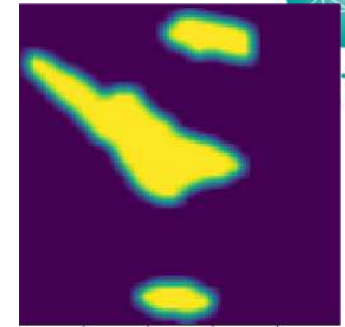
Interférogramme



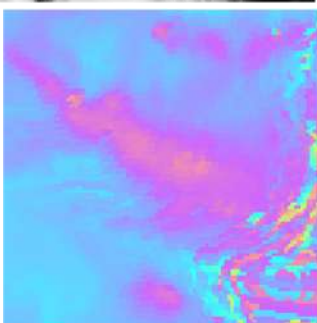
ECSPPLAIN : évaluation qualitative

Résultat final

Vérité terrain

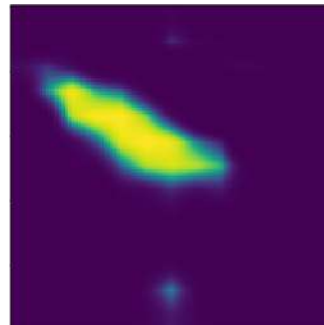


Cohérence

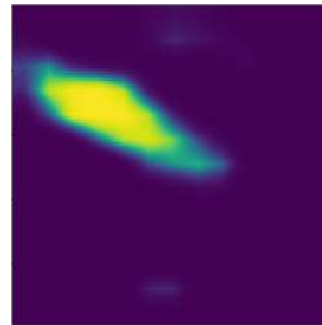


Interférogramme

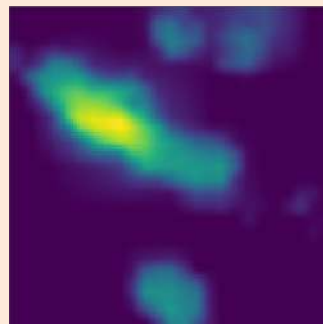
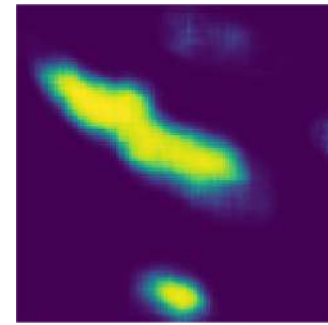
FCN



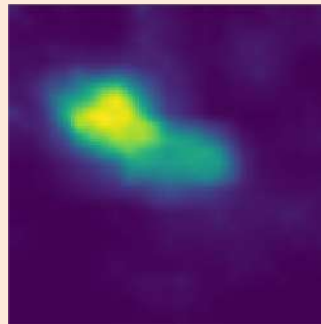
DeepLabV3



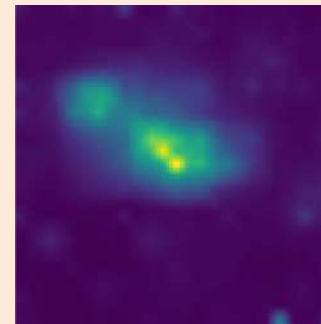
ResUNet



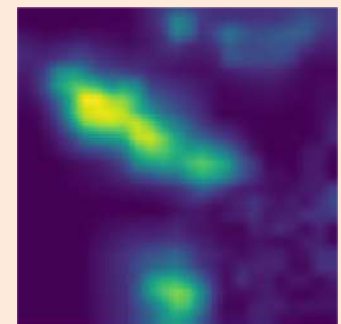
Grad-CAM



Layer-CAM



NormGrad



Score-CAM

ECSPPLAIN

Conclusion - Perspectives

- ❑ IA => changement d'approche
 - ❑ Aborder les problèmes de détection, estimation, segmentation... par l'APPRENTISSAGE
 - ❑ Préparer, labeliser des données
 - ❑ Développer des modèles IA qui intègrent les modèles physiques
- ❑ Des défis liés à l'IA
 - ❑ Les biais d'apprentissage
 - ❑ L'étiquetage des données
 - ❑ L'explicabilité
 - ❑ La cybersécurité
 - ❑ La frugalité
 - ❑ L'éthique