Télédétection et Intelligence Artificielle

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

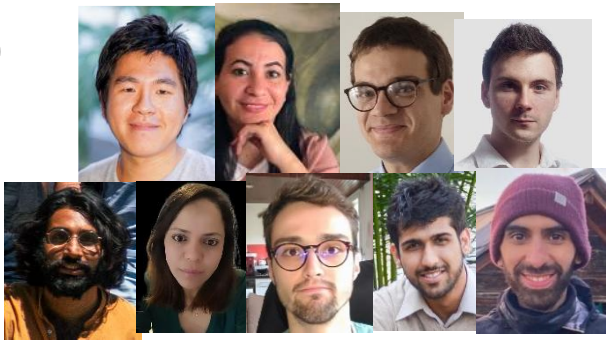
LISTIC – Université Savoie Mont Blanc

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

Projet National C2ROP2 – Journée IA – 13/05/2025

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

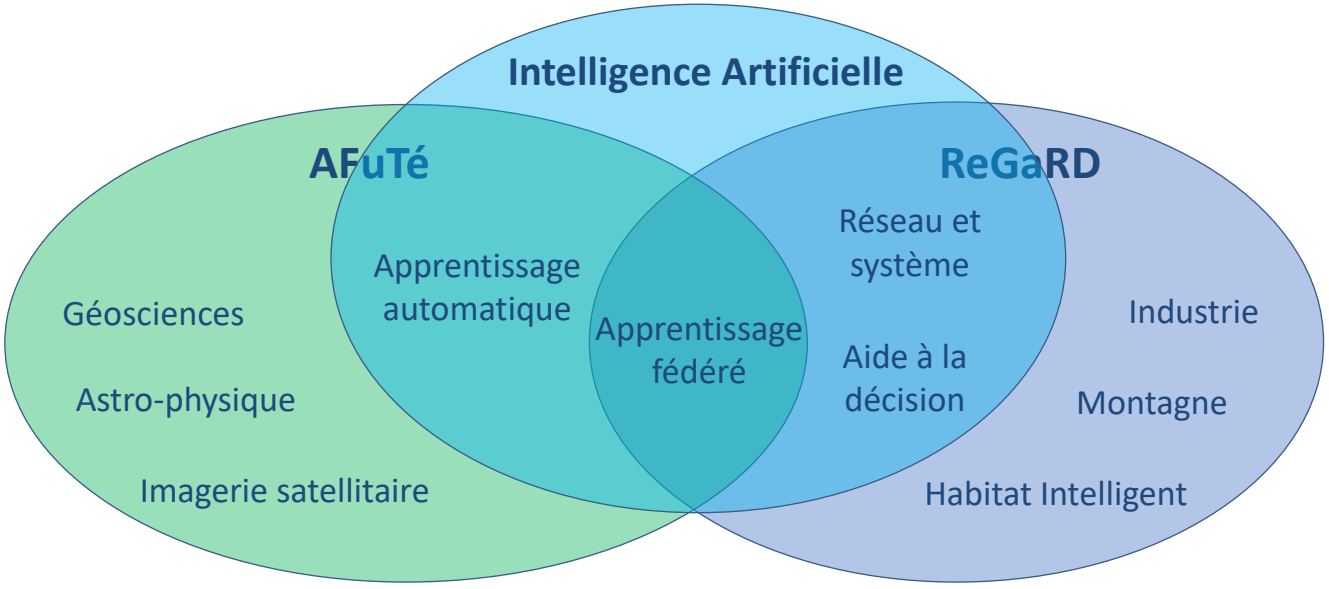
- 1 équipe :
  - 40 enseignants-chercheurs,
    9 maîtres de conférences recrutés depuis 2020
  - ~30 doctorants,
  - 3 personnels d'appuie à la recherche



- 2 thèmes d'animation scientifique :
  - AFuTé : Apprentissage, Fusion et Télédétection
  - ReGaRD : Représentation, Gestion et tRaitement des Données pour l'humain

Mots clés

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.)

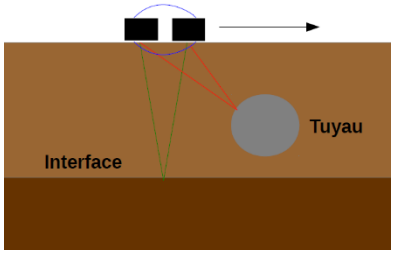


Plan

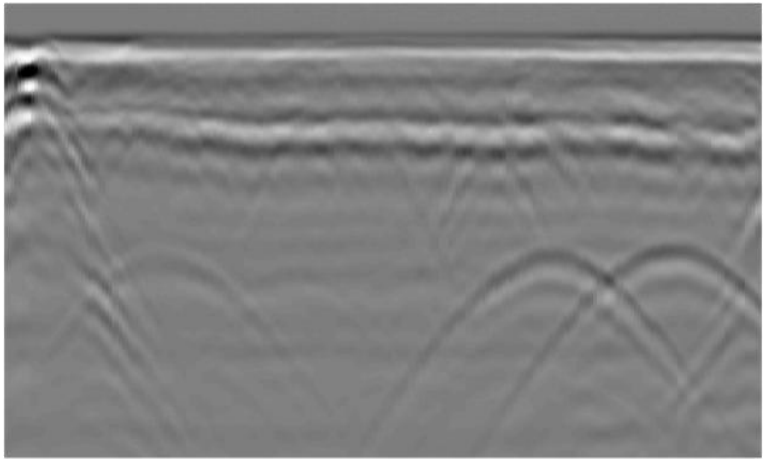
- Du « Traitement d'images » à l'IA
- Réseaux de neurones profonds
- Apprentissage machine « Machine Learning »
- Détection de mouvements gravitaires par Interférométrie SAR : Base de données ISSLIDE et modèle ECSPLAIN

Imagerie sub-surface, géoradar

$$y_m = \left\langle \quad \right\rangle$$



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

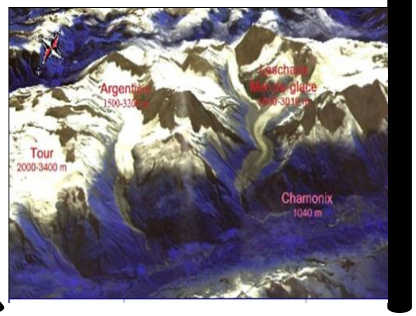


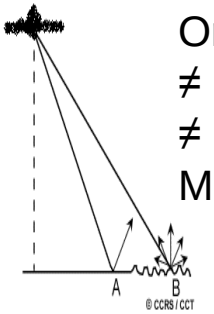
Radargramme (projet FUI G4M)

- Combien de canalisations ?
- Profondeur, diamètre ?
- Type de matériaux ?

Imagerie satellitaire, multi/hyper spectrale, radar (intensité et phase)…

$$y_m = \left\langle \right.$$

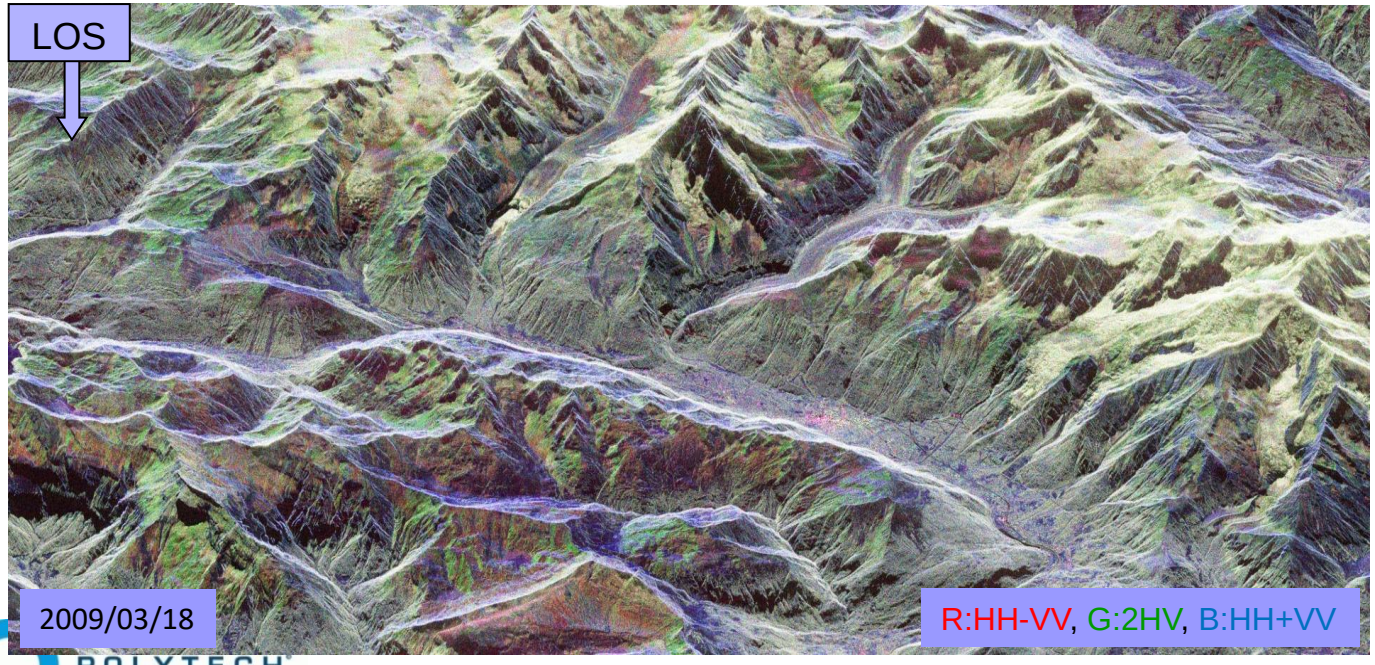




$\left. \right\rangle$

Ondes EM,
≠ Bandes
≠ Polarisations
Multitemporel

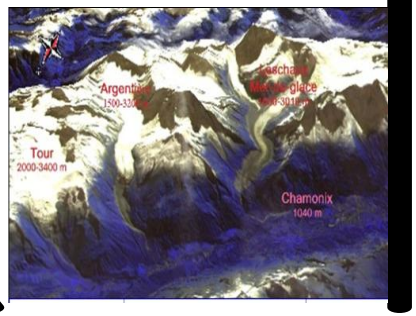
$$y_1 = \langle f, \phi_1 \rangle, \quad y_2 = \langle f, \phi_2 \rangle, \quad \ldots, y_M = \langle f, \phi_M \rangle$$

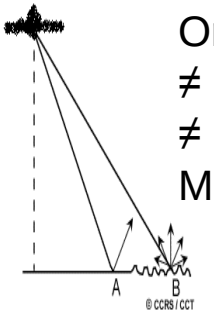


- Surface, vitesse, épaisseur des glaciers ?
- Neige, névé ou glace ?
- Teneur en eau liquide ?

Imagerie satellitaire, multi/hyper spectrale, radar (intensité et phase)…

$$y_m = \left\langle \right.$$

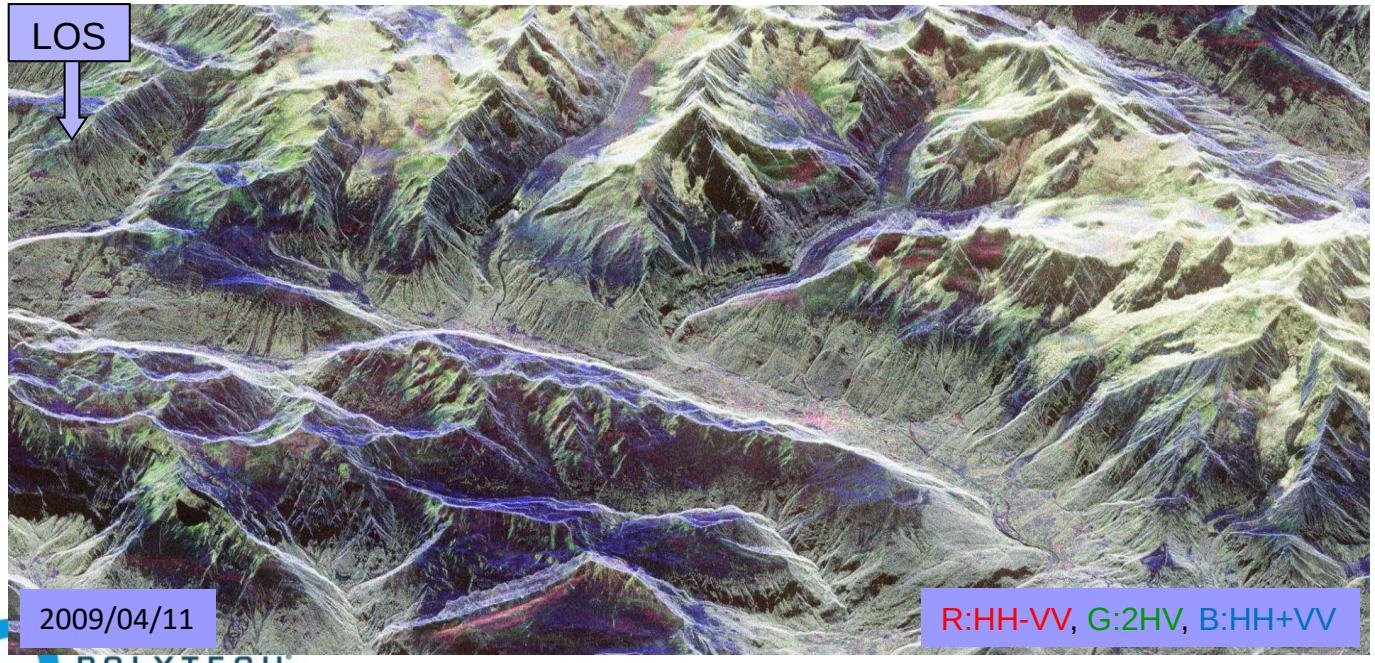




$\left. \right\rangle$

Ondes EM,
≠ Bandes
≠ Polarisations
Multitemporel

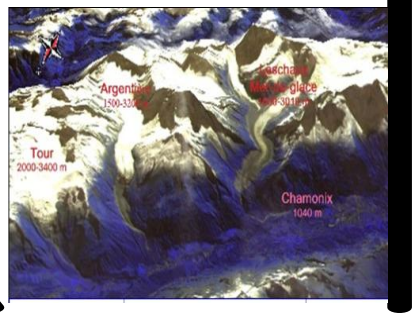
$$y_1 = \langle f, \phi_1 \rangle, \quad y_2 = \langle f, \phi_2 \rangle, \quad \ldots, y_M = \langle f, \phi_M \rangle$$

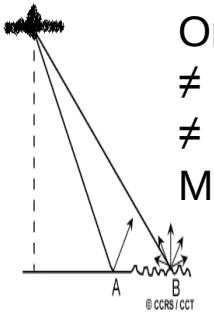


- Surface, vitesse, épaisseur des glaciers ?
- Neige, névé ou glace ?
- Teneur en eau liquide ?

Imagerie satellitaire, multi/hyper spectrale, radar (intensité et phase)…

$$y_m = \left\langle \right.$$

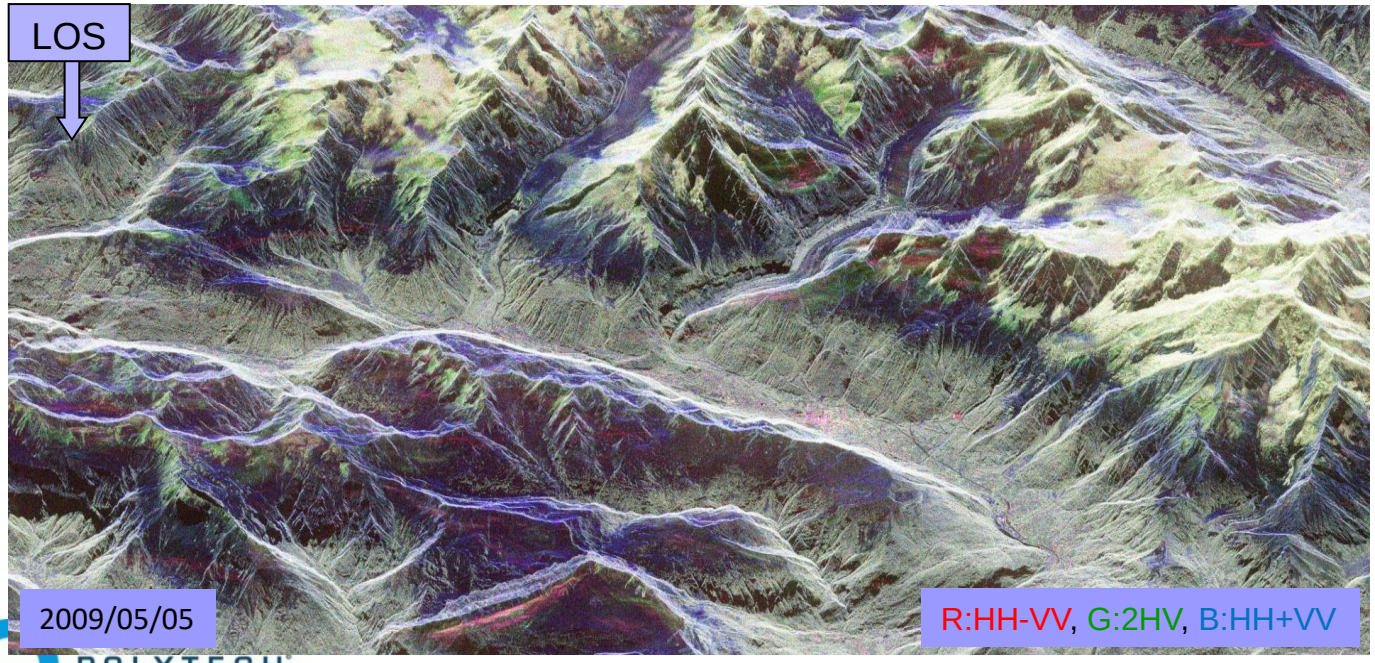




$\left. \right\rangle$

Ondes EM,
≠ Bandes
≠ Polarisations
Multitemporel

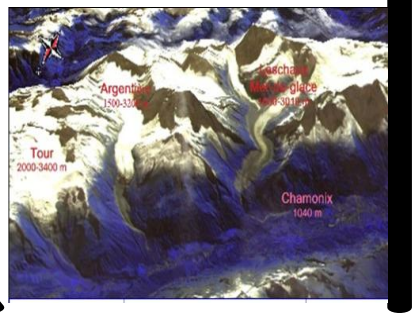
$$y_1 = \langle f, \phi_1 \rangle, \quad y_2 = \langle f, \phi_2 \rangle, \quad \ldots, y_M = \langle f, \phi_M \rangle$$

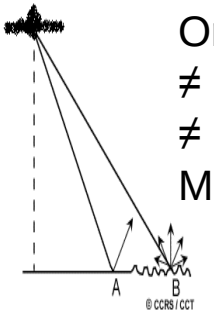


- Surface, vitesse, épaisseur des glaciers ?
- Neige, névé ou glace ?
- Teneur en eau liquide ?

Imagerie satellitaire, multi/hyper spectrale, radar (intensité et phase)…

$$y_m = \left\langle \right.$$

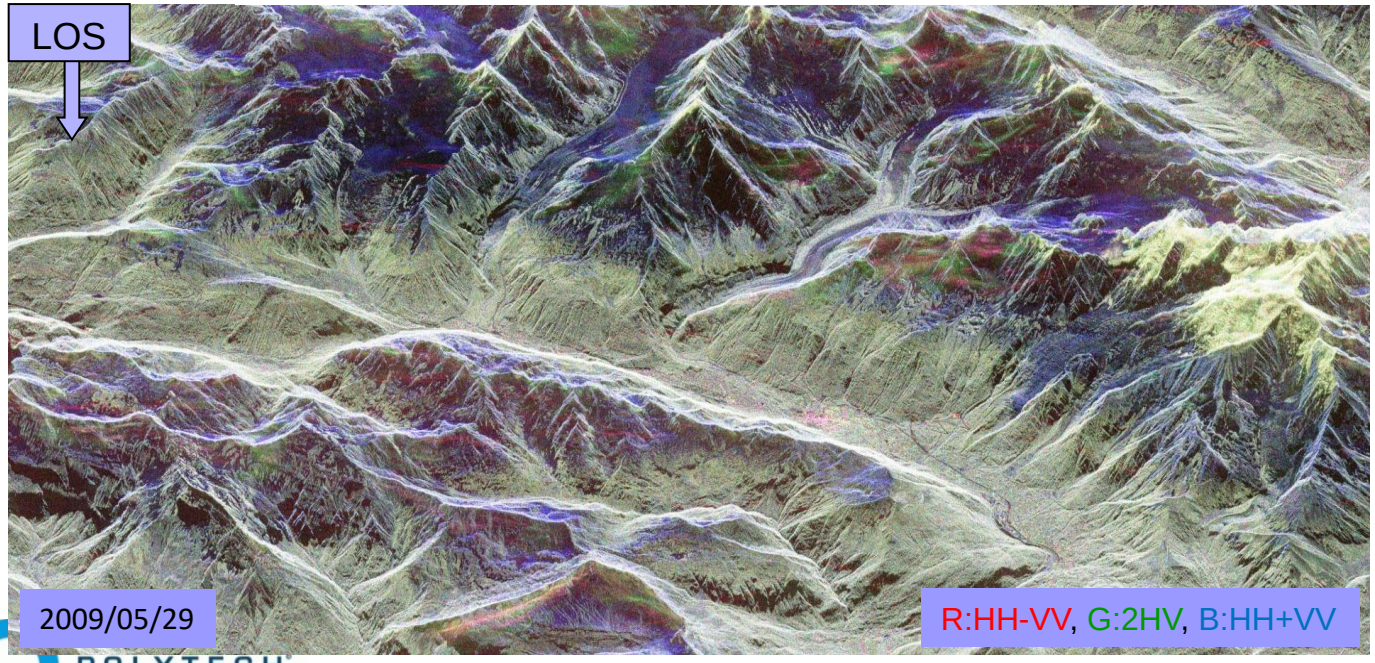




$\left. \right\rangle$

Ondes EM,
≠ Bandes
≠ Polarisations
Multitemporel

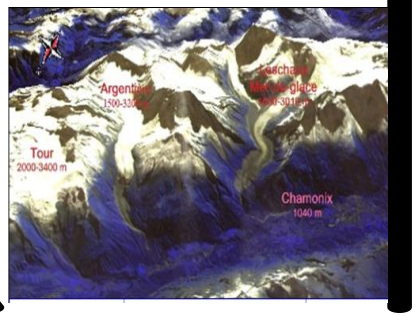
$$y_1 = \langle f, \phi_1 \rangle, \quad y_2 = \langle f, \phi_2 \rangle, \quad \ldots, y_M = \langle f, \phi_M \rangle$$

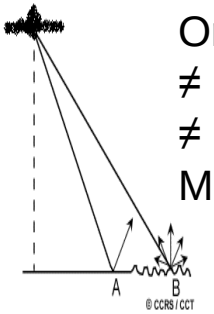


- Surface, vitesse, épaisseur des glaciers ?
- Neige, névé ou glace ?
- Teneur en eau liquide ?

Imagerie satellitaire, multi/hyper spectrale, radar (intensité et phase)…

$$y_m = \left\langle \right.$$

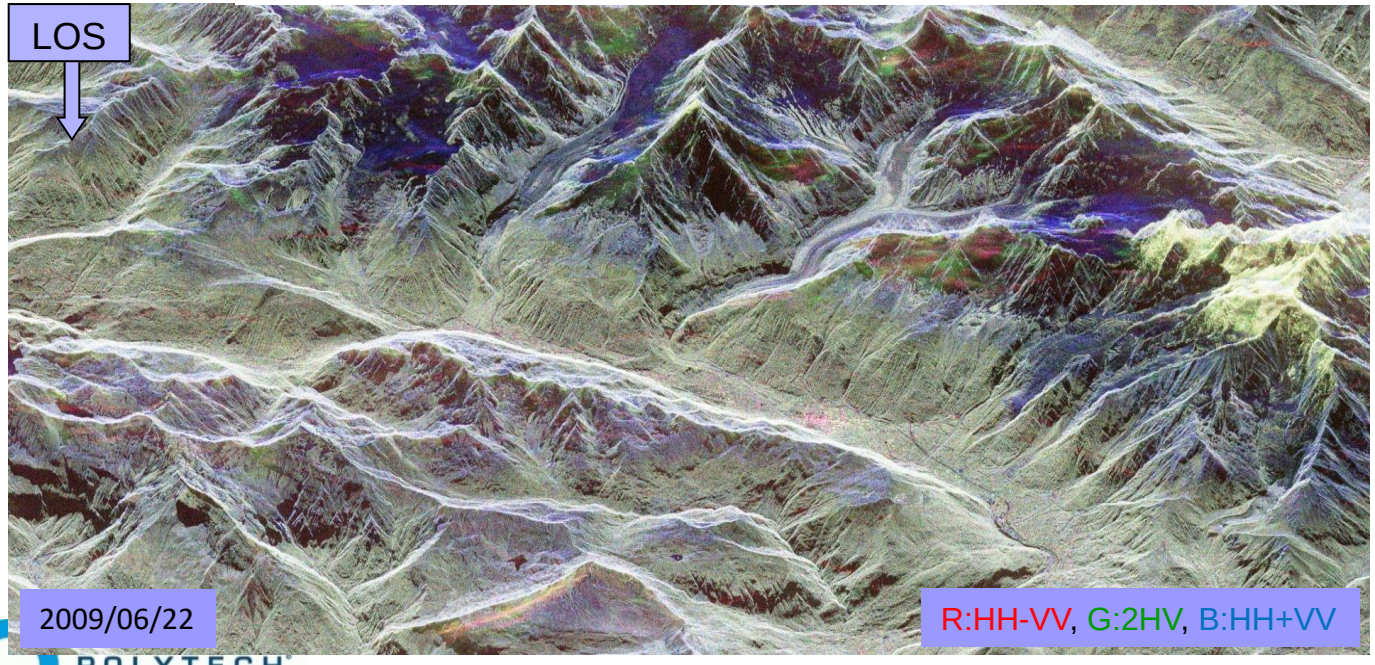




$\left. \right\rangle$

Ondes EM,
≠ Bandes
≠ Polarisations
Multitemporel

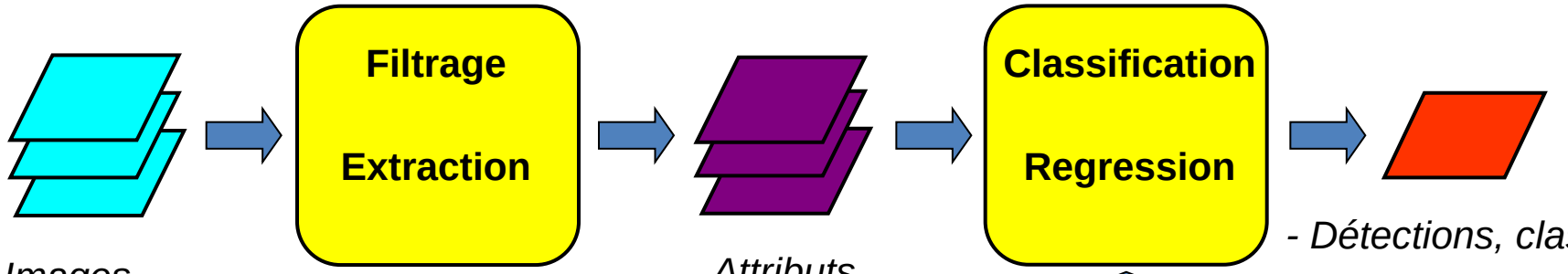
$$y_1 = \langle f, \phi_1 \rangle, \quad y_2 = \langle f, \phi_2 \rangle, \quad \ldots, y_M = \langle f, \phi_M \rangle$$



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

Approche « Chaîne de traitement »

Bas niveau — **Haut niveau**

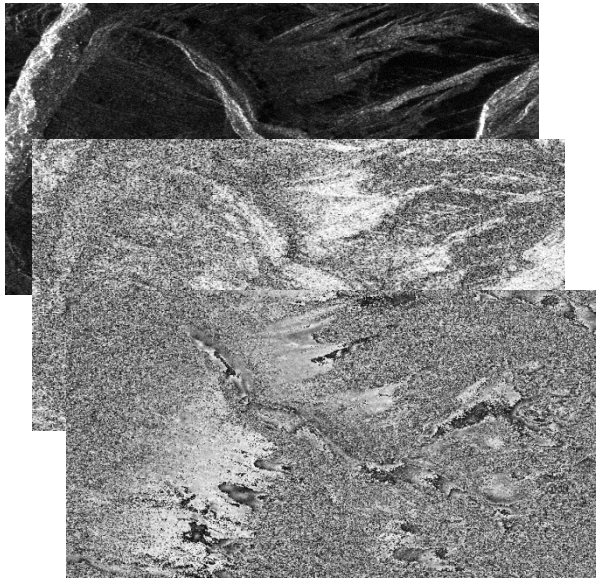


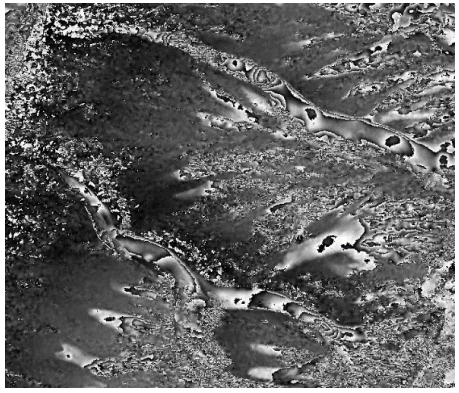
Images multi-composantes

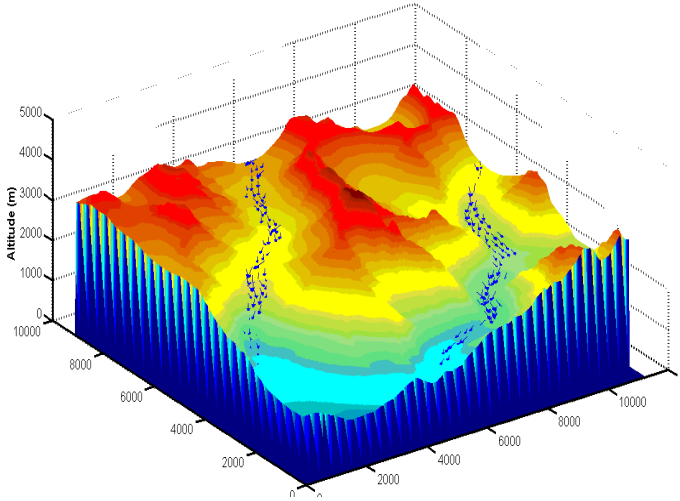
Attributs

- *Détections, classes*
- *Mesures, paramètres*

Information a priori

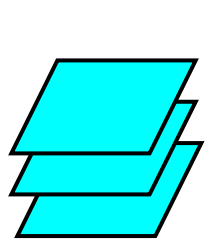






MNE, champs de vitesse

Approche « Intelligence Artificielle »

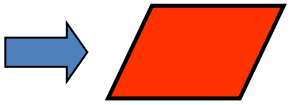


Images multi-composantes

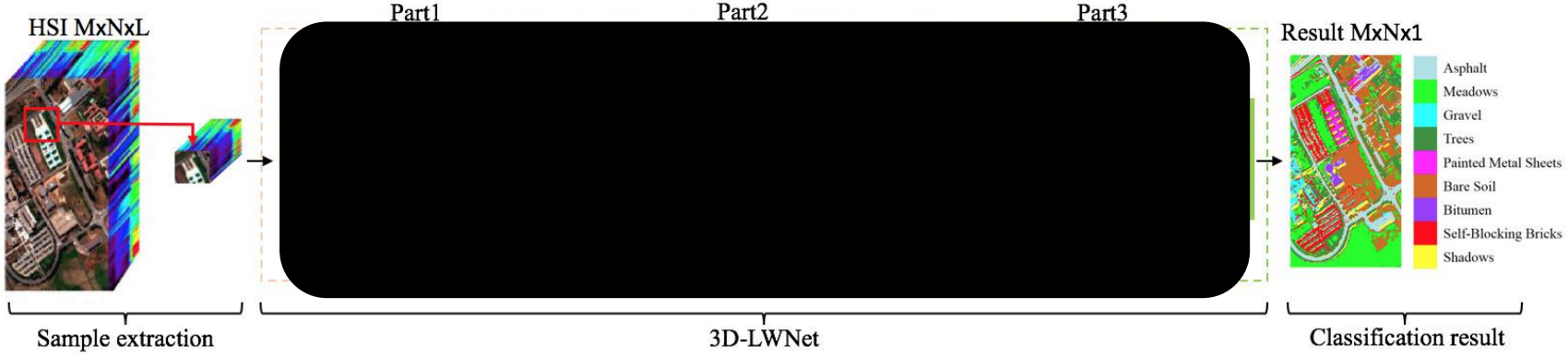
Modèle IA

Apprentissage profond

Données d'apprentissage



- *Détections, classes*
- *Mesures, paramètres*



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

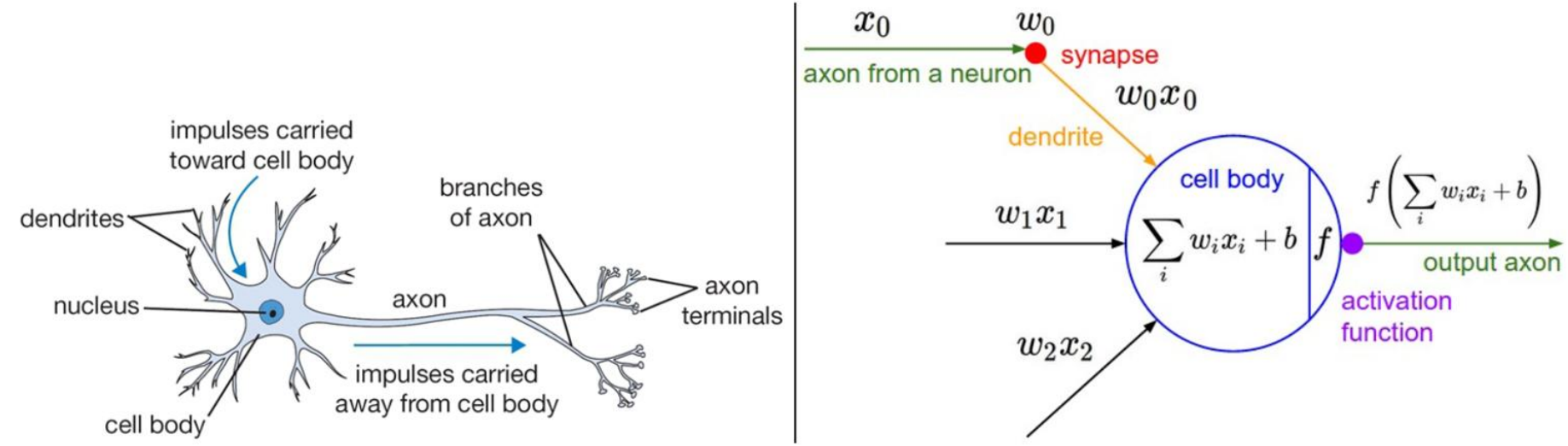
Passage à une approche IA

- 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, stokage)
  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 modèle ECSPLAIN

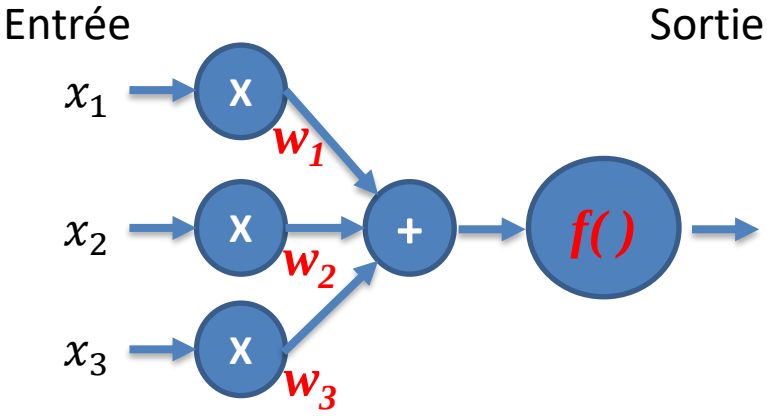
Du neurone vivant au neurone artificiel

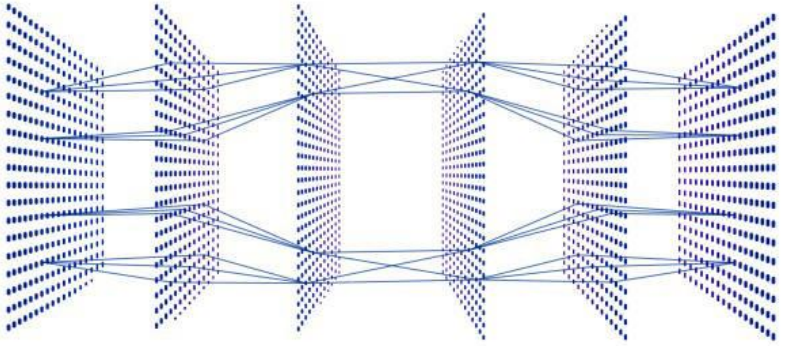


A cartoon drawing of a biological neuron (left) and its mathematical model (right).

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





Réseau de neurones multicouche

- Entrées :

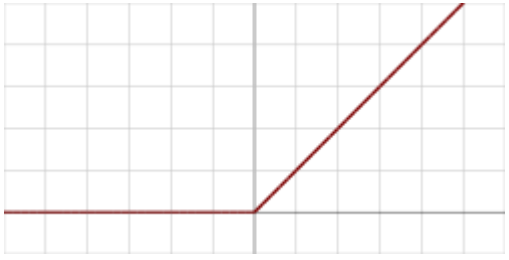
$$x_1, x_2, x_3 \ldots$$

- Somme des entrées pondérées :

$$w_1 x_1 + w_2 x_2 + w_3 x_3 + \cdots$$

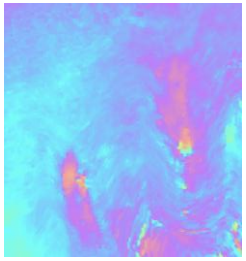
- Fonction d'activation :

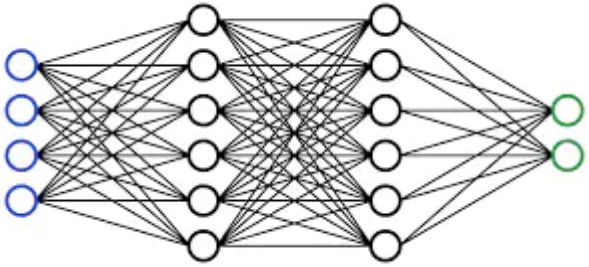
$$f\left(w_1 x_1 + w_2 x_2 + w_3 x_3 + \cdots + b\right)$$



Fonction Unité Linéaire Rectifiée (ReLU)

Des couches de neuronnes





→ Mouvement = ?

→ Perturbation = ?

La mouche à vinaigre
multicouche, multitâche
~0.25M neurones… renouvelable…
~10M synapses (~paramètres)

Réseaux artificiels
multicouche, **monotâche**
~1k neurones
~1M - 100M paramètres

L'humain :
multicouche, multitâche
~86000M neurones… renouvelable…
~1.5e14 synapses (~paramètres)

Des milliers de neurones et bien plus,

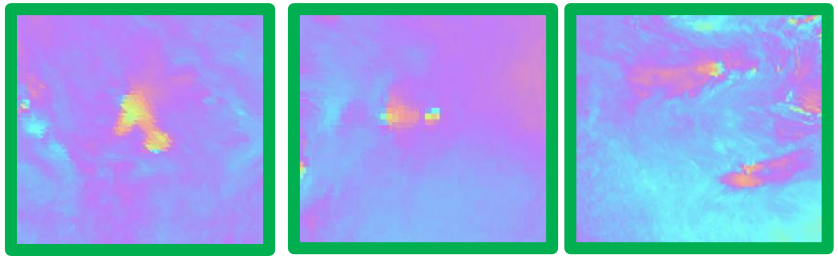
- comment ajuster leurs paramètres,
- **comment apprendre ?**

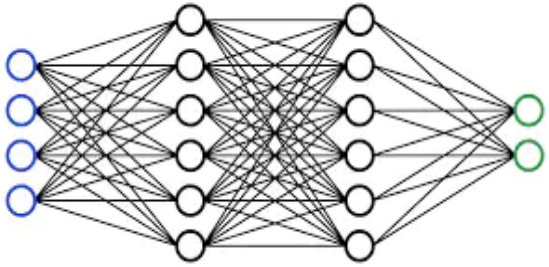
Plan

- 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 modèle ECSPLAIN

IA & apprentissage supervisé - Entrainement

Mouvement :

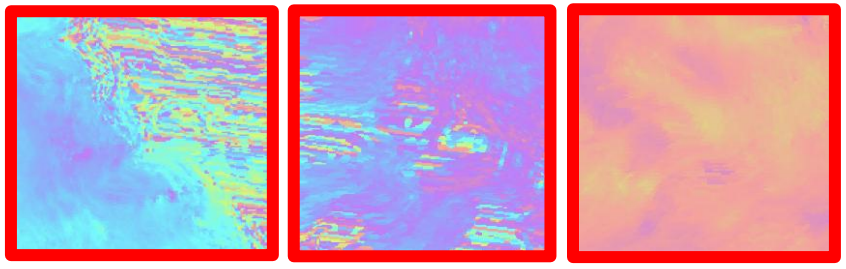


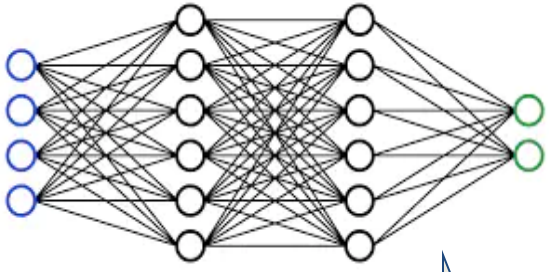


→ Mouvement = 1

→ Perturbation = 0

Perturbation :





→ Mouvement = 0

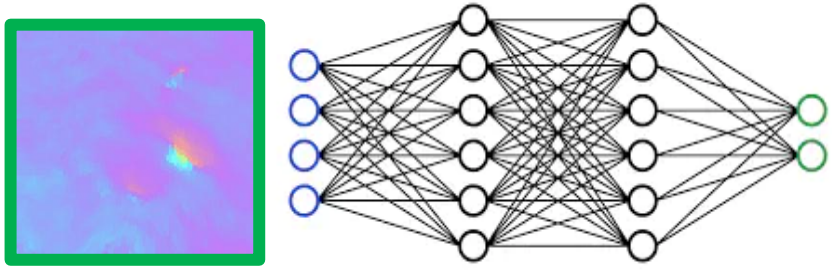
→ Perturbation = 1

➔ Minimisation d'une fonction de coût (LOS)

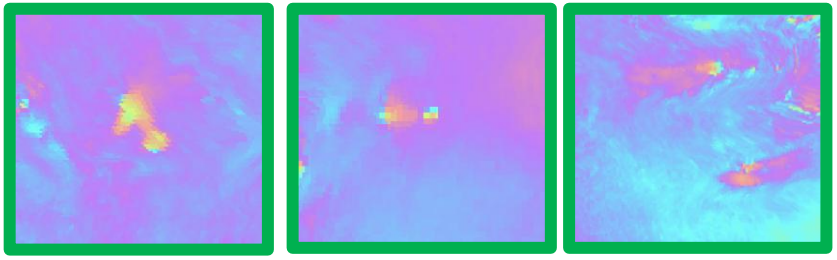
➔ Choix des hyperparamètres

Entrainement long : montrer des milliers d'exemples connus

IA & apprentissage supervisé - Validation



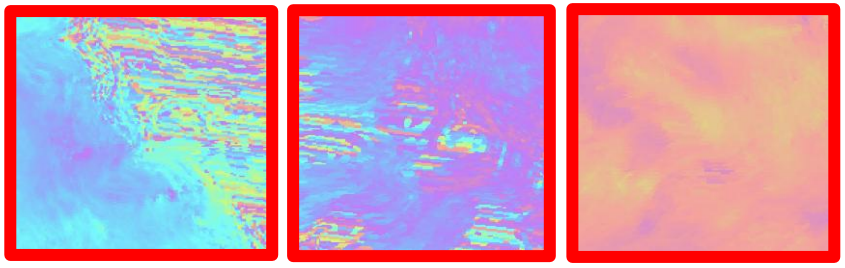
Mouvement :



→ Mouvement = 0.9

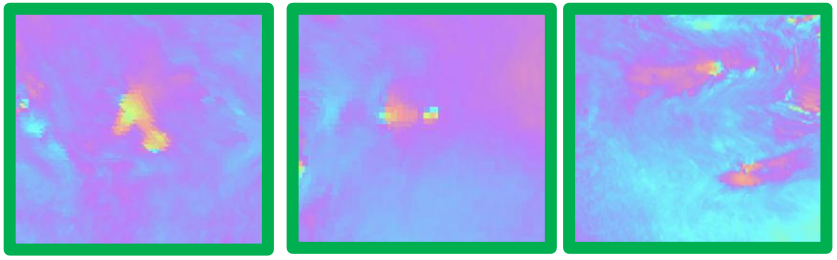
→ Perturbation = 0.1

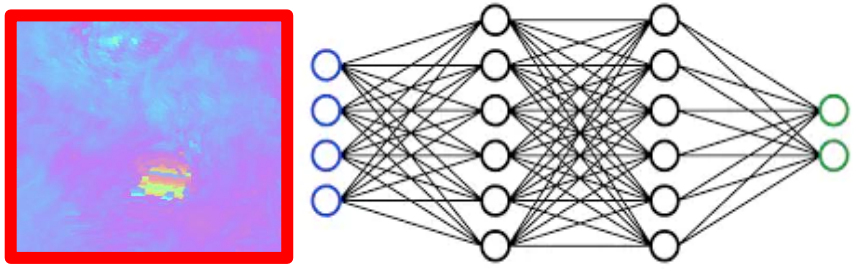
Perturbation :



IA & apprentissage supervisé - Inférence

Mouvement :



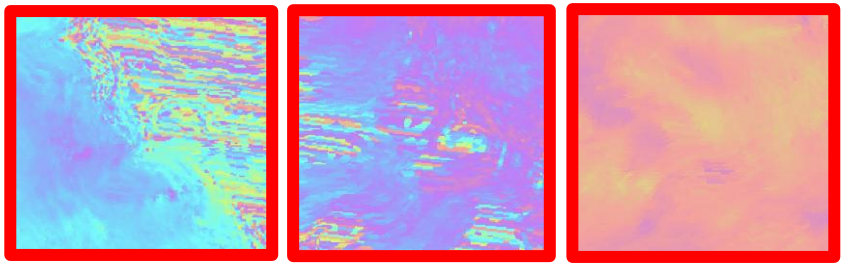


→ Mouvement = 0.2

→ Perturbation = 0.8

Perturbation :

X



➔ Evaluation de performance

➔ Publication / diffusion

➔ Utilisation opérationnelle

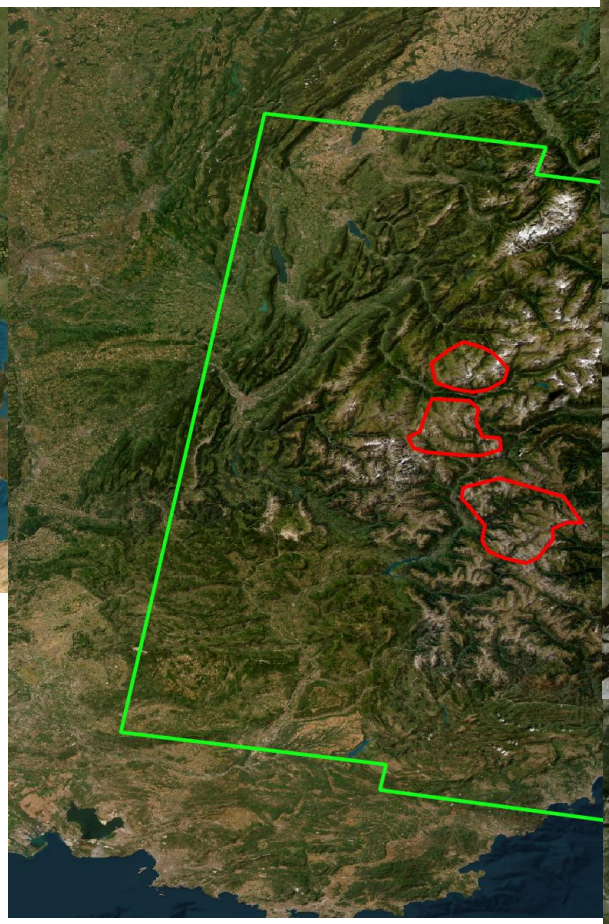
IA & apprentissage supervisé - Limitation

- 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
  - **l'apprentissage par renforcement** : apprentissage par essai erreur

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 modèle ECSPLAIN

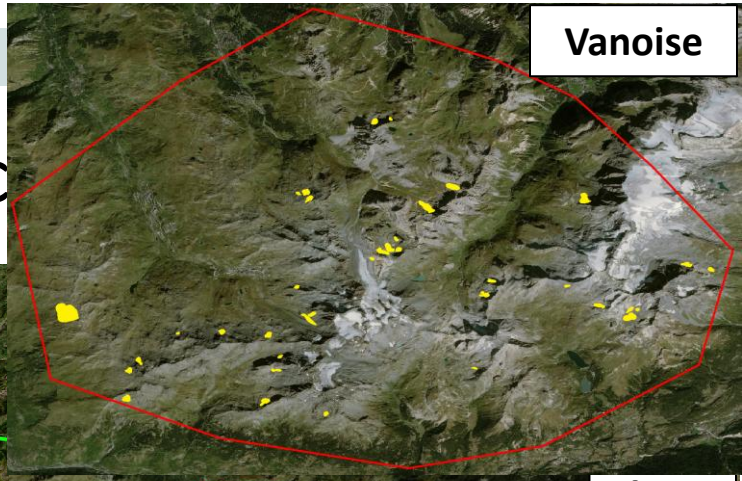
Mouvements gravitaires – Glac

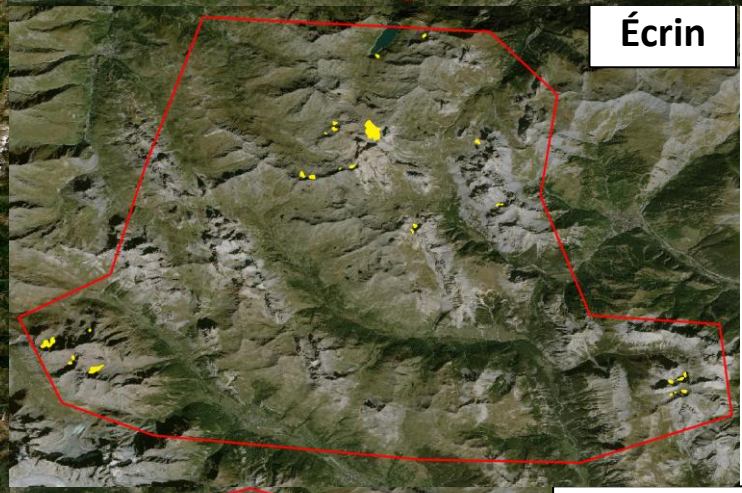


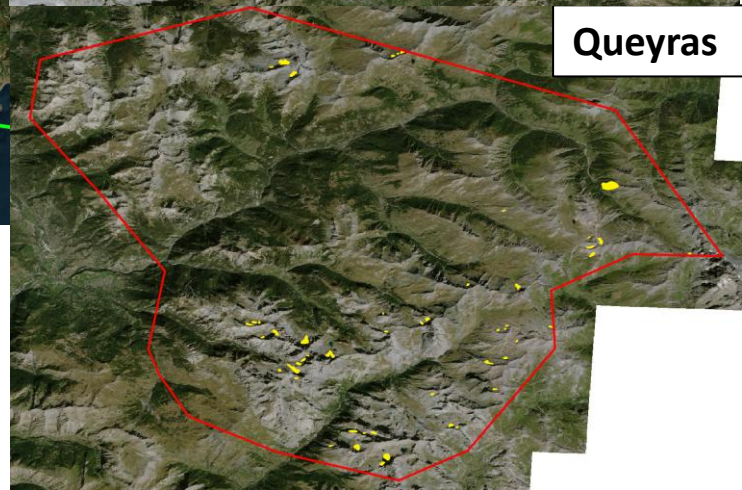
Données Sentinel-1

3 régions d'intérêt

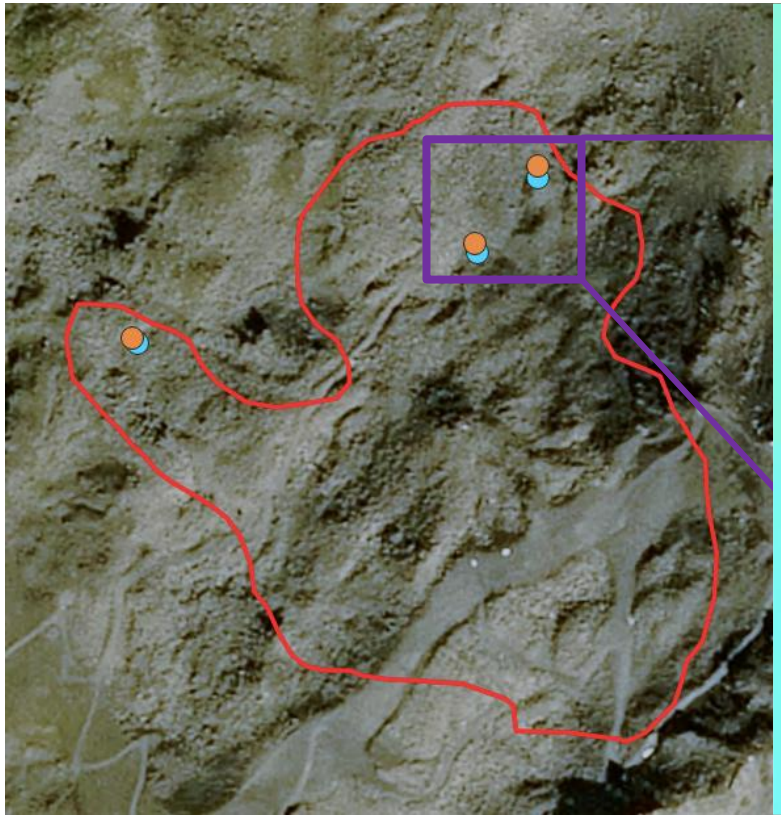
Annotations des interférogrammes à 6 jours



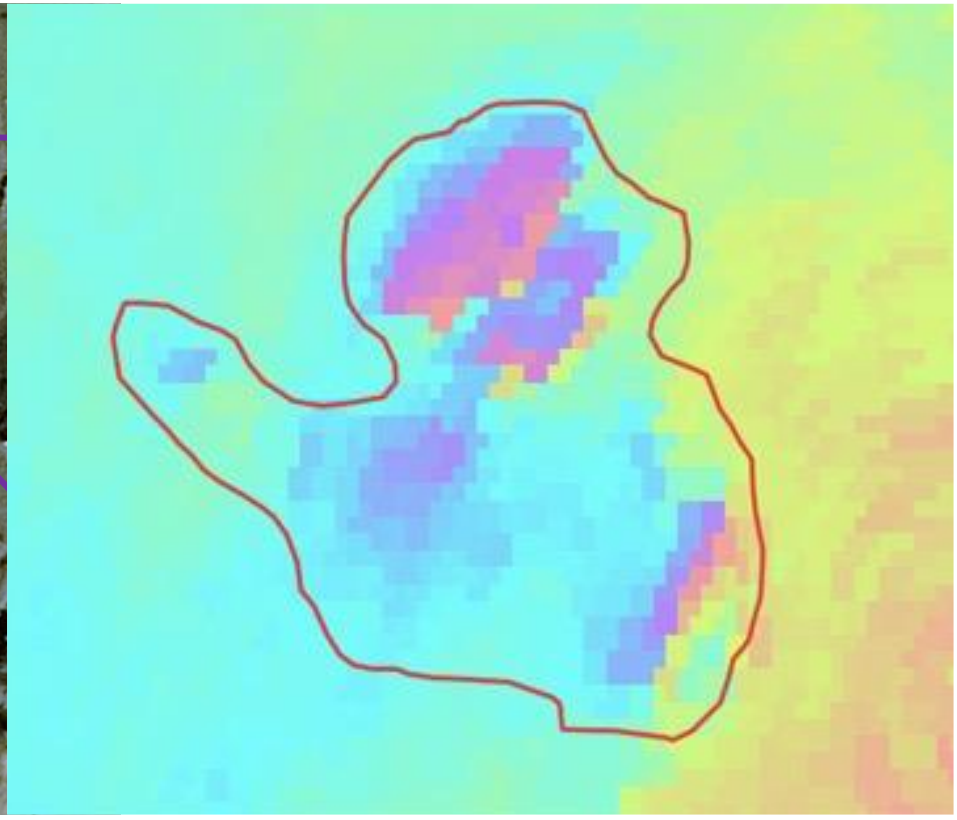




Mouvements lents détectables par interférométrie radar (InSAR)



SPOT 6/7 2014-2023

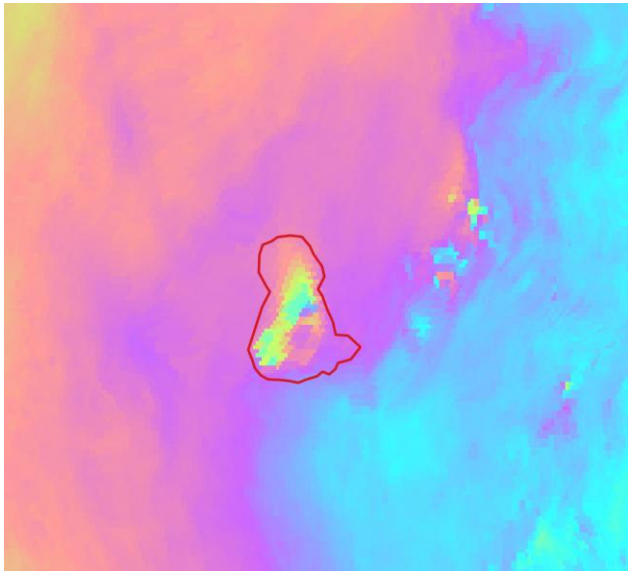


Interférogramme Sentinel-1 (6 jours)

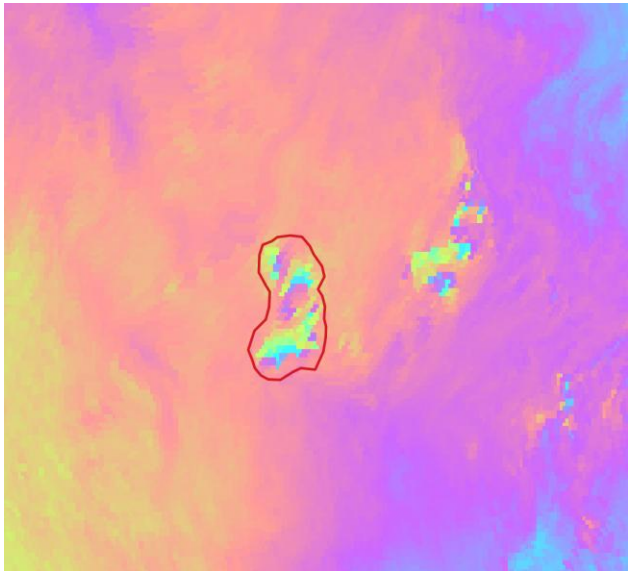
Base de données ISSLIDE: InSAR dataset for Slow SLIding area Detection

Annotations des interférorammes

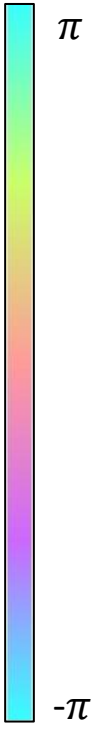
- Motifs recherchés :



Bulles

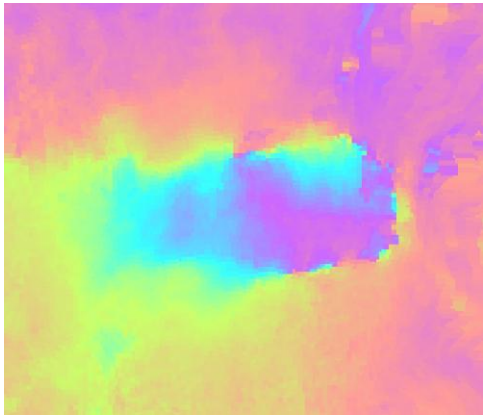


Franges

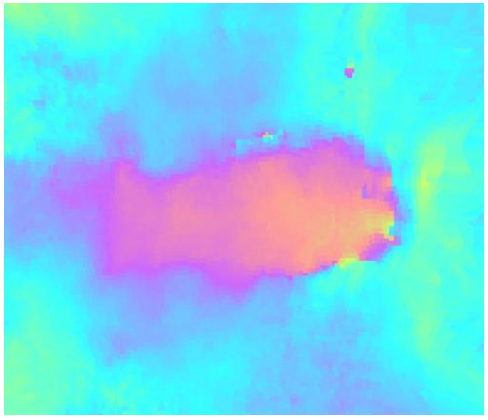


Base de données ISSLIDE: InSAR dataset for Slow SLIding area Detection

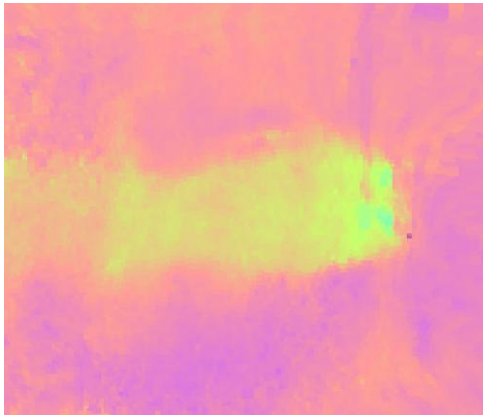
- Continuité du mouvement



2-14 / 07 / 2018

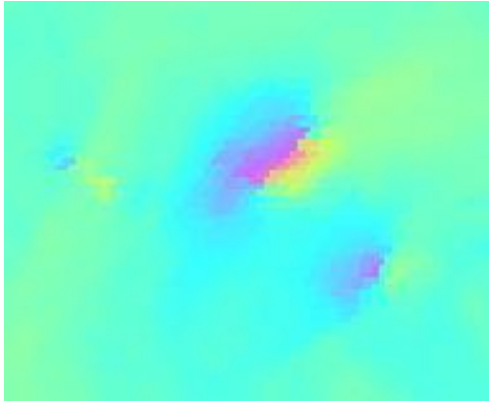


8-20 / 07 /2018

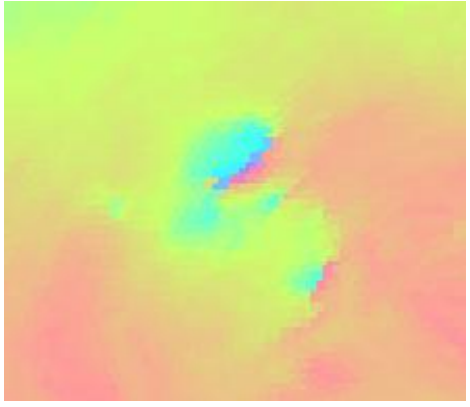


14-26 07/2018

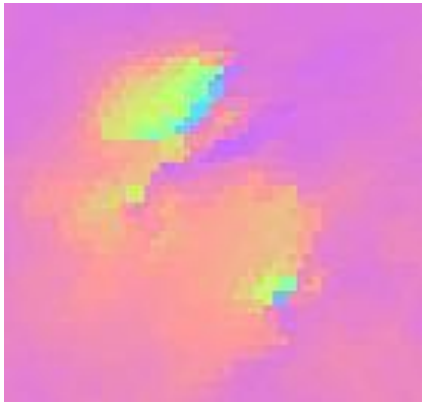
- Base temporelle multiple



6 jours



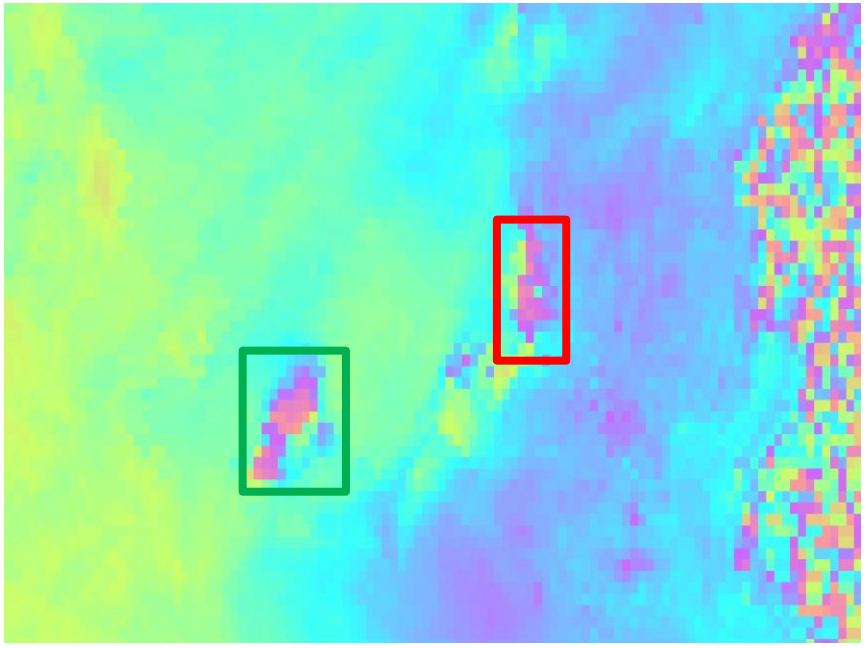
12 jours



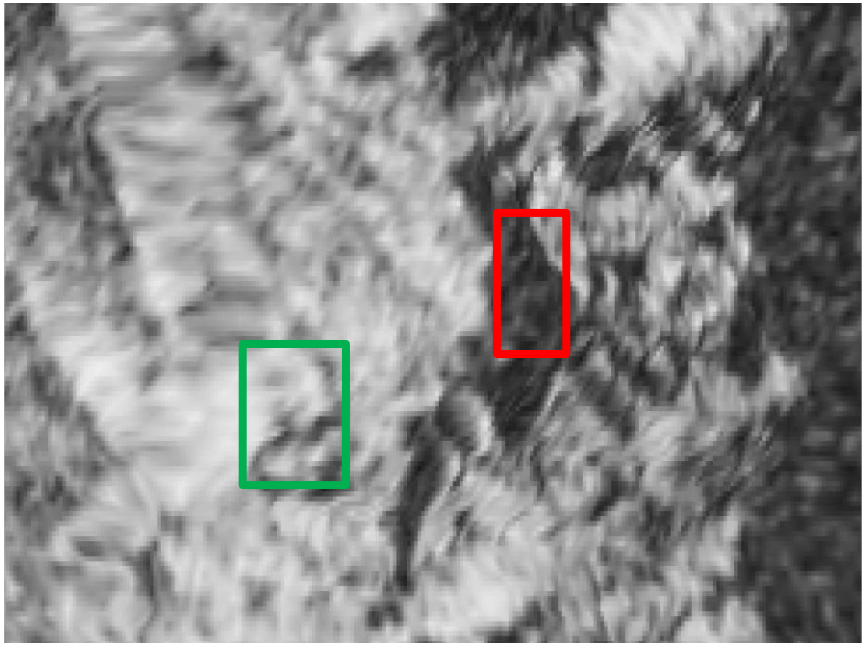
18 jours

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

- Cohérence élevée



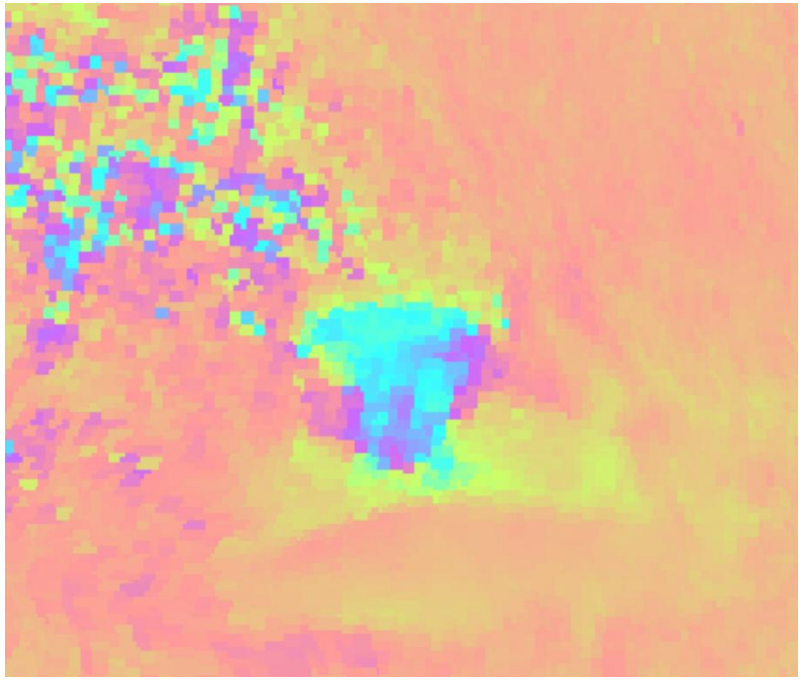
Interférogramme



Cohérence

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

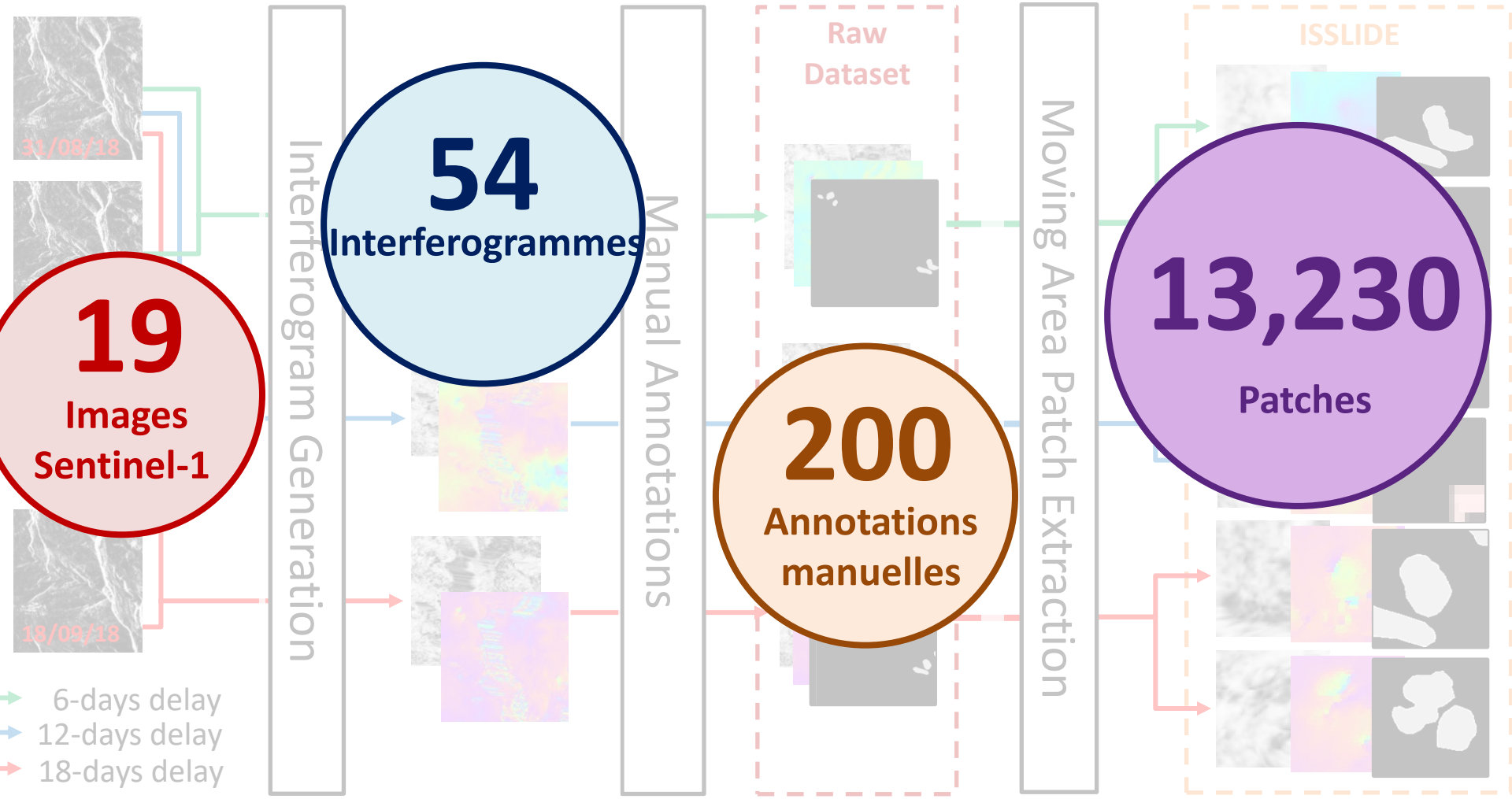
- Vérification avec les images optiques



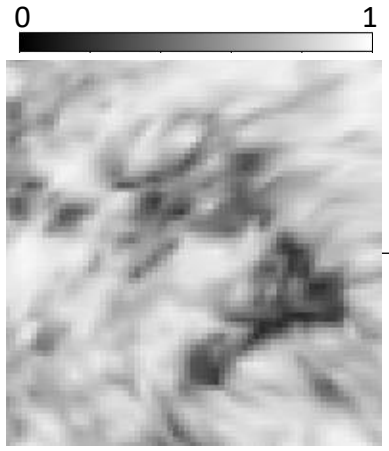
Interférogramme Sentinel-1

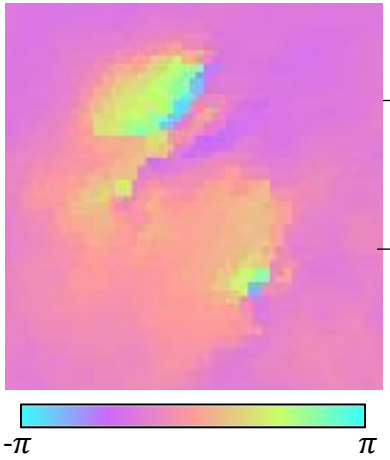
SPOT 6-7

Base de données ISSLIDE [Bralet 2024]



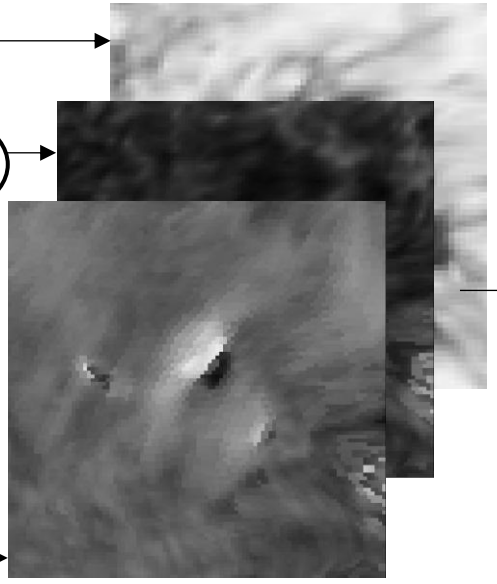
Stratégie d'apprentissage





sin

cos



Segmentation

FCN
[Long *et al.*, 2015]

DeepLabV3
[Chen *et al.*, 2017]

UNet
[Ronneberger *et al.*, 2015]

ResUNet
[He *et al.*, 2016]

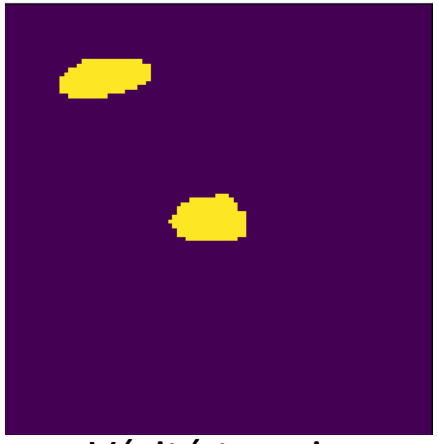
SepUNet
[Chollet, 2017]

[Chen et al., 2017] Chen, L.-C., Papandreou, G., Schroff, F., and Adam, H. (2017). Rethinking Atrous Convolution for Semantic Image Segmentation. arXiv preprint arXiv:1706.05587.

[Long et al., 2015] Long, J., Shelhamer, E., and Darrell, T. (2015). Fully Convolutional Networks for Semantic Segmentation. In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pages 3431–3440, Boston, MA, USA.

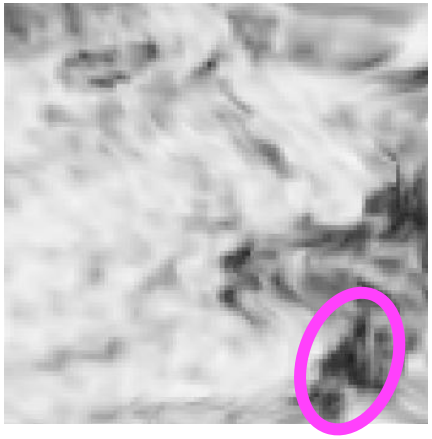
[Ronneberger et al., 2015] Ronneberger, O., Fischer, P., and Brox, T. (2015). U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation. In Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention – MICCAI 2015, Lecture Notes in Computer Science, pages 234–241, Munich, Germany. Springer International Publishing.

Evaluation de performance qualitative

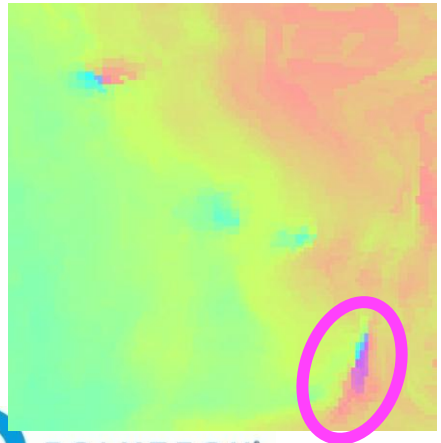


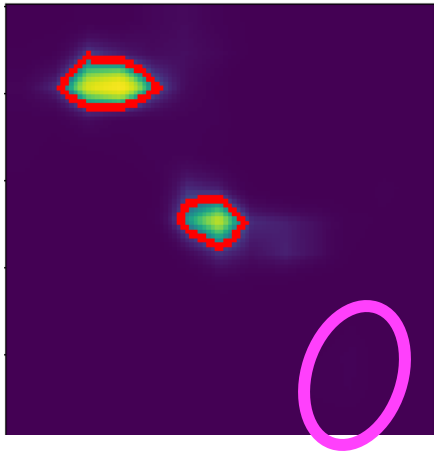
Vérité terrain

Cohérence



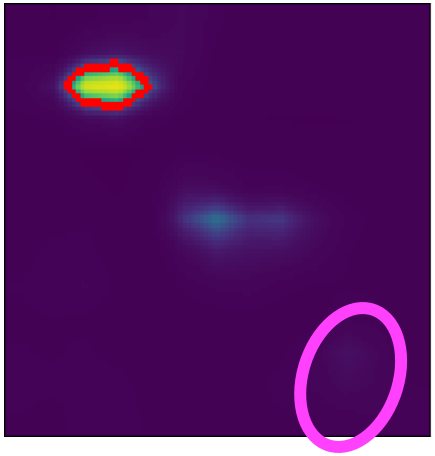
Interférogramme





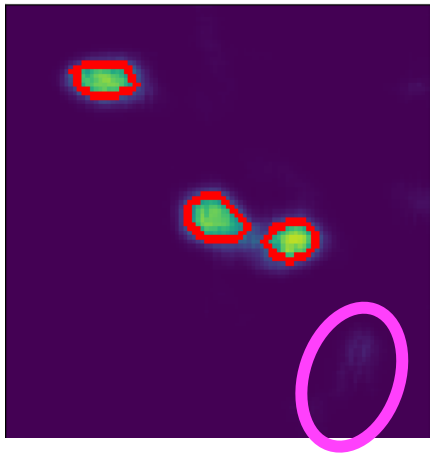
$FCN_{Scratch}$

[Long *et al.*, 2015]



$DeepLabV3_{Scratch}$

[Chen *et al.*, 2017]



ResUNet

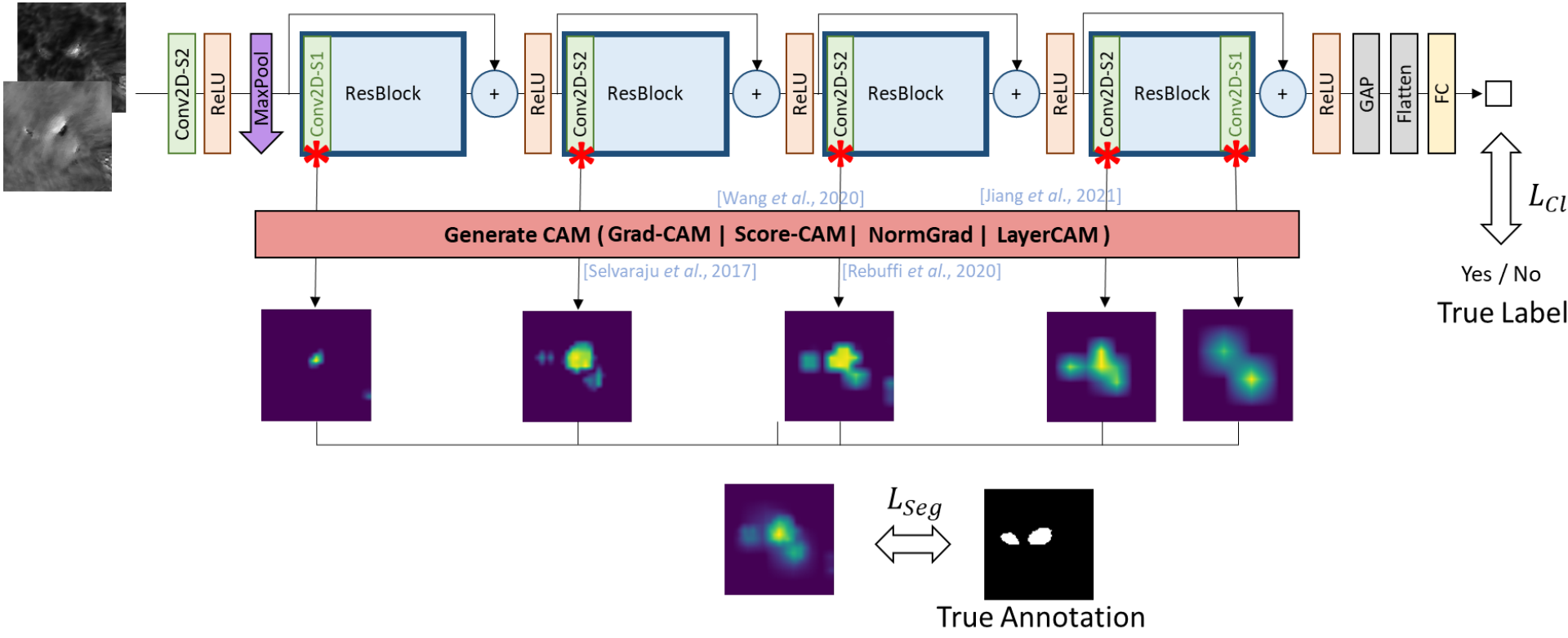
[He *et al.*, 2016]

Evaluation de performance quantitative

Seuil optimal

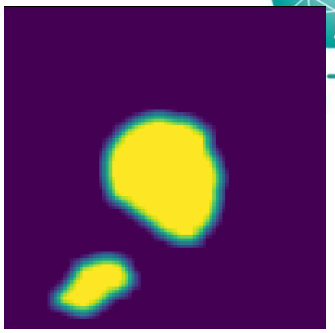
	F1-S ↑	AUC ↑	Dice ↑	IoU ↑	HD ↓
$FCN_{Scratch}$ [Long *et al.*, 2015]	**0.690**	**0.980**	**0.645**	**0.503**	**21.695**
$FCN_{Pre\text{-}trained}$	0.677	0.976	0.628	0.486	22.951
$DeepLabV3_{Scratch}$ [Chen *et al.*, 2017]	0.673	0.978	0.630	0.486	<u>22.352</u>
$DeepLabV3_{Pre\text{-}trained}$	0.666	0.976	0.620	0.480	22.887
UNet [Ronneberger *et al.*, 2015]	0.675	0.977	0.636	0.497	25.912
ResUNet [He *et al.*, 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]



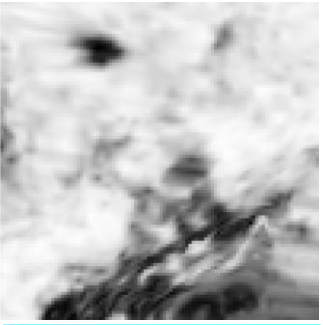
ECSPLAIN : évaluation qualitative
Cartes d'activation

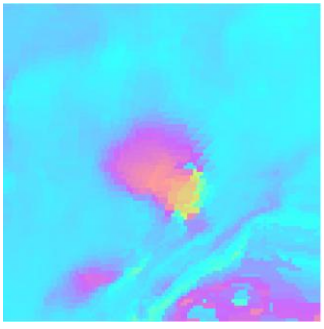
Vérité terrain



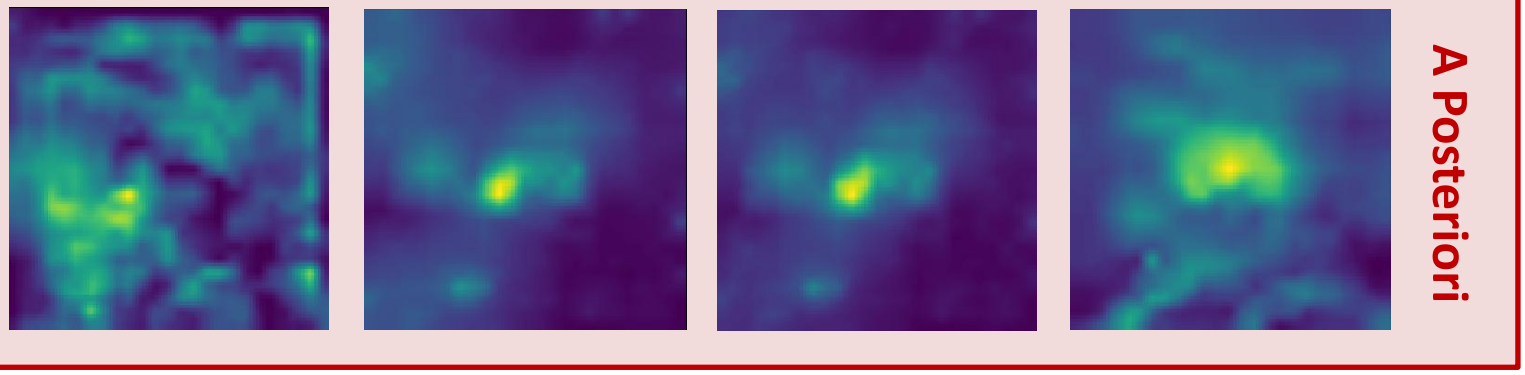
Grad-CAM | Layer-CAM | NormGrad | Score-CAM

Cohérence

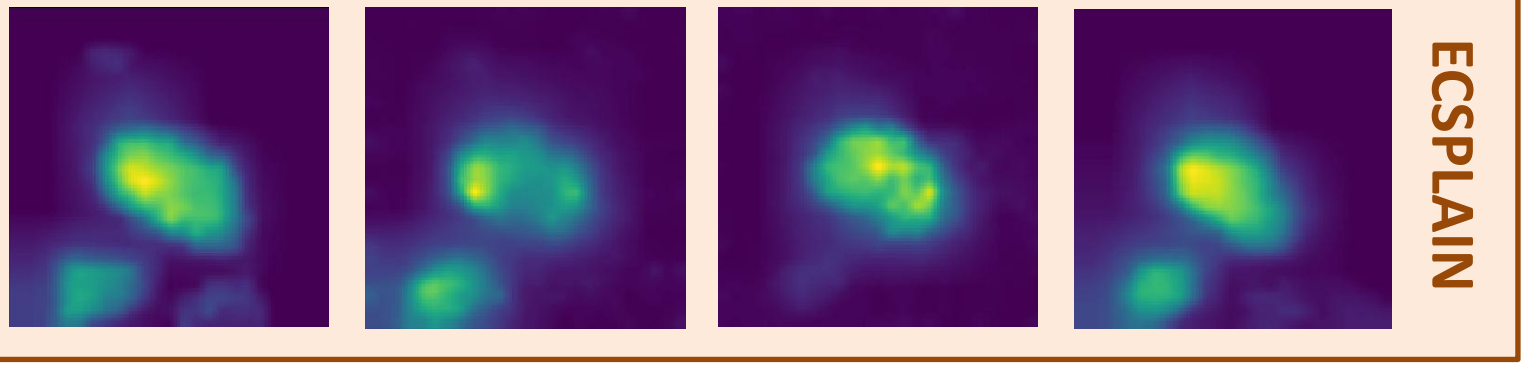




Interférogramme



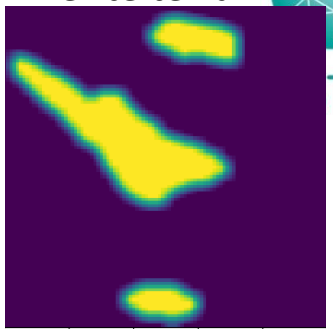
A Posteriori



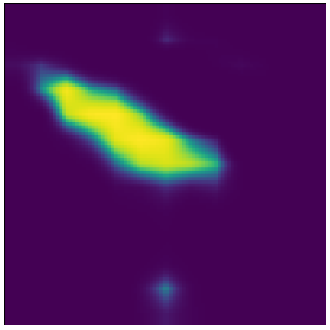
ECSPLAIN

ECSPLAIN : évaluation qualitative
Résultat final

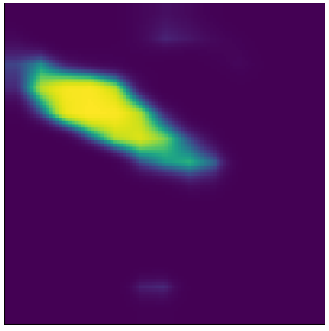
Vérité terrain



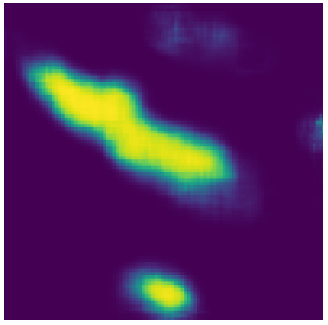
FCN



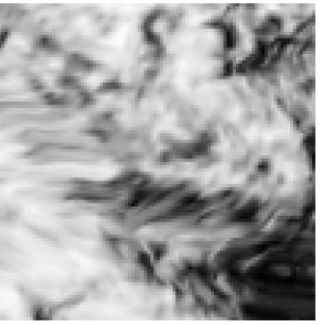
DeepLabV3

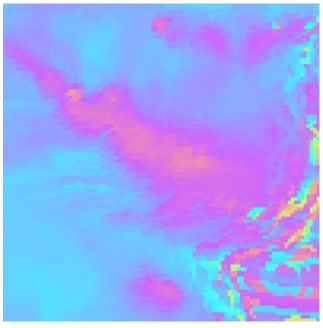


ResUNet



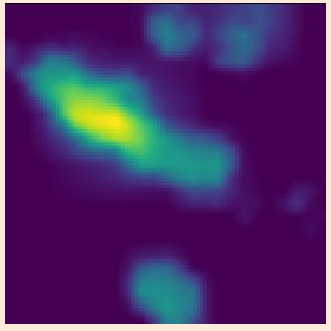
Cohérence



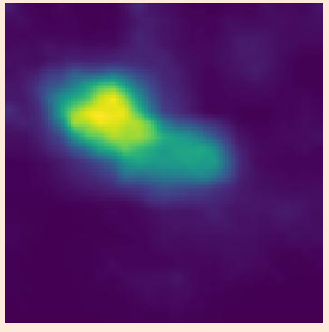


Interférogramme

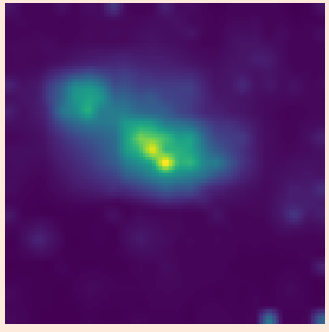
ECSPLAIN



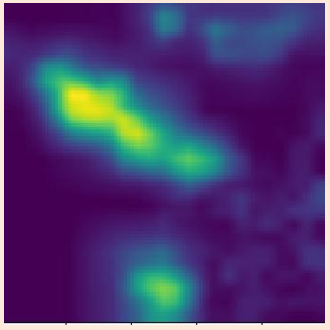
Grad-CAM



Layer-CAM



NormGrad



Score-CAM

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