

HPC 2025 - Journée scientifique des utilisateurs du Criann

Détection de la fracturation de falaises normandes à partir d'images aériennes bi-spectrales

Zoé Lambert

Cartographier de manière automatique la fissuration à grande échelle sur deux falaises normandes

En collaboration avec Raphaël Antoine (ENDSUM) et Carole Le Guyader (LMI).

Cartographier de manière automatique la fissuration à grande échelle sur deux falaises normandes

En collaboration avec Raphaël Antoine (ENDSUM) et Carole Le Guyader (LMI).

Le glissement marneux des Vaches Noires à Villers-Sur-Mer (14)



Cartographier de manière automatique la fissuration à grande échelle sur deux falaises normandes

En collaboration avec Raphaël Antoine (ENDSUM) et Carole Le Guyader (LMI).

Le glissement marneux des Vaches Noires à Villers-Sur-Mer (14)



La falaise de craie de Sainte-Marguerite-Sur-Mer (76)



Cartographier de manière automatique la fissuration à grande échelle sur deux falaises normandes

En collaboration avec Raphaël Antoine (ENDSUM) et Carole Le Guyader (LMI).

Le glissement marneux des Vaches Noires à Villers-Sur-Mer (14)



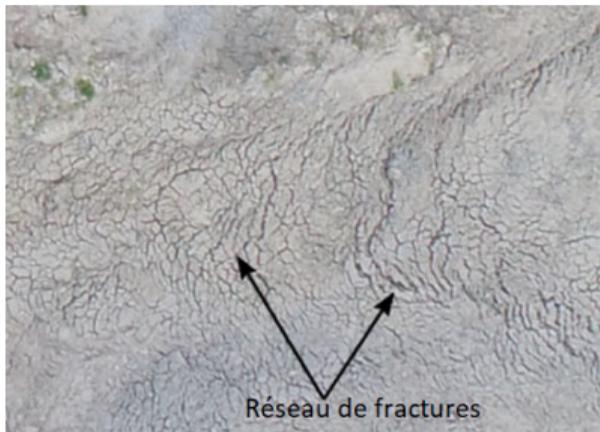
La falaise de craie de Sainte-Marguerite-Sur-Mer (76)



Intérêt structural et hydrologique

Deux sites très différents

Le glissement marneux des Vaches Noires à
Villers-Sur-Mer (14)



La falaise de craie de
Sainte-Marguerite-Sur-Mer (76)



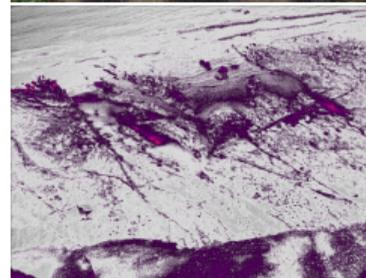
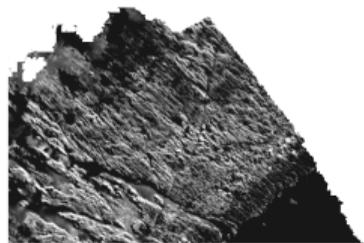
- Images aériennes acquises grâce à un drone ;
- Deux spectres : visible et infrarouge ;
- Conditions extérieures impactent la qualité (luminosité, saison, temps, etc.).

- Images aériennes acquises grâce à un drone ;
- Deux spectres : visible et infrarouge ;
- Conditions extérieures impactent la qualité (luminosité, saison, temps, etc.). ⇒ **Tirer profit de l'analyse conjointe.**

Images visibles



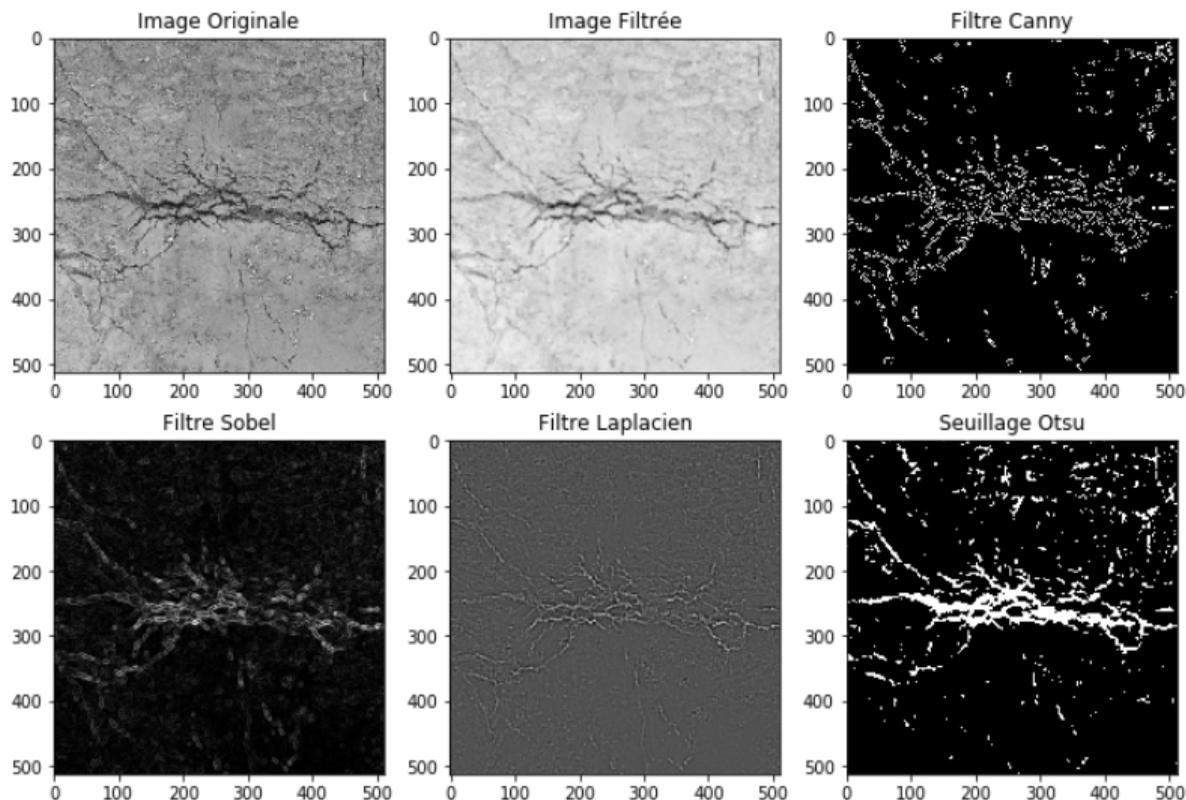
Images infrarouges
thermiques



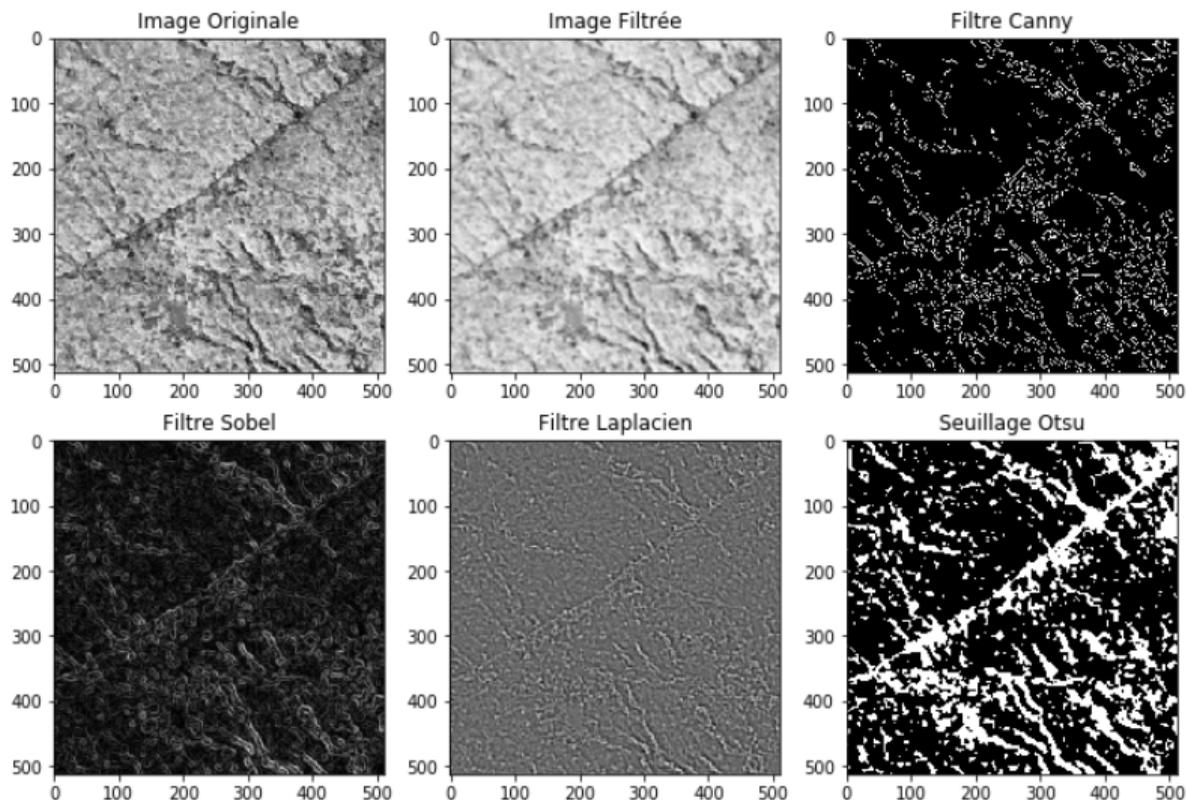
- ① Introduction
- ② Étude préliminaire
- ③ Premières méthodes semi-automatiques : les modèles de décomposition
- ④ Vers des méthodes automatiques
- ⑤ Conclusion et perspectives

Étude préliminaire

⇒ Techniques habituelles en traitement d'images inutiles : Seuillage, Détection de contours etc.

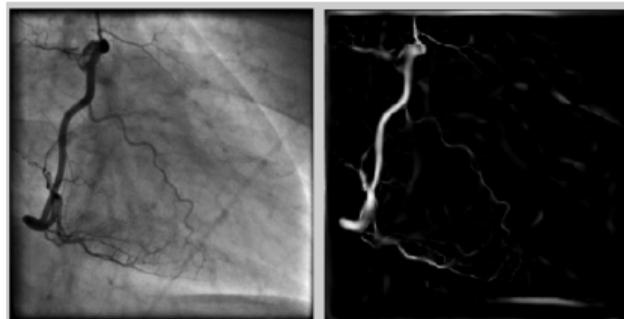


⇒ Techniques habituelles en traitement d'images inutiles : Seuillage, Détection de contours etc.



⇒ Utilisé pour le rehaussement de structures vasculaires :

- Le contraste et la géométrie des vaisseaux se prêtent plutôt bien à une analyse locale de leur courbure à travers la matrice hessienne qui contient les informations de position et d'orientation.
- Localement, un vaisseau peut être vu comme une structure tubulaire claire sur un fond plus sombre. En termes de valeurs propres cela s'exprime par : $\lambda_1 = 0$ et $\lambda_2 \ll 0$ (où $|\lambda_1| < |\lambda_2|$).
- Cadre multi-échelles : une échelle σ correspond à la taille des vaisseaux détectés.



1. Alejandro F Frangi *et al.* Multiscale vessel enhancement filtering. *MICCAI*, 1998.

Algorithm 1 Filtre de Frangi

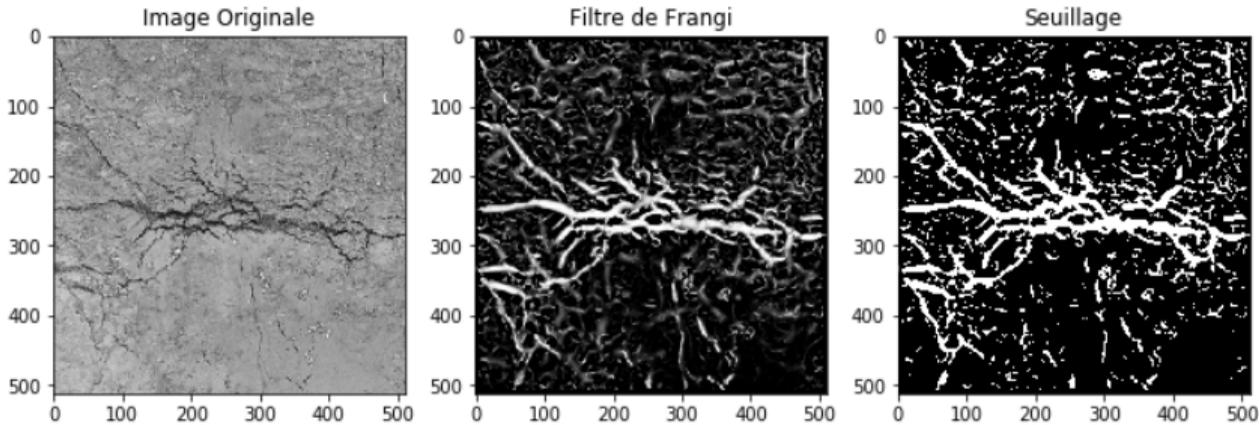
- 1 : Fix parameters β et c .
- 2 : Chose range of σ .
- 3 : **for** σ_k in range(σ) **do**
- 4 : **for** each pixel (i, j) **do**
- 5 : Compute hessian matrix as

$$H = \begin{pmatrix} \frac{\partial^2 I}{\partial x^2} & \frac{\partial^2 I}{\partial x \partial y} \\ \frac{\partial^2 I}{\partial y \partial x} & \frac{\partial^2 I}{\partial y^2} \end{pmatrix}$$

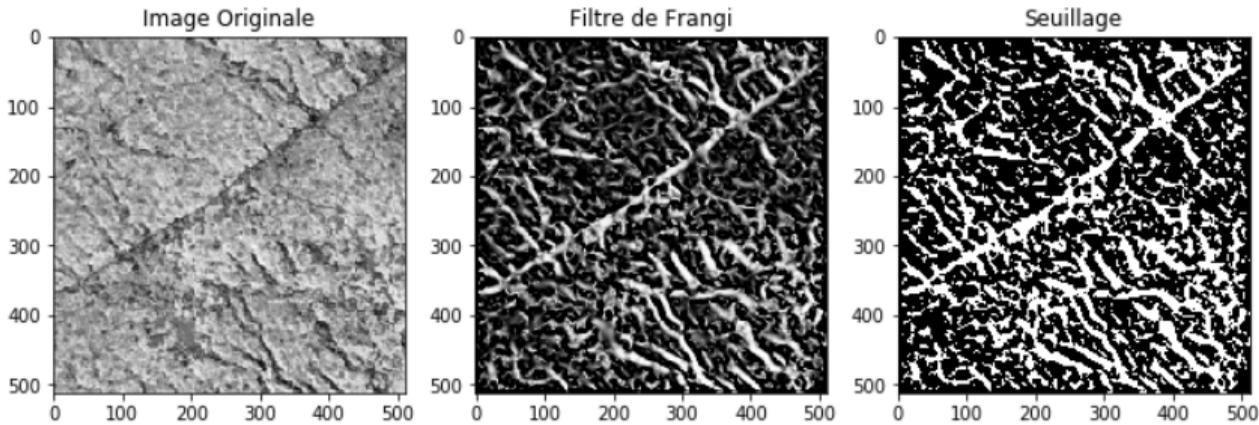
- 6 : Extract and sort eigenvalues λ_1, λ_2 by absolute value.
 - 7 : Calculate the function :
$$F_{\sigma_k} = \begin{cases} 0 & \text{si } \lambda_2 > 0 \\ \exp\left(-\frac{(\lambda_1/\lambda_2)^2}{2\beta^2}\right) \left(1 - \exp\left(-\frac{\lambda_1^2 + \lambda_2^2}{2c^2}\right)\right) & \text{sinon.} \end{cases}$$
 - 8 : **end for**
 - 9 : **end for**
 - 10 : Filtered image $F = \max F_{\sigma_k}$
-

Filtre de Frangi

Vaches Noires



Sainte-Marguerite-sur-Mer



Premières méthodes semi-automatiques : les modèles de décomposition

⇒ Utiliser la variation totale directionnelle (DTV) en s'appuyant sur des tenseurs de diffusion :

2. Matthias J Ehrhardt and Marta M Betcke. Multicontrast MRI reconstruction with structure-guided total variation. *SIAM Journal on Imaging Sciences*, 2016.

⇒ Utiliser la variation totale directionnelle (DTV) en s'appuyant sur des tenseurs de diffusion :

- ① S'inspirer du filtre de Frangi ;
- ② Encourager la diffusion dans la direction des structures tubulaires ;
- ③ Formuler un problème de décomposition de l'image à partir de la DTV pour reconstruire les fissures.

2. Matthias J Ehrhardt and Marta M Betcke. Multicontrast MRI reconstruction with structure-guided total variation. *SIAM Journal on Imaging Sciences*, 2016.

⇒ Utiliser la variation totale directionnelle (DTV) en s'appuyant sur des tenseurs de diffusion :

- 1 S'inspirer du filtre de Frangi ;
- 2 Encourager la diffusion dans la direction des structures tubulaires ;
- 3 Formuler un problème de décomposition de l'image à partir de la DTV pour reconstruire les fissures.

⇒ Calcul tenseur : $T \in (\mathbb{M}_{2 \times 2})^{MN}$, composé de matrices symétriques définies positives calculées comme

$$\begin{aligned} T_{i,j} &= \begin{pmatrix} a & b \\ b & c \end{pmatrix} = PDP^T \\ &= (v_1 \quad v_2) \begin{pmatrix} \lambda_1 & 0 \\ 0 & \lambda_2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} v_1 \\ v_2 \end{pmatrix} \end{aligned}$$

- Si $\lambda_1 \approx \lambda_2$: absence de structure tubulaire → diffusion isotrope ($a=c=1, b=0$)
- Si $\lambda_2 \gg \lambda_1 \approx 0$: présence de structure tubulaire → diffusion anisotrope

2. Matthias J Ehrhardt and Marta M Betcke. Multicontrast MRI reconstruction with structure-guided total variation. *SIAM Journal on Imaging Sciences*, 2016.

Idée : Décomposition d'une image f sous la forme $f = u + s$ où :

- u désigne l'image restaurée *cartoon* ;
- s est la composante contenant les structures tubulaires/fines (fissures, rigoles).

Idée : Décomposition d'une image f sous la forme $f = u + s$ où :

- u désigne l'image restaurée *cartoon* ;
- s est la composante contenant les structures tubulaires/fines (fissures, rigoles).

Soit $f \in [0, 1]^{M,N}$ une image bidimensionnelle, le problème de minimisation est formulé par :

$$\min_{u,s} \mathcal{J}(u, s) = DTV(u) + DTV(s) + i_{[0,1]}(u) + \frac{\lambda}{2} \|f - (u + s)\|_2^2. \quad (1)$$

On introduit deux tenseurs :

- $T_1 \in (\mathbb{M}_{2 \times 2})^{MN}$, le tenseur de diffusion associé à u qui privilégie la direction orthogonale aux structures tubulaires,
- $T_2 \in (\mathbb{M}_{2 \times 2})^{MN}$, le tenseur de diffusion associé à s qui privilégie la direction des structures tubulaires.

On introduit deux tenseurs :

- $T_1 \in (\mathbb{M}_{2 \times 2})^{MN}$, le tenseur de diffusion associé à u qui privilégie la direction orthogonale aux structures tubulaires,
- $T_2 \in (\mathbb{M}_{2 \times 2})^{MN}$, le tenseur de diffusion associé à s qui privilégie la direction des structures tubulaires.

On reformule alors le problème initial

$$\min_{u,s} \mathcal{J}(u, s) = \|T_1 \nabla u\|_2 + \|T_2 \nabla s\|_2 + i_{[0,1]}(u) + \frac{\lambda}{2} \|f - (u + s)\|_2^2. \quad (2)$$

3. Antonin Chambolle and Thomas Pock. On the ergodic convergence rates of a first-order primal-dual algorithm. *Mathematical Programming*, 2016.

On introduit deux tenseurs :

- $T_1 \in (\mathbb{M}_{2 \times 2})^{MN}$, le tenseur de diffusion associé à u qui privilégie la direction orthogonale aux structures tubulaires,
- $T_2 \in (\mathbb{M}_{2 \times 2})^{MN}$, le tenseur de diffusion associé à s qui privilégie la direction des structures tubulaires.

On reformule alors le problème initial

$$\min_{u,s} \mathcal{J}(u, s) = \|T_1 \nabla u\|_2 + \|T_2 \nabla s\|_2 + i_{[0,1]}(u) + \frac{\lambda}{2} \|f - (u + s)\|_2^2. \quad (2)$$

⇒ Plusieurs algorithmes pour la résolution : Chambolle-Pock, Douglas-Rachford etc.

3. Antonin Chambolle and Thomas Pock. On the ergodic convergence rates of a first-order primal-dual algorithm. *Mathematical Programming*, 2016.

On introduit deux tenseurs :

- $T_1 \in (\mathbb{M}_{2 \times 2})^{MN}$, le tenseur de diffusion associé à u qui privilégie la direction orthogonale aux structures tubulaires,
- $T_2 \in (\mathbb{M}_{2 \times 2})^{MN}$, le tenseur de diffusion associé à s qui privilégie la direction des structures tubulaires.

On reformule alors le problème initial

$$\min_{u,s} \mathcal{J}(u, s) = \|T_1 \nabla u\|_2 + \|T_2 \nabla s\|_2 + i_{[0,1]}(u) + \frac{\lambda}{2} \|f - (u + s)\|_2^2. \quad (2)$$

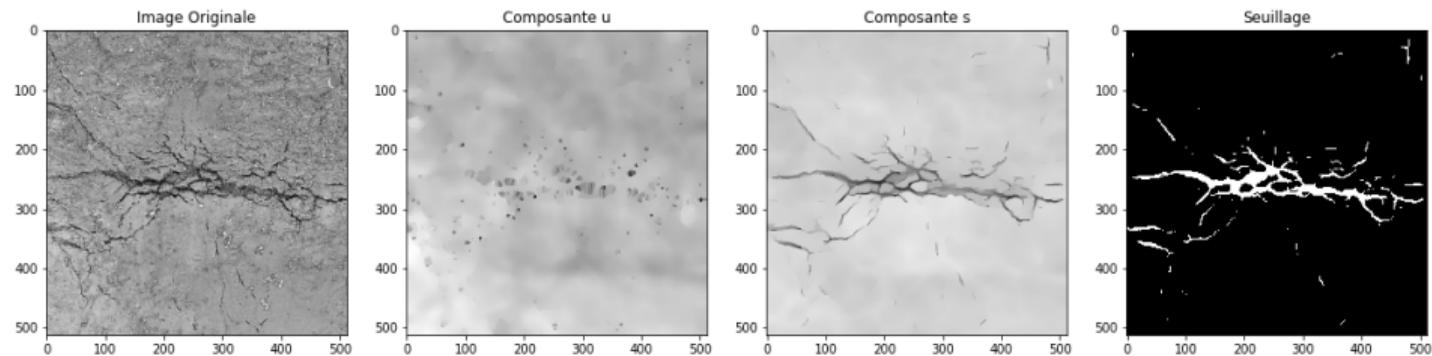
⇒ Plusieurs algorithmes pour la résolution : Chambolle-Pock, Douglas-Rachford etc.

Algorithme de Chambolle-Pock³ : Minimisation problème de point-selle.

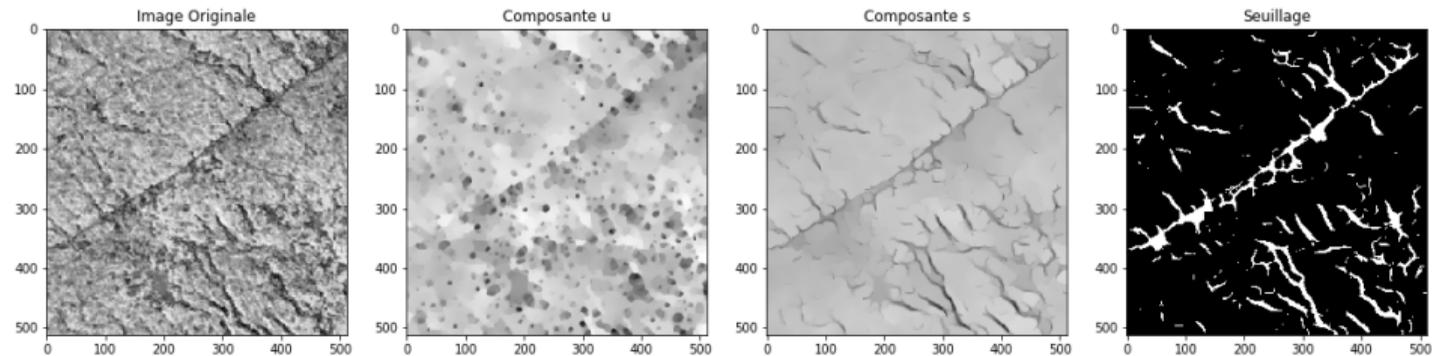
- Algorithme itératif ;
- Fondé sur les opérateurs proximaux ;
- Solutions explicites.

3. Antonin Chambolle and Thomas Pock. On the ergodic convergence rates of a first-order primal-dual algorithm. *Mathematical Programming*, 2016.

Vaches Noires



Sainte-Marguerite-sur-Mer

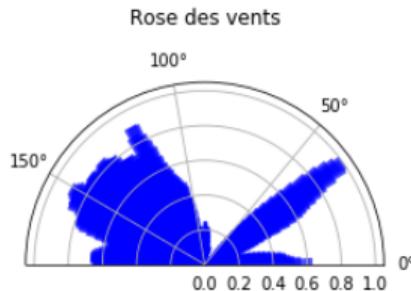
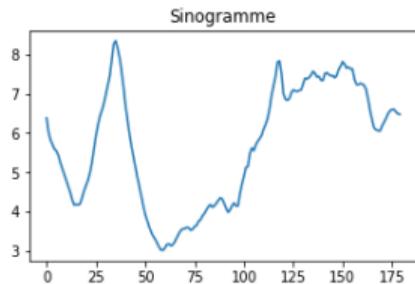


Intégrer les connaissances a priori

Décomposition de l'image sous la forme $f = u + s_1 + s_2$, où les composantes s_j contiennent les structures fines ayant une certaine direction.

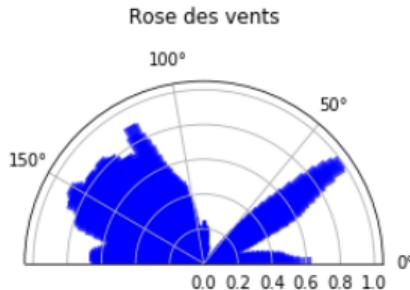
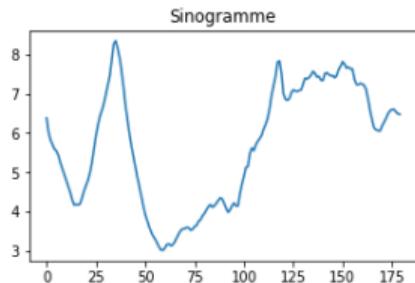
Intégrer les connaissances a priori

Décomposition de l'image sous la forme $f = u + s_1 + s_2$, où les composantes s_j contiennent les structures fines ayant une certaine direction.



Intégrer les connaissances a priori

Décomposition de l'image sous la forme $f = u + s_1 + s_2$, où les composantes s_i contiennent les structures fines ayant une certaine direction.



⇒ On choisit 2 orientations principales :

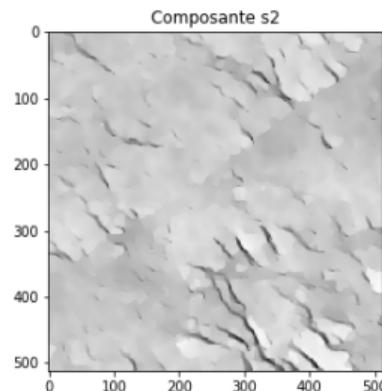
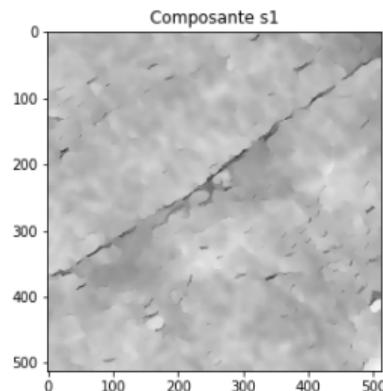
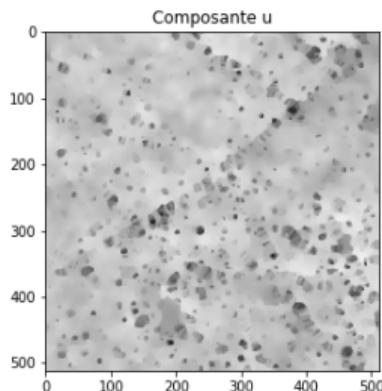
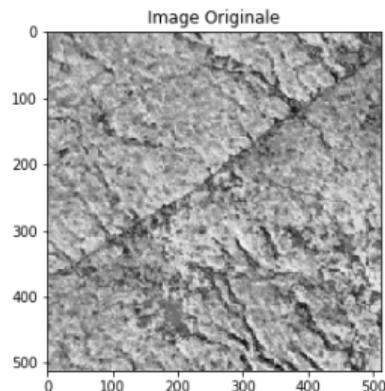
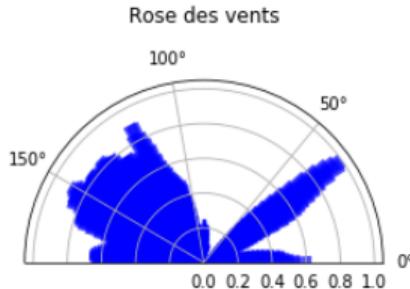
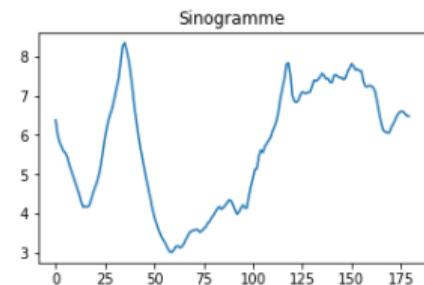
- ① 35° (fissures) ;
- ② 145° (rigoles).

Intégrer les connaissances a priori

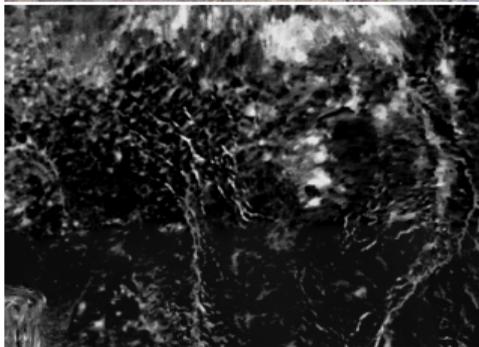
Décomposition de l'image sous la forme $f = u + s_1 + s_2$, où les composantes s_i contiennent les structures fines ayant une certaine direction.

⇒ On choisit 2 orientations principales :

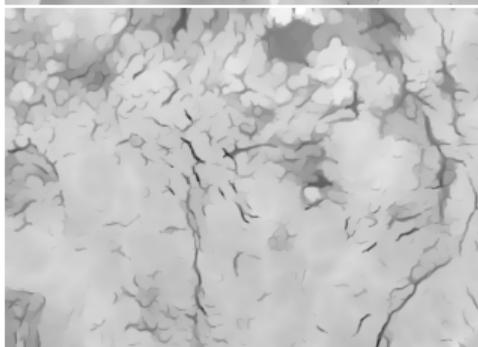
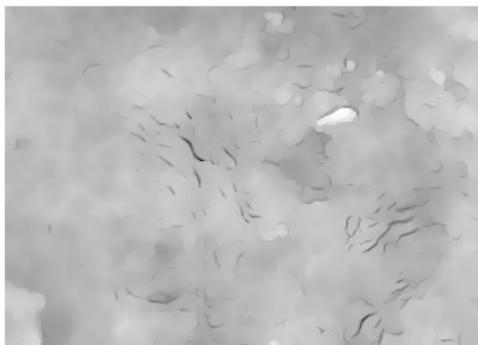
- 1 35° (fissures) ;
- 2 145° (rigoles).



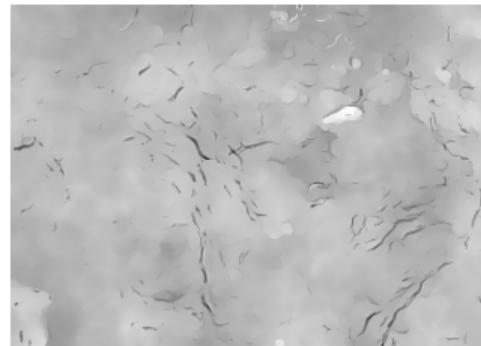
Fusion par une technique d'osmose⁴



Images visibles et thermiques



Résultats obtenus avec notre modèle



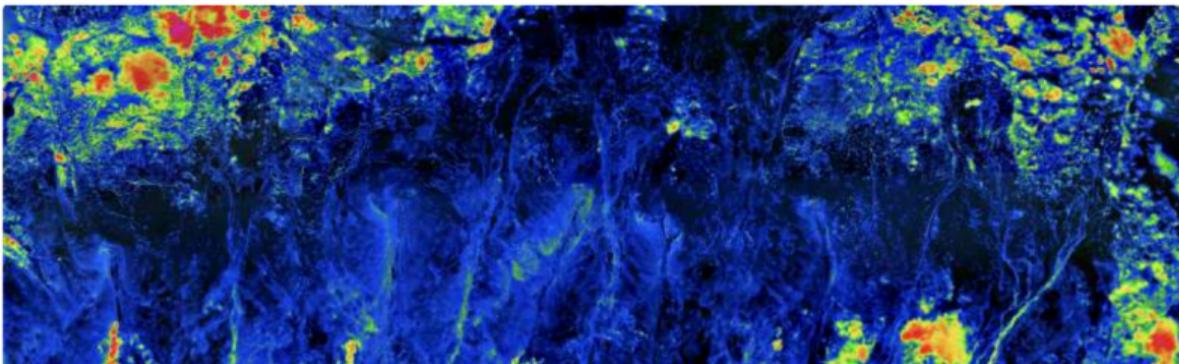
Résultat de fusion

4. Simone Parisotto et al., Variational osmosis for non-linear image fusion. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2020.

Vers des méthodes automatiques

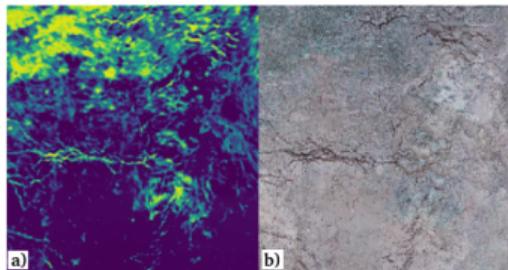
Modèle de classification automatique de fissures

Stage C. Mauget, étudiant GM4, INSA Rouen Normandie



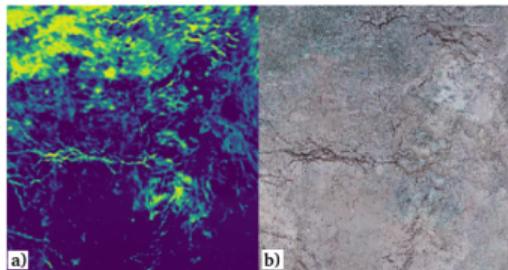
Le jeu de données

- 1 Annotation manuelle ;
- 2 Extraction sous-images de taille 96×96 pixels ;
- 3 56000 paires d'images réparties en :
 - entraînement : 36000
 - validation : 9000
 - test : 11000
- 4 Augmentation de données ;
- 5 Classes déséquilibrées.

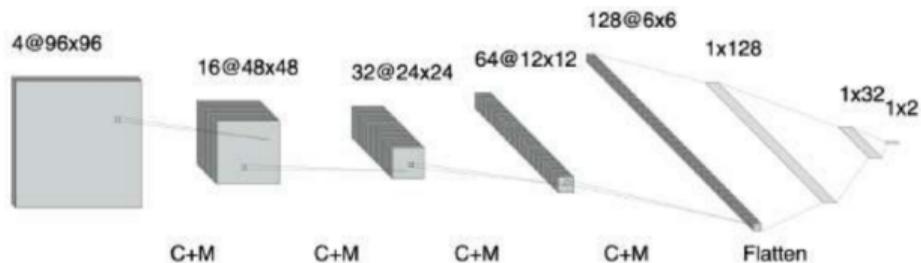


Le jeu de données

- 1 Annotation manuelle ;
- 2 Extraction sous-images de taille 96×96 pixels ;
- 3 56000 paires d'images réparties en :
 - entraînement : 36000
 - validation : 9000
 - test : 11000
- 4 Augmentation de données ;
- 5 Classes déséquilibrées.



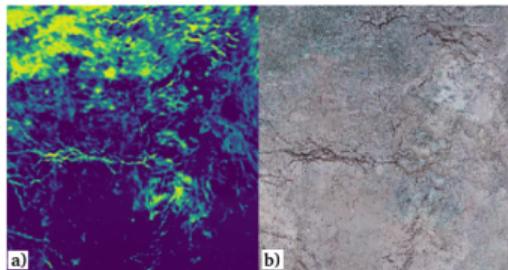
Version simplifiée de Le-Net (Yann LeCun *et al.*, 1995)



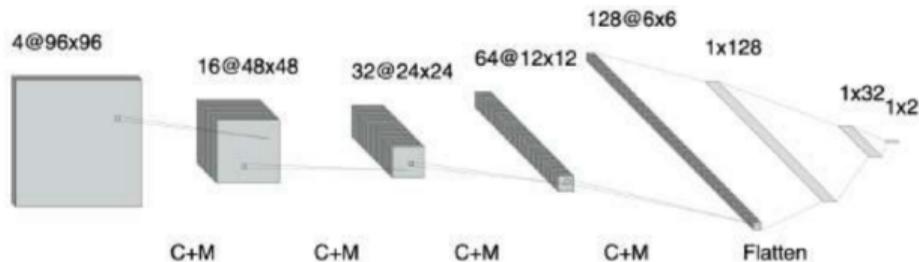
Modèle RGBT : early fusion network.

Le jeu de données

- 1 Annotation manuelle ;
- 2 Extraction sous-images de taille 96×96 pixels ;
- 3 56000 paires d'images réparties en :
 - entraînement : 36000
 - validation : 9000
 - test : 11000
- 4 Augmentation de données ;
- 5 Classes déséquilibrées.



Version simplifiée de Le-Net (Yann LeCun *et al.*, 1995)

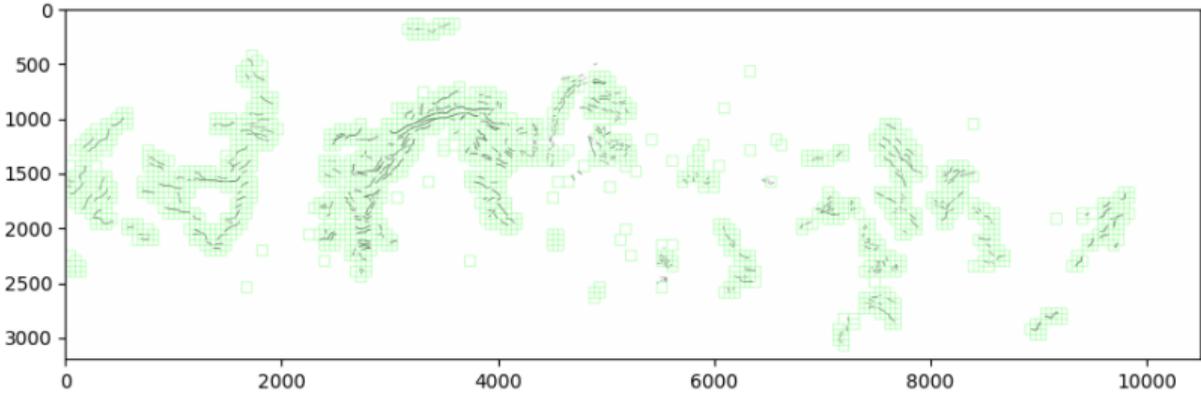
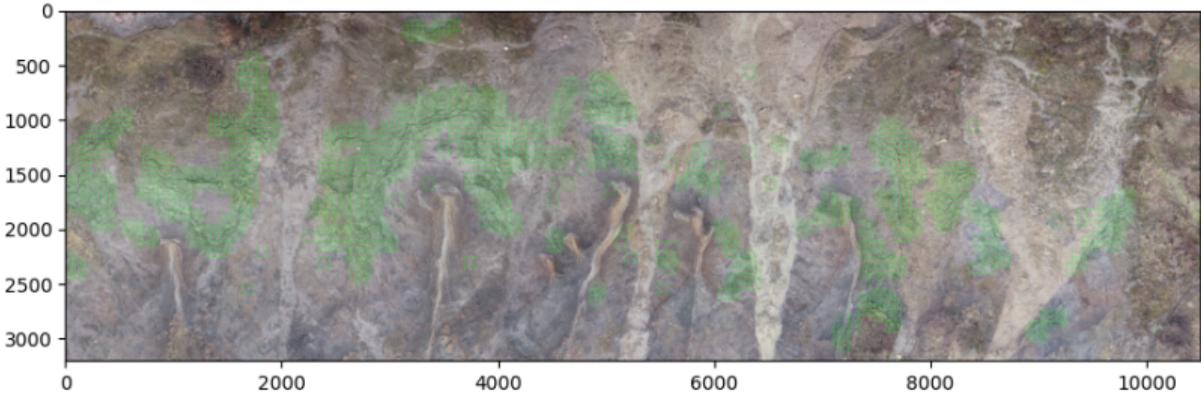


Modèle RGBT : early fusion network.

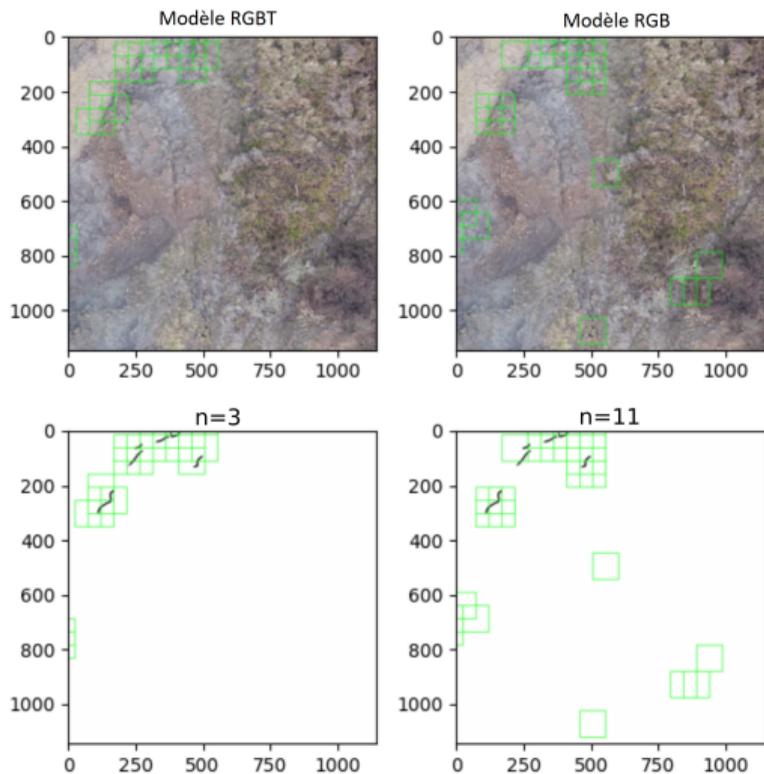
Implémentation

Loss	Optimiseur	lr	bs	Epochs	Librairie
BCE_w	ADAM	10^{-3}	64	70	Pytorch

Résultats qualitatifs



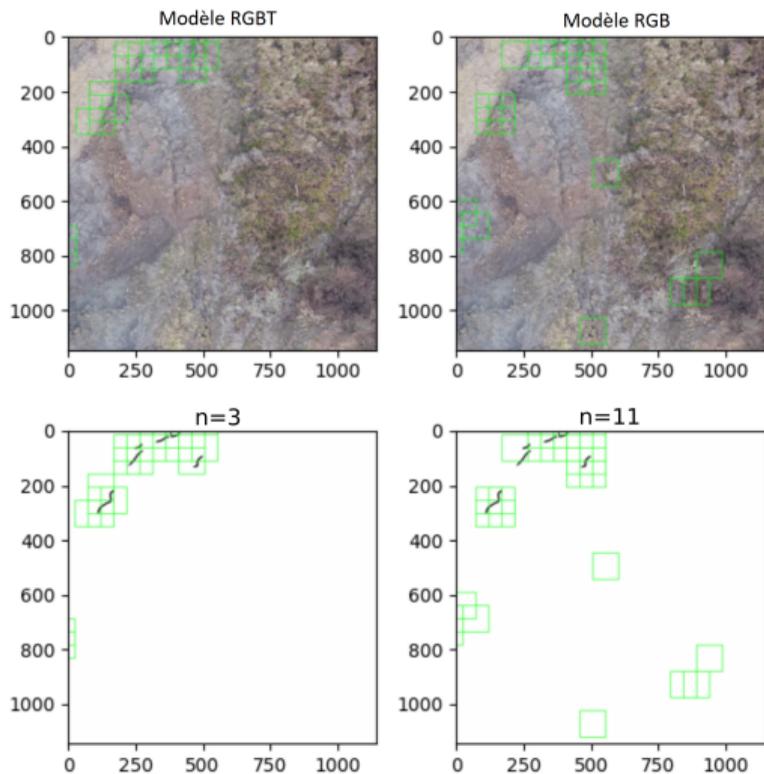
Résultats qualitatifs



Résultats quantitatifs

Modèle	Accuracy	F1-score	Precision	Recall
RGB	0.948	0.785	0.825	0.749
RGBT	0.954	0.804	0.875	0.743

Résultats qualitatifs



Résultats quantitatifs

Modèle	Accuracy	F1-score	Precision	Recall
RGB	0.948	0.785	0.825	0.749
RGBT	0.954	0.804	0.875	0.743

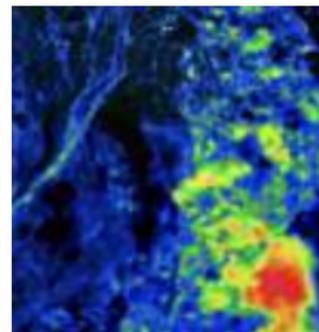
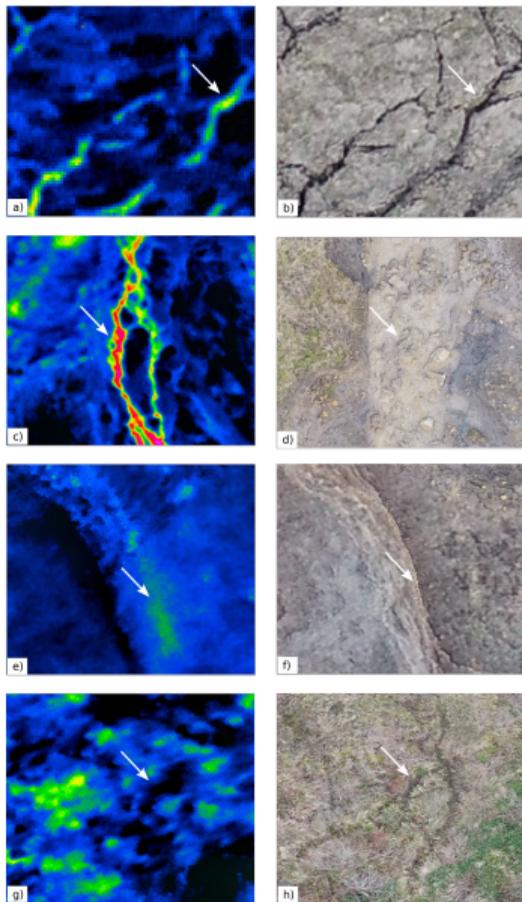
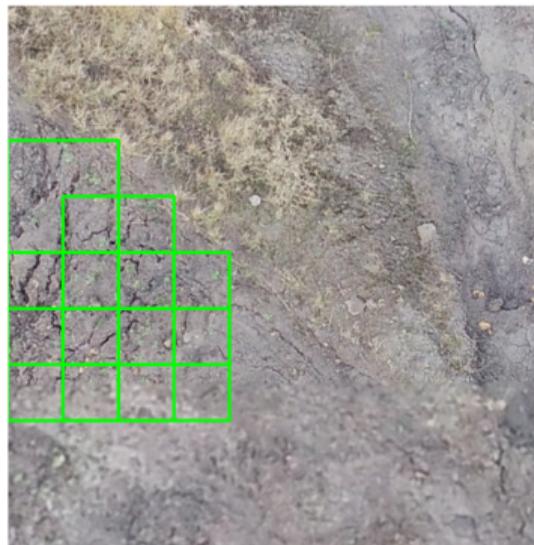


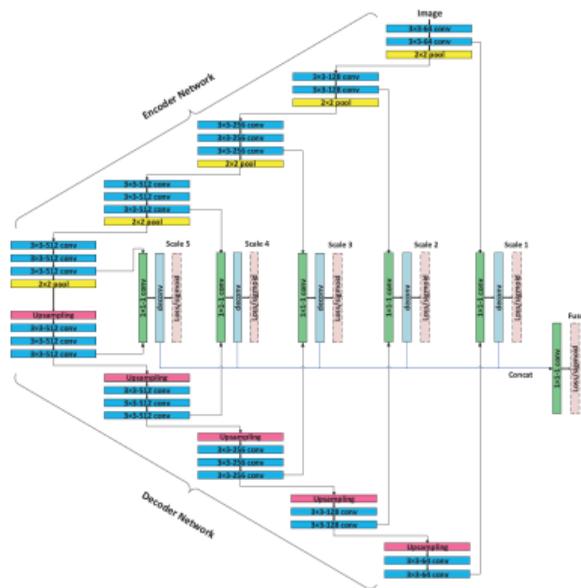
Image thermique



- Complémentarité de l'imagerie visible et infrarouge thermique
- Erreur d'annotation manuelle

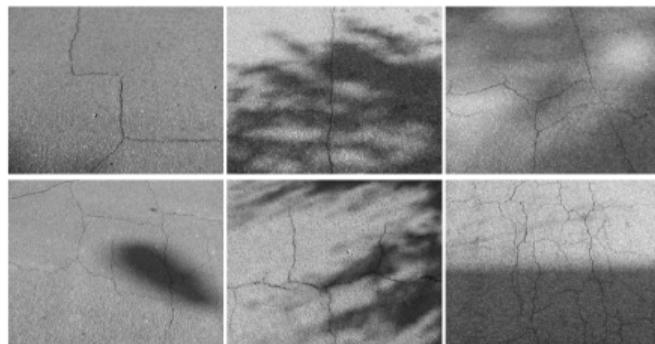


Transfer learning : réutiliser le réseau DeepCrack entraîné avec des images de fissures sur le bitume.



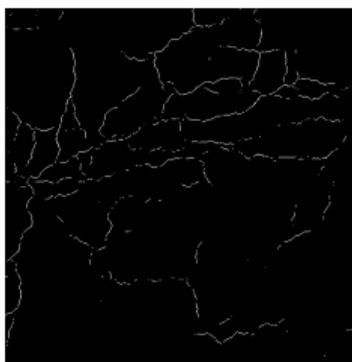
DeepCrack (Qin Zou *et al.*, 2019)

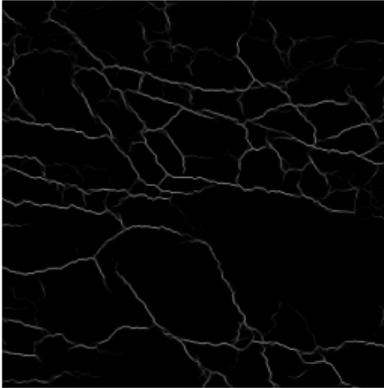
Dataset CrackTree260



- 260 images de chaussées ;
- Taille : 512×512 ;
- Data augmentation.

Résultats - Vaches Noires





Conclusion et perspectives

Conclusion

- Modèles variationnels de décomposition fondés sur la variation totale directionnelle et des tenseurs de diffusion ;
- Modèle automatique de classification des fissures ;
- Débuts de la segmentation automatique des fissures ;
- Analyse conjointe données visibles et thermiques se montre bénéfique \Rightarrow [fusion par osmose](#) ou [early fusion network](#) ;
- Nécessité de recalibrer précisément les images bi-spectrales.

Conclusion

- Modèles variationnels de décomposition fondés sur la variation totale directionnelle et des tenseurs de diffusion ;
- Modèle automatique de classification des fissures ;
- Débuts de la segmentation automatique des fissures ;
- Analyse conjointe données visibles et thermiques se montre bénéfique \Rightarrow [fusion par osmose](#) ou [early fusion network](#) ;
- Nécessité de recalibrer précisément les images bi-spectrales.

Perspectives

- Rédaction d'un papier avec un résultat théorique d'existence de solutions des modèles de décomposition (en cours) ;
- Intégrer les résultats de segmentation aux modèles 3D (en cours) ;
- Développer un module pour les logiciels de géosciences.

MERCI POUR VOTRE ATTENTION

Algorithme de Chambolle-Pock

On introduit la formulation duale de la DTV pour réécrire le problème comme

$$\min_{u,s} \max_{p,q \in \mathcal{B}} \mathcal{L}(u, v, p) := \langle T_1 \nabla u, p \rangle + \langle T_2 \nabla s, q \rangle + \frac{\lambda}{2} \|f - (u + s)\|_2^2 + i_{[0,1]}(u) - i_{\mathcal{B}}(p) - i_{\mathcal{B}}(q). \quad (3)$$

Les étapes de l'algorithme itératif se déclinent comme

$$\begin{aligned} \begin{pmatrix} u^{n+1} \\ s^{n+1} \end{pmatrix} &= \text{prox}_{\tau g} \left(\begin{pmatrix} u^n - \tau (\lambda(u^n + s^n - f) - \text{div } T_1^* p^n) \\ s^n - \tau (\lambda(u^n + s^n - f) - \text{div } T_2^* q^n) \end{pmatrix} \right), \\ &= \left(\begin{array}{c} \mathcal{P}_{[0,1]}(u^n - \tau (\lambda(u^n + s^n - f) - \text{div } T_1^* p^n)) \\ s^n - \tau (\lambda(u^n + s^n - f) - \text{div } T_2^* q^n) \end{array} \right) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \begin{pmatrix} p^{n+1} \\ q^{n+1} \end{pmatrix} &= \text{prox}_{\sigma h^*} \left(\begin{pmatrix} p^n - \sigma T_1 \nabla (2u^{n+1} - u^n) \\ q^n - \sigma T_2 \nabla (2s^{n+1} - s^n) \end{pmatrix} \right), \\ &= \mathcal{P}_{\mathcal{B}} \left(\begin{pmatrix} p^n - \sigma T_1 \nabla (2u^{n+1} - u^n) \\ q^n - \sigma T_2 \nabla (2s^{n+1} - s^n) \end{pmatrix} \right) \end{aligned}$$