



Détection automatisée des fissures dans les ponts en béton basée sur le traitement d'images par les réseaux de neurones convolutifs

Présenté par : Hajar Zoubir

Ingénieur au CNER et Doctorante à l'EHTP

Auteurs : Hajar Zoubir¹, Mustapha Rguig¹, Mohamed El Aroussi¹ et Rachid Saadane¹

¹Centre des Etudes Doctorales de l'Ecole Hassania des Travaux Publics, Casablanca

Plan de l'exposé

- 1. **Introduction**
- 2. **Réseaux de neurones convolutifs profonds**
- 3. **Bases de données des fissures de béton**
- 4. **Méthodologie et Programme expérimental**
- 5. **Résultats et Discussions**
- 6. **Conclusions**

Introduction

Utilisation des UAVs pour l'inspection des ponts

Chan et al. (2015) ; Koch et al. (2014) ; J.Seo et al.(2018) : Les UAVs (Unmanned aerial vehicles) présentent des avantages liés :

- au coût
- au temps de l'intervention
- à la sécurité des inspecteurs
- à la qualité de l'inspection

Les capteurs :

- Caméras vidéo
- Caméras thermiques
- LiDAR...etc



DJI Phantom 4 Advanced



DJI M210 RTK

Figure : Exemples de drones (Photos CNER)

Les UAVs Offrent un grand potentiel pour l'automatisation de l'inspection (Dorafshan & Maguire, 2018) ; (Seo et al., 2018)

Réseaux de neurones convolutifs profonds (DCNNs)

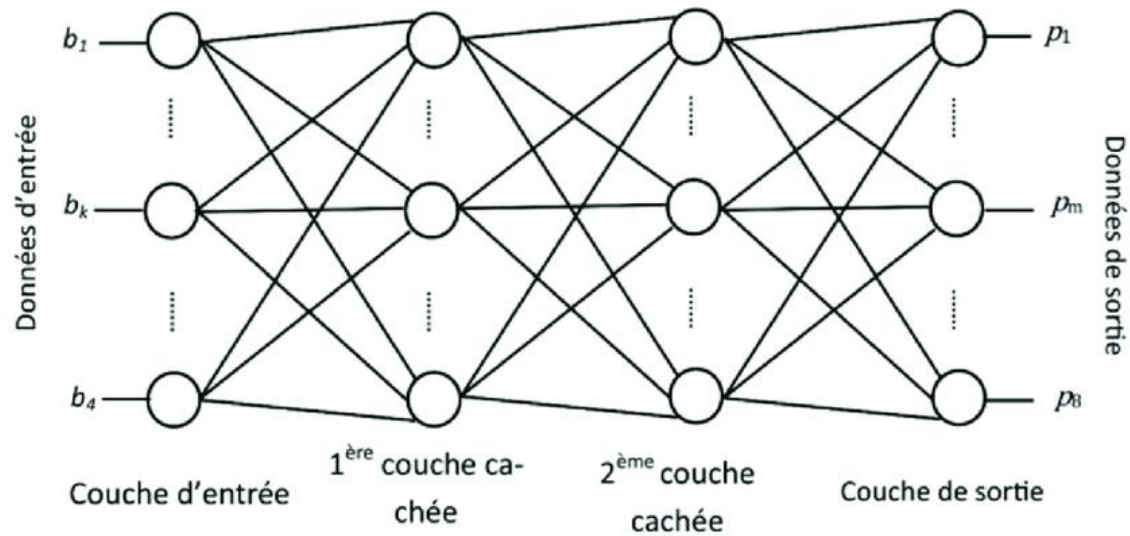


Figure : Architecture d'un réseau de neurones profond (figure tirée de Johary et al.; 2018)

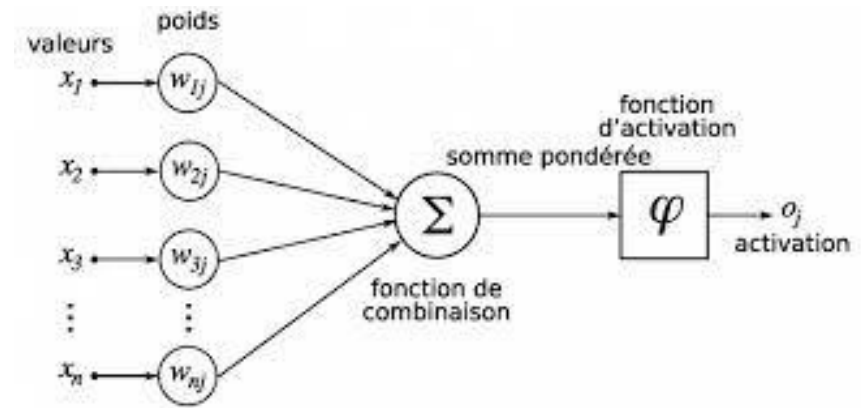


Figure : Structure d'un réseau de neurones

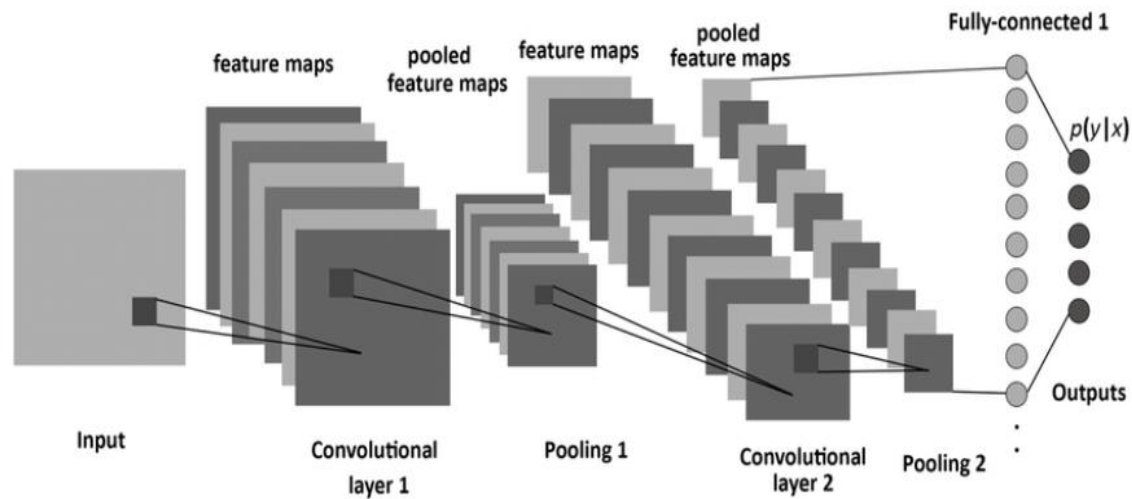


Figure : Architecture d'un DCNN (figure tirée de Blanc-Durand; 2018)

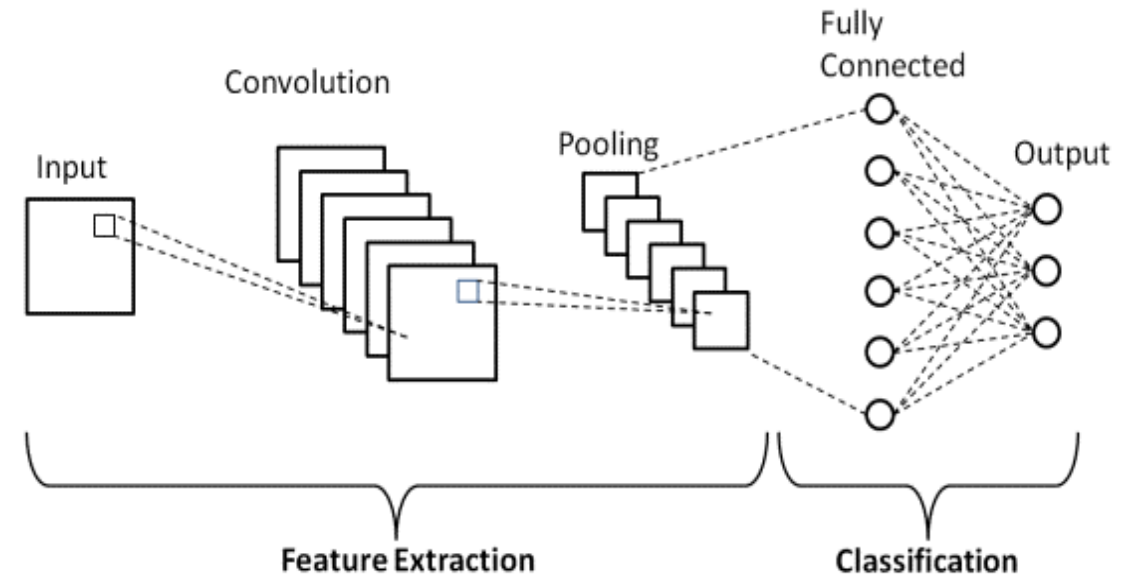


Figure : Architecture d'un DCNN (figure tirée de S. Balaji; 2020)

Réseaux de neurones convolutifs profonds (DCNNs)

Les DCNNs peuvent être utilisés pour :

La classification : l'image contient des désordres ou non

La détection : Localiser dans l'image la zone où le désordre existe (en utilisant des bounding boxes)

La segmentation : Classification niveau pixel



Figure : image avec fissure
et image sans fissure

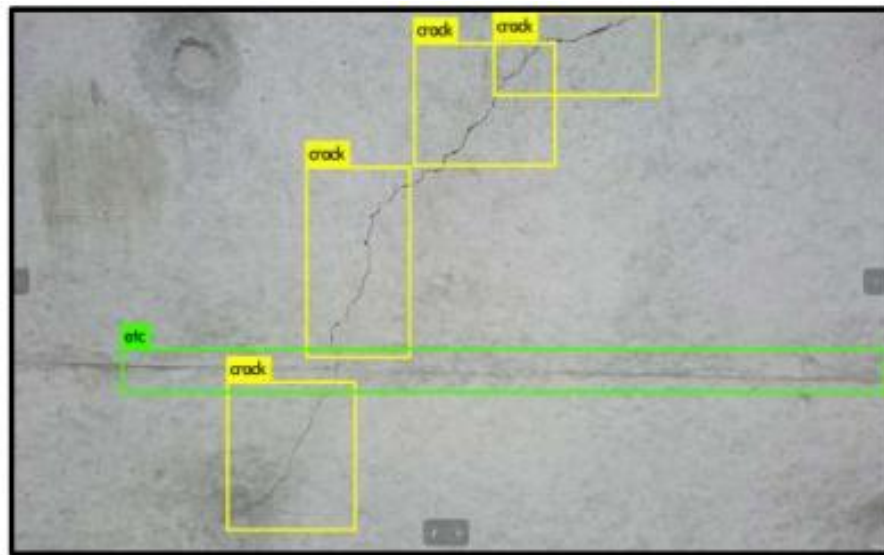


Figure : Détection des fissures dans l'image (Murao et al. 2019)

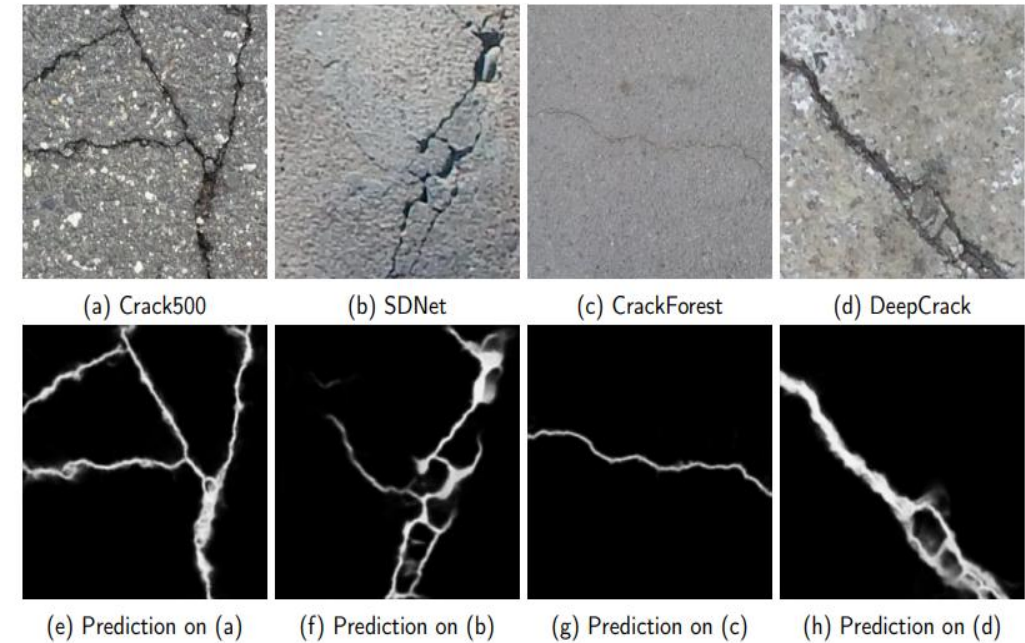


Figure : Résultats de segmentation des images
avec fissures (Drouyer. 2020)

Méthodologie et Programme expérimental

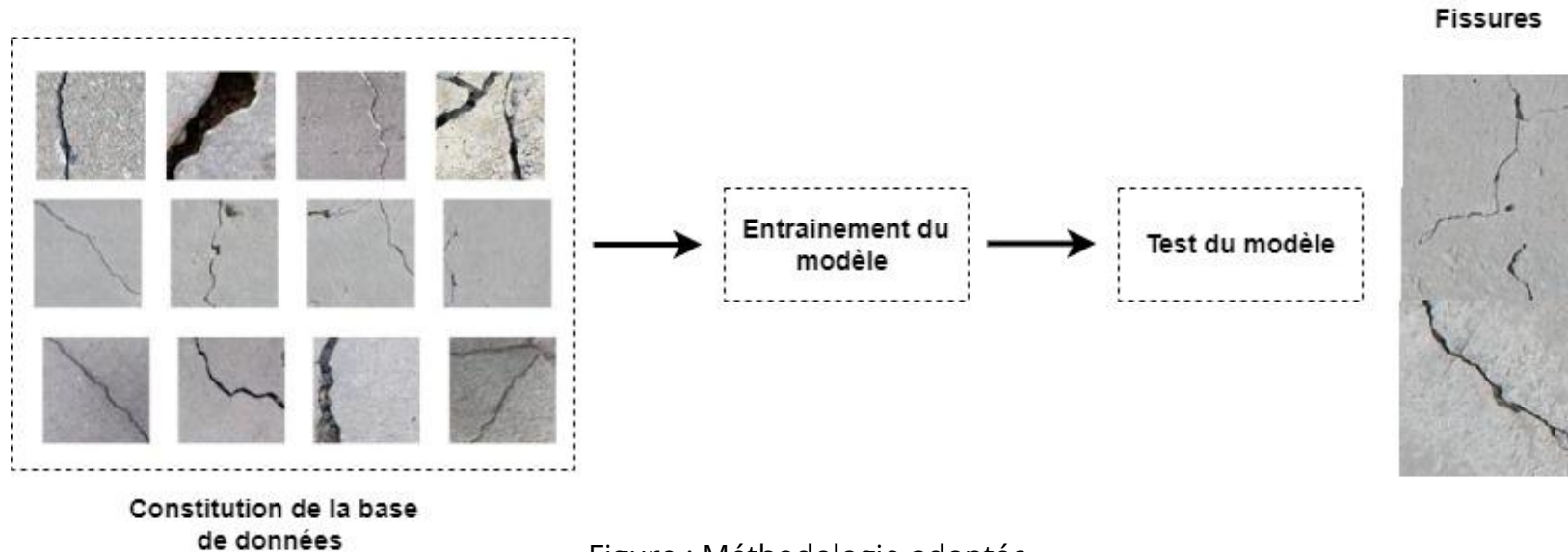


Figure : Méthodologie adoptée

Tableau : Composition de de la base de données

Base de données	Images du béton fissuré	Images du béton non fissuré
CSSC	2806	2209
SDNET	2025	4953
Xu et al.[14]	4056	2014
Base de données constituée	8887	9176

Tableau : Sous ensemble de données d'entraînement, validation et de test

Sous ensemble de données	Images du béton fissuré	Images du béton non fissuré
Entraînement	6221	6423
Validation	889	918
Test	1777	1835

Méthodologie et Programme expérimental

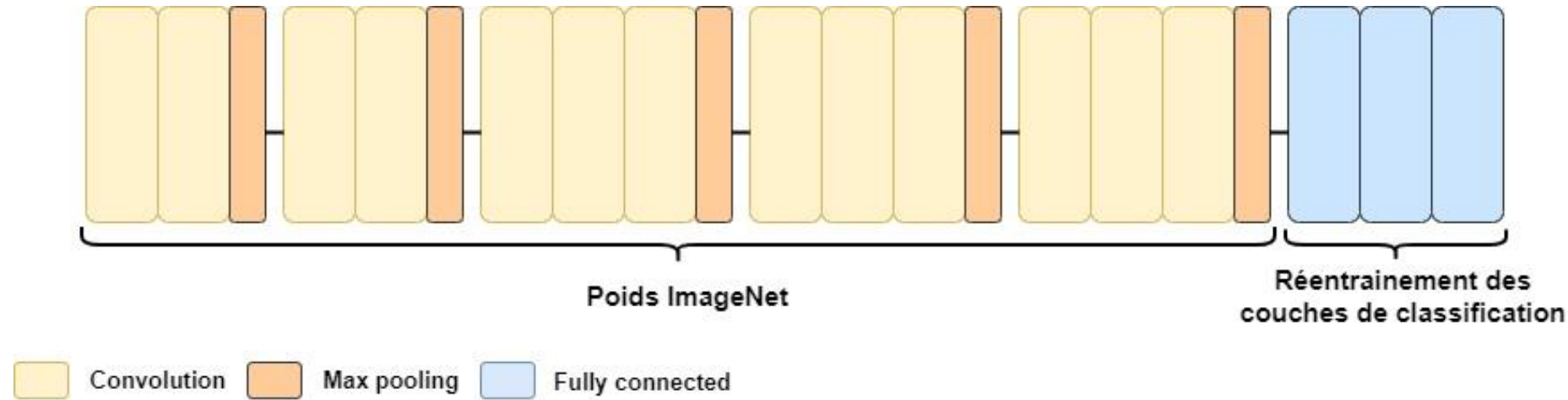


Figure : Technique de Transfert d'Apprentissage adoptée

Mesure de la performance du modèle :

$$\text{Accuracy} = (\text{TP} + \text{TN}) / (\text{TP} + \text{TN} + \text{FP} + \text{FN})$$

Avec:

- TP (True Positives) : Le nombre d'images du béton fissuré correctement classées
- TN (True Negatives) : Le nombre d'images du béton non fissuré correctement classées
- FP (False Positives) : Le nombre d'images du béton non fissuré classées comme béton fissuré
- FN (False Negatives) : Le nombre d'images du béton non fissuré classées comme béton fissuré

- Entraînement pour 20 itérations en optimisant la fonction d'entropie croisée binaire à l'aide de la descente de gradient stochastique (SGD)
- un taux d'apprentissage de 0,001 et un momentum de 0.9
- Pytorch dans Google Colaboratory (Colab) avec la GPU NVIDIA Tesla K80 de 12 Go

Résultats et discussions

Résultats d'entraînement du modèle

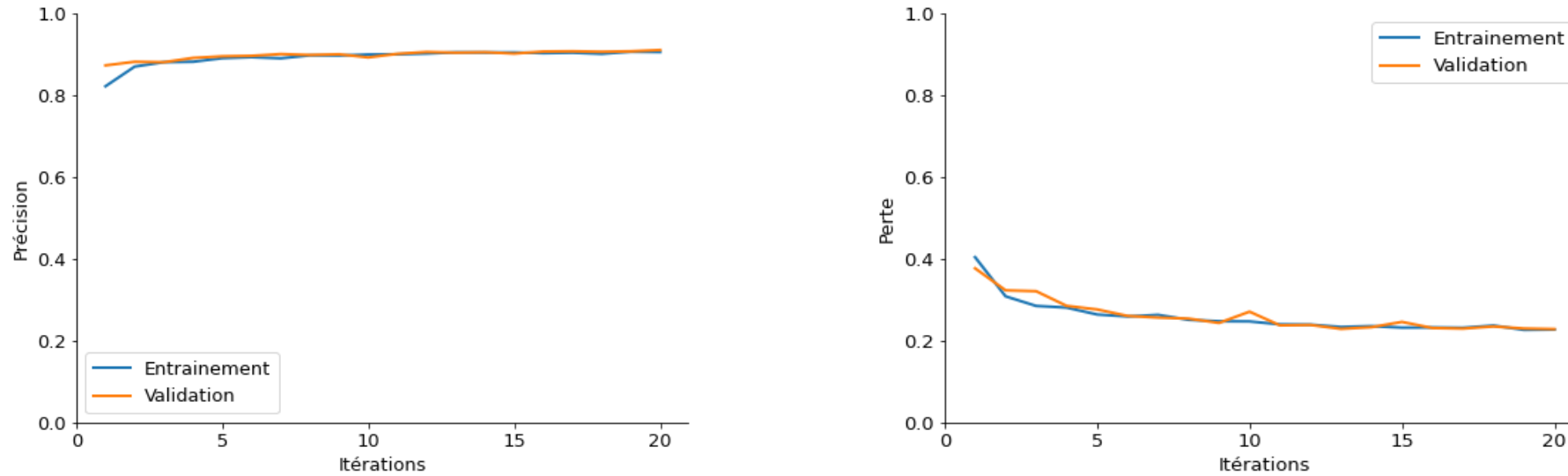


Figure : Courbes d'apprentissage du modèle

Tableau : Résultats d'entraînement et de validation du modèle

Précision d'entraînement	Numéro d'itération correspondant	Précision de validation	Numéro d'itération correspondant	Durée d'entraînement
90.64%	19	91.25%	14	44min49s

Résultats et discussions

Résultats de test du modèle

Une accuracy de 91.70 %

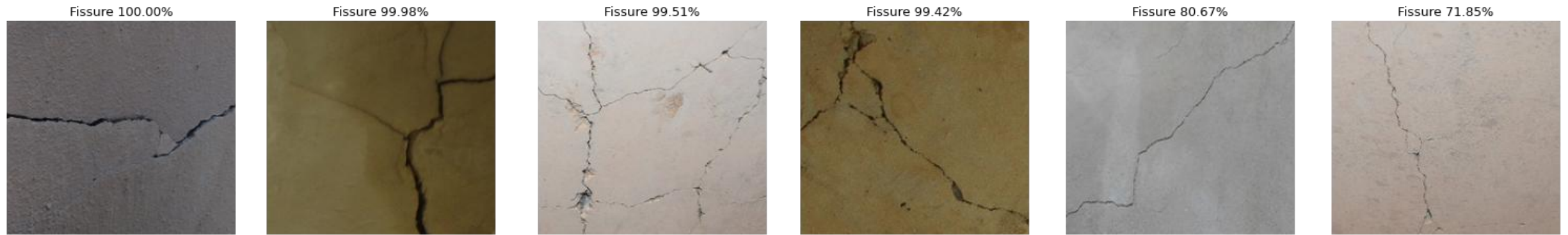


Figure : exemples de détection des fissures par le modèle entraîné

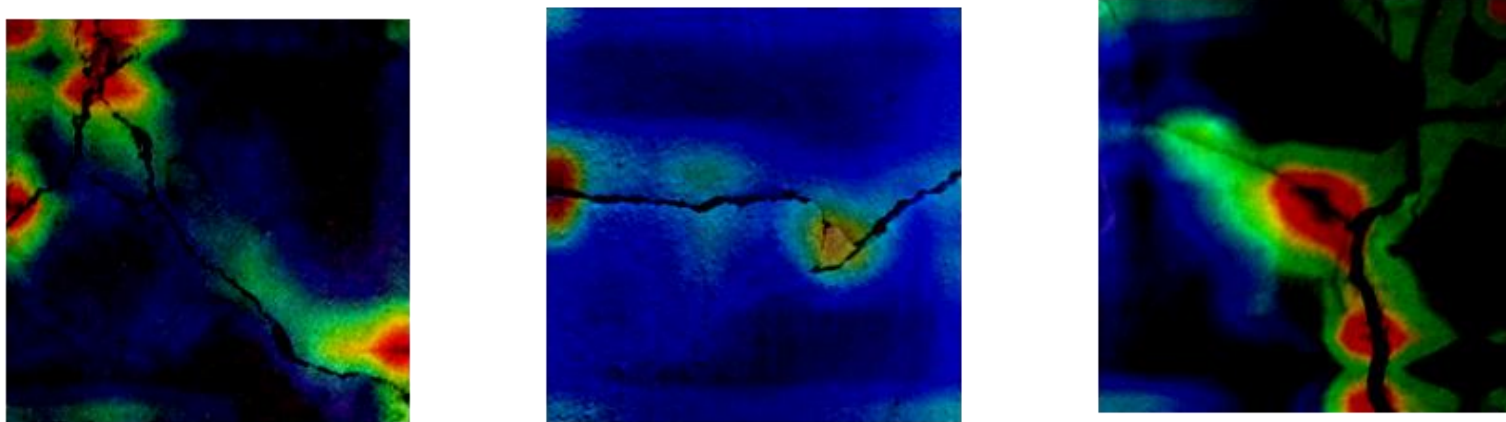


Figure : cartes thermiques de visualisation des régions classées fissures

Conclusions

- Un framework proposé pour automatiser l'identification des fissures dans des images des ponts en béton en utilisant les réseaux de neurones à convolution et trois bases de données publiques et les techniques de Transfert d'Apprentissage.
- Les résultats expérimentaux ont montré que le modèle profond entraîné est capable de détecter les fissures dans les surfaces en béton avec une précision qui s'élève à 91.70%.
- L'exploitation des bases de données disponibles permet d'obtenir une représentation plus complète des fissures rencontrées dans les ponts dégradés, et ainsi améliorer la robustesse des algorithmes entraînés pour la détection des fissures.
- L'implémentation de ces modèles dans les UAVs offre un grand potentiel pour automatiser le processus d'inspection des ponts et constituerait un outil puissant pour une évaluation plus efficace et moins subjective de l'état des ouvrages



11^{ème} المؤتمر الوطني للطرق
ΞΟ.Λ. ΞΘΞΑ Ι ΞΘΞΑ
Congrès National de la Route

MERCI

SOUS LE THÈME

Quels rôles de l'infrastructure
routière dans le nouveau modèle
de développement économique
et social du Maroc ?

تحت شعار

أية مكانة لتطوير البنية التحتية
الطرقية في تنزيل النموذج
الجديد للتنمية الاقتصادية
و الاجتماعية بالمغرب ؟

10 / 12
نوفبر NOV
DAKHLA 2022

الداخلة
DAKHLA