

LA ROCHELLE UNIVERSITÉ
LABORATOIRE L3I

Présentation de sujet de stage

SUPER-RÉSOLUTION OPTIMISÉE ET ADAPTÉE AUX CONDITIONS DE PRISE DE VUE

Présenté par Kaoutar Aqil
01 juillet 2025

Encadré par Petra Gomez & Chaker Larabi

À propos de moi

- Étudiante en deuxième année de Master
Machine Learning Avancé & Intelligence Multimédia
La Faculté des Sciences Sidi Mohammed Ben Abdellah (Fès, Maroc)
- Stage réalisé au laboratoire L3i, Université de La Rochelle (4mois)
- Sujet du stage :
Super-résolution optimisée et adaptée aux conditions de prise de vue

Sommaire

01 CONTEXTE

02 PROBLÉMATIQUE & OBJECTIF

03 MÉTHODOLOGIE

04 RÉSULTATS

05 ANALYSE ET DISCUSSION

06 CONCLUSION



Contexte

Détection d'objets dans des images basse résolution : un défi majeur

- Les images floues, bruitées ou dégradées réduisent fortement la précision des modèles de détection.
- Ce problème est accentué dans les images aériennes, où les objets sont petits, éloignés et difficiles à distinguer.
- Identifier correctement ces objets devient souvent très difficile, voire impossible.



Drone ou oiseau ?

Problématique & objectif

Problématique :

- Les images présentent souvent une faible résolution, du bruit et du flou.
- Les petits objets deviennent difficiles à détecter.

Objectif :

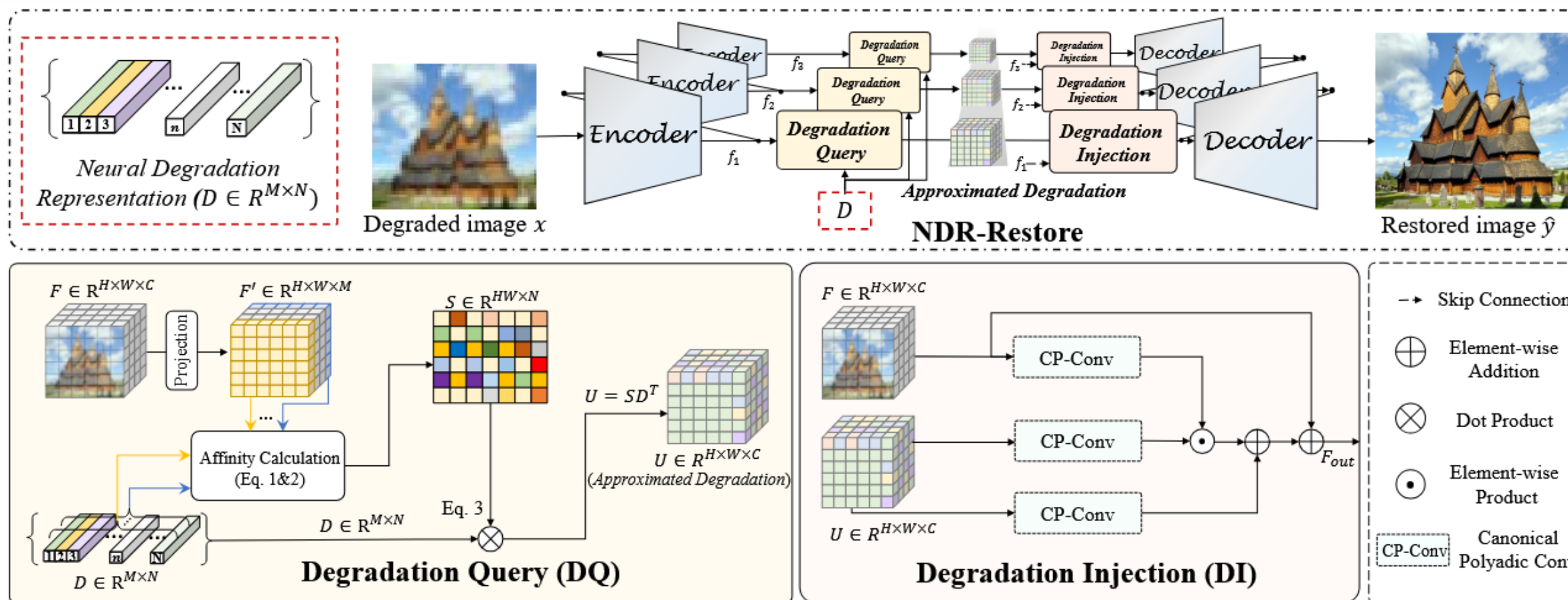
- Développer un modèle de super-résolution robuste pour restaurer les images dégradées
- Faciliter ainsi la détection automatique fiable des objets de petite taille

Question de recherche

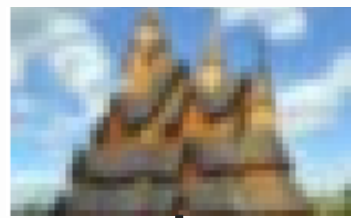
- Quel est l'impact réel de la super-résolution sur la qualité des images en termes de détection automatique ?
- Comment restaurer la résolution d'une image sans connaître la nature exacte de la dégradation (flou, bruit, compression, etc.) ?
- L'amélioration visuelle d'une image par super-résolution peut-elle réellement augmenter la précision des détecteurs d'objets ?
- Quel type d'architecture SR est le plus efficace dans ce contexte : réseaux légers, récurrents, à attention, ou GAN-based ?

Point départ

- Le modèle de référence (NDR-Restore)



- Ce modèle de référence (NDR-Restore) est un modèle entraîné pour restaurer des images fortement dégradées sans connaître la nature exacte de la dégradation.
- Il servira comme point de départ dans notre pipeline pour améliorer la qualité visuelle des images.



Extracteur



Bloc1

downsample 1



Bloc2

downsample 2



Bloc3

downsample 3

Bottom

x_res2

x_rep

x_res2

x_rep

x_res2

x_rep

- Le modèle de référence (NDR-Restore)



reconstruction

refinement

block_up3

concat

up3

block_up2

concat

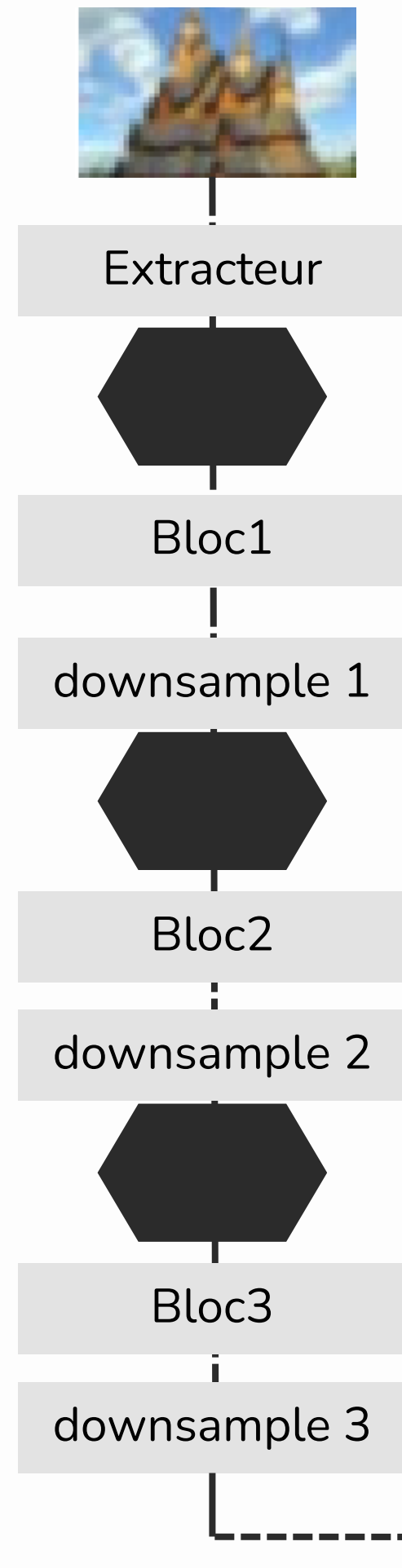
up2

block_up3

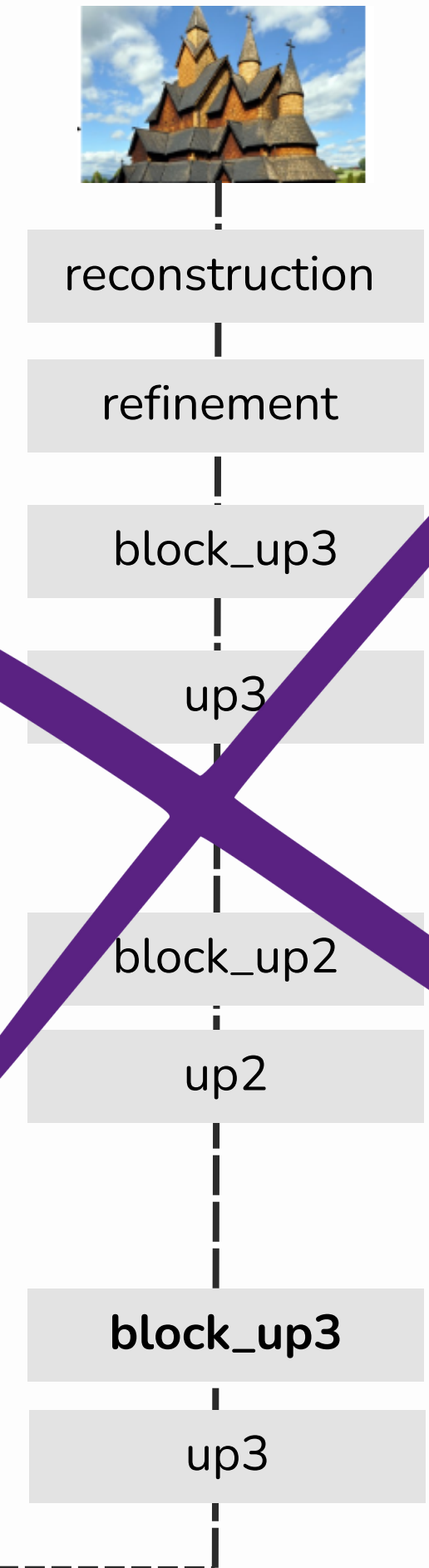
concat

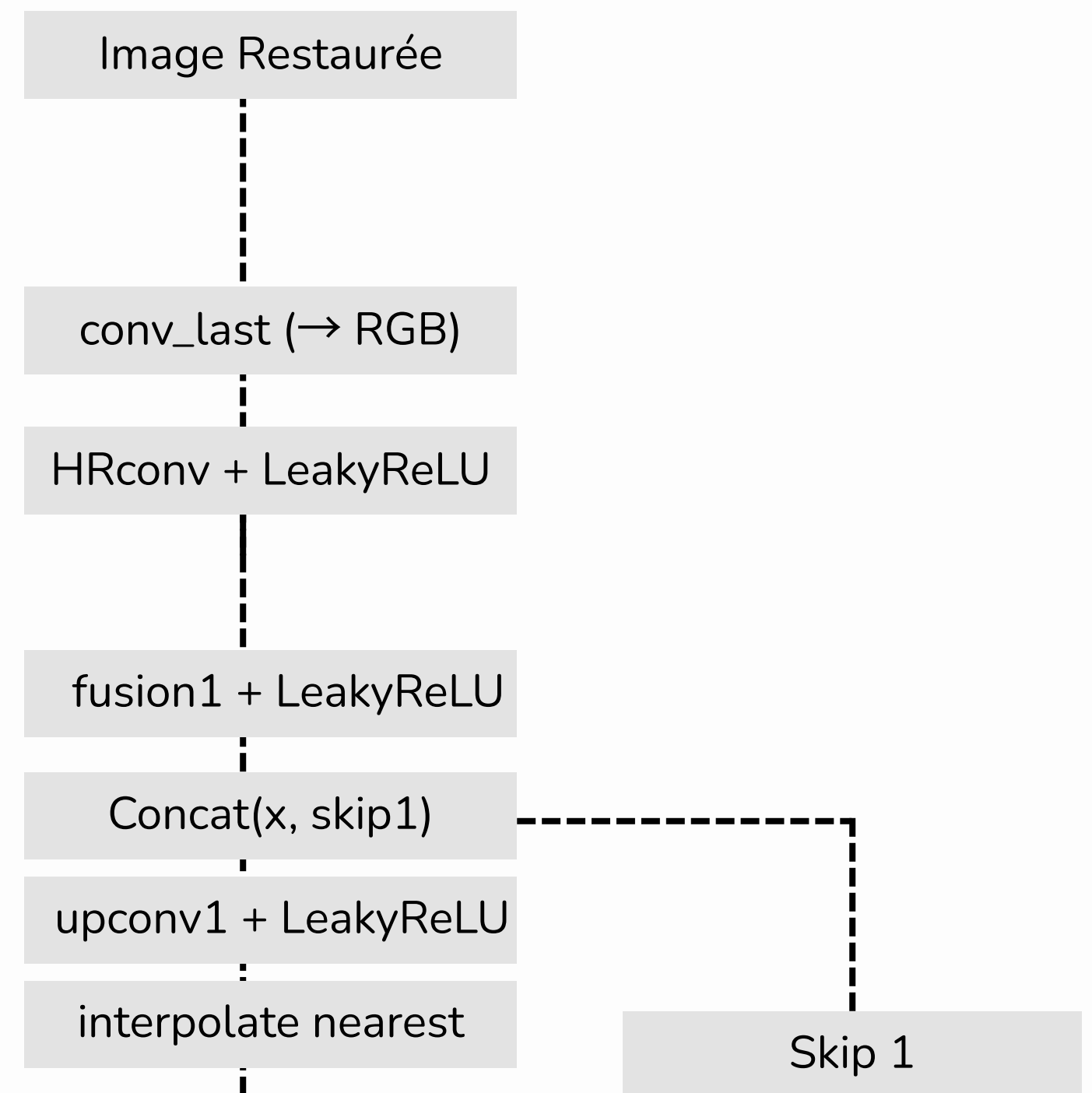
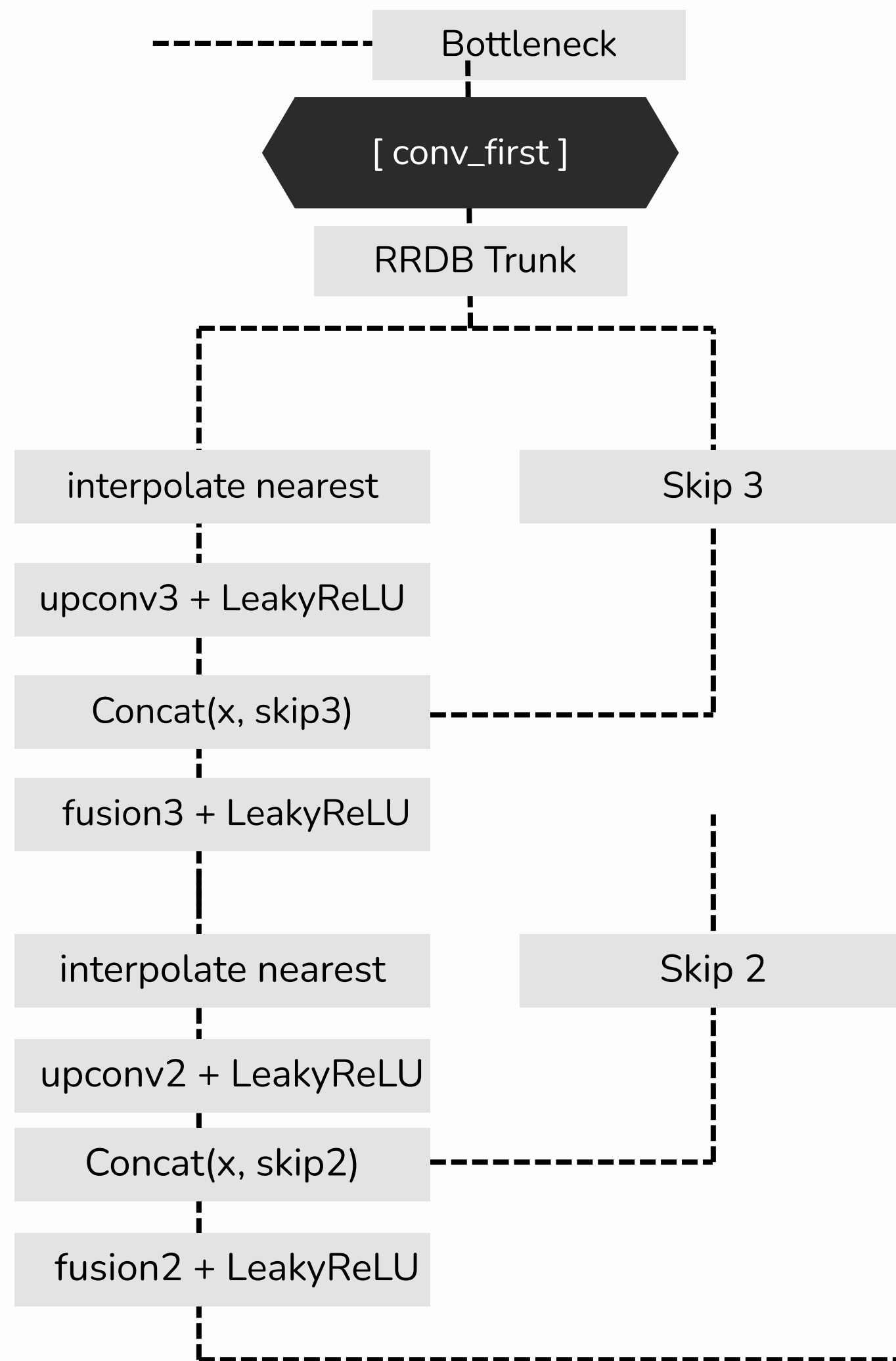
up3

Méthodologie



- Suppression complète du décodeur initial utilisé dans le modèle de base (NDR-Restore)
- Remplacement par des blocs de super-résolution
- Utilisation de blocs résiduels denses (Residual Dense Blocks)





1. Traitement initial (appelé "Tronc")

- Ces blocs affinent les détails, corrigent les textures, suppriment le bruit.
- trunk_conv : fusionne le résultat avec une dernière convolution.

2. Reconstruction de l'image par Upsampling + Fusion

- À chaque niveau, on double la taille de l'image et on fusionne avec les features du même niveau venant de l'encodeur (skip3, skip2, skip1).

3. Reconstruction haute fréquence avec les blocs RRDB

- Le cœur du module repose sur une chaîne de blocs RRDB (Residual-in-Residual Dense Blocks)

4. Génération de l'image de sortie

- Après l'étape d'upsampling + fusion + reconstruction, les dernières convolutions agissent comme un générateur RGB

Détails de l'entraînement

- Framework : PyTorch
- Matériel : GPU NVIDIA RTX6000
- Optimiseur : Adam
- Taux d'apprentissage : $1e-4$
- Taille de lot : 4
- Crop des images : 128×128
- Régularisation : L2 avec poids $1e-4$
- Momentum : 0.9
- époques : 200

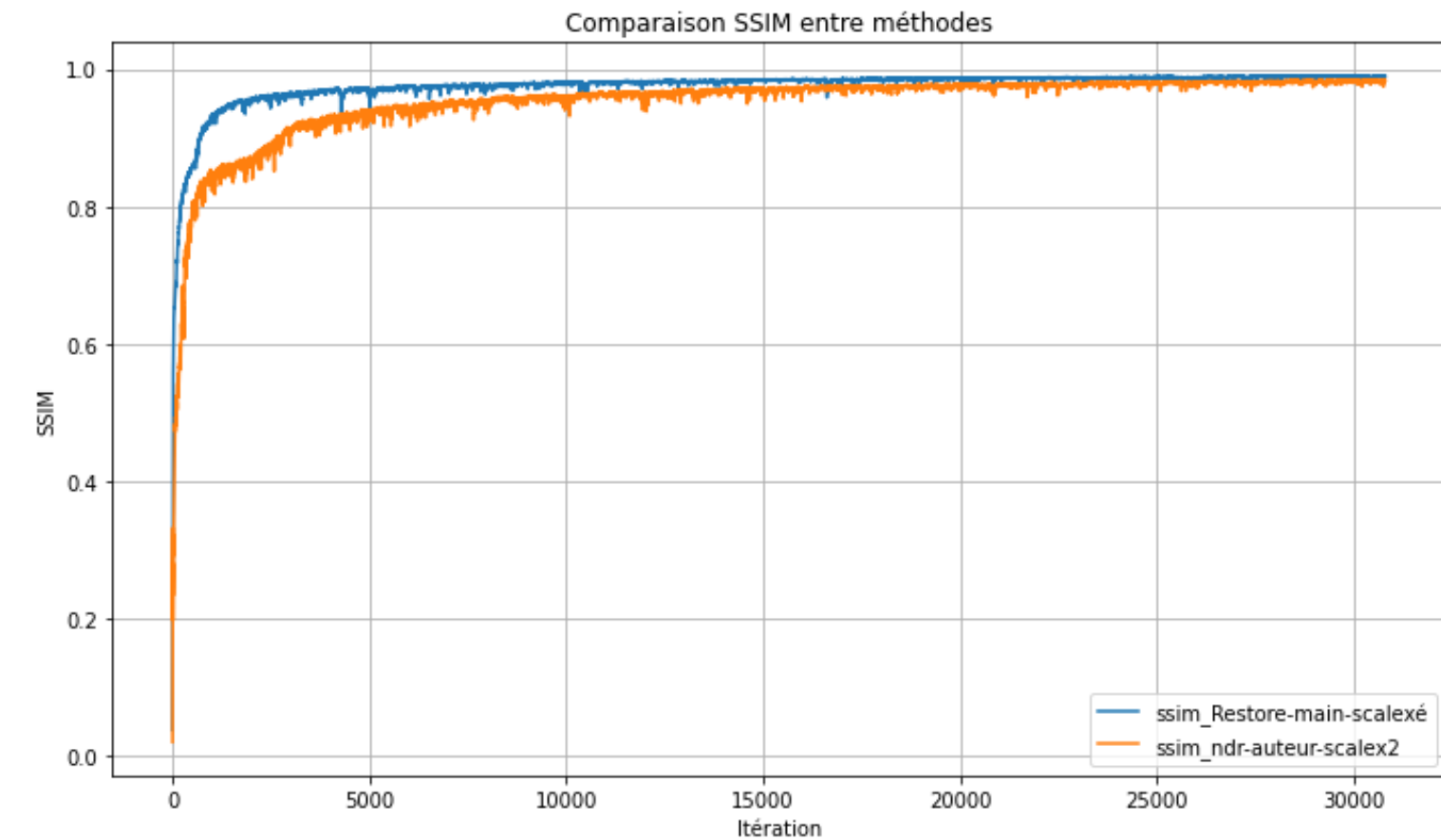
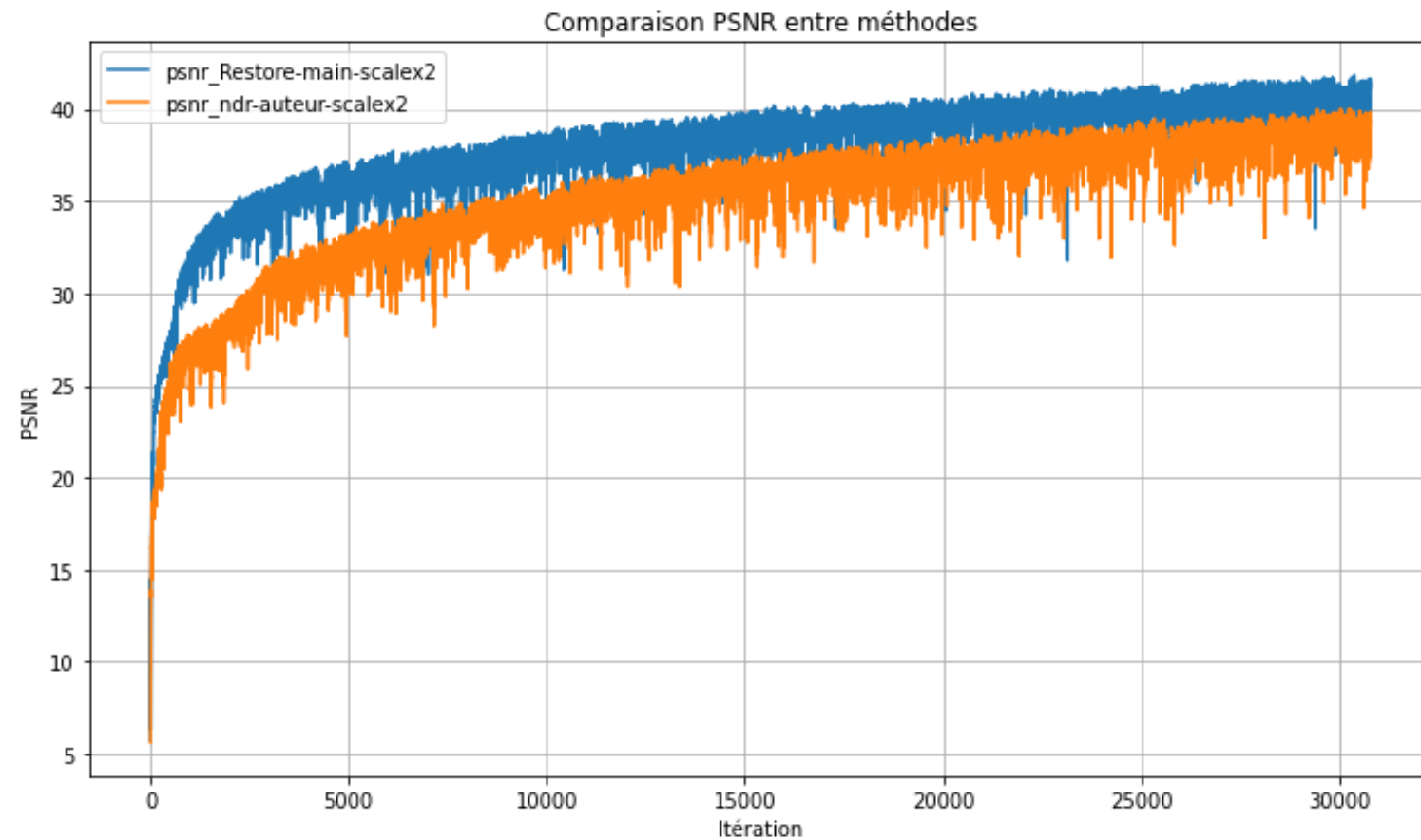
Types de dégradations testées :

- Bruit (Débruitage)
- Pluie (Rain Removal)
- Brouillard (Dehazing)

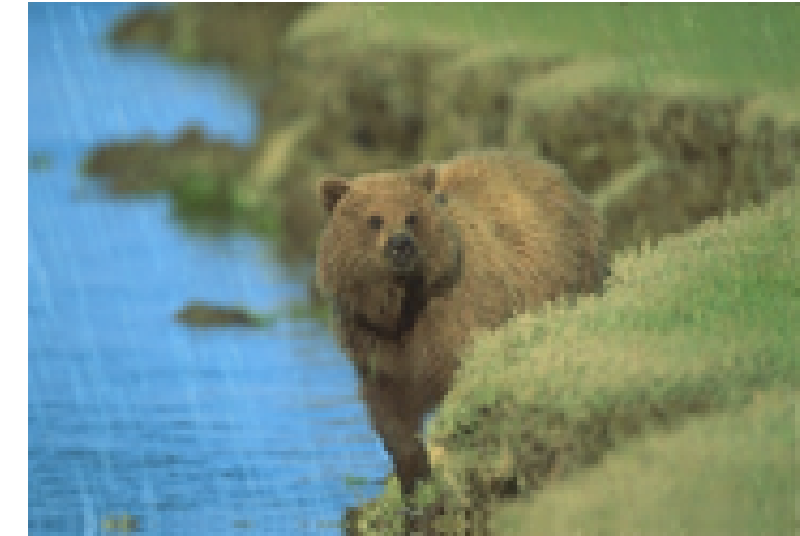
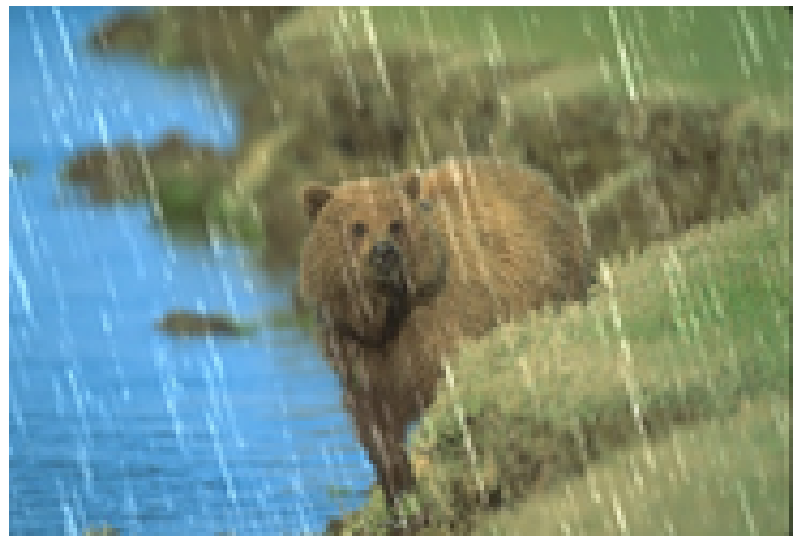
Évaluation

- Métriques utilisées :
 - PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio)
 - SSIM (Structural Similarity Index)
- But : Comparer la qualité des images restaurées par différentes méthodes

Résultats



- La méthode Restore-main obtient les meilleures performances avec un PSNR de 41.84 et un SSIM de 0.9905, surpassant la méthode ndr-auteur (40.025333,0.984946)
- La méthode Restore-main atteint une moyenne de 37.98 dB, soit environ +2.88 dB de plus que ndr-auteur(35.10 dB).



Comparaison visuelle sur un échantillon du jeu Urban100 et Real Rain : (gauche)
 Image d'entrée. (milieu)Résultat Restore-main . (droite)Résultat NDR-Restore



Résultat NDR-Restore



Résultat Restore-main

Analyse

- Restore-main dépasse ndr-auteur de +2.88 dB en PSNR.
- SSIM plus élevé : 0.976 vs 0.953, meilleure préservation des détails
- Moins de variance → performances plus stables
- Temps d'inférence plus rapide, donc méthode plus efficace
- Meilleure qualité et rapidité : gain global en performance

Conclusion

Nous avons proposé une approche visant à améliorer la détection d'objets, notamment de petits drones, dans des images aériennes fortement dégradées.

Le travail mené jusqu'à présent s'est concentré sur la phase de restauration des images, en remplaçant le décodeur classique par un module de super-résolution basé sur des blocs résiduels denses (RRDB).

Cependant, le projet est encore en cours. L'intégration complète dans une chaîne de détection n'a pas encore été finalisée, et les expériences de détection après restauration sont en phase de préparation.

Références

- <https://github.com/mdyao/NDR-Restore>
- <https://arxiv.org/pdf/2310.12848>
- <https://github.com/Justones/AMIRNet>
- <https://github.com/cszn/BSRGAN>
- <https://github.com/ilopezfr/image-superres>
- https://github.com/yyknight/NTIRE2019_EDRN

\

Merci !

Super-résolution optimisée et adaptée aux conditions de prise de vue

Présentée par Kaoutar Aqil

01 Juillet 2025