





# Propositions de sujets - Tremplin Recherche ESIEE Paris « sujet 1 »

# Pipeline Deep Learning pour la détection de la qualité et la segmentation des lésions dans les images rétiniennes

LIGM — ESIEE Paris, Université Gustave Eiffel A3SI (Algorithmes, architectures, analyse et synthèse d'images)

# Présentation générale du sujet :

Les images rétiniennes constituent un outil majeur pour le dépistage et le suivi de pathologies oculaires comme la rétinopathie diabétique (RD), le glaucome et la dégénérescence maculaire liée à l'âge (DMLA) (Li et al. 2021). Leur variabilité de qualité (flou, faible contraste, bruit) limite toutefois l'exploitation clinique de ces images (Saha et al. 2018) (Guo et al. 2023). La figure ci-dessous présente quelques exemples de pathologies rétiniennes. Dans ce contexte, on propose de développer un pipeline de recherche en deep learning combinant : (1) la détection de la qualité d'image, (2) l'amélioration des images de faible qualité par des modèles de restauration (Wang et al. 2018), et (3) la segmentation automatique, à partir des images améliorées, de lésions rétiniennes (micro-anévrismes, hémorragies, exsudats, drusen) (González-Gonzalo et al. 2020) (Cao et al. 2021). L'objectif est d'explorer de nouvelles approches afin de fournir aux cliniciens des informations objectives, reproductibles et visuellement interprétables.

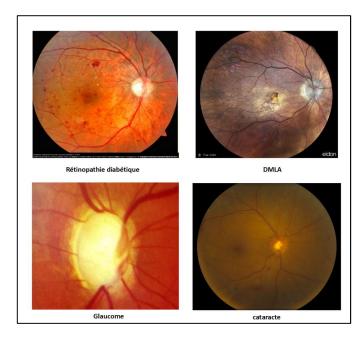


Figure 1. Illustration des principales pathologies responsables de cécité évitable : RD, DMLA, Glaucome, Cataracte







# Objectifs du projet :

- 1. Étudier l'état de l'art sur la détection de qualité, l'amélioration et la segmentation des images rétiniennes, et identifier les limites des méthodes existantes (robustesse, petites lésions, généralisabilité).
- 2. Concevoir et évaluer un modèle de classification de la qualité d'image (faible (mauvaise) / moyenne (peu acceptable) / élevée (bonne)), basé sur des CNN, transfer learning avec des modèles pré-entraînés (ResNet, EfficientNet, Inception ou autres), transformers, mécanismes d'attention ...
- 3. Explorer des approches de restauration d'image par deep learning (autoencodeurs, GANs de super-résolution type SRGAN, ESRGAN) et comparer leur performance avec des pipelines classiques de prétraitement (filtrage, normalisation, contraste).
- 4. Mettre en œuvre et tester des architectures ou des combinaisons d'architectures récentes de segmentation (U-Net++, Attention U-Net, DeepLabv3+, HRNet, TransUNet, Swin-UNet).
- 5. Proposer un pipeline intégré : image brute → détection qualité → amélioration (si nécessaire) → segmentation → restitution visuelle.
- 6. Évaluer les performances selon plusieurs métriques :
  - Détection de qualité : accuracy, sensibilité, spécificité. Etc.
  - Amélioration : PSNR, SSIM, entropie.
  - Segmentation : Dice score, IoU.
- 7. Valoriser les résultats par une éventuelle **publication scientifique** dans une conférence ou une revue (exemple : *ISBI, ICIP, CPVR, MICCAI, EMBC, Ophthalmology Science, ...*).

### Filières visées:

- Data science et intelligence artificielle
- Biotechnologie et e-santé
- Informatique
- Artificial Intelligence and Cybersecurity

#### Nom et adresse e-mail du tuteur :

Pr. KACHOURI Rostom - rostom.kachouri@esiee.fr (Professeur associés)

Mr. CHAKOUR EL-Mehdi – <u>elmehdi.chakour@esiee.fr</u> (*Ingénieur de recherche*)









# **Bibliographie**

Cao, Hu, Yueyue Wang, Joy Chen, et al. 2021. « Swin-Unet: Unet-like Pure Transformer for Medical Image Segmentation ». arXiv:2105.05537. Prépublication, arXiv, mai 12. https://doi.org/10.48550/arXiv.2105.05537.

González-Gonzalo, Cristina, Verónica Sánchez-Gutiérrez, Paula Hernández-Martínez, et al. 2020. « Evaluation of a Deep Learning System for the Joint Automated Detection of Diabetic Retinopathy and Age-Related Macular Degeneration ». *Acta Ophthalmologica* 98 (4): 368-77. https://doi.org/10.1111/aos.14306.

Guo, Tianjiao, Ziyun Liang, Yun Gu, et al. 2023. « Learning for retinal image quality assessment with label regularization ». *Computer Methods and Programs in Biomedicine* 228 (janvier): 107238. https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2022.107238.

Li, Tao, Wang Bo, Chunyu Hu, et al. 2021. « Applications of deep learning in fundus images: A review ». *Medical Image Analysis* 69 (avril): 101971. https://doi.org/10.1016/j.media.2021.101971.

Saha, Sajib Kumar, Basura Fernando, Jorge Cuadros, Di Xiao, et Yogesan Kanagasingam. 2018. « Automated Quality Assessment of Colour Fundus Images for Diabetic Retinopathy Screening in Telemedicine ». *Journal of Digital Imaging* 31 (6): 869-78. https://doi.org/10.1007/s10278-018-0084-9.

Wang, Xintao, Ke Yu, Shixiang Wu, et al. 2018. « ESRGAN: Enhanced Super-Resolution Generative Adversarial Networks ». arXiv:1809.00219. Prépublication, arXiv, septembre 17. https://doi.org/10.48550/arXiv.1809.00219.