

Plan Prévisionnel

Dataset Retenu

Description du Dataset : Le dataset utilisé est le Stanford Dogs Datasets avec 20580 photos pour 120 races différentes, un ensemble de données d'images de chiens, qui offre une grande diversité de races et de types d'images. Ce dataset est idéal pour les tâches de super-résolution car il fournit une large gamme d'images de haute qualité qui permettent d'évaluer la performance des modèles de super-résolution sur des images réelles et variées.

Modèle Envisagé

Choix de l'Algorithme : Le modèle choisi est le SRGAN (Super-Resolution Generative Adversarial Network), qui est une approche avancée pour la super-résolution d'images. Le SRGAN est préféré en raison de sa capacité à produire des images de haute qualité avec des détails et des textures réalistes. Contrairement aux méthodes basées uniquement sur la perte MSE, le SRGAN utilise une architecture de GAN qui permet de générer des images qui non seulement sont plus nettes, mais également plus visuellement plaisantes grâce à l'interaction entre le générateur et le discriminateur.

Objectif de l'Algorithme : L'objectif du SRGAN est d'améliorer la résolution des images tout en préservant les détails fins et la texture, ce qui est crucial pour des applications nécessitant des images haute fidélité. Le SRGAN est particulièrement utile dans des domaines tels que la restauration d'images, l'amélioration de la qualité d'image en vision par ordinateur, et les applications artistiques.

Références Bibliographiques

Article de Recherche :

- Ledig, C., et al. (2017). *Photo-Realistic Single Image Super-Resolution Using a Generative Adversarial Network*. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (TPAMI)*.
 - [Lien vers l'article](#)
- **Article de Recherche :**
- "Real-ESRGAN: Training Real-World Blind Super-Resolution with Pure Synthetic Data" (2021)
 - Xintao Wang, et al.
 - [Lien vers l'article](#)
- **Article de Recherche :**
- "SR3: Image Super-Resolution via Repeated Refine" (2021)
 - J. T. Simon, et al.
 - [Lien vers l'article](#)

- **Article de Blog :**
- *"Understanding Image Super-Resolution with GANs: A Comprehensive Guide"* (2022)
 - *Medium*
 - Lien vers l'article
- **Article de Blog :**
- *"The Latest Advances in GANs for Super-Resolution"* (2021)
 - *Towards Data Science*
 - Lien vers l'article
- **Ressources et Tutoriels :**
- [GitHub - krasserm/super-resolution](#)
- [GitHub - tensorlayer/srgan](#)
- [GitHub - leftthomas/SRGAN](#)
- [Blog Paperspace - Super-Resolution Generative Adversarial Networks](#)
- [YouTube - Introduction to GANs for Super-Resolution](#)
- [YouTube - SRGAN Overview and Implementation](#)
- [YouTube - Advanced Super-Resolution Techniques](#)
- [ChatGPT - Discussions and Insights](#)

Explication de Votre Démarche de Test du Nouvel Algorithme

Méthode Baseline : La méthode baseline pour comparer les performances sera un modèle de super-résolution pré-entraîné utilisant la perte MSE. Ce modèle servira de référence pour évaluer les améliorations apportées par l'approche SRGAN.

Méthode de Test : La démarche inclut le pré-entraînement du générateur avec la perte MSE pour obtenir un générateur de base, suivi de l'entraînement complet du SRGAN avec la perte de perception et un discriminateur pour affiner la qualité des images générées. Les performances seront évaluées sur un ensemble d'images de validation en comparant la qualité visuelle des images générées par le modèle SRGAN par rapport à celles générées par la méthode baseline.

Preuve de Concept (POC) : Une interface graphique simple sera développée avec Streamlit pour permettre l'interrogation du modèle et la visualisation des résultats. Cette interface permettra de charger des images basse résolution, d'appliquer les modèles SRGAN et pré-entraîné, et de comparer visuellement les images haute résolution obtenues.