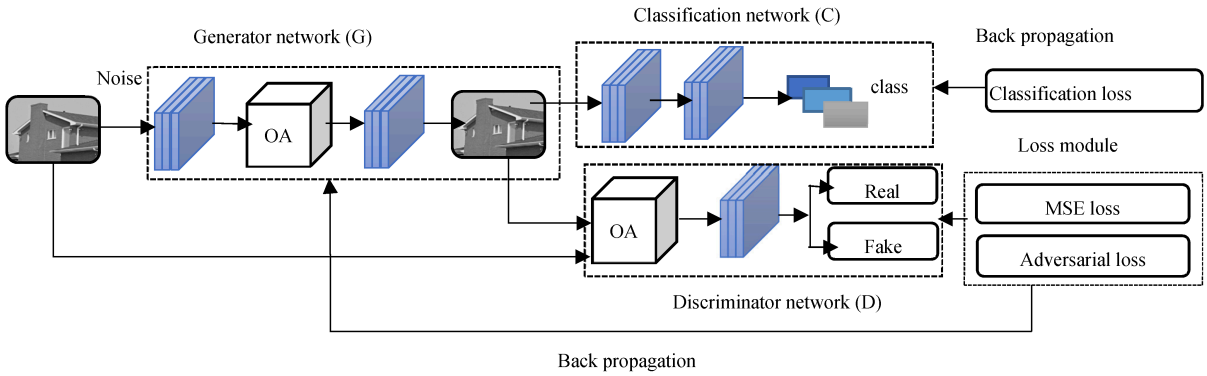
Projet débruitage -
Compte rendu semaine du 3/11

Viguier Killian Wang Xihao

M2 IMAGINE
Faculté des Sciences
Université de Montpellier

9 Novembre 2025



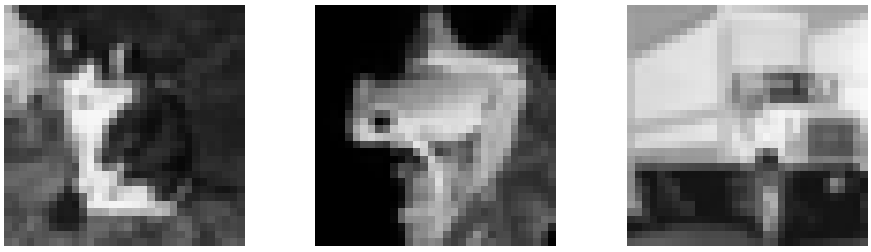
Résumé

Dans ce premier compte rendu, nous verrons les tâches effectuées lors de la première semaine du projet image qui porte sur le débruitage d'images, puis nous nous pencherons sur les prochaines étapes prévues. Lien du GitHub : https://github.com/VigKillian/denoiser_engine

1 Base de données d'images

1.1 Base d'images CIFAR-10

Pour notre projet, nous avons décidé de prendre comme ensemble d'images CIFAR-10 qui est vastement utilisée pour les algorithmes de deep learning. Cette collection comporte les classes : avions, voitures, oiseaux, chats, cerfs, chiens, grenouilles, chevaux, navires et camions, et nous avons sélectionné 100 images de taille 32x32 pour chacune des classes, revenant à 1000 images initiales.



(a) Image de chat (b) Image de grenouille (c) Image de camion

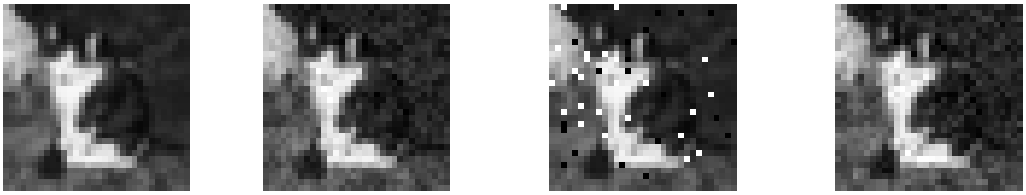
Fig. 1. – Exemples d'images de la collection d'images CIFAR-10

1.2 Bruitage d'images

Ensuite, nous avons implémenté 3 différents algorithmes de bruitage d'images pour les images précédemment récupérées :

- Un bruit aléatoire en chaque pixel (d'amplitude ± 15) suivant une loi uniforme.
- Un bruit gaussien défini par la fonction : $p_G(z) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{(z-\mu)^2}{2\sigma^2}\right]$
- Un bruit pepper&salt : chaque pixel a une chance (5%) de voir sa valeur changer à 0 ou 255.

Ces algorithmes de bruitages sont appliqués sur chacune des images de notre collection d'images initiales, ce qui nous donne au final 3000 images bruitées.



(a) Image initiale (b) Bruit aléatoire (c) Bruit Pepper&Salt (d) Bruit gaussien

Fig. 2. – Image de chat avec différents bruitages

2 Suite du projet

Nous nous baserons sur une base de code de débruitage d'images avec auto-encodeur (lien : https://github.com/Research-and-Project/ConvDAE) que nous allons modifier pour ajouter un GAN. Cette base de code utilise tensorflow, une bibliothèque de Python pour le Machine Learning.

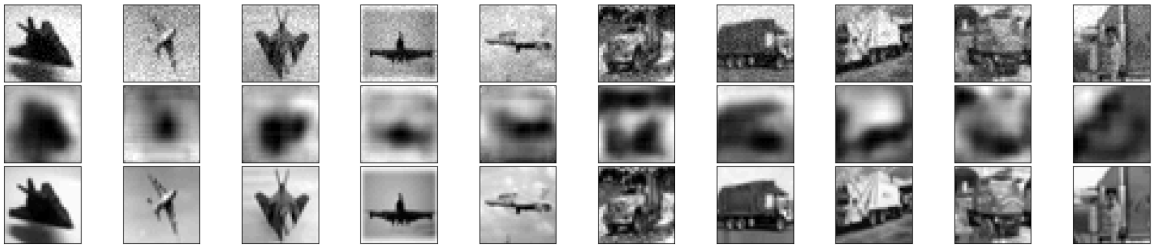


Fig. 3. – Exemple de résultat de la base de code : En haut l'image bruitée, en bas l'image initiale et au milieu l'image résultante du débruiteur.

2.1 DAE + MSE à DAE + GAN

Pour l'instant, notre méthode utilise encore un DAE classique avec une perte MSE pour ajuster les paramètres du modèle.

La prochaine étape, c'est de retirer le système MSE et de laisser le GAN juger si l'image produite est bien une image débruitée ou non.

on entraînera le modèle jusqu'à ce que le GAN ne puisse plus faire la différence entre une vraie image et une image générée - à ce moment-là, on considérera que l'entraînement est réussi.

2.2 Les étapes principales

- Dans le discriminateur, pour chaque batch, on prend les images originales (clean) et celles déjà générées (fake).
- On entraîne le discriminateur D pour que D(clean) soit proche de 1 (vrai) et D(fake) proche de 0 (faux).
- Ensuite, on entraîne le générateur pour que D(fake) soit proche de 1, c'est-à-dire qu'il arrive à tromper D.
- On répète ce processus jusqu'à ce que D ne puisse plus faire la différence entre les images réelles et celles générées, ou jusqu'à ce que les résultats de validation soient satisfaisants.