

Unsupervised Adversarial Image Reconstruction

Arthur Pajot, Emmanuel de Bézenac, Patrick Gallinari

Victor Besnier, Paul Bonnier et Melissa Pergament

Introduction

De nombreuses applications nécessitent d'ajouter de l'information à des mesures incomplètes et imprécises. On s'appuie généralement sur des informations préalables sur la structure du signal afin de trouver une reconstruction proche de celle d'origine. Cette approche est limitée aux situations facilement décrites mais qui sont rarement observées dans le cadre de la reconstruction d'images.

Ce papier offre donc une approche de reconstruction d'images dans un environnement non supervisé. Le problème est d'estimer au sens du maximum a posteriori des signaux compte tenu de leurs mesures sur la base d'apprentissage.

Le modèle implémenté se base sur l'architecture d'apprentissage *AmbientGAN*[1] auquel on rajoute un terme de supervision α . De plus, le générateur et le discriminateur disposent d'une architecture basée sur les modèles d'attention (cf. *SAGAN*[2]) qui permettent de prendre en considération les dépendances spatiales éloignées de l'image.

Données et heuristique d'entraînement

- Données:** Base CelebA (visages de célébrités)
- Etape 1:** Sampling des données pour avoir des données bruitées et non bruitées
- Etape 2:** Entraînement du discriminateur et du générateur de manière alternative jusqu'à convergence (cf. ci-dessous).

Algorithm 1 Training Procedure.

Require: Initialize parameters of the generator G and the discriminator D .

while (G, D) not converged **do**

 Sample $\{y_i\}_{1 \leq i \leq n}$ from data distribution p_Y

 Sample $\{\theta_i\}_{1 \leq i \leq n}$ from P_Θ

 Sample $\{\varepsilon_i\}_{1 \leq i \leq n}$ from P_ε

 Set \hat{y}_i to $F(G(y_i), \theta_i) + \varepsilon_i$ for $1 \leq i \leq n$

 Update D by ascending:

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \log D(y_i) + \log(1 - D(\hat{y}_i))$$

 Update G by descending:

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \lambda \cdot \| \hat{y}_i - F(G(\hat{y}_i), \theta_i) \|_2^2 + \log(1 - D(\hat{y}_i))^3$$

end while

Fonctions de Bruit

Pour notre réseau, nous avons utilisé 4 bruits différents:

- Remove pixel Channel: mise à zéro d'un pixel du canal selon une probabilité p .
- Patch Band: mise à zéro des pixels compris dans un bande de largeur l .
- Keep patch: extinction des pixels sauf ceux formant un carré de dimension d dans l'image.
- Random patch: extinction de pixels sous forme de tâches aléatoires.

Réseau

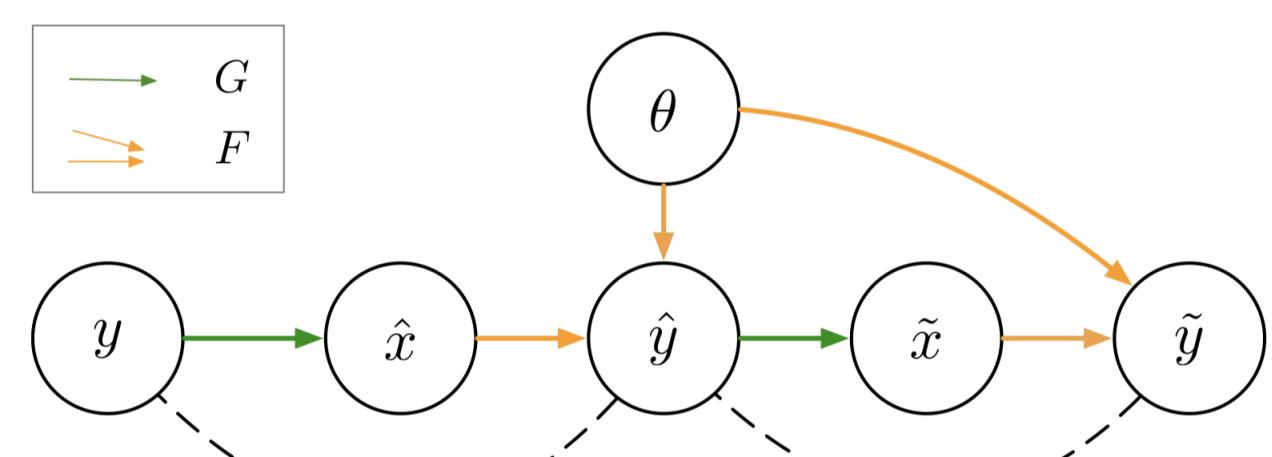


Figure: architecture du papier

Implémentation

Voici les hyper-paramètres et les détails de l'implémentation utilisée:

- SAGAN: architecture similaire au self-attention GAN conditionné aux images bruitées. Kernel_size de taille 4, 'skip_connection' et U_shape. Module d'attention placé au niveau intermédiaire et spectral normalisation. Lambda = 0.5.
- Optimization: Adam, betas = (0, 0.9), lr = 0.0004 pour D et lr = 0.0001 pour G.
- Dataset GPU: CelebA 200 000 images, taille 64x64, entraîné sur 10 epoch grâce à Google Colab.
- AmbientGan: L'architecture est similaire au papier sans le second terme, nous avons simplement mis lambda à 0. Baseline non supervisée.
- Pix2Pix: Version 'lite' du papier 'Pix2Pix' sans patch_discriminateur. Nous avons mis une MSE avec l'image de référence. Baseline supervisée.

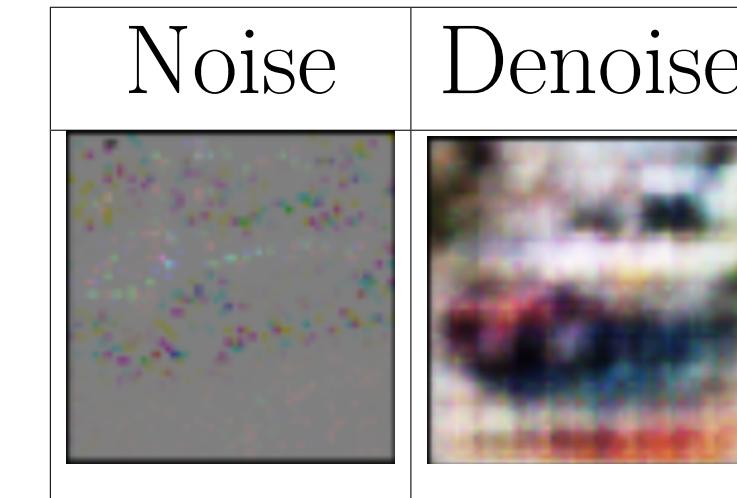
Résultats

	remove pixel channel	patch band	keep patch	random patch
AmbiantGan	0.051	0.18	0.34	0.14
Papier	0.50	0.26	0.36	0.49
Pix2Pix	0.032	0.10	0.09	0.043

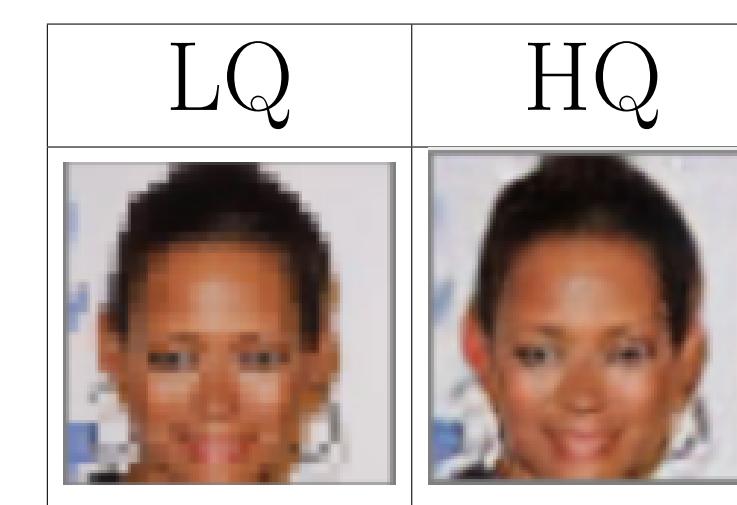
Table: Moyenne des loss des modèles

Conclusion

- Application à d'autre dataset: CIFAR10.



- Stochastique: rendre la sortie stochastique, en faisant apprendre un mapping non déterministe pour le générateur.
- Super_résolution: adapter l'architecture pour améliorer la qualité d'une image:



- Amélioration: faire de la HD grâce à des architectures comme BigGAN

Références

- [1] A. Dimakis A. Bora, E. Price. Generative models from lossy measurement. Fevrier 2018.
- [2] D. Metaxas A. Odena H. Zhang, I. Goodfellow. Self-Attention Generative Adversarial Networks. Mai 2018.
- [3] Patrick Gallinari A. Pajot, E. de Bézenac. Unsupervised adversarial image reconstruction. Janvier 2019.