

Projet Sciences des données

Top-k Training of GANs: Improving GAN Performance by Throwing Away Bad Samples

*Samarth Sinha
Zhengli Zhao
Anirudh Goyal
Colin Raffel
Augustus Odena*

Dedieu Lucas, Greff Emilie, Abdellaoui Rehia, Rahmouni Mohamed

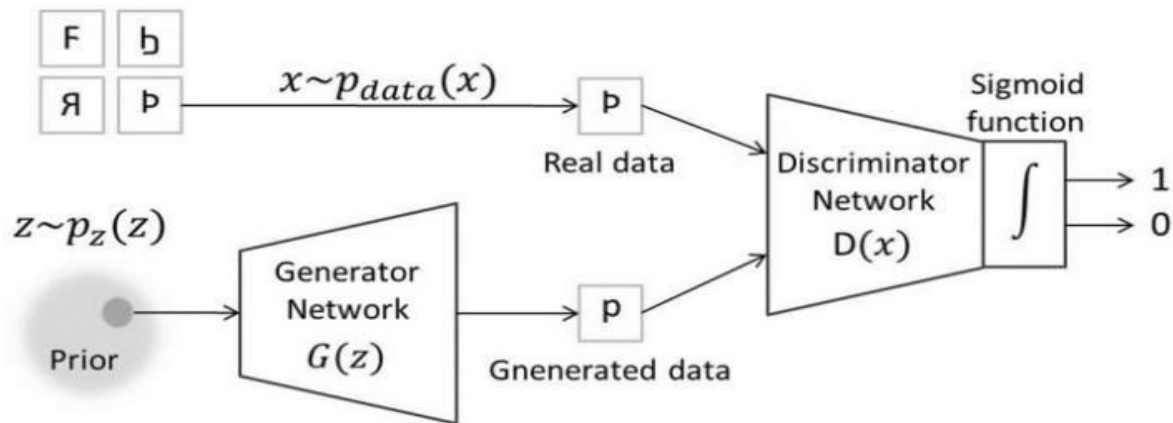
Sommaire

- 1) Présentation du papier
- 2) GANs
- 3) Top k training
- 4) Mixture of gaussians
- 5) Expérimentation et résultats

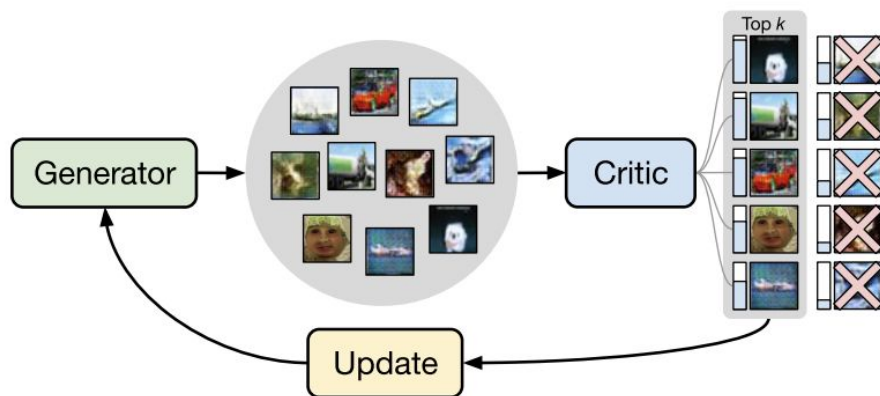
Top-k Training of GANs: Improving GAN Performance by Throwing Away Bad Samples

- Modification simple de l'algorithme des GANs (on ne modifie qu'une ligne de code)
- Améliore les résultats sans augmenter le coût de calcul
- Top k training: met à jour les paramètres du générateur uniquement sur les échantillons du mini-batch que le discriminateur considère comme les plus réalistes.

Rappel : GANs



Top-k Training



- Lors de la mise à jour des paramètres du générateur sur un batch d'images générés, ils mettent à zéro les k plus petits gradients
- En effectuant l'**opération top-k** sur les prédictions du discriminateur, nous ne mettons à jour le générateur que sur les "meilleurs" échantillons générés dans un batch donné, tels que notés par le discriminateur.
- $k(t) = \max(\mu, k(t-1) - \square)$

Mixture of Gaussians

Étude des performances de l'entraînement du GAN top-k sur un dataset test afin de mieux comprendre son comportement → Le dataset est un mélange de gaussiennes avec un nombre variable de modes.

Le générateur et le discriminant sont des MLP à 4 couches avec 256 unités cachées dans chaque couche.

Pour chaque expérience, on mesure :

i) Qualité de l'échantillon

ii) Modes récupérés

Résultats :

- Au fur et à mesure que nous augmentons le nombre de modes dans la distribution cible : l'entraînement top-k est capable d'**améliorer à la fois la fraction de modes récupérés et la fraction d'échantillons de haute qualité.**
- Lorsque le nombre de modes passe de 25 à 100, le nombre d'échantillons de haute qualité diminue considérablement pour les GAN normaux : **l'entraînement top-k est nettement plus performant.**

Mode Dropping Reduction and High Quality Samples

Étude de ce qui se passe lorsque le générateur GAN est mis à jour soit sur les éléments les mieux notés, soit sur les éléments les moins bien notés dans un mini-lot.

→ GAN opèrent avec 50,000 itérations sur un mélange de 25 gaussiennes.

Number of Modes	% High Quality Samples (GAN)	% High Quality Samples (Top- k)	% Modes Recovered (GAN)	% Modes Recovered (Top- k)
25	85.6	95.5	100	100
64	73.8	81.8	96.2	100
100	40.3	54.7	94.6	100

Table 1: GAN training with and without Top- k on a Mixture of Gaussians. ‘High Quality Samples’ measures the fraction of samples that lie at most 4 standard deviations away from the nearest mode. ‘Modes Recovered’ measures the fraction of modes which have at least one high quality sample.

- Top- k training réduit le mode dropping
- Top- k training améliore la qualité des échantillons

Mais comment ? Pourquoi ?

Direction of samples from their closest mode

- Les éléments du bas s'éloignent de la direction d'oracle 2 (utilisé comme référence pour comparer les mises à jour).
- La mesure du mouvement des échantillons après les étapes de mise à jour par descente de gradient permet de comprendre ce qui se passe lorsque le générateur est mis à jour
- Évaluation de la similarité en cosinus entre la direction de l'oracle et le déplacement calculé ci-dessus.
→ Le top-k améliore les performances du GAN en n'utilisant pas les gradients "inutiles".

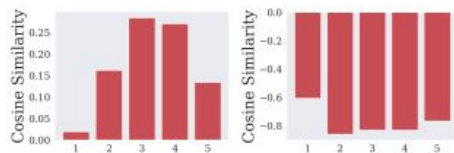


Figure 2: Cosine similarity between the direction moved by a generator sample after an update to the direction to the nearest mode for top- k (left) and bottom- k (right) samples. Each bin in the histogram represents samples which are within a given standard deviation away from the nearest mode.

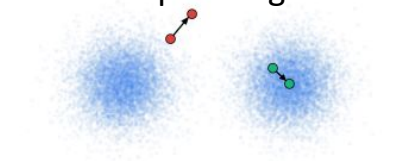
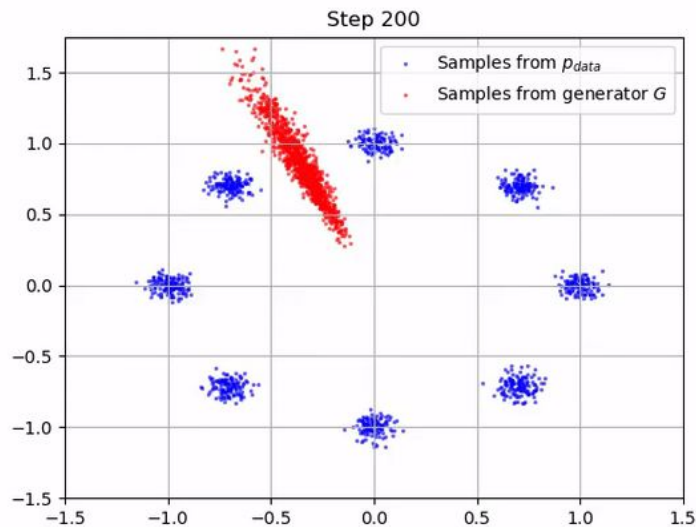


Figure 4: Diagram of what appears to happen in our toy Mixture of Gaussians experiment. On the left, we show the result of updating on the bottom- k samples. The blue points represent samples from the target distribution, and the red points represent a sample before and after the bottom- k as the sample moves away from the nearest mode. On the right, we show the result of top- k updating. The green point is a sample before and after the top- k update.

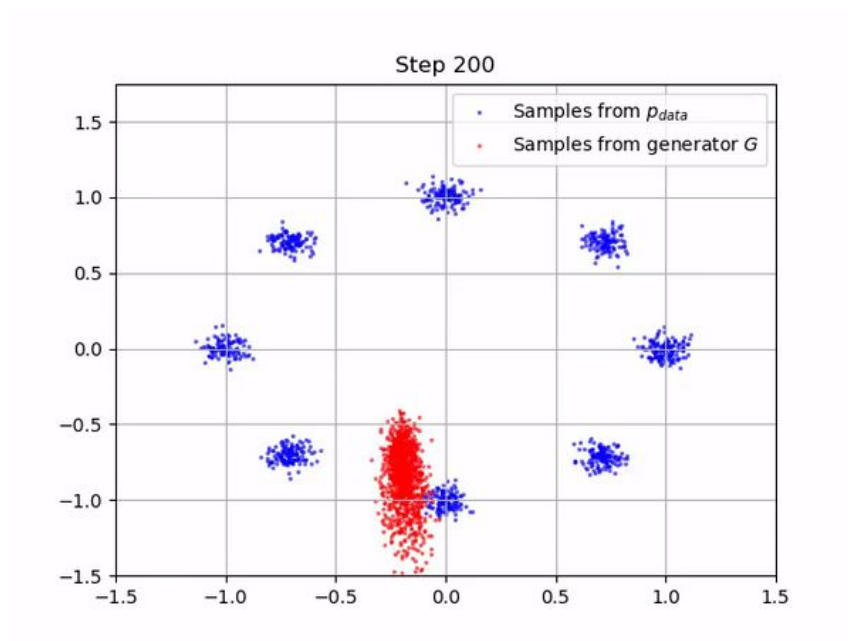
Expériences et Résultats

1. Ré-implémentation du code des auteurs
2. Implémentation d'une version personnalisée sur CIFAR-10

Mixture of Gaussian : Standard GAN Loss

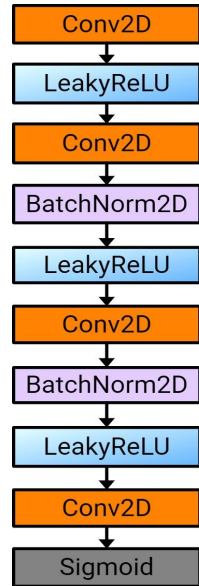


Mixture of Gaussian : Standard Gan Loss + Top-k

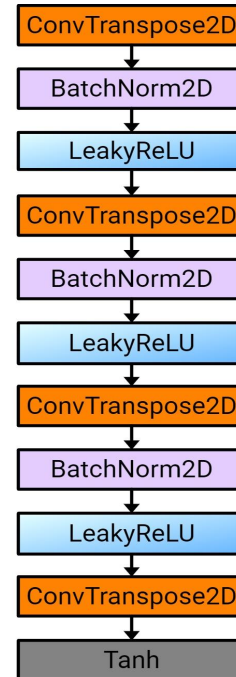


CIFAR-10 : Architecture du GAN (DC-GAN)

Discriminateur



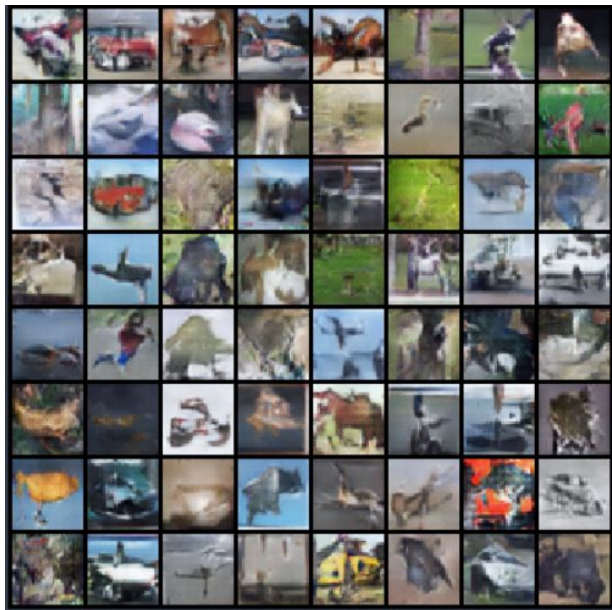
Générateur



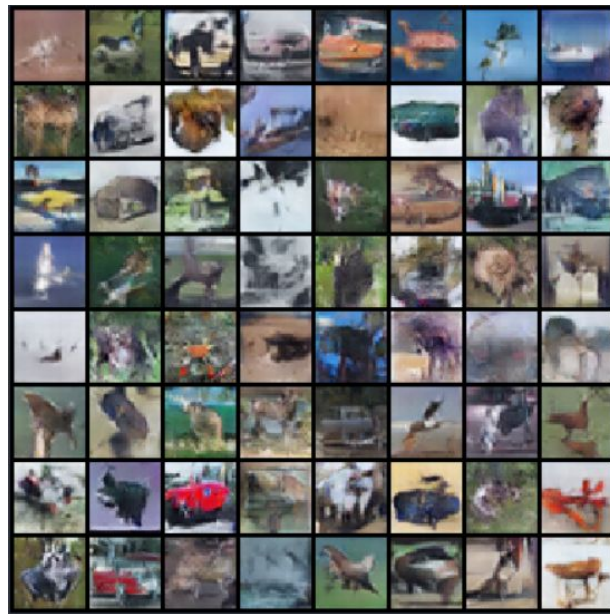
CIFAR-10 : Expérimentations

Entraînement sur GPU local	Nvidia 3080ti
Architecture retenue	DC-GAN
Batch size	128
Learning Rate	Generator = 0.0001 , Discriminator = 0.0004
Optimizer	Adam
Top-k	k = batch size, mu = batch size/2, gamma = 1
Nombre epochs	500
Training Time	1h30

CIFAR-10 : Résultats

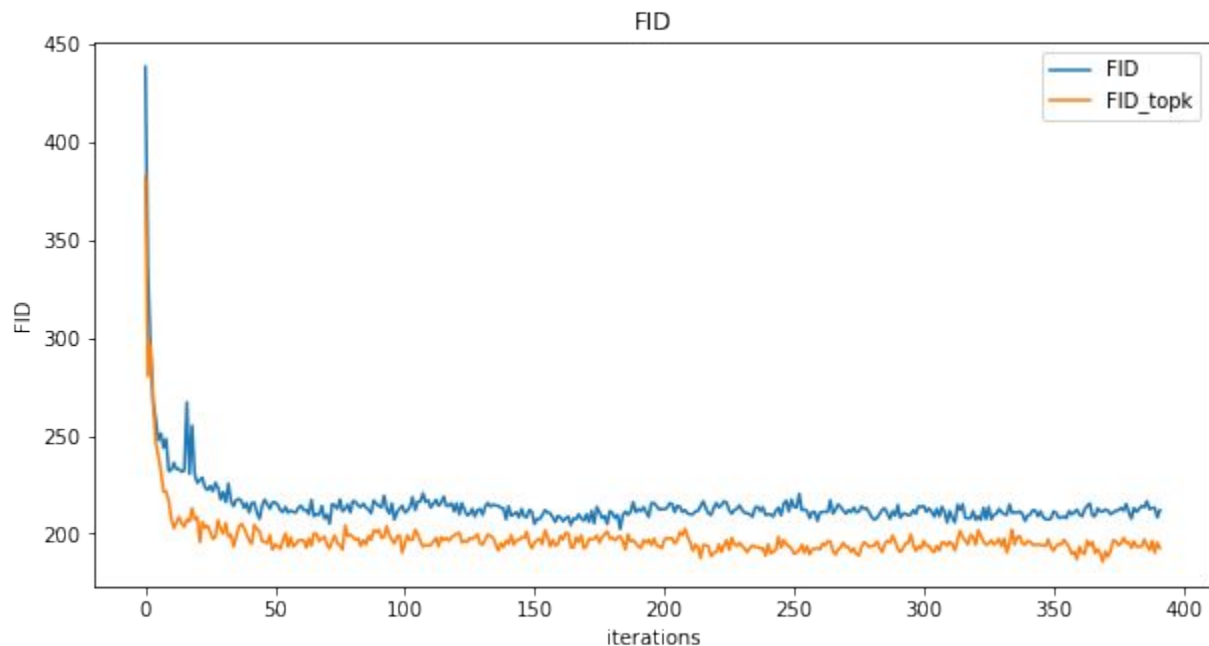


DCGAN



DCGAN + Top-k

CIFAR-10 : Fréchet Inception Distance



Conclusion

- Méthode très simple qui réalise des améliorations sur une grande variété d'architectures GAN
- Phénomène intéressant dans le contexte du mélange de gaussiens :
 - Les générateurs mis à jour avec **la mise à jour top-k** poussent les échantillons vers leur mode le plus proche,
 - Les générateurs mis à jour avec **la mise à jour bottom-k** ont tendance à éloigner les échantillons de leur mode le plus proche.

Limites :

- Très bons résultats pour des GANs simples mais moins pour des GANs plus sophistiqués
- Enlève de la diversité dans les données générées

Avantage :

- Méthode très simple qui s'adapte à tous les types de datasets