

# Réseaux de neurones adversaires

---

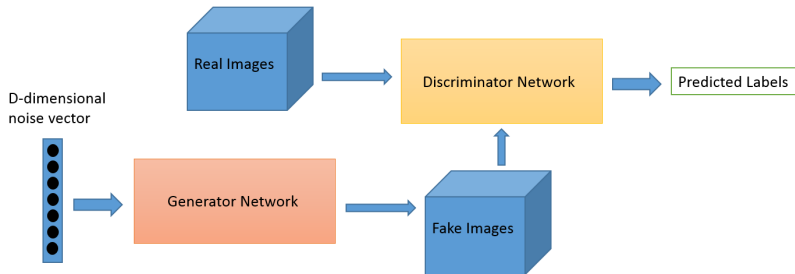
- Comprendre un nouveau paradigme d'apprentissage
- Découvrir ce que Yann LeCun a appelé la plus grande avancée en ML de cette décennie

- Un réseau de neurones apprend des fonctions complexes
- Toutefois sa métrique d'évaluation est très simple
- Elle dépend aussi du domaine
- Elle est « hardcodée » par l'humain

→ Un apprentissage est toujours limité par une fonction de perte imparfaite.

Évaluer le réseau de neurones avec un autre réseau de neurones et non une fonction de perte. [ ? ]

- Un réseau générateur
- Un réseau discriminateur



Minimax : entraîner les deux réseaux en maximisant des objectifs opposés.

1. Maximisation de l'efficacité du discriminateur sur les données
2. Maximisation des erreurs du discriminateur sur les données générées

$$\max_D \mathbb{E}_{x \sim \mathcal{P}_r} [\log(D(x))] + \mathbb{E}_{\tilde{x} \sim \mathcal{P}_g} [\log(1 - D(\tilde{x}))]$$



$$\max_D \mathbb{E}_{x \sim \mathcal{P}_r} [\log(D(x))] + \mathbb{E}_{\tilde{x} \sim \mathcal{P}_g} [\log(1 - D(\tilde{x}))]$$

$$\max_D \mathbb{E}_{x \sim \mathcal{P}_r} [\log(D(x))] + \mathbb{E}_{\tilde{x} \sim \mathcal{P}_g} [\log(1 - D(\tilde{x}))]$$

$$\min_G \mathbb{E}_{\tilde{x} \sim \mathcal{P}_g} [\log(1 - D(\tilde{x}))]$$

# Convergence

Zebras ↔ Horses



Version adverse du paradigme supervisé classique [ ? ]

- Discriminateur prédit si un décodeur a produit un couple  $(\tilde{x}, y)$  ou si un encodeur a produit un couple  $(x, \tilde{y})$

Traductions d'image à image supervisée [ ? ].

Traductions d'image à image **non supervisée** [ ? ].

