



Université Constantine 2 Abdelhamid Mehri
Faculté des Nouvelles Technologies de l'Information et de la Communication
Département de l'Informatique Fondamentale et ses Applications

Module

Machine Learning and Computational Intelligence

MLCI

Unité d'enseignement: UEF3

Crédit: 3

Coefficient: 3

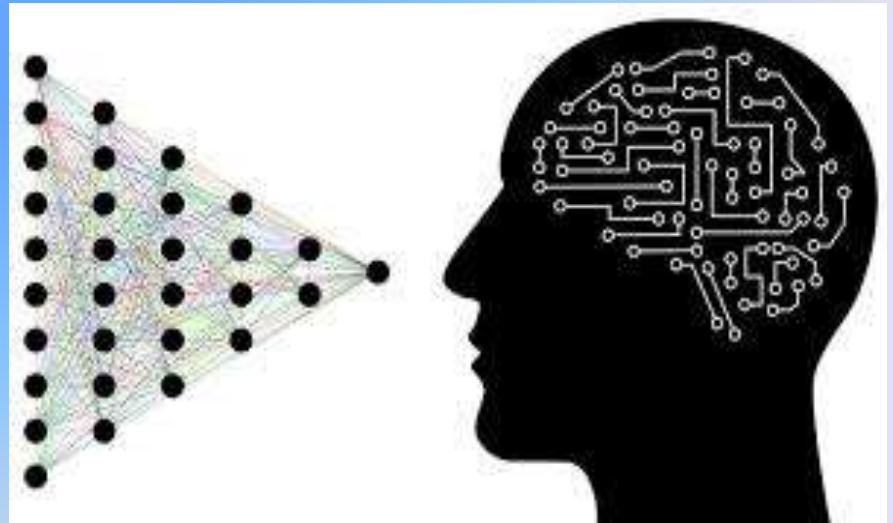
Cours: 1H30/semaine

TP: 1H30/semaine

Dr. Fergani

Baha.fergani@univ-constantine2.dz

Apprentissage profond (Deep Learning)



Réseau antagoniste génératif (*Generative adversarial networks*) (GAN)



zebra → horse



horse → zebra



Réseau antagoniste génératif

Problème :

on veut générer des données qui semblent
«vraies».

Exemple :

Générer des images de personnes qui n'existent
pas mais qui ont l'air réelles.

Réseau antagoniste génératif

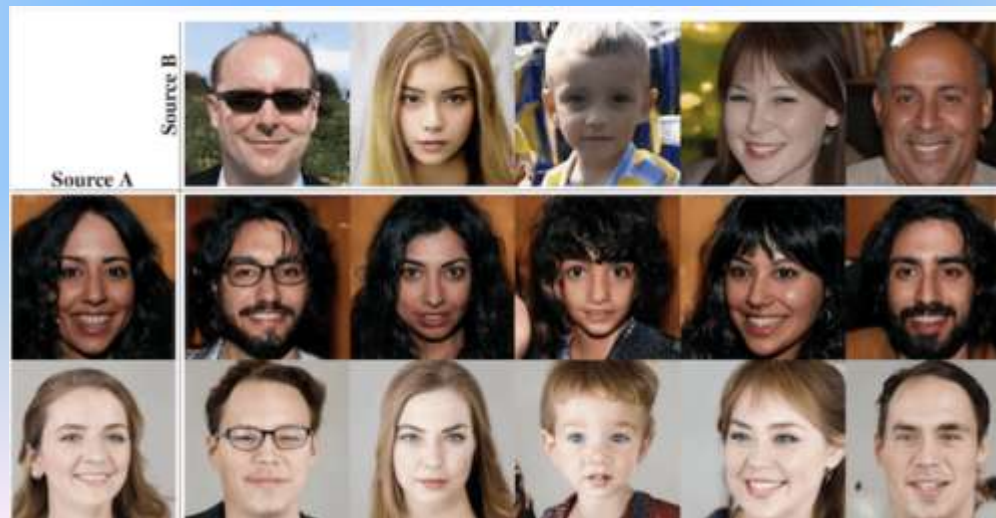
Exemple :

Générer des images de personnes qui n'existent pas mais qui ont l'air réelles.



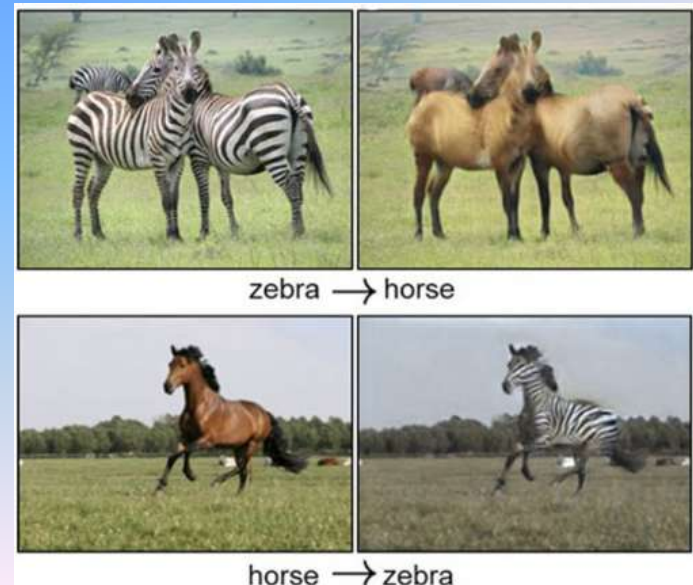
Qu'est ce qu'un GAN?

- Un modèle d'apprentissage profond.
- Les GANs sont des **modèles génératifs**.
- Il génère de nouvelles données synthétiques similaires à certaines données d'entrée.



Qu'est ce qu'un GAN?

- Les GANs sont des réseaux neuronaux qui génèrent des données, telles que:
des images, de la musique, de la parole ou du texte.



Qu'est ce qu'un GAN?

Une analogie courante qui s'applique aux données visuelles consiste à:



Considérer un réseau comme un faux artiste et l'autre comme un expert en art.

- Le faussaire (le générateur) invente des contradictions pour marquer des images plausibles.

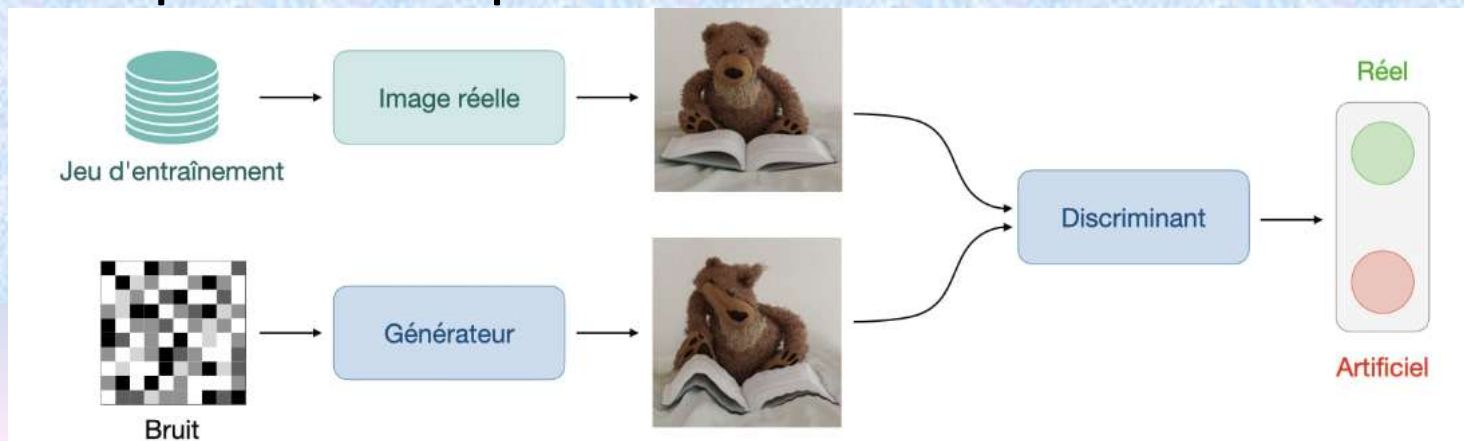


Le discriminateur, ou expert, reçoit à la fois des photos fausses et réelles et tente de les différencier.

Architecture d'un GAN

Les réseaux antagonistes génératifs sont composés d' :

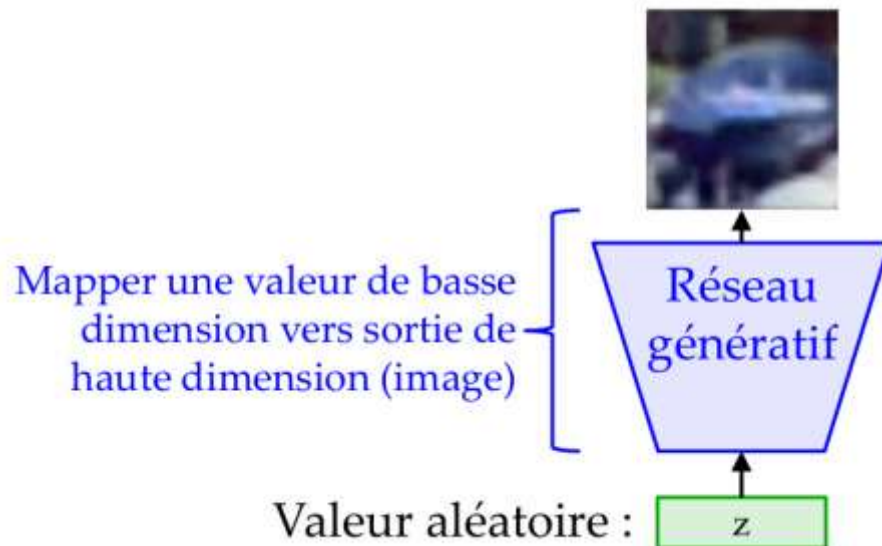
- **Un générateur (un modèle génératif)**: permet de générer des prédictions aussi réalistes que possibles (qui ont l'air «vrais»).
- Un **générateur** est **entraîné** à produire des données synthétiques identiques aux données d'entrée.



Architecture d'un GAN

Entrée dans le générateur

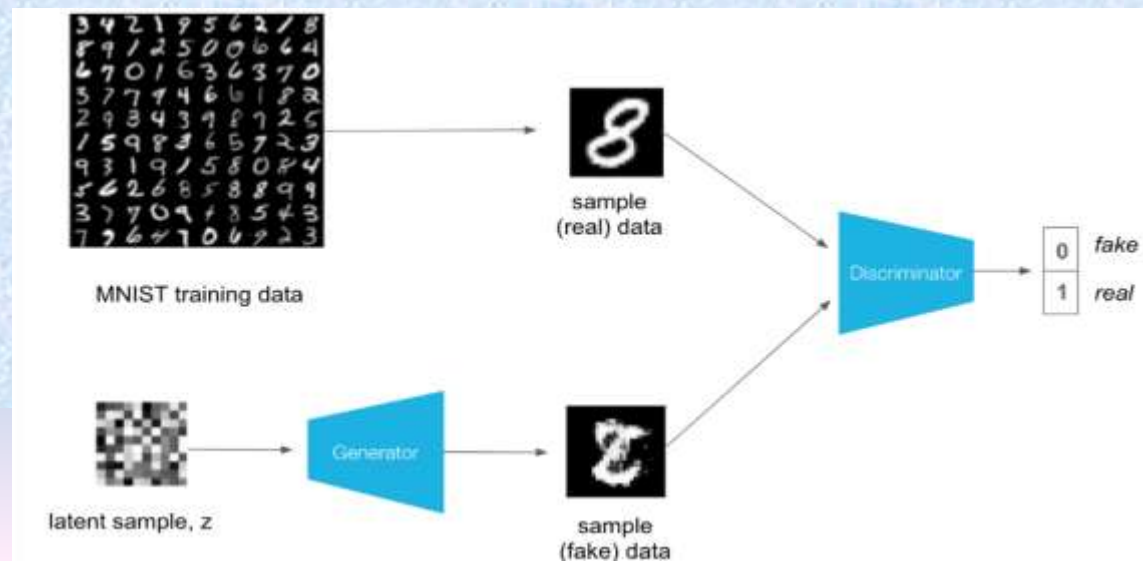
- Le générateur prend en entrée un vecteur de bruit aléatoire (distribution uniforme ou gaussienne).
- Ce vecteur est généralement de plus faible dimensionnalité par rapport à la distribution réelle des données.



Architecture d'un GAN

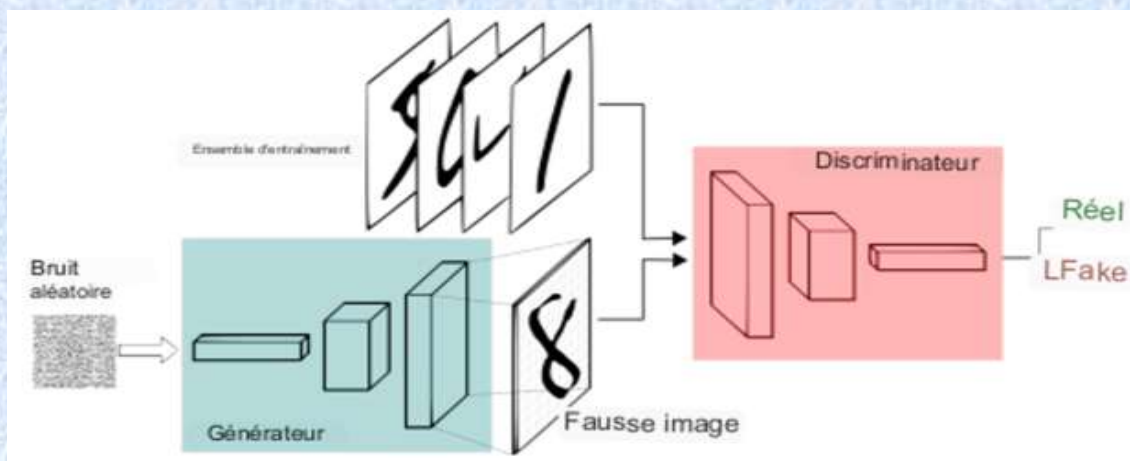
Le générateur (un modèle génératif):

- Le vecteur de bruit sert de source d'aléatoire, permettant au générateur de produire une grande variété de sorties.
- Il a pour objectif de produire des images de haute qualité en utilisant un bruit d'entrée.



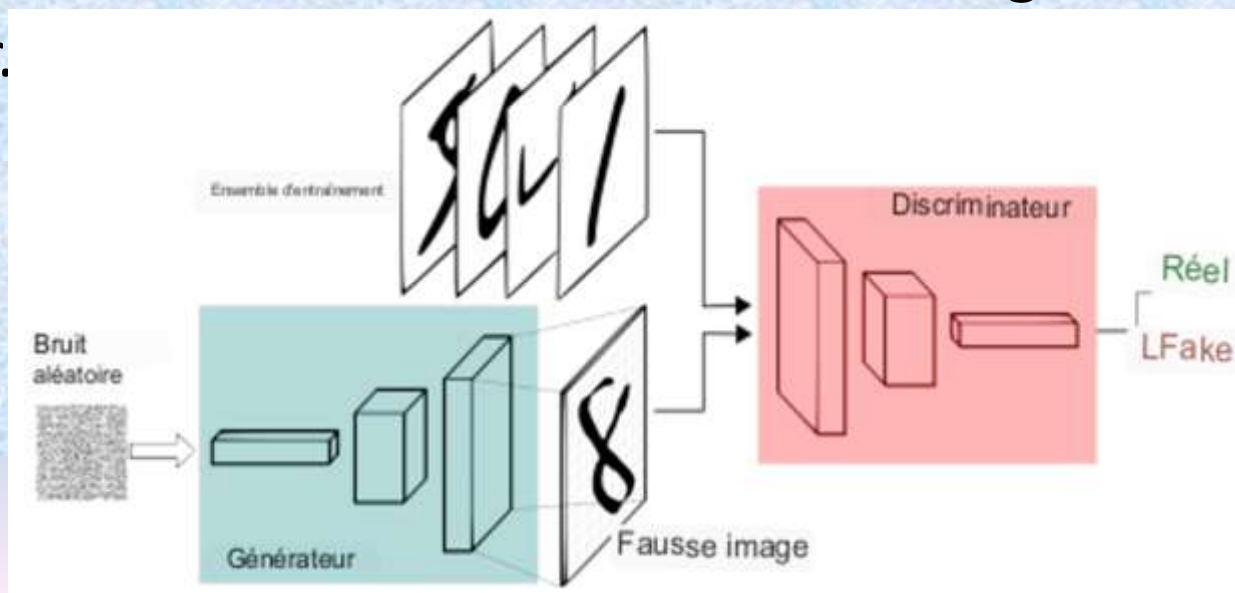
Architecture d'un GAN

- **Le discriminateur (Un modèle discriminant)**: permet de différencier une image générée d'une image réelle.
- Le réseau neuronal qui distingue s'il appartient ou non à l'ensemble de données d'origine est appelé **discriminateur**.



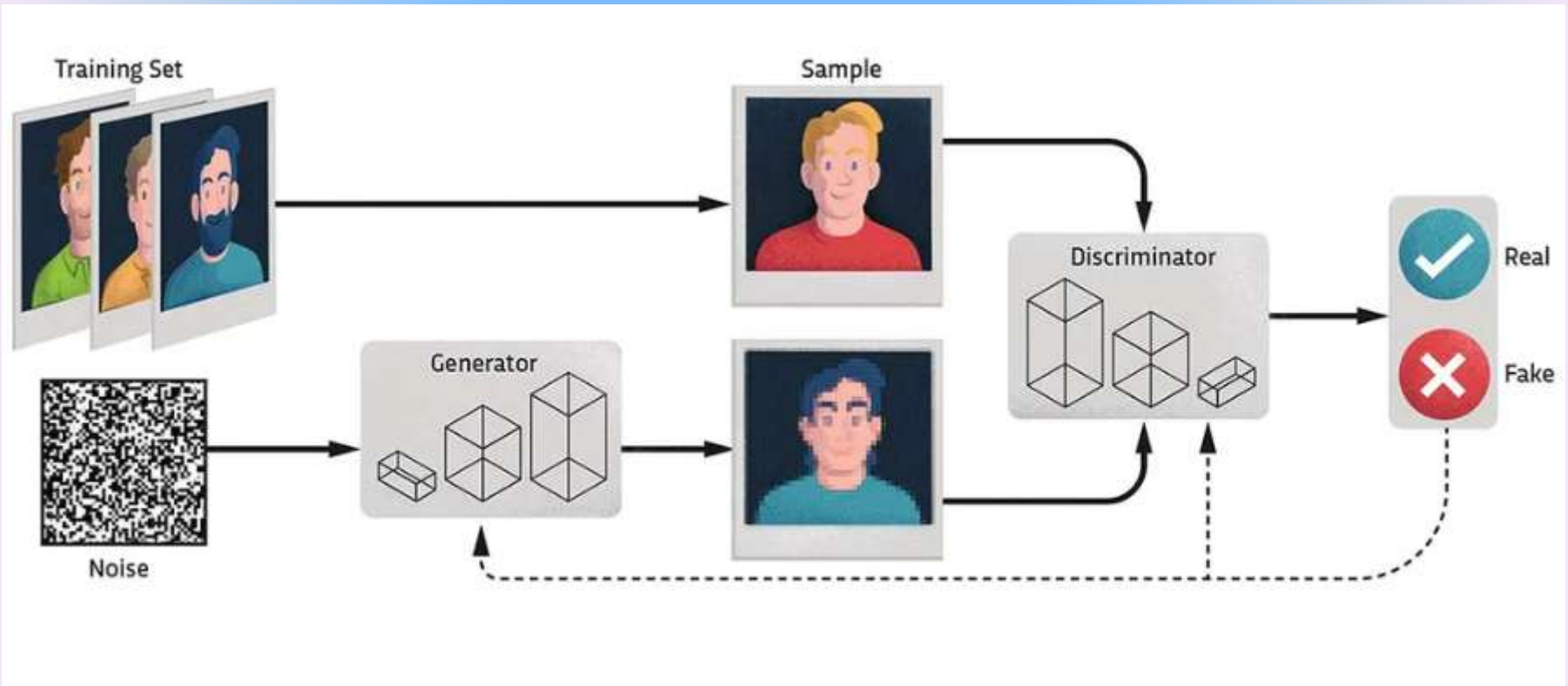
Architecture d'un GAN

- Le discriminateur est **entraîné** à faire la distinction entre les données synthétiques et les données réelles.
- Le discriminateur dans un GAN est un **réseau neuronal** qui agit comme un **classificateur binaire**, faisant la distinction entre les échantillons de données réels et ceux générés par le générateur.



Architecture d'un GAN

les GAN entraînent 2 réseaux neuronaux



Architecture du générateur

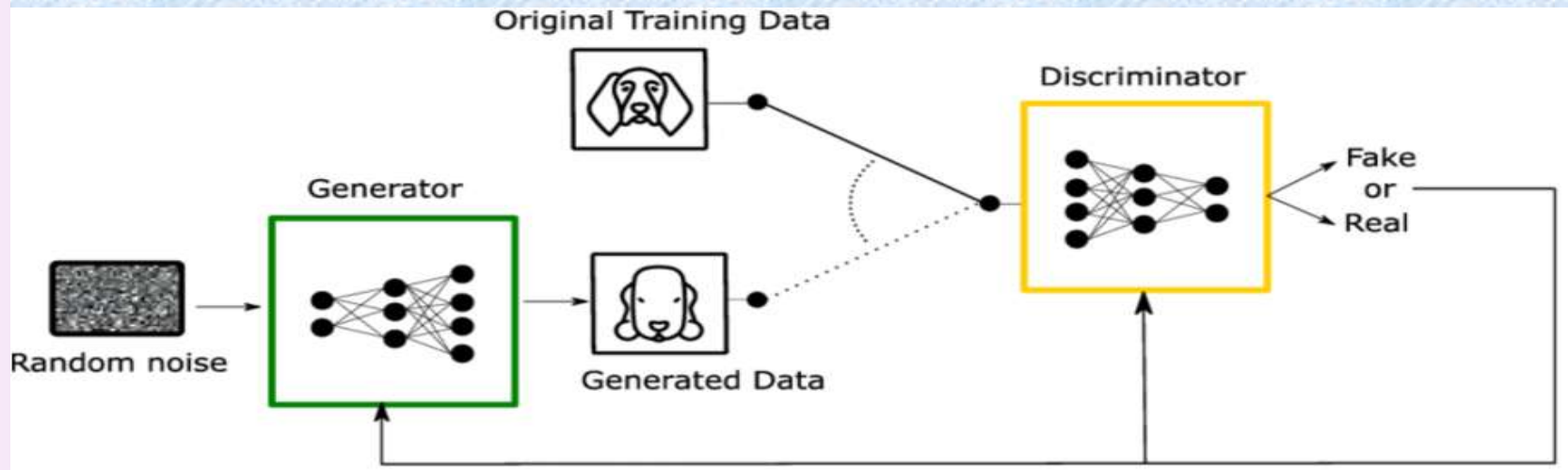
- L'architecture du générateur peut varier.
- Mais elle se compose généralement d':
Une **série de couches** qui transforment progressivement le vecteur de bruit d'entrée en un format de données structuré.

Architecture du générateur

Couches denses :

- Le vecteur de bruit passe d'abord à travers une ou plusieurs couches entièrement connectées (**denses**).
- Ces couches permettent d'augmenter le vecteur de bruit de faible dimension dans un espace de caractéristiques de dimension supérieure.

Exemple : Pour un vecteur de bruit d'entrée zzz de dimension 100, la première couche dense peut avoir 1024 unités, transformant le vecteur de dimension 100 en un vecteur de dimension 1024.



Architecture du générateur

- **Normalisation par lots :**

Pour stabiliser l'entraînement et améliorer le processus d'apprentissage.

La sortie moyenne proche de 0 et l'écart type de sortie proche de 1.

Effet : La normalisation des lots permet de réduire le décalage interne et accélère le processus d'entraînement.

- **Fonctions d'activation :**

Des fonctions d'activation non linéaires telles que ReLU (Rectified Linear Unit) ou Leaky ReLU sont appliquées pour introduire de la non-linéarité dans le modèle, lui permettant d'apprendre des motifs plus complexes.

Exemple : Après la normalisation des couches denses et des lots, une fonction d'activation ReLU peut être appliquée à la sortie.

Architecture du générateur

- **Des couches de convolution transposée :**

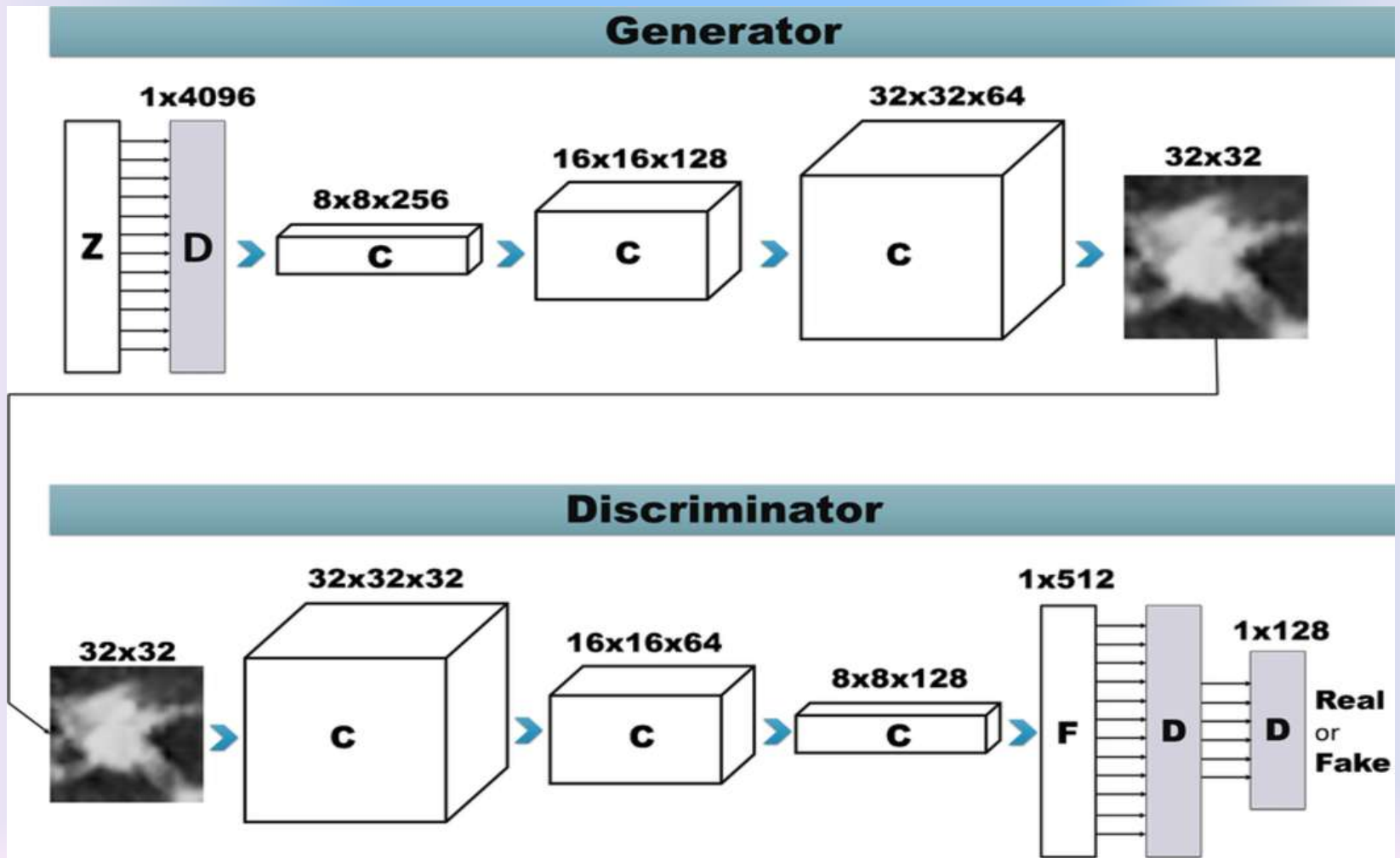
Elle effectue sur-echantillonnage pour augmenter les dimensions spatiales de la carte

Couche de sortie :

La couche de sortie peut être une couche convolution transposée suivie d'une fonction d'activation pour générer l'image finale.

Architecture d'un GAN

Exemple:



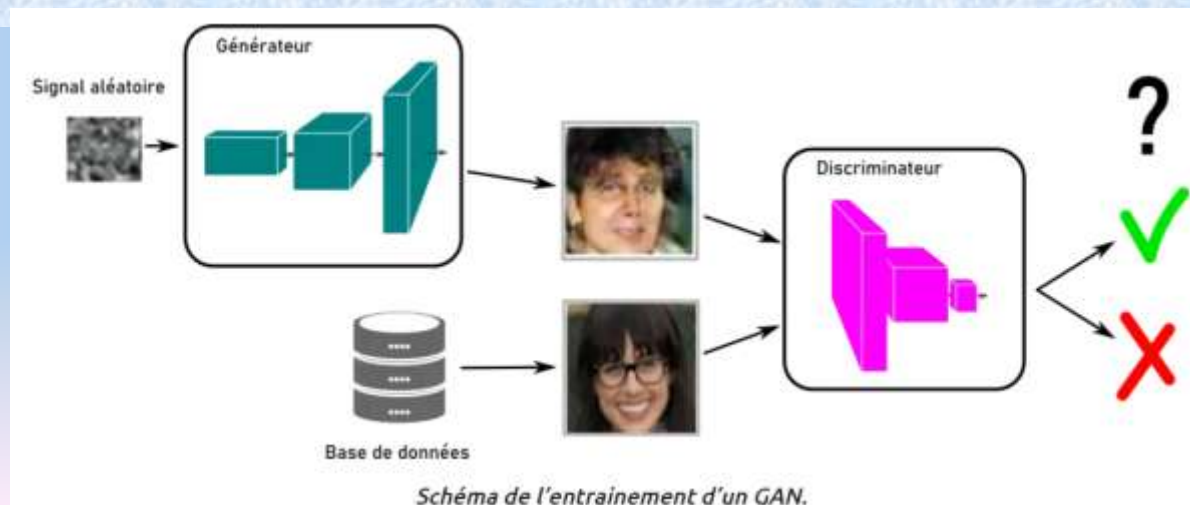
Comment fonctionne un GAN?

Méthode :

on dispose de données réelles.

Première étape :

- A partir d'un **signal aléatoire**, le générateur construit un jeu de données qu'il envoi ensuite au discriminateur.
- Ce dernier reçoit également un jeu de données réelles provenant d'une base d'apprentissage.



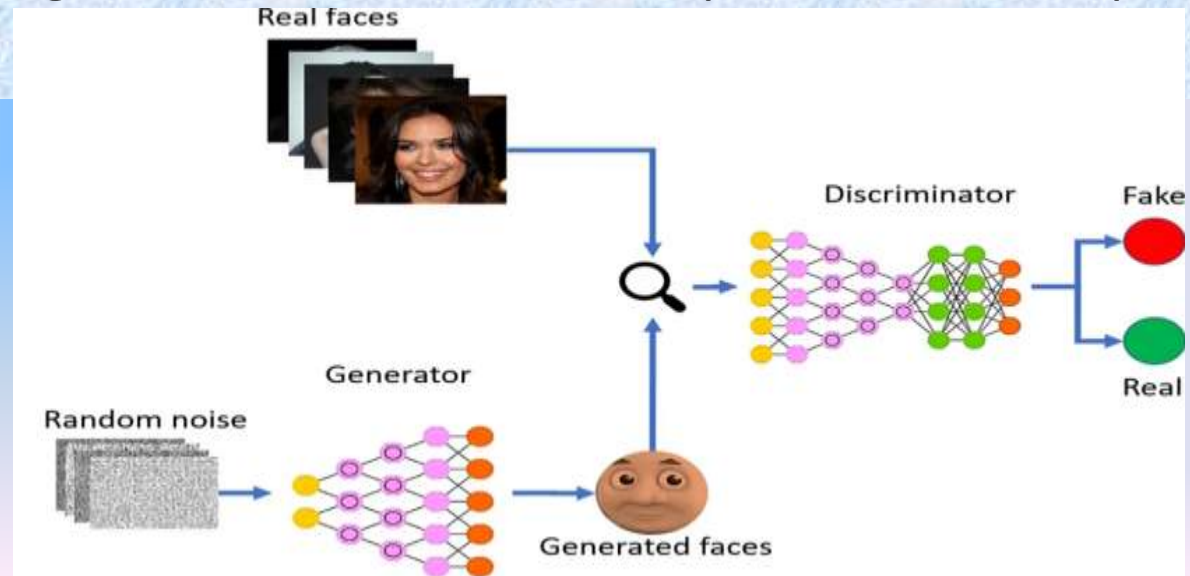
Comment fonctionne un GAN?

Méthode :

on dispose de données réelles.

Deuxième étape :

- Le but du discriminateur est de pouvoir différencier les données réelles des données envoyées par le générateur.
- A l'inverse, le générateur doit être capable de tromper le discriminateur.

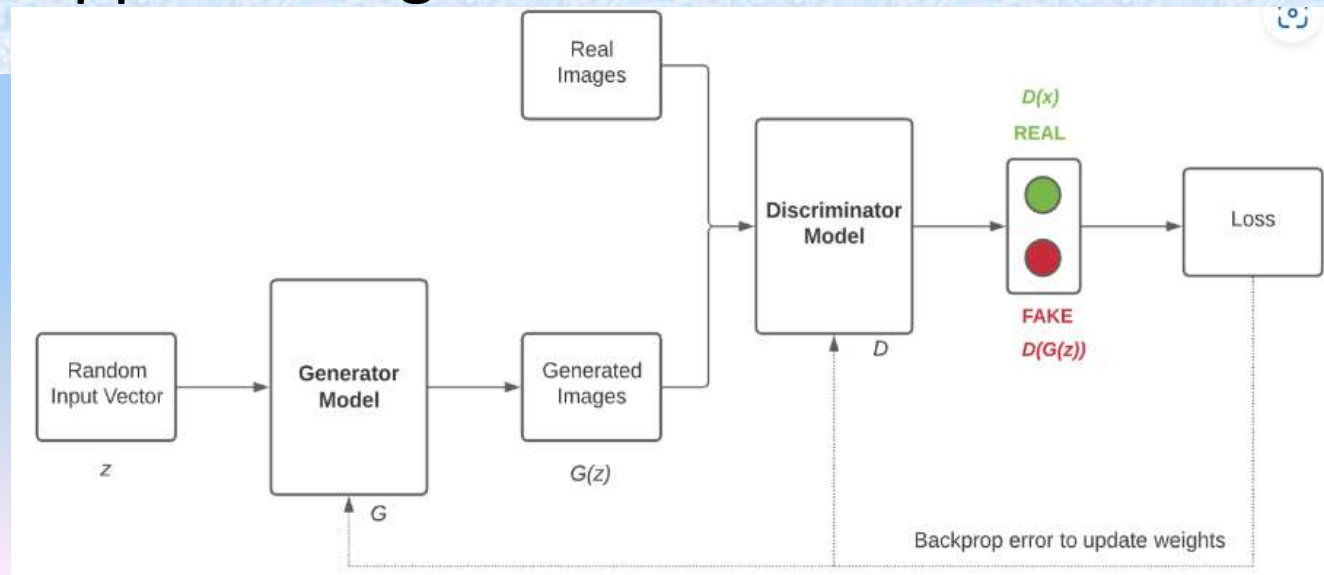


Comment fonctionne un GAN?

- Ce jeu **répété** de **nombreuses fois** va pousser le générateur à adapter ses paramètres.

== pour produire des données plus réalistes.

- Afin que le discriminateur les confonde avec les données d'apprentissage.



Quels sont les cas d'usage ?

Il existe plusieurs cas d'usage des GANs, on en prendra quelques exemples :

- **Traduction image-to-image**

Il s'agit de traduire des photographies à travers des domaines, tels que le jour à la nuit, l'été à l'hiver, et plus encore avec des CycleGANs.



Quels sont les cas d'usage ?

- **Retouche de photos**

Les GANs peuvent aussi être utilisés pour reconstruire des photos de visages avec des caractéristiques spécifiques, telles que:

- Les changements de couleur des cheveux.
- Le style.
- L'expression du visage.
- Le sexe et même l'angle de rotation du visage et l'âge.
- On peut également compléter, colorer ou combiner des images pour obtenir des résultats très réalistes.

Quels sont les cas d'usage ?

- **Retouche de photos**

Les GANs peuvent aussi être utilisés pour reconstruire des photos de visages avec des caractéristiques spécifiques.



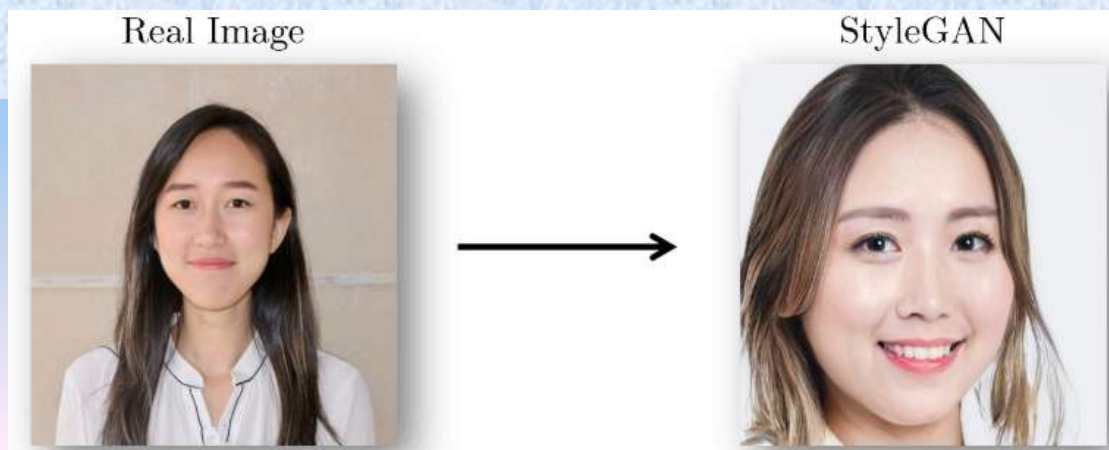
Les variantes d'un GAN

Il existe plusieurs variantes de ce réseau, des versions améliorées ou bien adaptées à des cas bien précis.

Les variantes d'un GAN

StyleGAN :

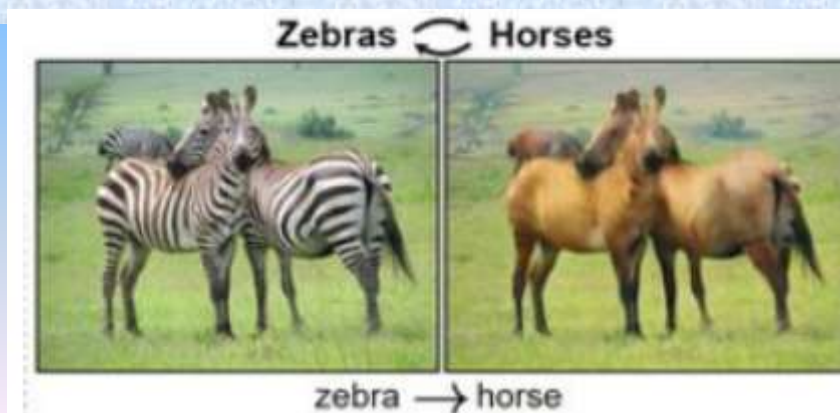
- C'est une variante du GAN, capable de générer des images à très haute résolution.
- StyleGAN apprend des caractéristiques concernant le visage humain et génère une nouvelle image du visage humain qui n'existe pas concrètement.



Les variantes d'un GAN

CycleGAN:

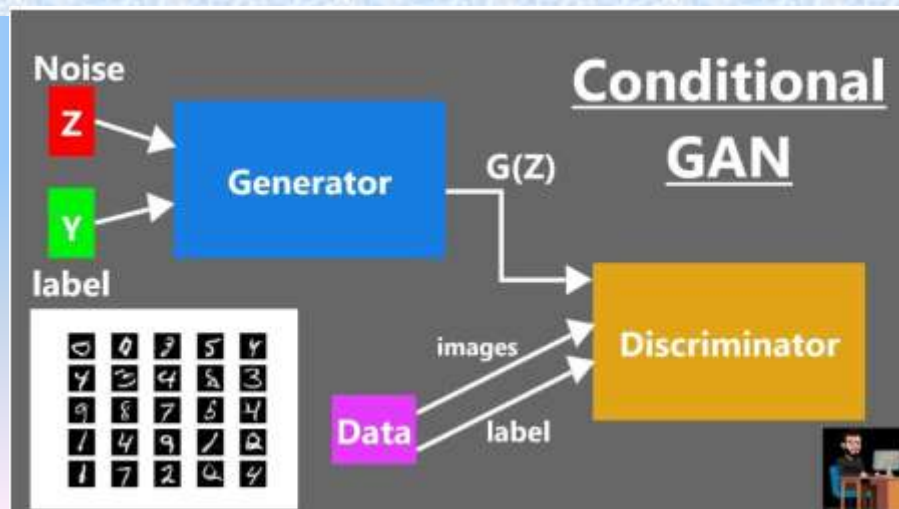
- Ce réseau permet de faire de la traduction d'images entre deux domaines A et B sans avoir à disposer de données d'apprentissage sous la forme de paires d'images A et B.
- À titre d'exemple, ce genre de formulation peut apprendre une fonction de mapping entre : l'image d'un cheval et d'un zèbre.



Les variantes d'un GAN

Conditional GAN (ou GAN conditionnel) :

- Dans les **cGAN**, un paramètre conditionnel est appliqué.
- Ce qui signifie que le générateur et le discriminateur sont tous deux conditionnés par une sorte d'information auxiliaire (comme des étiquettes de classe ou des données) provenant d'autres modalités.



Les variantes d'un GAN

Conditional GAN (ou GAN conditionnel) :

- Par exemple, un cGAN peut être conditionner à générer que des images d'un digit bien spécifique (par exemple 1) après avoir être entraîné à générer des images du jeu de données MNIST.
- Ou de générer que des visages d'homme à partir du jeu de données Face.

Les variantes d'un GAN

SRGAN :

- Un algorithme de super-résolution d'image.
- Il permet de résoudre une image de faible résolution à une image de haute résolution.

Avantages du GAN

- **Génération de données synthétiques** : les GAN peuvent générer de nouvelles données synthétiques qui ressemblent à une distribution de données connue, ce qui peut être utile pour l'augmentation des données, la détection d'anomalies ou les applications créatives.
- **Résultats de haute qualité** : les GAN peuvent produire des résultats photoréalistes de haute qualité dans la synthèse d'images, la synthèse vidéo, la synthèse musicale et d'autres tâches.

Avantages du GAN

- **Apprentissage non supervisé** : les GAN peuvent être entraînés sans données étiquetées, ce qui les rend adaptés aux tâches d'apprentissage non supervisés, où les données étiquetées sont rares ou difficiles à obtenir.
- **Polyvalence** : Les GAN peuvent être appliqués à un large éventail de tâches, notamment la synthèse d'images, la synthèse de texte à image, la traduction d'image à image, la détection d'anomalies, l'augmentation de données, etc.

Inconvénients du GAN

- **Coût de calcul** : les GAN peuvent nécessiter beaucoup de ressources de calcul et peuvent être lents à entraîner, en particulier pour les images haute résolution ou les grands ensembles de données.
- **Surajustement** : les GAN peuvent surajuster les données d'entraînement, produisant des données synthétiques trop similaires aux données d'entraînement et manquant de diversité.

Merci pour votre attention