Réseaux de neurones

# IFT 780

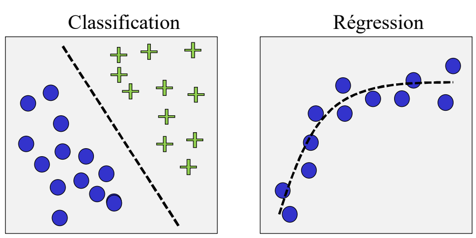
Modèles génératifs

Par

Pierre-Marc Jodoin

1

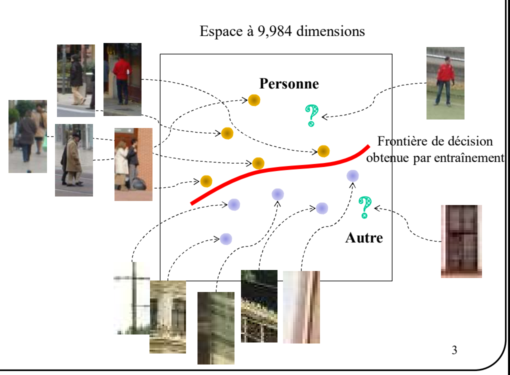
## Jusqu'à présent : apprentissage supervisé




2

2

*Inria person dataset*




3

3

# Apprentissage supervisé

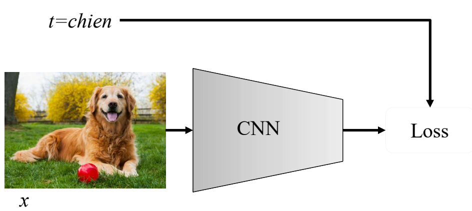
Deux grandes familles d'applications

- **Classification :** la cible est un indice de classe $t \in \{1, \ldots, K\}$
  - Exemple : reconnaissance de caractères
    - ✓ $\vec{x}$ : vecteur des intensités de tous les pixels de l'image
    - ✓ $t$ : identité du caractère
- **Régression :** la cible est un nombre réel $t \in \mathbb{R}$
  - Exemple : prédiction de la valeur d'une action à la bourse
    - ✓ $\vec{x}$ : vecteur contenant l'information sur l'activité économique de la journée
    - ✓ $t$ : valeur d'une action à la bourse le lendemain

4

4

# Apprentissage supervisé avec CNN




5

# Supervisé vs non supervisé

**Apprentissage supervisé** : il y a une cible

$$D = \{(\vec{x}_1, t_1), (\vec{x}_2, t_2), \ldots, (\vec{x}_N, t_N)\}$$

**Apprentissage non-supervisé** : la cible n'est pas fournie

$$D = \{\vec{x}_1, \vec{x}_2, \ldots, \vec{x}_N\}$$

6

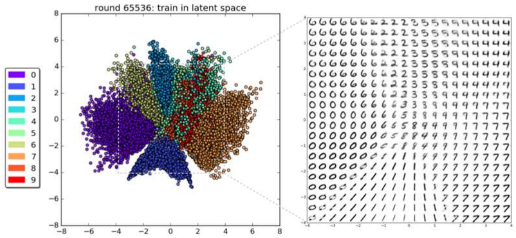
6

## Apprentissage non supervisé

Comprendre la distribution sous-jacente de données **non-étiquettées**

**Applications** : clustering, visualization, comprehension, etc.

**Exemple** : visualization de la distribution des images MNIST




https://blog.fastforwardlabs.com/2016/08/12/introducing-variational-autoencoders-in-prose-and.html

7

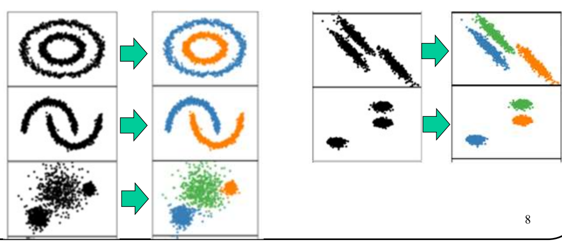
7

## Apprentissage non supervisé

Souvent, l'apprentissage non-supervisé inclut un (ou des) **variables latentes**.

**Variable latente:** variable aléatoire non observée mais sous-jacente à la distribution des données

**Ex:** clustering = retrouver la variable latente "cluster"



8

8

Pourquoi une variable latente?

Plus facile de représenter $p(\vec{x}, y), p(\vec{x} \mid y), p(y)$ que $p(\vec{x})$

**Plus d'info au tableau.**

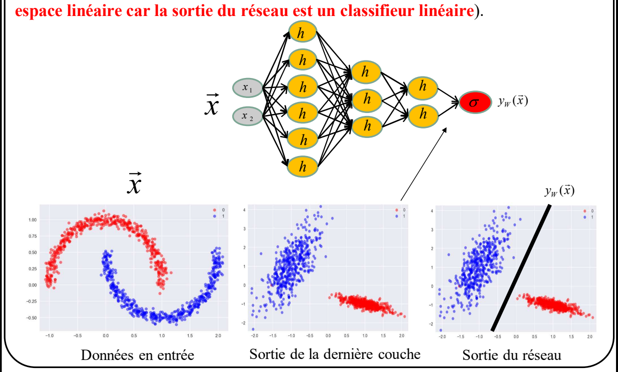
9

L'apprentissage non-supervisé par réseaux de neurones s'appuie sur **2 propriétés**

10

## Propriété 1

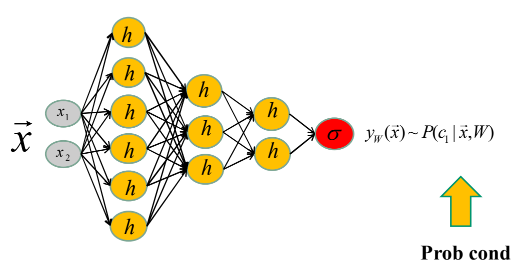
Les réseaux de neurones sont d'excellentes machines pour projeter des données brutes vers un **espace dimensionnel plus faible** dont les propriétés dépendent de la *loss* (ici **espace linéaire car la sortie du réseau est un classifieur linéaire**).




11

## Propriété 2

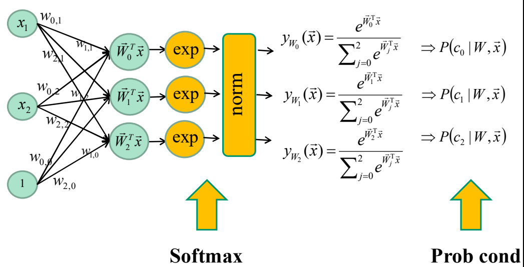
Les réseaux de neurones sont d'excellentes machines pour estimer des **probabilités conditionnelles.**




12

# Propriété 2

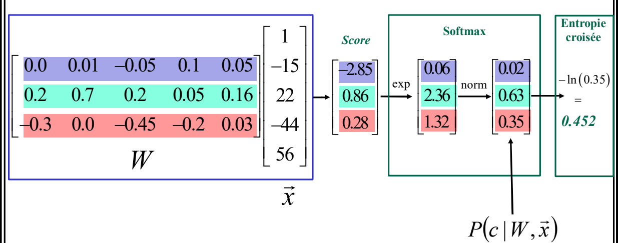
Les réseaux de neurones sont d'excellentes machines pour estimer des **probabilités conditionnelles.**




13

$$\vec{x} = \begin{bmatrix} -15 \\ 22 \\ -44 \\ 56 \end{bmatrix}, t = 2$$

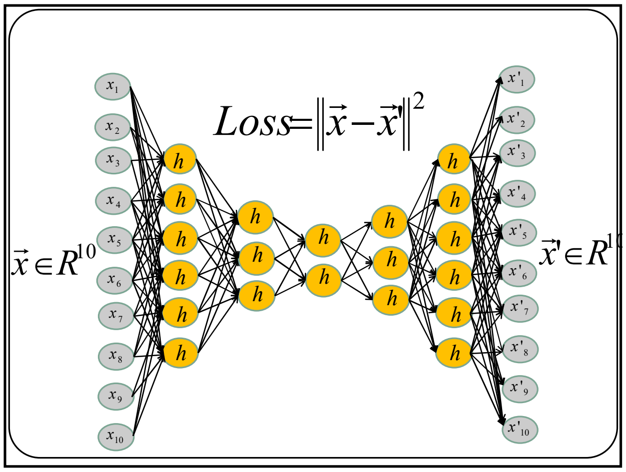
Rappel




14

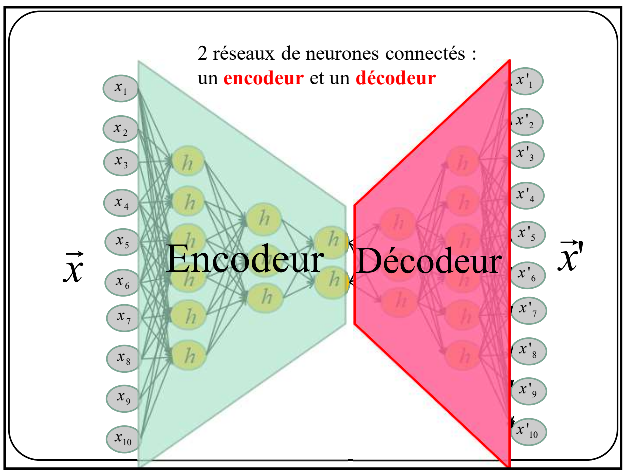
Comment utiliser un réseau de neurones pour apprendre la **configuration sous-jacente** de données non étiquetées?

15



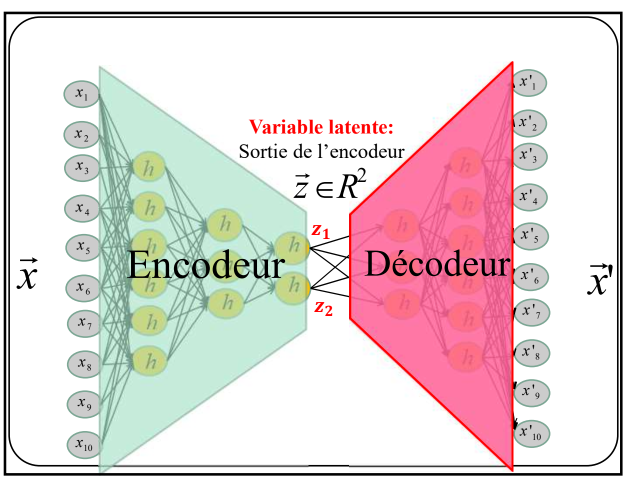
$Loss = \|\vec{x} - \vec{x}'\|^2$
$\vec{x} \in R^{10}$
$\vec{x}' \in R^{10}$


16



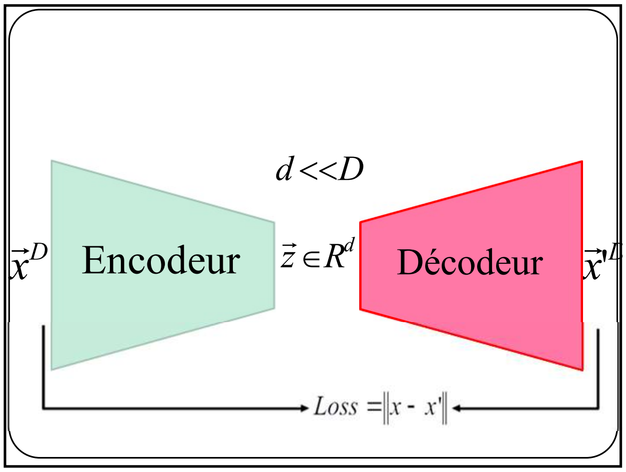
2 réseaux de neurones connectés :
un **encodeur** et un **décodeur**
Encodeur
Décodeur
$\vec{x}$
$\vec{x}'$


17

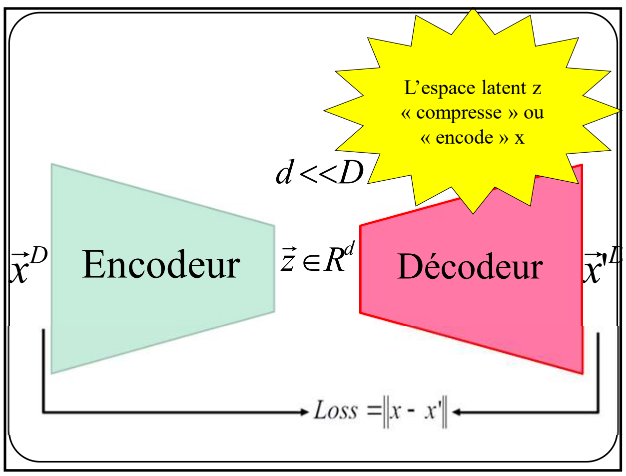


**Variable latente:**
Sortie de l'encodeur
$\vec{z} \in R^2$
$z_1$
$z_2$
Encodeur
Décodeur
$\vec{x}$
$\vec{x}'$

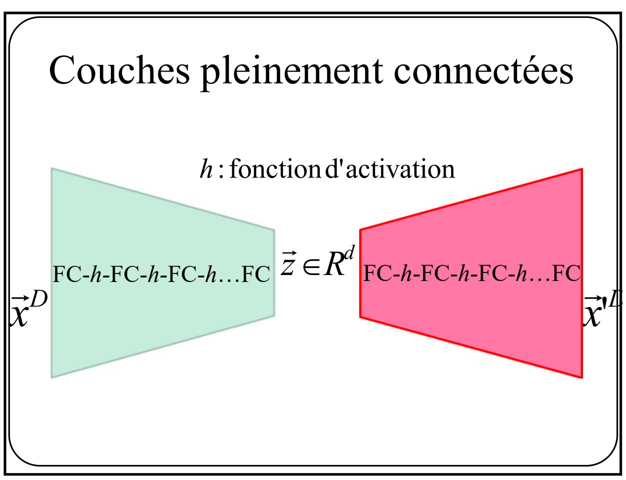

18


$d << D$
$\vec{x}^D$
Encodeur
$\vec{z} \in R^d$
Décodeur
$\vec{x}'^D$
$Loss = \|x - x'\|$

19


L'espace latent z
« compresse » ou
« encode » x
$d << D$
$\vec{x}^D$
Encodeur
$\vec{z} \in R^d$
Décodeur
$\vec{x}'^D$
$Loss = \|x - x'\|$

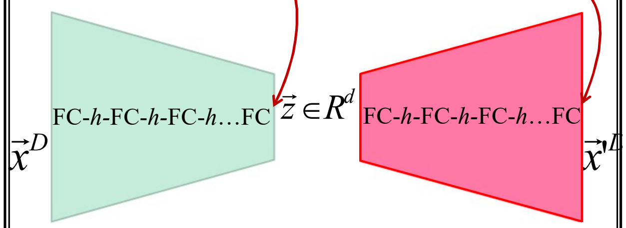
20


Couches pleinement connectées
$h$ : fonction d'activation
$\vec{x}^D$
FC-$h$-FC-$h$-FC-$h$…FC
$\vec{z} \in R^d$
FC-$h$-FC-$h$-FC-$h$…FC
$\vec{x}'^D$

21

En général…

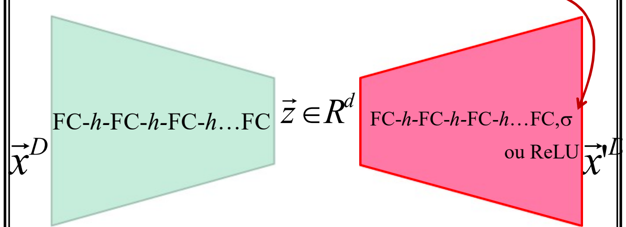
pas de fonction d'activation à la sortie
de l'encodeur et du décodeur




Selon vous, **pourquoi?**

22

Parfois <u>**sigmoïde**</u> en sortie lorsque les pixels ont des niveaux de gris entre 0 et 1.
ou <u>**ReLU**</u> lorsque les niveaux de gris peuvent être positifs et jamais négatifs

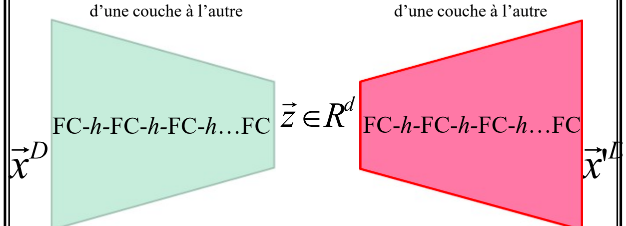



23

En général…

Le nombre de neurones **Décroit ou se maintient** d'une couche à l'autre

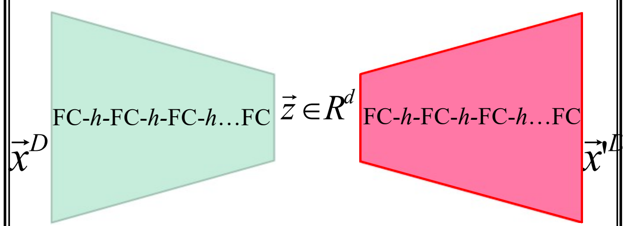
Le nombre de neurones **Augmente ou se maintient** d'une couche à l'autre




24

En général…

Très souvent…
La structure de l'encodeur est le dual de celle du décodeur




25

Autoencodeur jouet de MNIST

```
class autoencoder(nn.Module):
    def __init__(self):
        super(autoencoder, self).__init__()
        self.encoder = nn.Sequential(
            nn.Linear(28 * 28, 128), nn.ReLU(True),
            nn.Linear(128, 64), nn.ReLU(True),
            nn.Linear(64, 12), nn.ReLU(True),
            nn.Linear(12, 2))
        self.decoder = nn.Sequential(
            nn.Linear(2, 12), nn.ReLU(True),
            nn.Linear(12, 64), nn.ReLU(True),
            nn.Linear(64, 128), nn.ReLU(True),
            nn.Linear(128, 28 * 28))

    def forward(self, x):
        z = self.encoder(x)
        x_prime = self.decoder(z)
        return x_prime
```

Espace latent 2D

26

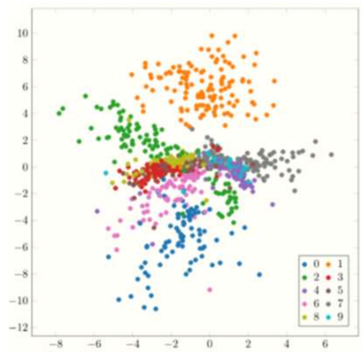
Autoencodeur jouet de MNIST

```
class autoencoder(nn.Module):
    def __init__(self):
        super(autoencoder, self).__init__()
        self.encoder = nn.Sequential(
            nn.Linear(28 * 28, 128), nn.ReLU(True),
            nn.Linear(128, 64), nn.ReLU(True),
            nn.Linear(64, 12), nn.ReLU(True),
            nn.Linear(12, 2))
        self.decoder = nn.Sequential(
            nn.Linear(2, 12), nn.ReLU(True),
            nn.Linear(12, 64), nn.ReLU(True),
            nn.Linear(64, 128), nn.ReLU(True),
            nn.Linear(128, 28 * 28))

    def forward(self, x):
        z = self.encoder(x)
        x_prime = self.decoder(z)
        return x_prime
```

symétrie

27

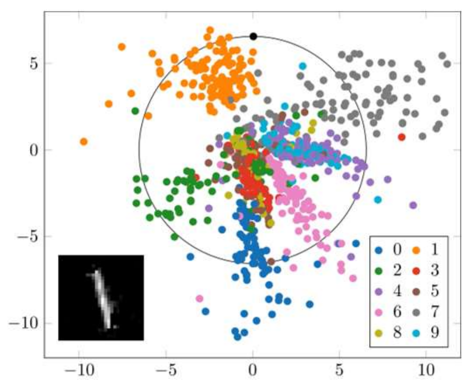
Visualisation de l'espace latent pour 1000 images MNIST
chaque image correspond à 1 point 2D



https://gertjanvandenburg.com/blog/autoencoder/

28

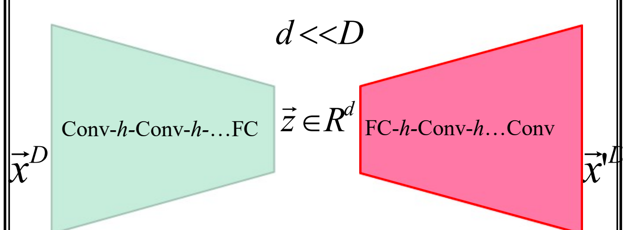
Générer des images avec le décodeur.



https://gertjanvandenburg.com/blog/autoencoder/

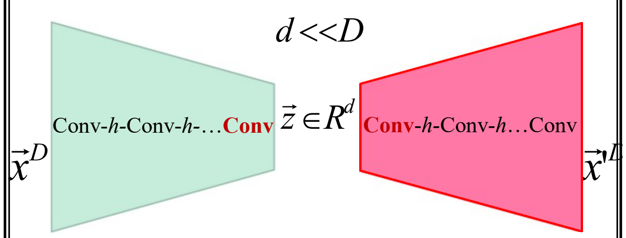
29

# Couches convolutives



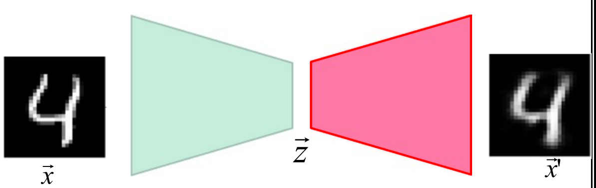

30

# Autoencodeur pleinement convolutif



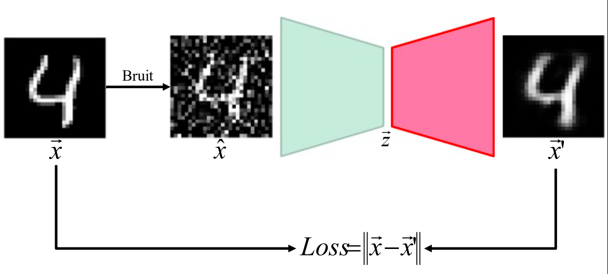

31

Autoencodeur de base




32

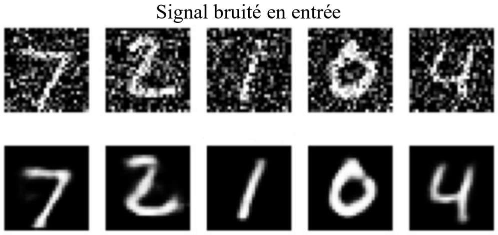
Autoencodeur pour débruitage




33

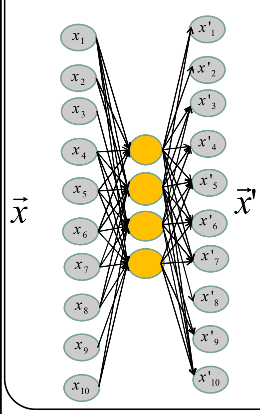
## Une fois entraîné…

Signal bruité en entrée



Signal reconstruit et débruité

34

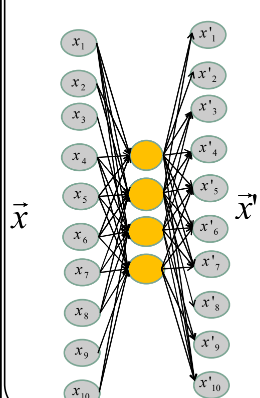



Autoencodeur à **une couche** et **sans fonction d'activation**

35

$W_1 \in R^{4\times 10}$

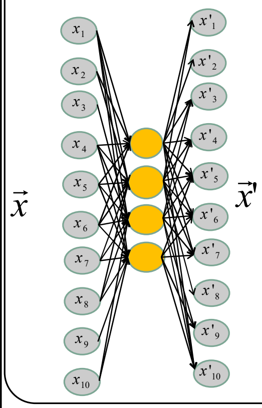
$W_2 \in R^{10\times 4}$




$$\vec{z} = W_1 \vec{x}$$

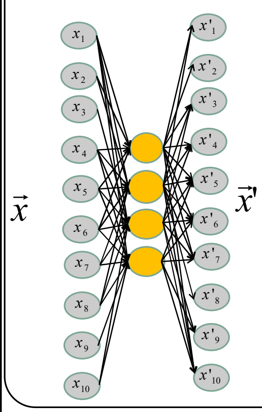
$$\vec{x}' = W_2 \vec{z}$$

36



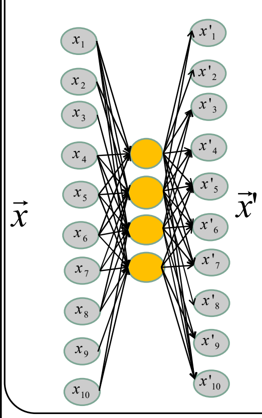

$$\left.\begin{aligned}\vec{z} &= W_1\vec{x}\\ \vec{x}' &= W_2\vec{z}\end{aligned}\right\}\ \vec{x}' = W_2W_1\vec{x}$$

37




$$Loss = \left\|\vec{x} - W_2W_1\vec{x}\right\|^2$$

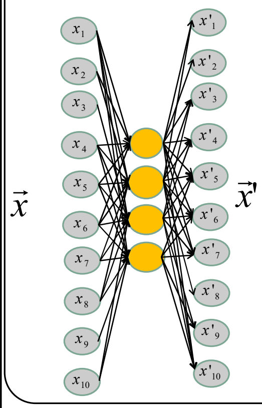
38




On peut démontrer que la solution est

$$W_1 = \left(W_2^T W_2\right)^{-1} W_2^T$$

39

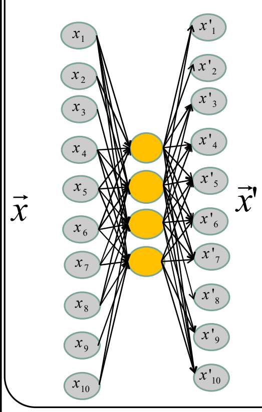



On peut démontrer que la solution est

$$W_1$$

Matrice constituée des principaux **vecteurs propres** de la matrice de **variance-covariance**. des données

40




## DONC

Autoencodeur linéaire

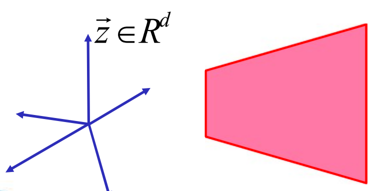
=

Analyse en composante principale (ACP)

E. Plaut, **From Principal Subspaces to Principal Components with Linear Autoencoders,** arXiv:1804.10253v3, 2018

41

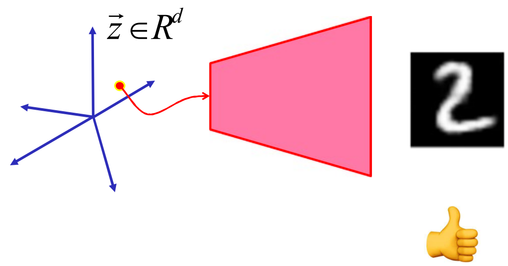
En général, l'espace latent possède entre 16 et 128 dimensions. Ça peut être parfois plus, parfois moins.




Comment peut-on trouver dans cet espace infini, un point $\vec{z}$ qui donnera une image valable un fois décodée?

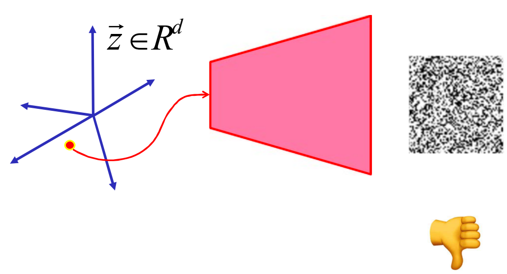
42

Avec de la chance, on peut sélectionner un point au hasard et reproduire une « bonne » image (ici une image « MNIST »)




43

Malheureusement, la vaste majorité du temps, on reproduira du bruit



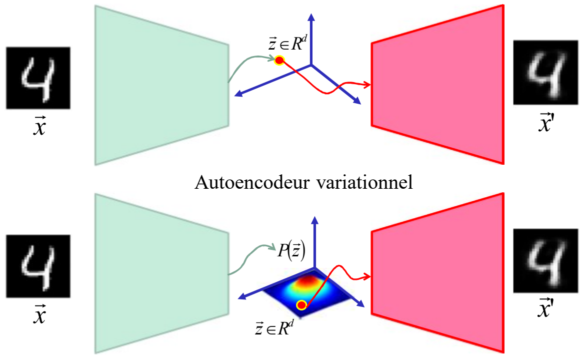

44

Au lieu d'apprendre à **reproduire un signal d'entrée**…

Apprendre à reproduire une **distribution** $p(\vec{z})$ **connue** de sorte qu'un **point échantillonné et décodé** de cette distribution correspond à un signal reconstruit valable

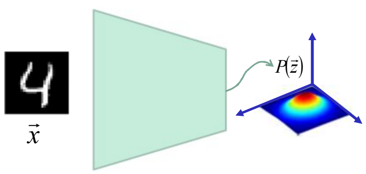
45

Autoencodeur de base




46

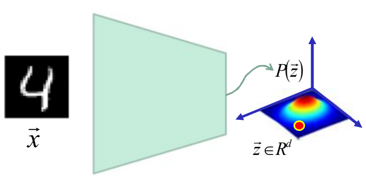
Autoencodeur variationnel




L'encodeur produit une distribution $P(\vec{z})$ et non juste un point $\vec{z}$

47

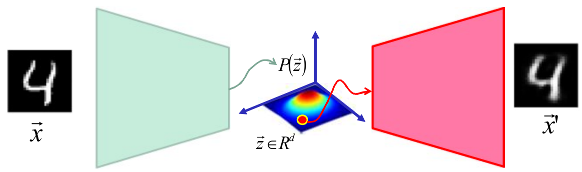
Autoencodeur variationnel




On échantillonne un $\vec{z} \sim p(\vec{z})$ au hasard

48

Autoencodeur variationnel

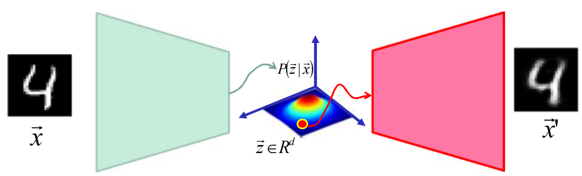



On reconstruit $\vec{x}'$

49

Autoencodeur variationnel

**Remarque 1**



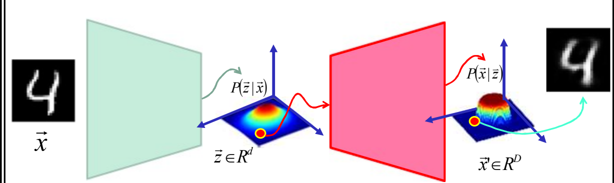

Puisque la distribution de $\vec{z}$ dépend de $\vec{x}$
on dira que la distribution apprise est

$$P(\vec{z}\,|\,\vec{x})$$

50

Autoencodeur variationnel

**Remarque 2**




Le **décodeur** peut également produire une distribution de probabilités

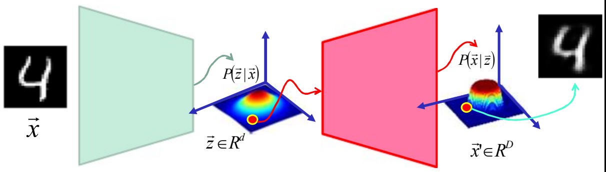
$$P(\vec{x}\,|\,\vec{z})$$

et $\vec{x}'$ est un point échantillonné au hasard de $P(\vec{x}\,|\,\vec{z})$

51

Autoencodeur variationnel

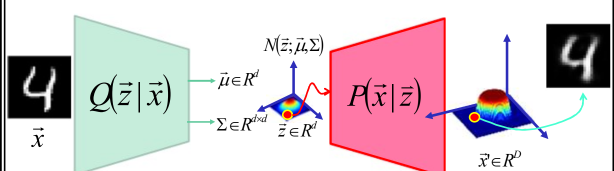
**Remarque 3**




La distribution $P(\vec{z}\,|\,\vec{x})$ peut être très complexe et difficile à échantillonner, on va donc l'approximer par une distribution plus simple… une **gaussienne**

$$Q(\vec{z}\,|\,\vec{x}) \approx P(\vec{z}\,|\,\vec{x})$$

52

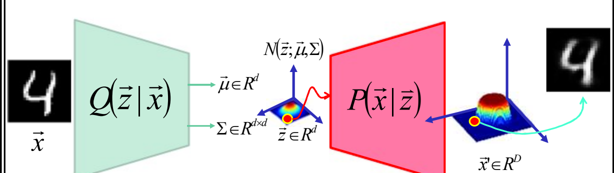



$$Q(\vec{z}\,|\,\vec{x}) \sim \text{Gaussienne}$$

53

Autoencodeur variationnel

**Remarque 4**



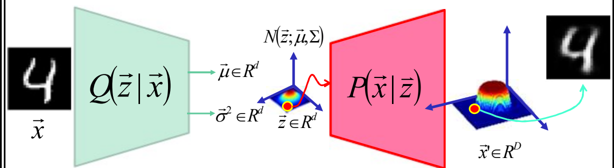

Pour simplifier les calculs, on va supposer que $\Sigma$ est diagonale

$$\Sigma = \begin{pmatrix} \sigma_1^2 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_2^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_3^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \ddots & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \sigma_d^2 \end{pmatrix}$$

On va donc **prédire un vecteur de variances et non une matrice**

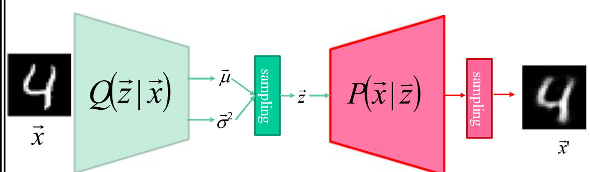
54

Autoencodeur variationnel



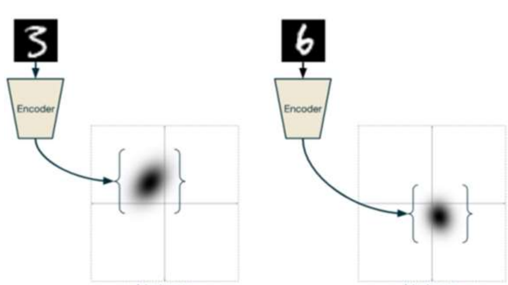

55

Autoencodeur variationnel




56

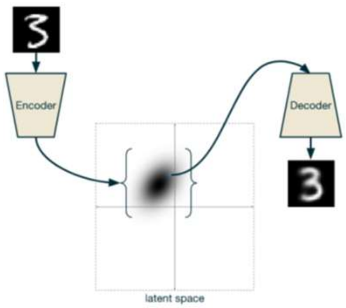
Autre façon de voir les choses…




https://ijdykeman.github.io/ml/2016/12/21/cvae.html

57

Autre façon de voir les choses…

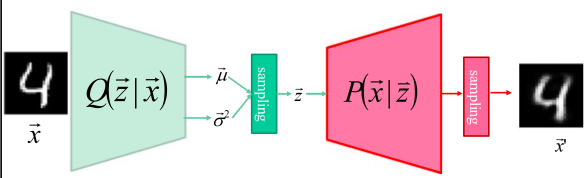



https://ijdykeman.github.io/ml/2016/12/21/cvae.html

58

Autoencodeur variationnel

**Remarque 5**

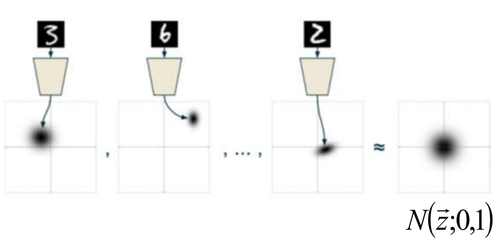



Distribution *a priori* de $\vec{z}$ : gaussienne centrée à 0 et de variance 1

$$P(\vec{z}) = N(\vec{z};0,1)$$

59

Autre façon de voir les choses…

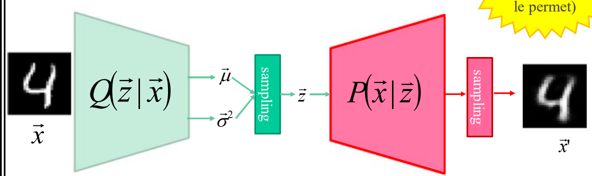



https://ijdykeman.github.io/ml/2016/12/21/cvae.html

60

Autoencodeur variationnel

Preuve au tableau (si le temps le permet)




*ELBO loss : Evidence Lower Bound*

$$Loss = \underbrace{KL\left(N(\vec{z};0,1), N(\vec{z};\vec{\mu},\Sigma)\right)}_{\text{Perte encodeur}} - \underbrace{\log\left(P(\vec{x}\,|\,\vec{z})\right)}_{\text{Perte décodeur}}$$

61

Autoencodeur variationnel

D.Kingma, M.Welling, **Auto-Encoding Variational Bayes,** arXiv:1312.6114v10 (***Annexe B***)

*ELBO loss : Evidence Lower Bound*

$$Loss = \underbrace{KL\left(N(\vec{z};0,1), N(\vec{z};\vec{\mu},\Sigma)\right)}_{\text{Perte encodeur}} - \underbrace{\log\left(P(\vec{x}\,|\,\vec{z})\right)}_{\text{Perte décodeur}}$$

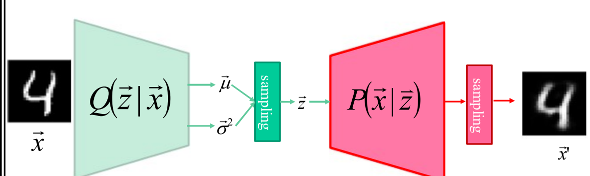
Si on suppose que P(x|z) est gaussien

$$Loss = \underbrace{\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{d}\left(1+\log\left(\sigma_i^2\right)-\mu_i^2-\sigma_i^2\right)}_{\text{Perte encodeur}} - \underbrace{\lambda\left\|\vec{x}-\vec{x}'\right\|^2}_{\text{Perte décodeur}}$$

62

Autoencodeur variationnel

D.Kingma, M.Welling, **Auto-Encoding Variational Bayes,** arXiv:1312.6114v10 (***Annexe B***)




*ELBO loss : Evidence Lower Bound*

$$Loss = \frac{1}{2}\sum_{i=1}^{d}\underbrace{\left(1+\log\left(\sigma_i^2\right)-\mu_i^2-\sigma_i^2\right)}_{\text{Perte encodeur}} - \underbrace{\lambda\left\|\vec{x}-\vec{x}'\right\|^2}_{\text{Perte décodeur}}$$

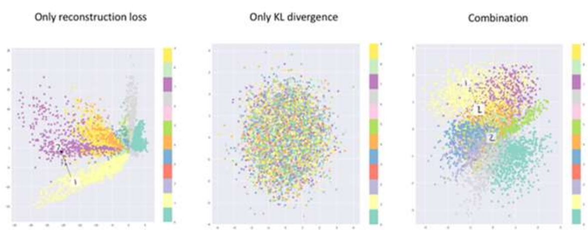
63

## Autoencodeur variationnel

D.Kingma, M.Welling, **Auto-Encoding Variational Bayes,** arXiv:1312.6114v10 (*Annexe B*)

*Evidence Lower Bound*

$$Loss = \underbrace{KL\left(N(z;0,1), N(z;\mu,\Sigma)\right)}_{\text{Perte encodeur}} - \underbrace{\log\left(P(x\mid z)\right)}_{\text{Perte décodeur}}$$



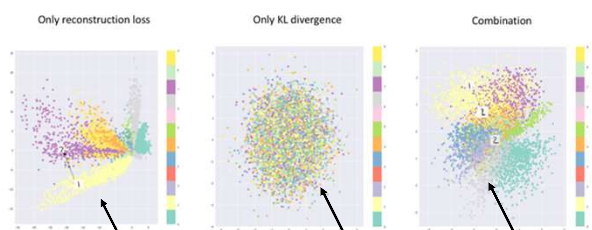

https://www.jeremyjordan.me/variational-autoencoders/

64

## Autoencodeur variationnel

D.Kingma, M.Welling, **Auto-Encoding Variational Bayes,** arXiv:1312.6114v10 (*Annexe B*)

*ELBO loss : Evidence Lower Bound*




https://www.jeremyjordan.me/variational-autoencoders/

Pas gaussien, difficile à échantillonner

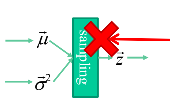
Trop gaussien, tout est indistinguable

Ensemble de distributions séparées qui forment une gaussienne

65

## Autoencodeur variationnel

**Remarque 6**

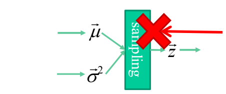



Pas de rétro-propagation à travers un processus d'échantionnage

$$\vec{z} \sim N(\vec{z};\vec{\mu},\Sigma)$$

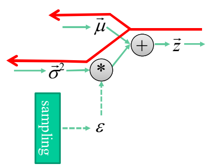
66

## Autoencodeur variationnel
**Remarque 6**




Pas de rétro-propagation à travers un processus d'échantionnage

$\vec{z} \sim N(\vec{z};\vec{\mu},\Sigma)$




*Reparameterization trick*

$\vec{z} = \vec{\mu} + \varepsilon\vec{\sigma}^2$

67

## Autoencodeur variationnel jouet MNIST : d=32 dim

```
class VAE(nn.Module):
    def __init__(self):
        super(VAE, self).__init__()

        self.encoder = nn.Sequential(
            nn.Linear(28 * 28, 128), nn.ReLU(True),
            nn.Linear(128, 64), nn.ReLU(True),
            nn.Linear(64, 32*2))
        self.decoder = nn.Sequential(
            nn.Linear(32, 64), nn.ReLU(True),
            nn.Linear(64, 128), nn.ReLU(True),
            nn.Linear(128, 28 * 28))

    def reparameterize(self, mu, logvar):
        std = torch.exp(0.5*logvar)
        eps = torch.randn_like(std)
        return mu + eps*std

    def forward(self, x):
        enc_x = self.encoder(x)
        mu = enc_x[:, :32]
        logvar = enc_x[:, 32:]
        z = self.reparameterize(mu, logvar)
        return self.decoder(z), mu, logvar
```

*Reparameterization trick*

68

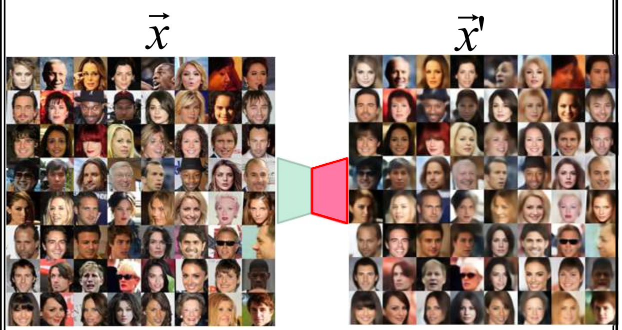
## Autoencodeur variationnel jouet MNIST : d=32 dim

```
def loss_function(recon_x, x, mu, logvar):
    L2 = nn.MSELoss()(recon_x, x)

    KLD = -0.5 * torch.sum(1 + logvar - mu.pow(2) - logvar.exp())

    return KLD + self.lambda*L2
```

$$Loss = \underbrace{\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{d}\left(1+\log\left(\sigma_i^2\right)-\mu_i^2-\sigma_i^2\right)}_{\text{KLD}} - \lambda\underbrace{\left\|\vec{x}-\vec{x}'\right\|^2}_{\text{L2}}$$

69

## Ex.: base de données *CelebA*

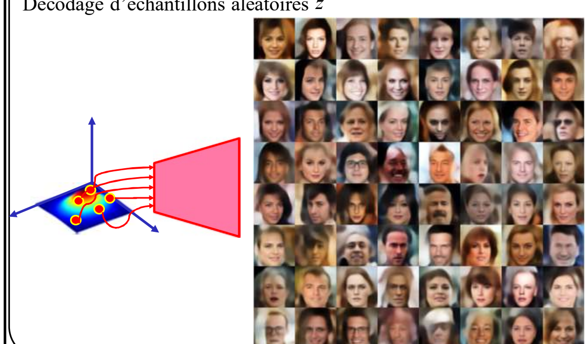



https://github.com/yzwxx/vae-celebA

70

## Ex.: base de données *CelebA*

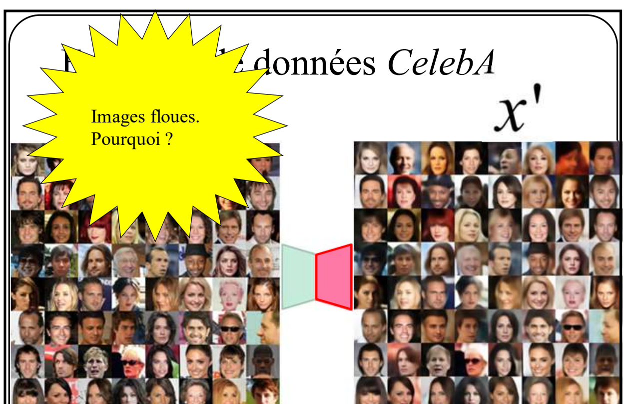
Décodage d'échantillons aléatoires $\vec{z}$



https://github.com/yzwxx/vae-celebA

71

## données *CelebA*




https://github.com/yzwxx/vae-celebA

72

## Plusieurs tutoriels, VAE

- https://ijdykeman.github.io/ml/2016/12/21/cvae.html
- https://wiseodd.github.io/techblog/2016/12/10/variational-autoencoder/
- https://towardsdatascience.com/deep-latent-variable-models-unravel-hidden-structures-a5df0fd32ae2
- C. Doersch, **Tutorial on Variational Autoencoders,** arXiv:1606.05908

73

# GAN

## Generative Adversarial Nets

74

On voudrait générer des images $\vec{x}$ en échantillonnant $P(\vec{x})$

=> **TROP DIFFICILE** car $P(\vec{x})$ trop complexe

75

Comme précédemment, pour simplifier le problème, on pourrait introduire une variable latente $\vec{z}$ et ainsi modéliser

$$P(\vec{x},\vec{z}) = \underbrace{P(\vec{x}\mid\vec{z})}_{\text{Modèle génératif}}\;\underbrace{P(\vec{z})}_{\text{Distribution } a\ priori}$$

76

Comme pour les VAE, on utilisera une **distribution *a priori*** facile à échantillonner : une **gaussienne**!

$$P(\vec{z}) = N(\vec{z};0,1)$$

77

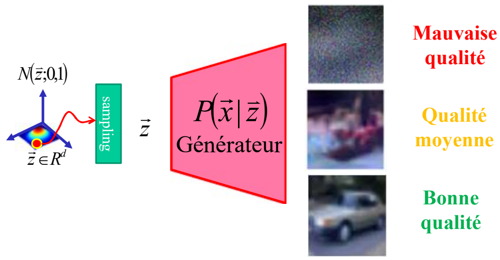
Comment estimer $P(\vec{x}\mid\vec{z})$ ?

À l'aide d'un réseau de neurones car ce sont **d'excellentes machines pour estimer des probabilités conditionnelles**

78

VAE

Dépendamment des performances du décodeur, les images générées **seront de qualité très variable.**

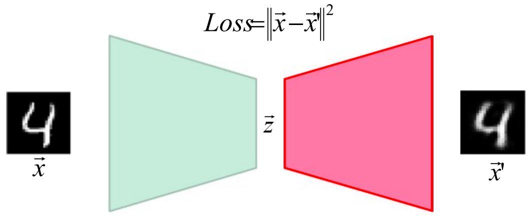



79

Pour entraîner un décodeur, il faut une **fonction de perte** (*loss*) qui **mesure la qualité (degré de réalisme) des images produites**

Pour un autoencodeur (variationnel ou non) c'est facile! car on a un encodeur et une image de référence

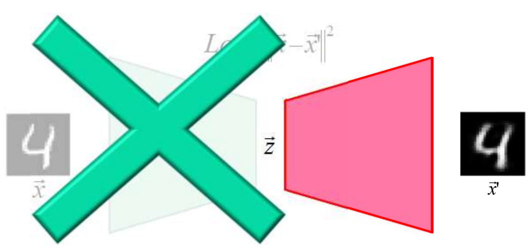
$$Loss = \|\vec{x} - \vec{x}'\|^2$$



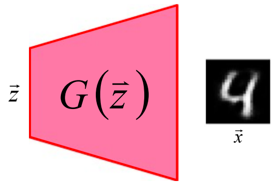

80

Pour entraîner un décodeur, il faut une **fonction de perte** (*loss*) qui **mesure la qualité (degré de réalisme) des images produites**

Comment faire pour un réseau **sans encodeur**?

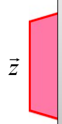



81




Loss sans cible de référence?

82




Approximer la perte à l'aide d'un

**2e réseau de neurones**

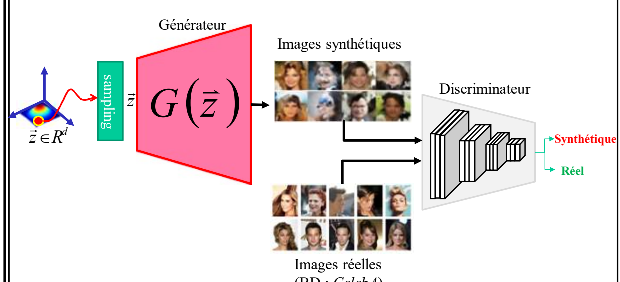
et d'une

**Base de données de référence**

référence?

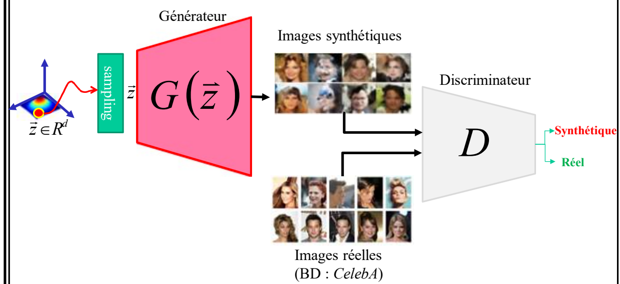
83

Pour entraîner un décodeur, il faut une **fonction de perte** (loss) qui **mesure la qualité des images produites**




84

Pour entraîner un décodeur, il faut une **fonction de perte** (loss) qui **mesure la qualité des images produites**




85

## Données étiquetées

Produites par le générateur

$t = 0 \quad ('synthétique')$

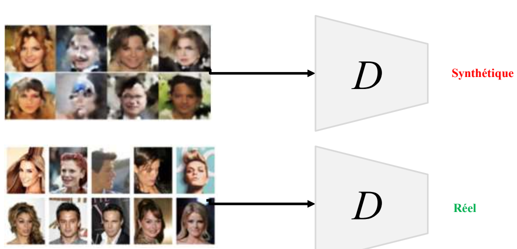
$t = 1 \quad ('réel')$

Issues d'une vraie BD

86

Deux réseaux aux **objectifs différents** :

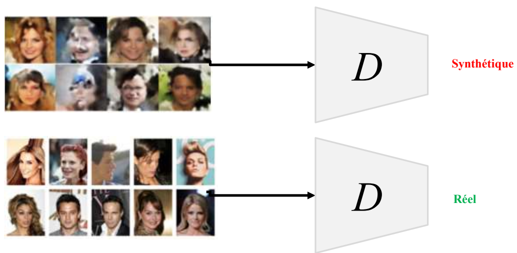
**Discriminateur** : différentie les images synthétiques des images réelles




87

**Discriminateur** : classifieur binaire (régression logistique)

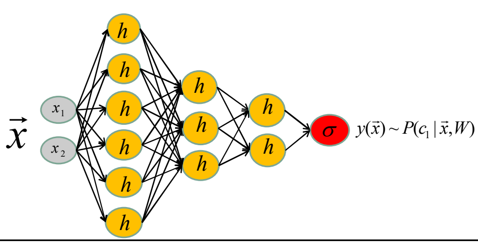
=> Perte **l'entropie croisée**




88

**Rappel, entropie croisée** pour une régression logistique binaire:

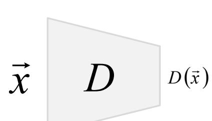
$$L_D = \frac{1}{N}\sum_i -t_i \ln\left(y(\vec{x}_i)\right) - (1-t_i)\ln\left(1-y(\vec{x}_i)\right)$$




89

Le réseau discriminateur est représenté par la **lettre D**

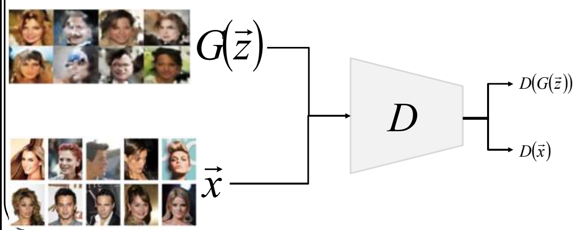
$$L_D = \frac{1}{N}\sum_i -t_i \ln\left(D(\vec{x}_i)\right) - (1-t_i)\ln\left(1-D(\vec{x}_i)\right)$$




90

Puisque les images **synthétiques** ont été générées par le **générateur**

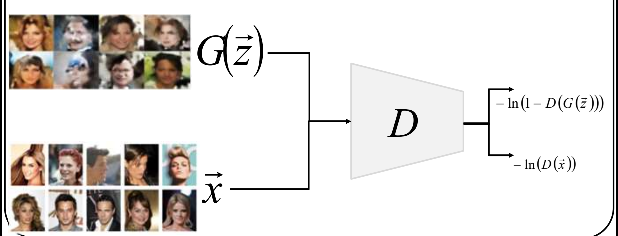
$$L_D = \frac{1}{N}\sum_i -t_i \ln\left(D(\vec{x}_i)\right) - (1-t_i)\ln\left(1 - D(G(\vec{z}_i))\right)$$




91

Sans perte de généralité, séparer la loss des images réelles et synthétiques

$$L_D = \underbrace{-\frac{1}{N_{reel}}\sum_i \ln\left(D(\vec{x}_i)\right)}_{\text{Perte images réelles}} \underbrace{-\frac{1}{N_{syn}}\sum_j \ln\left(1 - D(G(\vec{z}_j))\right)}_{\text{Perte images synthétiques}}$$




92

**Rappel: Espérance mathématique et approximation Monte Carlo**

$$IE[x] = \int x p(x) dx$$

$$IE[f(x)] = \int f(x) p(x) dx$$

93

## Rappel: Espérance mathématique et approximation Monte Carlo

$$IE[x] = \int xp(x)dx$$
$$\approx \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} x_i \qquad \text{où } x_i \sim p(x)$$

**approximation Monte Carlo**

$$IE[f(x)] = \int f(x)p(x)dx$$
$$\approx \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} f(x_i) \qquad \text{où } x_i \sim p(x)$$

94

## Rappel: Espérance mathématique et estimateur Monte Carlo

$$L_D = \underbrace{-\frac{1}{N_{reel}}\sum_i \ln(D(\vec{x}_i))}_{\text{Perte images réelles}} \underbrace{-\frac{1}{N_{syn}}\sum_j \ln(1 - D(G(\vec{z}_j)))}_{\text{Perte images synthétiques}}$$

$$L_D = -IE_{\vec{x}\sim P_{reel}}[\ln(D(\vec{x}))] - IE_{\vec{z}\sim P_z}[\ln(1 - D(G(\vec{z})))]$$

(Loss de GAN dans la littérature)

95

## Objectif du discriminateur

**Paramètres du discriminateur**

$$W_D = \arg\min_{W_D} - IE_{\vec{x}\sim P_{reel}}[\ln(D(\vec{x}))] - IE_{\vec{z}\sim P_z}[\ln(1 - D(G(\vec{z})))]$$

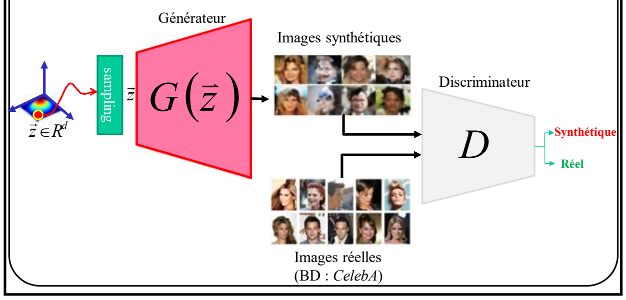
**Ou encore, de façon équivalente (mult par -1)**

$$W_D = \arg\max_{W_D} IE_{\vec{x}\sim P_{reel}}[\ln(D(\vec{x}))] + IE_{\vec{z}\sim P_z}[\ln(1 - D(G(\vec{z})))]$$

96

**Objectif du générateur**

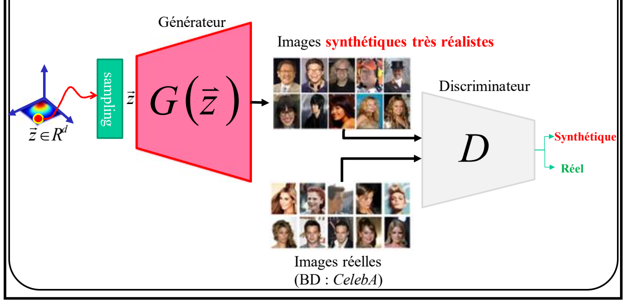
Produire des images aussi réalistes que celle de la BD de référence




97

**Objectif du générateur**

S'il y parvient, le discriminateur ne pourra plus les distinguer des images réelles. La loss du discriminateur sera alors élevée.




98

**Objectif du discriminateur :**

bien distinguer les images réelles des images synthétiques

$$W_D = \arg\max_{W_D} IE_{\vec{x}\sim P_{reel}}\left[\ln\left(D(\vec{x})\right)\right] + IE_{\vec{z}\sim P_z}\left[\ln\left(1 - D(G(\vec{z}))\right)\right]$$

**Objectif du générateur :**

produire des images synthétiques indistinguables des images réelles

$$W_G = \arg\min_{W_G} IE_{\vec{z}\sim P_z}\left[\ln\left(1 - D(G(\vec{z}))\right)\right]$$

99

# « Two player » min-max game

$$\min_G \max_D V(D,G) = \mathbb{E}_{\boldsymbol{x}\sim p_{\text{data}}(\boldsymbol{x})}[\log D(\boldsymbol{x})] + \mathbb{E}_{\boldsymbol{z}\sim p_{\boldsymbol{z}}(\boldsymbol{z})}[\log(1 - D(G(\boldsymbol{z})))].$$

Ian Goodfellow et al., "Generative Adversarial Nets", NIPS 2014

100

# « Two player » min-max game

Discriminateur veux
D(x) = 1 pour les vrais
données

Discriminateur veux
D(G(x)) = 0 pour les
données synthétiques

$$\min_G \max_D V(D,G) = \mathbb{E}_{\boldsymbol{x}\sim p_{\text{data}}(\boldsymbol{x})}\overbrace{[\log D(\boldsymbol{x})]} + \mathbb{E}_{\boldsymbol{z}\sim p_{\boldsymbol{z}}(\boldsymbol{z})}[\log(1 - \underbrace{\overbrace{D(G(\boldsymbol{z}))}}))].$$

Générateur veux
D(G(x)) = 1 pour les
données synthétiques

Ian Goodfellow et al., "Generative Adversarial Nets", NIPS 2014

101

**NOTE**

dans les faits, on ne minimise pas cette loss

$$W_G = \arg \min_{W_G} \cancel{IE_{\vec{z}\sim P_z}}\left[\ln\left(1 - D\left(G\left(\vec{z}\right)\right)\right)\right]$$

on maximise plutôt celle-ci

$$W_G = \arg \max_{W_G} IE_{\vec{z}\sim P_z}\left[\ln\left(D\left(G\left(\vec{z}\right)\right)\right)\right]$$

102

Ian Goodfellow et al., “Generative Adversarial Nets”, NIPS 2014

**for** number of training iterations **do**
  **for** $k$ steps **do**
   • Sample minibatch of $m$ noise samples $\{z^{(1)}, \dots, z^{(m)}\}$ from noise prior $p_g(z)$.
   • Sample minibatch of $m$ examples $\{x^{(1)}, \dots, x^{(m)}\}$ from data generating distribution $p_{\text{data}}(x)$.
   • Update the discriminator by ascending its stochastic gradient:

$$\nabla_{\theta_d} \frac{1}{m} \sum_{i=1}^{m} \left[ \log D_{\theta_d}(x^{(i)}) + \log(1 - D_{\theta_d}(G_{\theta_g}(z^{(i)}))) \right]$$

  **end for**
  • Sample minibatch of $m$ noise samples $\{z^{(1)}, \dots, z^{(m)}\}$ from noise prior $p_g(z)$.
  • Update the generator by ascending its stochastic gradient (improved objective):

$$\nabla_{\theta_g} \frac{1}{m} \sum_{i=1}^{m} \log(D_{\theta_d}(G_{\theta_g}(z^{(i)})))$$

**end for**

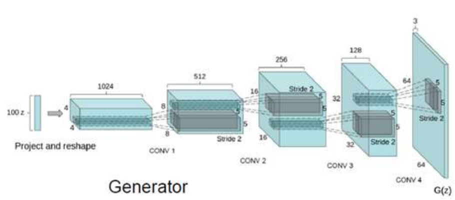
103

Ian Goodfellow et al., “Generative Adversarial Nets”, NIPS 2014

Figure 2: Visualization of samples from the model. Rightmost column shows the nearest training example of the neighboring sample, in order to demonstrate that the model has not memorized the training set. Samples are fair random draws, not cherry-picked. Unlike most other visualizations of deep generative models, these images show actual samples from the model distributions, not conditional means given samples of hidden units. Moreover, these samples are uncorrelated because the sampling process does not depend on Markov chain mixing. a) MNIST b) TFD c) CIFAR-10 (fully connected model) d) CIFAR-10 (convolutional discriminator and “deconvolutional” generator)

104

# Deep Convolution Generative Adversarial Net (DCGAN)




Radford et al, “Unsupervised Representation Learning with Deep Convolutional Generative Adversarial Networks”, ICLR 2016

105

## Deep Convolution Generative Adversarial Net (DCGAN)

**Recommandations discriminateur**
- Conv stride>1 au lieu des couches de pooling
- ReLU partout sauf en sortie : tanh

**Recommandations générateur**
- Conv transpose au lieu de upsampling
- LeakyReLU partout

**Autre recommandations**
- BatchNorm partout
- Pas de FC, juste des conv

Radford et al, "Unsupervised Representation Learning with Deep Convolutional Generative Adversarial Networks", ICLR 2016

106

## Deep Convolution Generative Adversarial Net (DCGAN)

**Recommandations discriminateur**
- C
- R

https://github.com/soumith/ganhacks

**Rec**
- C
- LeakyReLU partout

**Autre recommandations**
- BatchNorm partout
- Pas de FC, juste des conv

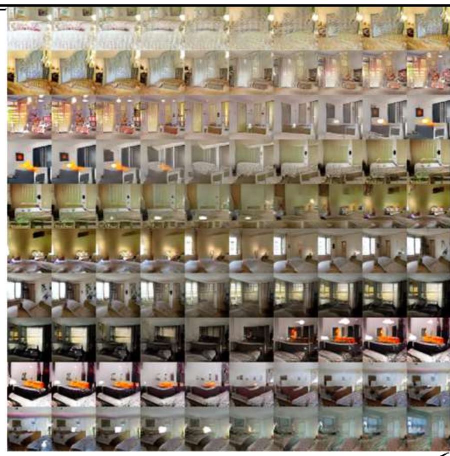
Radford et al, "Unsupervised Representation Learning with Deep Convolutional Generative Adversarial Networks", ICLR 2016

107

## Deep Convolution Generative Adversarial Net (DCGAN)

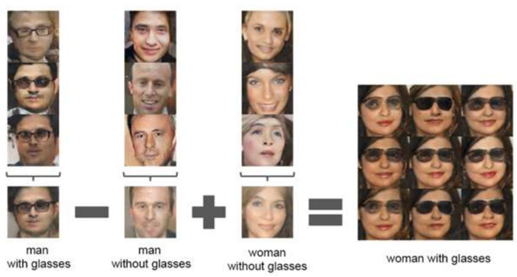
108

Interpolation entre 9 vecteurs latents aléatoires



109

*“Vector arithmetic for visual concepts”*




110

## Problèmes d’instabilité

- Si discriminateur et générateur et n'apprennent pas ensemble:
  - disparition des gradients
  - effondrement des modes
  - on ne peut générer d’images à haute résolution
- Plusieurs solutions proposées:
  - *Wasserstein GAN (utilise “earth mover distance”)*
  - *Least Squares GAN (utilise distance d’erreur quadratique)*
  - *Progressive GAN*
  - ….

111

111

## Problèmes d’instabilité

- Si discriminateur et générateur et n'apprennent pas ensemble:
  - **disparition des gradients**
  - effondrement des modes
  - on ne peut générer d’images à haute résolution

Si le discriminateur apprend trop vite, le générateur sera systématiquement battu, et n’apprendra rien

112

112

## Problèmes d’instabilité

- Si discriminateur et générateur et n'apprennent pas ensemble:
  - disparition des gradients
  - **effondrement des modes**
  - on ne peut générer d’images à haute résolution

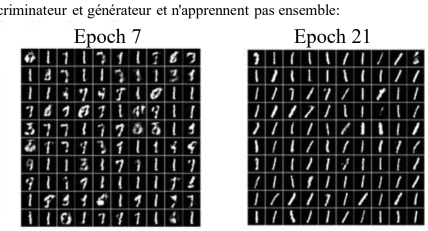
Le générateur peut apprendre à toujours générer la même image et ainsi battre le discriminateur

113

113

## Problèmes d’instabilité

- Si discriminateur et générateur et n'apprennent pas ensemble:




Le gén… bat
le disc…

https://datascience.stackexchange.com/questions/29485/gan-discriminator-converging-to-one-output

114

114

# Problèmes d'instabilité

- Si discriminateur et générateur et n'apprennent pas ensemble:
  - disparition des gradients
  - effondrement des modes
  - **on ne peut générer d'images à haute résolution**

Solution: les progressive GANs

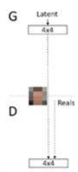
115

115

# progressive GAN

On veut générer des images à **haute résolution**

On commence avec des images de **faible résolution : 4x4 pixels**

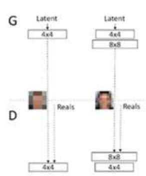



*"Progessive GAN" Karras et al. ICLR'18*

116

# progressive GAN

Et progressivement, on augmente la résolution de l'image



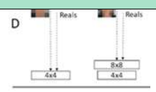

*"Progessive GAN" Karras et al. ICLR'18*

117

# progressive GAN

Et progressivement, on augmente la résolution de l'image

*"Progressive Growing GAN requires that the capacity of both the generator and discriminator model be expanded by adding layers during the training process"*

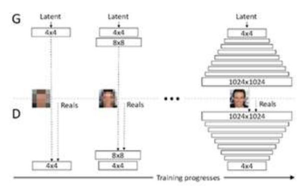



*"Progessive GAN" Karras et al. ICLR'18*

118

# progressive GAN

Et progressivement, chaque couche qu'on ajoute vient bonifier la couche précédente : cela se fait à l'aide d'une **opération « résiduelle ».**

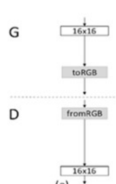



*"Progessive GAN" Karras et al. ICLR'18*

119

# Ajout de couches

Lorsque **l'entraînement** d'une couche de résolution RxR (ici 16x16) est **terminé**…

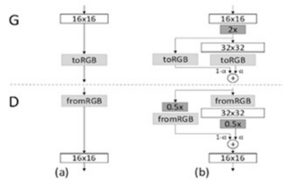



*"Progessive GAN" Karras et al. ICLR'18*

120

# Ajout de couches

… On **ajoute une nouvelle couche** de résolution 2Rx2D (ici 32x32) au générateur ET au discriminateur.



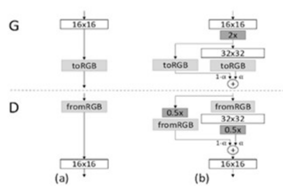

*"Progessive GAN" Karras et al. ICLR'18*

121

# Ajout de couches

… mais pour éviter un choc, on ajoute une **composante résiduelle** comprenant un facteur $\alpha$

**Au début de l'entrainement, $\alpha$=0 et progressivemnt $\alpha$ augmente pour atteindre $\alpha$=1 à la fin**

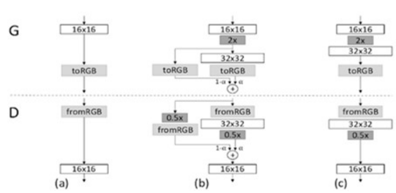



*"Progessive GAN" Karras et al. ICLR'18*

122

# Ajout de couches

Lorsque l'entraînement est terminé, on enlève la composante résiduelle.




*"Progessive GAN" Karras et al. ICLR'18*

123

*“Progessive GAN” Karras et al. ICLR’18*

| Generator | Act. | Output shape | Params |
|---|---|---|---|
| Latent vector | – | 512 × 1 × 1 | – |
| Conv 4 × 4 | LReLU | 512 × 4 × 4 | 4.2M |
| Conv 3 × 3 | LReLU | 512 × 4 × 4 | 2.4M |
| Upsample | – | 512 × 8 × 8 | – |
| Conv 3 × 3 | LReLU | 512 × 8 × 8 | 2.4M |
| Conv 3 × 3 | LReLU | 512 × 8 × 8 | 2.4M |
| Upsample | – | 512 × 16 × 16 | – |
| Conv 3 × 3 | LReLU | 512 × 16 × 16 | 2.4M |
| Conv 3 × 3 | LReLU | 512 × 16 × 16 | 2.4M |
| Upsample | – | 512 × 32 × 32 | – |
| Conv 3 × 3 | LReLU | 512 × 32 × 32 | 2.4M |
| Conv 3 × 3 | LReLU | 512 × 32 × 32 | 2.4M |
| Upsample | – | 512 × 64 × 64 | – |
| Conv 3 × 3 | LReLU | 256 × 64 × 64 | 1.2M |
| Conv 3 × 3 | LReLU | 256 × 64 × 64 | 590k |
| Upsample | – | 256 × 128 × 128 | – |
| Conv 3 × 3 | LReLU | 128 × 128 × 128 | 295k |
| Conv 3 × 3 | LReLU | 128 × 128 × 128 | 148k |
| Upsample | – | 128 × 256 × 256 | – |
| Conv 3 × 3 | LReLU | 64 × 256 × 256 | 74k |
| Conv 3 × 3 | LReLU | 64 × 256 × 256 | 37k |
| Upsample | – | 64 × 512 × 512 | – |
| Conv 3 × 3 | LReLU | 32 × 512 × 512 | 18k |
| Conv 3 × 3 | LReLU | 32 × 512 × 512 | 9.2k |
| Upsample | – | 32 × 1024 × 1024 | – |
| Conv 3 × 3 | LReLU | 16 × 1024 × 1024 | 4.6k |
| Conv 3 × 3 | LReLU | 16 × 1024 × 1024 | 2.3k |
| Conv 1 × 1 | linear | 3 × 1024 × 1024 | 51 |
| Total trainable parameters | | | **23.1M** |

| Discriminator | Act. | Output shape | Params |
|---|---|---|---|
| Input image | – | 3 × 1024 × 1024 | – |
| Conv 1 × 1 | LReLU | 16 × 1024 × 1024 | 64 |
| Conv 3 × 3 | LReLU | 16 × 1024 × 1024 | 2.3k |
| Conv 3 × 3 | LReLU | 32 × 1024 × 1024 | 4.6k |
| Downsample | – | 32 × 512 × 512 | – |
| Conv 3 × 3 | LReLU | 32 × 512 × 512 | 9.2k |
| Conv 3 × 3 | LReLU | 64 × 512 × 512 | 18k |
| Downsample | – | 64 × 256 × 256 | – |
| Conv 3 × 3 | LReLU | 64 × 256 × 256 | 37k |
| Conv 3 × 3 | LReLU | 128 × 256 × 256 | 74k |
| Downsample | – | 128 × 128 × 128 | – |
| Conv 3 × 3 | LReLU | 128 × 128 × 128 | 148k |
| Conv 3 × 3 | LReLU | 256 × 128 × 128 | 295k |
| Downsample | – | 256 × 64 × 64 | – |
| Conv 3 × 3 | LReLU | 256 × 64 × 64 | 590k |
| Conv 3 × 3 | LReLU | 512 × 64 × 64 | 1.2M |
| Downsample | – | 512 × 32 × 32 | – |
| Conv 3 × 3 | LReLU | 512 × 32 × 32 | 2.4M |
| Conv 3 × 3 | LReLU | 512 × 32 × 32 | 2.4M |
| Downsample | – | 512 × 16 × 16 | – |
| Conv 3 × 3 | LReLU | 512 × 16 × 16 | 2.4M |
| Conv 3 × 3 | LReLU | 512 × 16 × 16 | 2.4M |
| Downsample | – | 512 × 8 × 8 | – |
| Conv 3 × 3 | LReLU | 512 × 8 × 8 | 2.4M |
| Conv 3 × 3 | LReLU | 512 × 8 × 8 | 2.4M |
| Downsample | – | 512 × 4 × 4 | – |
| Minibatch stddev | – | 513 × 4 × 4 | – |
| Conv 3 × 3 | LReLU | 512 × 4 × 4 | 2.4M |
| Conv 4 × 4 | LReLU | 512 × 1 × 1 | 4.2M |
| Fully-connected | linear | 1 × 1 × 1 | 513 |
| Total trainable parameters | | | **23.1M** |

Table 2: Generator and discriminator that we use with CELEBA-HQ to generate $1024 \times 1024$ images.

124

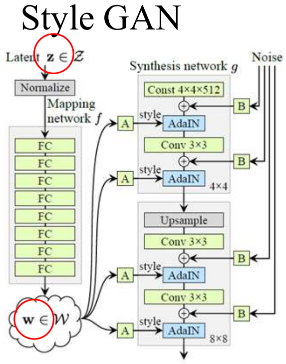
*“Progessive GAN” Karras et al. ICLR’18*

https://youtu.be/XOxxPcy5Gr4

125

125

# Style GAN



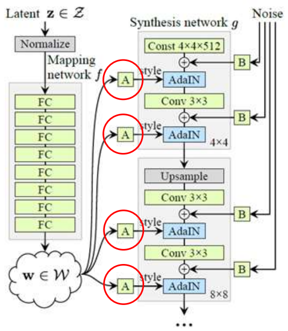

(b) Style-based generator

Le Générateur reçoit une version modifiée “w” par 8 couches FC du vecteur latent “z”

Karas et al. **A Style-Based Generator Architecture for Generative Adversarial Networks**, CVPR 2019

126

# Style GAN




(b) Style-based generator

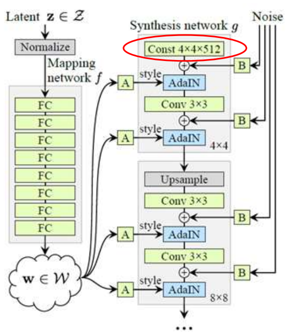
Le Générateur reçoit une version modifiée “w” par 8 couches FC du vecteur latent “z”

Et ce, à **chaque couche** du réseau

Karas et al. **A Style-Based Generator Architecture for Generative Adversarial Networks**, CVPR 2019

127

# Style GAN



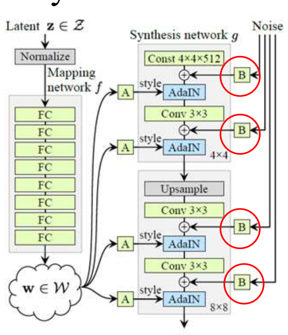

(b) Style-based generator

L’entrée du réseau est un **tenseur constant** appris par entraînement

Karas et al. **A Style-Based Generator Architecture for Generative Adversarial Networks**, CVPR 2019

128

# Style GAN



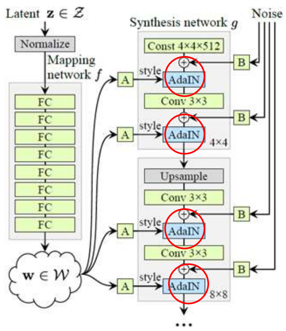

(b) Style-based generator

Du **bruit** est multiplié à chaque carte d’activation de **chaque couche** du réseau

129

129

# Style GAN




(b) Style-based generator

AdaIN: adaptive instance normalization

$$AdaIN\ (x,y) = \sigma(y)\frac{x-\mu(x)}{\sigma(x)} + \mu(y)$$

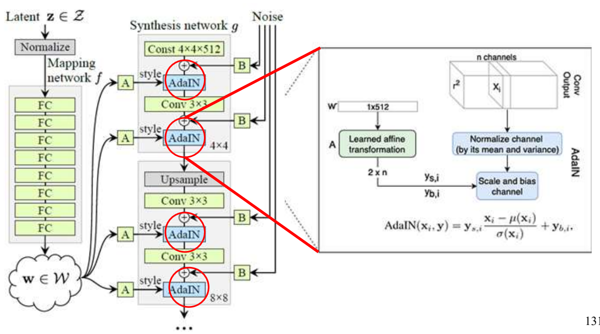
Comme du batchNorm, mais dont les 2 opérateurs sont fournis par **w**

130

130

# Style GAN

AdaIN: adaptive instance normalisation




(b) Style-based generator

131

https://towardsdatascience.com/explained-a-style-based-generator-architecture-for-gans-generating-and-tuning-realistic-6cb2be0f431

131

# Effet du bruit

(a) Generated image (b) Stochastic variation (c) Standard deviation

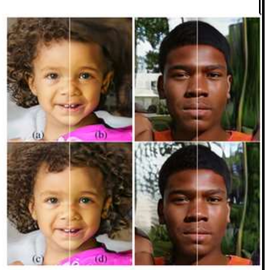



Figure 5. Effect of noise inputs at different layers of our generator. (a) Noise is applied to all layers. (b) No noise. (c) Noise in fine layers only ($64^2 - 1024^2$). (d) Noise in coarse layers only ($4^2 - 32^2$). We can see that the artificial omission of noise leads to featureless "painterly" look. Coarse noise causes large-scale curling of hair and appearance of larger background features, while the fine noise brings out the finer curls of hair, finer background detail, and skin pores.

Karas et al. **A Style-Based Generator Architecture for Generative Adversarial Networks**, CVPR 2019

132

## Style GAN

Entraînement progressif comme pour **progressive GAN**

133

## Style GAN

134

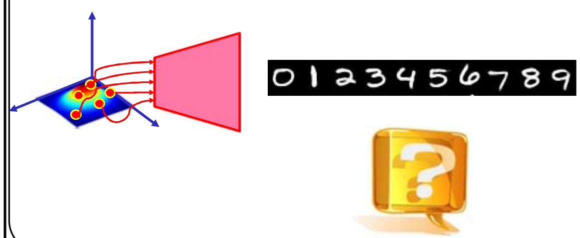
## Défi avec les GAN

Soit un GAN entraîné sur MNIST, si je décode **10 vecteurs latents pris au hasard**, j'aurai les images de **10 caractères aléatoires**.

135

# Défi avec les GAN

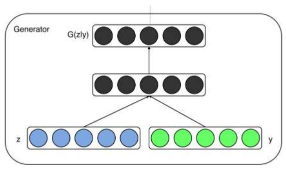
**Question**: comment générer des images de catégories prédéterminées? Ex. comment sélectionner 10 vecteurs latents qui produiront la séquence : 0,1,2,3,4,5,6,7,8,9?




136

# Gan conditionnel

L'idée est d'encoder un vecteur latent $\vec{z}$ ainsi qu'un **vecteur de classe** « one-hot » $\vec{y}$



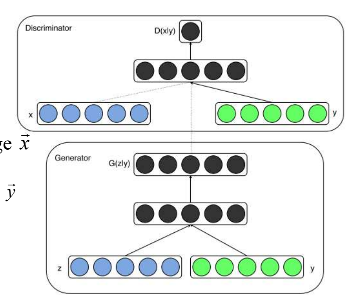

Mirza, Mehdi & Osindero, Simon. (2014). Conditional Generative Adversarial Nets. arXiv:1411.1784v1

137

# Gan conditionnel

Et de discriminer une image $\vec{x}$

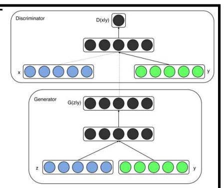
avec **le même « one-hot »** $\vec{y}$




Mirza, Mehdi & Osindero, Simon. (2014). Conditional Generative Adversarial Nets. arXiv:1411.1784v1

138

# Gan conditionnel




**GAN de base**

$$\min_G \max_D V(D,G) = \mathbb{E}_{\boldsymbol{x}\sim p_{\text{data}}(\boldsymbol{x})}[\log D(\boldsymbol{x})] + \mathbb{E}_{\boldsymbol{z}\sim p_{\boldsymbol{z}}(\boldsymbol{z})}[\log(1 - D(G(\boldsymbol{z})))].$$

**GAN conditionnel**

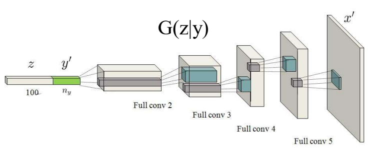
$$\min_G \max_D V(D,G) = \mathbb{E}_{\boldsymbol{x}\sim p_{\text{data}}(\boldsymbol{x})}[\log D(\boldsymbol{x}|\boldsymbol{y})] + \mathbb{E}_{\boldsymbol{z}\sim p_{z}(\boldsymbol{z})}[\log(1 - D(G(\boldsymbol{z}|\boldsymbol{y})))].$$

Mirza, Mehdi & Osindero, Simon. (2014). Conditional Generative Adversarial Nets. arXiv:1411.1784v1

139

# Version convolutionnelle

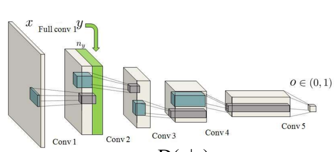
G(z|y)




https://medium.com/@sam.maddrellmander/conditional-dcgan-in-tensorflow-336f8b03b7b6

140

# Version convolutionnelle

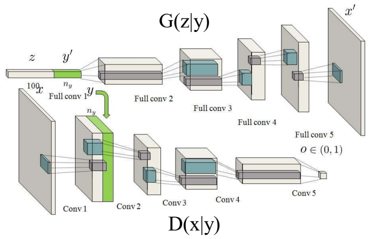



D(x|y)

https://medium.com/@sam.maddrellmander/conditional-dcgan-in-tensorflow-336f8b03b7b6

141

# Version convolutionnelle

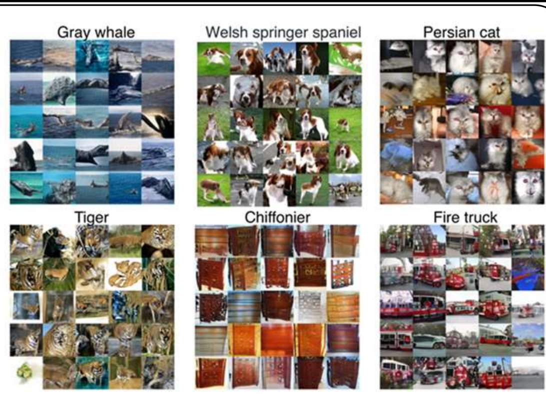



https://medium.com/@sam.maddrellmander/conditional-dcgan-in-tensorflow-336f8b03b7b6

142

*"t-shirt", 'pants', 'pullover', 'dress', 'coat', 'sandal', 'shirt', 'sneaker', 'bag', 'ankle boot'.*

143




Miyato, T., Kataoka, T., Koyama, M., & Yoshida, Y. (2018). Spectral normalization for generative adversarial networks. *arXiv preprint arXiv:1802.05957.*

144

Code pytorch pour plus de 30 modèles de GANs

https://github.com/eriklindernoren/PyTorch-GAN

145

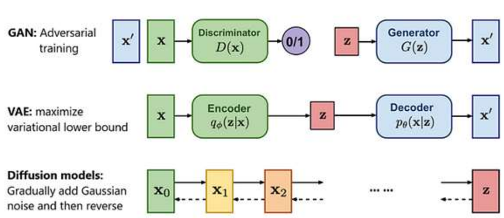
Belle vidéo sur les GANs montrant comment on peut manipuler l'espace latent et comment certains les utilise pour produire des « *deep fake* »

https://www.youtube.com/watch?v=dCKbRCUyop8

146

## Réseaux de diffusion

(DALL-E, Midjourney, ChatGPT, Copilot, etc.)



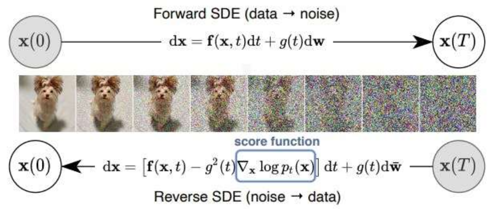

https://pub.towardsai.net/diffusion-models-vs-gans-vs-vaes-comparison-of-deep-generative-models-67ab93e0d9ae

147

# Réseaux de diffusion

(DALL-E, Midjourney, ChatGPT, Copilot, etc.)

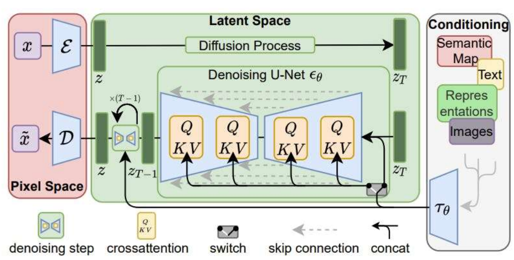
Des réseaux qui apprennent à retirer itérativement du bruit dans une image.




https://encord.com/blog/diffusion-models/

148

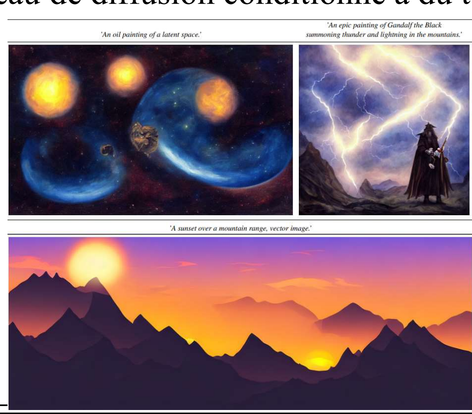
# Réseau de diffusion conditionné




Rombach et al. **High-Resolution Image Synthesis with Latent Diffusion Models**, in proc of CVPR 2021

149

# Réseau de diffusion conditionné à du text




150

Open AI's DALL-E3

151