

Réseaux de neurones

IFT 780

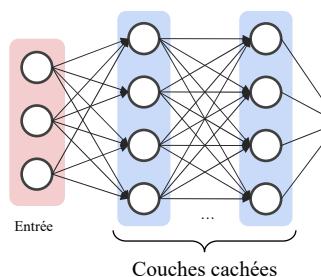
Réseaux à convolution avancés et architectures convolutives modernes

Par
Pierre-Marc Jodoin

1

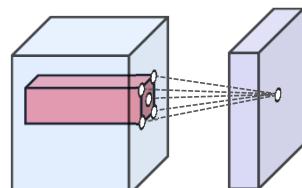
Réseaux de neurones à convolution

Réseaux de neurones multicouches



Beaucoup de paramètres
Moins de neurones

CNN



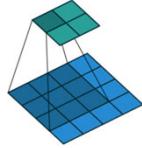
- Paramètres partagés
 - Connectivité locale

- Moins de paramètres
- Beaucoup de neurones
- Architectures plus profondes

2

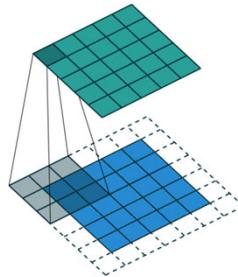
Réseaux de neurones à convolution

Convolution padding



Pas de padding
Stride = 1
Filtre 3x3

Carte d'activation plus petite
que le signal d'entrée



Zero padding
Stride = 1
Filtre 3x3

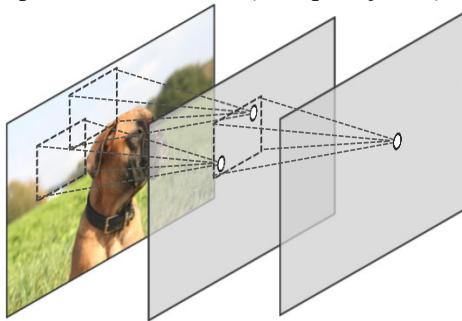
Carte d'activation de même taille
que le signal d'entrée

Images: <http://deeplearning.net/software/theano/tutorial>

3

Réseaux de neurones à convolution

Champ récepteur d'un neurone (“*receptive field*”)



Région dans l'image d'entrée à l'intérieur de laquelle une variation pourrait avoir un effet sur la sortie d'un neurone.

Plus un neurone a un **champ récepteur large**, plus ce dernier encode du **contexte**.

4

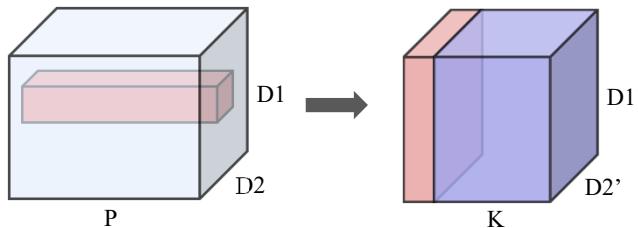
4

2

Réseaux de neurones à convolution

Taille et convolution

K filtres $F_1 \times F_2$



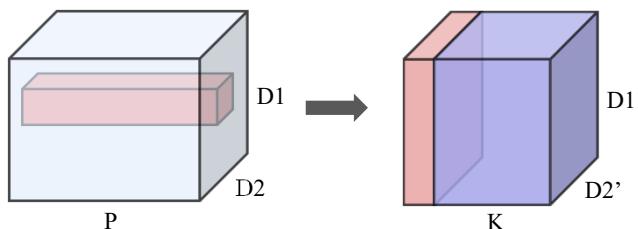
- La **profondeur** du filtre = le **nombre de canaux** en entrée (ici P)
- Le **nombre de cartes d'activation** = le **nombre de filtres** (ici K)
- Filtre convolutif 1D est un tenseur 2D ($F * P$)
- Filtre convolutif 2D est un tenseur 3D ($F_1 * F_2 * P$)
- K filtres convolutifs 2D est un tenseur 4D ($K * F_1 * F_2 * P$)

5

Réseaux de neurones à convolution

Taille et convolution

K filtres $F_1 \times F_2$



Taille du volume d'activation (2D) :

$$D1' = (D1 - F1)/S + 1$$

$$D2' = (D2 - F2)/S + 1$$

$$K = \text{nb_filtres}$$

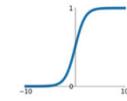
6

Réseaux de neurones à convolution

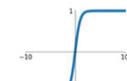
Chaque couche convulsive contient une fonction d'activation

S'assure que tous les neurons sont activés

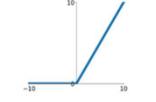
Sigmoid
 $\sigma(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$



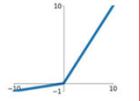
tanh
 $\tanh(x)$



ReLU
 $\max(0, x)$



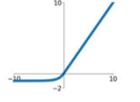
Leaky ReLU
 $\max(0.1x, x)$



Maxout
 $\max(w_1^T x + b_1, w_2^T x + b_2)$

ELU

$\begin{cases} x & x \geq 0 \\ \alpha(e^x - 1) & x < 0 \end{cases}$



Réduit le problème de la disparition du gradient

7

7

Réseaux de neurones à convolution

Pooling

Max Pooling

29	15	28	184
0	100	70	38
12	12	7	2
12	12	45	6

Average Pooling

31	15	28	184
0	100	70	38
12	12	7	2
12	12	45	6

2 x 2
pool size
(stride = 2)

100	184
12	45

2 x 2
pool size
(stride = 2)

36	80
12	15

BUT

- Réduire la **résolution** des cartes d'activation
- Moins de **mémoire** et de **calculs**
- Augmente un peu la **robustess** à la rotation et au changement d'échelle

L'opération de *pooling* est généralement faite indépendamment sur chaque carte d'activation.

Images: <https://pythonmachinelearning.pro/introduction-to-convolutional-neural-networks-for-vision-tasks/>

8

8

Réseaux de neurones à convolution

CNN = suite d'opérations convolutives (et autres, *FC = fully connected*)

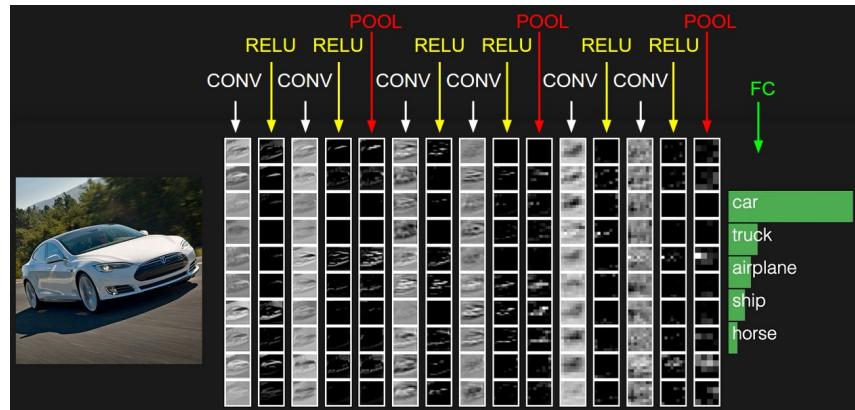


Image: <http://cs231n.github.io>

9

Autres types de couches convolutives

<https://towardsdatascience.com/a-comprehensive-introduction-to-different-types-of-convolutions-in-deep-learning-669281e58215>

10

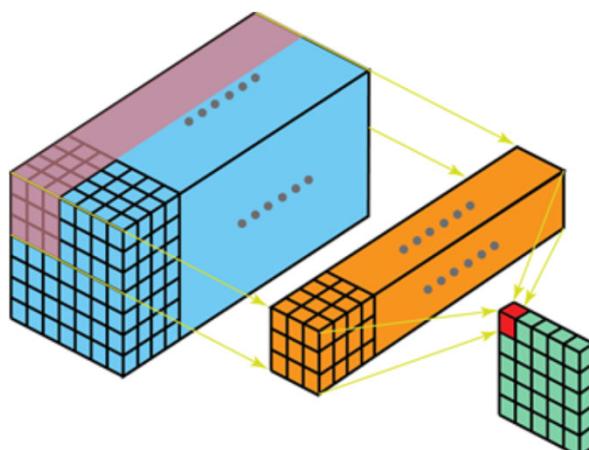
Convolution séparée

11

11

Convolution classique

Représentation classique d'une convolution 2D, ici un volume en entrée de taille **7x7xP** convolué par un **filtre 3x3xP** donne une **carte d'activation 5x5x1**



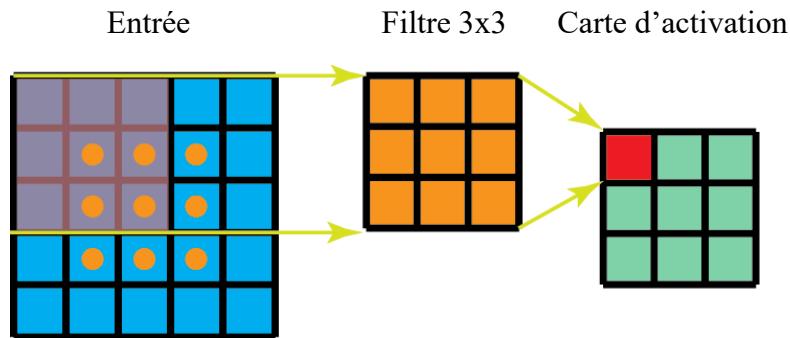
<https://towardsdatascience.com/a-comprehensive-introduction-to-different-types-of-convolutions-in-deep-learning-669281e58215>

12

12

Convolution classique

Comme on le sait, une convolution « *valid* » avec **1 canal** en entrée et un filtre 2D s'opère ainsi:



<https://towardsdatascience.com/a-comprehensive-introduction-to-different-types-of-convolutions-in-deep-learning-669281e58215>

13

Convolution séparée

Les filtres 2D et 3D peuvent être **séparés** en filtres plus élémentaires

3 filtres 2D ayant **9 paramètres**

$$h = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix} / 9$$
$$h = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{pmatrix} / 16$$
$$h = \begin{pmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{pmatrix} / 3$$

14

Convolution séparée

Les filtres 2D et 3D peuvent être **séparés** en filtres plus élémentaires

3 filtres 2D ayant **9 paramètres**

$$h = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix} / 9 \rightarrow h_x = (1 \ 1 \ 1) / 3, h_y = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix} / 3$$

$$h = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{pmatrix} / 16 \rightarrow h_x = (1 \ 2 \ 1) / 4, h_y = \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \\ 1 \end{pmatrix} / 4$$

$$h = \begin{pmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{pmatrix} / 3 \rightarrow h_x = (-1 \ 0 \ 1), h_y = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix} / 3$$

Ces filtres 2D peuvent être décomposés en 2 filtres de **3 paramètres** pour un total de **6 paramètres**

15

Convolution séparée

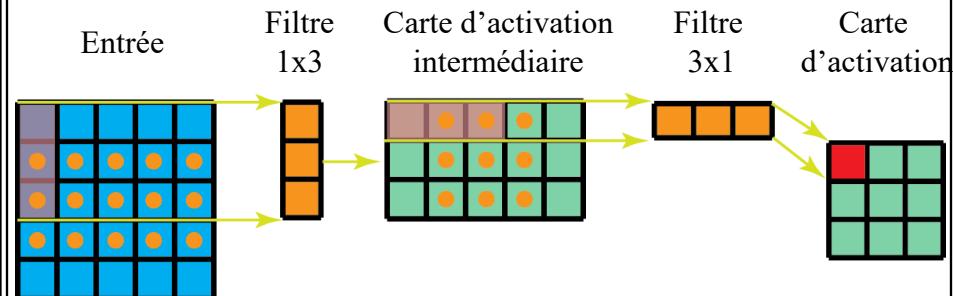
Les filtres 2D et 3D peuvent être **séparés** en filtres plus élémentaires

Bien que tous les filtres 2D (et 3D) ne soient pas tous mathématiquement séparables, on peut tout de même les **approximer** par des filtres 1D

$$\begin{pmatrix} a & b & c \\ d & e & f \\ g & h & i \end{pmatrix} \approx (k \ l \ m) * \begin{pmatrix} n \\ o \\ p \end{pmatrix}$$

16

Convolution séparée



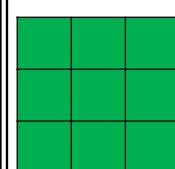
<https://towardsdatascience.com/a-comprehensive-introduction-to-different-types-of-convolutions-in-deep-learning-669281e58215>

17

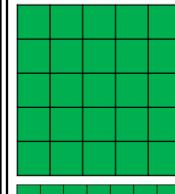
17

Convolution séparée

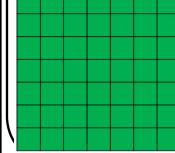
Réduction du nombre de paramètres



3x3 : 9 param



5x5 : 25 param



7x7 : 49 param

$$\begin{array}{c} 1 \times 3 + 3 \times 1 \\ \boxed{\text{---}} + \boxed{\text{---}} = 6 \text{ param} \end{array}$$

$$\begin{array}{c} 1 \times 5 + 5 \times 1 \\ \boxed{\text{---}} + \boxed{\text{---}} = 10 \text{ param} \end{array}$$

$$\begin{array}{c} 1 \times 7 + 7 \times 1 \\ \boxed{\text{---}} + \boxed{\text{---}} = 14 \text{ param} \end{array}$$

18

18

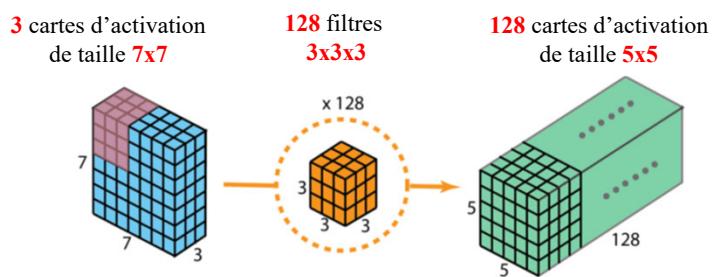
Convolution séparable en profondeur

(Depthwise Separable Convolution)

19

19

Convolution usuelle



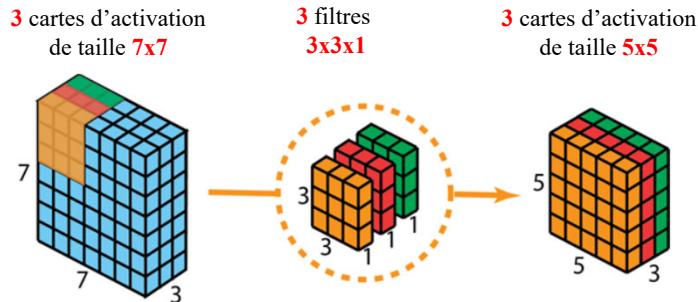
$$3 \times 3 \times 3 \times 128 = 3456 \text{ params}$$

<https://towardsdatascience.com/a-comprehensive-introduction-to-different-types-of-convolutions-in-deep-learning-669281e58215>

20

10

depth-wise convolution

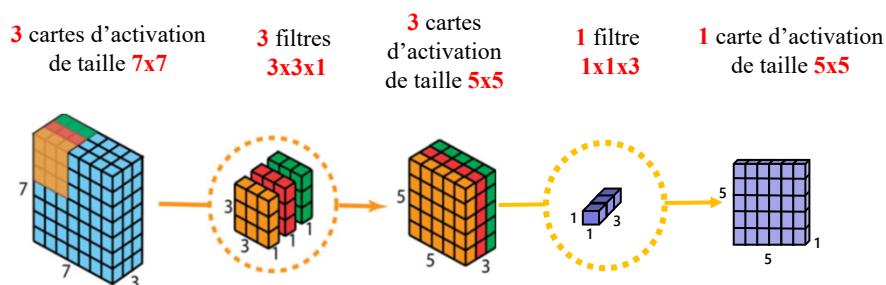


<https://towardsdatascience.com/a-comprehensive-introduction-to-different-types-of-convolutions-in-deep-learning-669281e58215>

21

Depthwise Separable Convolution

Depth-wise convolution + conv 1x1

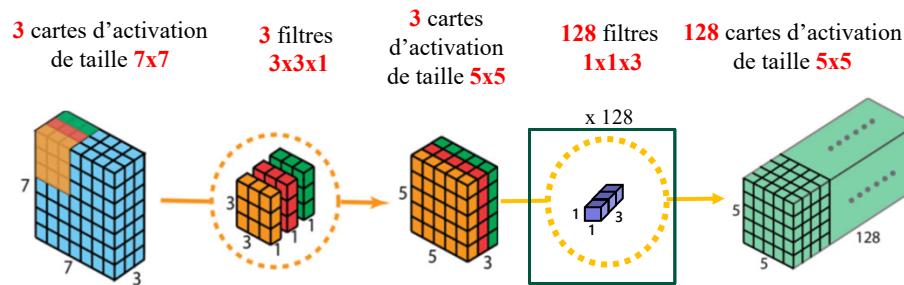


<https://towardsdatascience.com/a-comprehensive-introduction-to-different-types-of-convolutions-in-deep-learning-669281e58215>

22

Depthwise Separable Convolution

Depth-wise convolution + conv 1x1



$$3 \times 3 \times 3 + 3 \times 128 = \textcolor{red}{411 \text{ params}}$$

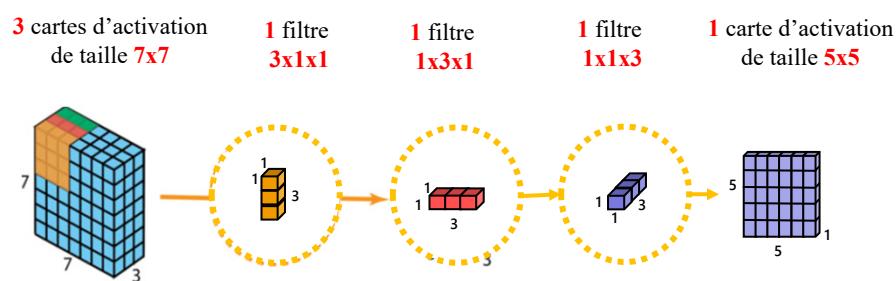
23

<https://towardsdatascience.com/a-comprehensive-introduction-to-different-types-of-convolutions-in-deep-learning-669281e58215>

23

Depthwise Separable Convolution

Depth-wise convolution + conv 1x1



24

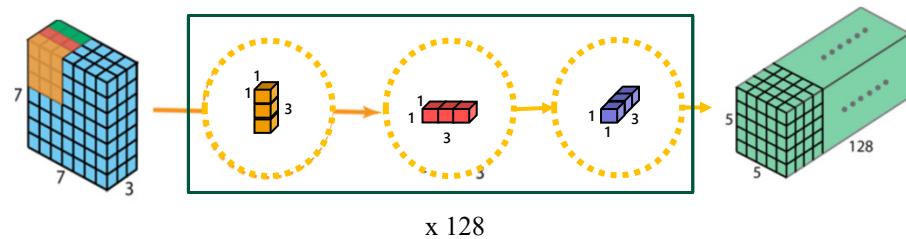
<https://towardsdatascience.com/a-comprehensive-introduction-to-different-types-of-convolutions-in-deep-learning-669281e58215>

24

Depthwise Separable Convolution

Depth-wise convolution + conv 1x1

3 cartes d'activation de taille 7x7 1 filtre 3x1x1 1 filtre 1x3x1 1 filtre 1x1x3 128 cartes d'activation de taille 5x5



$$(3 \times 1 \times 1 + 1 \times 3 \times 1 + 1 \times 1 \times 3) \times 128 = \mathbf{1158 \text{ params}}$$

Jonghoon Jin, Aysegul Dundar, Eugenio Culurciello,
Flattened convolutional neural networks for feedforward acceleration, ICCV2017

25

25

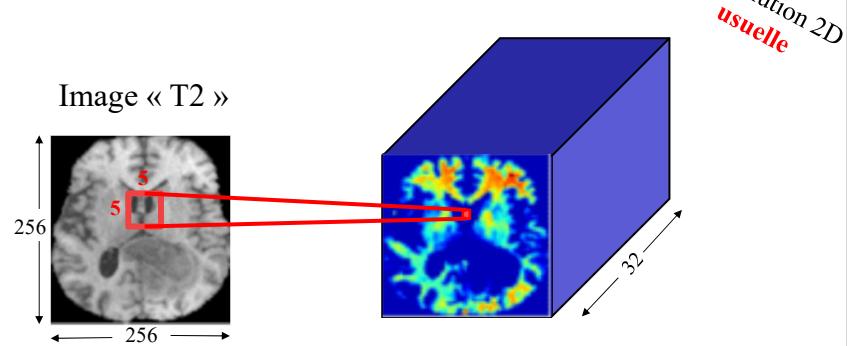
Convolution 3D

26

26

Convolution 3D

Très utile en imagerie médicale

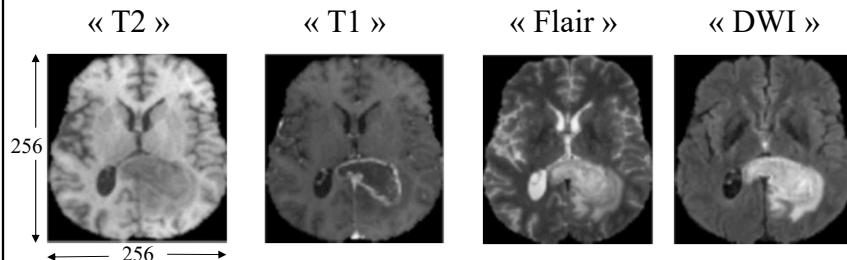


32 filtres de taille 5x5x1

27

Convolution 3D

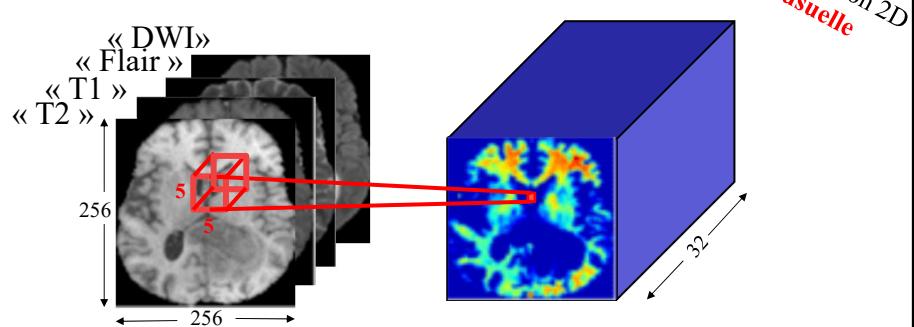
Souvent en imagerie médicale on utilise plusieurs « modalités »



28

Convolution 3D

Très utile en imagerie médicale

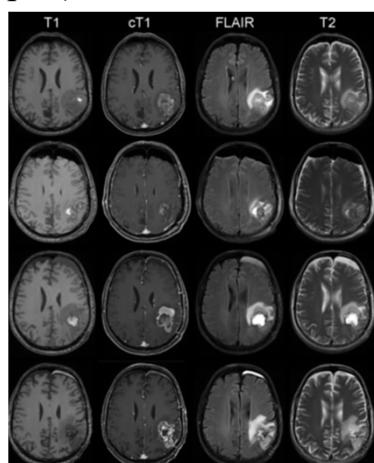


32 filtres de taille 5x5x4

29

Convolution 3D

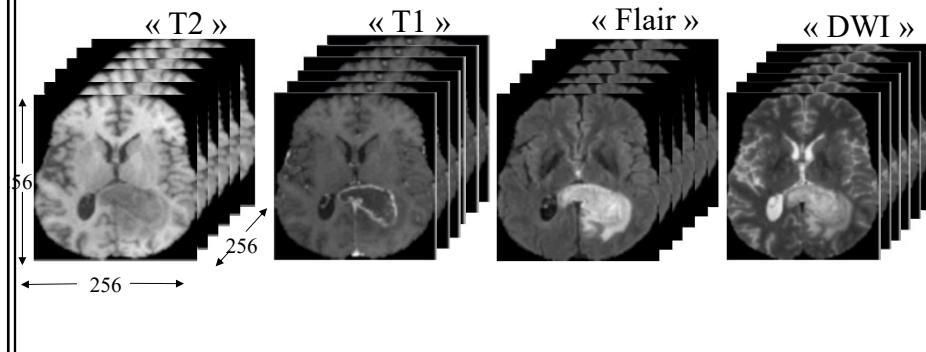
Souvent en imagerie médicale on utilise plusieurs « modalités » **et des acquisitions en 3D** (ici un cerveau au complet)



30

Convolution 3D

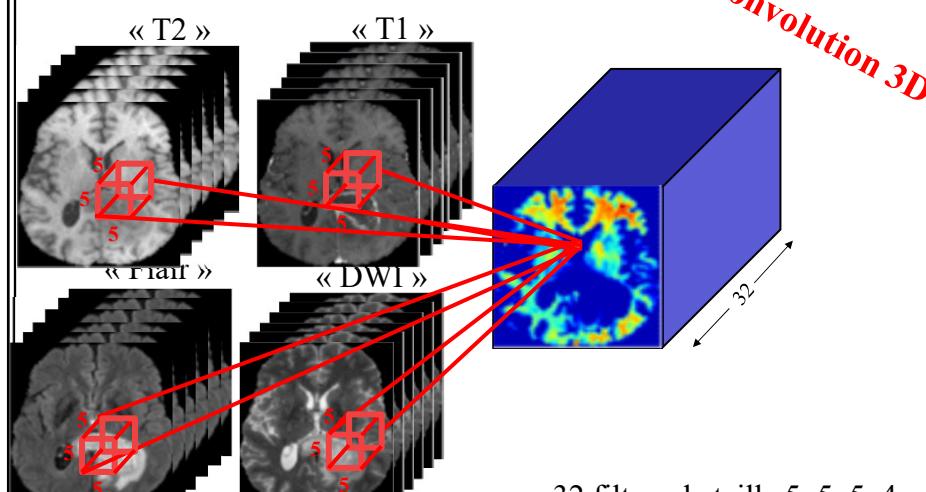
Souvent en imagerie médicale on utilise plusieurs « modalités » **et des acquisitions en 3D**



31

Convolution 3D

Très utile en imagerie médicale



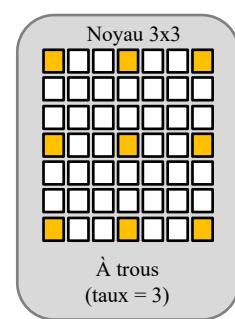
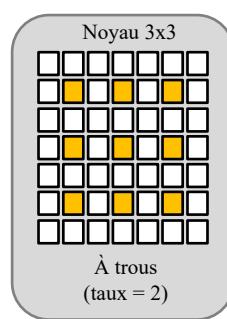
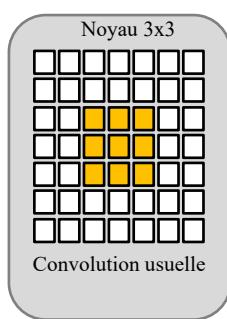
32

Convolution *à trous*

33

33

Convolution *à trous* (ou dilatée)

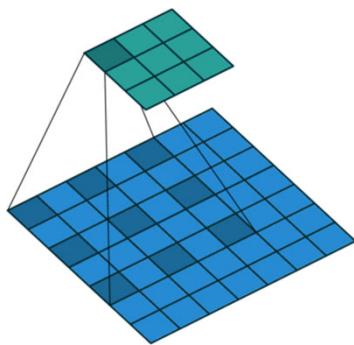


Champ récepteur=3x3 Champ récepteur=5x5 Champ récepteur=7x7

34

34

Convolution à trous (ou dilatée)



- Augmentation “artificielle” de la taille du filtre en insérant des zéros entre les éléments non-nuls du noyau
- 1 hyper-paramètre *taux* (*taux* = 1 convolution ordinaire)

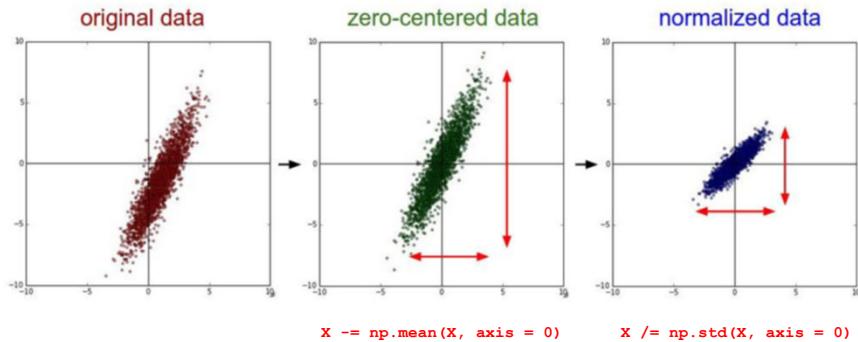
Images: <http://deeplearning.net/software/theano/tutorial>

35

Autres pratiques courantes

36

Prétraitement des données en entrée



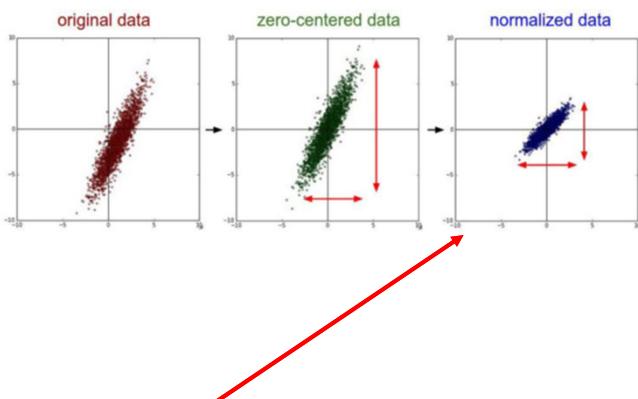
(réduction du biais)

(S'assurer que chaque dimension a le même poids)

Image: <http://cs231n.github.io>

37

Prétraitement des données en entrée



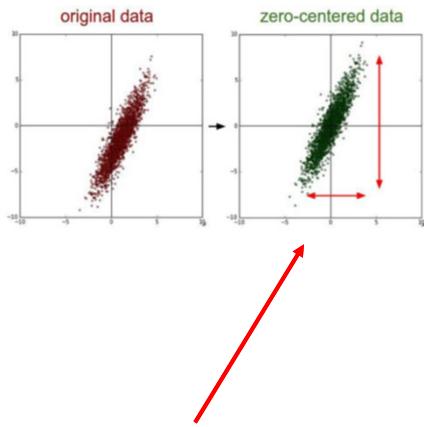
S'assurer que les dimensions ont les mêmes variances.

Exemple: âge maison (1 à 100) vs prix maison (100,000 à 2,000,000).

38

19

Prétraitement des données en entrée



normalized data

Même contenu
Mais un biais
dans les niveaux
de gris.



Après recentrage
des niveaux de
gris.



39

Prétraitement des données en entrée

Pour des images RGB (ex. CIFAR10, CIFAR100, ImageNet, etc)

- Soustraire l'image moyenne des données d'entraînement (e.g AlexNet)
 - Soustrait une image 32x32x3 pour CIFAR10

$$x_{MOY} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i$$

40

40

Prétraitement des données en entrée

Pour des images RGB (ex. CIFAR10, CIFAR100, ImageNet, etc)

- Soustraire l'image moyenne des N images d'entraînement (e.g AlexNet)
 - Soustrait une image moyenne 32x32x3 pour CIFAR10

$$x_{MOY} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i$$

- Soustraire une moyenne par canal (e.g. VGGNet)
 - Soustrait **trois valeurs** : R, G, B

$$R = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \sum_{i,j} x_k[i,j].R$$

$$G = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \sum_{i,j} x_k[i,j].G$$

$$B = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \sum_{i,j} x_k[i,j].B$$

41

41

[Ioffe and Szegedy, 2015]

Normalisation par lot (*Batch norm*)

Observation : Normaliser les données en entrée est une bonne chose.

Question : pourquoi ne pas normaliser les données à l'entrée de chaque couche?

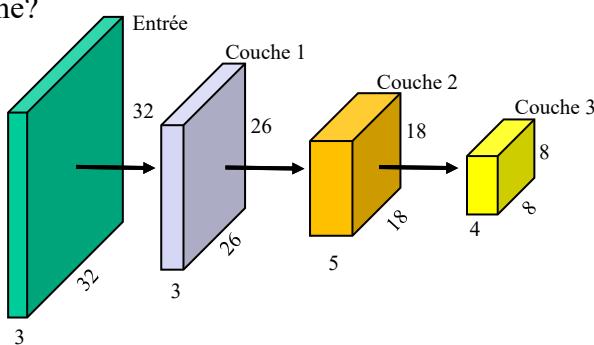


Image: Ioffe et al. "Batch normalization: Accelerating deep network training by reducing internal covariate shift." arXiv, 2015.

42

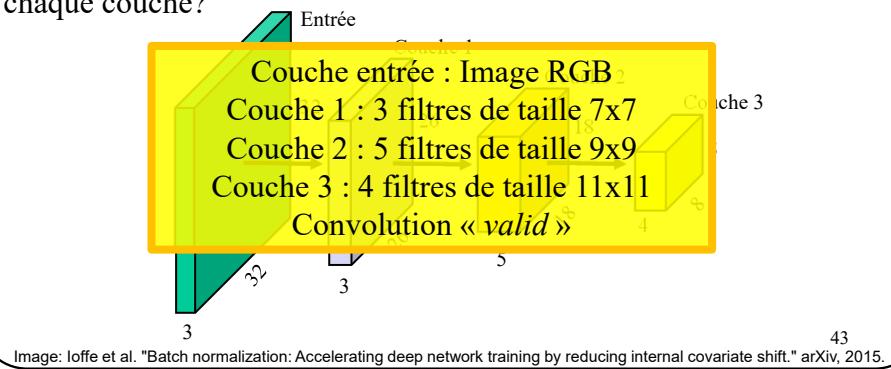
42

[Ioffe and Szegedy, 2015]

Normalisation par lot (*Batch norm*)

Observation : Normaliser les données en entrée est une bonne chose.

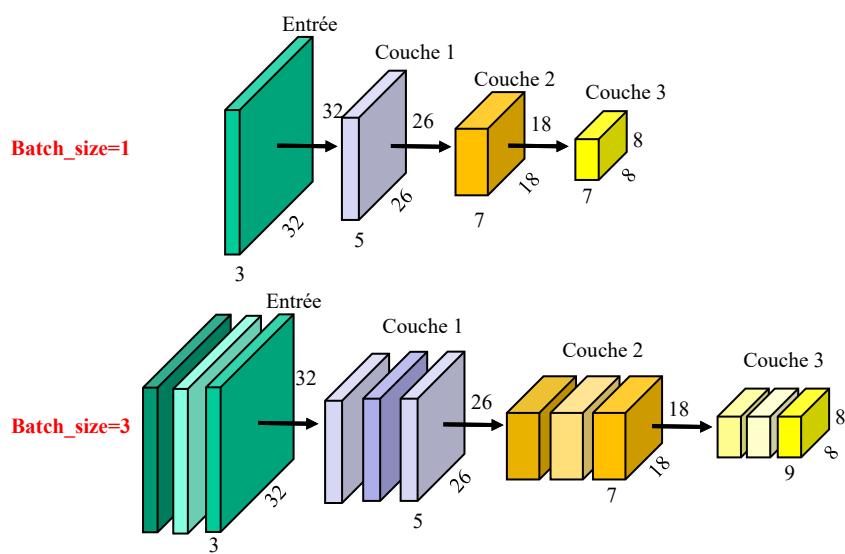
Question : pourquoi ne pas normaliser les données à l'entrée de chaque couche?



43

[Ioffe and Szegedy, 2015]

Normalisation par lot (*Batch norm*)

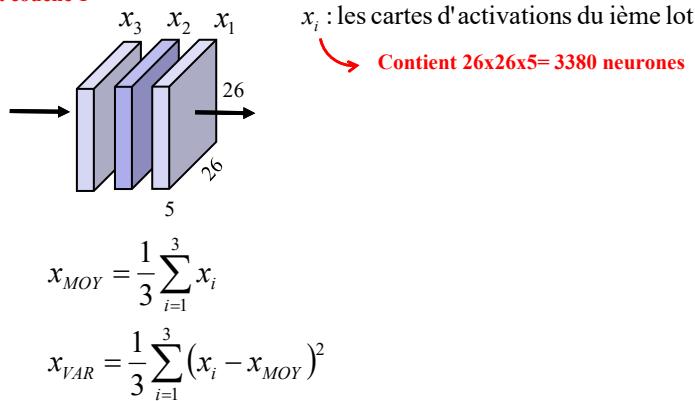


44

[Ioffe and Szegedy, 2015]

Normalisation par lot (*Batch norm*)

Ex. : normalisation de la couche 1

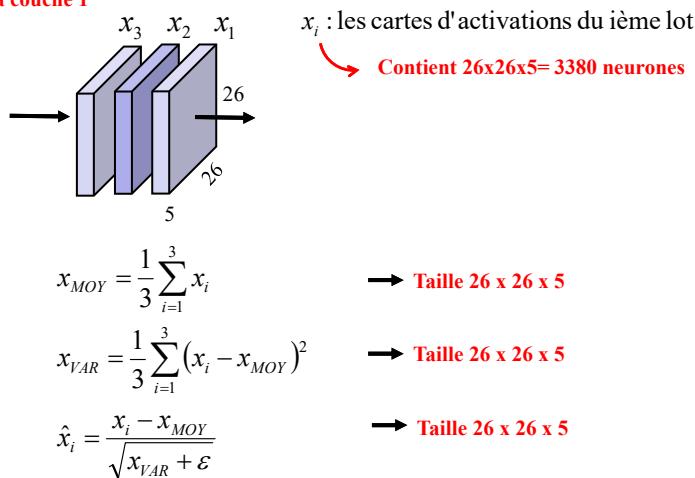


45

[Ioffe and Szegedy, 2015]

Normalisation par lot (*Batch norm*)

Ex. : normalisation de la couche 1



46

[Ioffe and Szegedy, 2015]

Normalisation par lot (*Batch norm*)

```
def batchnorm_forward_pass(x, eps):  
  
    #step 1 : calculer la moyenne et la variance  
    mu = np.mean(x, axis=0)  
    var = np.var(x, axis=0)  
  
    #step 2 : normaliser les données  
    x_norm = (x - mu)/np.sqrt(var + eps)  
  
    return x_norm
```

Question: est-ce pertinent de normaliser tous les neurones de toutes les couches? **Pas toujours!**

47

47

[Ioffe and Szegedy, 2015]

Normalisation par lot (*Batch norm*)

Solution: permettre au réseau **d'apprendre à défaire** la normalisation par lot

$$\begin{aligned}x_{MOY} &= \frac{1}{3} \sum_{i=1}^3 x_i \\x_{VAR} &= \frac{1}{3} \sum_{i=1}^3 (x_i - x_{MOY})^2 \\\hat{x}_i &= \frac{x_i - x_{MOY}}{\sqrt{x_{VAR} + \epsilon}} \\\tilde{x}_i &= \gamma \circ \hat{x}_i + \beta\end{aligned}$$

Paramètres appris par le système. Ainsi, le réseau peut apprendre que $\gamma = \sqrt{x_{VAR}}$ et $\beta = x_{MOY}$ et ainsi annuler la normalisation au besoin.

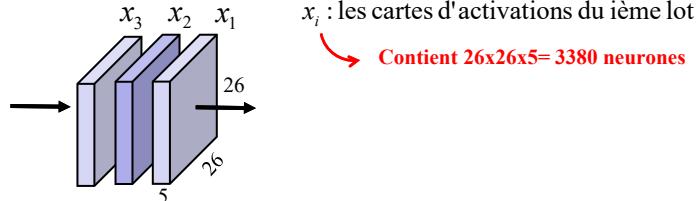
48

48

Normalisation par lot (*Batch norm*)

[Ioffe and Szegedy, 2015]

Ex. : normalisation de la couche 1



$$x_{MOY} = \frac{1}{3} \sum_{i=1}^3 x_i$$

→ Taille 26 x 26 x 5

$$x_{VAR} = \frac{1}{3} \sum_{i=1}^3 (x_i - x_{MOY})^2$$

→ Taille 26 x 26 x 5

$$\hat{x}_i = \frac{x_i - x_{MOY}}{\sqrt{x_{VAR} + \epsilon}}$$

→ Taille 26 x 26 x 5

$$\tilde{x}_i = \gamma \circ \hat{x}_i + \beta$$

→ γ et β de taille 26 x 26 x 5

49

Normalisation par lot (*Batch norm*)

NOTE: produit de Hadamar

$$\tilde{x}_i = \gamma \circ \hat{x}_i + \beta$$

$$\begin{bmatrix} \gamma_1 & \gamma_2 & \gamma_3 & \gamma_4 \\ \gamma_5 & \gamma_6 & \gamma_7 & \gamma_8 \\ \gamma_9 & \gamma_{10} & \gamma_{11} & \gamma_{12} \\ \gamma_{13} & \gamma_{14} & \gamma_{15} & \gamma_{16} \end{bmatrix} \circ \begin{bmatrix} x_1 & x_2 & x_3 & x_4 \\ x_5 & x_6 & x_7 & x_8 \\ x_9 & x_{10} & x_{11} & x_{12} \\ x_{13} & x_{14} & x_{15} & x_{16} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \gamma_1 x_1 & \gamma_2 x_2 & \gamma_3 x_3 & \gamma_4 x_4 \\ \gamma_5 x_5 & \gamma_6 x_6 & \gamma_7 x_7 & \gamma_8 x_8 \\ \gamma_9 x_9 & \gamma_{10} x_{10} & \gamma_{11} x_{11} & \gamma_{12} x_{12} \\ \gamma_{13} x_{13} & \gamma_{14} x_{14} & \gamma_{15} x_{15} & \gamma_{16} x_{16} \end{bmatrix}$$

50

50

[Ioffe and Szegedy, 2015]

Normalisation par lot (*Batch norm*)

```
def batchnorm_forward_pass(x, gamma, beta, eps):  
  
    #step 1 : calculer la moyenne et la variance  
    mu = np.mean(x, axis=0)  
    var = np.var(x, axis=0)  
  
    #step 2 : normaliser les données  
    x_norm = (x - mu)/np.sqrt(var + eps)  
  
    #step 3 : "dénormaliser" les données  
    x_norm = x_norm*gamma + beta  
  
    return x_norm
```

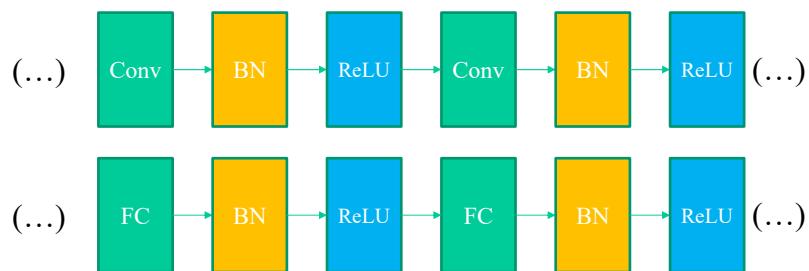
51

51

[Ioffe and Szegedy, 2015]

Normalisation par lot (*Batch norm*)

Généralement **insérée entre la convolution** (ou la couche pleinement connectée) **et la non-linéarité**.



52

52

Normalisation par lot (*Batch norm*)

Avantages:

Accélère l'entraînement

Permet d'utiliser un plus gros *Learning rate*

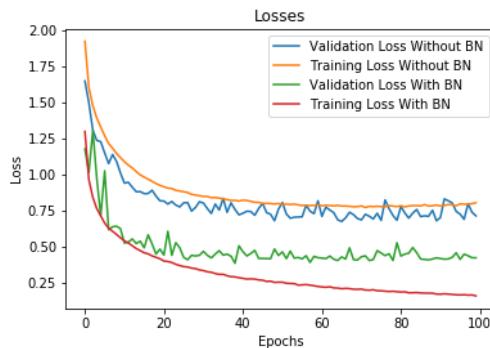


Image: Ioffe et al. "Batch normalization: Accelerating deep network training by reducing internal covariate shift." arXiv, 2015.

53

Normalisation par lot (*Batch norm*)

En généralisation, lorsqu'on souhaite traiter une seule donnée (donc une taille de lot de 1), on remplace \bar{x} et s^2 par des constantes précalculées

$$\hat{x}_i = \frac{x_i - \bar{x}_{MOY}}{\sqrt{s_{VAR} + \epsilon}}$$

c'est-à-dire

$$x_{MOY} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i$$
$$s_{VAR} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x}_{MOY})^2$$

Image: Ioffe et al. "Batch normalization: Accelerating deep network training by reducing internal covariate shift." arXiv, 2015.

54

Normalisation par lot (*Batch norm*)

Pour plus d'information:

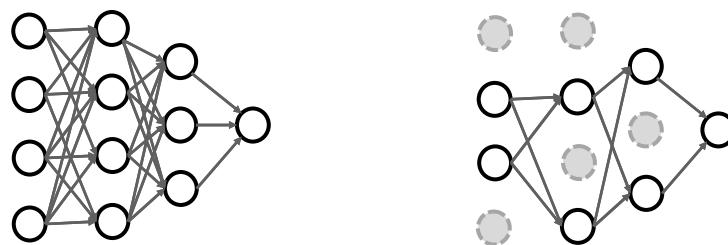
- <https://medium.com/@ilango100/batch-normalization-speed-up-neural-network-training-245e39a62f85>
- <https://deepnotes.io/batchnorm>
- Image: Ioffe et al. "Batch normalization: Accelerating deep network training by reducing internal covariate shift." arXiv, 2015.

55

55

Autre pratique courante : *Dropout*

Forcer à zéro certains neurones de façon aléatoire à chaque itération



Srivastava et al. "Dropout: a simple way to prevent neural networks from overfitting", JMLR 2014

56

Autre bonne pratique : *Dropout*

```
p = 0.5 # probability of keeping a unit active. higher = less dropout

def train_step(X):
    """ X contains the data """

    # forward pass for example 3-layer neural network
    H1 = np.maximum(0, np.dot(W1, X) + b1)
    U1 = np.random.rand(*H1.shape) < p # first dropout mask
    H1 *= U1 # drop!
    H2 = np.maximum(0, np.dot(W2, H1) + b2)
    U2 = np.random.rand(*H2.shape) < p # second dropout mask
    H2 *= U2 # drop!
    out = np.dot(W3, H2) + b3

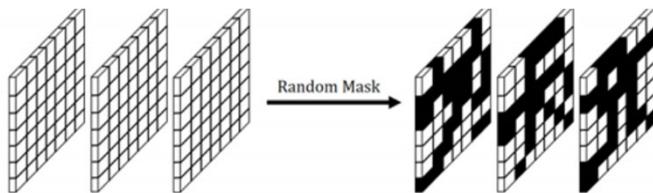
    # backward pass: compute gradients... (not shown)
    # perform parameter update... (not shown)
```

Crédit <http://cs231n.stanford.edu/>

57

Autre bonne pratique : *Dropout*

Dans le cas d'un réseau à convolution, dropout revient à appliquer un **masque binaire aléatoire** à chaque carte d'activation.



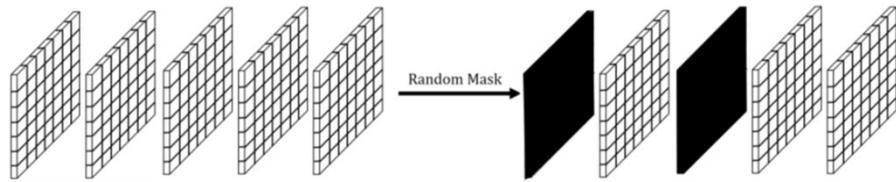
Jonathan Tompson, Ross Goroshin, Arjun Jain, Yann LeCun, Christoph Bregler
“Efficient Object Localization Using Convolutional Networks”, in proc of CVPR 2015

58

29

Spatial dropout, une variante du dropout

Au lieu de forcer à zéro des neurones,
on peut forcer à zéro des **cartes d'activation**.

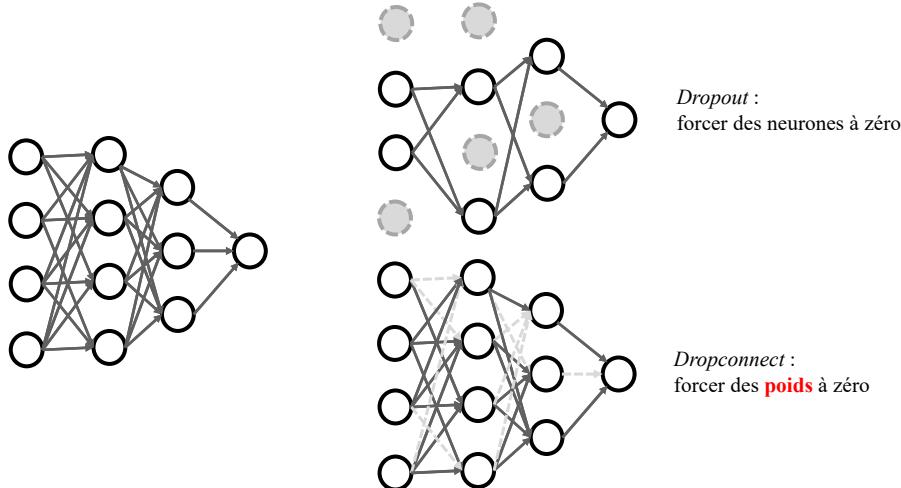


Jonathan Tompson, Ross Goroshin, Arjun Jain, Yann LeCun, Christoph Bregler
"Efficient Object Localization Using Convolutional Networks", in proc of CVPR 2015

59

59

Drop connect, autre variante de dropout



Li Wan, Matthew Zeiler, Sixin Zhang, Yann LeCun, Rob Fergus Regularization of Neural Networks using DropConnect, ICML 2013

60

Drop connect, autre variante de *dropout*

Dans le cas d'une convolution

$$\begin{array}{|c|c|c|c|} \hline X0 & X1 & X2 & X3 \\ \hline X4 & X5 & X6 & X7 \\ \hline X8 & X9 & X10 & X11 \\ \hline X12 & X13 & X14 & X15 \\ \hline \end{array} * \begin{array}{|c|c|c|} \hline W0 & W1 & W2 \\ \hline W3 & W4 & W5 \\ \hline W6 & W7 & W8 \\ \hline \end{array} = \begin{array}{|c|c|} \hline Y0 & Y1 \\ \hline Y2 & Y3 \\ \hline \end{array}$$

Li Wan, Matthew Zeiler, Sixin Zhang, Yann LeCun, Rob Fergus Regularization of Neural Networks using DropConnect, ICML 2013

61

Drop connect, autre variante de *dropout*

Dans le cas d'une convolution

Dropout force les **neurones** à zéro

$$\begin{array}{|c|c|c|c|} \hline X0 & \text{black} & X2 & X3 \\ \hline \text{black} & X5 & X6 & \text{black} \\ \hline X8 & X9 & \text{black} & X11 \\ \hline \text{black} & X13 & X14 & \text{black} \\ \hline \end{array} * \begin{array}{|c|c|c|} \hline W0 & W1 & W2 \\ \hline W3 & W4 & W5 \\ \hline W6 & W7 & W8 \\ \hline \end{array} = \begin{array}{|c|c|} \hline Y0 & Y1 \\ \hline Y2 & Y3 \\ \hline \end{array}$$

Li Wan, Matthew Zeiler, Sixin Zhang, Yann LeCun, Rob Fergus Regularization of Neural Networks using DropConnect, ICML 2013

62

Drop connect, autre variante de *dropout*

Dans le cas d'une convolution

Dropconnect force les **paramètres** à zéro

$$\begin{array}{|c|c|c|c|} \hline X0 & X1 & X2 & X3 \\ \hline X4 & X5 & X6 & X7 \\ \hline X8 & X9 & X10 & X11 \\ \hline X12 & X13 & X14 & X15 \\ \hline \end{array} * \begin{array}{|c|c|c|} \hline & W1 & W2 \\ \hline W3 & W4 & \\ \hline & W8 \\ \hline \end{array} = \begin{array}{|c|c|} \hline Y0 & Y1 \\ \hline Y2 & Y3 \\ \hline \end{array}$$

Li Wan, Matthew Zeiler, Sixin Zhang, Yann LeCun, Rob Fergus Regularization of Neural Networks using DropConnect, ICML 2013

63

Ensemble de modèles

- 1- Entraîner indépendamment différents modèles
- 2- En généralisation, **faire voter** ces modèles

Permet d'améliorer les performances de 2-3%

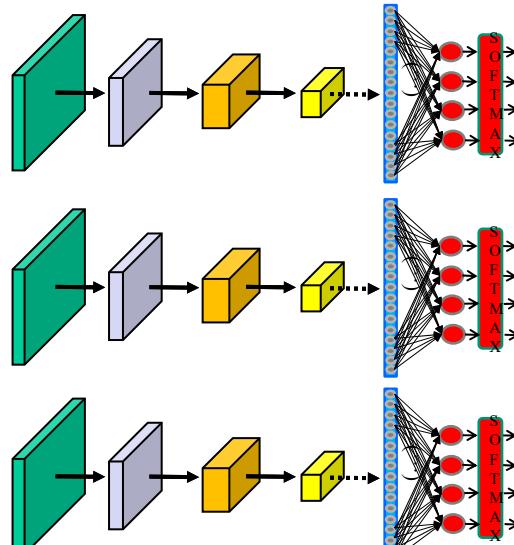
NOTE Même entraîner N-fois le même modèle fonctionne!

Li Wan, Matthew Zeiler, Sixin Zhang, Yann LeCun, Rob Fergus Regularization of Neural Networks using DropConnect, ICML 2013

64

Ensemble de modèles

Entraîner plusieurs modèles (ou plusieurs fois le même modèle)

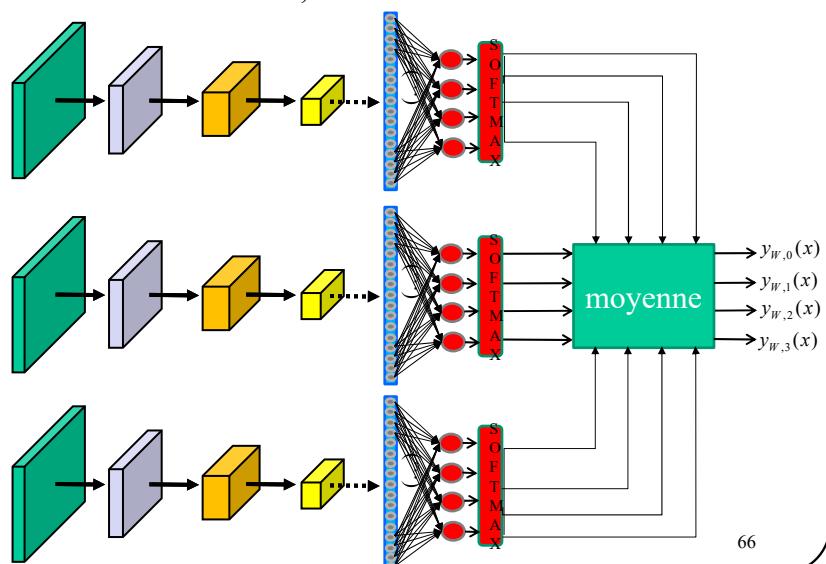


65

65

Ensemble de modèles

Une fois les modèles entraînés, on combine leur sortie

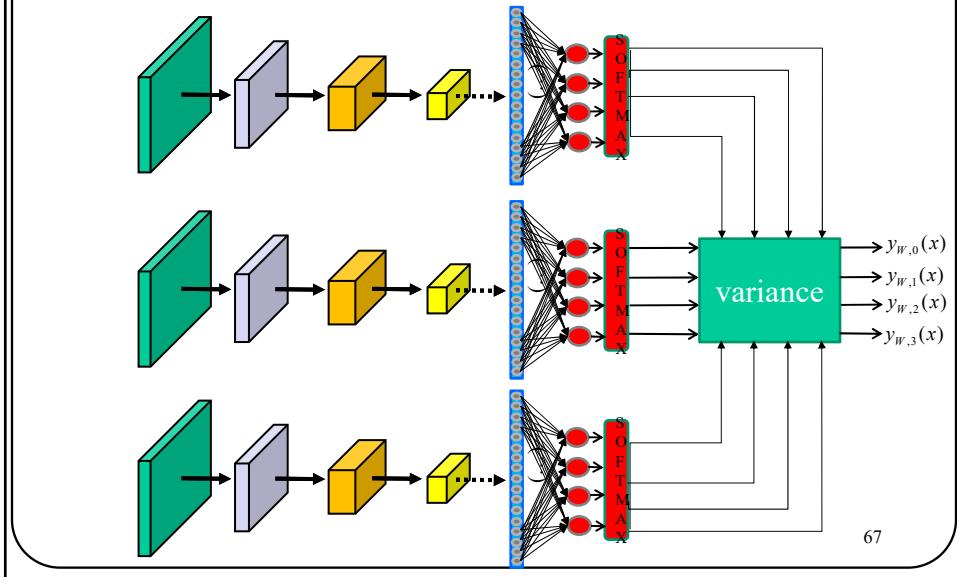


66

66

Ensemble de modèles

On peut également calculer leur **incertitude** avec une variance

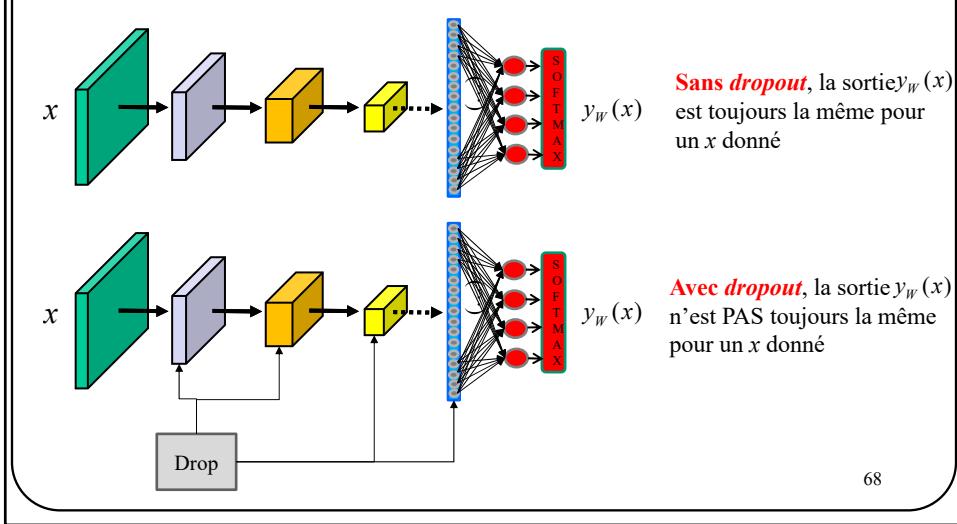


67

67

Monte-Carlo Dropout (*MCDropout*)

Une façon simple de combiner plusieurs modèles et de calculer une **incertitude** est de mélanger la sortie d'un réseau avec différents masques de *dropout*.

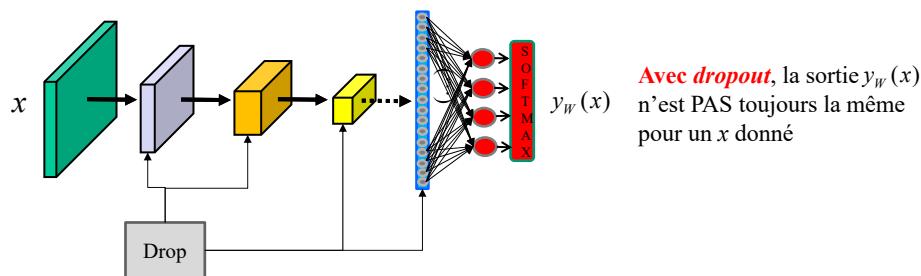


68

68

Monte-Carlo Dropout (*MCDropout*)

Une façon simple de **combiner plusieurs modèles** et de calculer une **incertitude** est de mélanger la sortie d'un réseau avec différents masques de *dropout*.



Si on fait M *propagations avants* pour un x donné, on aura M résultats différents.

$$\hat{y}_w(x) = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M y_w^m(x) \longrightarrow \text{Prédictions moyennées (ensemble de modèles)}$$

$$\hat{y}_w^{V4R}(x) = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M (y_w^m(x) - \hat{y}_w(x))^2 \longrightarrow \text{Incertitude}$$

69

Transfert d'apprentissage

(*Transfer learning*)

Question : il faut un très grand nombre de données annotées pour entraîner un réseaux de neurones profonds?

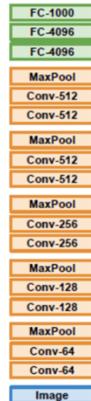
Réponse : **Faux**, si on dispose d'un modèle pré-entraîné sur une base de données similaire.

70

Transfert d'apprentissage

(Transfer learning)

1. Train on Imagenet



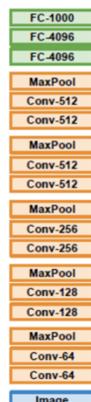
Crédit : <http://cs231n.stanford.edu>

71

Transfert d'apprentissage

(Transfer learning)

1. Train on Imagenet

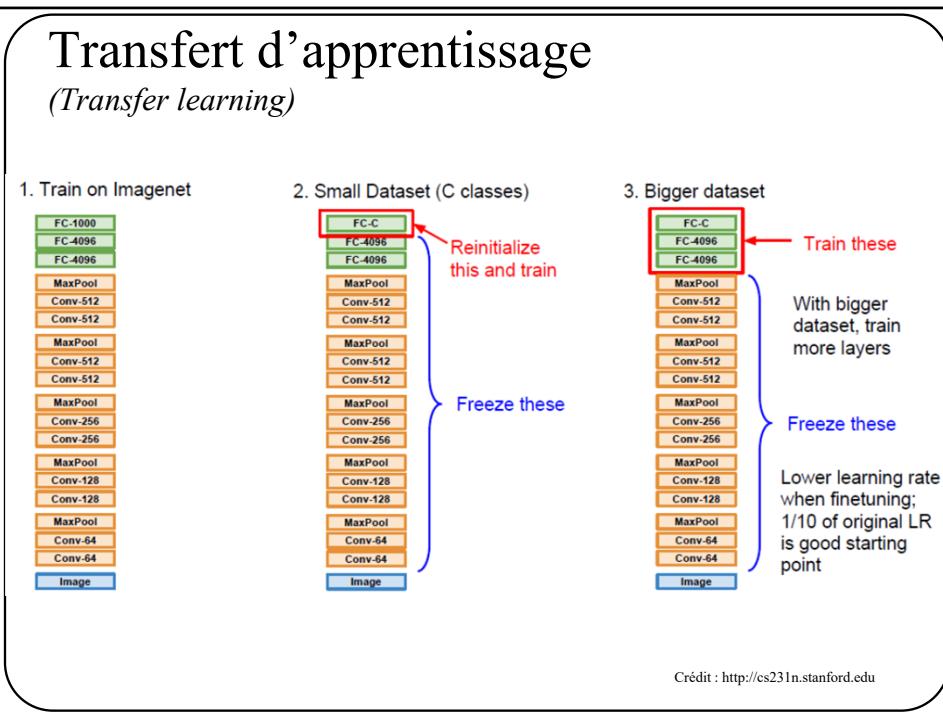


2. Small Dataset (C classes)

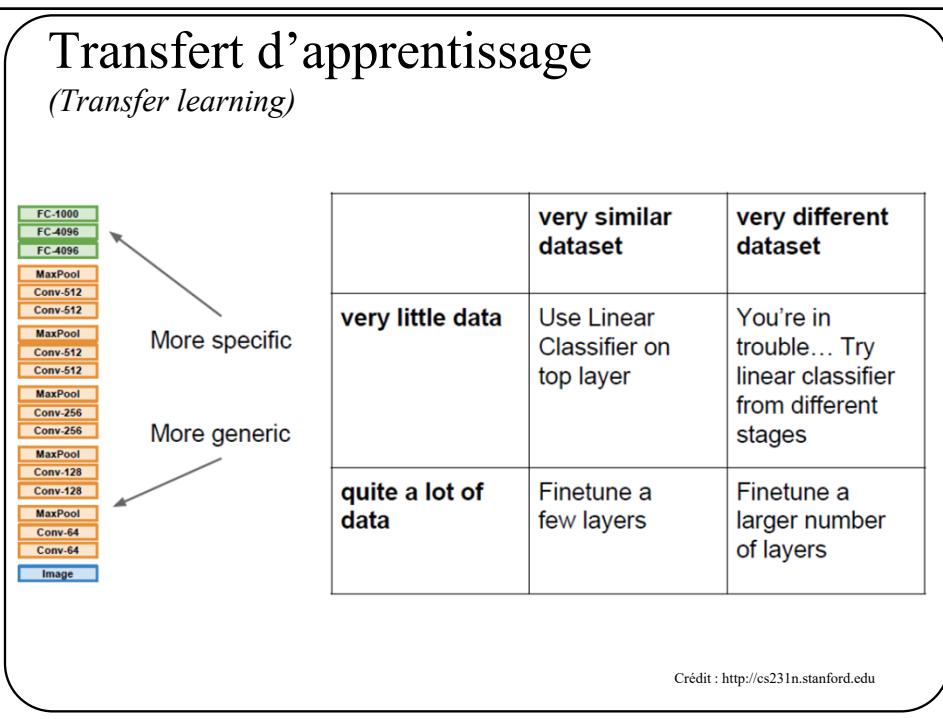


Crédit : <http://cs231n.stanford.edu>

72



73



74

À retenir pour vos projets:

Vous avez une BD qui a un nombre limité de données annotées?

1. Trouvez une grosse BD contenant des données similaires
2. Entraînez un réseau de neurones
3. Transférez le modèle à votre projet
4. Réentraînez votre modèle (ou une partie de votre modèle)

Plusieurs bibliothèques ont un “Model Zoo” avec des modèles pré-entraînés

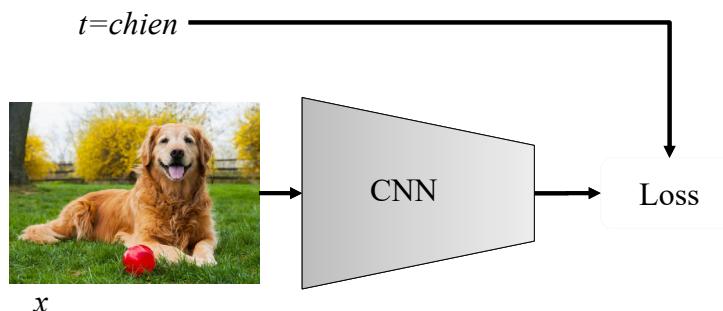
TensorFlow: <https://github.com/tensorflow/models>
PyTorch: <https://github.com/pytorch/vision>

75

Augmentation de données

(*Data augmentation*)

On peut artificiellement augmenter le nombre de données en transformant les données sans pour autant affecter leur cible.

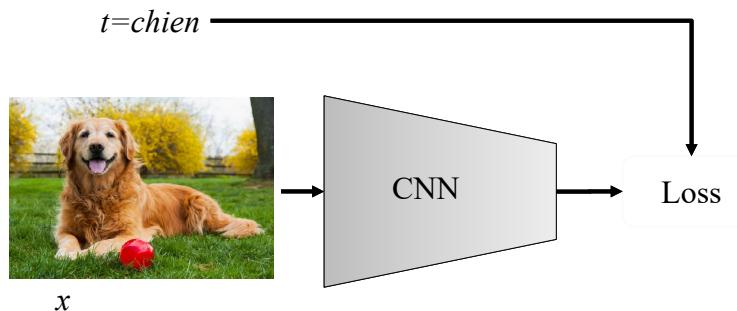


76

Augmentation de données

(*Data augmentation*)

Exemple de transformation : **flip**

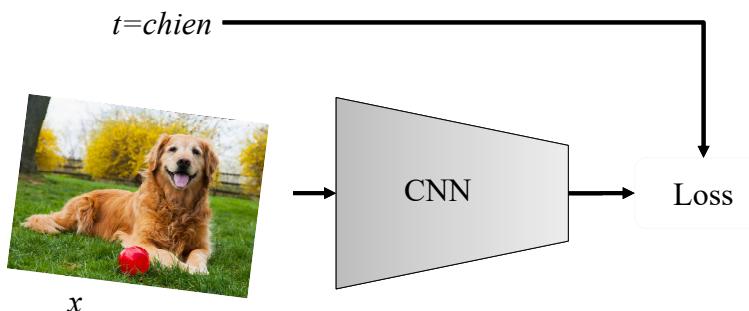


77

Augmentation de données

(*Data augmentation*)

Exemple de transformation : **rotation aléatoire de +/- 5 degrés**

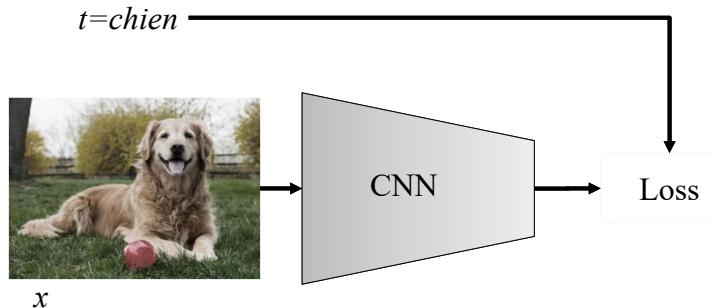


78

Augmentation de données

(*Data augmentation*)

Exemple de transformation : **changement aléatoire de la dynamique des couleurs**

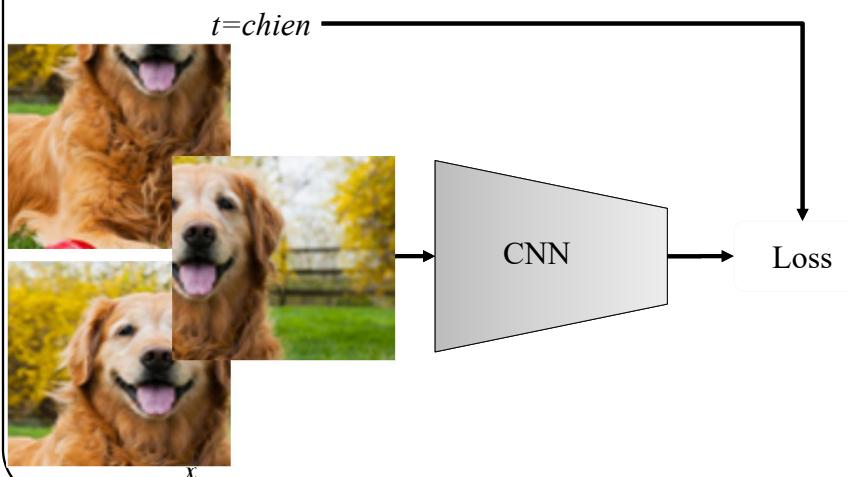


79

Augmentation de données

(*Data augmentation*)

Exemple de transformation : **crop aléatoire + redimension**

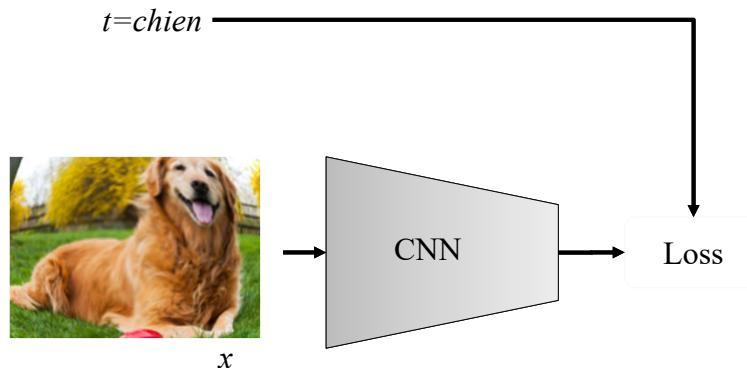


80

Augmentation de données

(*Data augmentation*)

Exemple de transformation : **transformation de lentille**



81

L'augmentation de données n'est pas une exception

c'est la norme

Il n'y a *a priori* **aucune raison pour ne pas l'utiliser dans vos projets.**

82

CLASSIFICATION D'IMAGE

83

Classification d'image



Chien: 85%
Chat: 10%
Cheval: 5%
Chaise: 0%

But: prédire une étiquette de classe (ou une distribution de probabilités) pour une image donnée.

84

84

Classification d'image

Défi



Ce que l'humain voit

37	49	43	43	63	45	51	56	65	59
47	64	68	37	48	56	37	47	61	47
53	67	64	39	48	51	31	48	59	33
38	49	32	75	48	49	71	35	47	27
61	62	33	64	60	49	35	48	70	49
52	32	31	56	34	32	34	27	43	36
24	37	79	36	41	21	62	62	68	65
69	36	49	37	34	41	75	61	69	46
31	48	62	38	67	43	54	77	72	72
42	69	65	76	73	61	64	34	53	66
39	52	55	64	45	78	34	76	68	57
35	59	31	56	43	78	59	69	80	35
31	47	68	43	42	51	55	57	58	78
48	41	32	35	55	39	63	58	29	40
31	28	33	68	71	68	28	48	73	76
32	63	53	88	70	79	69	68	88	88
59	49	33	35	44	66	67	38	45	46
42	58	35	48	42	66	32	29	88	30
59	59	36	47	58	31	54	68	38	61
79	29	43	38	49	63	43	62	61	35

Ce que l'ordinateur voit

85

85

Classification d'image

Autres défis



Viewpoint variation

Scale variation



Deformation



Occlusion



Illumination conditions



Background clutter



Intra-class variation



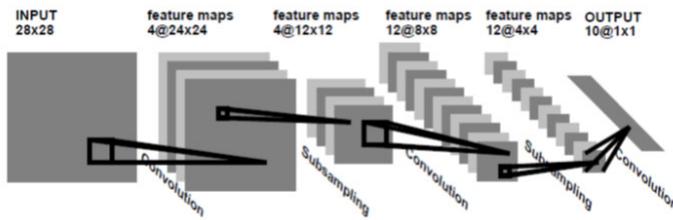
Facile pour les humains mais difficile pour les ordinateurs.

Image: <http://cs231n.github.io>

86

86

LeNet-1



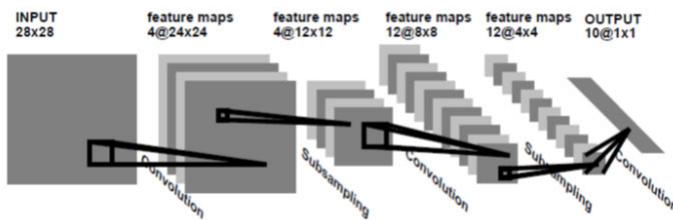
Une des plus vieilles architectures faite pour la reconnaissance de caractères.

- Image d'entrée : $28 \times 28 \times 1$
- Filtres convolutionnels : 5×5
- Conv « valid » + tanh
- 2 couches convolutionnelles (avec 4 et 12 filtres)
- 2 average pooling
- 1 couche pleinement connectée
- 10 classes

Input
|
CONV
|
POOL
|
CONV
|
POOL
|
FC
|
SOFTMAX

87

LeNet-1



Une des plus vieilles architectures faite pour la reconnaissance de caractères.

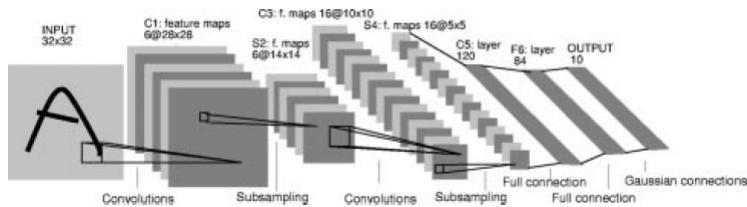
- Image d'entrée : $28 \times 28 \times 1$
- Filtres convolutionnels : 5×5
- Conv « valid » + tanh
- 2 couches convolutionnelles (avec 4 et 12 filtres)
- 2 *average pooling*
- 1 couche pleinement connectée
- 10 classes

Input
|
CONV
|
POOL
|
CONV
|
POOL
|
FC
|
SOFTMAX

Combien de neurones?
Combien de paramètres?

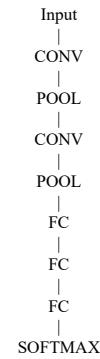
88

LeNet-5



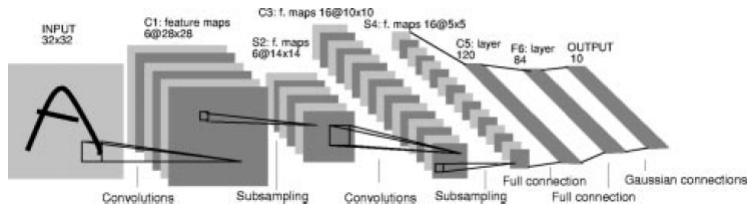
Version améliorée:

- Image d'entrée : 28x28x1
- Filtres convolutionnels : 5x5
- Conv « valid » + tanh
- 2 couches convolutionnelles (avec 6 et 16 filtres)
- 2 *average pooling*
- 3 couches pleinement connectées (120, 84 et 10 neurones)
- 10 classes



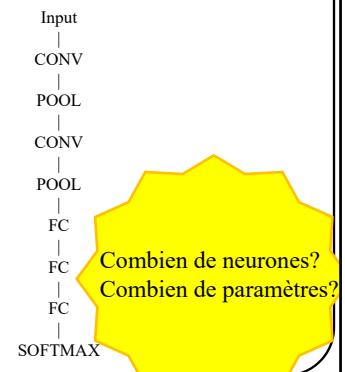
89

LeNet-5



Version améliorée:

- Image d'entrée : 28x28x1
- Filtres convolutionnels : 5x5
- Conv « valid » + tanh
- 2 couches convolutionnelles (avec 6 et 16 filtres)
- 2 *average pooling*
- 3 couches pleinement connectées (120, 84 et 10 neurones)
- 10 classes



90

Classification d'images

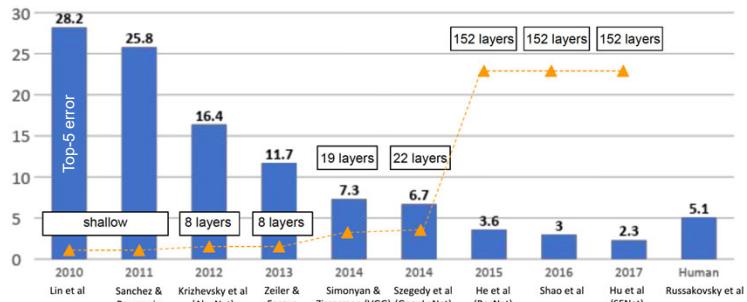
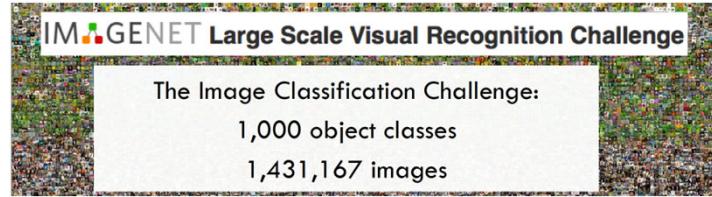


Image: <http://cs231n.stanford.edu/slides/2018>

91

91

Classification d'images

AlexNet [Krizhevsky et al, 2012]

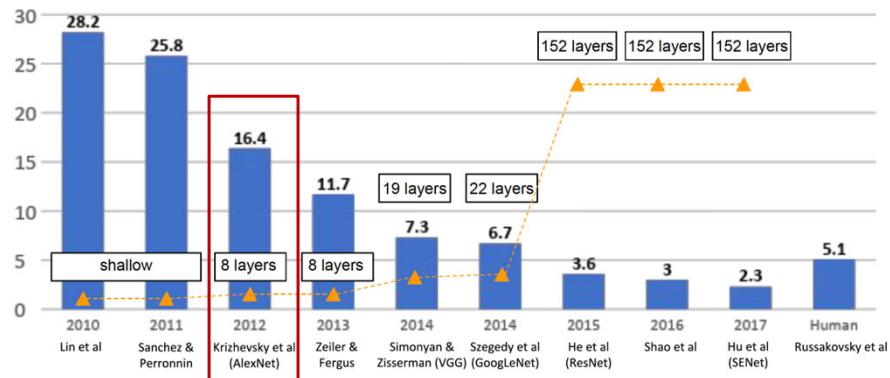
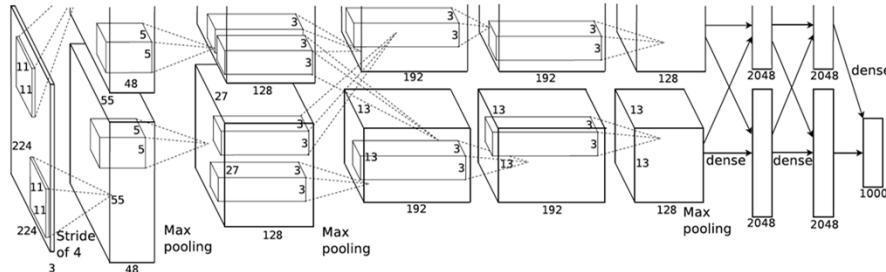


Image: <http://cs231n.stanford.edu/slides/2018>

92

92

AlexNet



- Premier CNN à bien performer sur ImageNet (amélioration de 10% par rapport aux autres)
- Utilisation de techniques aujourd’hui fréquemment utilisées: **ReLU**, **data augmentation** and **dropout**
- Utilisation de **GPUs** (2 dans leur cas)
- Point de départ de la **révolution du “deep learning”** en vision par ordinateur

Image: Krizhevsky et al. "Imagenet classification with deep convolutional neural networks," NIPS 2012.

93

AlexNet

Architecture:

CONV1

MAX POOL1

NORM1

CONV2

MAX POOL2

NORM2

CONV3

CONV4

CONV5

Max POOL3

FC6

FC7

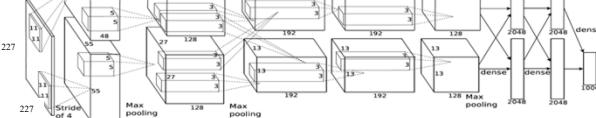
FC8

Entrée : image RGB: 227x227x3

Couche 1 (CONV1): 96 filtres de taille 11x11 avec **stride de 4** et conv “**valid**”

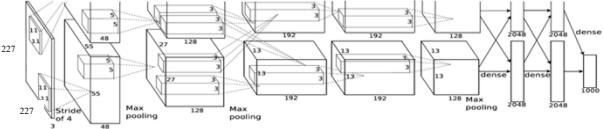
Quelle est la taille des cartes d’activation?

Réponse: $(227-11)/4+1 = 55$



94

AlexNet



Architecture:

CONV1
MAX POOL1
NORM1
CONV2
MAX POOL2
NORM2
CONV3
CONV4
CONV5
Max POOL3
FC6
FC7
FC8

Entrée : image RGB: 227x227x3

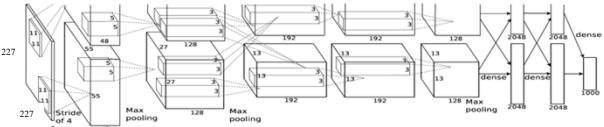
Couche 1 (CONV1): 96 filtres de taille 11x11 avec stride de 4 et conv “valid”

Cartes d’activation : 96 x 55 x 55

Q: Quel est le nombre de paramètres?

95

AlexNet



Architecture:

CONV1
MAX POOL1
NORM1
CONV2
MAX POOL2
NORM2
CONV3
CONV4
CONV5
Max POOL3
FC6
FC7
FC8

Entrée : image RGB: 227x227x3

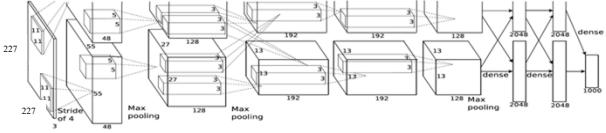
Couche 1 (CONV1): 96 filtres de taille 11x11 avec stride de 4 et conv “valid”

Cartes d’activation : 96 x 55 x 55

Paramètres : $11 \times 11 \times 96 \times 3 = 34,848$

96

AlexNet



ENTRÉE : 227x227x3

CONV1: 96 x 55 x 55

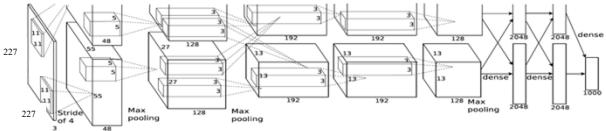
Couche 2 MaxPool : 3x3 stride stride 2

Quelle est la taille des cartes d'activation?

Réponse: $(55-3)/2+1 = 27$

97

AlexNet



ENTRÉE : 227x227x3

CONV1: 96 x 55 x 55

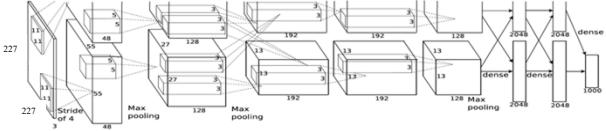
**Couche 2 MaxPool : 3x3 stride stride 2
27 x 27 x 96**

Combien y a-t-il de paramètres?

Réponse: 0!

98

AlexNet



ENTRÉE : 227x227x3

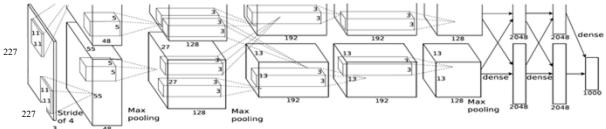
CONV1: 55 x 55 x 96

MAX POOL1: 27 x 27 x 96

...

99

AlexNet



ENTRÉE 227 x 227 x 3

96 filtres 11x11, stride 4, pad 0, **CONV1** 55 x 55 x 96

filtre 3x3, stride 2, **MAX POOL1** 27 x 27 x 96

normalisation par couche, **NORM1** 27 x 27 x 96

256 filtres 5x5, stride 1, pad 2, **CONV2** 27 x 27 x 256

filtre 3x3, stride 2, **MAX POOL2** 13 x 13 x 256

normalisation par couche, **NORM2** 13 x 13 x 256

384 filtres 3x3, stride 1, pad 1, **CONV3** 13 x 13 x 384

384 filtres 3x3, stride 1, pad 1, **CONV4** 13 x 13 x 384

256 filtres 3x3, stride 1, pad 1, **CONV5** 13 x 13 x 256

filtre 3x3, stride 2, **MAX POOL3** 6 x 6 x 256

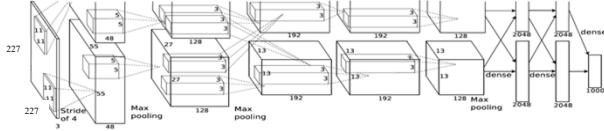
FC6 4096

FC7 4096

FC8 1000

100

AlexNet



ENTRÉE 227 x 227 x 3

CONV1 55 x 55 x 96

MAX POOL1 27 x 27 x 96

NORM1 27 x 27 x 96

CONV2 27 x 27 x 256

MAX POOL2 13 x 13 x 256

NORM2 13 x 13 x 256

CONV3 13 x 13 x 384

CONV4 13 x 13 x 384

CONV5 13 x 13 x 256

MAX POOL3 6 x 6 x 256

FC6 4096

FC7 4096

FC8 1000

Notes additionnelles:

Fonction d'activation **ReLU**

Augmentation de données

LayerNorm : peu utilisé aujourd'hui

Dropout 0.5

Batch_size 128

SGD + momentum

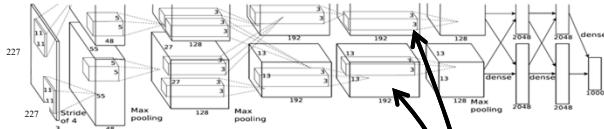
Taux d'apprentissage 0.01 avec

réduction par plateau d'un facteur 10

~68 millions de paramètres

101

AlexNet



ENTRÉE 227 x 227 x 3

CONV1 55 x 55 x 96

MAX POOL1 27 x 27 x 96

NORM1 27 x 27 x 96

CONV2 27 x 27 x 256

MAX POOL2 13 x 13 x 256

NORM2 13 x 13 x 256

CONV3 13 x 13 x 384

CONV4 13 x 13 x 384

CONV5 13 x 13 x 256

MAX POOL3 6 x 6 x 256

FC6 4096

FC7 4096

FC8 1000

Notes additionnelles:

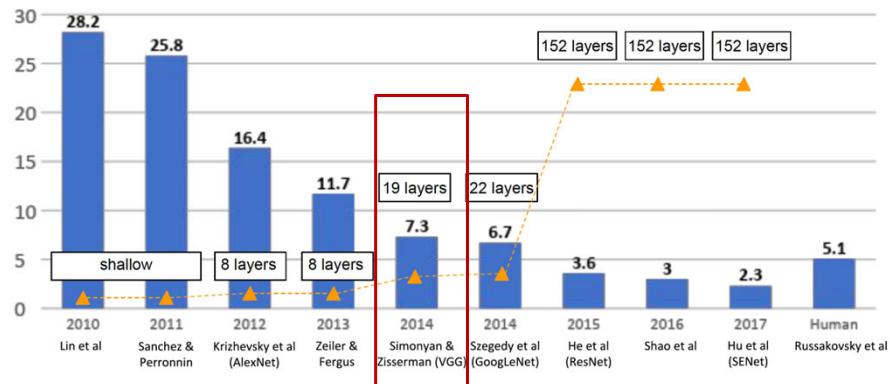
Utilisation de **2 GPUs**

Ensemble de 7 CNN: 18.2% -> 15.4

102

Classification d'images

VGGNet [Simonyan and Zisserman, 2014]



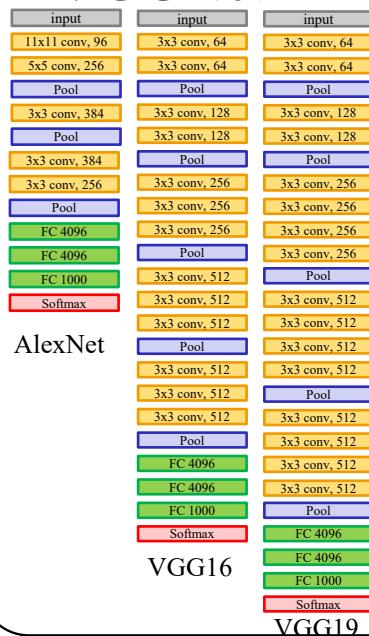
Karen Simonyan, Andrew Zisserman “Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition”, ICLR 2015

Image: <http://cs231n.stanford.edu/slides/2018>

103

103

VGGNet



Ce qui caractérise VGGNet par rapport à ses précurseurs:

- Uniquement des **filtres 3x3, stride 1, pad 1**
- **Plus profond**

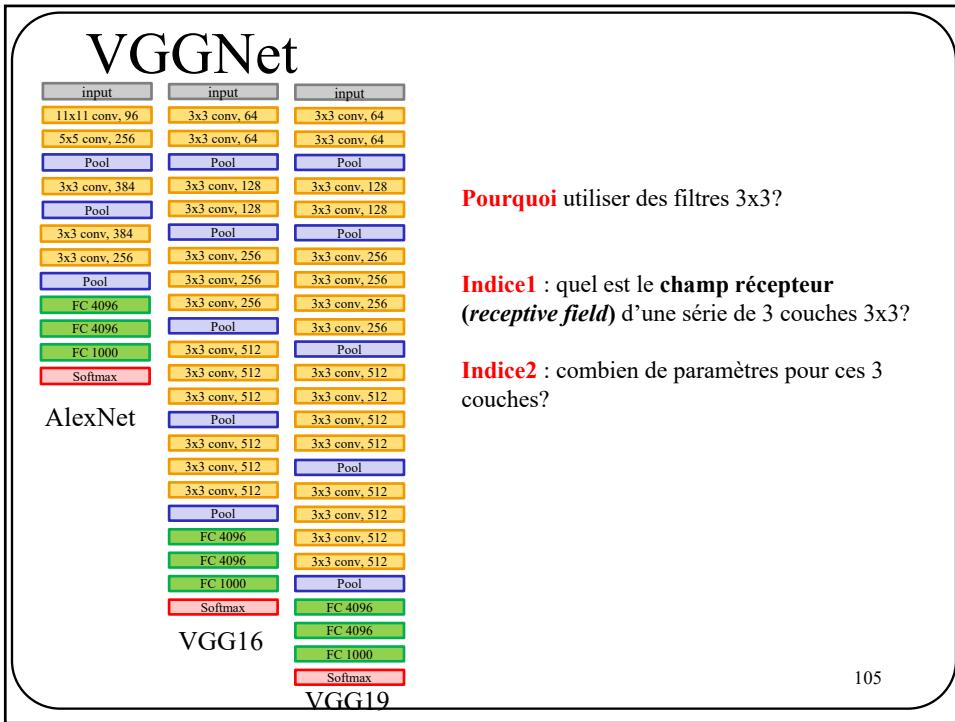
AlexNet : 8 couches

VGGNet : 16 ou 19 couches

7.3% d'erreur contre 11.7% pour ZFNet

104

104

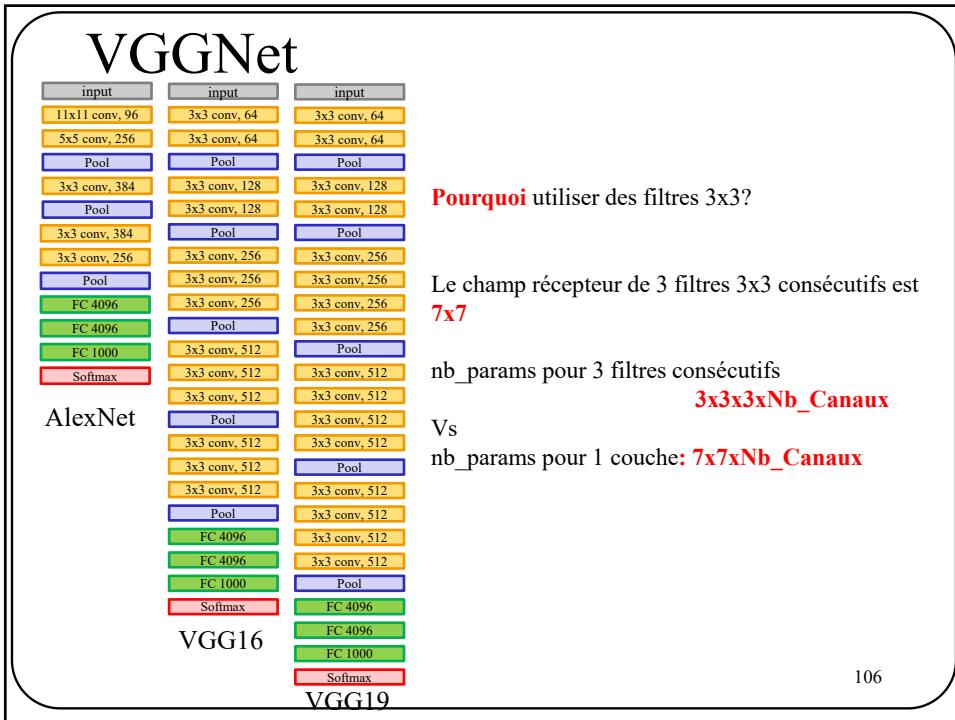


105

Pourquoi utiliser des filtres 3x3?

Indice1 : quel est le **champ récepteur** (*receptive field*) d'une série de 3 couches 3x3?

Indice2 : combien de paramètres pour ces 3 couches?



106

Pourquoi utiliser des filtres 3x3?

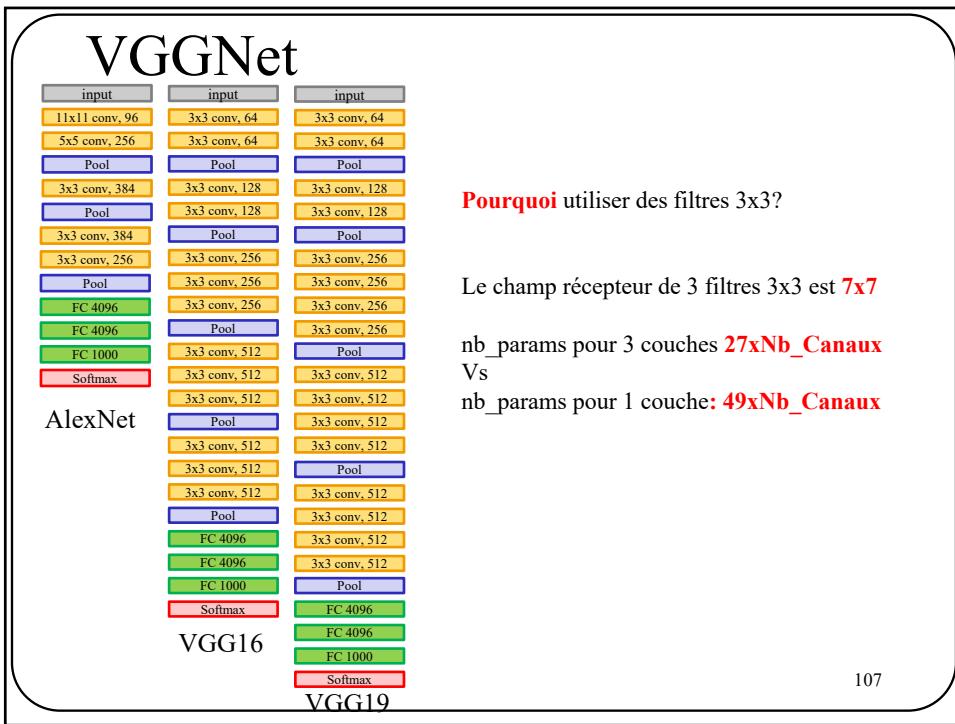
Le champ récepteur de 3 filtres 3x3 consécutifs est **7x7**

nb_params pour 3 filtres consécutifs

3x3x3xNb_Canaux

Vs

nb_params pour 1 couche: **7x7xNb_Canaux**



107

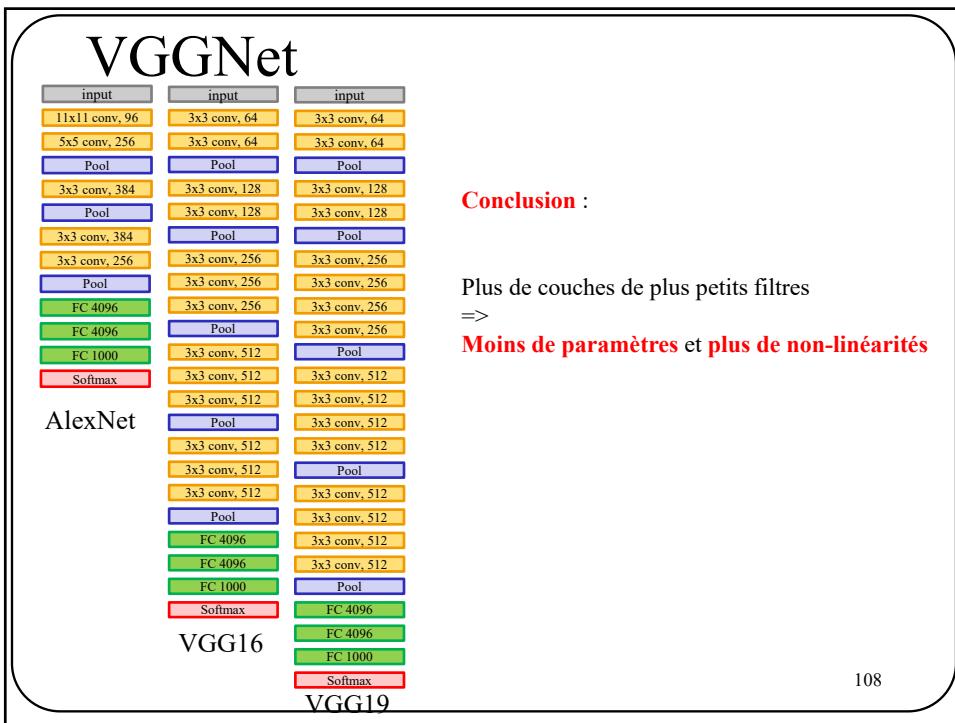
Pourquoi utiliser des filtres 3x3?

Le champ récepteur de 3 filtres 3x3 est **7x7**

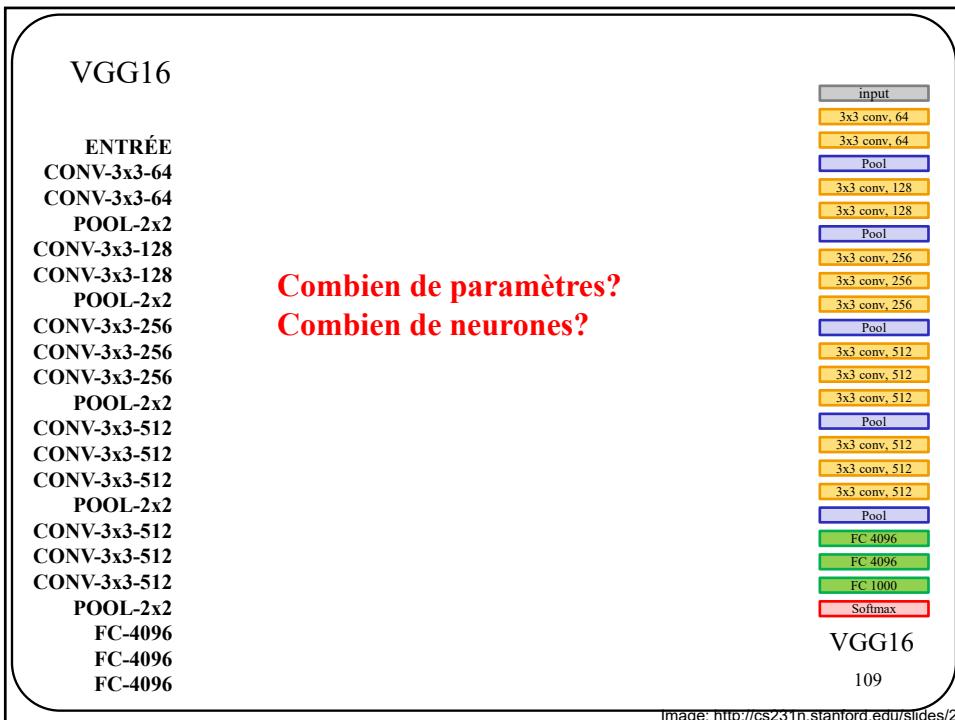
nb_params pour 3 couches **27xNb_Canaux**

Vs

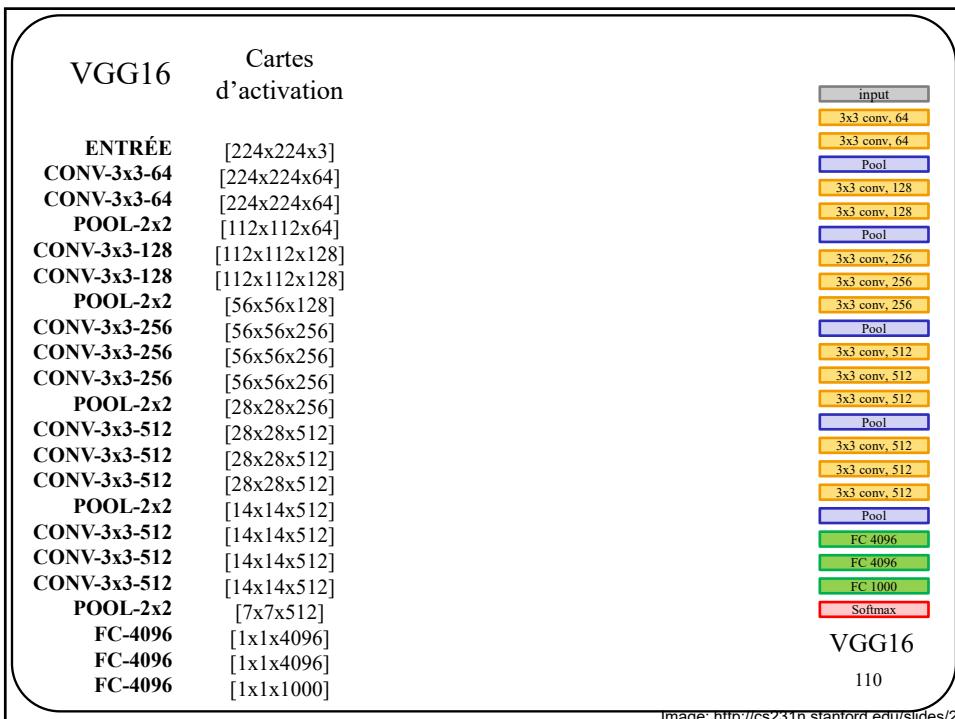
nb_params pour 1 couche: **49xNb_Canaux**



108



109



110

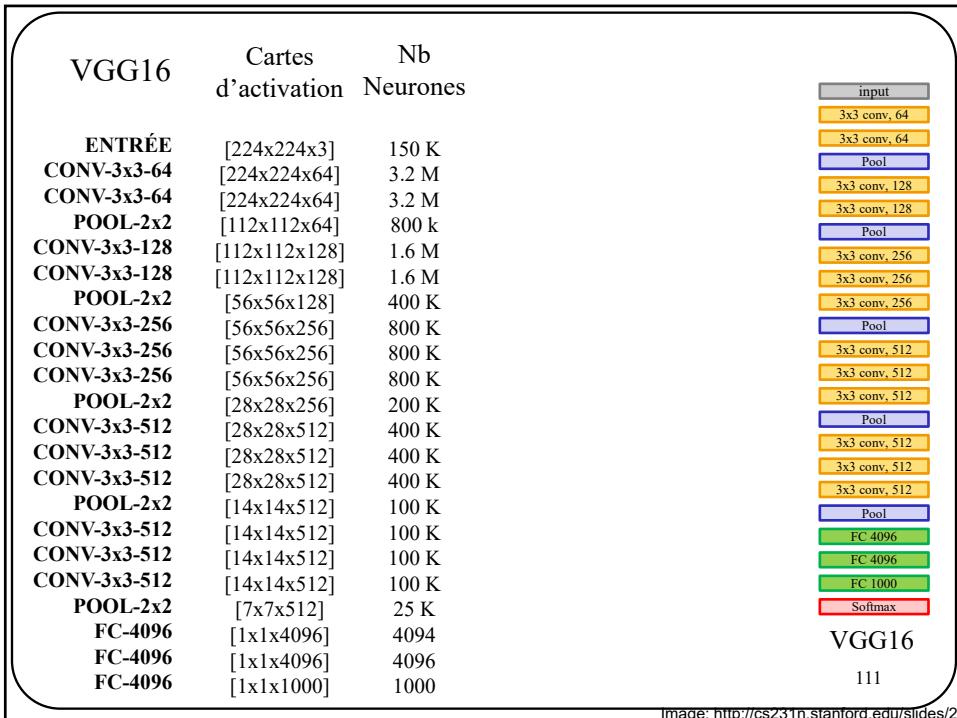


Image: http://cs231n.stanford.edu/slides/2014_06_04_vgg_tutorial.pdf

111

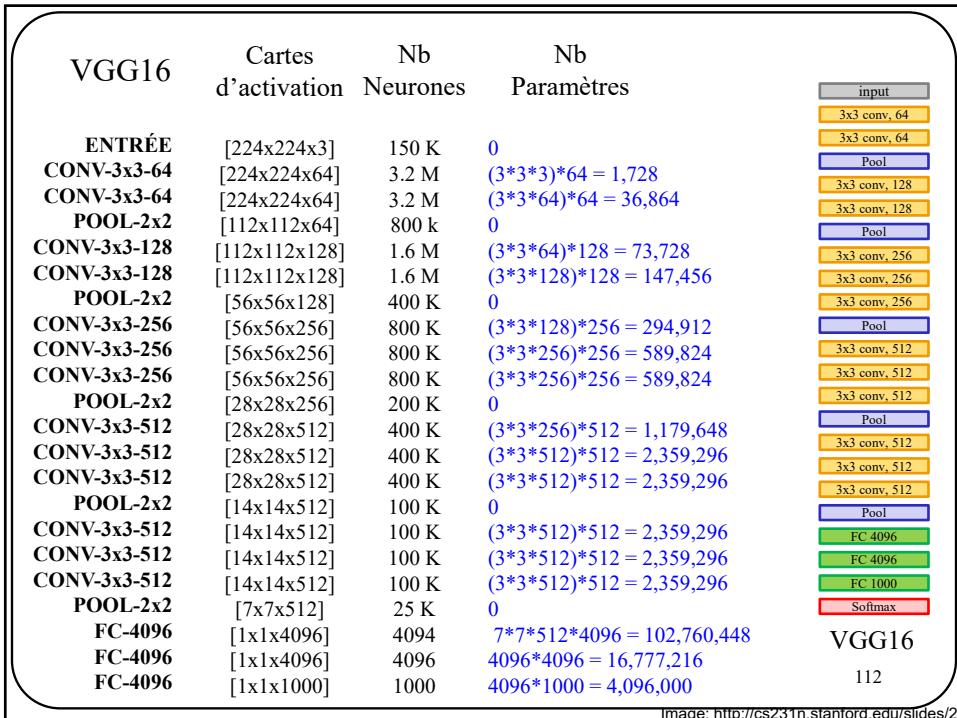


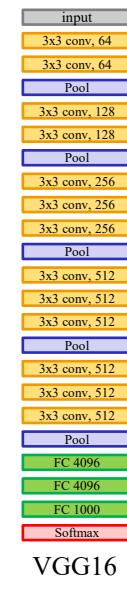
Image: http://cs231n.stanford.edu/slides/2014_06_04_vgg_tutorial.pdf

112

VGGNet

Nb neurones totaux : ~15 M
Mémoire totale neurones (4 octets par neurones) : ~60 Mo
Nb paramètres totaux : 138 M
Mémoire total paramètres (4 octets par paramètres) : 552 Mo

~ 612 Mo pour la propagation avant d'une image



VGG16

113

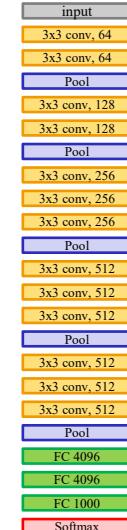
Image: http://cs231n.stanford.edu/slides/2014_fall/vgg_tutorial.pdf

VGGNet

Nb neurones totaux : ~15 M
Mémoire totale neurones (4 octets par neurones) : ~60 Mo
Nb paramètres totaux : ~138 M
Mémoire total paramètres (4 octets par paramètres) : ~552 Mo

~612 Mo pour la propagation avant d'une image

>1.1 Go si on inclut la rétro-propagation



VGG16

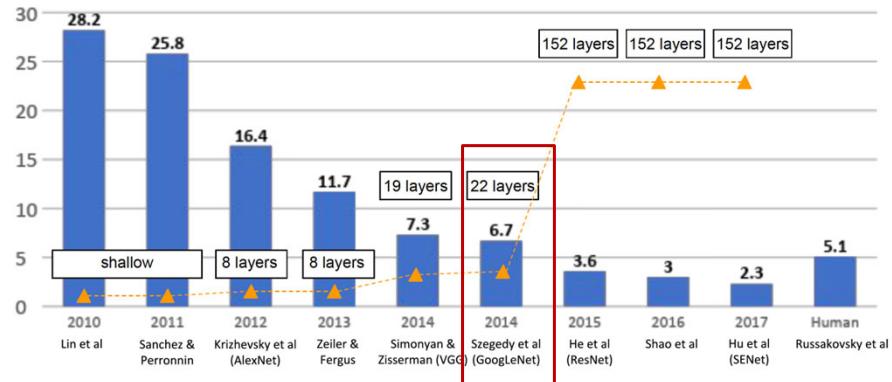
114

Image: http://cs231n.stanford.edu/slides/2014_fall/vgg_tutorial.pdf

114

GoogLeNet (Inception V1)

[Szegedy et al., 2014]



Christian Szegedy, Wei Liu, Yangqing Jia, Pierre Sermanet, Scott Reed, Dragomir Anguelov, Dumitru Erhan, Vincent Vanhoucke, Andrew Rabinovich,
Going Deeper with Convolutions, CVPR 2015

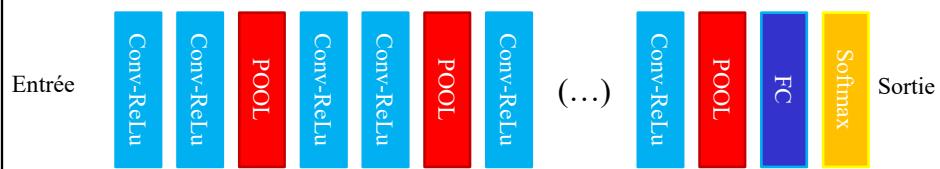
Image: <http://cs231n.stanford.edu/slides/2018>

115

115

GoogLeNet (Inception v1)

CNN “Classique”



GoogLeNet – 21 couches

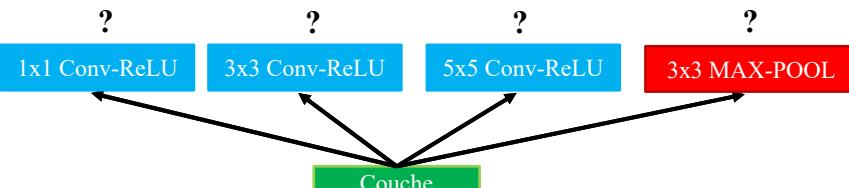


116

GoogLeNet (Inception v1)



Lorsqu'on design un CNN, il faut déterminer la taille des filtres à chaque couche. 1x1? 3x3? 5x5? 7x7?...



117

GoogLeNet (Inception v1)



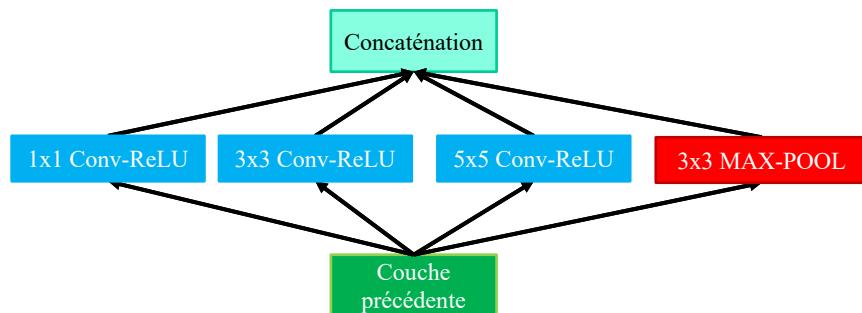
Lorsqu'on design un CNN, il faut déterminer la taille des filtres à chaque couche. 1x1? 3x3? 5x5? 7x7?...

“Inception module”: combine le résultat de plusieurs filtres.

118

GoogLeNet (Inception v1)

Module d'inception « naïf »

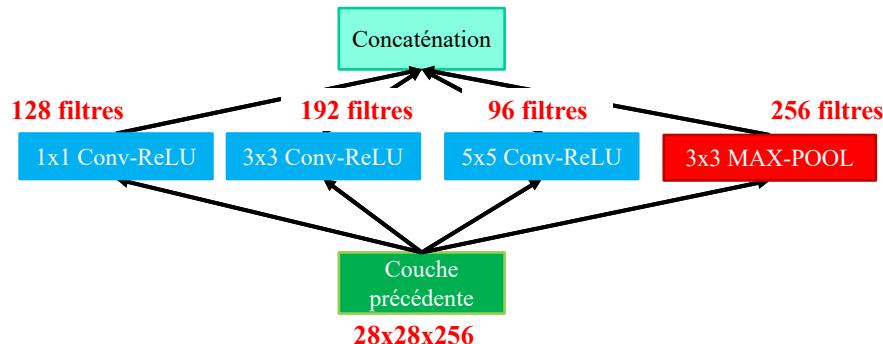


- Appliquer 4 filtres différents et « same »
- Concaténation des cartes d'activation

119

GoogLeNet (Inception v1)

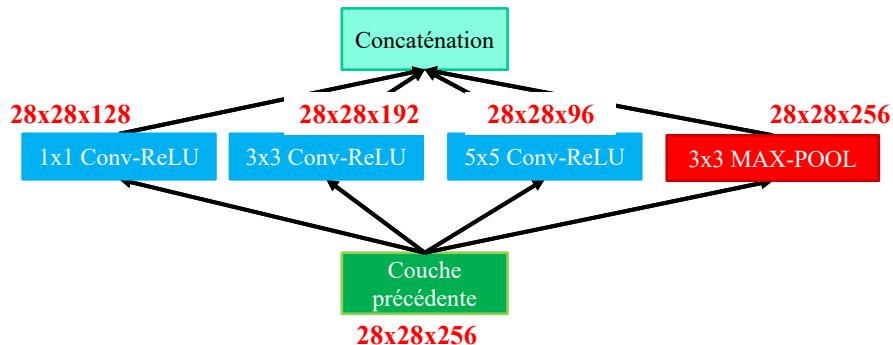
Problème : trop d'opérations



120

GoogLeNet (Inception v1)

Problème : trop d'opérations

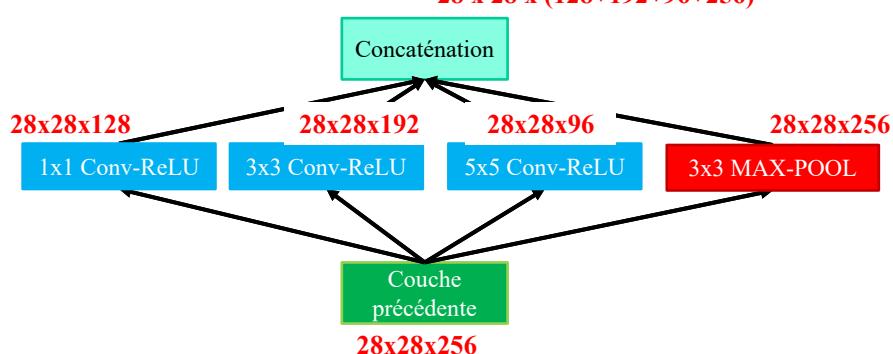


121

GoogLeNet (Inception v1)

Problème : trop d'opérations

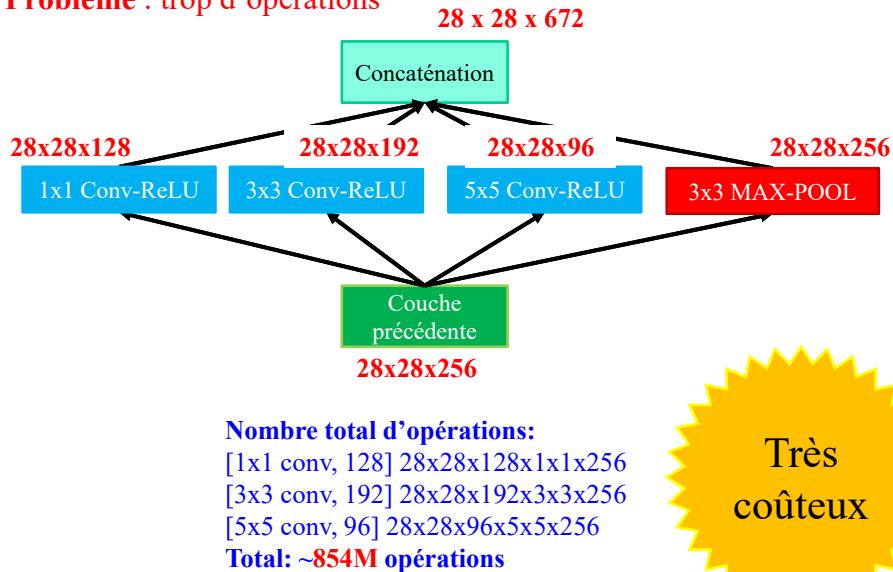
$28 \times 28 \times (128+192+96+256)$



122

GoogLeNet (Inception v1)

Problème : trop d'opérations

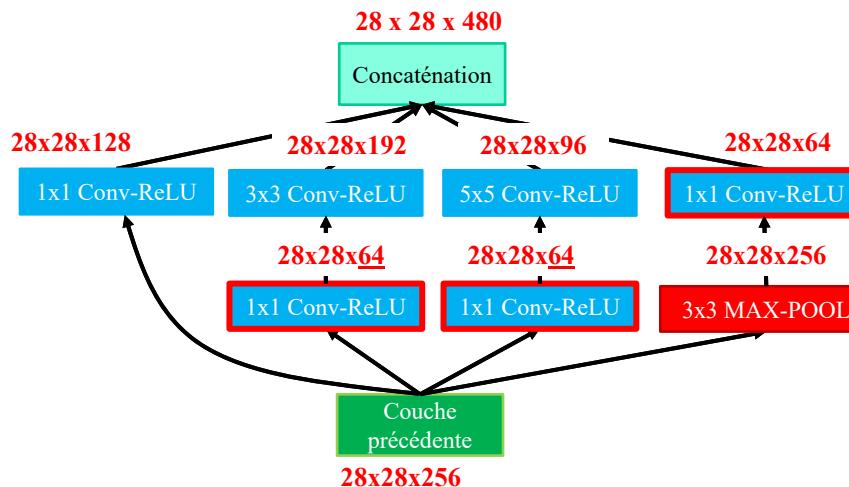


Très coûteux

123

GoogLeNet (Inception v1)

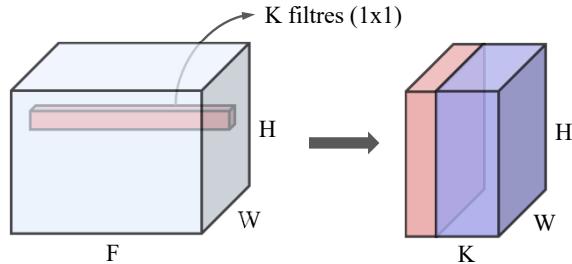
Module d'inception avec « **bottleneck layers** »



124

Classification d'images

RAPPEL : 1x1 convolution



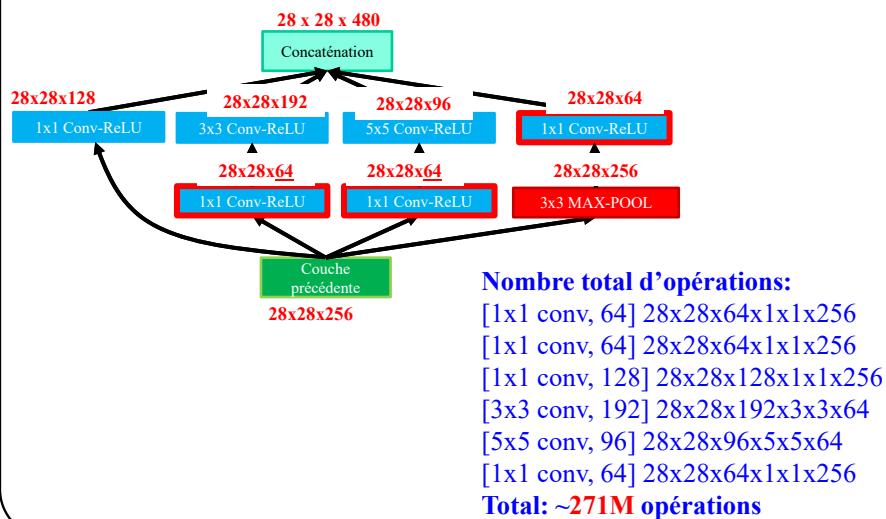
Permet de réduire le nombre de cartes d'activation

125

125

GoogLeNet (Inception v1)

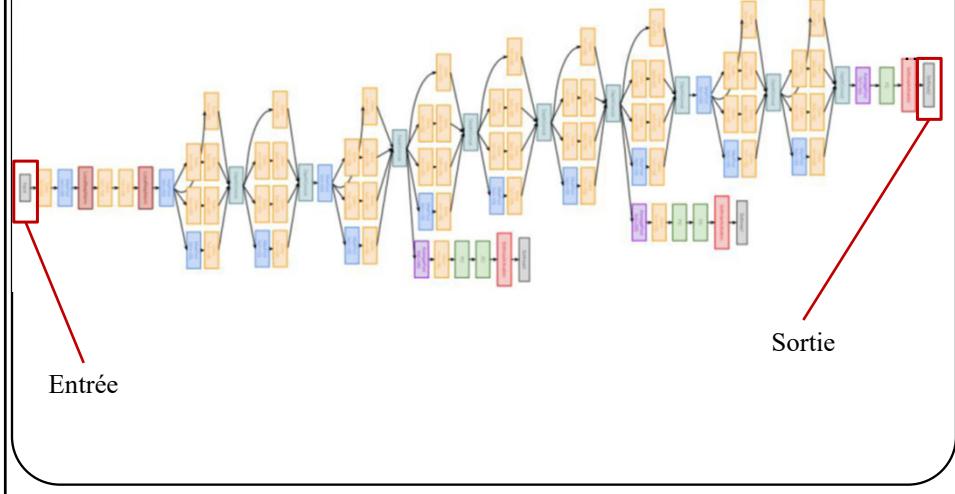
Module d'inception avec « **bottleneck layers** »



126

GoogLeNet (Inception v1)

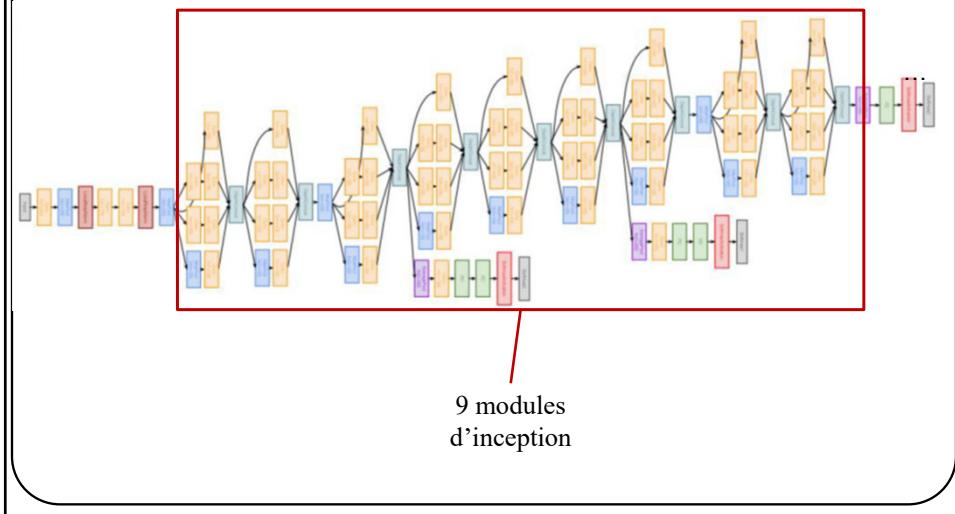
Modèle complet



127

GoogLeNet (Inception v1)

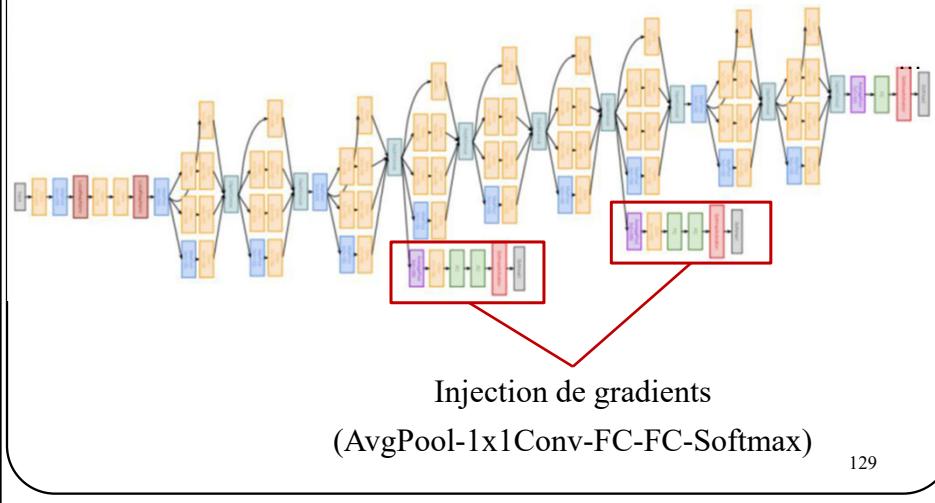
Modèle complet



128

GoogLeNet (Inception v1)

Modèle complet



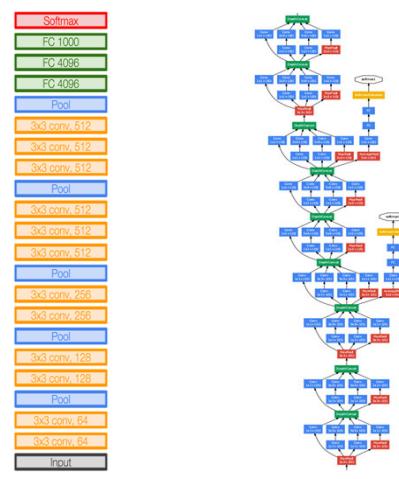
129

Classification d'images

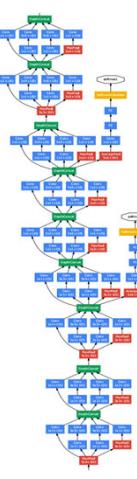
Taille des réseaux



8 couches
~68M paramètres



16 couches
~138M paramètres

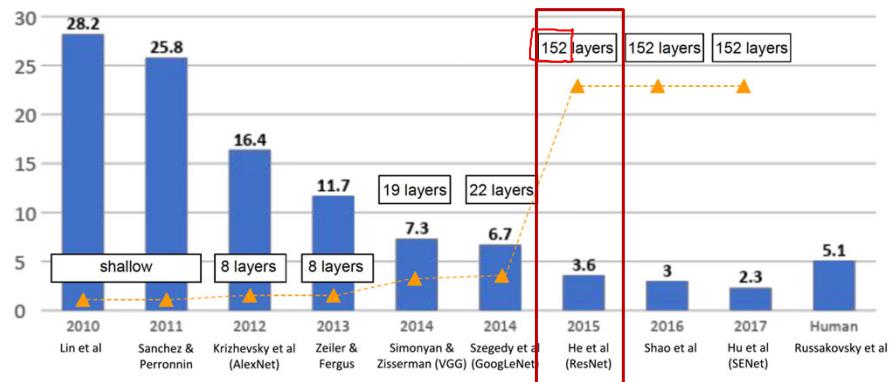


22 couches
~5M paramètres

130

Classification d'images

ResNet [He et al, 2016]



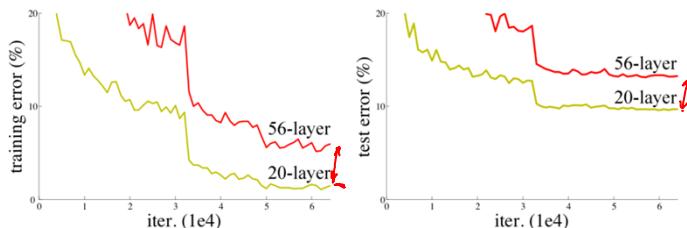
K.He, X.Zhang, S. Ren, J.Sun, Deep Residual Learning for Image Recognition, CVPR 2016

Image: <http://cs231n.stanford.edu/slides/2018>

131

Classification d'images

Qu'arrive-t-il lorsqu'on rend très profond un CNN?



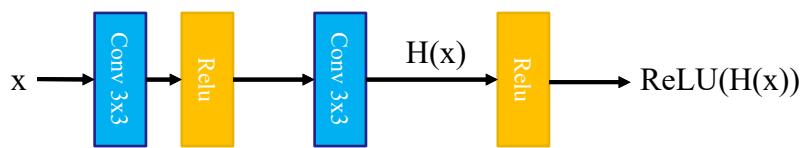
- À la fois **l'erreur** de test et d'entraînement vont **augmenter**.
- HYPOTHÈSE** : Ceci n'est pas du sur-apprentissage (*overfitting*) c'est un **problème d'optimisation**.

132

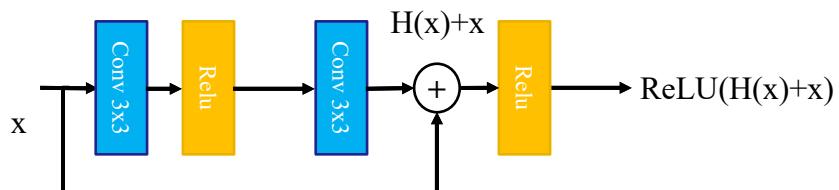
132

Classification d'image

Couches conventionnelles



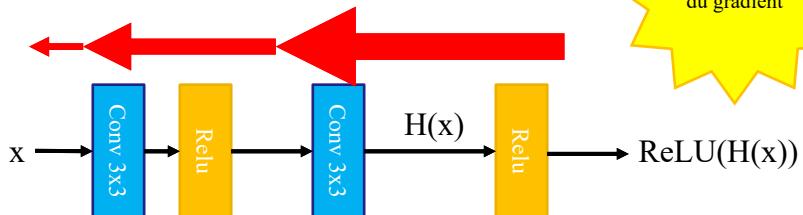
Bloc résiduel



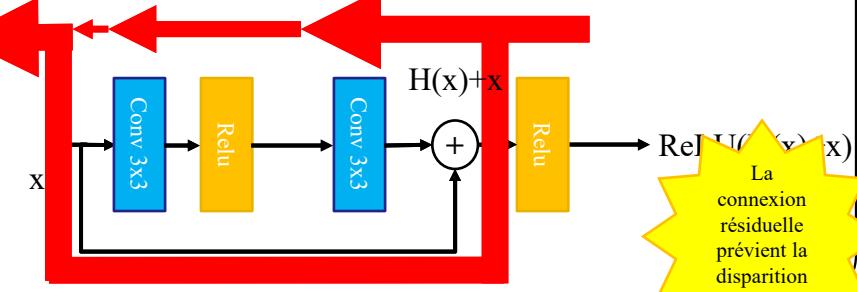
133

Rétro-propagation et gradients

Couches conventionnelles

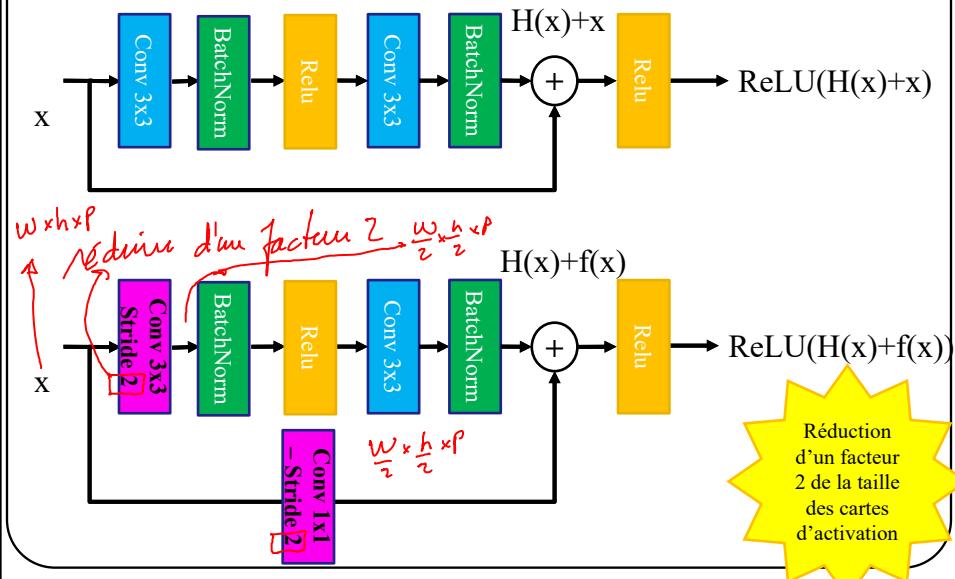


Bloc résiduel



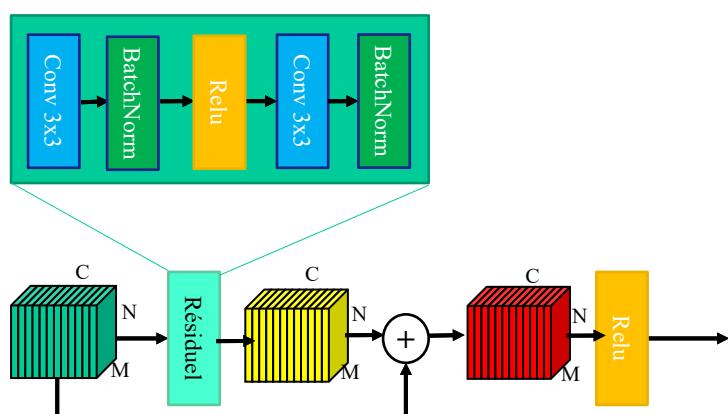
134

2 types de blocs résiduels (détails)



135

Autre illustration



136

136

Exemple de code simple

```
def forward(self, x):

    identity = x.clone()

    x = self.conv1(x)
    x = self.bn1(x)
    x = self.relu(x)
    x = self.conv2(x)
    x = self.bn2(x)

    x += identity
    x = self.relu(x)

    return x
```

137

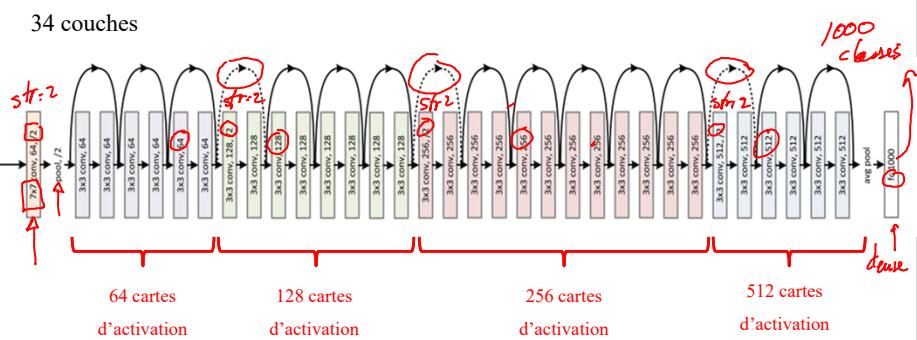
137

ResNet - 34

ResNet [He et al, 2016]

ImageNet 1.4M images
1000 classes.

34 couches



138

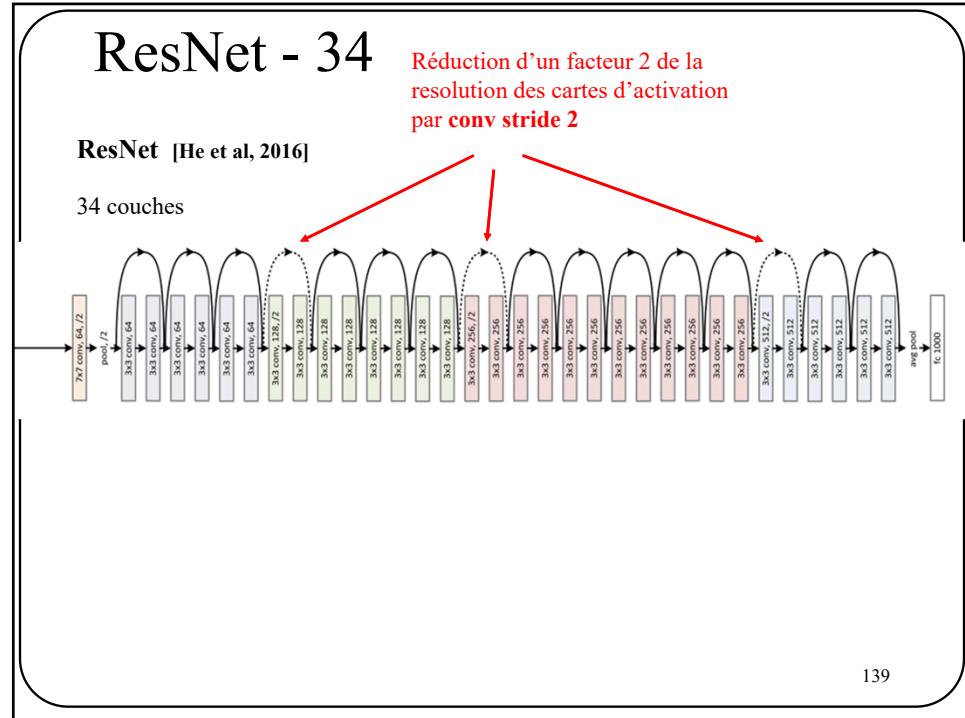
138

ResNet - 34

Réduction d'un facteur 2 de la
résolution des cartes d'activation
par conv stride 2

ResNet [He et al, 2016]

34 couches



139

139

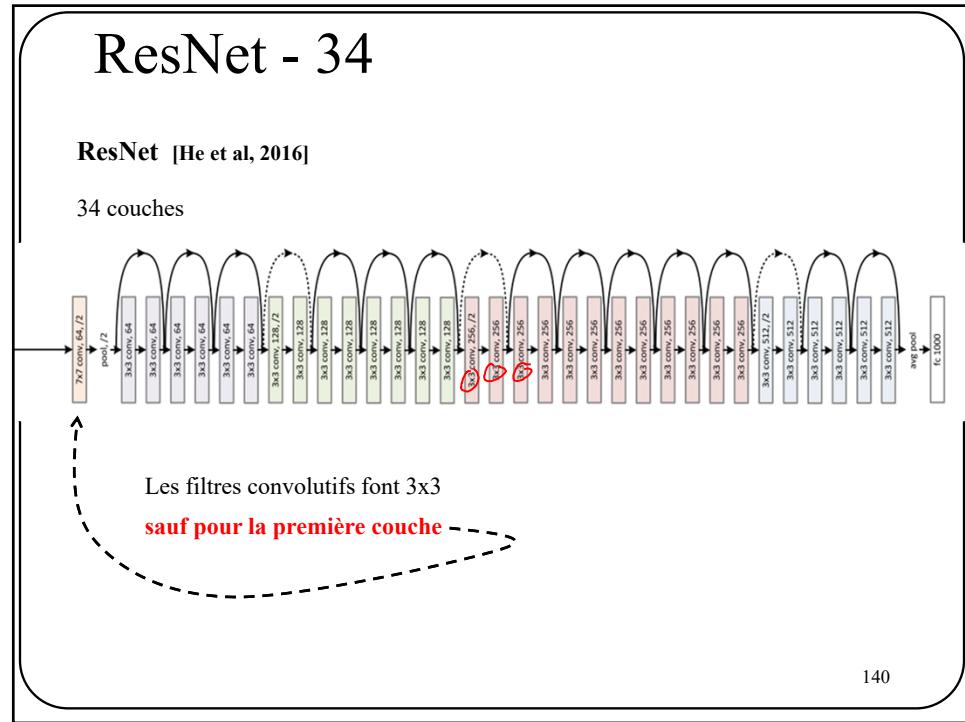
ResNet - 34

ResNet [He et al, 2016]

34 couches

Les filtres convolutifs font 3x3

sauf pour la première couche

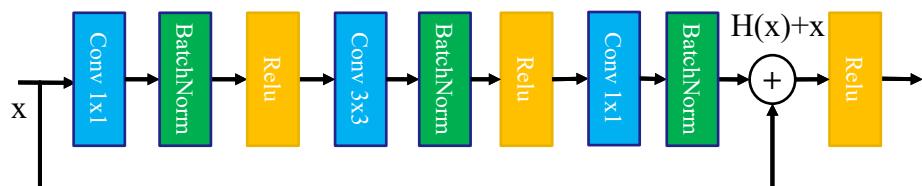


140

140

ResNet - 34

Pour les versions à 50, 101 et 152 couches, on utilise des « **bottleneck layers** »

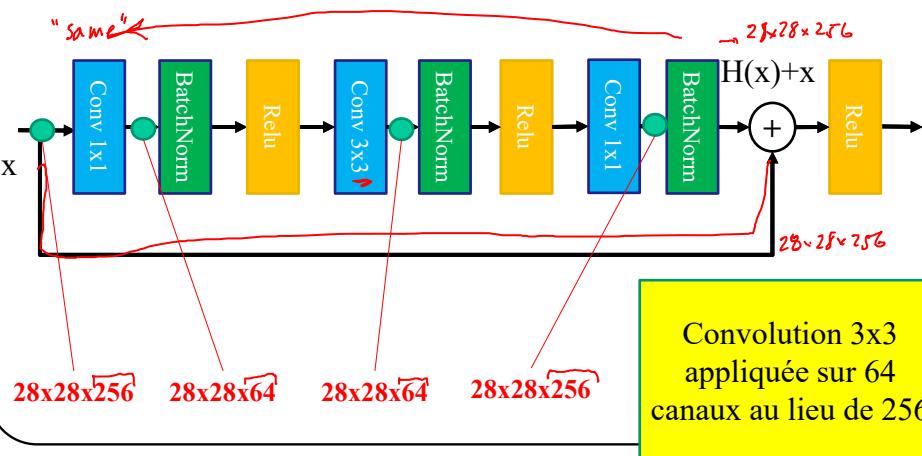


141

141

ResNet – 50,101, 152

Pour les versions à plus de 50, 101 et 152 couches, utiliser des « **bottleneck layers** »

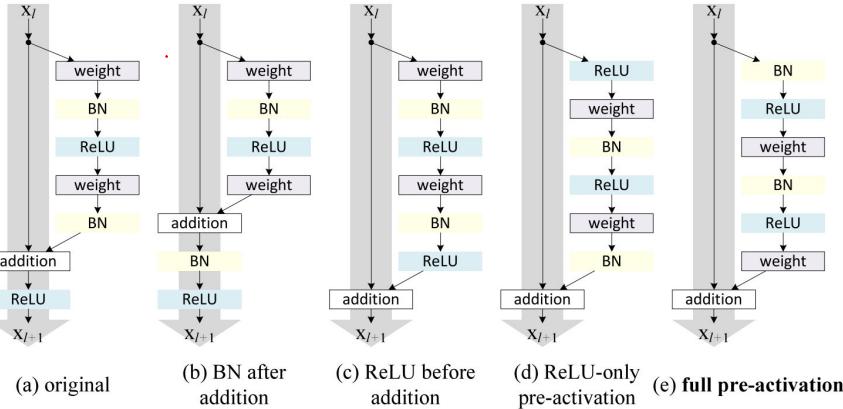


142

ResNet

“model zoo”

Autres types de connexions résiduelles

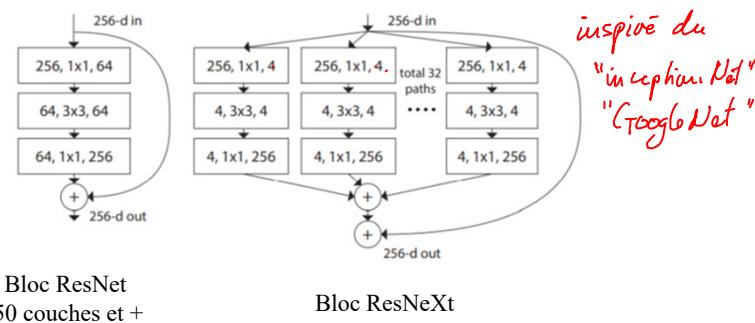


<https://towardsdatascience.com/an-overview-of-resnet-and-its-variants-5281e2f56035>

143

ResNeXt [Xie et al. 2017]

De la part des mêmes auteurs, une « version améliorée »



S. Xie, R. Girshick, P. Dollar, Z. Tu, K. He
Aggregated Residual Transformations for Deep Neural Networks, CVPR 2017

144

144

ResNeXt

stage	output	ResNet-50	ResNeXt-50 (32×4d)
conv1	112×112	7×7, 64, stride 2	7×7, 64, stride 2
		3×3 max pool, stride 2	3×3 max pool, stride 2
conv2	56×56	$\begin{bmatrix} 1\times1, 64 \\ 3\times3, 64 \\ 1\times1, 256 \end{bmatrix} \times 3$	$\begin{bmatrix} 1\times1, 128 \\ 3\times3, 128, C=32 \\ 1\times1, 256 \end{bmatrix} \times 3$
conv3	28×28	$\begin{bmatrix} 1\times1, 128 \\ 3\times3, 128 \\ 1\times1, 512 \end{bmatrix} \times 4$	$\begin{bmatrix} 1\times1, 256 \\ 3\times3, 256, C=32 \\ 1\times1, 512 \end{bmatrix} \times 4$
conv4	14×14	$\begin{bmatrix} 1\times1, 256 \\ 3\times3, 256 \\ 1\times1, 1024 \end{bmatrix} \times 6$	$\begin{bmatrix} 1\times1, 512 \\ 3\times3, 512, C=32 \\ 1\times1, 1024 \end{bmatrix} \times 6$
conv5	7×7	$\begin{bmatrix} 1\times1, 512 \\ 3\times3, 512 \\ 1\times1, 2048 \end{bmatrix} \times 3$	$\begin{bmatrix} 1\times1, 1024 \\ 3\times3, 1024, C=32 \\ 1\times1, 2048 \end{bmatrix} \times 3$
	1×1	global average pool 1000-d fc, softmax	global average pool 1000-d fc, softmax
# params.		25.5×10^6	25.0×10^6
FLOPs		4.1×10^9	4.2×10^9

Bottleneck
Residual layers

S. Xie, R. Girshick, P. Dollar, Z. Tu, K. He
Aggregated Residual Transformations for Deep Neural Networks, CVPR 2017

145

145

ResNeXt

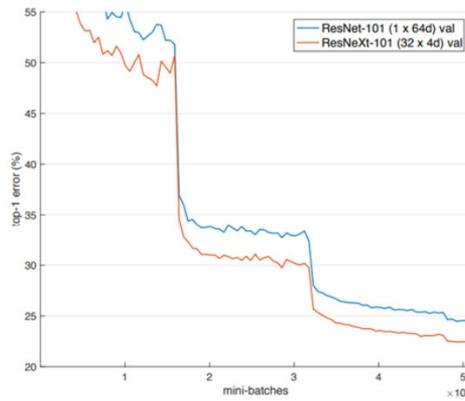


Figure 6. ImageNet-5K experiments. Models are trained on the 5K set and evaluated on the original 1K validation set, plotted as a 1K-way classification task. ResNeXt and its ResNet counterpart have similar complexity.

S. Xie, R. Girshick, P. Dollar, Z. Tu, K. He
Aggregated Residual Transformations for Deep Neural Networks, CVPR 2017

146

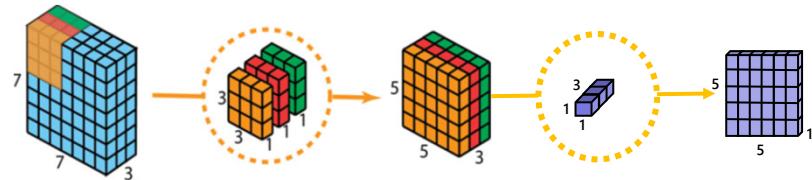
146

MobileNet

[Howard et al.'17]

Objectif : proposer un réseau efficace et sobre en calculs

Rappel *Depth-wise convolution* + conv 1x1



Howard et al. "MobileNets: Efficient Convolutional Neural Networks for Mobile Vision Applications", arxiv 1704.04861, 2017 ¹⁴⁷

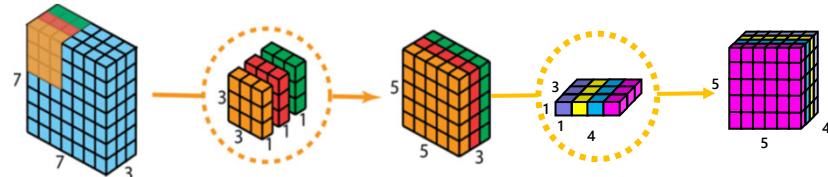
147

MobileNet

[Howard et al.'17]

Objectif : proposer un réseau efficace et sobre en calculs

Rappel *Depth-wise convolution* + N filtres conv 1x1

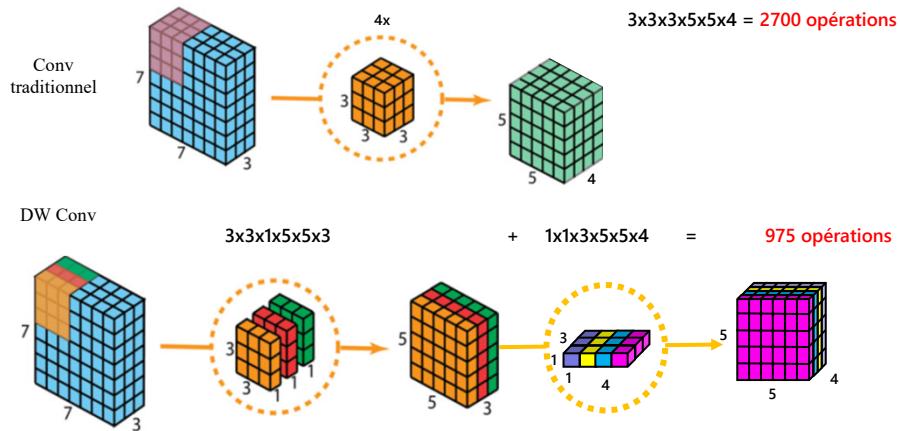


Howard et al. "MobileNets: Efficient Convolutional Neural Networks for Mobile Vision Applications", arxiv 1704.04861, 2017 ¹⁴⁸

148

MobileNet

[Howard et al.'17]



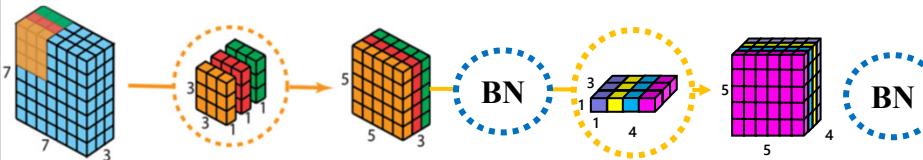
Howard et al. "MobileNets: Efficient Convolutional Neural Networks for Mobile Vision Applications", arxiv 1704.04861, 2017 149

149

MobileNet

[Howard et al.'17]

DW Conv de MobileNet inclut deux **batch norm**



Howard et al. "MobileNets: Efficient Convolutional Neural Networks for Mobile Vision Applications", arxiv 1704.04861, 2017 150

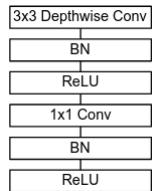
150

MobileNet

[Howard et al.'17]

Tirés de l'article

Conv dw



(autre illustration de la page précédente)

Table 1. MobileNet Body Architecture

Type / Stride	Filter Shape	Input Size
Conv / s2	$3 \times 3 \times 3 \times 32$	$224 \times 224 \times 3$
Conv dw / s1	$3 \times 3 \times 32$ dw	$112 \times 112 \times 32$
Conv / s1	$1 \times 1 \times 32 \times 64$	$112 \times 112 \times 32$
Conv dw / s2	$3 \times 3 \times 64$ dw	$112 \times 112 \times 64$
Conv / s1	$1 \times 1 \times 64 \times 128$	$56 \times 56 \times 64$
Conv dw / s1	$3 \times 3 \times 128$ dw	$56 \times 56 \times 128$
Conv / s1	$1 \times 1 \times 128 \times 128$	$56 \times 56 \times 128$
Conv dw / s2	$3 \times 3 \times 128$ dw	$56 \times 56 \times 128$
Conv / s1	$1 \times 1 \times 128 \times 256$	$28 \times 28 \times 128$
Conv dw / s1	$3 \times 3 \times 256$ dw	$28 \times 28 \times 256$
Conv / s1	$1 \times 1 \times 256 \times 256$	$28 \times 28 \times 256$
Conv dw / s2	$3 \times 3 \times 256$ dw	$28 \times 28 \times 256$
Conv / s1	$1 \times 1 \times 256 \times 512$	$14 \times 14 \times 256$
5× Conv dw / s1	$3 \times 3 \times 512$ dw	$14 \times 14 \times 512$
Conv / s1	$1 \times 1 \times 512 \times 512$	$14 \times 14 \times 512$
Conv dw / s2	$3 \times 3 \times 512$ dw	$14 \times 14 \times 512$
Conv / s1	$1 \times 1 \times 512 \times 1024$	$7 \times 7 \times 512$
Conv dw / s2	$3 \times 3 \times 1024$ dw	$7 \times 7 \times 1024$
Conv / s1	$1 \times 1 \times 1024 \times 1024$	$7 \times 7 \times 1024$
Avg Pool / s1	Pool 7×7	$7 \times 7 \times 1024$
FC / s1	1024×1000	$1 \times 1 \times 1024$
Softmax / s1	Classifier	$1 \times 1 \times 1000$

Howard et al. "MobileNets: Efficient Convolutional Neural Networks for Mobile Vision Applications", arxiv 1704.04861, 2017

151

151

MobileNet

[Howard et al.'17]

Tiré de l'article

Meilleurs résultats

Moins de calculs

Moins de paramètres.

Table 8. MobileNet Comparison to Popular Models

Model	ImageNet Accuracy	Million	Million
		Mult-Adds	Parameters
1.0 MobileNet-224	70.6%	569	4.2
GoogleNet	69.8%	1550	6.8
VGG 16	71.5%	15300	138

Table 9. Smaller MobileNet Comparison to Popular Models

Model	ImageNet Accuracy	Million	Million
		Mult-Adds	Parameters
0.50 MobileNet-160	60.2%	76	1.32
SqueezeNet	57.5%	1700	1.25
AlexNet	57.2%	720	60

Howard et al. "MobileNets: Efficient Convolutional Neural Networks for Mobile Vision Applications", arxiv 1704.04861, 2017

152

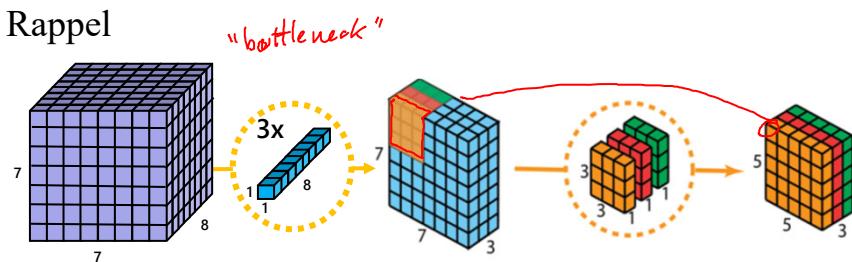
152

XceptionNet

[Chollet'17]

Amélioration de ResNet et GoogleNet, similaire à MobileNet. Ici aussi on utilise des « *Depth-wise separable convolutions* »

Rappel



F.Chollet, Xception: Deep Learning with Depthwise Separable Convolutions, CVPR 2017

153

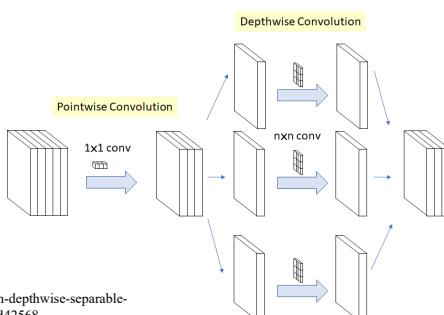
153

XceptionNet

[Chollet'17]

Amélioration de ResNet et GoogleNet, similaire à MobileNet. Ici aussi on utilise des « *Depth-wise separable convolutions* »

Autre illustration



<https://towardsdatascience.com/review-xception-with-depthwise-separable-convolution-better-than-inception-v3-image-dc967dd42568>

F.Chollet, Xception: Deep Learning with Depthwise Separable Convolutions, CVPR 2017

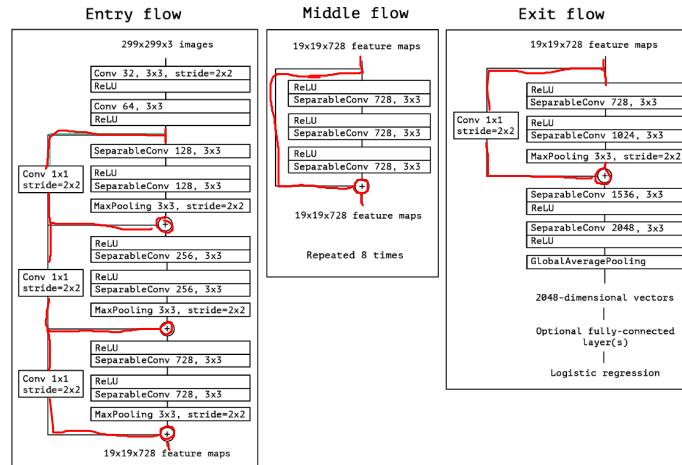
154

154

XceptionNet

Image tirée de l'article

DWConv
+
Connexions
résiduelles



F.Chollet, Xception: Deep Learning with Depthwise Separable Convolutions, CVPR 2017

155

155

XceptionNet

Image tirée de l'article

Table 1. Classification performance comparison on ImageNet (single crop, single model). VGG-16 and ResNet-152 numbers are only included as a reminder. The version of Inception V3 being benchmarked does not include the auxiliary tower.

	Top-1 accuracy	Top-5 accuracy
VGG-16	0.715	0.901
ResNet-152	0.770	0.933
Inception V3	0.782	0.941
Xception	0.790	0.945

F.Chollet, Xception: Deep Learning with Depthwise Separable Convolutions, CVPR 2017

156

156

DenseNet

[Huang et al, 2017]

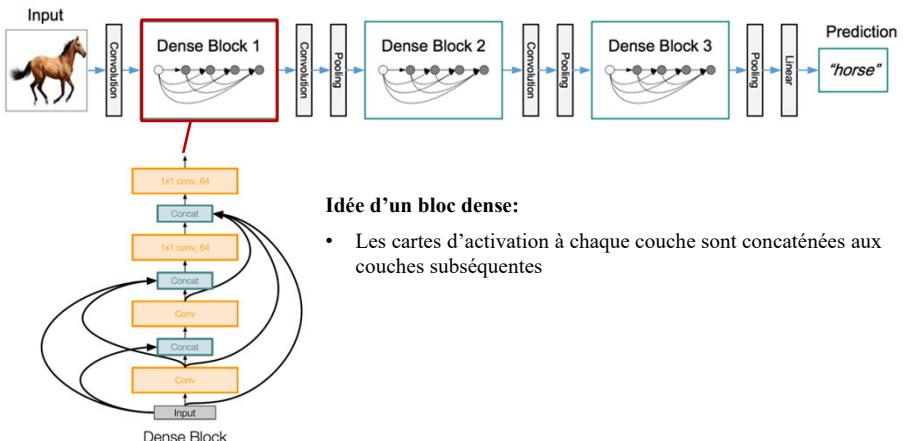
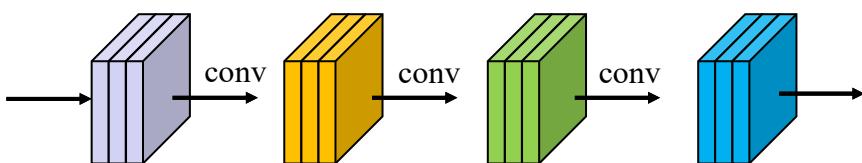


Image: <http://cs231n.stanford.edu/slides/2018>
Huang et al. "Densely connected convolutional networks." CVPR, 2017.

159

159

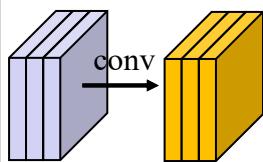
Bloc de 4 couches convolutives ordinaires avec 3 filtres chaque (fonctions d'activation omises pour alléger la figure)



160

160

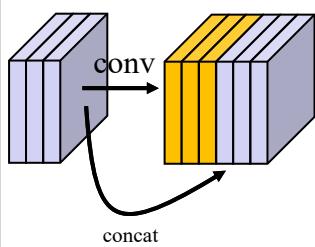
Bloc de 4 couches convolutives **denses** avec 3 filtres chaque
(fonctions d'activation omises pour alléger la figure)



161

161

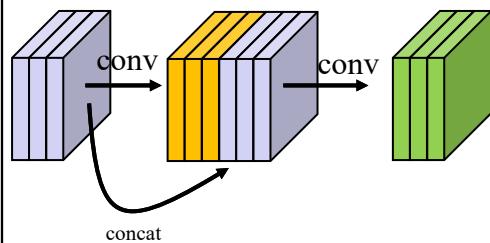
Bloc de 4 couches convolutives **denses** avec 3 filtres chaque
(fonctions d'activation omises pour alléger la figure)



162

162

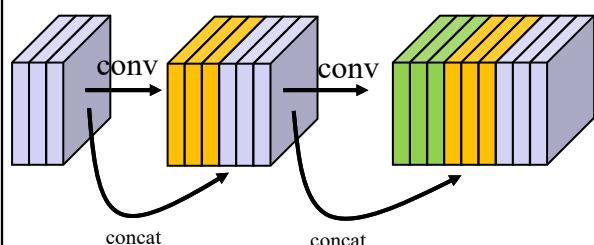
Bloc de 4 couches convolutives **denses** avec 3 filtres chaque
(fonctions d'activation omises pour alléger la figure)



163

163

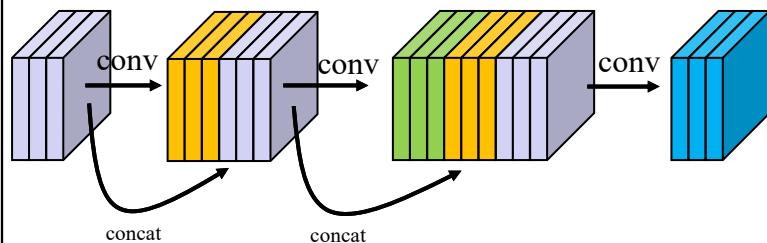
Bloc de 4 couches convolutives **denses** avec 3 filtres chaque
(fonctions d'activation omises pour alléger la figure)



164

164

Bloc de 4 couches convolutives **denses** avec 3 filtres chaque
(fonctions d'activation omises pour alléger la figure)

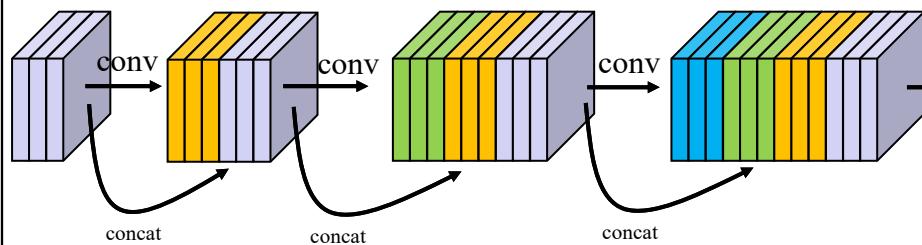


165

165

Bloc dense

Bloc de 4 couches convolutives **denses** avec 3 filtres chaque
(fonctions d'activation omises pour alléger la figure)



166

166

Bloc dense

Bloc de 4 couches convolutives **denses** avec 3 filtres chaque
(fonctions d'activation omises pour alléger la figure)

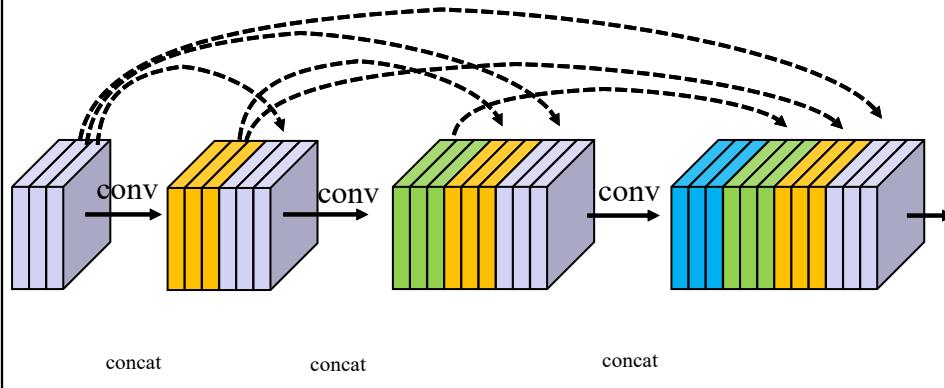
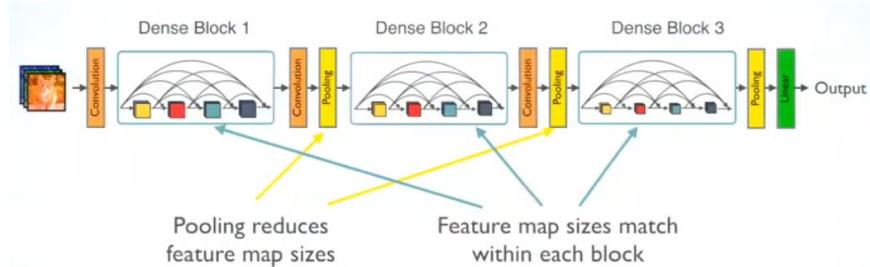


Image: <http://cs231n.stanford.edu/slides/2018>

167

167

DenseNet



<https://towardsdatascience.com/review-densenet-image-classification-b6631a8ef803>

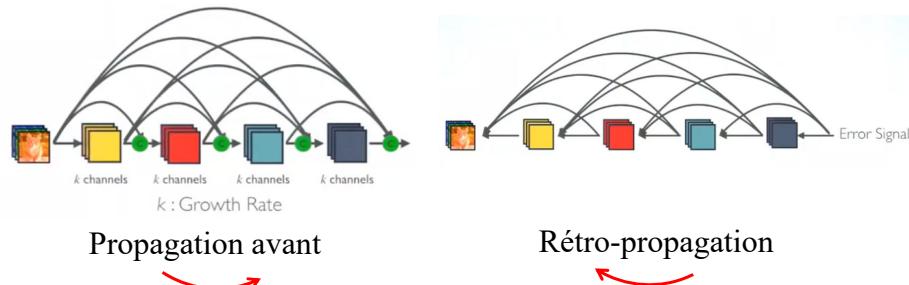
168

168

DenseNet

Avantages:

1. Les gradients circulent directement dans chaque couche lors de la rétro-propagation (moins de *vanishing gradient*).



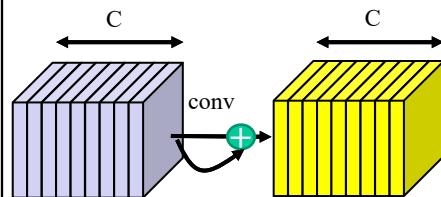
<https://towardsdatascience.com/review-densenet-image-classification-b6631a8ef803>

169

DenseNet

Avantages:

2. Peu de paramètres



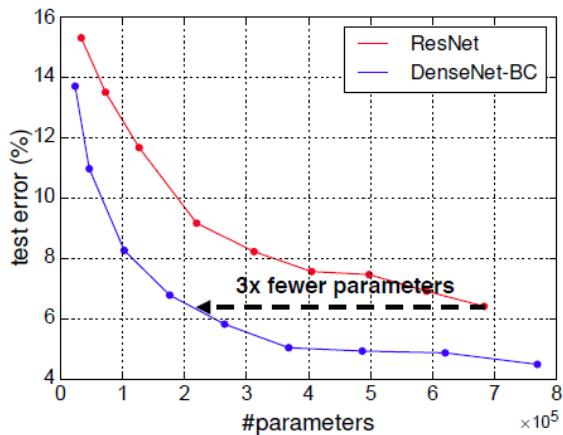
$k \ll C$

170

DenseNet

Avantages:

2. Peu de paramètres



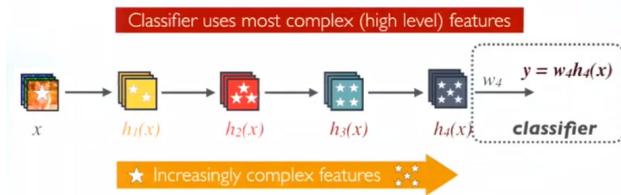
171

DenseNet

Avantages:

3. Le classificateur utilise des caractéristiques de bas et de haut niveau

Standard Connectivity:



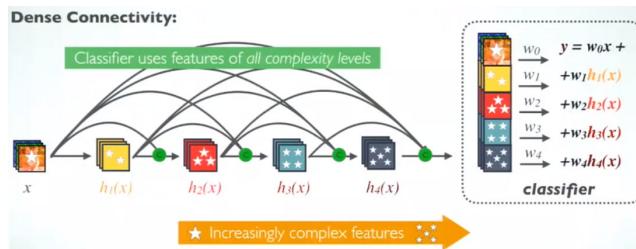
Avec un CNN conventionnel, le classificateur base sa prédiction sur les caractéristiques de la dernière couche,
c-à-d des **caractéristiques de haut niveau**

172

DenseNet

Avantages:

3. Le classificateur utilise des caractéristiques de bas et de haut niveau



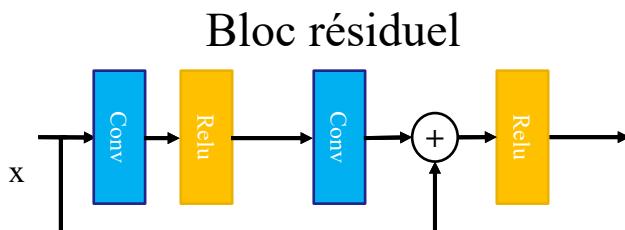
Avec DenseNet, le classifieur utilise des **caractéristiques de bas et de haut niveau**

173

Squeeze-and-Excite Net (SENet)

[Hu et al. 2018]

Idée : améliorer les **blocs résiduels** en permettant au réseau de mettre **plus d'importance** sur les **cartes d'activation** les plus informatives.



J. Hu, L. Shen, G. Sun Squeeze-and-Excitation Networks, CVPR 2018

174

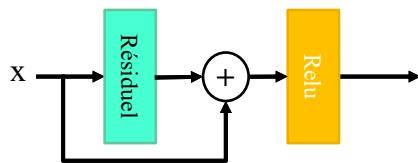
174

Squeeze-and-Excite Net (SENet)

[Hu et al. 2018]

Idée : améliorer les **blocs résiduels** en permettant au réseau de mettre **plus d'importance** sur les **cartes d'activation** les plus informatives.

Bloc résiduel



Par simplicité
on appelle
cette partie le
« résiduel »

J. Hu, L. Shen, G. Sun Squeeze-and-Excitation Networks, CVPR 2018

175

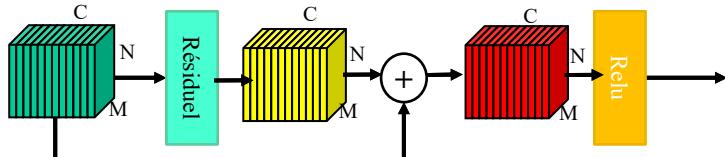
Squeeze-and-Excite Net (SENet)

[Hu et al. 2018]

Idée : améliorer les **blocs résiduels** en permettant au réseau de mettre **plus d'importance** sur les **cartes d'activation** les plus informatives.

Bloc résiduel

(avec illustration des cartes d'activation)

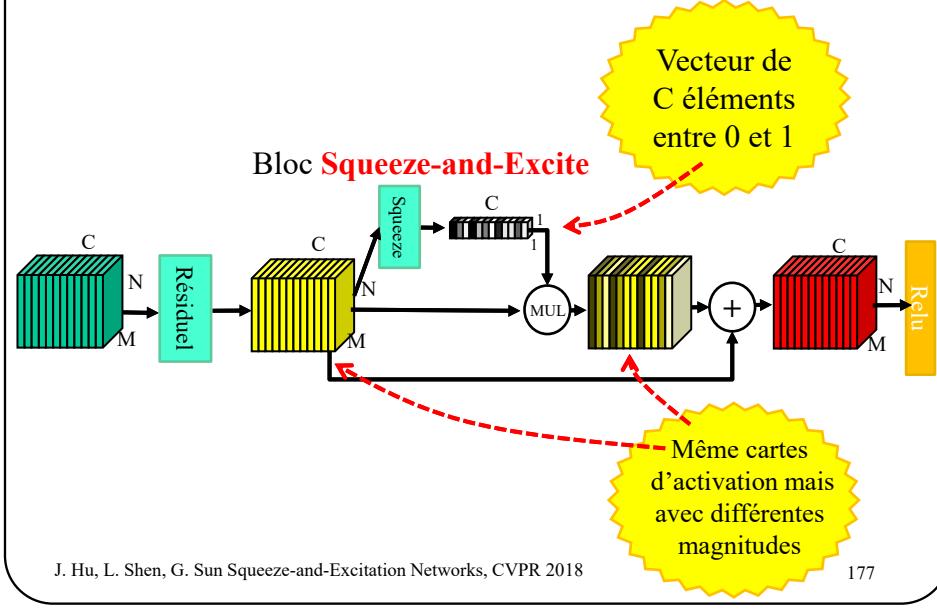


Avant et après le résiduel : cartes d'activation de taille $N \times M \times C$
Après l'addition : cartes d'activation de taille $N \times M \times C$

176

176

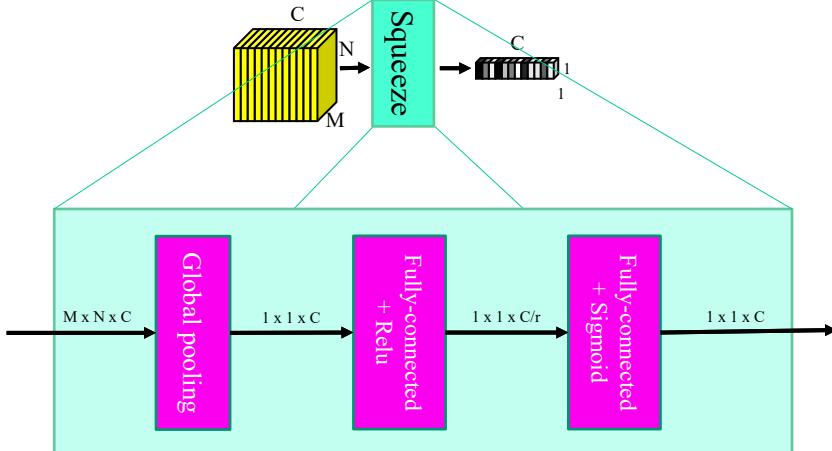
Squeeze-and-Excite Net (SENet)



177

Squeeze-and-Excite Net (SENet)

Bloc Squeeze-and-Excite



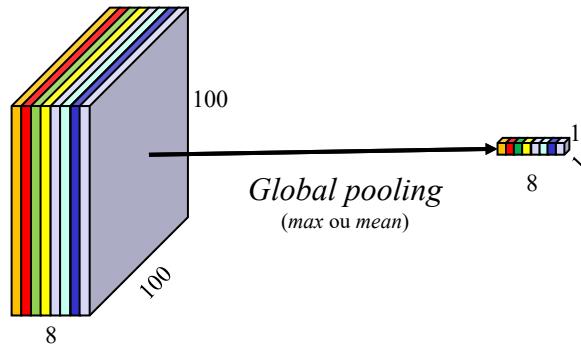
178

Rappel

Global pooling

Max ou Mean pooling « valid » avec un filtre de la taille des canaux

Résultat : un **vecteur** de la taille du nombre de canaux

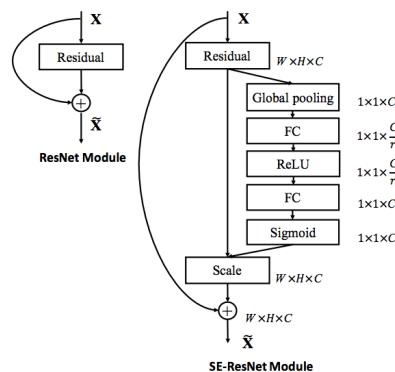


179

Squeeze-and-Excite Net (SENet)

[Hu et al. 2018]

Autre illustration



J. Hu, L. Shen, G. Sun Squeeze-and-Excitation Networks, CVPR 2018

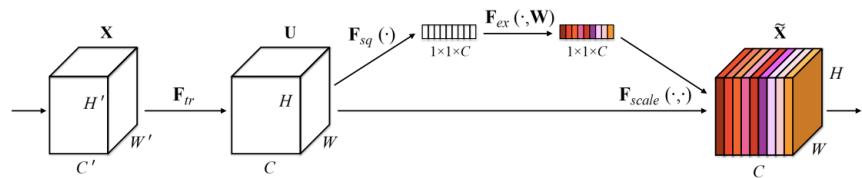
180

180

Squeeze-and-Excite Net (SENet)

[Hu et al. 2018]

Autre illustration



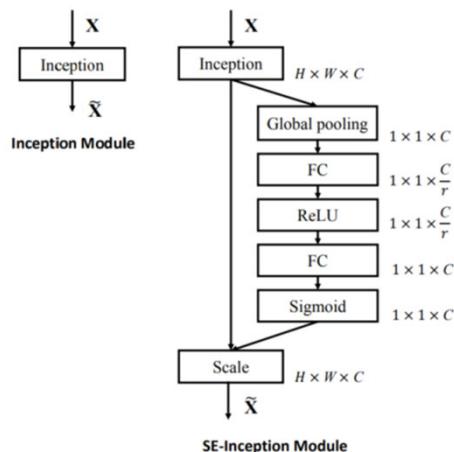
J. Hu, L. Shen, G. Sun Squeeze-and-Excitation Networks, CVPR 2018

181

181

Squeeze-and-Excite Net (SENet)

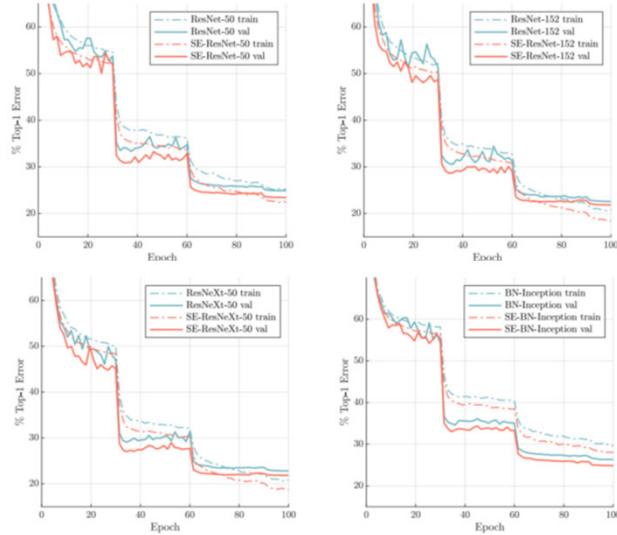
Fonctionne également avec les **modules d'inception**.



182

182

Meilleur que ResNet, ResNeXt et InceptionNet



183

183

Inclure les bonnes pratiques permet d'améliorer la performance des réseaux, même les plus vieux (ResNet – 2015)

[Irwan Bello](#), [William Fedus](#), [Xianzhi Du](#), [Ekin Dogus Cubuk](#), [Aravind Srinivas](#), [Tsung-Yi Lin](#), [Jonathon Shlens](#), [Barret Zoph](#)

Revisiting ResNets: Improved Training and Scaling Strategies, NeuRIPS 2021

<https://arxiv.org/pdf/2103.07579.pdf>



Figure 4. Speed-Accuracy Pareto curve comparing ResNets-RS to EfficientNet. Properly scaled ResNets (ResNet-RS) are 1.7x - 2.7x faster than the popular EfficientNets when closely

Improvements	Top-1	Δ
ResNet-200	79.0	—
+ Cosine LR Decay	79.3	+0.3
+ Increase training epochs	78.8 †	-0.5
+ EMA of weights	79.1	+0.3
+ Label Smoothing	80.4	+1.3
+ Stochastic Depth	80.6	+0.2
+ RandAugment	81.0	+0.4
+ 4x DILated FC	80.7 †	-3.3
+ Decrease weight decay	82.2	+1.5
+ Squeeze-and-Excitation	82.9	+0.7
+ ResNet-D	83.4	+0.5

Table 1. Additive study of the ResNet-RS training recipe. The colors refer to [Training Methods](#), [Regularization Methods](#) and [Architecture Improvements](#). The baseline ResNet-200 was trained for the standard 90 epochs using a stepwise learning rate decay schedule. The image resolution is 256×256. All numbers are reported on the ImageNet validation-set and averaged over 2 runs. † Increasing training duration to 350 epochs only becomes useful once the regularization methods are used, otherwise the accuracy drops due to over-fitting. ‡ dropout hurts as we have not yet decreased the weight decay (See Table 2 for more details).

184

184

Improvements	Top-1	Δ	
ResNet-200	79.0	—	
+ Cosine LR Decay	79.3	+0.3	
+ Increase training epochs	78.8 †	-0.5	
+ EMA of weights	79.1	+0.3	
+ Label Smoothing	80.4	+1.3	
+ Stochastic Depth	80.6	+0.2	
+ RandAugment	81.0	+0.4	
+ Dropout on FC	80.7 ‡	-0.3	
+ Decrease weight decay	82.2	+1.5	
+ Squeeze-and-Excitation	82.9	+0.7	
+ ResNet-D	83.4	+0.5	

Méthodes d'entraînement

Méthodes de régularisation

Améliorations de l'architecture de base

Table 1. Additive study of the ResNet-RS training recipe. The colors refer to Training Methods, Regularization Methods

and Architecture Improvements. The baseline ResNet-200 was trained for the standard 90 epochs using a stepwise learning rate decay schedule. The image resolution is 256×256. All numbers are reported on the ImageNet validation-set and averaged over 2 runs. † Increasing training duration to 350 epochs only becomes useful once the regularization methods are used, otherwise the accuracy drops due to over-fitting. ‡ dropout hurts as we have not yet decreased the weight decay (See Table 2 for more details).

185

185