UNIVERSITÉ LAVAL

GLO-4030/7030
APPRENTISSAGE PAR RÉSEAUX DE NEURONES PROFONDS

Convolutional Neural Networks (CNN)

Partie I

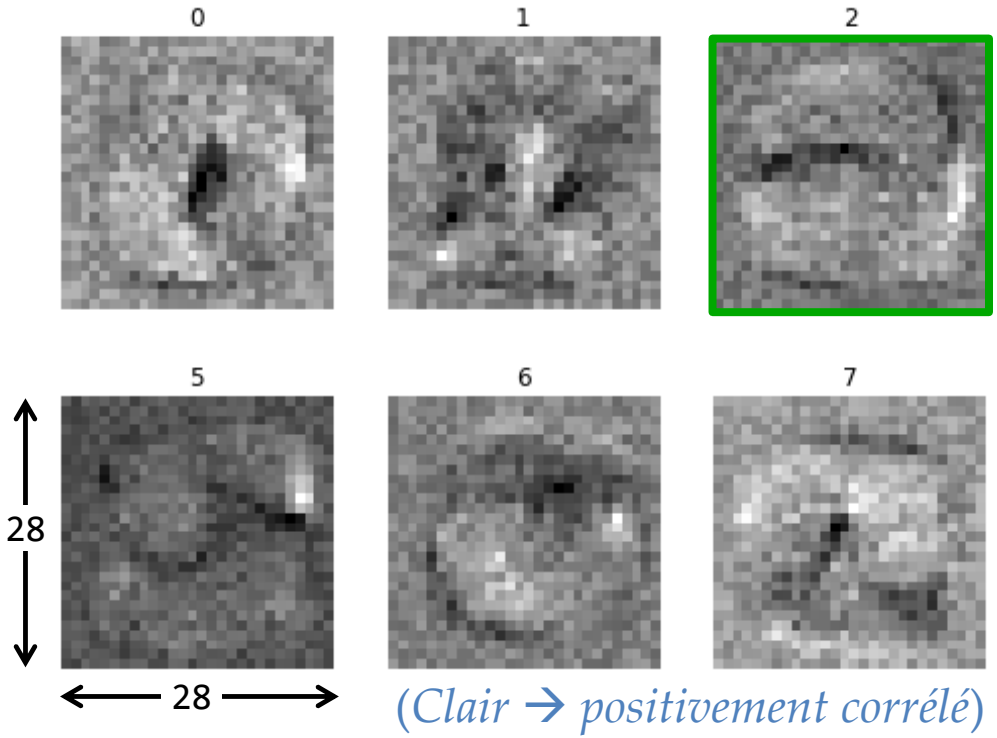
Hiver 2020

Philippe Giguère

Introduction

- L'un des plus grand success-story du *Deep*
- Responsable (en partie) de la renaissance des réseaux de neurones
- Bel exemple d'injection de *prior* via l'architecture
- Voir de nombreuses architectures CNN, transposables à d'autres applications

Rappel : réseau 1 couche MNIST

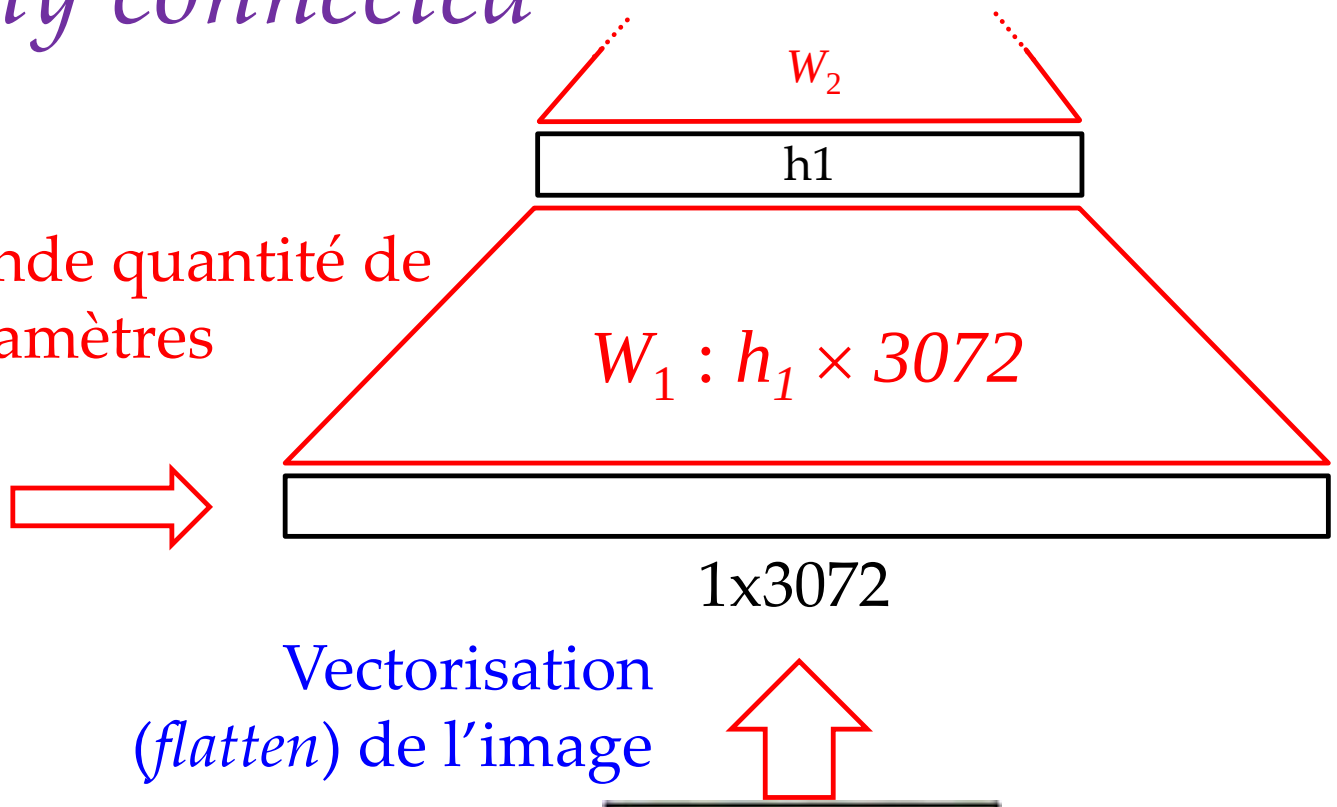


Patron == filtre

(*Clair → positivement corrélé*)

- On voit **corrélation spatiale** sur pixels voisins
- Réseau doit **la** découvrir : doit utiliser **PLUS d'exemples** d'entraînement (*statistical efficiency*)

Réseau *fully connected*

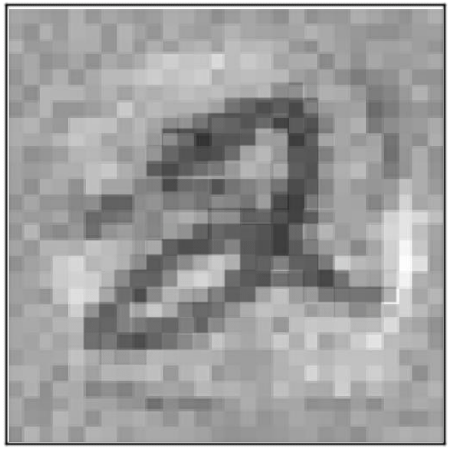


- Vectorisation détruit :
  - relations spatiales
  - concept des couleurs

Image 32x32x3

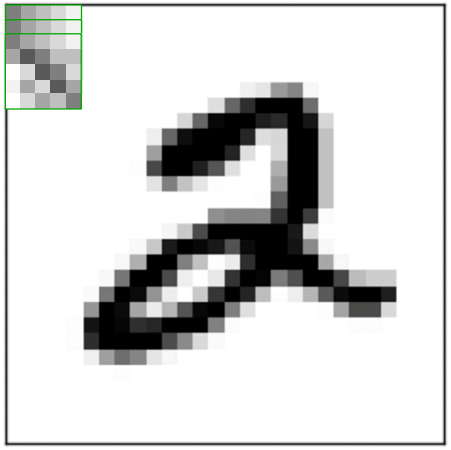
Filtre

Multiplier entrée-par-entrée, 1 fois



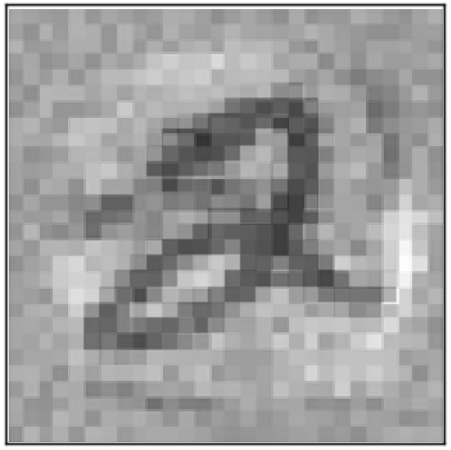
Une valeur

Multiplier entrée-par-entrée, plusieurs fois

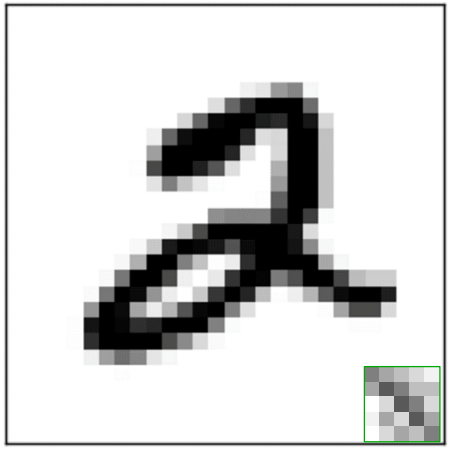


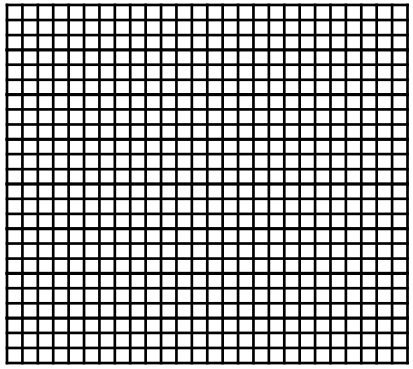
Filtre

Multiplier entrée-par-entrée, 1 fois



Multiplier entrée-par-entrée, plusieurs fois





Feature map

Convolution $*$

- Opération mathématique très utilisée :
  - Traitement de signal
  - Probabilités (somme de 2 variables aléatoires)
  - Modélisation de systèmes via réponse impulsionnelle (GMC, GEL)

$$(I * F)(i, j) = (F * I)(i, j) = \sum_m \sum_n F(m,n) I(i-m, j-n)$$

commutative

- Au sens strict, les réseaux utilisent plutôt la corrélation croisée $\star$

$$(F \star I)(i, j) = \sum_m \sum_n F(m,n) I(i+m, j+n)$$

+ au lieu de -

Exemple « convolution »

(qui est plus une corrélation croisée, mais bon…)

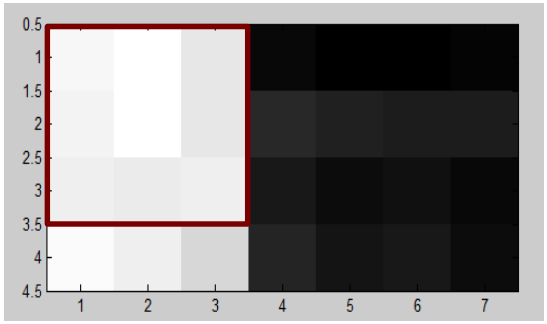
(Appellation de Filtre, *Filter*, ou *Kernel*)

$$F_1 = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

207	210	195	63	57	56	59
204	212	197	82	76	74	75
202	198	202	72	65	67	63
209	201	187	78	69	71	64

$(I*F_1)(x,y)$

	-26	-533	-517	-28	
	-29	-505	-513	-25	



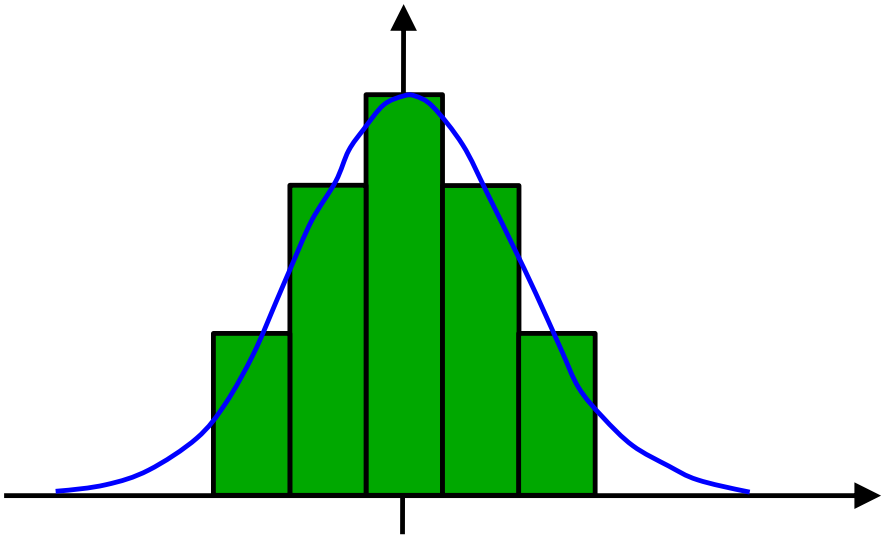
Exemple convolution

http://setosa.io/ev/image-kernels/

Merci à FAST.ai pour le lien

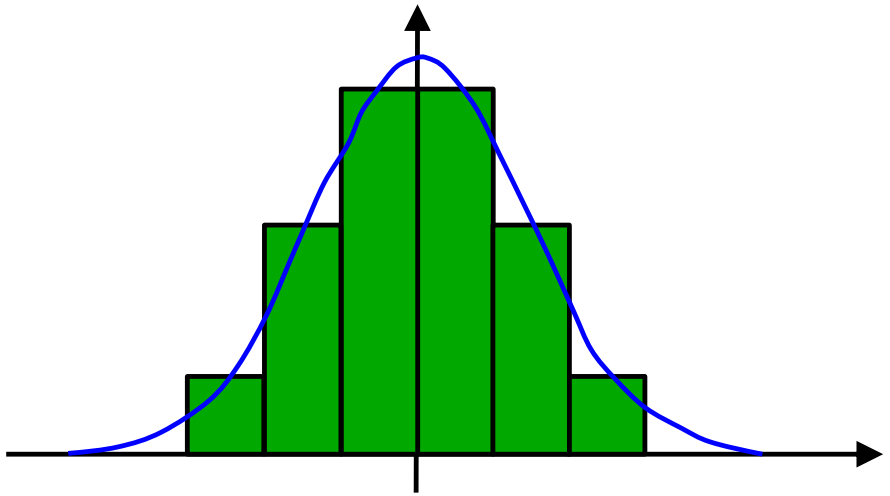
Pourquoi filtre taille impaire

- Pas de pixel « milieu » pour filtre taille paire
- Exemple : filtre radialement symétrique



filtre taille 5

La résultante est imputée à un seul pixel de l'image en sortie



filtre taille 6

La résultante tombe à cheval entre des pixels de l'image en sortie (aliasing)

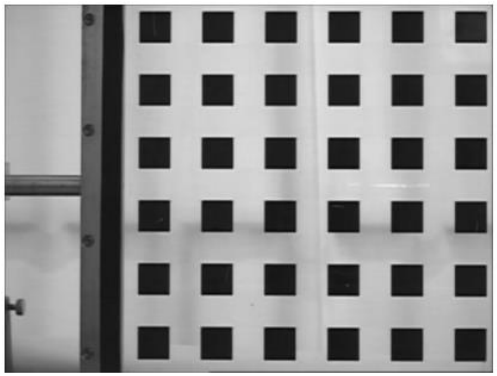
(à titre informatif)

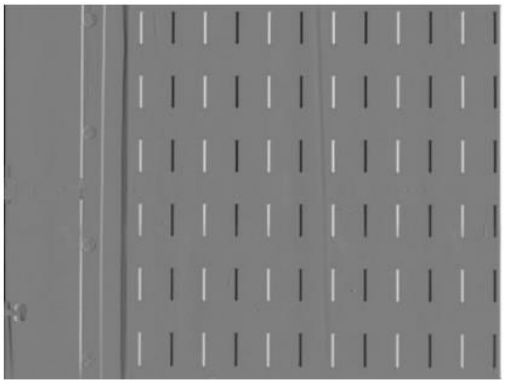
Exemples filtres *hand-tuned*

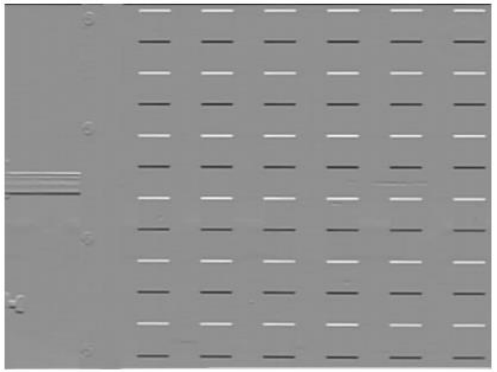
Détection bordure

Bordure verticale $\begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$

Bordure horizontale $\begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$







Flou

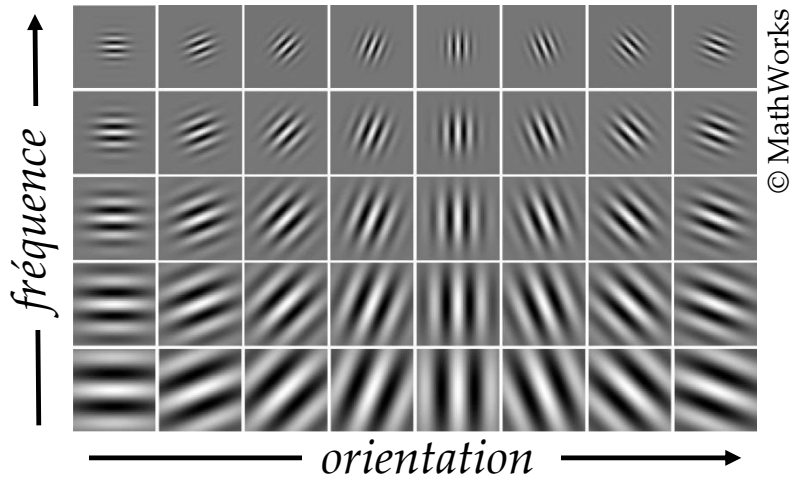
$$\begin{bmatrix} 1 & \cdots & 1 \\ \vdots & \ddots & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

5x5

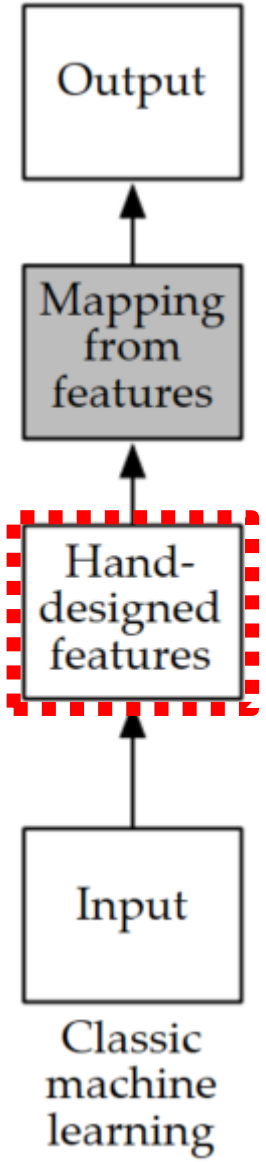
15x15

Filtres

- Vont extraire des *features* de bas niveau
  - Filtres *Gabor* :

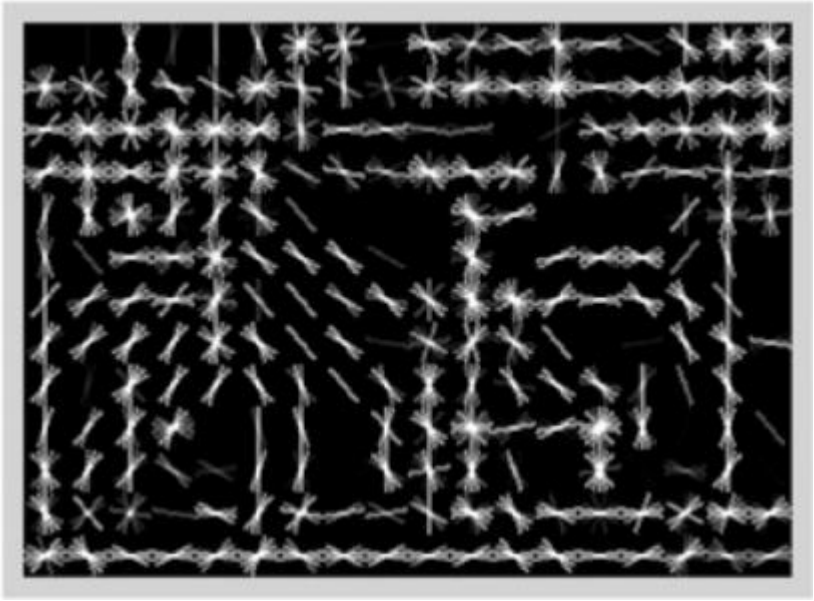


  - Filtres de bordure, ondelettes
- Longtemps été un domaine de recherche
  - que concevriez-vous comme filtre pour MNIST ?
- Comme les filtres CNN sont différentiables, le réseau pourra les modifier à sa convenance
  - les ajuster pour maximiser les performances sur les données d'entraînement



État de l'art ~2010

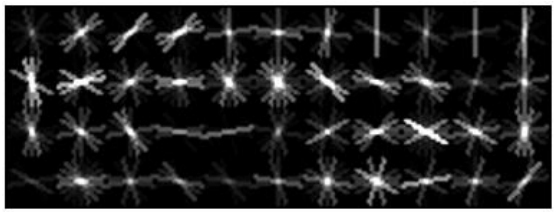
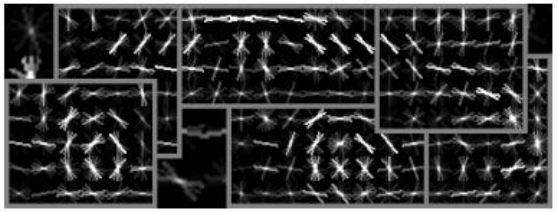
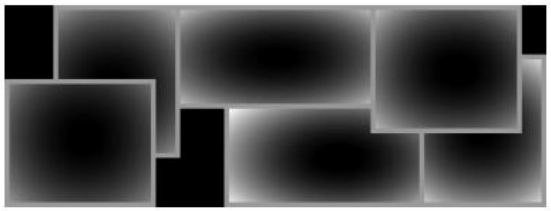
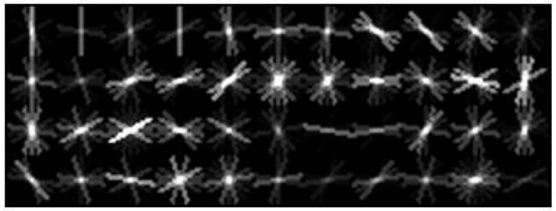
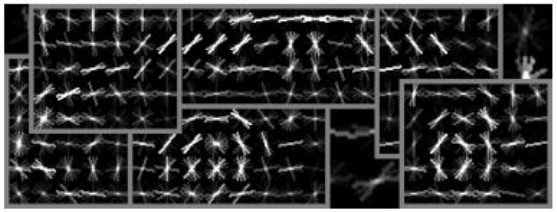
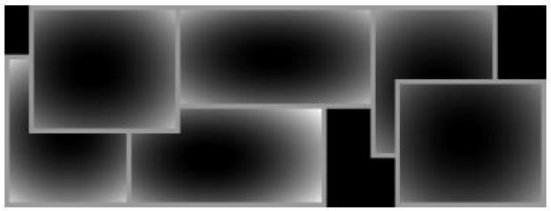
- HOG : Histogram of Oriented Gradients



Dalal & Triggs, 2005.

État de l'art ~2010

DPM : Deformable Part Model

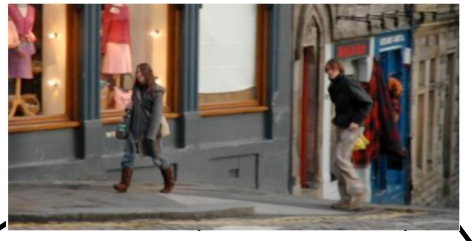







filtre racine(grossier) filtres parties (fin) modèles de déformation

hiérarchie (équivalent 2 couches)

Felzenswalb, McAllester, Ramanan, 2009.

DPM



feature map

feature map 2x résolution

root filter

part filter 1

part filter *n*

réponse du filtre

réponse du filtre

réponse du filtre

tenant compte du coût de déformation

Algorithme **explicite**

Adapté de P. Felzenszwalb

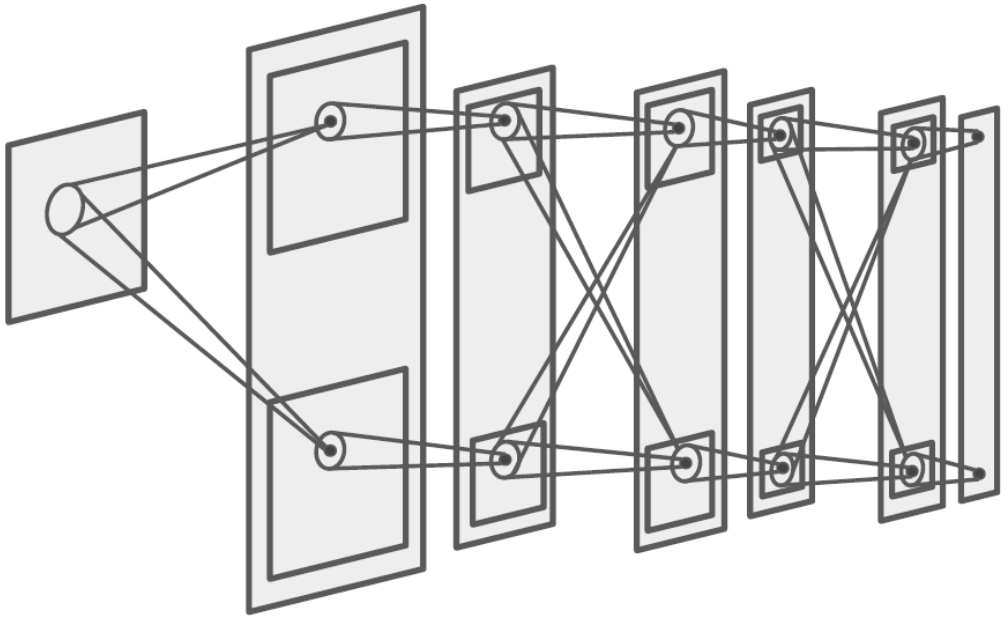
Injection de *prior* dans les CNN

- Forte corrélation locale dans les valeurs des pixels (champs réceptif)
  - structure 2D
- Régularisation par *weight sharing*
- Former des *features* de manière hiérarchique, de plus en plus abstraits

Ne date pas d'hier

A bit of history:

Neocognitron
[Fukushima 1980]

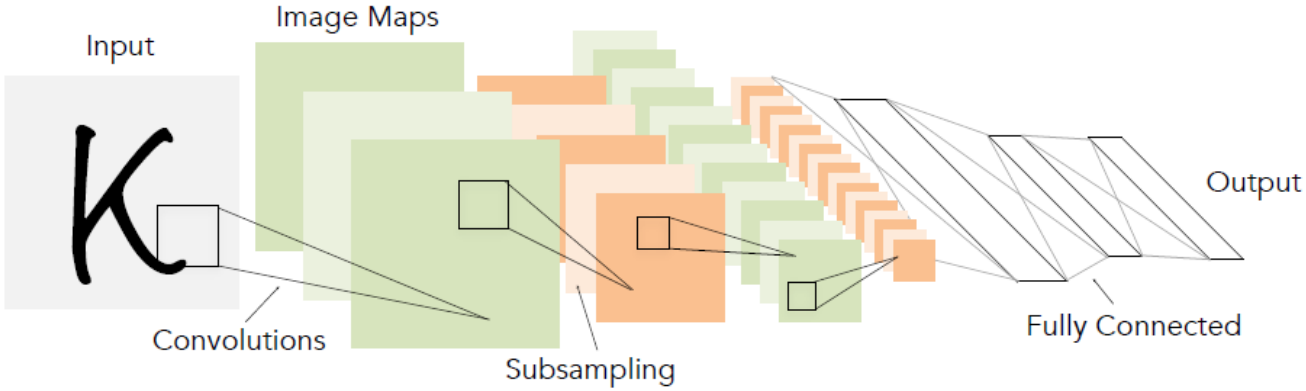


"sandwich" architecture (SCSCSC…)
simple cells: modifiable parameters
complex cells: perform pooling

Tiré de : cs231n, Université Stanford

Ne date pas d'hier

1998
LeCun et al.



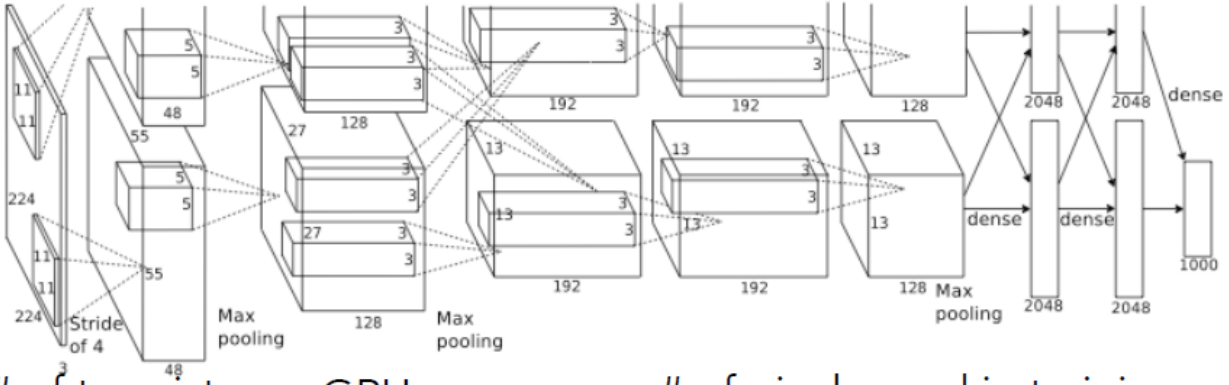
# of transistors

10^6

# of pixels used in training

10^7 NIST

2012
Krizhevsky et al.



# of transistors

10^9

GPUs

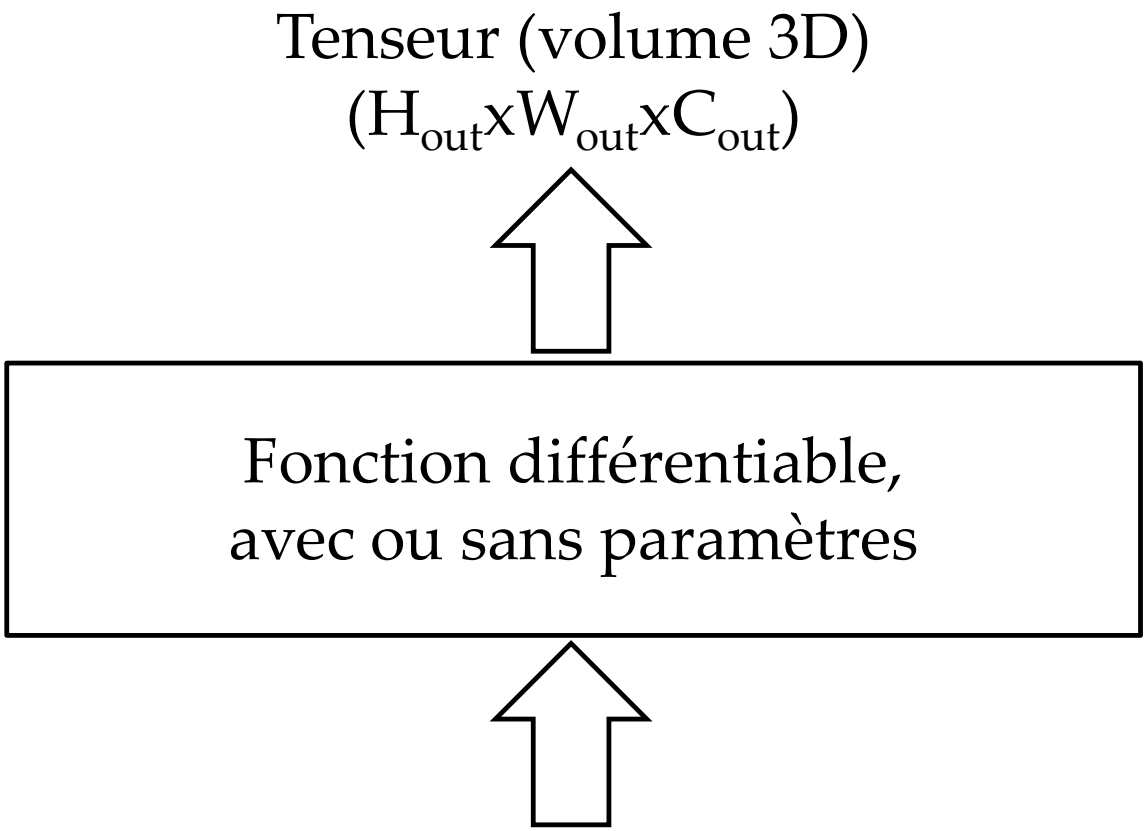
# of pixels used in training

10^{14} IMAGENET

Figure copyright Alex Krizhevsky, Ilya Sutskever, and Geoffrey Hinton, 2012. Reproduced with permission.

tiré de : cs231n, Université Stanford

CNN : couche typique



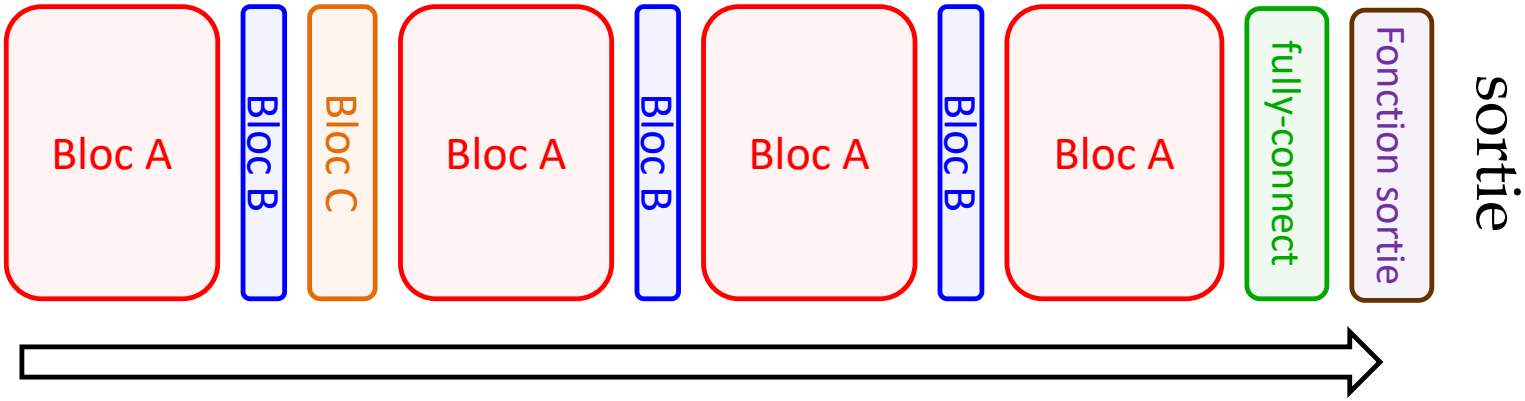
Principaux types de couche

- *Fully-Connected* (vous connaissez déjà)
- Convolutive
- Pooling
  - Max
  - Average et global average
  - Stochastic
  - Fractional

CNN est une combinaison de ces couches

Approche par bloc

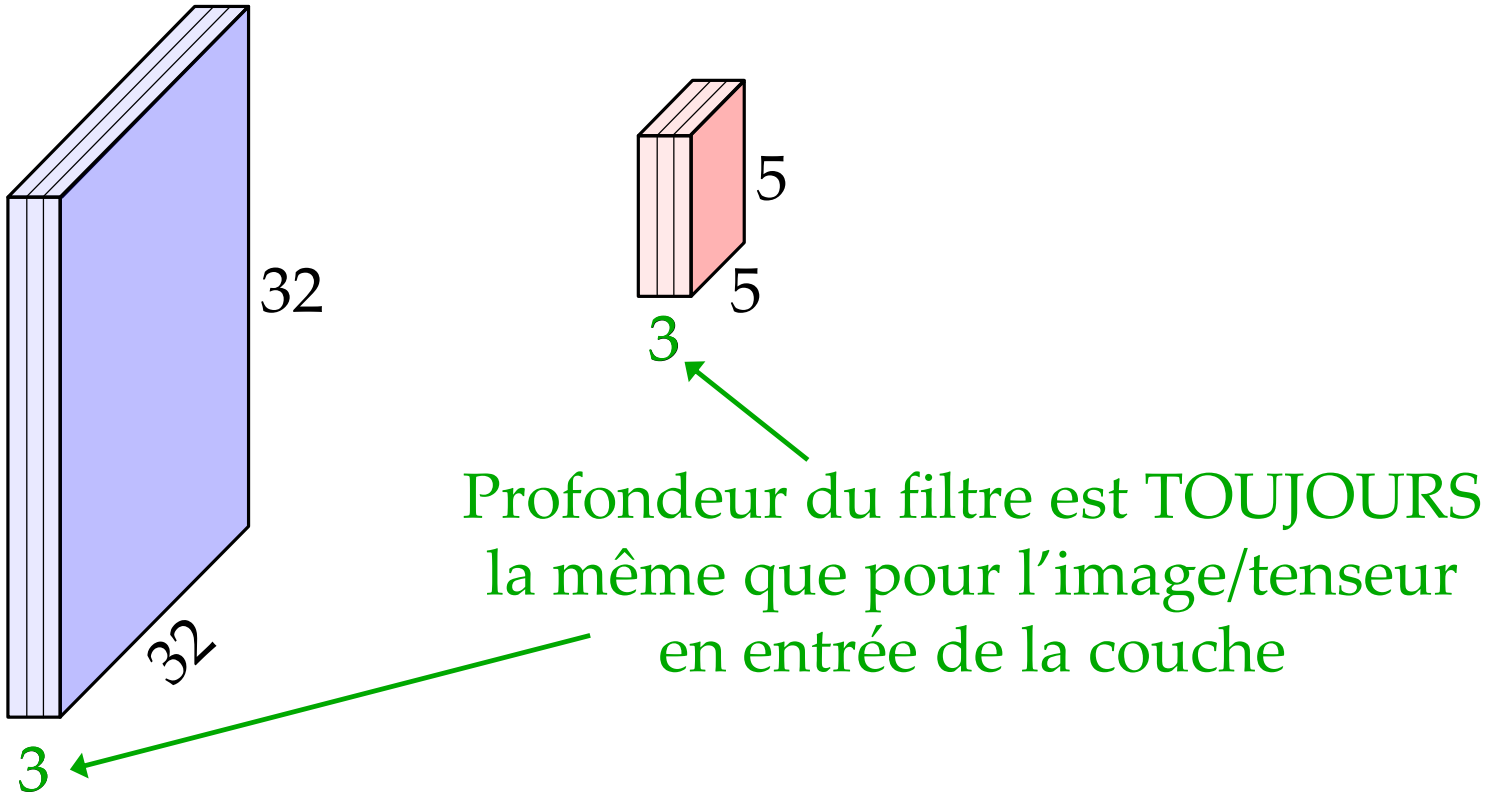
- La plupart des architectures sont organisées par alternance de blocs (pas de spaghetti)



- Facile de combiner des blocs de différents types, jouer sur la profondeur, réutiliser des idées
- Choix des blocs est en quelque sorte des *hyperparamètres* : trop difficile de parfaitement optimiser, donc on se restreint à un agencement limité

Filtres convolutifs

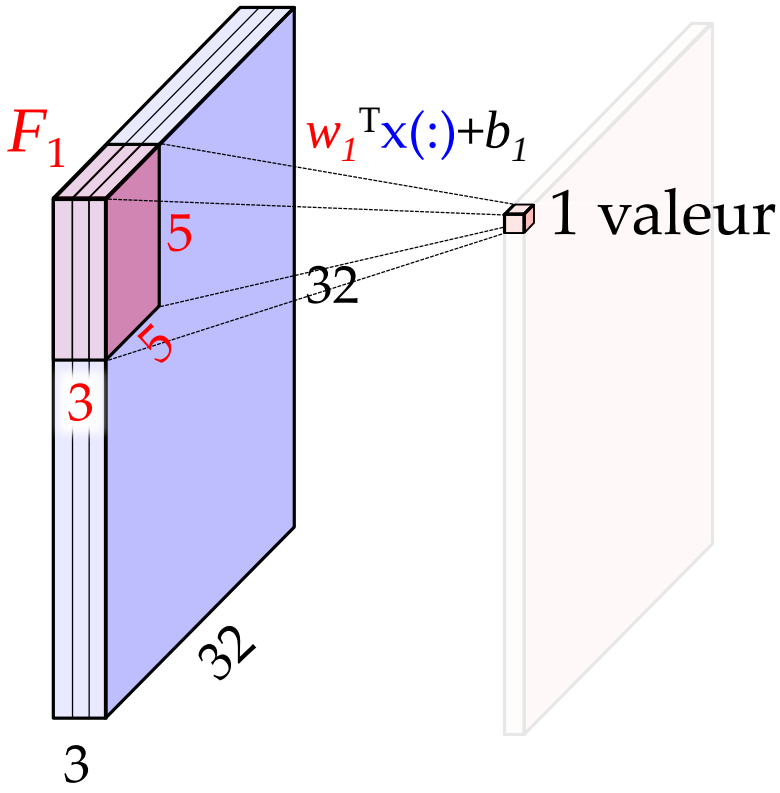
- Conserver la structure spatiale/couleur/*feature* de l'entrée



adapté de : cs231n, Université Stanford

Filtres convolutifs

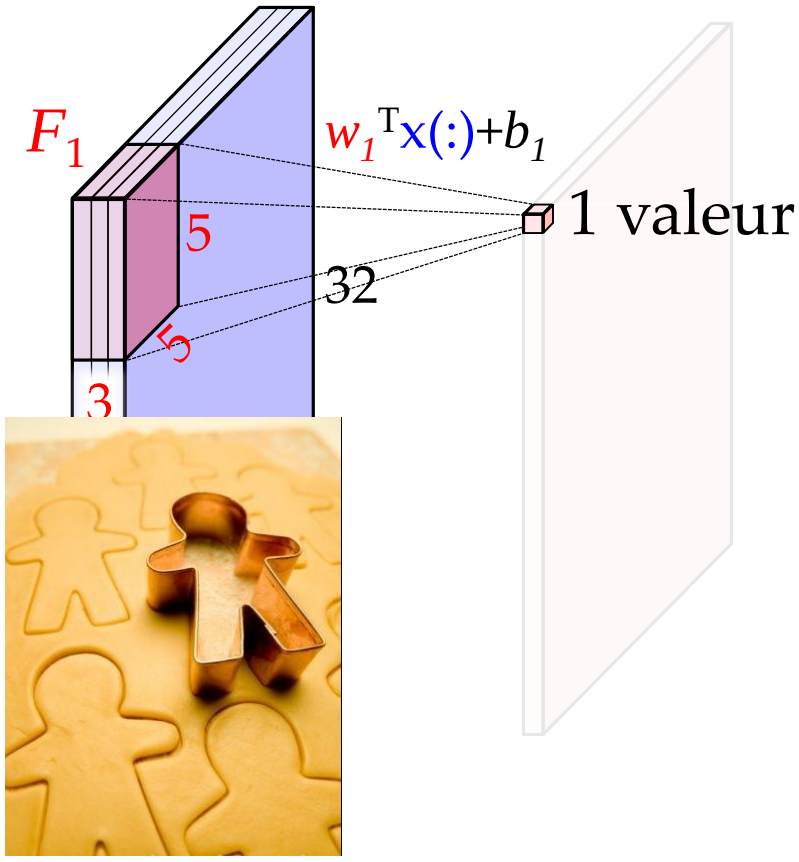
- Glisser spatialement le filtre F sur l'image, en calculant produit scalaire à chaque endroit de x



adapté de : cs231n, Université Stanford

Filtres convolutifs

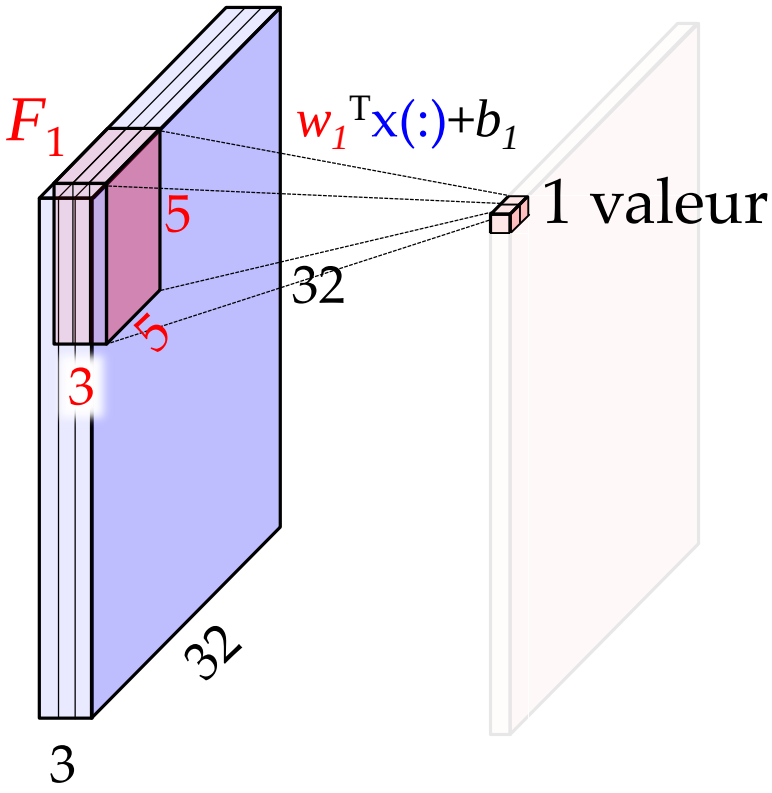
- Glisser spatialement le filtre F sur l'image, en calculant produit scalaire à chaque endroit de x



adapté de : cs231n, Université Stanford

Filtres convolutifs

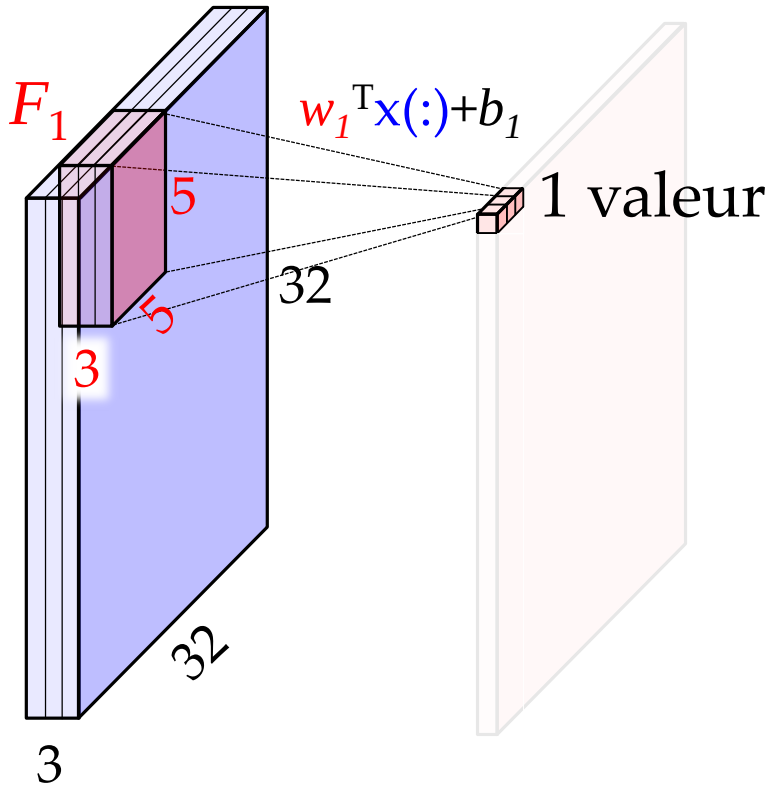
- Glisser spatialement le filtre F sur l'image, en calculant produit scalaire à chaque endroit de x



adapté de : cs231n, Université Stanford

Filtres convolutifs

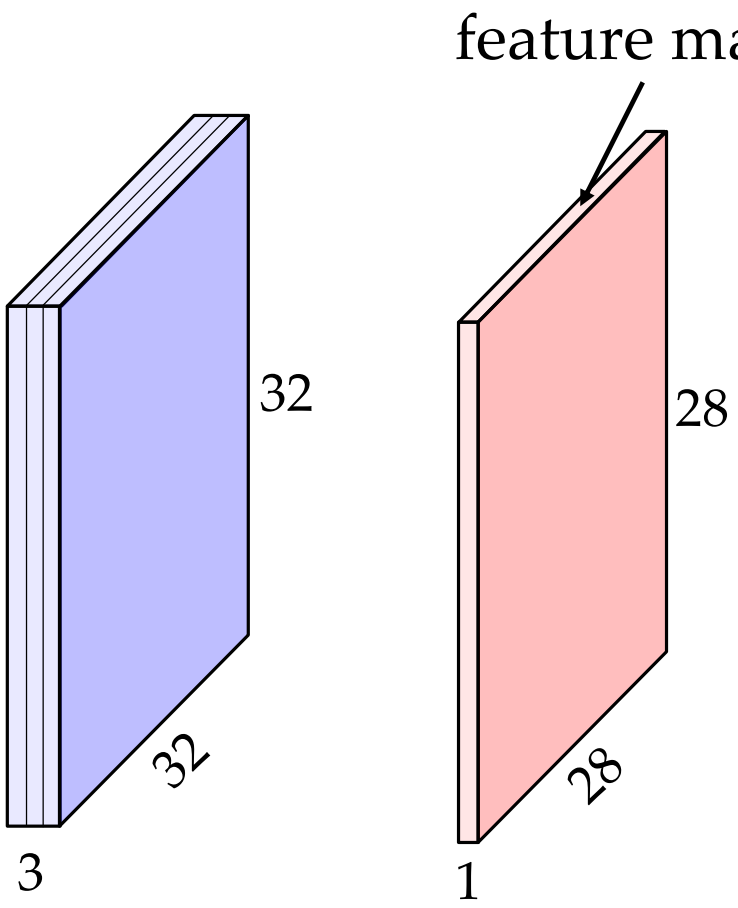
- Glisser spatialement le filtre F sur l'image, en calculant produit scalaire à chaque endroit de x



adapté de : cs231n, Université Stanford

Filtres convolutifs

- Sortie : *feature map*

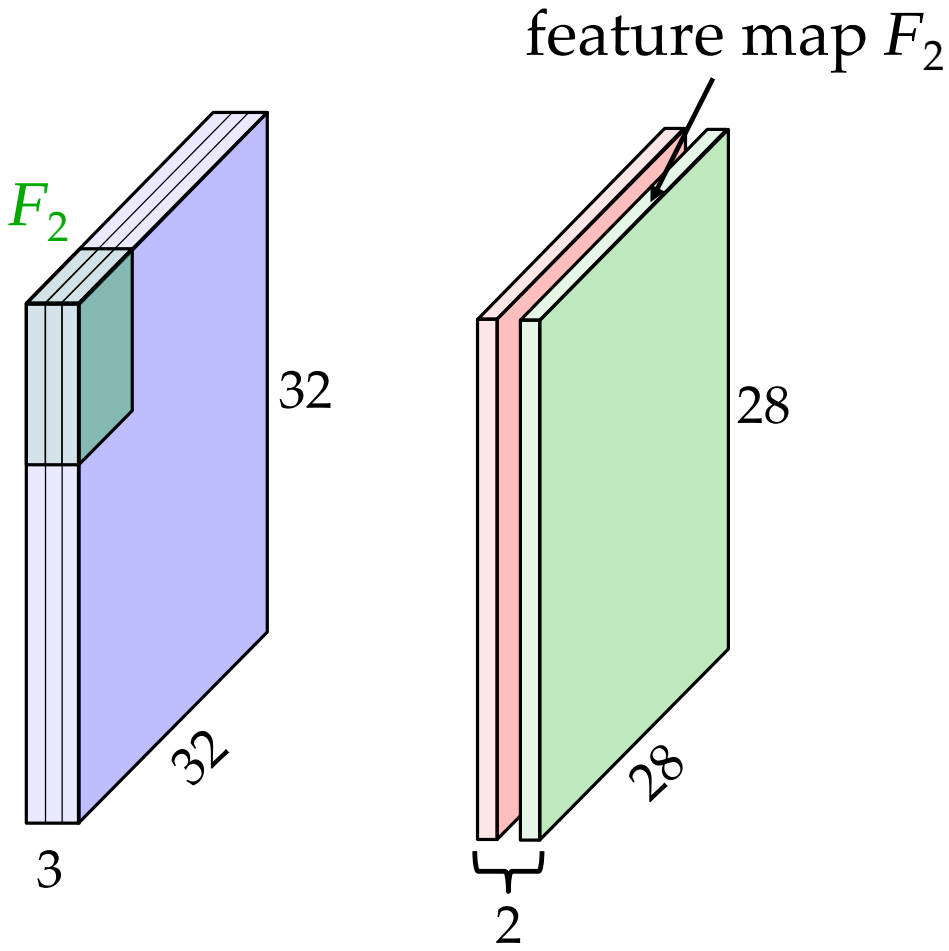


« combien présent est le feature F_1 à cet endroit? »

adapté de : cs231n, Université Stanford

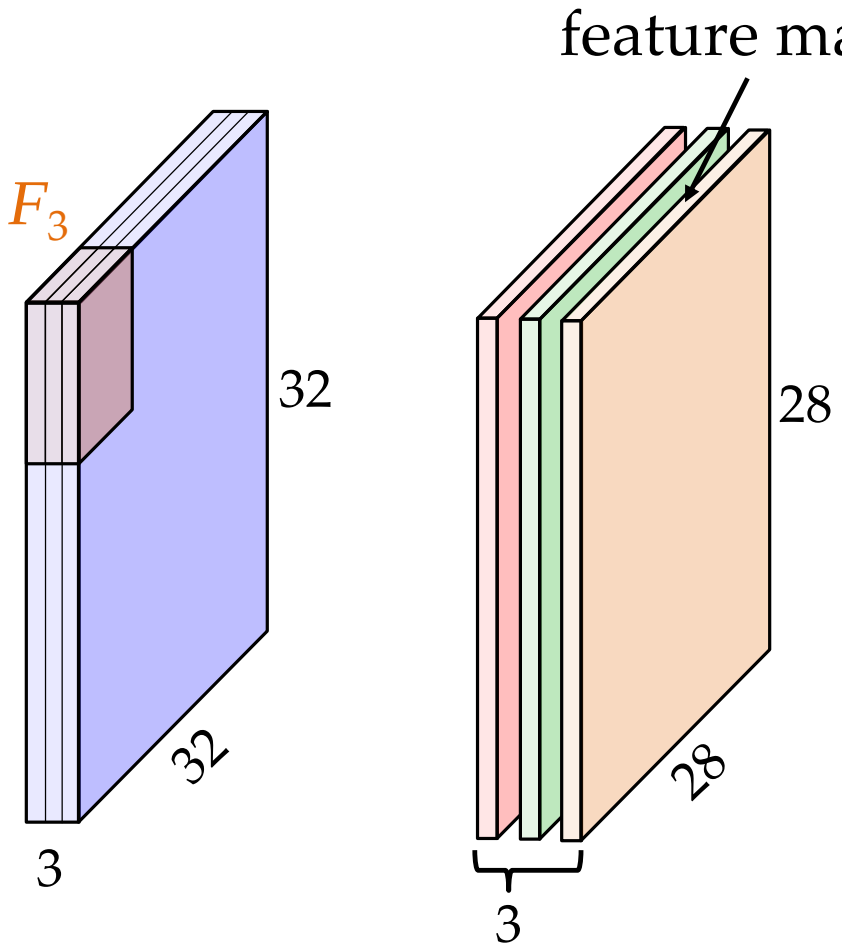
(Note : la taille de sortie est différente ici…)

Banque de filtres convolutifs



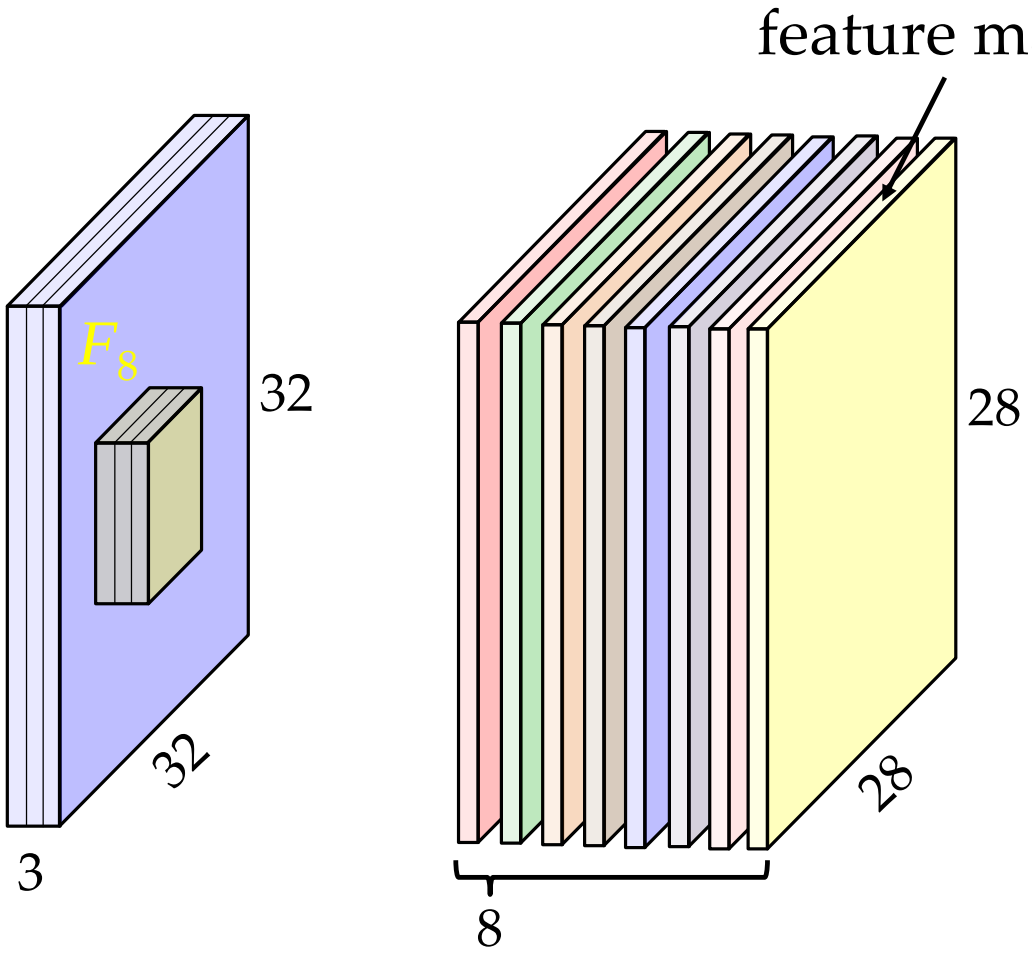
adapté de : cs231n, Université Stanford

Banque de filtres convolutifs



adapté de : cs231n, Université Stanford

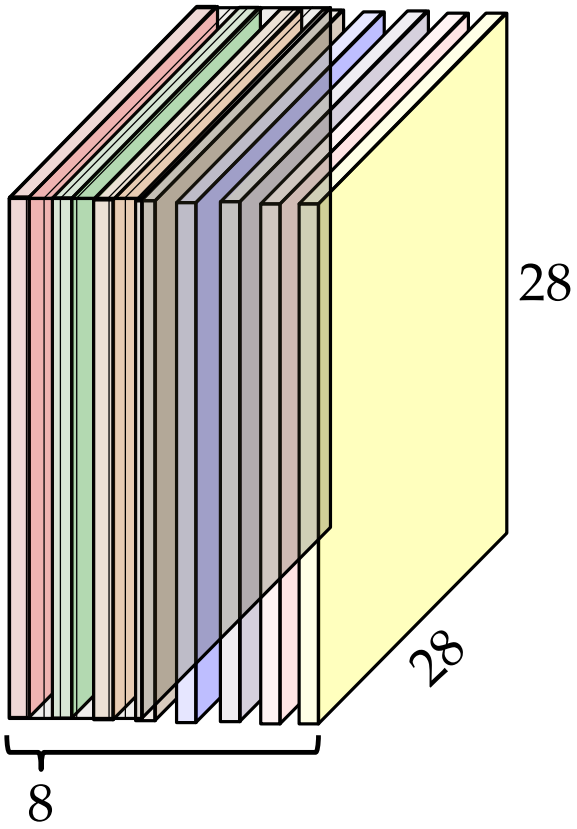
Banque de filtres convolutifs



adapté de : cs231n, Université Stanford

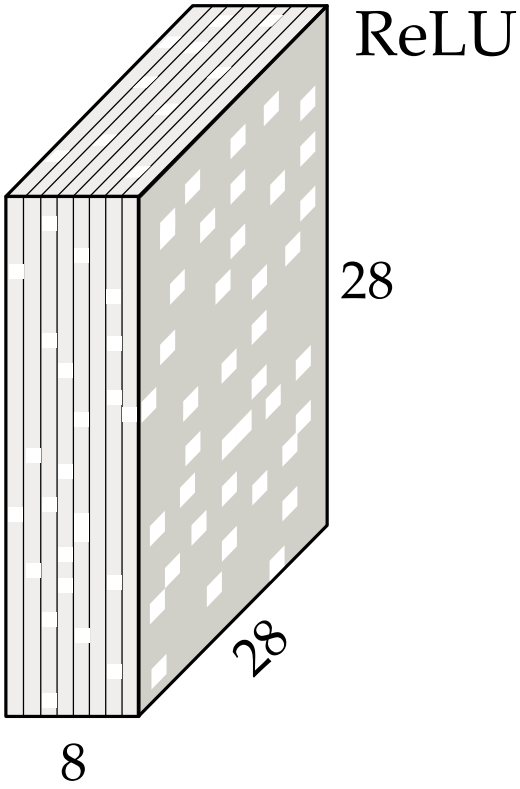
Résultante : préactivation

Tenseur ordre 3

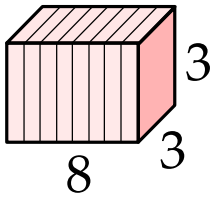


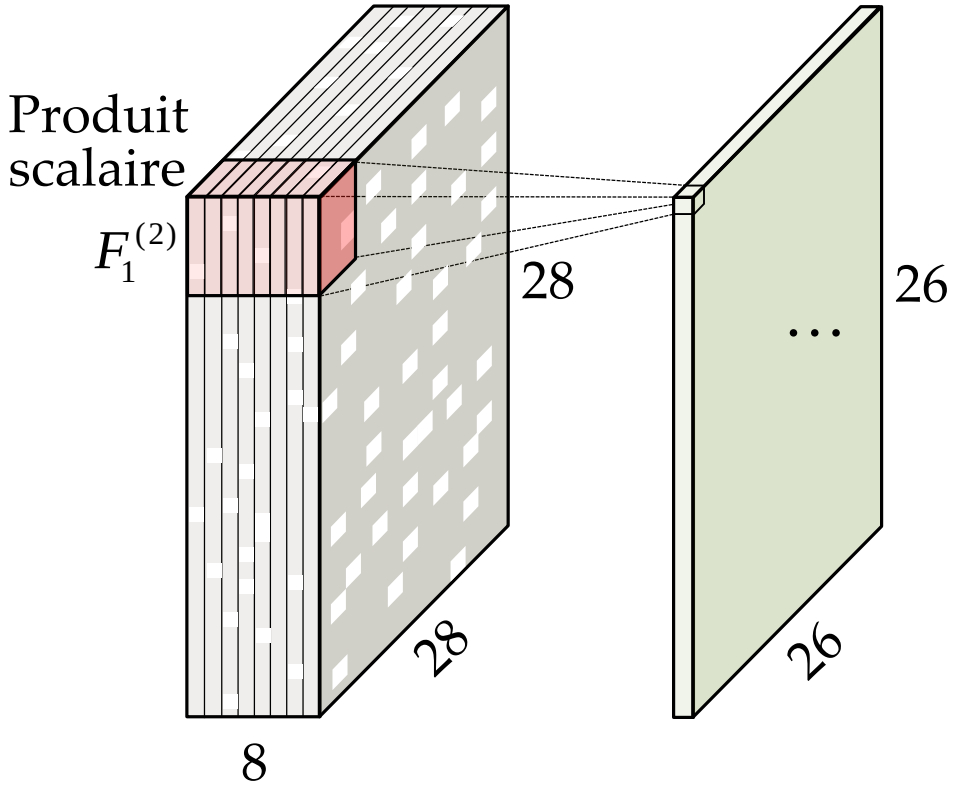
Résultante finale de la couche

- Applique la non-linéarité sur chaque entrée, individuellement
- Appelé *feature activation map*

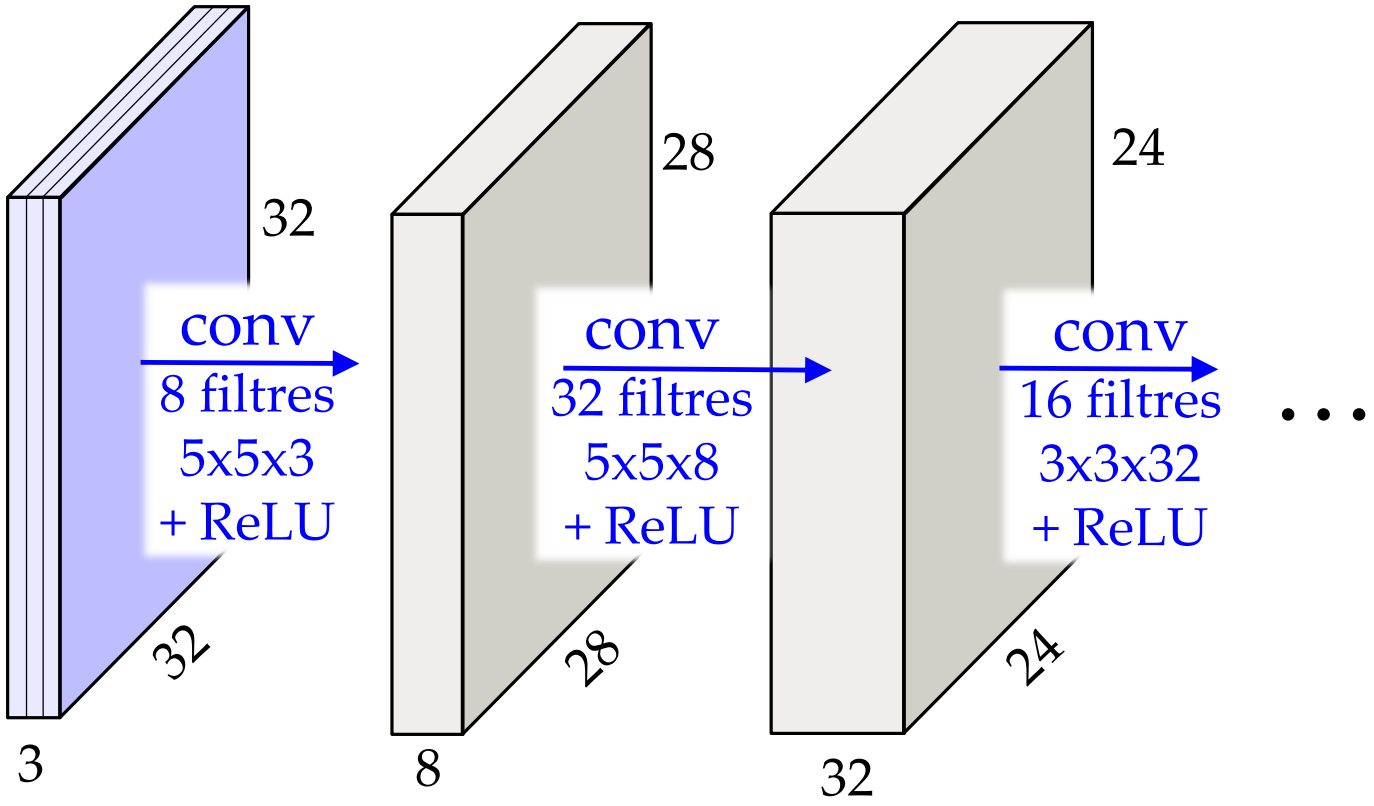


Pour la couche suivante, on recommence, avec une banque de filtres **différents**



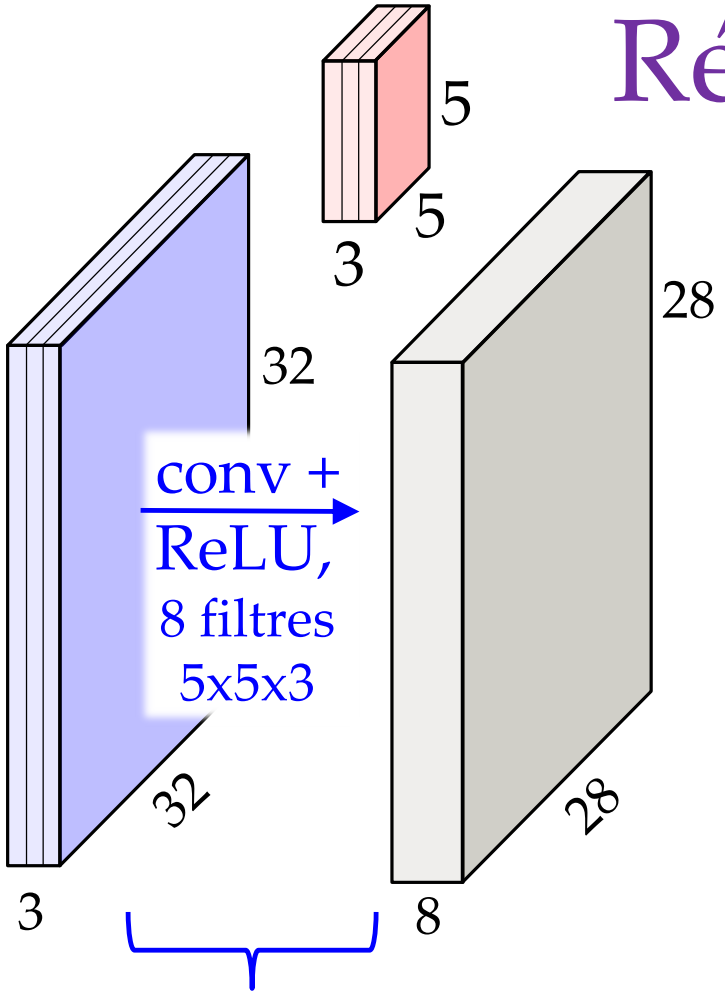


CNN : Idée de base



adapté de : cs231n, Université Stanford

Réduction # paramètres



- Perte de capacité d'expression vs. fully-connected
  - on ne peut pas établir de lien entre les pixels très éloignés
- Gros gain en réduction du nombre de paramètre

Combien de paramètres pour cette couche?

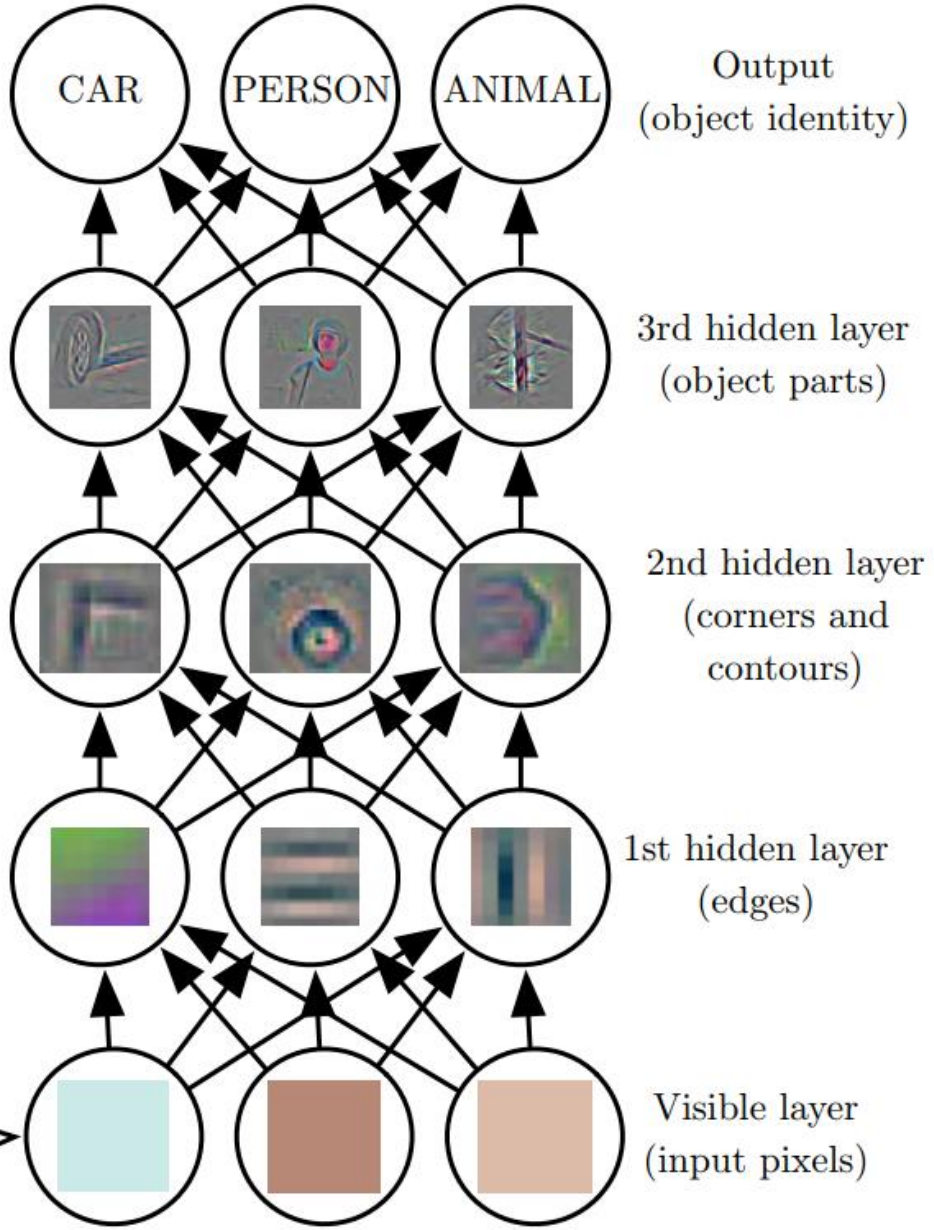
$$(5x5x3 + \underbrace{1}_{\text{biais}}) \times \overbrace{8}^{\text{filtres}} = 608$$

Combien de paramètres si c'était *fully-connected*?
28x28x8 = 6272 neurones
32x32x3 + 1 : 3073 param./neurones
Total : 19,273,856 paramètres

adapté de : cs231n, Université Stanford

Hiérarchie de filtres

Va établir des liens entre des pixels de plus en plus éloignés



(I. Goodfellow) deeplearningbook.org

Visualisation des *features* (Yosinski et al.)

Deep Visualization Toolbox

yosinski.com/deepvis

#deepvis

Jason Yosinski

Jeff Clune

Anh Nguyen

Thomas Fuchs

Hod Lipson

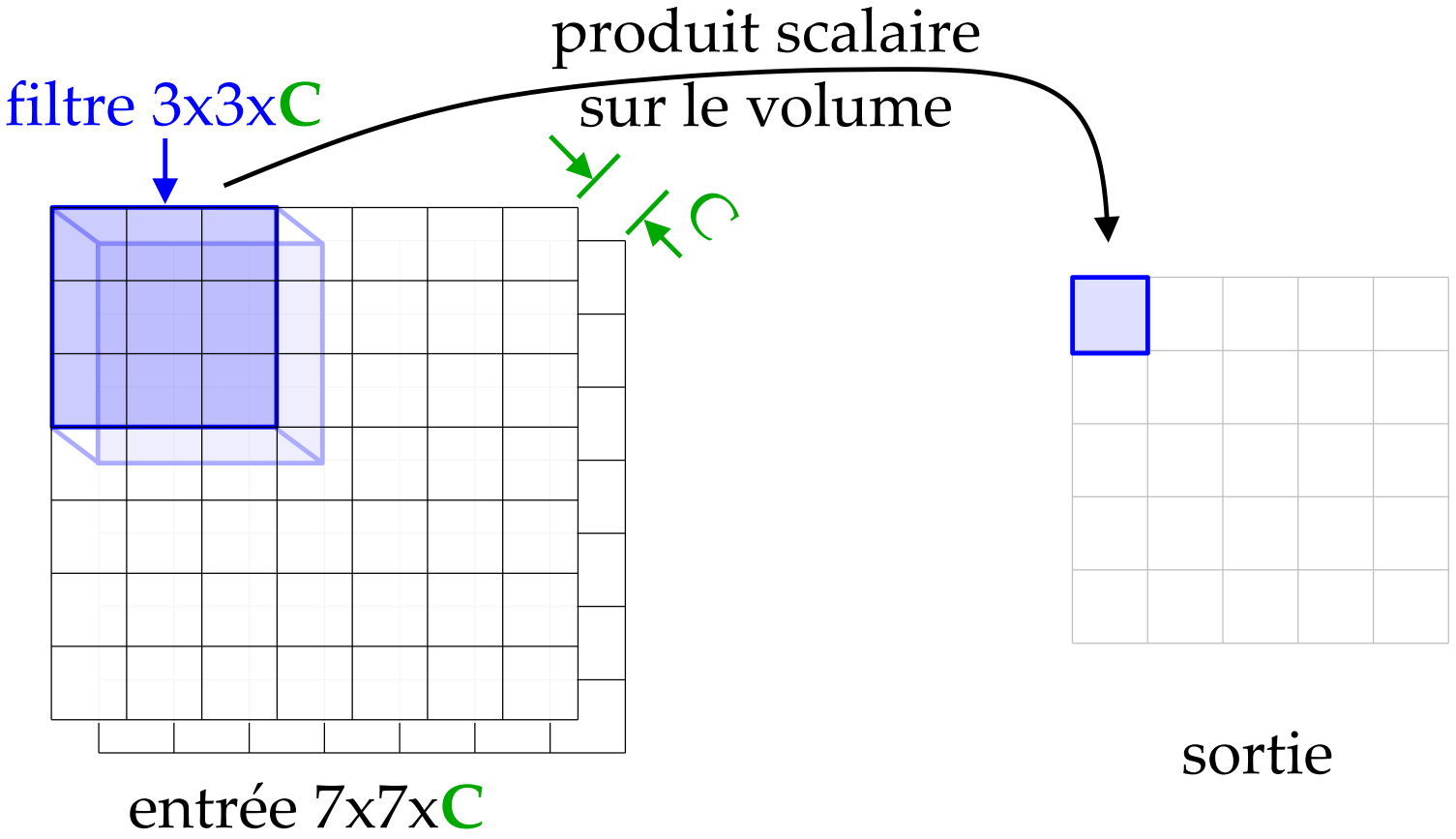
Cornell University

University of Wyoming

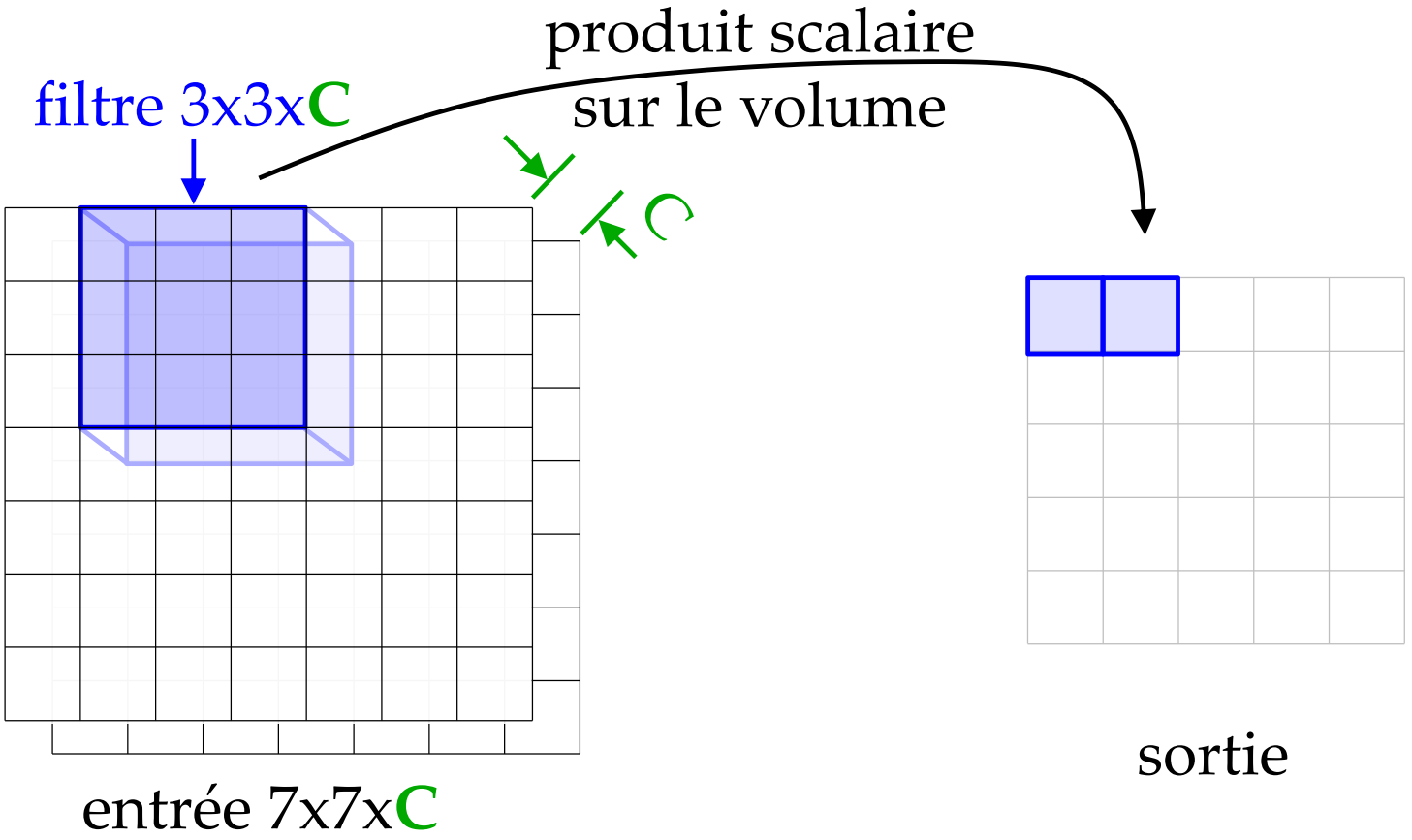
NASA Jet Propulsion Laboratory
California Institute of Technology

https://www.youtube.com/watch?v=AgkfIQ4IGaM

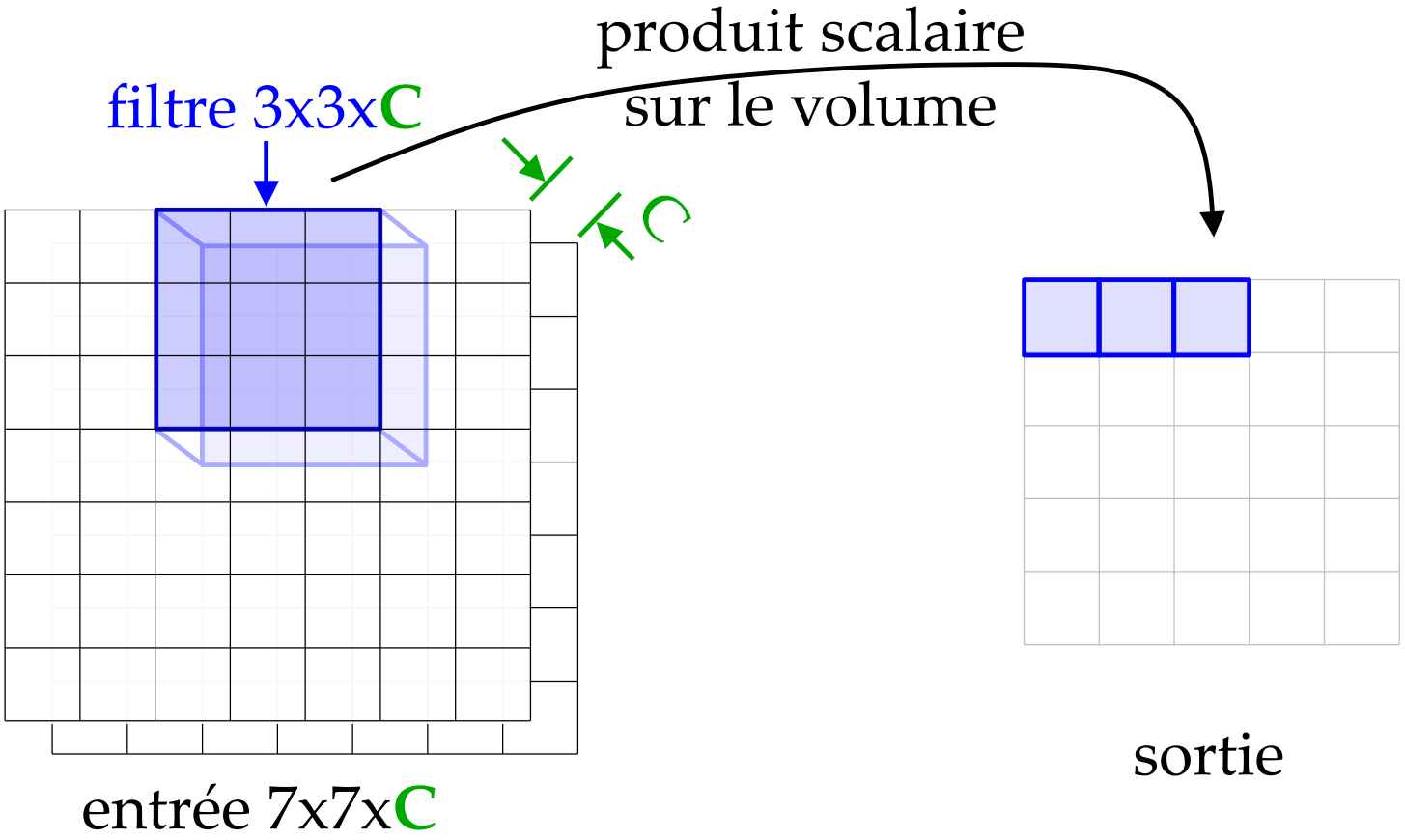
Effet de bord : redimensionalisation



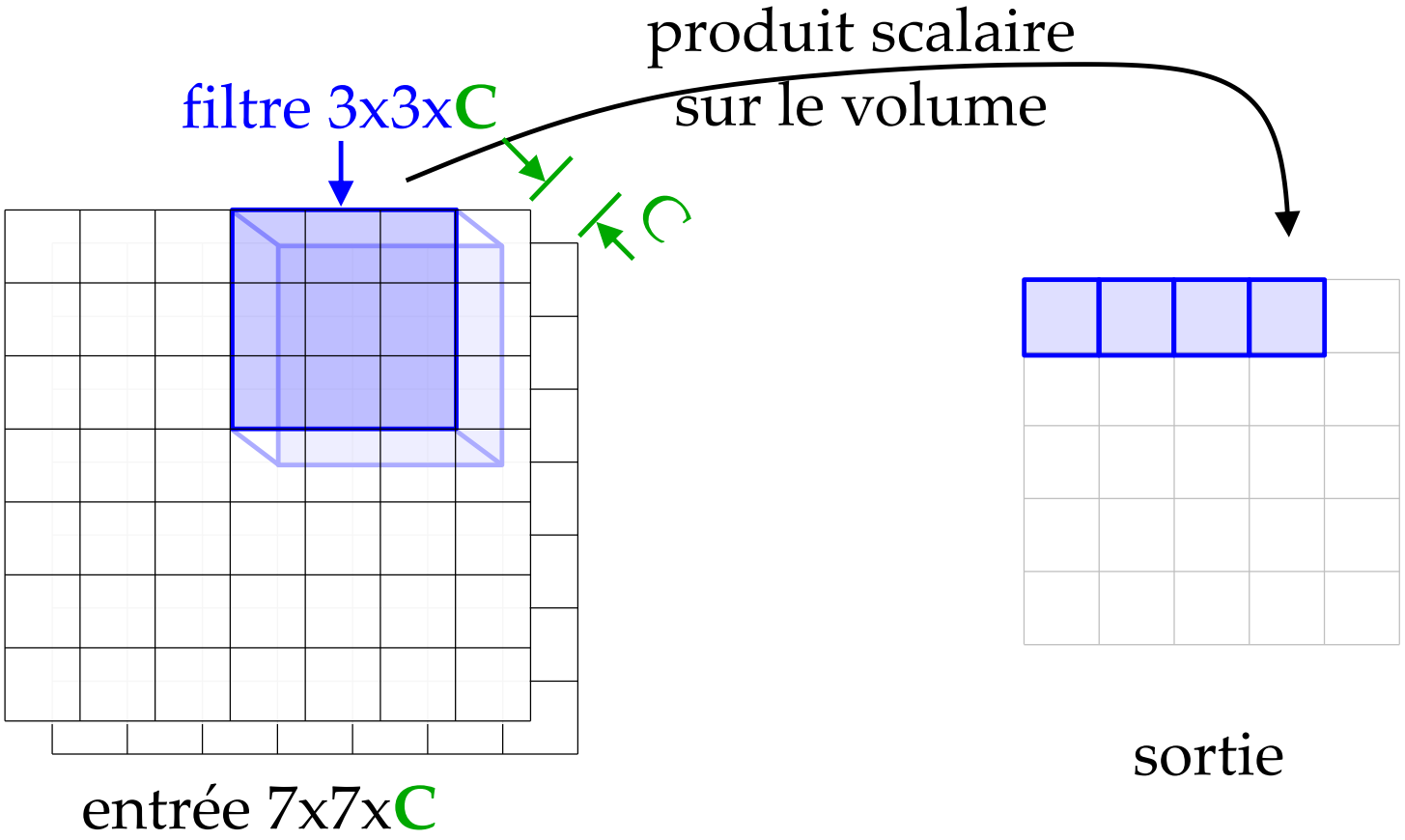
Effet de bord : redimensionalisation



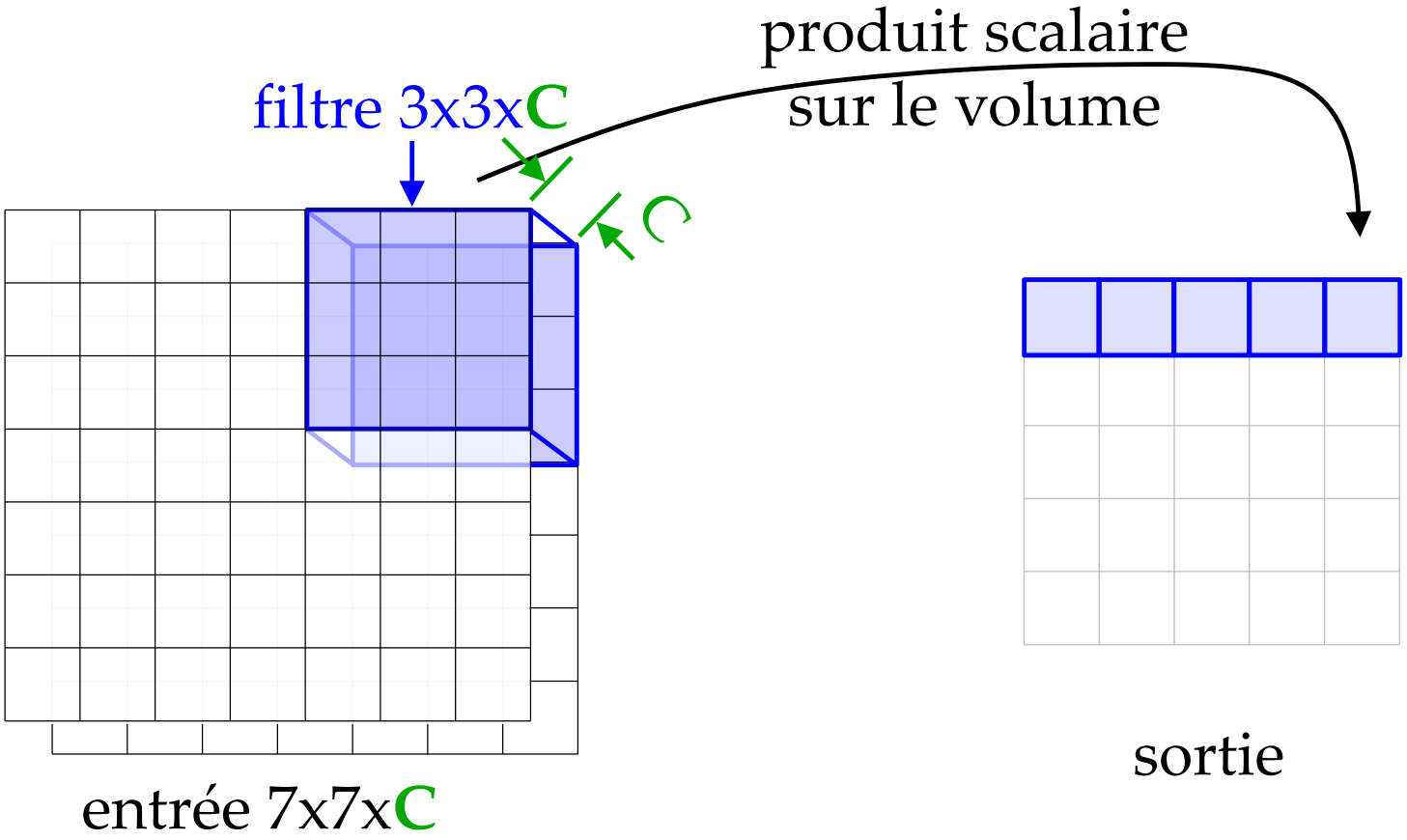
Effet de bord : redimensionalisation



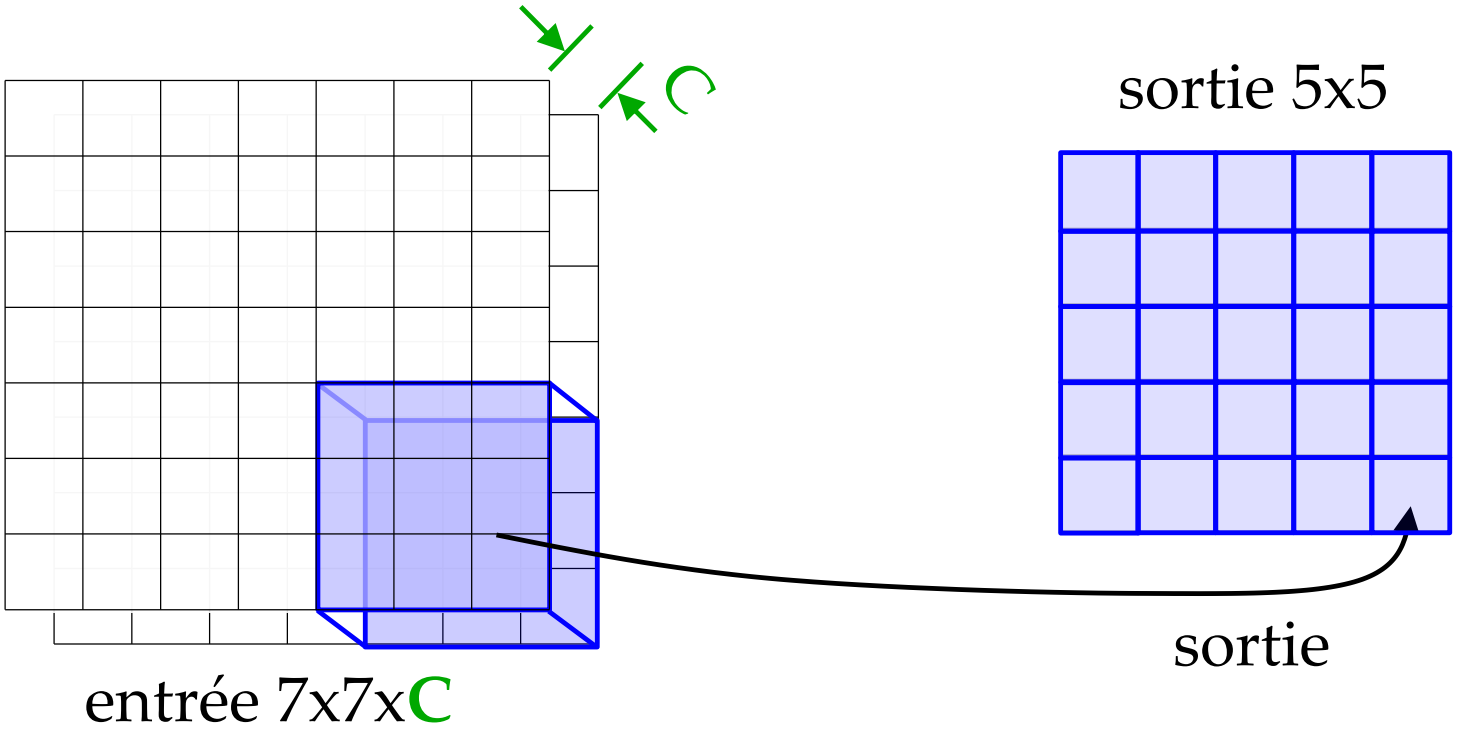
Effet de bord : redimensionalisation



Effet de bord : redimensionalisation

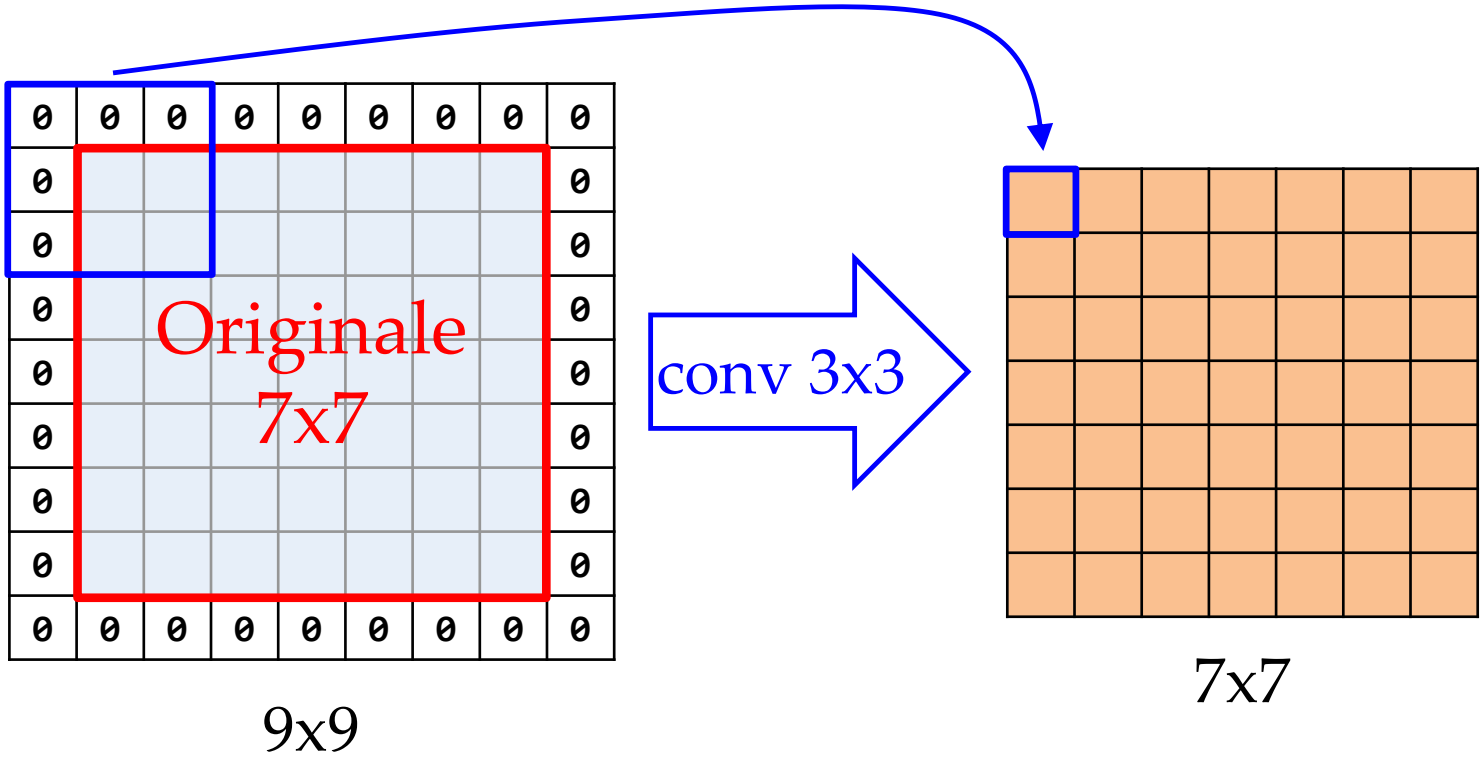


Effet de bord : redimensionalisation



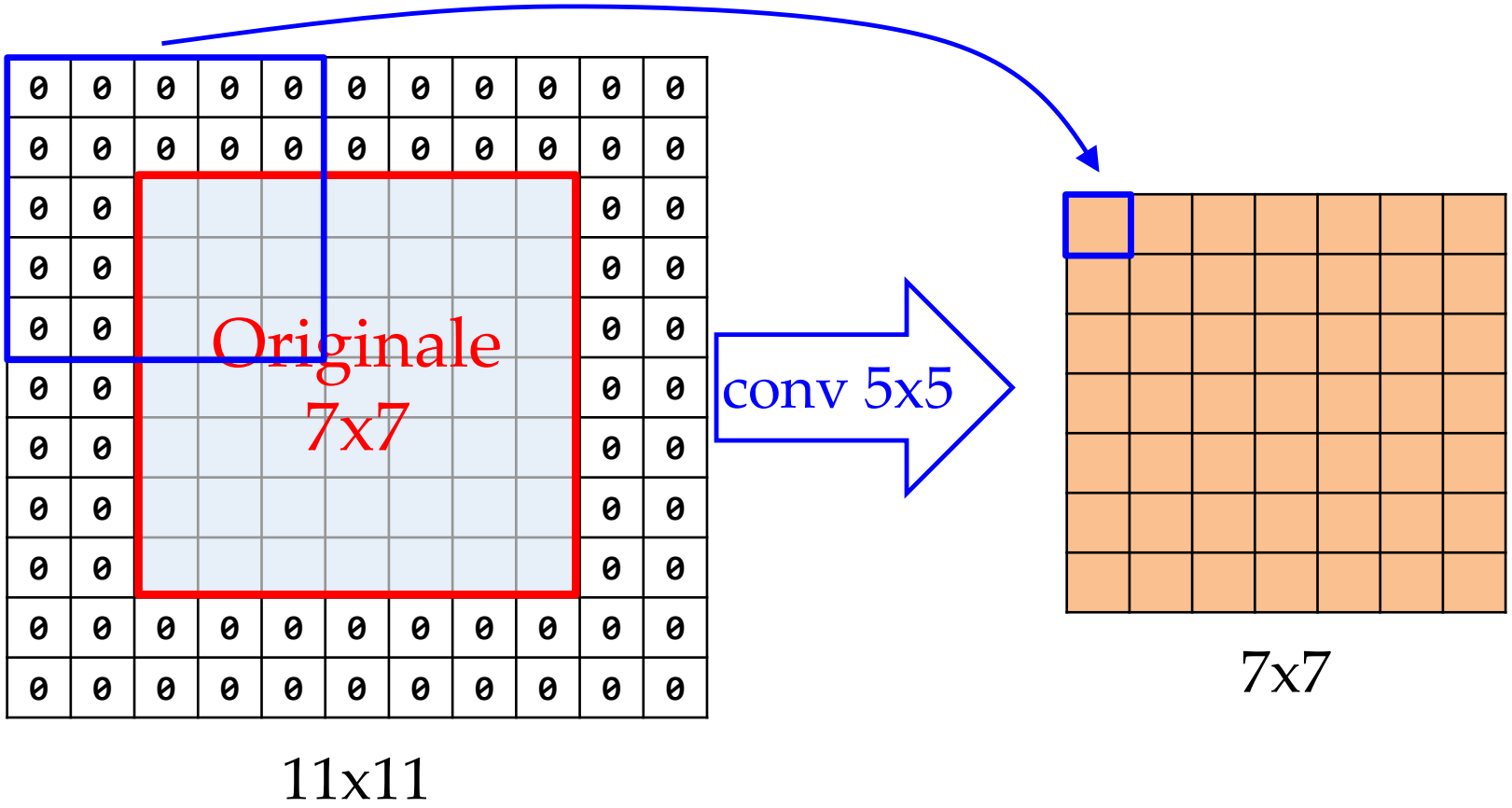
Ajout de zéros : *zero padding*

- Ajoute des entrées à 0 en bordure



(par simplicité, j'ai retiré la 3ème dimension)

Ajout de zéros : *zero padding*



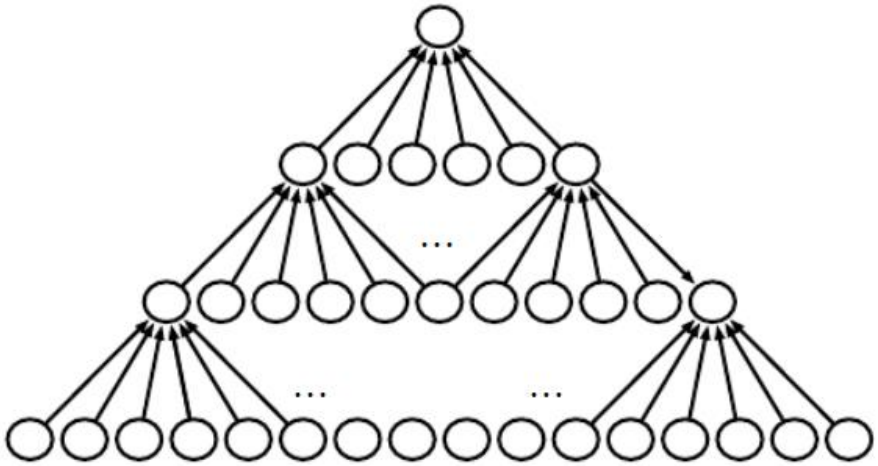
Pour filtre 3x3, padding de largeur 1
Pour filtre 5x5, padding de largeur 2
Pour filtre 7x7, padding de largeur 3

Zero-padding

- Conserve la largeur du pipeline
- Attention aux effets de bord, où les entrées sont moins informatives à cause du 0-padding

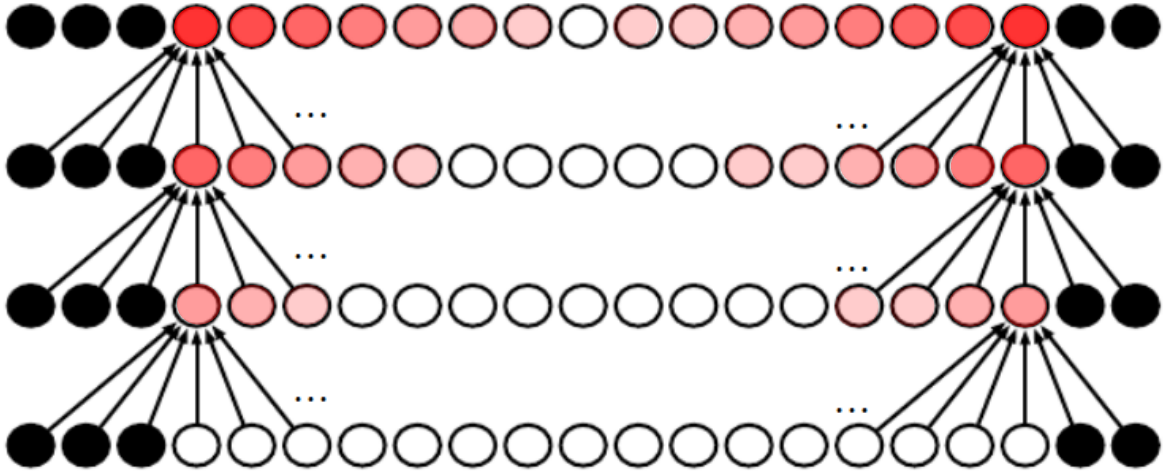
(ne semble pas trop problématique)

sans 0-padding



rougeur : impact du 0-padding

avec 0-padding



Quelques questions!

- Si j'ai une image de 224x224x3 en entrée, complétez la taille du filtre : 5x5x**?**

Réponse : 5x5x**3**

(Comme la 3ème dimension du filtre doit toujours être égale au nombre de canaux entrant, on la laisse souvent tomber dans la notation)

- Si j'ai 32 filtres 5x5 appliqués sur cette image 224x224x3, sans 0-padding, quelle sont les dimensions du tenseur de sortie?

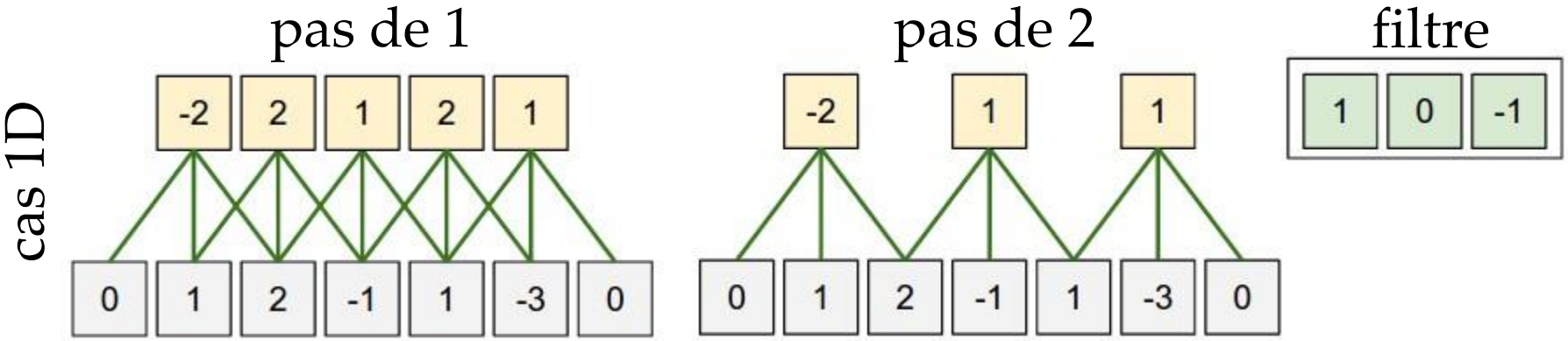
Réponse : 220x220x32

- Quelle est la largeur du 0-padding pour un tenseur de 64x64x10, si on applique un filtre 9x9?

Réponse : largeur de 4

Pas (*stride*)

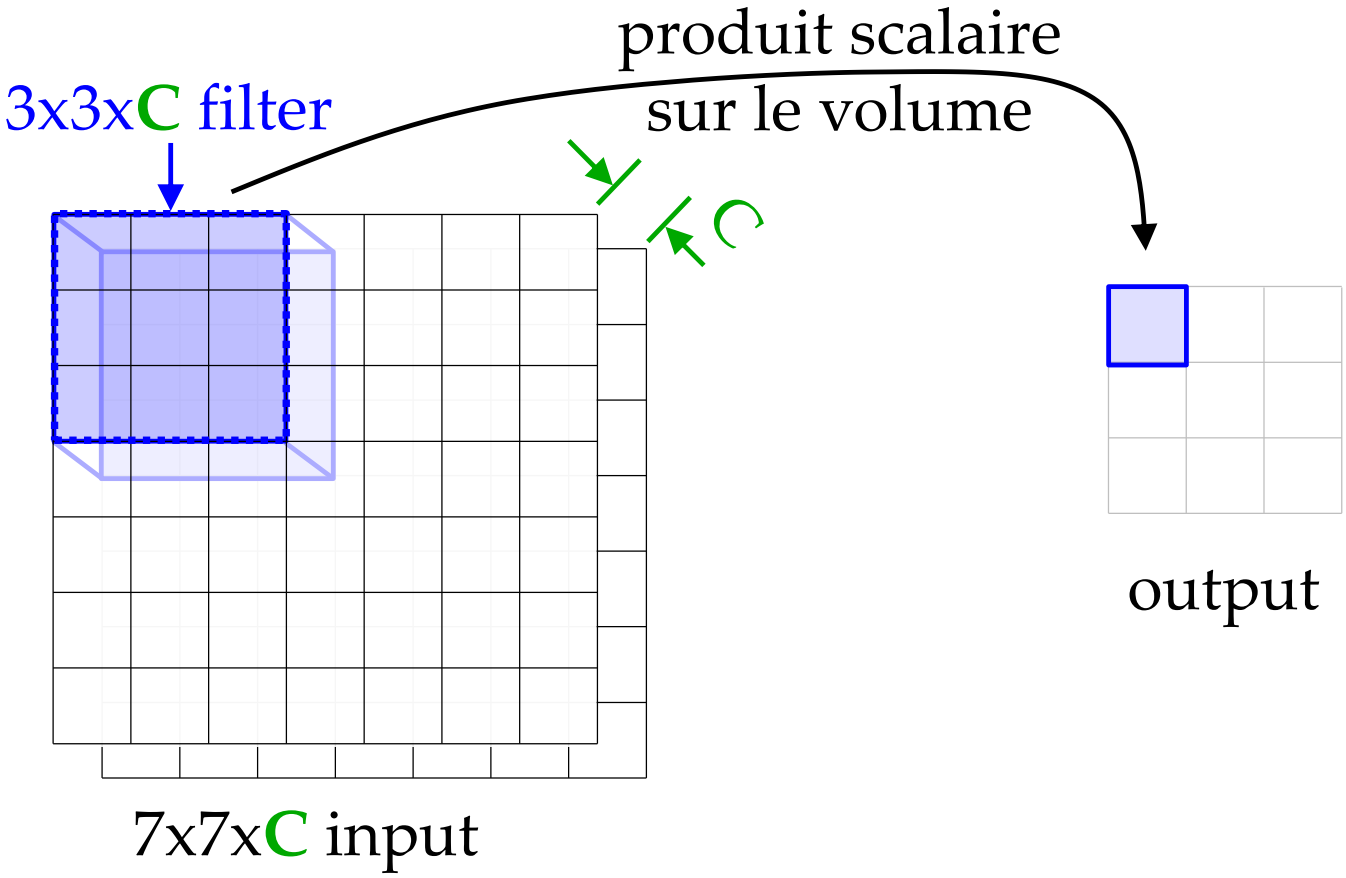
- ***Pas*** (stride) : saut dans l'application de la convolution



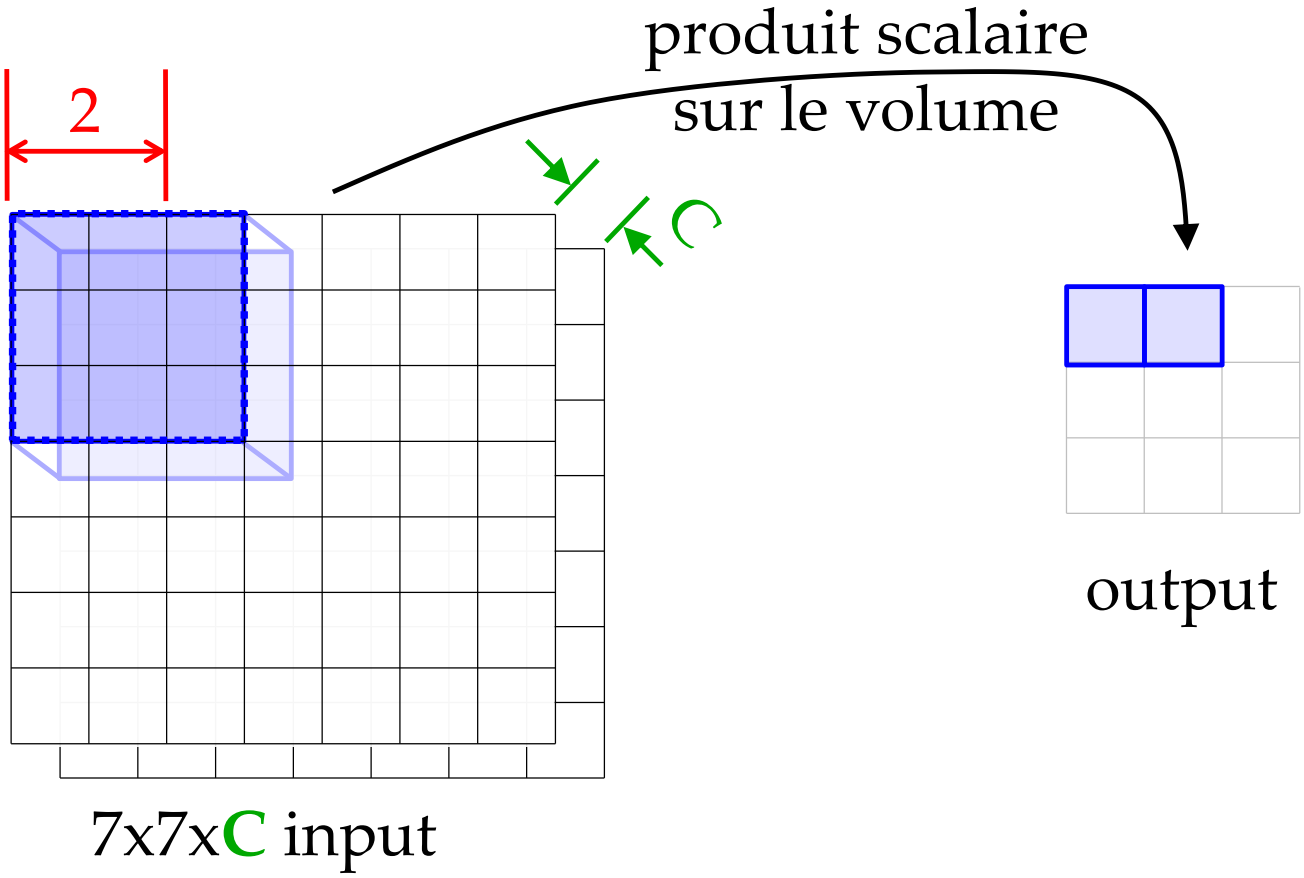
- Le ***pas*** est rarement plus de 3
  - Si plus d'1, réduit grandement la taille de sortie HxW
- Pas toujours possible d'avoir un nombre entier d'application de convolution, si le ***pas*** n'est pas 1
  - Par exemple, entrée 7x7, filtre 3x3, ***pas*** de 3
  - Libraire peut automatiquement faire du 0-padding, couper l'image (*crop*) ou lancer une exception

http://cs231n.github.io/convolutional-networks/

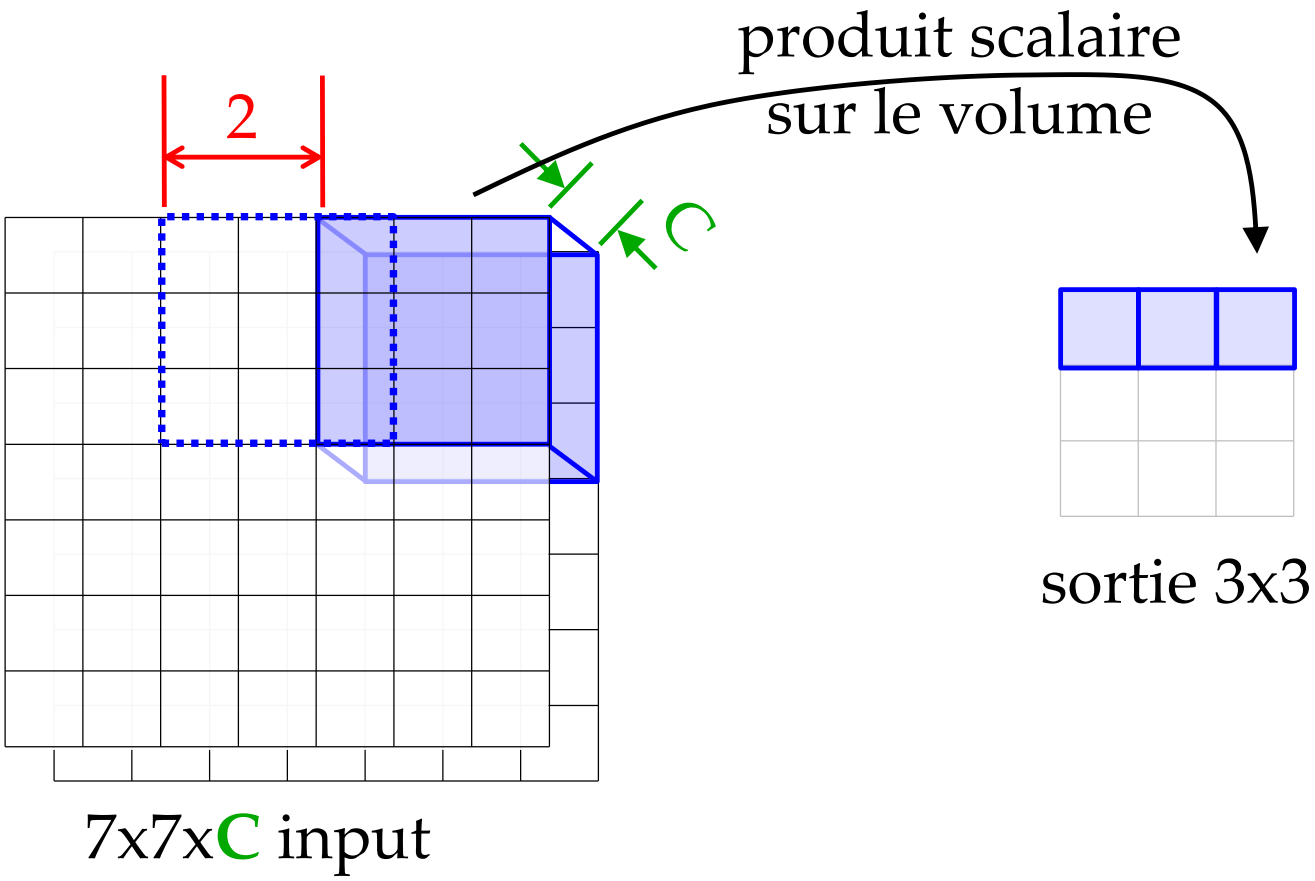
Pas de 2


produit scalaire
sur le volume
3x3xC filter
C
output
7x7xC input

Pas de 2



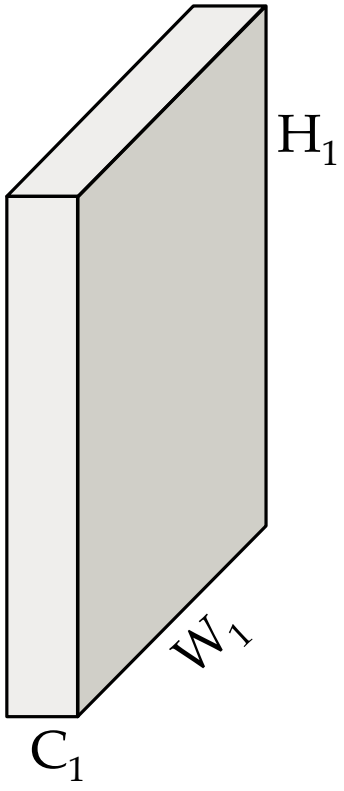
Pas de 2

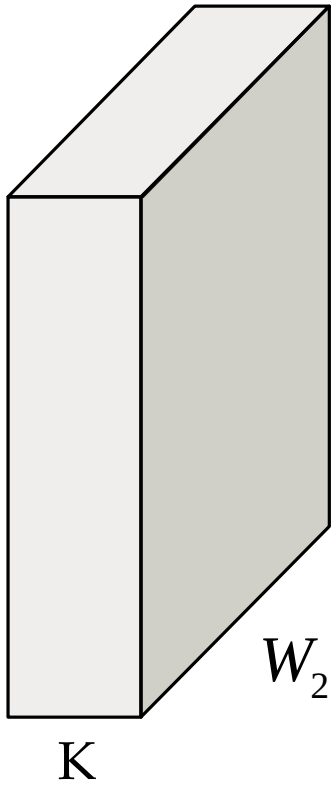


Tailles entrée et sortie

K : nombre de filtres
F : taille du filtre (FxF)
S : pas (stride)
P : quantité de 0-padding

Valeurs typiques (cs231n)
K : puissances de 2
F=3, S=1, P=1
F=5, S=1, P=2
F=5, S=2, P=autant que nécessaire
F=1, S=1, P=0



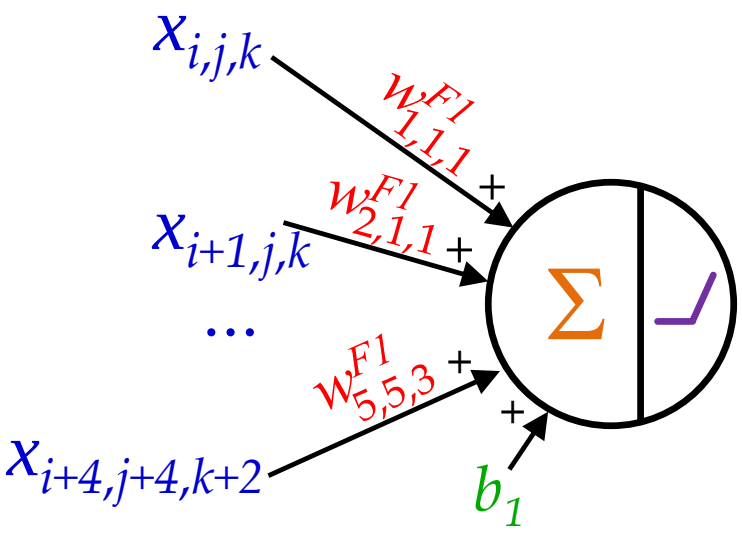


$$H_2 = \frac{H_1 - F + 2P}{S} + 1$$

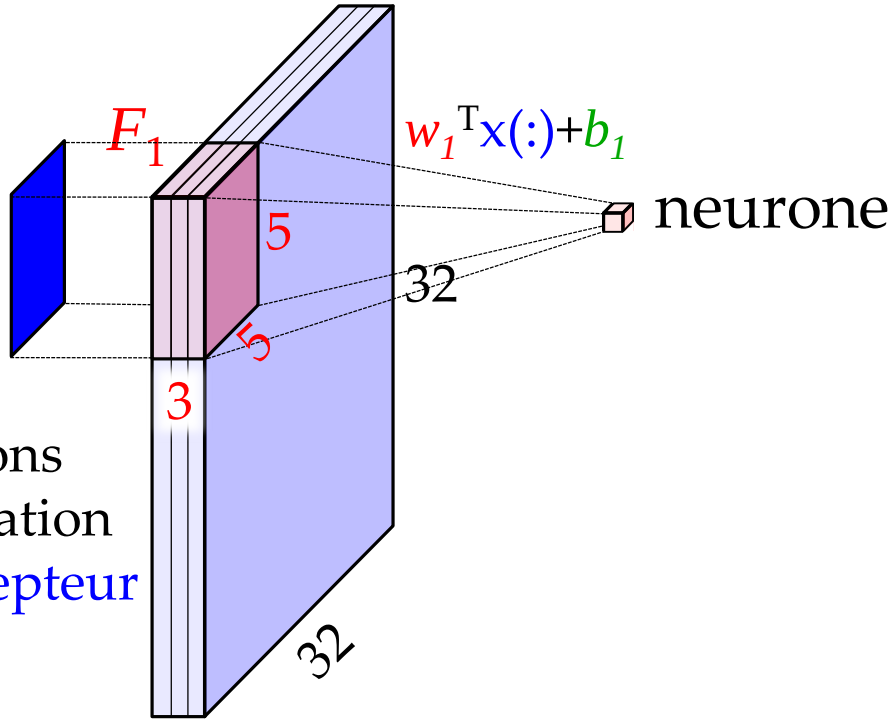
$$W_2 = \frac{W_1 - F + 2P}{S} + 1$$

paramètres : $F \cdot F \cdot C_1 \cdot K$ poids + K biais

Point de vue d'un neurone



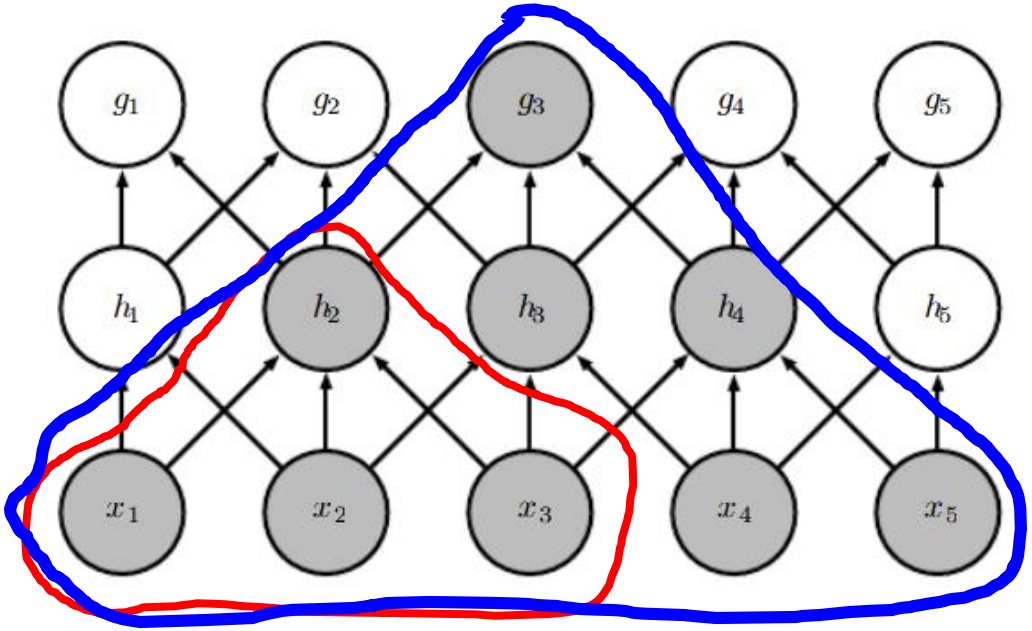
champ récepteur



prend des décisions basées sur l'information dans son champ récepteur

Champ récepteur

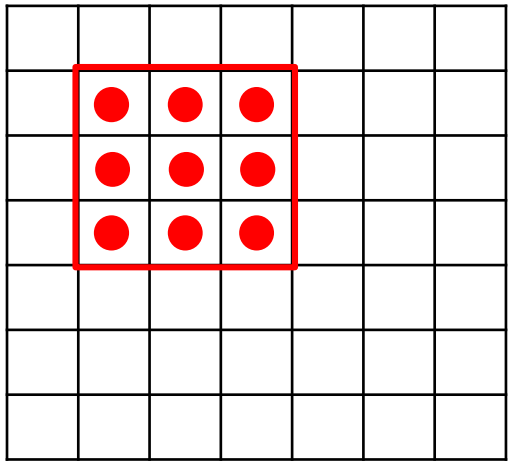
- Augmente avec la profondeur
- Les neurones plus haut peuvent prendre des décisions basées sur des champs plus grands



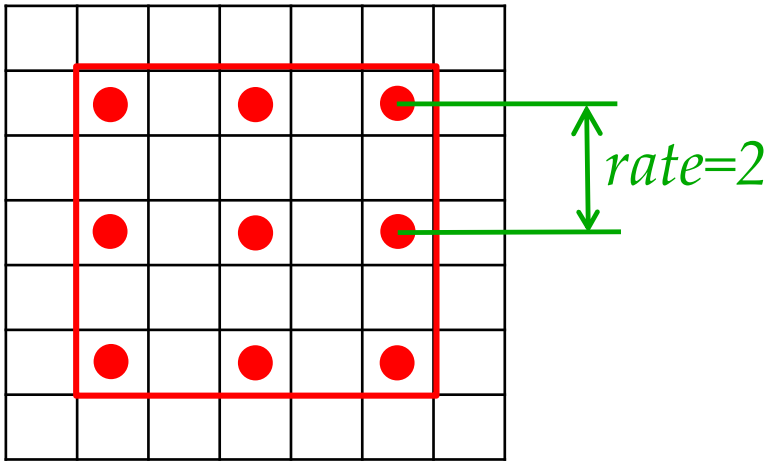
(I. Goodfellow) deeplearningbook.org

Convolution « à trous »

- En anglais : « *atrous* », *dilated convolution*



Classique 3x3



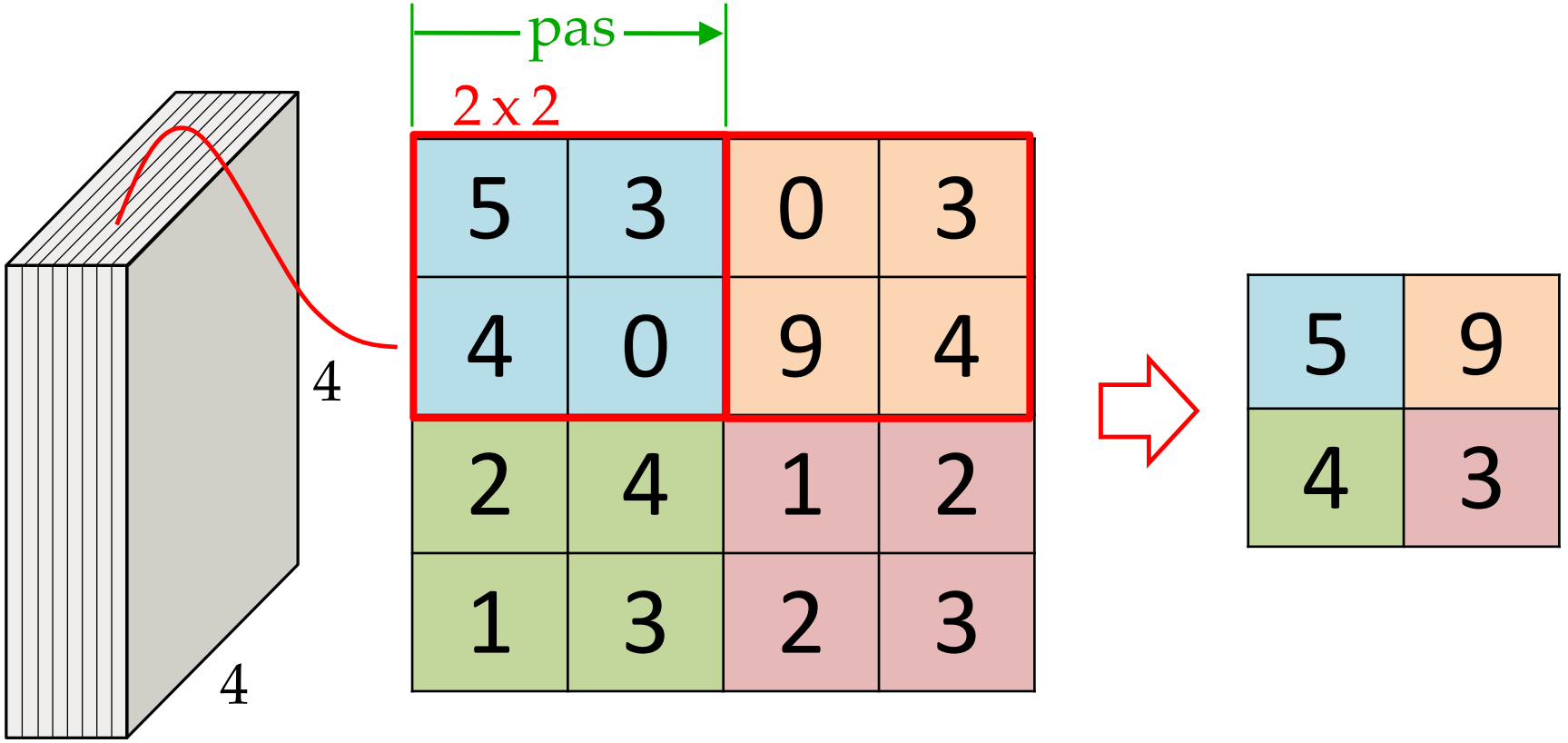
À trous 3x3 *Encore 9 paramètres*

- Permet d'étendre le champ récepteur, sans augmenter le nombre de paramètres
- Remplace *maxpooling* en quelque sorte
- Utilisé dans des concepts comme *spatial pyramid*

Pooling

Max Pooling

- Appliqué pour chaque tranche, indépendamment

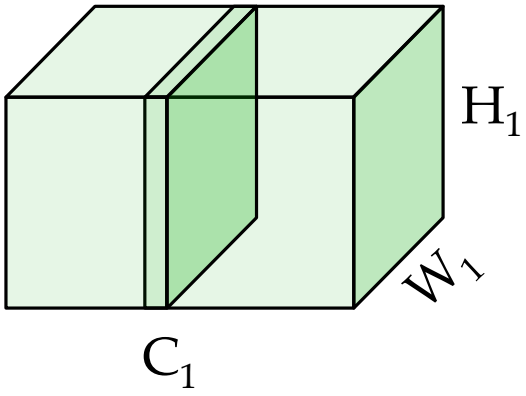


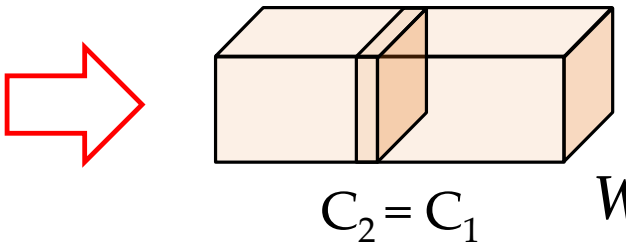
Doit spécifier :

- taille
- pas

Max Pooling

F : taille
S : pas (*stride*)





$$H_2 = \frac{H_1 - F}{S} + 1$$

$$W_2 = \frac{W_1 - F}{S} + 1$$

Valeurs usuelles : F = 2, S=2
F = 3, S=2

N'ajoute aucun paramètre entrainable ☺

Max Pooling

- Réduit la dimension du feature map
  - se fait aussi avec **conv et *stride*≠1**
- Souvent, on en profite pour augmenter le nombre de filtres
  - la « quantité » d'information reste similaire
  - augmente la richesse de la représentation / abstraction
- Pourquoi maxpool au lieu de faire une moyenne?
  - maxpool: détecte la présence d'un feature dans une région
  - avgpool: va en partie noyer cette valeur (ou compter le nombre)

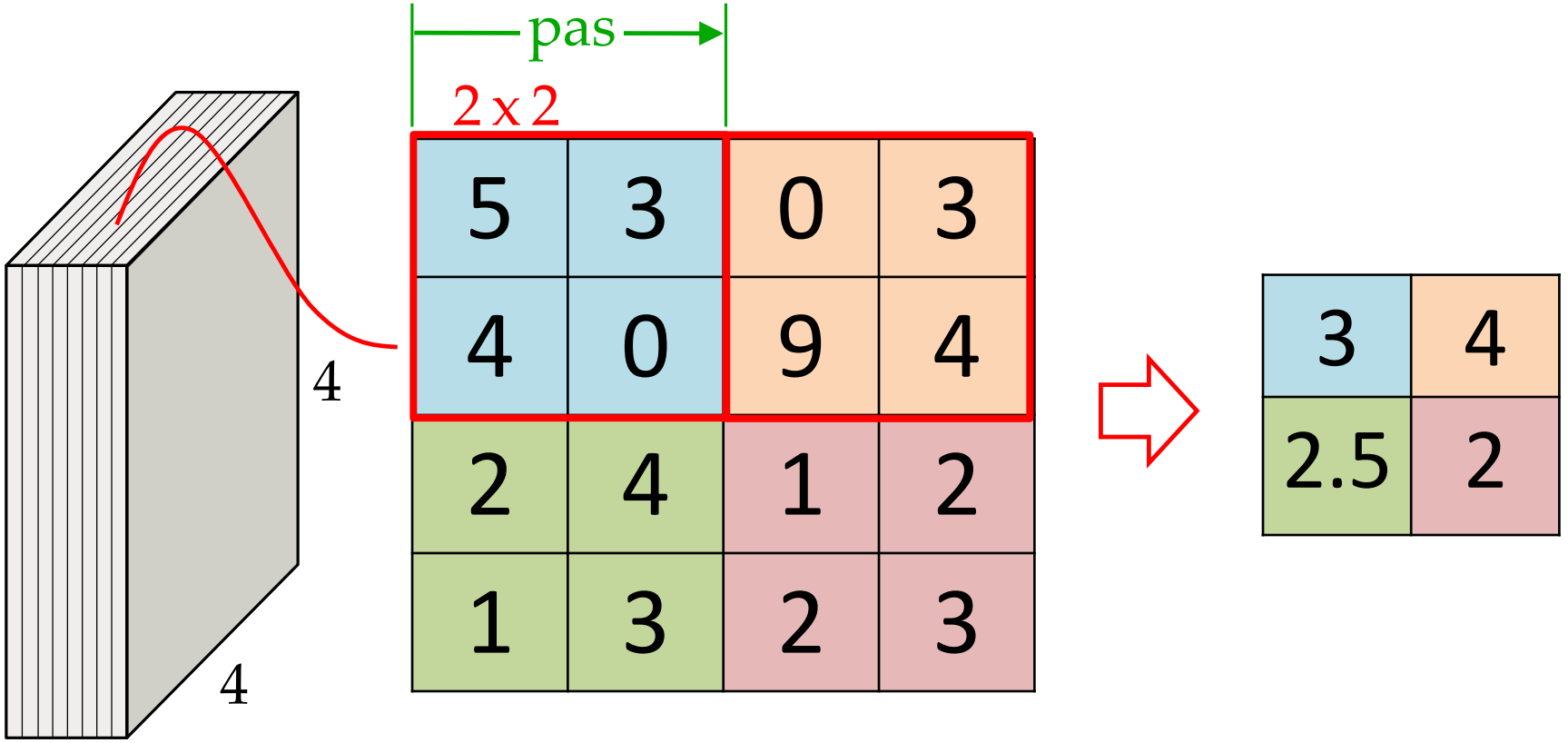
Max Pooling

- Question : comment se propage le gradient avec maxpooling ?

- Réponse : seulement dans le neurone maximal

Average Pooling

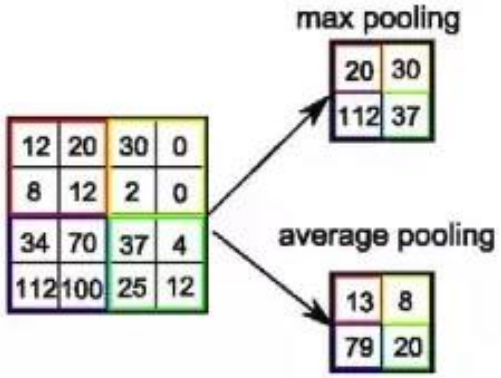
- On fait la moyenne sur chaque fenêtre

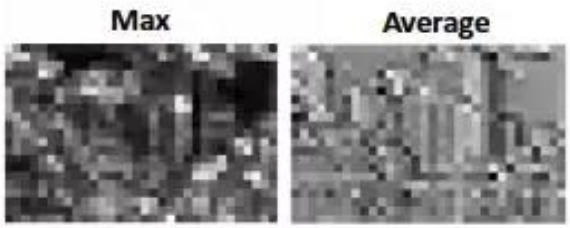


Doit spécifier :
- taille
- pas

Average Pooling

- Contrairement à maxpooling, on ne sélectionne pas de features en particulier
- Va avoir tendance à lisser les features (filtre passe-bas)
- Gradient va se propager à toutes les cellules



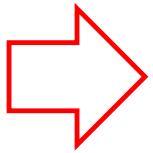


- Va voir plus loin une utilisation particulière en fin de pipeline (*global averaging pooling*)

Stochastic Pooling

- On pige la sortie au hasard durant l'entraînement, avec probabilité proportionnelle à l'activation

5	3	0	3
4	0	9	4
2	4	1	2
1	3	2	3



5/12	3/12	0	3/16
4/12	0	9/16	4/16
2/10	4/10	1/8	2/8
1/10	3/10	2/8	3/8

Probabilités p

Exemple sortie pigée:

4	9
3	2

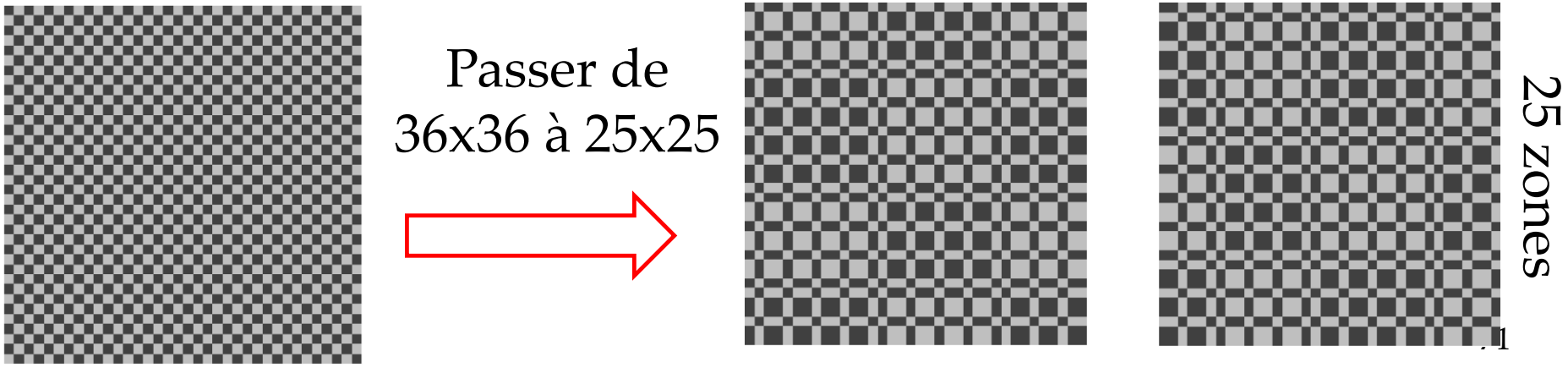
- **Pour les tests**, on prend la moyenne pondérée par p
- Semble offrir une forme de régularisation

https://arxiv.org/pdf/1301.3557.pdf

https://arxiv.org/pdf/1412.6071.pdf

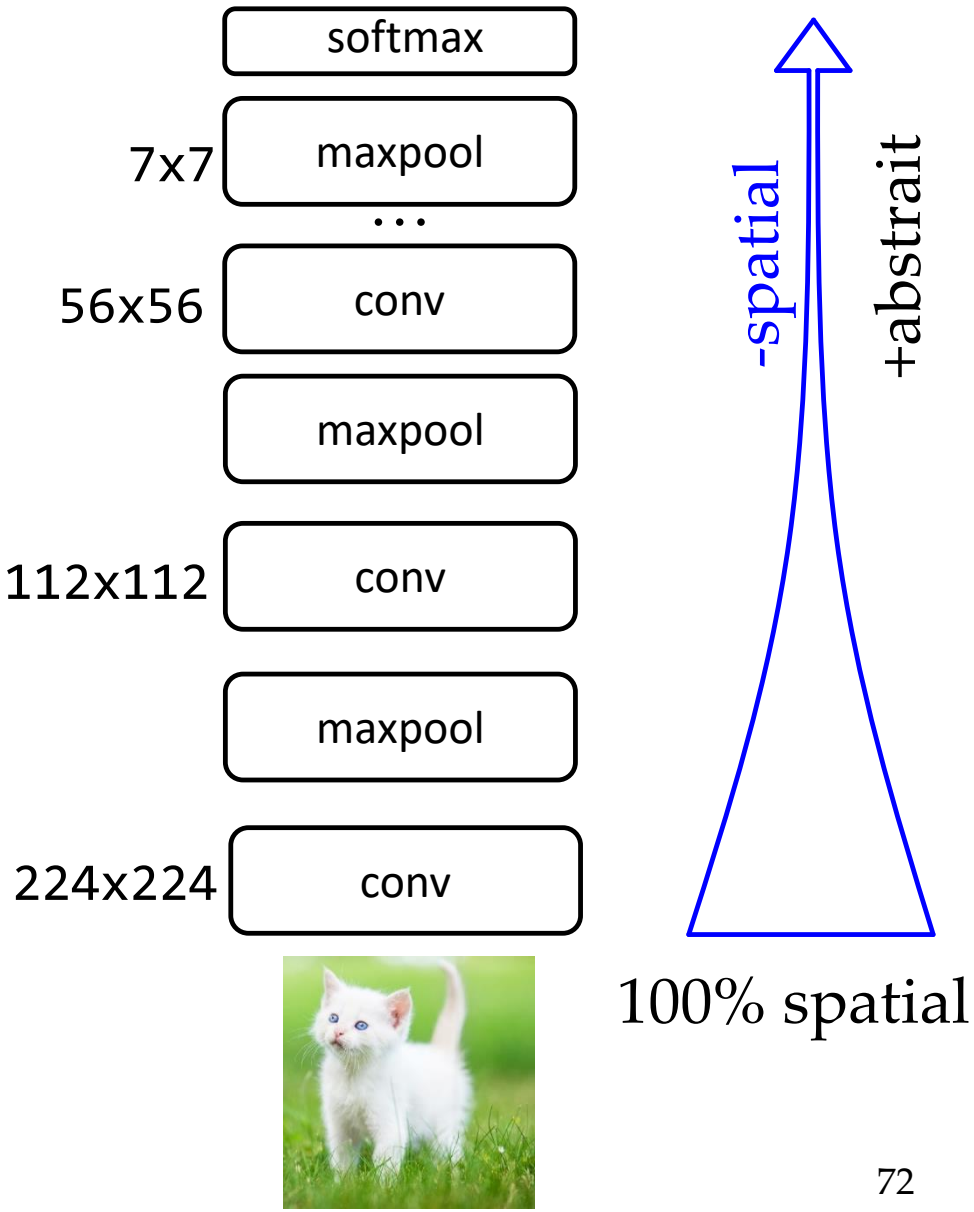
Fractional Max Pooling

- Les méthodes précédentes de pooling demandent d'avoir α un entier comme taille
  - α x α
- FMP permet d'avoir une réduction effective de la taille par un facteur α non-entier
- Piger des assignations de régions aléatoirement, à chaque fois :



Pooling

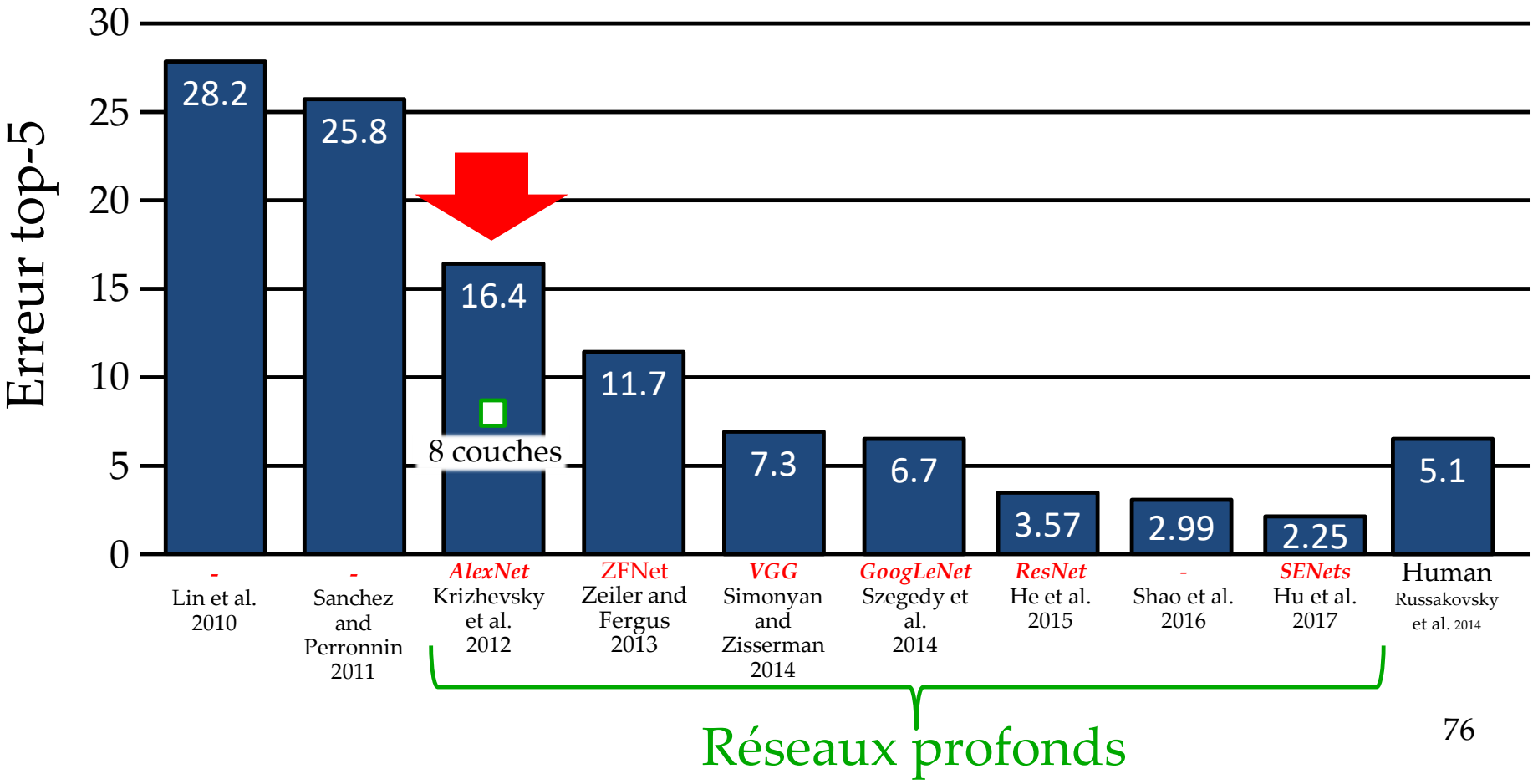
- Augmente champ réceptif rapidement
- Réduit le nombre de paramètre
- Confère une certaine invariance aux transformations géométriques (rotation, translation, échelle)



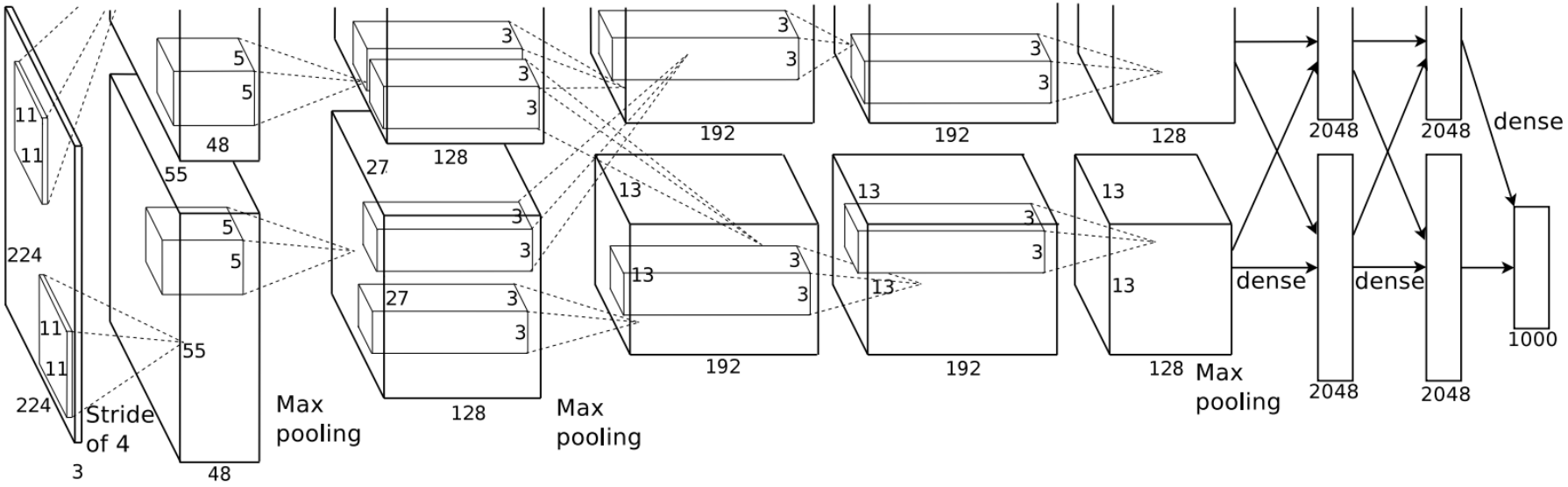
Architectures

Large Scale Visual Recognition Challenge

- *Image Classification Challenge* :
  - 1,000 classes d'objets
  - 1,431,167 images



AlexNet

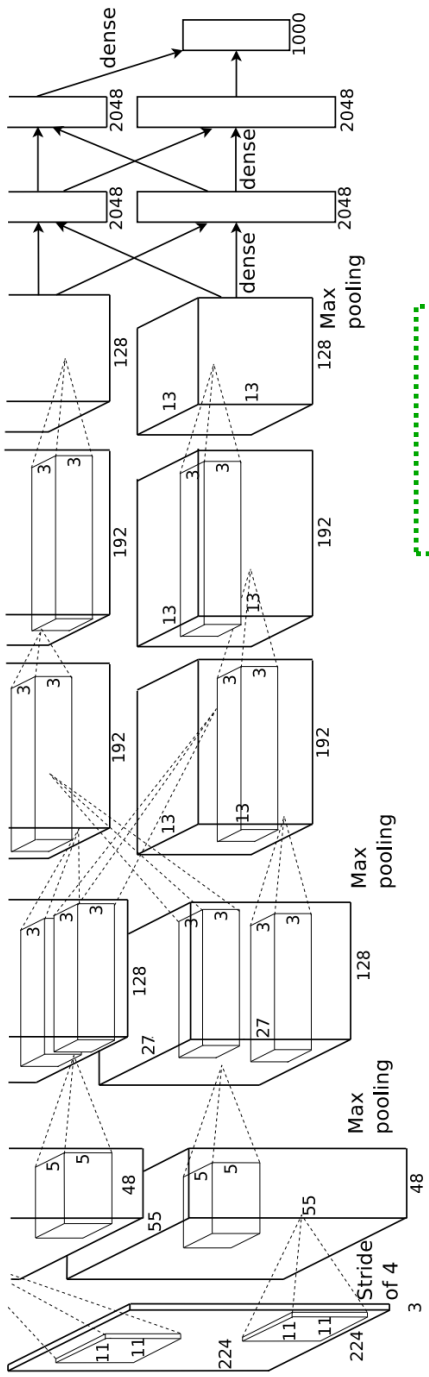


- 8 couches
- 60M paramètres
- Apparition des ReLU
- Dropout de 0.5
- Entraîné sur deux cartes GTX 580 (3 Go) en parallèle

adapté de : cs231n

AlexNet

majorité des paramètres



[1000] FC8: 1000 neurons (class scores)
[4096] FC7: 4096 neurons
[4096] FC6: 4096 neurons

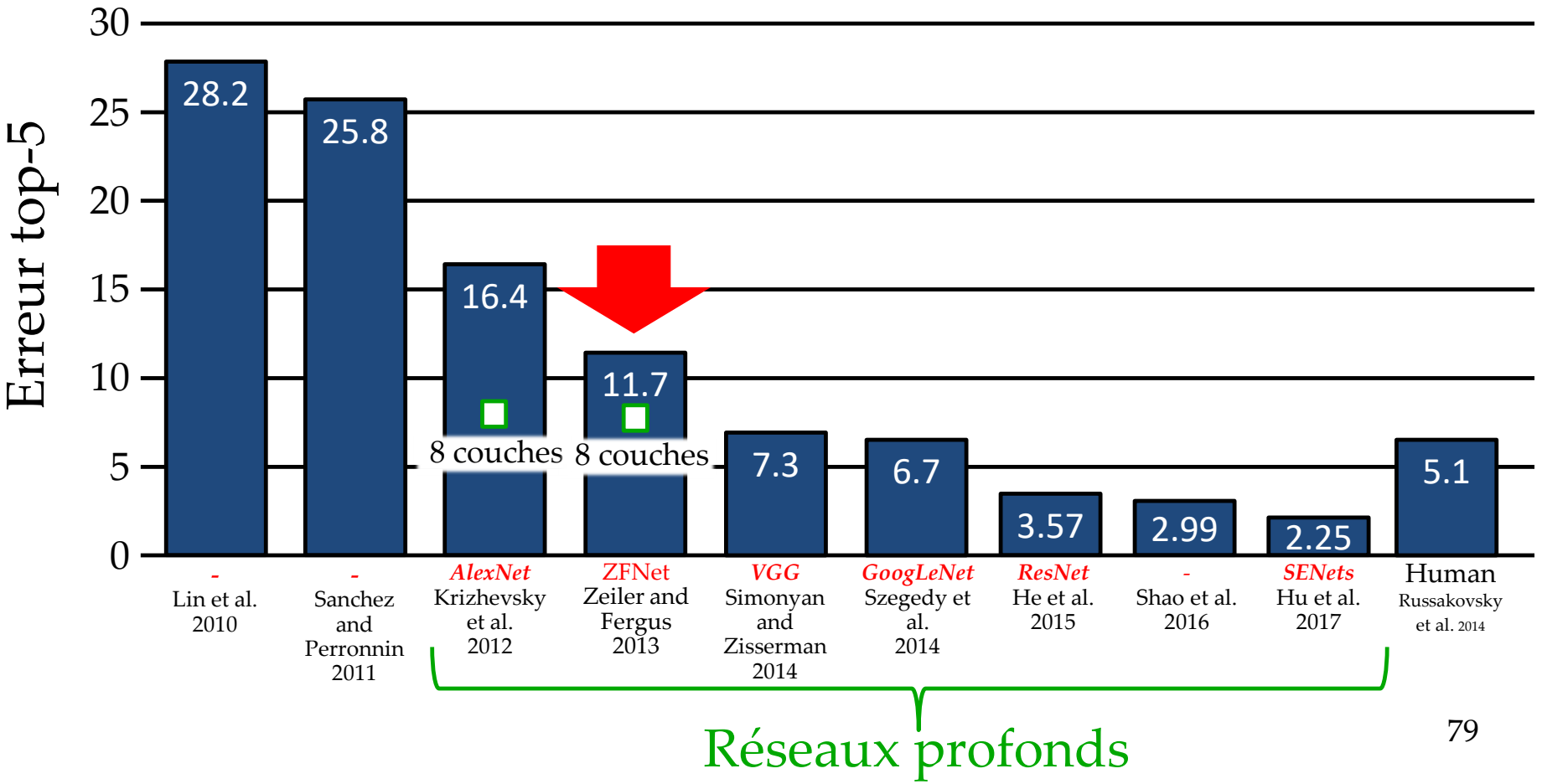
Classificateur puissant (besoin dropout)

[6x6x256] MAX POOL3: 3x3 filters at stride 2
[13x13x256] CONV5: 256 **3x3** filters at stride 1, pad 1
[13x13x384] CONV4: 384 **3x3** filters at stride 1, pad 1
[13x13x384] CONV3: 384 **3x3** filters at stride 1, pad 1
[13x13x256] NORM2: Normalization layer
[13x13x256] MAX POOL2: 3x3 filters at stride 2
[27x27x256] CONV2: 256 **5x5** filters at stride 1, pad 2
[27x27x96] NORM1: Normalization layer
[27x27x96] MAX POOL1: 3x3 filters at stride 2
[55x55x96] CONV1: 96 **11x11** filters at stride 4, pad 0
[227x227x3] INPUT

réduction rapide

adapté de : cs231n

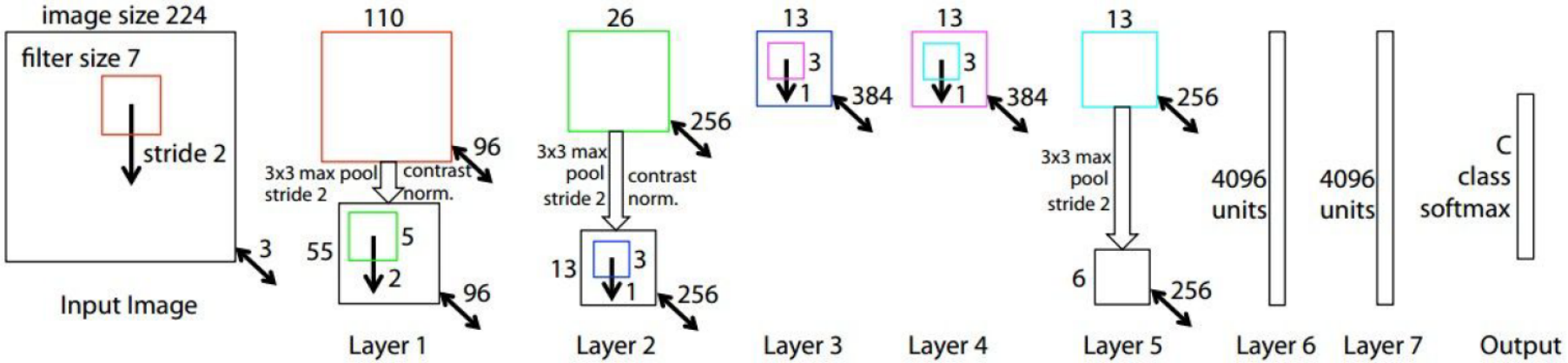
Large Scale Visual Recognition Challenge



ZFNet

ZFNet

[Zeiler and Fergus, 2013]



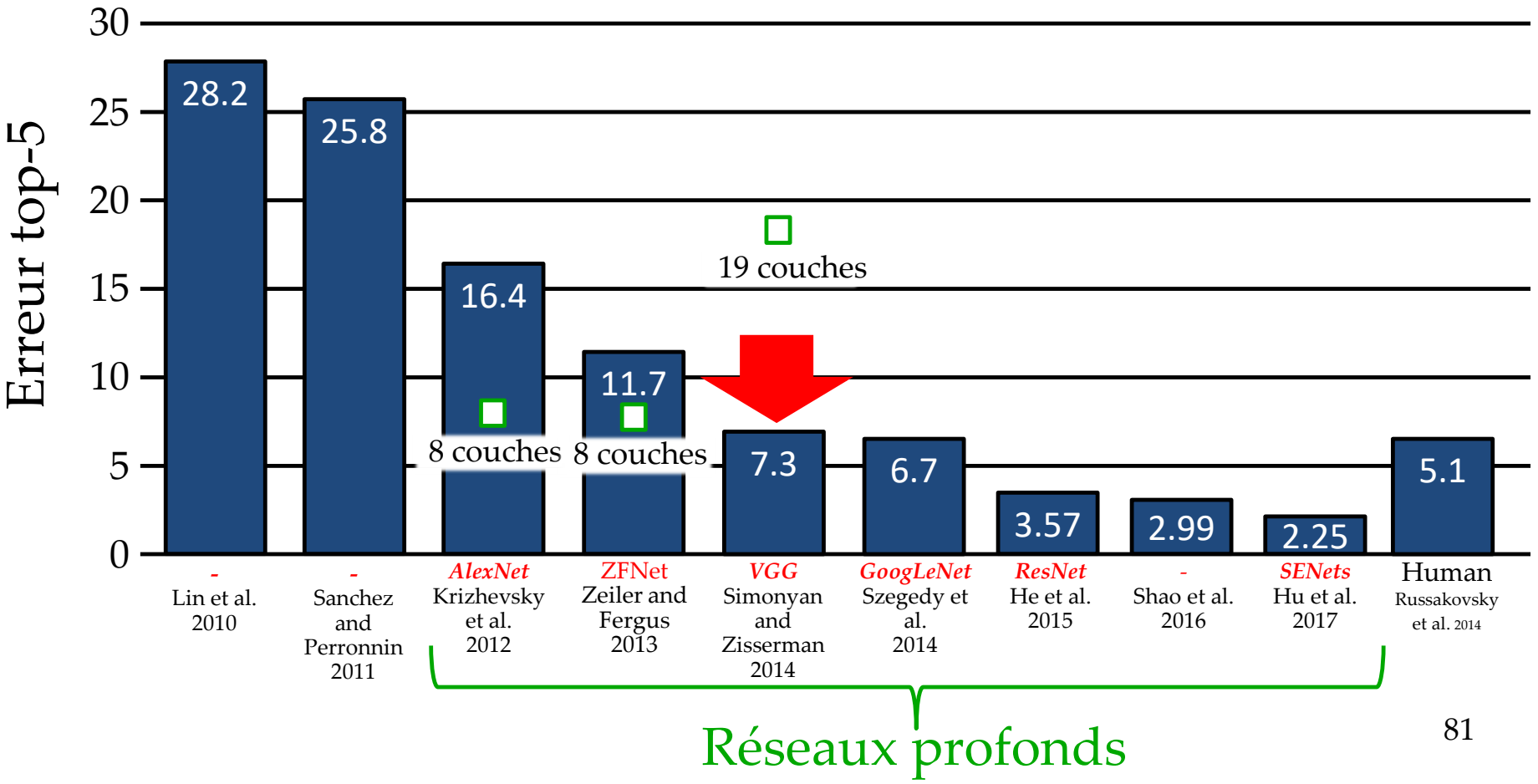
TODO: remake figure

AlexNet but:
CONV1: change from (11x11 stride 4) to (7x7 stride 2)
CONV3,4,5: instead of 384, 384, 256 filters use 512, 1024, 512

ImageNet top 5 error: 16.4% -> 11.7%

tiré de : cs231n

Large Scale Visual Recognition Challenge



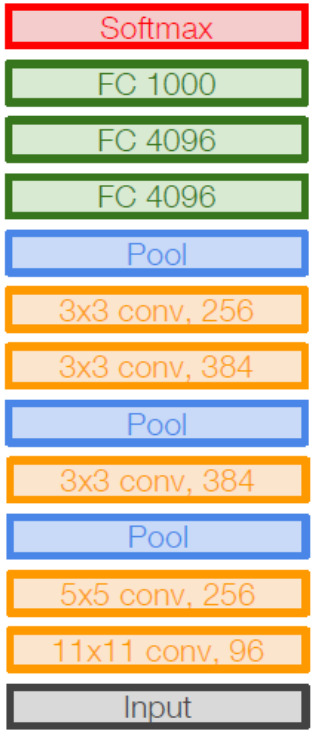
VGGNet

- Toujours 3 couches fully-connected comme classificateur
- 16-19 couches
- 138M paramètres
- Que des convolutions 3x3
- Empilement de 3 convolution 3x3 a le même champ récepteur qu'un filtre 7x7
  - Mais plus de non-linéarité (si ReLU)
  - Moins de paramètres :

  $3(3^2C^2)$ vs. 7^2C^2 , avec

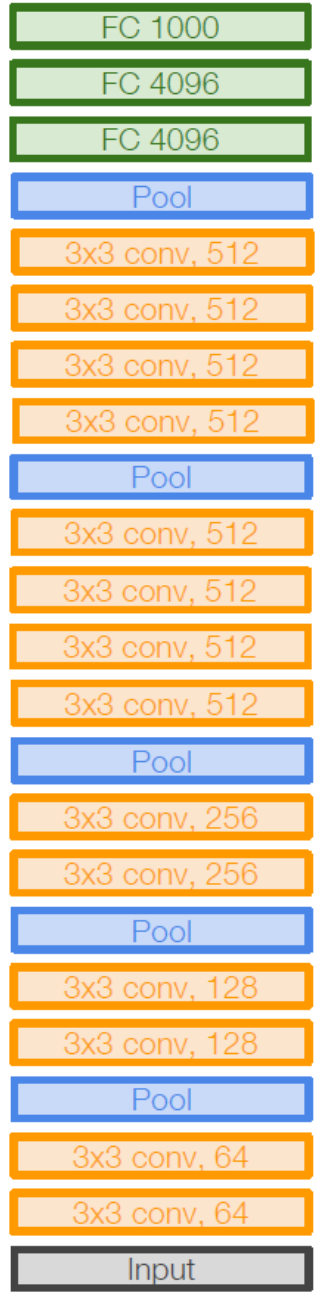
  C channels en entrée-sortie

  (économie de 45%)



AlexNet

VGG16



VGG19

adapté de : cs231n

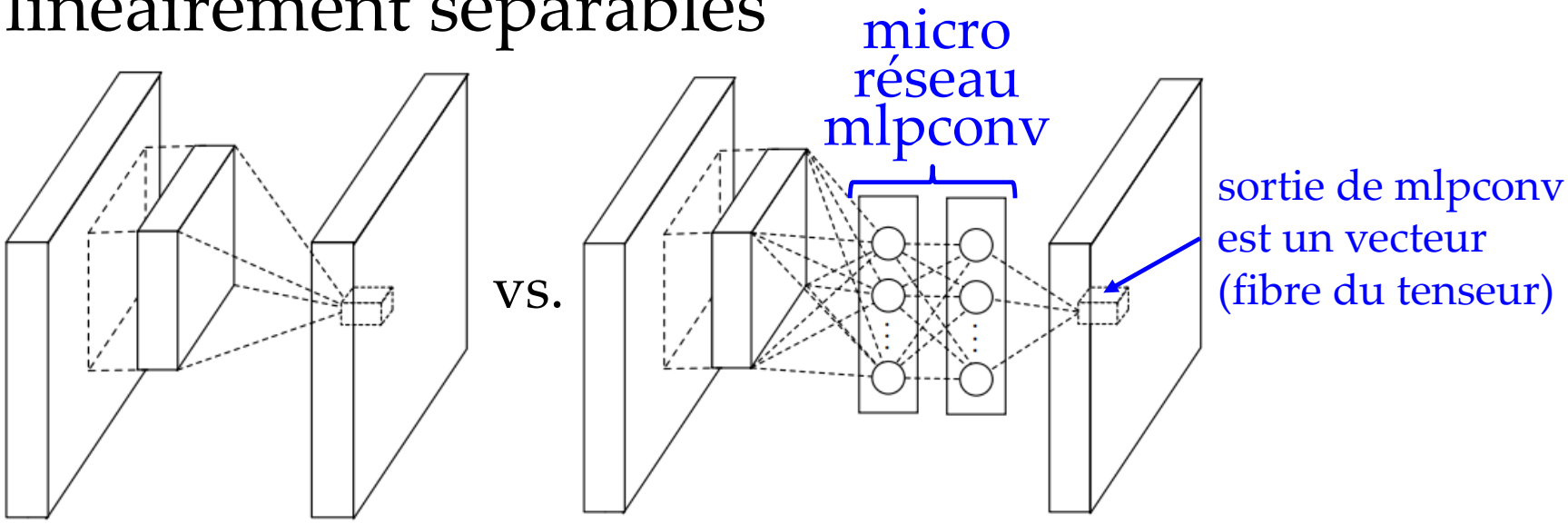
VGGNet

- Procédure complexe d'entraînement
  - entraine petit réseau
  - puis insère des nouvelles couches au milieu, initialisées au hasard
- Procédure inutile :

  It is worth noting that after the paper submission we found that it is possible to initialise the weights without pre-training by using the initialisation procedure of Gloriot & Bengio (2010).

Network In Network (NIN)

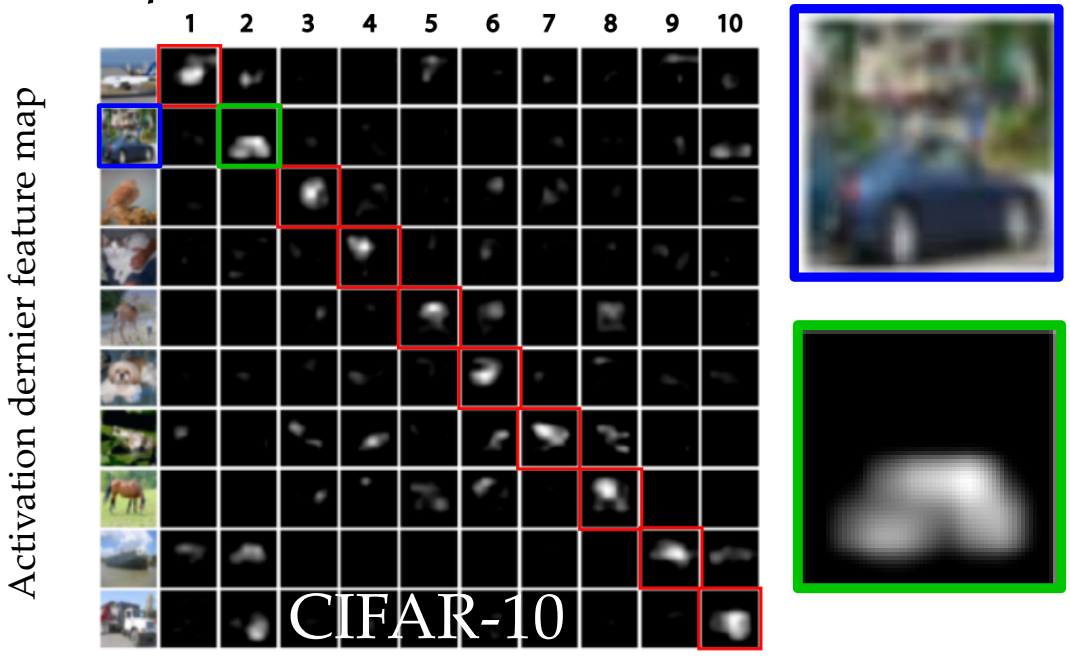
- Les filtres CNN supposent que les *features* sont linéairement séparables

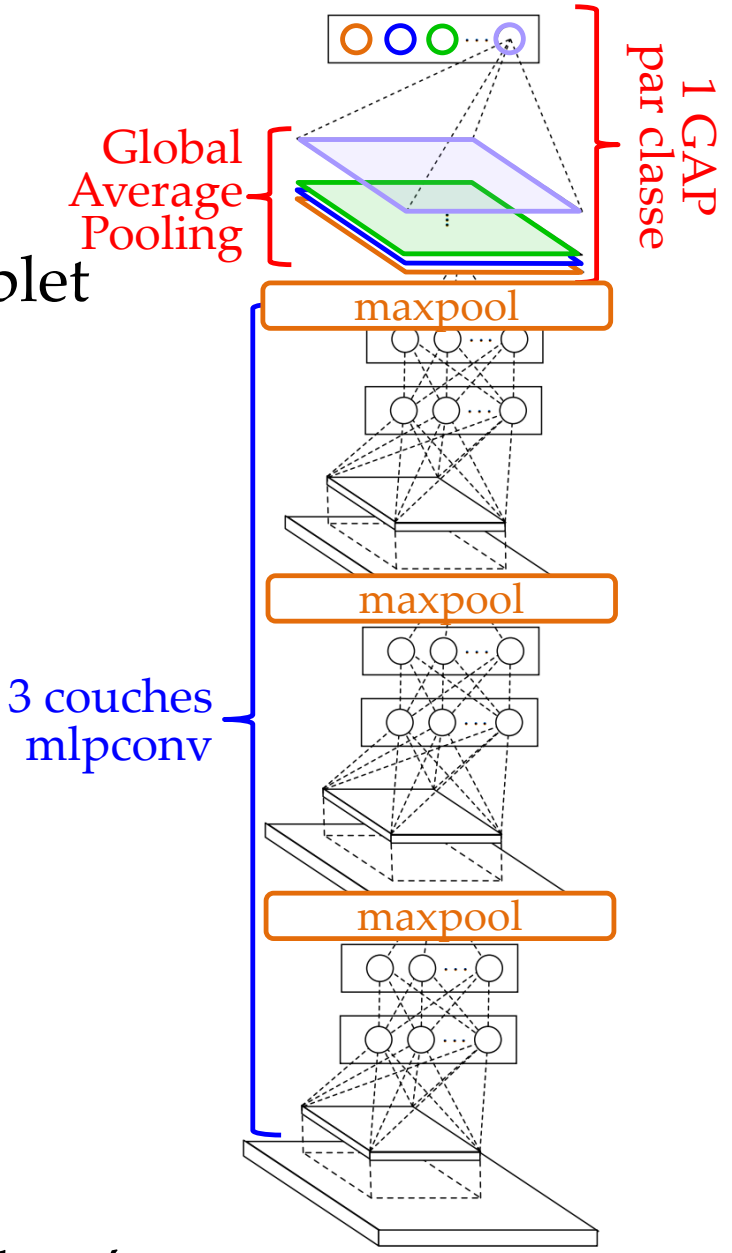


- Remplacé par un micro-réseau de neurones (**`mlpconv`**), qui peut exprimer des fonctions non-linéaires
- Partagés, comme dans les filtres CNN
- Utilisation des convolutions 1x1 (approfondi plus loin)

NiN

- Introduit le Global Average Pooling (GAP) sur les features map finaux
- Moyenne d'un feature map au complet
- 1 par classe, connecté au softmax
- Force la corrélation entre un *feature map* et une classe :





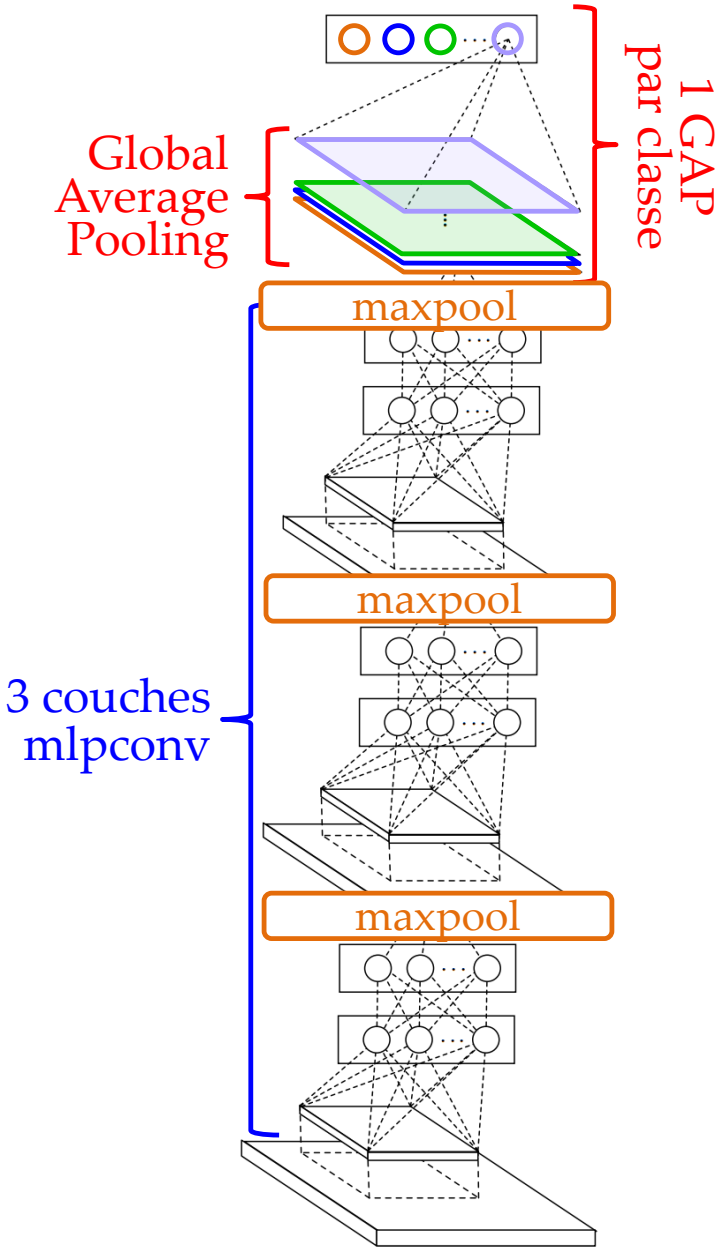
- Facilite l'interprétation des erreurs du réseau

NiN

- GAP agit comme régularisateur structurel

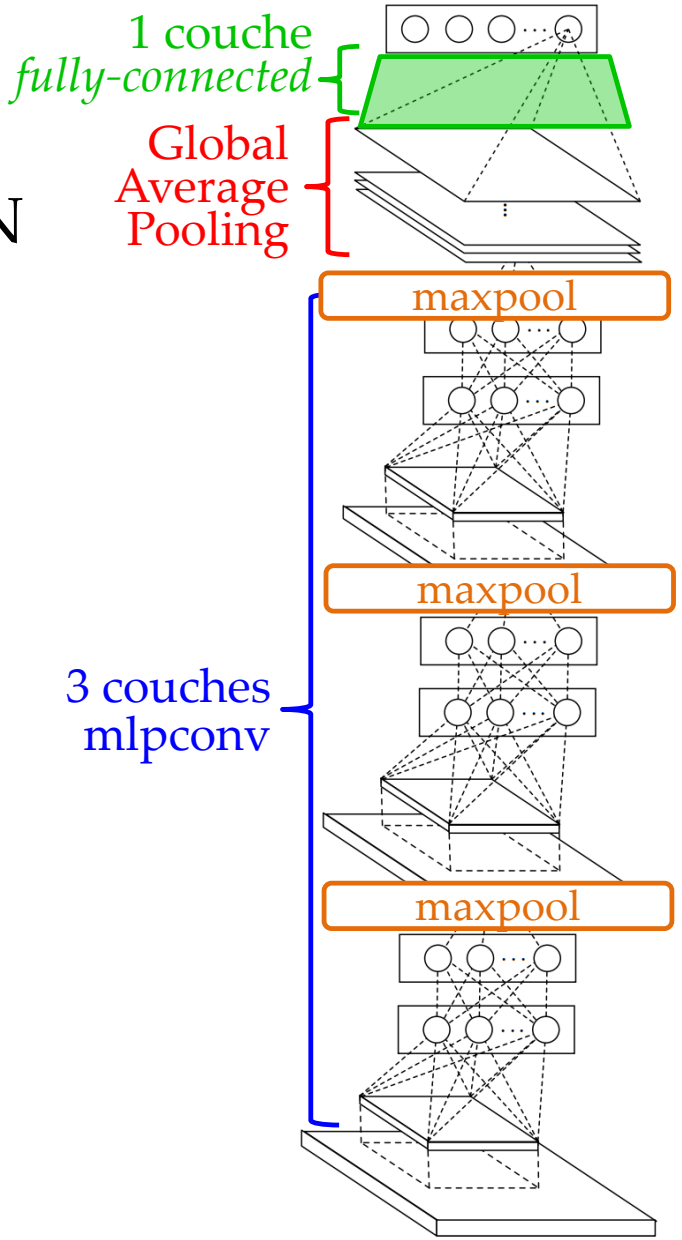
Method	Testing Error
mlpconv + Fully Connected	11.59%
mlpconv + Fully Connected + Dropout	10.88%
mlpconv + Global Average Pooling	10.41%

- Puissance d'extraction des filtres micro-réseaux améliore tellement la qualité des *features* que le classificateur n'est plus nécessaire
- Dropout sur les sorties mlpconv 1 et 2



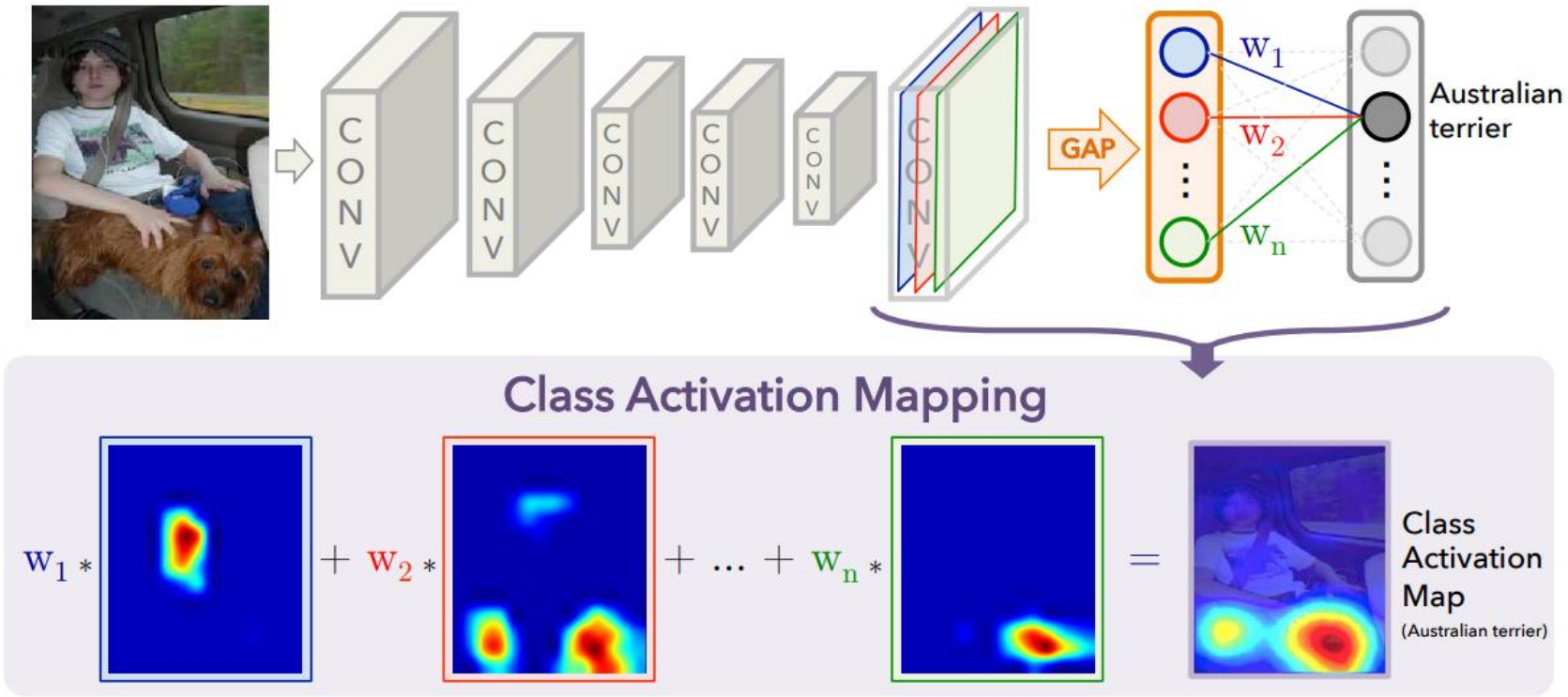
NiN

- Certaines implémentation de NiN semblent utiliser une couche de fully connected comme classificateur
  - Beaucoup moins de paramètres
  - Beaucoup moins d'overfit
- Take-home message reste le même : plus besoin d'un classificateur puissant en sortie
- Tendance forte des prochaines architectures



GAP : localisation d'objet gratuite!

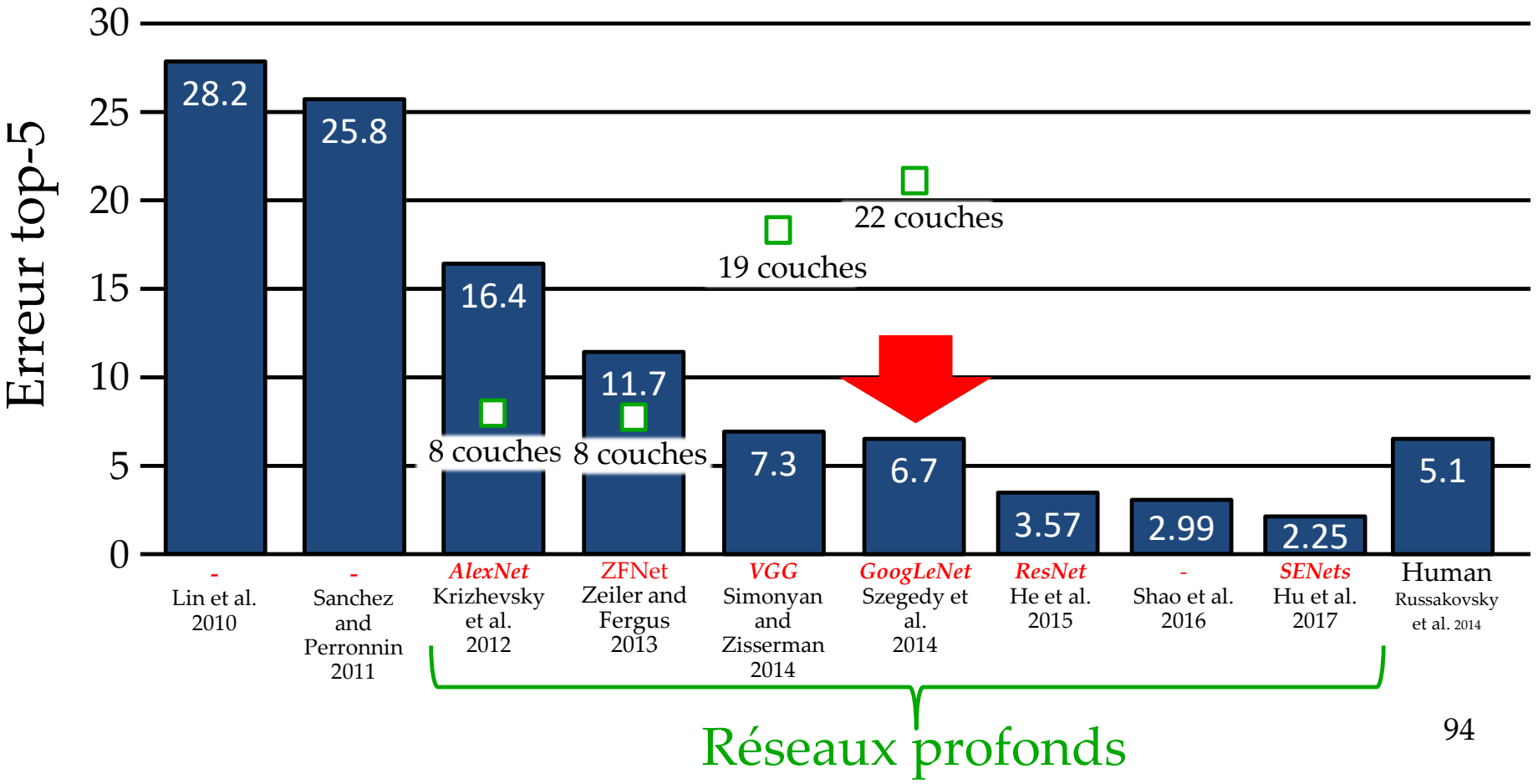
- http://cnnlocalization.csail.mit.edu/



- Donne une certaine interprétabilité aux résultats

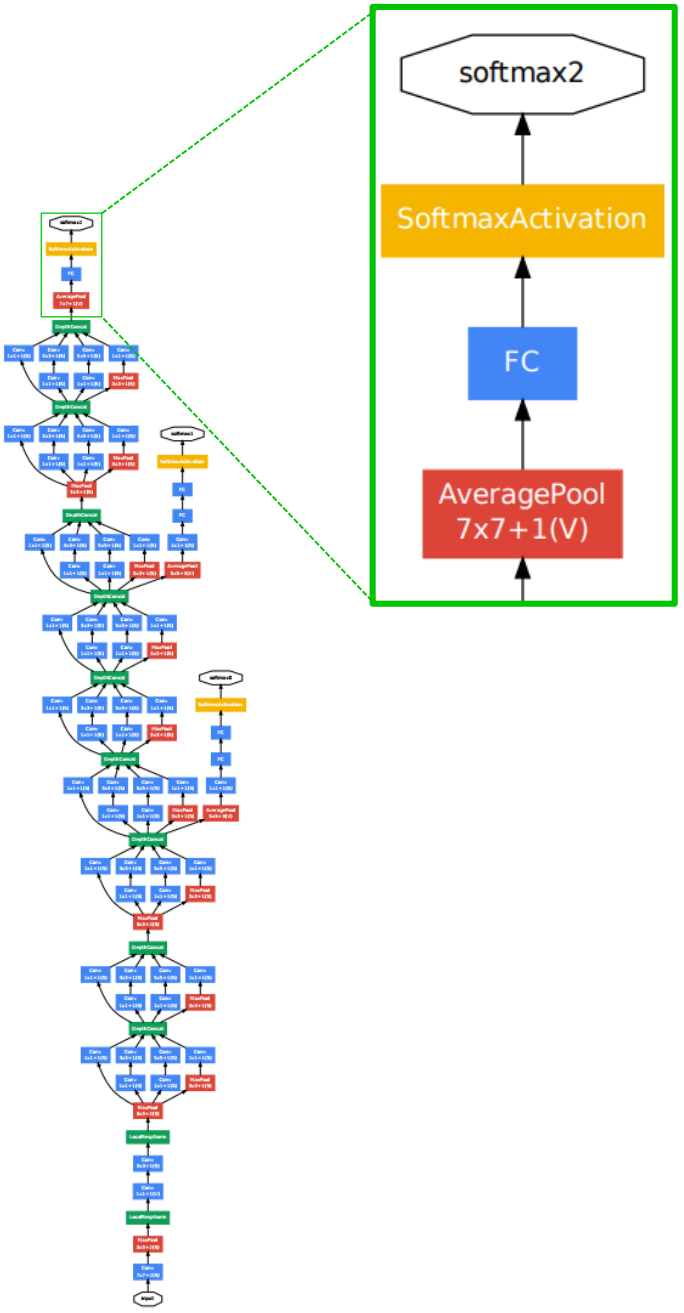
Zhou et al., Learning Deep Features for Discriminative Localization, CVPR 2016.

Large Scale Visual Recognition Challenge



GoogLeNet

- Réseau plus profond (22 couches)
- Seulement 5 millions de paramètres, 12 fois moins qu'AlexNet
- Toujours pas de batch norm
- GAP + une couche fully-connected (tendance classificateur faible)
- La couche *fully connected* ne sert (au dire des auteur) qu'à adapter les *features* finaux vers le nombre de sorties (*labels*) désirées.



Szegedy et al., Going Deeper with Convolutions, CVPR 2015.

GoogLeNet

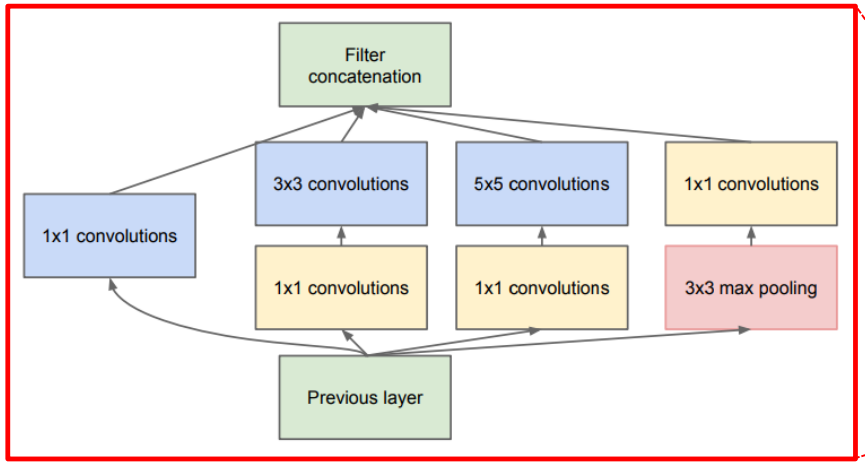
- Emphase sur minimisation des calculs via modules *Inception*

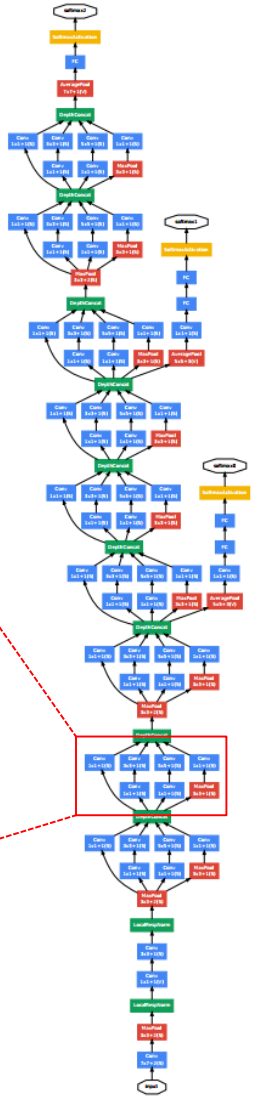
References

[1] Know your meme: We need to go deeper. http://knowyourmeme.com/memes/we-need-to-go-deeper. Accessed: 2014-09-15.

GoogLeNet

- Emphase sur minimisation des calculs via modules *Inception*

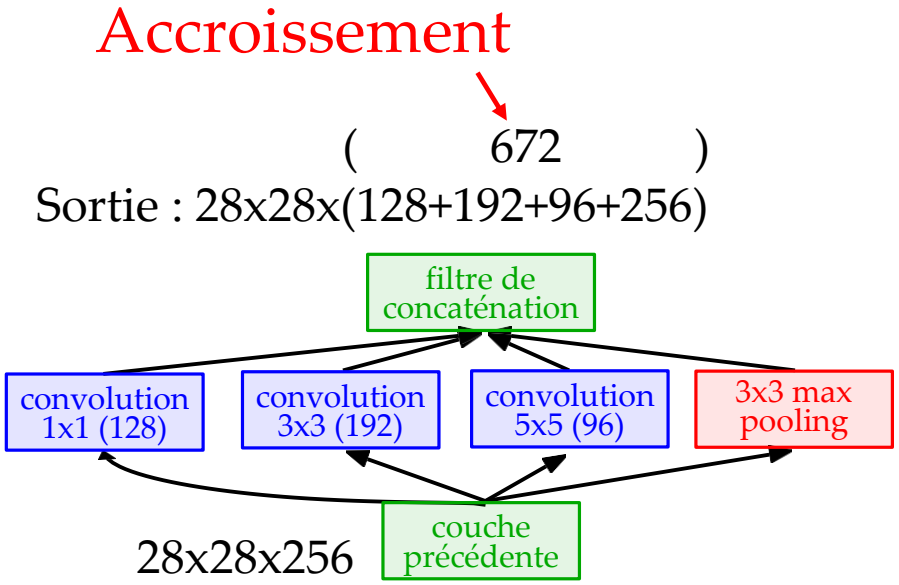




- S'éloigne ainsi de l'approche convolution avec taille de filtre unique suivie de maxpool

GoogLeNet

- Idée de base : avoir des filtres en parallèle avec des champs récepteurs de taille multiple (pyramide spatiale)
- La couche suivante a donc accès à des *features* à plusieurs échelles spatiales
- Version naïve :



Coût en calcul

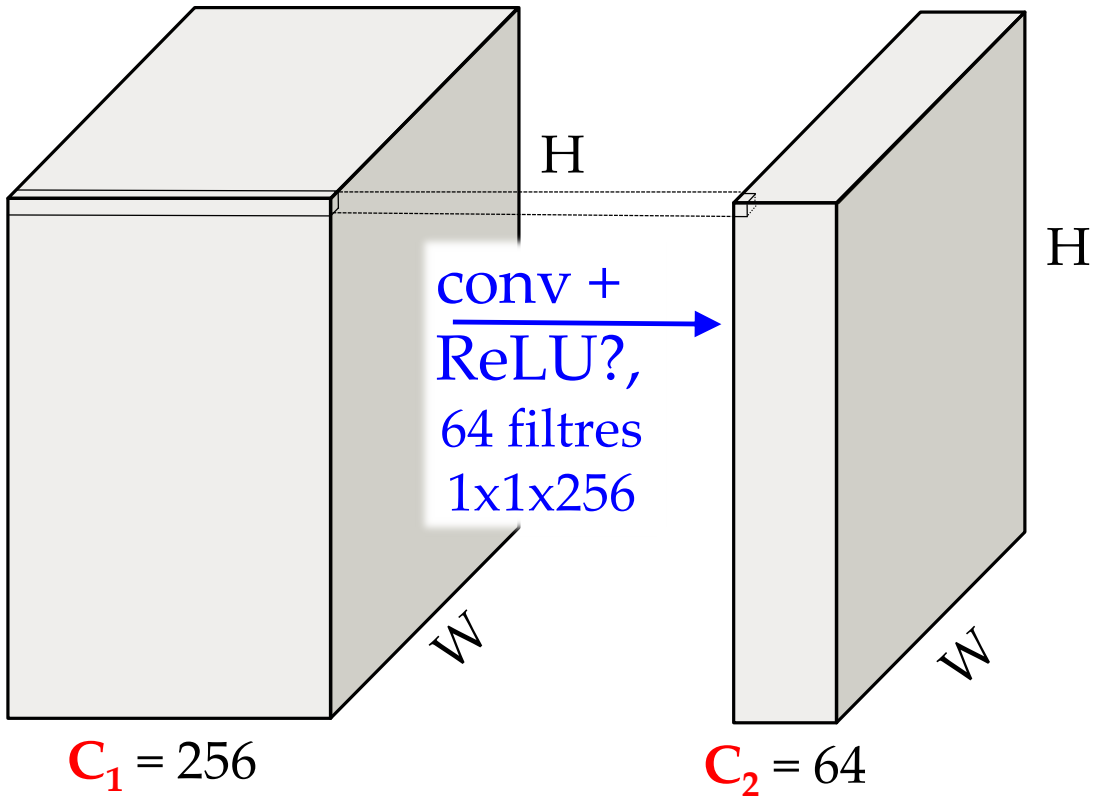
Conv Ops:
[1x1 conv, 128] 28x28x128x1x1x256
[3x3 conv, 192] 28x28x192x3x3x256
[5x5 conv, 96] 28x28x96x5x5x256
Total: 854M ops

Détail des calculs dans la vidéo Stanford
https://youtu.be/DAOcjicFr1Y?t=1717

adapté de : cs231n, Université Stanford

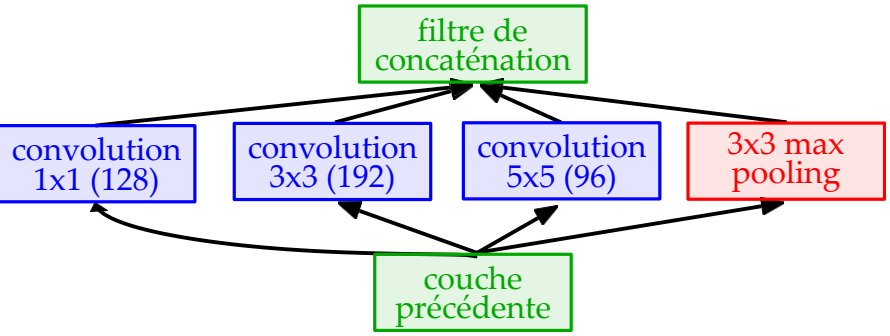
Convolution 1x1

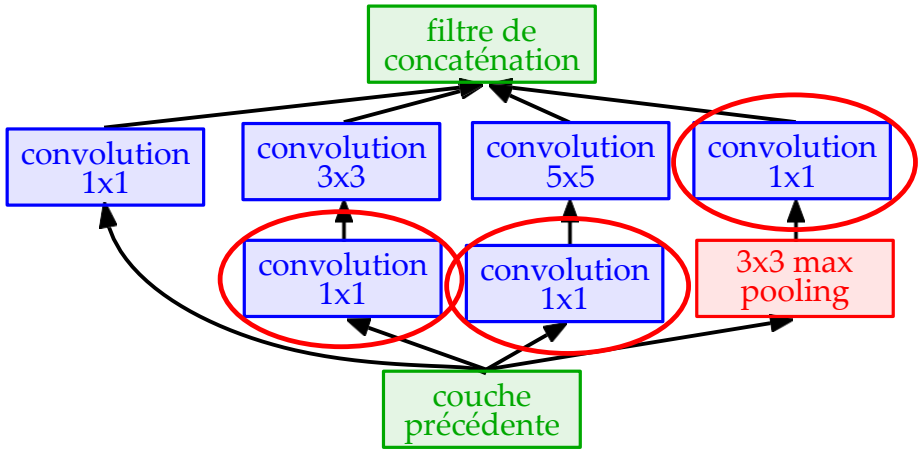
- Origine dans NiN
- Popularisées par GoogLeNet (prochaine architecture)
- Semble inutile…
- Rappel : 1x1x**C**
- Préserve les dimensions H, W
- Sert à réduire le nombre de dimensions **C**, via une projection linéaire (style PCA)
- Équivalent à *Fully-connected* sur features
- Forme de bottleneck



GoogLeNet

- Ajout de convolutions 1x1 comme bottleneck
- Permet de choisir la dimension d'entrée des opérations de convolution couteuses

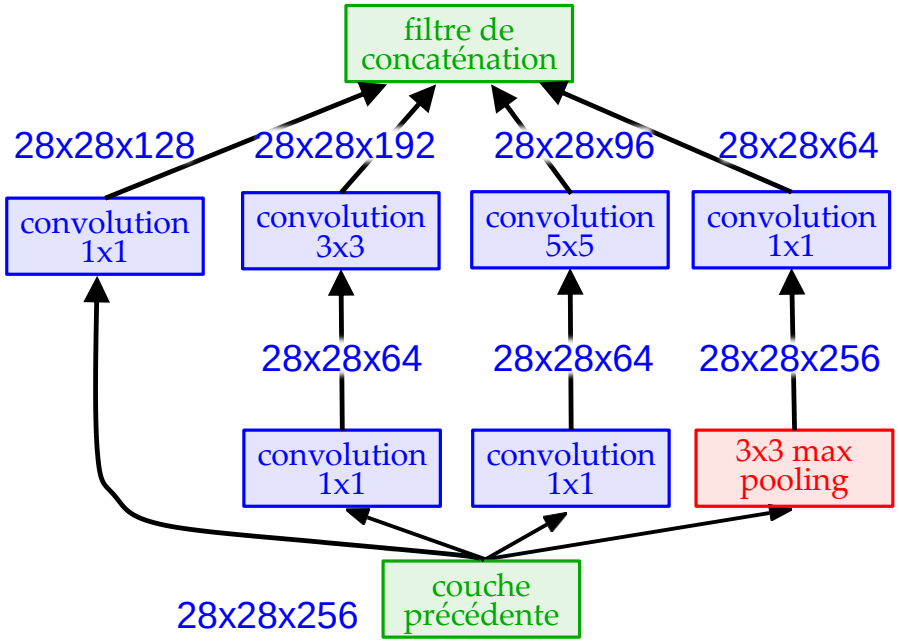




adapté de : cs231n, Université Stanford

GoogLeNet

- Fera diminuer :
  - complexité de calcul
  - dimension en sortie



Coût en calcul

Conv Ops:
[1x1 conv, 64] 28x28x64x1x1x256
[1x1 conv, 64] 28x28x64x1x1x256
[1x1 conv, 128] 28x28x128x1x1x256
[3x3 conv, 192] 28x28x192x3x3x64
[5x5 conv, 96] 28x28x96x5x5x64
[1x1 conv, 64] 28x28x64x1x1x256
Total: 358M ops

Passe de 854Mops à 358 Mops pour cet exemple

Détail des calculs dans la vidéo Stanford

adapté de : cs231n, Université Stanford

GoogLeNet

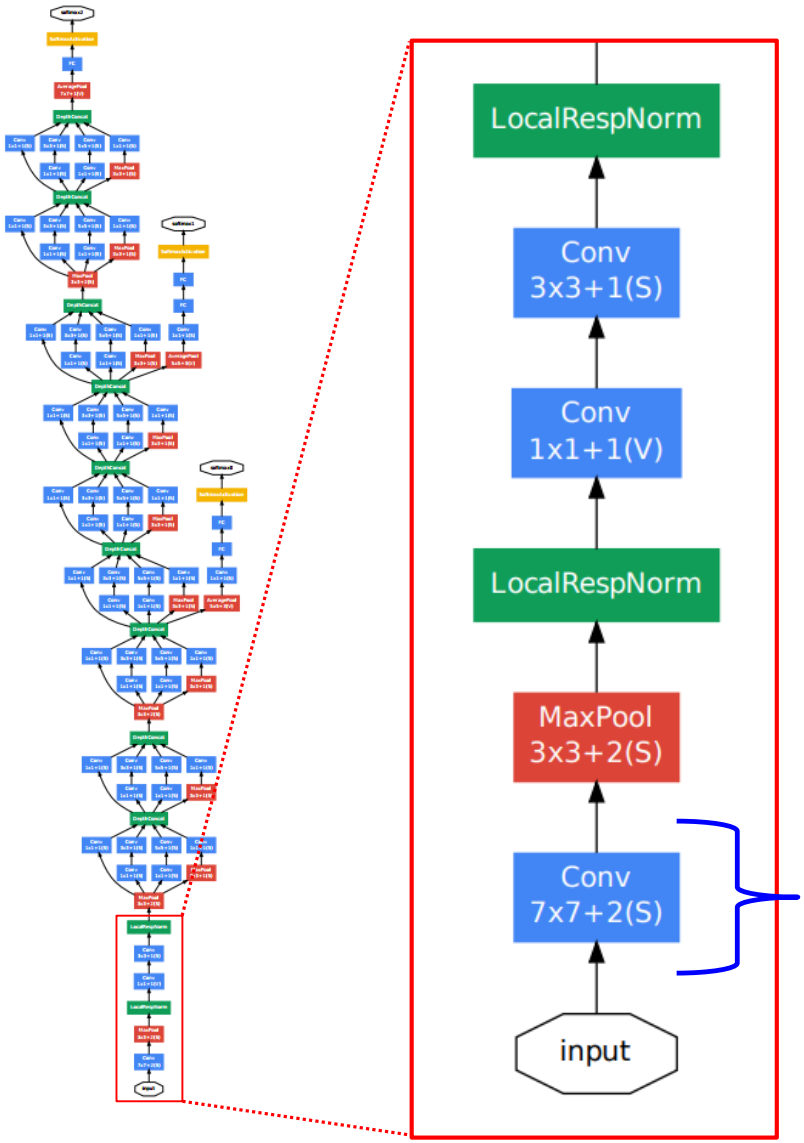
Entrée

type	patch size/ stride	output size	depth	#1×1	#3×3 reduce	#3×3	#5×5 reduce	#5×5	pool proj	params	ops
convolution	7×7/2	112×112×64	1							2.7K	34M
max pool	3×3/2	56×56×64	0								
convolution	3×3/1	56×56×192	2		64	192				112K	360M
max pool	3×3/2	28×28×192	0								
inception (3a)		28×28×256	2	64	96	128	16	32	32	159K	128M
inception (3b)		28×28×480	2	128	128	192	32	96	64	380K	304M
max pool	3×3/2	14×14×480	0								
inception (4a)		14×14×512	2	192	96	208	16	48	64	364K	73M
inception (4b)		14×14×512	2	160	112	224	24	64	64	437K	88M
inception (4c)		14×14×512	2	128	128	256	24	64	64	463K	100M
inception (4d)		14×14×528	2	112	144	288	32	64	64	580K	119M
inception (4e)		14×14×832	2	256	160	320	32	128	128	840K	170M
max pool	3×3/2	7×7×832	0								
inception (5a)		7×7×832	2	256	160	320	32	128	128	1072K	54M
inception (5b)		7×7×1024	2	384	192	384	48	128	128	1388K	71M
avg pool	7×7/1	1×1×1024	0								
dropout (40%)		1×1×1024	0								
linear		1×1×1000	1							1000K	1M
softmax		1×1×1000	0								

Augmente le nombre de filtres selon la distance de l'entrée

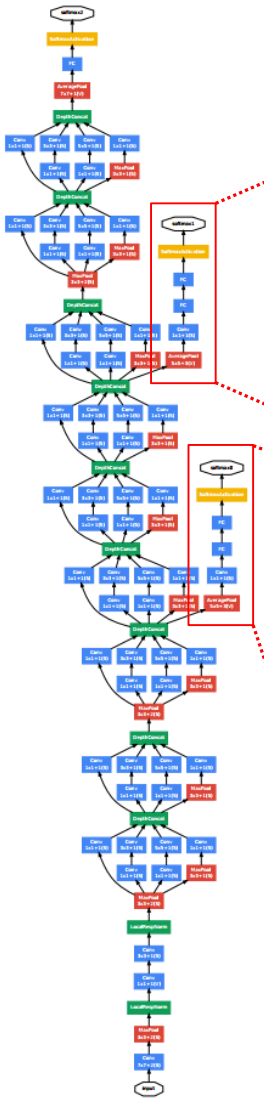
Sortie

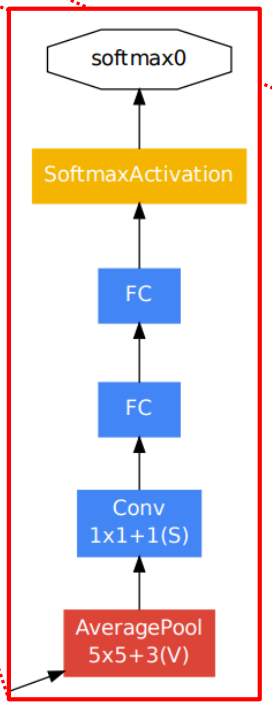
GoogLeNet : base du réseau

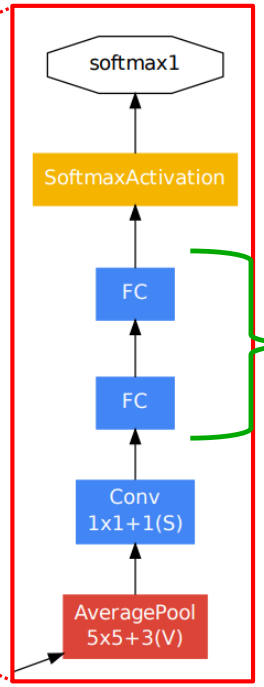


Convolution plus large à la base
Par compar. AlexNet : 11x11

GoogLeNet : têtes auxiliaires







deux couches fully-connected, besoin d'un classificateur plus puissant car features moins évolués

- Pour combattre le vanishing gradient
- Fonction des pertes sur softmax0 et softmax1 multipliée par 0.3
- Ne contribue que pour 0.5% de gain