IA et Nous
Réseaux convolutifs
ou convolutionnels

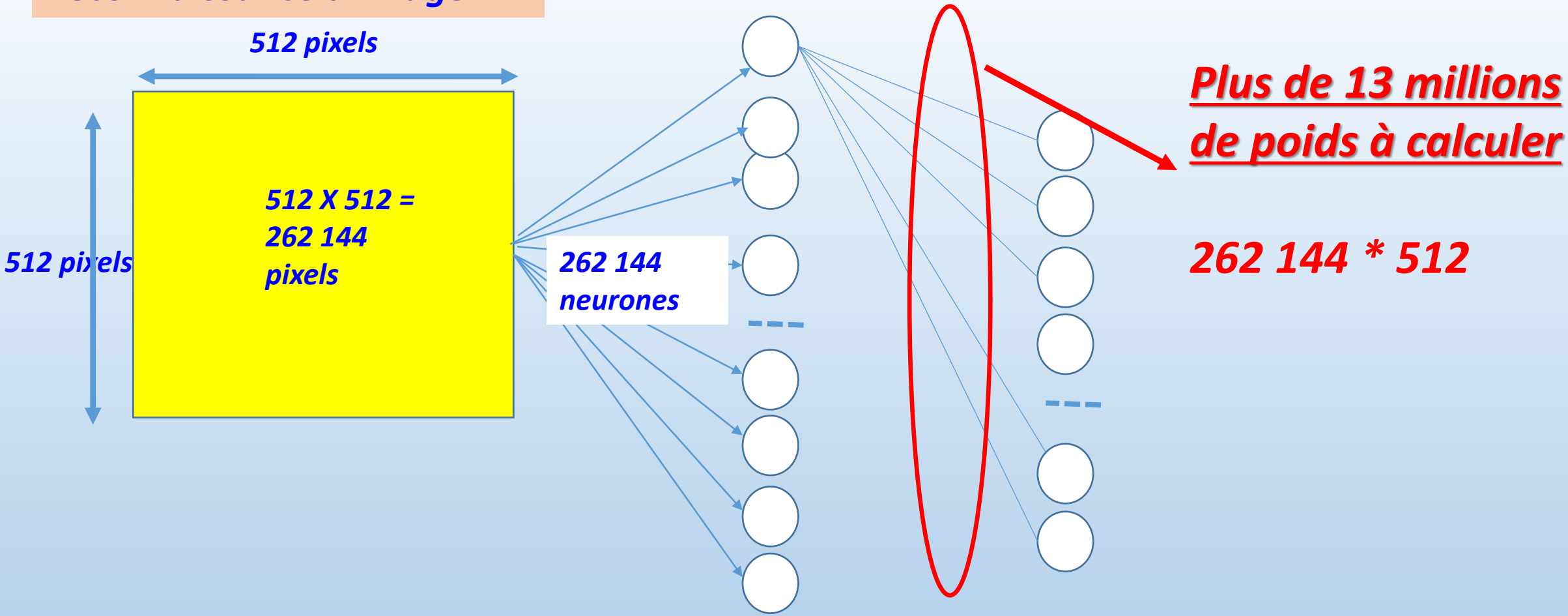
ConvNet CNN

Les Réseaux convolutifs
Convolution Neuron Networks

1. Pourquoi ?
2. Comment ça marche ?
   a. La Convolution
   b. Le Pooling
   c. Le Relu
   d. L'empilage de couches
   e. Les couches connectées- Classifieur
   f. L'entraînement
3. Application à la reconnaissance des chiffres manuscrits
4. Expliquer - Tester - Expérimenter
5. Au-delà des images

Pourquoi ?

Reconnaissance d'image

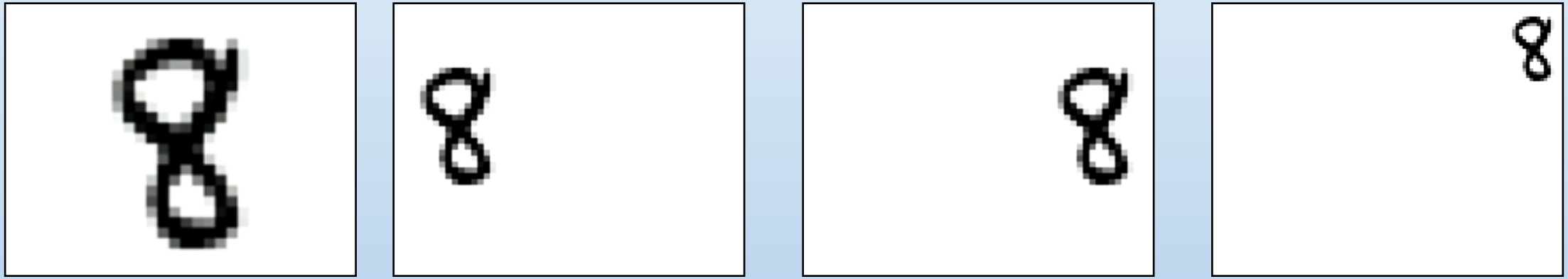


Plus de 13 millions de poids à calculer

262 144 * 512

Pourquoi ?

- *Limites observées dans la lecture des chiffres manuscrits*
  - *Overfitting*
  - *Nombre de poids à calculer et à entrainer*
  - *Performances encore insuffisantes*
  - *Lenteur de l'apprentissage*
- *Invariance à la taille et à la translation*



Et si on apprenait différemment ?

Les CNN ou ConvNMet

Histoire

*Le **néocognitron** , Kunihiko Fukushima en 1979*

*- basé sur des **modèles d'architecture neuronale** dans le **cortex visuel** des mammifères,*

*- a servi de base aux **réseaux de neurones convolutifs** (CNN),*

Les CNN : Convolutional Neuron Networks *

Fers de lance de l'Apprentissage profond

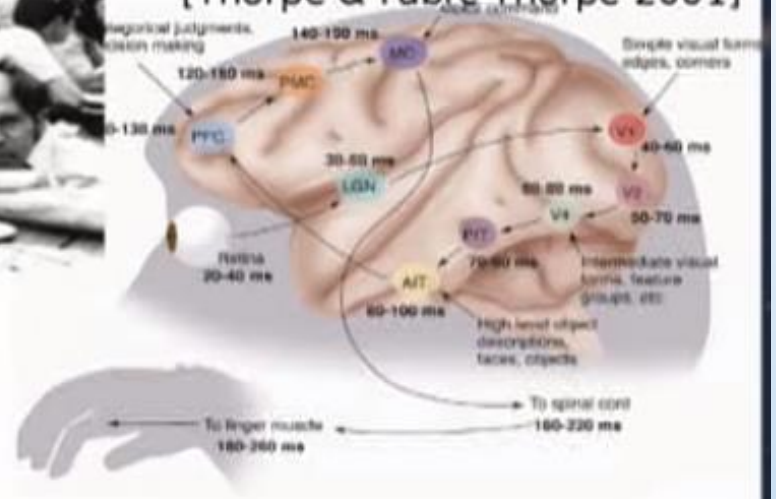
* **Popularisés par Yann Lecun**

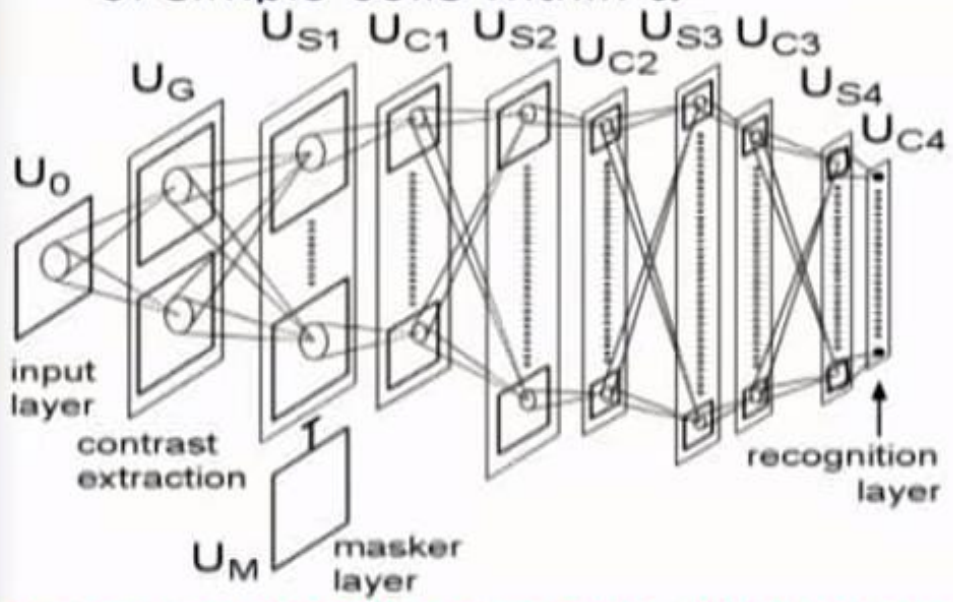
Neocognitron

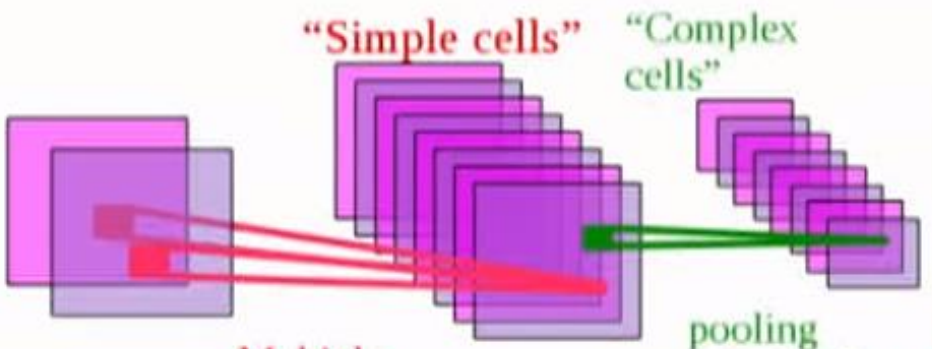
Hubel & Wiesel's Model of the Architecture of the Visual Cortex

- **[Hubel & Wiesel 1962]:**
  - simple cells detect local features
  - complex cells "pool" the outputs of simple cells within a

[Thorpe & Fabre-Thorpe 2001]







[Fukushima 1982][LeCun 1989, 1998],[Riesenhuber 1999].....

Le monde est compositionnel

*Représentation **hiérarchique** avec un niveau croissant d'abstraction :*

- *Image : pixel - bord - contour arrangé - motif (cercle, coin…) – partie d'objet – ….. objet*
- *Texte : caractère – mot - groupe de mots – phrase – histoire*
- *Parole : échantillon élémentaire – son …. phonème – mot - …*

***Yann Lecun :** « Comme sa grande sœur biologique, l'intelligence artificielle appréhende la réalité extérieure de façon **hiérarchique**, en voyant "d'abord des contours arrangés, puis des motifs comme des cercles ou des coins, puis des parties d'objets ».*

Comment ça marche ?

Comment ça marche ?

Principe

En "glissant" une petite couche sur une entrée plus grande, un CNN peut effectuer un traitement plus approfondi avec moins de calculs.

Par exemple, une image ***100 × 100*** *soit* ***10 000 pixels****,*

➔ ***10 000 poids*** *à traiter avec une couche* ***entièrement connectée*** *;*

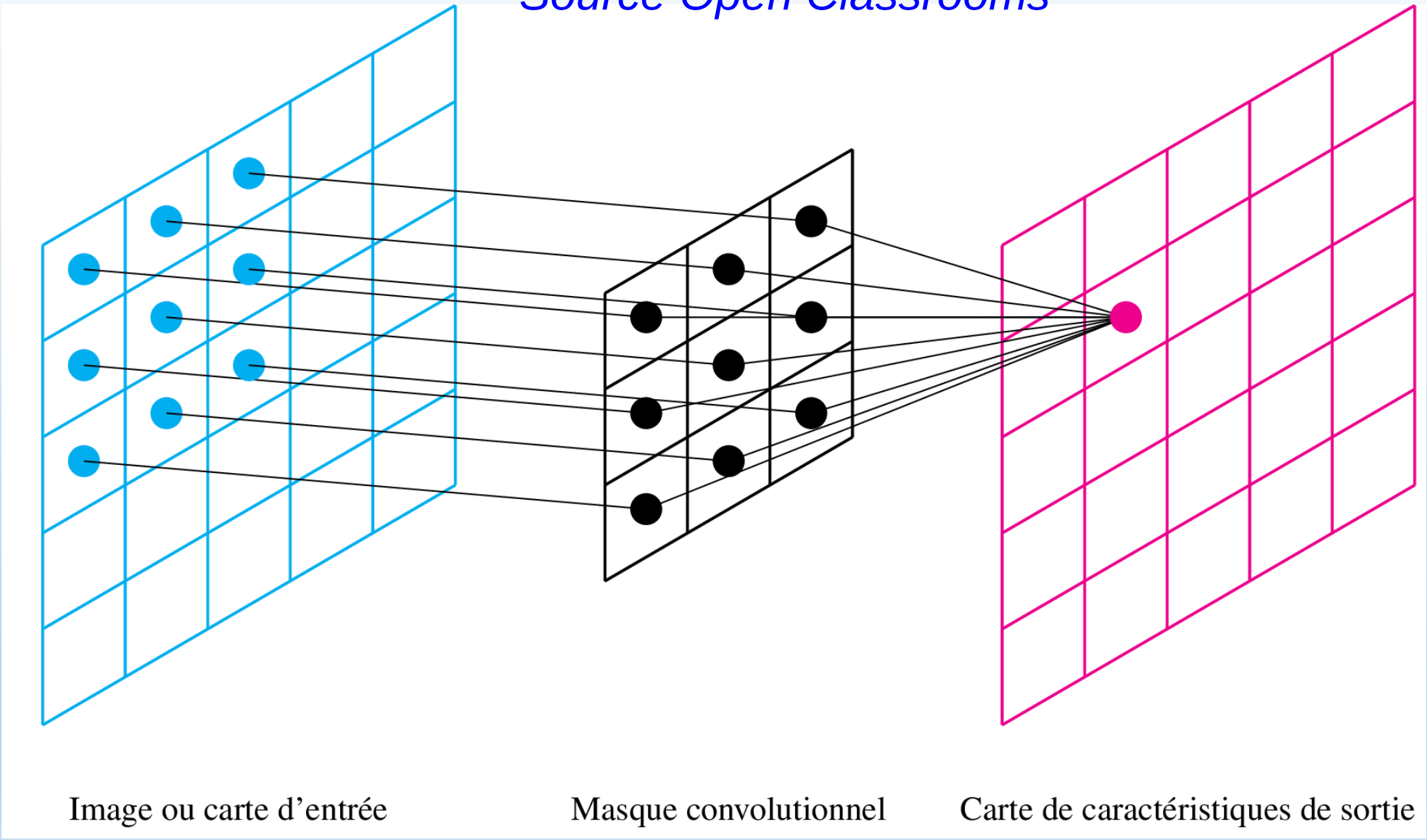
Une ***couche convolutive*** *constituée d'une* ***"fenêtre" 5 × 5 glissant*** *sur l'image peut effectuer une détection des contours*

➔ ***25 paramètres apprenables.***

Les couches convolutives *sont combinées par des* ***"couches de regroupement"*** *et traitées par des couches "****entièrement connectées"*** *qui sont généralement* ***des perceptrons multicouches***

Les CNN ou ConvNet

Source Open Classrooms



Les CNN ou ConvNet

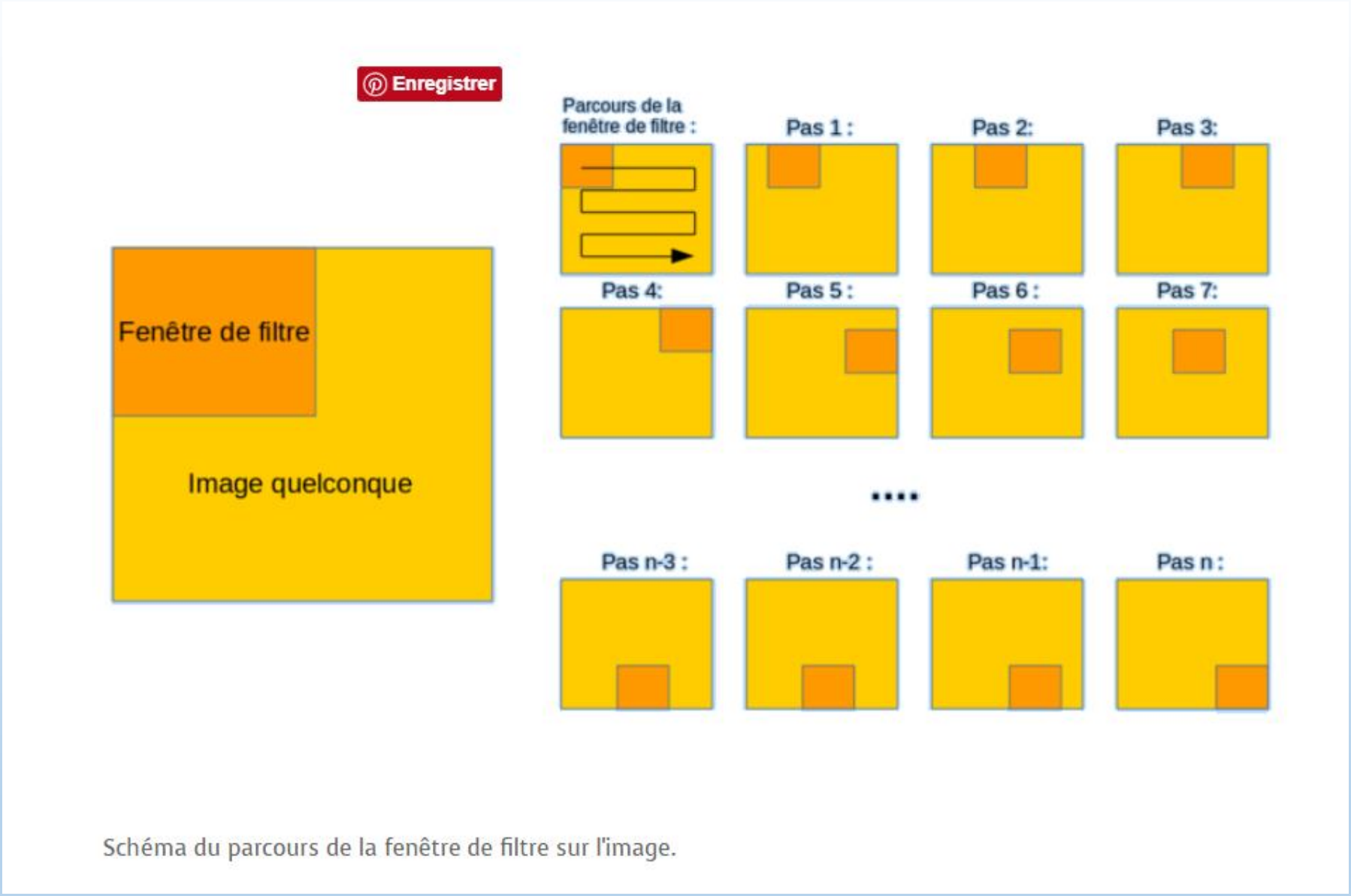
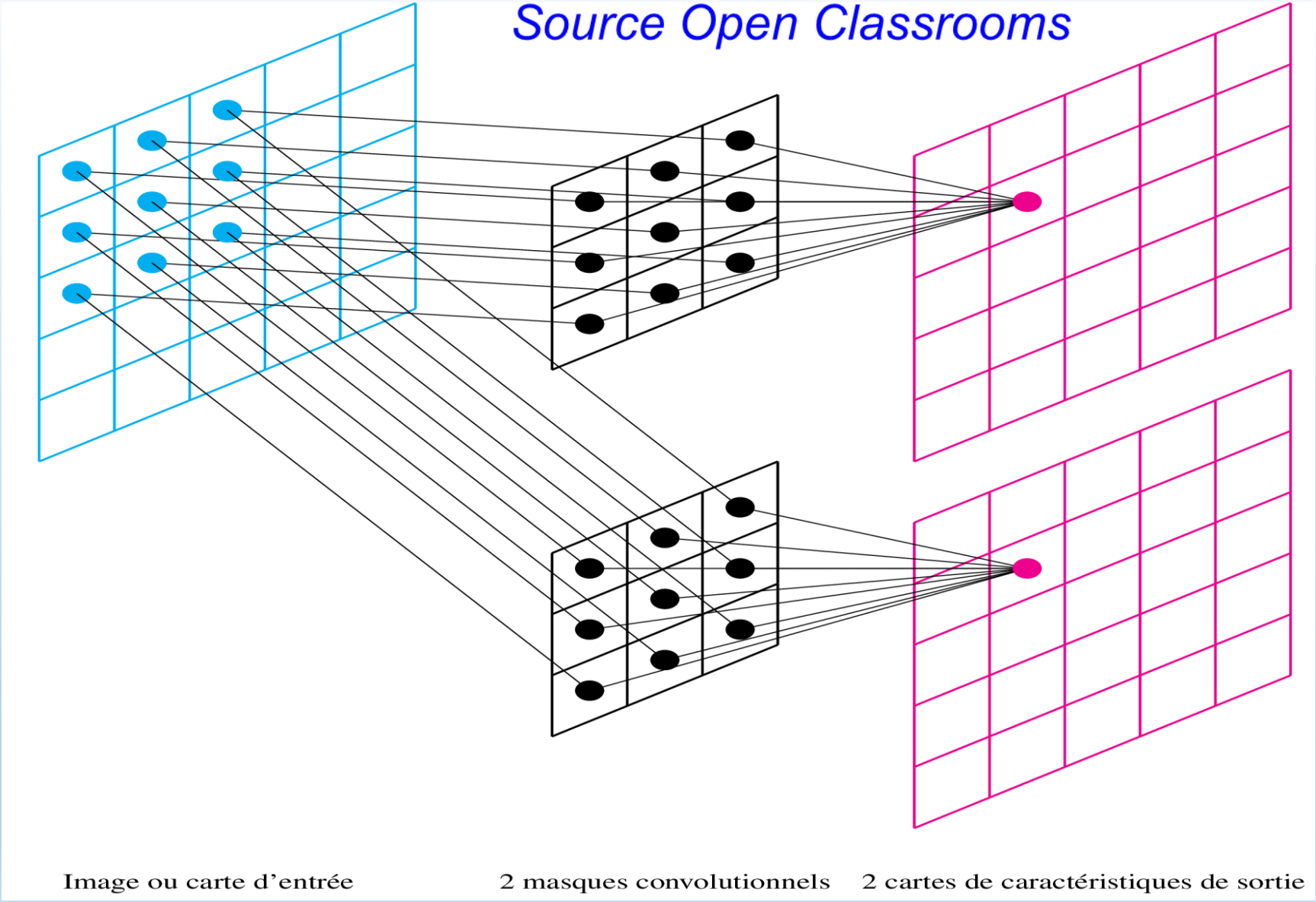


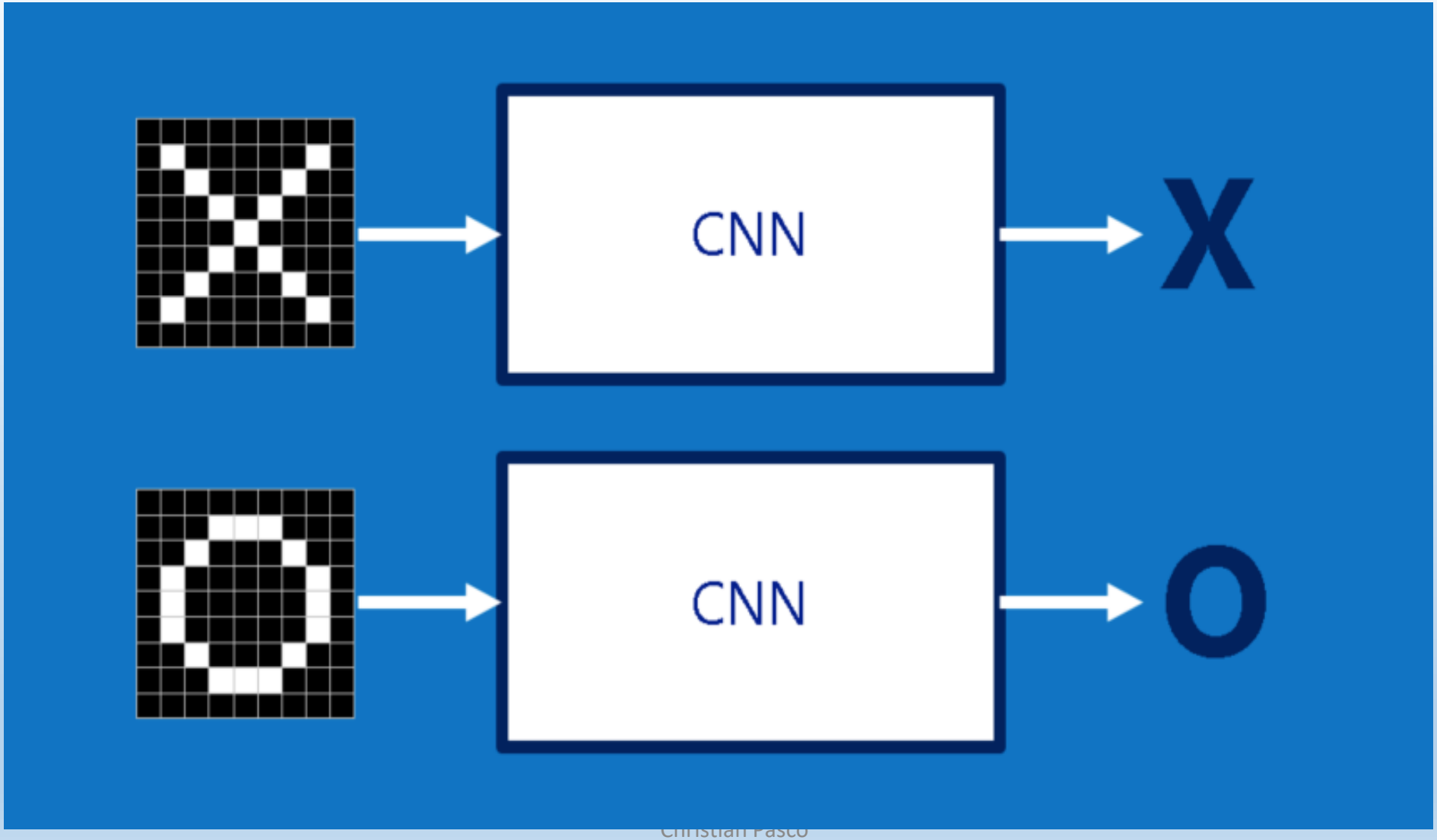
Schéma du parcours de la fenêtre de filtre sur l'image.

Les CNN ou ConvNet

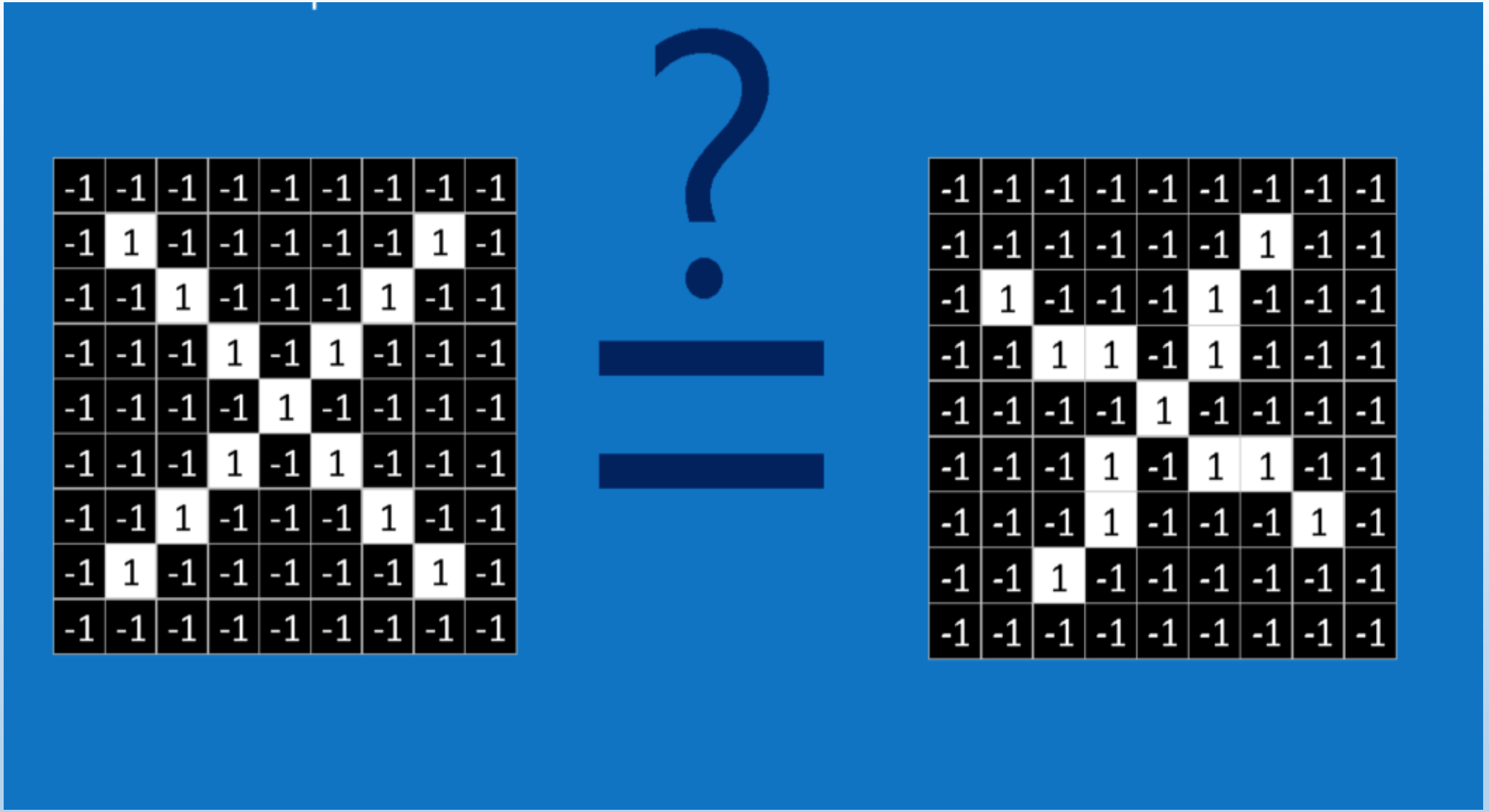


Comment ça marche ?

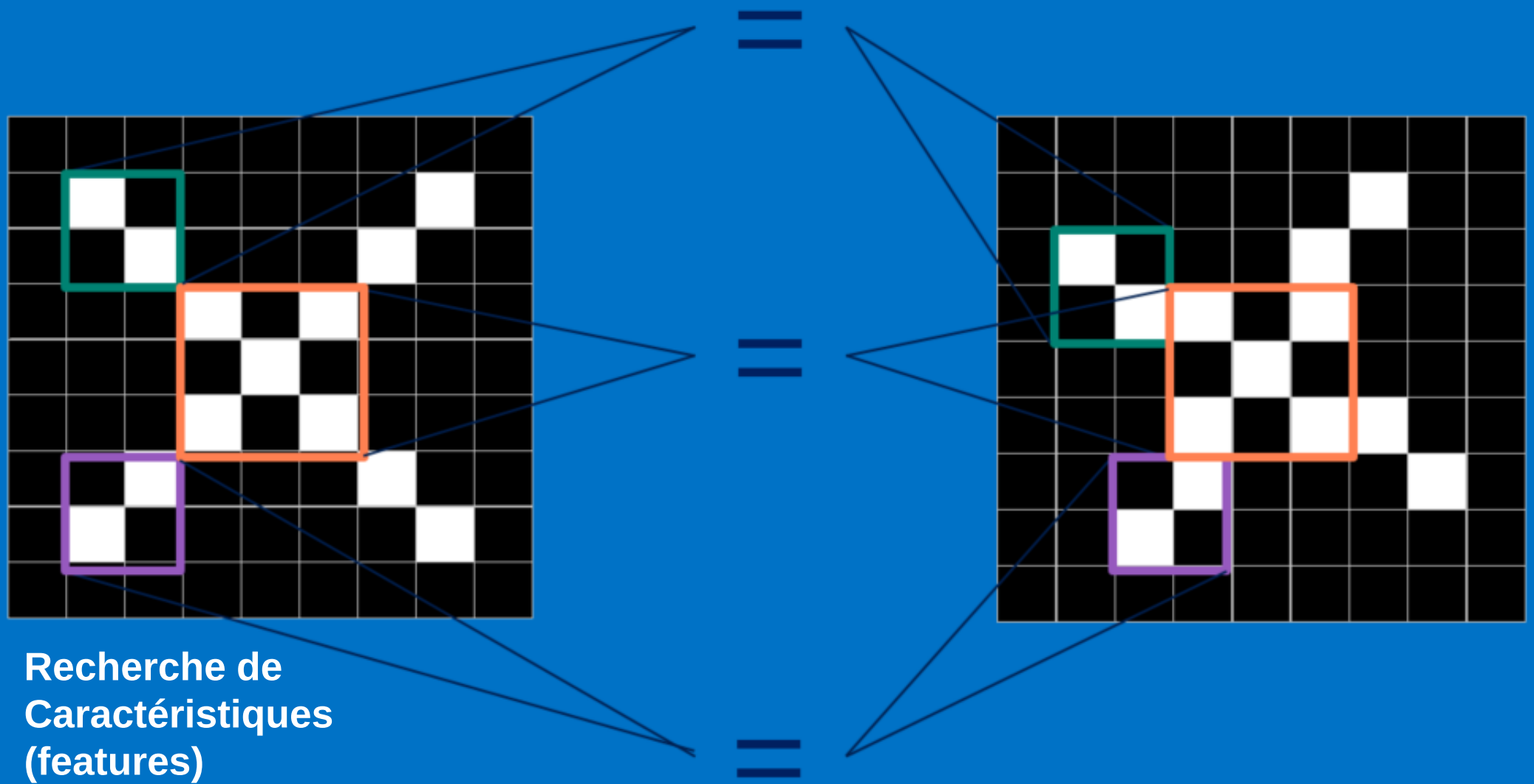
Tiré d'un article de Brandon Rohrer (Senior Data Scientist à Facebook), "How Convolutional Neural Networks Work"



Comparaison d'images

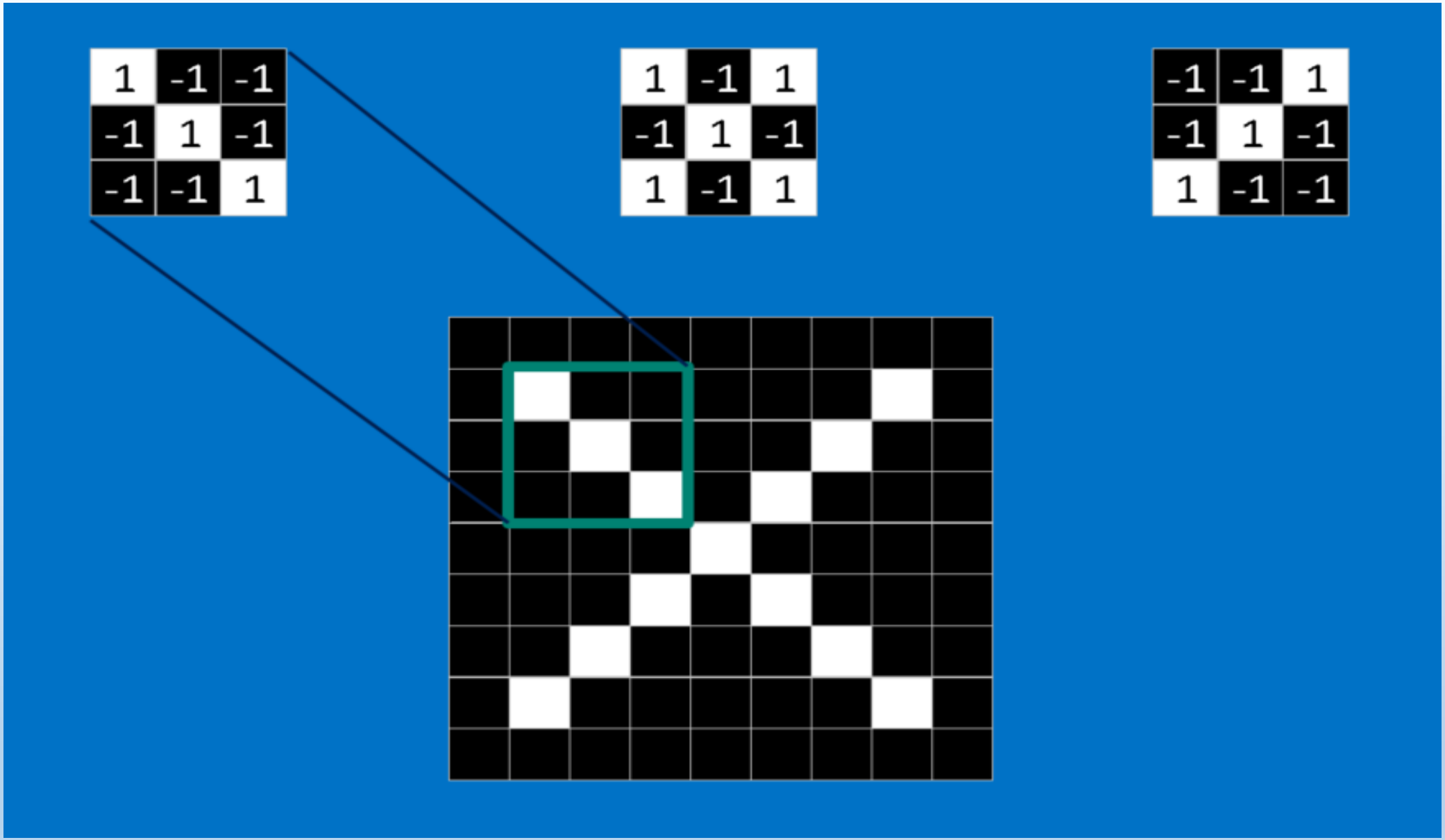


Ou recherche de caractéristiques

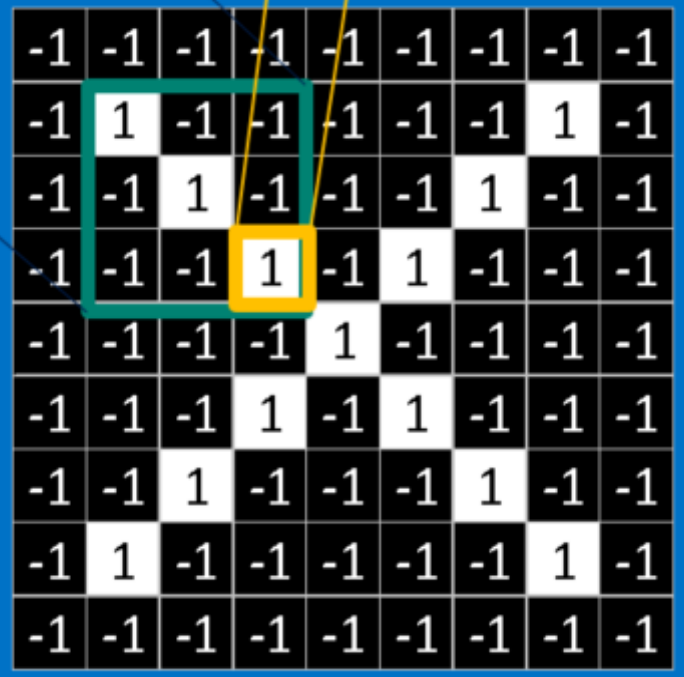


Recherche de Caractéristiques (features)

Les 3 caractéristiques



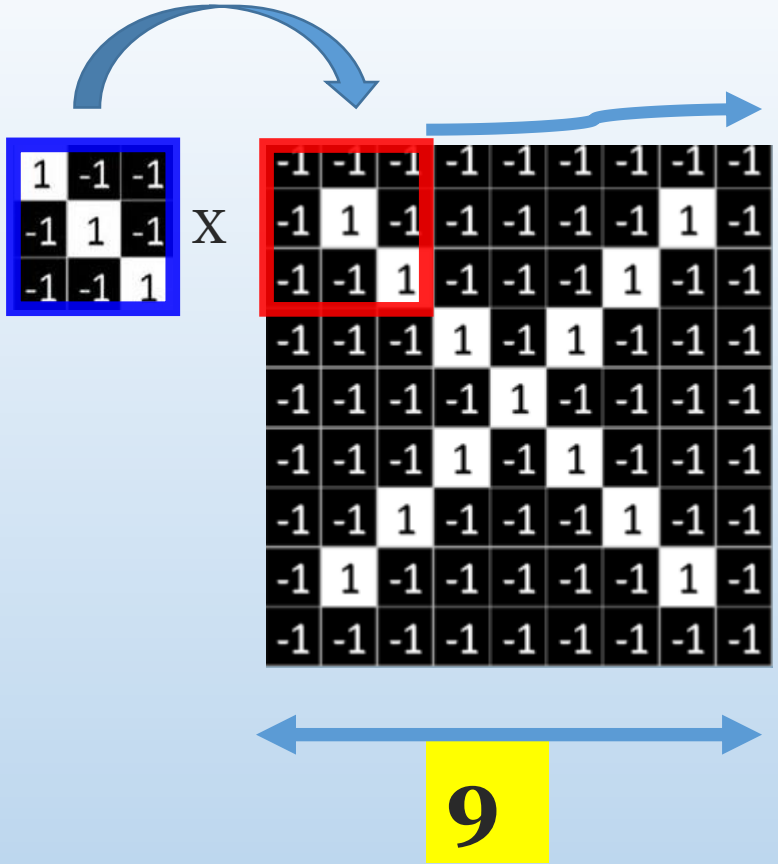
La convolution



Si concordance : + 1

Si décalage : - 1

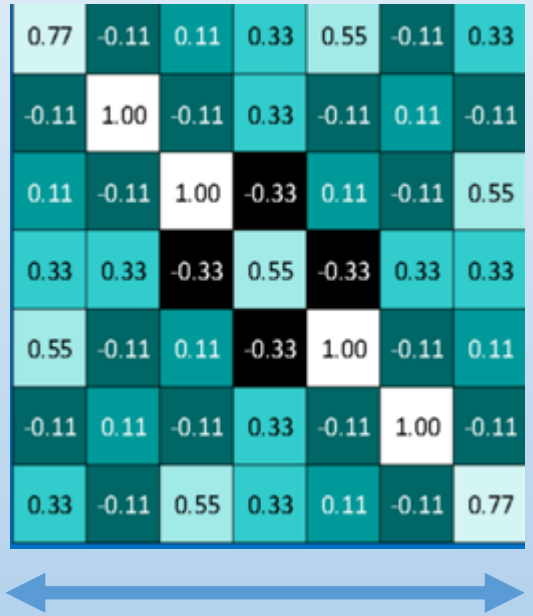
La convolution



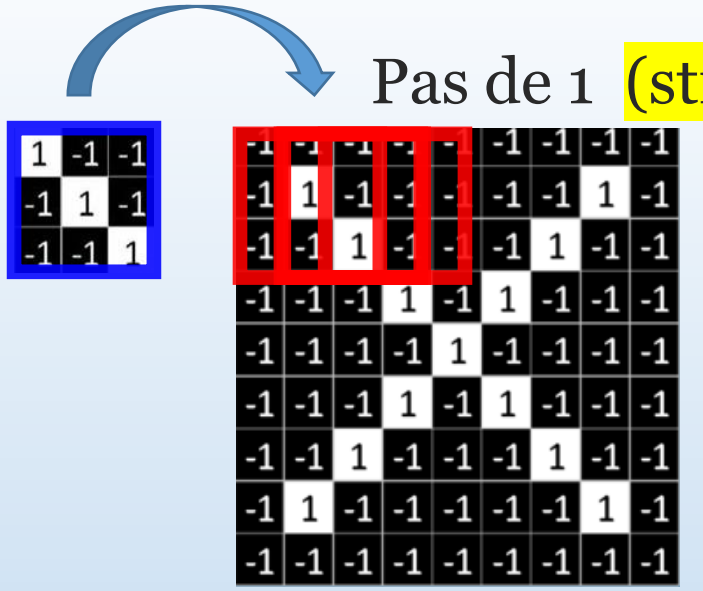
-1	1	1
1	1	1
1	1	1

$1*(-1) + (-1)*(-1) + (-1)*(-1) = 1$
$(-1)*(-1) + 1*1 + (-1)*(-1) = 3$
$(-1)*(-1) + (-1)*(-1) + (-1)*1 = 3$

Soit $7/9 = 0{,}77$

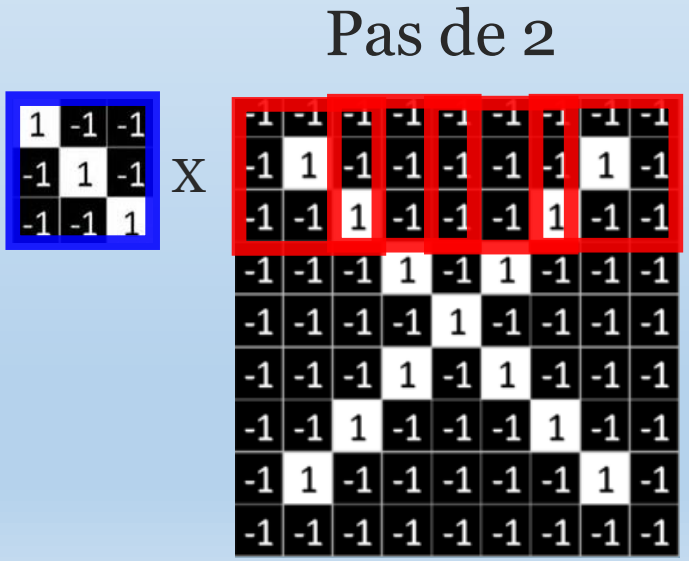


La convolution



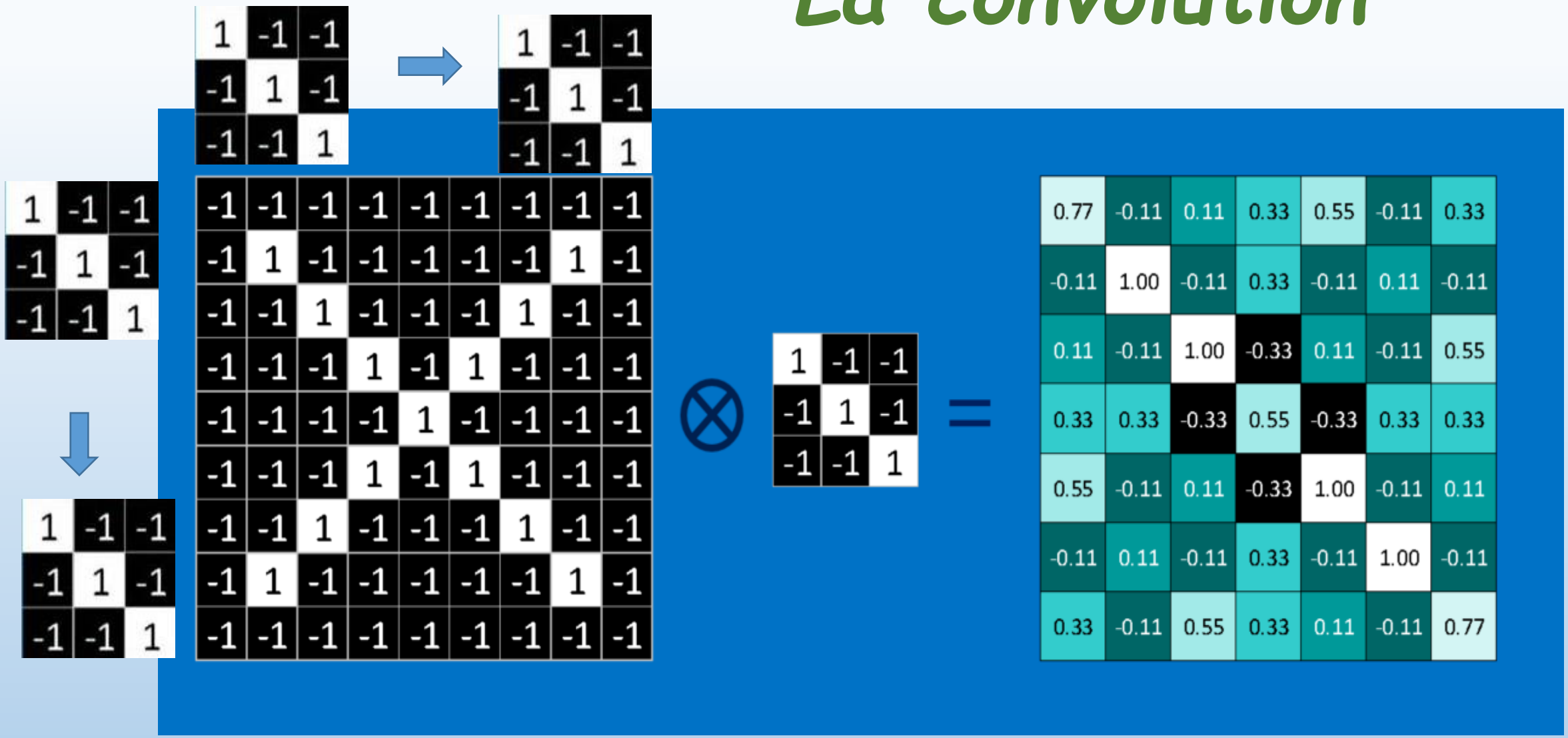
Plan de 8 X 8

Avec traitement des bords
Padding



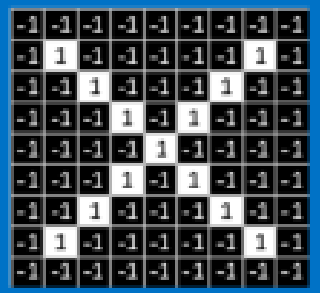
Plan de 4 X 4

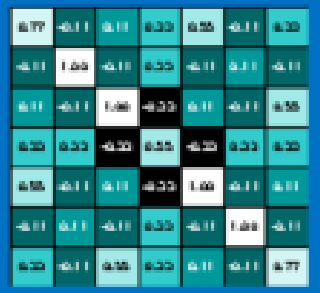
La convolution

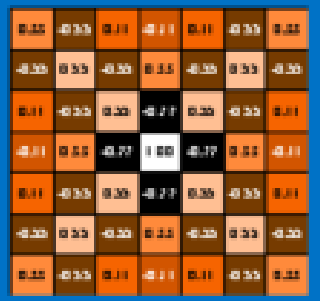


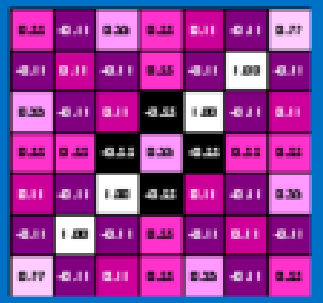
Couche de convolution

On répète ce processus pour les 3 caractéristiques



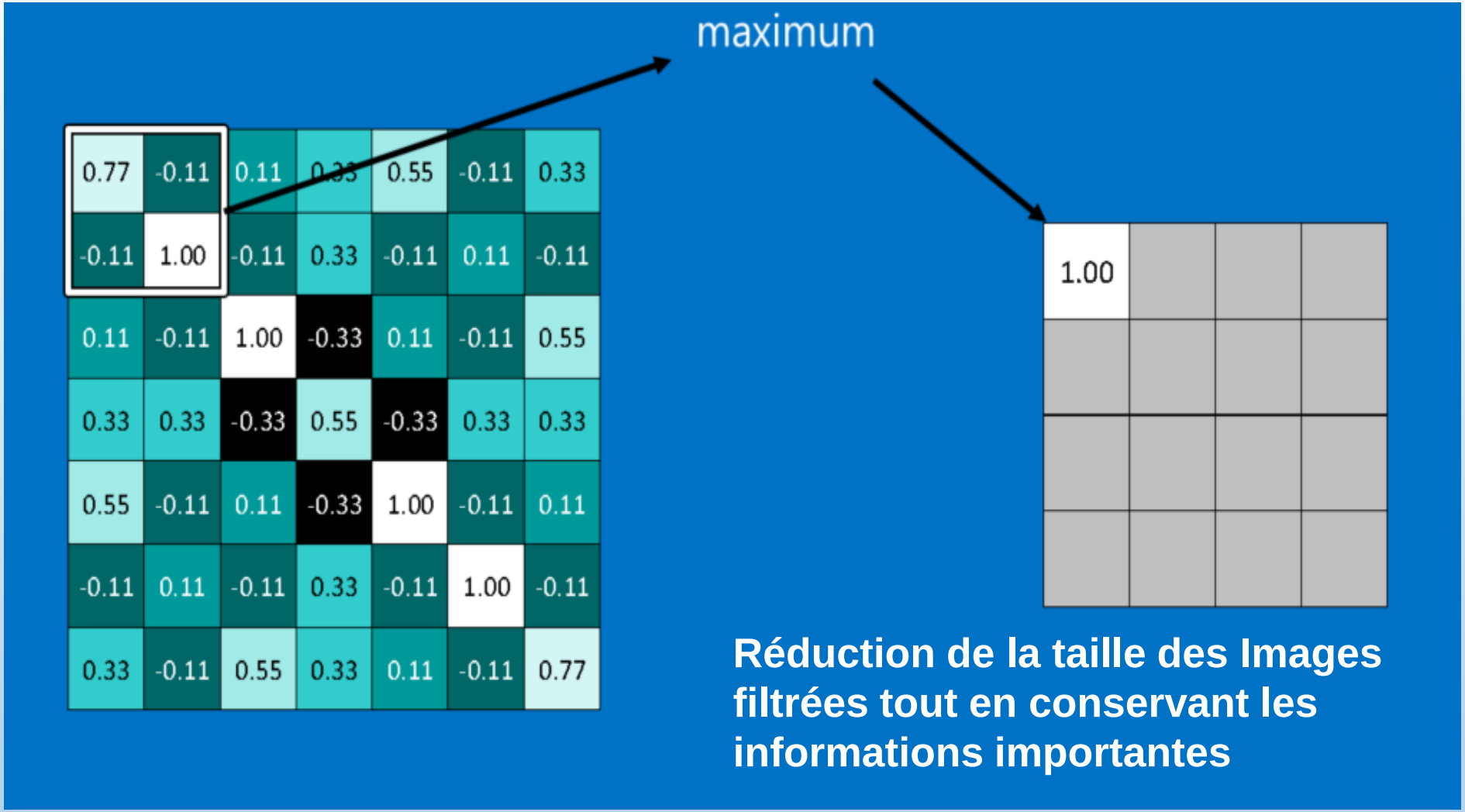






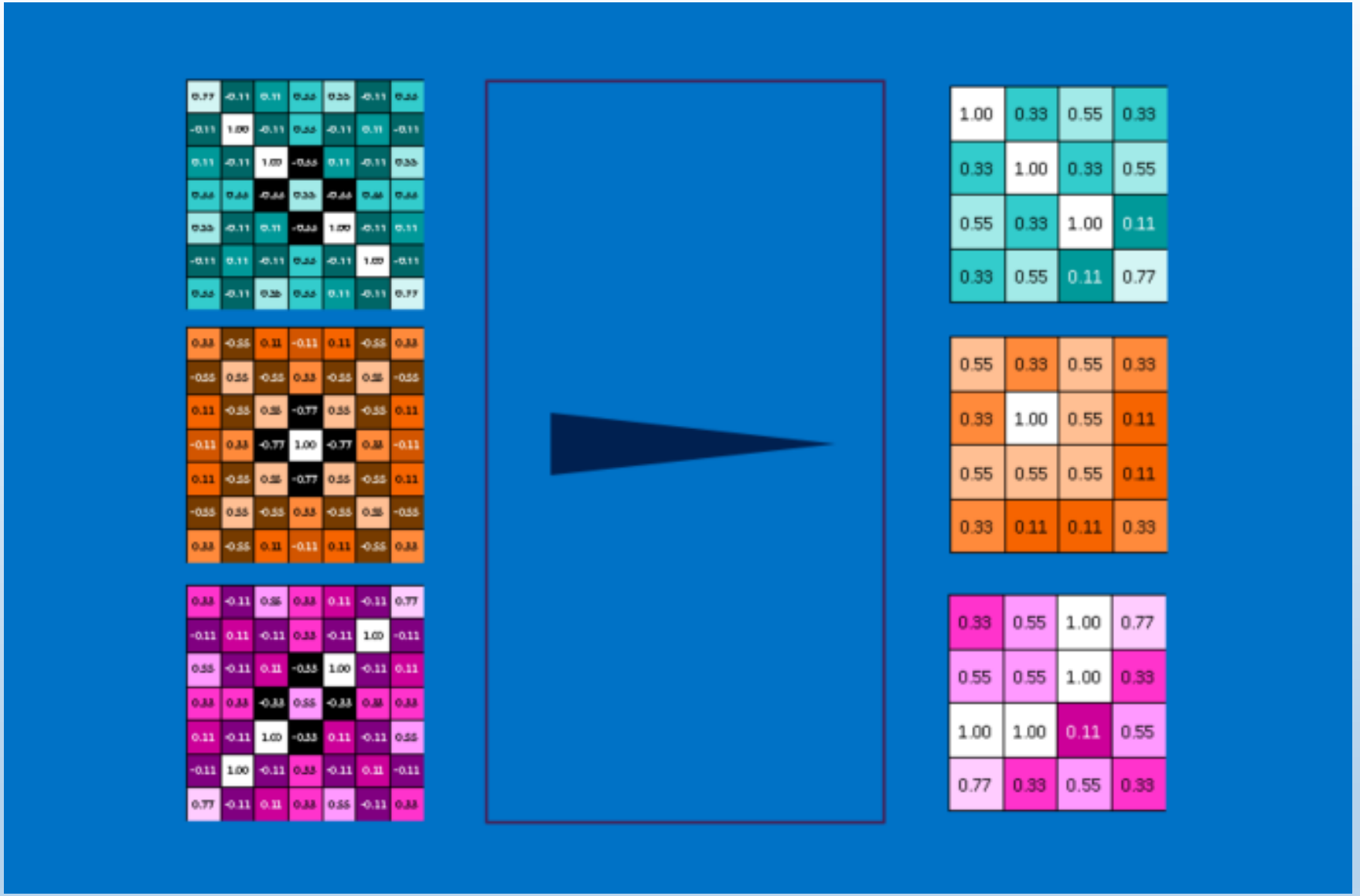
Images filtrées

Le Pooling



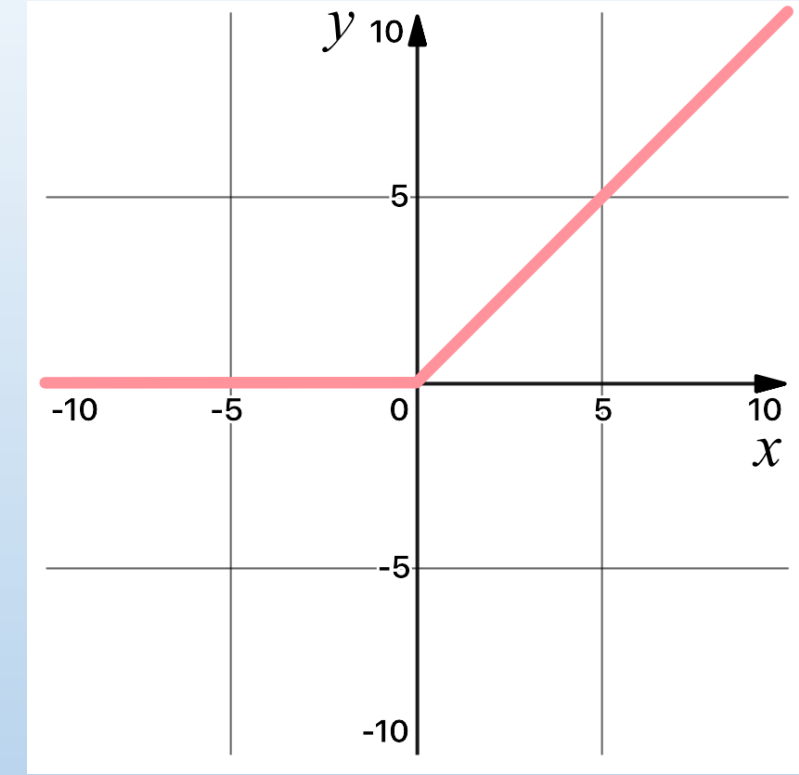
Réduction de la taille des Images filtrées tout en conservant les informations importantes

Le Pooling


1.00 0.33 0.55 0.33
0.33 1.00 0.33 0.55
0.55 0.33 1.00 0.11
0.33 0.55 0.11 0.77
0.55 0.33 0.55 0.33
0.33 1.00 0.55 0.11
0.55 0.55 0.55 0.11
0.33 0.11 0.11 0.33
0.33 0.55 1.00 0.77
0.55 0.55 1.00 0.33
1.00 1.00 0.11 0.55
0.77 0.33 0.55 0.33

Unité Rectifiée Linéaire : Le ReLu

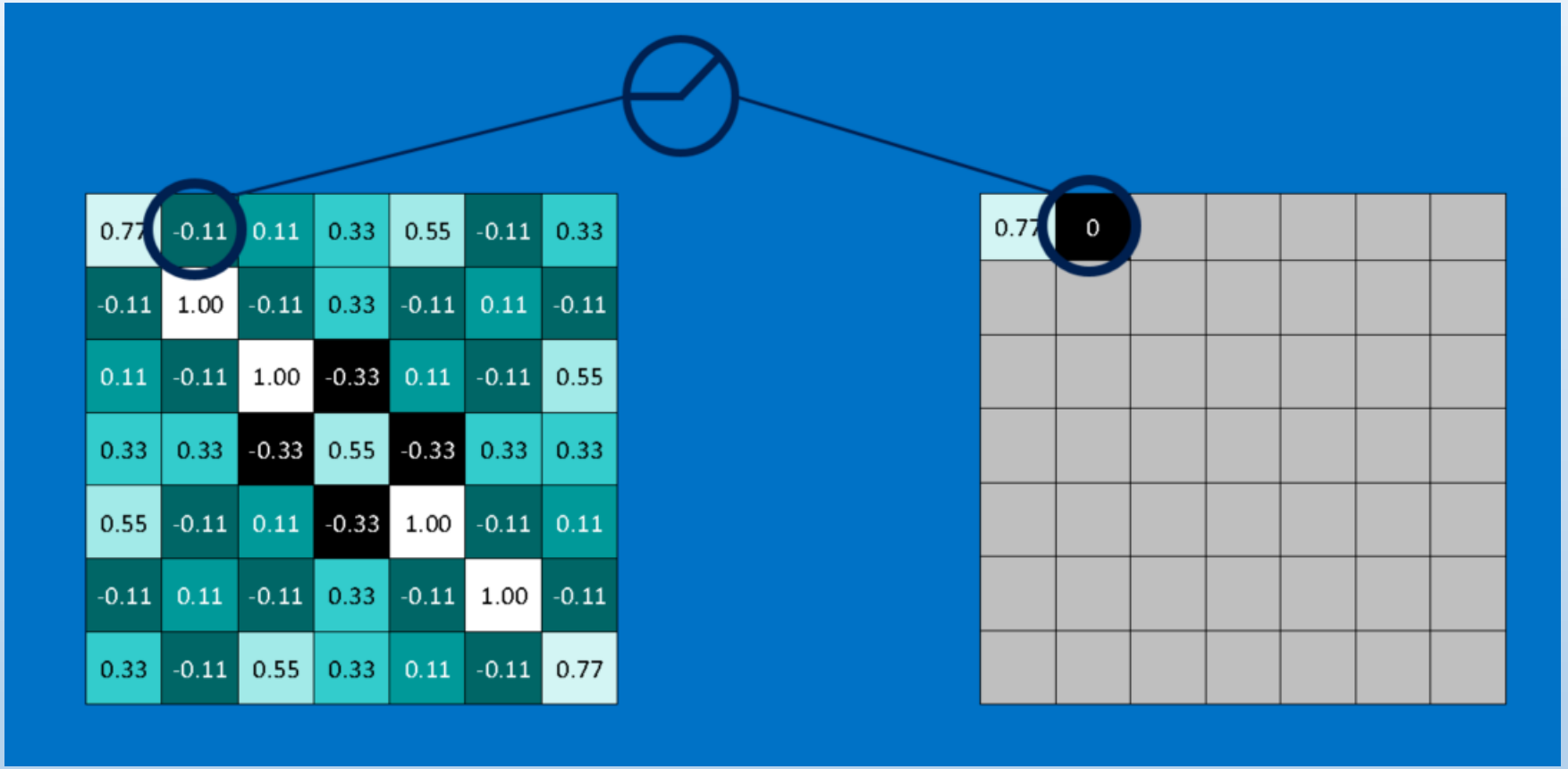
La fonction d'activation ReLU est spécifiquement utilisée comme fonction d'activation non linéaire
Préférée aux autres fonctions non linéaires telles que Sigmoide , car il a été observé de manière empirique que les ***CNN utilisant ReLU sont plus rapides*** *à former que leurs homologues.*



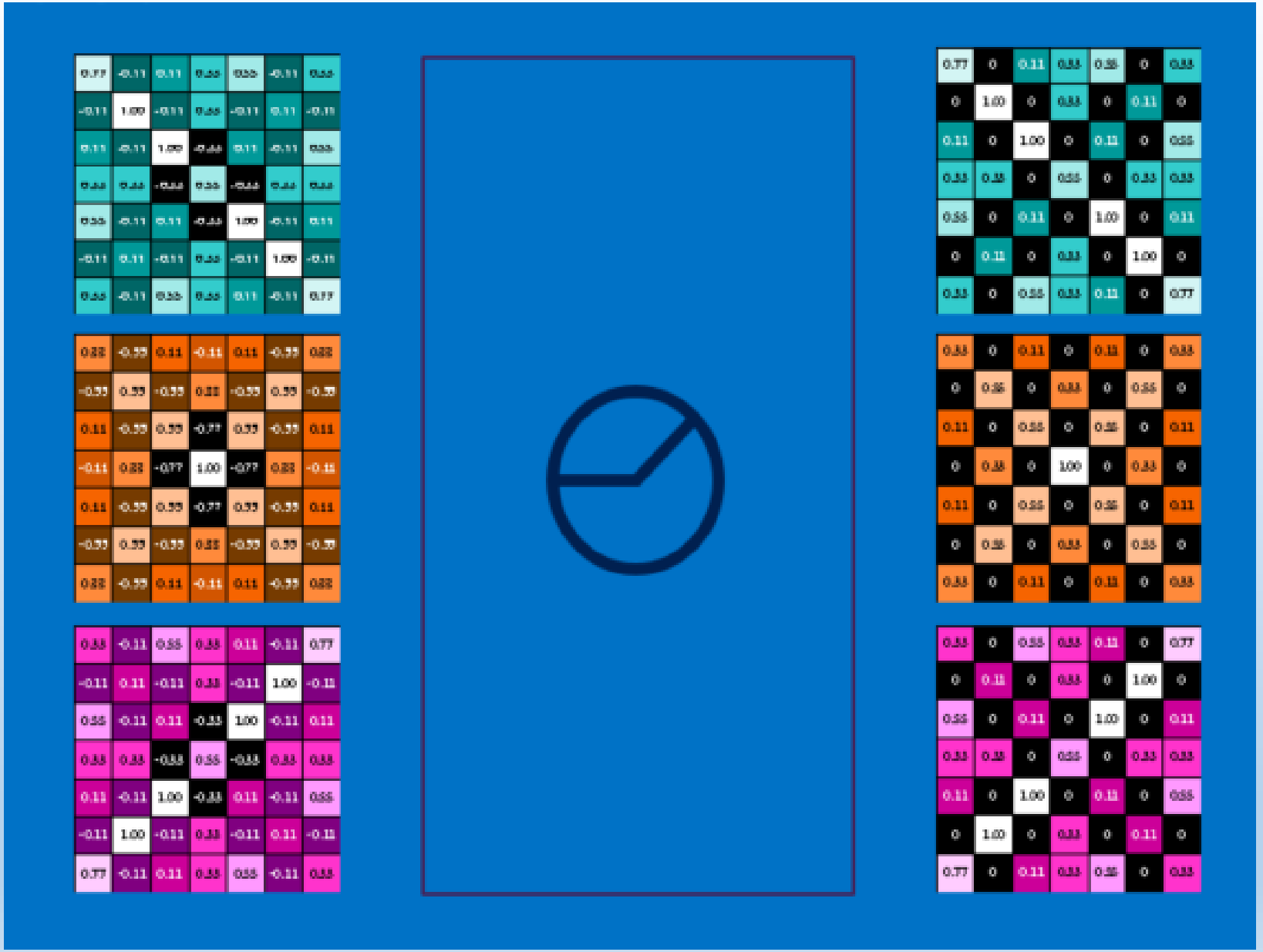
NB : ReLu correspondrait mieux au schéma d'activation du neurone biologique .

Unité Rectifiée Linéaire : Le ReLu

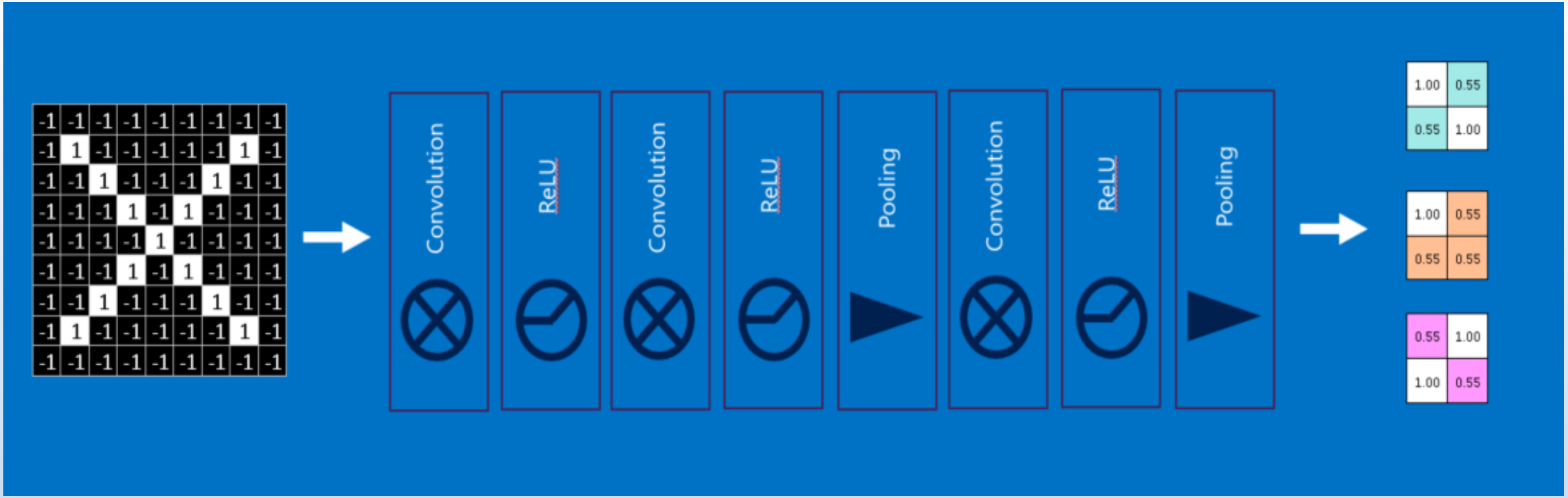
L'opération consiste à remplacer les valeurs négatives pour un pixel par zéro
Cela empêche les valeurs apprises de reste coincées à 0 ou de tendre vers l'infini
Garder le CNN en « bonne santé » mathématiquement



Après ReLu



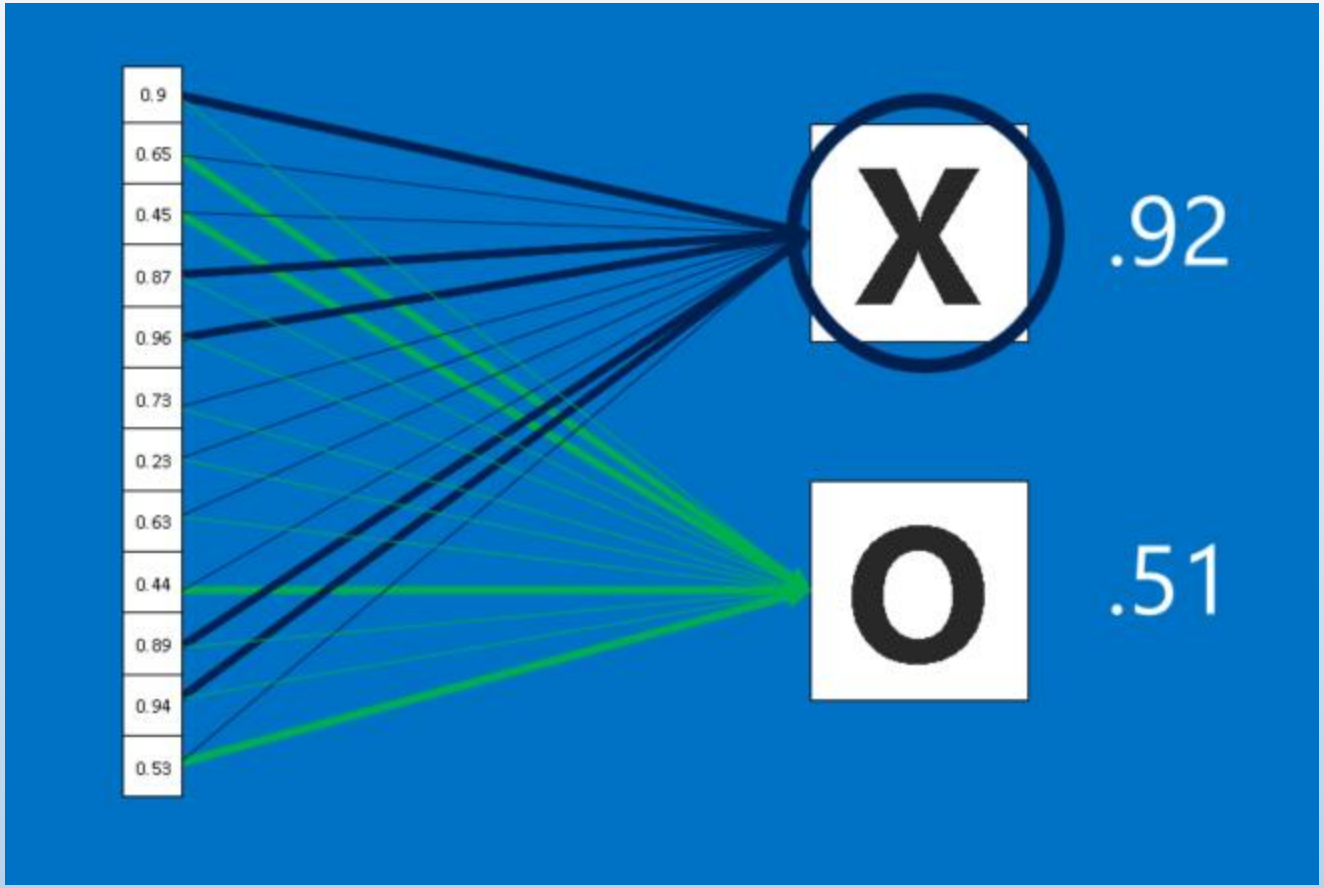
Empilage de couches



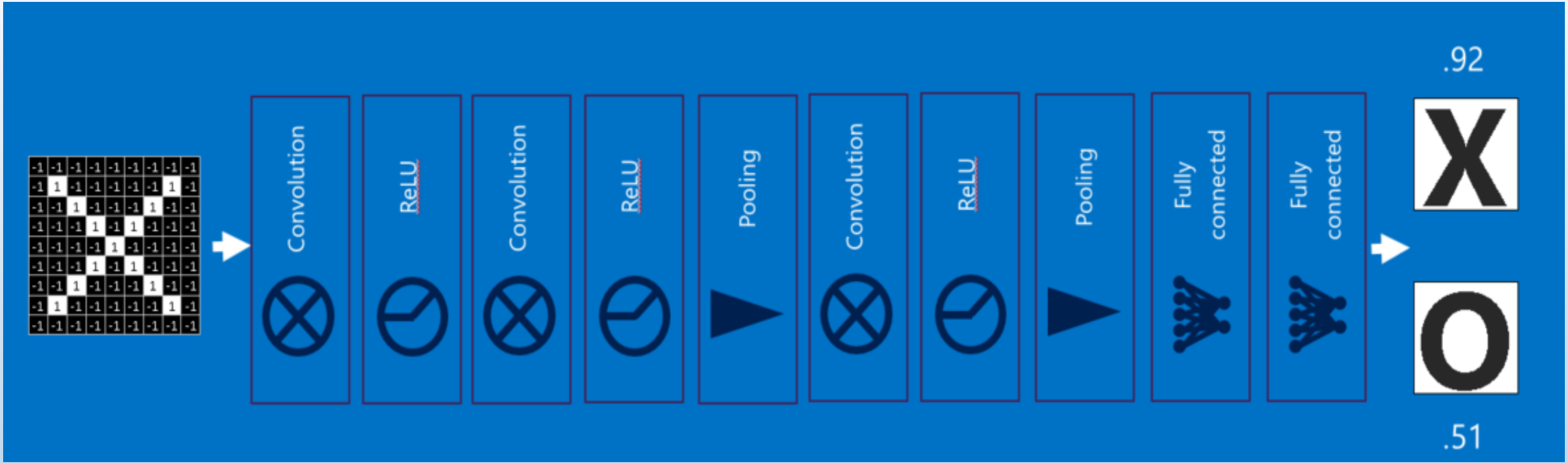
On empile les couches
A chaque fois, les caractéristiques deviennent plus grandes et plus complexes, et les images deviennent plus compactes.
Les couches inférieures représentent les aspects simples de l'image, tels que les bords et points lumineux.
Les couches supérieures représentent des aspects beaucoup plus complexes de l'image, tels que des formes et des patterns.

Couches entièrement connectées
Classifieur

Les couches supérieures prennent en entrée les images de haut niveau.
Les tableaux de 2 dimensions sont considérés comme des listes et pondérés.
Les poids sont ajustés pour obtenir le résultat souhaité



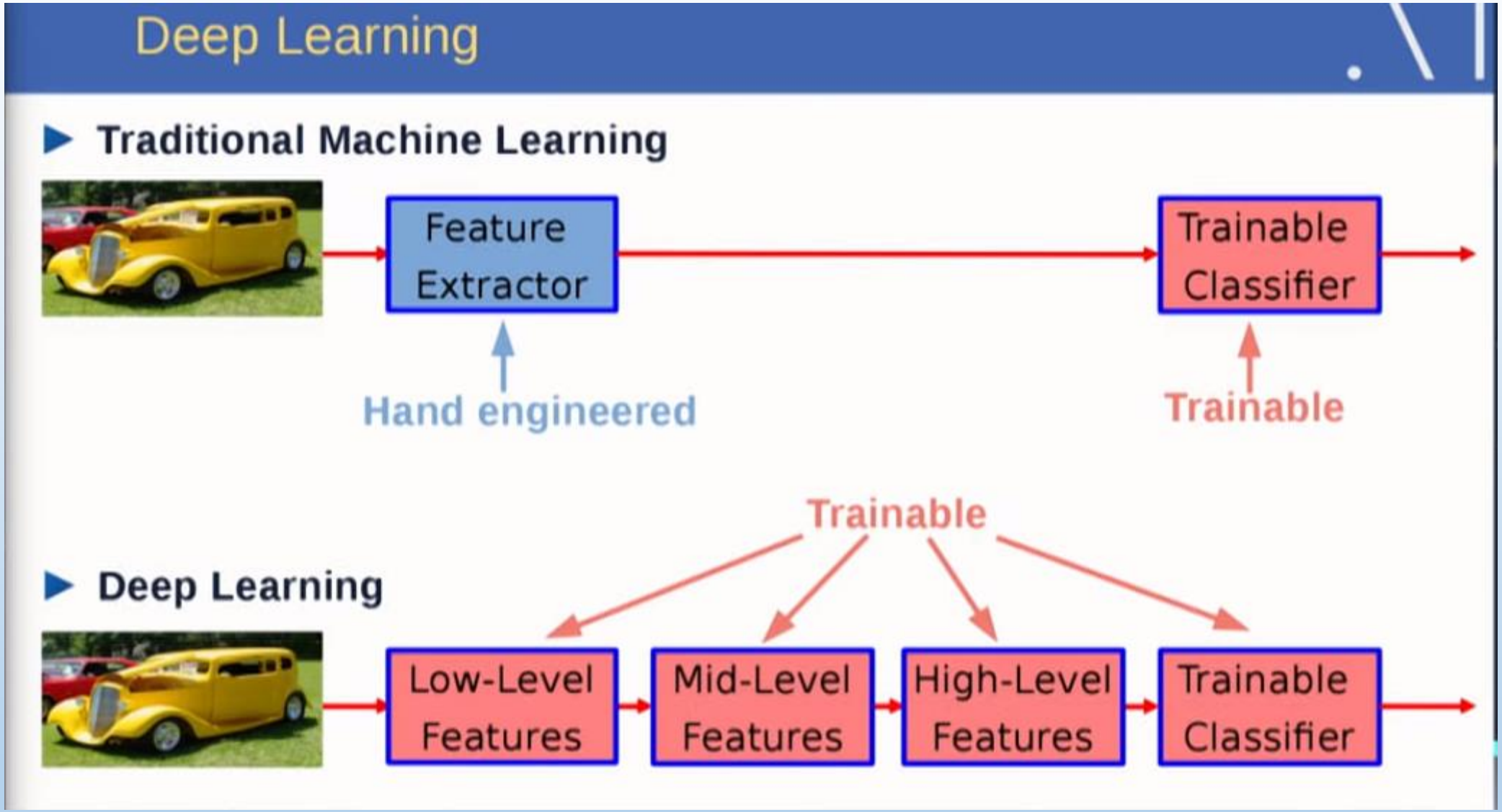
Réseau complet



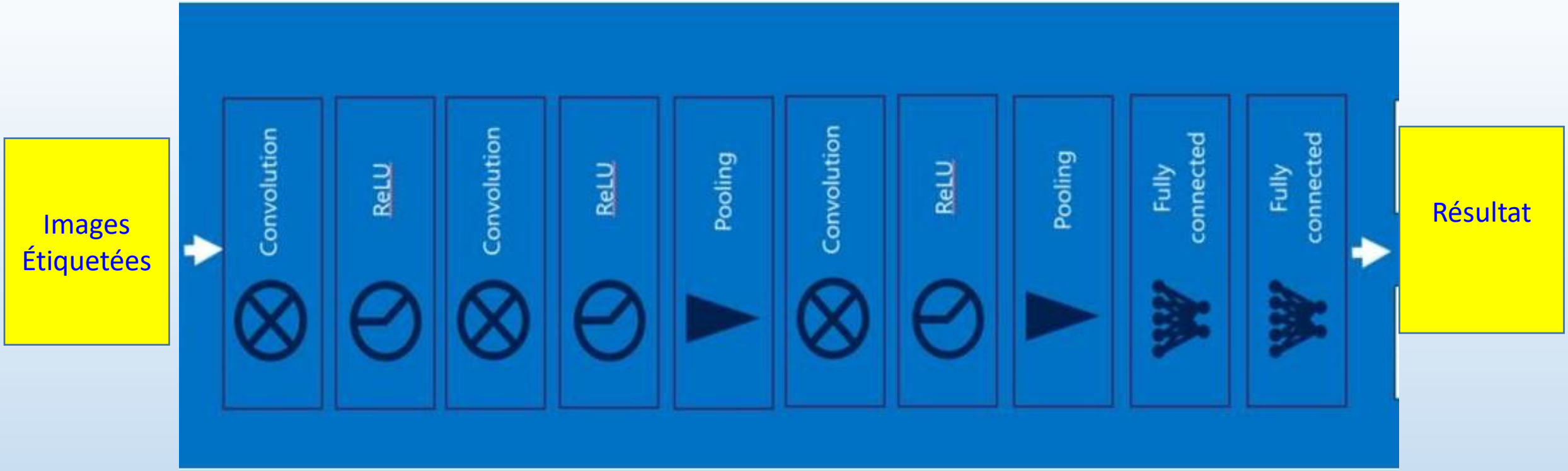
Questions

1. *D'où viennent les caractéristiques?*
2. *Comment définit-on les poids de nos couches entièrement connectées?*

L' Apprentissage profond



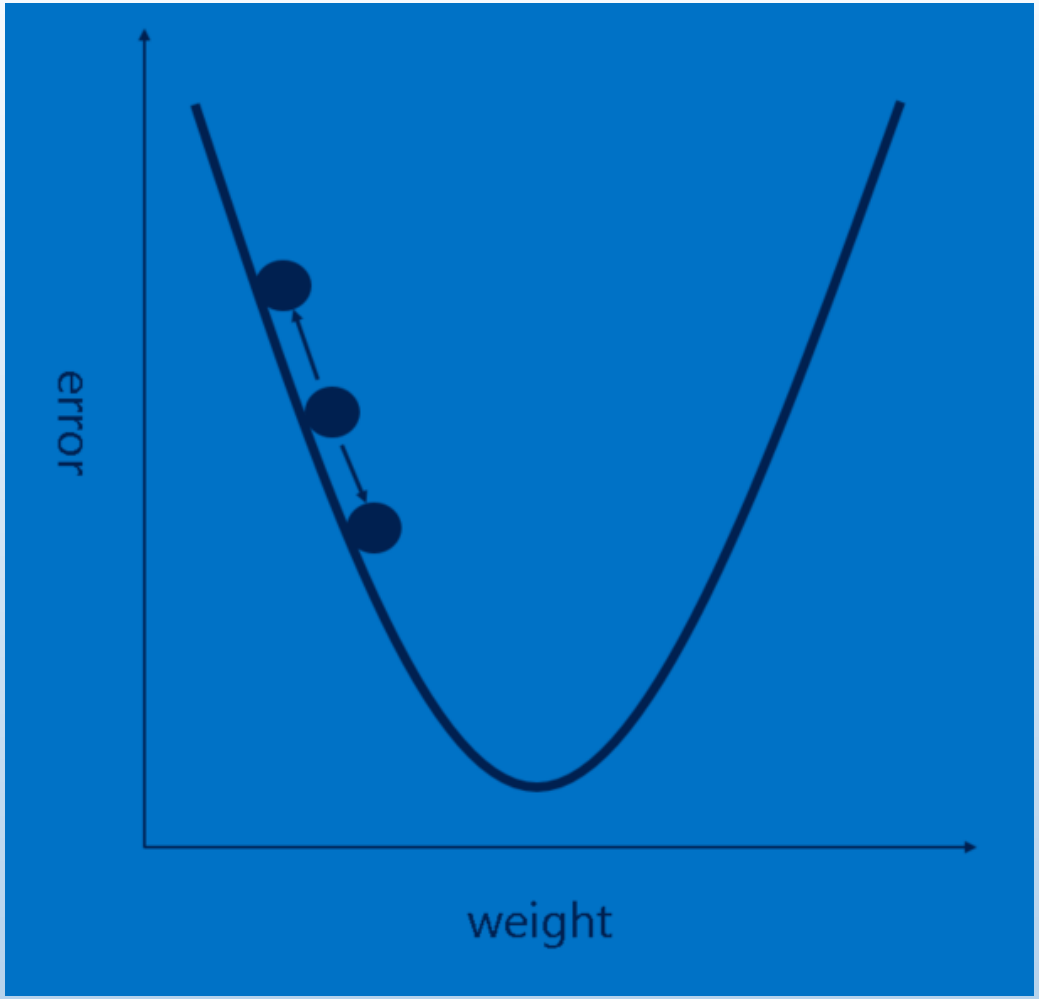
La rétro-propagation (Back propagation)



Au départ, chaque pixel de chaque caractéristique , ainsi que les poids de couches de classification sont fixés aléatoirement
Apres ça, on commence à passer des images au CNN, une par une.
Les caractéristiques et poids sont ajustés pour obtenir le résultat souhaité

L'entrainement

Les caractéristiques et poids peuvent ensuite être ajustés de manière à réduire l'erreur.
On soumet au CNN des images étiquetées
Si le résultat n'est pas celui attendu, chaque valeur est augmentée ou diminuée, et la nouvelle valeur de l'erreur de notre réseau est recalculée, à chaque fois.
Quel que soit l'ajustement fait, si l'erreur diminue, l'ajustement est conservé.
Ce processus est ensuite répété avec chacune des autres images qui ont un label.



L'entrainement

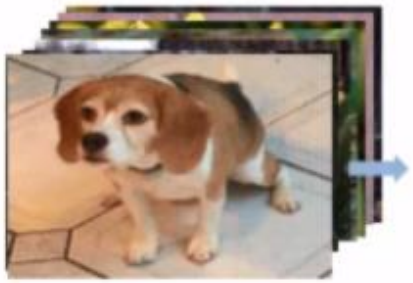
Les couches inférieures sont généralement entraînées à l'aide d'un apprentissage ***non supervisé,*** *sans tâche de prédiction particulière à l'esprit, pour la détection des caractéristiques qui apparaissent fréquemment dans les données d'entrée.*

Les couches supérieures sont toujours entraînées par des techniques d'apprentissage ***automatique supervisé*** *telles que la rétropropagation.*

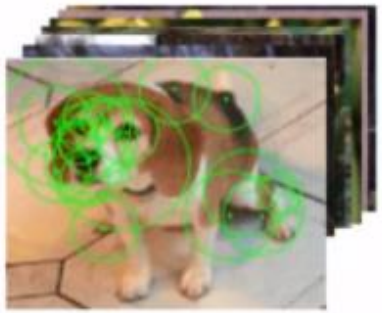
Si un mélange d'objets et de scènes est utilisé comme données d'entrée, les caractéristiques apprises par les couches inférieures seront plus ou moins génériques donc réutilisables.

Machine Learning Workflow

Training Data

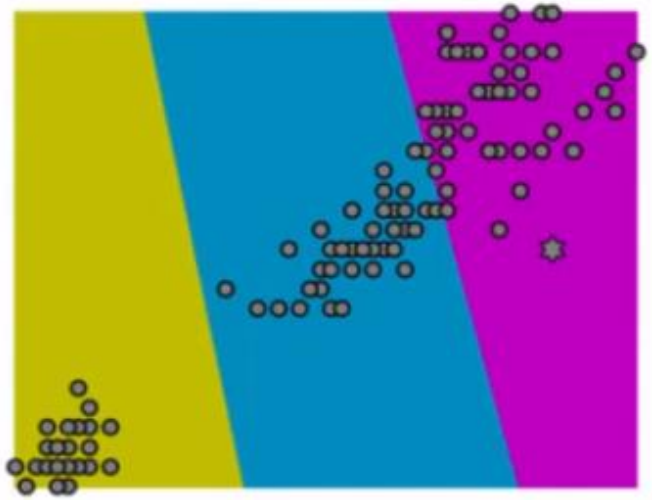


Feature Extraction



Test Data

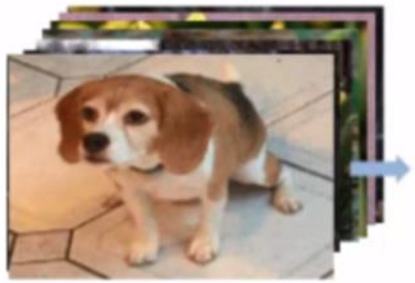
Machine Learning Model
Classification



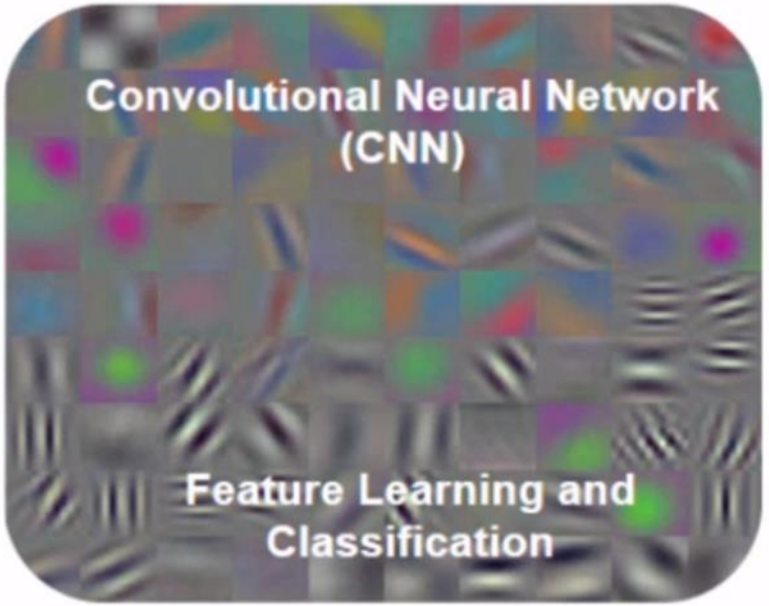
‘CAT’

Deep Learning Workflow

Training Data



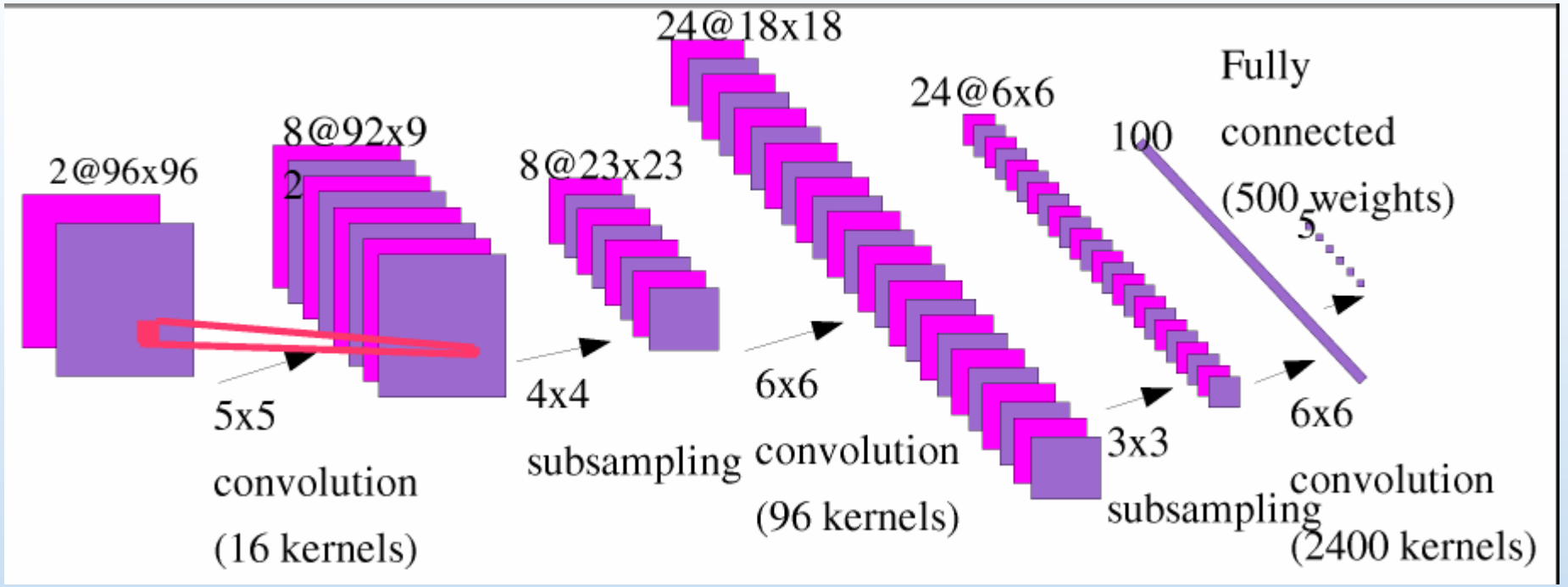
Test Data



'CAT'

LeNet de Yann Lecun

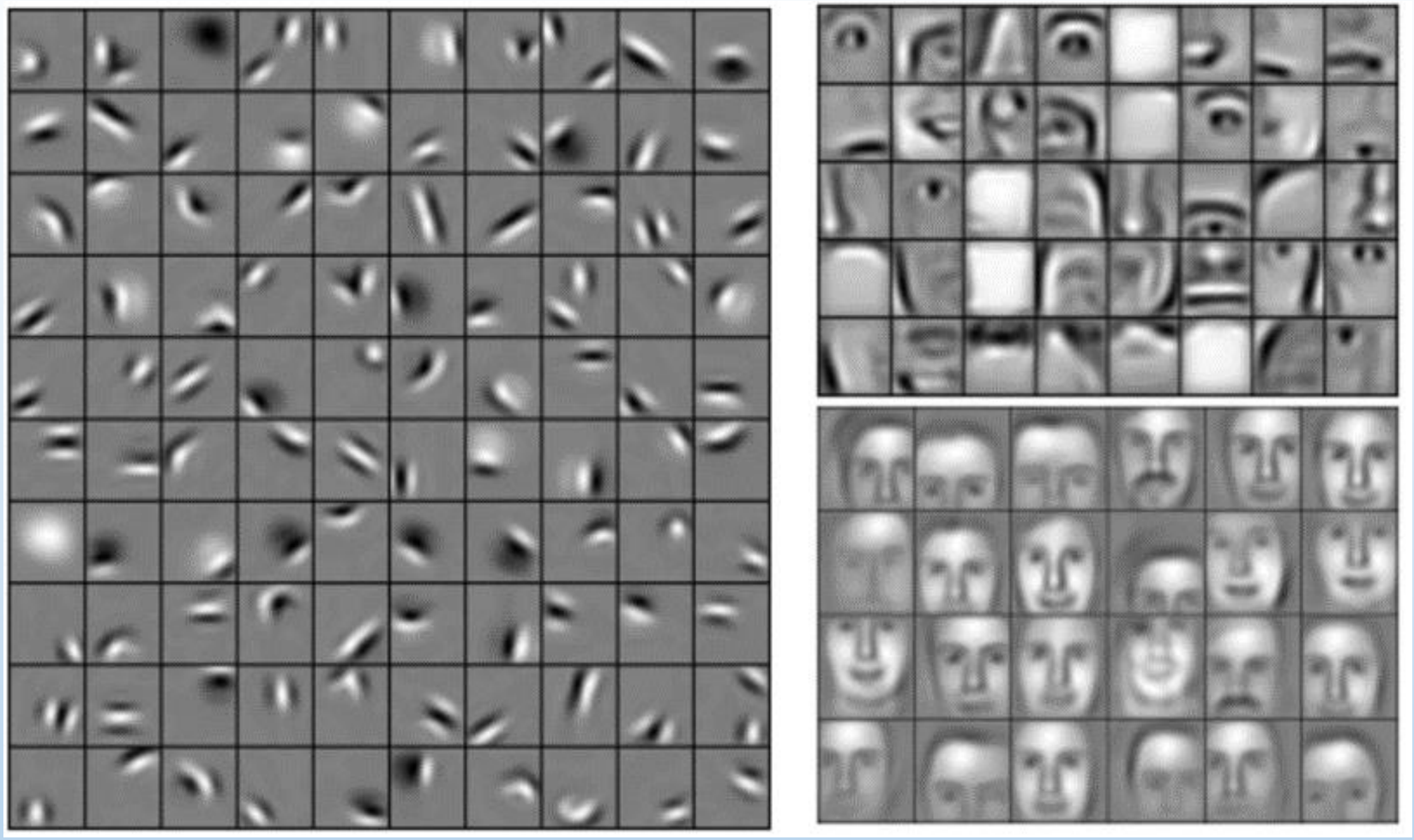
Yann LeCun



Architecture of the convolutional net "LeNet 7". This network has 90,857 trainable parameters and 4.66 Million connections. Each output unit is influenced by a receptive field of 96x96 pixels on the input.

Performances : https://cs.nyu.edu/~yann/research/norb/

L' Apprentissage profond



Dans un CNN entraîné à reconnaître des visages, les couches supérieures représentent des motifs et patterns qui font clairement partie d'un visage

Application à la reconnaissance des chiffres manuscrits

Martin Görner

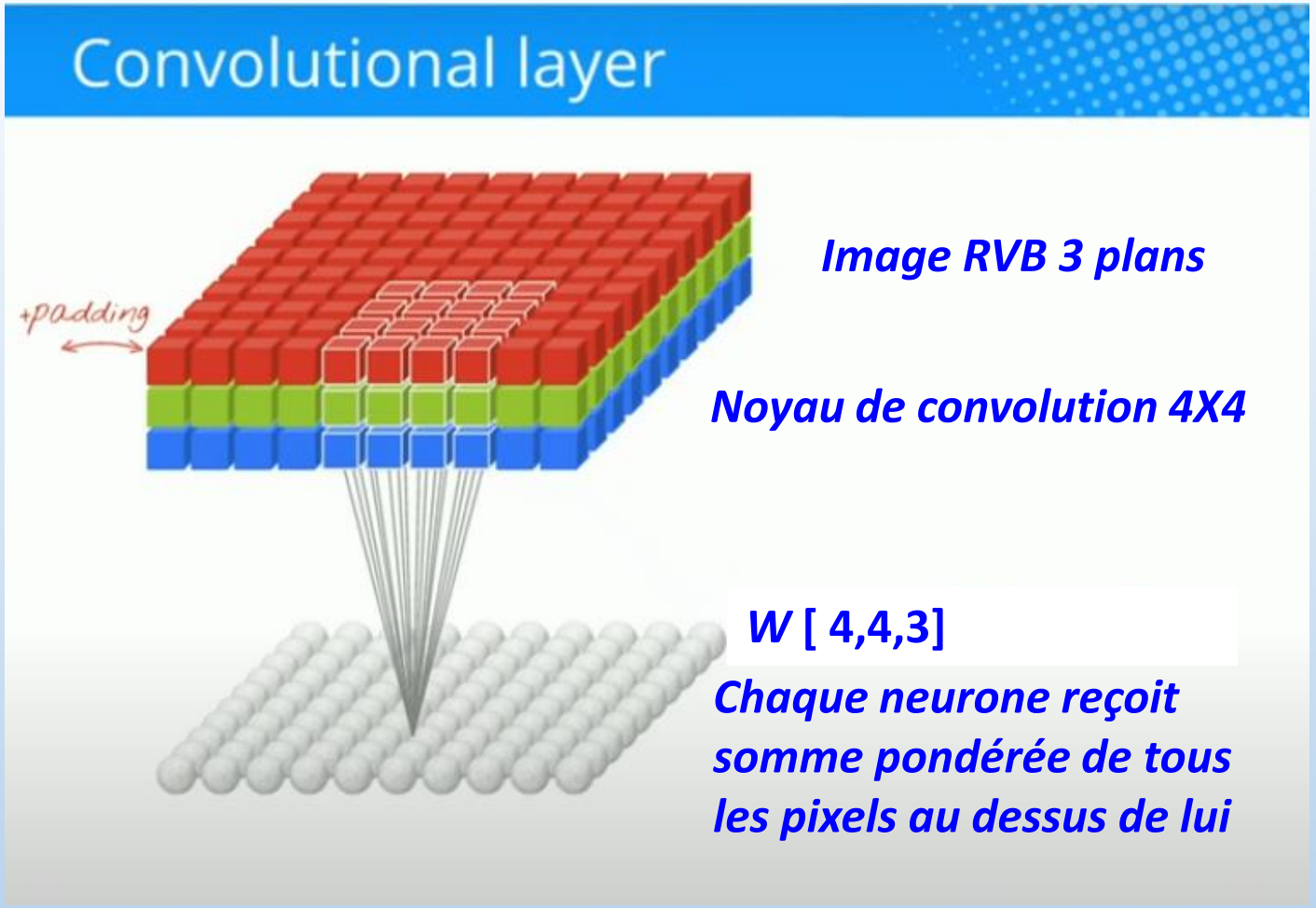
Google Developer relations

@martin_gorner

plus.google.com/+MartinGorner

Sources:
Devox France (2017) : Martin Gorner
https://www.youtube.com/watch?v=BtAVBeLuigI

ConvNet



Sources :
Yann Lecun
Devox France : Martin Gorner https://www.youtube.com/watch?v=BtAVBeLuigI

ConvNet

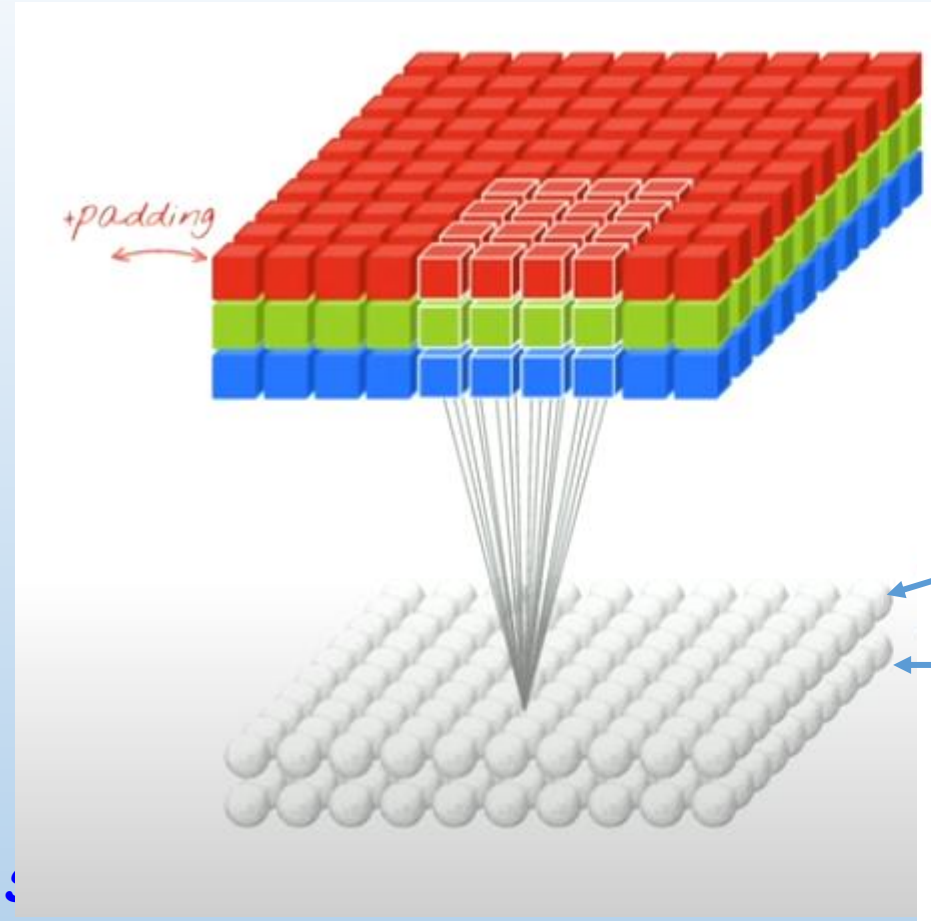


Image RVB 3 plans

Noyau de convolution 4X4
X 3 : pour chaque couleur

2 noyaux différents : W [4,4,3,2]

W [4,4,3]

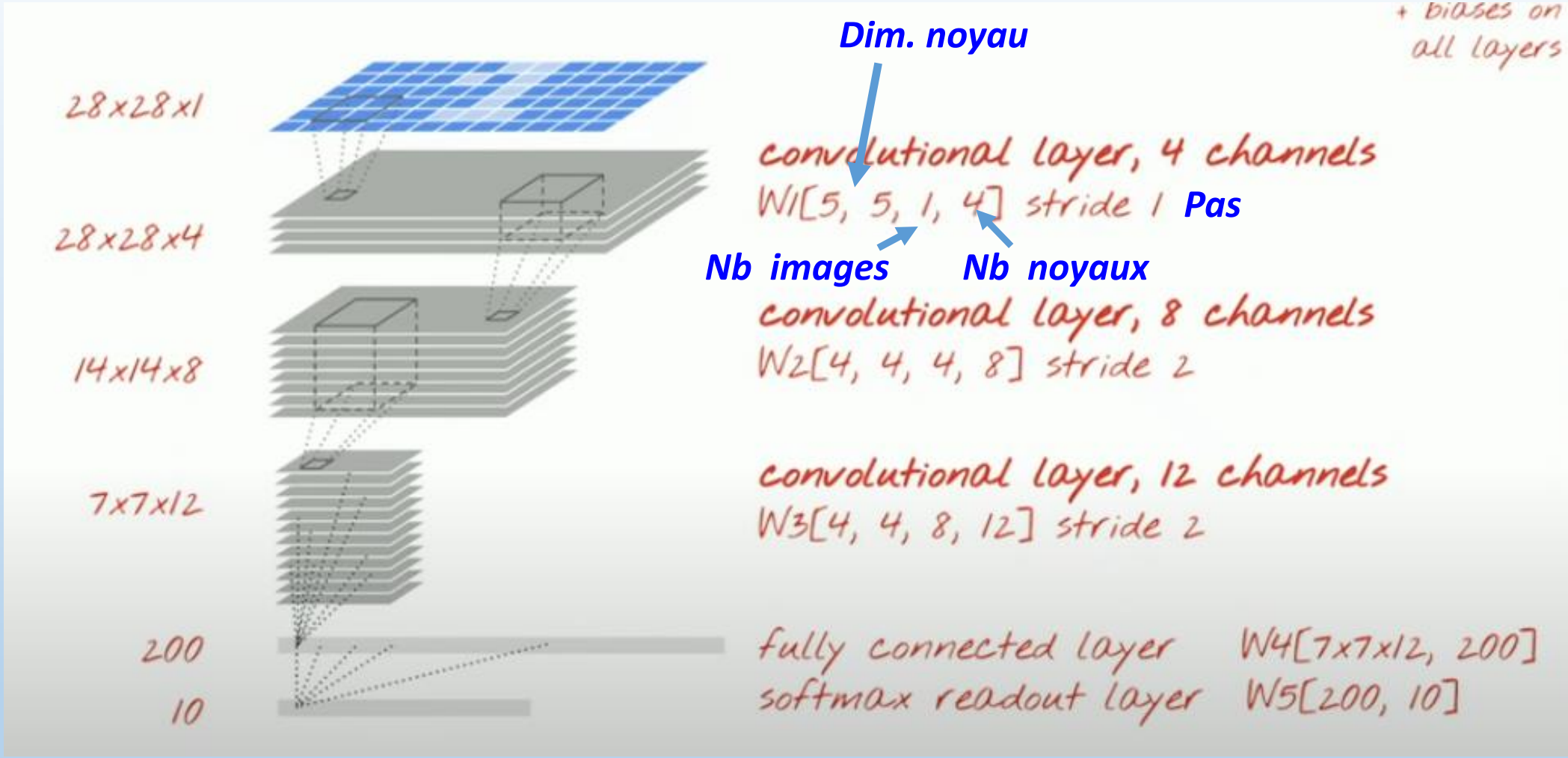
W [4,4,3]

W [4,4,3,2]

Yann Lecun
Devox France : Martin Gorner https://www.youtube.com/watch?v=BtAVBeLuigI

Reconnaissance des chiffres manuscrits

Première configuration



Reconnaissance des chiffres manuscrits

Première configuration

Tensorflow - initialisation

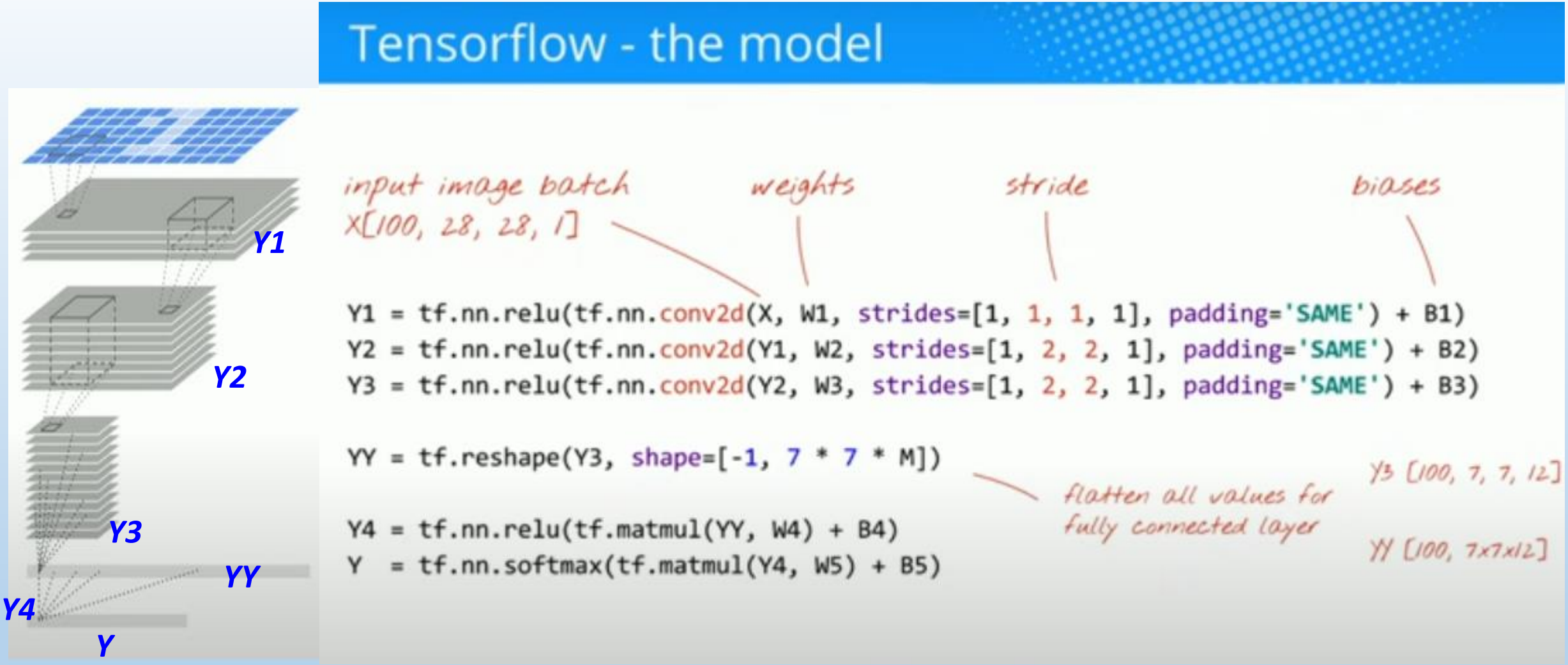
filter size — input channels — output channels

```
K=4
L=8
M=12

W1 = tf.Variable(tf.truncated_normal([5, 5, 1, K] ,stddev=0.1))
B1 = tf.Variable(tf.ones([K])/10)
W2 = tf.Variable(tf.truncated_normal([5, 5, K, L] ,stddev=0.1))
B2 = tf.Variable(tf.ones([L])/10)
W3 = tf.Variable(tf.truncated_normal([4, 4, L, M] ,stddev=0.1))
B3 = tf.Variable(tf.ones([M])/10)

N=200

W4 = tf.Variable(tf.truncated_normal([7*7*M, N] ,stddev=0.1))
B4 = tf.Variable(tf.ones([N])/10)
W5 = tf.Variable(tf.truncated_normal([N, 10] ,stddev=0.1))
B5 = tf.Variable(tf.zeros([10])/10)
```

weights initialised with random values

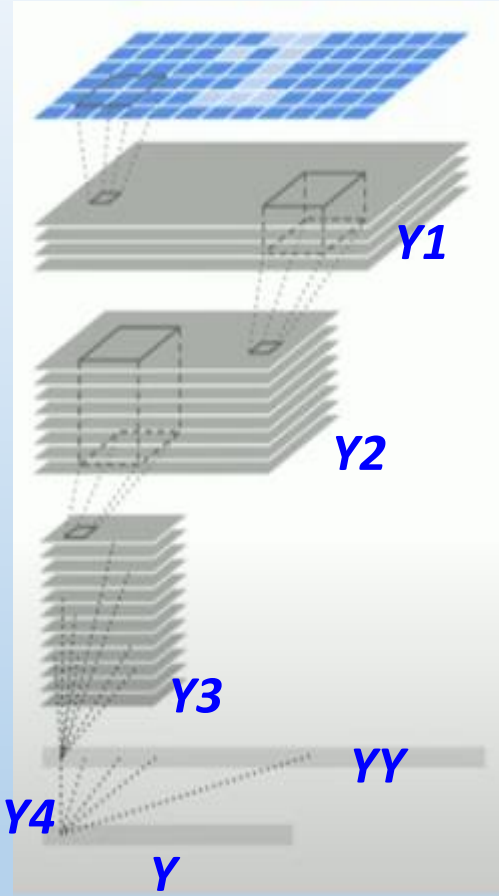
Reconnaissance des chiffres manuscrits

Première configuration



Reconnaissance des chiffres manuscrits

Première configuration

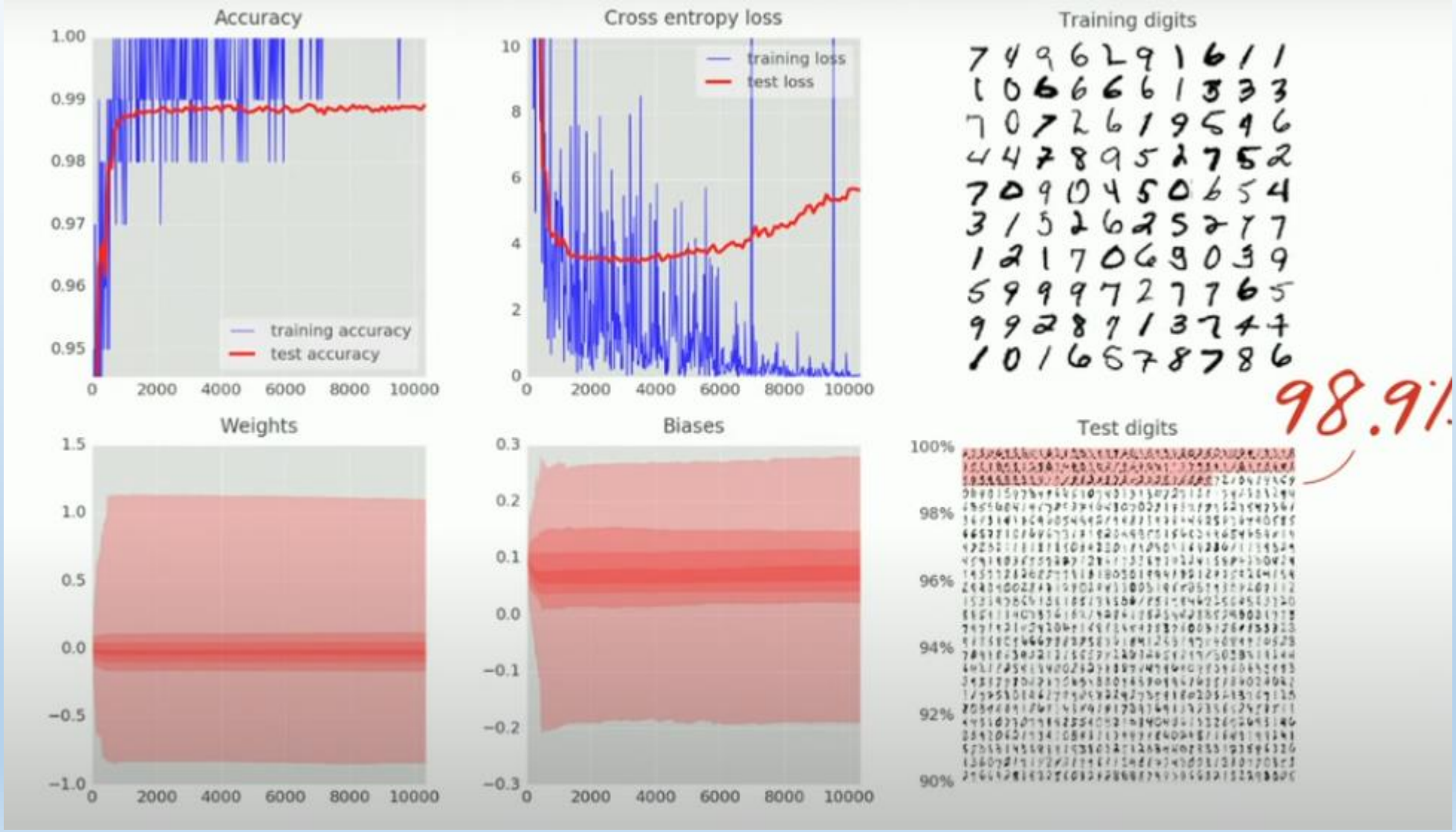


Tensorflow et l'apprentissage profond, sans les équations différentielles (Martin Görner) (youtube.com)

Séquence entraînement début 1h 01'21""

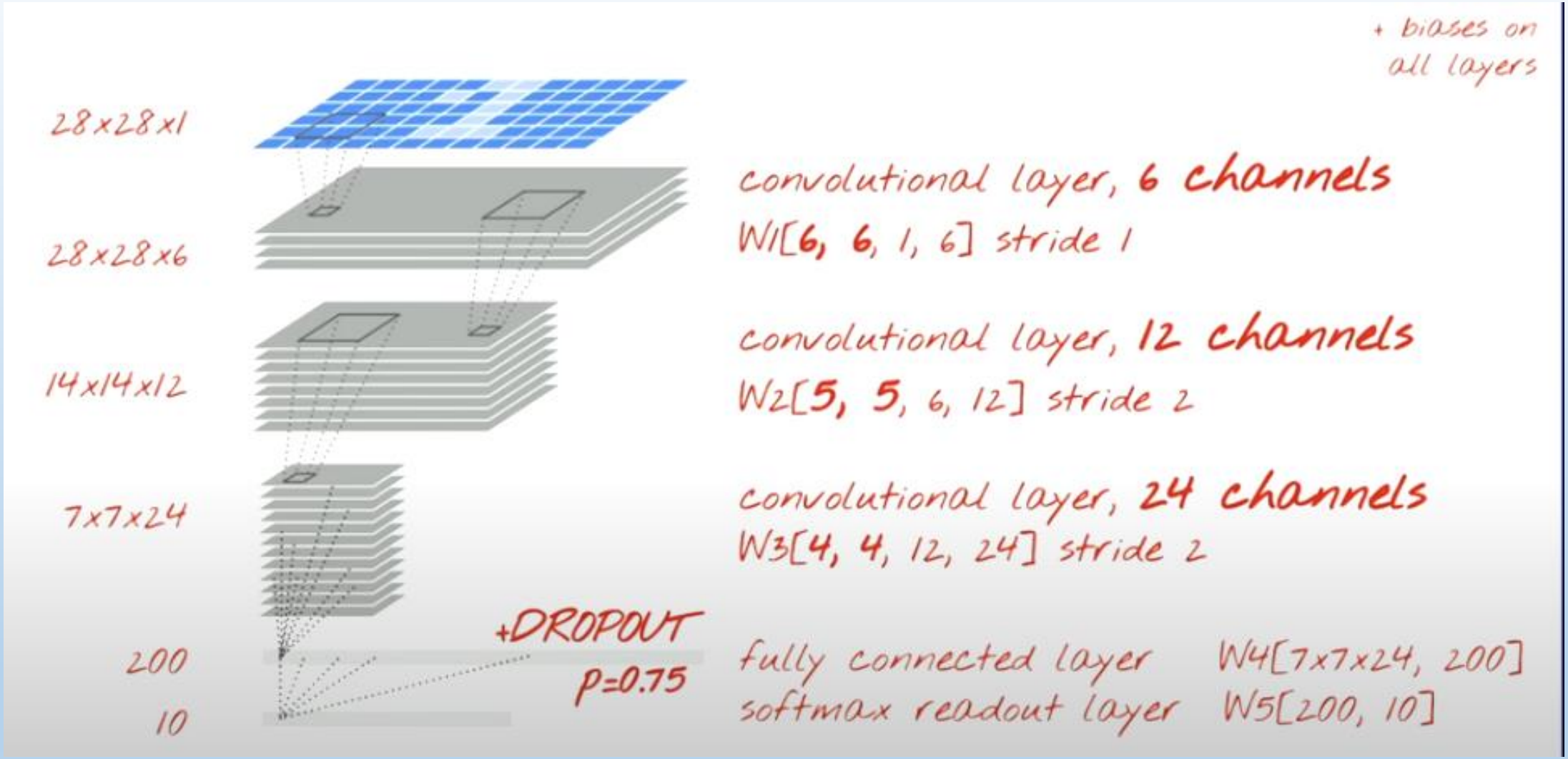
Reconnaissance des chiffres manuscrits

Première configuration



Reconnaissance des chiffres manuscrits

Deuxième configuration



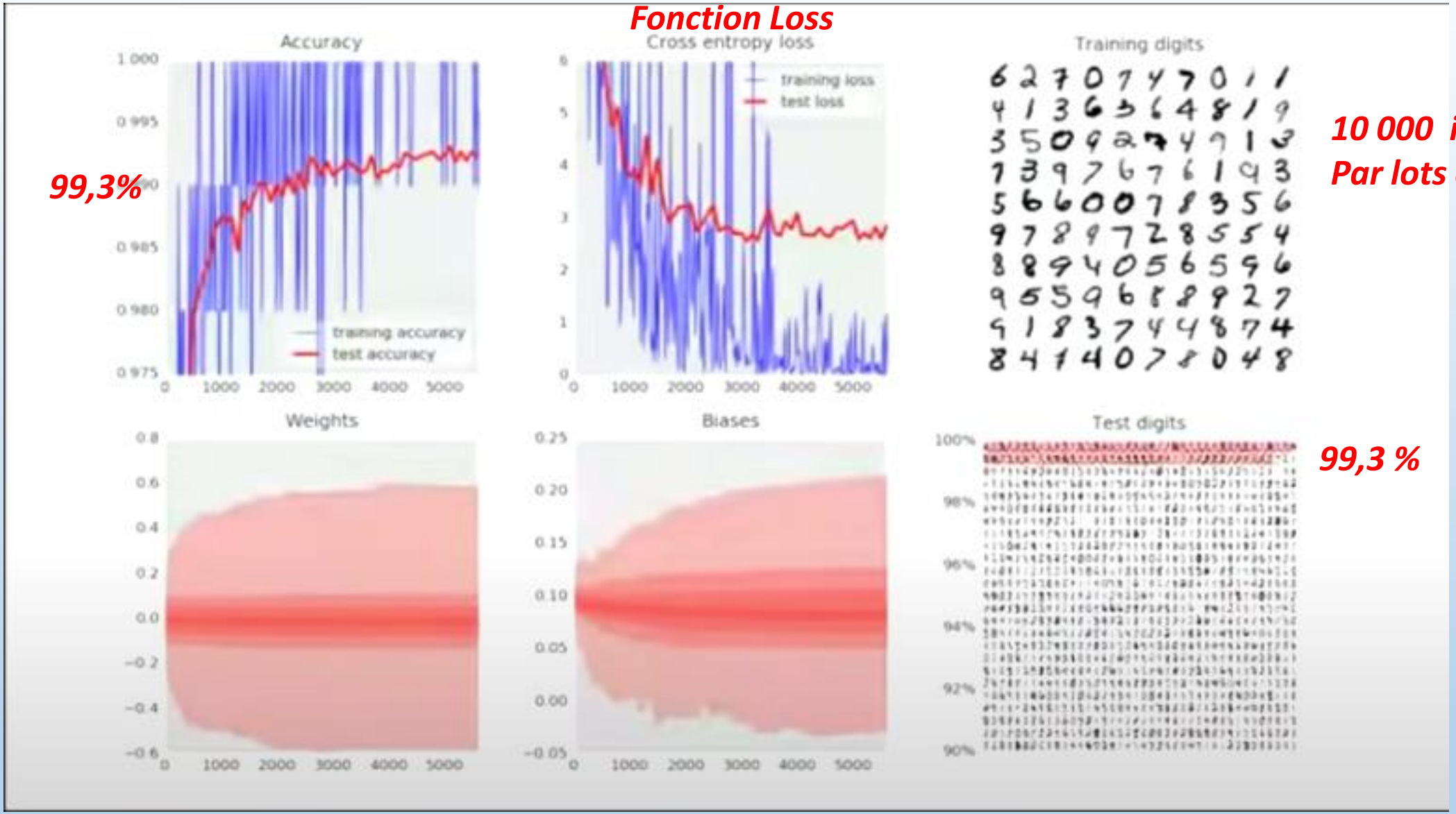
Entrainement

Source Devoxx France

Tensorflow et l'apprentissage profond, sans les équations différentielles (Martin Görner) (youtube.com)

Séquence entraînement début 1h 05'

Reconnaissance des chiffres manuscrits

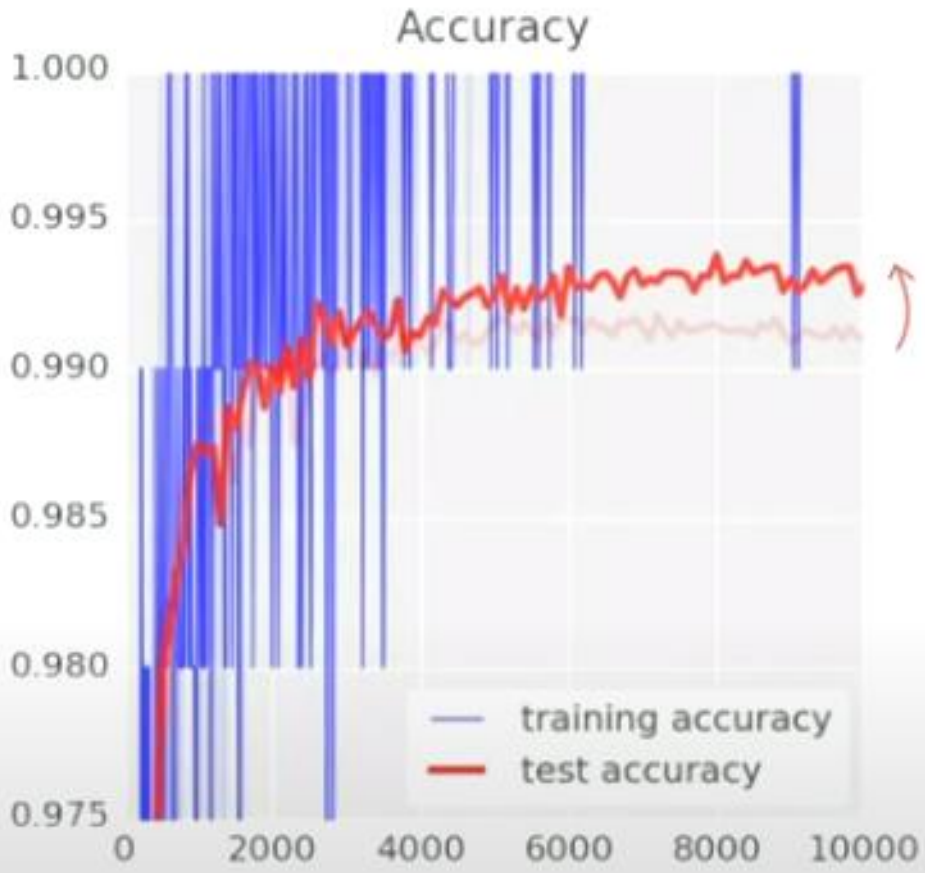


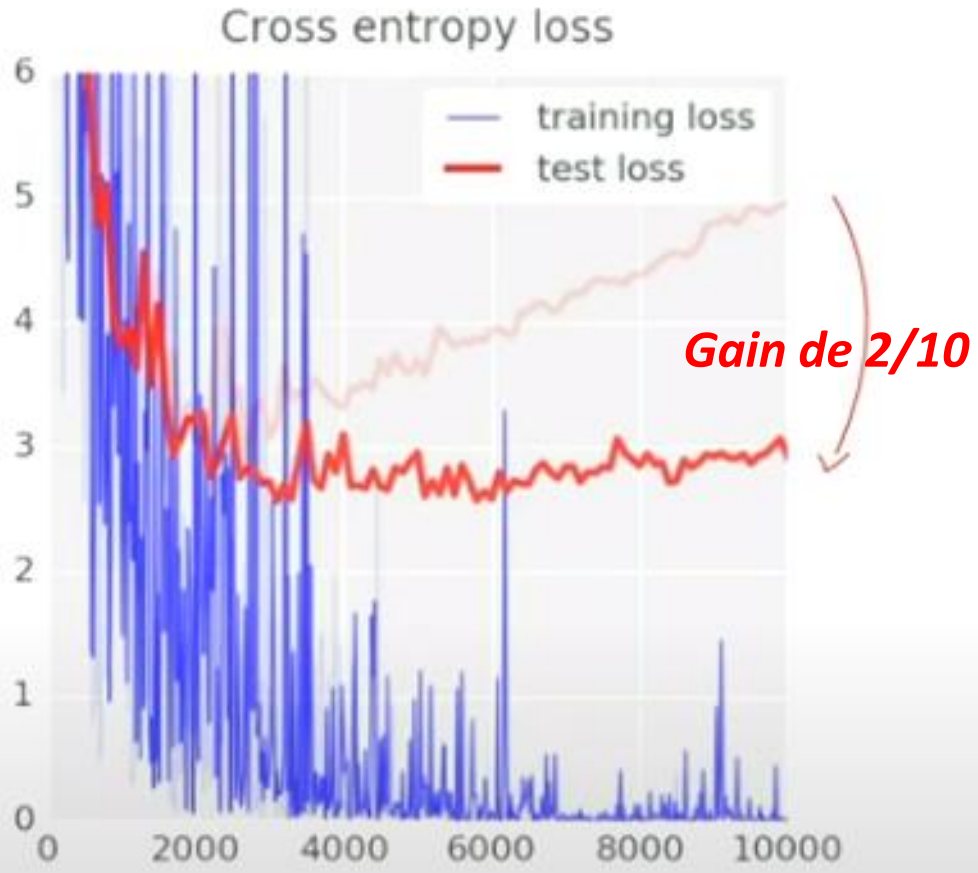
99,3%

10 000 images
Par lots de 100

99,3 %

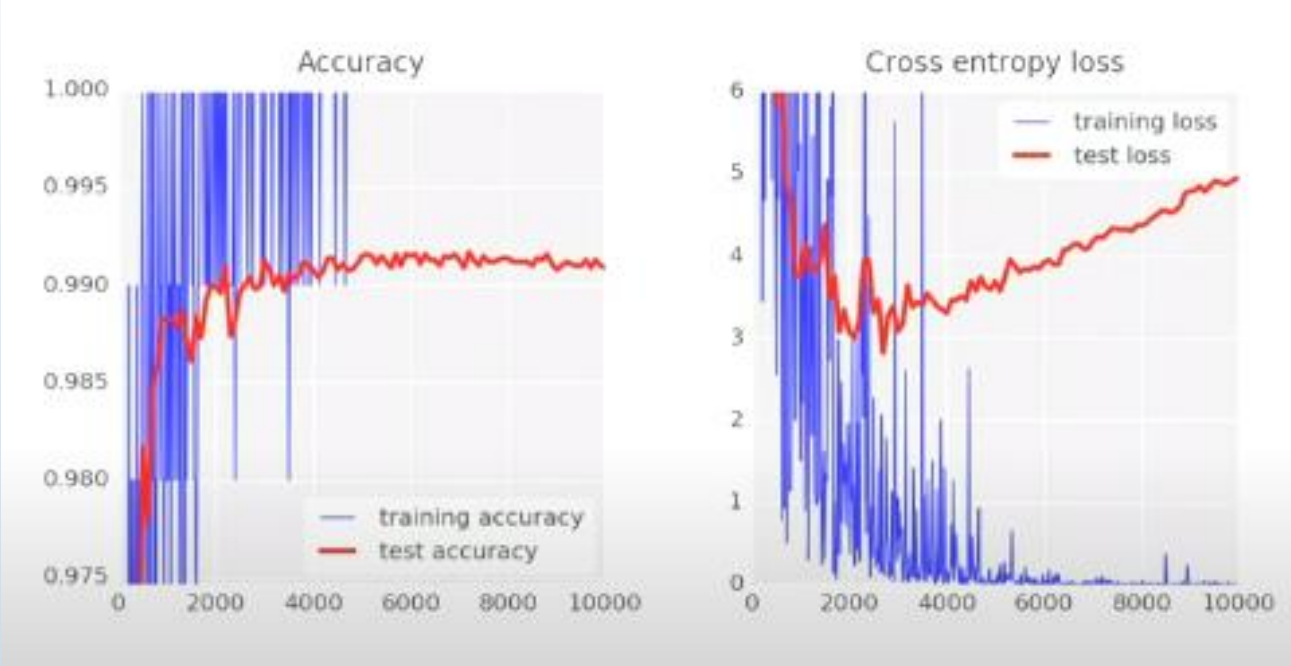
Reconnaissance des chiffres manuscrits





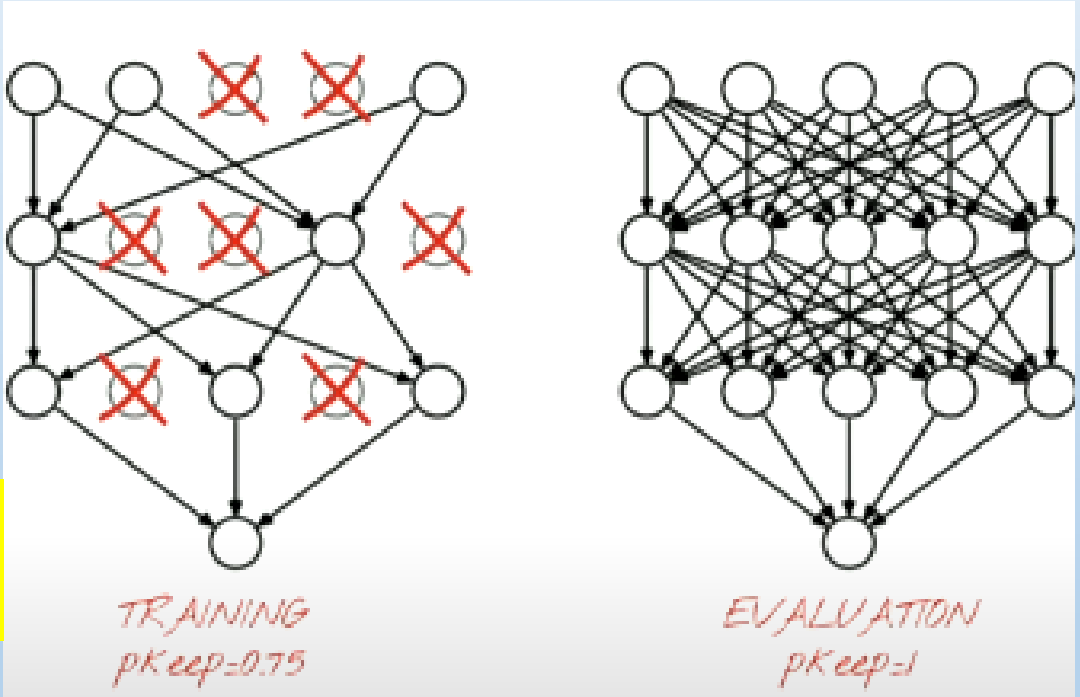
Avec régularisation Dropout

Régularisation
Dropout



Overfitting : sur apprentissage
Trop de neurones

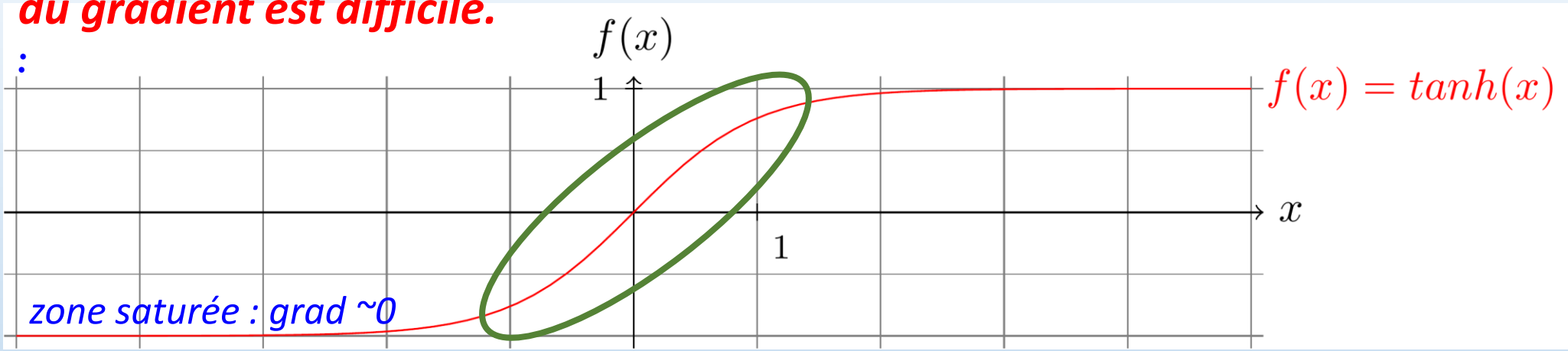
Dropout



Gradient évanescent
Normalisation par lots

Plus on rajoute de couches, plus l'apprentissage par rétropropagation du gradient est difficile.

:



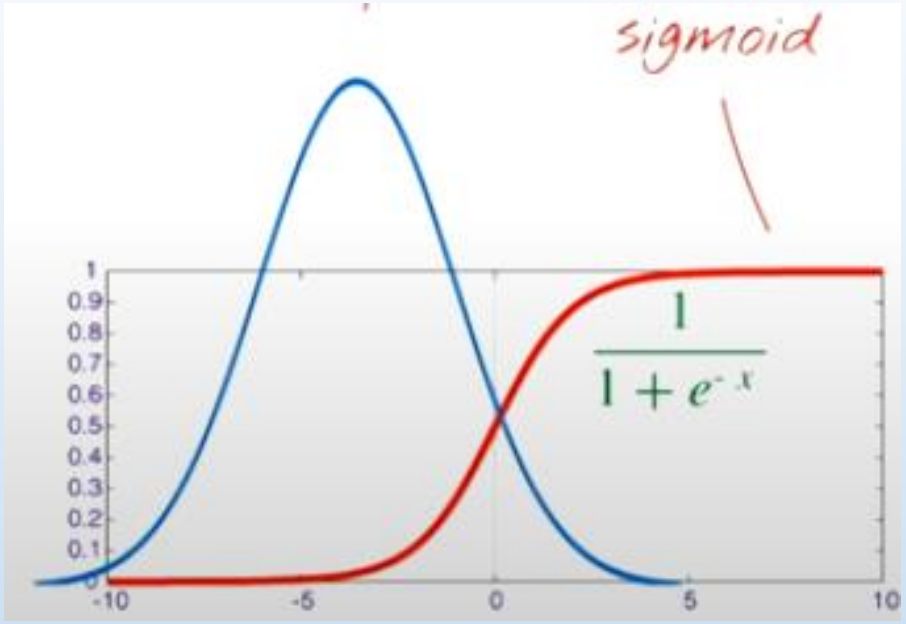
➔ Une réponse : Couche Batch Normalization

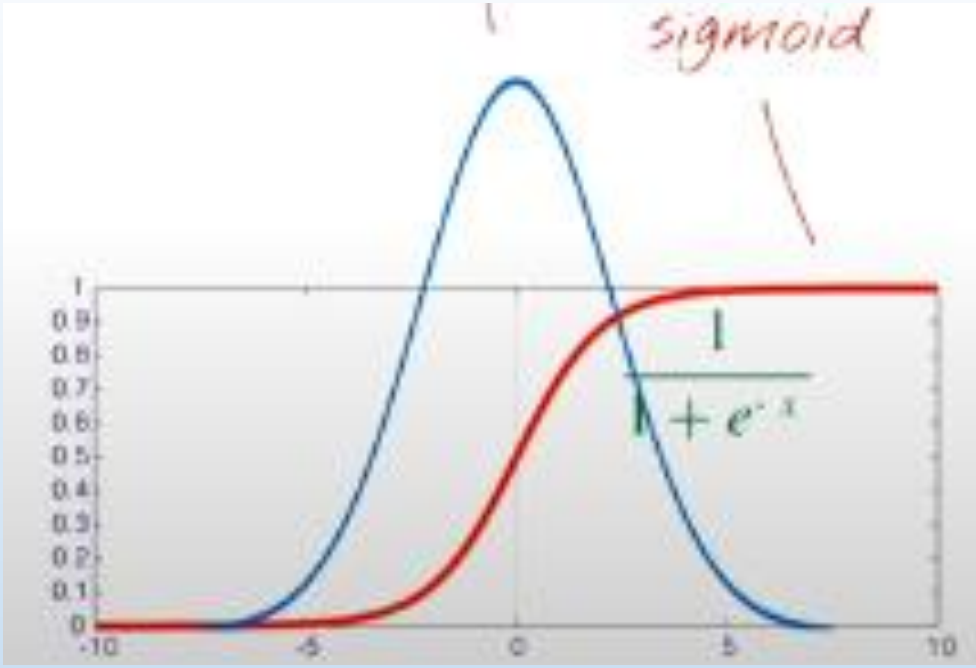
Réduction du phénomène d'évanescence du gradient

Permet de maintenir les exemples d'un batch (lot) dans la zone non saturée d'une unité.

Par exemple, la zone proche de 0 dans la fonction tangente hyperbolique

Normalisation par lots





Couche Batch Normalization

Pour les sorties de chaque couche de neurones :

On calcule la moyenne et les écarts-types d'un lot

On fait l'opération suivante pour chaque sortie :

$$\frac{\text{Valeur sortie} - \text{valeur moyenne}}{\text{Écart type}}$$

*Applicable aux **sorties pondérées** avant la fonction d'activation*

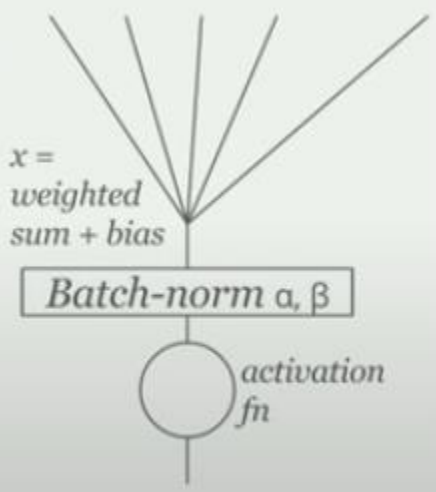
Normalisation par lots

Batch normalisation

depends from:
weights, biases, images

depends from:
same weights and biases, images
only one set of weights and biases in a mini-batch

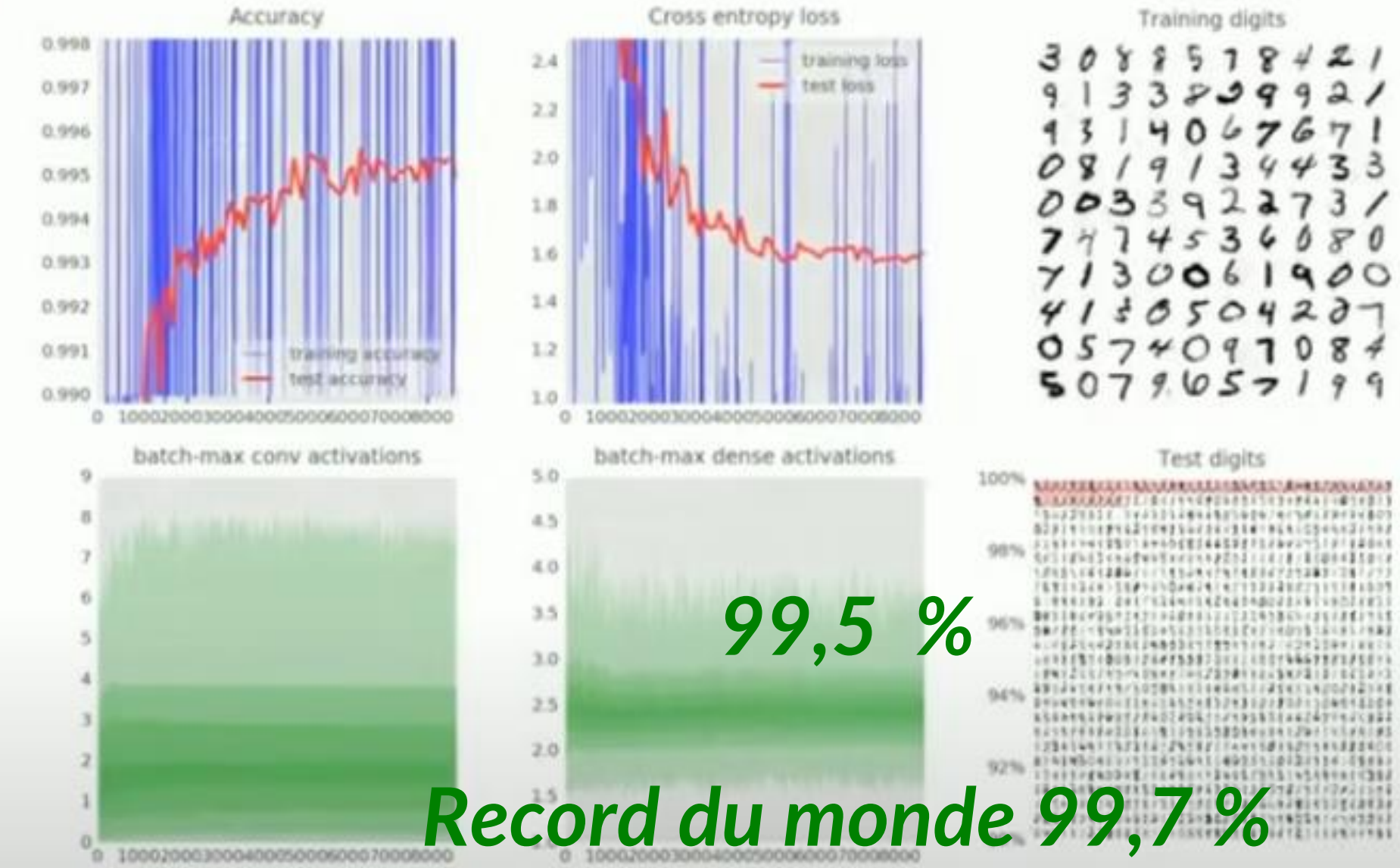
$$\hat{x} = \frac{x - avg_{batch}(x)}{stdev_{batch}(x) + \epsilon}$$



$$BN(x) = \alpha\hat{x} + \beta$$

=> BN is differentiable relatively to weights, biases, α and β
It can be used as a layer in the network, gradient calculations will still work

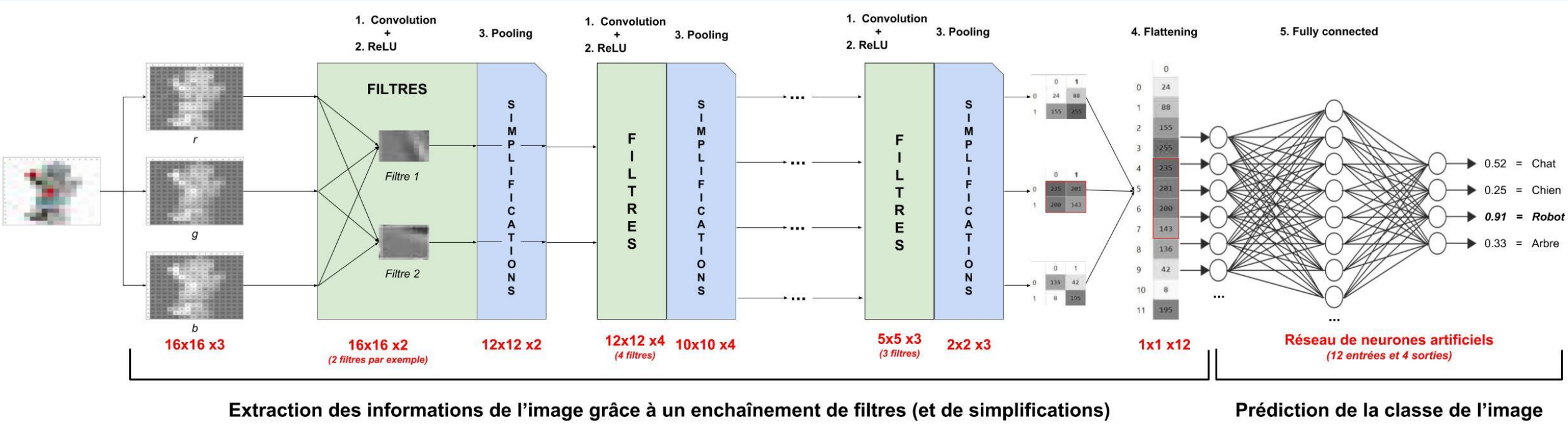
Avec Dropout et BatchNorm



99,5 %

Record du monde 99,7 %

Les CNN ou ConvNet



Reconnaissance images
Explicateur CNN

https://poloclub.github.io/cnn-explainer/

Reconnaissance images
Tester Expérimenter

Source INRIA

https://pixees.fr/classcode-v2/

Ouvrir un compte et se connecter

Puis ouvrir **Class'code IAI**

Au-delà des images

Quel que soit le type de données nous pouvons transformer ces données pour les faire ressembler à une image ➔ Vecteurs .

Les signaux audio *peuvent être décomposés en un ensemble de petits morceaux :*

➔ *tableau de 2 dimensions : colonne = bloc de temps, ligne = bande de fréquences*

De même pour les données ***textuelles pour le traitement du langage naturel*** *et même des* ***données chimiques*** *pour la découverte de médicaments*

Les CNNs fonctionnent très bien dans ces cas précis*.*

L' Apprentissage profond

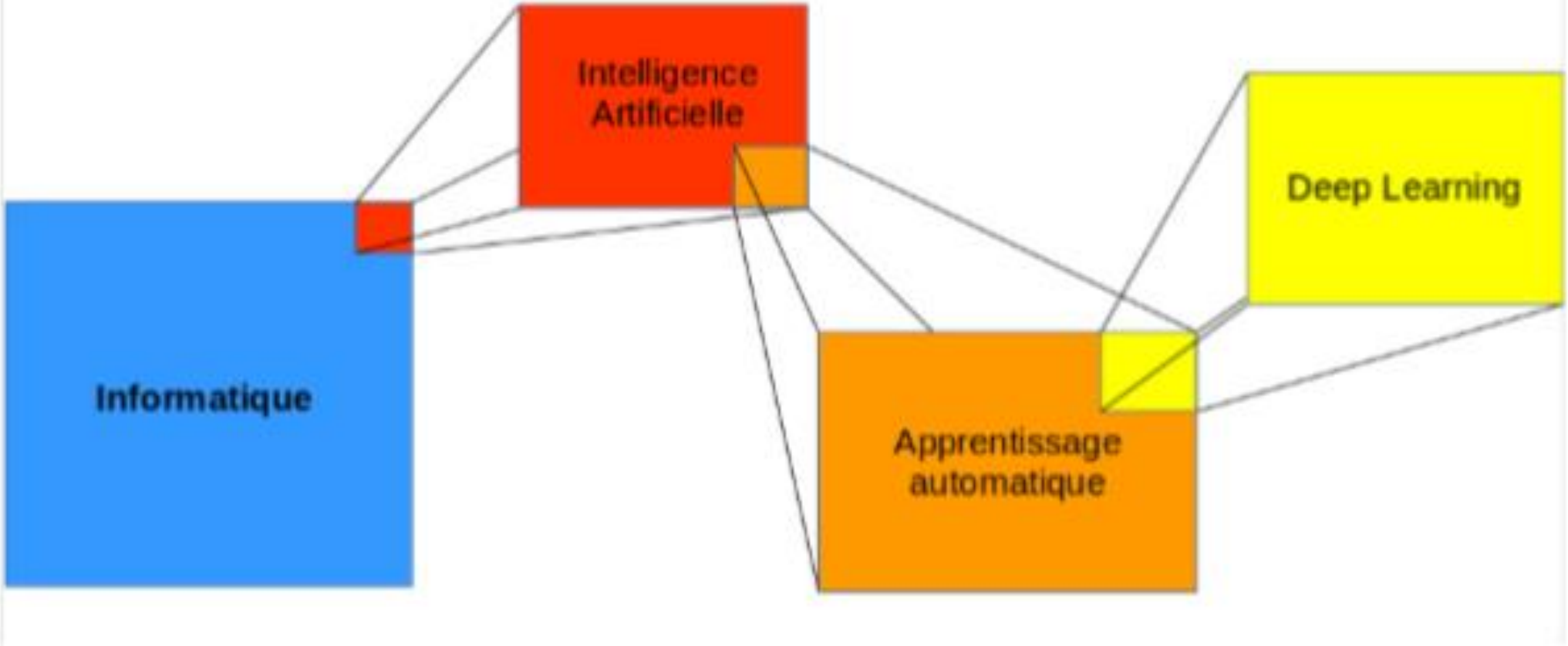


Figure 1: Schéma résumant la place du deep learning dans le monde de l'informatique.