

IA et Nous

Réseaux de neurones convolutifs

Convolutional Neuron Networks

Mars 2023

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*
-

Neuf fois sur dix, quand vous entendez parler d'Apprentissage profond (ou Deep Learning en anglais), les réseaux de neurones à convolution sont impliqués. Aussi appelés CNN ou ConvNets, ils constituent les fers de lance de l'Apprentissage profond.

Aujourd'hui, ils sont même capables d'apprendre à trier des images par catégorie avec dans certains cas, de meilleurs résultats qu'après un triage manuel. S'il y a donc aujourd'hui une méthode qui justifie un engouement particulier, il s'agit donc bien des CNNs.

Ce qui est particulièrement intéressant avec les CNNs, c'est qu'ils sont également faciles à comprendre, lorsque vous les divisez en leurs fonctionnalités de base

IA et Nous

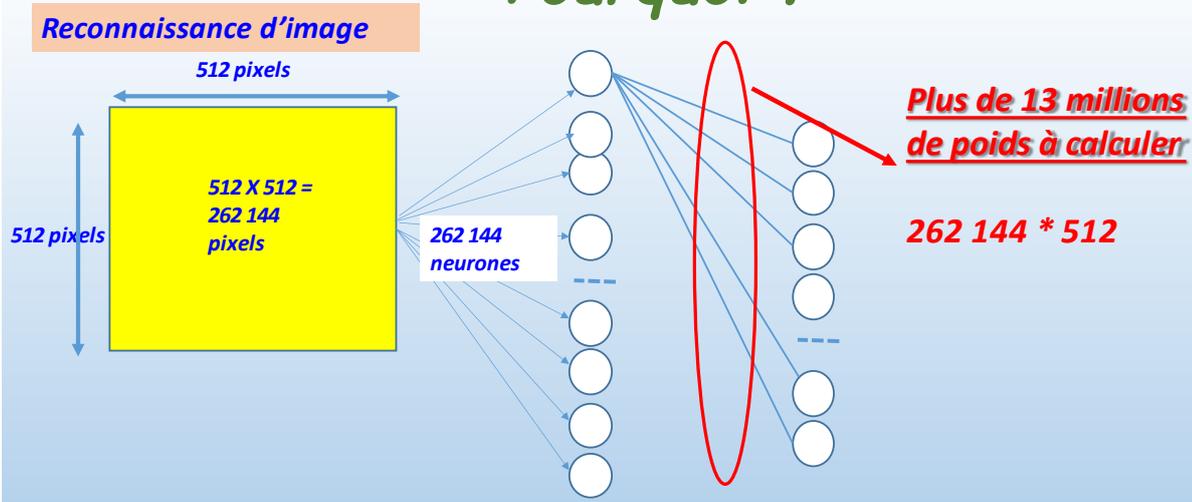
Réseaux de neurones convolutifs

Convolutional Neuron Networks

Mars 2023

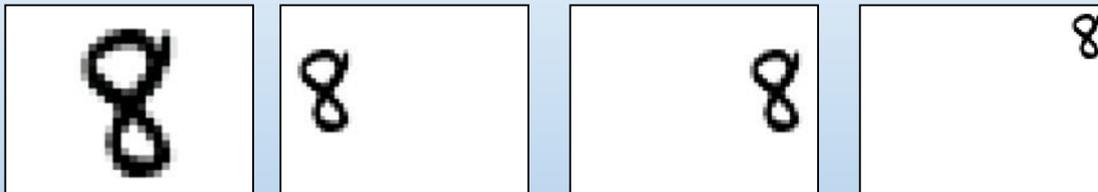
1. Pourquoi ?

Pourquoi ?



Pourquoi ?

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



Et si on apprenait différemment ?

Christian Pasco

4

La méthode d'analyse d'image pixel par pixel conduit à un nombre gigantesque de poids à « apprendre »..

Cela devient très vite impossible à traiter dans des temps raisonnables et incompatible de performances de temps réel

Il faut donc procéder différemment.

L'idée est de s'inspirer du fonctionnement du cortex visuel et du fait que le monde est « compositionnel ».

IA et Nous
Réseaux de neurones convolutifs
Convolutional Neuron Networks

Mars 2023

Les CNN ou ConvNet 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

Christian Pasco

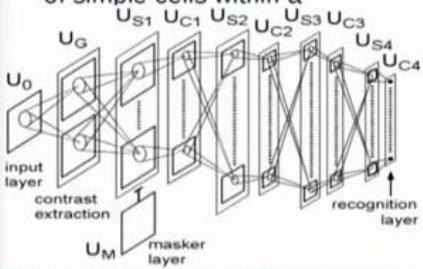
5

Neocognitron

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

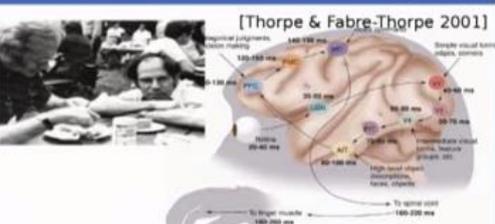
■ [Hubel & Wiesel 1962]:

- ▶ **simple cells** detect local features
- ▶ **complex cells** "pool" the outputs of simple cells within a



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

[Thorpe & Fabre-Thorpe 2001]



"Simple cells" "Complex cells"

Multiple convolutions pooling subsampling

Christian Pasco

6

Les couches inférieures sont composées de neurones qui vont identifier les caractéristiques de base de l'image : cellules simples. Les couches supérieures vont s'intéresser aux formes plus complexes (contours, patterns, parties d'objets, ..) : cellules complexes. Fonctionnement hiérarchique

IA et Nous
Réseaux de neurones convolutifs
Convolutional Neuron Networks

Mars 2023

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».

Christian Pasco

7

IA et Nous
Réseaux de neurones convolutifs
Convolutional Neuron Networks

Mars 2023

2. 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

Christian Pasco

8

IA et Nous
Réseaux de neurones convolutifs
Convolutional Neuron Networks

Mars 2023

a. La Convolution

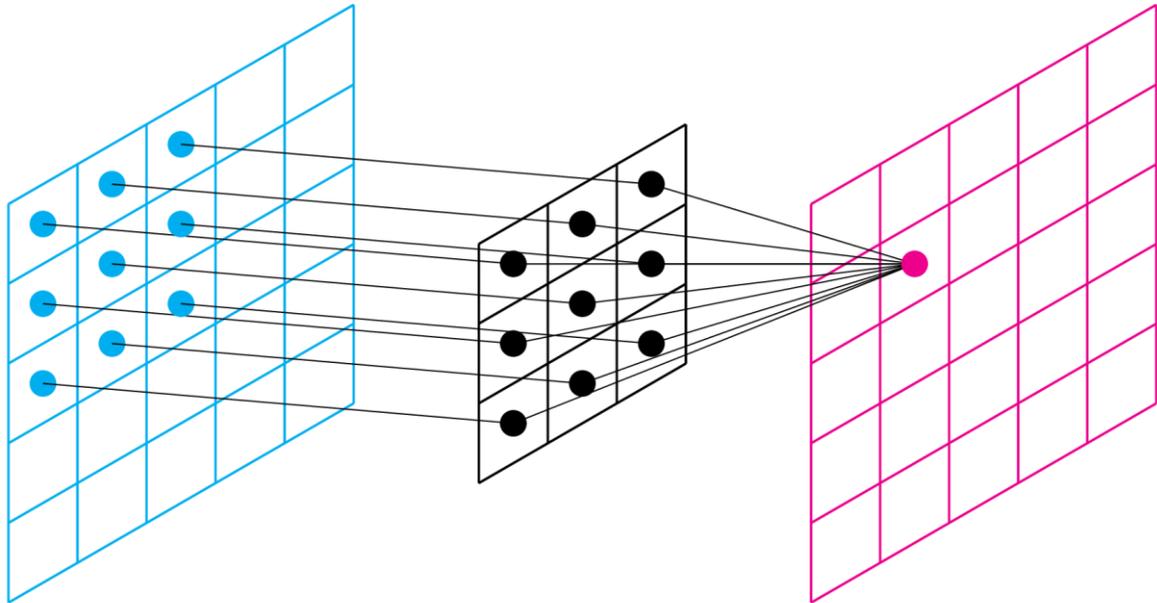


Image ou carte d'entrée

Masque convolutionnel

Carte de caractéristiques de sortie

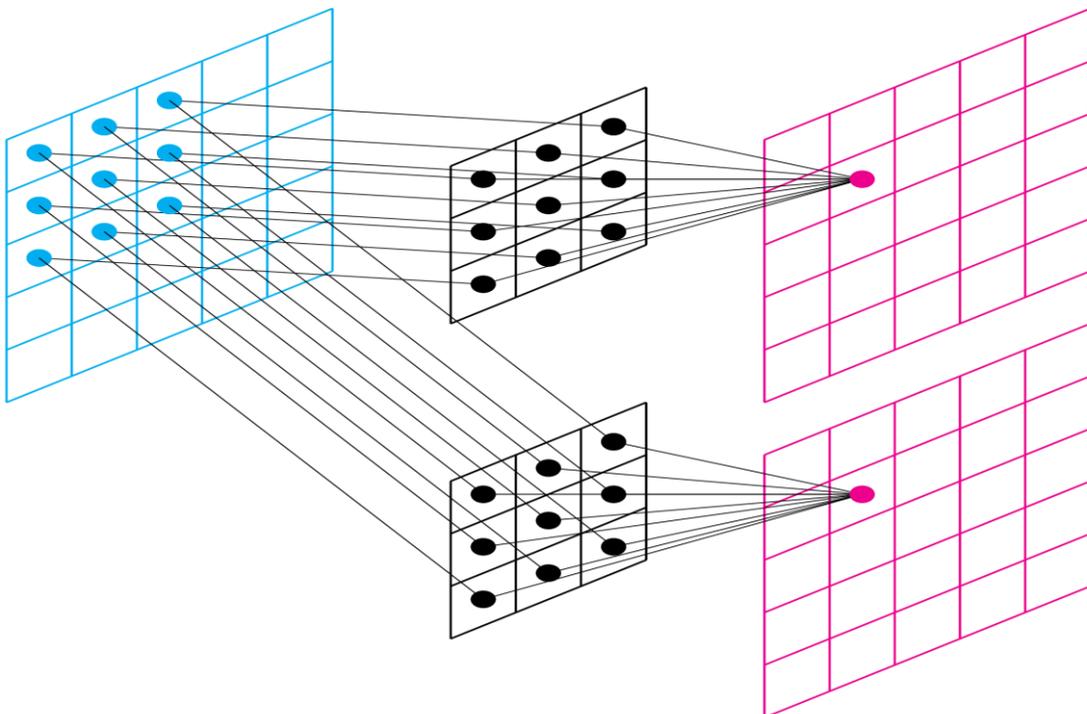


Image ou carte d'entrée

2 masques convolutionnels

2 cartes de caractéristiques de sortie

IA et Nous

Réseaux de neurones convolutifs

Convolutional Neuron Networks

Mars 2023

La **convolution** est un outil mathématique simple qui est très largement utilisé pour le **traitement d'image**, ce qui explique que les **réseaux de neurones à convolution** soient particulièrement bien adaptés à la **reconnaissance d'image**.

La **convolution** agit comme un **filtrage**.

On définit une taille de **fenêtre** qui va se balader à travers toute l'image (rappelez-vous qu'une image peut être vue comme étant un tableau).

Au tout début de la **convolution**, la **fenêtre** sera positionnée tout en haut à gauche de l'image puis elle va se décaler d'un certain nombre de cases (c'est ce que l'on appelle le **pas**) vers la droite et lorsqu'elle arrivera au bout de l'image, elle se décalera d'un **pas** vers le bas ainsi de suite jusqu'à ce que le **filtre** est parcourue la totalité de l'image :

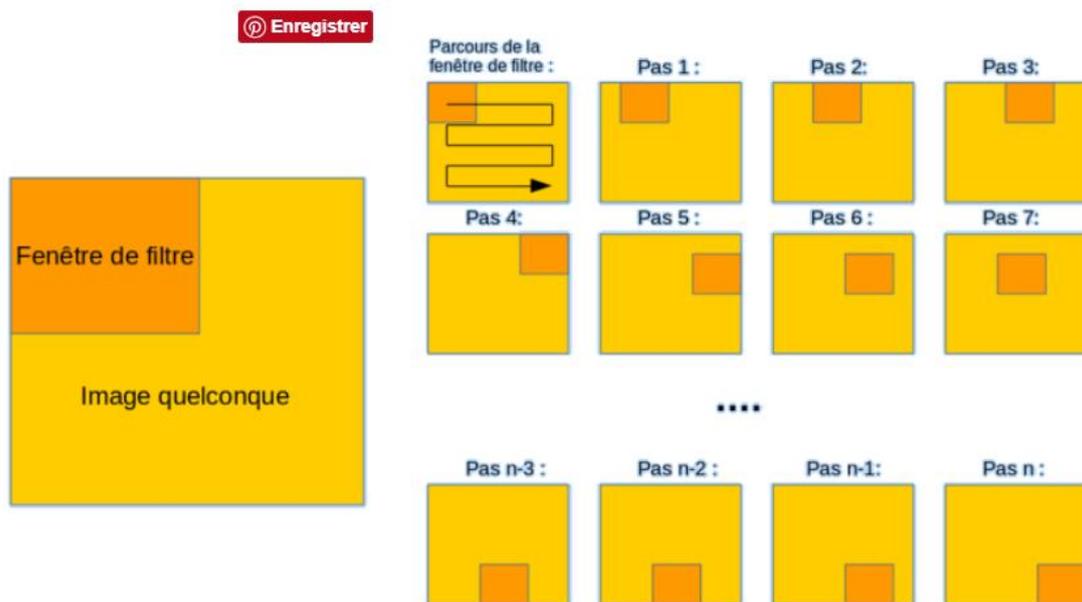
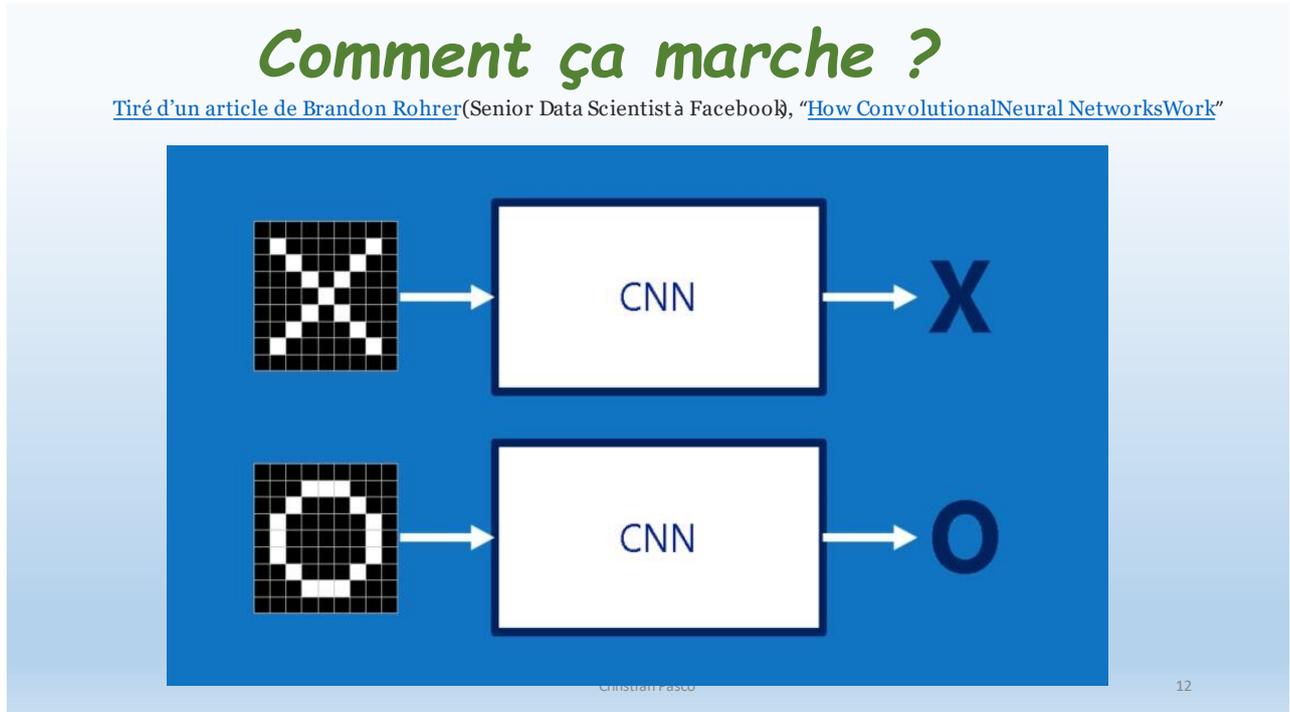


Schéma du parcours de la fenêtre de filtre sur l'image.

IA et Nous
Réseaux de neurones convolutifs
Convolutional Neuron Networks

Mars 2023

Explication sur un exemple simplifié



Pour nous aider à comprendre le fonctionnement d'un réseau de neurones à convolution, nous allons nous aider d'un exemple simplifié et chercher à déterminer si une image représente un X ou un O.

En effet, cet exemple est suffisamment riche pour illustrer les différents principes des CNNs, tout en étant aussi suffisamment simple pour éviter de "s'encombrer" de détails non essentiels.

Notre CNN n'a qu'une seule tâche à réaliser: chaque fois qu'on lui présente une photo, il doit décider si cette photo représente un X ou un O. Il considère que dans chaque cas, il ne peut y avoir que l'un ou l'autre.

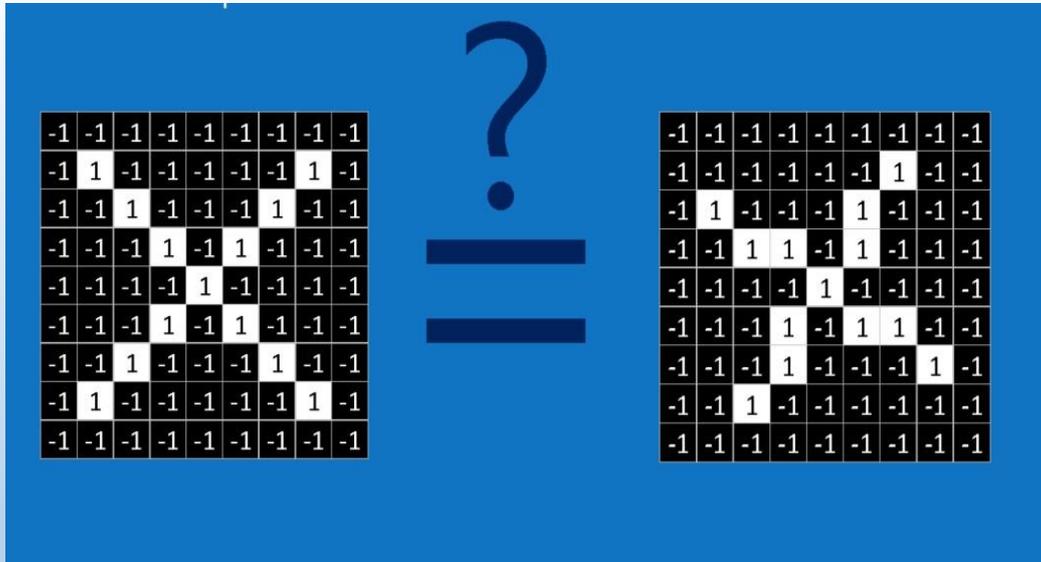
IA et Nous

Réseaux de neurones convolutifs

Convolutional Neuron Networks

Mars 2023

Comparaison d'images



Christian Pasco

13

Une approche naïve pour résoudre ce type de problème est de sauver une image représentant un X et une image représentant un O et de comparer chaque nouvelle image à ces deux images afin de voir de laquelle elle est la plus proche (i.e. ressemblante).

Ce qui rend cette tâche complexe est que, pour un ordinateur, une image n'est rien d'autre qu'un tableau de pixels en 2 Dimensions (une sorte d'échiquier géant) avec chaque case contenant un numéro spécifique: Dans notre exemple, un pixel ayant la valeur 1 est un pixel blanc, et -1 est noir.

Lorsque l'on compare 2 images directement entre elles, s'il y a ne serait-ce qu'un pixel contenant différentes valeurs, alors les images sont considérées comme étant **différentes** par l'ordinateur.

Idéalement, nous voudrions être capable de reconnaître un X et un O, même s'ils sont décalés, réduits, pivotés ou déformés dans l'image. C'est là que les CNNs entrent en jeu.

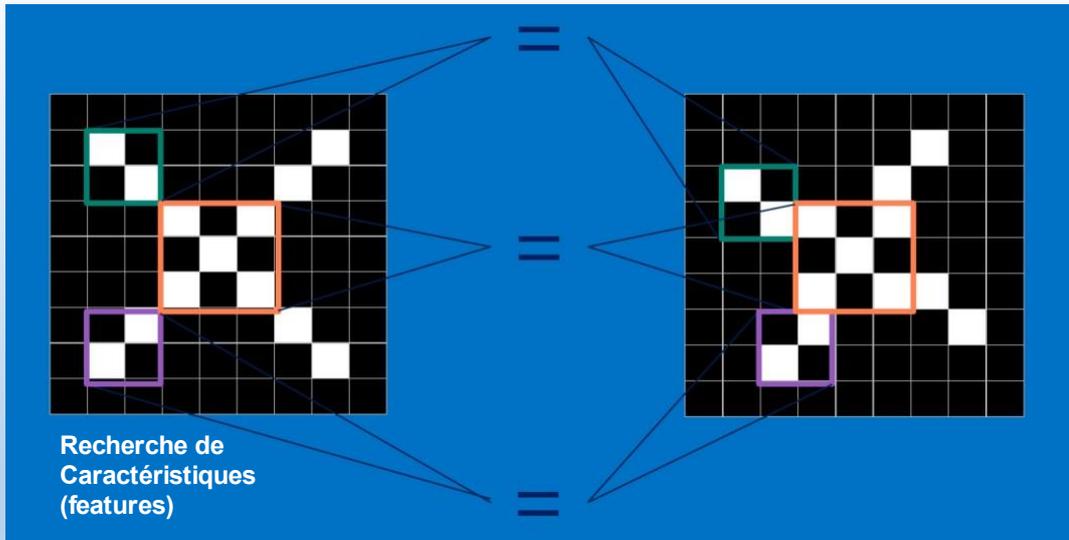
Le CNN compare les images fragment par fragment. Les fragments qu'il recherche sont appelés les caractéristiques.

En trouvant des caractéristiques approximatives qui se ressemblent à peu près dans 2 images différentes, le CNN est bien meilleur à détecter **des similitudes** que par une comparaison entière image à image

IA et Nous
Réseaux de neurones convolutifs
Convolutional Neuron Networks

Mars 2022

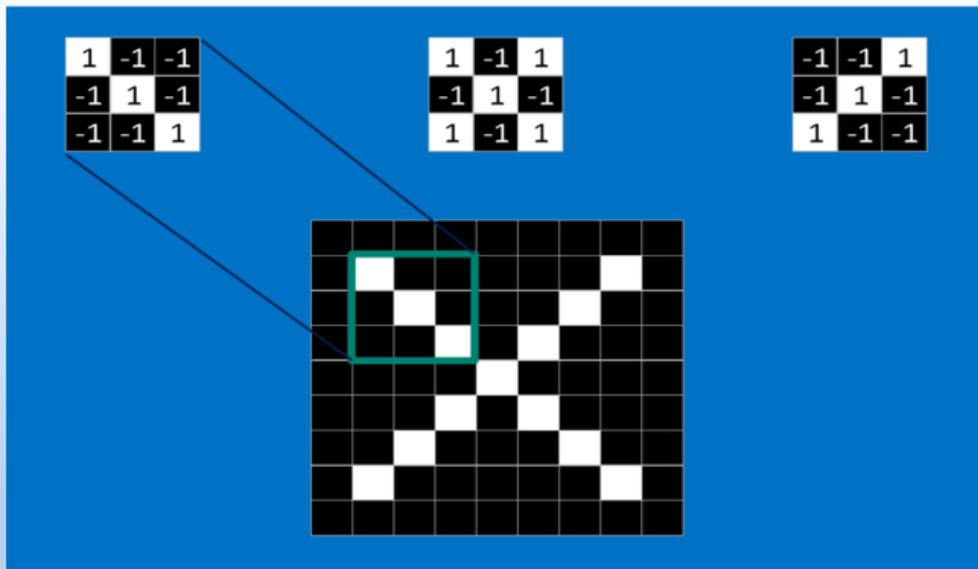
Ou recherche de caractéristiques



Christian Pasco

14

Les 3 caractéristiques



Christian Pasco

15

Chaque caractéristique est comme une mini-image — i.e. un petit tableau de valeurs en 2 Dimensions. Les caractéristiques rassemblent les aspects les plus communs des images. Dans le cas de l'image montrant un X, les caractéristiques définissant les deux diagonales et l'entre-croisement de ces dernières représentent les traits les plus communs d'un X. Ces caractéristiques correspondent probablement aux bras et au centre de toute image d'un X.

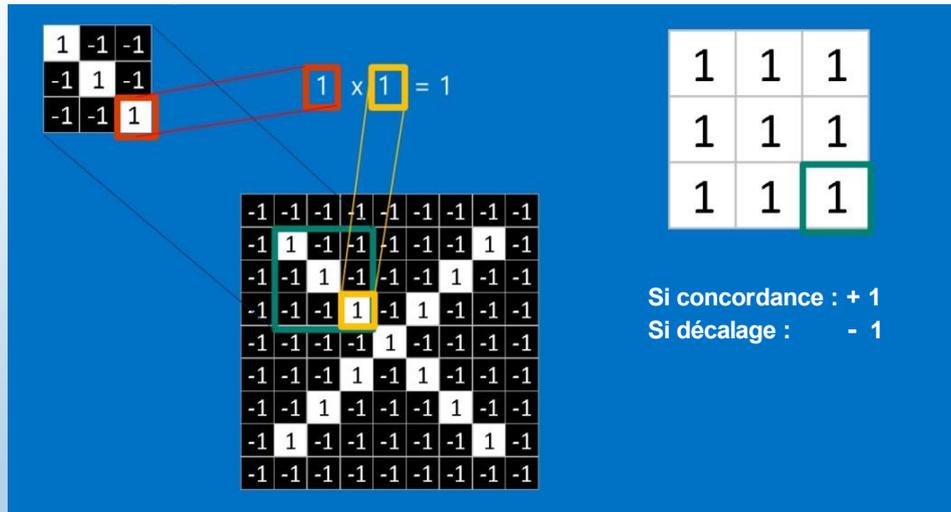
IA et Nous

Réseaux de neurones convolutifs

Convolutional Neuron Networks

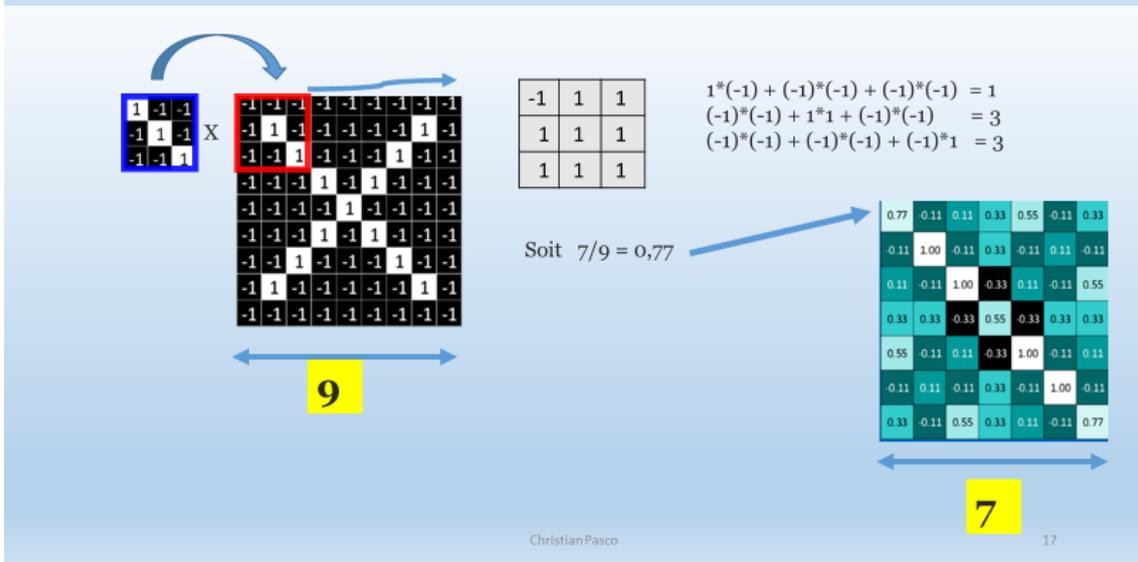
Mé

La convolution



Christian Pasco

16



Christian Pasco

17

Quand on lui présente une nouvelle image, le CNN ne sait pas exactement si les caractéristiques seront présentes dans l'image ou où elles pourraient être, il cherche donc à les trouver dans toute l'image et dans n'importe quelle position.

En calculant dans toute l'image si une caractéristique est présente, nous faisons un filtrage. Les mathématiques que nous utilisons pour réaliser cette opération sont appelés une convolution, de laquelle les réseaux de neurones à convolution tiennent leur nom.

Les mathématiques derrière le principe de convolution ne sont pas bien complexes. Pour calculer la correspondance entre une caractéristique et une sous-partie de l'image, il suffit de multiplier chaque pixel de la caractéristique par la valeur que ce même pixel contient dans l'image. Ensuite, on additionne les réponses et divise le résultat par le nombre total de pixels de la caractéristique. Si les 2 pixels sont blancs (de valeur 1) alors $1 * 1 = 1$. Si les deux sont noires, alors $(-1) * (-1) = 1$. Dans tous les cas, chaque « pixel correspondant » a pour résultat 1. De manière similaire, chaque décalage donne -1.

IA et Nous

Réseaux de neurones convolutifs

Convolutional Neuron Networks

Mars 2023

Couche de convolution

On répète ce processus pour les 3 caractéristiques

Images filtrées

Christian Pasco

20

L'étape suivante est de répéter le processus complet de convolution pour chacune des autres caractéristiques existantes.

Le résultat est un ensemble d'images filtrées, dont chaque image correspond à un filtre particulier.

Il est conseillé de considérer cet ensemble d'opérations de convolutions comme une unique étape de traitement.

Dans les réseaux de neurones à convolutions, on appelle cela la couche de convolution, ce qui laisse deviner qu'il y aura par la suite d'autres couches ajoutées à celles-ci.

Bien que le principe soit relativement simple et l'on puisse facilement expliquer notre CNN au dos d'une serviette, le nombre d'additions, de multiplications et de divisions peut rapidement s'accumuler. En termes mathématiques, elles s'accroissent linéairement avec le nombre de pixels de l'image, avec le nombre de pixels de chaque caractéristique.

Avec tant de facteurs, il est très facile de rendre ce problème infiniment plus complexe. Il n'est donc pas étonnant que les fabricants de microprocesseurs fabriquent maintenant des puces spécialisées dans le type d'opérations qu'exigent les CNNs.

IA et Nous

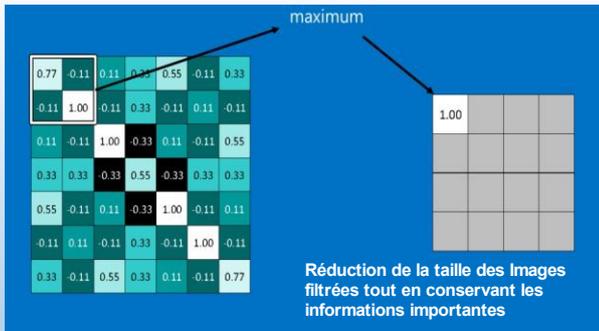
Réseaux de neurones convolutifs

Convolutional Neuron Networks

Mars 2023

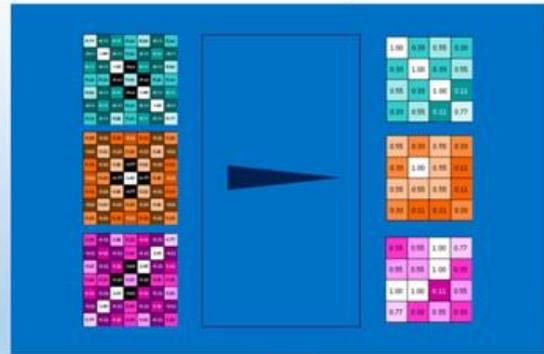
b. Le Pooling

Le Pooling



Christian Pasco

Le Pooling



Christian Pasco

27

Résultat avec le pooling sur les 3 caractéristiques

Un autre outil très puissant utilisé par les CNNs s'appelle le Pooling ou regroupement. Le Pooling est une méthode permettant de prendre une large image et d'en réduire la taille tout en préservant les informations les plus importantes qu'elle contient.

Les mathématiques derrière la notion de pooling ne sont une nouvelle fois pas très complexes.

En effet, il suffit de faire glisser une petite fenêtre pas à pas sur toutes les parties de l'image et de prendre la valeur maximum de cette fenêtre à chaque pas. En pratique, on utilise souvent une fenêtre de 2 ou 3 pixels de côté et une valeur de 2 pixels pour ce qui est de la valeur d'un pas.

Après avoir procédé au pooling, l'image n'a plus qu'un quart du nombre de ses pixels de départ.

Parce qu'il garde à chaque pas la valeur maximale contenue dans la fenêtre, il préserve les meilleures caractéristiques de cette fenêtre.

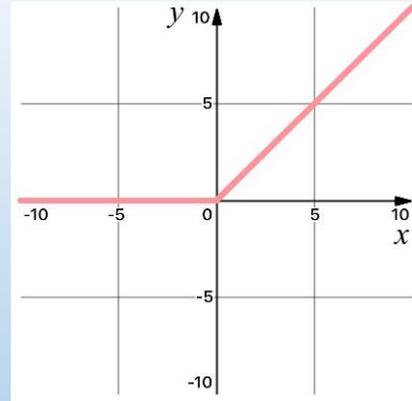
Cela signifie qu'il ne se préoccupe pas vraiment d'où a été extraite la caractéristique dans la fenêtre

Mars 2023

c. Le ReLU

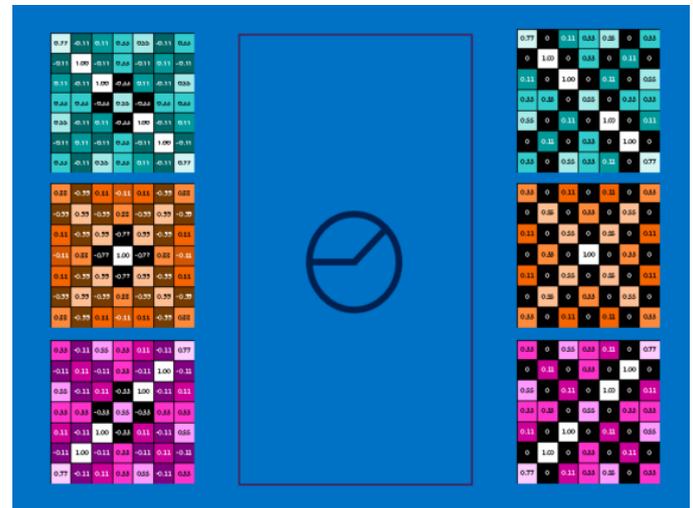
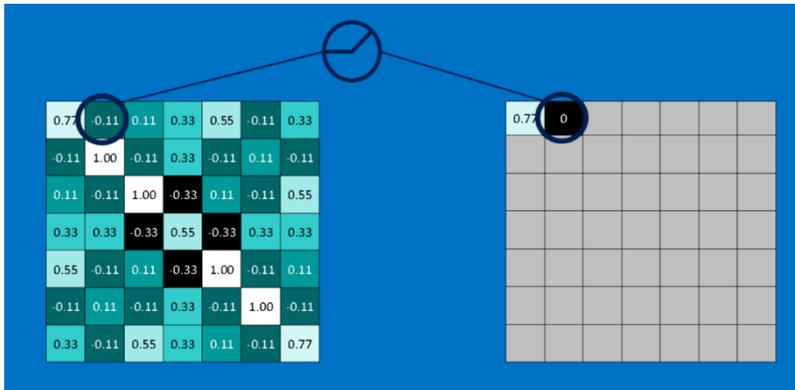
Unité Rectifiée Linéaire : Le ReLU

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



Christian Pasco

23



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

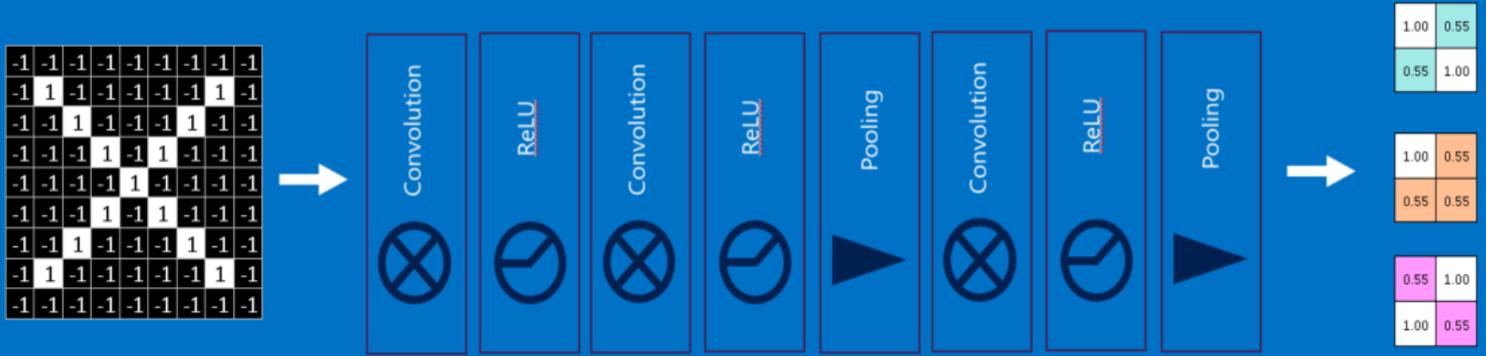
IA et Nous

Réseaux de neurones convolutifs

Convolutional Neuron Networks

Mars 2023

d. L'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.

Vous aurez probablement remarqué que ce que l'on donne en entrée à chaque couche (i.e. des tableaux de 2 dimensions) ressemble énormément à ce que l'on obtient en sortie (d'autres tableaux de 2 dimensions). Pour cette raison, nous pouvons les ajouter les uns après les autres comme on ferait avec des Legos.

Les images brutes sont filtrées, rectifiées et mises en commun pour créer un ensemble d'images rétrécies et filtrées par caractéristiques visibles dans chaque image.

Celles-ci peuvent ainsi être filtrées et rétrécies encore et encore.

A chaque fois, les caractéristiques deviennent plus grandes et plus complexes, et les images deviennent plus compactes. Cela permet aux couches inférieures de représenter des aspects simples de l'image, tels que les bords et points lumineux. Les couches supérieures quant à elles représentent des aspects beaucoup plus complexes de l'image, tels que des formes et des patterns.

Ceux-ci ont tendance à être facilement reconnaissables. Par exemple, dans un CNN entraîné à reconnaître des visages, les couches supérieures représentent des motifs et patterns qui font clairement partie d'un visage

IA et Nous
Réseaux de neurones convolutifs
Convolutional Neuron Networks

Mars 2023

e. Le Classifieur

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*

Christian Pasco 27

Les **couches entièrement connectées**¹ prennent les images filtrées de haut niveau et les traduisent en votes.

Dans notre exemple, nous devons seulement décider entre deux catégories, X et O.

Les couches entièrement connectées sont les principaux blocs de construction des réseaux **de neurones traditionnels**.

Au lieu de traiter les inputs comme des tableaux de 2 dimensions, ils sont traités en tant que liste unique et tous traités de manière identique.

Chaque valeur a son propre vote quant à si l'image est un X ou un O.

Cependant, le process n'est pas complètement démocratique.

Certaines valeurs sont bien meilleures à détecter lorsqu'une image est un X que d'autres, et d'autres sont bien meilleures à détecter un O.

Celles-ci ont donc davantage de pouvoir de vote que les autres.

Ce vote est appelé le poids, ou la force de la connection, entre chaque valeur et chaque catégorie.

Lorsqu'une nouvelle image est présentée au CNN, elle se répand à travers les couches inférieures jusqu'à atteindre la couche finale entièrement connectée.

L'élection a ensuite lieu. Et la solution avec le plus de vote gagne et est déclarée la catégorie de l'image.

¹ En général, c'est un Perceptron Multi couches vu précédemment

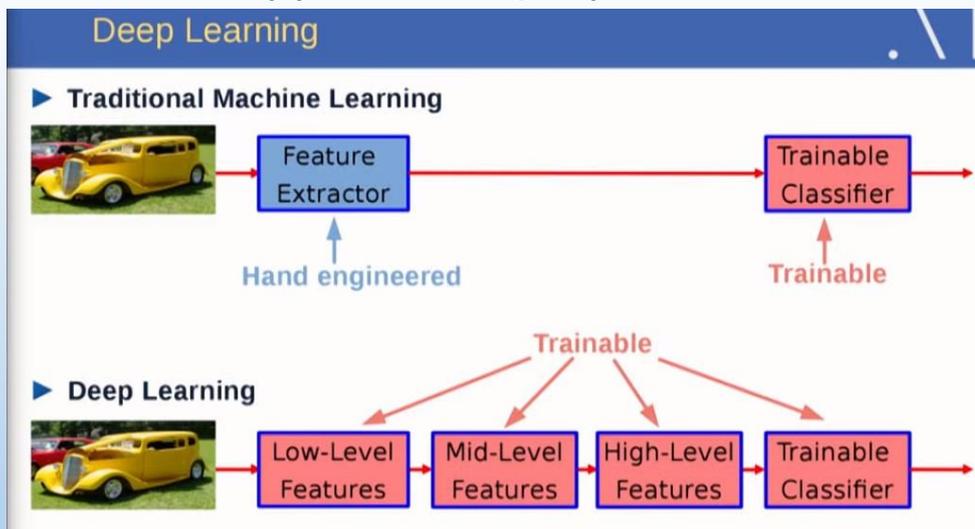
Mars 2023

f. L'entraînement

Questions

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

L' Apprentissage profond



Avec le Machine Learning traditionnel, les caractéristiques étaient extraites manuellement comme nous l'avons fait pour les X et O

Avec le Deep Learning les caractéristiques sont « apprises » par l'entraînement.

IA et Nous

Réseaux de neurones convolutifs

Convolutional Neuron Networks

Mars 2023

La rétro-propagation (Back propagation)

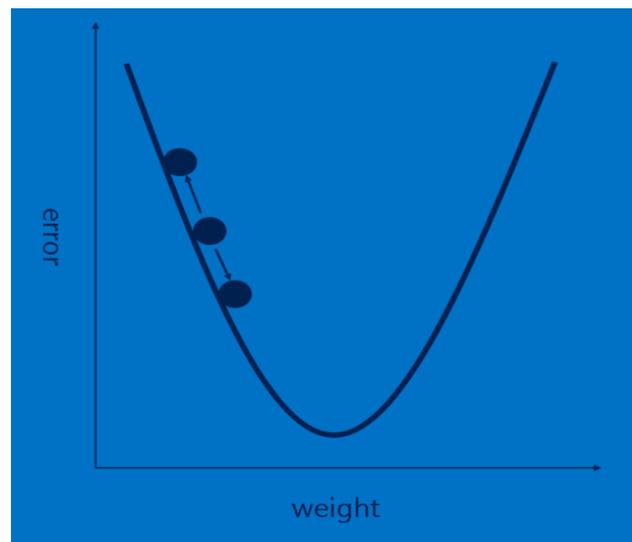


Au départ, chaque pixel de chaque caractéristique, ainsi que les poids de couches de classification sont fixés aléatoirement
Après ça, on commence à passer des images au CNN, une par une.
Les caractéristiques et poids sont ajustés pour obtenir le résultat souhaité

Christian Pasco

31

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



IA et Nous

Réseaux de neurones convolutifs

Convolutional Neuron Networks

Mars 2023

L'entraînement

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.

Christian Pasco

33

Les neurones convolutifs sont généralement placés dans les couches inférieures du réseau, qui traitent les pixels d'entrée bruts.

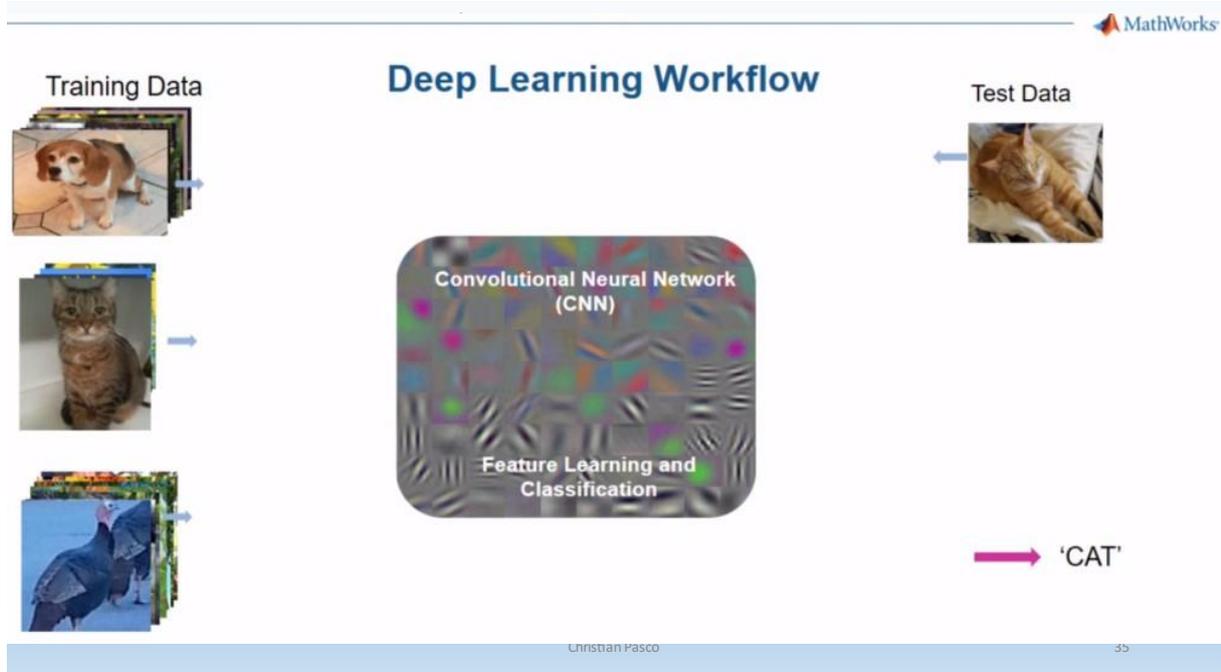
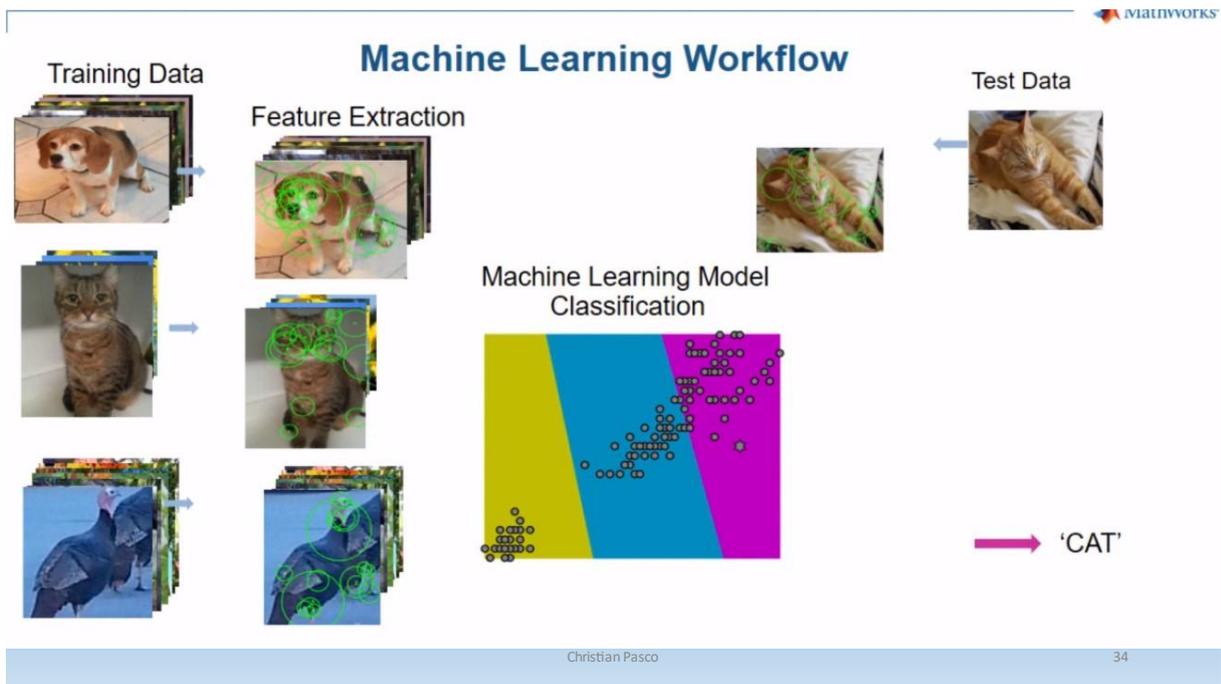
*Les neurones de base (comme le neurone perceptron évoqué plus tôt) sont placés dans les couches supérieures, qui transforment les sorties des couches inférieures. Les couches inférieures peuvent généralement être entraînées à l'aide d'un apprentissage non supervisé, sans tâche de prédiction particulière à l'esprit. Leur pondération sera ajustée de façon à détecter les caractéristiques qui apparaissent fréquemment dans les données d'entrée. Ainsi, avec des photos d'animaux, les caractéristiques typiques seront les oreilles et le museau, alors que dans les images des bâtiments, les caractéristiques sont les éléments architecturaux tels que murs, toits, fenêtres, etc. 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. **En d'autres termes, les couches de convolution préentraînées peuvent être réutilisées dans de nombreuses autres tâches de traitement d'image.** Ceci est extrêmement important, étant donné qu'il est facile d'obtenir des quantités virtuellement illimitées de données d'entraînement non étiquetées — des images sans étiquettes — qui peuvent être utilisées pour entraîner les couches inférieures. Les couches supérieures sont toujours entraînées par des techniques d'apprentissage automatique supervisé telles que la rétropropagation*

IA et Nous

Réseaux de neurones convolutifs

Convolutional Neuron Networks

Mars 2023



Les points saillants sont les yeux et les oreilles.
Comment reconnaître une oreille de chat ? L'angle est à peu près de 45°.
Pour reconnaître la présence d'une ligne, la première couche de neurones va comparer la différence des pixels au-dessus et en dessous : cela donnera une caractéristique de niveau 1. La deuxième couche va travailler sur ces caractéristiques et les combiner entre elles. S'il y a deux lignes qui se rencontrent à 45°, elle va commencer à reconnaître le triangle de l'oreille de chat. Et ainsi de suite. »

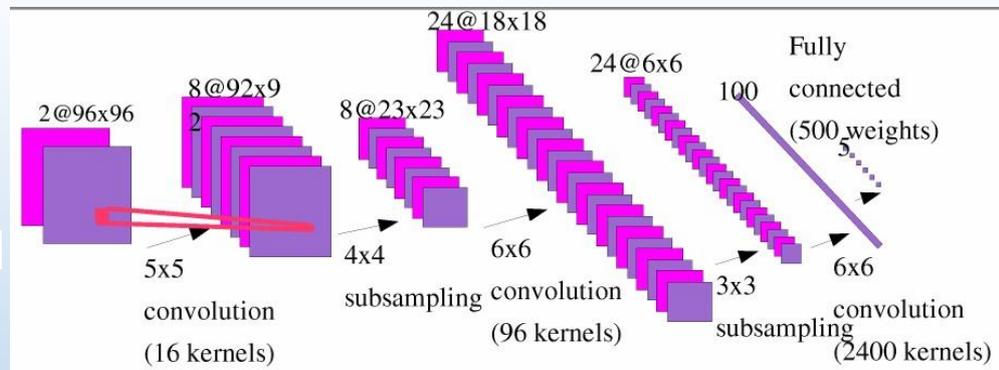
IA et Nous

Réseaux de neurones convolutifs

Convolutional Neuron Networks

Mars 2023

LeNet de Yann Lecun



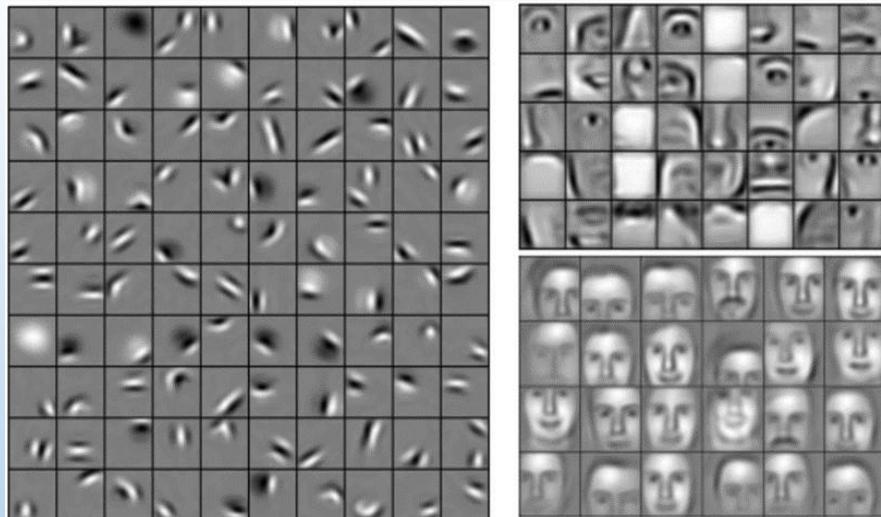
Architecture of the convolutional net "LeNet 7". This network has 90,857 trainable parameters and 4.66 Million connections. Each output unit is influenced by a receptive field of 96x96 pixels on the input.

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

Christian Pasco

36

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

Christian Pasco

37

3. Application

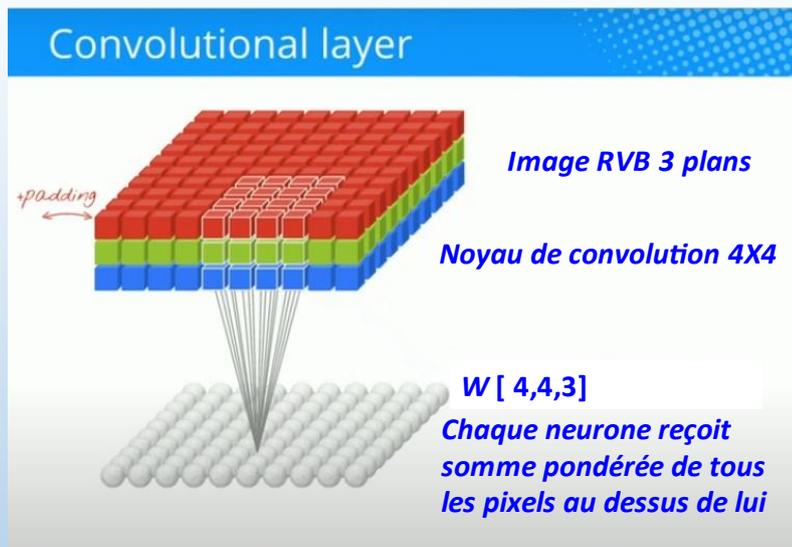
Reconnaissance chiffres manuscrits

Sources : Yann Lecun

Devon France : Martin Gorner

<https://www.youtube.com/watch?v=BtAVBeLuigI>

ConvNet



Sources :

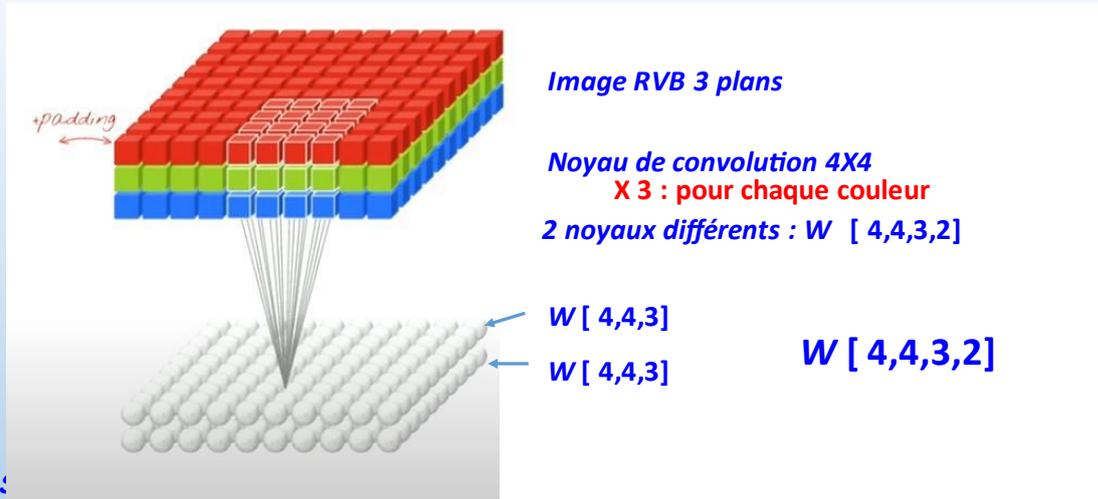
Yann Lecun

Devon France : Martin Gorner <https://www.youtube.com/watch?v=BtAVBeLuigI>

IA et Nous
Réseaux de neurones convolutifs
Convolutional Neuron Networks

Mars 2023

Application à la reconnaissance des chiffres manuscrits



Yann Lecun

Devon France : Martin Gorner <https://www.youtube.com/watch?v=BtAVBeLuigI>

Christian Pasco

38

IA et Nous

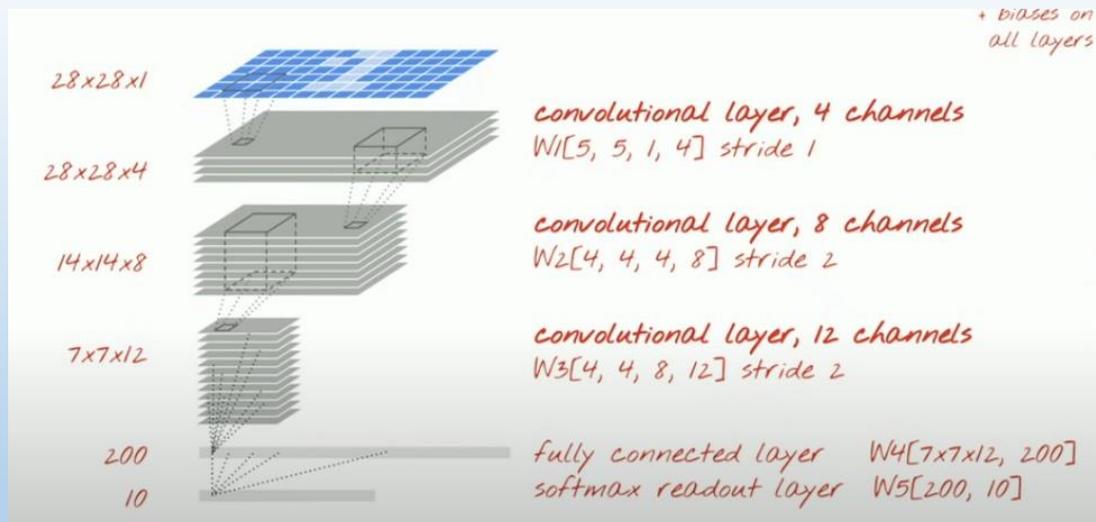
Réseaux de neurones convolutifs

Convolutional Neuron Networks

Mars 2023

Reconnaissance des chiffres manuscrits

Première configuration



Christian Pasco

42

Reconnaissance des chiffres manuscrits

Première configuration

Tensorflow - initialisation

```

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)

```

filter size *input channels* *output channels*

weights initialised with random values

Christian Pasco

43

IA et Nous

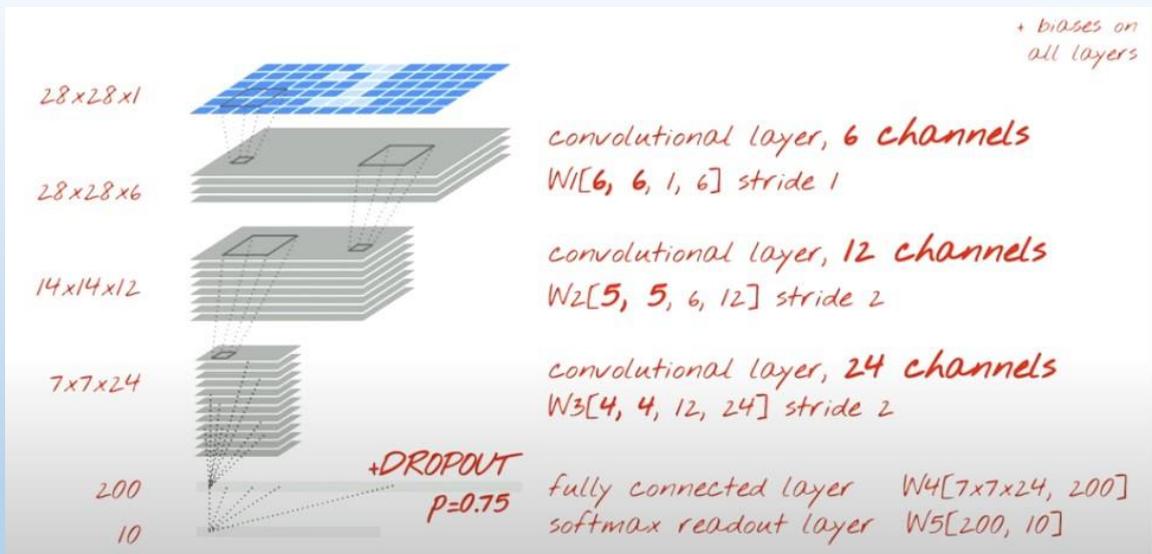
Réseaux de neurones convolutifs

Convolutional Neuron Networks

Mars 2023

Reconnaissance des chiffres manuscrits

Deuxième configuration



Christian Pasco

47

Reconnaissance des chiffres manuscrits



Christian Pasco

48

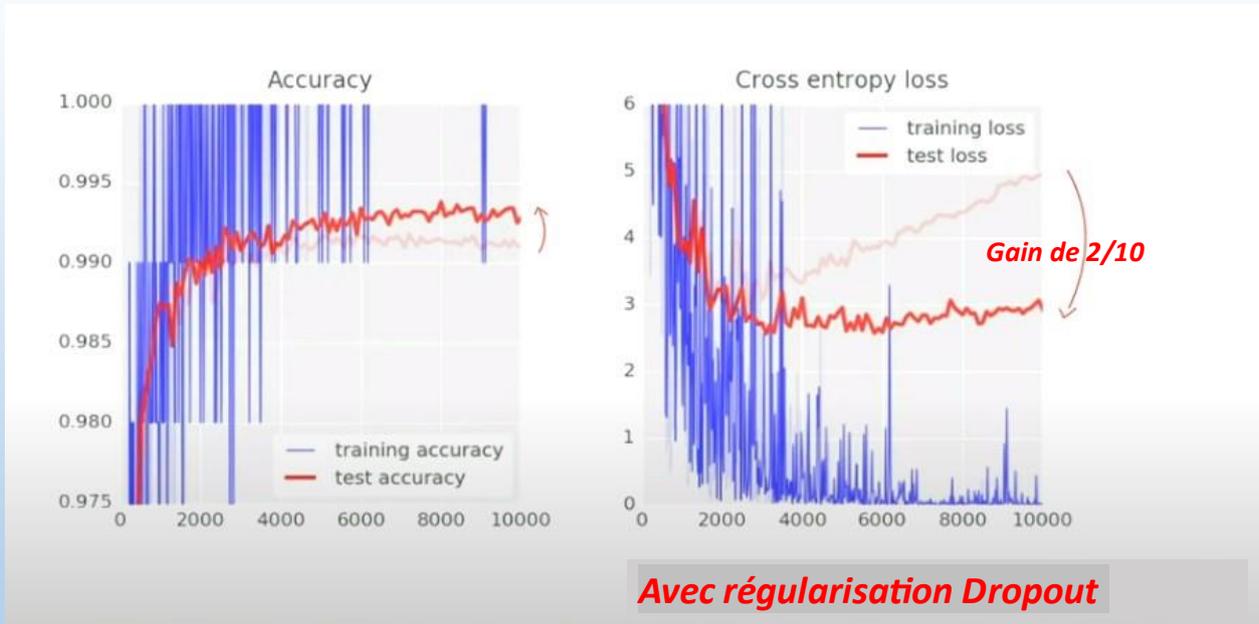
IA et Nous

Réseaux de neurones convolutifs

Convolutional Neuron Networks

Mars 2023

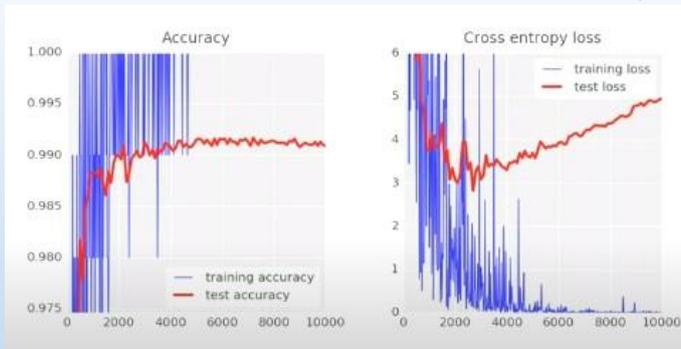
Reconnaissance des chiffres manuscrits



Christian Pasco

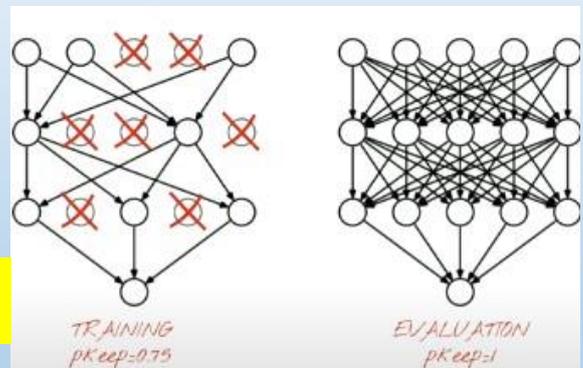
49

Régularisation Dropout



Overfitting : sur apprentissage Trop de neurones

Dropout



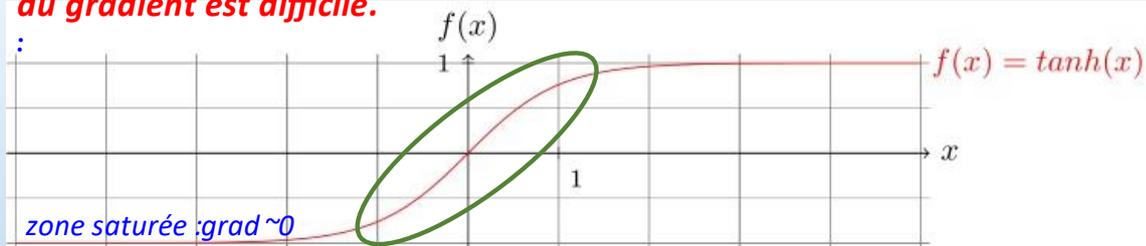
Christian Pasco

50

Mars 2023

Gradient évanescence 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

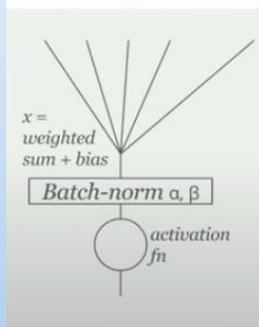
Batch normalisation

depends from:
weights, biases, images

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

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

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

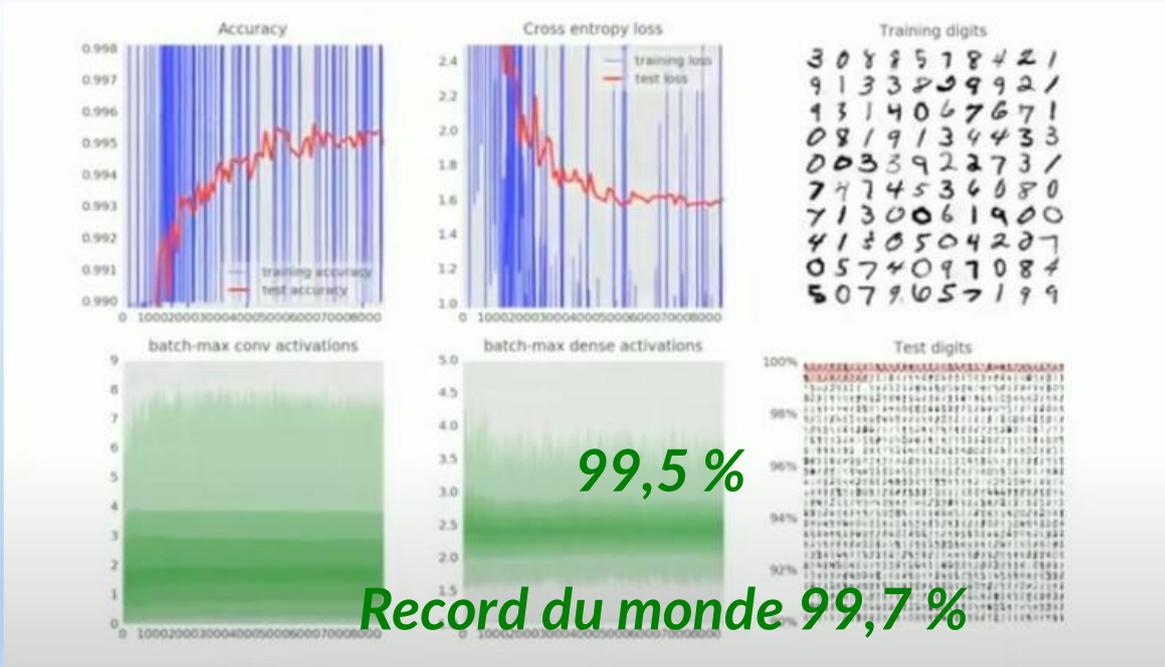


=> BN is differentiable relatively to weights, biases, α and β
 It can be used as a layer in the network, gradient calculations will still work

IA et Nous
Réseaux de neurones convolutifs
Convolutional Neuron Networks

Mars 2023

Avec Dropout et BatchNorm



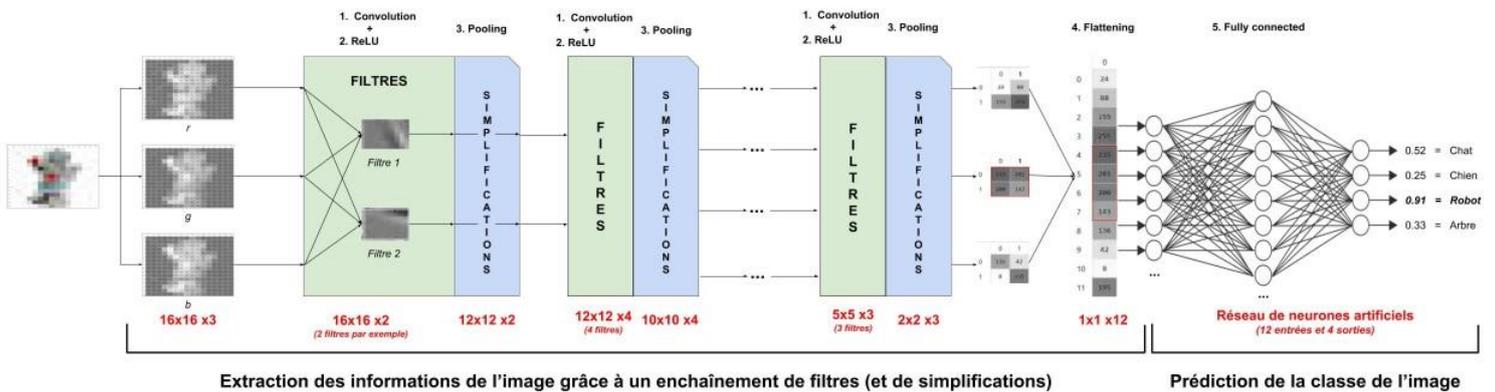
54

99,5 %

Record du monde 99,7 %

Autre mode de représentation

Les CNN ou ConvNet



4. Explicateur



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

Dans CNN Explainer, vous pouvez voir comment un simple CNN peut être utilisé pour la classification des images.

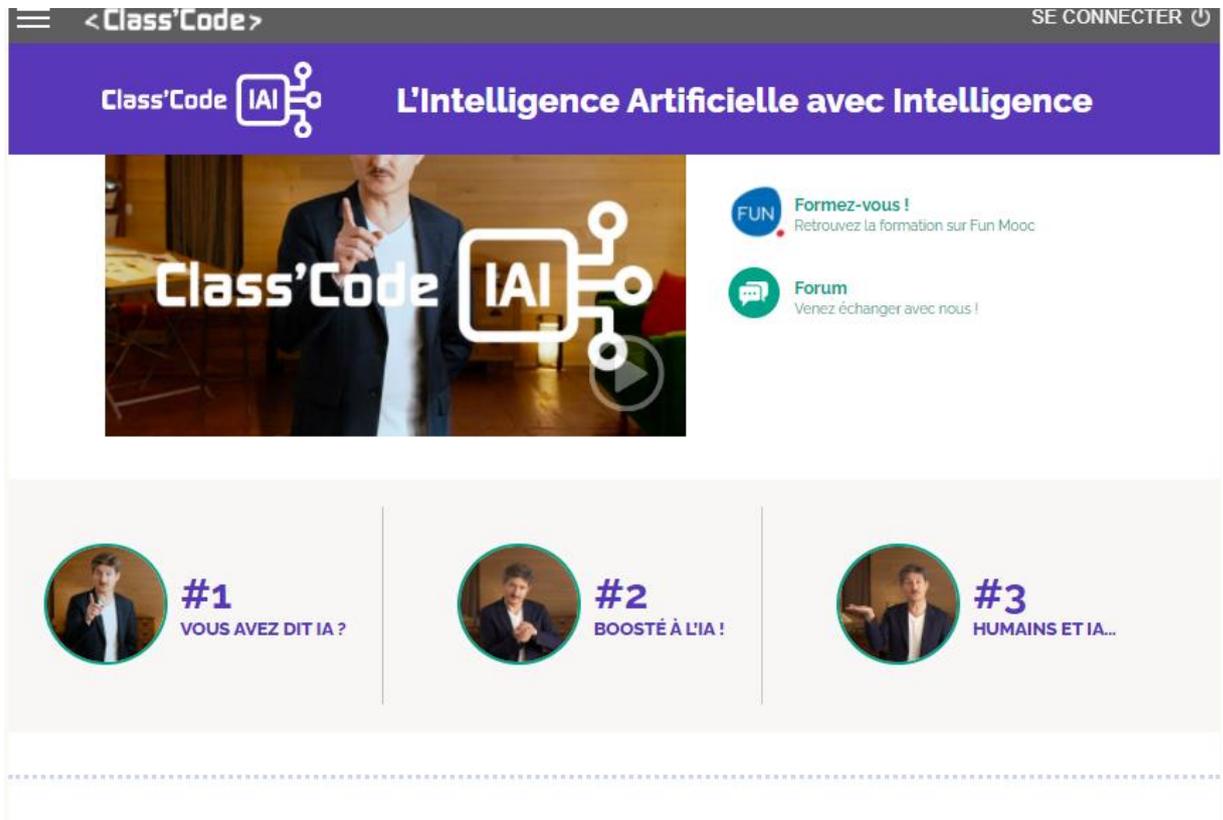
En raison de la simplicité du réseau, ses performances ne sont pas parfaites, mais ce n'est pas grave !

L'architecture réseau, [Tiny VGG](#), utilisée dans CNN Explainer contient bon nombre des mêmes couches et opérations que celles utilisées dans les CNN à la pointe de la technologie aujourd'hui, mais à plus petite échelle. De cette façon, il sera plus facile de comprendre comment démarrer.

IA et Nous
Réseaux de neurones convolutifs
Convolutional Neuron Networks

Mars 2023

5. Expérimenter



<https://pixees.fr/classcode-v2/iai/>

Suivez ce lien. Vous arrivez sur la page ci-dessus.

Utilisez les choix #1 Vous avez dit IA et #2 Boosté à l'IA et explorez, expérimentez.

Vous pouvez aussi suivre la formation INRIA, « à la portée de toutes et de tous de 7 à 107 ans, pour se questionner, expérimenter et comprendre ce qu'est l'Intelligence Artificielle... avec intelligence ! »

Introduction : <https://www.youtube.com/watch?v=yQLmgw3rCIM&t=1s>

6. Au-delà des images

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.