

Formation Automatants

Réseaux de neurones
convolutifs (CNN)



Formation sur les *Convolution Neural Network*



I – Réseaux de neurones (rappels)

II – Problème de la reconnaissance d'images

III – Convolution

IV – Architecture d'un CNN

V – Applications

Réseaux de neurones

Rappels de la dernière
formation



I – Réseaux de neurones (rappels)



- 1) – Neurone
- 2)
- 3) – Couche de neurones
- 4)
- 5) – Réseau de neurones

I - Réseaux de neurones (rappels)

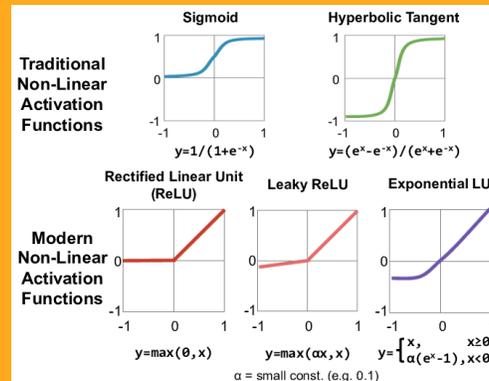


1) - Définition d'un neurone

$$X = \begin{pmatrix} X_1 \\ \dots \\ X_n \end{pmatrix}$$

$$\text{Biais : } b \quad \text{Poids : } W = \begin{pmatrix} W_1 \\ \dots \\ W_n \end{pmatrix}$$

Fonction d'activation : f



$$f(W.X + b)$$

Donnée : un vecteur X

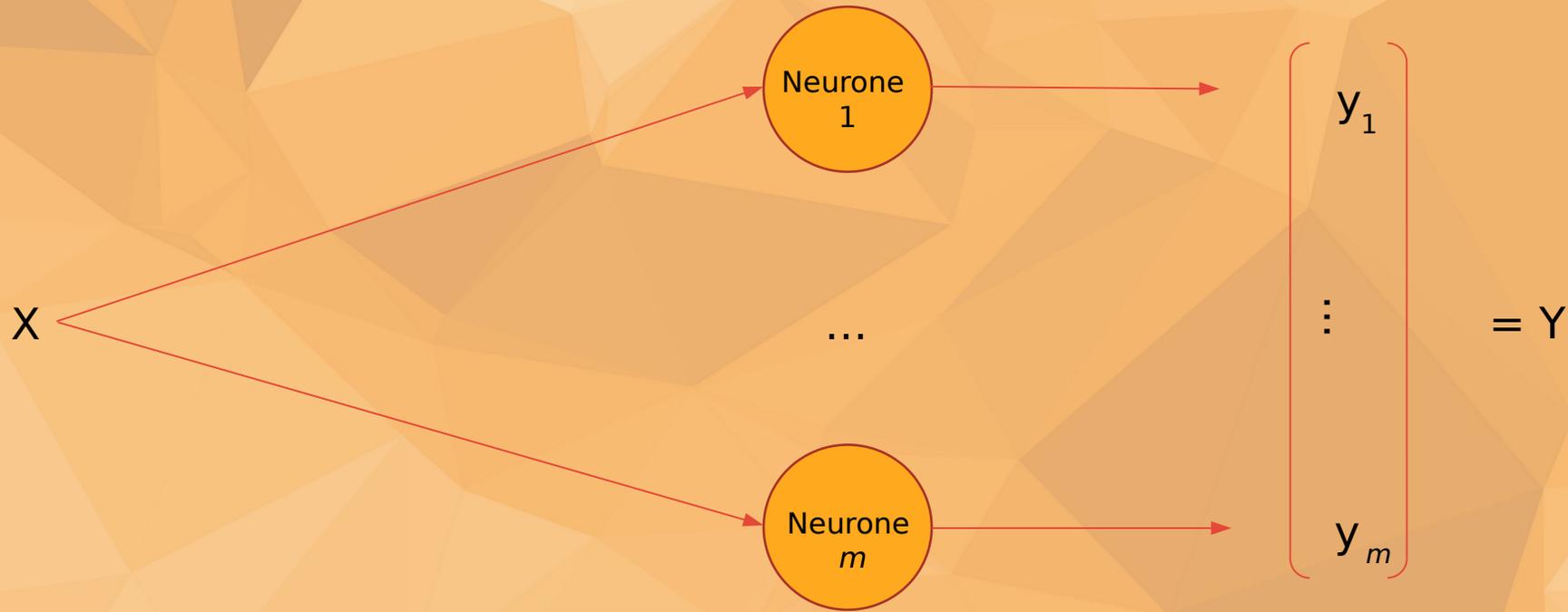
Traitement par un neurone

Sortie : un scalaire

I - Réseaux de neurones (rappels)



2) - Architecture d'une couche de neurones



Donnée : un vecteur X

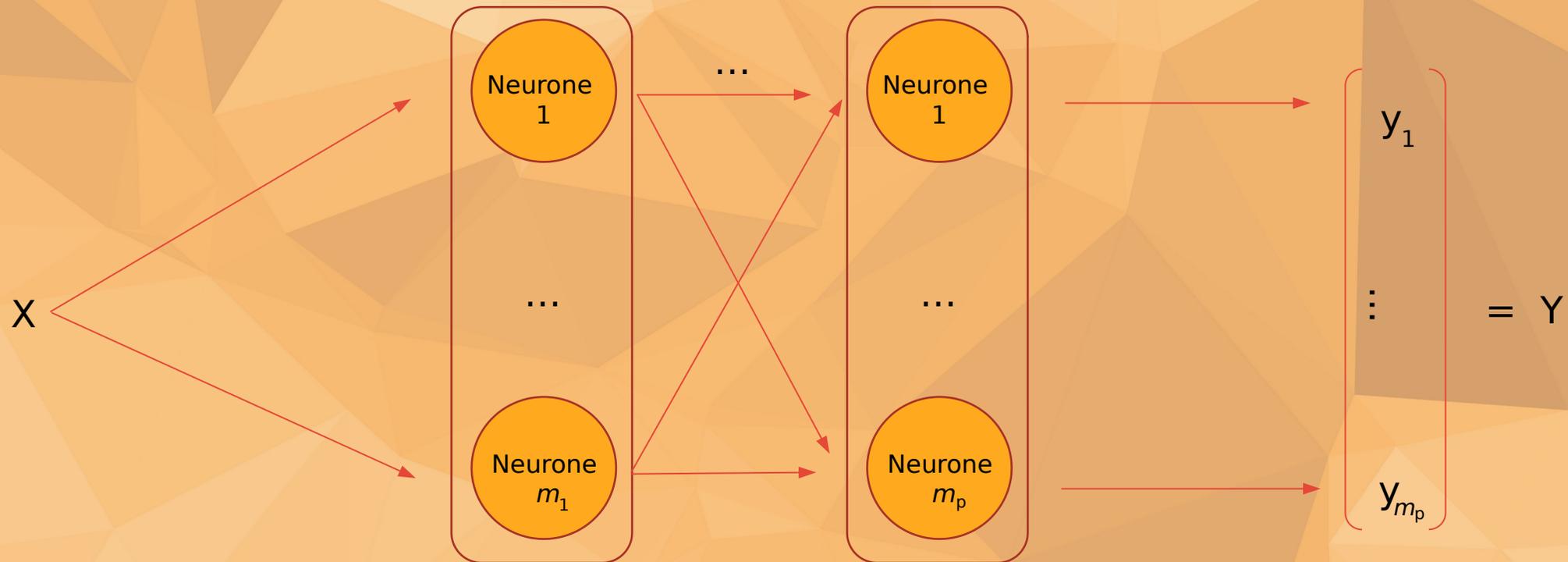
Traitement par m neurones

Sortie : m scalaires
qui constituent un vecteur Y

I – Réseaux de neurones (rappels)



3) – Architecture d'un réseau de neurones



Donnée : un vecteur X

Traitement par p couches de neurones

Sortie : un vecteur Y

Problème de la reconnaissance d'images

Approche historique de la
conception des CNN



II – Problème de la reconnaissance d'images



- 1) – Approche biologique
- 2)
- 3) – Approche historique
- 4)
- 5) – Première architecture d'un CNN

II – Problème de la reconnaissance d'image



1) – Approche biologique : organisation cellulaire du cortex visuel

574

J. Physiol. (1959) 148, 574-591

RECEPTIVE FIELDS OF SINGLE NEURONES IN THE CAT'S STRIATE CORTEX

By D. H. HUBEL* AND T. N. WIESEL*

From the Wilmer Institute, The Johns Hopkins Hospital and University, Baltimore, Maryland, U.S.A.

(Received 22 April 1959)

In the central nervous system the visual pathway from retina to striate cortex provides an opportunity to observe and compare single unit responses at several distinct levels. Patterns of light stimuli most effective in influencing units at one level may no longer be the most effective at the next. From differences in responses at successive stages in the pathway one may hope to gain some understanding of the part each stage plays in visual perception.

By shining small spots of light on the light-adapted cat retina Kuffler (1953) showed that ganglion cells have concentric receptive fields, with an 'on' centre and an 'off' periphery, or vice versa. The 'on' and 'off' areas within a receptive field were found to be mutually antagonistic, and a spot restricted to the centre of the field was more effective than one covering the whole receptive field (Barlow, FitzHugh & Kuffler, 1957). In the freely moving light-adapted cat it was found that the great majority of cortical cells studied gave little or no response to light stimuli covering most of the animal's visual field, whereas small spots shone in a restricted retinal region often evoked brisk responses (Hubel, 1959). A moving spot of light often produced stronger responses than a stationary one, and sometimes a moving spot gave more activation for one direction than for the opposite.

The present investigation, made in acute preparations, includes a study of receptive fields of cells in the cat's striate cortex. Receptive fields of the cells considered in this paper were divided into separate excitatory and inhibitory ('on' and 'off') areas. In this respect they resembled retinal ganglion-cell receptive fields. However, the shape and arrangement of excitatory and inhibitory areas differed strikingly from the concentric pattern found in retinal ganglion cells. An attempt was made to correlate responses to moving stimuli

* Present address, Harvard Medical School, 25 Shattuck St., Boston 15, Massachusetts.

Specialized as the cells of 17 are, compared with rods and cones, they must, nevertheless, still represent a very elementary stage in the handling of complex forms, occupied as they are with a relatively simple region-by-region analysis of retinal contours.

How this information is used at later stages in the visual path is far from clear, and represents one of the most tantalizing problems for the future.

- Hubel & Wiesel, 1968

RECEPTIVE FIELDS IN CAT STRIATE CORTEX 577

Inhibition and excitation could generally be demonstrated from both regions, either during the light stimulus or following it. We have chosen to denote receptive field regions according to effects seen during the stimulus. Furthermore, the word 'inhibition' is used descriptively, and need not imply a direct inhibitory effect of synaptic endings on the cell observed, since the suppression of firing observed could also be due to a decrease in maintained synaptic excitation.

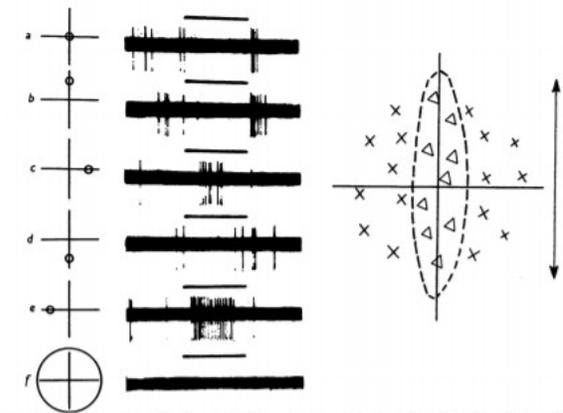


Fig. 1. Responses of a cell in the cat's striate cortex to a 1° spot of light. Receptive field located in the eye contralateral to the hemisphere from which the unit was recorded, close to and below the area centralis, just nasal to the horizontal meridian. No response evoked from the ipsilateral eye. The complete map of the receptive field is shown to the right. x, areas giving excitation; Δ, areas giving inhibitory effects. Scale, 4°. Axes of this diagram are reproduced on left of each record. a, 1° (0.25 mm) spot shone in the centre of the field; b-e, 1° spot shone on four points equidistant from centre; f, 5° spot covering the entire field. Background illumination 0.17 log. m.c. Stimulus intensity 1.65 log. m.c. Duration of each stimulus 1 sec. Positive deflexions upward.

When excitatory and inhibitory regions (used in the sense defined) were stimulated simultaneously they interacted in a mutually antagonistic manner, giving a weaker response than when either region was illuminated alone. In most fields a stationary spot large enough to include the whole receptive field was entirely without effect (Fig. 1f). Whenever a large spot failed to evoke responses, diffuse light stimulation of the entire retina at these intensities and stimulus durations was also ineffective.

II – Problème de la reconnaissance d'image



2) – Approche historique : comment reconnaître des chiffres ?

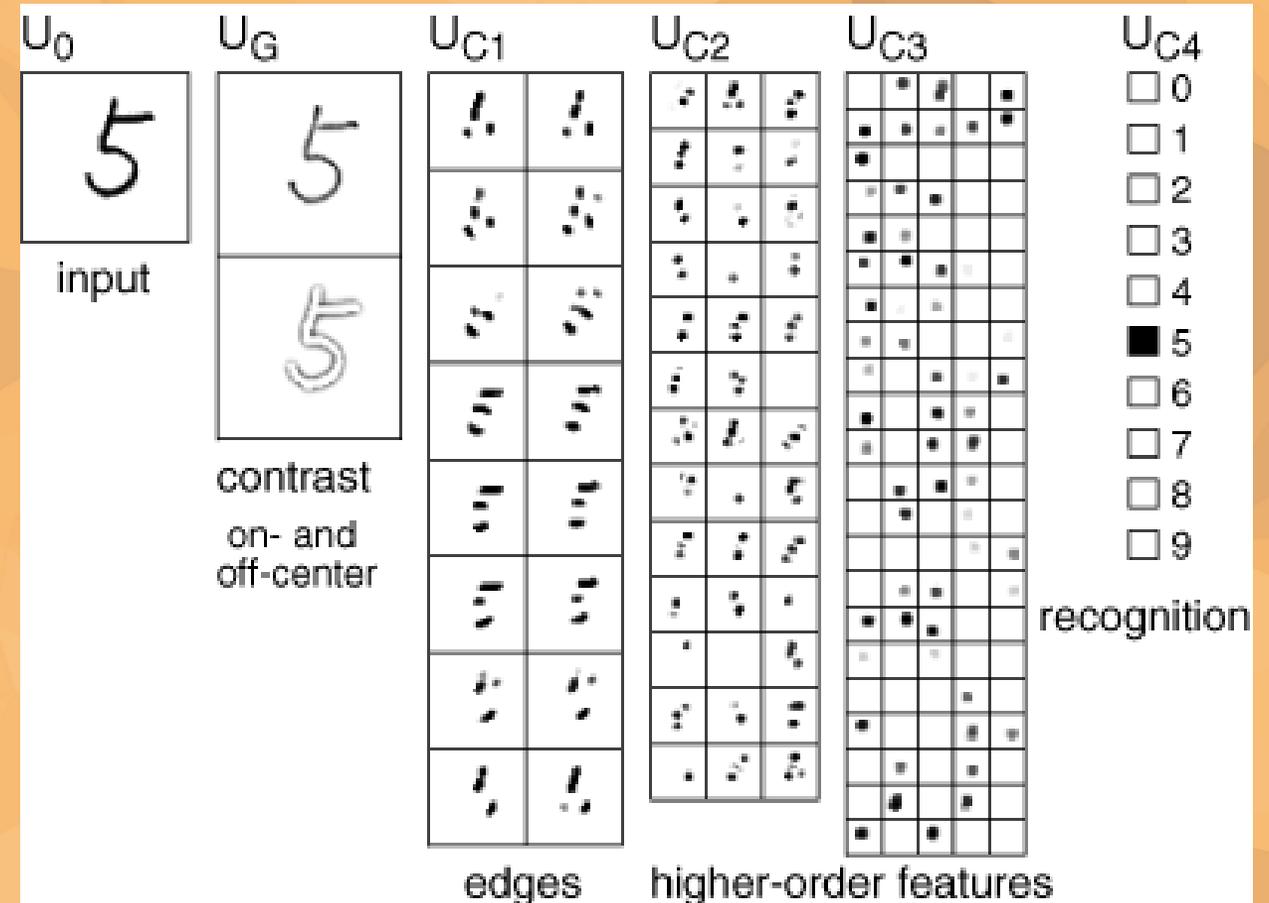
Donnée : une image dessinée en noir et blanc

Traitement :

- extraire les contours du dessin ;
- reconnaître des petits éléments caractéristiques ;
- les associer pour reconnaître de plus grands éléments caractéristiques ;
- reconnaître un dessin caractéristique

Remarques :

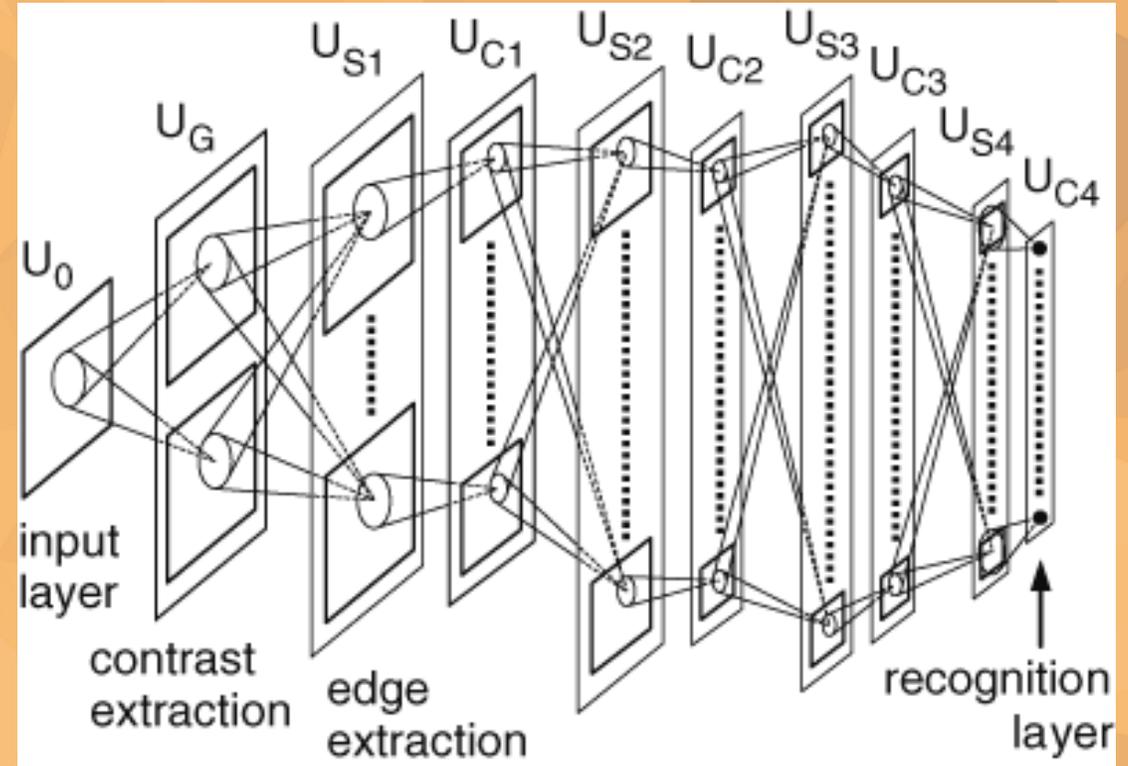
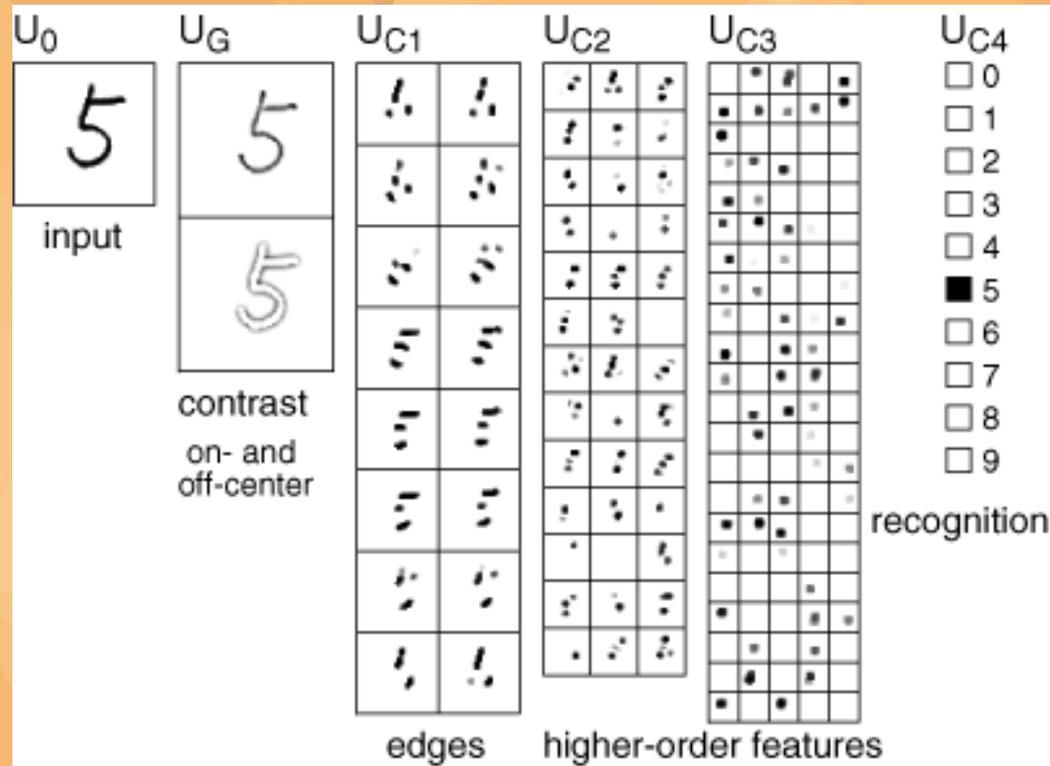
- la reconnaissance d'un élément se fait toujours en examinant une petite zone (le *champ réceptif*) ;
- les reconnaissances sont naturellement hiérarchisées en fonction de la complexité des éléments à discerner.



II – Problème de la reconnaissance d'image



3) – Première architecture d'un CNN : néocognitron de Fukushima



Convolution

One kernel to sort them all



III - Convolution



I - Reconnaître une arête dans un dessin

II - Stride & padding

III - Filtres de convolution

III – Convolution



1) – Reconnaître une arête dans un dessin

0	0	0	10	10	10
0	0	0	10	10	10
0	0	0	10	10	10
0	0	0	10	10	10
0	0	0	10	10	10
0	0	0	10	10	10



Données : une grille avec la luminosité de chaque pixel de l'image, exprimée en unités algébriques.

Problème : mathématiquement, quelle(s) opération(s) peut-on appliquer à cette matrice pour dire qu'elle représente le dessin d'une arête ?

III – Convolution



1) – Reconnaître une arête dans un dessin

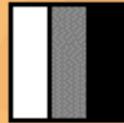
0	0	0	10	10	10
0	0	0	10	10	10
0	0	0	10	10	10
0	0	0	10	10	10
0	0	0	10	10	10
0	0	0	10	10	10



Grille initiale
Grille des arêtes

*

1	0	-1
1	0	-1
1	0	-1



=

0	-30	-30	0
0	-30	-30	0
0	-30	-30	0
0	-30	-30	0



Opérateur de détection d'arêtes

III – Convolution



1) – Reconnaître une arête dans un dessin

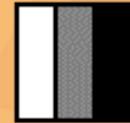
0	0	0	10	10	10
0	0	0	10	10	10
0	0	0	10	10	10
0	0	0	10	10	10
0	0	0	10	10	10
0	0	0	10	10	10



Grille initiale
Grille des arêtes

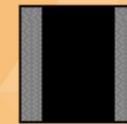
*

1	0	-1
1	0	-1
1	0	-1



=

0	-30	-30	0
0	-30	-30	0
0	-30	-30	0
0	-30	-30	0



Opérateur de détection d'arêtes

III - Convolution



1) - Reconnaître une arête dans un dessin

0	0	0	10	10	10
0	0	0	10	10	10
0	0	0	10	10	10
0	0	0	10	10	10
0	0	0	10	10	10
0	0	0	10	10	10



Grille initiale
Grille des arêtes

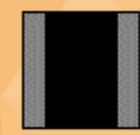
*

1	0	-1
1	0	-1
1	0	-1



=

0	-30	-30	0
0	-30	-30	0
0	-30	-30	0
0	-30	-30	0



Opérateur de détection d'arêtes

III – Convolution



1) – Reconnaître une arête dans un dessin

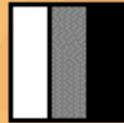
0	0	0	10	10	10
0	0	0	10	10	10
0	0	0	10	10	10
0	0	0	10	10	10
0	0	0	10	10	10
0	0	0	10	10	10



Grille initiale
Grille des arêtes

*

1	0	-1
1	0	-1
1	0	-1



=

0	-30	-30	0
0	-30	-30	0
0	-30	-30	0
0	-30	-30	0



Opérateur de détection d'arêtes

III - Convolution



1) - Reconnaître une arête dans un dessin

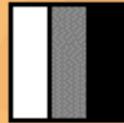
0	0	0	10	10	10
0	0	0	10	10	10
0	0	0	10	10	10
0	0	0	10	10	10
0	0	0	10	10	10
0	0	0	10	10	10



Grille initiale
Grille des arêtes

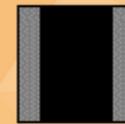
*

1	0	-1
1	0	-1
1	0	-1



=

0	-30	-30	0
0	-30	-30	0
0	-30	-30	0
0	-30	-30	0



Opérateur de détection d'arêtes



III – Convolution

2) – Stride & padding

Padding : fait d'ajouter des cases remplies d'une valeur fixée (ici zero) autour de la grille.

Stride : déplacement horizontal (de deux cases dans l'exemple) entre deux convolutions successives.

Le padding évite de perdre de l'information aux bords de l'image. Le padding et le stride permettent d'obtenir la taille voulue pour la grille de sortie.

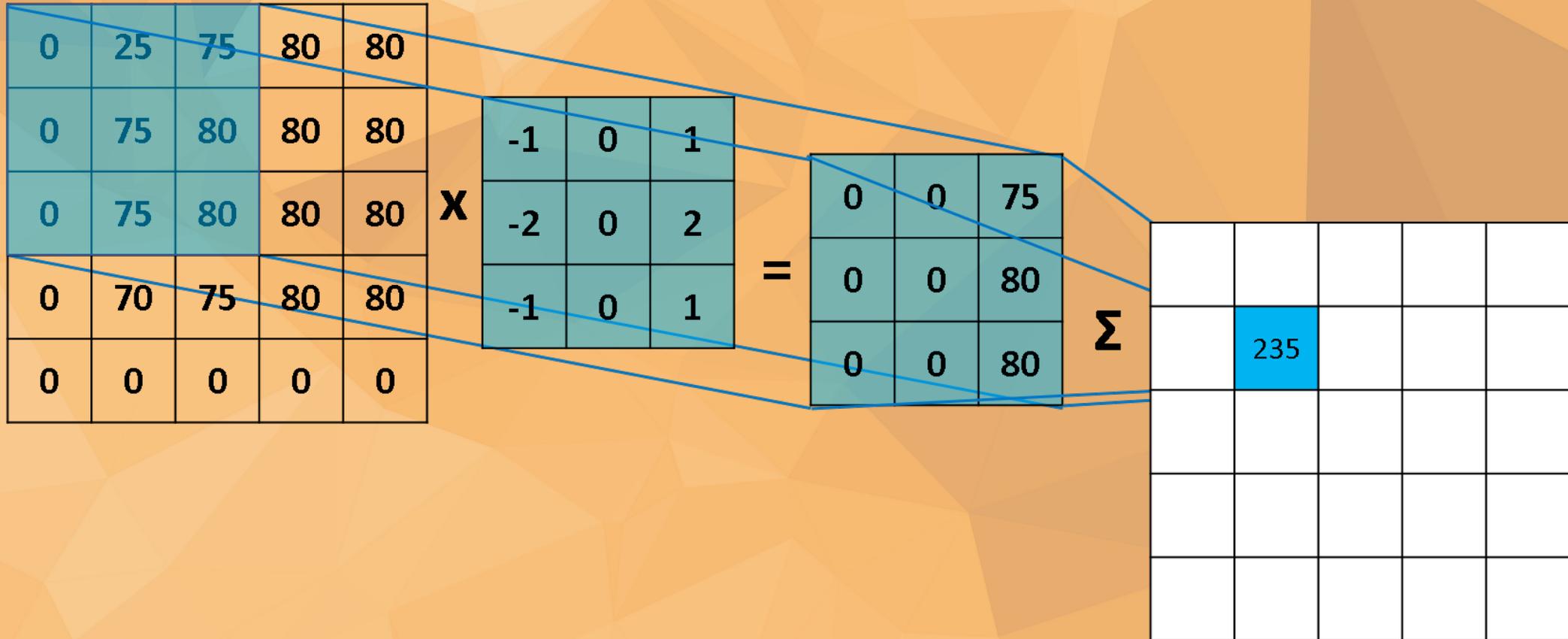
0 ₂	0 ₀	0 ₁	0	0	0	0
0 ₁	2 ₀	2 ₀	3	3	3	0
0 ₀	0 ₁	1 ₁	3	0	3	0
0	2	3	0	1	3	0
0	3	3	2	1	2	0
0	3	3	0	2	3	0
0	0	0	0	0	0	0

1	6	5
7	10	9
7	10	8

III – Convolution



3) – Filtres de détection



III – Convolution



3) – Filtres de détection

<i>Original</i>	<i>Gaussian Blur</i>	<i>Sharpen</i>	<i>Edge Detection</i>
$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$	$\frac{1}{16} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 5 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 8 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix}$
			

Architecture d'un CNN

One kernel to sort them all



IV – Architecture d'un CNN



I – Pooling

II – Représentation d'une architecture

III – Extraction des features

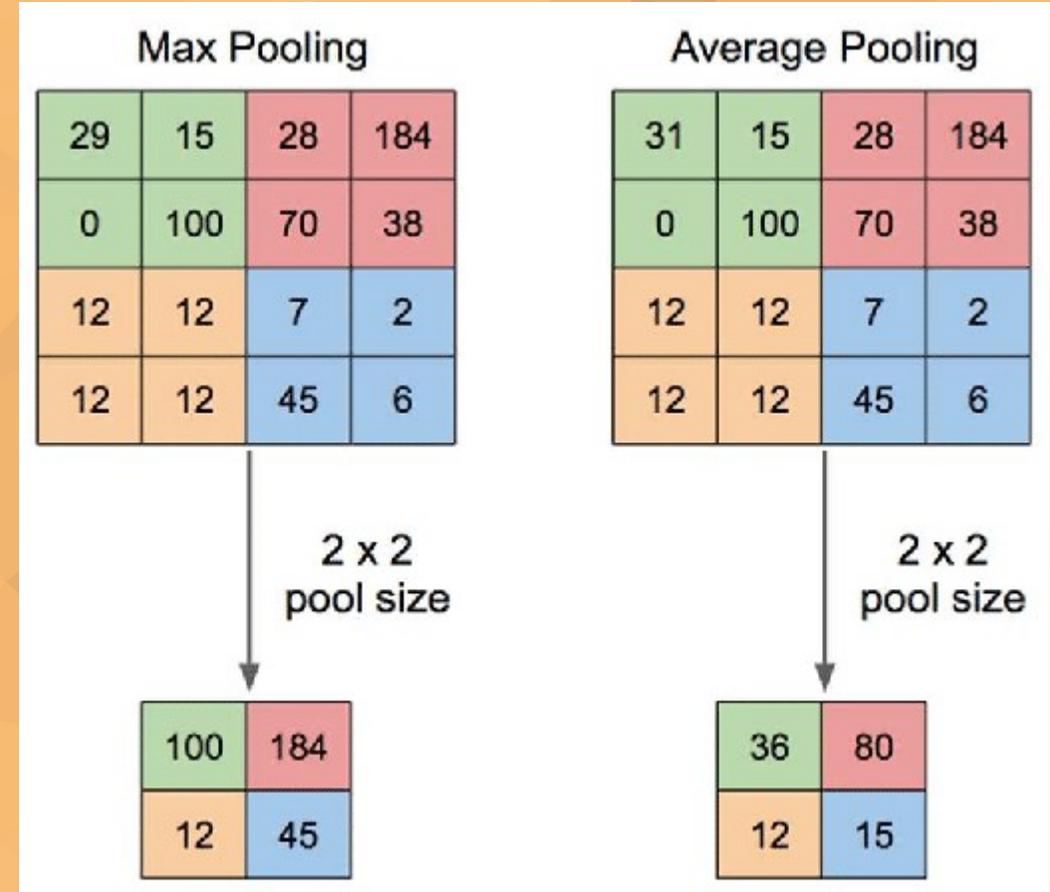
IV – Architecture d'un CNN



1) – Pooling

Max-pooling : l'image est réduite à une grille de maxima locaux.

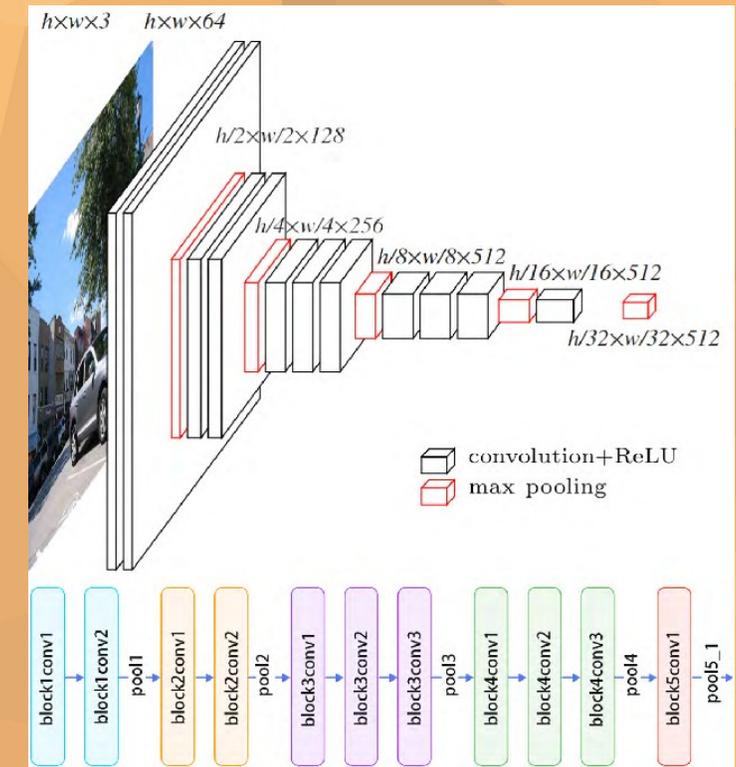
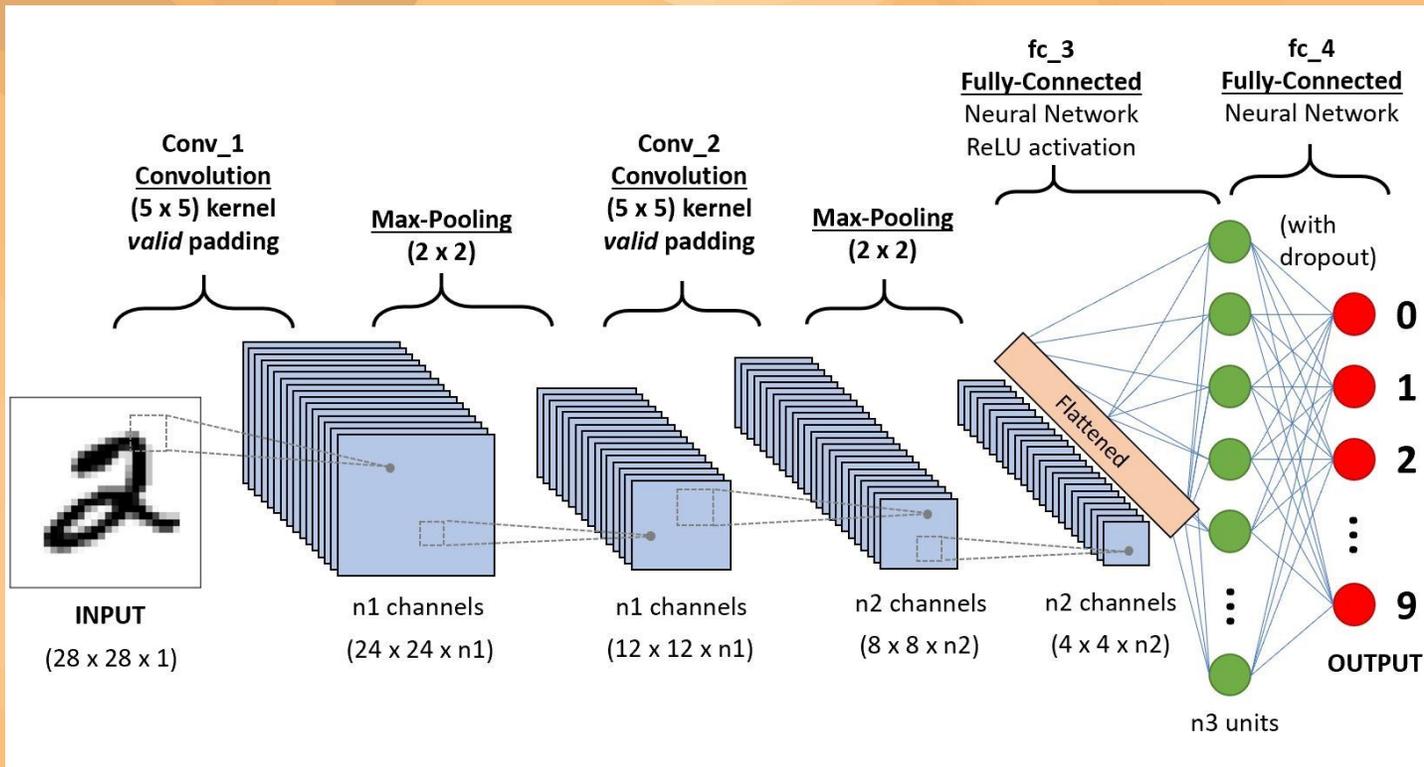
Average pooling : l'image est réduite à une grille de valeurs moyennes locales.





IV – Architecture d'un CNN

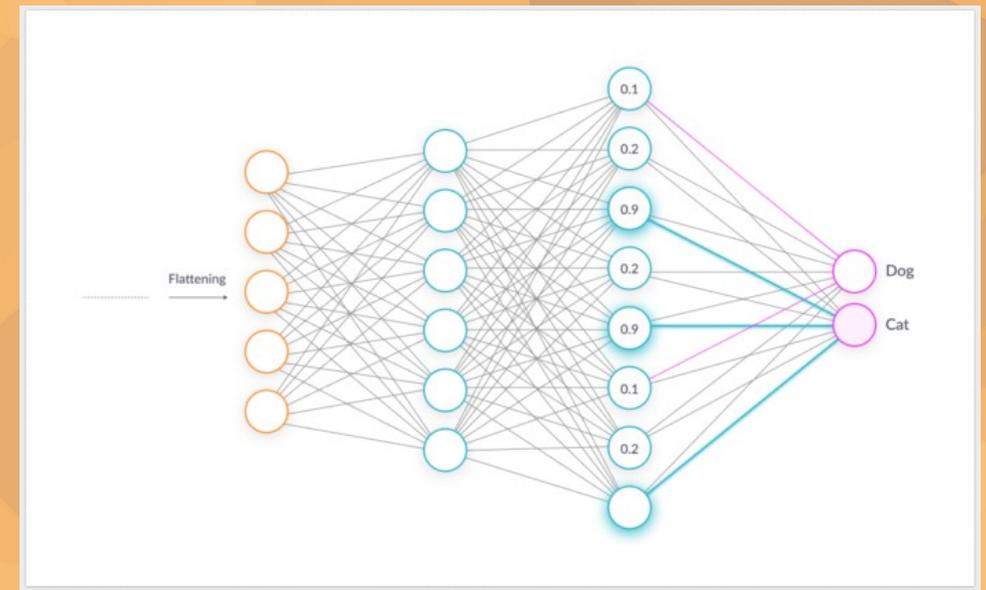
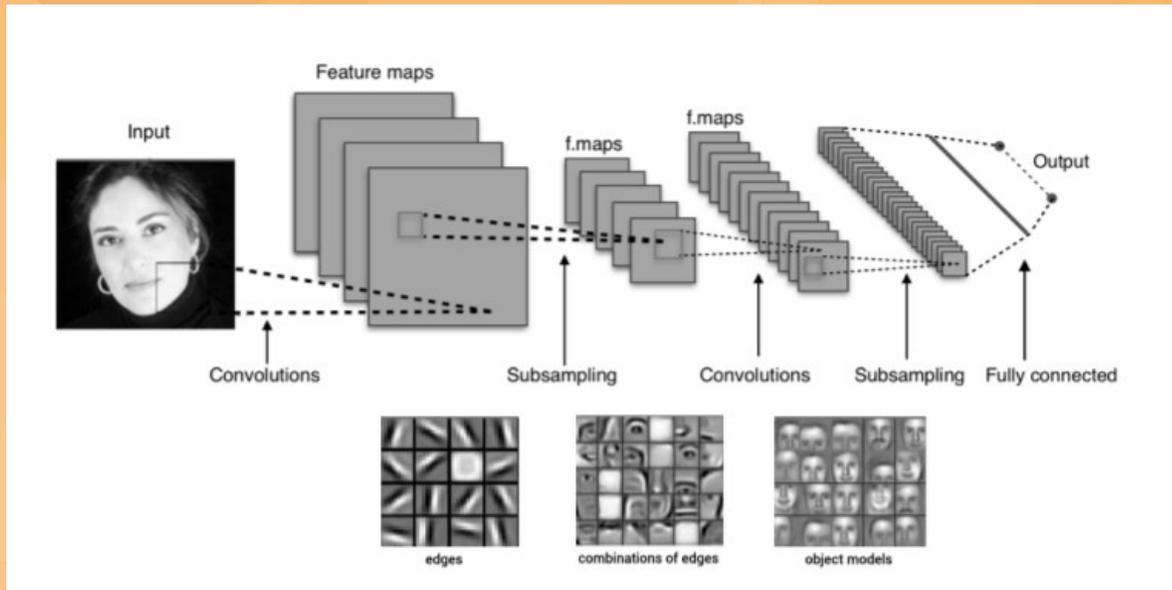
2) – Représentation d'une architecture



IV – Architecture d'un CNN



3) – Extraction des features



Applications des CNN



V – Applications des CNN



- **Drug discovery** : trouver des biomolécules candidates pour traiter Ebola ou la sclérose en plaques ;
- **Natural language processing**
- **Traitement d'image**
- **Théorie des jeux** : l'IA AlphaGo utilise plusieurs CNN pour trouver des coups à jouer et évaluer sa position

Ci-dessous : neural style transfert



**Merci à tous pour
votre attention :)**

