



Saagie<sup>®</sup>

Deep Learning  
avec Pytorch

# Chihuahua

---



# Muffin

---



# Chihuahua

---



# Chihuahua

---



# Muffin

---



# Chihuahua

---



# Muffin

---





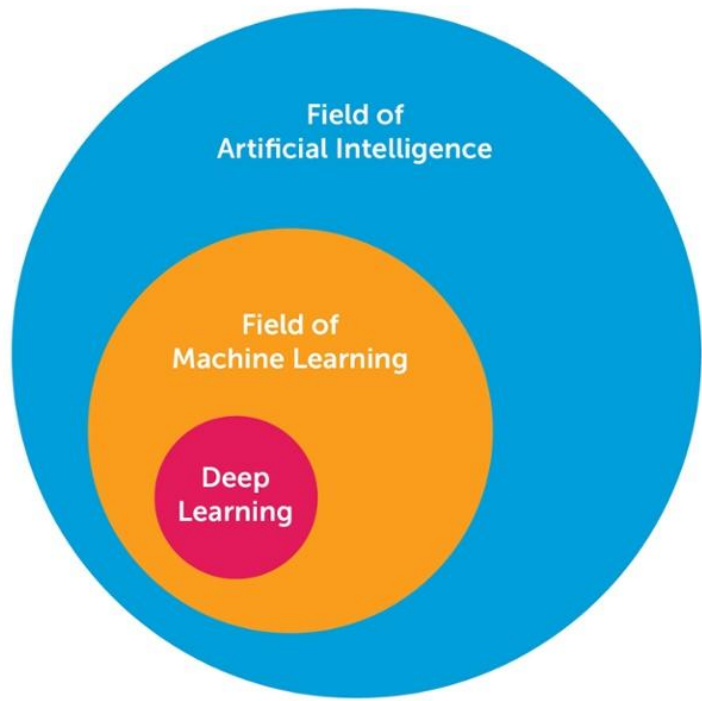
# Chihuahua vs Muffin

Est ce possible de classifier  
**automatiquement** ces images ?



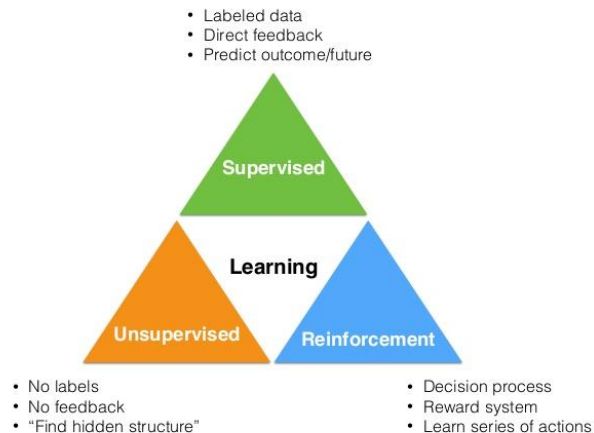
# Deep Learning

---



# Machine Learning

**Machine Learning** : Donner la possibilité à une machine d'apprendre sans avoir été programmée explicitement



+ Apprendre à modeliser un problème

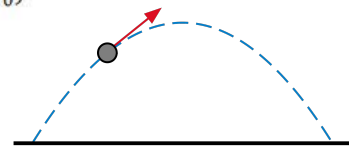
Trajectory Equation:

$$y - y_0 = (\tan \theta)(x - x_0) - \frac{g}{2v_0^2} (1 + \tan^2 \theta)(x - x_0)^2$$

$\theta$  – launch angle

$v_0$  – launch velocity

$x_0, y_0$  – launch position, positive up



+ Apprentissage de la modélisation à partir de données

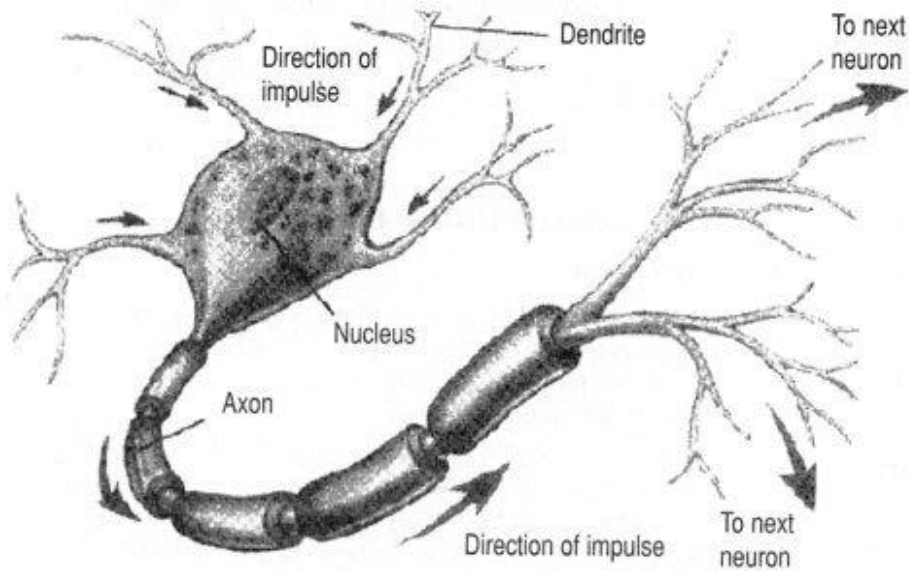
+ Classification

# Le Deep Learning

# Neurone biologique

---

Figure 1: Basic illustration of a neuron



Source: Brown & Benchmark  
Introductory Psychology

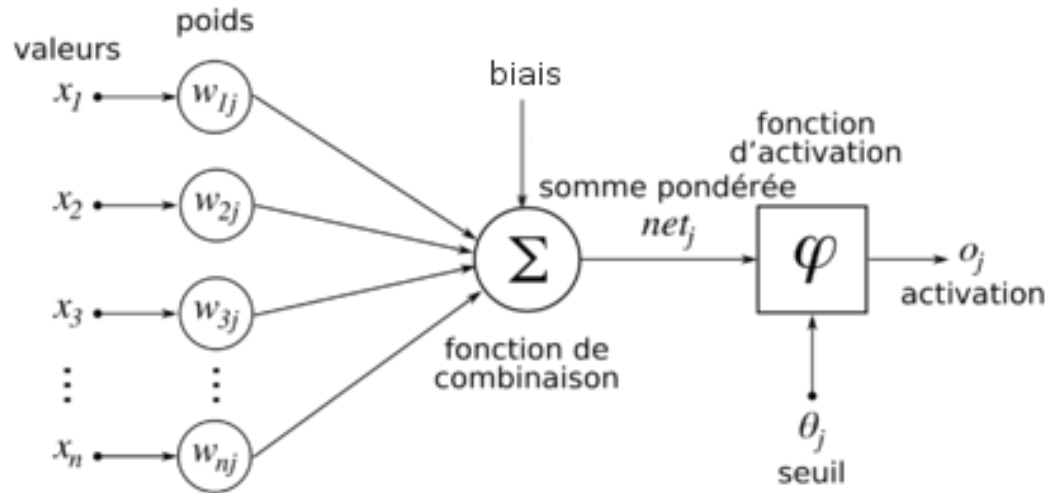
Electronic Image Bank (1995). Times Mirror Higher Education Group, Inc.

Les dendrites reçoivent un **signal électrique**

Les **Synapses** transforment ce signal

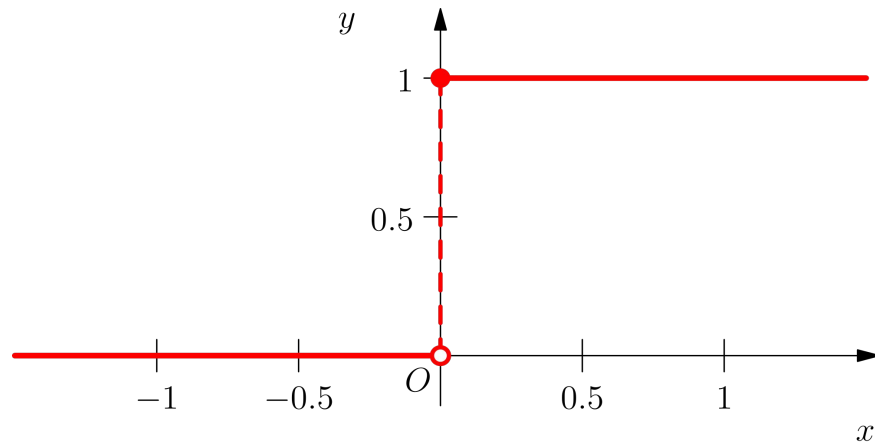
Au delà d'un certain seuil, le neurone s'active (**excitation**)  
-> **envoi d'un signal** à d'autres neurones

# Neurone formel (1943)



Représentation **mathématique** d'un neurone biologique

Activation :  
Fonction **Seuil**



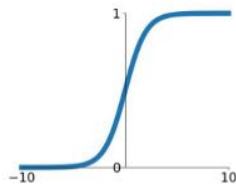
# Fonctions d'activations

---

## Activation Functions

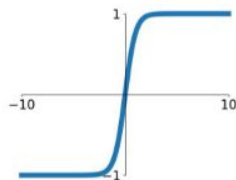
**Sigmoid**

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



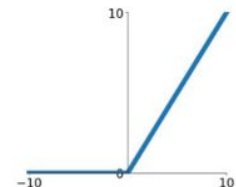
**tanh**

$$\tanh(x)$$



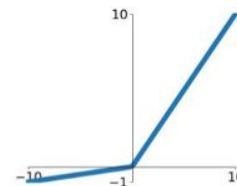
**ReLU**

$$\max(0, x)$$



**Leaky ReLU**

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

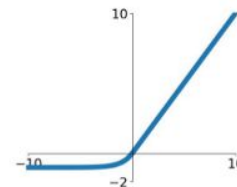


**Maxout**

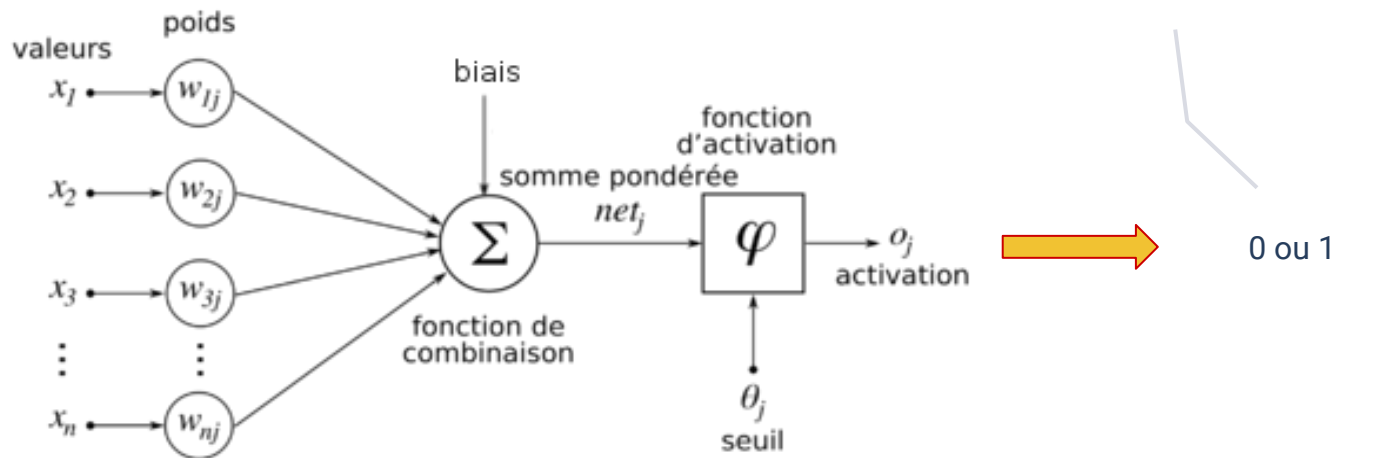
$$\max(w_1^T x + b_1, w_2^T x + b_2)$$

**ELU**

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



# Perceptron (1957)



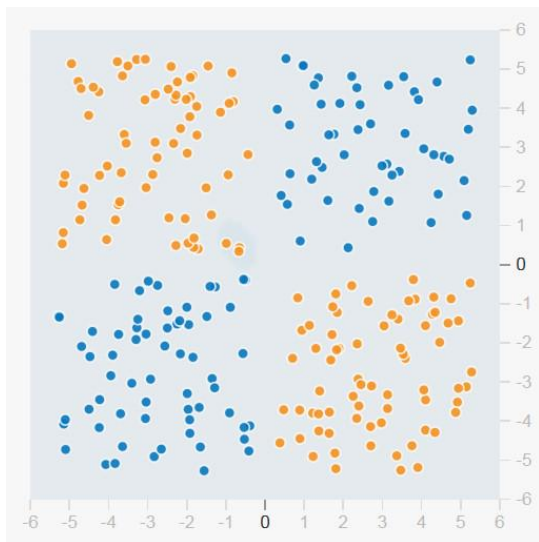
Perceptron : **Neurone artificiel** utilisé pour faire de la **classification**

-> **Apprentissage** : Trouver les poids qui marchent

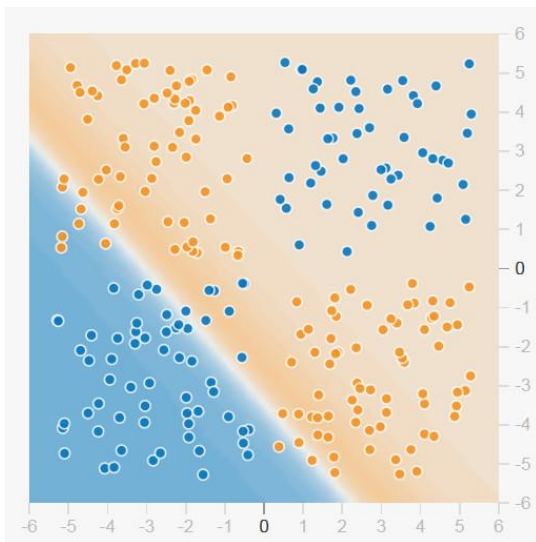


# Perceptron simple

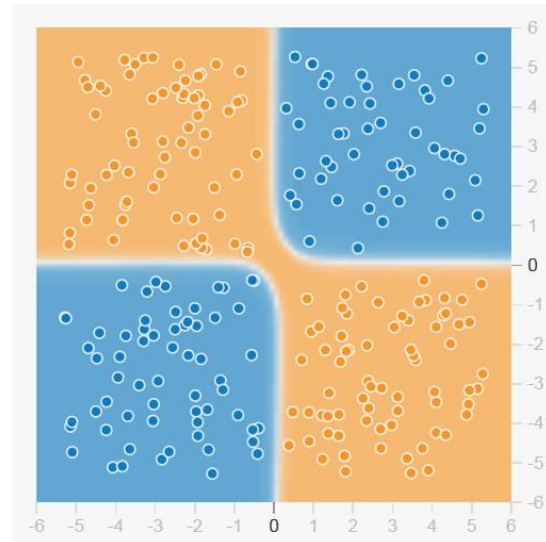
---



Problème XOR

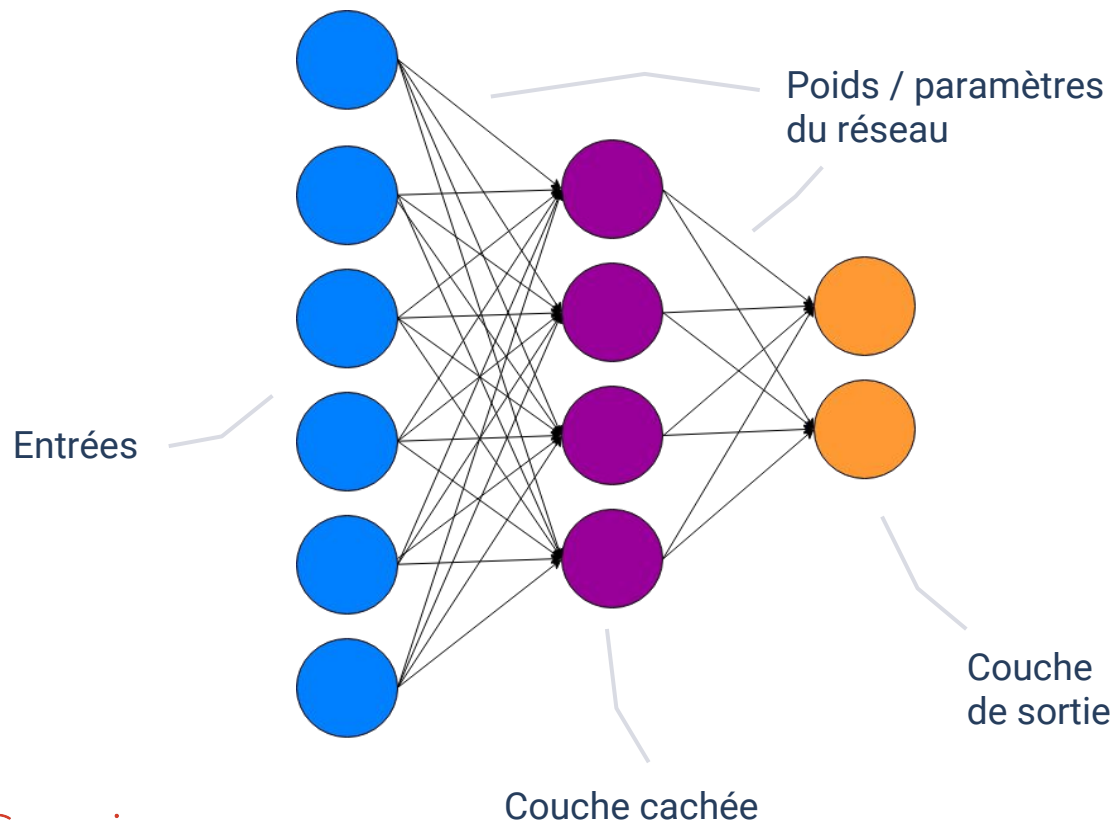


Solution d'un  
perceptron simple



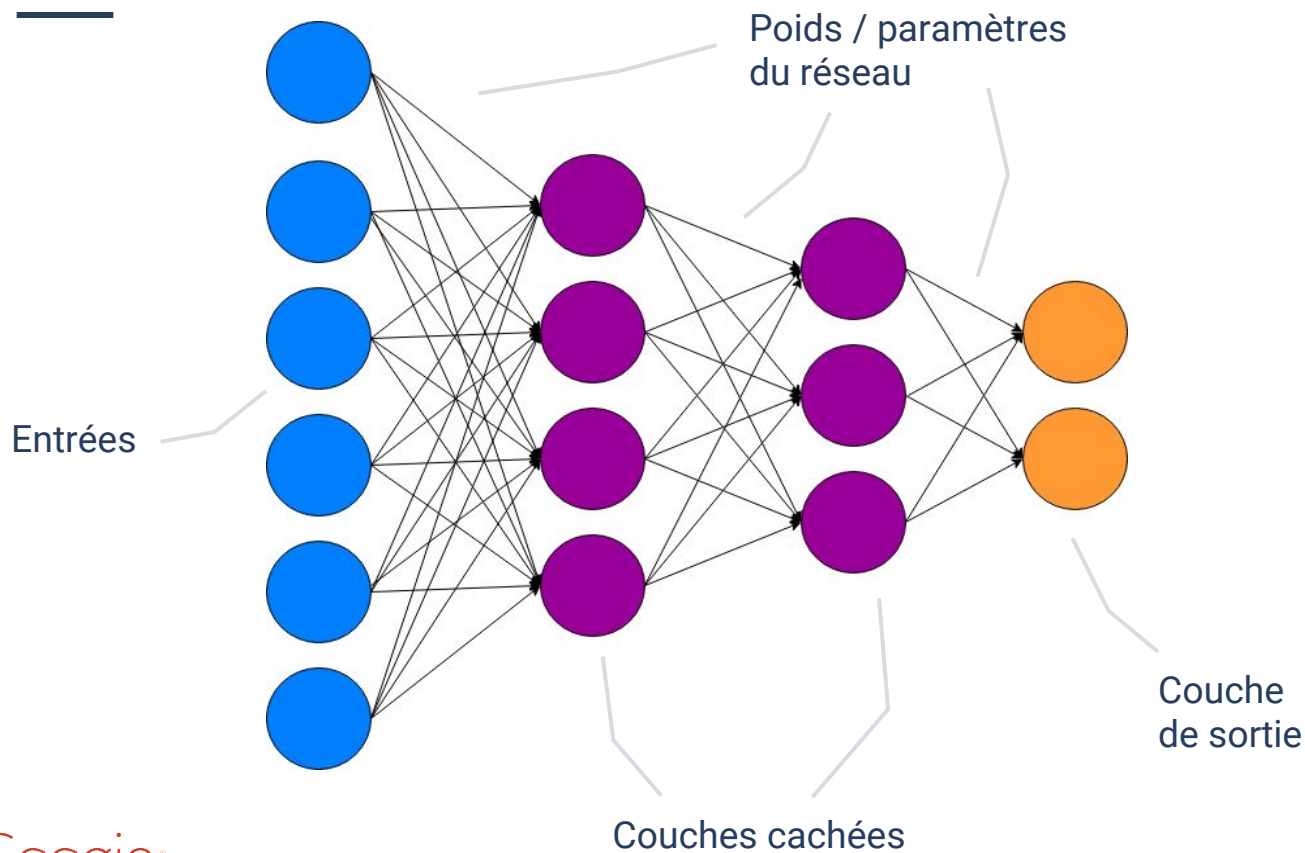
Bonne solution

# Réseaux de neurone : Perceptron à une couche



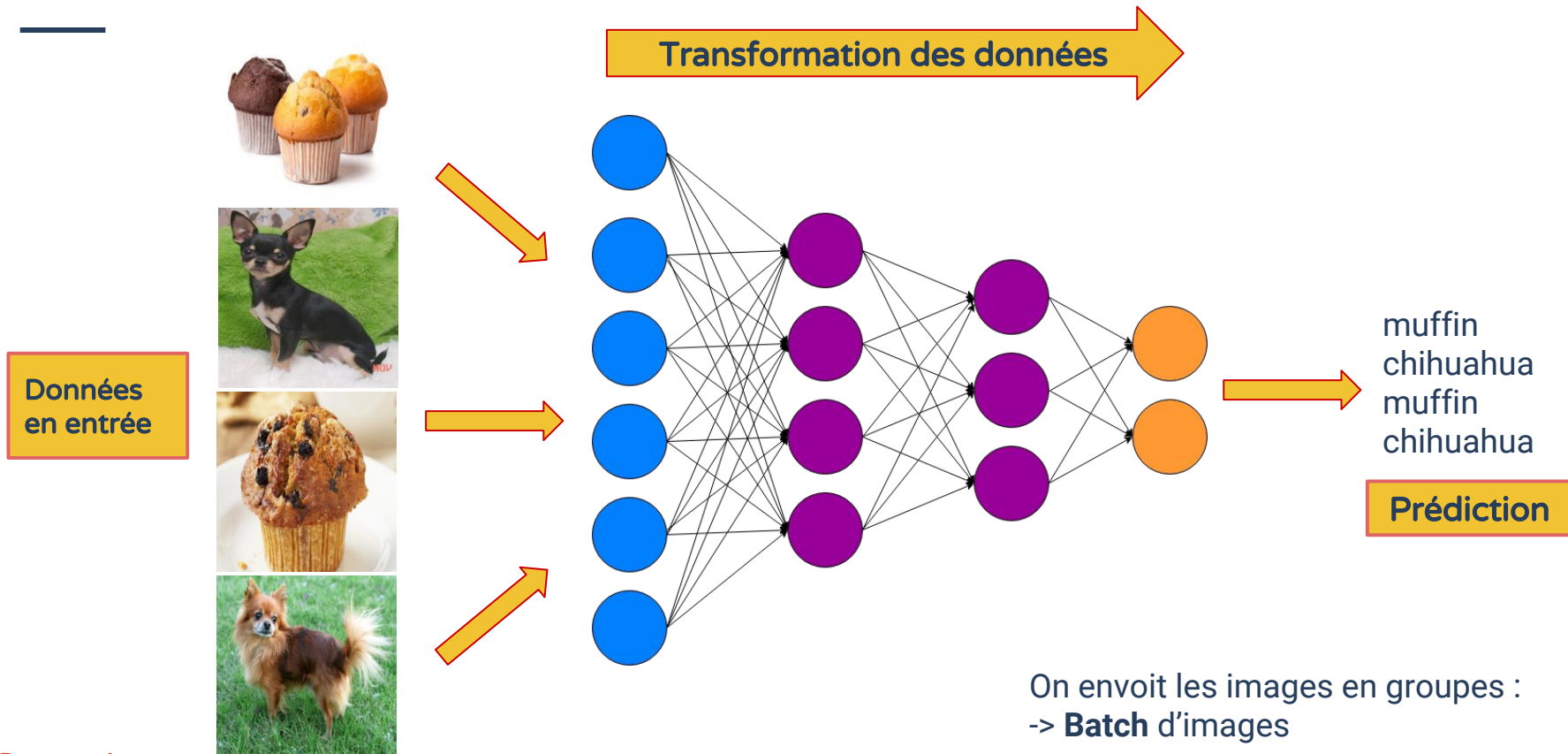
- + Une couche caché
- + Chaque neurone de la couche cachée est connecté à toutes **les entrées**
- + Peut demander **enormement de neurones** sur la couche cachée

# Perceptron multicouche

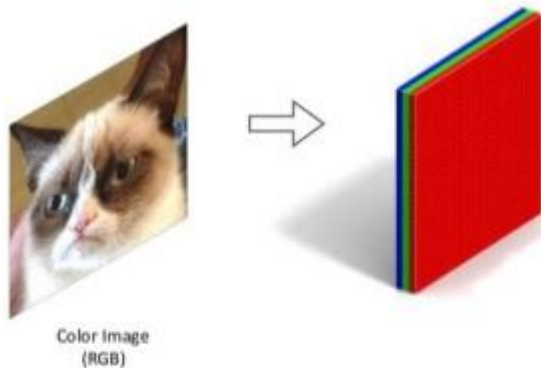


- + Besoin de **moins de neurones** au global s'il y a plusieurs couches
- + Information mieux représentée -> **Hierarchie**

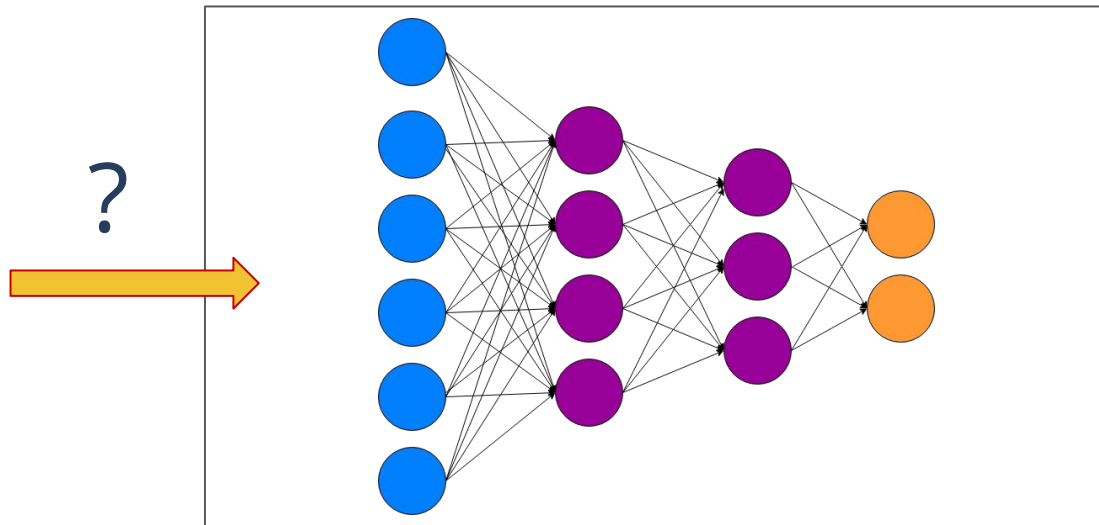
# Prédiction d'un réseaux de neurones



# Deep Learning : Images



4	9	2	5	8	3
5	6	2	4	0	3
2	4	5	4	5	2
5	6	5	4	7	8
5	7	7	9	2	1
5	8	5	3	8	4

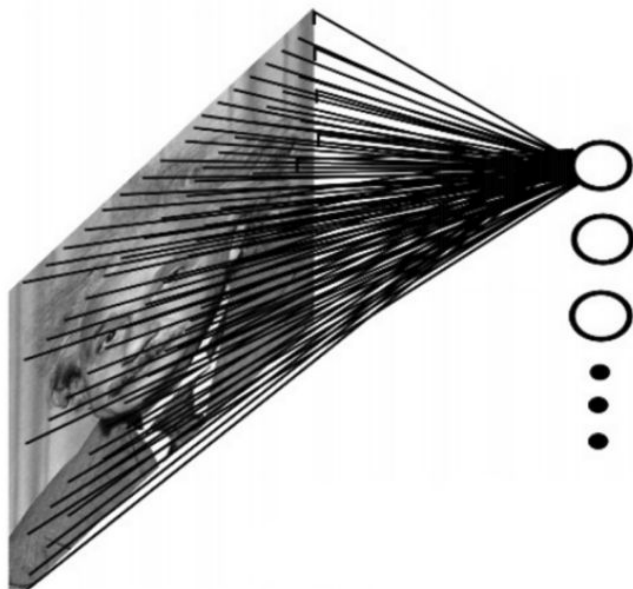


Comment donner une image à un réseau de neurones ?  
Image = Tenseur en 3 dimension

# Deep Learning : Images

---

## FULLY CONNECTED NEURAL NET



**Chaque neurone** de la 1<sup>ere</sup> couche est connecté à **chaque pixel** de l'image.

Images  $256 \times 256 \times 3$   
-> 196608 **pixels** en entrée

-> **Transformation** de l'image pour aplattir les **3 channels** de couleurs

# Deep Learning Frameworks

---

Caffe



DL4J  
Deeplearning4j



MatConvNet

MINERVA

*mxnet*



theano



GLUON



Caffe2

PYTORCH



# Deep Learning Frameworks

---

Caffe



DL4J  
Deeplearning4j

**K**  
KERAS

Microsoft  
CNTK

MatConvNet

MINERVA

*mxnet*



  
TensorFlow

theano



GLUON



Caffe2

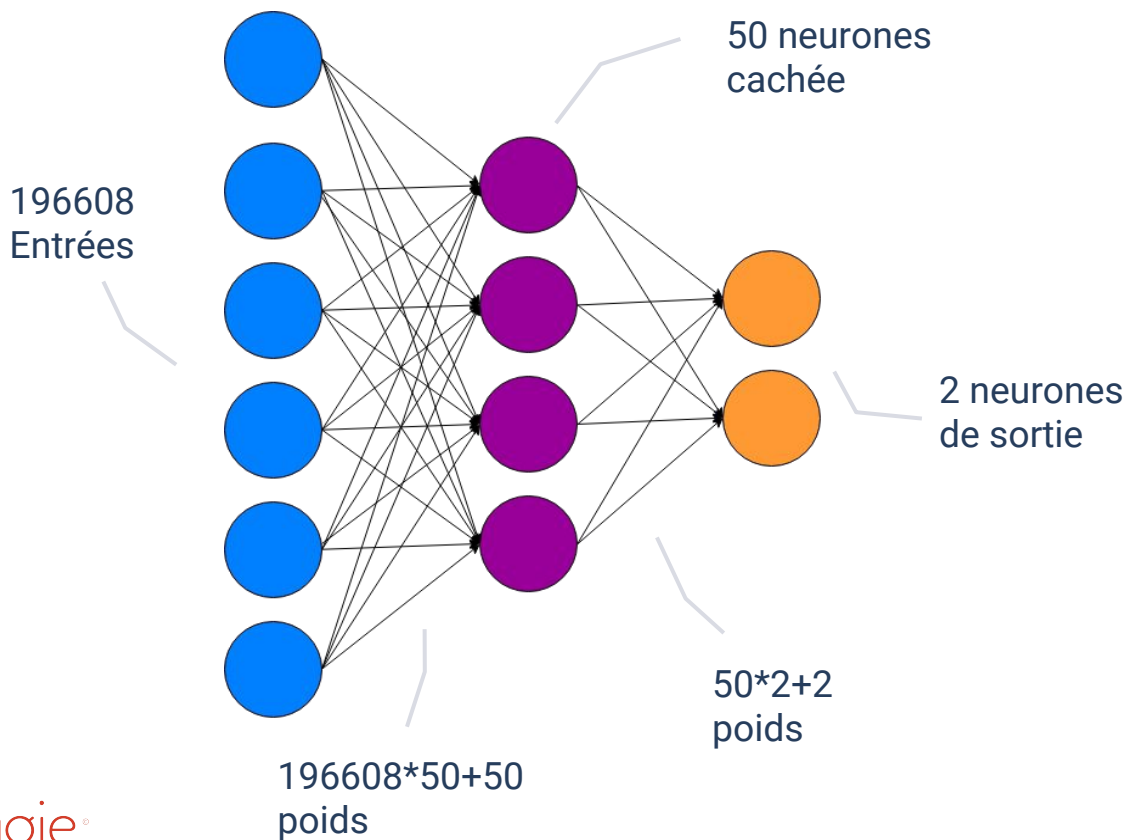
PYTORCH





# Pytorch

# Apprentissage d'un réseau



Presque **dix millions** de **paramètres** (poids) à trouver

-> Comment faire?

# Apprentissage d'un réseau de neurones

-> Calculer l'**erreur** :

Fonction cout (loss) : **Distance** entre mes **prédictions** et la **vérité** (le label)

-> Objectif : **minimiser** la fonction de coût : réduire les erreurs du réseau

- + Trouver les poids qui rendent l'erreur la plus petite possible
- + Problème : pas de solution analytique
- + Solution : aller petit à petit vers une meilleure solution  
-> Gradient : direction de la solution

0	1
0	1

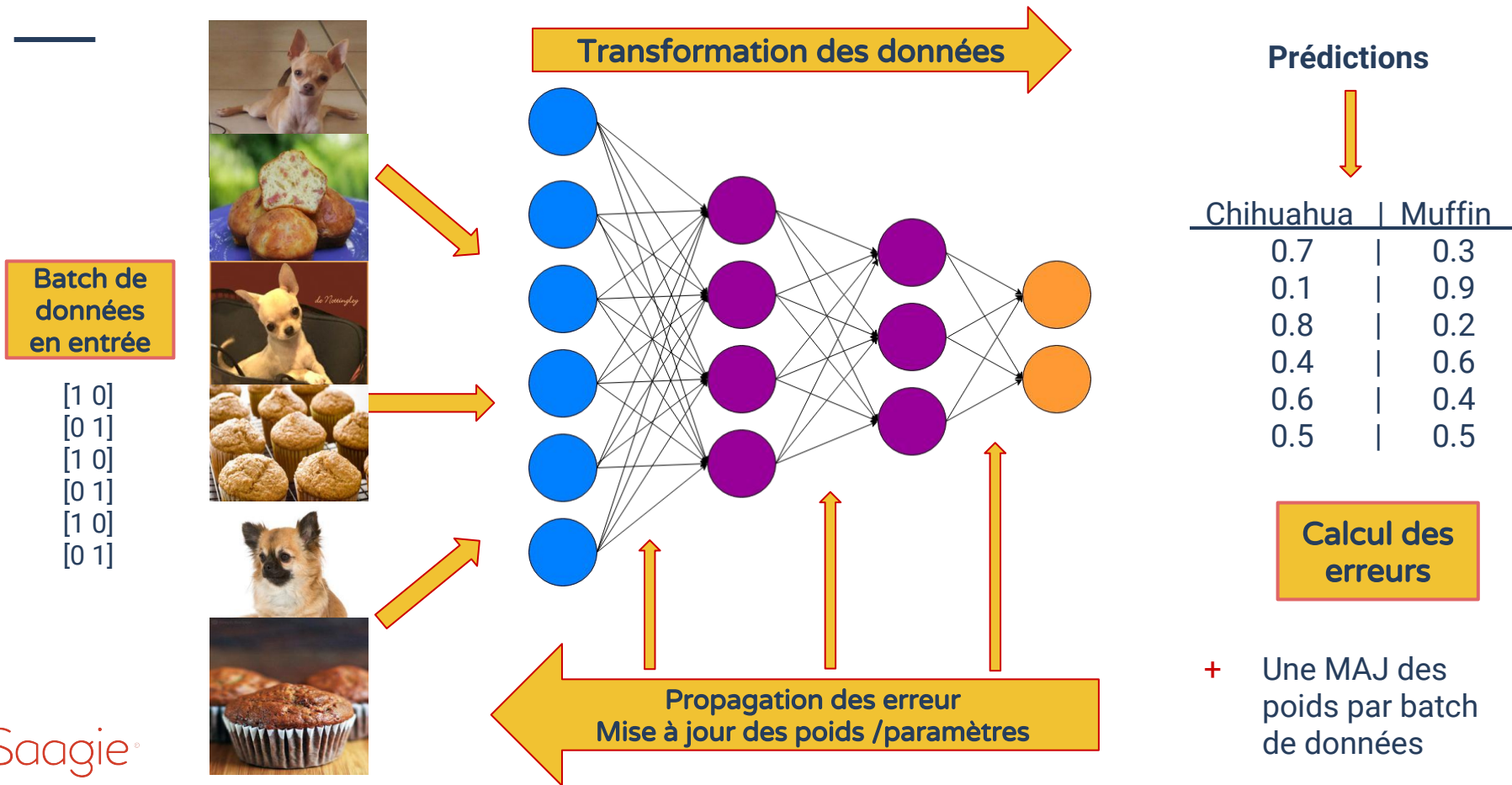
*actual probabilities,  
/ "one-hot" encoded*

*Cross entropy:*  $-\sum Y_i' \cdot \log(Y_i)$

*computed probabilities*

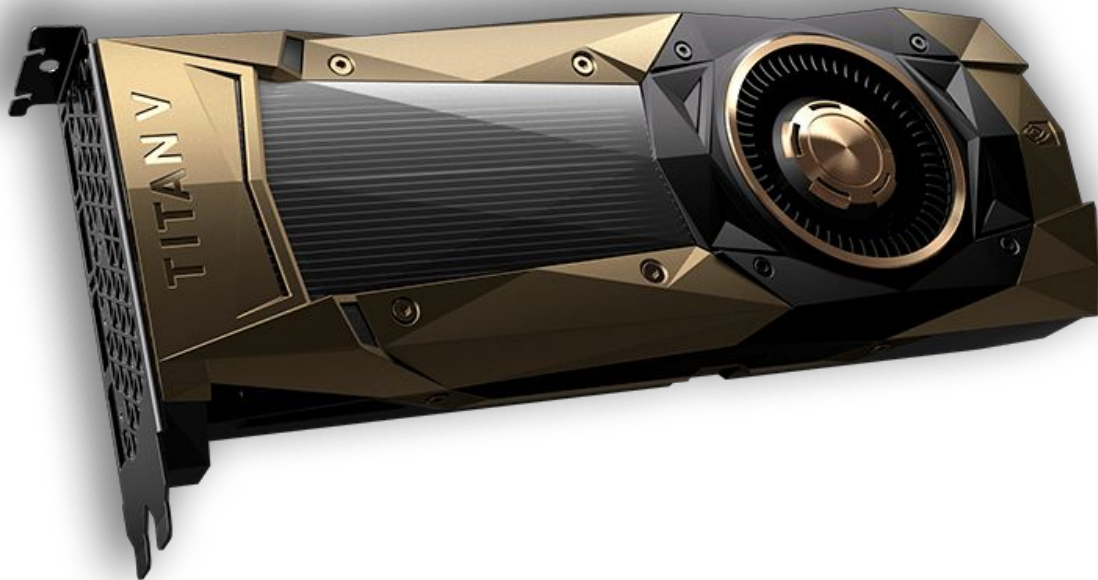
0.1	0.9
0	1

# Retropropagation du gradient



# Apprentissage : Puissance de calcul

---

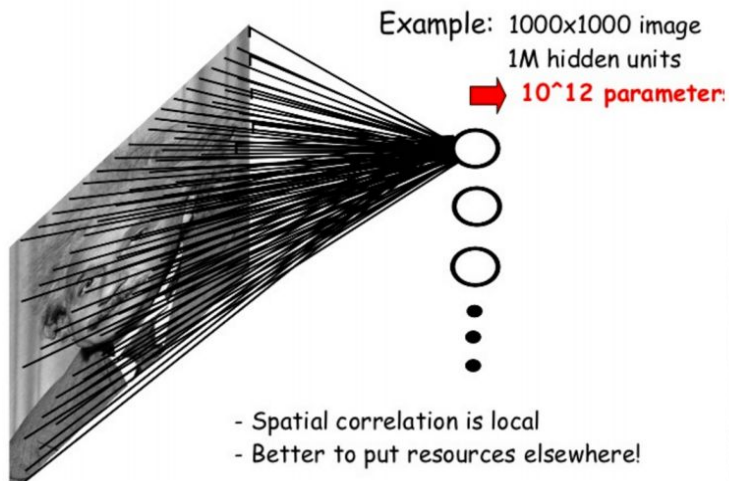


- + Enormement de petits calculs en parallèle
- + Utilisation de carte graphiques : GPUs
- + Apprentissage peut-être très long (jours, semaines, mois) et compliqué

# Pytorch

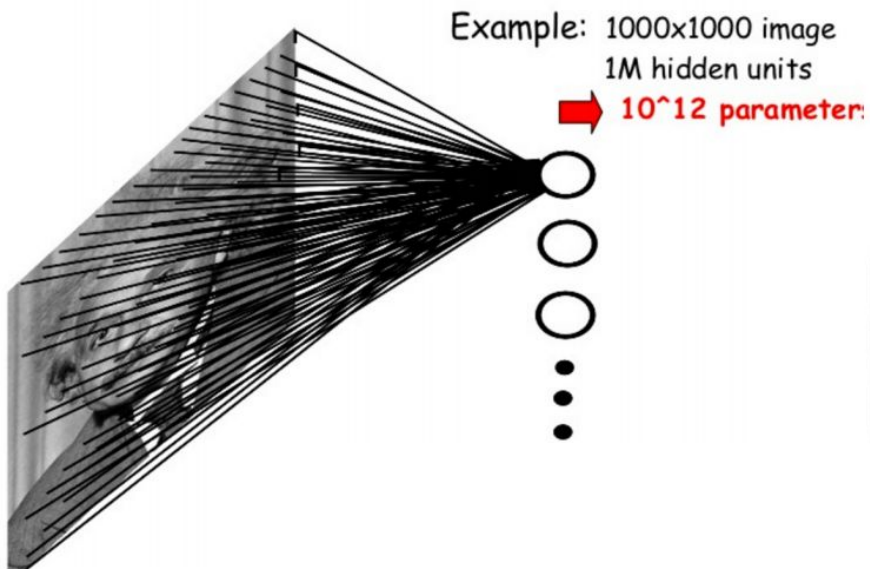
# Deep Learning : Images

## FULLY CONNECTED NEURAL NET

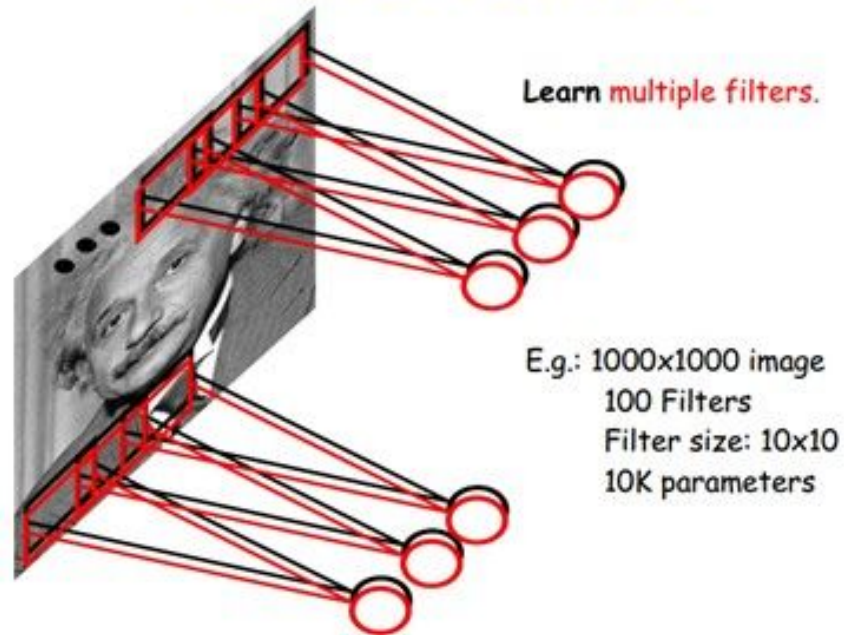


# Fully-connected versus Convolutions on images

## FULLY CONNECTED NEURAL NET



## CONVOLUTIONAL NET





# Convolutions

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Filtre de convolution

1 <sub>x1</sub>	1 <sub>x0</sub>	1 <sub>x1</sub>	0	0
0 <sub>x0</sub>	1 <sub>x1</sub>	1 <sub>x0</sub>	1	0
0 <sub>x1</sub>	0 <sub>x0</sub>	1 <sub>x1</sub>	1	1
0	0	1	1	0
0	1	1	0	0

Image

4		

Convolved  
Feature

# Convolutions : filtres

---



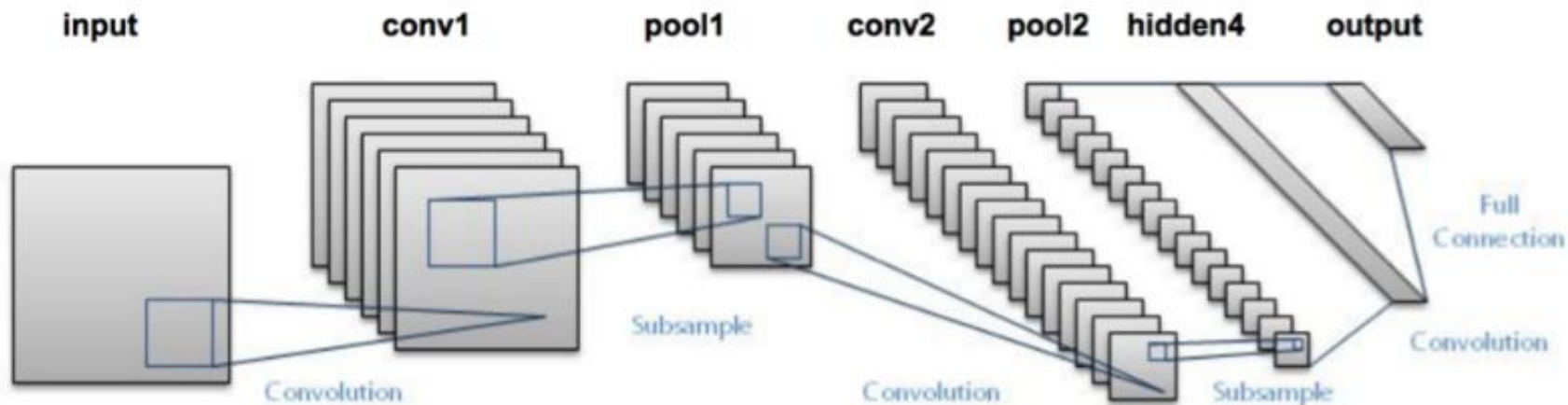
$$\begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 8 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix}$$

Detecteur  
de contour



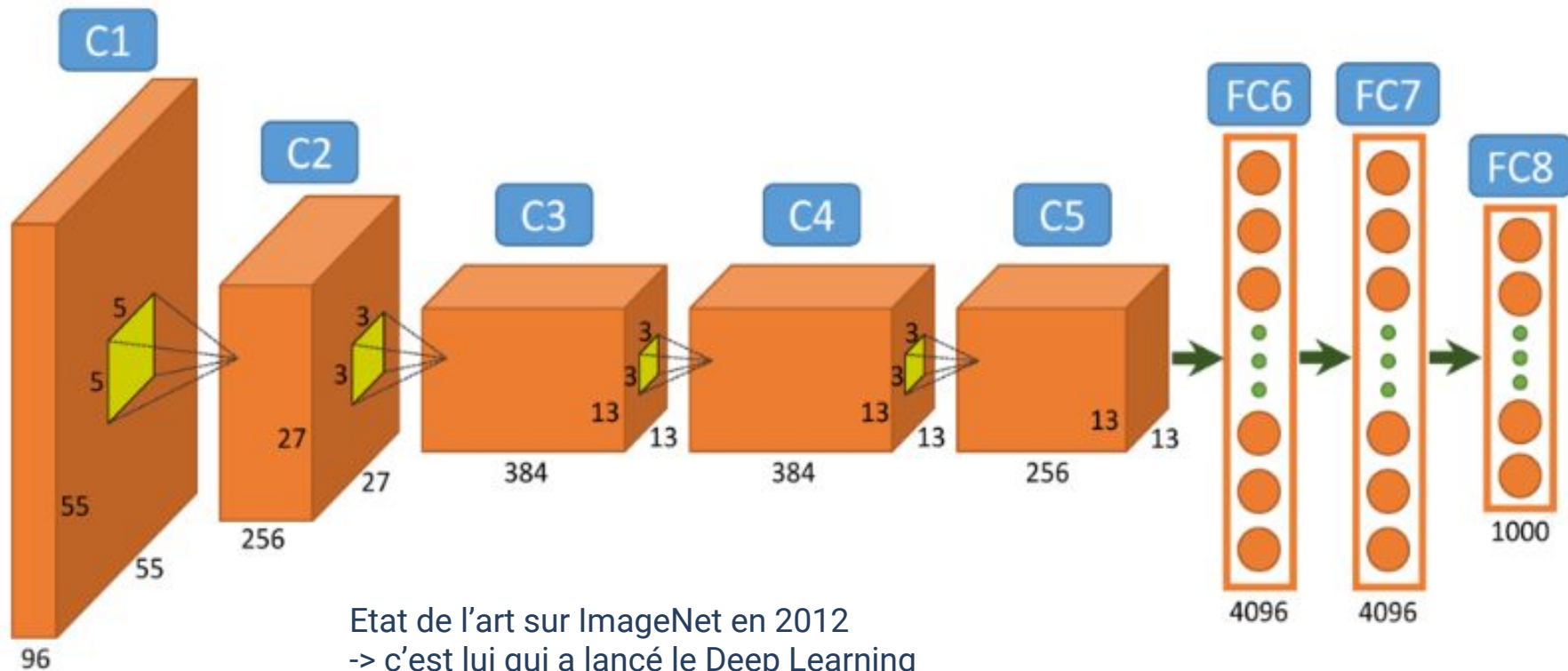
- + Réseau convolutionnel -> Beaucoup de filtres appliqués
- + Apprentissage : Trouver les filtres adaptés pour résoudre le problème
- + Hiérarchie de représentation des filtres

# Réseau convolutionnel : LeNet



- + Développé fin 80 / début 90
- + Reconnaissance de caractères sur les chèques
- + Architecture de base des réseaux de neurones convolutionnels

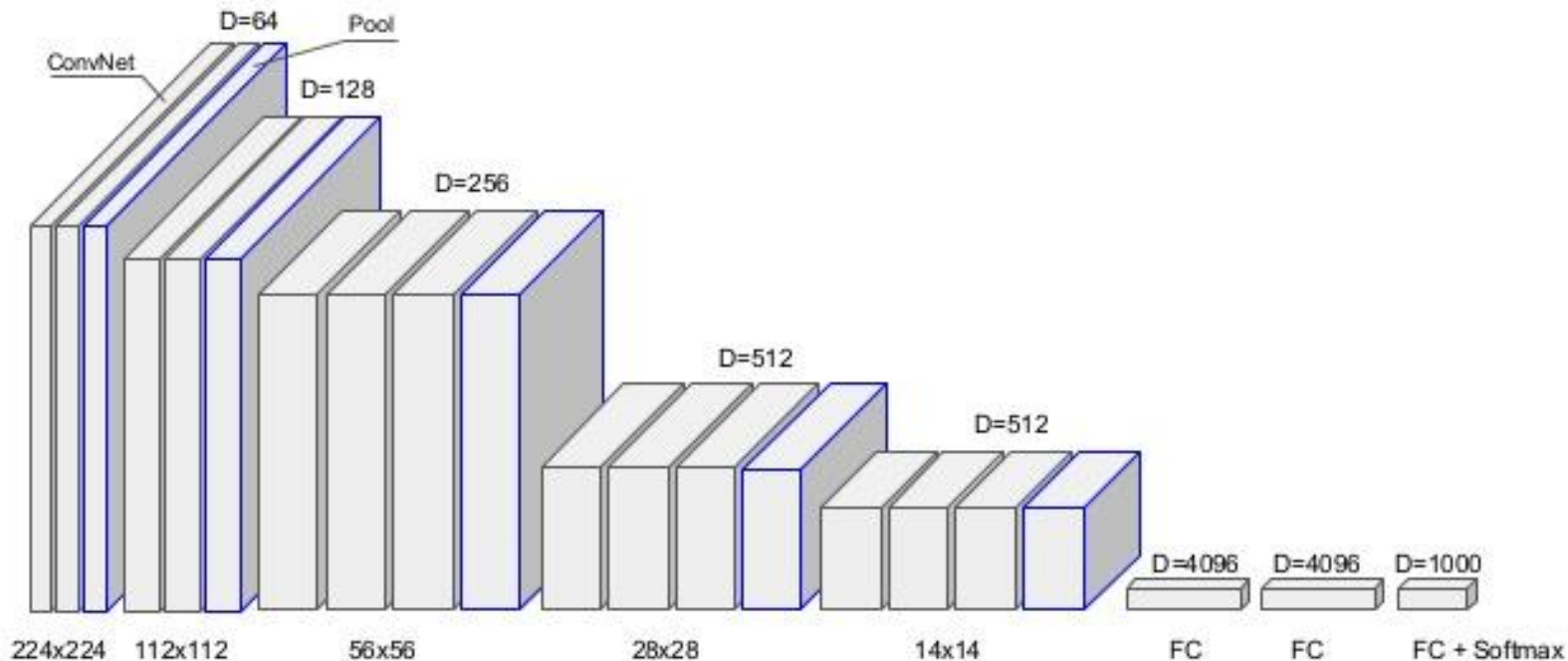
# A popular CNN : Alexnet 2012



Etat de l'art sur ImageNet en 2012  
-> c'est lui qui a lancé le Deep Learning  
-> 60 millions de paramètre

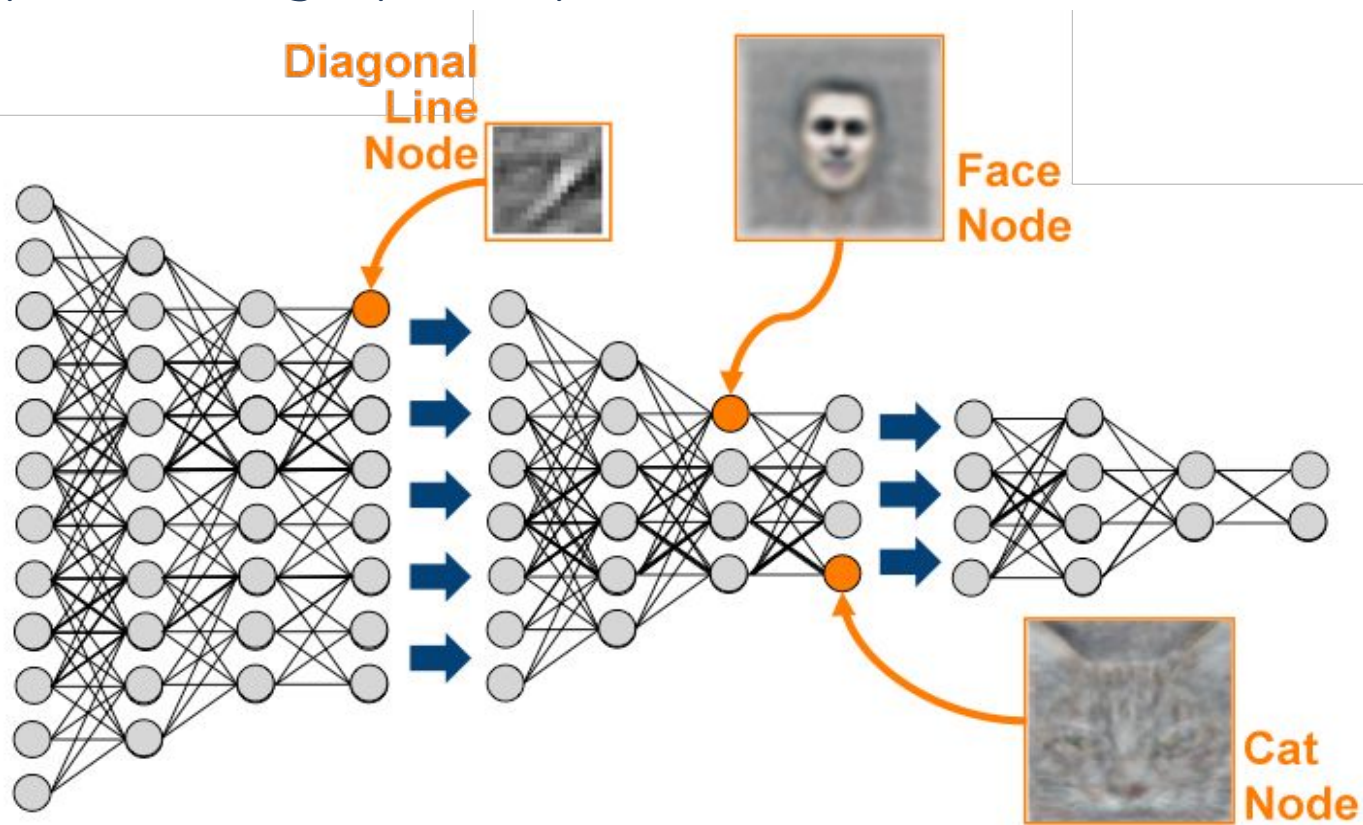
# VGGNet

## Classical CNN topology - VGGNet (2013)



# Pytorch

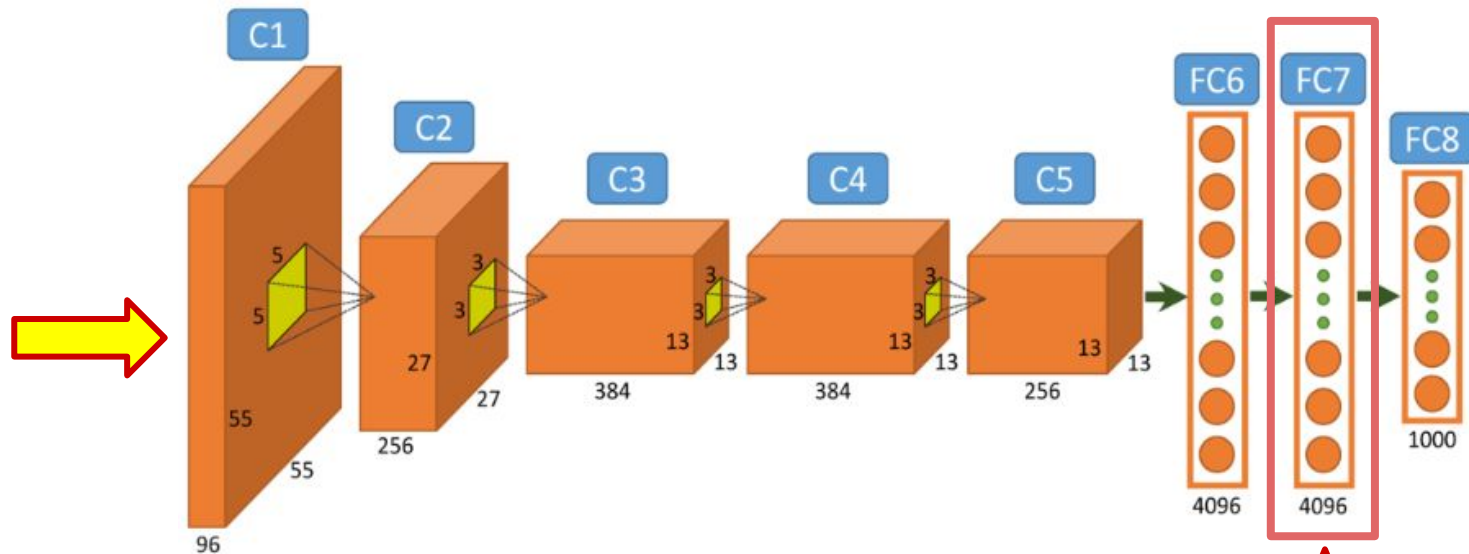
# Apprentissage par représentation



+ Les neurones se spécialisent

+ Des représentations sont apprises

# Representation Learning

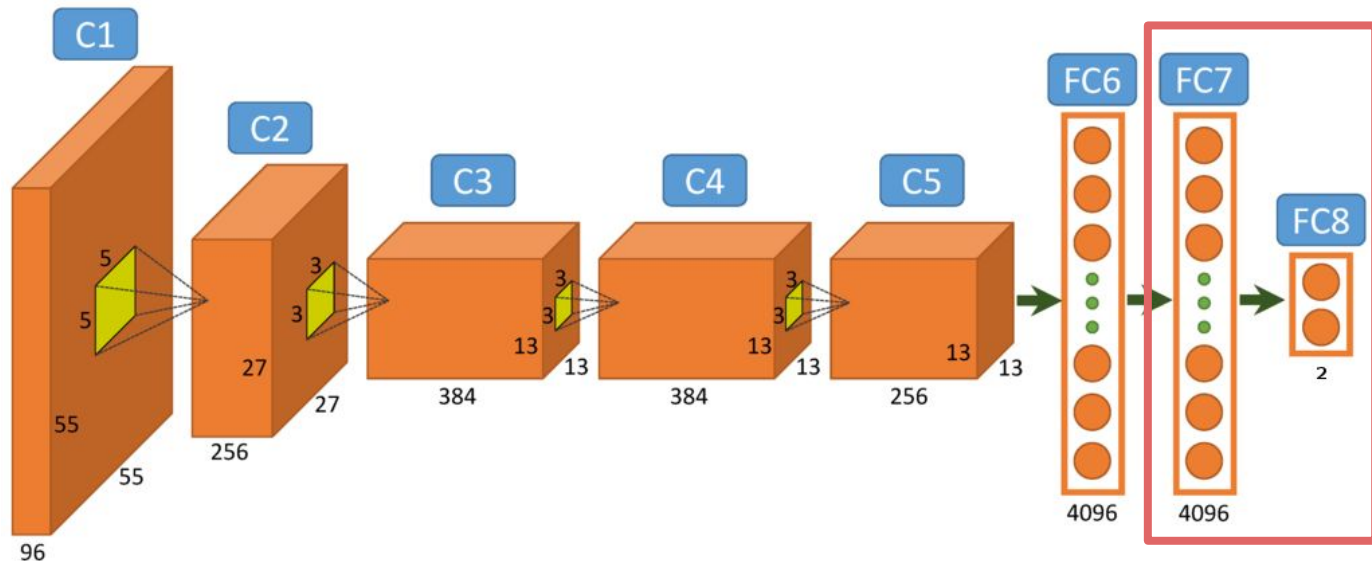


- + Utiliser un réseau **appris** sur une **tache** particulière (souvent ImageNet)
- + Profiter des **representation des données** qu'il peut construire

Features extraction



# Transfert Learning - Fine Tuning



- + Prendre un réseau **pré-appris**
- + Le **"tuner"** pour lui apprendre une autre tâche (similaire)

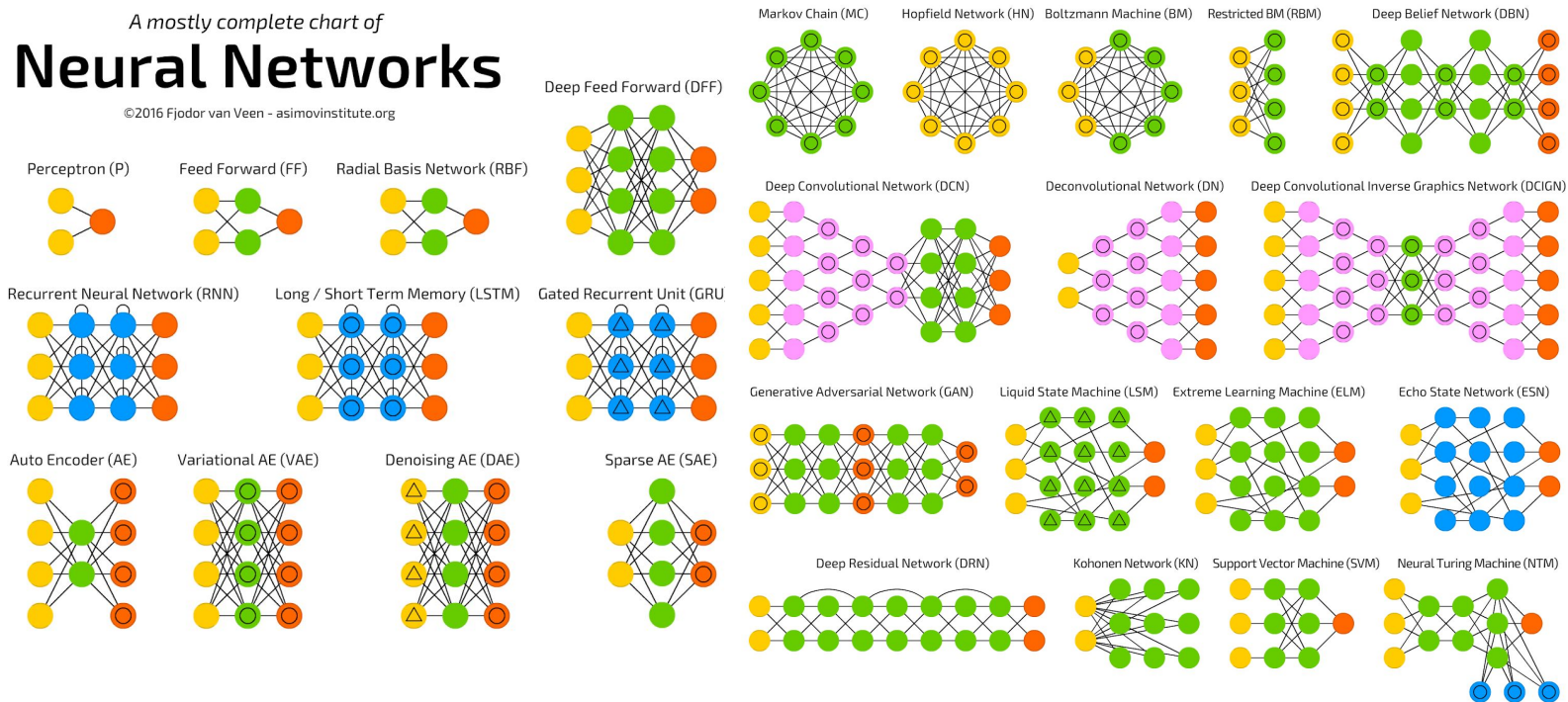
# Autres cas d'usages

# Quelques exemples de réseaux

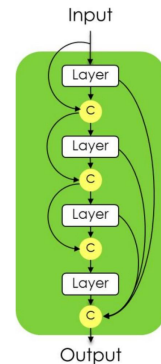
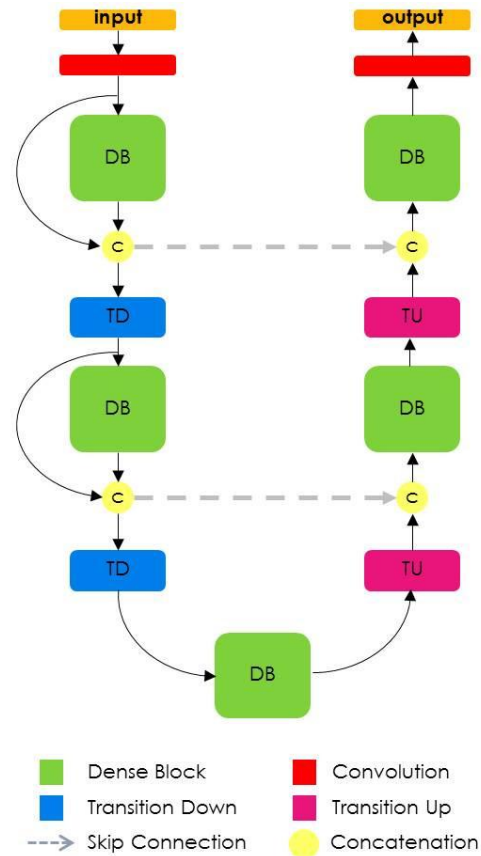
## A mostly complete chart of Neural Networks

©2016 Fjodor van Veen - asimovinstitute.org

-  Backfed Input Cell
-  Input Cell
-  Noisy Input Cell
-  Hidden Cell
-  Probabilistic Hidden Cell
-  Spiking Hidden Cell
-  Output Cell
-  Match Input Output Cell
-  Recurrent Cell
-  Memory Cell
-  Different Memory Cell
-  Kernel
-  Convolution or Pool



# Tiramisu



# NicolasCaging

---



# DeepFakes

---



# FaceSwap : Dataset

---



# FaceSwap V1

---





# FaceSwap V2

---



# FaceSwap V3

---





# Merci

**CONTACT**

+(33)2 72 88 31 69

| [contact@saagie.com](mailto:contact@saagie.com)

| [www.saagie.com](http://www.saagie.com)

Saagie®

**Seine Innopolis**  
72, rue de la République  
76140 Le Petit-Quevilly

**BPI Paris**  
8 Boulevard Haussmann  
75009 Paris

**Galvanize San Francisco**  
44 Tehama St  
San Francisco CA 94105