

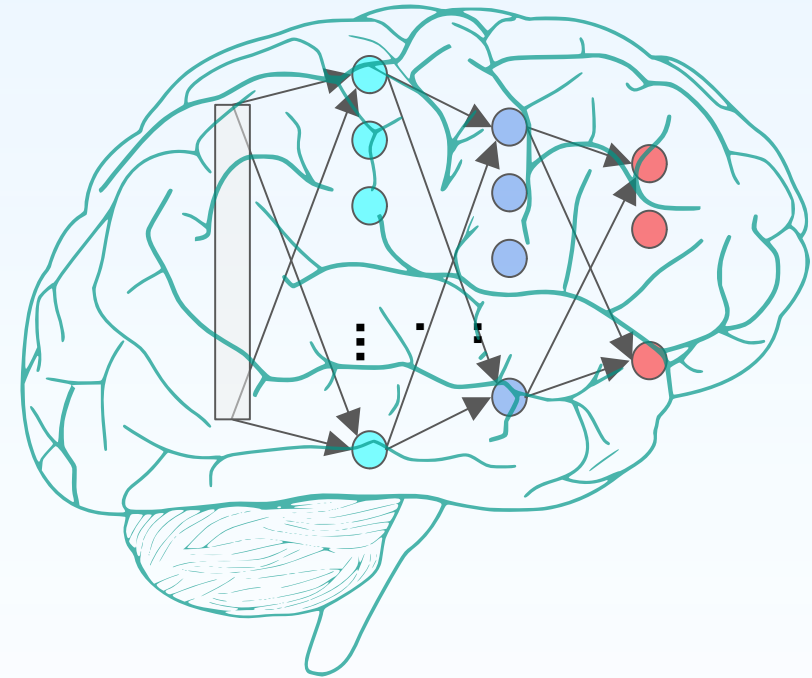


LABORATOIRE
DES SCIENCES
DU NUMÉRIQUE
DE NANTES



UNIVERSITÉ DE NANTES

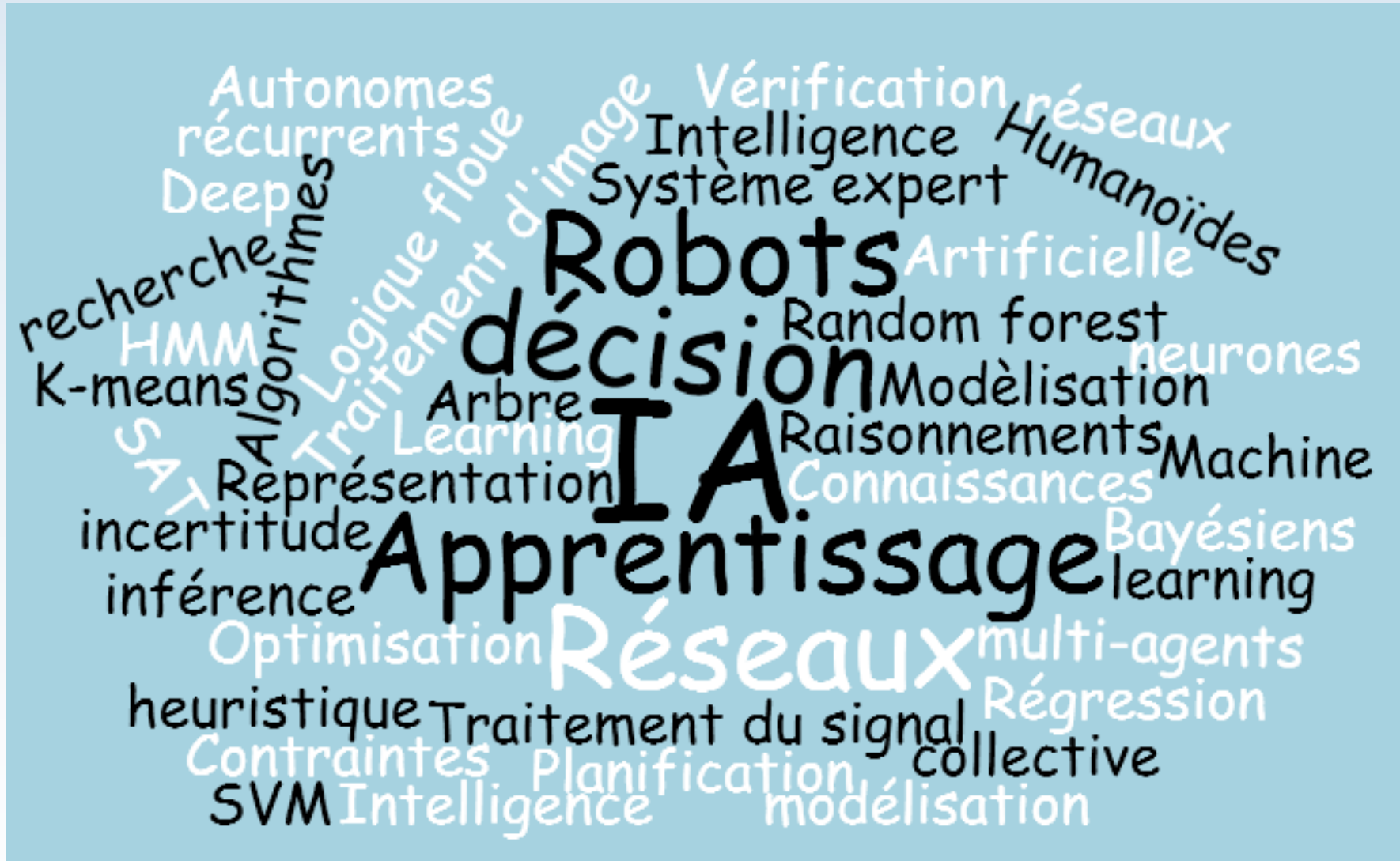
IA et Réseaux de Neurones



Harold Mouchère
Université de Nantes
LS2N – équipe IPI

26/04/2021

Qu'est-ce que l'intelligence artificielle ?

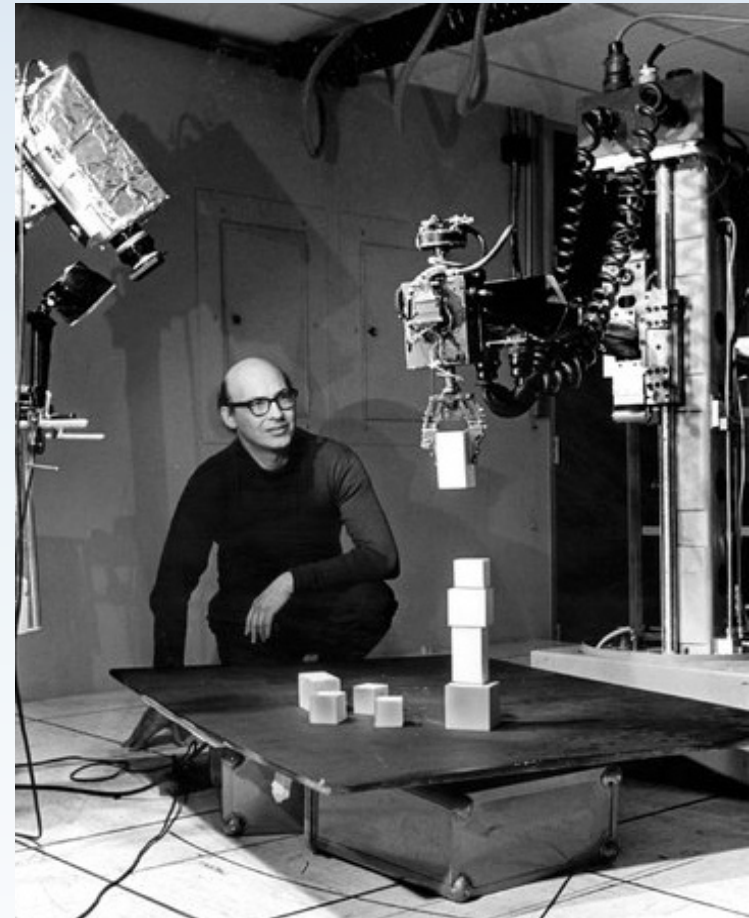


IA & Réseaux de neurones

- Un peu d'histoire de l'IA
- Un neurone tout seul
- Des réseaux de neurones aux deep-learning
- Exemples d'applications

1940-1970 premiers pas

- L'IA, selon Marvin Minsky (1927-2016)
"la construction de programmes informatiques qui s'adonnent à des tâches qui sont, **pour l'instant, accomplies de façon plus satisfaisante par des êtres humains** car elles demandent des processus mentaux de haut niveau ..."



Marvin Minsky in a lab at M.I.T. in 1968.

Credit M.I.T.

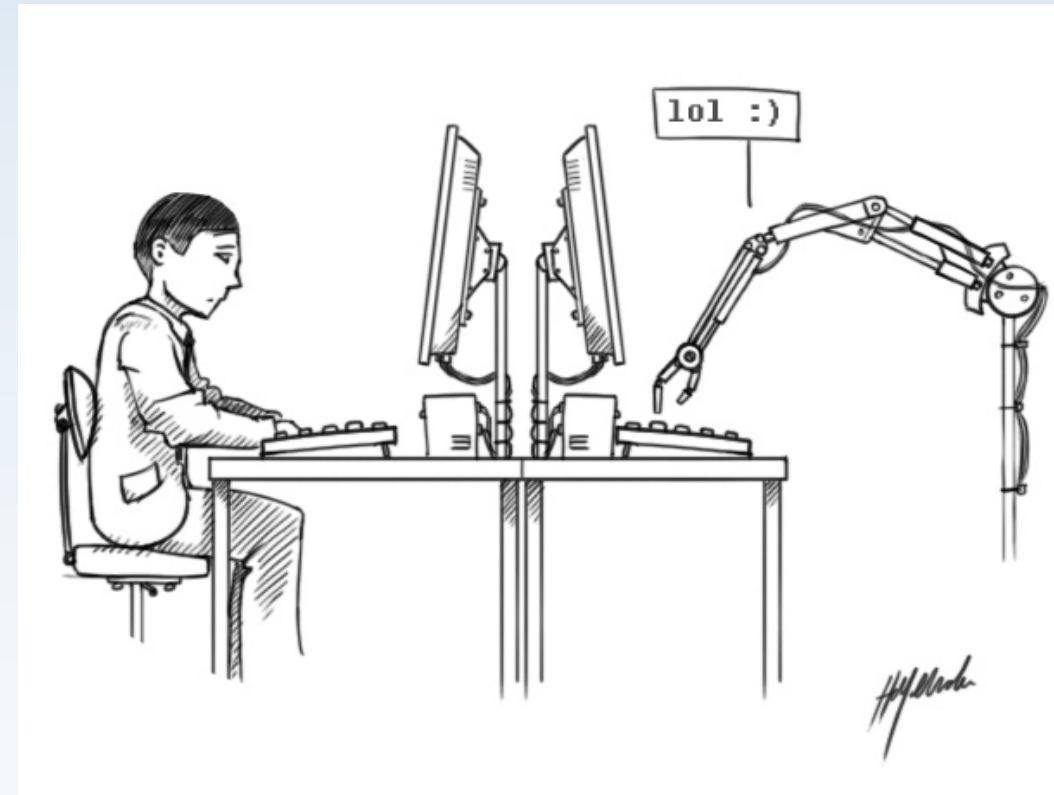
1940-1970 premiers pas

- **1950, Alan Turing** publie dans le journal philosophique Mind, un article intitulé "Computing Machinery and Intelligence"
 - "un ordinateur numérique peut-il tenir la place d'un être humain dans le jeu de l'imitation?"



1940-1970 premiers pas

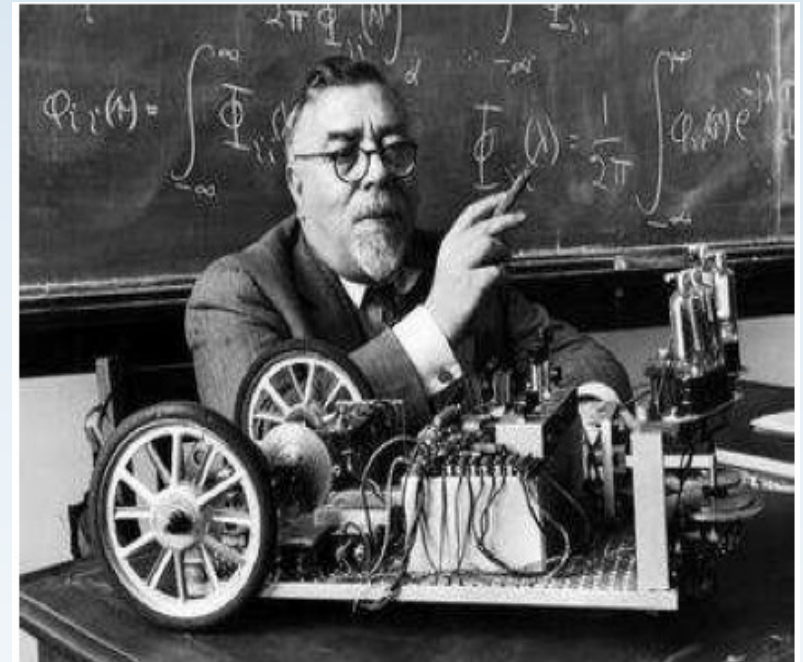
- **Le Test de Turing**
 - Une machine peut elle se faire passer pour un humain ?
- Teste seulement si l'ordinateur se comporte comme un être humain



1940-1970 premiers pas

- **De 1942 à 1953**

une dizaine de **conférences Macy** vont se tenir à New York et réunir des mathématiciens, des neurologues, des psychologues ou des économistes



Norbert Wiener
1948 - *Cybernetic*

à l'origine du courant **cybernétique**, des sciences **cognitives** et des sciences de **l'information**.

1940-1970 premiers pas

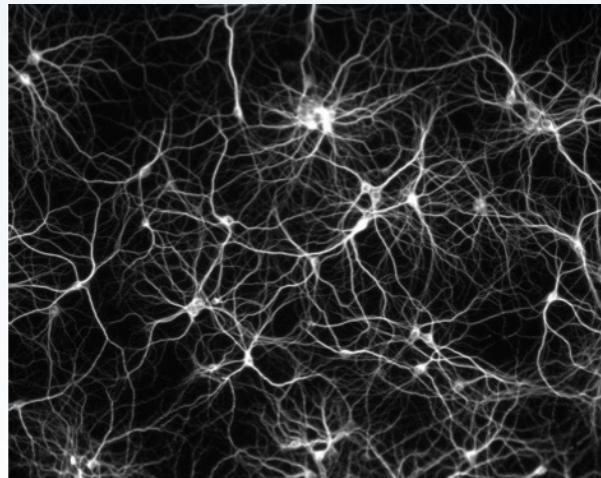
- 1956, Conférence de Dartmouth
- le terme d'**Intelligence Artificielle** (IA) est officiellement employé par Minsky, McCarthy, Newell, Shannon et bien d'autres



John McCarthy

1940-1970 premiers pas

- Deux grands courants émergent
 - **Connexionisme** : Approche « par le bas »
 - simuler le cerveau pour reproduire la pensée
 - **Cognitivismisme** : Approche « par le haut »
 - simuler la pensée en tant que manipulation symbolique



1940-1970 premiers pas

- En 1955 - 1956, **Allen Newell** et **Herbert Simon** créent "Logic Theorist", considéré comme le premier programme d'Intelligence Artificielle.
- Ce programme permettait de **démontrer** 38 des 52 **théorèmes** du manuel scolaire de l'époque appelé «Principia Mathematica».

Prouver :
 $P \Rightarrow P$

```
TC PROVE
*2.08 PIP
1. -PVP
5088 P
5193 (PIP)V(PIP)
2. (PVP)IP
```

PROOF FOUND.

```
GIVEN
SUBSTITUTION
GIVEN
FORWARD CHAINING
Q.E.D.
```

```
*1.01, REPLACEMENT
*2.02, DETACHMENT. REJECTED PROBLEM
*1.2, DETACHMENT. REJECTED PROBLEM
*2.07, FORWARD CHAINING
```

```
*1.2 (AVA)IA
2. (PVP)IP
*2.07 AI(AVA)
*2.08 PIP
```

Opérations
de ré-écriture

[RAND memorandum 1963]

1940-1970 premiers pas

- **Noam Chomsky**, linguiste au MIT, considère que l'analyse du langage doit reposer sur la syntaxe
 - Base des **Grammaires Formelles**

```
phrase ::= groupe_nominal + groupe_verbal
groupe_nominal ::= nom_propre | déterminant + {adjectif} + nom_commun
...
```

- **Compilateur** pour les langages de programmation

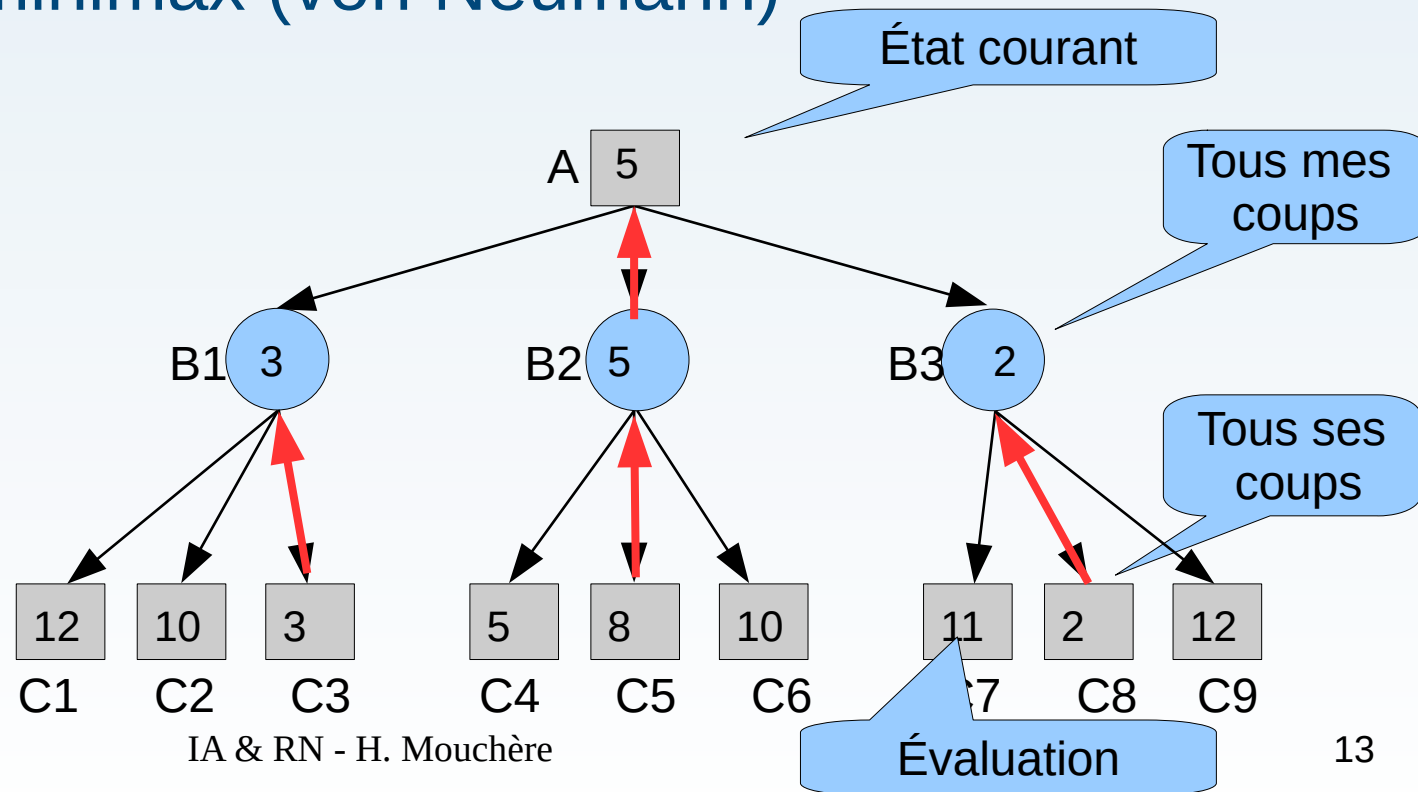
1940-1970 premiers pas

- En **1965**, **Eliza** est construit au MIT
 - Ce système intelligent était capable de dialoguer en anglais en incarnant le rôle d'une psychologue
 - Traitements de chaînes de caractères
 - Test de Turing ?
 - <https://elizia.net/> (chatterbot)


-ELIZA: Hi. What seems to be your problem ?
 -ME: Lately, I've been feeling a little depressed.
 -ELIZA: And how do you feel right now ?
 -ME: I feel sad, but relieved to be writing.
 -ELIZA: Of what does feeling sad remind you ?
 -...

1940-1970 premiers pas

- En **1967**, le premier programme de **jeu d'échecs** aux performances satisfaisantes, créé par Greenblatt
 - permettant de battre un joueur d'un niveau moyen
 - algorithme minimax (von Neumann)



1970-1985 systèmes experts

- 1971, langage PROLOG créé par **Alain Colmerauer** 
- **PRO**grammation **LOG**ique
- 3 parties
 - Des faits
 - Des règles
 - Un moteur d'inférence

```
parent(Anakin, Luc).
parent(Anakin, Leila).
```

```
fratrie(A,B) :- parent(C,A), parent(C,B).
```

```
fratrie(X,Luc).
```

Question

Réponse : X = Leila



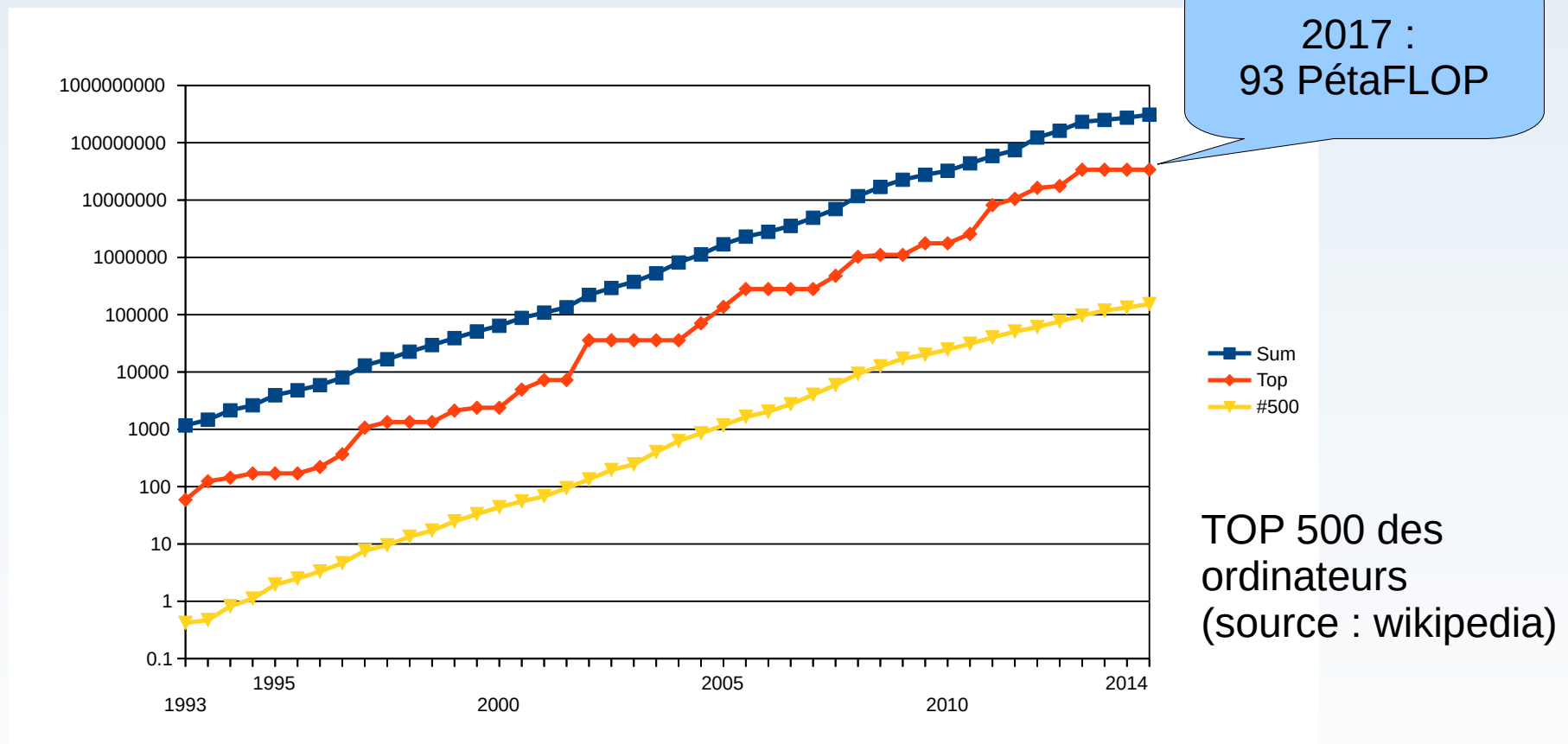
1970-1985 systèmes experts

- **1974**, avènement des premiers systèmes experts
 - le plus célèbre étant **MYCIN** (Edward H. Shortliffe), conçu pour l'aide au diagnostic et au traitement de maladies bactériennes du sang.
 - en 1979, Mycin sera considéré par le Journal of American Medical Assoc comme aussi bon que les experts médicaux.



Depuis 1980 la puissance

- Loi de Moore : entre 1971 et 2001, la densité des transistors a doublé chaque 1,96 année.



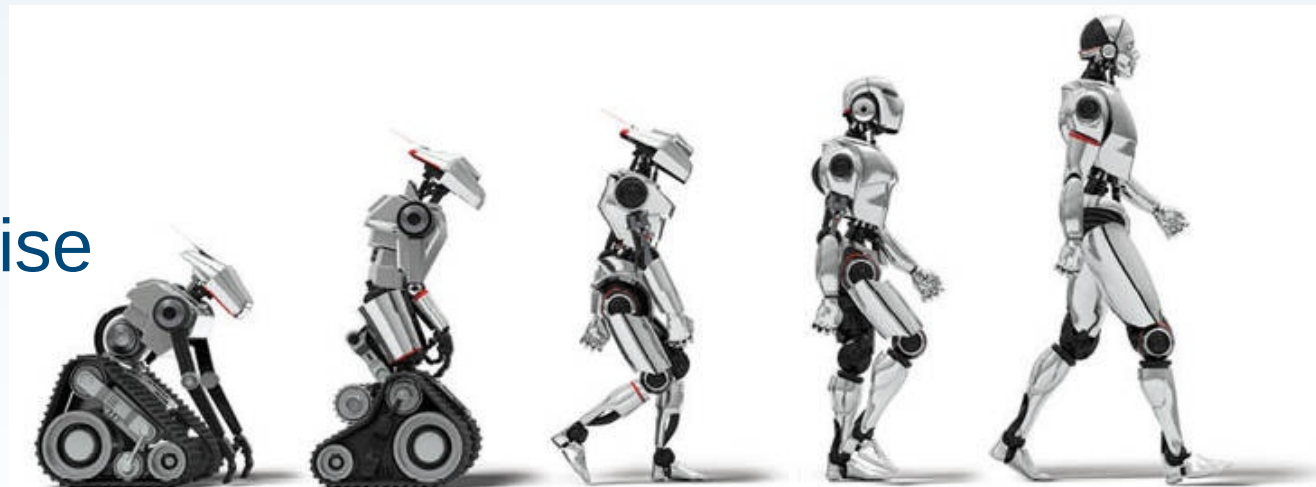
Depuis 1980 la puissance

- **1997 : Deep Blue**
 - Gagne 3,5 – 2,5 contre Kasparov (champion du monde)
 - Dernière partie en 18 coups...
 - Approche "force brute"
 - 11 GFLOPS
 - 200 million positions/s
 - Évaluation des positions à partir de 700K parties



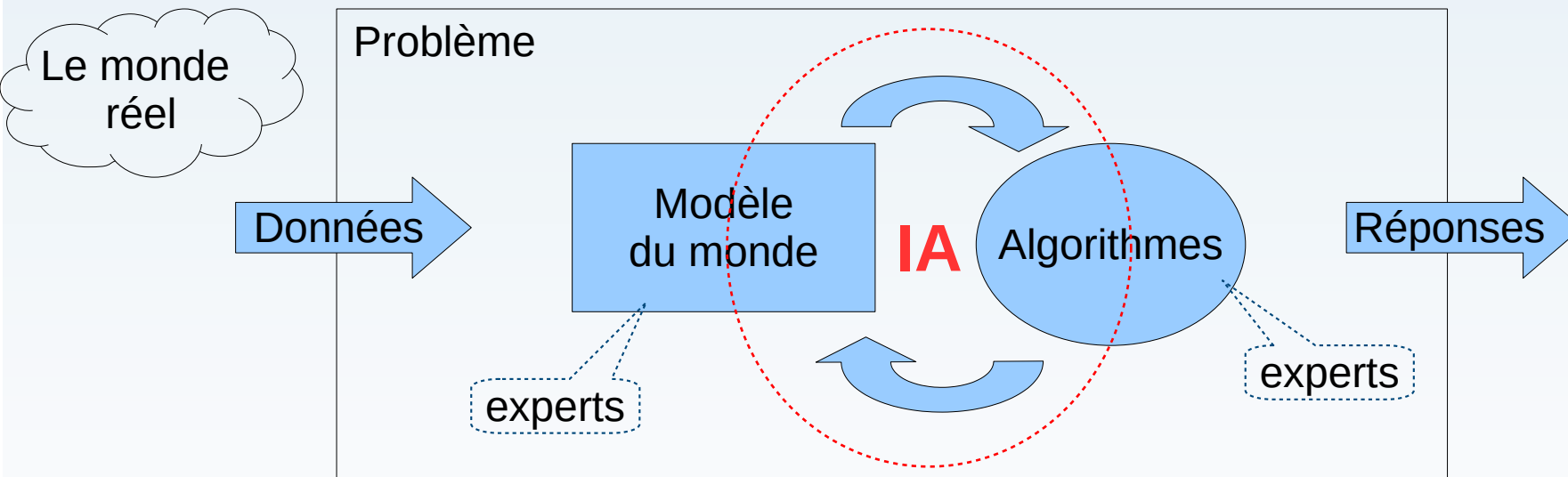
Les IAs d'aujourd'hui

- **IA forte ?**
 - capable de créer une autre IA
 - Singularité technologique
 - conscience, sensibilité, esprit
 - capable d'appliquer l'intelligence à tout problème
- **IA faible**
 - Non-sensible,
 - une tâche précise



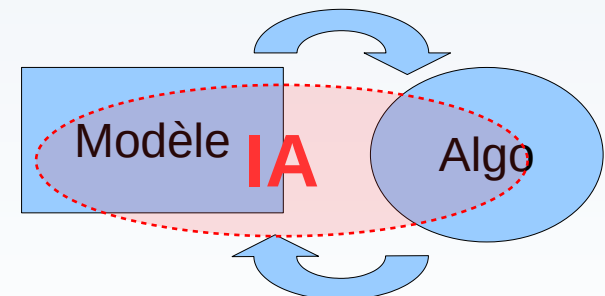
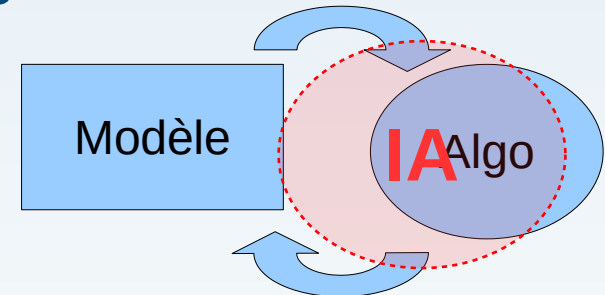
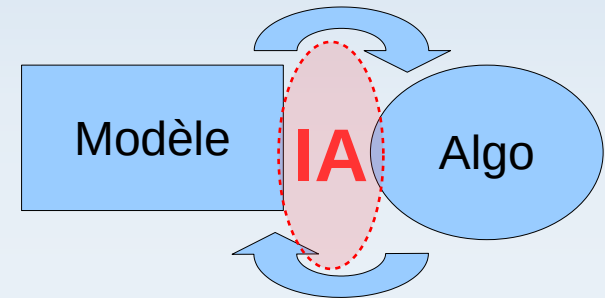
Les IAs d'aujourd'hui

- Ma définition...
 - Mécanisation de tâches cognitives
 - Pour des problèmes bien définis (pour l'instant...)

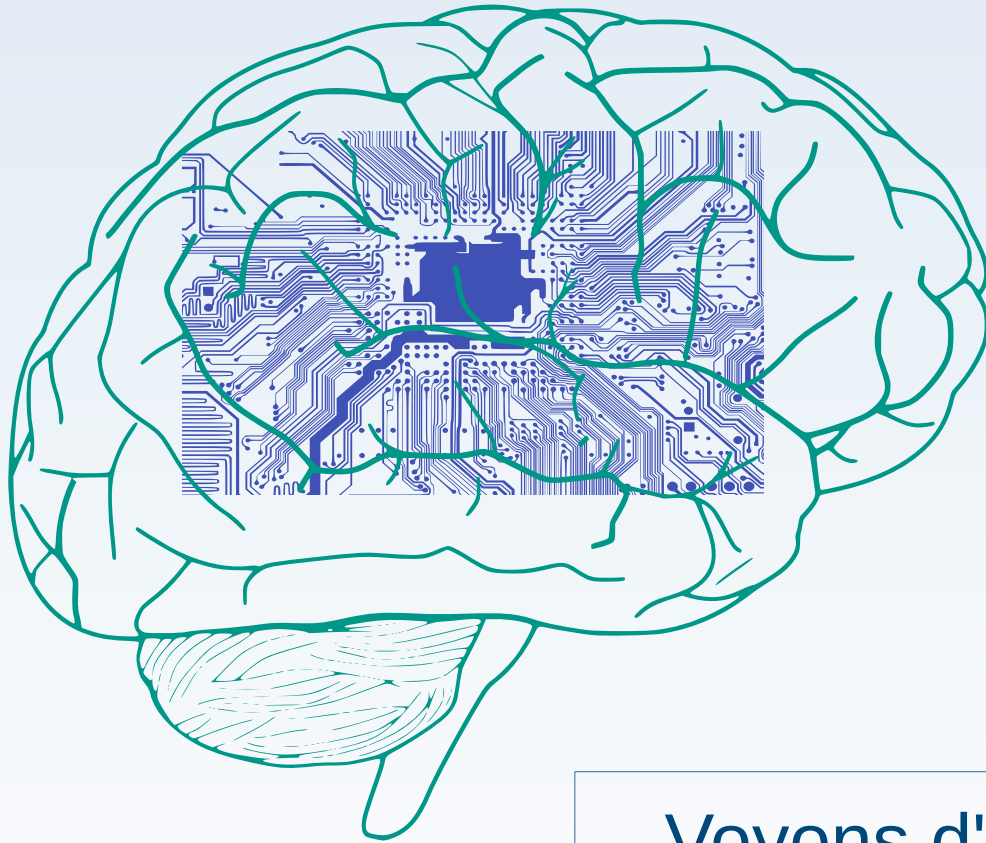


Les IAs d'aujourd'hui

- 3 grandes familles d'IA
 - **Calculatoire**
 - modélisation du problème
 - algorithme de résolution disponible
 - **Optimisation**
 - modélisation du problème
 - algorithme de résolution inconnu
 - combinatoire importante
 - **Apprentissage artificiel**
 - modélisation du problème difficile
 - faire apprendre la machine



Réseaux de neurones



Connexionisme :
simuler le cerveau pour reproduire la pensée

- Apprentissage à partir d'exemples
- Apprentissage automatique
- Sur différents types de tâches

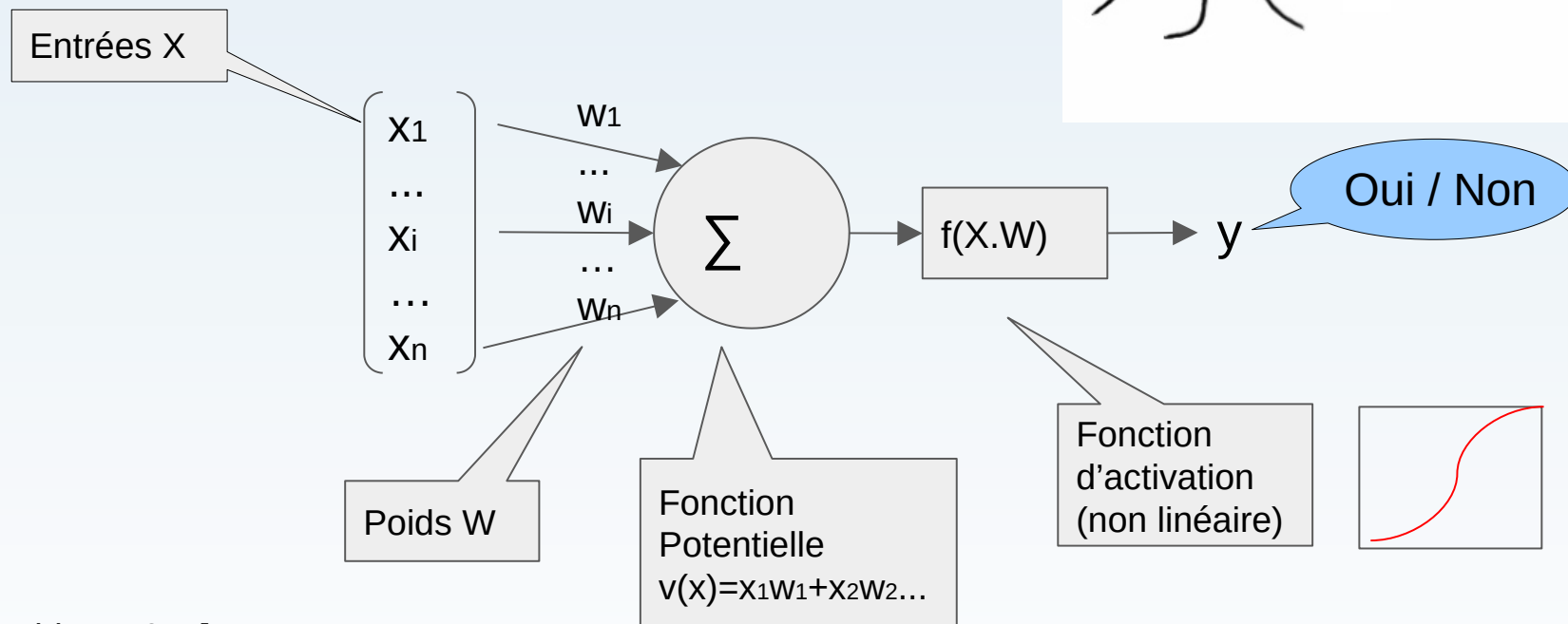
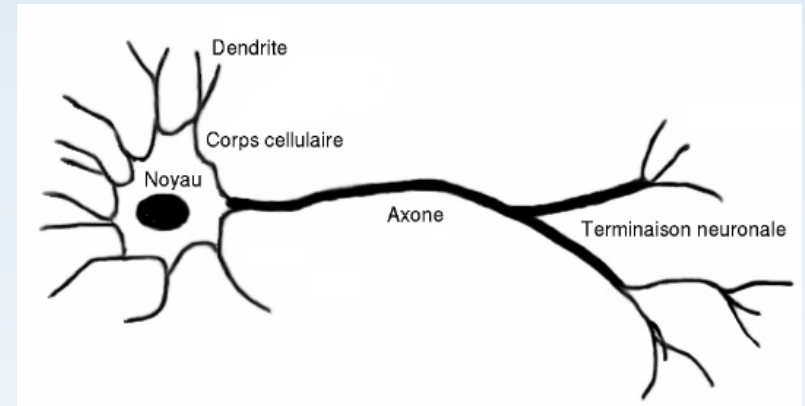
Voyons d'abord comment
simuler un neurone seul

IA & Réseaux de neurones

- Un peu d'histoire de l'IA
- **Un neurone tout seul**
- Des réseaux de neurones aux deep-learning
- Exemples d'applications

Un neurone simple

- L'unité de base
 - le neurone formel (ou perceptron)



[Rosenblatt, 1957]

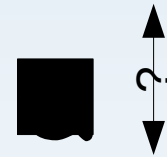
Exercice de b.a.ba

Imaginons un alphabet à 2 signes

- Comment les distinguer ?

a $\overset{H}{\uparrow}$ b

Si $H > 1$ alors 'b'
sinon 'a'



a $\underset{L}{\rightarrow}$ m

Si $L > 1$ alors 'm'
sinon 'a'

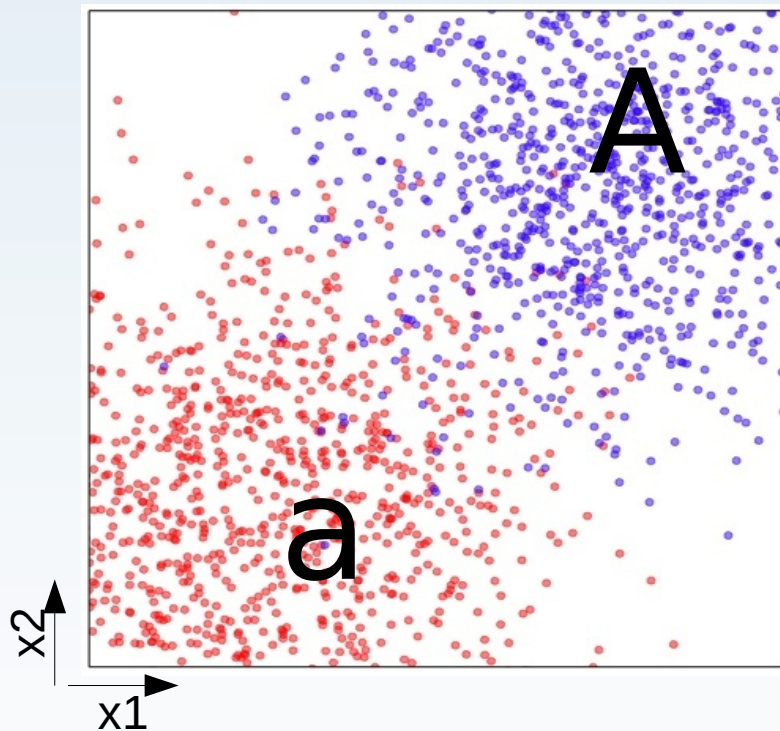


Mesurer, apprendre une règle, appliquer

Exercice de b.a.ba

Imaginons un alphabet à 2 signes

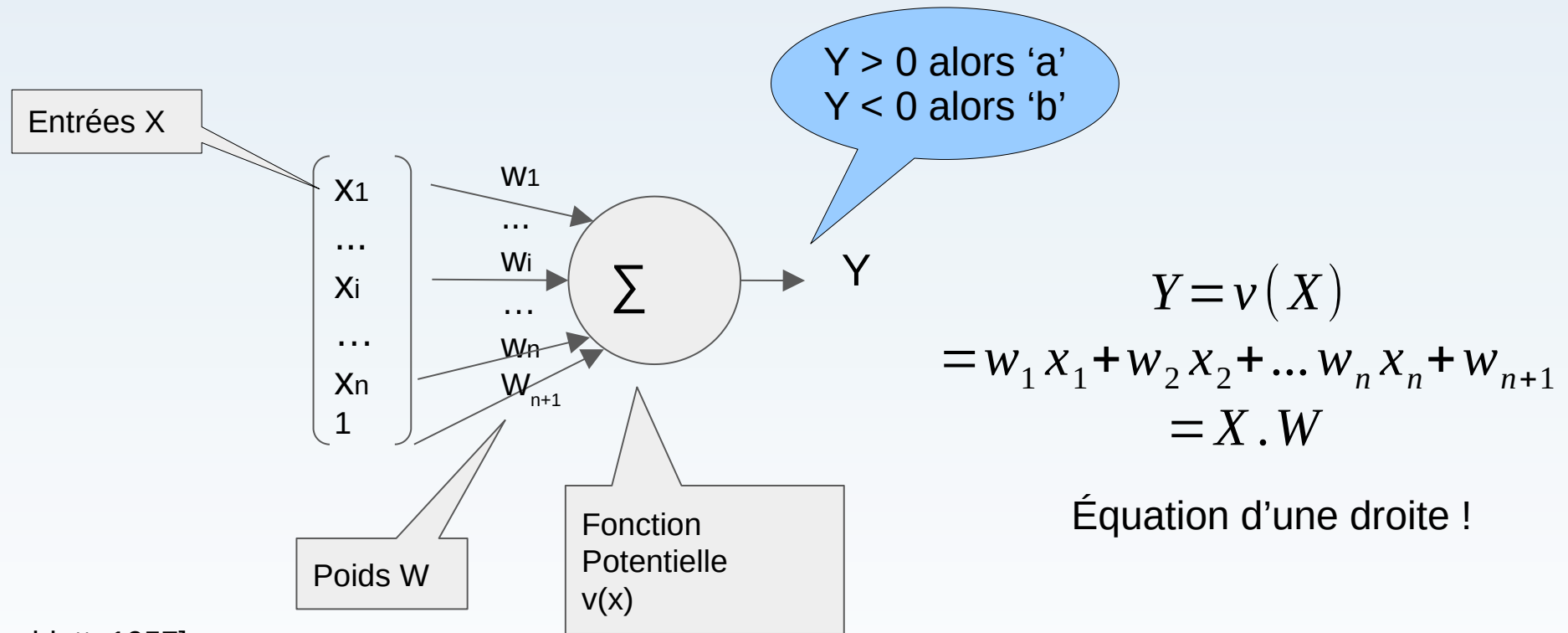
- Comment les distinguer ?



Reconnaitre une forme à partir des informations X , revient à faire une partition de l'espace.

Un neurone simple

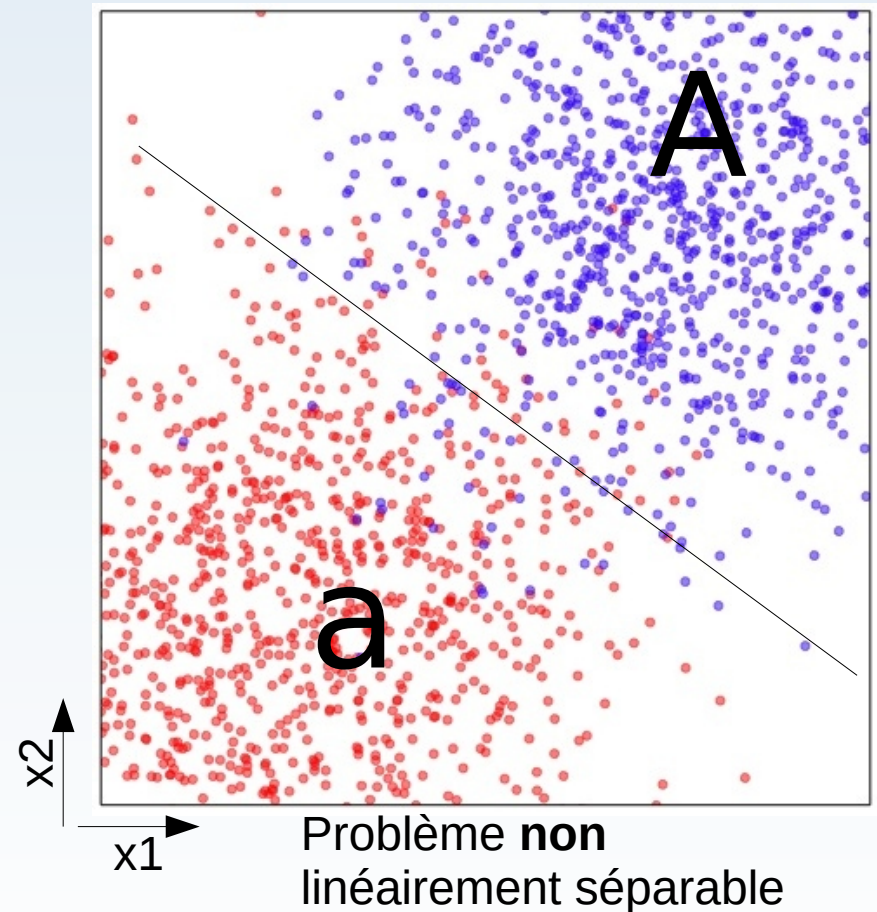
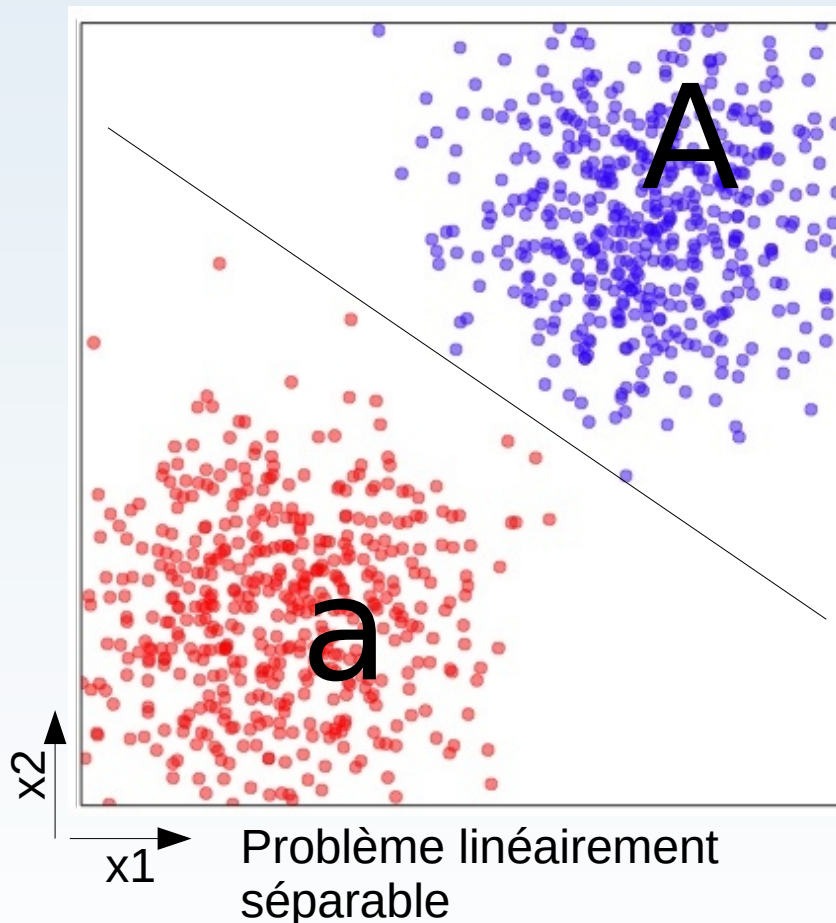
- Un neurone pour modéliser la règle de décision



[Rosenblatt, 1957]

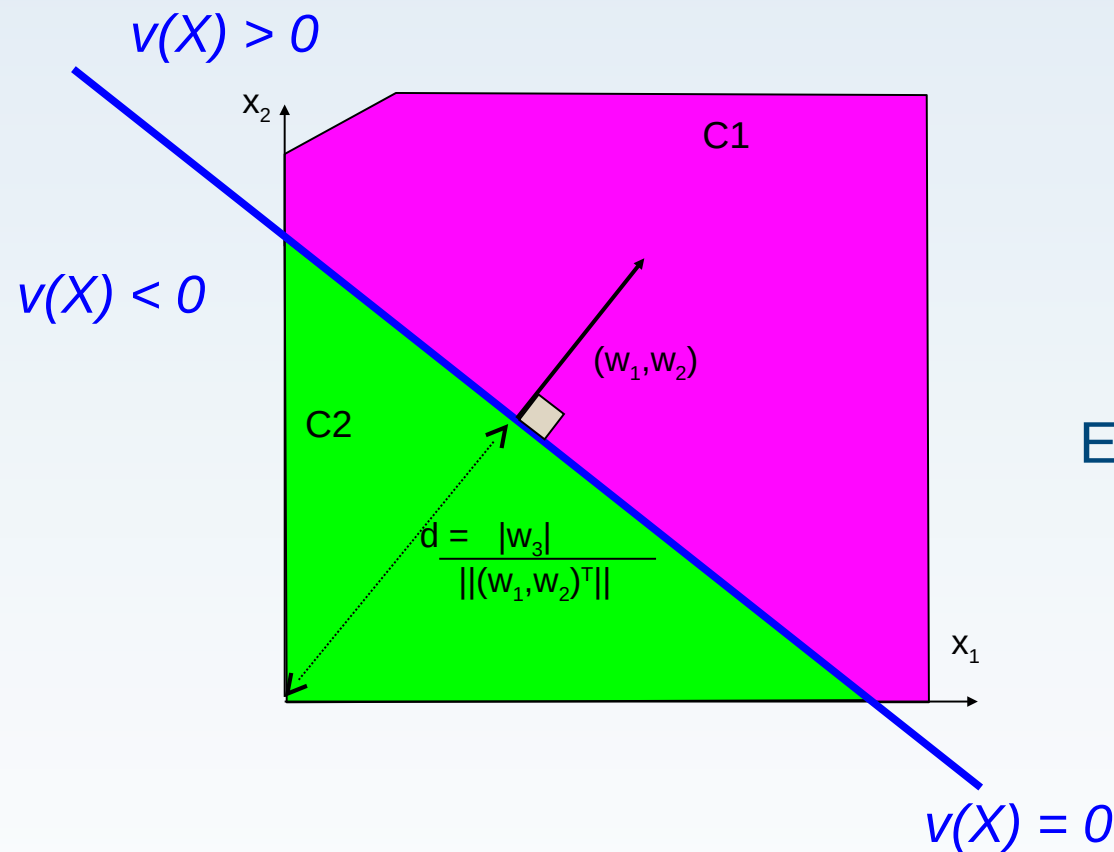
Un neurone simple

- Interprétation géométrique : 1 neurone = 1 droite



Un neurone simple

- Interprétation géométrique : 1 neurone = 1 droite

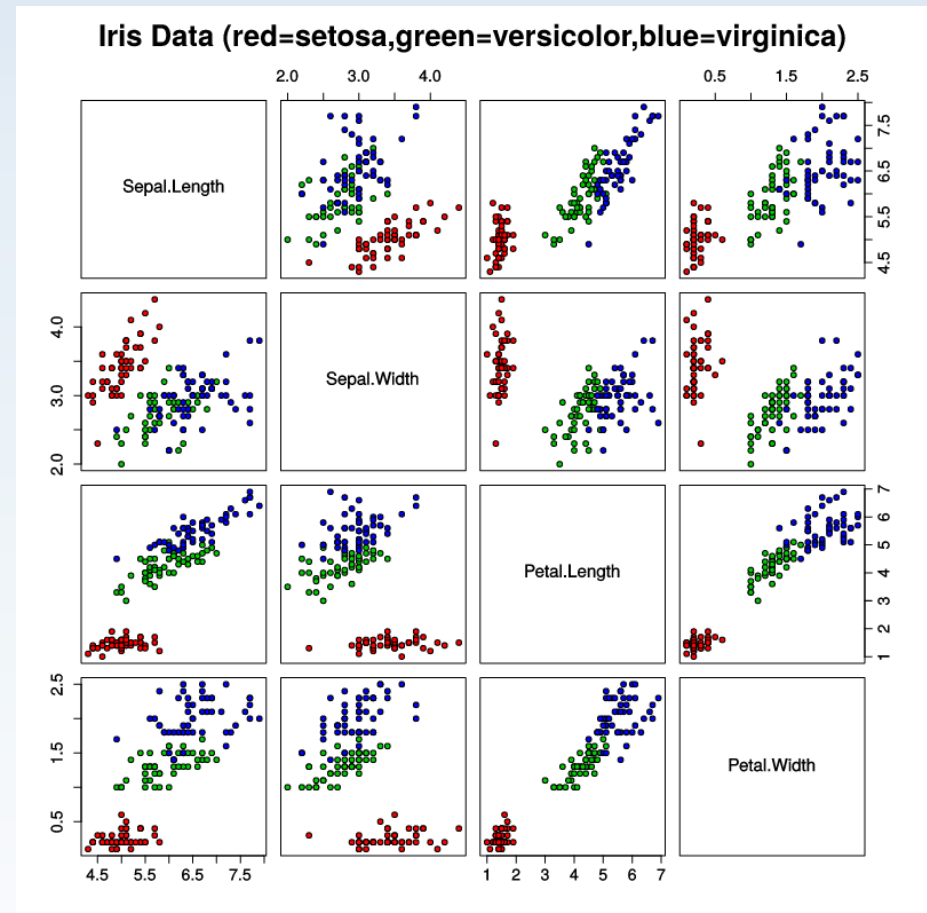


En 2 dimensions, on a donc :

$$v(X) = w_1 x_1 + w_2 x_2 + w_3$$

Exemple iris

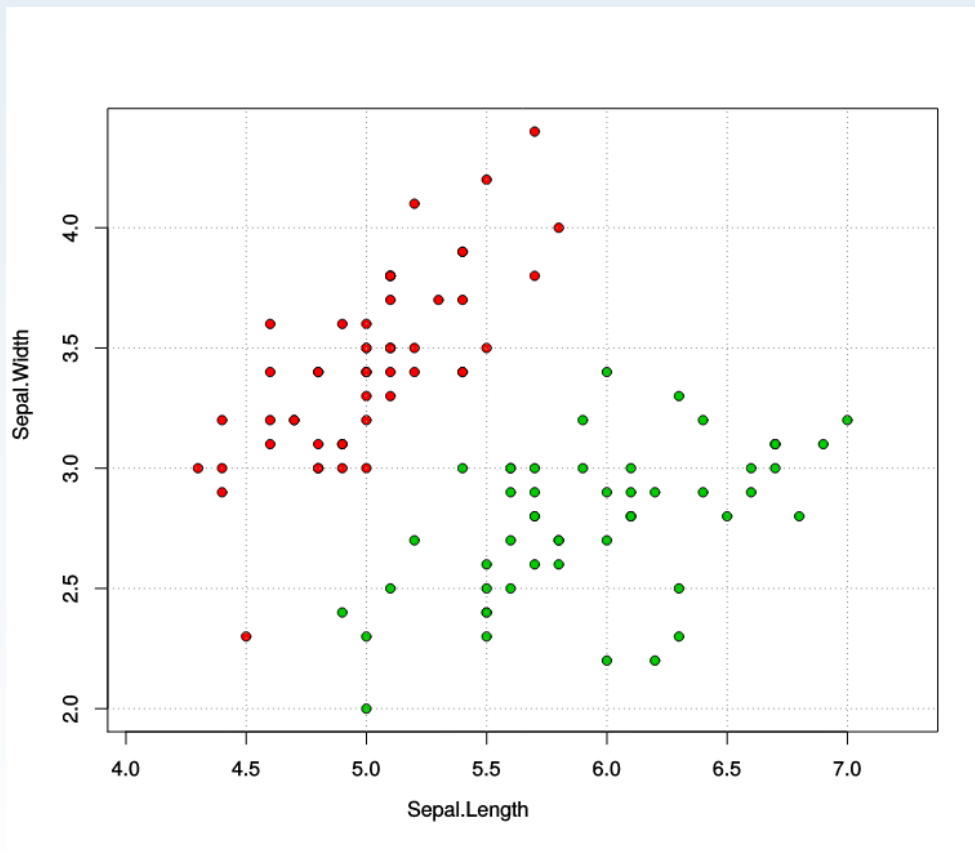
- Base IRIS
 - 3 classes
 - 4 caractéristiques



Nicoguardo, CC BY 4.0 , Wikimedia Commons

Exercice iris

- Trouver les paramètres du séparateur linéaire pour ces deux classes



- (vert +) setosa
- (rouge -) versicolor

$$v(X) = w_1 x_1 + w_2 x_2 + w_3$$

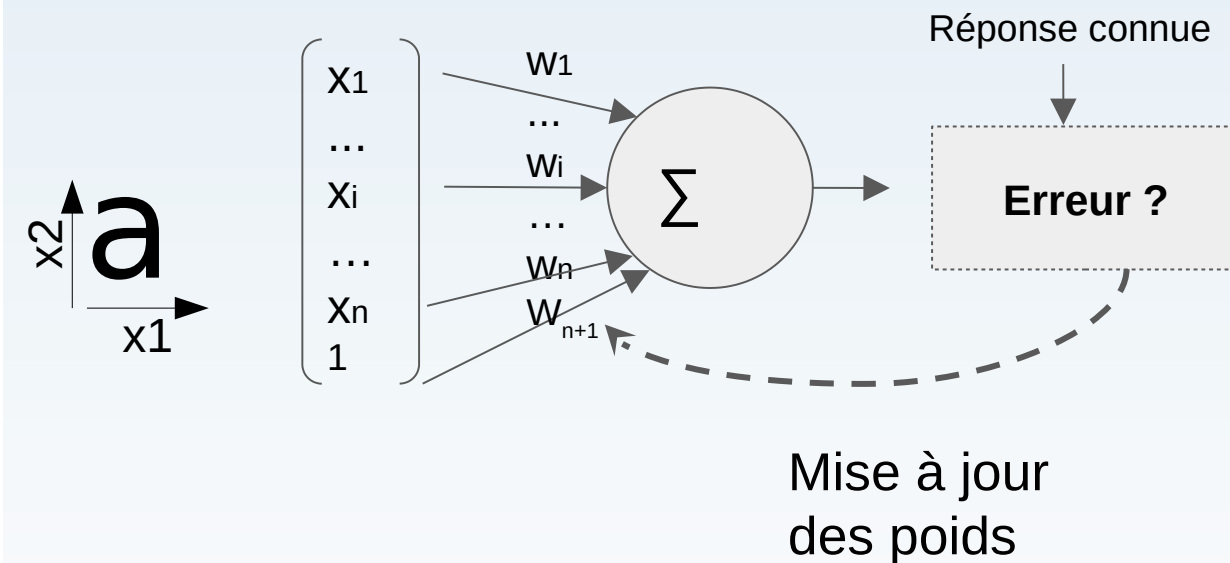
$$w_1 = 1$$

$$w_2 = -1$$

$$w_3 = 2.25$$

Apprentissage

- Apprentissage des poids à partir d'exemples dont l'association (X, d) est connue



[Rosenblatt, 1957]

Algorithme du Perceptron

- Se focalise sur les vecteurs X mal classés
- Mise à jour itérative du vecteur W
- Soit T la fonction tel que :

$$\forall X \in C1, T(X) = X$$

$$\forall X \in C2, T(X) = -X$$

- Donc

$\forall X \in C1 \cup C2$, si $W^T \cdot T(X) > 0$ alors X est correctement classé sinon X une erreur.

Algorithme du Perceptron

Perceptron Algorithm

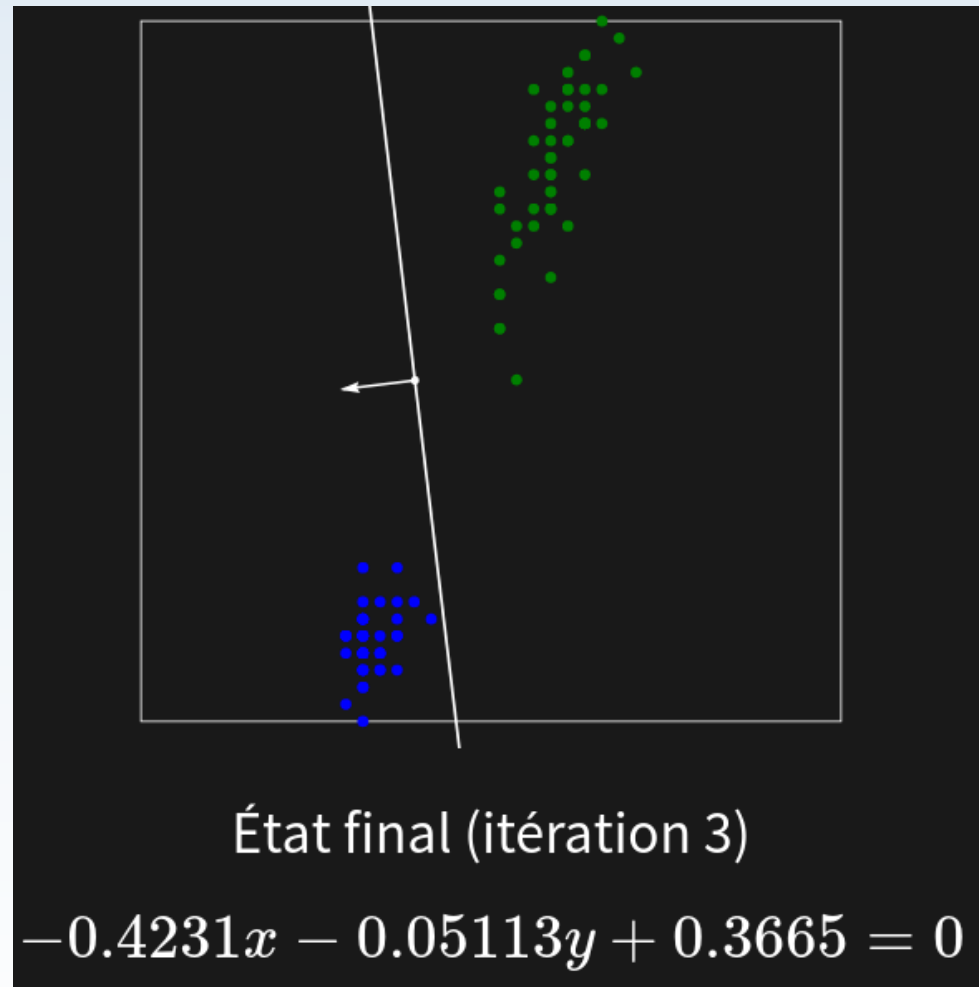
```

(T :List[Nex] of sample Vectors[n+1]    (E);
 W :Vector[n+1] of weights (S));
Begin
Init W randomly;
Iteration = 0;
Repeat
    all_correct = true;
    Iteration = Iteration + 1;
    For all samples X do
        If  $W^T \cdot T[X] < 0$  then    // ex. X mis classified
            Begin
                 $W = W + T[X]$ ;    // update parameters (weights)
                all_correct = False;
            End
    Until (all_correct or Iteration > Nmax)
End

```

Algorithme du Perceptron

- Exemple sur IRIS



Algorithme Widrow-Hoff

- Amélioration de l'algorithme du Perceptron
- Règle du moindre carré (Least Mean Square)

Faire en sorte que la réponse du classificateur ($v(X) = W^T \cdot X$) soit égale à une valeur objectif

J est la quantité d'erreur faite par la configuration W :

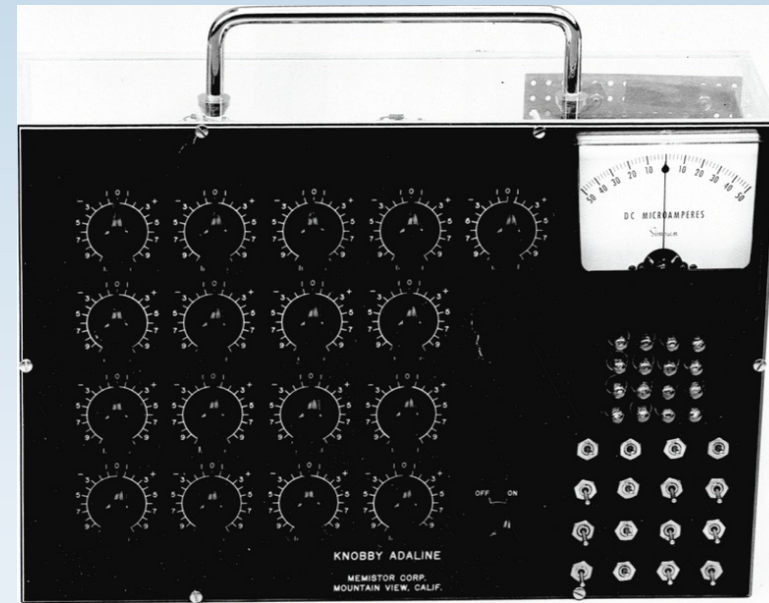
$$J(W) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{N_{ex}} (d_i - W^T \cdot X_i)^2$$

On veut minimiser J !

Algorithme Widrow-Hoff

- Approche séquentielle

$$W_{t+1} = W_t - \eta \left[\frac{\partial J(W)}{\partial W} \right]$$



Adaline (Adaptive Linear Neuron)
Widrow, Hoff 1960

- Il nous faut donc la dérivée de J par rapport à W

$$\frac{\partial J(W, X_k)}{\partial W} = (W^T \cdot X_k - d_k) \cdot X_k$$

- Donc:

$$W_{t+1} = W_t - \eta (W_t^T \cdot X_k - d_k) \cdot X_k$$

Algorithme Widrow-Hoff

Algorithme Widrow_Hoff

```
(X,d :Liste[Nex] des Vecteurs[n+1] (E);  
  W :Vecteur[n+1] de poids (S));
```

Begin

```
Init W randomly;
```

```
Iteration = 0;
```

Repeat

```
  Iteration = Iteration + 1; J = 0;
```

```
  For all samples X (I from 1 to Nex) do
```

Begin

```
      E =  $W^T * X[I] - d[I]$ ;           // Erreur sur X[I]
```

```
      J = J + E * E;                     // Erreur Quadratique
```

```
      W = W -  $\eta * E * X[I]$ ;           // mise à jour
```

End

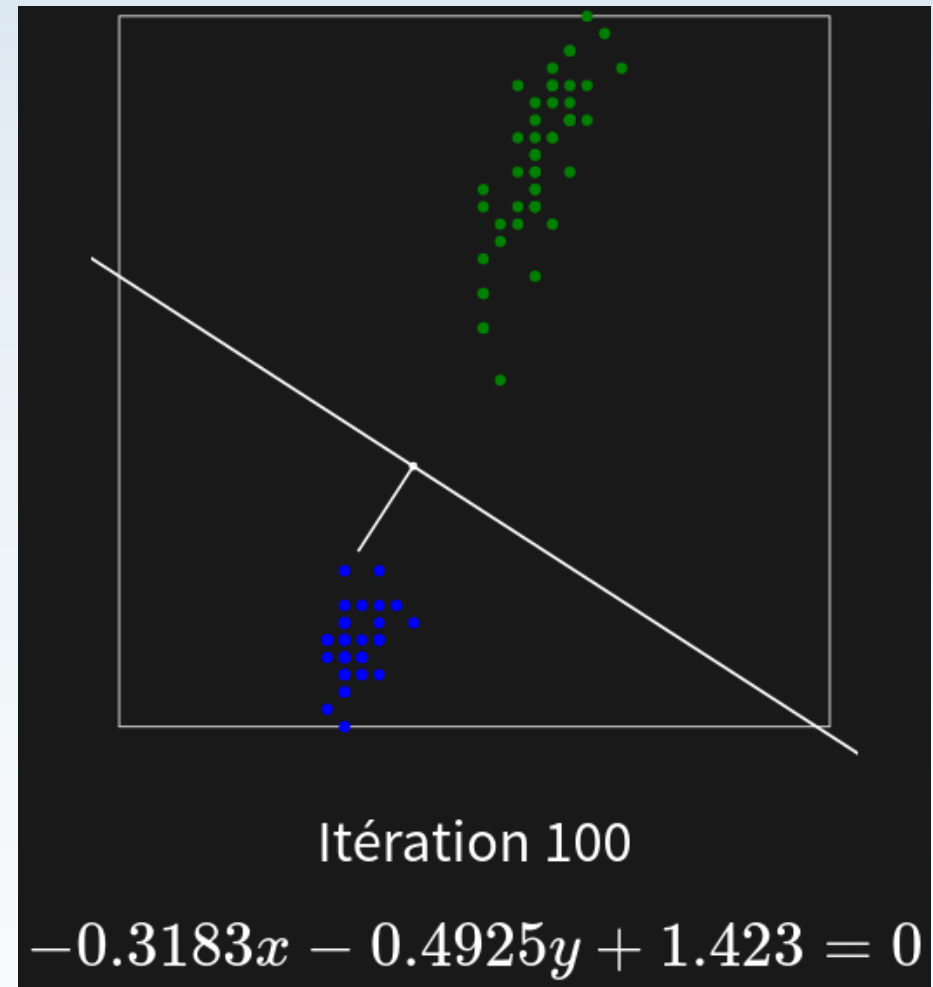
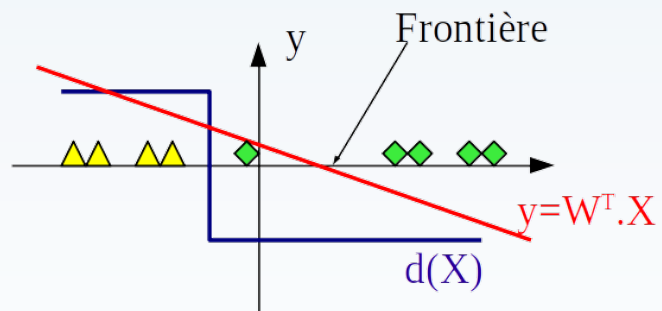
```
Until (J <  $\epsilon$  or Iteration > Nmax)
```

End

Descente de gradient stochastique (SDG)

Algorithme Widrow-Hoff

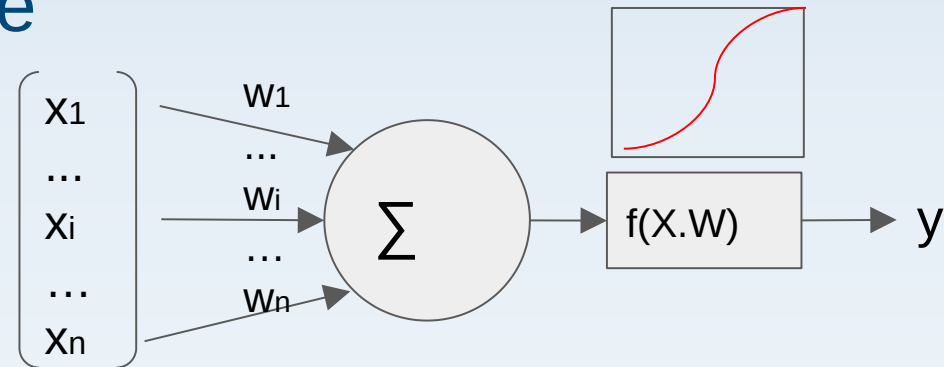
- Beaucoup plus stable
- Compromis sur les données non-linéairement séparable
- Difficulté pour approximer une fonction par palier



Gradient généralisé

- Ajouter une non linéarité

$$y = f(v(X))$$

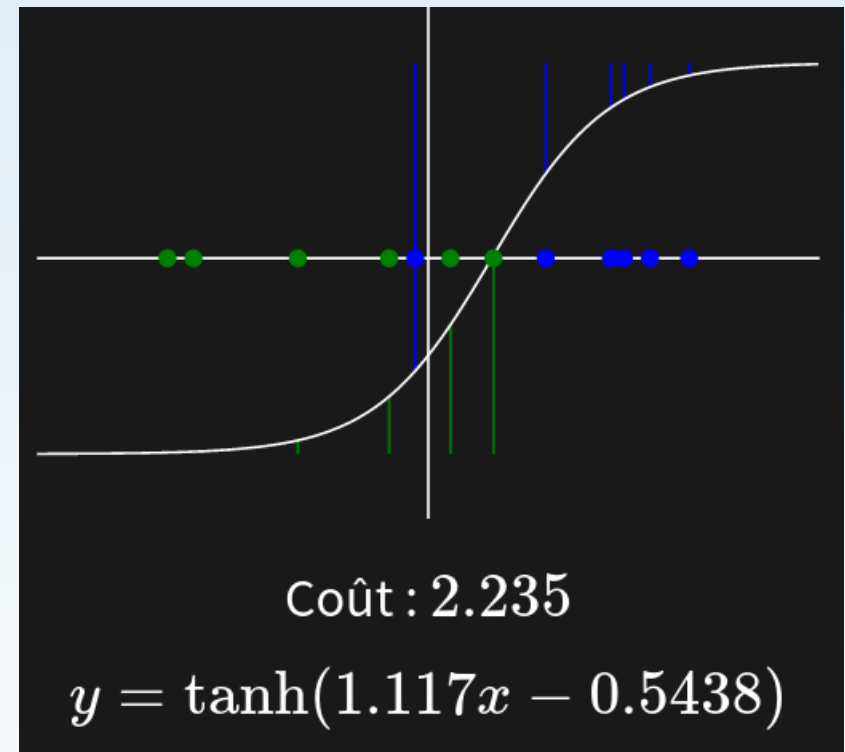


- Choix de la fonction en fonction du problème
 - tanh, sigmoïde, reLu, ...
- Modification du calcul de la dérivée :

$$\frac{\partial J_k(W)}{\partial w_i} = (y_k - d_k) \cdot f'(v_k) \cdot x_i^k$$

Gradient généralisé

- Hyperplan final discriminera données linéairement séparables
- En cas de données NON linéairement séparables, l'algorithme converge



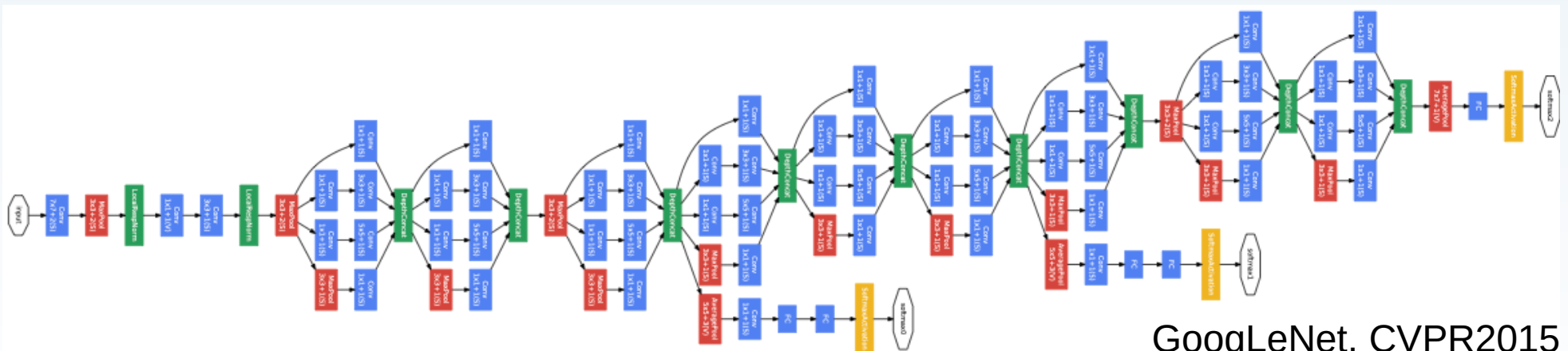
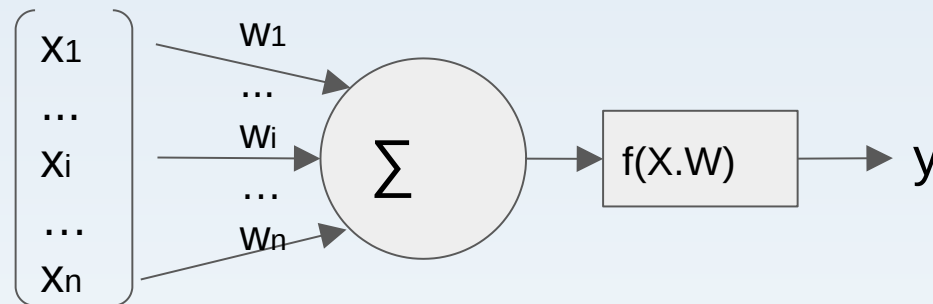
IA & Réseaux de neurones

- Un peu d'histoire de l'IA
- Un neurone tout seul
- **Des réseaux de neurones aux deep-learning**
- Exemples d'applications



Des réseaux de neurones aux deep-learning

- De 1 neurone seul à des millions ...

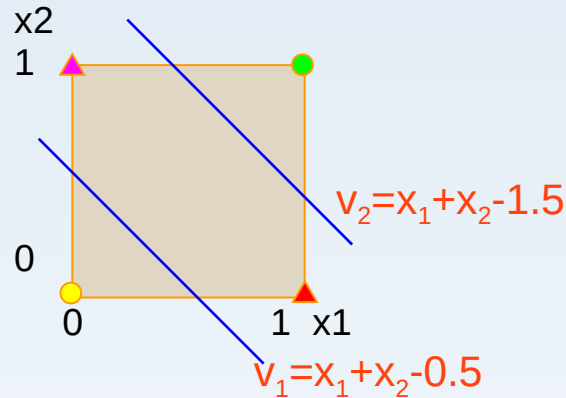


GoogLeNet, CVPR2015

Pourquoi plusieurs neurones ?

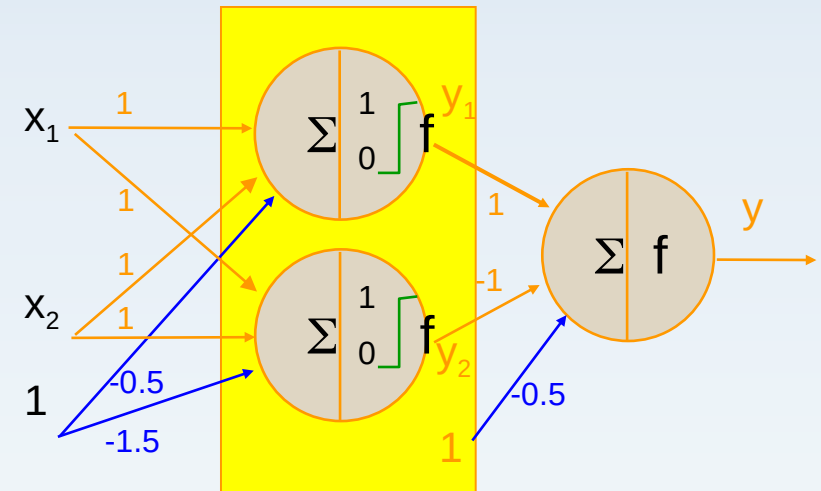
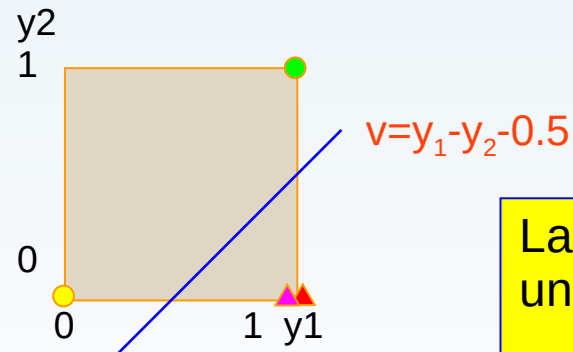
- Problème du XOR

| x1 | x2 | y |
|----|----|---|
| 0 | 0 | 0 |
| 0 | 1 | 1 |
| 1 | 0 | 1 |
| 1 | 1 | 0 |



Classe C1 : ● ●

Classe C2 : ▲ ▲

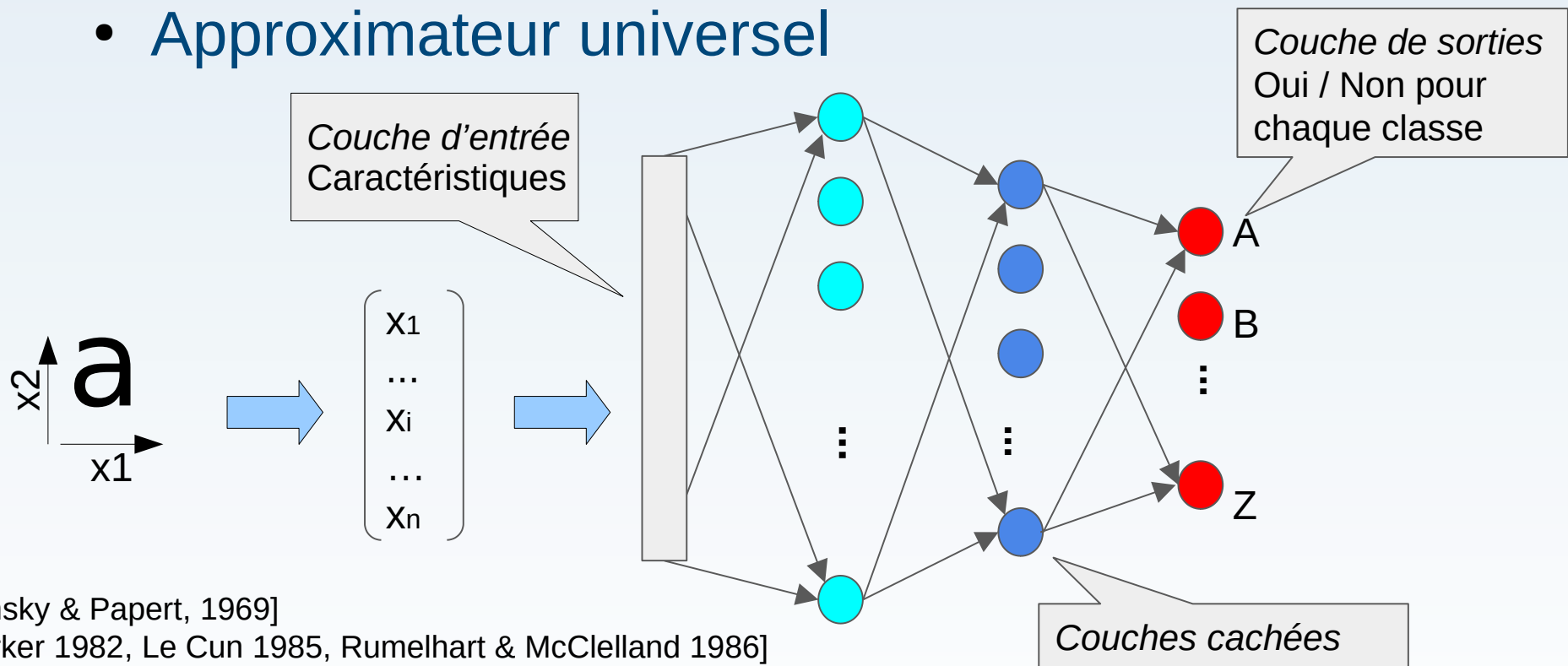


La couche cachée projette les données dans un espace latent

La non-linéarité permet de résoudre les problèmes non linéairement séparables

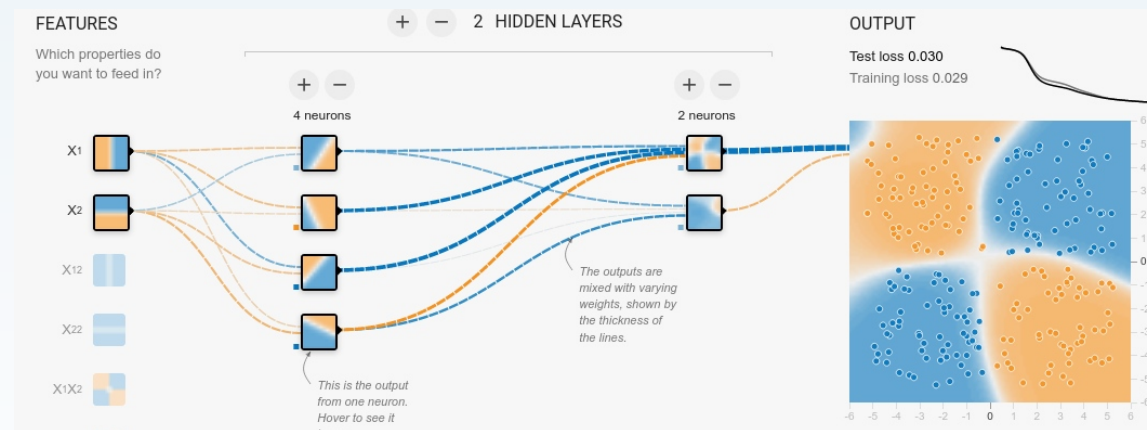
Perceptron Multi-Couche

- MLP
 - Plein de neurones simples organisés en couches
 - Approximateur universel



Perceptron Multi-Couche

- Apprentissage exactement comme un neurone simple
- Avec des données étiquetées
- Une fonction de coût
- L'algorithme de descente de gradient



<https://playground.tensorflow.org/>

Apprentissage

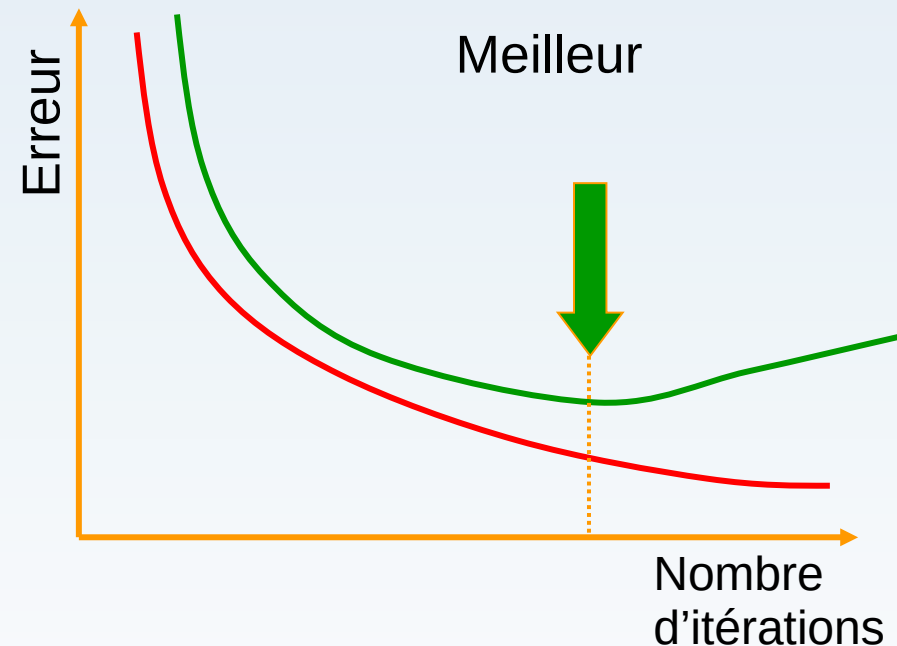
- Tout apprentissage supervisé nécessite 3 bases annotées

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

Apprentissage

Validation

Test



1 itération = 1 fois la base d'apprentissage

- Apprentissage non-supervisé ... beaucoup de données mais moins d'annotations

Deep-Learning

- Pourquoi un MLP ne suffit pas pour des tâches complexes ?
 - Trop de paramètres
 - Trop de couches
 - Trop de temps de calculs
 - Trop de données

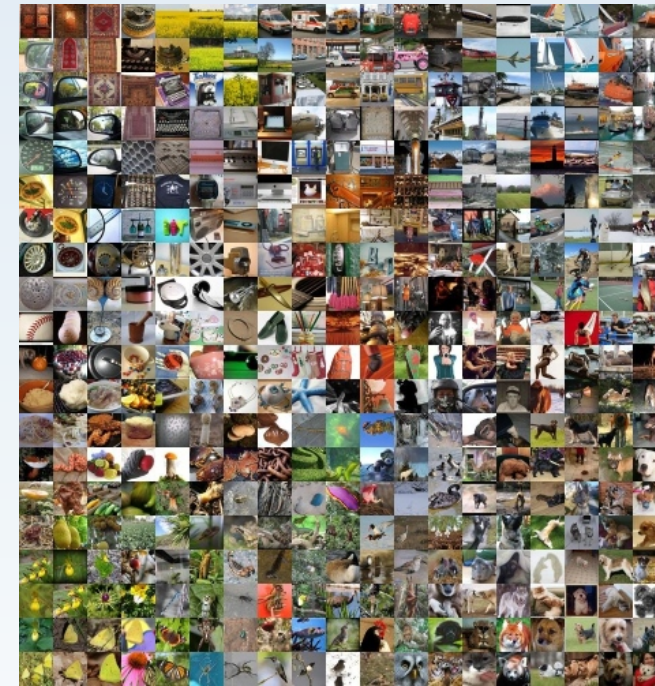
Prix Alan Turing 2019
Y. Lecun, I. Goodfellow, Y. Bengio



Deep Learning, Ian Goodfellow and
Yoshua Bengio and Aaron Courville, MIT
Press, <http://www.deeplearningbook.org/>

Deep-Learning

- **Plus on a de données, meilleures sont les IA !**
 - Bases ouvertes d'images annotées
 - ImageNet 14,197,122 images, 100,000 concepts (20% pour l'instant)
 - Bases propriétaires
 - Google, Facebook, Pinterest ...
 - Données artificielles
 - Images générées
 - AlphaGo Zero a joué tout seul pendant 70 jours !



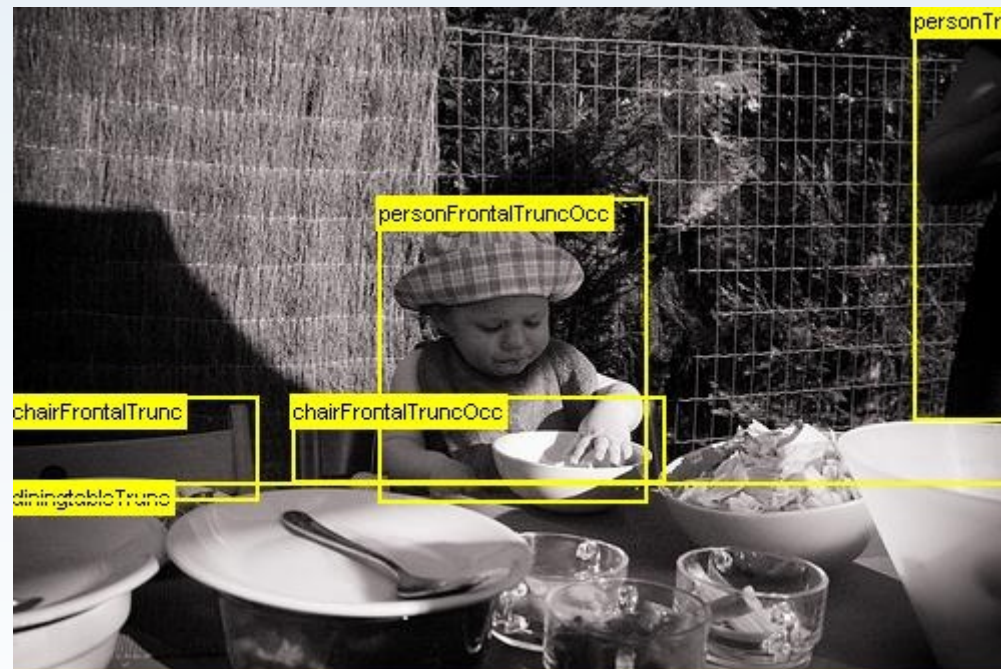
Deep-Learning

- Beaucoup de calculs
 - Carte graphique (GPU)
 - CUDA core de NVIDIA
 - Dans le "cloud" !



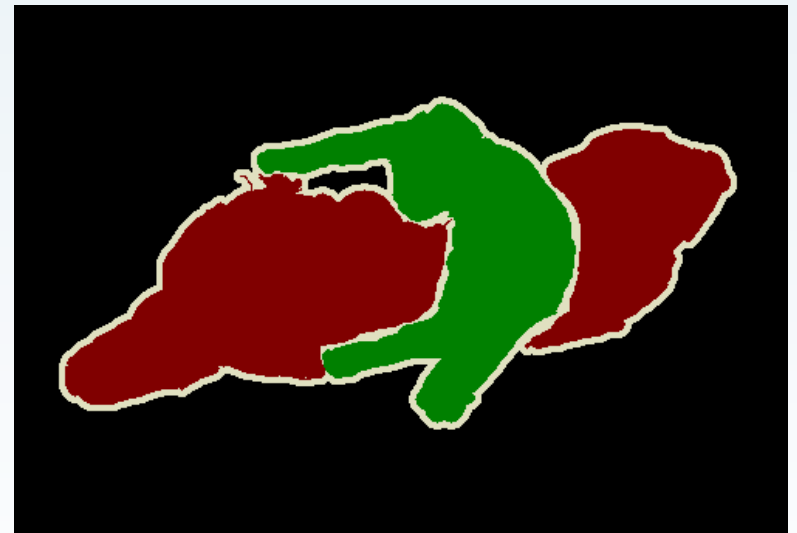
Deep-Learning

- Les réseaux profonds peuvent être utilisés pour plusieurs types de tâches ...
 - Classification/détection d'objets



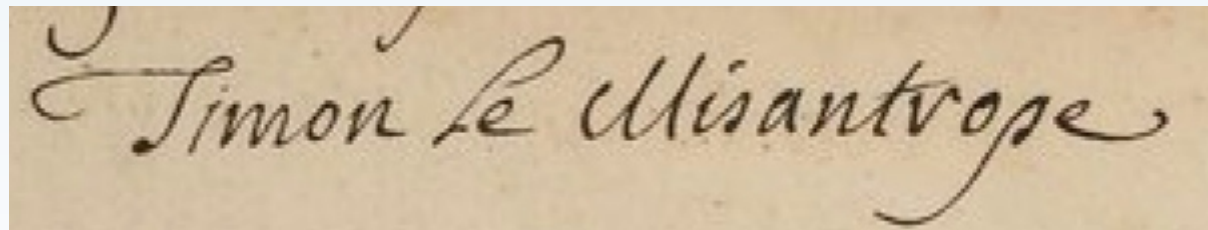
Deep-Learning

- Les réseaux profonds peuvent être utilisés pour plusieurs types de tâches ...
 - Classification/détection d'objets
 - Segmentation
 -



Deep-Learning

- Les réseaux profonds peuvent être utilisés pour plusieurs types de tâches ...
 - Classification/détection d'objets
 - Segmentation
 - Génération de séquences
 -



« Timon le misanthrope »

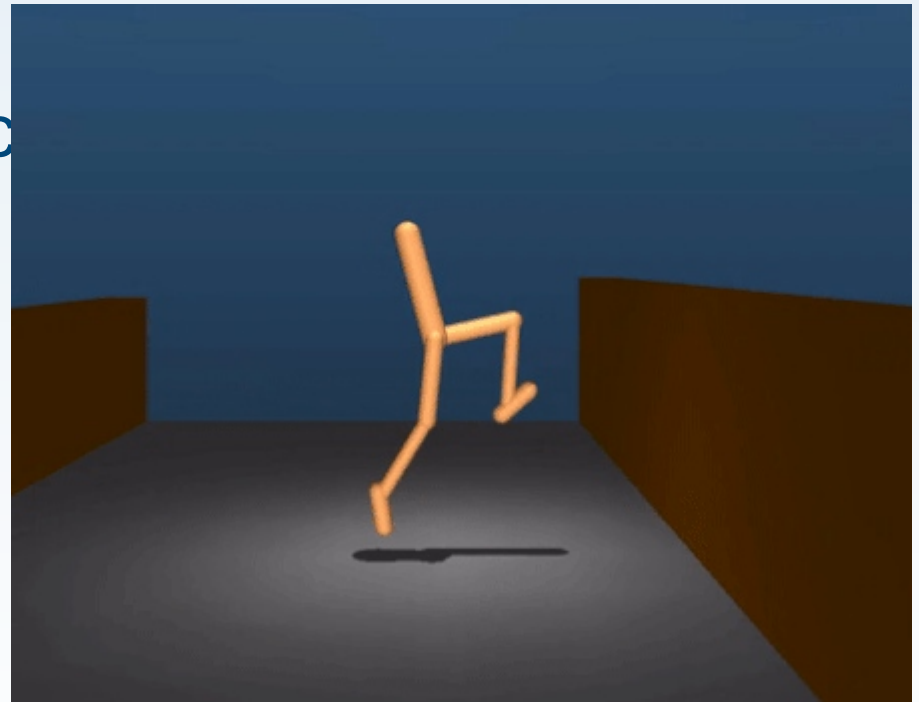
Deep-Learning

- Les réseaux profonds peuvent être utilisés pour plusieurs types de tâches ...
 - Classification/détection d'objets
 - Segmentation
 - Génération de séquen
 - Génération d'images
 -



Deep-Learning

- Les réseaux profonds peuvent être utilisés pour plusieurs types de tâches ...
 - Classification/détection d'objets
 - Segmentation
 - Génération de séquences
 - Génération d'images
 - Comportements
 - Jeux...
 - Robotique !

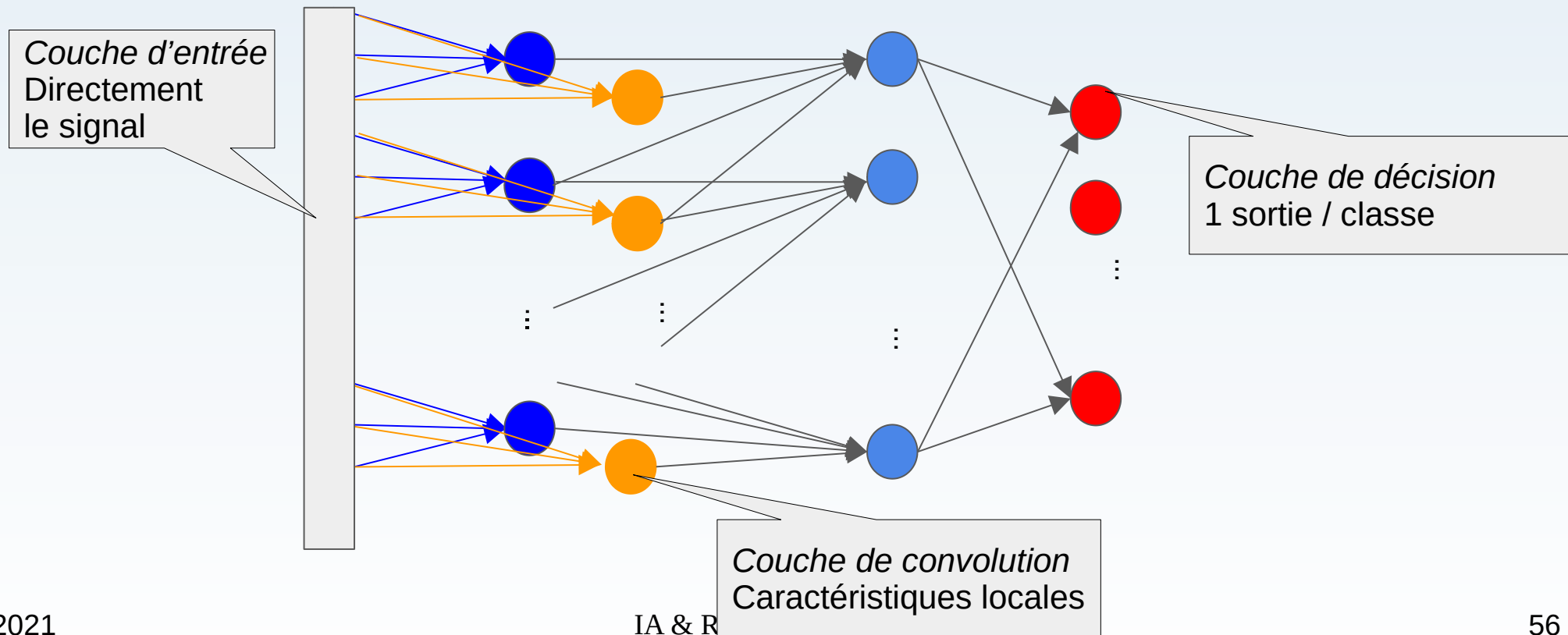


Réseaux profonds

- Il faut réduire la complexité des réseaux !
 - Réduire le nombre de poids
 - Avoir une modélisation plus "haut niveau"
 - Gérer les différentes dimensions
 - des entrées (vecteur, séquence, image, graphes ...)
 - des sorties (idem !)
- Nouvelles architectures
 - Réseaux à convolutions
 - Réseaux récurrents
 - Réseaux de graphes...

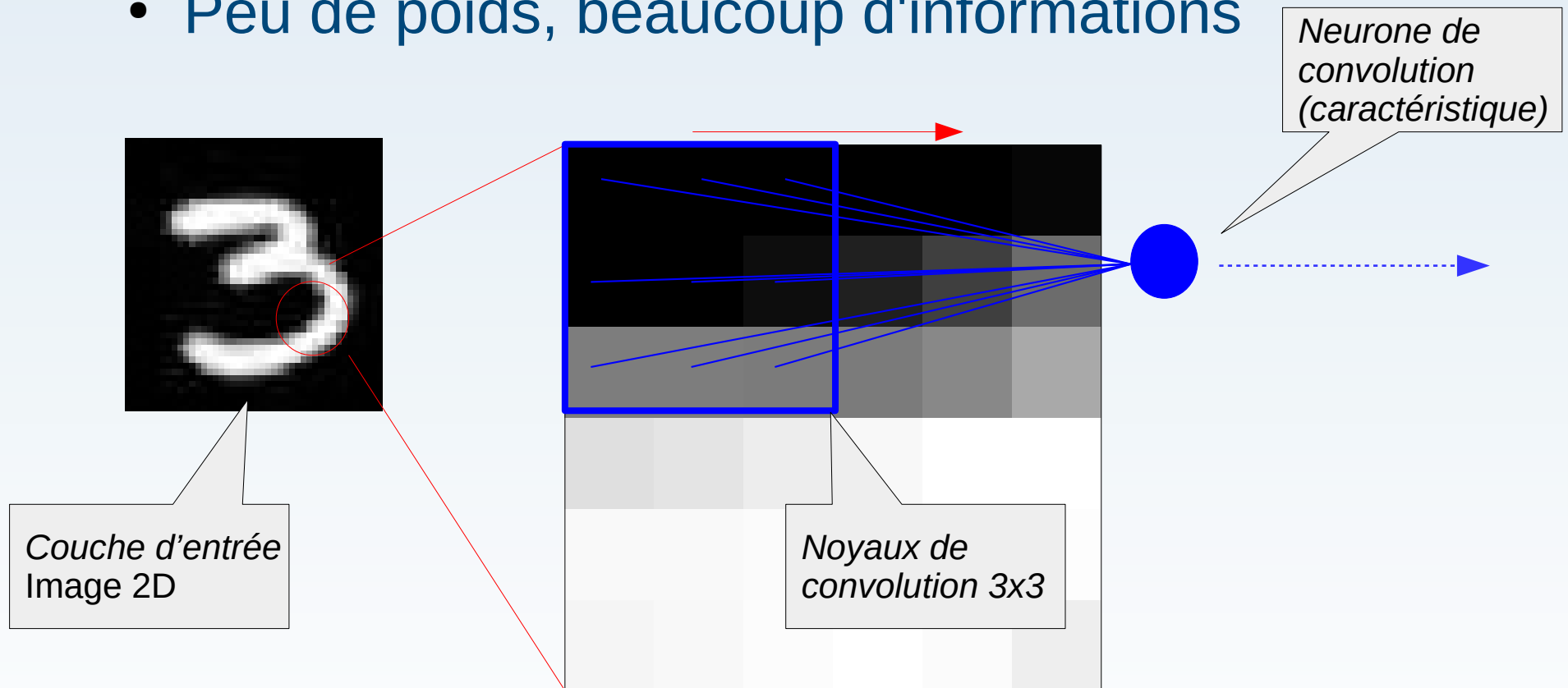
Réseau à convolutions

- Partage de paramètres
 - Extracteur de caractéristiques locales
 - Moins de paramètres



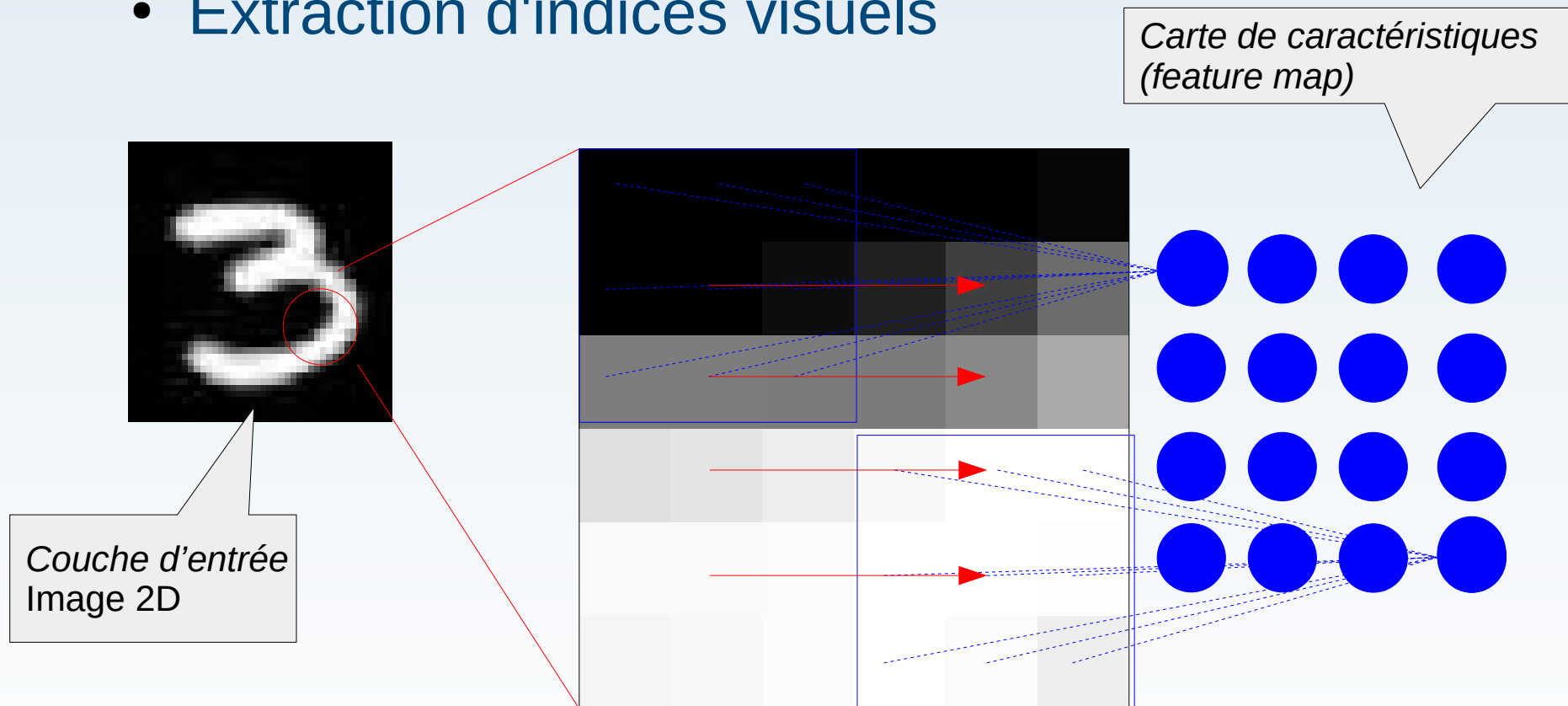
Réseau à convolutions

- Appliqué en 2D sur une image
 - Peu de poids, beaucoup d'informations



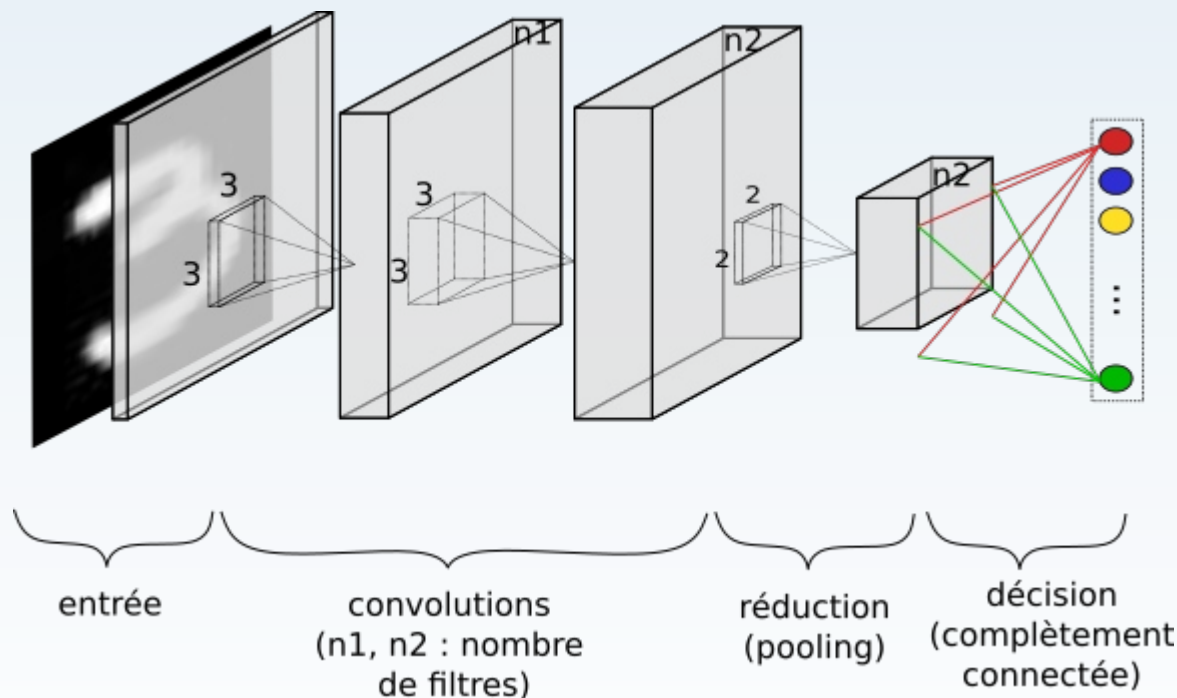
Réseau à convolutions

- Appliqué en 2D sur une image
- Extraction d'indices visuels



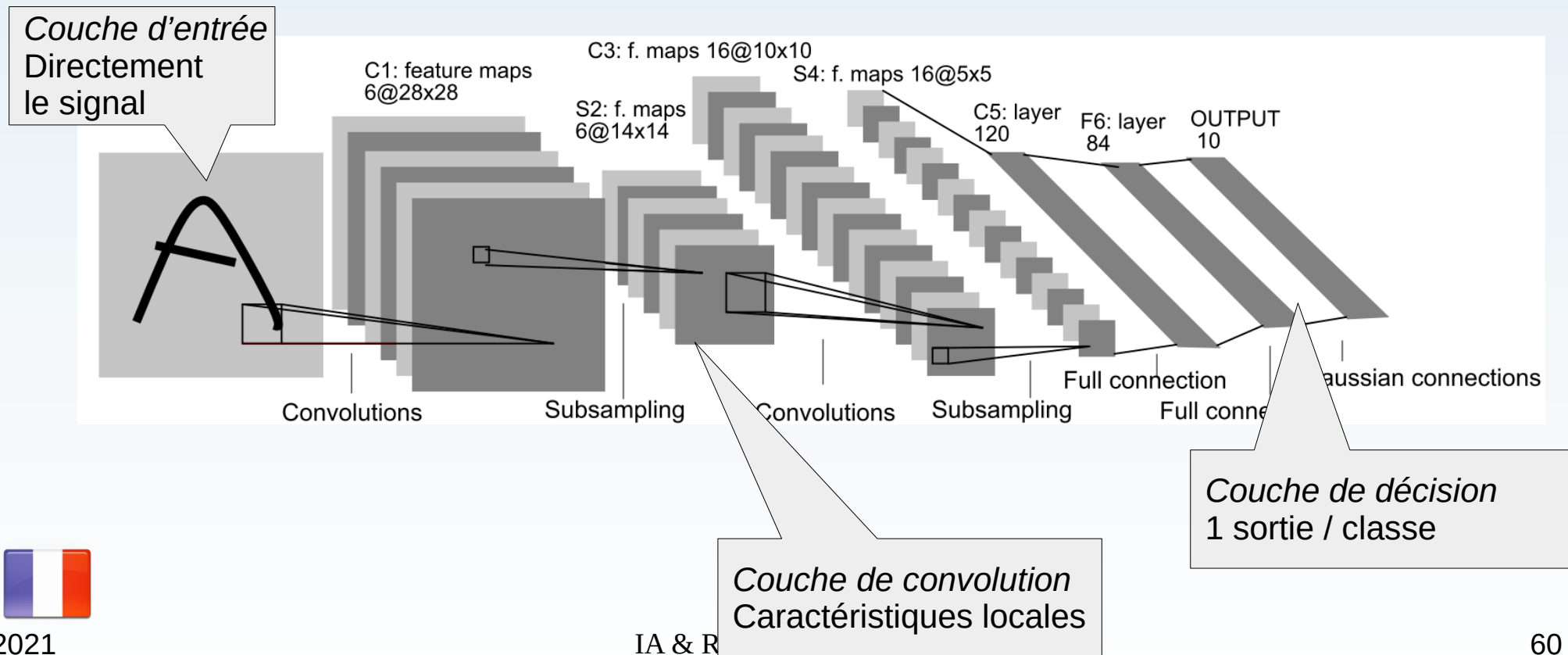
Réseau à convolutions

- Empilement de convolutions
 - Extraction d'indices visuels de niveaux supérieurs



Réseau à convolutions

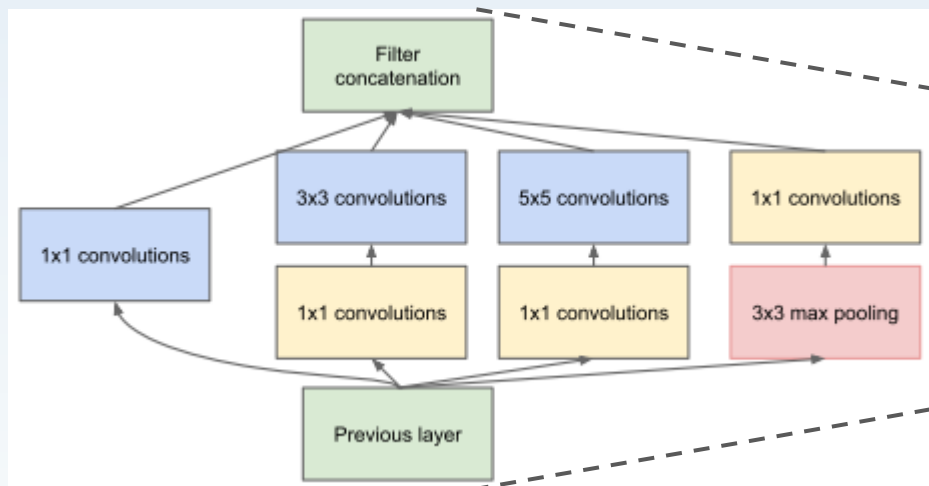
- Premier “Deep-Network”
 - LeNet-5 [Lecun 1998]



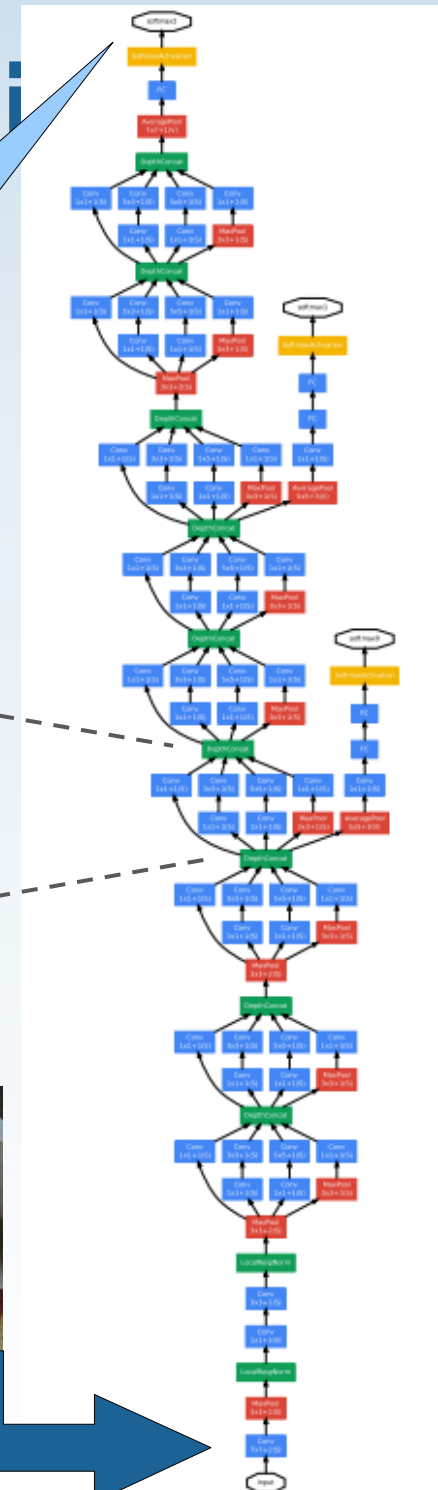
Réseau à convoluti

- Réseaux très profonds...
- GoogLeNet [CVPR2015]

1000 sorties !

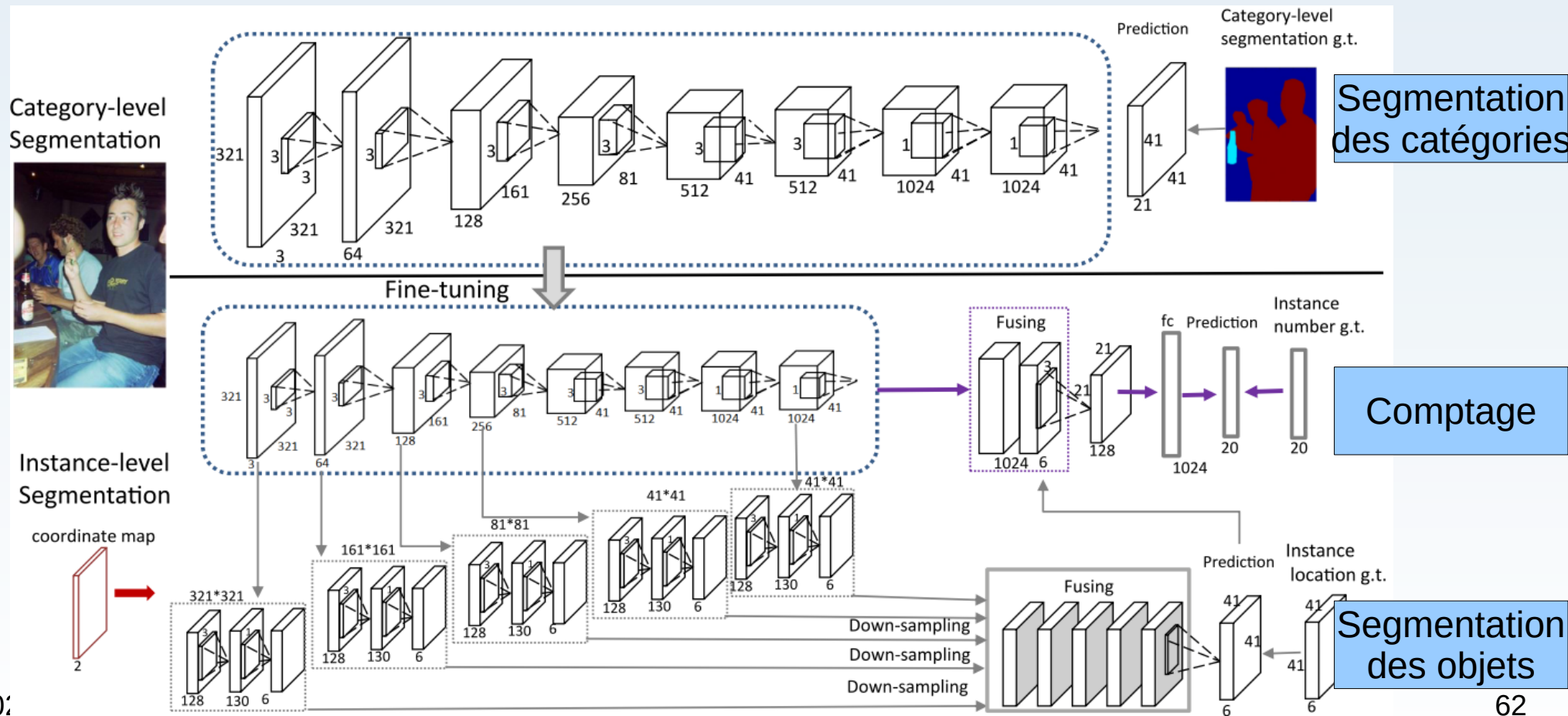


Inception modules (x9)



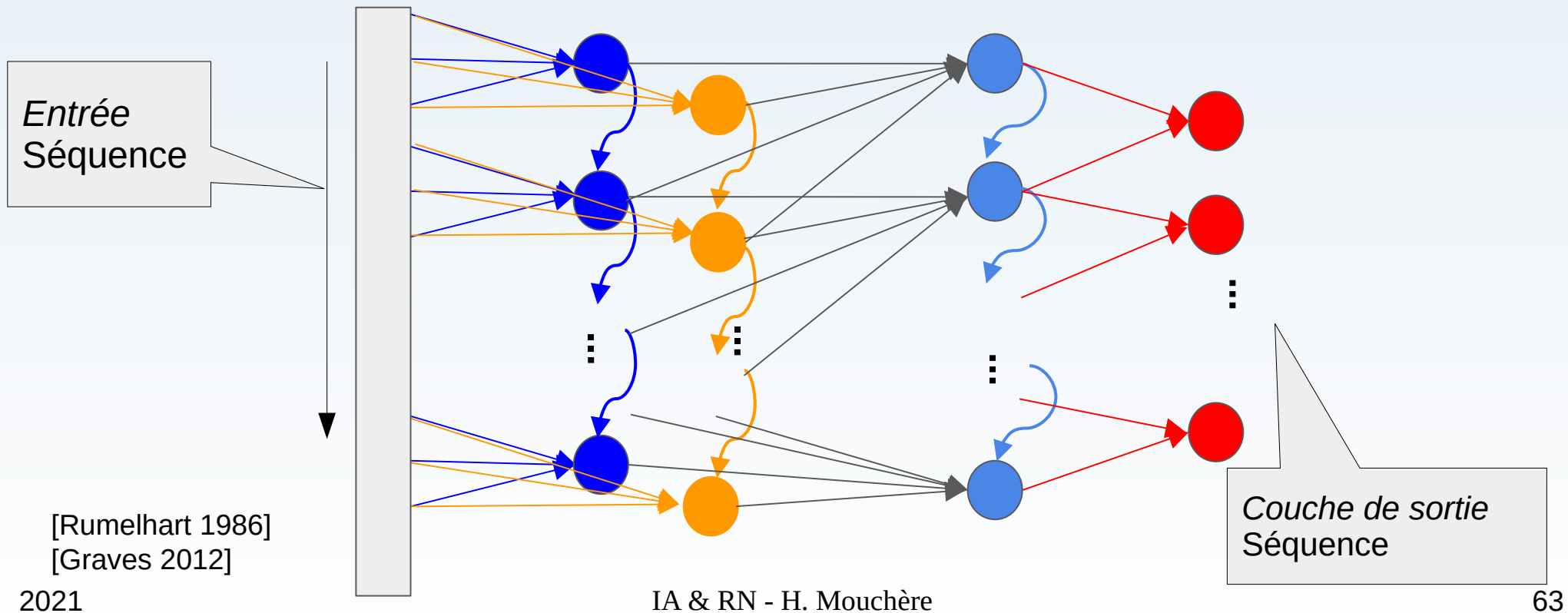
Réseau à convolutions

- Réseaux très profonds... pour des tâches différentes
- [X. Lian TPAMI 2015]



Réseaux récurrents

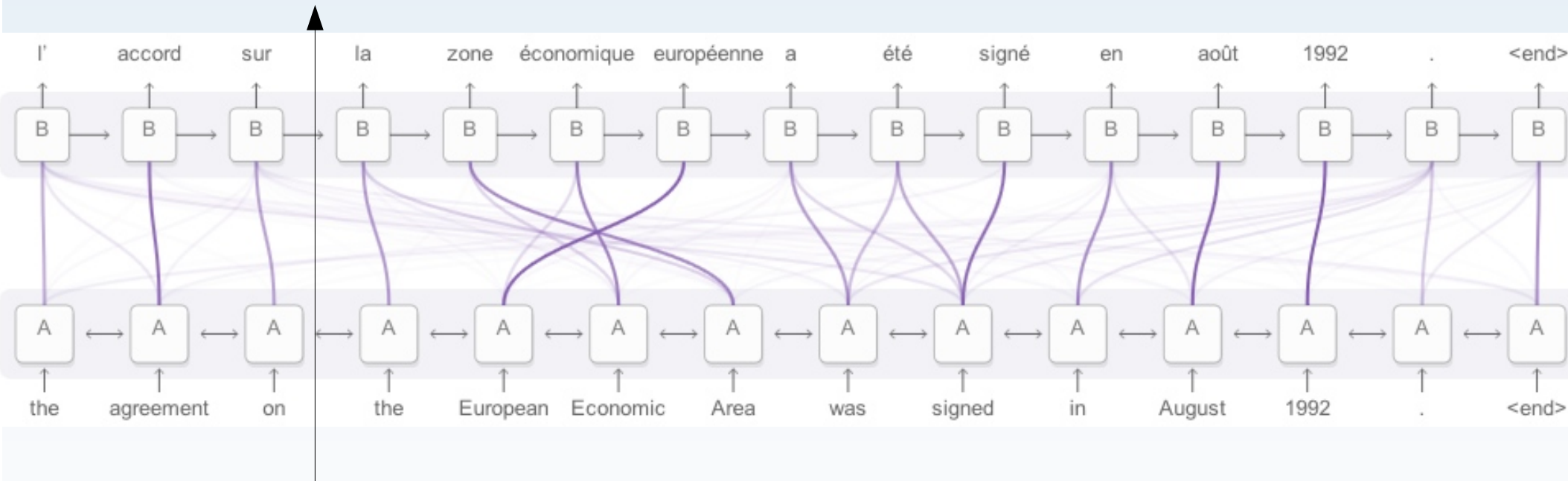
- Analyse de séquences
 - Connexion avec le neurone précédent ($t-1$)
 - Séquence \Rightarrow Séquence



Deep-Learning

- Réseaux récurrents
- Traduction

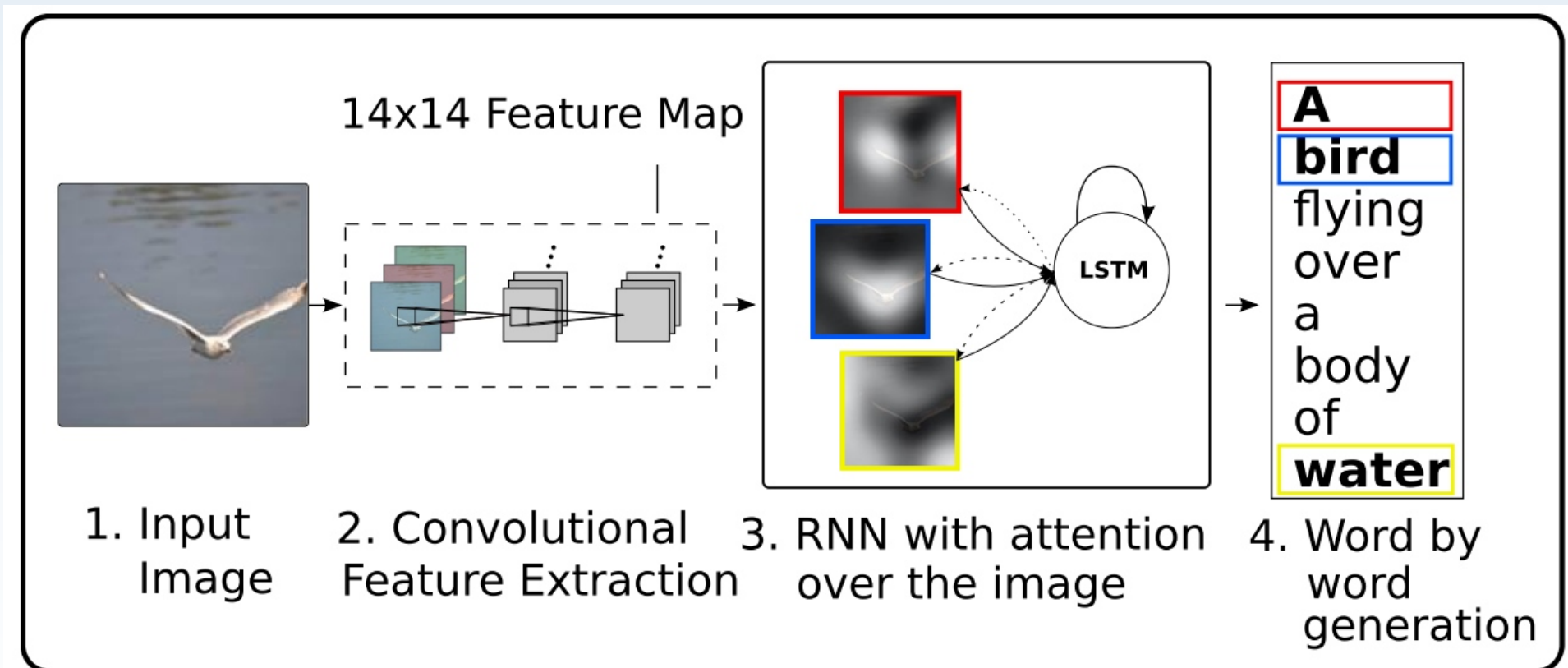
la zone économique européenne



the European Economic Area

Deep-Learning

- Réseaux récurrents et convolutionnels
 - Description d'images



IA & Réseaux de neurones

- Un peu d'histoire de l'IA
- Un neurone tout seul
- Des réseaux de neurones aux deep-learning
- **Exemples d'applications**

Exemples de projets

Équipe IPI (Image Perception Interaction) du LS2N

- Imagerie médicale
 - CROHN-IPI : aide au diagnostique de la maladie de Crohn
- Analyse de documents
 - RECITAL : Registres de la Comédie-Italienne de Paris au XVIIIe siècle

Imagerie médicale

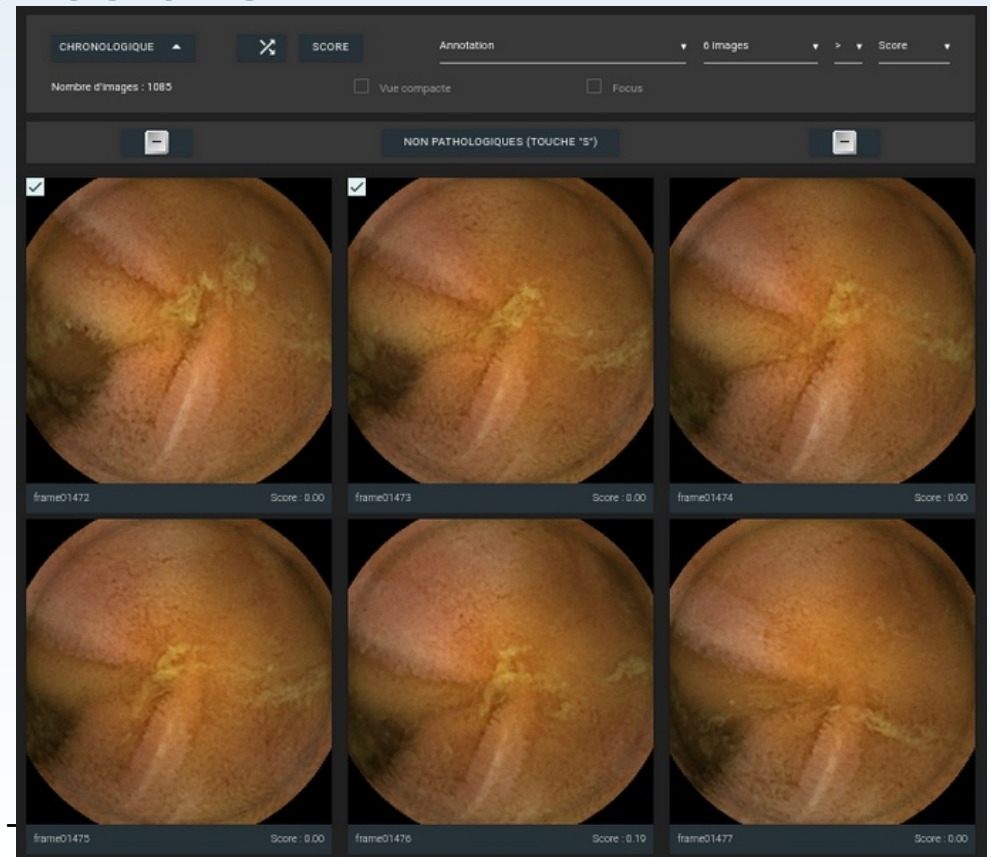
- CROHN-IPI : **aide au diagnostique** de la maladie de Crohn
 - Vidéo Capsule Endoscopique
 - Examen "manuel" très long...
 - Détection automatique des lésions parmi les milliers d'images
 - L'expert fait le diagnostic



Données d'apprentissage

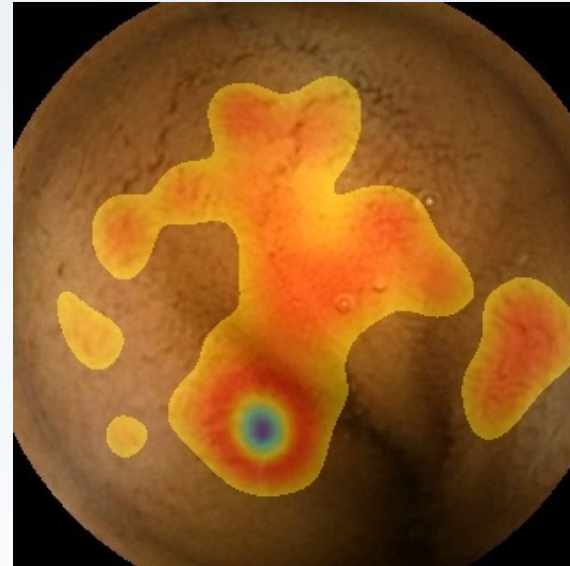
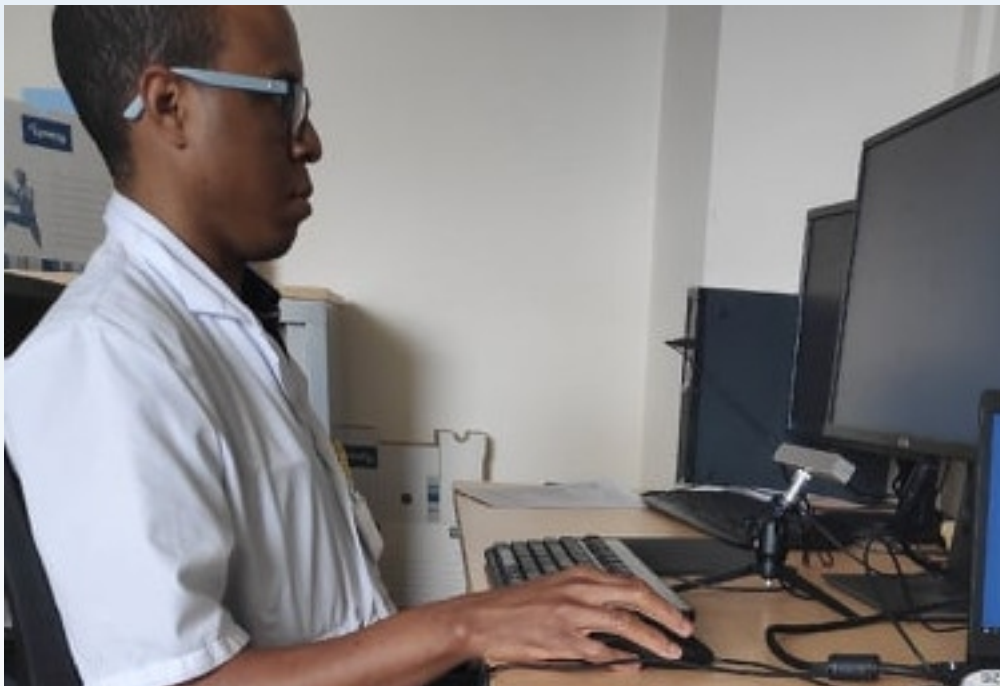
- Dans une vidéo, des milliers d'images
 - Toutes les vidéos ne sont pas pathologiques
 - Peu d'images avec les lésions

Expertise nécessaire pour l'annotation



L'attention comme annotation et explication

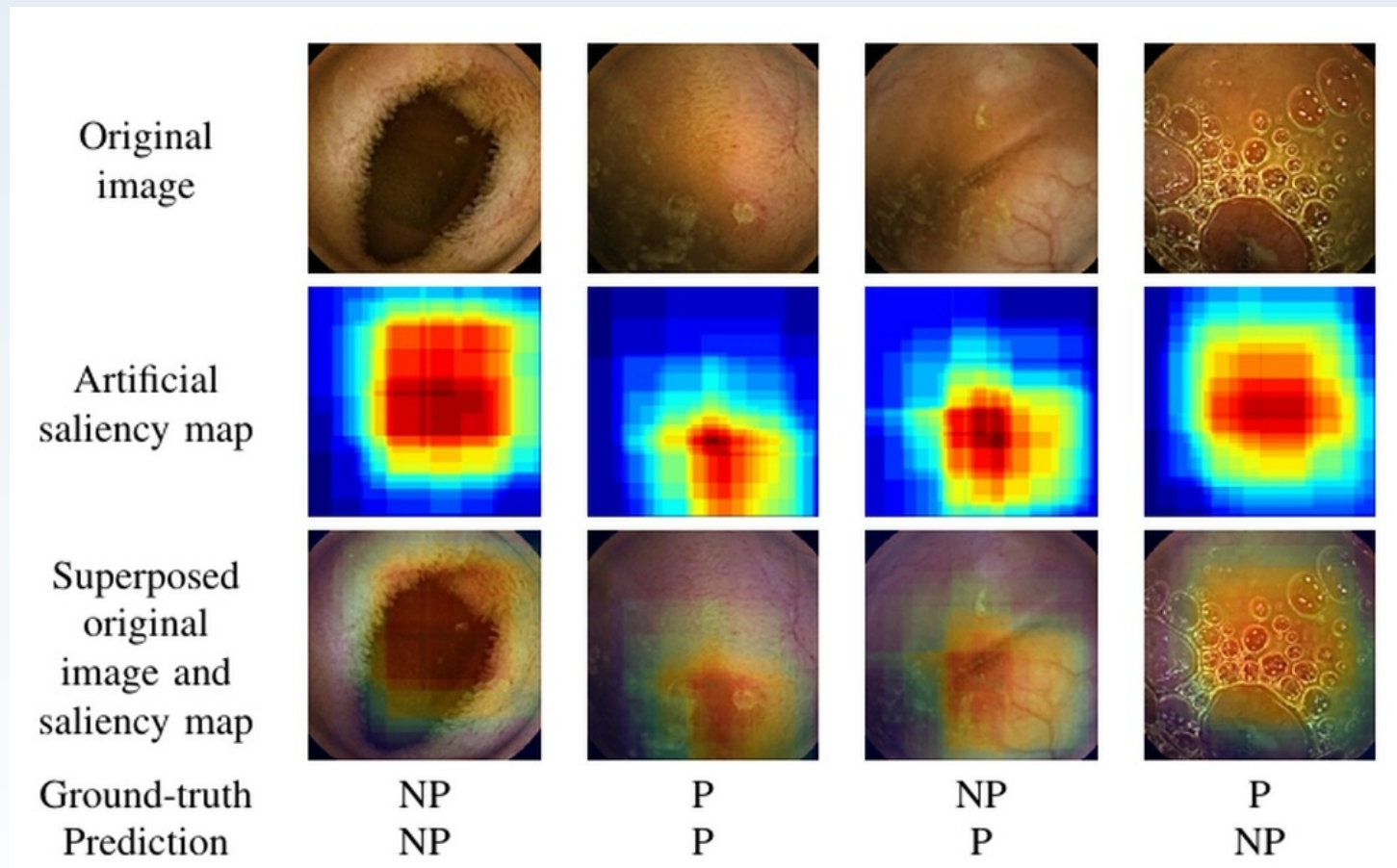
- Capturer le regard des experts sur les images



Regard des experts sur une image pathologique

L'attention comme annotation et explication

- La comparer à l'attention du réseau

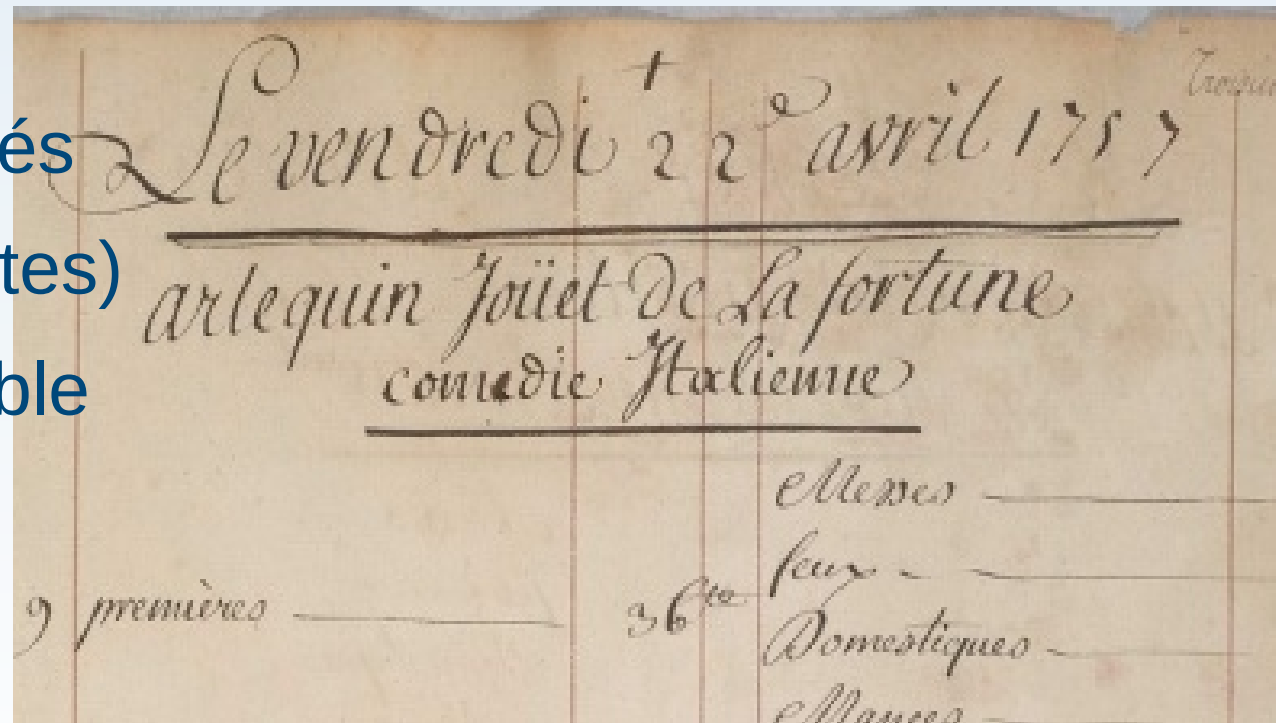


Analyse de documents anciens

Collaboration avec le LAMO

Registres comptable du Théâtre Italien du XVIIIe

- Dégradés
- Style d'écriture variés
- Multilingues (dialectes)
- Mise en page instable

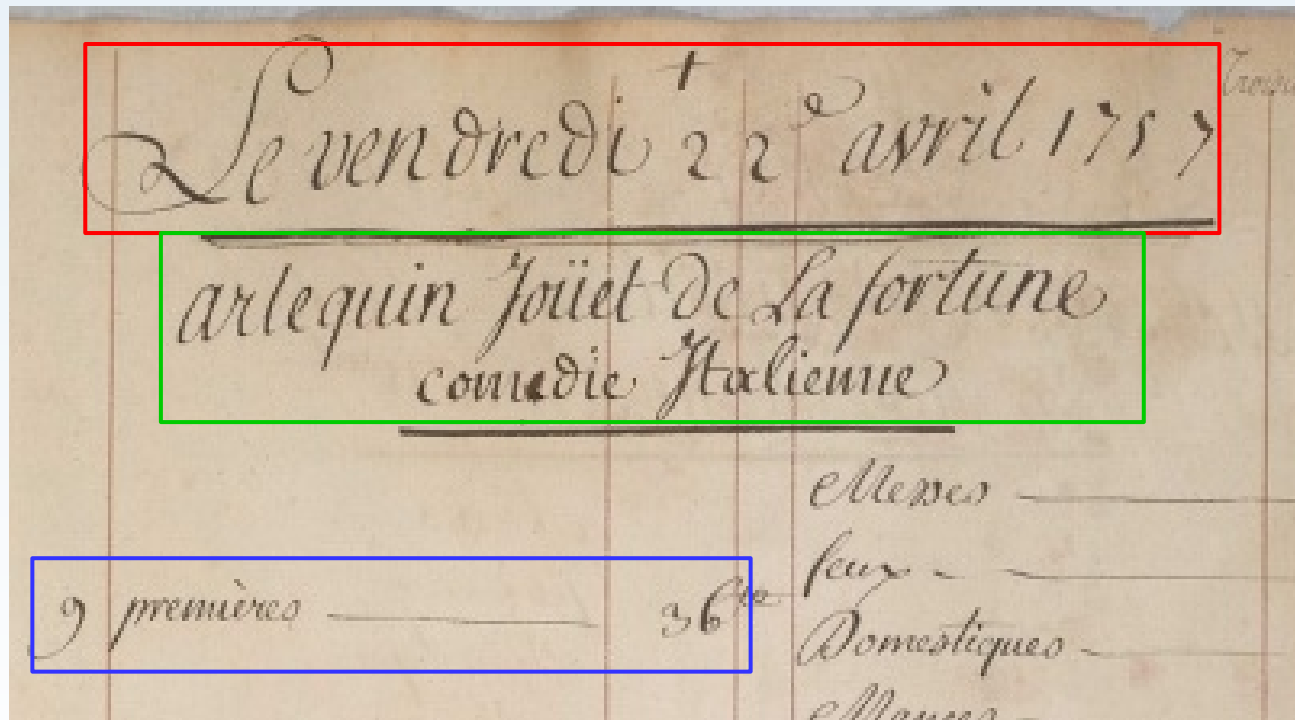


2 tâches

La segmentation

Découper des zones de l'image en fonction du sens

- Date
- Titre
- Recettes
- ...

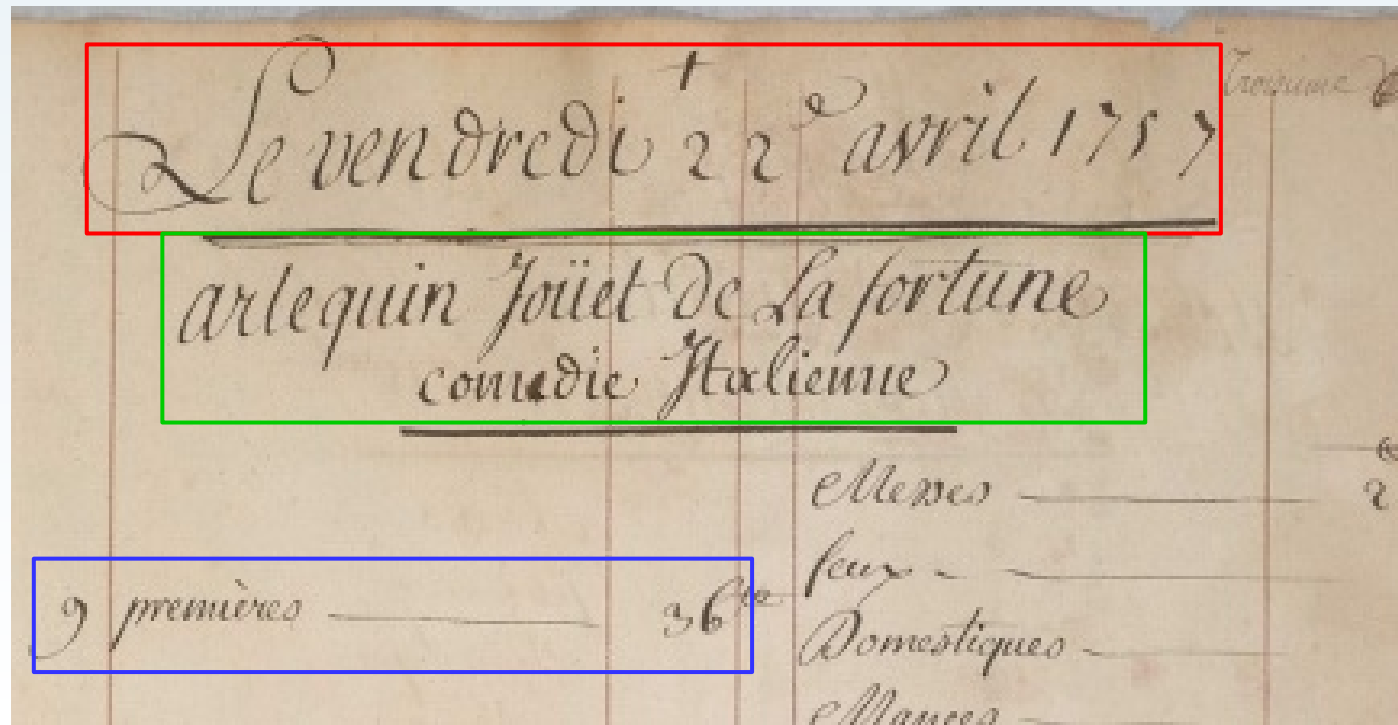


2 tâches

La reconnaissance

Transcrire l'image d'un texte en texte numérique

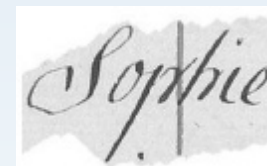
- Le vendredi 22 avril 1757
- Arlequin Joüet de la fortune comedie Italienne
- 9 premières 36
- ...



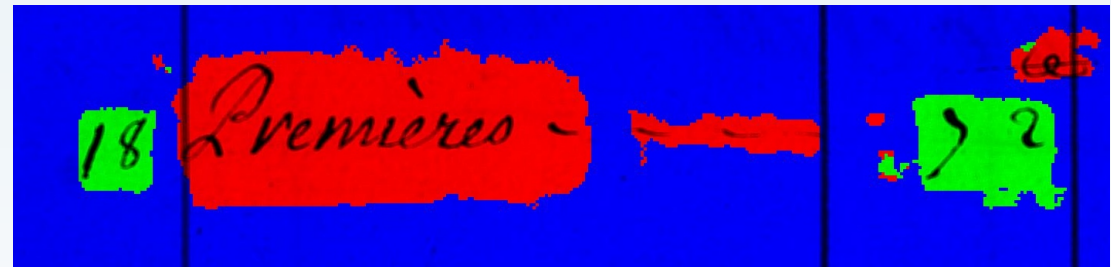
Utilisation des Réseaux profonds

Réseaux à convolutions et réseaux récurrents

- Nécessite beaucoup de données
 - Textes / Images
 - Annotées
 - Cohérentes /r au problème
- Données générées
- Annotations manuelles
- Annotations collaboratives (crowd-sourcing)
 - <http://recital.univ-nantes.fr>



Sophie





LABORATOIRE
DES SCIENCES
DU NUMÉRIQUE
DE NANTES



UNIVERSITÉ DE NANTES

IA et Réseaux de Neurones

Harold Mouchère
Université de Nantes
LS2N – équipe IPI



26/04/2021

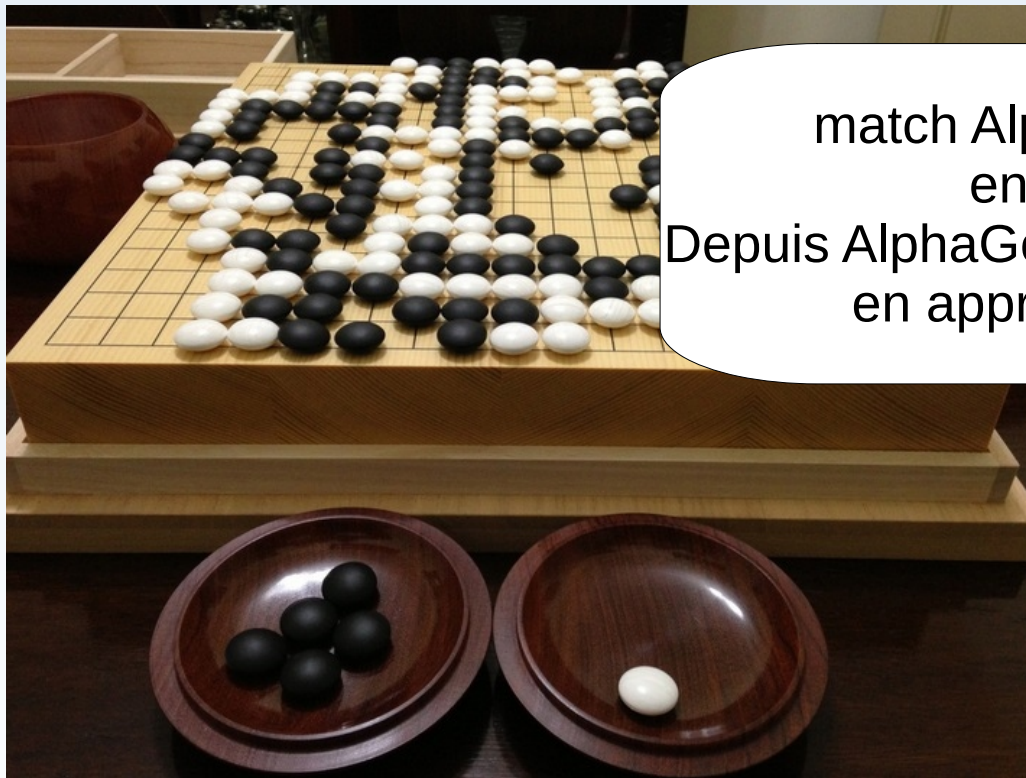
Humain vs. IA



- Qui est le meilleur pour ... ?
 - Jeux d'Échecs
 - Jeu de GO

Deep Blue 1997

AlphaGo 2016



match AlphaGo - Lee Sedol
en mars 2016
Depuis AlphaGo Zero a battu Alpha Go
en apprenant tout seul

Humain vs. IA

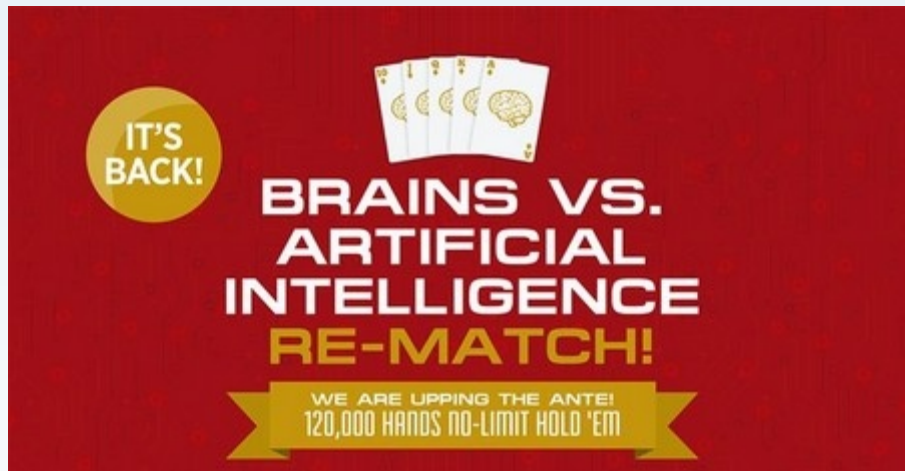


- Qui est le meilleur pour ... ?
 - Jeux d'Échecs
 - Jeu de GO
 - Pocker

Deep Blue 1997

AlphaGo 2016

Libratus 2017



"Texas Hold'em no limit"
contre les meilleurs joueurs du monde
(1.700.000\$ de gain)
IA de université américaine
de Carnegie Mellon

Humain vs. IA



- Qui est le meilleur pour ... ?
 - Jeux d'Échecs
 - Jeu de GO
 - Poker
 - Starcraft

Deep Blue 1997

AlphaGo 2016

Libratus 2017

Humain « pro » 2017



Song "Stork" Byung-goo (joueur pro)
a battu les meilleurs IA
Mais pas les joueurs amateurs ...

Humain vs. IA



- Qui est le meilleur pour ... ?
 - Jeux d'Échecs
 - Jeu de GO

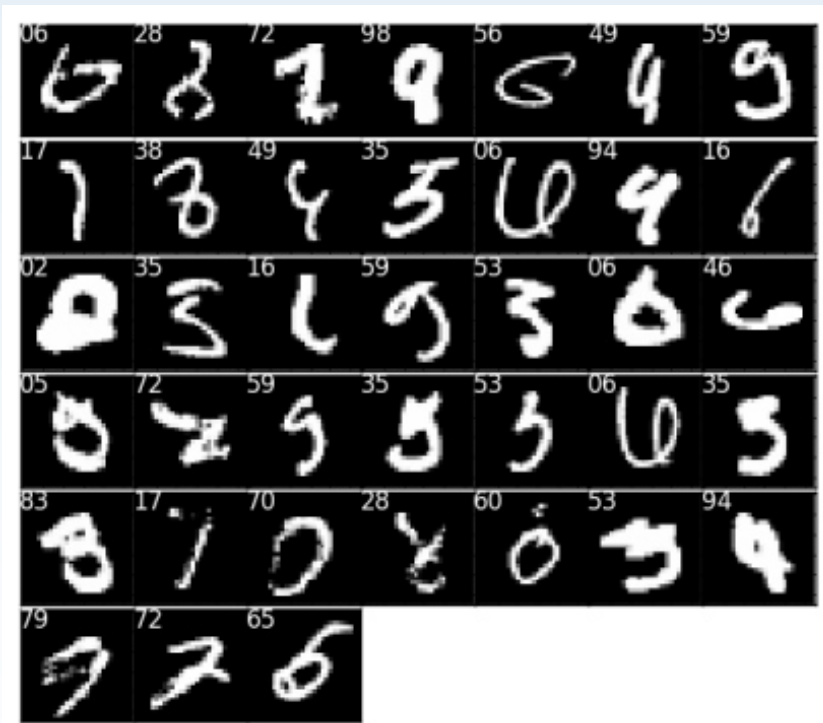
Deep Blue 1997

AlphaGo 2016

Libratus 2017

Humain « pro » 2017

Égalité !



L'humain est environ à 0.2 % d'erreur
 Les meilleurs systèmes sont à 0.24 %
 (ici Cîrstea 2018, 0.38%
 = 38 erreurs sur 10.000 images)

Humain vs. IA



- Qui est le meilleur pour ... ?
 - Jeux d'Échecs
 - Jeu de GO
 - Pocker
 - Starcraft
 - Chiffres
 - Reconnaître un objet

Humain « p



Microsoft/Google 2015

Sur les 1000 catégories de
Large Scale Visual Recognition Challenge
L'humain fait 5 % d'erreur
En 2017, le top est à 2.2 %

Humain vs. IA



- Qui est le meilleur pour ... ?

- Jeux d'Échecs

Deep Blue 1997

- Jeu de GO

AlphaGo 2016

- Poker

Libratus 2017

- Starcraft

Humain « pro » 2017

- Chiffres

Égalité !

- Reconnaître un objet

Microsoft/Google 2015

- Imagerie médicale Humain

Aide au diagnostique
Exemple LYNA
(LYmph Node Assistant, Google)
Watson (IBM)

Humain vs. IA



- Qui est le meilleur pour ... ?

- Jeux d'Échecs

Deep Blue 1997

- Jeu de GO

- Pocker

- Starcraft

- Chiffres

- Reconnaître un objet

- Imagerie médicale Humain

- Lire l'écriture manuscrite Humain

*Je me permet de vous adresser
je suis sous nouvelles de l'expertise
véhicule accidenté le mois dernier.*

Sur la base RIMES (800 lignes)
[Pham 2014] 60 % reco
des mots en lignes

Mais qui sait jouer, lire, reconnaître, marcher, ... ?
l'Humain !