

INTRODUCTION AUX RÉSEAUX DE NEURONES

Présentation du cours

Pascal Germain, 2019

Merci spécial à [Philippe Giguère](#) pour m'avoir permis
de réutiliser une partie de ces transparents.

Évaluations

- **40%:** Un examen de 90 minutes
 - le **18 octobre 2019 à 9h00**
 - Crayon et papier
 - Feuille de notes manuscrites (A4 recto-verso)
- **60%:** Un projet à saveur recherche
 - À remettre le **15 janvier 2020**
 - Équipes de 2 ou 3
 - Code et rapport

Travaux dirigés

- Vendredi 9h à 12h
- Langage Python
- Librairie PyTorch

Référence #1

- Le site web!

<http://chercheurs.lille.inria.fr/pgermain/neurones2019>

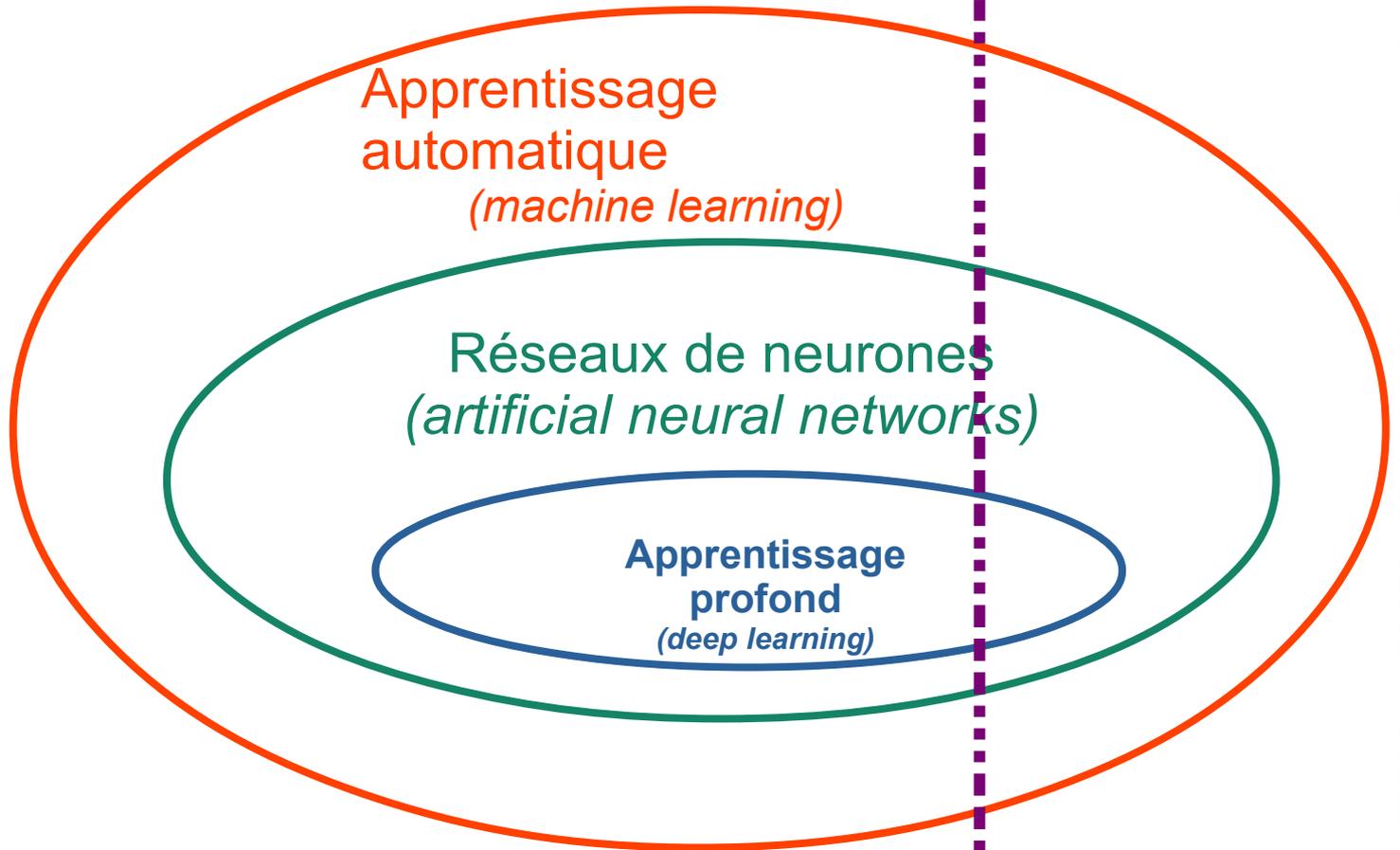
- ...qui parfois référera au matériel sur github:

https://github.com/pgermain/cours2019-Intro_aux_reseaux_de_neurones

- ...ou à d'autres ressources sur le web.

Introduction

IA : Intelligence artificielle
(AI : Artificial intelligence)

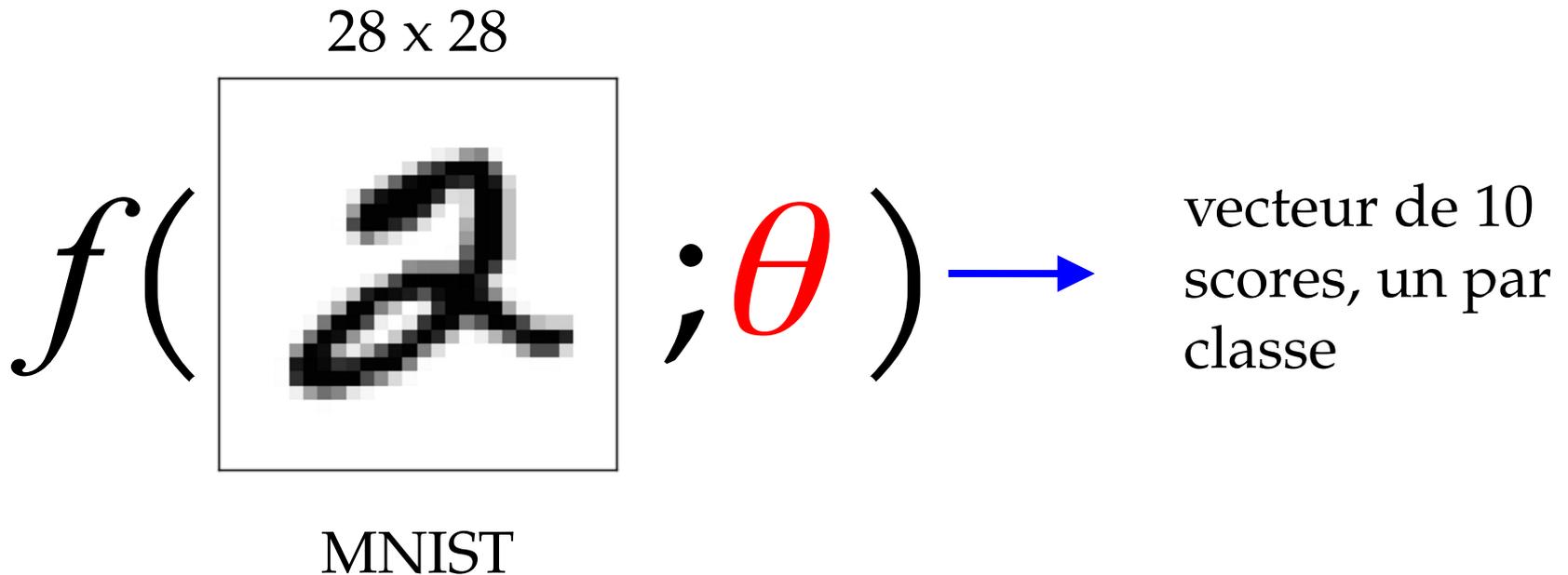


Algorithmes d'apprentissage

- Méthodes d'ensembles
 - AdaBoost
 - XGboost
 - Forêts aléatoires
- Prédicteurs linéaires
 - Support Vector Machines (SVM)
 - Régression de Ridge
 - Régression logistique
- Réseaux de neurones

Exemples d'applications

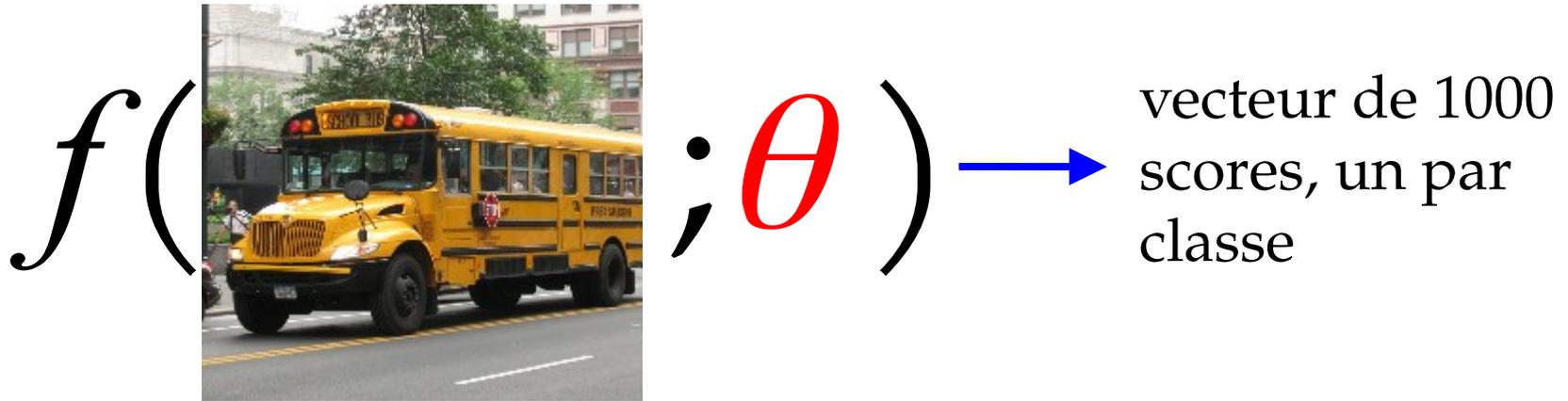
Reconnaissance de caractères



θ : paramètres de la fonction

Reconnaissance d'images

224 x 224 x 3



ImageNet

θ : paramètres de la fonction

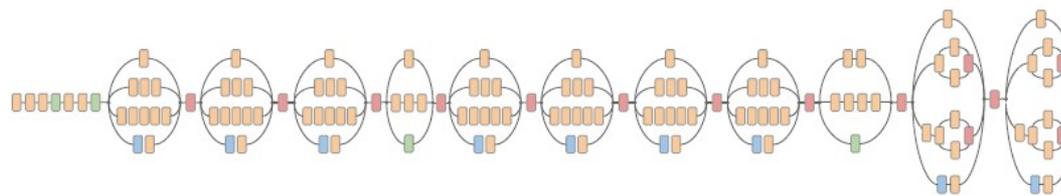
Dermatologist-level classification of skin cancer with deep neural networks

Andre Esteva^{1*}, Brett Kuprel^{1*}, Roberto A. Novoa^{2,3}, Justin Ko², Susan M. Swetter^{2,4}, Helen M. Blau⁵ & Sebastian Thrun⁶

Skin lesion image

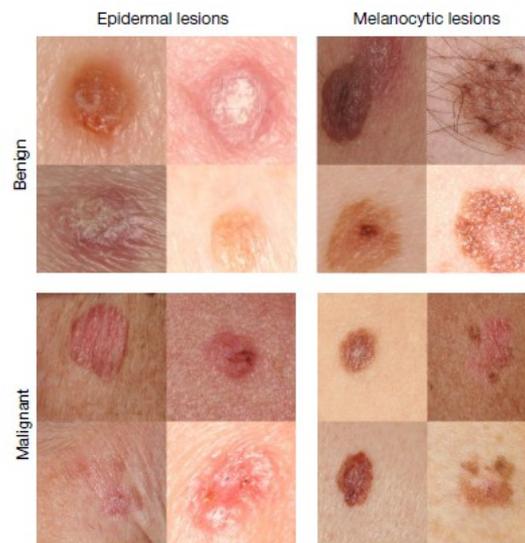
Deep convolutional neural network (Inception v3)

Training classes (757)



- Convolution
- AvgPool
- MaxPool
- Concat
- Dropout
- Fully connected
- Softmax

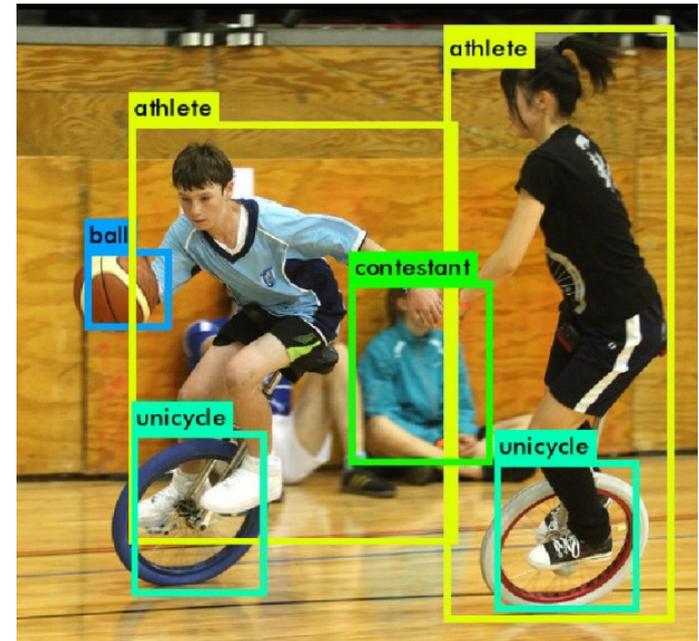
- Acral-lentiginous melanoma
- Amelanotic melanoma
- Lentigo melanoma
- ...
- Blue nevus
- Halo nevus
- Mongolian spot
- ...



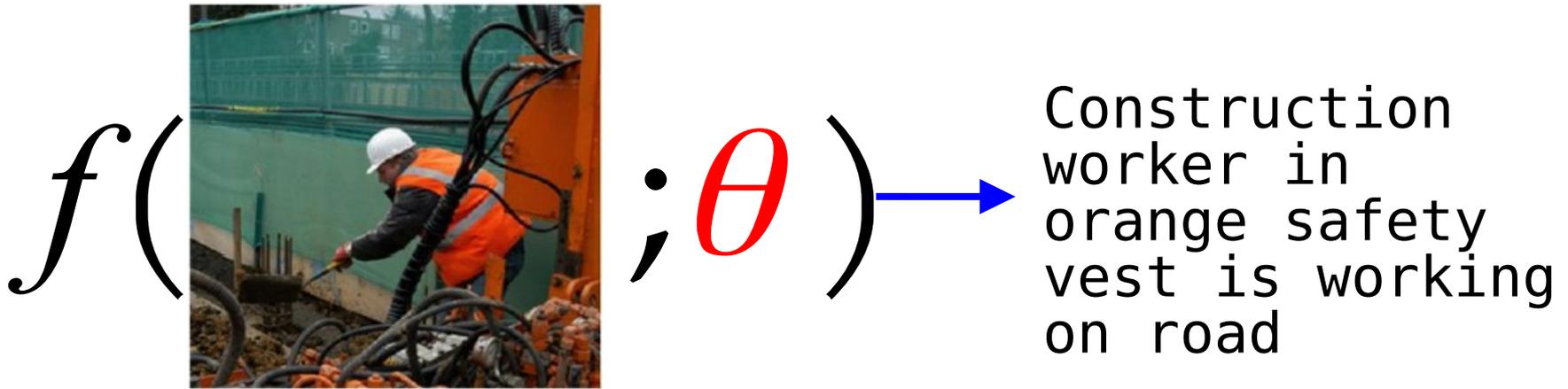
130,000 images
d'entraînement

Détection d'objets

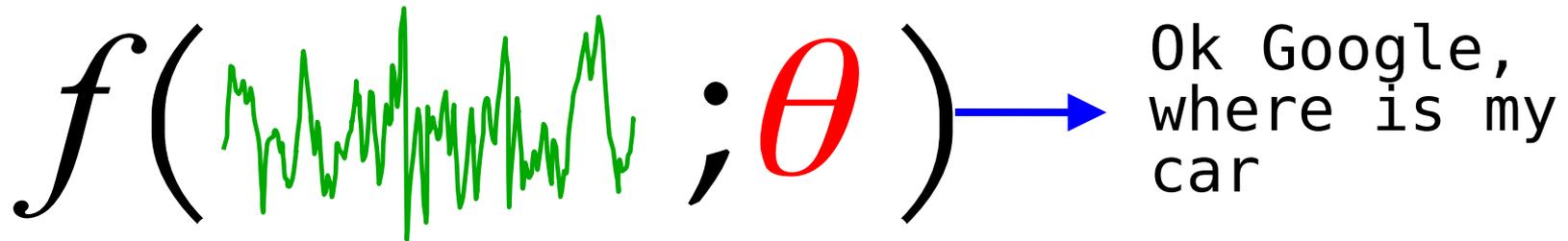
$f(\cdot; \theta)$



Description d'images



Reconnaissance voix



Traduction automatique

$f(\text{I think, therefore I am.}; \theta)$ \rightarrow Je pense donc je suis.

Transfert de style

Monet \leftrightarrow Photos



Monet \rightarrow photo

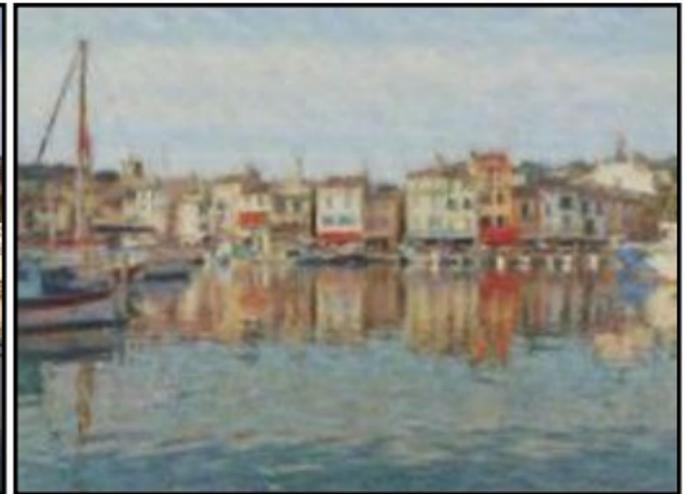
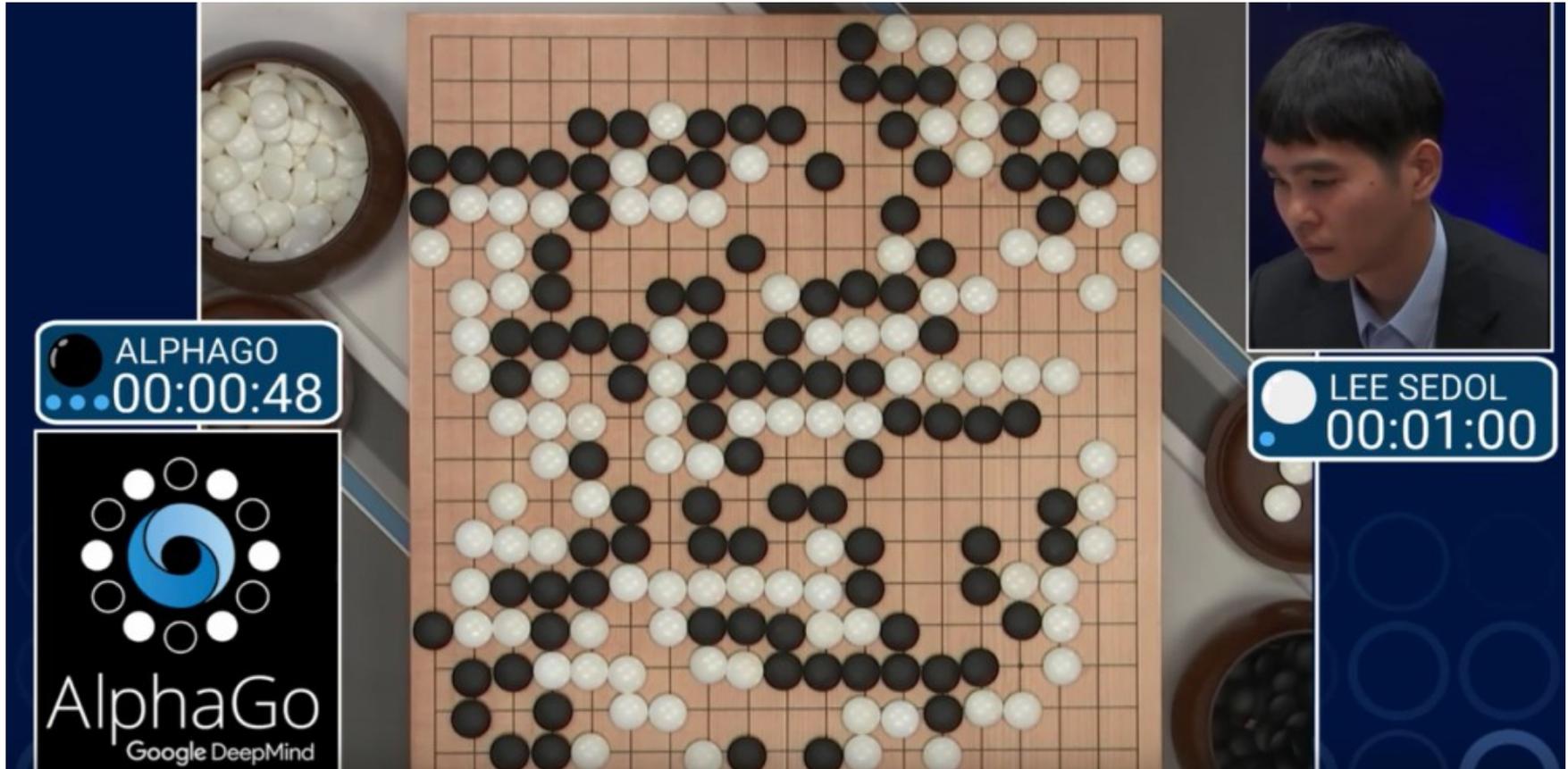
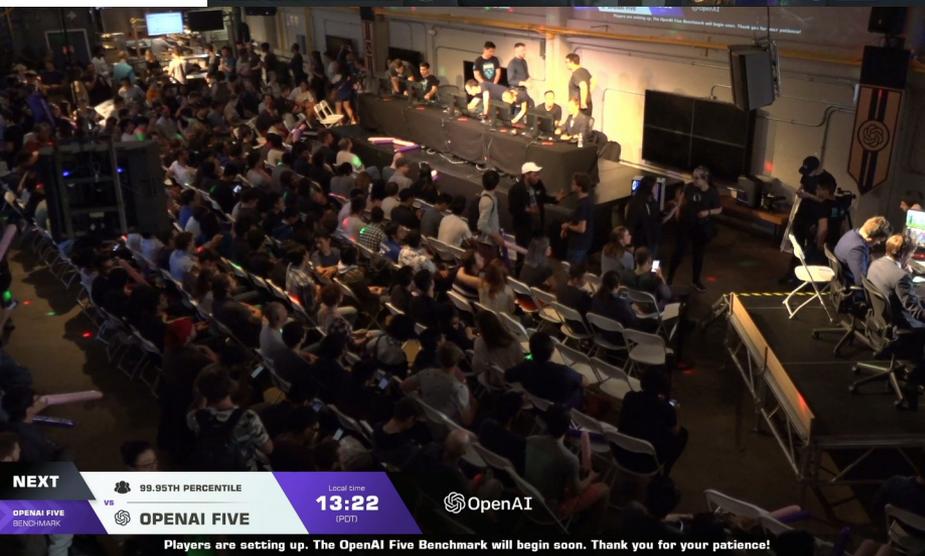


photo \rightarrow Monet

Jeu

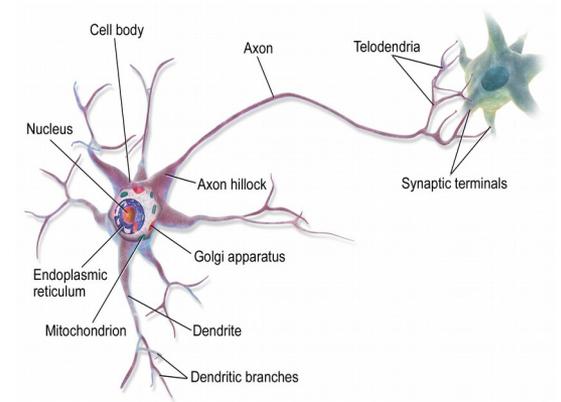
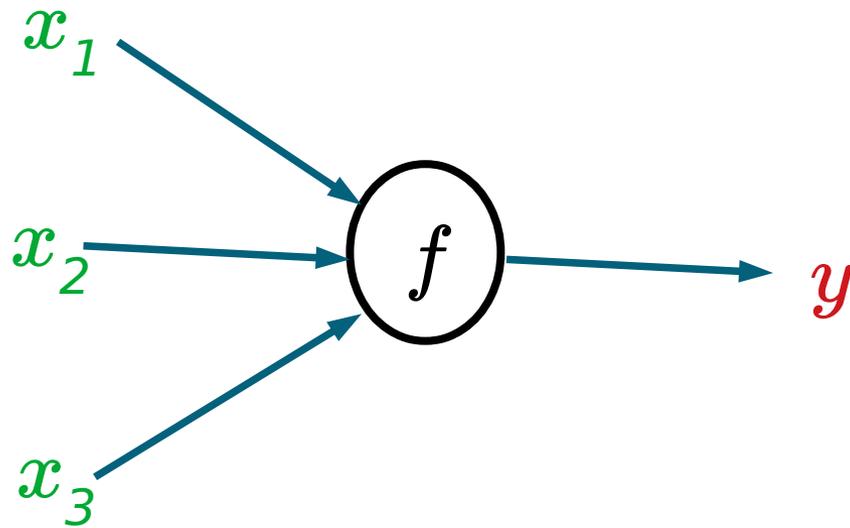
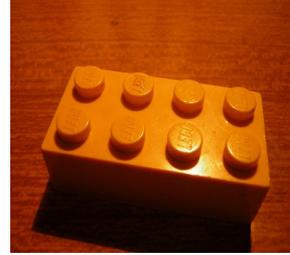




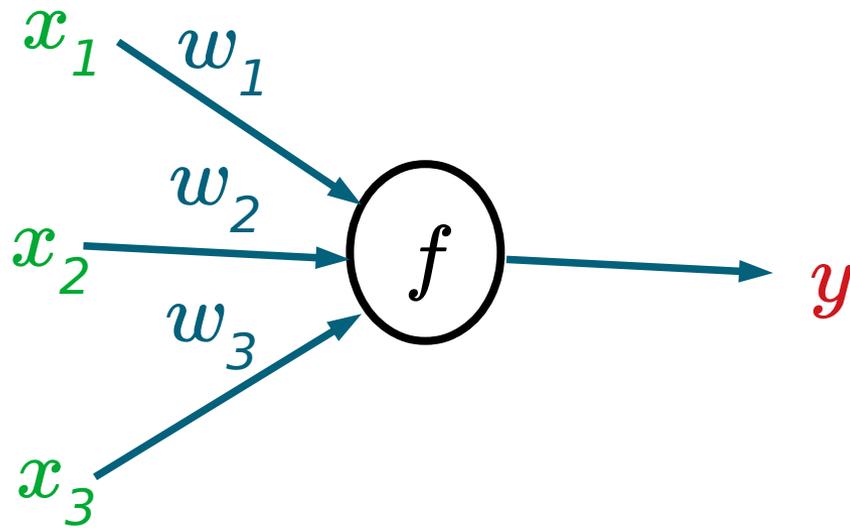
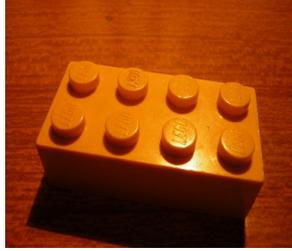
Architecture:

De la neurone aux réseaux profonds

La neurone artificielle

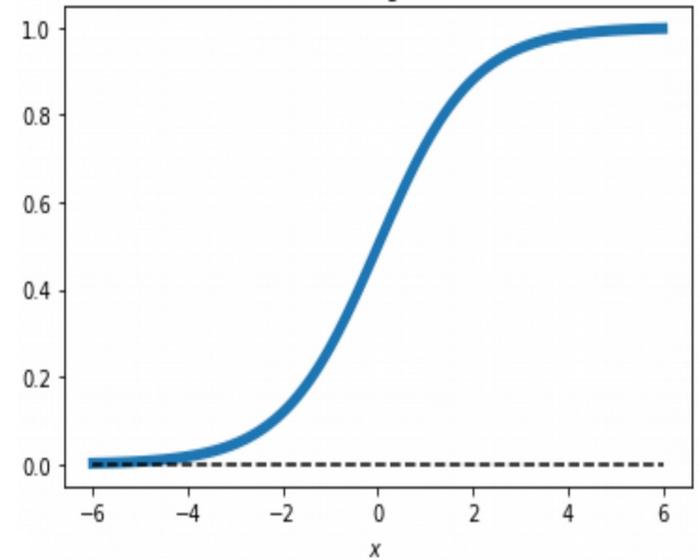
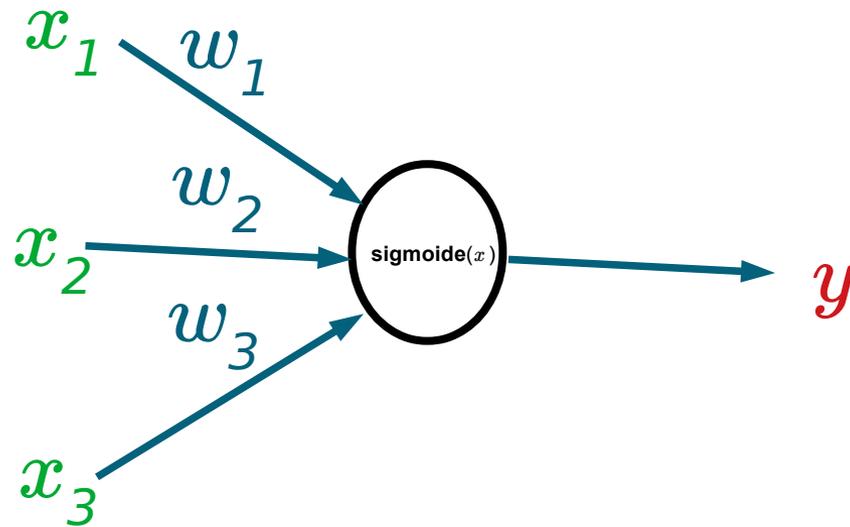
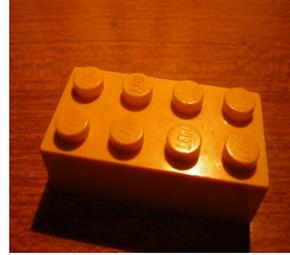


La neurone artificielle



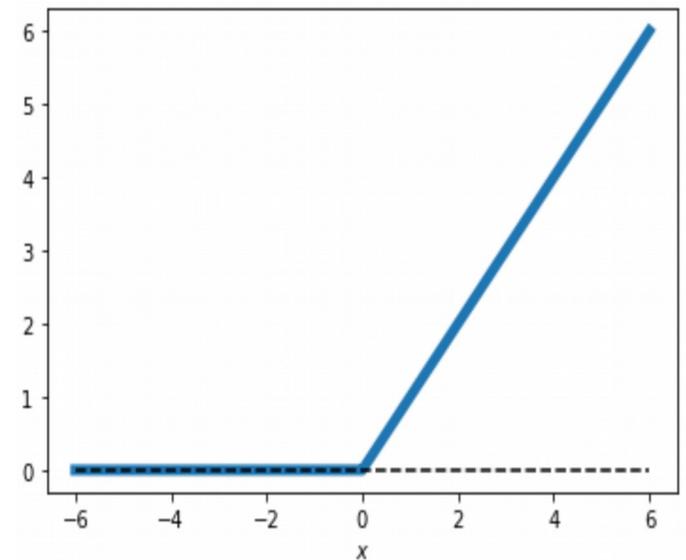
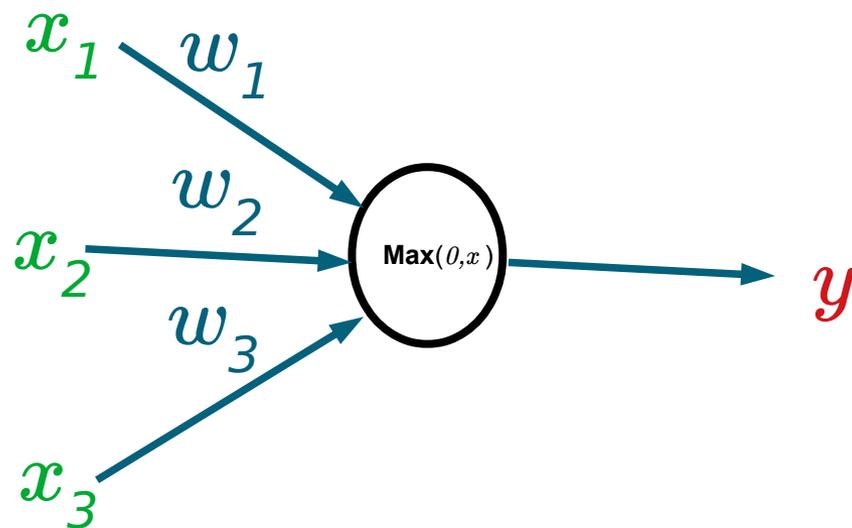
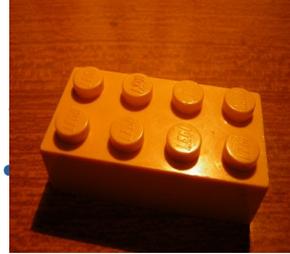
$$f(w_1x_1 + w_2x_2 + w_3x_3 + \dots) = y$$

La neurone artificielle



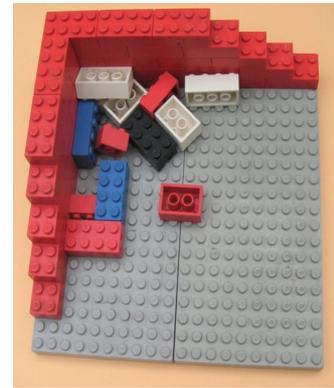
$$\text{sigmoide}(w_1x_1 + w_2x_2 + w_3x_3 + \dots) = y$$

La neurone artificiel

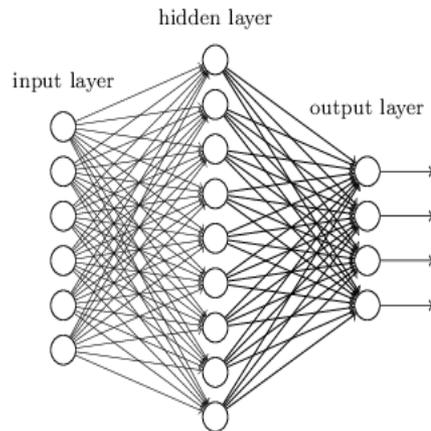


$$\text{Maximum}(0, w_1x_1 + w_2x_2 + w_3x_3 + \dots) = y$$

Réseaux de neurones (artificielles)

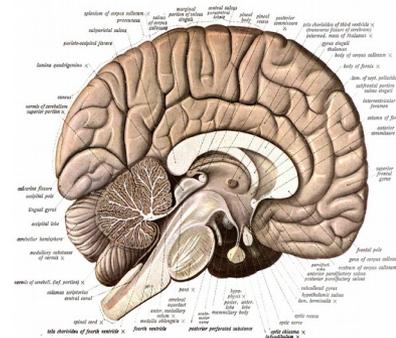
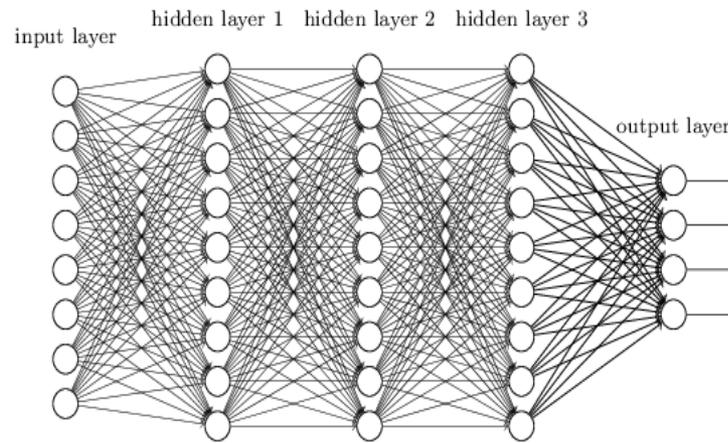


"Non-deep" feedforward neural network



Source: <https://stats.stackexchange.com>

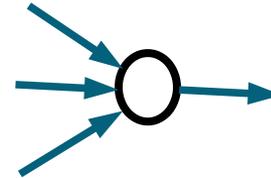
Deep neural network



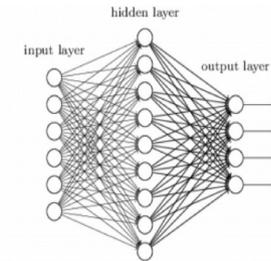
La place des réseaux de neurones dans l'apprentissage automatique

Petite histoire des réseaux de neurones

- 1950-1960: Perceptron (le neurone)

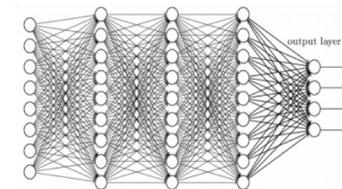


- 1980-1990: Réseau de neurones à deux couches (algorithme de rétropropagation des erreurs)



- 1995-2005: *L'hiver des réseaux de neurones* (et l'âge d'or des méthodes à noyaux et des modèles graphiques)

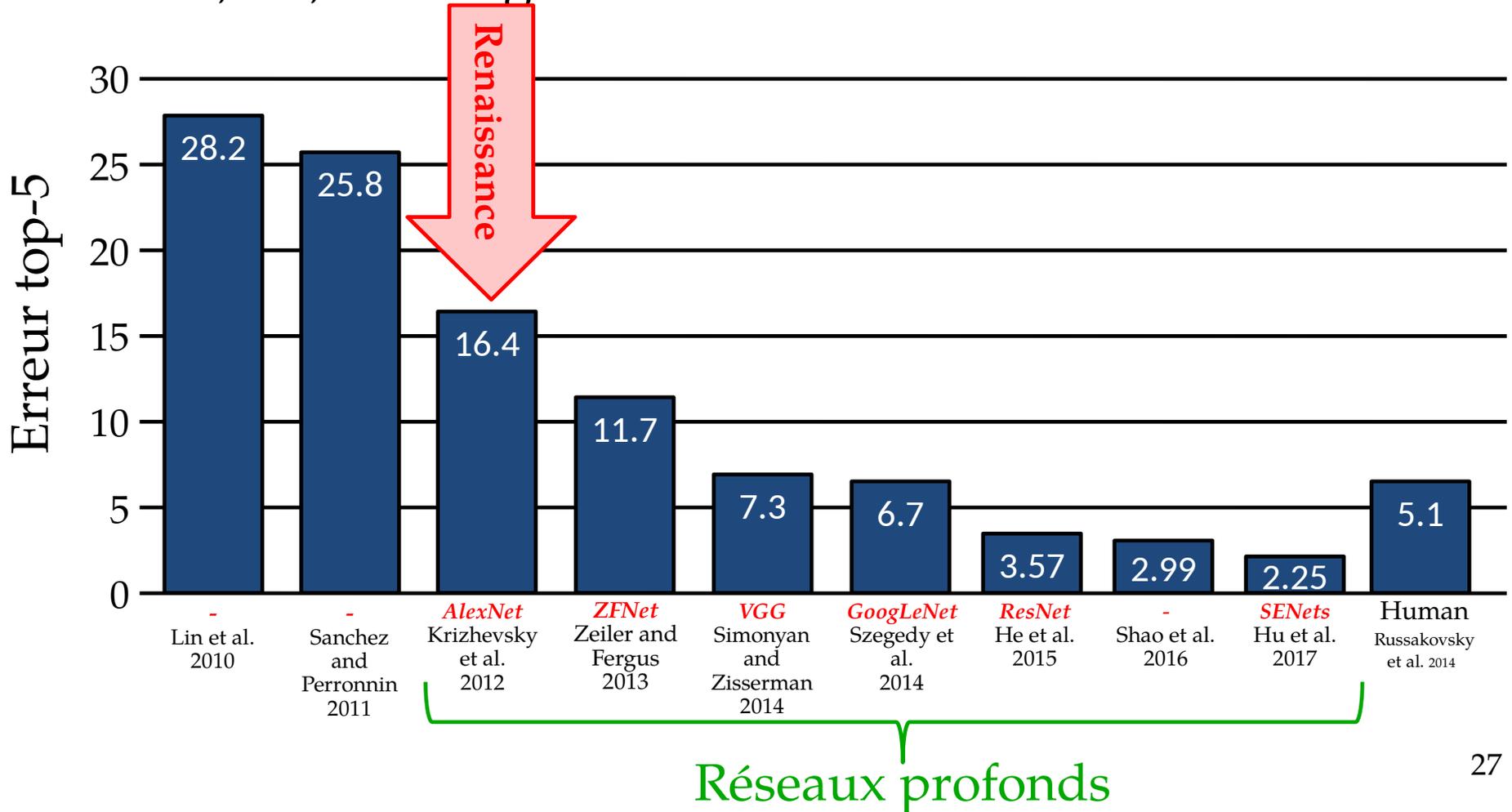
- 2006 - : Réseaux de neurones profonds



- *Image Classification Challenge* :

- 1,000 classes d'objets

- 1,431,167 images

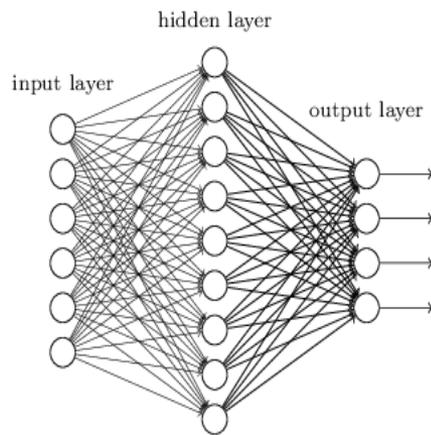


Causes de la renaissance #1

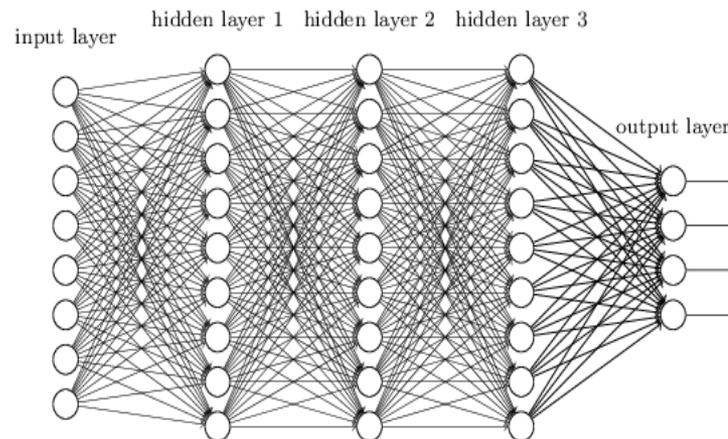
Recherche scientifique:

Nouvelles méthodes pour apprendre des réseaux «profonds»

"Non-deep" feedforward neural network



Deep neural network



Source: <https://stats.stackexchange.com>

Causes de la renaissance #2

- Grands jeux de données
- www.image-net.org
- 14 millions images, 22 000 catégories

The screenshot shows the ImageNet website interface. On the left, a tree view lists categories under 'hound, hound dog (29)', including 'Plott hound (0)', 'wolfhound (2)', 'Scottish deerhound, deerhound (0)', 'coonhound (2)', 'foxhound (3)', 'Weimaraner (0)', 'otterhound, otter hound (0)', 'bloodhound, sleuthhound (0)', 'Norwegian elkhound, elkhound (0)', 'Saluki, gazelle hound (0)', 'Afghan hound, Afghan (0)', 'staghound (0)', 'greyhound (2)', 'beagle (0)', 'harrier (0)', 'basset, basset hound (0)', and 'bluetick (0)'. The main content area is titled 'Treemap Visualization' and shows a grid of image thumbnails for various breeds: Greyhound, Weimaraner, Beagle, Basset, Foxhound, Saluki, Afghan, Bloodhound, Coonhound, Redbone, Boarhound, Ibizan, Bluetick, Wolfhound, Scottish, Norwegian, Otterhound, Staghound, Harrier, and Plott.

Causes de la renaissance #3

Puissance de calcul via GPU



Juin 2005



2,995 USD

Rank	System	Cores	Rmax (TFlop/s)	Rpeak (TFlop/s)	Power (kW)
1	BlueGene/L - eServer Blue Gene Solution , IBM DOE/NNSA/LLNL United States	65,536	136.8	183.5	716
2	BGW - eServer Blue Gene Solution , IBM IBM Thomas J. Watson Research Center United States	40,960	91.3	114.7	448
3	Columbia - SGI Altix 1.5 GHz, Voltaire Infiniband , HPE NASA/Ames Research Center/NAS United States	10,160	51.9	61.0	
4	Earth-Simulator , NEC Japan Agency for Marine-Earth Science and Technology Japan	5,120	35.9	41.0	3,200

110

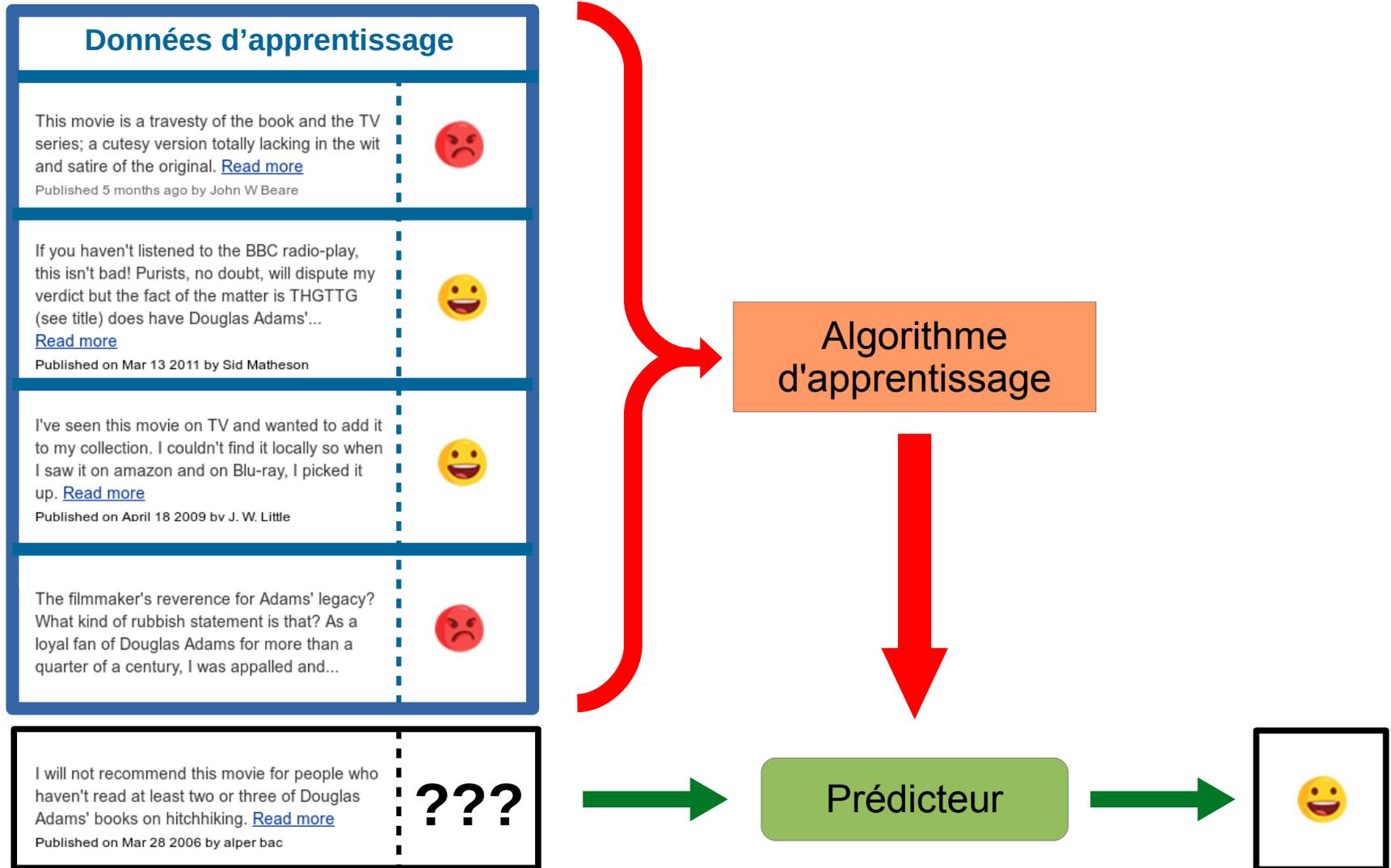
Communauté très active

- Culture de la science ouverte
- Promotion rapide des avancées sur [arXiv.org](https://arxiv.org)
 - Plus d'une dizaine de soumission par jour
- Intérêt de l'industrie

Contrastes et particularités par rapport aux approches classiques

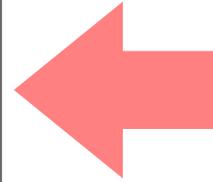
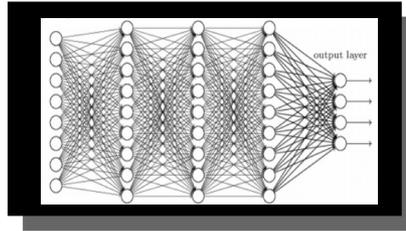
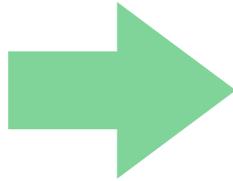
- Fusion entre le modèle, l'algorithme d'apprentissage et le prédicteur.
- La *sur-paramétrisation* du modèle favorise souvent l'apprentissage.
- La *représentation* des données et le prédicteur final sont appris simultanément.
- S'adapte à plusieurs tâches par la conception d'architecture (s'apparente parfois à du «bricolage»).
- Transfert d'apprentissage par «bouturage».

Approche classique: séparation de l'algo et du prédicteur



Phase d'apprentissage

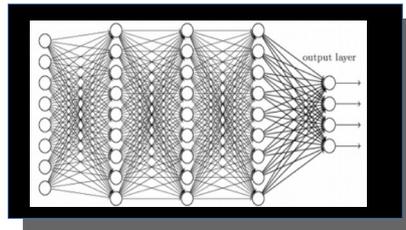
0000000000000000
1111111111111111
2222222222222222
3333333333333333
4444444444444444
5555555555555555
6666666666666666
7777777777777777
8888888888888888
9999999999999999



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

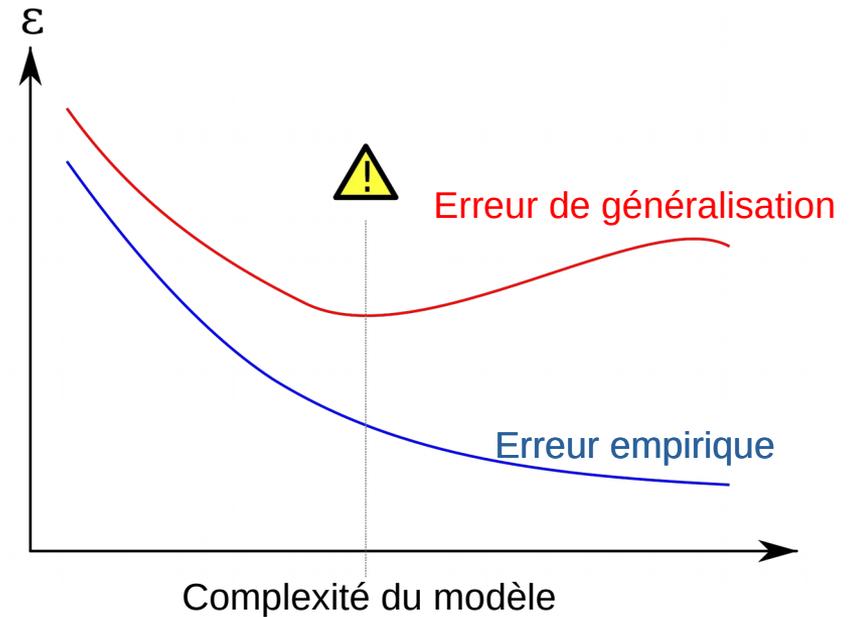
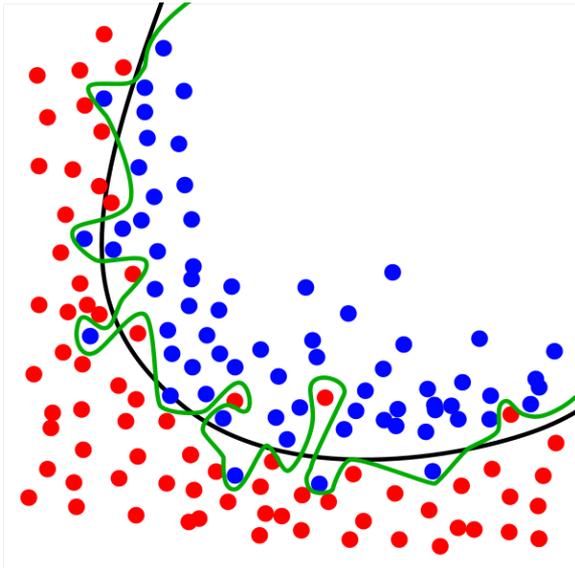
Phase de prédiction

2



« 2 »

Approche classique: limiter la complexité du modèle pour éviter le sur-apprentissage



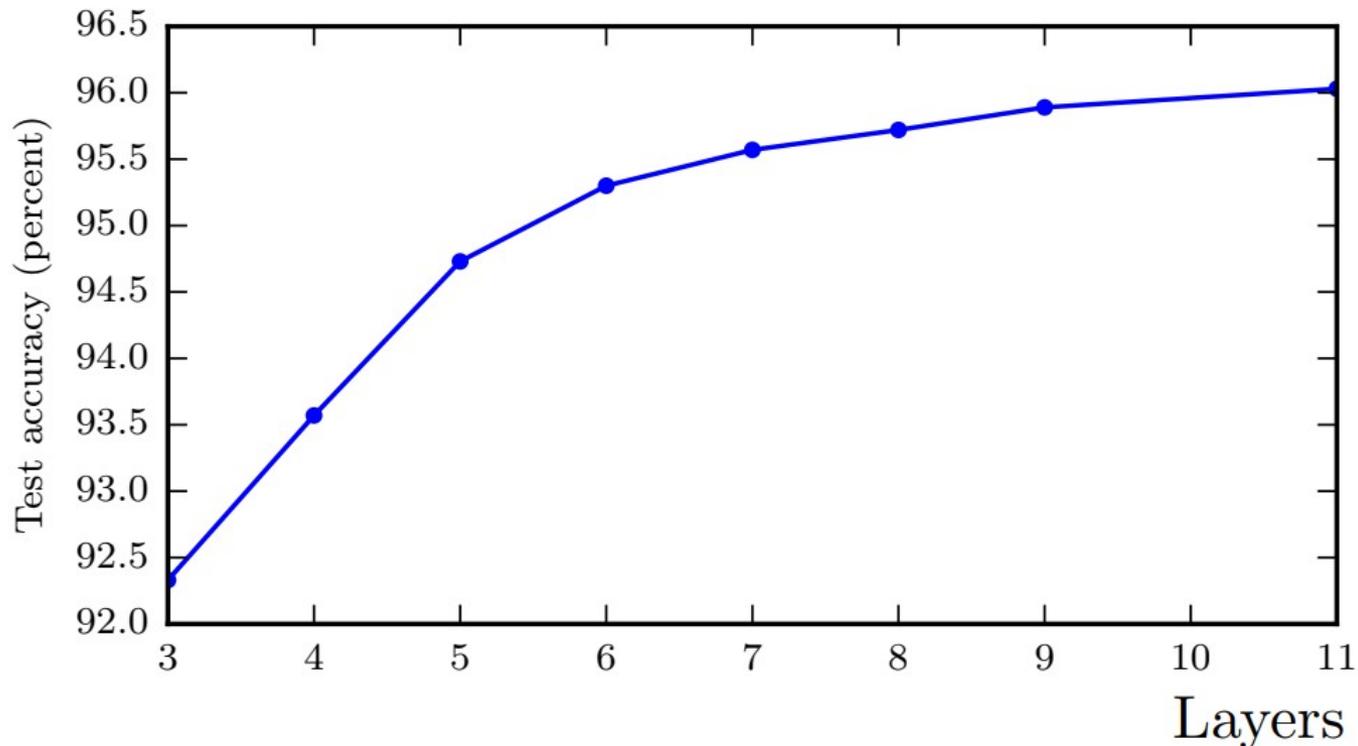
Théorie statistique de l'apprentissage

$$\text{Erreur de généralisation} \leq \text{Erreur empirique} + \frac{1}{\sqrt{n}} \text{Mesure de complexité}$$

(avec grande probabilité)

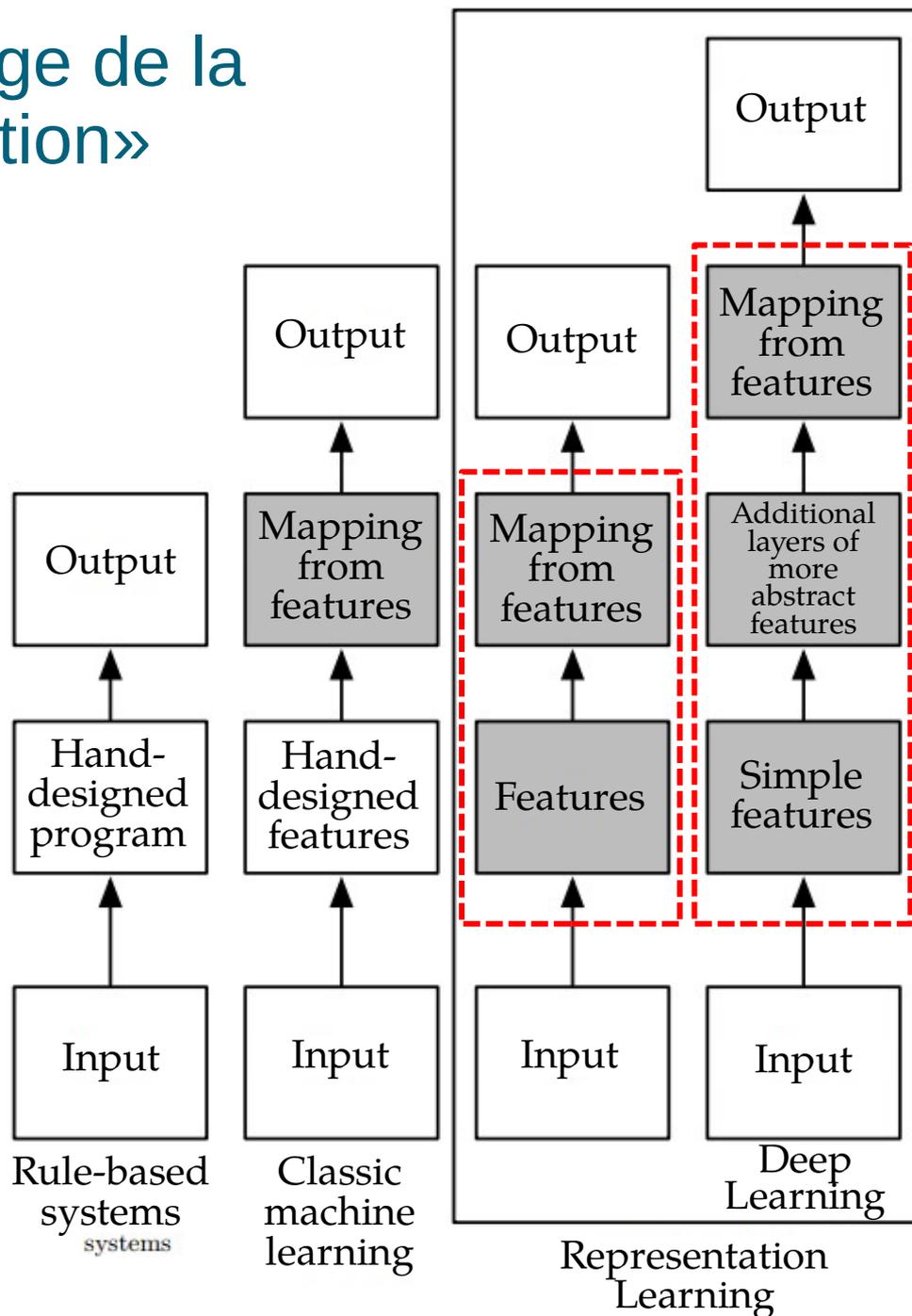
Les réseaux de neurones tendent à mieux généraliser avec un grand nombre de couches cachées

- Street View Home Numbers SVHN



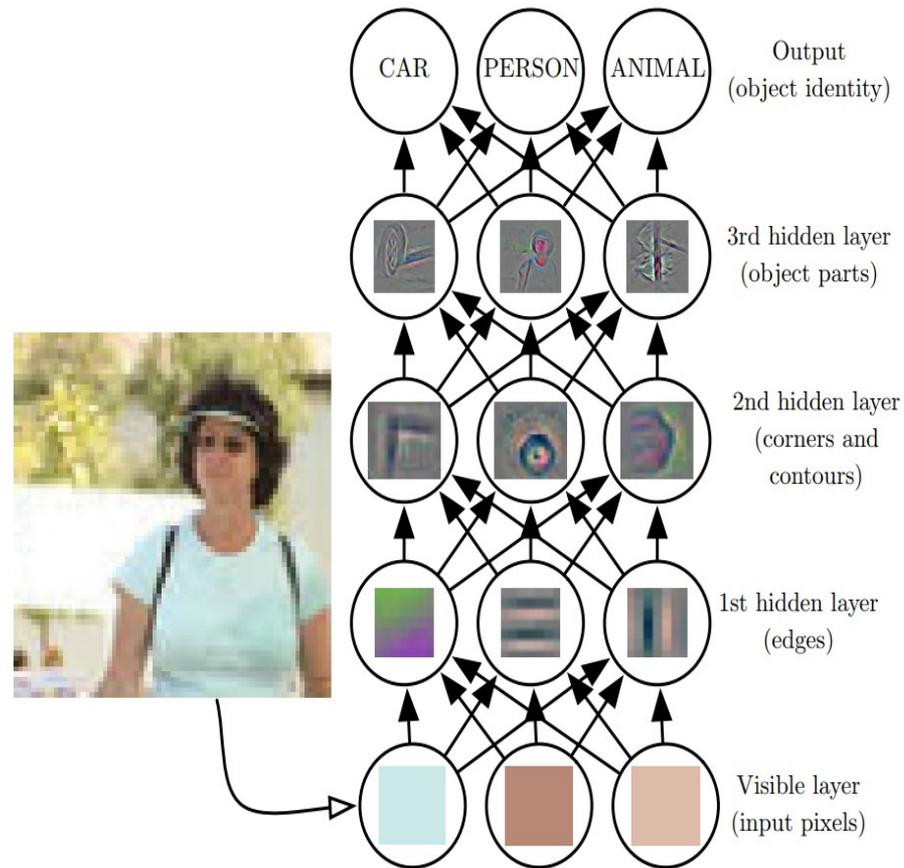
Goodfellow et al., Multi-digit Number Recognition from Street View Imagery using Deep Convolutional Neural Networks, ICLR 2014.

Apprentissage de la «représentation»



Appris
conjointement

Apprentissage de «représentations»



Conception d'«architectures» de réseaux de neurones spécialisées pour chaque problème

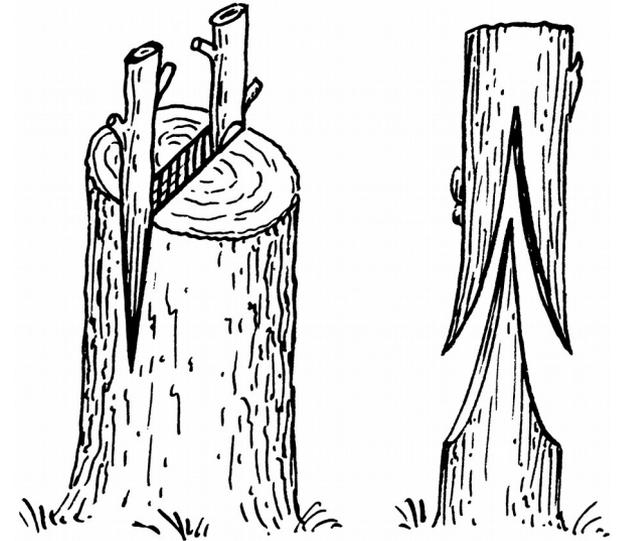
- Façon d'injecter de l'information a priori, via l'architecture (connaissances sur le problème à résoudre)
- Conception modulaire
- Par exemple :
 - CNN (localité dans les images)
 - Maxpooling (invariance à la position)
 - RNN (dépendance temporelle)
 - Softmax (appartenance à une seule classe)
 - ...

Transfert de «représentations»

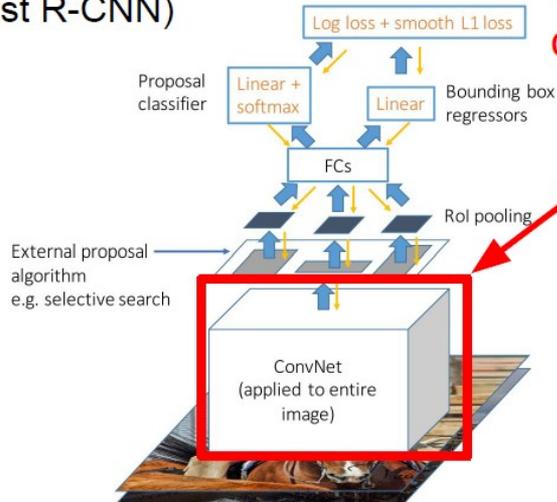
- Les innovations dans les architectures de réseaux faits pour une tâche X ont tendance à aussi aider pour de nombreuses autres tâches

Bouturage

- Combiner des réseaux pré-entraînés sur des tâches différentes

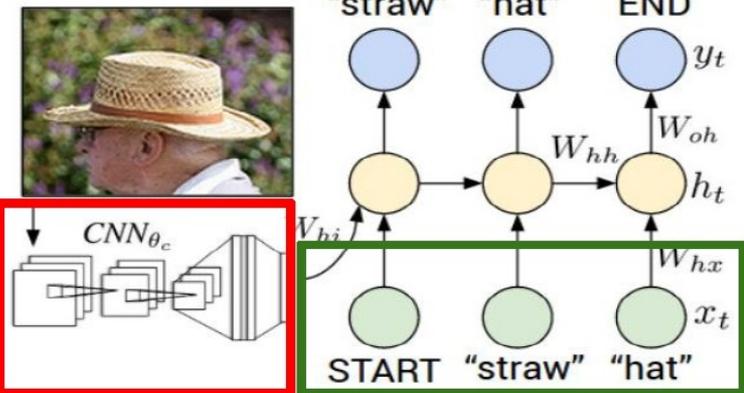


Object Detection
(Fast R-CNN)



CNN pretrained on ImageNet

Image Captioning: CNN + RNN



Word vectors pretrained with word2vec

En terminant...

- Le domaine progresse très rapidement !
- **Forces actuelles des réseaux de neurones :**
 - Succès empiriques impressionnants
(images, vidéos, reconnaissance de la parole, traduction, ...)
 - Flexibilité
 - Permet le transfert d'une tâche à une autre («bouturage»)
- **Faiblesses actuelles des réseaux de neurones :**
 - Requièrent de grandes bases d'apprentissage
 - Difficilement interprétables
 - Peu de garanties
 - Demande parfois un certain «bricolage»

Démo

Epoch: 000,060 | Learning rate: 0.03 | Activation: ReLU | Regularization: None | Regularization rate: 0 | Problem type: Classification

DATA
Which dataset do you want to use?
Ratio of training to test data: 50%
Noise: 0
Batch size: 10
REGENERATE

FEATURES
Which properties do you want to feed in?
 X^1
 X^2
 X^{12}
 X^{22}
 $X^1 X^2$
 $\sin(X^1)$
 $\sin(X^2)$

3 HIDDEN LAYERS
3 neurons | 2 neurons | 2 neurons
The outputs are mixed with varying weights, shown by the thickness of the lines.
This is the output from one neuron. Hover to see it larger.

OUTPUT
Test loss 0.009
Training loss 0.007
Colors shows data, neuron and weight values.
 Show test data Discretize output

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