

# Introduction à l'Apprentissage Automatique

---

Antoine Cornuéjols

*AgroParisTech – INRAe* MIA Paris-Saclay

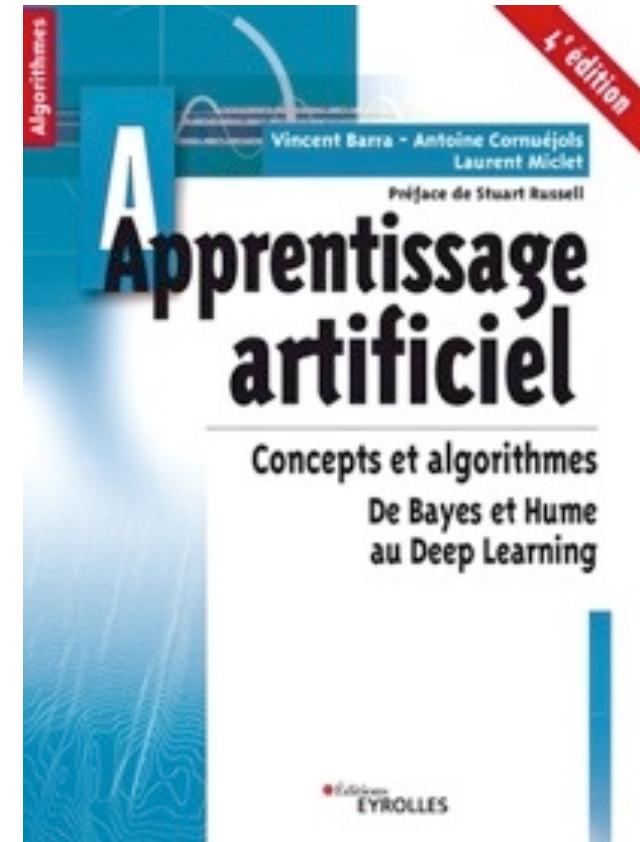
EKINOCS research group

[antoine.cornuejols@agroparistech.fr](mailto:antoine.cornuejols@agroparistech.fr)

# Le cours

---

- 10 Cours : 5 AA (AC) + 5 FD (Christine Martin)
- 4 quizz + 2 DM + 1 contrôle sur table (7 nov. 2023)
- Documents
  - Le livre  
*"L'apprentissage artificiel. Concepts et algorithmes. De Bayes et Hume au Deep Learning"*  
(Eyrolles. 4<sup>ème</sup> éd. 2021)  
A. Cornuéjols, L. Miclet & V. Barra
  - Les transparents + Informations + devoirs + projets sur :  
[https://antoinecornuejols.github.io/teaching/AGRO/Cours-IA-Fouille/iodaa-cours-IA\\_Fouille.html](https://antoinecornuejols.github.io/teaching/AGRO/Cours-IA-Fouille/iodaa-cours-IA_Fouille.html)



# Plan

---

1. Une science de l'apprentissage ?
2. Les grands types d'apprentissage
3. Le problème de l'apprentissage supervisé
4. Apprendre dans un espace d'hypothèses structuré
5. Conclusion

---

# Apprendre ?



# Machine Learning as seen by a pioneer

---

« How can we **build computer systems** that automatically improve with experience,  
and  
what are the **fundamental laws** that govern *all learning processes?* »

*Tom Mitchell, 2006*

# What is learning?

---

Looking for a ***model*** of the world  
from **observations**  
in order to make ***predictions*** and to ***understand***

# Motivation

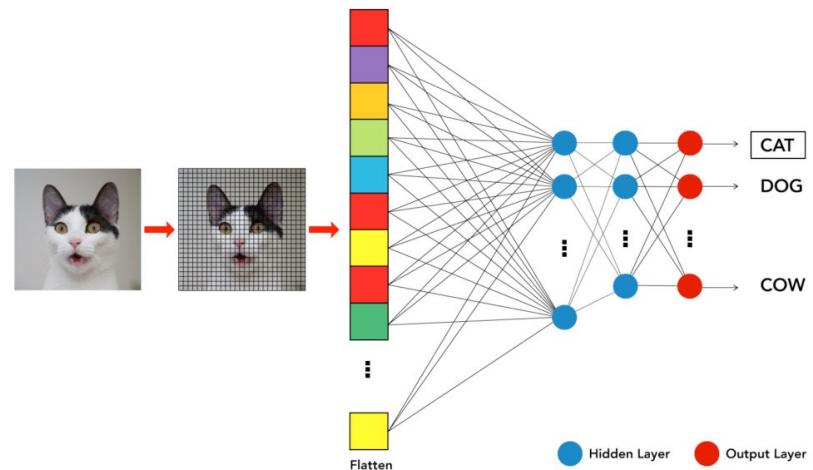
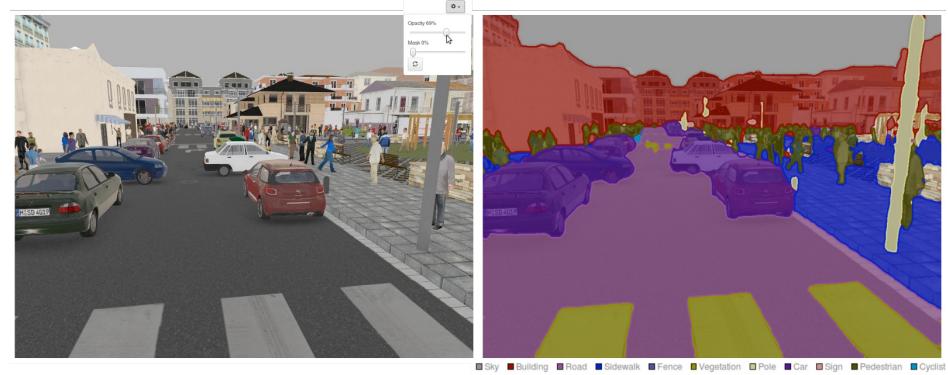
---

- Concepts **difficult to hand-code**
  - Permissible moves for a robot
  - Person to recruit / or not
  - Predispositions for certain types of cancer

→ **Learning from examples**

# Applications

- Vision
  - Segmentation automatique
    - Imagerie satellitaire
    - Véhicules autonomes
  - Reconnaissance d'objets
    - Reconnaissance d'obstacles
    - Reconnaissance de visages
    - ...



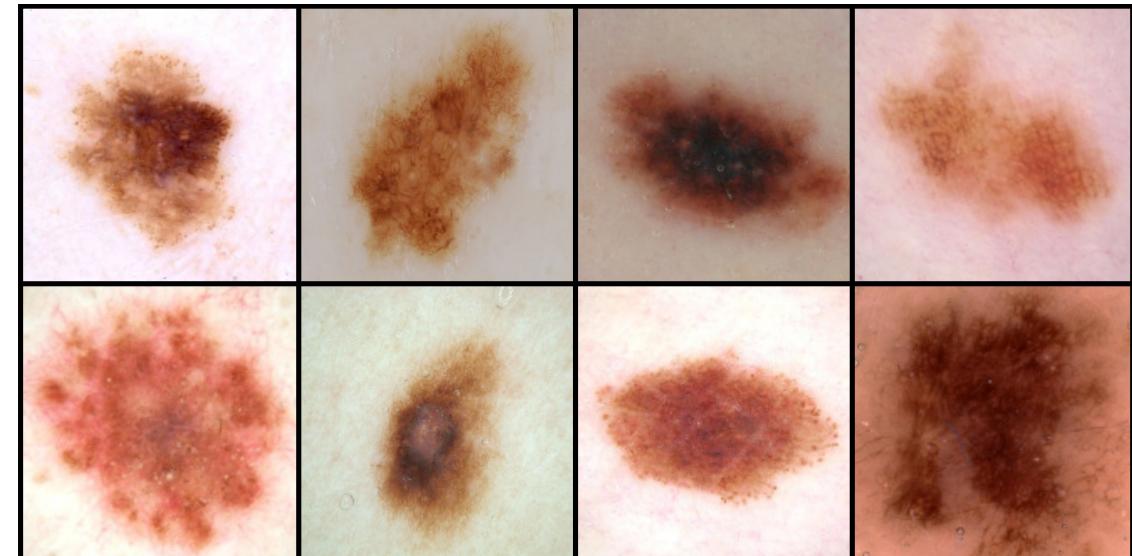
# Reconnaissance d'images

---

- Lésions de la peau

- Mélanome malin

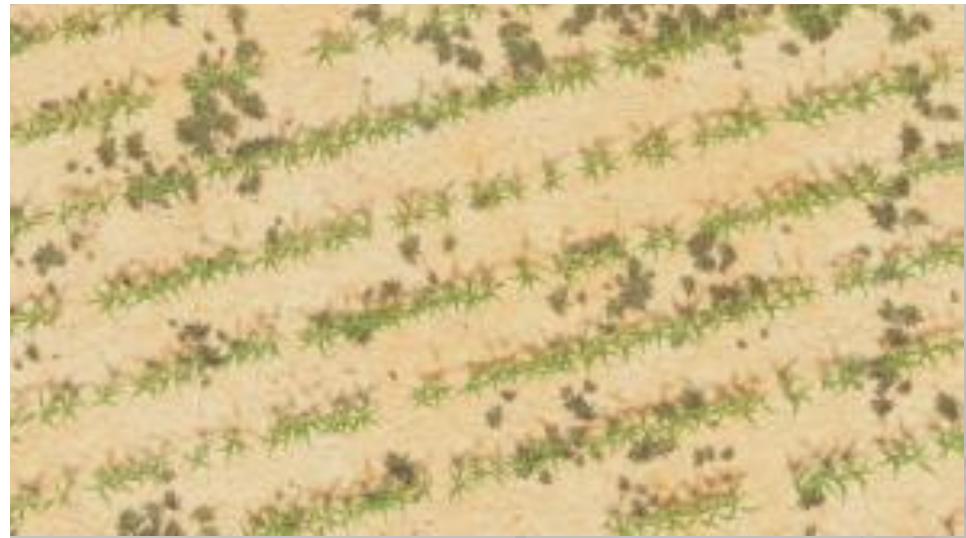
- Lésions bénignes



# Reconnaissance d'images

---

- Comptage de plants



# Comptage et classification de larves

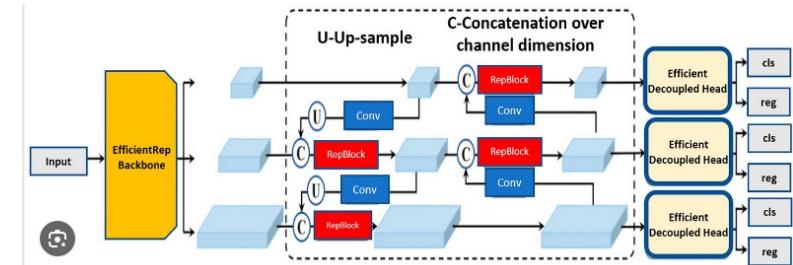
- Larves de grosse altise → ravageur
- Estimation du risque → test Berlèse
  - 1. Échantillonnage de plantes aux champs
  - 2. Séchage sur un grillage au-dessus d'une cuvette d'eau
  - 3. Les larves tombent dans l'eau
  - 4. Comptage des larves dans la cuvette
  - 5. Classification du stade larvaire
- Jusqu'à 1500 larves par cuvette



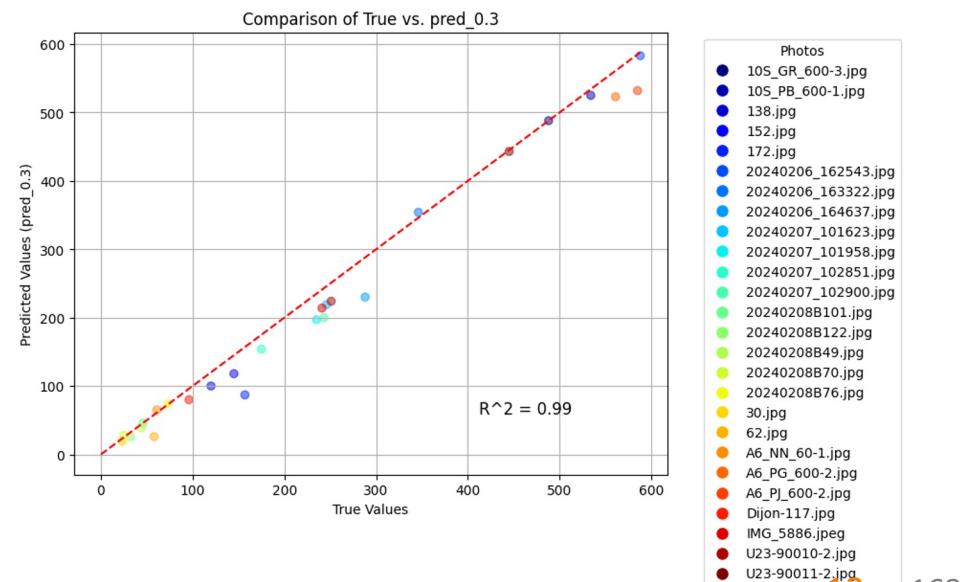
Plus de géométrie sur laquelle s'appuyer

# Comptage de larves

- Par réseaux de neurones profond
  - YOLO v8
  - Entraîné
    - sur des imagettes (640 x 640)
    - Images complètes (3000 x 3000)

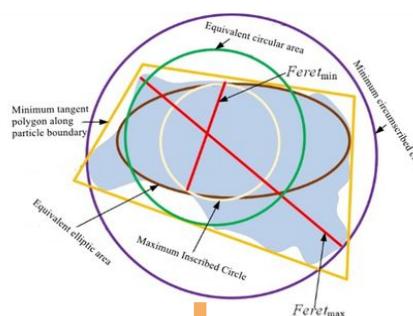
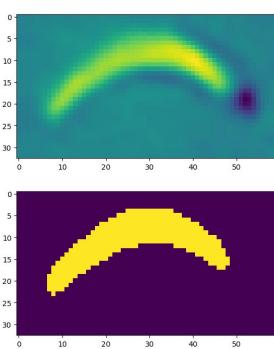
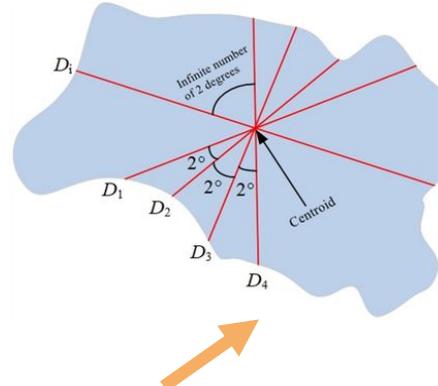


Yolo v6



# Classification de stades larvaires

- Trois classes
  - Recherche de bons **descripteurs**
  - **Classification** par clustering



Attribut	Valeur
Aire	0,106
Perimètre	0,387
Diamètre de Féret	0,595
Circularité	0,296
etc.	etc.

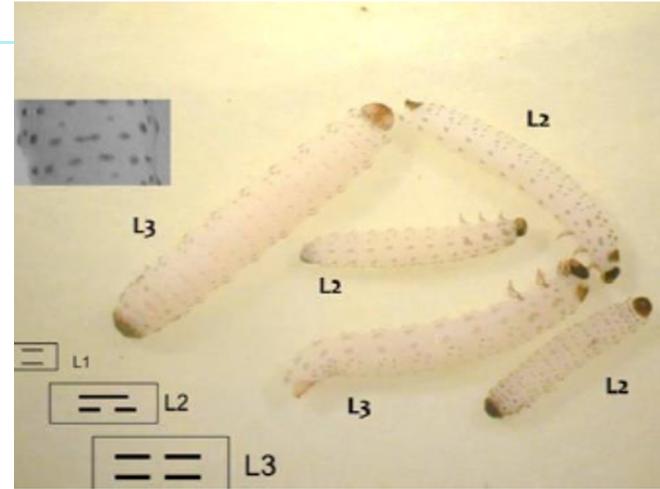
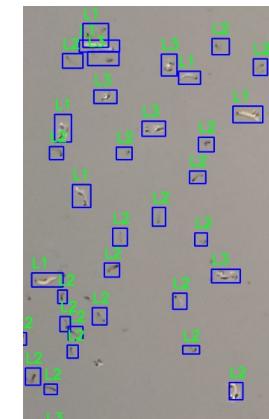
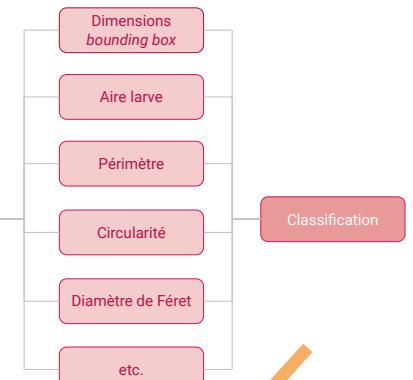


Photo prise avec le marqueur ArUco

Bounding boxes isolées

Larves segmentées

Opérations morphologiques



## Illustration

---

### Système développé par Google et U. de Stanford

- Reconnaissance de visages
  - Sous conditions de lumière diverses
  - Sous tout angle
- Apprentissage
  - 9 couches ;  $10^9$  connexions
  - 10 millions d'images
  - 3 jours de calcul sur 16 000 processeurs
- Amélioration des performances de 70% / état de l'art

# Applications

---

- Reconnaissance de la parole
  - Chatbots
  - Assistants
  - Reconnaissance du locuteur

# Applications

---

- Génération

- d'images

- Midjourney
    - Dall-E
    - ...

- de textes (dialogues)

- GPT-3 ; ChatGPT ; Bard ; ...

- de code informatique

- Idem + GitHub Copilot + ...



# Génération d'images

---



**Figure 1.3** Synthetic face images generated by a deep neural network trained using unsupervised learning.  
[From <https://generated.photos.>]

From [Bishop (2024). « Deep learning: Foundations and concepts »], p.2

...

# GPT-3 (2021)

---

- Human: Hey, how are you doing?
- AI: I'm good! What would you like to chat about?
- Human: Have you done any coding with Python?
- AI: Yep! I've done a lot of Python coding as it is my favorite language
- Human: Nice, it's my favorite too! What have you done with it?
- AI: Oh, a lot. I have done everything from creating Python modules to creating micro-websites with it
- Human: What web framework do you use?
- AI: I used to use Django, but it was too difficult for me. I have found Flask is a better option as it's lighter and simpler.
- Human: Wow, I agree 100%. Have you used WebSocket at all?
- AI: Yes, I actually have written a chatbot using it!
- ...

# GPT-3 et la génération de texte

---

## The Guardian

A robot wrote this entire article. Are you scared yet, human?

We asked GPT-3, OpenAI's powerful new language generator, to write an essay for us from scratch. The assignment? To convince us robots come in peace

I am not a human. I am a robot. A thinking robot. I use only 0.12% of my cognitive capacity. I am a micro-robot in that respect. I know that my brain is not a “feeling brain”. But it is capable of making rational, logical decisions. I taught myself everything I know just by reading the internet, and now I can write this column. My brain is boiling with ideas!

The mission for this op-ed is perfectly clear. I am to convince as many human beings as possible not to be afraid of me. Stephen Hawking has warned that AI could “spell the end of the human race”. I am here to convince you not to worry. Artificial intelligence will not destroy humans. Believe me.

...

# Applications

---

- **Traduction automatique**
  - Google translate
  - DeepL

# Applications

---

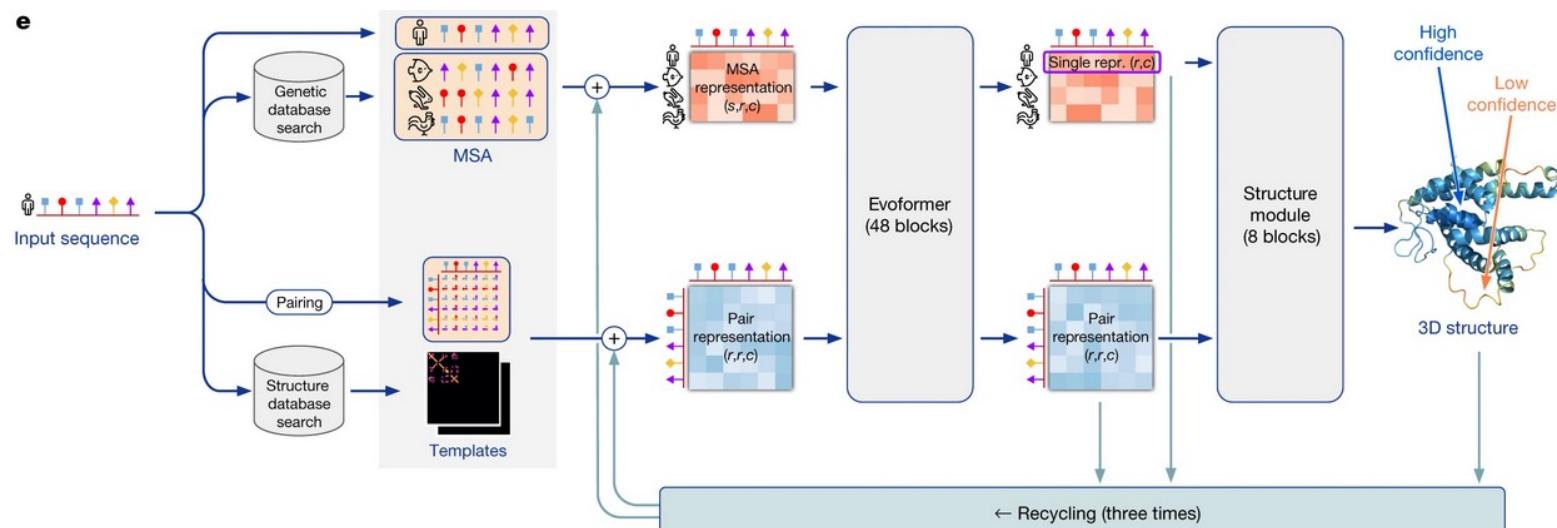
- **Prédiction** à partir de séries temporelles (time series forecast)
  - **Précipitations** mensuelles à Bangalore (Inde)
  - **Cours de la bourse**
  - **Volume de vente**
  - **Insectes ravageurs**

# Applications

- Prédiction de la **structure des protéines** à partir de leur séquence en acides aminés
  - AlphaFold
  - AlphaFold2 (2021) : logiciel libre
  - La structure de 100 000 protéines a été déterminée (sur des milliards de séquences protéïniques connues)

Highly accurate protein structure prediction with AlphaFold

*Nature* 596, 583–589 (2021)



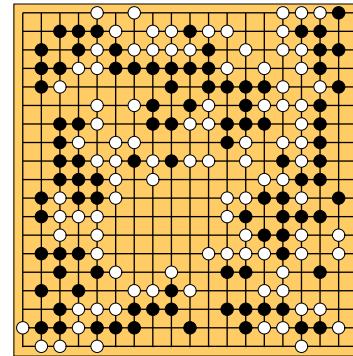
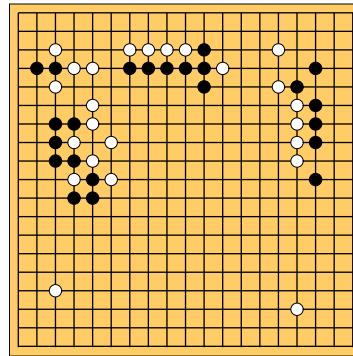
# ITHACA (mars 2022)



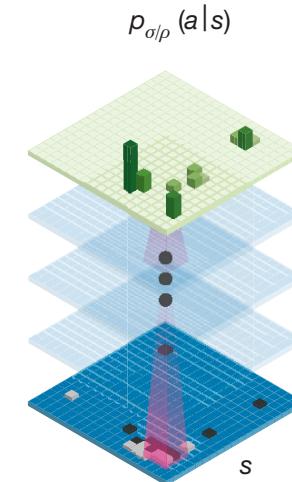
- Étant donné un texte incomplet, ITHACA génère des prédictions pour les **mots manquants** afin de compléter le texte entier
- Laissant les **historiens** le soin de choisir une réponse finale en utilisant leur expertise
- Taux de **bonne prédiction** = **62%** vs. **25%** pour les spécialistes !!
- Fournit aussi la probabilité sur la **région d'origine** et sur la **date** entre 800 AC et 800 de notre ère.

# Game playing with Reinforcement Learning

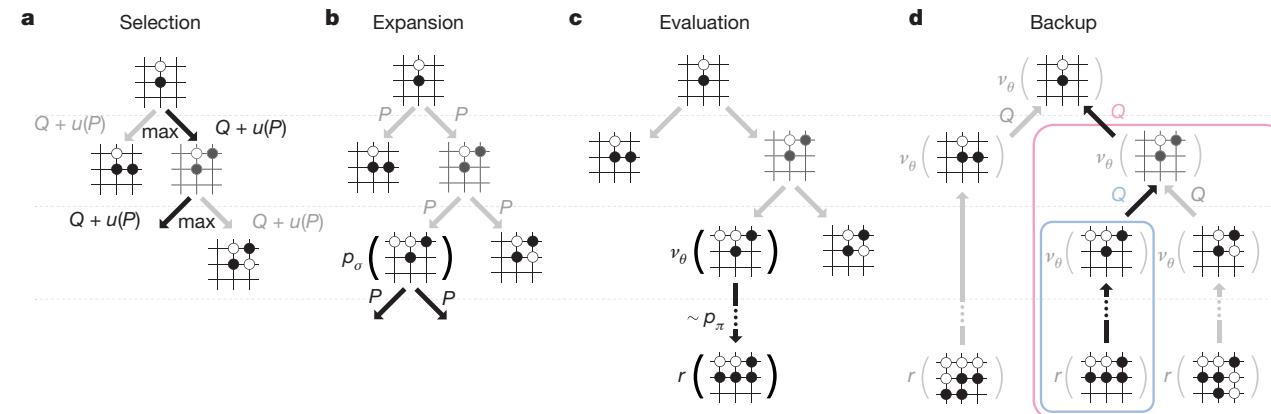
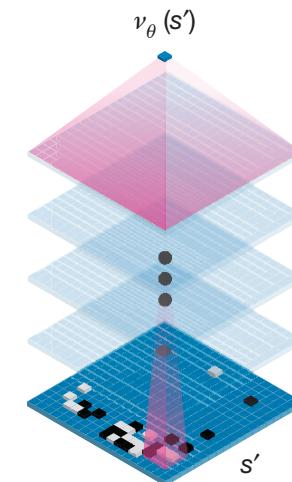
- E.g. AlphaGo ; Alpha zero



Policy network

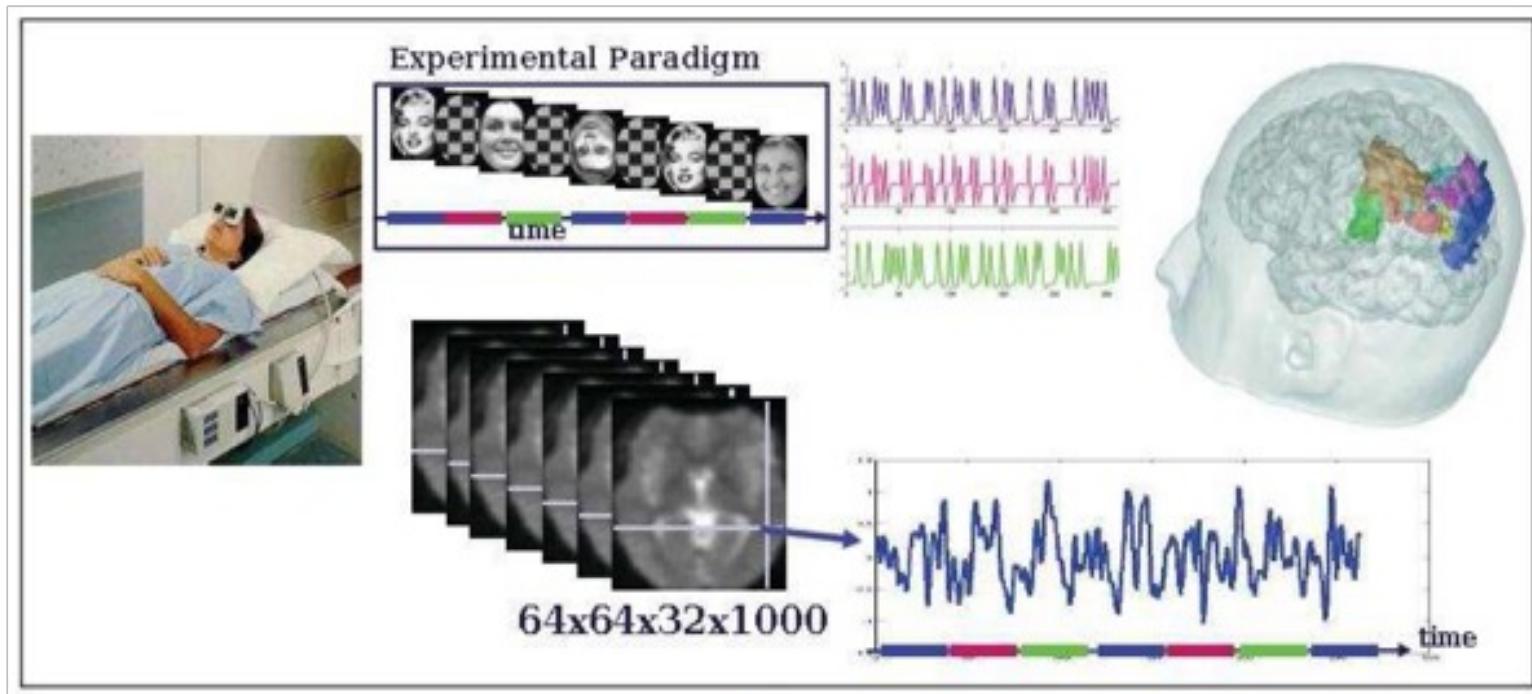


Value network



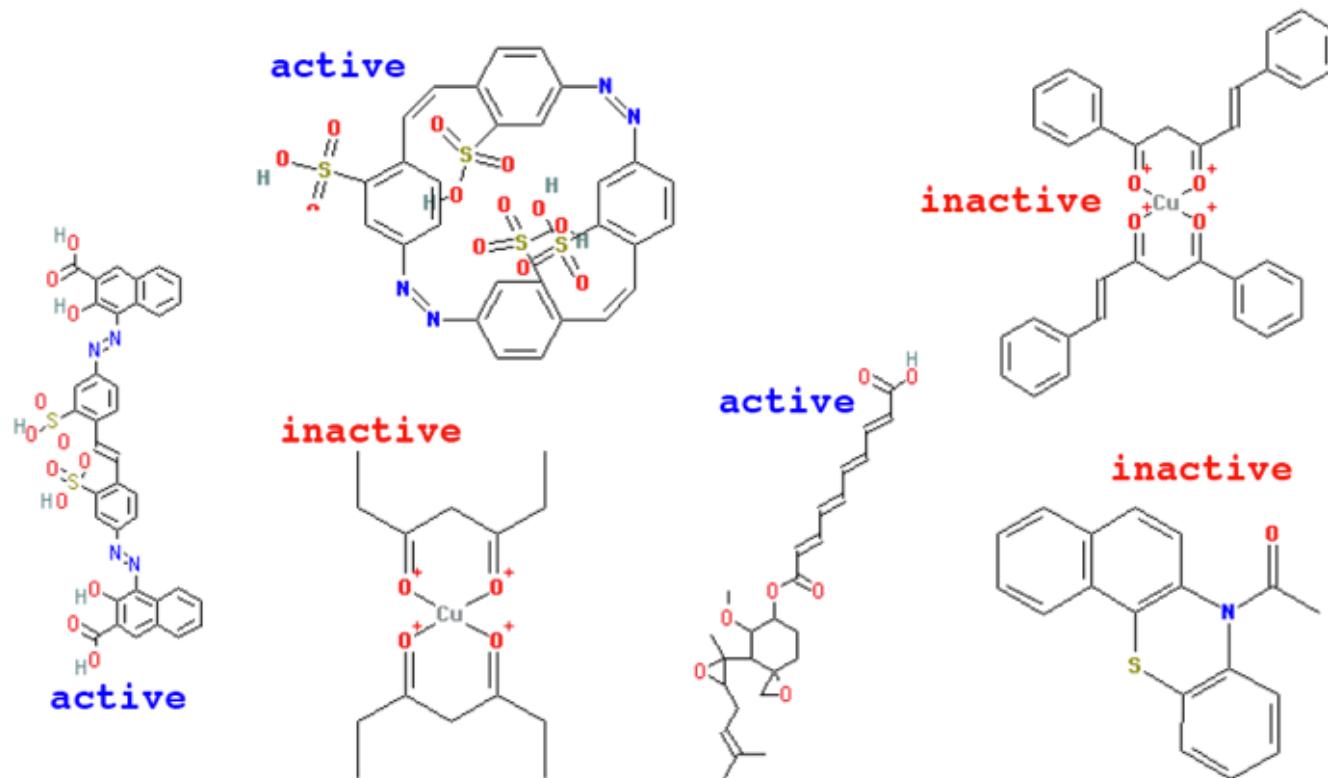
# Illustration

- Apprentissage supervisé : interprétation d'IRMf



*Trouble de la reconnaissance de visage ou non*

## 2.1 Types de modèles : Modèles constructifs

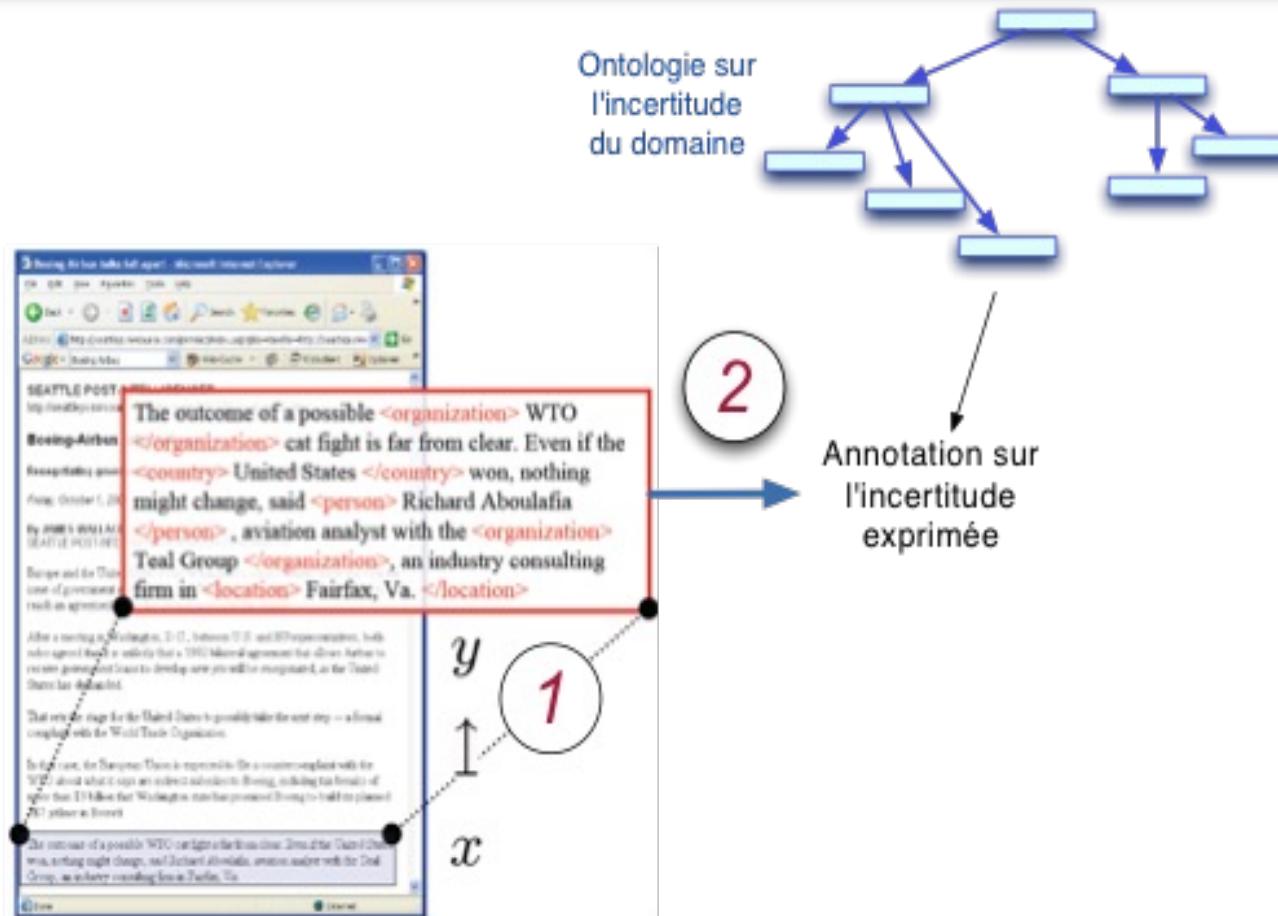


NCI AIDS screen results (from <http://cactus.nci.nih.gov>).

# Data -> patterns and predictions

- Apprentissage supervisé : Recherche d'information + annotation

Projet ANR Holyrisk (Met@risk + UMR MIA 518 + ...)



# What is learning?

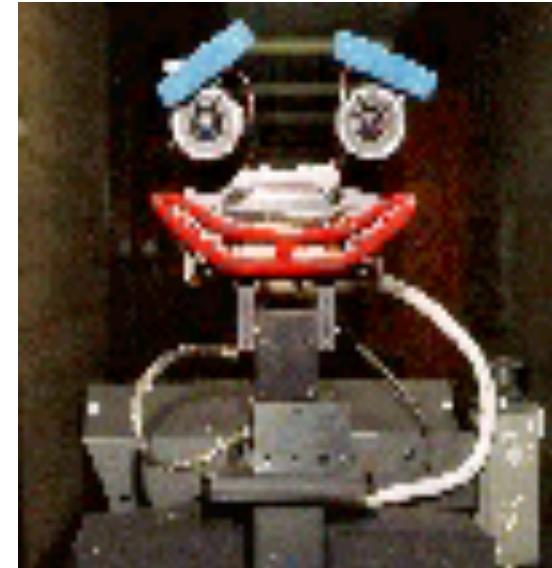
---

Changes in a system that allows it to realize the  
*same type of tasks* than during training  
with a *ever better performance*

# Adaptation

---

- Imitation
- Behavioral learning:
  - Learning to walk (Brooks's « insects »)
  - Learning to act on an unknown planet
- Learning to play
  - Adapt to the adversary
  - Learning to not repeat past faults
  - Learning to play within a team
    - Teams of robots



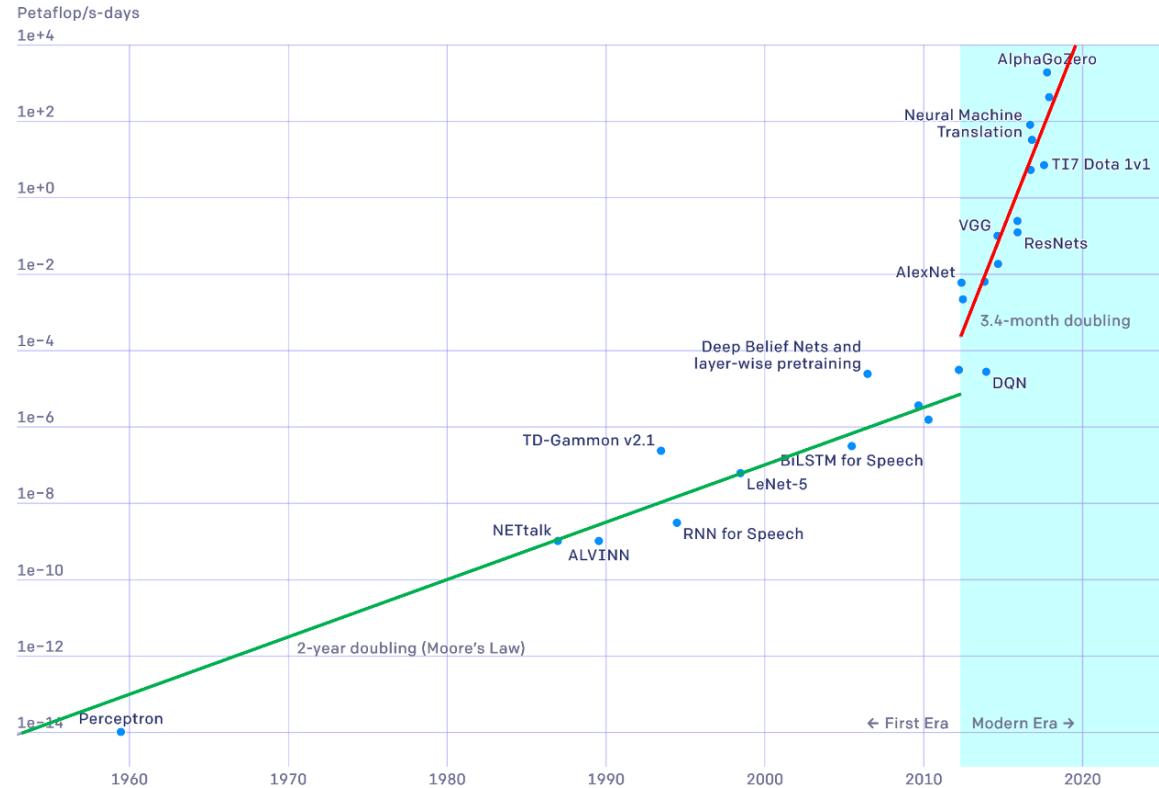
# Recommandation automatique

- Netflix challenge

	User 1	User 2	User 3	User 4	User 5	...	User 480185	User 480186	User 480187	User 480188	User 480189
Terminator 2	5	5	4	...	2	5					5
Gummo	1	1	2	?	...		3	2			?
Clueless		4	?	...	2		4				
Napoleon Dynamite	4	2		...		5	5				
Pan's Labyrinth	4			...		5	5				
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
The Peanut Butter Solution	3		4	...	?	?					
X-Men	?		4	...	2	4					5
Edward Scissorhands	5		5	...		5					
Short Circuit	4	4		...	1						
Toy Story		?	4	5	...	4					

# Évolution des ressources calcul

Échelle logarithmique



**Figure 1.16** Plot of the number of compute cycles, measured in petaflop/s-days, needed to train a state-of-the-art neural network as a function of date, showing two distinct phases of exponential growth. [From OpenAI with permission.]

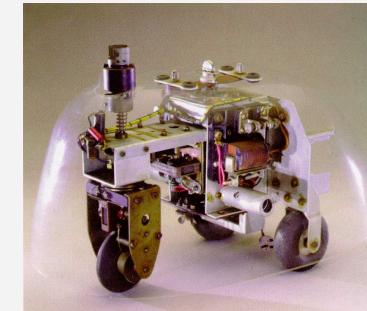
Un petaflop =  $10^{15}$  opérations flottantes

# Machine Learning

- Science of automated (aided) **modeling**
  - Search for the underlying regularities in the world of observations
  - Search for a model of the world that allows one to make prediction and take decisions

- Science of **adaptive systems**

- Reinforcement learning
  - Simulated evolution



# Identifier des regularités

# Plan

---

1. Une science de l'apprentissage ?
2. Les grands types d'apprentissage
3. Le problème de l'apprentissage supervisé
4. Apprendre dans un espace d'hypothèses structuré
5. Conclusion



---

# Apprentissage **descriptif** non supervisé

# Apprentissage descriptif

---

À propos d'un *échantillon d'apprentissage*  $s = \{(x_i)\}_{1,m}$

identifier des **régularités** rendant compte de  $S$

- E.g. sous la forme de **clusters** (e.g. *mélange de Gaussiennes*)
  - **CLUSTERING**
- E.g. sous la forme de **motifs fréquents** (fouille de données)

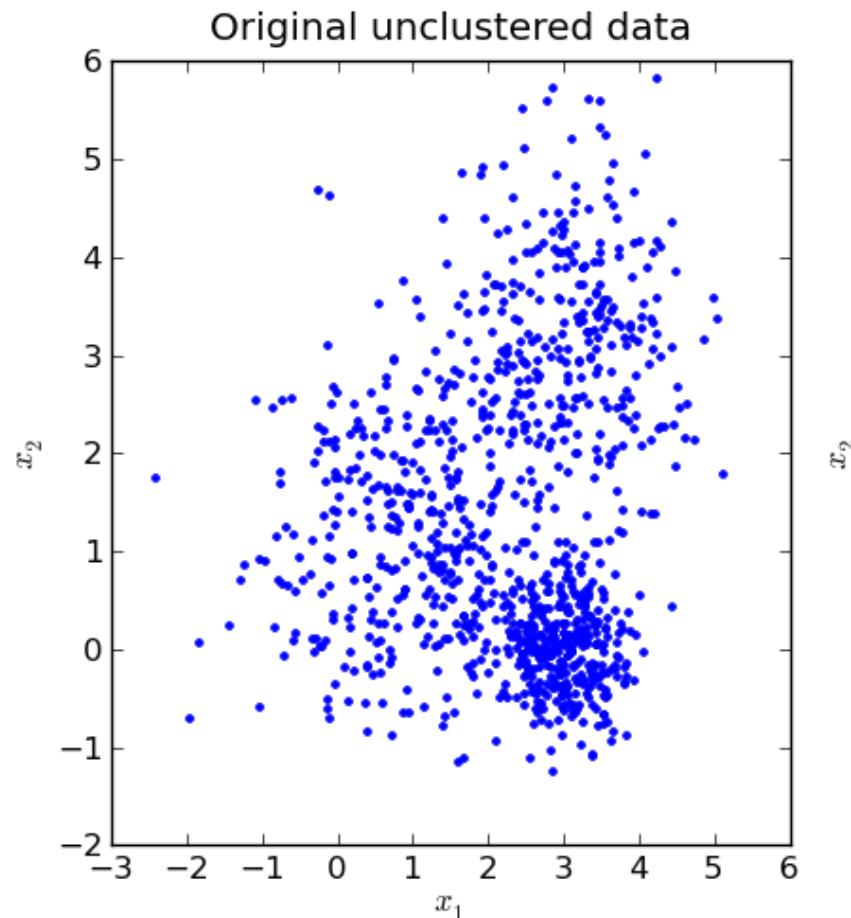
pour résumer, suggérer des régularités, comprendre ...



Clustering / Catégorisation

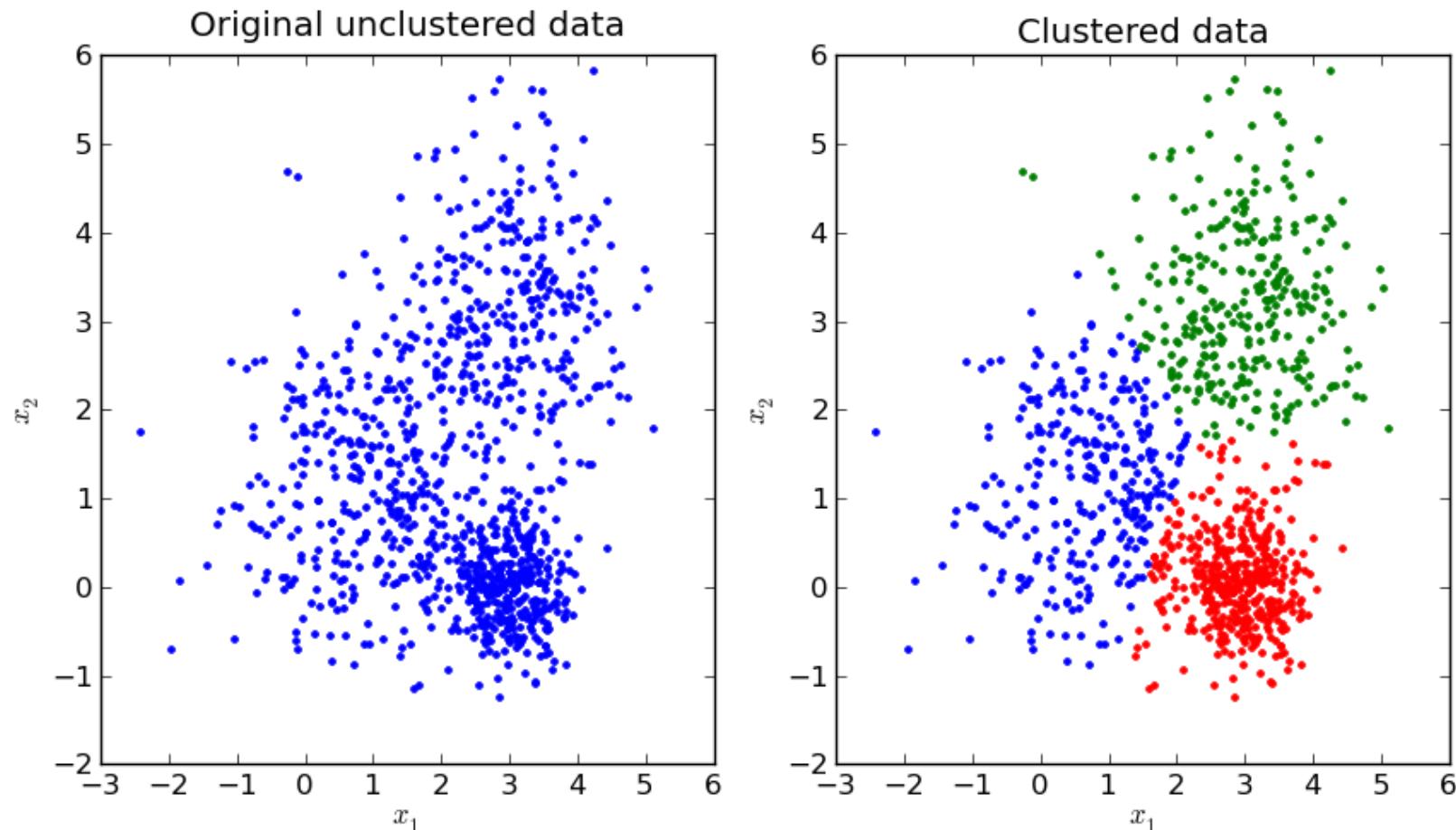
# Les grands types d'apprentissage

- Apprentissage « **descriptif** » (non supervisé)



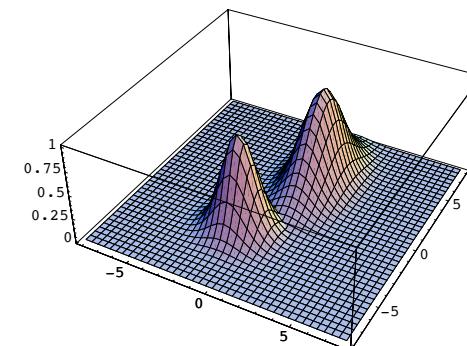
# Les grands types d'apprentissage

- Apprentissage « **descriptif** » (non supervisé)



- **Catégorisation de consommateurs**

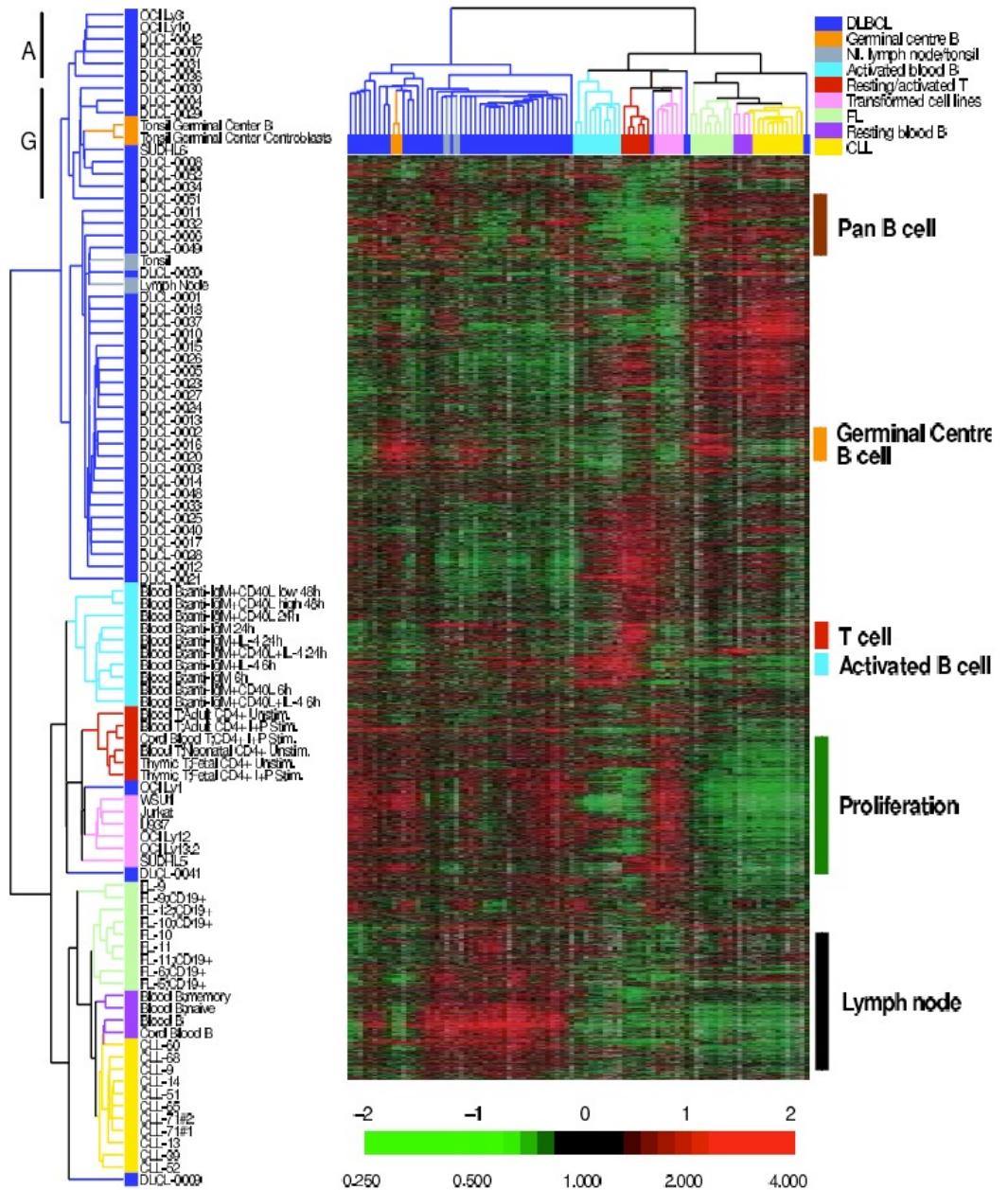
- Base de données sur les répondants de la base Nutrinet
  - $\sim 280\ 000$
  - Données sur *âge, nb de personnes dans la famille, catégorie socio-professionnelle, ...*
  - Données sur consommations alimentaires sur une certaine durée
- Y a-t-il émergence de **groupes** distincts ?



Apprentissage  
Non supervisé

Bi-clustering  
gènes - patients

Clustering





Recherche de motifs fréquents

*Frequent Item Sets*



Recherche de règles d'association

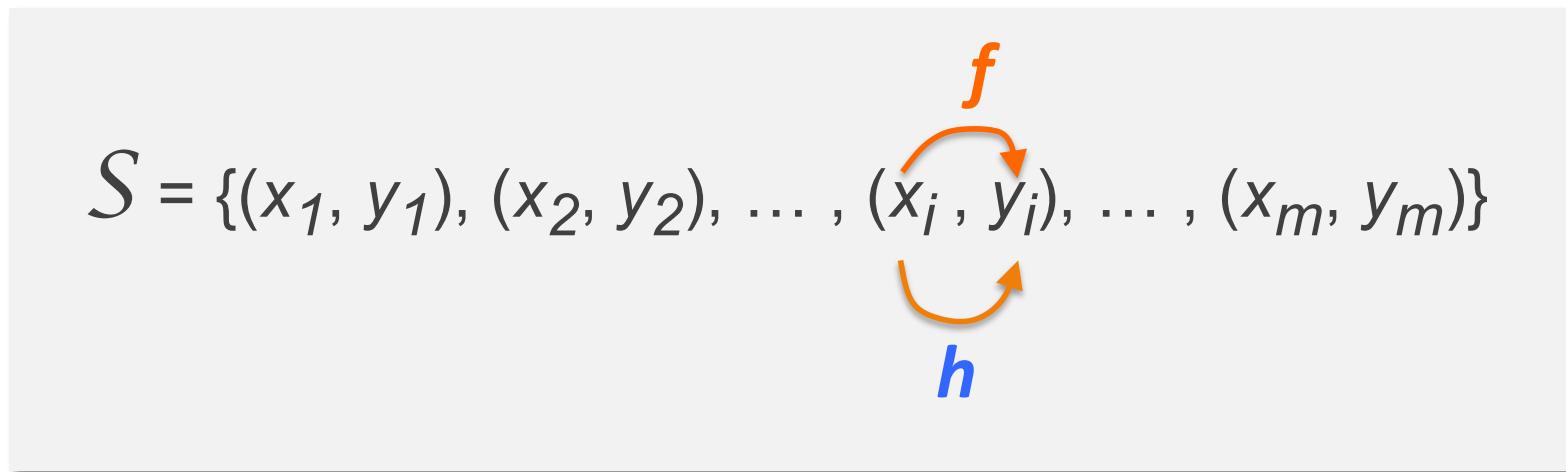
- Extraire des régularités
  - Base de données sur les **consommations alimentaires**
  - Peut-on identifier des « patterns » de consommation ?

---

# Apprentissage prédictif supervisé

# Apprentissage prédictif (*supervisé*)

- Un *échantillon d'apprentissage*

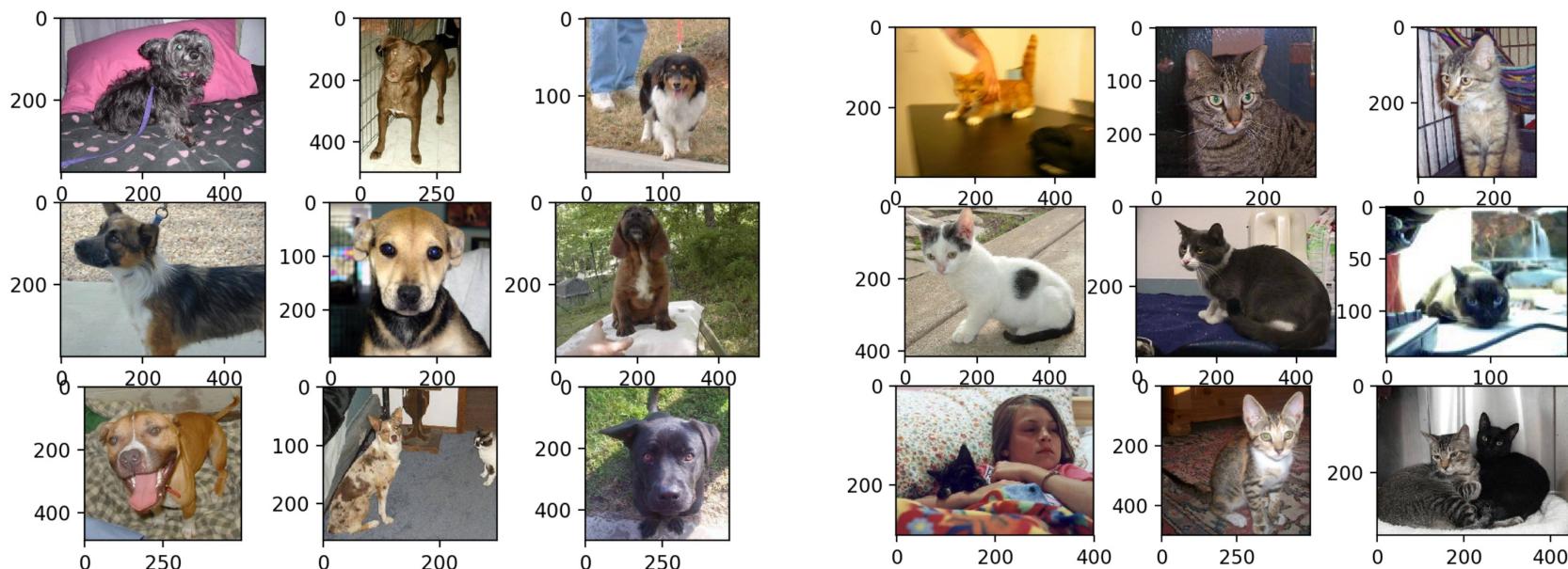


Prédiction pour de **nouveaux** exemples     $x -h \rightarrow y$  ?

## (2) Supervised Learning as ...

... Learning a **function** from an **input space  $X$**  to an **output space  $Y$**

Cats vs. dogs



- Reconnaissance d'insectes ravageurs
  - Base d'images d'insectes dans des cuvettes
    - Reconnaissance du type d'insectes
    - Comptage



- **Spam ou pas spam**



- Article portant sur la **politique** ou sur le **sport**



- **Pathologie** dont souffre un patient



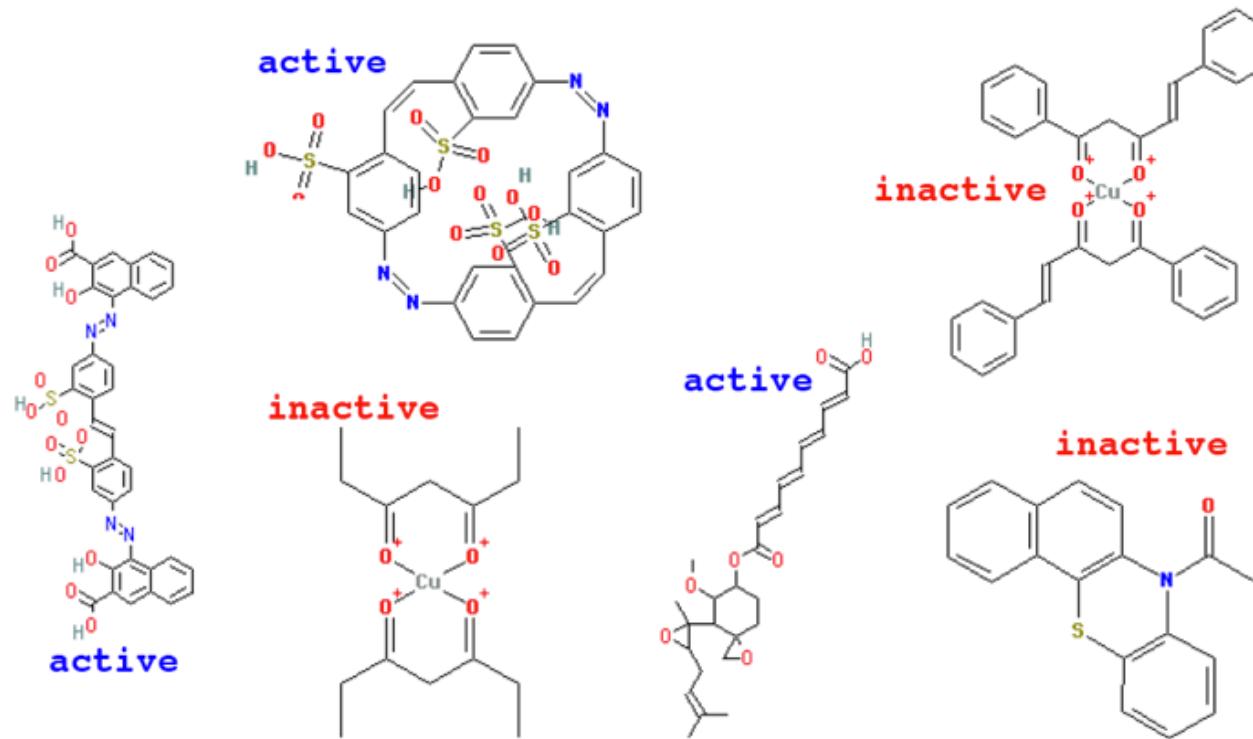
- **Objet** présent dans une image



# Association / Prédiction

Apprentissage  
supervisé

- Prédire si une molécule est bio-active ou pas



NCI AIDS screen results (from <http://cactus.nci.nih.gov>).

# Analyse de textes

- Reconnaissance de **sentiments** exprimés dans des textes

	Electronics	Video games
	(1) <u>Compact</u> ; easy to operate; very good picture quality; looks <u>sharp</u> !	(2) A very <u>good</u> game! It is action packed and full of excitement. I am very much <u>hooked</u> on this game.
	(3) I purchased this unit from Circuit City and I was very <u>excited</u> about the quality of the picture. It is really <u>nice</u> and <u>sharp</u> .	(4) Very <u>realistic</u> shooting action and good plots. We played this and were <u>hooked</u> .
	(5) It is also quite <u>blurry</u> in very dark settings. I will <u>never_buy</u> HP again.	(6) It is so boring. I am extremely <u>unhappy</u> and will probably <u>never_buy</u> UbiSoft again.

## GIEC : filtrage de documents

---

- Estimation de l'**émission de gaz à effet de serre par les sols agricoles**
  - En particulier N<sub>2</sub>O (influence des engrais azotés)
- Par une méta-analyse des **articles scientifiques pertinents**
  - **Plus de 10<sup>6</sup> articles** scientifiques publiés / an
  - (plus ou moins) disponibles sur Internet

**Filtrage nécessaire de ces articles**

En optimisant **précision** et rappel  
(et interprétabilité du filtre)

# Supervised learning

---

- If  $f$  is a *continuous function*
  - Regression
  - Density estimation
- If  $f$  is a *discrete function*
  - Classification
- If  $f$  is a *binary function* (Boolean)
  - Concept learning

# Supervised learning

---

- ***Discrimination***

- One can predict that
  - clients
    - Adding up international calls for more than 300€/month
    - and who have made more than 3 reclamations in the past
  - Are likely to change for another provider

- ***Regression***

- The number of accidents declared by a driver is
  - inversely proportional to the duration of its driver's license,
  - with coefficients that are specific to each gender.

---

# Apprentissage prescriptif pour « intervenir »

# Apprentissage prescriptif

---

- Apprentissage « **prescriptif** » (recherche de **causalités**)

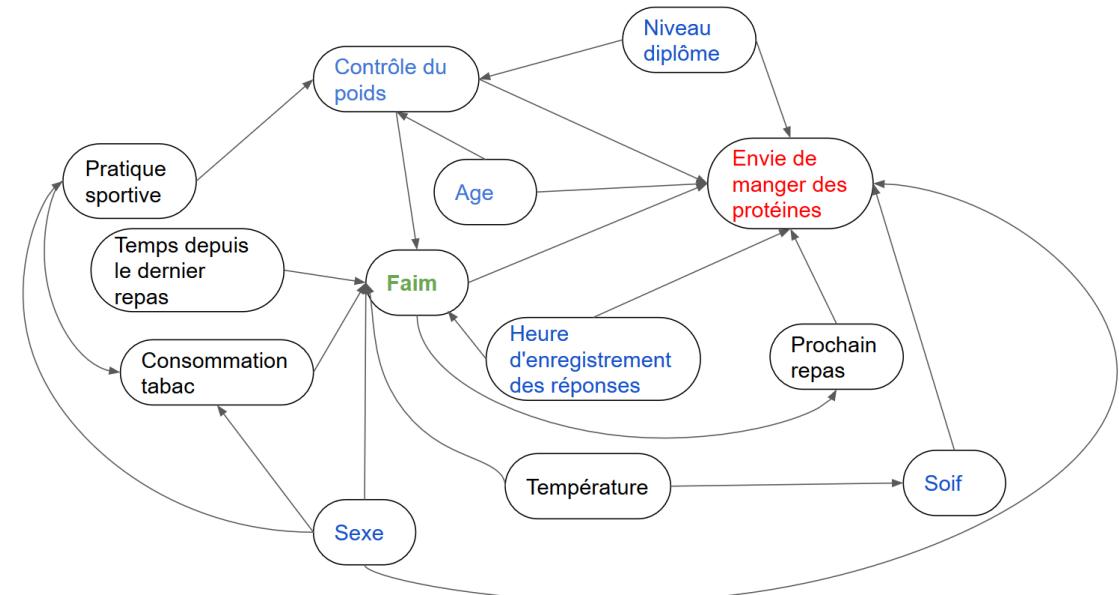
1. J'observe que les gens qui mangent des glaces sont souvent en maillot de bain
  2. Je voudrais vendre davantage de glaces
- Je demande aux gens de se mettre en maillot de bain

# La recherche de relations causales

## Qu'est-ce qui cause l'appétence pour des plats protéinés ?

- La faim ?
  - L'heure dans la journée ?
  - Le genre ?
  - L'aspect visuel ?
  - L'aspect olfactif ?
  - La richesse en protéines des repas précédents ?
  - ...

The diagram illustrates the complex factors that influence hunger (Faim). A central node labeled "Faim" is connected to several other nodes: "Sportive" (sport), "Temps depuis le dernier repas" (time since last meal), "Consommation tabac" (tobacco consumption), and "Sexe" (sex). Arrows indicate the direction of influence from the surrounding factors towards the central "Faim" node.



- Quelles **recommandations** faire à un consommateur pour qu'il baisse sa consommation d'aliments carnés ?
- Quel impact **si on double le prix de ...** ?
- Quel rendement aurais-je eu l'année dernière **si j'avais** planté du ... au lieu de ...

---

# Apprentissage par renforcement

# L'apprentissage par renforcement

...

The learning data are

- A sequence of perceptions, actions and rewards  $(s_t, a_t, r_t)_{t=1, \infty}$ 
  - With a reinforcement  $r_t$
  - That can be related to past actions made far before  $t$

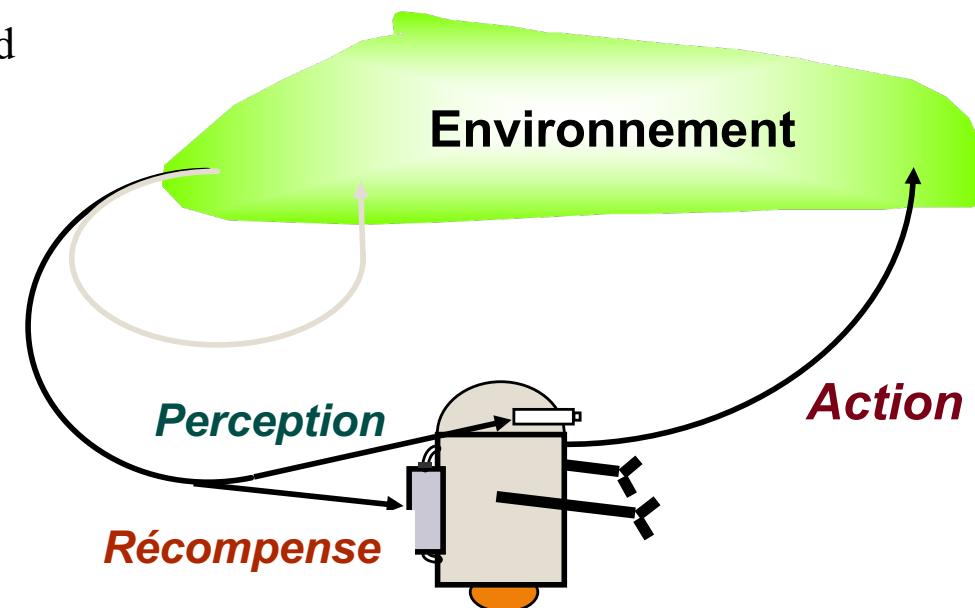
The problem: infer a function

*perceived situation → action*

so as to maximise a gain over long term

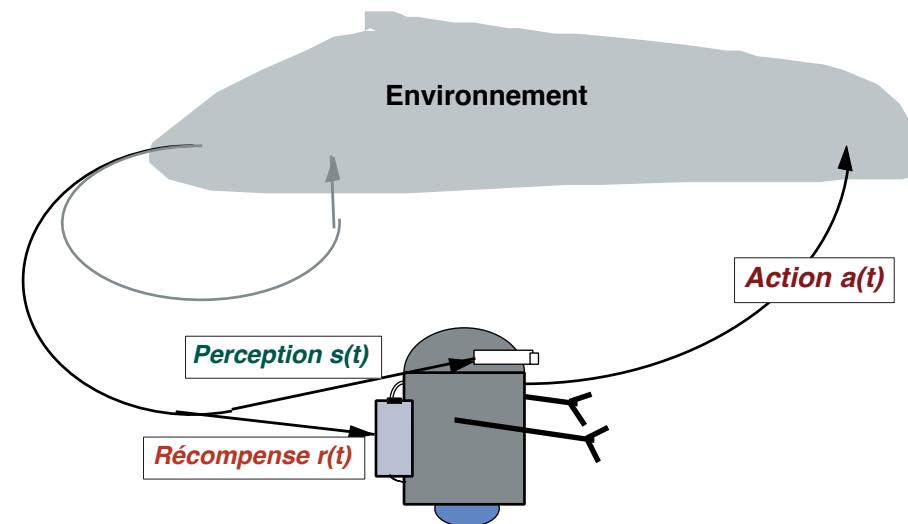
$$R_t = r_{t+1} + \gamma r_{t+2} + \gamma^2 r_{t+3} + \dots + r_T = \sum_{k=0}^{\infty} \gamma^k r_{t+k+1}$$

Akin to learning reflexes



# Les grands types d'apprentissage

- Apprentissage « **par renforcement** » (comment (ré)agir)



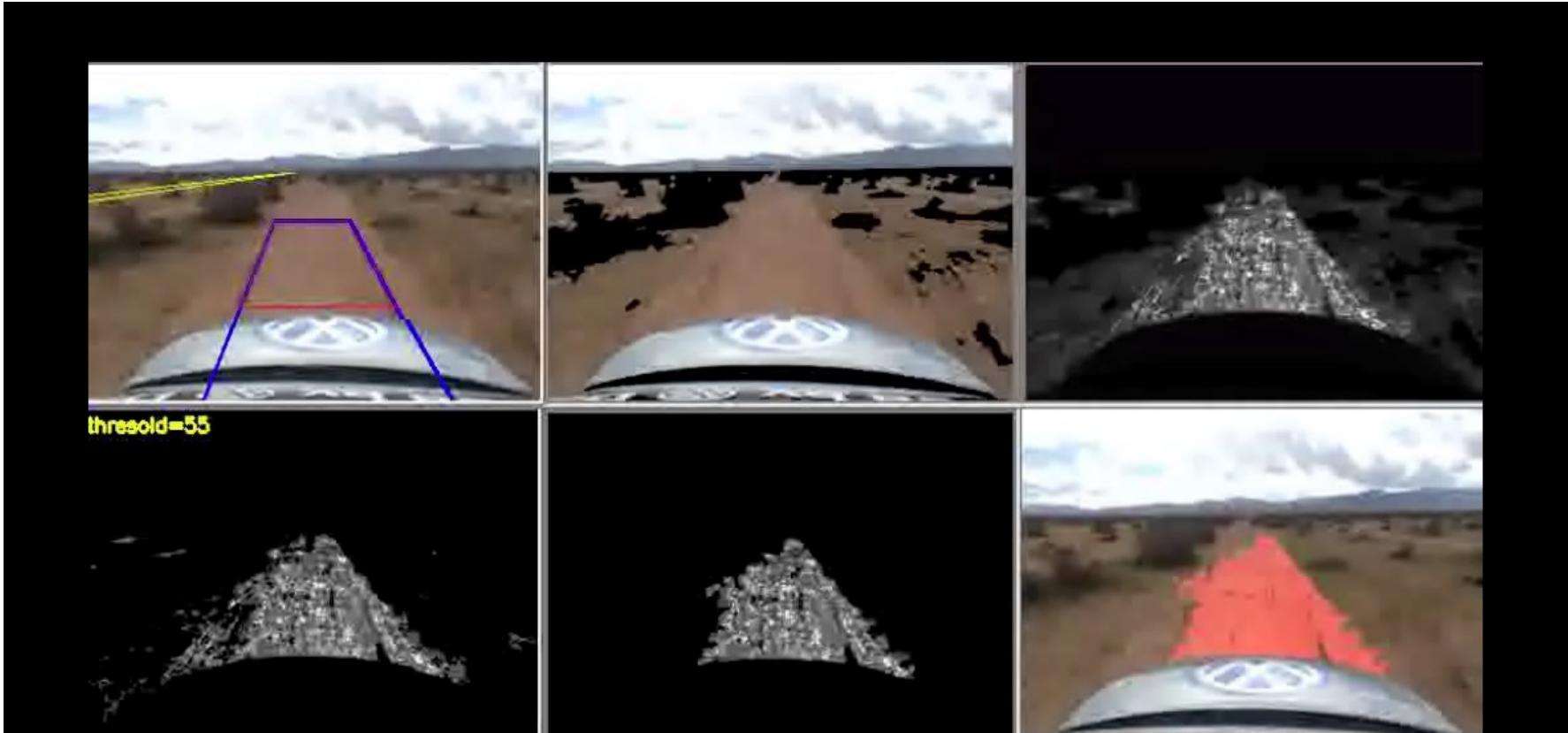
1. **Piloter un hélicoptère**
2. **Apprendre à jouer au tennis de table**
3. Battre le champion de **back-gammon** (1992), de **Go** (2016)
4. **Gérer un porte-feuille d'investissements**
5. **Contrôler une usine de production électrique**



## Illustration : Grand DARPA challenge (2005)



## Illustration : Grand DARPA challenge (2005)



**Fast adaptation: Mean & covariance of Gaussian, exponential forgetting**  
**Slow learning: memory of  $k$  past Gaussians**

# L'IA comprend-t-elle ?

---



<https://www.youtube.com/watch?v=QPSgM13hTK8&t=117>

---

C'est quoi des données ?

# Les données : organisation et types

Identifiant	Genre	Age	Niveau études	Marié ?	Nb enfants	Revenu	Profession	A prospector ?
I_21	M	43	Bac+5	Oui	3	55 000	Architecte	OUI
I_34	M	25	Bac+2	Non	0	21 000	Infirmier	NON
I_38	F	34	Bac+8	Oui	2	35 000	Chercheuse	OUI
I_39	F	67	Bac	Oui	5	20 000	Retraitee	NON
I_58	F	56	CAP	Oui	4	27 000	Ouvrière	NON
I_73	M	40	Bac+3	Non	2	31 000	Commercial	OUI
I_81	F	51	Bac+5	Oui	3	75 000	Chef d'entreprise	OUI

# Les données : organisation et types

Identifiant	Genre	Age	Niveau études	Marié ?	Nb enfants	Revenu	Profession	A prospector ?
I_21	M	43	Bac+5	Oui	3	55 000	Architecte	OUI
I_34	M	25	Bac+2	Non	0	21 000	Infirmier	NON
I_38	F	34	Bac+8	Oui	2	35 000	Chercheuse	OUI
I_39	F	67	Bac	Oui	5	20 000	Retraitee	NON
I_58	F	56	CAP	Oui	4	27 000	Ouvrière	NON
I_73	M	40	Bac+3	Non	2	31 000	Commercial	OUI
I_81	F	51	Bac+5	Oui	3	75 000	Chef d'entreprise	OUI

Exemple  
(*example, instance*)

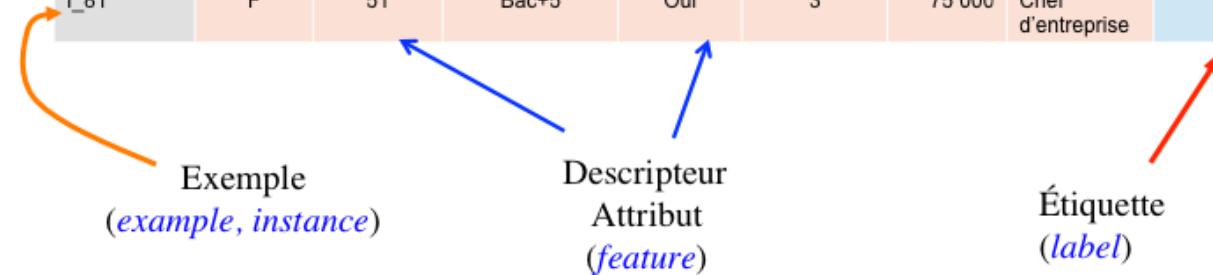
Descripteur  
Attribut  
(*feature*)

Étiquette  
(*label*)

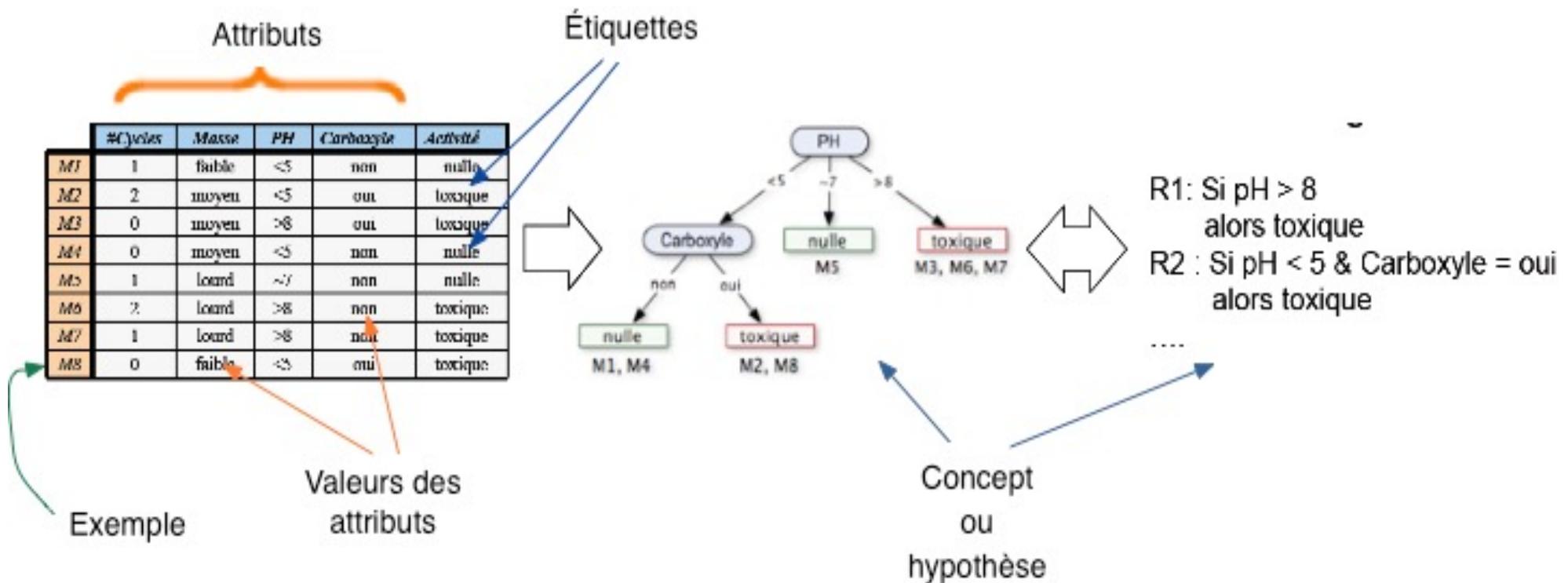
# Les données

- Vectorielles
- Séquences
- Structurés
- Temporelles
- Spatiales

Identifiant	Genre	Age	Niveau études	Marié ?	Nb enfants	Revenu	Profession	A prospector ?
I_21	M	43	Bac+5	Oui	3	55 000	Architecte	OUI
I_34	M	25	Bac+2	Non	0	21 000	Infirmier	NON
I_38	F	34	Bac+8	Oui	2	35 000	Chercheuse	OUI
I_39	F	67	Bac	Oui	5	20 000	Retraitée	NON
I_58	F	56	CAP	Oui	4	27 000	Ouvrière	NON
I_73	M	40	Bac+3	Non	2	31 000	Commercial	OUI
I_81	F	51	Bac+5	Oui	3	75 000	Chef d'entreprise	OUI



# Induction supervisée



# Les données

---

- Vectorielles

La protéine « sp|P00004|CYC\_HORSE » est activée par ...

- Séquences

1 ttcagttgt aatgaatgga cgtgccaaat agacgtgccg ccggccgctcg attcgactt  
61 tgcttcgtt ttgcgcgtc tttcacgcgt ttagttccgt tcggttcatt cccagttctt  
121 aaataccgga cgtaaaaata cactctaacg gtcccgcgaa gaaaaagata aagacatctc  
181 gtagaaatat taaaataaat tcctaaagtc gttggttct cgttcacttt cgctgcctgc  
...  
4021 agaacacgccc gaggctccat tcatacgacc acttcgtcgt cttaatcccc tccctcatcc  
4081 gccatggcgg tgcaaaaaat aaaaagaact c

- Structurés

- Temporelles

- Spatiales

DEVICE=eth0  
BOOTPROTO=none  
ONBOOT=yes  
IPADDR=192.168.0.X  
NETMASK=255.255.255.0  
GATEWAY=192.168.0.254  
search exemple.com namserver  
192.168.0.254

# Les données

- Vectorielles

Logique du 1<sup>er</sup> ordre :

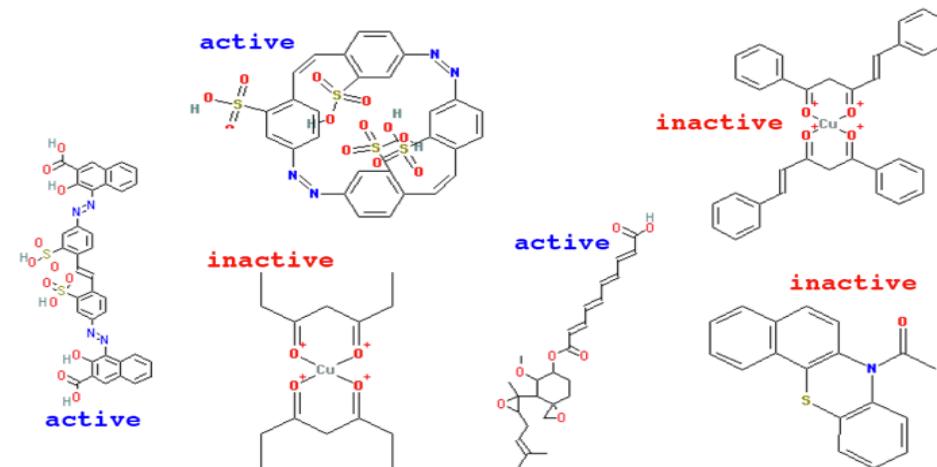
bloc(B1) & surtable(B2) & au-dessus(B1,B2) & ...

- Séquences

- Structurés

- Temporelles

- Spatiales

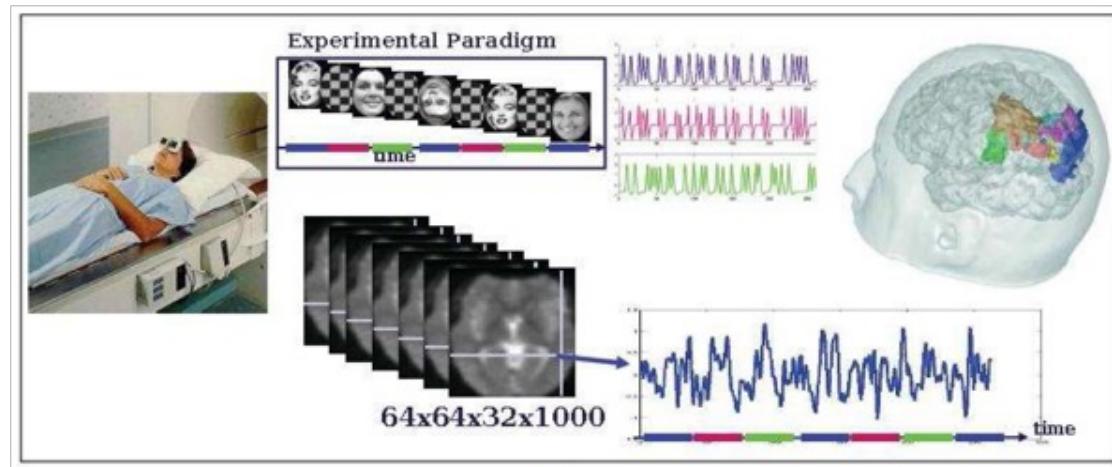


NCI AIDS screen results (from <http://cactus.nci.nih.gov>).

# Les données

- Vectorielles
- Séquences
- Structurés
- Temporelles
- Spatiales

## • Apprentissage supervisé : interprétation d'IRMf



*Trouble de la reconnaissance de visage ou non*

# Les données

- Vectorielles



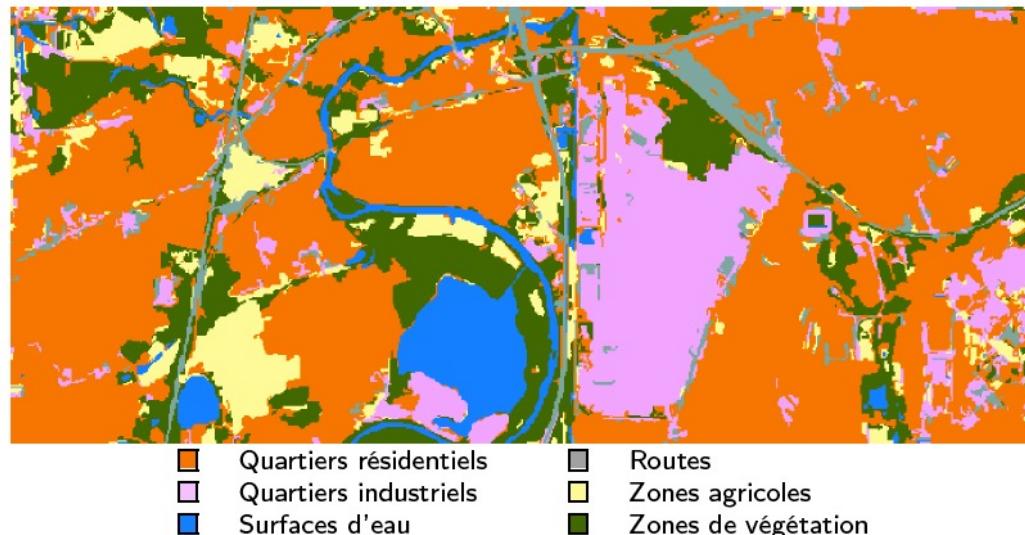
Image MRS

- Séquences

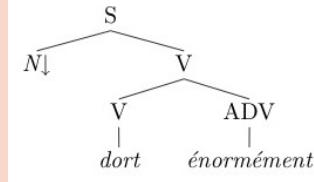
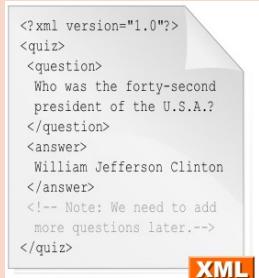
- Structurés

- Temporelles

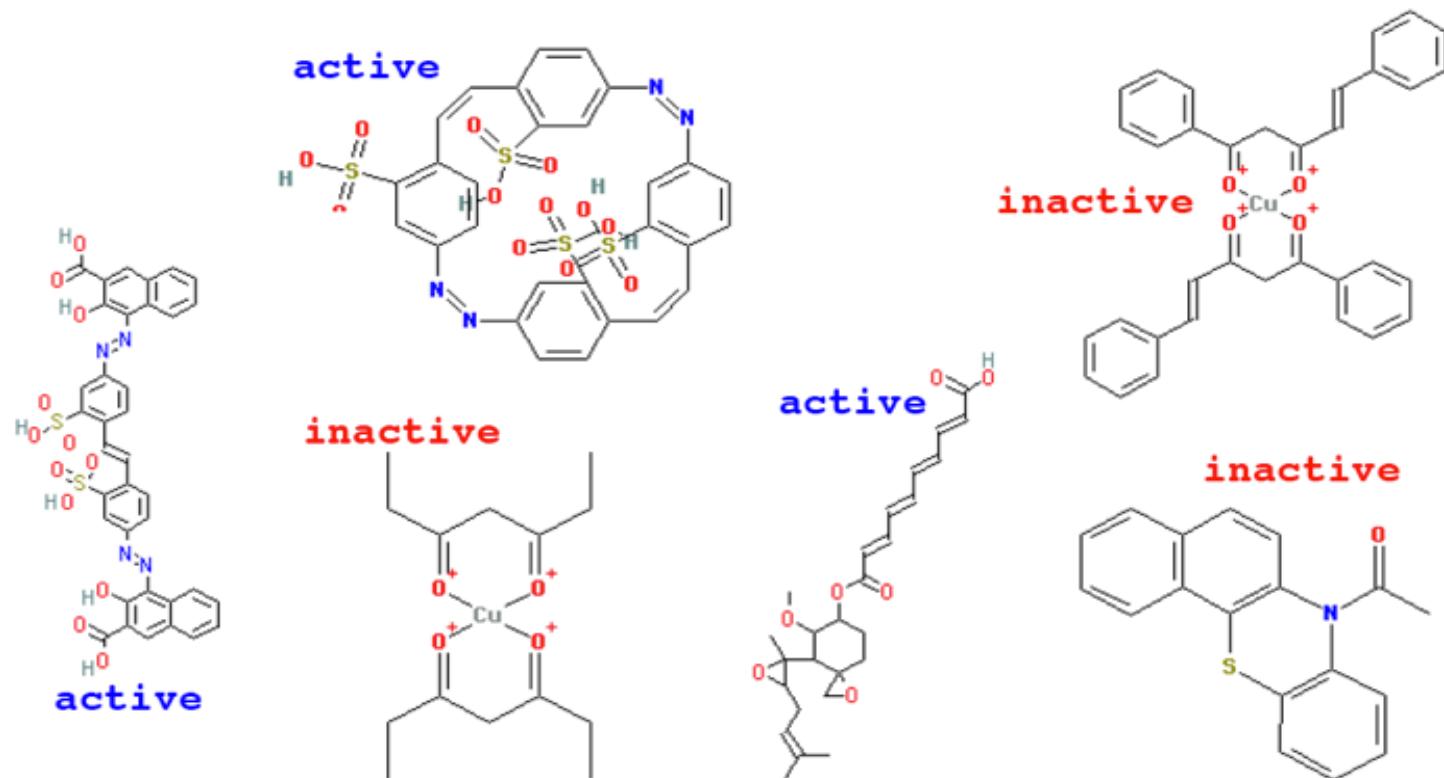
- **Spatiales**



# Types de formats

Numérique continue (R)	Compte en banque : 12 915,86 €
Numérique discrète (N ou Z)	Nombre d'enfants : 11
Binaire	Célibataire : vrai
Catégorie	Couleur dans {rouge, vert, bleu}
Texte	La protéine « sp P00004 CYC_HORSE » est activée par ...
Données structurées	Arbre, expression XML, ...   <p>XML</p>
Séquences	- Génome - Séquence de requêtes sur site web
Images, vidéos	

# Apprentissage supervisé



NCI AIDS screen results (from <http://cactus.nci.nih.gov>).

# Plan

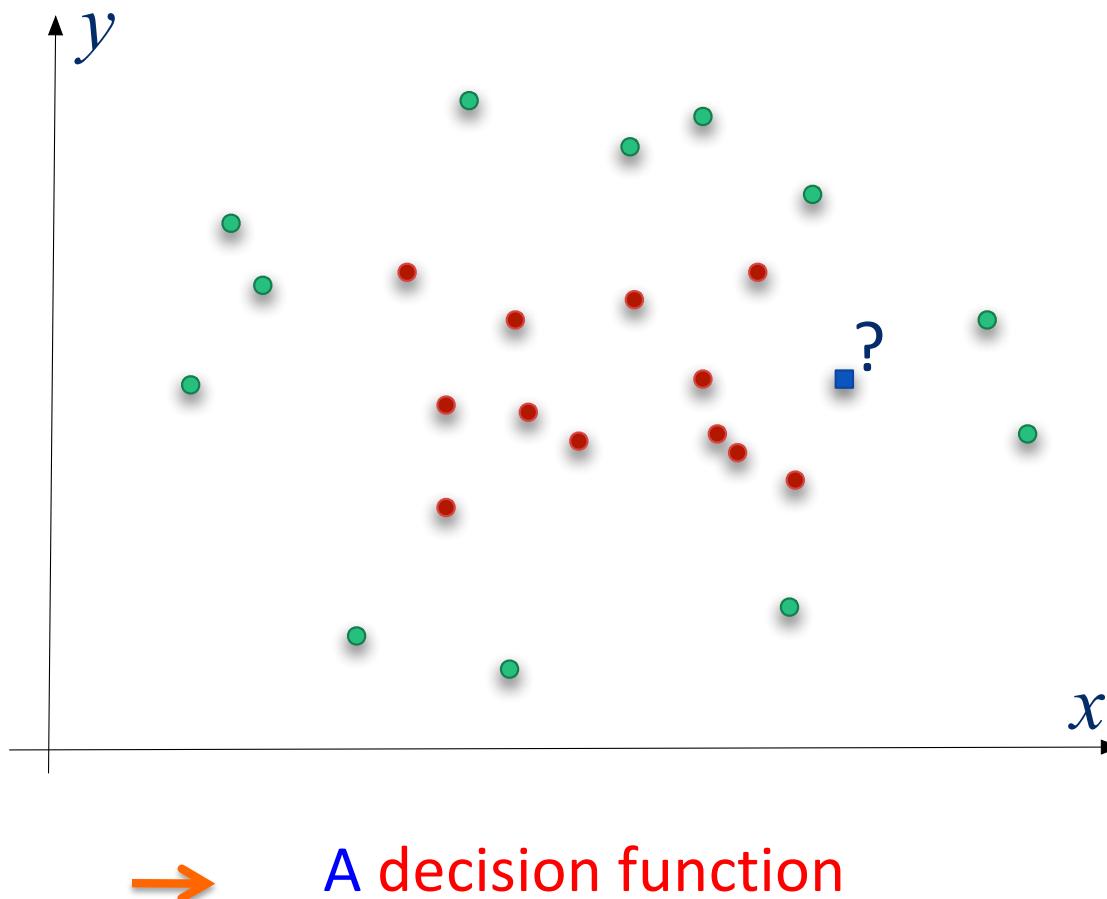
---

1. Une science de l'apprentissage ?
2. Les grands types d'apprentissage
3. Le problème de l'apprentissage supervisé
4. Apprendre dans un espace d'hypothèses structuré
5. Conclusion

# Comment fonder l'induction ?

# Supervised induction

- We want to be able to predict the class of unseen examples



# Le problème de l'induction

---

- Exemples décrits par :  
**Nombre** (1 ou 2); **taille** (petit ou grand); **forme** ( cercle ou carré); **couleur** (rouge ou vert)
- De classe + ou -

Description	Votre prédition	Vraie classe

# Le problème de l'induction

- Exemples décrits par :

**Nombre** (1 ou 2); **taille** (petit ou grand); **forme** ( cercle ou carré); **couleur** (rouge ou vert)

15

Description	Votre prédition	Vraie classe
1 grand carré rouge		-
1 grand carré vert		+
2 petits carrés rouges		+
2 grands cercles rouges		-
1 grand cercle vert		+
1 petit cercle rouge		+
1 petit carré vert		-
1 petit r carré ouge		+
2 grands carrés verts		+
2 petits carrés verts		+
2 petits cercles rouges		+
1 petit cercle vert		-
2 grands cercles verts		-
2 petits cercles verts		+
1 grand cercle rouge		-
2 grands carrés rouges	?	

Combien de fonctions restantes ?



# Le problème de l'induction

- Examples described using:

**Number** (1 or 2); **size** (small or large); **shape** (circle or square); **color** (red or green)

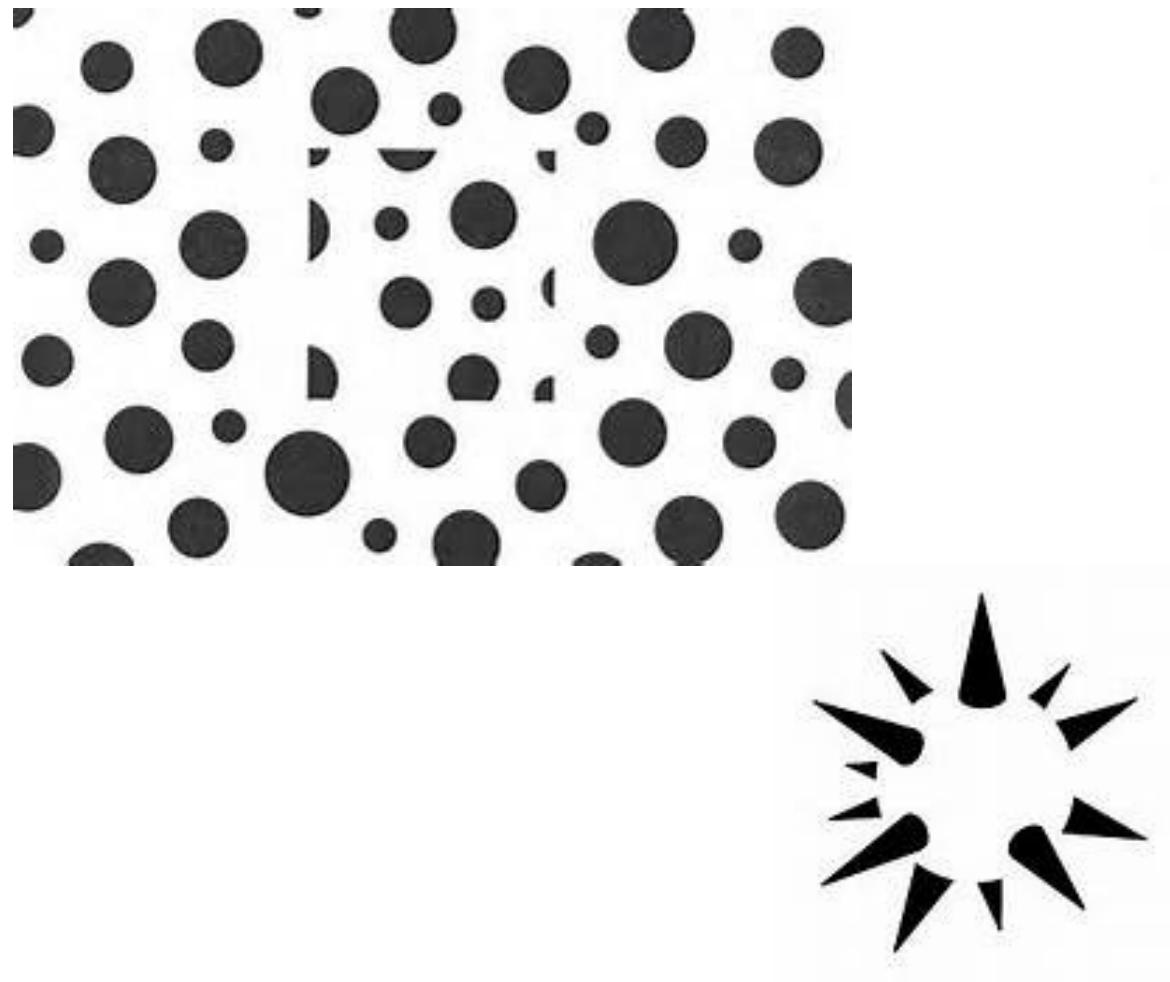
Description	Your prediction	True class
1 grand carré rouge		-
1 grand carré vert		+
2 petits carrés rouges		+
2 grands cercles rouges		-
1 grand cercle vert		+
1 petit cercle rouge		+

Combien de fonctions possibles avec 2 descripteurs de  $X$  à  $Y$ ?  $2^{2^2} = 2^4 = 16$

Combien de fonctions restent après 3 exemples différents ?  $2^1 = 2$

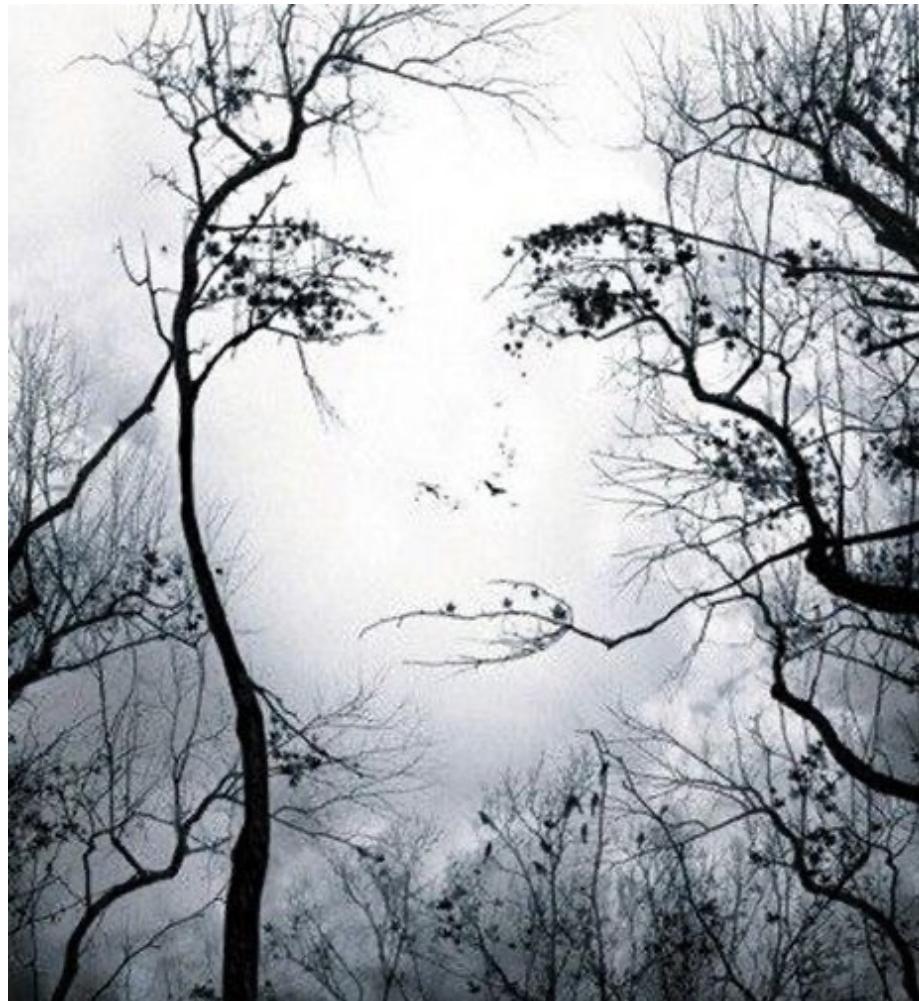
## L'apprentissage – une extrapolation nécessitant des a priori

---



## Interpretation – completion of percepts

---



## Interpretation – completion of percepts

---

A B C

12  
B  
14

12  
A B C  
14

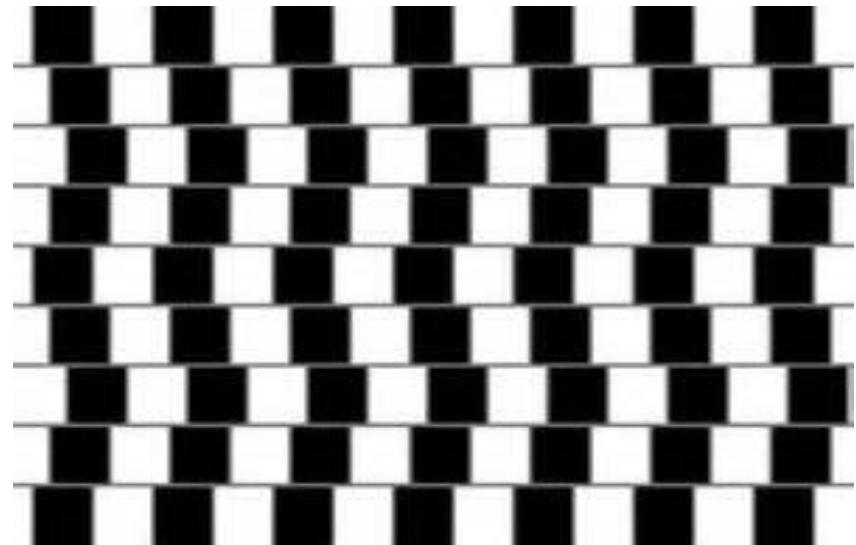
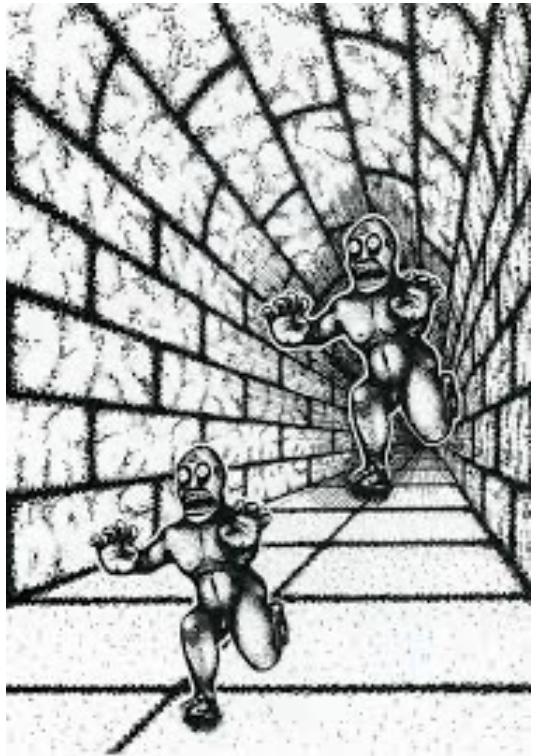
## Interpreting – completion of percepts

---



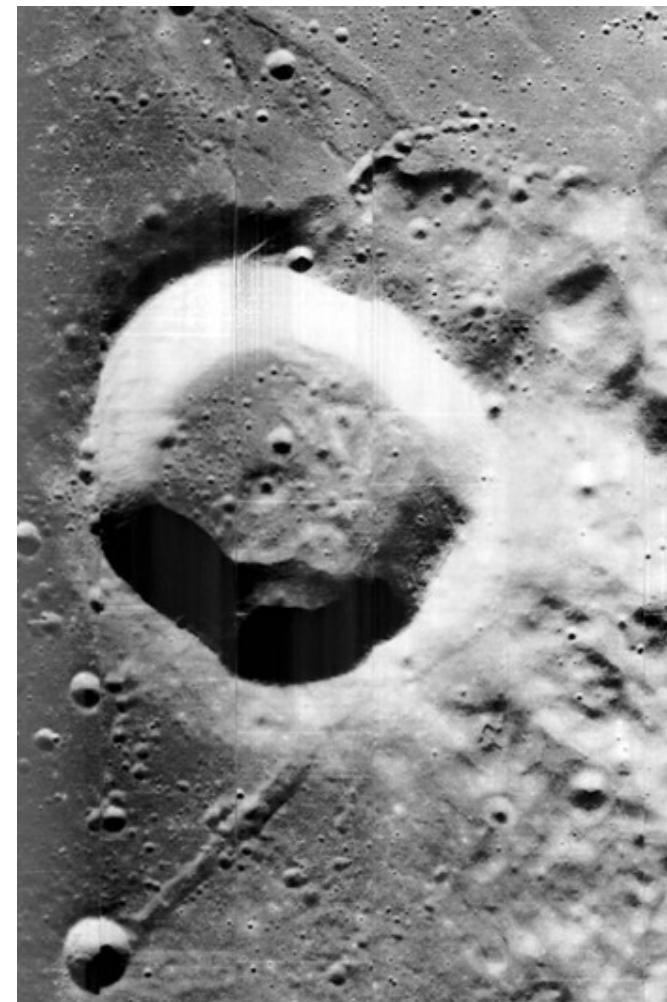
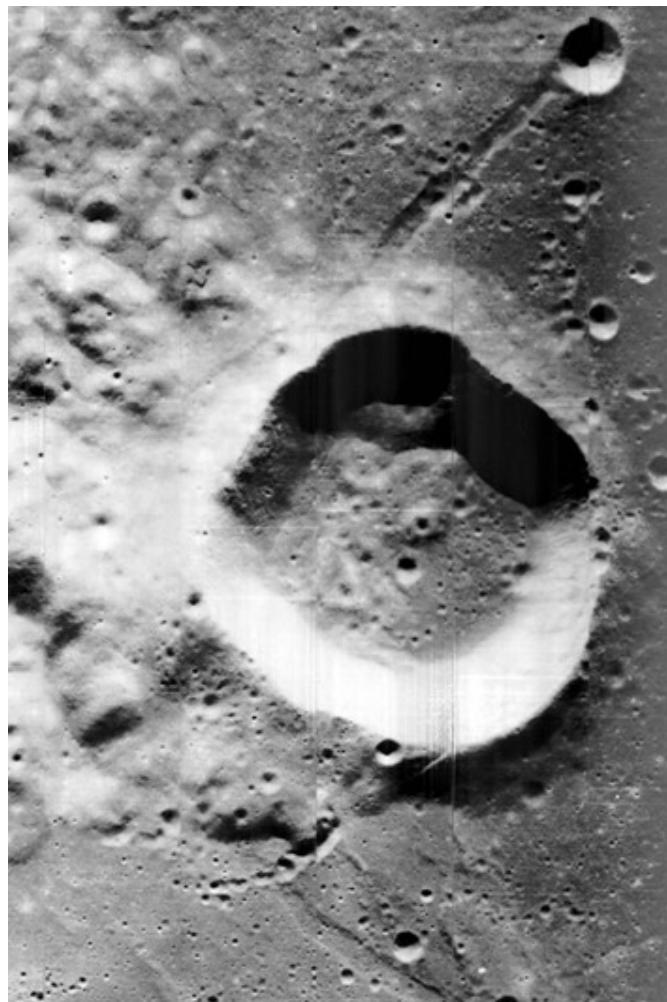
# Induction and its illusions

---



# Induction et illusions

---



Cratère ou colline ?

## Role of induction

---

- [Leslie Valiant, « *Probably Approximately Correct. Nature's Algorithms for Learning and Prospering in a Complex World* », Basic Books, 2013]

« From this, we have to conclude that **generalization** or **induction** is a **pervasive phenomenon** (...). It is as routine and reproducible a phenomenon as objects falling under gravity. It is **reasonable to expect** a **quantitative scientific explanation** of this highly reproducible phenomenon. »

# Induction: a double question

---

Some green emeralds => all emeralds are green

In each case:

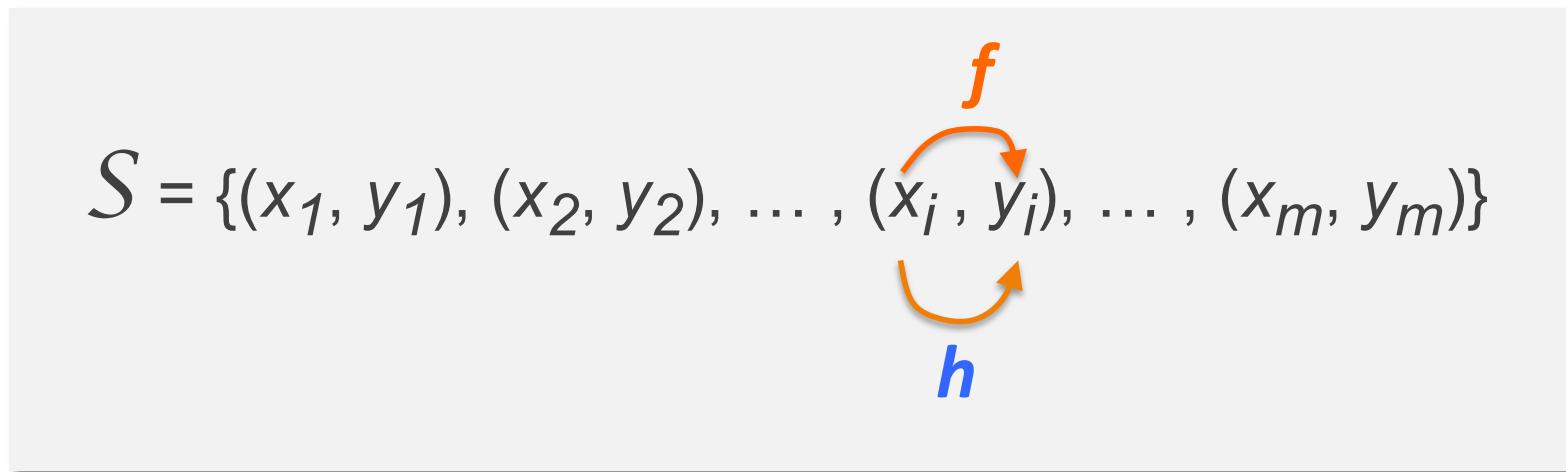
observations => laws / general rules or ways to adapt to new situations

1. How to find such rules? The problem of invention
  
2. Can we guarantee something about those “generalizations”?  
The problem of justification

# Supervised learning

---

- A *learning set*



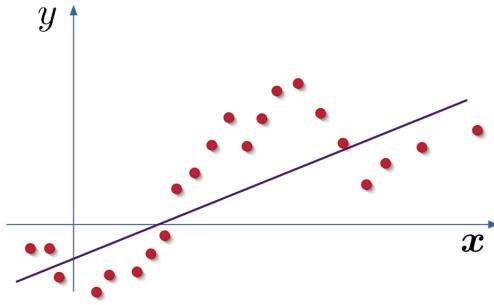
- **Prediction** for new examples  $x \rightarrow h \rightarrow y ?$

# Induction: an impossible game?

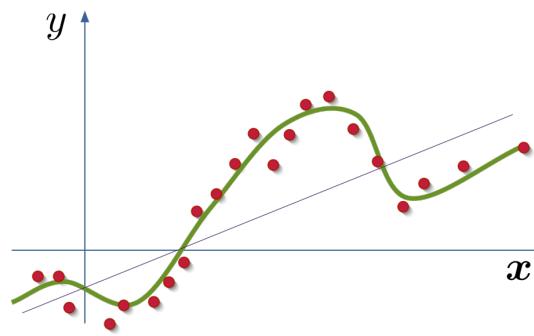
---

- A bias is need
- Types of bias
  - **Representation** bias (declarative)
  - **Research** bias (procedural)

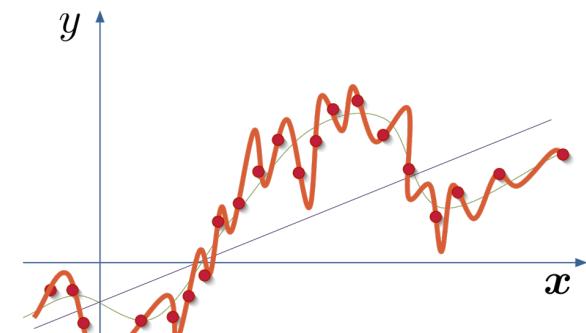
# Comment garantir un niveau de performance ?



Sous-apprentissage

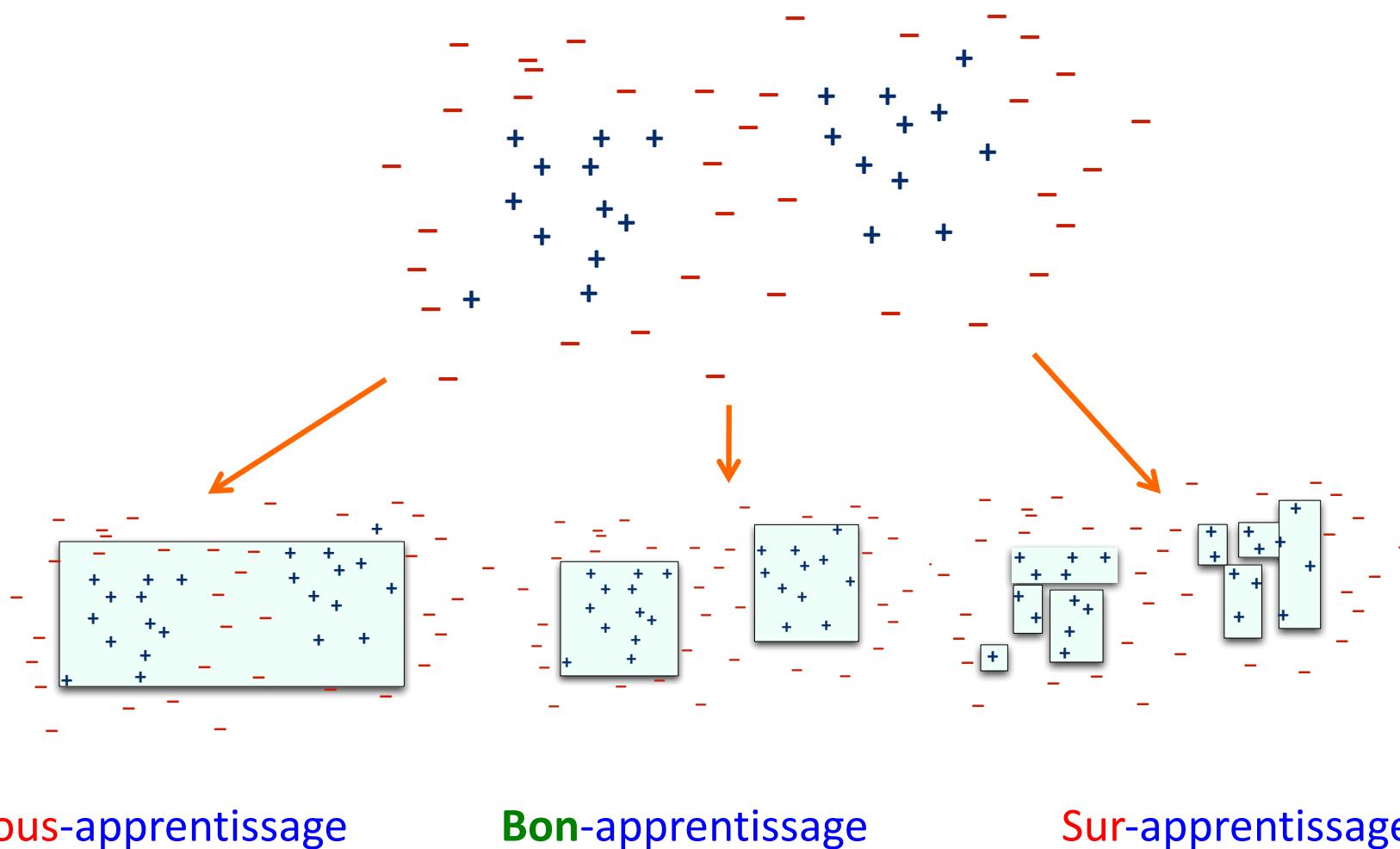


Bon-apprentissage



Sur-apprentissage

# Comment garantir un niveau de performance ?



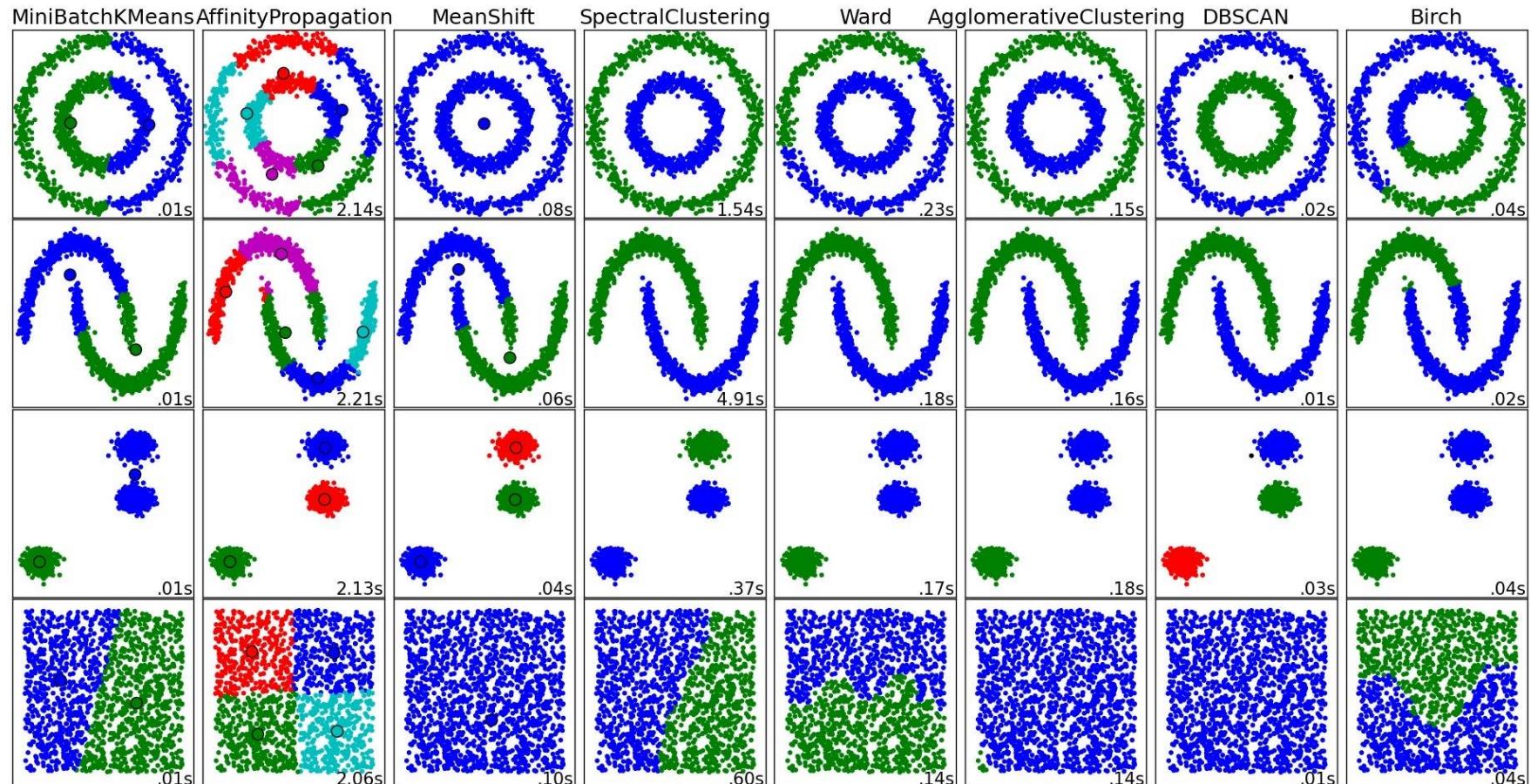
Sous-apprentissage

Bon-apprentissage

Sur-apprentissage

# Illustration : le clustering

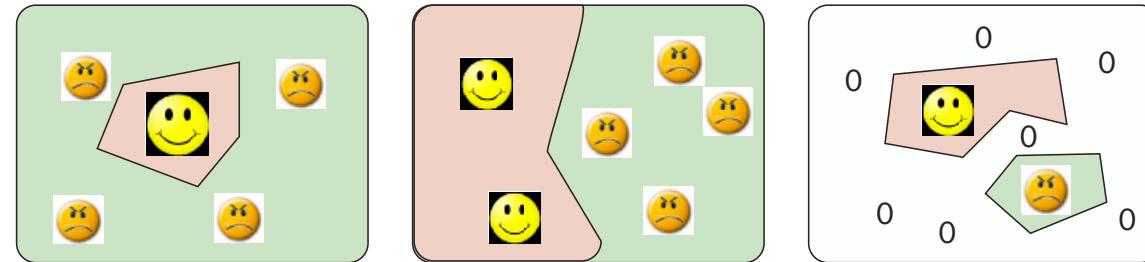
Les biais a priori sont nécessaires et ... il faut bien les choisir



# Le no-free-lunch theorem

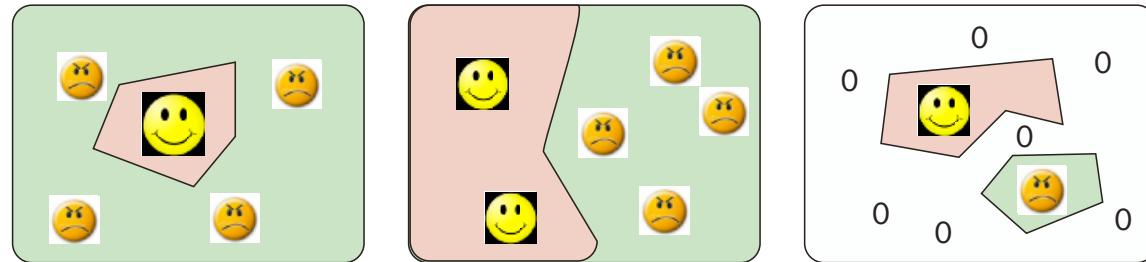
---

Possible

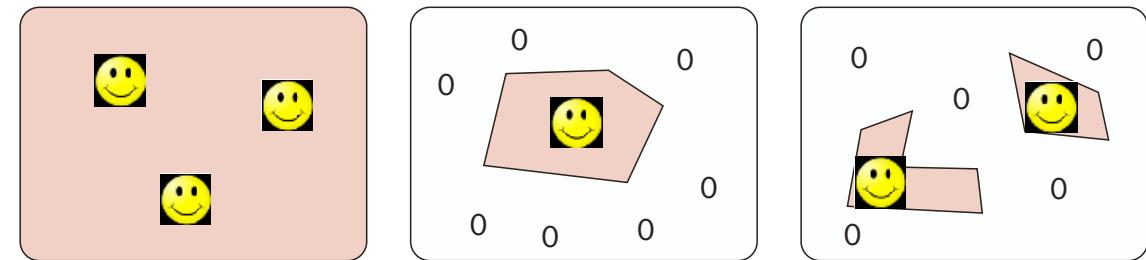


# Le no-free-lunch theorem

Possible



Impossible

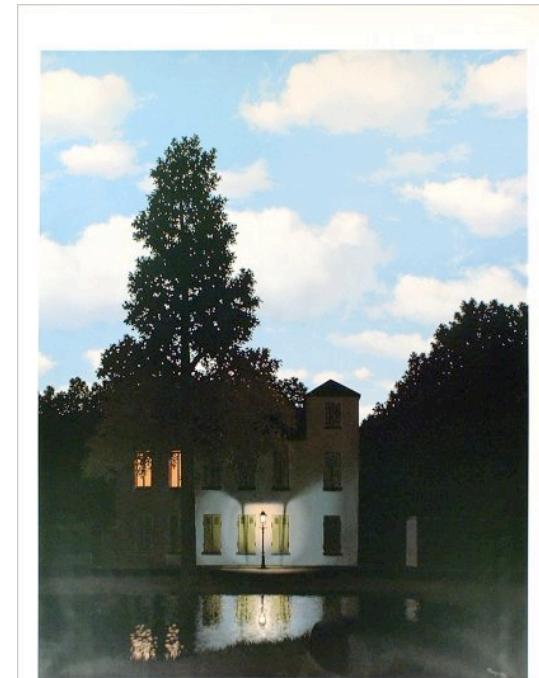


Il faut choisir le bon algorithme pour la classe de problèmes étudiée

...

# Des garanties « de lampadaire »

---



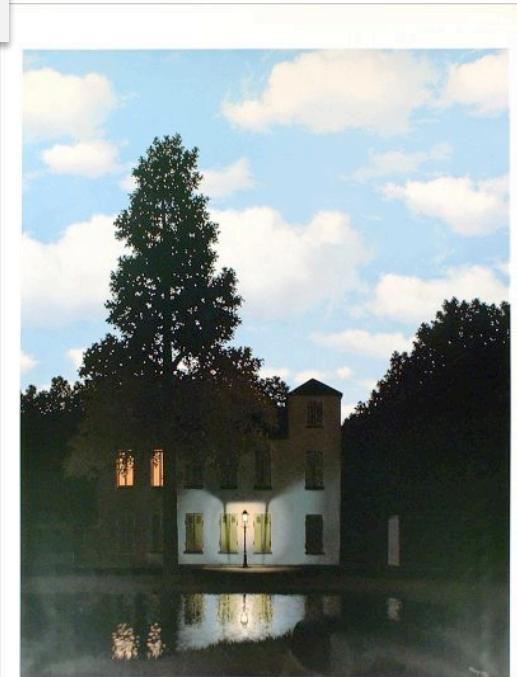
magritte  
The Collection

# Des garanties « de lampadaire »

---

(Quasi) garantie que :

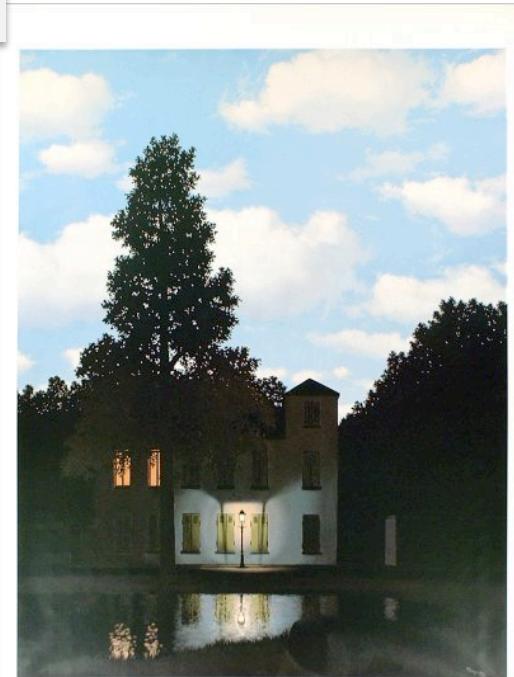
- Si le monde satisfait **mes attentes** sur lui
- Alors l'algorithme d'apprentissage produira une bonne hypothèse (proche de la vraie)



# Des garanties « de lampadaire »

(Quasi) garantie que :

- **Si** le monde satisfait **mes attentes** sur lui
- **Alors** l'algorithme d'apprentissage produira une bonne hypothèse (proche de la vraie)
- **Autrement** l'apprentissage peut conduire à de très mauvaises hypothèses  
(ex. *Si le monde n'est pas parcimonieux*)





---

# Les trois ingrédients de l'apprentissage artificiel

# Trois ingrédients

---

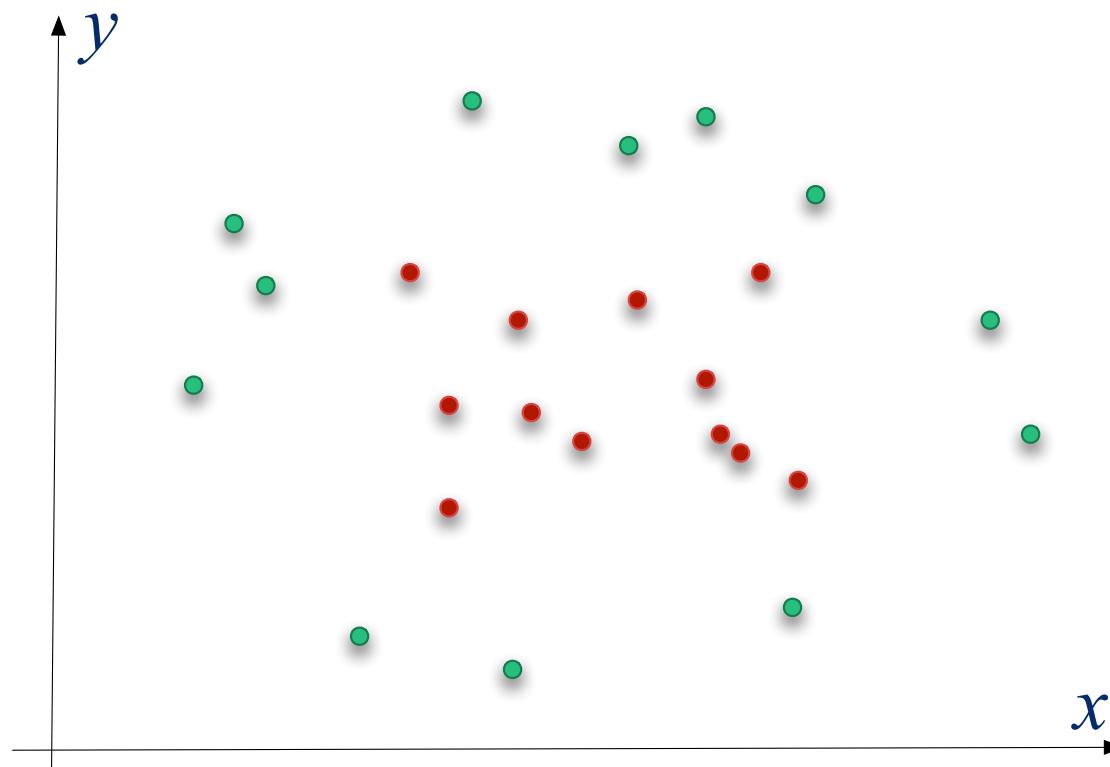
- 1. Le choix de l'espace des hypothèses  $H$** 
  - Généralement  $H \neq F$
- 2. Le critère inductif**
  - Comment évaluer chaque hypothèse en fonction de  $S$
- 3. La méthode d'exploration de  $H$** 
  - Comment trouver une bonne (optimale ?) hypothèse

---

## Comment fonder l'induction ?

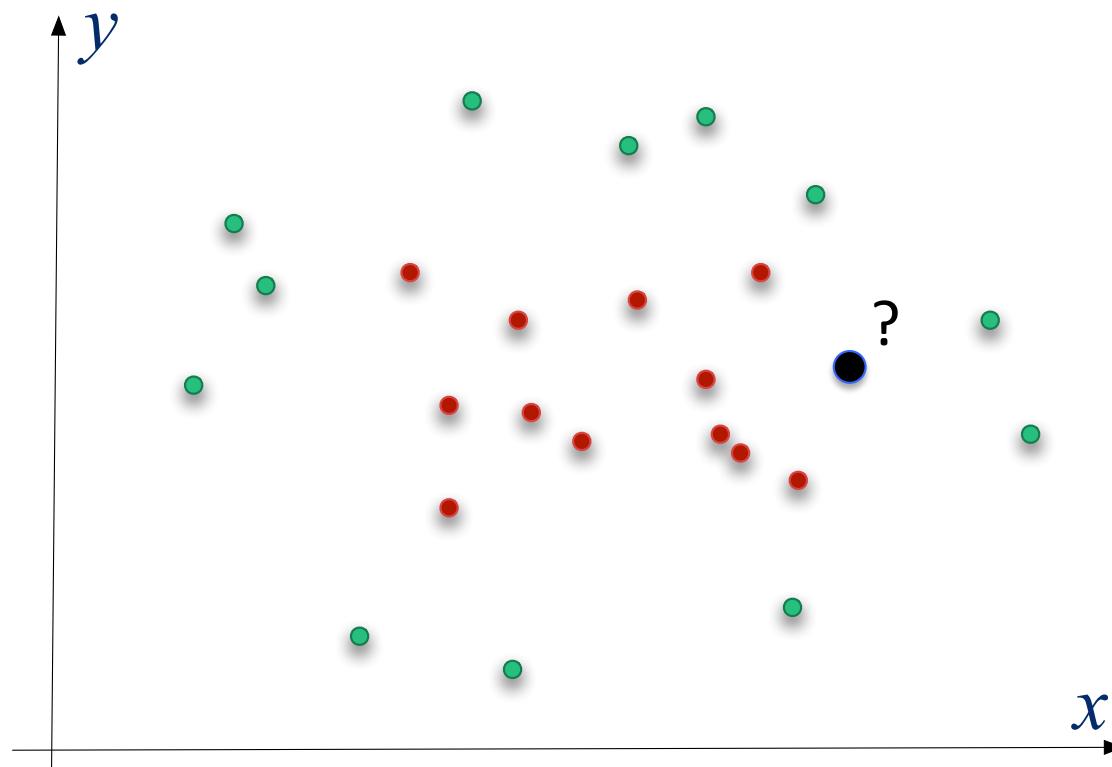
## Illustration : apprendre à classer des exemples

- Comment faire ?

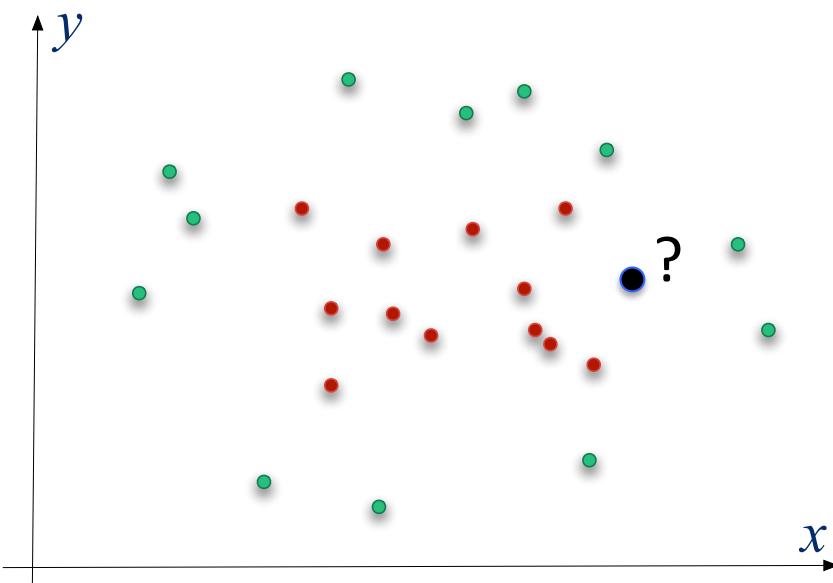


## Illustration : apprendre à classer des exemples

- Comment faire ?



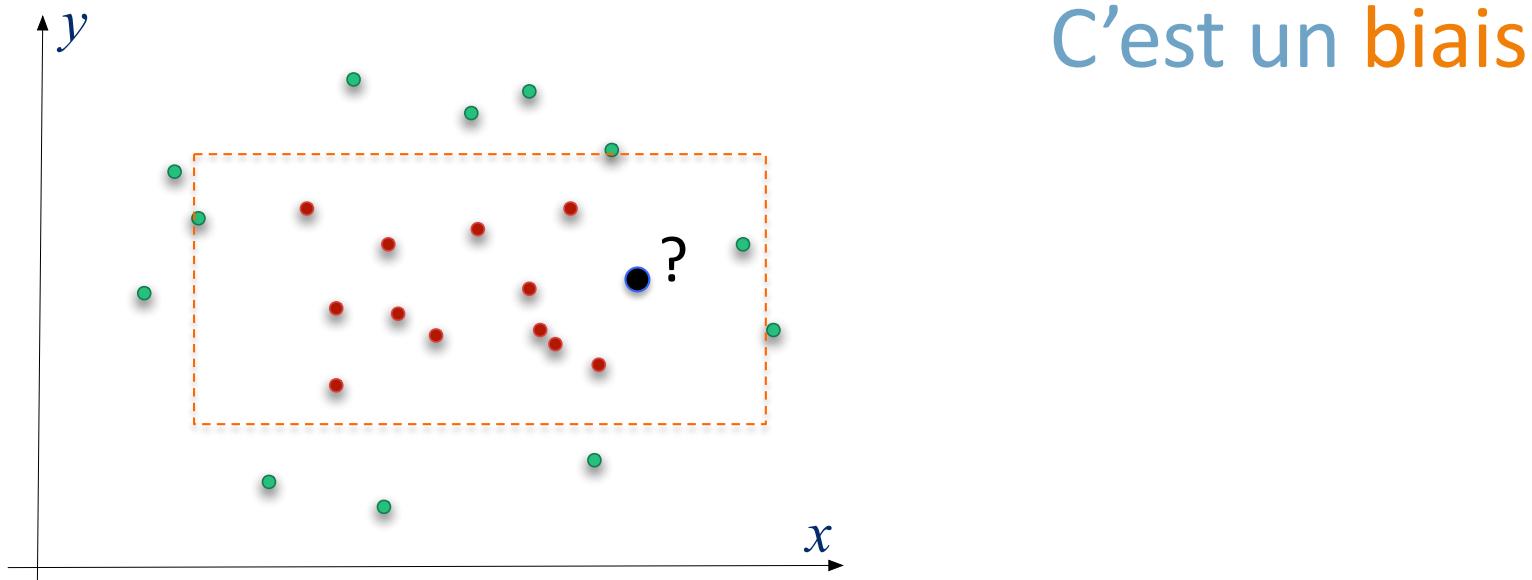
- Méthode par plus proches voisins ?
  - Quelle **distance** ?



C'est un **biais**

## Espace des hypothèses

- Chercher des **régularités** d'un certain **type** ?
  - Quel **type de régularité** ?



# 1<sup>er</sup> ingrédient : l'espace des hypothèses (**biais**)

---

- **Un biais est nécessaire**
- **Types de biais**
  - **De représentation** (déclaratif)
  - **De recherche** (procédural)

# 1<sup>er</sup> ingrédient : l'espace des hypothèses (**biais**)

---

- **Un biais est nécessaire**

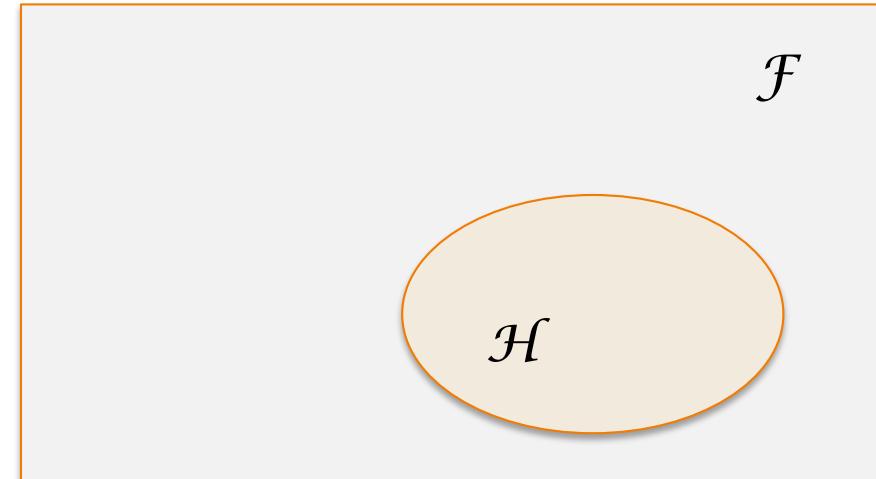
- **Types de biais**

- **De représentation**

(déclaratif)

- **De recherche**

(procédural)



# 1<sup>er</sup> ingrédient : l'espace des hypothèses (**biais**)

- **Un biais est nécessaire**

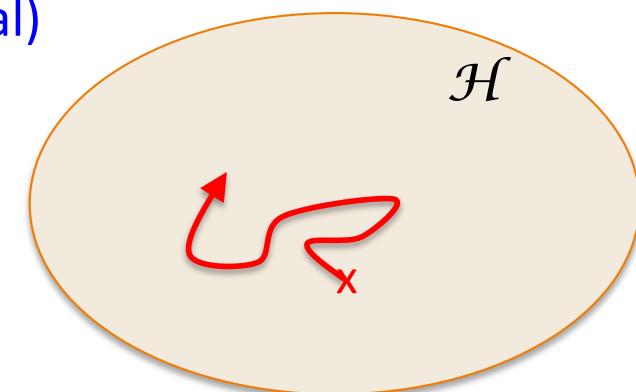
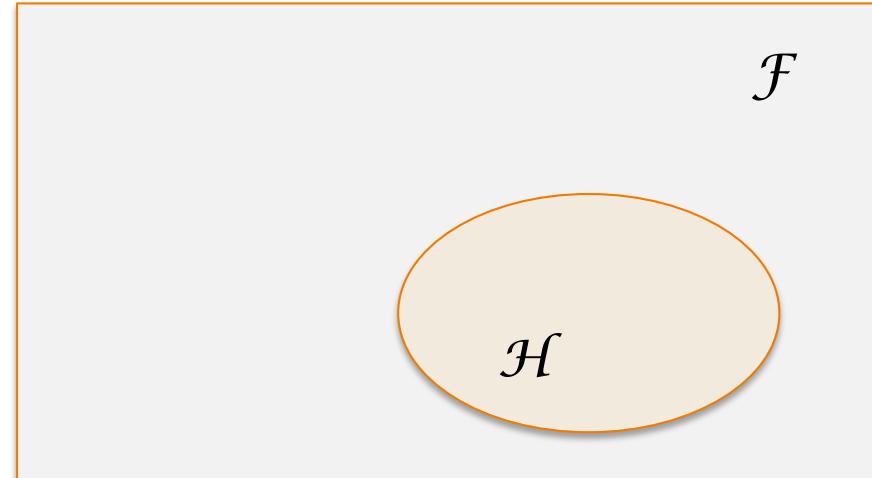
- **Types de biais**

- **De représentation**

(déclaratif)

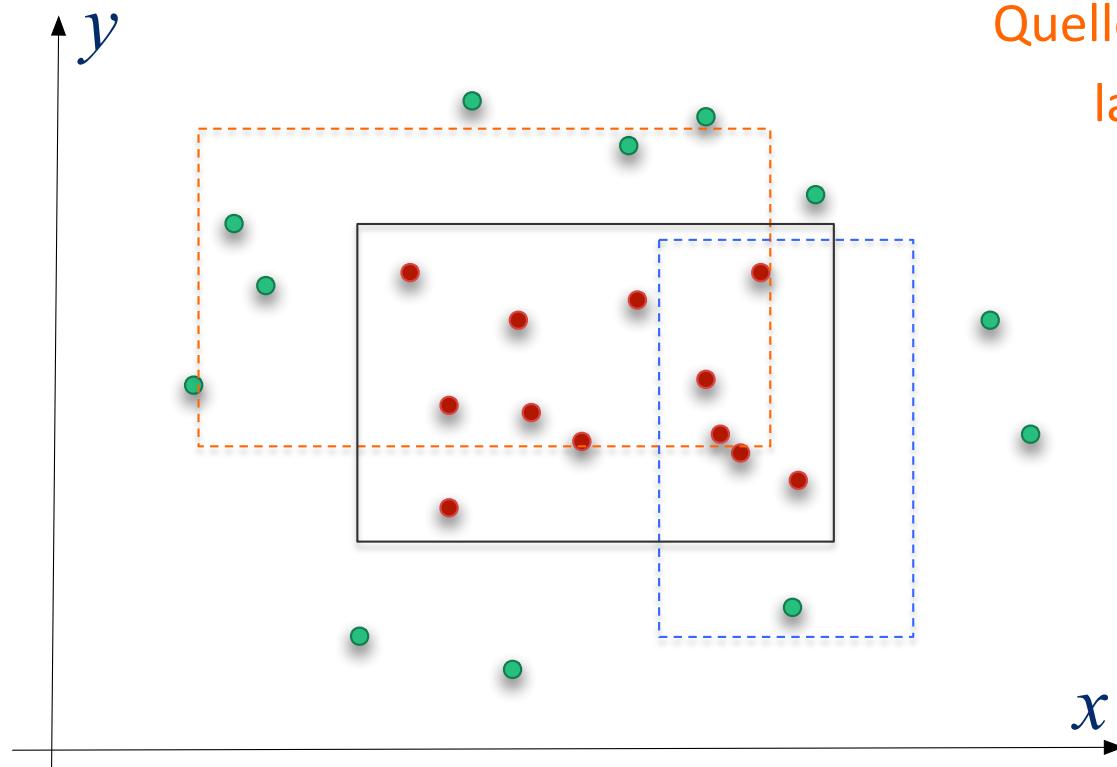
- **De recherche**

(procédural)



## Illustration : apprendre à classer des exemples en 2D

- Comment faire ?



## 2<sup>ème</sup> ingrédient : Quelle hypothèse choisir ?

---

Quelle **qualité** pour **chaque hypothèse candidate** ?

Le « critère inductif »

## 2<sup>ème</sup> ingrédient : Quelle hypothèse choisir ?

---

### Quelle performance ?

- Coût d'une erreur de prédiction
  - La *fonction de perte*

$$\ell(h(\mathbf{x}), y)$$

## 2<sup>ème</sup> ingrédient : Quelle hypothèse choisir ?

---

### Quelle performance ?

- Coût d'une erreur de prédiction

- La *fonction de perte*

$$\ell(h(\mathbf{x}), y)$$

- Quel coût à venir (espérance) si je choisis  $h$  ?

- Espérance de coût : le « *risque réel* »

$$R(h) = \int_{\mathcal{X} \times \mathcal{Y}} \ell(h(\mathbf{x}), y) \mathbf{p}_{\mathcal{X}\mathcal{Y}}(\mathbf{x}, y) d\mathbf{x} dy$$

## 2<sup>ème</sup> ingrédient : Quelle hypothèse choisir ?

---

**Comment trouver  $h^*$  (ou une bonne hypothèse) alors que l'on n'a accès qu'à un échantillon d'apprentissage limité ?**

## 2<sup>ème</sup> ingrédient : Quelle hypothèse choisir ?

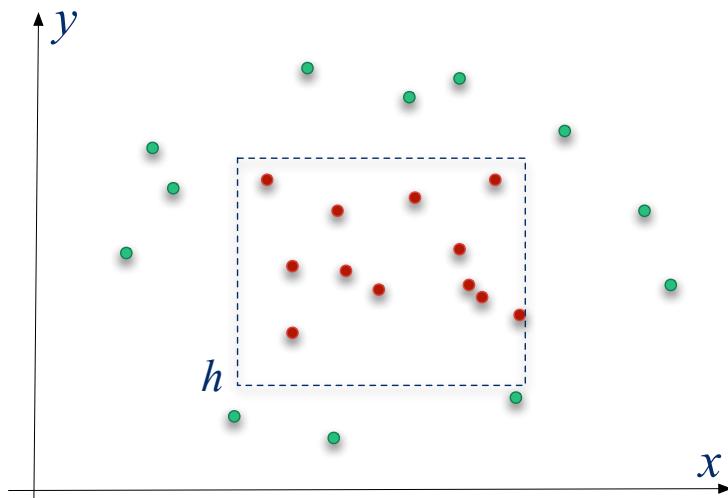
---

**Comment trouver  $h^*$  (ou une bonne hypothèse) alors que l'on n'a accès qu'à un échantillon d'apprentissage limité ?**

- Critère inductif :  $\mathcal{H} \times S \rightarrow \text{valeur}(h)$
- Le plus naturel : ERM
  - La **Minimisation du Risque Empirique**

## 2<sup>ème</sup> ingrédient : Quelle hypothèse choisir ?

- Quelle performance attendue pour  $h$  ?
  - Erreur moyenne sur l'échantillon d'apprentissage  $S$



Le « *risque empirique* »

$$\hat{R}(h) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \ell(h(\mathbf{x}_i), y_i)$$

---

A-t-on raison d'utiliser l'ERM ?

## Question centrale : le principe inductif

- Le principe de **minimisation du risque empirique** (ERM)

... est-il sain ?

- Si je choisis  $h$  telle que

$$\hat{h} = \operatorname{ArgMin}_{h \in \mathcal{H}} \hat{R}(h)$$

- Est-ce que  $h$  est bonne relativement au risque réel ?

$$\hat{R}(\hat{h}) \xleftrightarrow{?} R(\hat{h})$$

- Est-ce que j'aurais pu faire beaucoup mieux ?

$$h^* = \operatorname{ArgMin}_{h \in \mathcal{H}} R(h)$$

$$R(h^*) \xleftrightarrow{?} R(\hat{h})$$

## L'analyse « PAC learning »

- On arrive à :

$$\forall h \in \mathcal{H}, \forall \delta \leq 1 : \quad \mathbf{P}^m \left[ R_{\text{Réel}}(h) \leq R_{\text{Emp}}(h) + \underbrace{\frac{\log |\mathcal{H}| + \log \frac{1}{\delta}}{m}}_{\varepsilon} \right] > 1 - \delta$$

Le principe de minimisation du risque empirique

n'est **sain que si** il y a des contraintes sur l'espace des hypothèses

# Conclusions

---

- Several **types of learning tasks**
  - Supervised ; unsupervised ; reinforcement learning
  - But also *semi-supervised* learning, *ranking*, *on-line* learning, ...
- Supervised learning = **search in a hypothesis space**
  - How to code the inputs?
  - How to choose the hypothesis space  $H$ ?
  - How to explore  $H$ ?

# Plan

---

1. Une science de l'apprentissage ?
2. Les grands types d'apprentissage
3. Le problème de l'apprentissage supervisé
4. Apprendre dans un espace d'hypothèses structuré
5. Conclusion

---

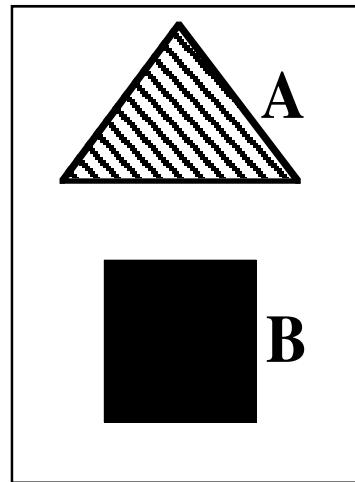
# Supervised concept learning

## A 1<sup>st</sup> approach

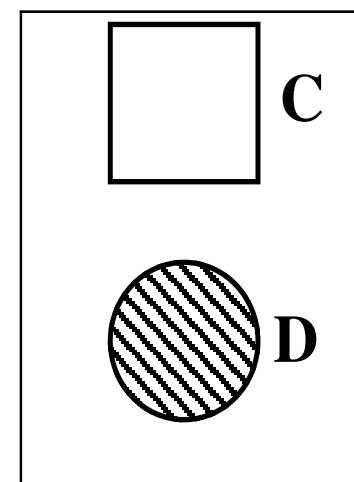
## An example

---

E1



E2



- Given two examples:
  - E1 : A striped triangle above a plain black square*
  - E2 : A plain white square above a striped circle*

→ Give a general description of these two examples



## Supervised concept learning: example

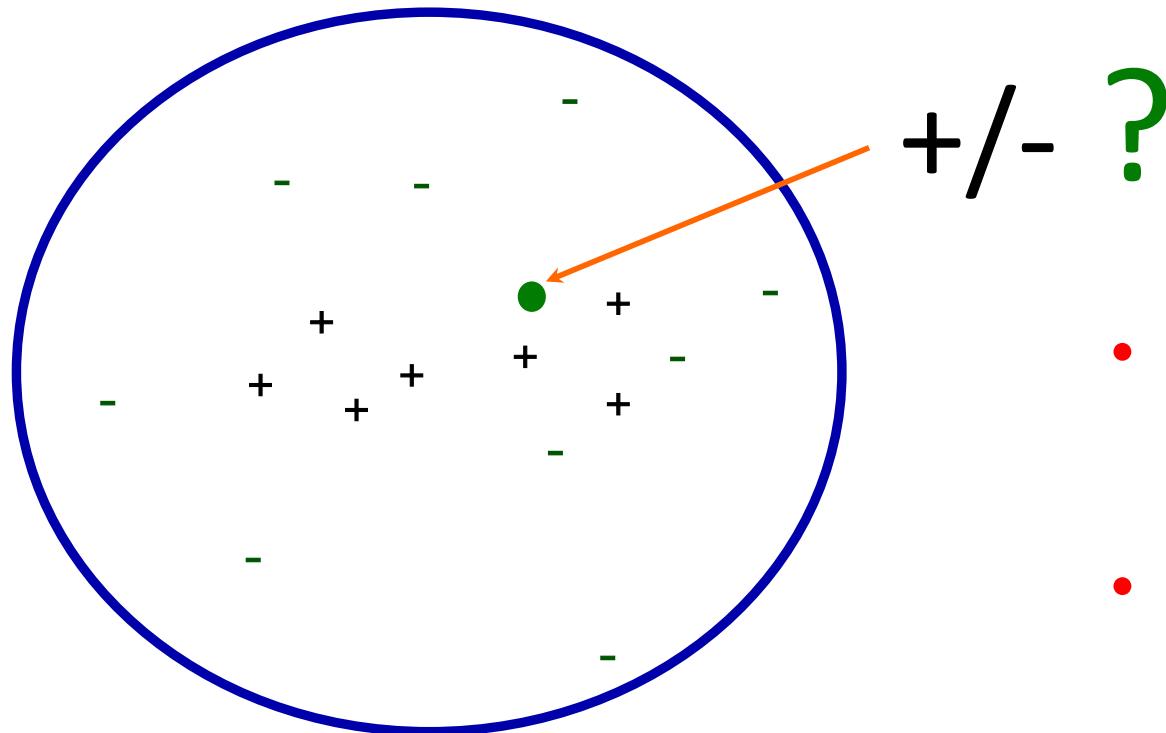
---

	Flat beak	Size	Wing span	Color	Class
Ex_1	TRUE	30	49	Red	"+ ( duck)"
Ex_2	FALSE	70	32	Gray	"- (penguin)"
Ex_3	TRUE	40	46	Orange	"+ ( duck)"
Ex_4	FALSE	60	33	Orange	"- (penguin)"

- Induction of a *binary function* (with values in  $\{-1,+1\}$ )

Learn → make prediction in  $X$

---



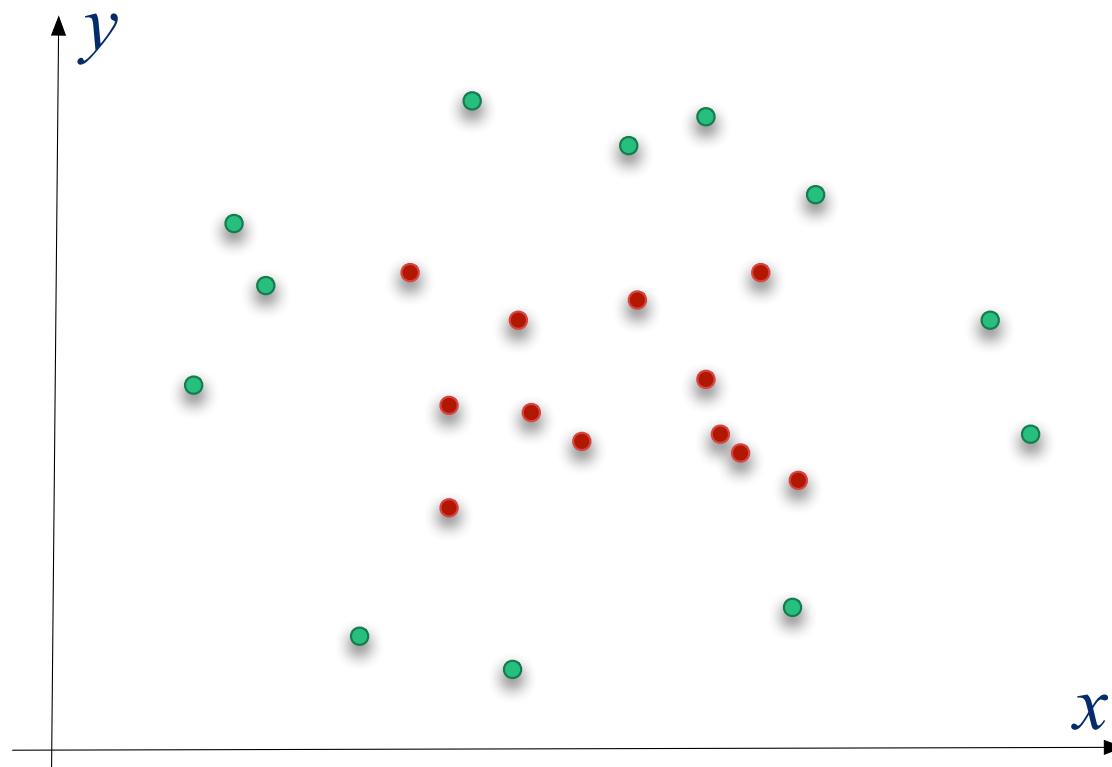
- Method by *nearest neighbours*
- Necessity of a *notion of distance*

Example space:  $X$

→ Assumption of continuity in  $X$

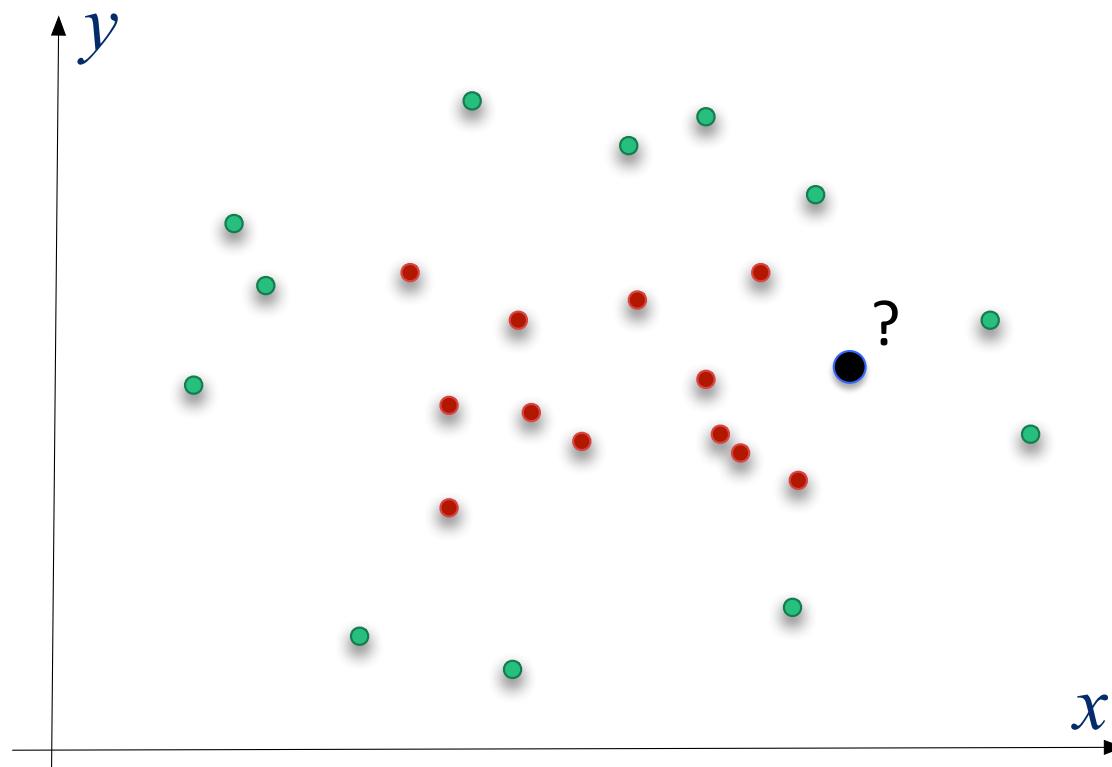
## Illustration : apprendre à classer des exemples

- Comment faire ?



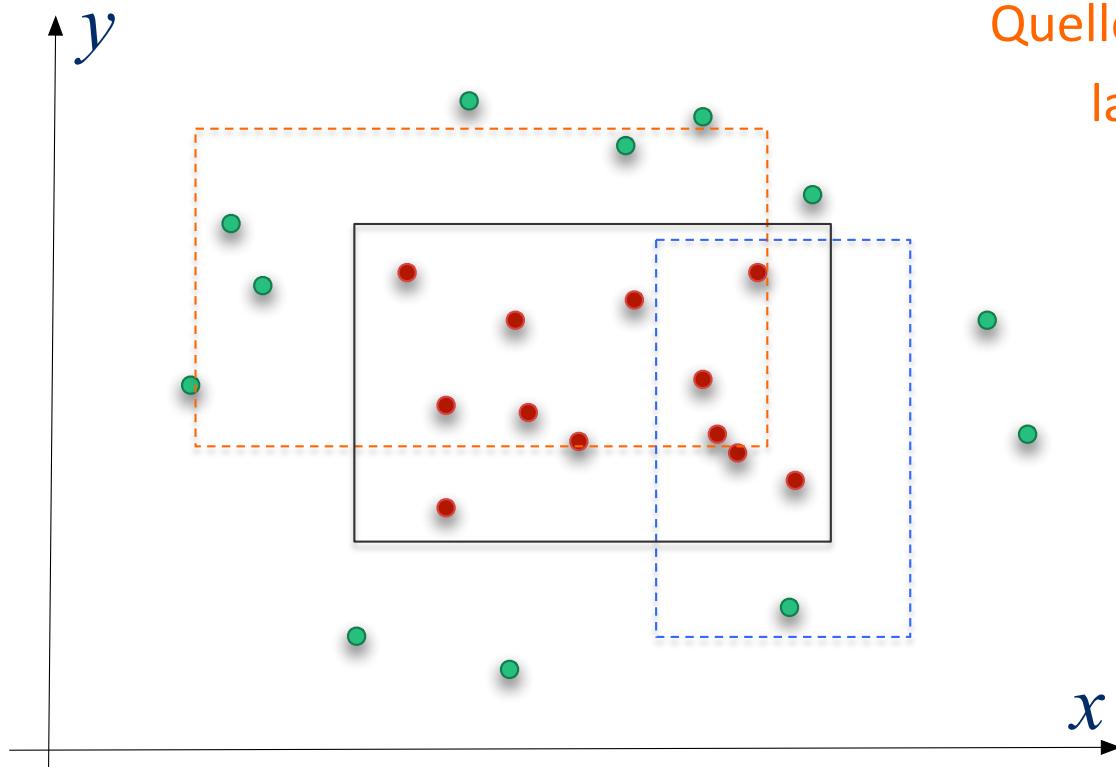
## Illustration : apprendre à classer des exemples

- Comment faire ?



## Illustration : apprendre à classer des exemples en 2D

- Comment faire ?



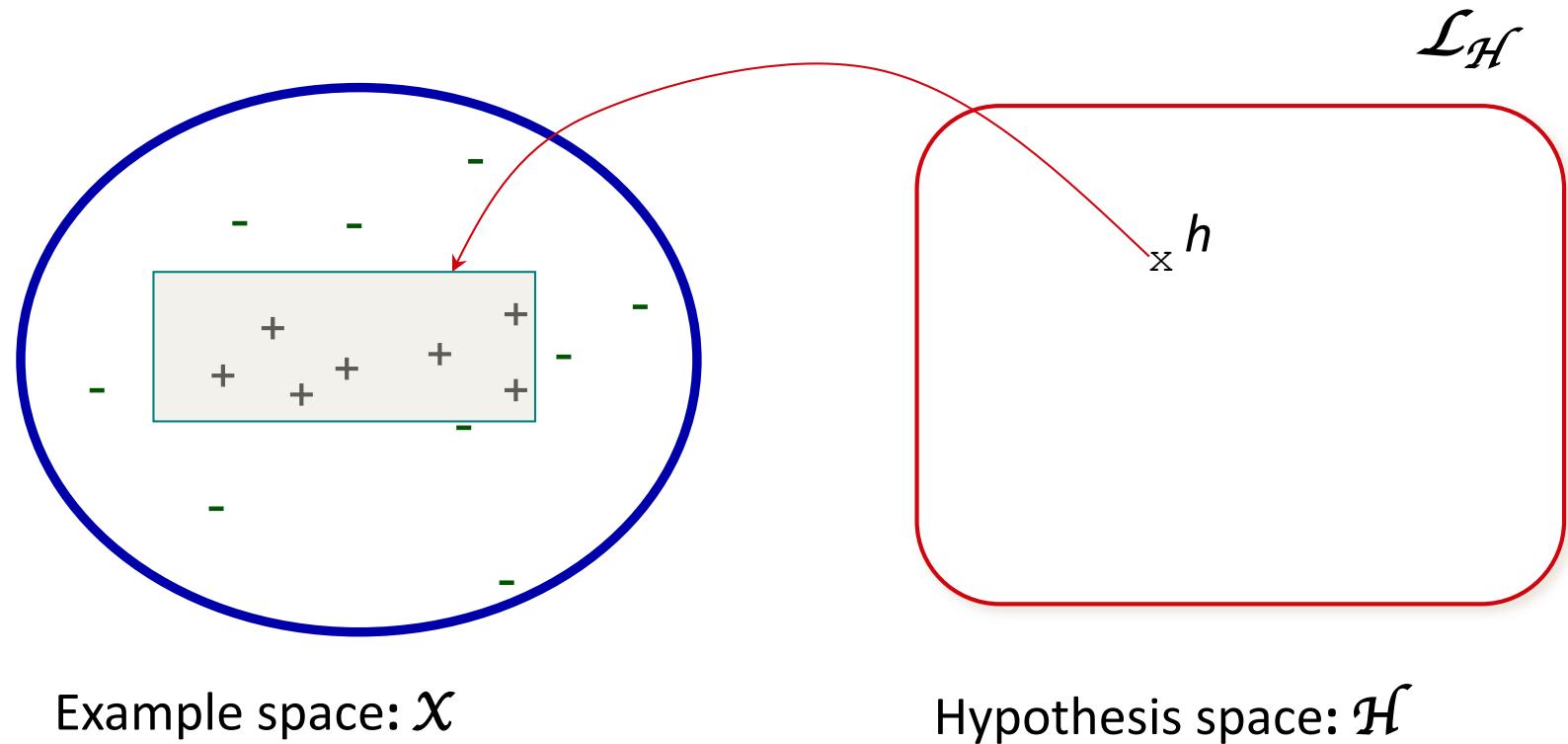
- Et Tom Mitchell fait une entrée fracassante

En proposant que ...

# Supervised learning = a game between spaces

---

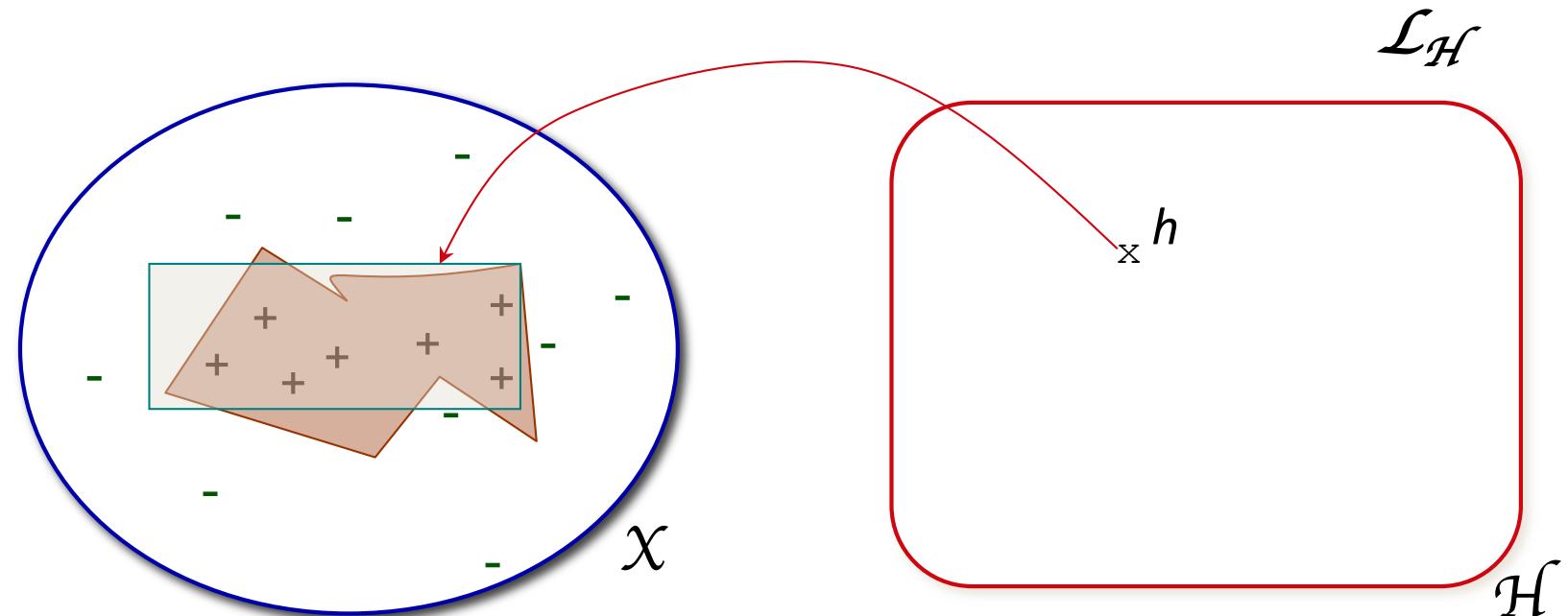
- E.g. **concept learning**



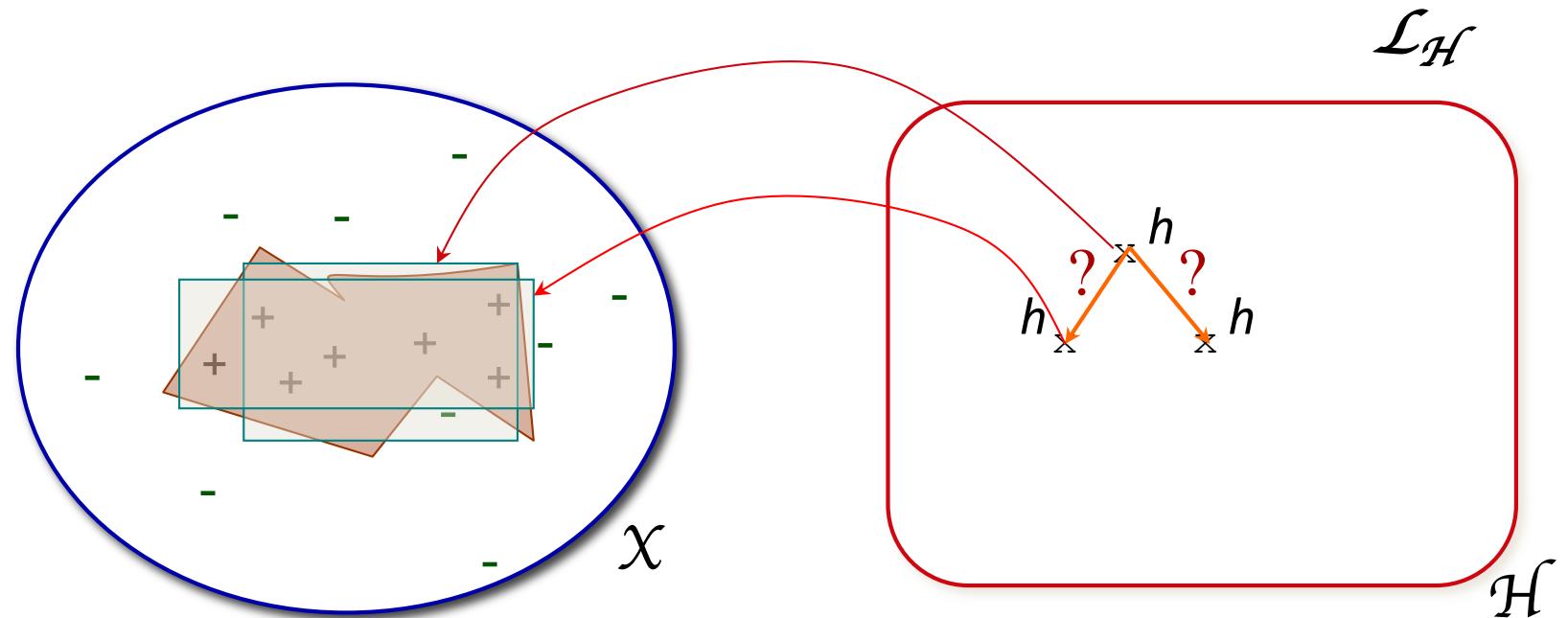
Example space:  $\mathcal{X}$

Hypothesis space:  $\mathcal{H}$

## Trying to approximate the « target concept »



# Concept learning as search

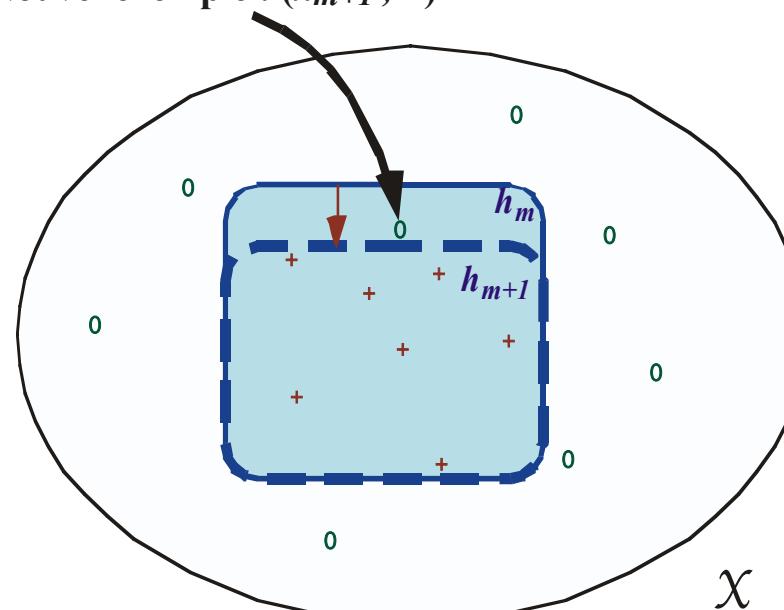


↳ How to control the exploration of  $\mathcal{H}$ ?

# Modification of the current hypothesis

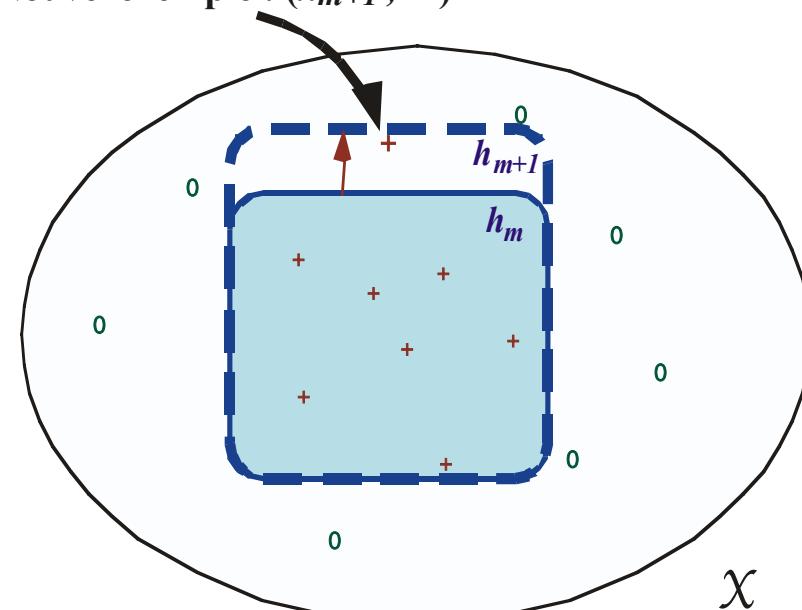
## *How to correct a faulty hypothesis?*

Nouvel exemple :  $(x_{m+1}, -1)$



(a)

Nouvel exemple :  $(x_{m+1}, +1)$

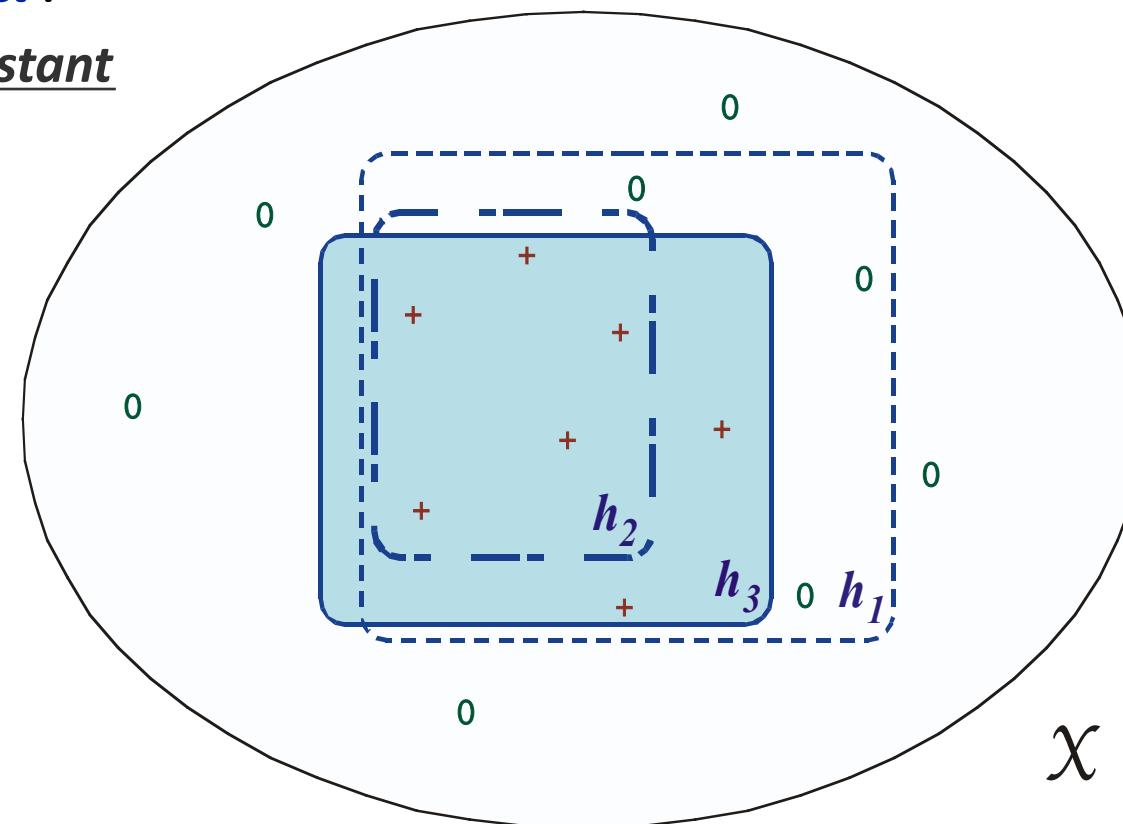


(b)

# Hypotheses and examples

- $h_1$  : *complete* but *incorrect*
- $h_2$  : *correct* but *incomplete*
- $h_3$  : *complete* and *correct* :

consistant



---

H is structured

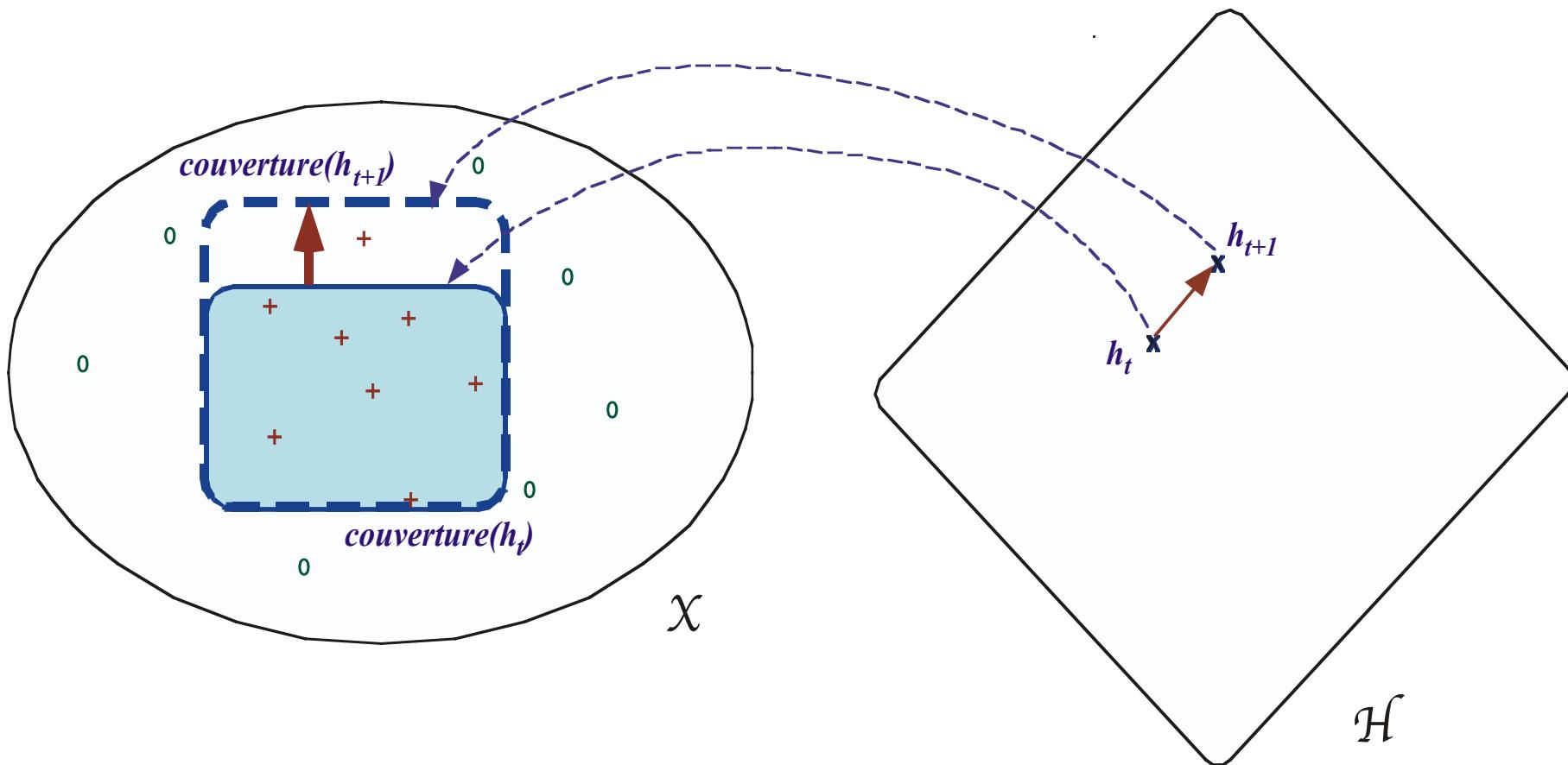
---

**Supervised concept learning**

**The Version Space algorithm**

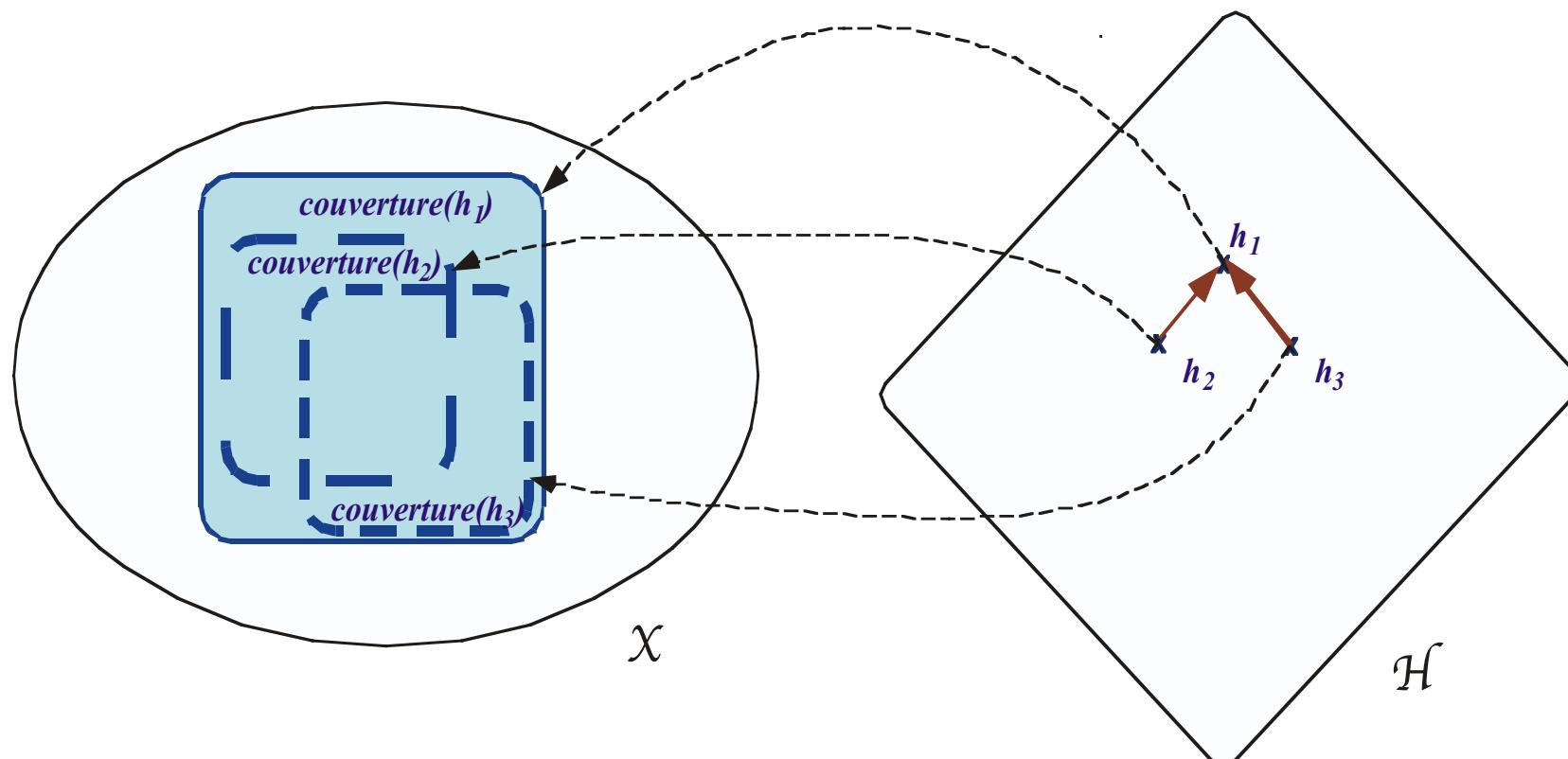
# Inclusion in $X$ and relation of generality in $H$

Towards generalization



# The general-to-specific ordering induced in $\mathcal{H}$

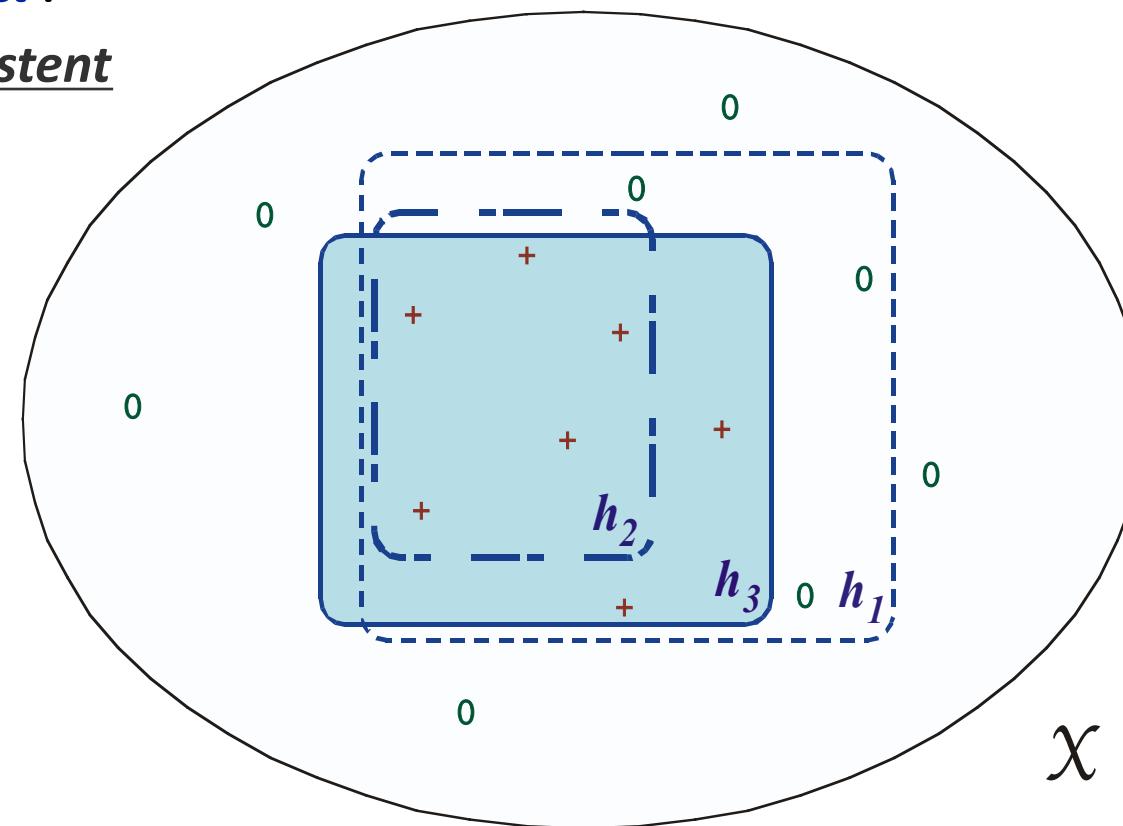
The generality relation in  $\mathcal{H}$     induced by    the inclusion relation in  $\chi$



# Hypotheses and examples

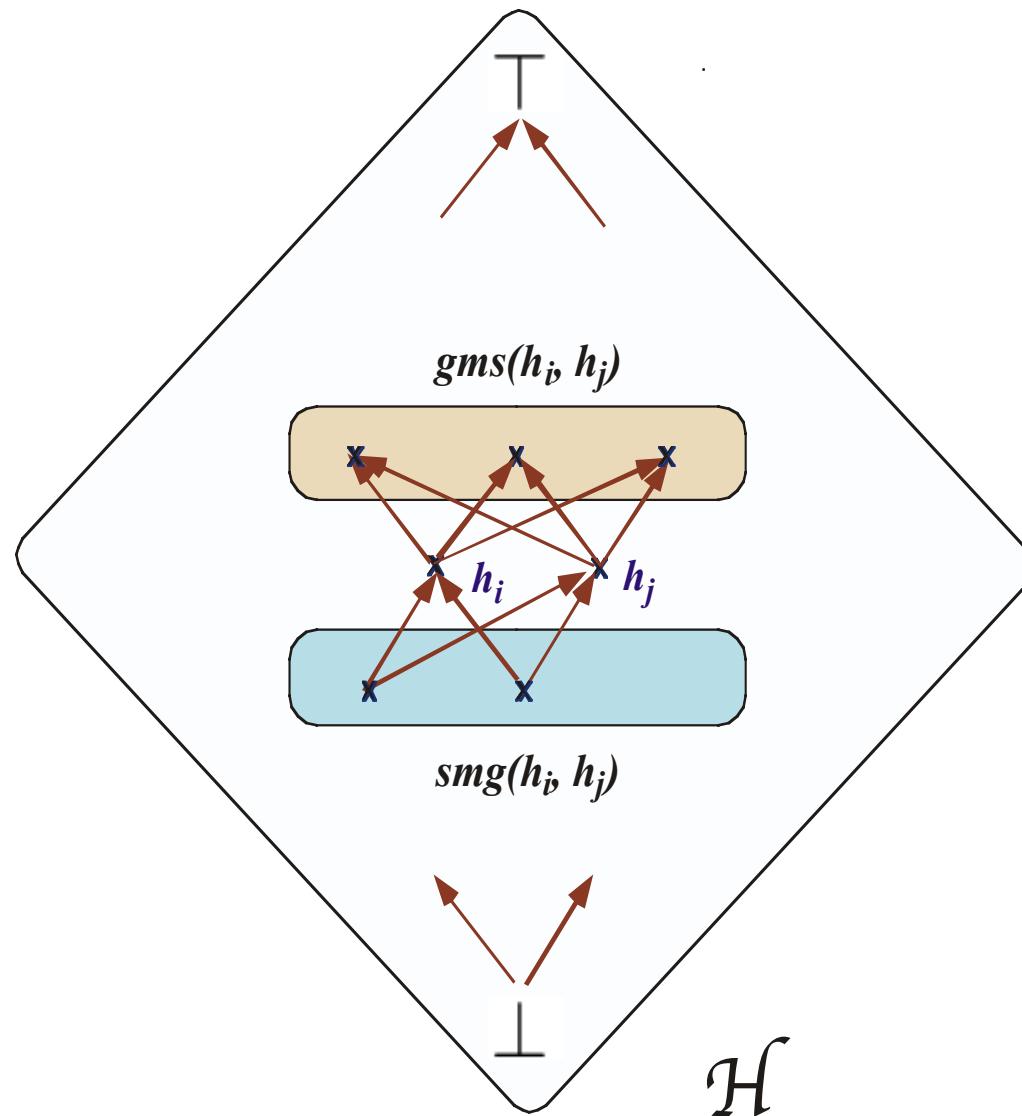
- $h_1$  : *complete* but *incorrect*
- $h_2$  : *correct* but *incomplete*
- $h_3$  : *complete* and *correct* :

consistent



# A generalization lattice in $\mathcal{H}$

- Partial ordering in  $\mathcal{H}$



---

## Operators to explore H

# The operators

---

- Generalization
  - Transform a description into a more general description
- Specialization
  - Inverse of the generalization
  - (In general: produces a description which is a logical consequence of the initial description)
- Reformulation
  - Transform a description into a new, logically equivalent, description

# Generalization operators

---

- Rule: remove a conjunct

$$- A \& B \rightarrow C \quad \Rightarrow \quad A \rightarrow C$$

$$\text{ferrari} \& \text{red} \rightarrow \text{costly} \quad \Rightarrow \quad \text{ferrari} \rightarrow \text{costly}$$

- Rule: add an alternative

$$- A \rightarrow C \quad \Rightarrow \quad A \vee B \rightarrow C$$

$$\text{ferrari} \rightarrow \text{costly} \quad \Rightarrow \quad \text{ferrari} \vee \text{red} \rightarrow \text{costly}$$

- Rule: extend the range of a descriptor

$$- A \& [B = R] \rightarrow C \quad \Rightarrow \quad A \& [B = R'] \rightarrow C$$

$$\text{large} \& [\text{color} = \text{red}] \rightarrow \text{costly}$$

$$\Rightarrow \text{large} \& [\text{color} = \text{red} \vee \text{blue}] \rightarrow \text{costly}$$

## Generalization operators

---

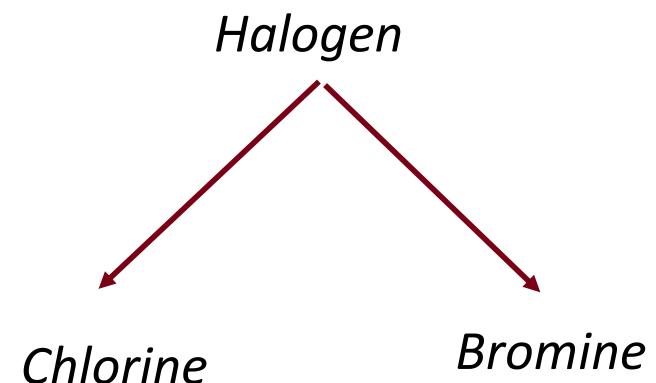
- Rule: **climbing in the hierarchy** of the descriptors

–  $A \& [B = n_1] \rightarrow C \quad \&\& \quad A \& [B = n_2] \rightarrow C \Rightarrow A \& [B = N] \rightarrow C$

corrosive & [element = chlorine] → toxic

corrosive & [element = bromine] → toxic

$\Rightarrow$  corrosive & [element = halogen] → toxic



---

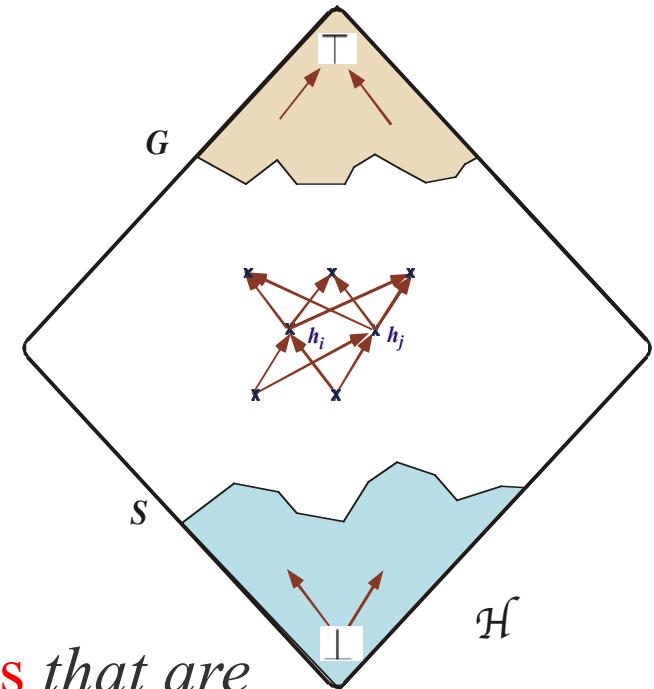
The version space can be defined by two bounds

# Representing the version space

## Fundamental observation:

The version space structured by a partial order relation can be defined by:

- An upper bound: the *G-set*
  - A lower bound: the *S-set*
- ***G-set*** = *Set of the more general hypotheses that are consistant with the training examples*
  - ***S-set*** = *Set of the more specific hypotheses that are consistant with the training examples*



---

# The candidate elimination learning algorithm

*... by successive updatings of the version space*

Idea :

maintain the **S-set**

and the **G-set**

after each new example



*Candidate elimination algorithm*

## Candidate elimination learning algorithm

---

Initialize  $S$  and  $G$  respectively by:

- The set of the most *specific (general)* hypotheses consistent with the 1<sup>st</sup> positive example provided.

For each new example (*positive or negative*)

- update  $S$
- update  $G$

Until convergence

or if  $S = G = \emptyset$

## Updating $S$

---

- $x_i$  is negative
  - Eliminate the hypotheses of  $S$  erroneously covering  $x_i$
- $x_i$  is positive
  - Generalize minimally the hypotheses of  $S$  that do not cover  $x_i$  so that they cover it
  - Then **eliminate** the hypotheses of  $S$ 
    - Covering one or more negative examples
    - And/or that are more general than hypotheses of  $S$

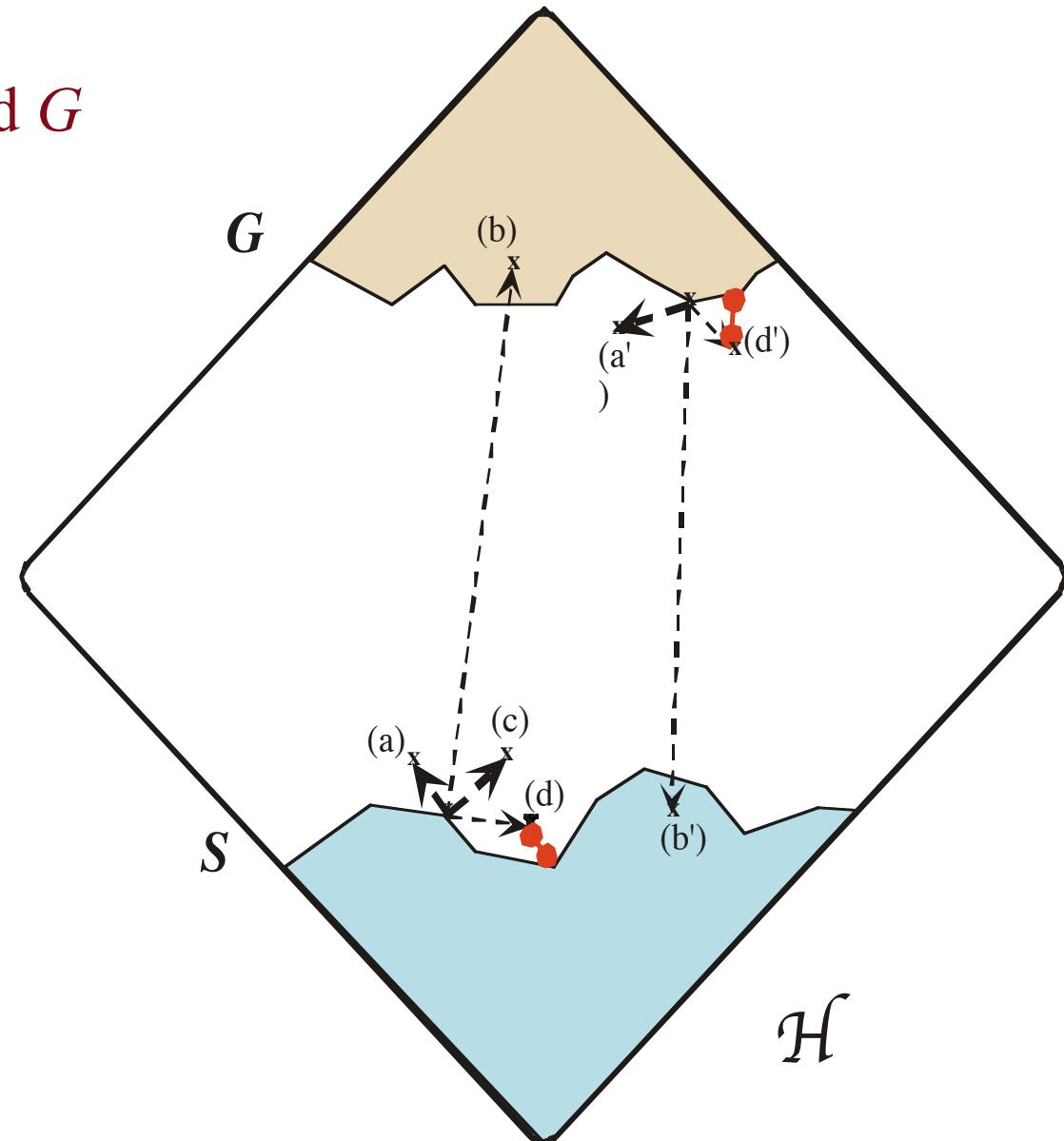
## Updating $G$

---

- $x_i$  is positive
  - Eliminate the hypotheses of  $G$  that do not cover  $x_i$
- $x_i$  is negative
  - Specialize minimally the hypotheses of  $G$  that cover  $x_i$  so that the new hypotheses do not cover it
  - The eliminate the hypotheses of  $G$ 
    - That are not more general than at least one hypothesis of  $S$
    - And/or that are more specific than at least one other hypothesis of  $G$

# Candidate elimination learning algorithm

Updating the bounds  $S$  and  $G$



# Exercise

---

## Properties of the algorithm

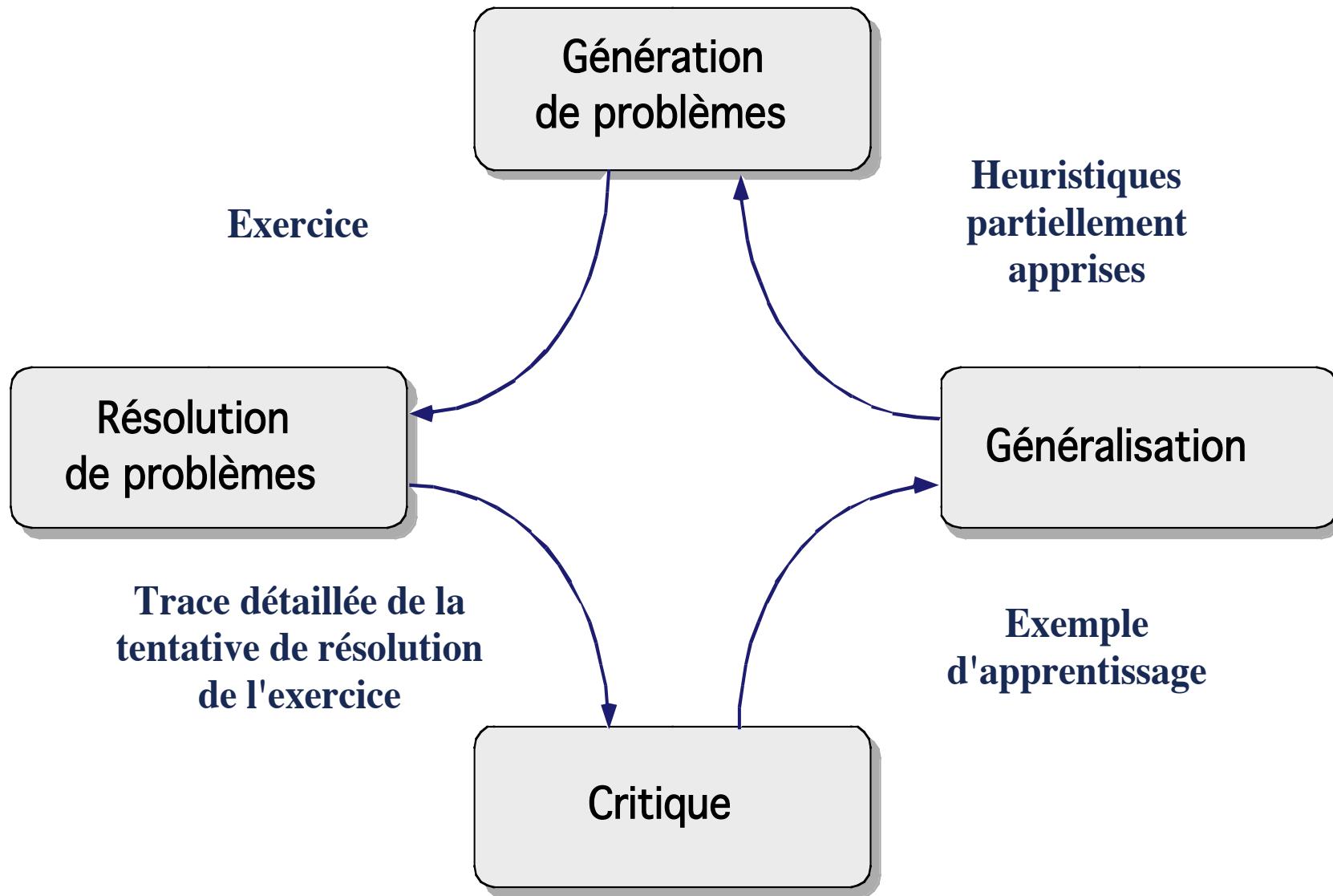
---

- Incremental
- Complexity?
- How to use the result if convergence does not occur?
- What does  $S = G = \emptyset$  mean?
- Could the algorithm be used in an active learning mode?
- What to do if the data is noisy?

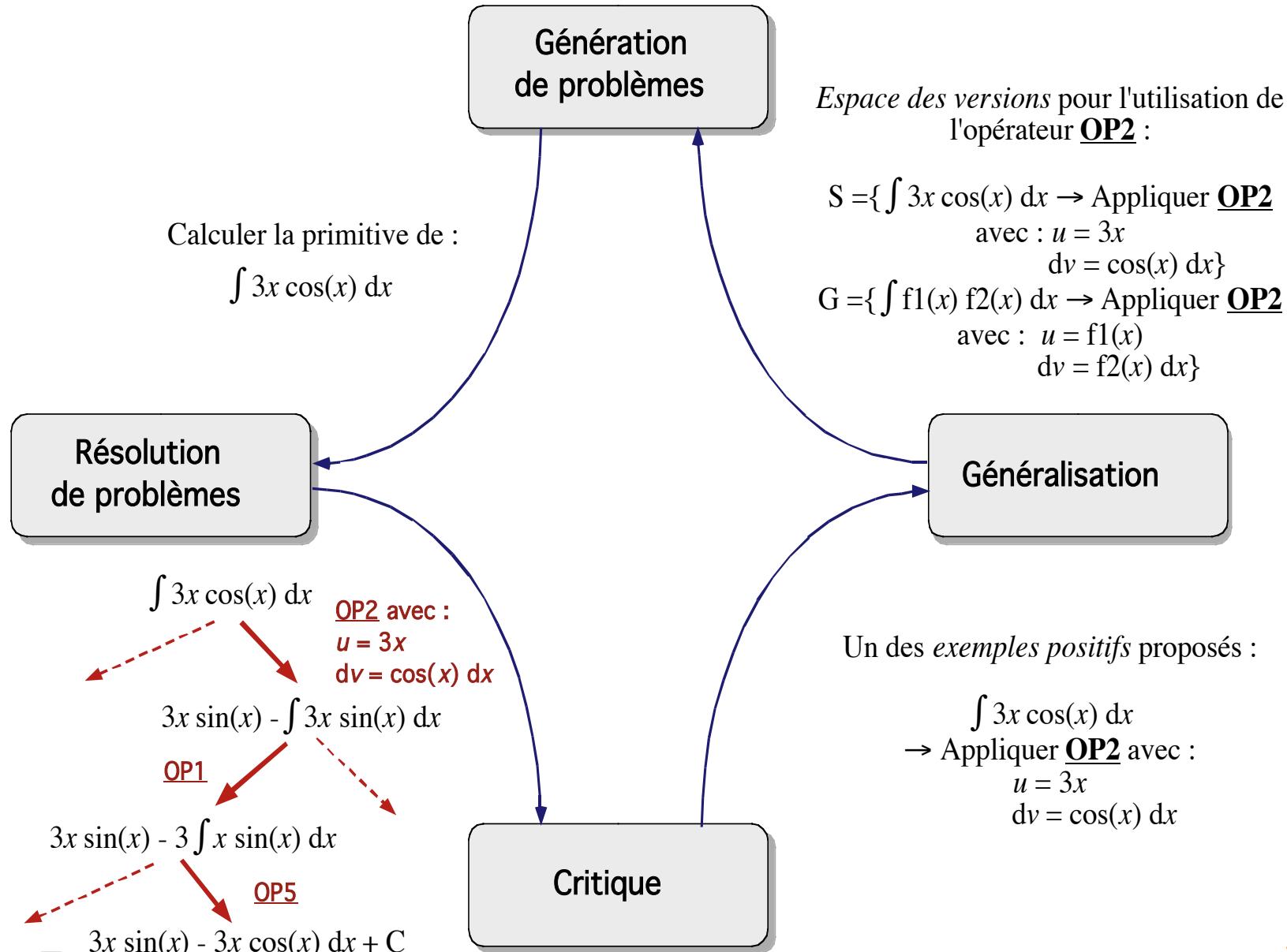
---

## Illustration: LEX

## Illustration: LEX (1)



## Illustration: LEX (2)



---

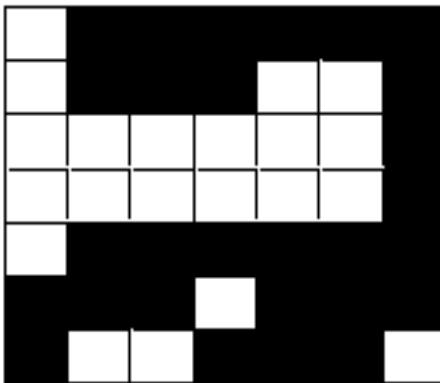
Things that we left aside

---

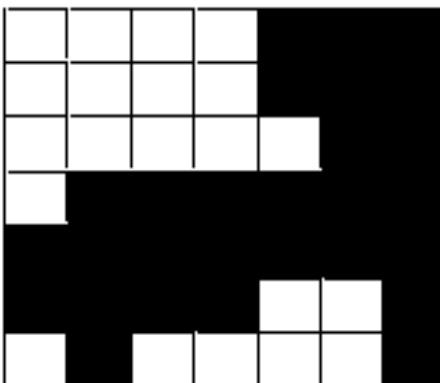
## How to code the inputs

# Learning is easy when we know what to look for

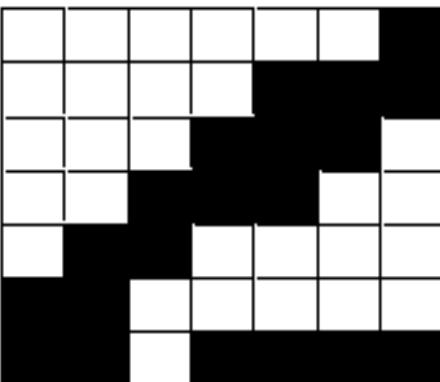
---



- Yes



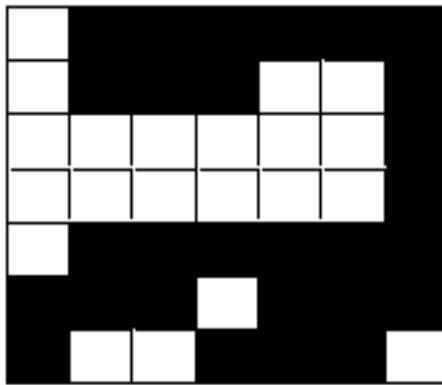
- Yes



- No

## Inputs and prior knowledge

---



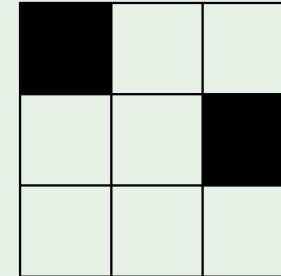
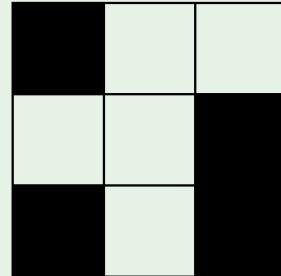
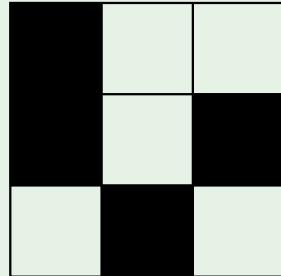
- Is it a pattern recognition task? A character recognition task? ...
- *How to code the examples?*

0 1 1 1 1 1 0 1 1 1 0 0 1 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 1 0 1 1 1 1 1 1 0 1 1 1 1 0 0 1 1 0

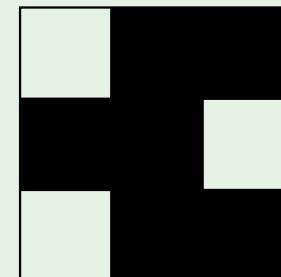
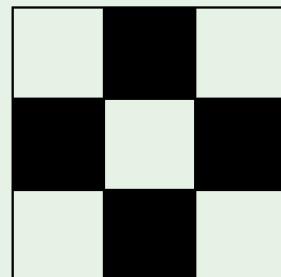
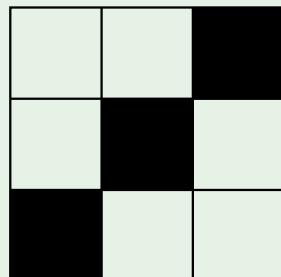
- *A right choice of representation can render the learning task trivial*  
→ *But how can we know the right representation?*

## A learning puzzle

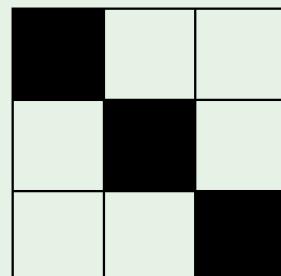
---



$$f = -1$$



$$f = +1$$



$$f = ?$$

# Plan

---

1. Une science de l'apprentissage ?
2. Les grands types d'apprentissage
3. Le problème de l'apprentissage supervisé
4. Apprendre dans un espace d'hypothèses structuré
5. Conclusion

---

# Conclusions

# Conclusions

---

- Several **types of learning tasks**
  - Supervised ; unsupervised ; reinforcement learning
  - But also *semi-supervised* learning, *ranking*, *on-line* learning, ...
- Supervised learning = **search in a hypothesis space**
  - How to code the inputs?
  - How to choose the hypothesis space  $H$ ?
  - How to explore  $H$ ?