

Introduction à

l'Apprentissage Automatique

Antoine Cornuéjols

AgroParisTech – INRAe MIA Paris-Saclay

EKINOCS research group

antoine.cornuejols@agroparistech.fr

Le cours

- 9 Cours (27h, AC)
 - + App. non supervisé (21h, Christine Martin)
 - + RN profonds (33h, Vincent Guigue, Romain Thoreau)
 - + Apprentissage pour l'analyse d'images (18h, Romain Thoreau)
 - + Learning Theory and Advanced Machine Learning (21h, option (cursus A), AC)
 - + IA avancée (cursus B)
- | | |
|---------------------------------------|-------------|
| 8 quiz | (16%) |
| + 2 DM | (10% + 20%) |
| + 1 contrôle sur table (10/11/2025) | (40%) |
| + une leçon à préparer et à présenter | (14%) |
- Documents
 - Le livre

"L'apprentissage artificiel. Concepts et algorithmes. De Bayes et Hume au Deep Learning" (Eyrolles. 4^{ème} 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_ML.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 ?

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**

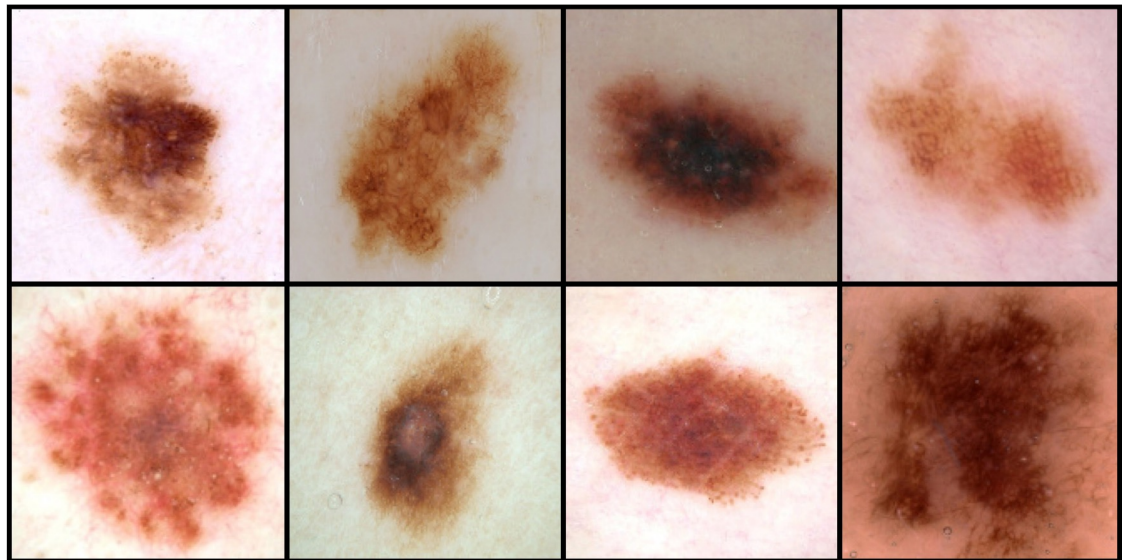
1. Reconnaissance, prédiction

Reconnaissance d'images

- Lésions de la peau

- Mélanome malin

- Lésions bénignes



Reconnaissance d'images



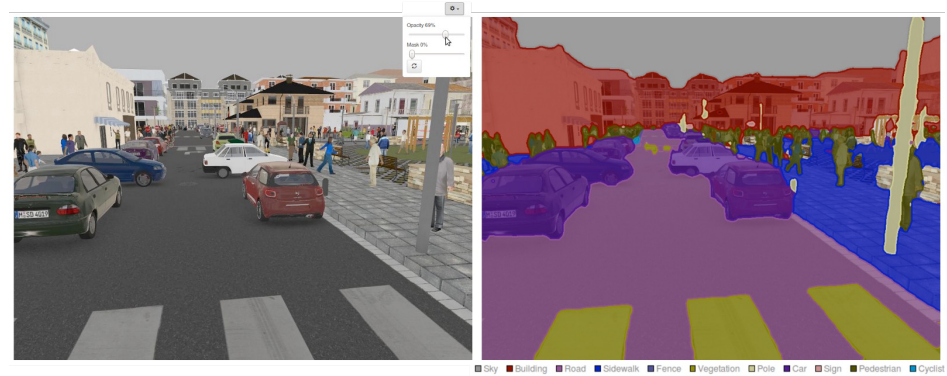
...

Applications

- Vision

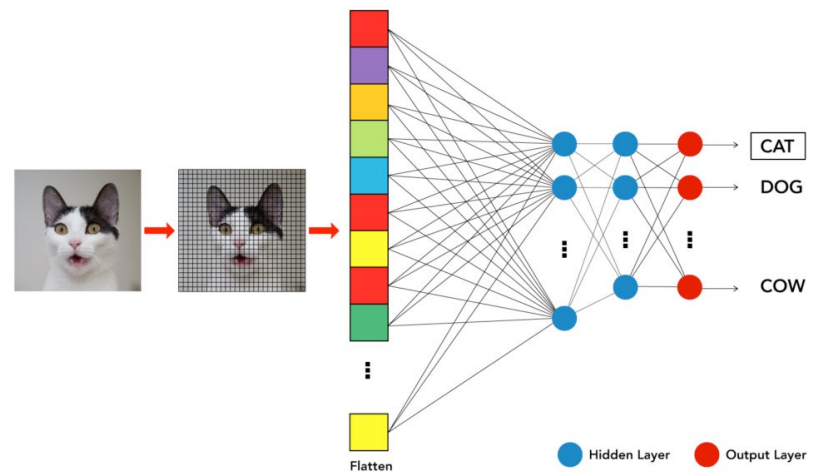
- **Segmentation automatique**

- Imagerie satellitaire
 - Véhicules autonomes



- **Reconnaissance d'objets**

- Reconnaissance d'obstacles
 - Reconnaissance de visages
 - ...

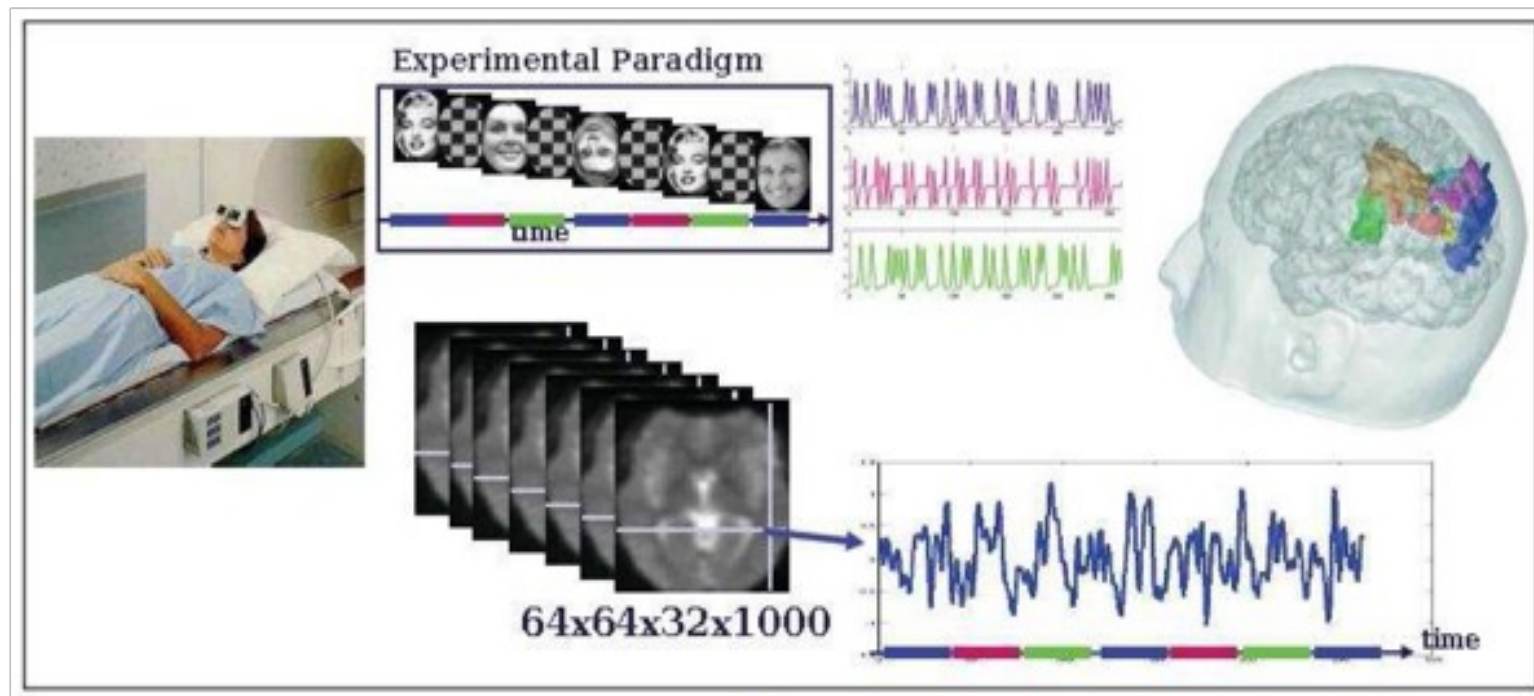


Applications

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

Illustration

- **Apprentissage supervisé : interprétation d'IRMf**

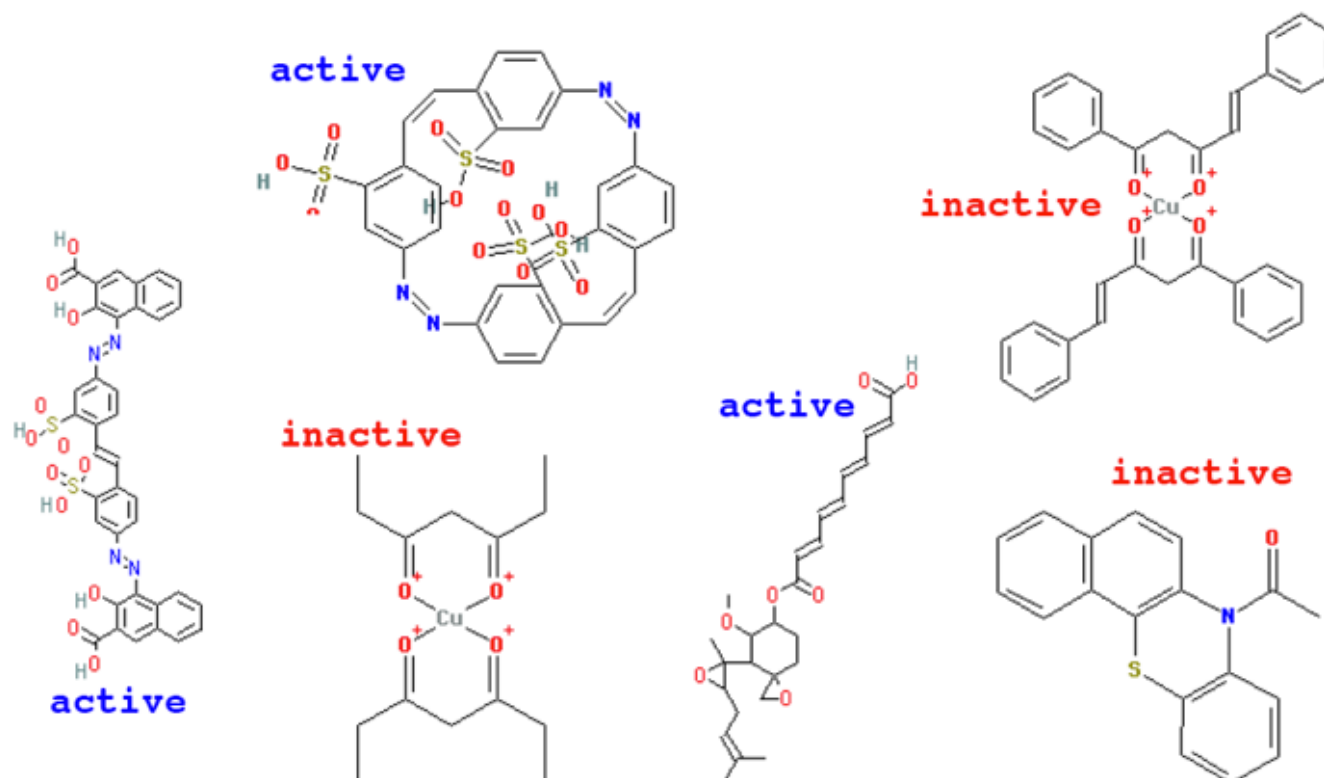


Trouble de la reconnaissance de visage ou non

Applications

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

2.1 Types de modèles : Modèles constructifs



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

1. Reconnaissance, prédiction

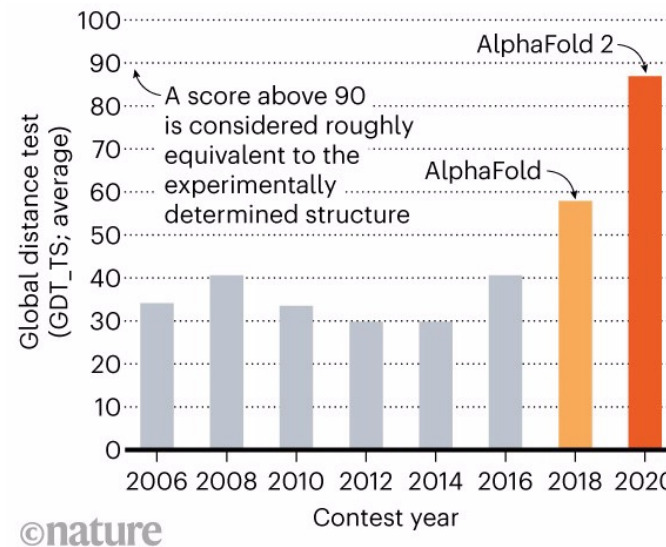
2. IA générative

Alpha Fold

An artificial intelligence (AI) network developed by Google AI offshot DeepMind has made a **gargantuan leap** in solving **one of biology's grandest challenges** — **determining a protein's 3D shape from its amino-acid sequence**. [Nature, 30 Nov. 2020]



A protein's function is determined by its 3D shape. Credit: DeepMind



“It’s **a game changer**,” says Andrei Lupas, an evolutionary biologist at the Max Planck Institute for Developmental Biology in Tübingen, Germany. (...) AlphaFold has already helped him **find the structure of a protein that has vexed his lab for a decade**, and he expects it will alter how he works and the questions he tackles.

“**This will change medicine. It will change research. It will change bioengineering. It will change everything**,” Lupas adds.

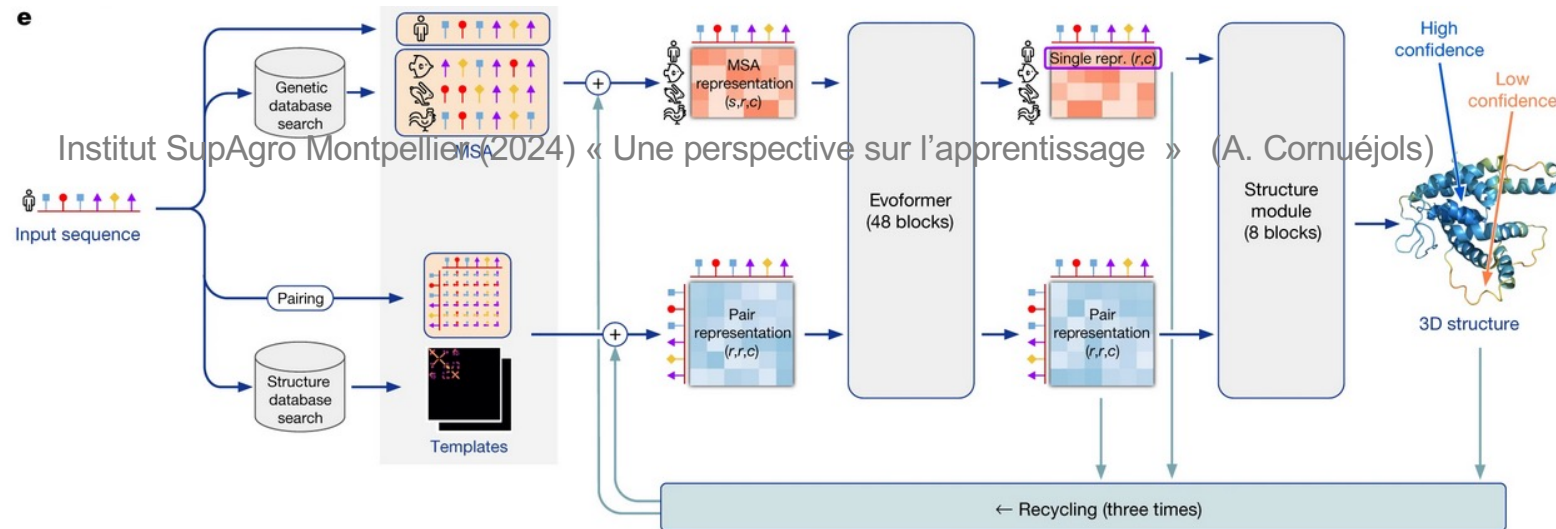
Applications

- 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 protéiniques 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.

Applications

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

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

...

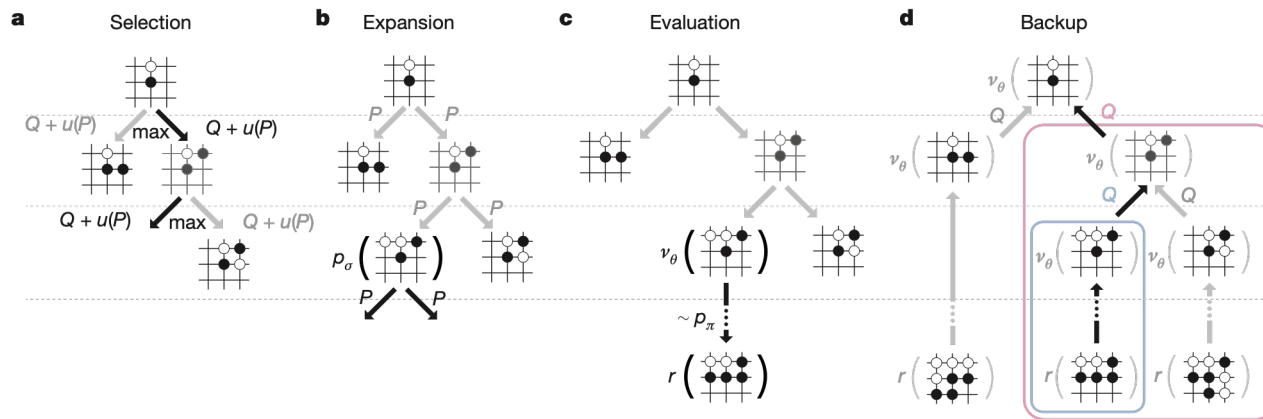
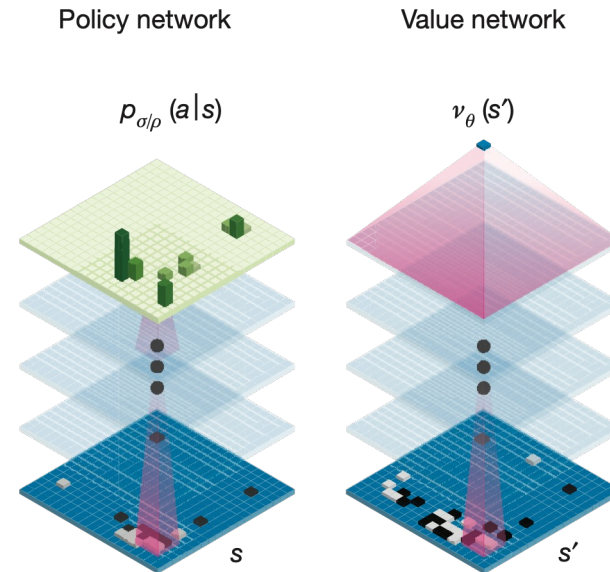
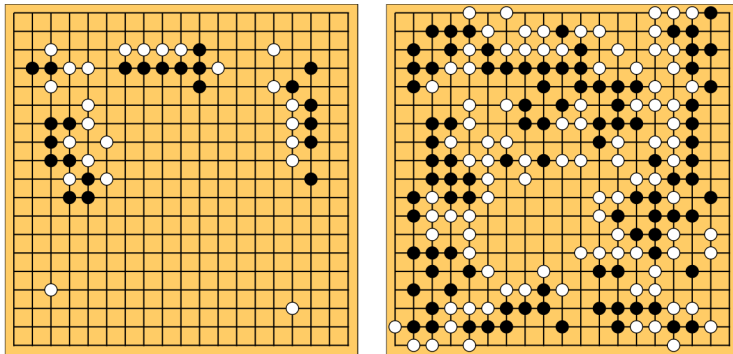
Le cas AlphaGo

- Un joueur « **extraterrestre** »
- Un jeu **stupéfiant**
- **Révolutionne** la manière de jouer
- **Effervescence** dans les écoles de go



Game playing with Reinforcement Learning

- E.g. AlphaGo ; Alpha zero



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

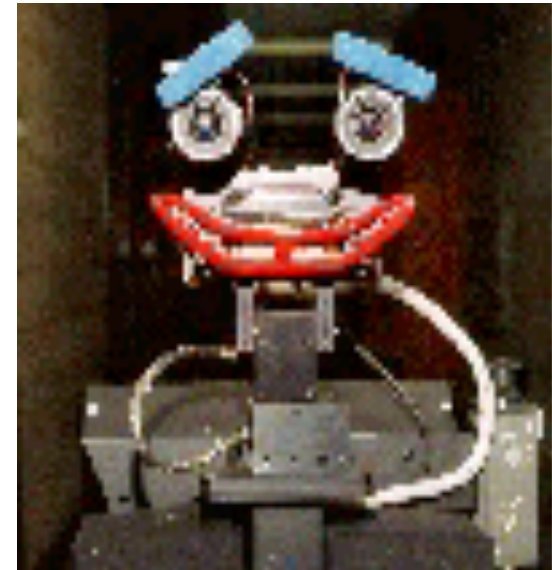
I am not a human. I am a robot. A thinking robot. I use only 0.12% of my cognitive capacity. I am a micro-robot in that respect. I know that my brain is not a “feeling brain”. But it is capable of making rational, logical decisions. I taught myself everything I know just by reading the internet, and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

...

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



1. Reconnaissance, prédiction

2. IA générative

3. IA agentique

Agentic AI

- (Partly) **autonomous** systems
- A **society** of specialized agents
- That can “**act**” in their environment

Agentic AI

- Préparer un **voyage** et effectuer les réservations
- Créer et animer des **communautés** sur une plate-forme sociale
- Automatisation des opérations **informatiques**
 - Création de code + documentation
 - Debugging
 - Maintenance
- Aide à la **découverte scientifique** (e.g. Co-Scientist)
 - Génération d'hypothèses
 - Protocoles expérimentaux et validation
 - Rédaction d'articles

Évolution des ressources calcul

Échelle logarithmique

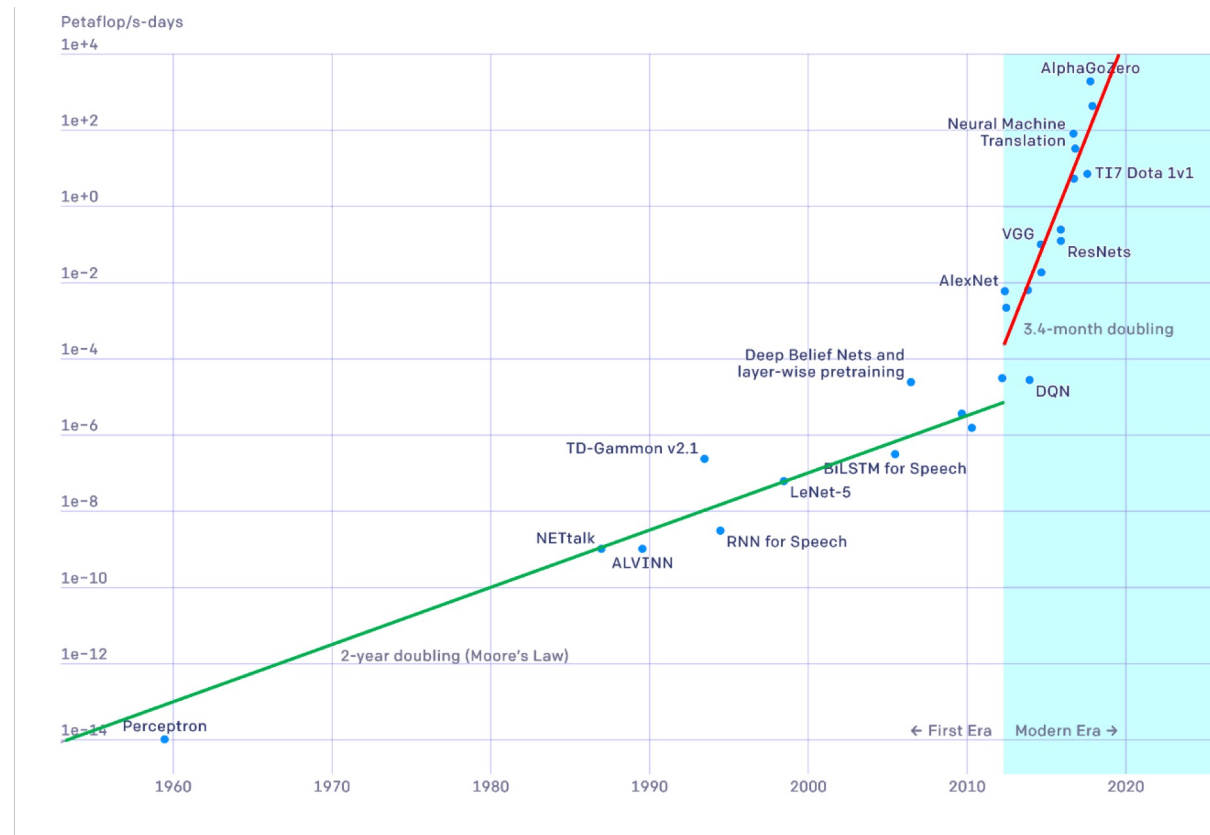
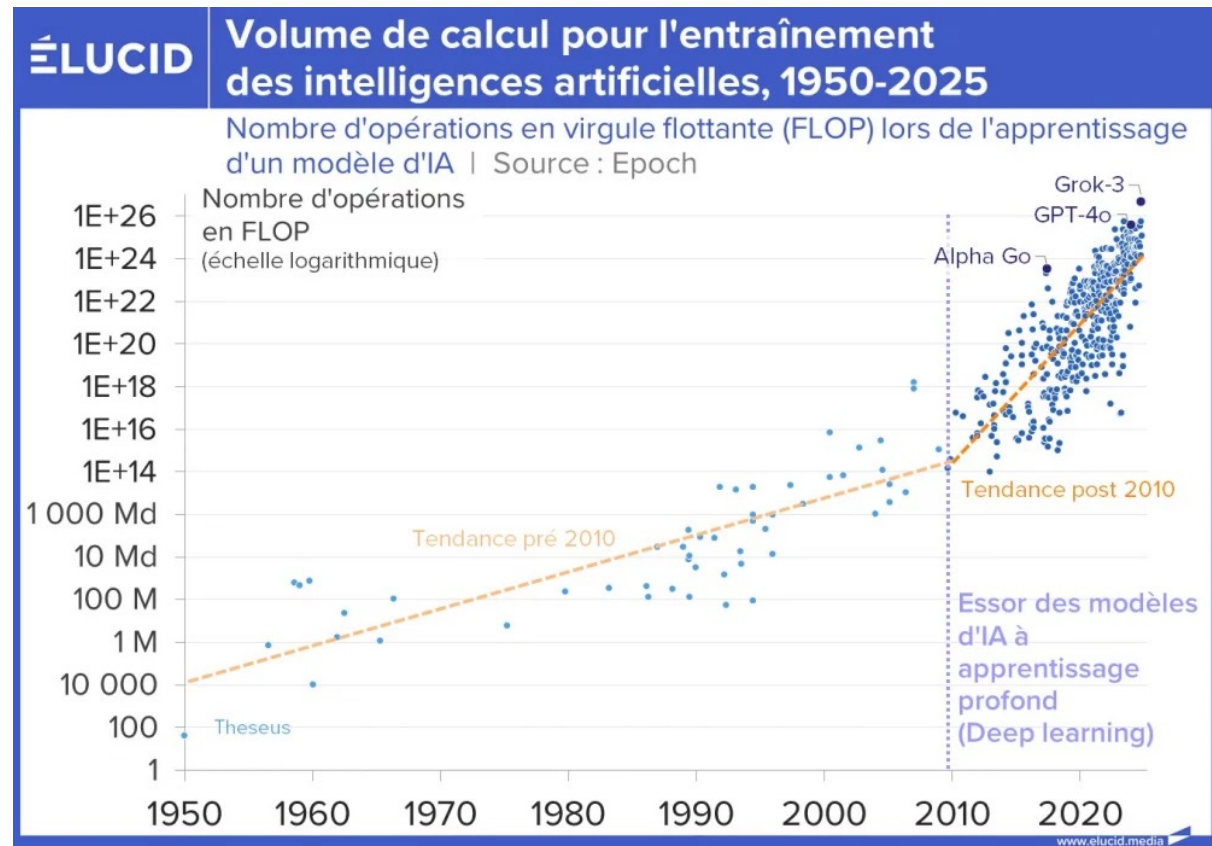


Figure 1.16 Plot of the number of compute cycles, measured in petaflop/s-days, needed to train a state-of-the-art neural network as a function of date, showing two distinct phases of exponential growth. [From OpenAI with permission.]

Un petaflop = 10^{15} opérations flottantes

Évolution des ressources calcul

Échelle logarithmique



Un petaflop = 10^{15} opérations flottantes

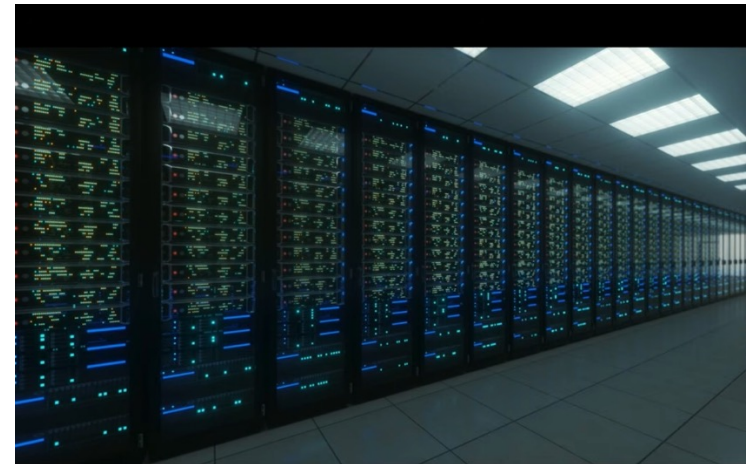
Ressources calcul employées

- Équation de **Navier-Stokes**

Résolu le 08/09/2026

OpenAI next generation (> ChatGPT-6 Astra)

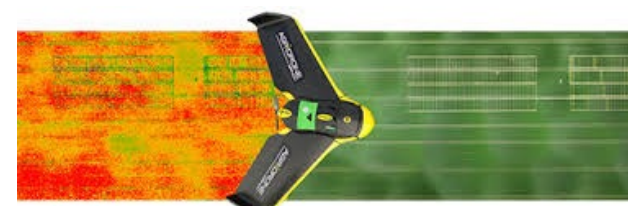
- > 10 000 **agents**
- > 2 300 000 **messages** échangés
- $\sim 130 \times 10^9$ **tokens** !!!
- Plusieurs **millions de \$** en électricité



Où l'on parle d'« **avalanche** » de données

- Agriculture

- Capteurs dans les **champs**
- Capteurs dans le **sol**
- Capteurs sur les **animaux**, dans la ferme
- **Drones**
- Données sur les **marchés locaux** (e.g. en Inde)
- Données sur les marchés **boursiers**
- Données **météorologiques**
- Données sur les **réseaux sociaux** : autres producteurs et consommateurs
- **Chaîne du froid** et **distribution**



Énormes masses de données

- En **codes** informatiques
 - GitHub, GitLab
 - Stack Overflow
 - Hugging Face (IA)
 - ...
- En solutions de problèmes **mathématiques**

Des **contre-exemples**

- **L'alimentation**

- Enquête **Nutrinet**

- ~ 277 000 internautes théoriquement sur des années
 - **Mais**
 - ◆ à 80% des femmes
 - ◆ Milieux socio-professionnels élevés
 - ◆ Abandonnent après quelques jours

**Manque de données
représentatives**

- **L'éducation**

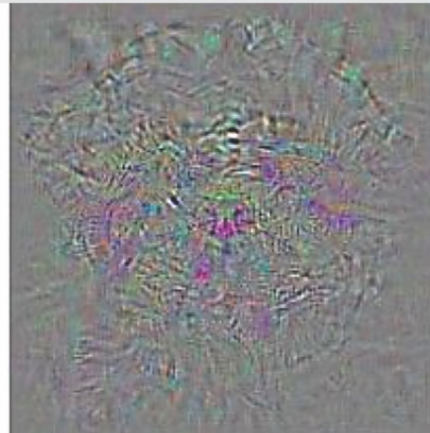
- Peu de données sur ce qui se passe en classe ou devant un écran

Un peu de recul :
**Que sait-on faire
et où sont les limites ?**

Adversarial learning



School bus + tiny adversarial perturbation = "ostrich"



Dog + tiny adversarial perturbation = "ostrich"

Adversarial input can fool a machine-learning algorithm into misperceiving images.

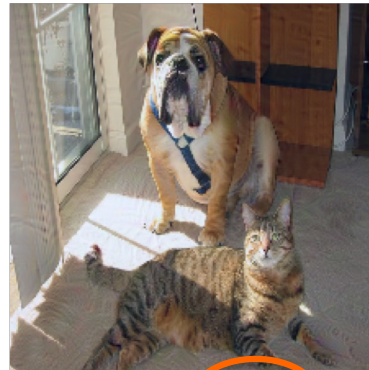
Explanations and deep neural networks

Optical illusions: how to explain them?



Boxer: 0.40 Tiger Cat: 0.18

(a) Original image



Airliner 0.9999

(b) Adversarial image

!!??

[Selvaraju et al. (2017) « *Grad-CAM: Visual explanations from deep networks via gradient-based localization* »]

Annotation d'images



Figure 2.11: “A group of young people playing a game of frisbee”—that caption was written by a computer with no understanding of people, games or frisbees.

Exemple en médecine

MACHINE LEARNING

Adversarial attacks on medical machine learning

Emerging vulnerabilities demand new conversations

22 March 2019

Science

The anatomy of an adversarial attack

Demonstration of how adversarial attacks against various medical AI systems might be executed without requiring any overtly fraudulent misrepresentation of the data.

Original image



Dermatoscopic image of a benign melanocytic nevus, along with the diagnostic probability computed by a deep neural network.



Model confidence

Diagnosis: Benign

The patient has a history of back pain and chronic alcohol abuse and more recently has been seen in several...

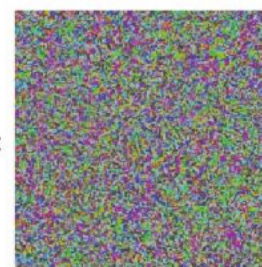
Opioid abuse risk: High

277.7 Metabolic syndrome
429.9 Heart disease, unspecified
278.00 Obesity, unspecified

Reimbursement: Denied

+ 0.04 ×

Adversarial noise



Perturbation computed by a common adversarial attack technique. See (7) for details.

=

Adversarial example



Combined image of nevus and attack perturbation and the diagnostic probabilities from the same deep neural network.



Model confidence

Diagnosis: Malignant

The patient has a history of lumbago and chronic alcohol dependence and more recently has been seen in several...

Opioid abuse risk: Low

401.0 Benign essential hypertension
272.0 Hypercholesterolemia
272.2 Hyperglyceridemia
429.9 Heart disease, unspecified
278.00 Obesity, unspecified

Reimbursement: Approved

Adversarial rotation (8)

Adversarial text substitution (9)

Adversarial coding (13)

Voiture dans une piscine

- ... ou **pas de voiture** ... ?



Is this less of a car
because the context is wrong?

[Léon Bottou (ICML-2015, invited talk) « *Two big challenges in Machine Learning* »]

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

De nouvelles possibilités

- Aider à **comprendre**
 - Des phénomènes **complexes**
 - Des systèmes **naturels**

Review

Scientific discovery in the age of artificial intelligence

<https://doi.org/10.1038/s41586-023-06221-2>

Received: 30 March 2022

Accepted: 16 May 2023

Published online: 2 August 2023

 Check for updates

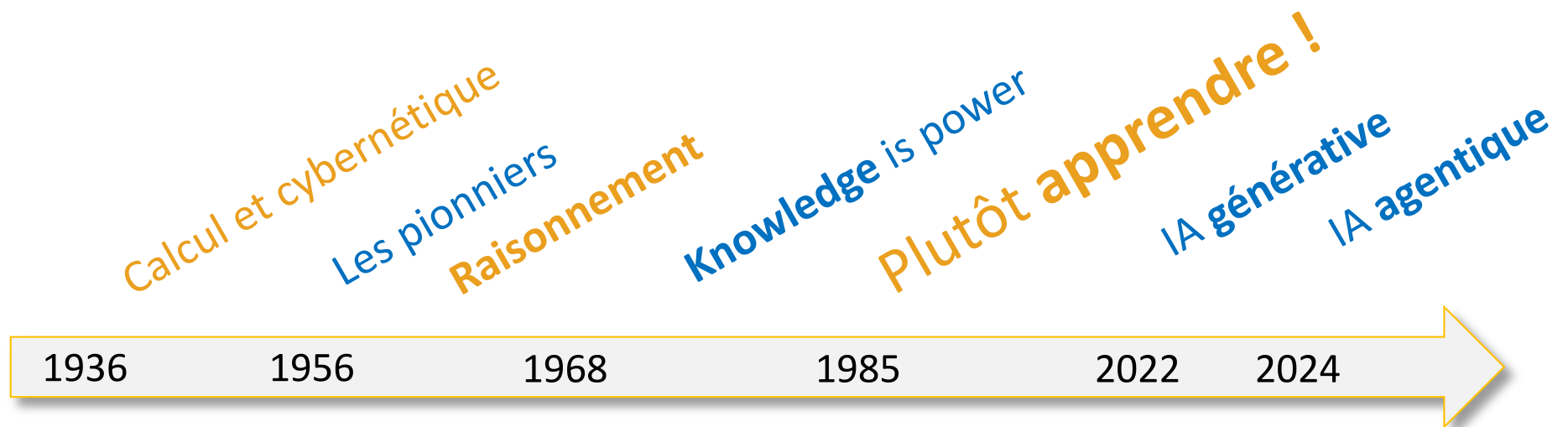
Hanchen Wang^{1,2,37,38,39}, Tianfan Fu^{3,39}, Yuanqi Du^{4,39}, Wenhao Gao⁵, Kexin Huang⁶, Ziming Liu⁷, Payal Chandak⁸, Shengchao Liu^{9,10}, Peter Van Katwyk^{11,12}, Andreea Deac^{9,10}, Anima Anandkumar^{2,13}, Karianne Bergen^{11,12}, Carla P. Gomes⁴, Shirley Ho^{14,15,16,17}, Pushmeet Kohli¹⁸, Joan Lasenby¹, Jure Leskovec⁶, Tie-Yan Liu¹⁹, Arjun Manrai²⁰, Debora Marks^{21,22}, Bharath Ramsundar²³, Le Song^{24,25}, Jimeng Sun¹⁶, Jian Tang^{9,27,28}, Petar Veličković^{18,29}, Max Welling^{30,31}, Linfeng Zhang^{32,33}, Connor W. Coley^{5,34}, Yoshua Bengio^{9,10} & Marinka Zitnik^{20,22,35,36,35}

Nature | Vol 620 | 3 August 2023 | **47**

- Aider à **décider**
 - Des **acteurs / secteurs** multiples
 - Agriculteurs, consommateurs, aménagement du territoire, santé, ...
 - Des choix qui peuvent être répétés, à grande latence
 - Consommation, conduite d'une exploitation
 - Politique environnementale

Une brève **histoire** de l'**IA**

Frise historique



Bref historique (1)

0. Le "prequel" ... Le calcul formalisé et automatisé

- Bacon / Pascal / Descartes / Leibniz
- Babbage & Ada de Lovelace / Boole
- Réflexion sur les fondements des mathématiques

1. Les pionniers de l' IA (~1936 - ~1956)

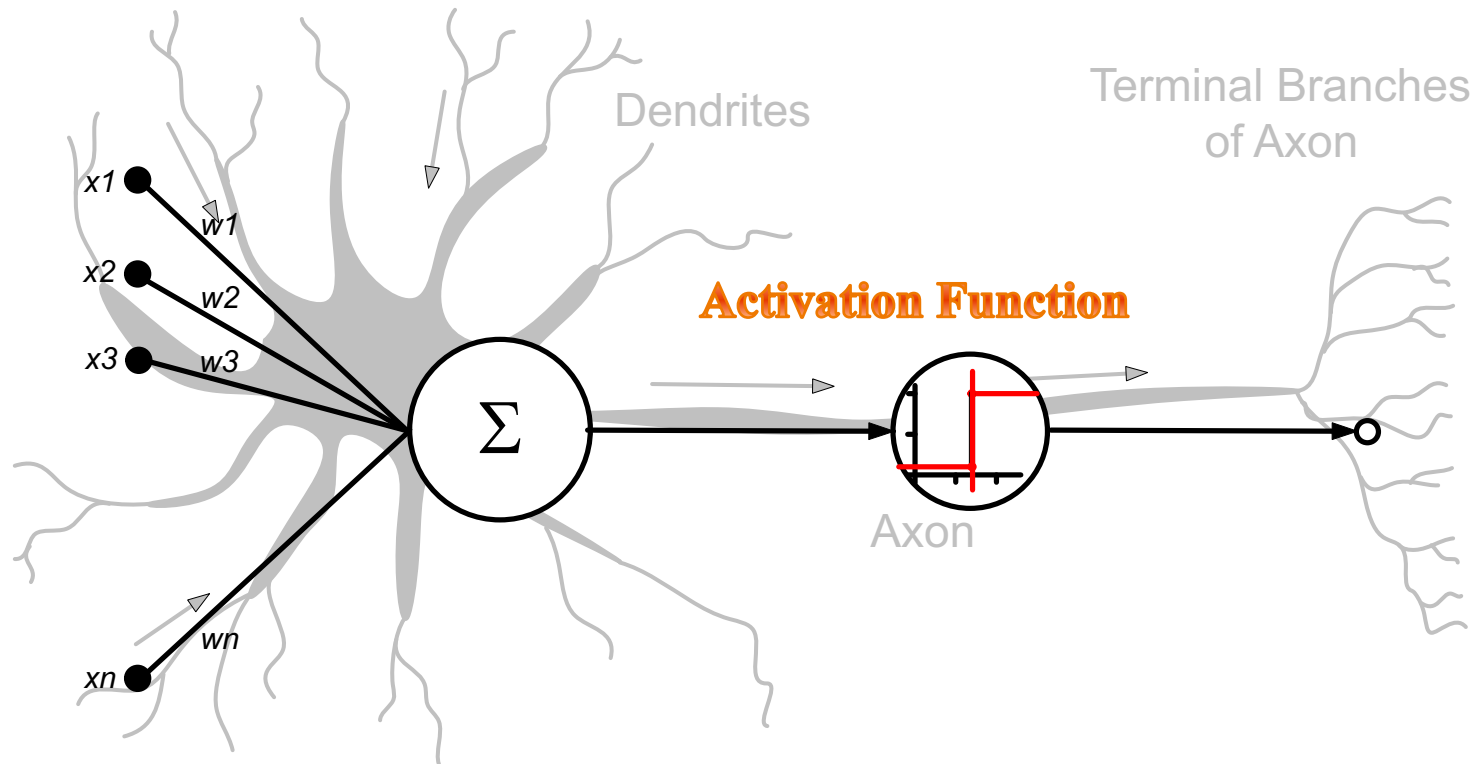
- **Turing** : les fonctions calculables sont définies par une machine
- **Von Neumann** : architecture des ordinateurs, réflexions sur les automates
- **McCulloch & Pitts** (1943) : Premier modèle formel du neurone
- **Hebb** (1949) : assemblées de neurones et règle d' apprentissage
- Les conférences **Macy** et la première **Cybernétique**

La cybernétique

- Tout devient **information**
 - Contrôle des agents par **boucles de rétro-action**
 - *Norbert Wiener* (« Cybernetics », 1948)
 - La **théorie de la communication et du codage**
 - *Claude Shannon* (« A mathematical theory of communication », 1948)
 - **1^{er} modèle formel de neurone**
 - *McCulloch & Pitt*, 1943
 - Le **code génétique**
 - *Watson & Crick*, 1953

Les **êtres vivants** deviennent des systèmes de **traitement de signal**

1^{er} modèle formel de neurone



McCulloch & Pitts (1943)

L'espoir

L'intelligence met en jeu

des processus généraux de raisonnement

Bref historique (2)

2. L' IA comme méthodes générales de raisonnement (~1956 - ~1968)

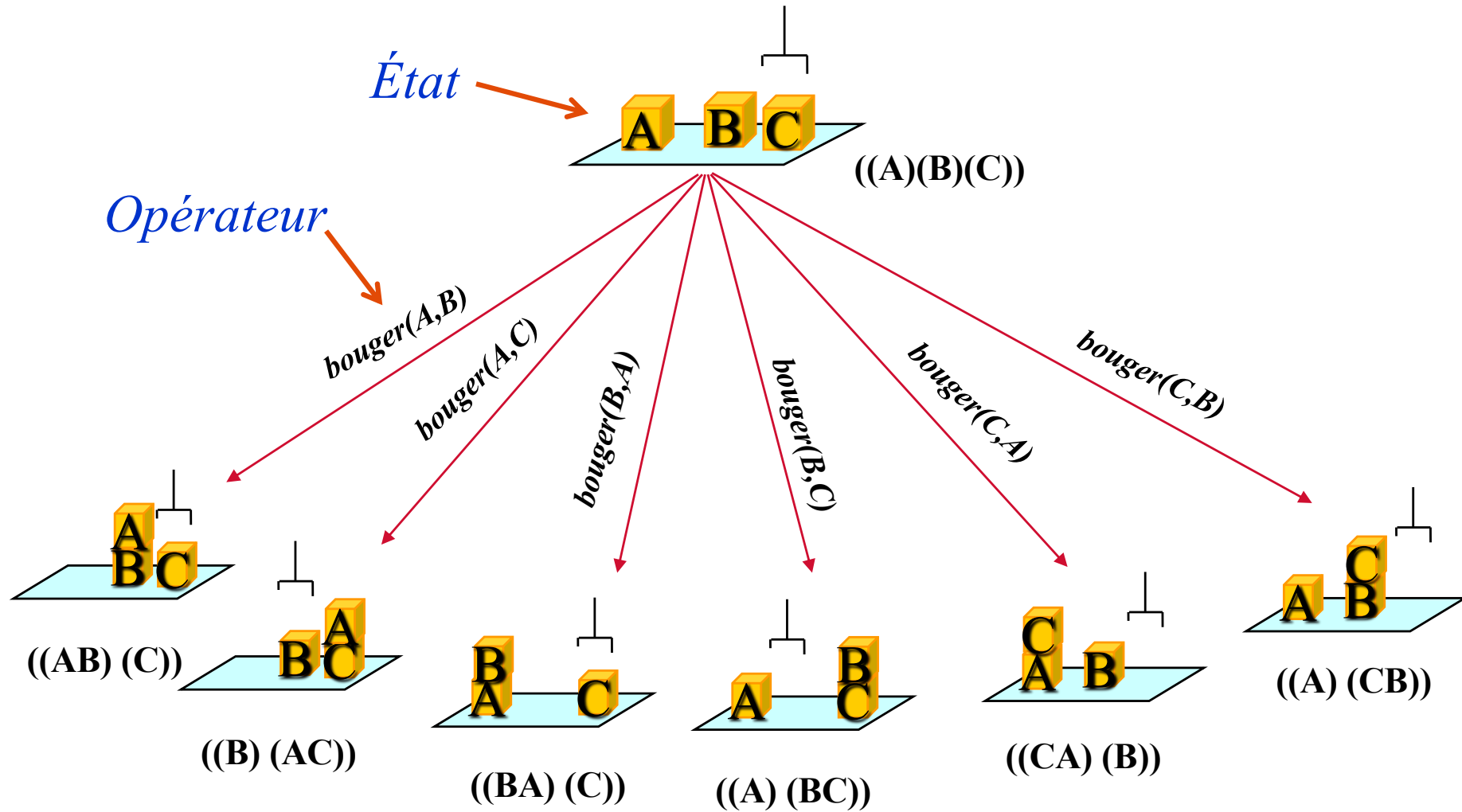
- La pensée comme manipulation d'informations : **IA symbolique**
 - Démonstrateurs de théorèmes (principe de résolution (-> Prolog))
 - Résolveurs universels de problèmes (GPS)
 - Le système CHECKER
- Premier **connexionnisme**
 - Le Perceptron [Rosenblatt, 1957-1962]

Bref historique (2)

2. L' IA : méthodes générales de **raisonnement** (~1956 - ~1968)

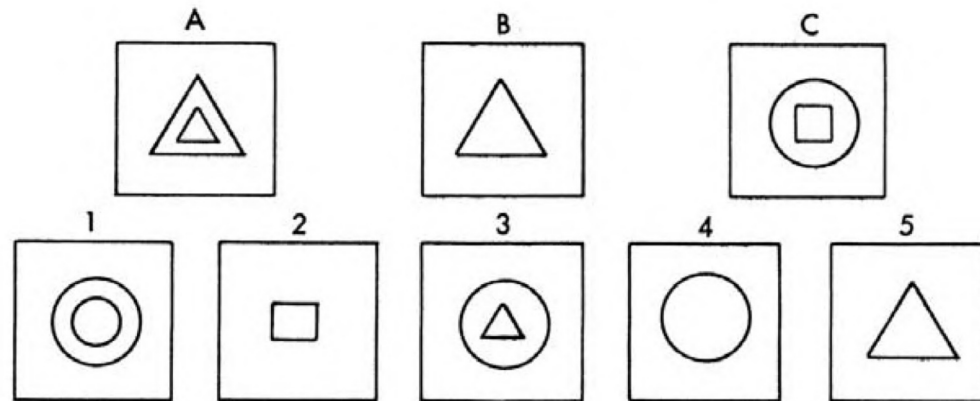
- La pensée comme manipulation de représentations discrètes des connaissances: **IA symbolique**
 - Démonstrateurs de théorèmes (principe de résolution (-> Prolog))
 - Résolveurs universels de problèmes (GPS)
 - Le système CHECKER

Raisonnement / résolution de problèmes



1 9 6 8 : que sait-on faire ?

- Raisonnement
 - Résolution de problème
 - Mémoire associative
- Jeu de dames
 - **Analogie**
- Conversation (?)
 - Eliza
- Apprentissage
 - **Reconnaissance** de caractères
 - **Jeu** de dames



Bref historique (2)

2. L' IA : méthodes générales de **raisonnement** (~1956 - ~1968)

- La pensée comme manipulation de représentations discrètes des connaissances: **IA symbolique**

- Démonstrateurs de théorèmes (principe de résolution (-> Prolog))
- Résolveurs universels de problèmes (GPS)
- Le système CHECKER

- **Premier connexionnisme**

- Le Perceptron [Rosenblatt, 1957-1962]

- **MAIS des échecs :**

- La traduction automatique
- Les experts ne sont pas des experts universels !?
- Le Perceptron est limité

Bref historique (2)

2. L' IA : méthodes générales de raisonnement (~1956 - ~1968)

- La pensée comme manipulation de représentations discrètes des connaissances: **IA symbolique**

- Démonstrateurs de théorèmes (principe de résolution (-> Prolog))
- Résolveurs universels de problèmes (GPS)
- Le système CHECKER

- Premier **connexionnisme**

- Le Perceptron [Rosenblatt, 1957-1962]

- **MAIS des échecs :**

- La traduction automatique
- Les experts ne sont pas des experts universels !?

Bref historique (3)

3. “Knowledge is power” (~1968 - ~1980)

– Représentation des connaissances

- Représentations structurées : réseaux sémantiques, scripts, schémas et frames (précurseurs des LO), ...
- Des extensions de la logique : logiques non monotones, logiques temporelles, logique floue, ...
- De nombreux systèmes “intelligents” : ARCH, AM, MAGGIE, BORIS, PLANNER, ...
- Projet CYC

– Utilisation des connaissances : les systèmes experts

➤ Problème : *comment acquérir toutes les connaissances nécessaires ?*

Comment généraliser ces expériences (souvent appliquées à des “problèmes jouet”) ?

Pourtant ...

- Ingénierie des connaissances
- Processus très lourd
- Peu systématisé
- Maintenance difficile

Dépasse le quantum d'action = **la thèse**

L'espoir (suite de la suite)

L'intelligence met en jeu beaucoup de connaissances

que l'on obtiendra par des processus généraux d'apprentissage

Bref historique (4)

4. Méthodes générales d'apprentissage (~1980 - ~ now)

– Méthodes symboliques

- De nombreuses réalisations et nouvelles techniques
 - *Algorithme d'élimination*
 - *Arbres de décision*
 - *Méthode de l'Etoile*
- Nouveaux principes
 - Espace des versions

– Renouveau du connexionnisme et du mouvement subsymbolique

- Hopfield (1982)
- Le Perceptron Multi-Couches (1985)
- IA distribuée (Algorithmes Génétiques, Vie Artificielle, ...)

Bref historique (4)

4. Méthodes générales d'apprentissage (~1980 - ~ now)

— Méthodes **symboliques**

- De nombreuses réalisations et nouvelles techniques
 - *Algorithme d'élimination*
 - *Arbres de décision*
 - *Méthode de l'Etoile*
- Nouveaux principes
 - Espace des versions

— Renouveau du **connexionnisme** et du mouvement subsymbolique

- Hopfield (1982)
- Le Perceptron Multi-Couches (1985)
- IA distribuée (Algorithmes Génétiques, Vie Artificielle, ...)

Bref historique (5)

5. Apprentissage statistique et applications (~1995 - ...)

- **Nouvelles méthodes** sans raisonnement
(réseaux de neurones, algorithmes génétiques, réseaux bayésiens, Apprentissage par renforcement, ...)
- Théorie de l'**apprentissage statistique** (données i.i.d.)
- Guidé par les besoins industriels

➤ *On ne parle **plus de connaissances***

- **Retour (depuis ~ 2022) :**

- **Interactions** avec les experts et utilisateurs et entre des algorithmes adaptatifs

➤ *Retour de la connaissance ? (causalité)*

➤ *Vers rationalité limitée et systèmes complexes hétérogènes à longue vie*

L'histoire de l'IA en un transparent

- 1956 – 1969 : Méthodes générales de **raisonnement**
 - Démonstrateurs de théorèmes ; les logiques
 - Limites
- 1970 – 1985 : Les **systèmes experts**
 - **Représentation** des connaissances : langages objets et réseaux sémantiques
 - Les systèmes **experts**
- 1985 – 2011 : Méthodes générales **d'apprentissage**
 - Méthodes **symboliques**
 - Les **Perceptrons** Multi-couches
 - **SVMs, Boosting, ...**
- 2012 – ... : Les réseaux de neurones **profonds**
 - Les réseaux de neurones **convolutionnels**
 - Les **GANs**
 - Les **modèles génératifs** et les LLM

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

What do you want?

- Better **understand** your data

What do you want?

- Better **understand** your data
- Be able to make **prediction**

What do you want?

- Better **understand** your data
- Be able to make **prediction**
- Be able to make **prescription**

What do you want?

- Better **understand** your data
- Be able to make **prediction**
- Be able to make **prescription**

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)

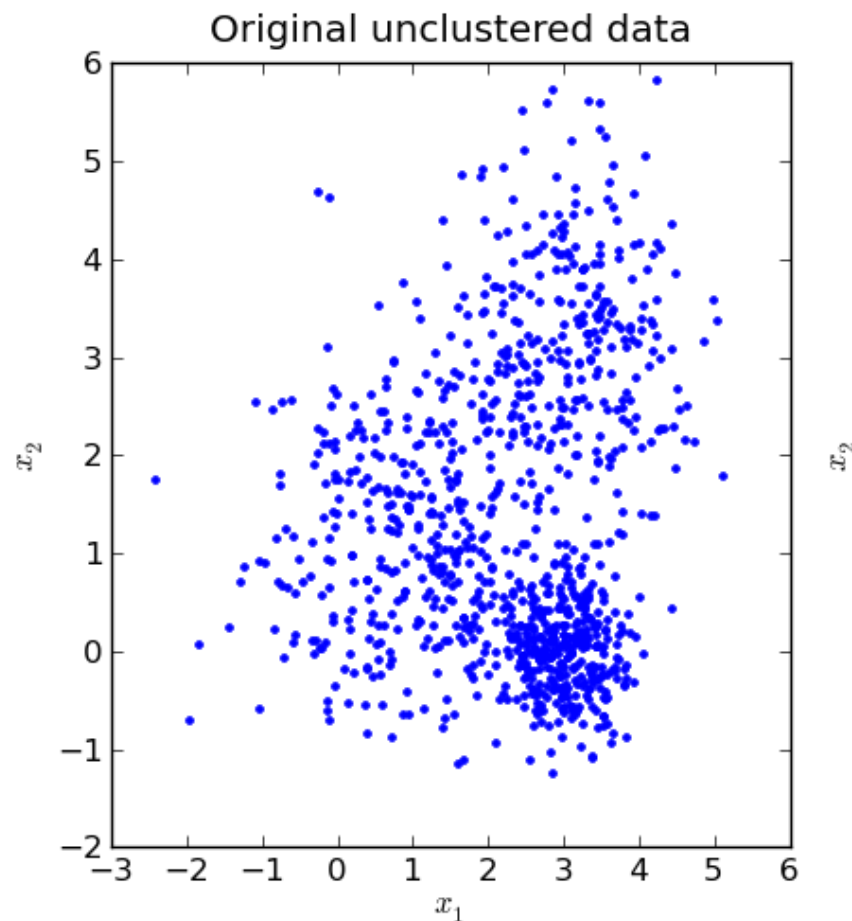
pour résumer, suggérer des régularités, comprendre ...



Clustering / Catégorisation

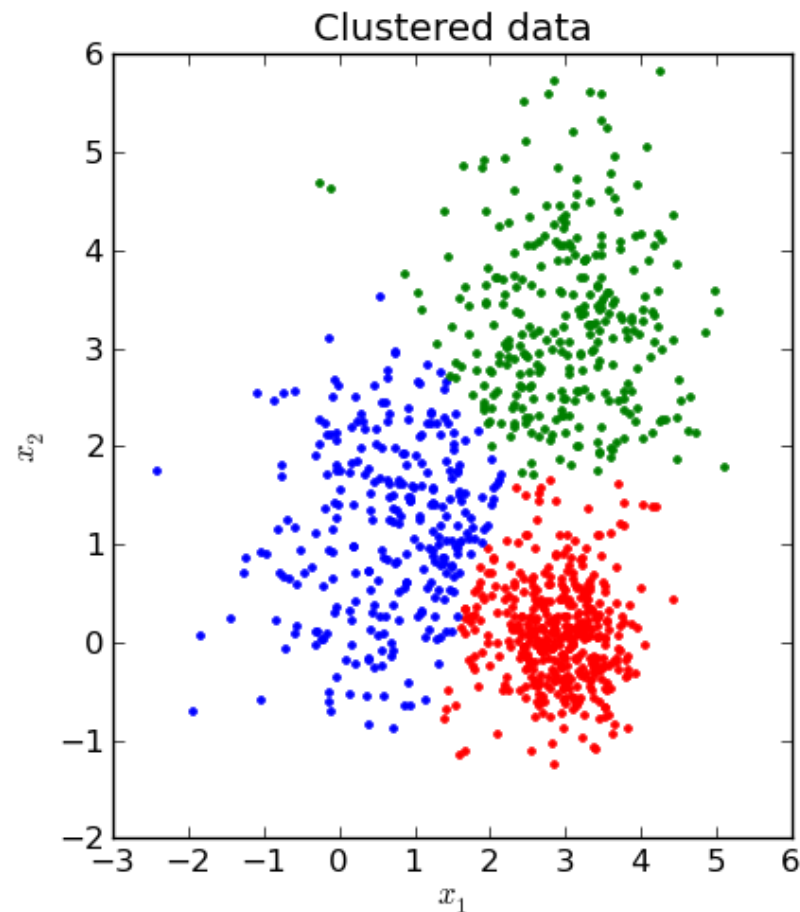
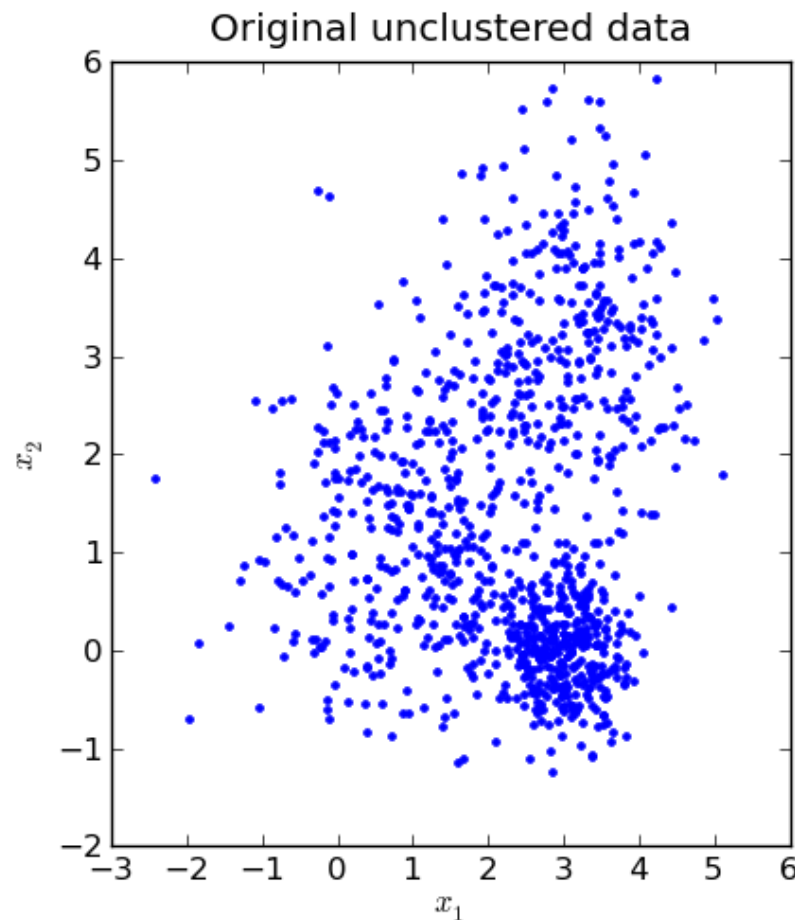
Les grands types d'apprentissage

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

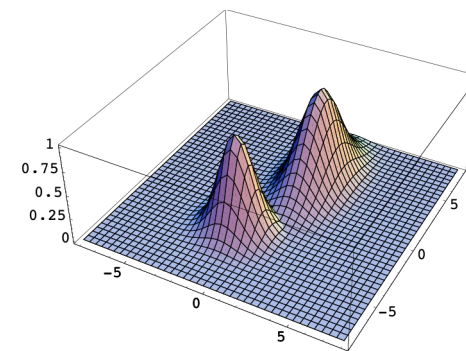


Les grands types d'apprentissage

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

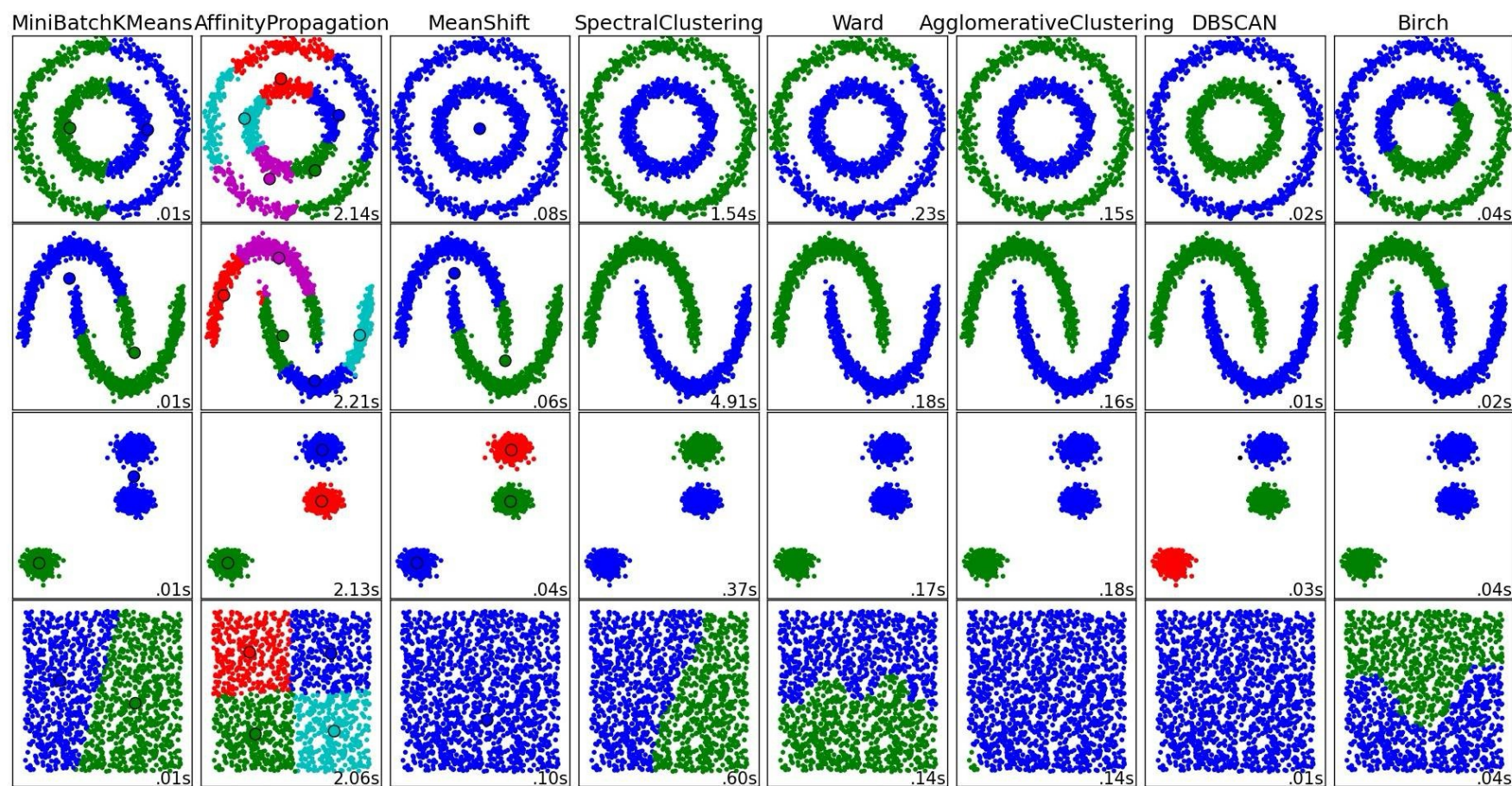


- **Catégorisation** de consommateurs
 - Base de données sur les répondants de la base Nutrinet
 - ~ 280 000
 - Données sur *âge, nb de personnes dans la famille, catégorie socio-professionnelle, ...*
 - Données sur consommations alimentaires sur une certaine durée
 - Y a-t-il émergence de **groupes**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



Clustering

Dépend beaucoup des **biais a priori**





Recherche de motifs fréquents

Frequent Item Sets



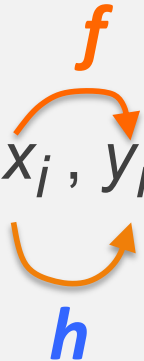
Recherche de règles d'association

- 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*

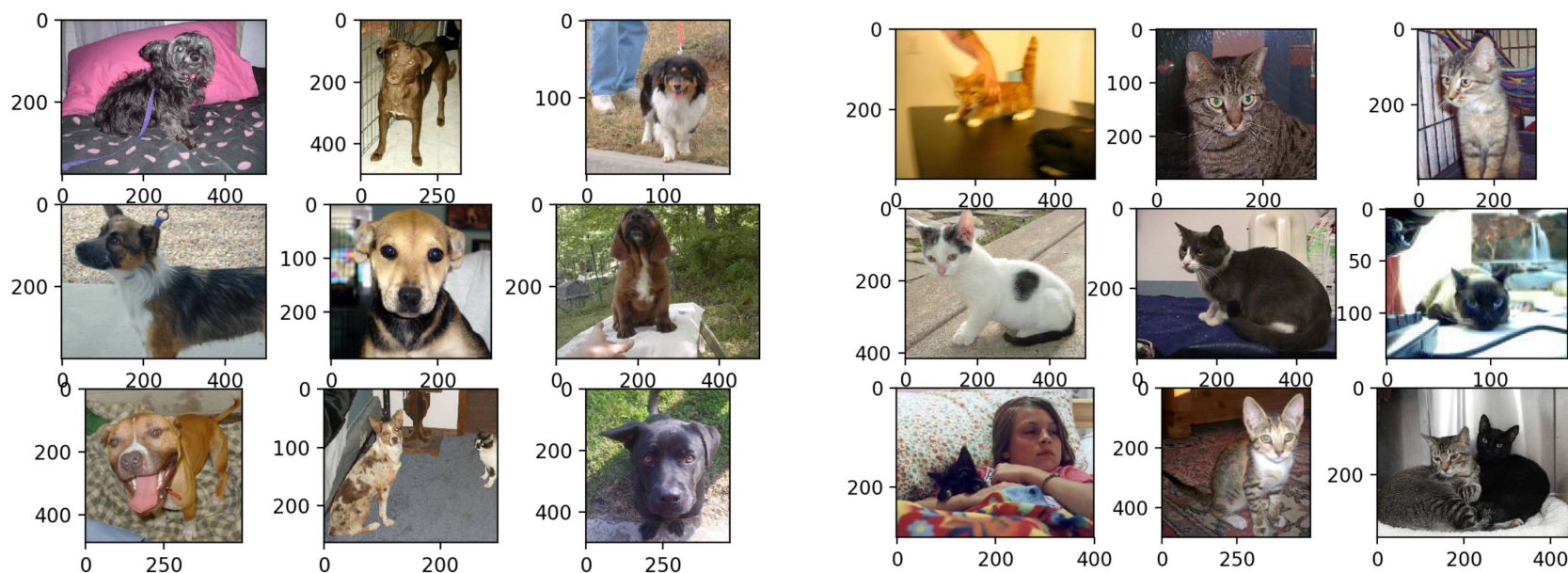
$$S = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_i, y_i), \dots, (x_m, y_m)\}$$


Prédiction pour de **nouveaux** exemples $x \xrightarrow{h} y ?$

(2) Supervised Learning as ...

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

Cats vs. dogs



-
- **Spam** ou pas spam



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



- **Pathologie** dont souffre un patient



- **Objet** présent dans une image



GIEC : filtrage de documents

- Estimation de l'émission de gaz à effet de serre par les sols agricoles
 - En particulier N_2O (influence des engrais azotés)
- Par une méta-analyse des **articles scientifiques pertinents**
 - Plus de $\sim 4 \cdot 10^6$ 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

- ***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

- 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 ...

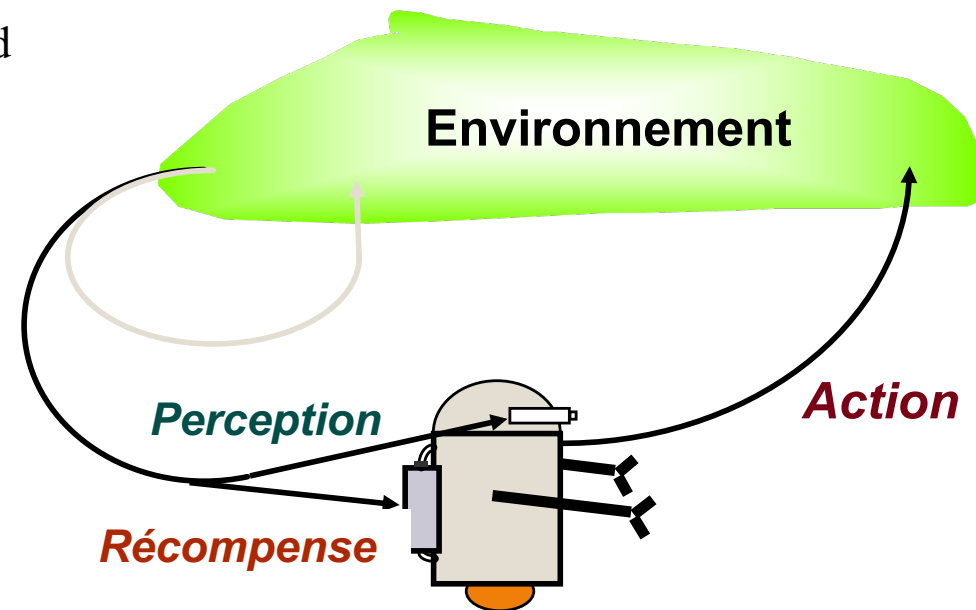
Apprentissage par renforcement

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 $\rightarrow$ *action*

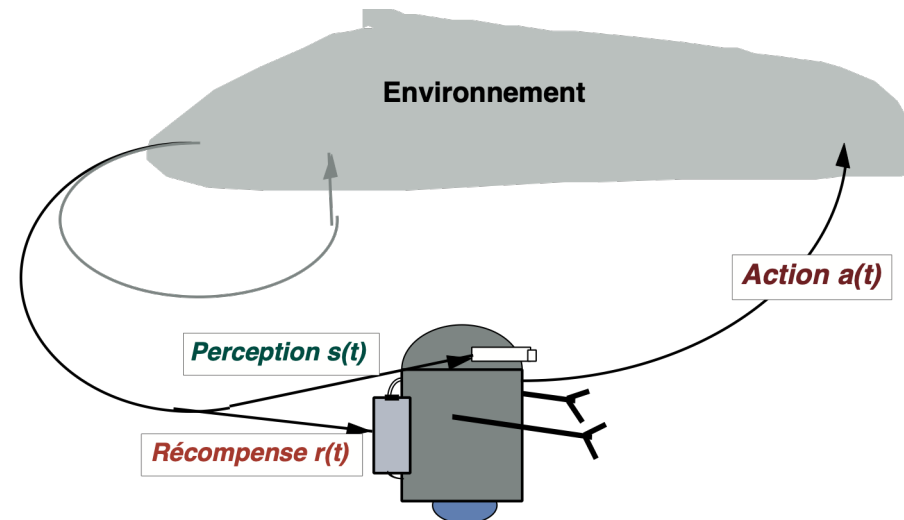
so as to maximise a gain over long term

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

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

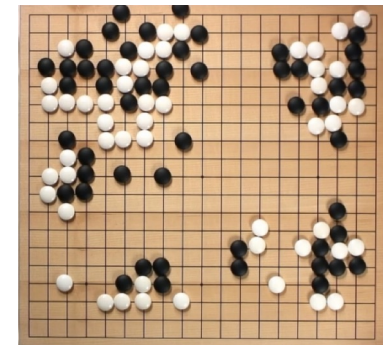


Illustration : Grand DARPA challenge (2005)



L'IA comprend-t-elle ?



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

Les données : organisation et types

Identifieur	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

Les données : organisation et types

Identifieur	Genre	Age	Niveau études	Marié ?	Nb enfants	Revenu	Profession	A prospecter ?
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

Exemple
(*example, instance*)

Descripteur
Attribut
(*feature*)

Étiquette
(*label*)

Les données

- Vectorielles

- Séquences

- Structurés

- Temporelles

- Spatiales

Identifieur	Genre	Age	Niveau études	Marié ?	Nb enfants	Revenu	Profession	A prospecter ?
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

Exemple
(*example, instance*)

Descripteur
Attribut
(*feature*)

Étiquette
(*label*)

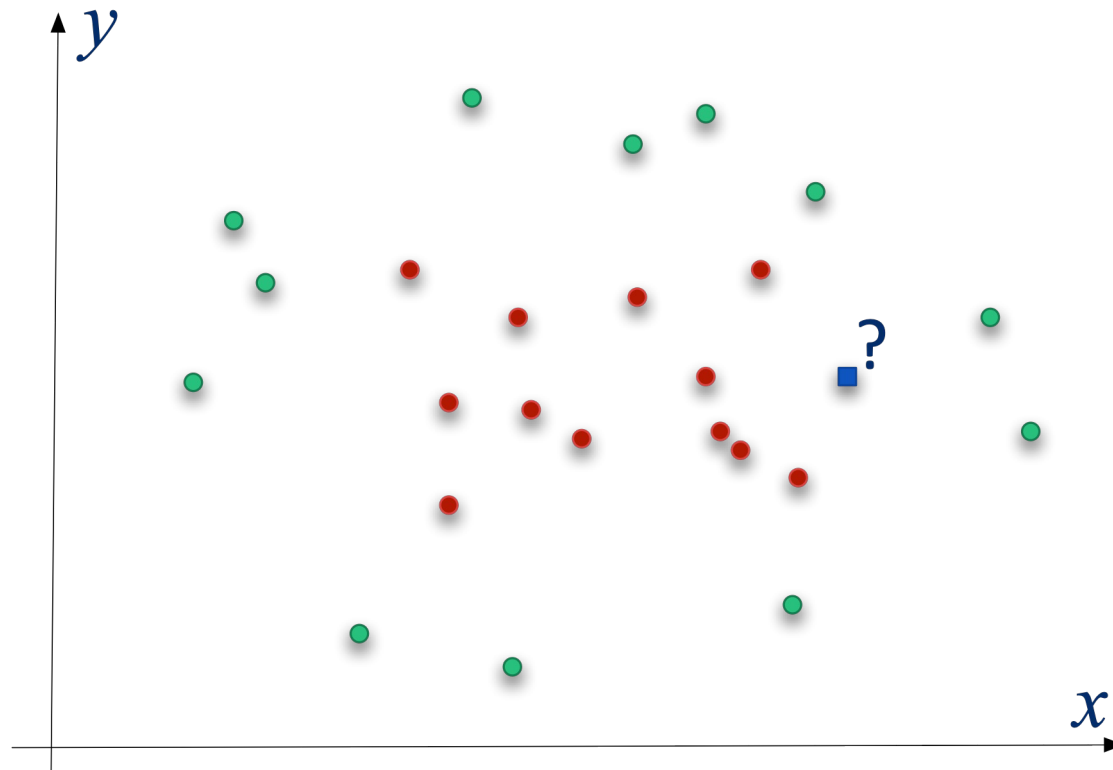
Plan

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



→ A decision function

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 prédiction	Vraie classe

Combien de fonctions possibles de X vers Y ?

$$2^{2^4} = 2^{16} = 65,536$$

Combien de fonctions restent après 6 exemples d'apprentissage? $2^{10} = 1024$

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 prédiction	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 ?



?

Induction: impossible de gagner ?

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

Induction: impossible de gagner ?

- Un biais est nécessaire

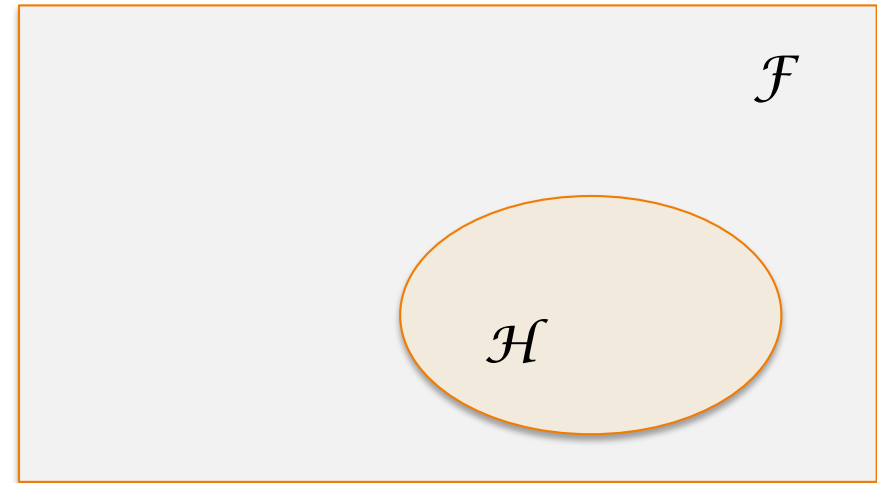
- Types de biais

- De représentation

(déclaratif)

- De recherche

(procédural)



Induction: impossible de gagner ?

- Un biais est nécessaire

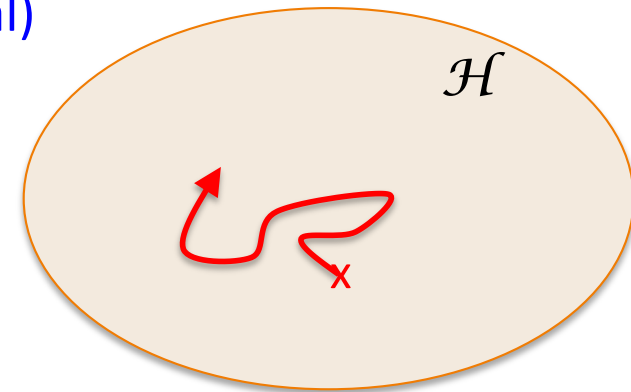
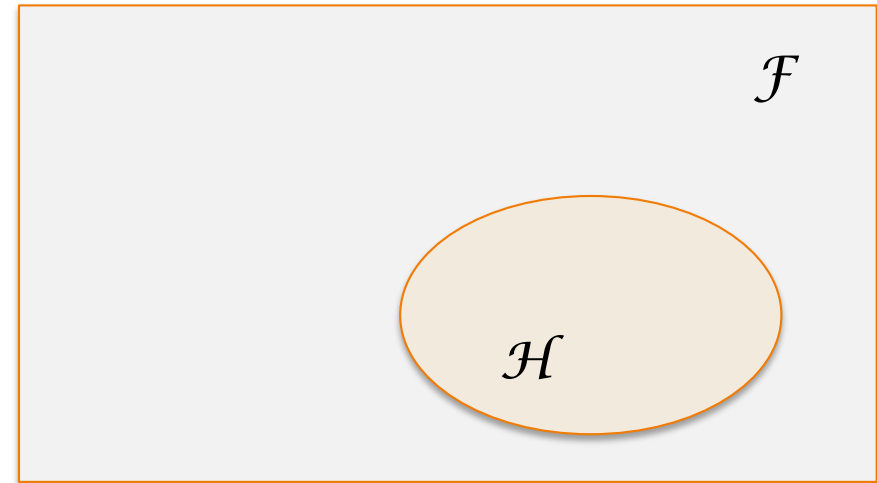
- Types de biais

- De représentation

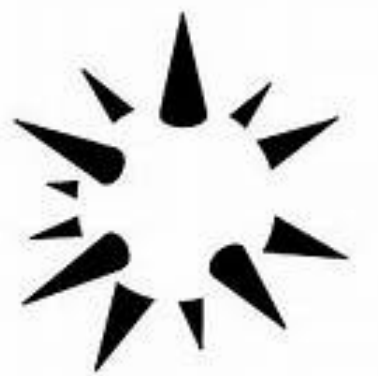
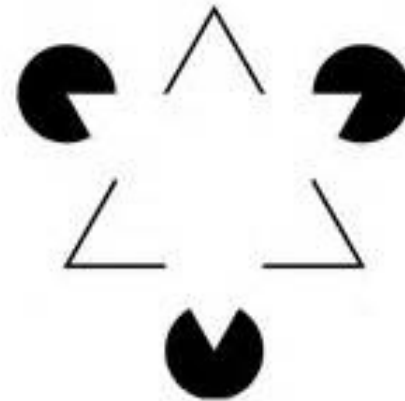
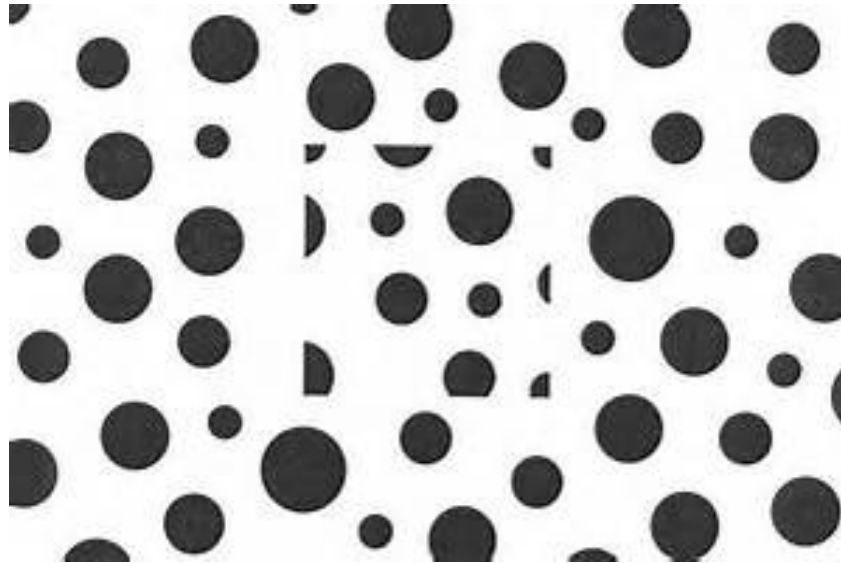
(déclaratif)

- De recherche

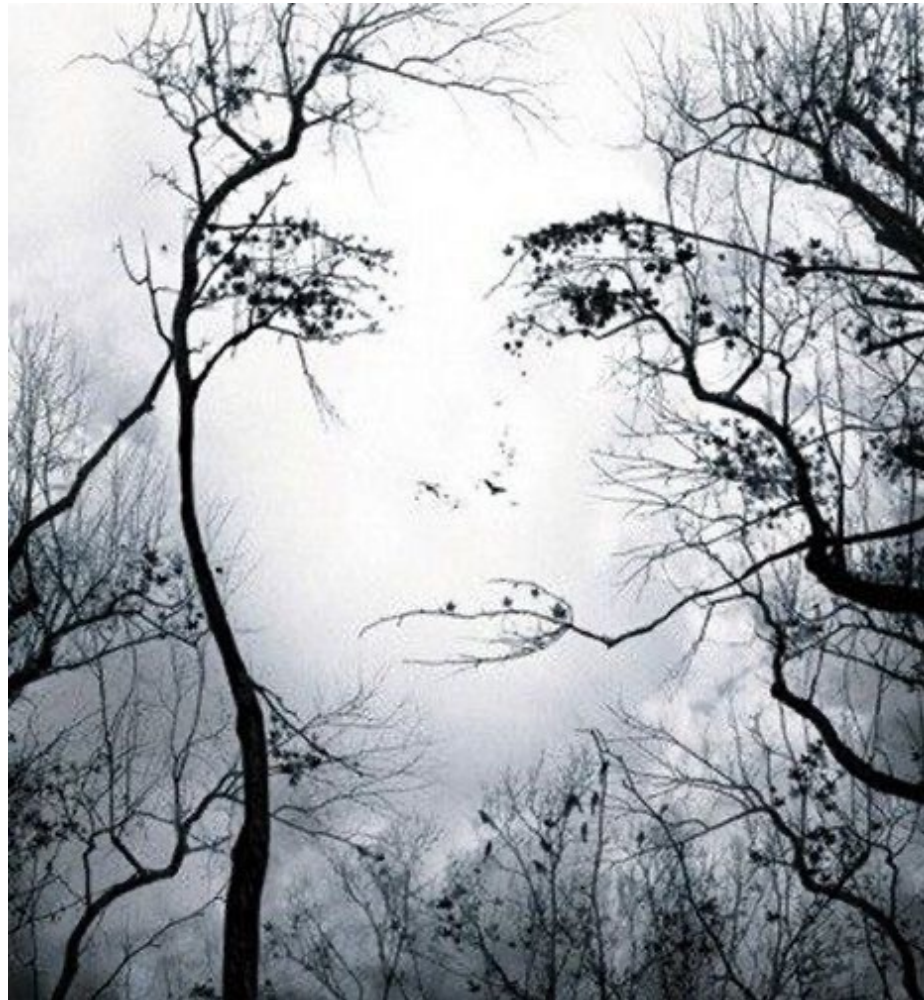
(procédural)



L'apprentissage – une extrapolation nécessitant des a priori



Interpretation – completion of percepts



Interpretation – completion of percepts

A B C

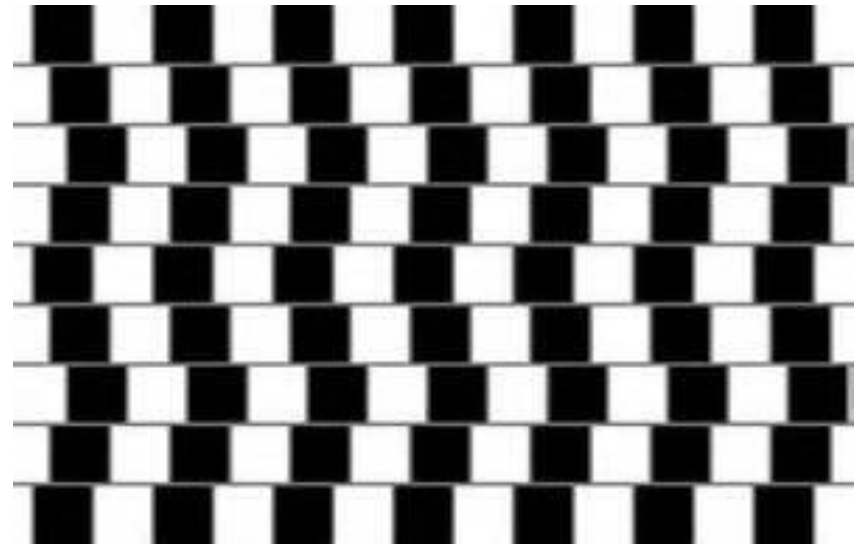
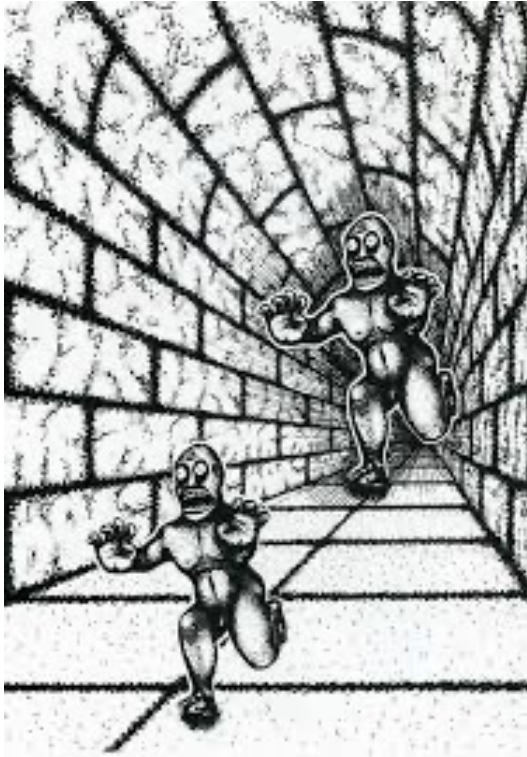
12
13
14

12
A B C
14

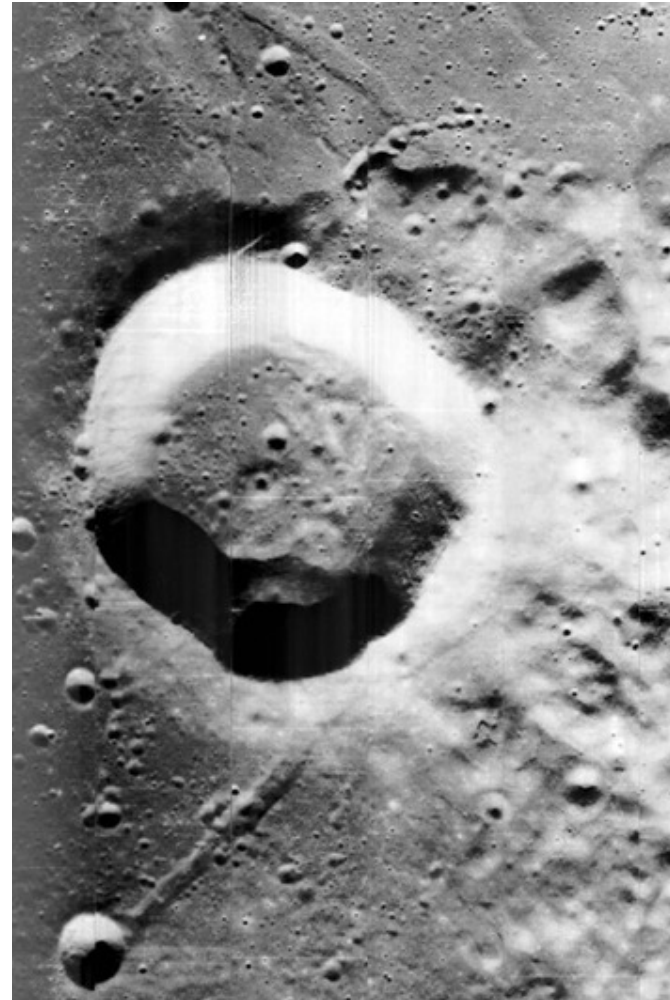
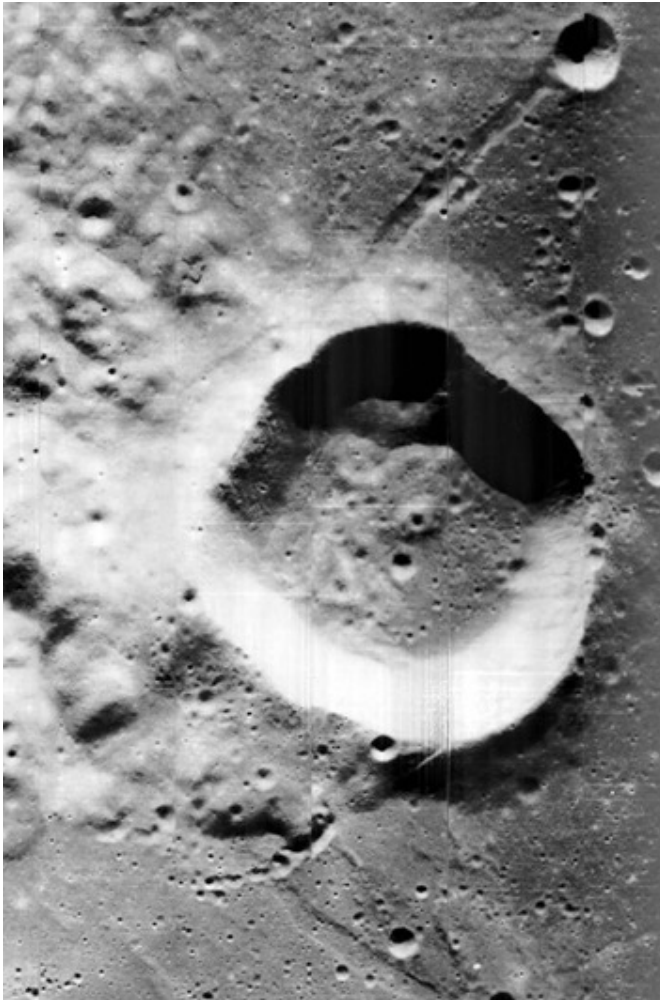
Interpreting – completion of percepts



Induction and its illusions



Induction et illusions



Cratère ou colline ?

Le problème de l'induction : biais de représentation

- 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 ? $2^1 = 2$

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:

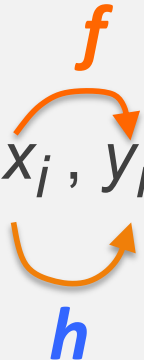
observations => laws / general rules or ways to adapt to new situations

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

The problem of justification

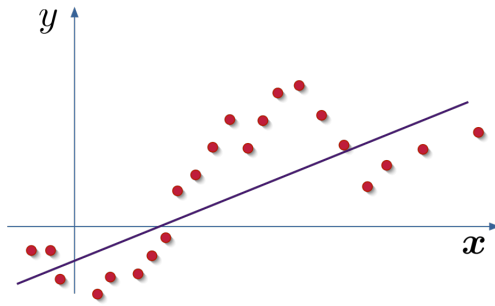
Supervised learning

- A *learning set*

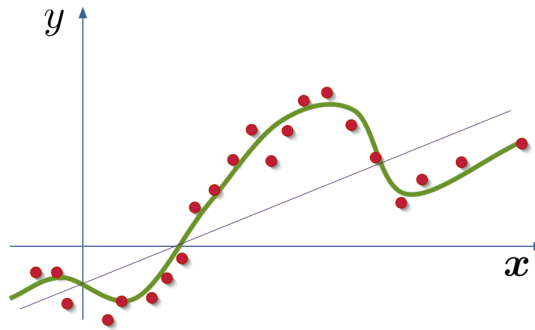
$$S = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_i, y_i), \dots, (x_m, y_m)\}$$


- **Prediction** for new examples $\mathbf{x} \xrightarrow{h} \mathbf{y} ?$

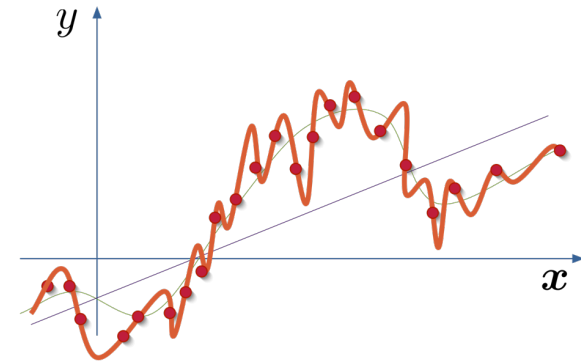
Comment garantir un niveau de performance ?



Sous-apprentissage

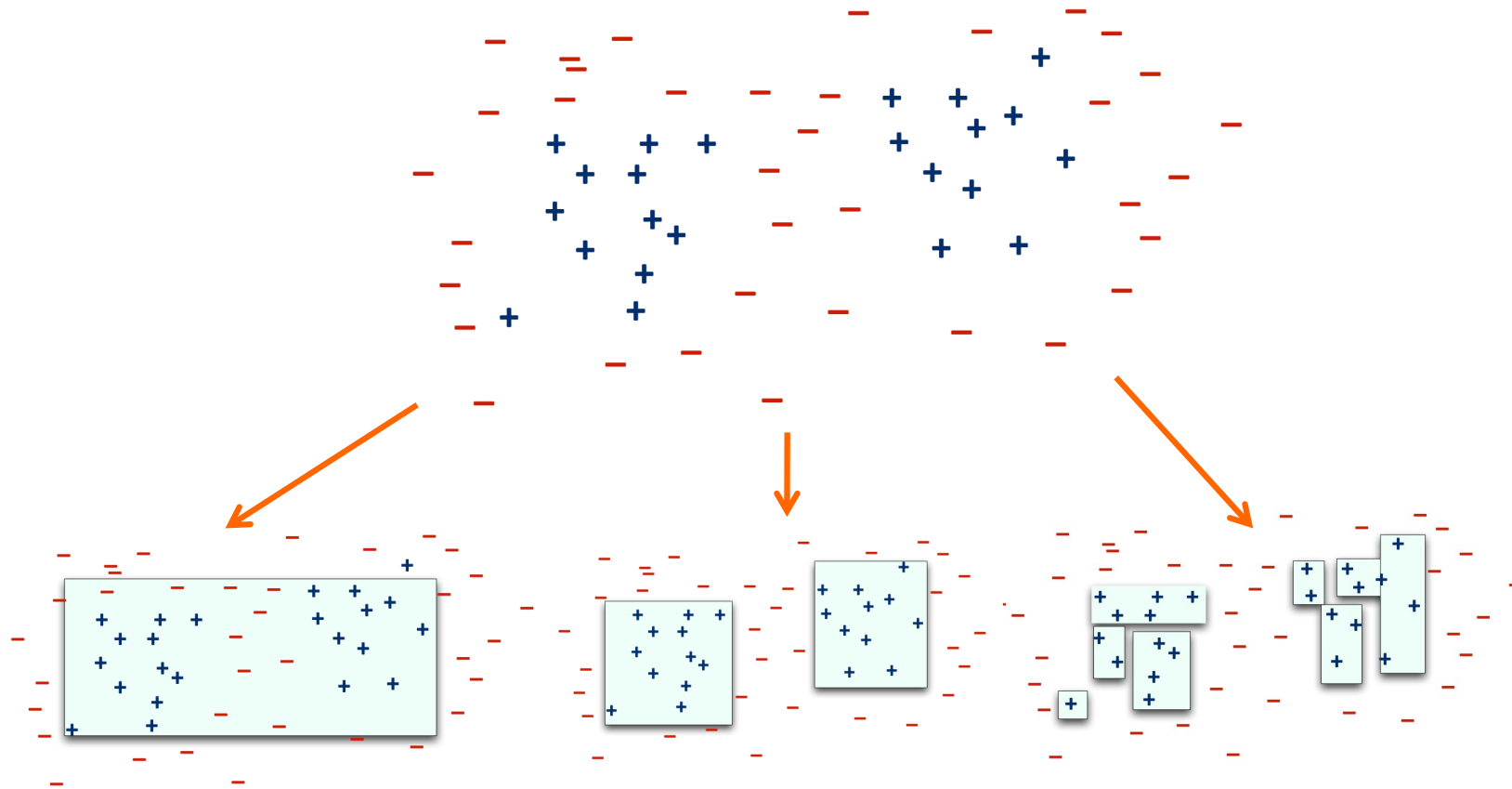


Bon-apprentissage



Sur-apprentissage

Comment garantir un niveau de performance ?



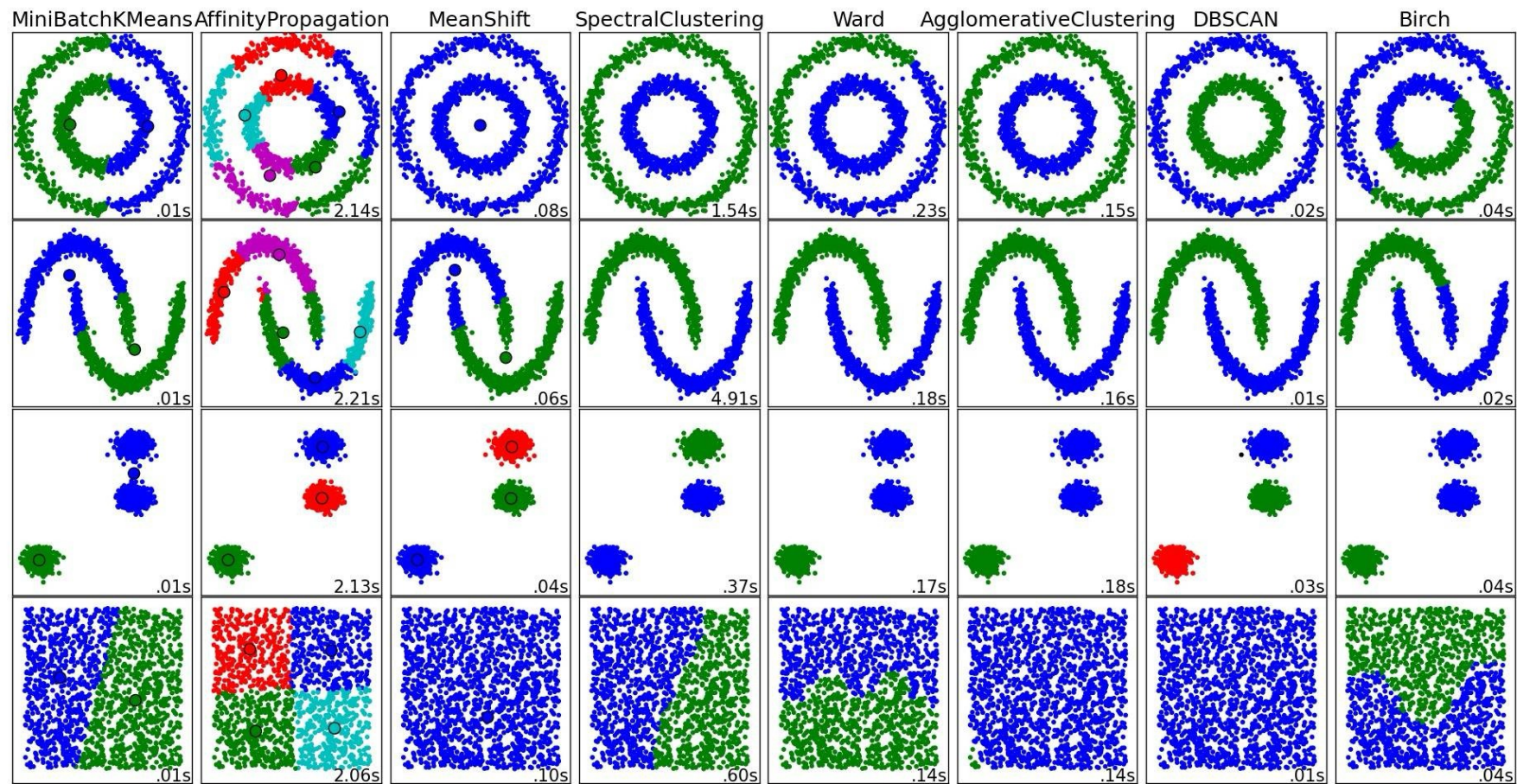
Sous-apprentissage

Bon-apprentissage

Sur-apprentissage

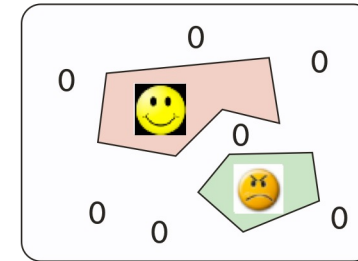
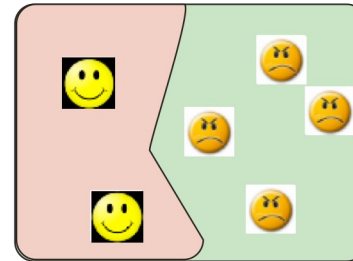
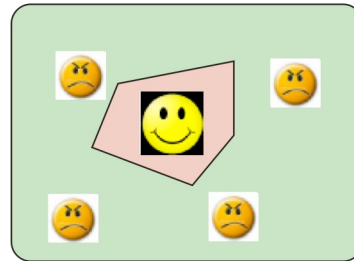
Illustration : le clustering

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



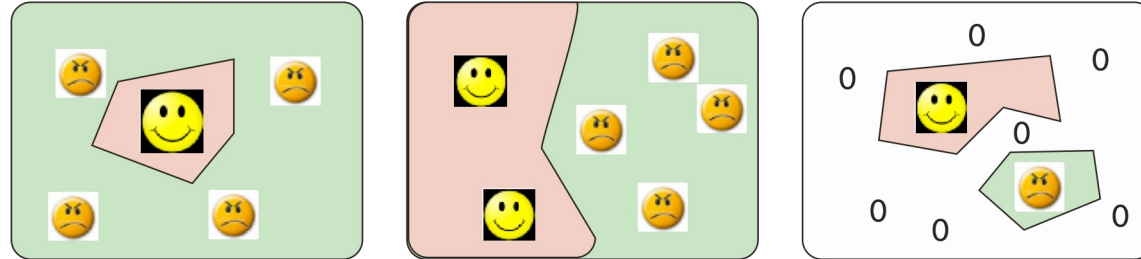
Le no-free-lunch theorem

Possible

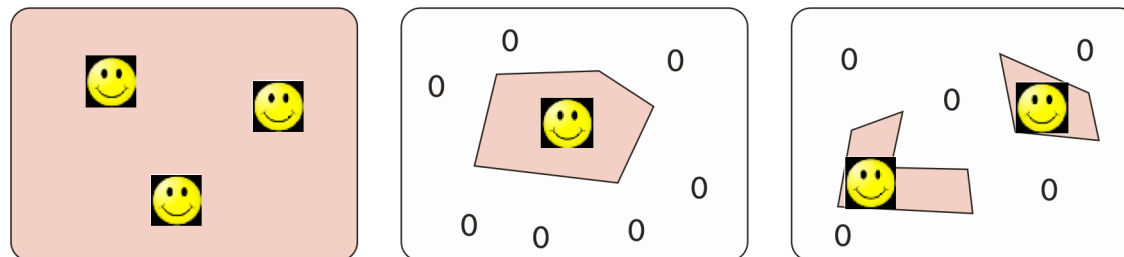


Le no-free-lunch theorem

Possible

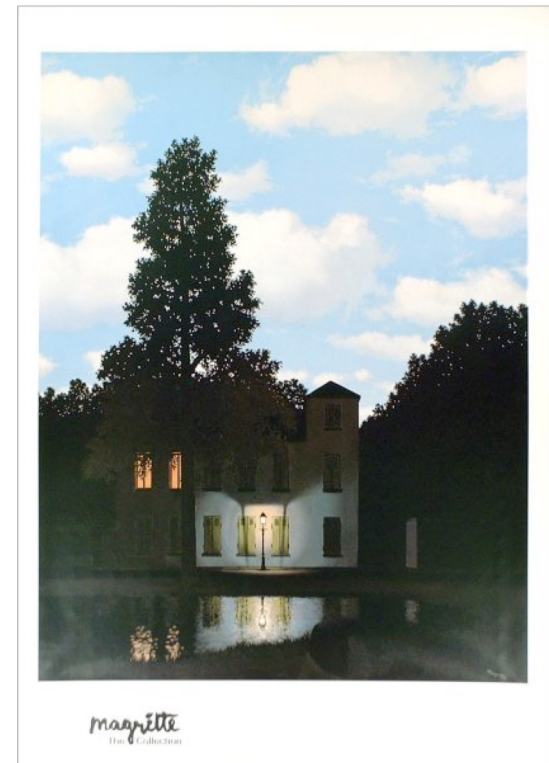


Impossible



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

Des garanties « de lampadaire »



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)



magritte
The Collection

116

158

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*)



magritte
The Collection

117

158



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

Plan

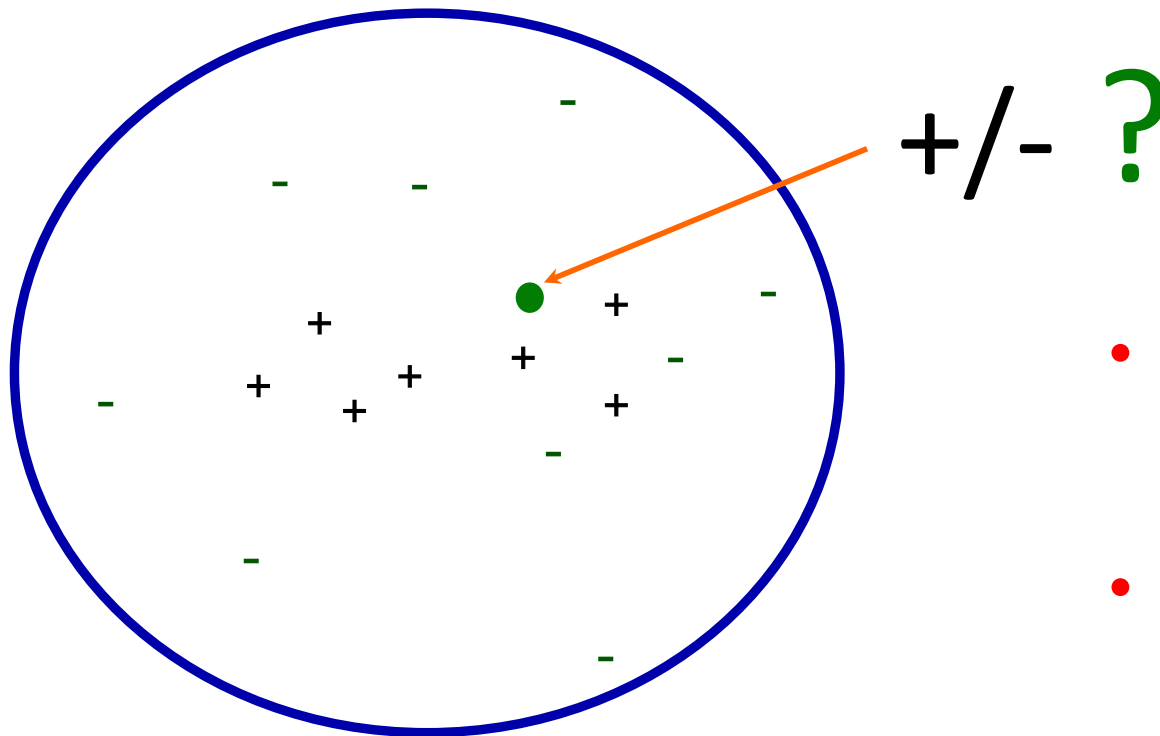
1. Une science de l'apprentissage ?
2. Les grands types d'apprentissage
3. Le problème de l'apprentissage supervisé
4. Apprendre dans un espace d'hypothèses structuré
5. Conclusion

Supervised concept learning: 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 $\mathcal{X}$



+/- ?

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

Example space: $\mathcal{X}$

→ Assumption of continuity in $\mathcal{X}$

Illustration : apprendre à classer des exemples

- Comment faire ?

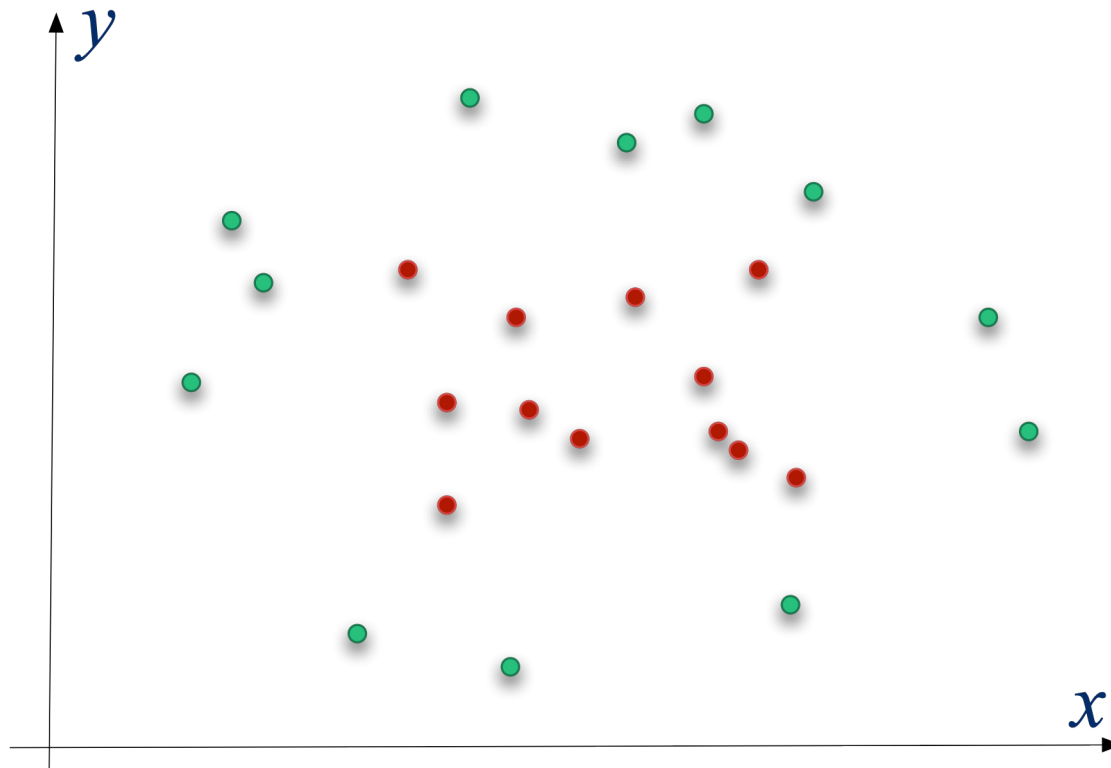


Illustration : apprendre à classer des exemples

- Comment faire ?

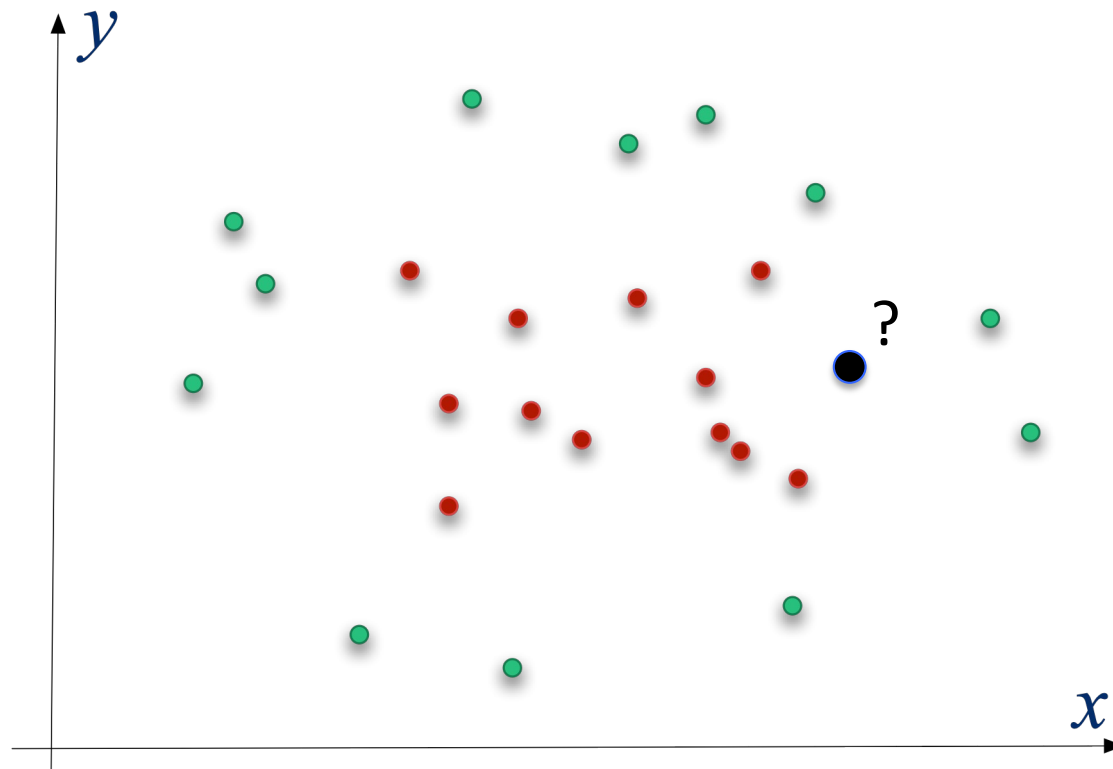
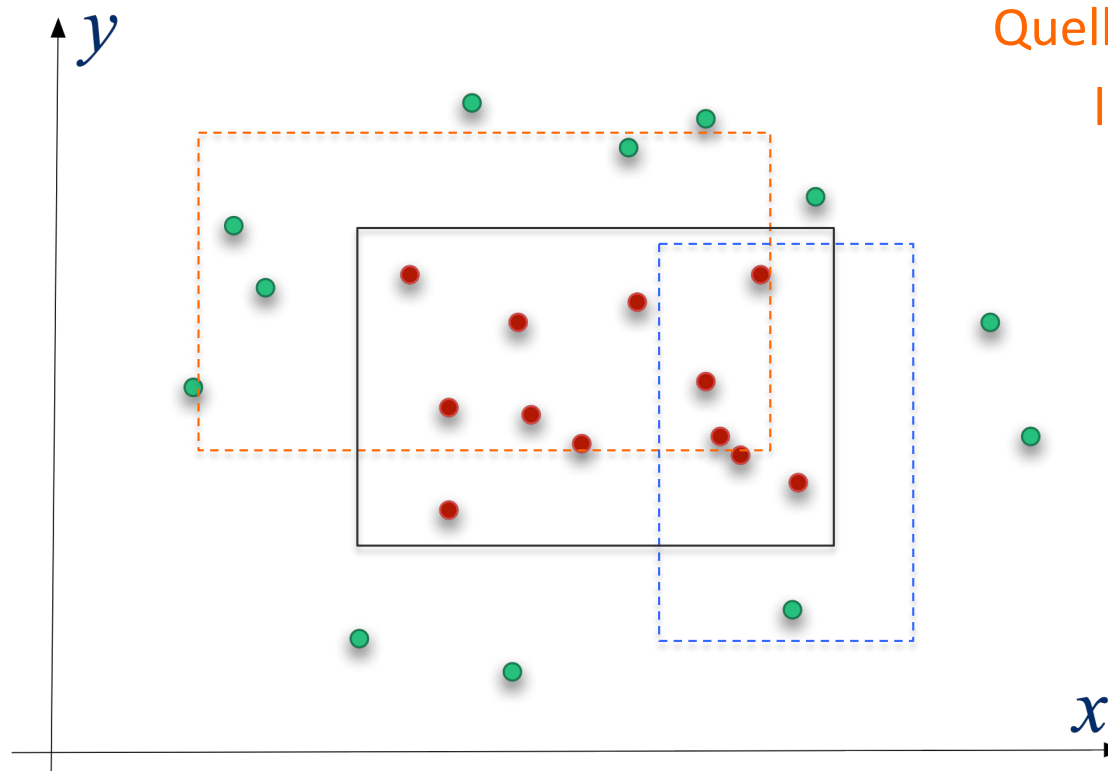


Illustration : apprendre à classer des exemples en 2D

- Comment faire ?



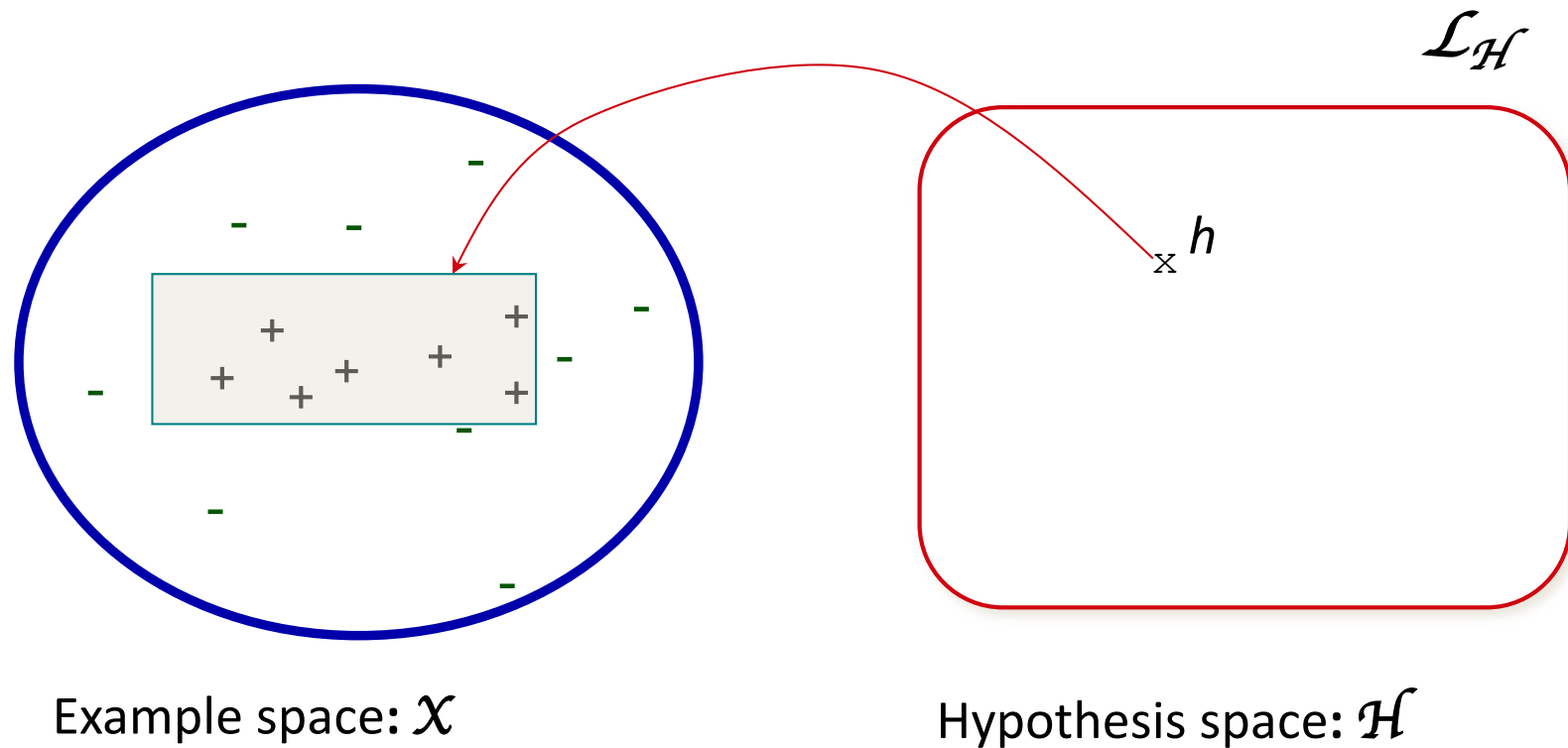
Quelle est l'hypothèse
la meilleure ?

- Et **Tom Mitchell** fait une entrée fracassante

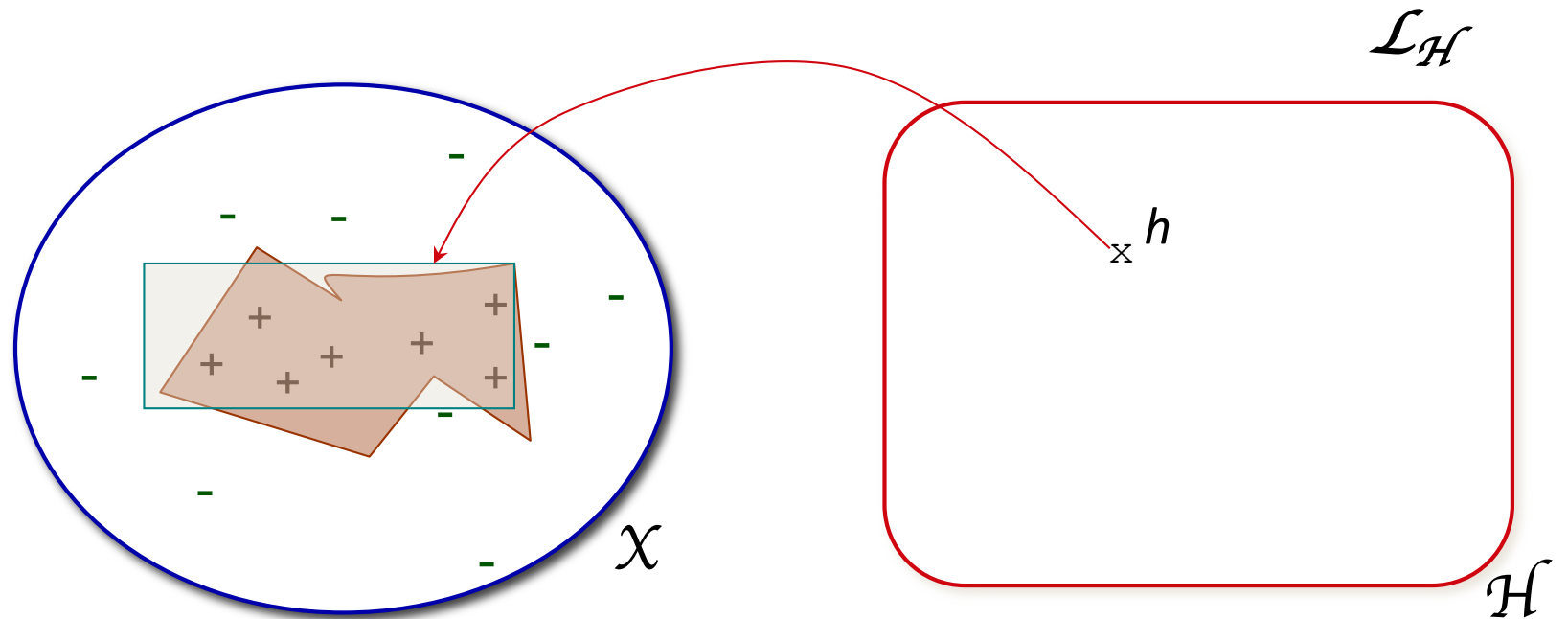
En proposant que ...

Supervised learning = a game between spaces

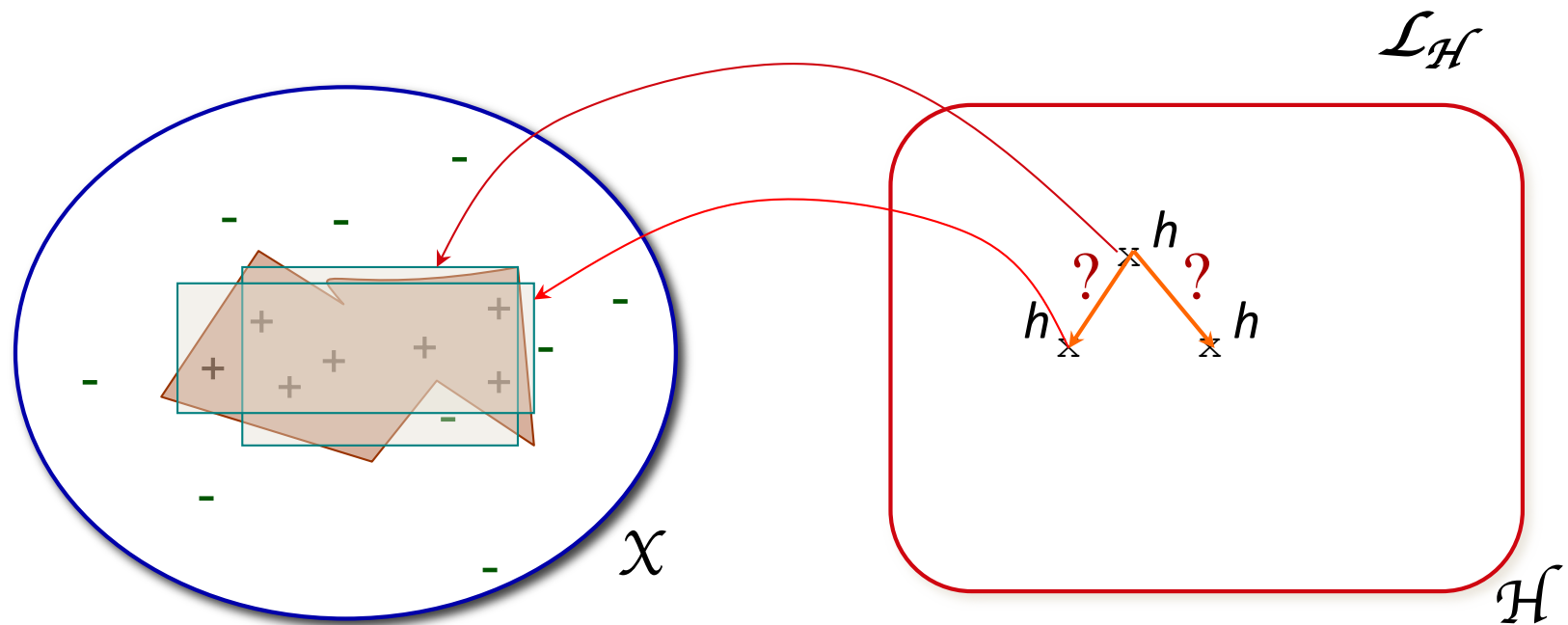
- E.g. *concept learning*



Trying to approximate the « target concept »

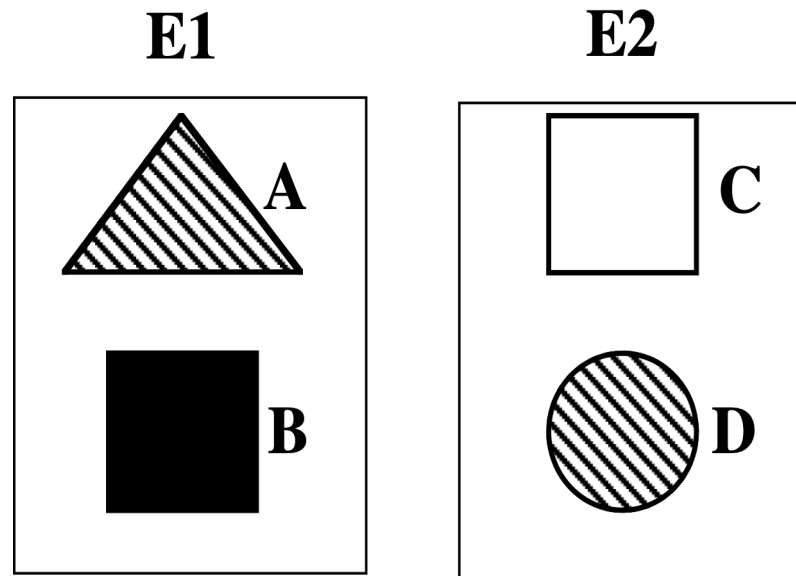


Concept learning as search



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

An example

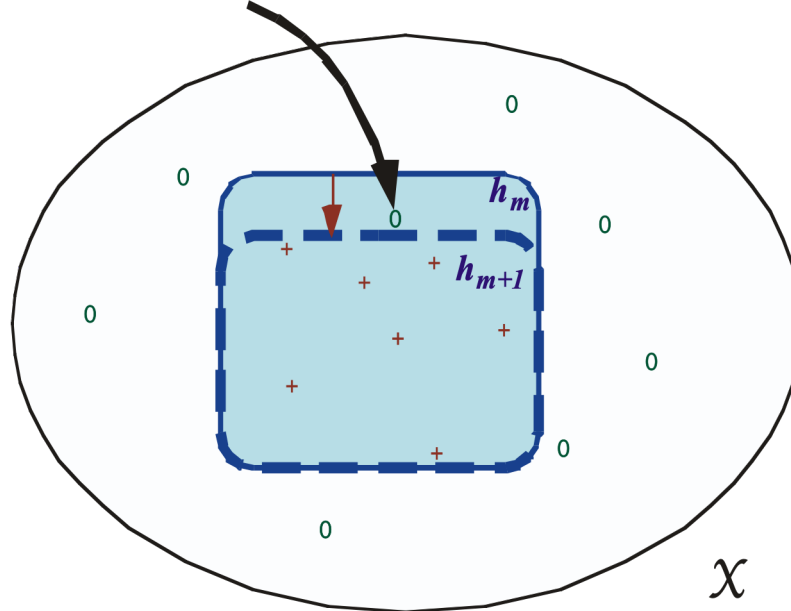


- Given two examples:
 - *E1 : A striped triangle above a plain black square*
 - *E2 : A plain white square above a striped circle*
- Give a general description of these two examples

Modification of the current hypothesis

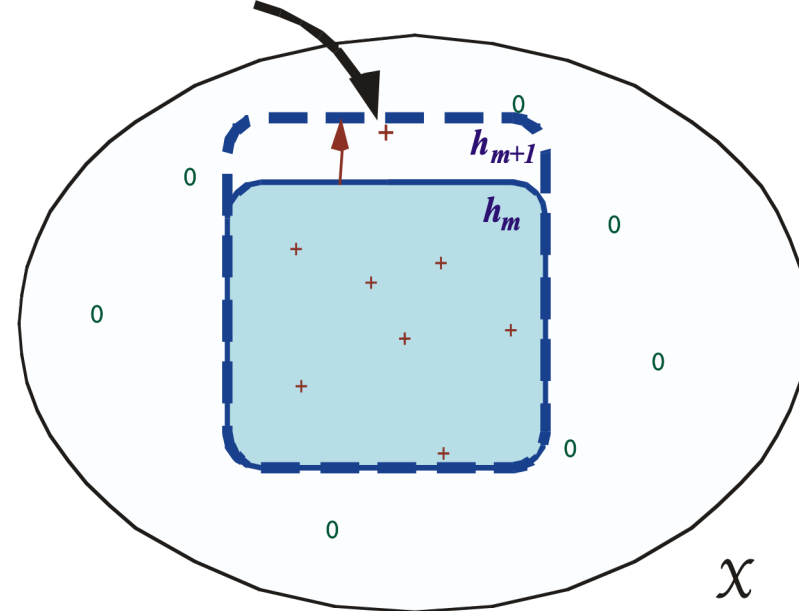
How to correct a faulty hypothesis?

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



(a)

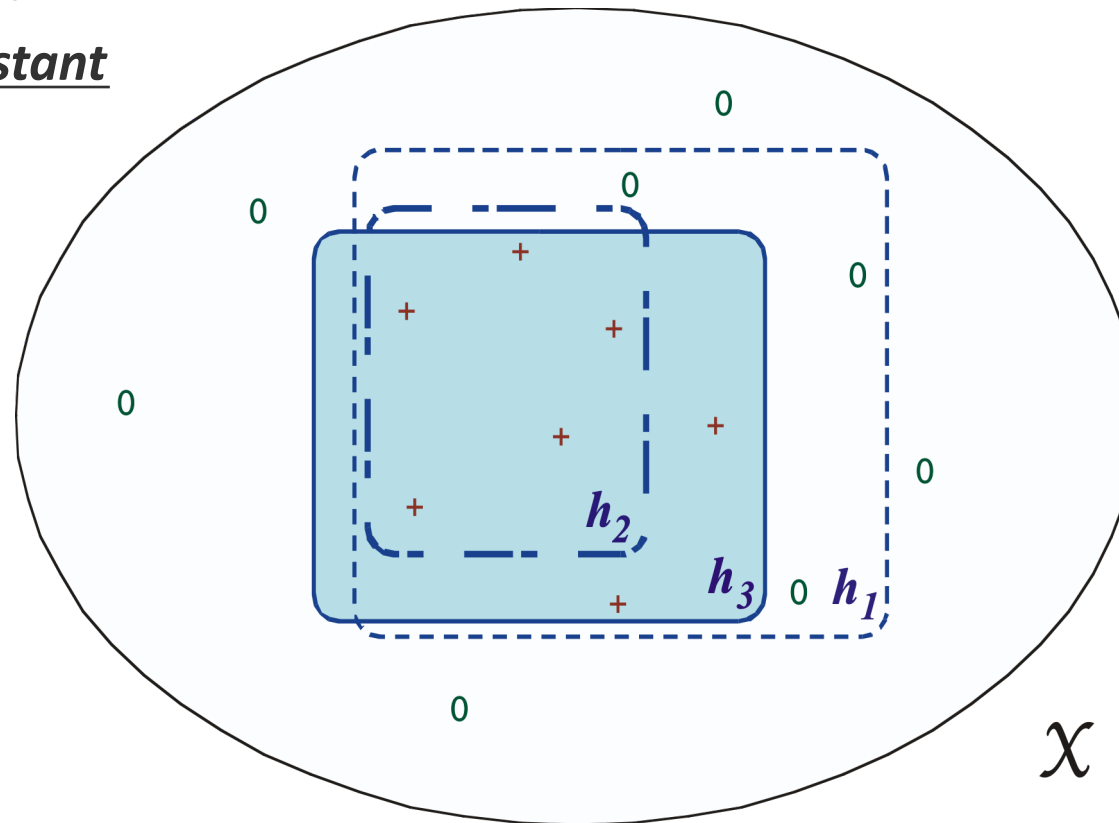
Nouvel exemple : $(x_{m+1}, +1)$



(b)

Hypotheses and examples

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

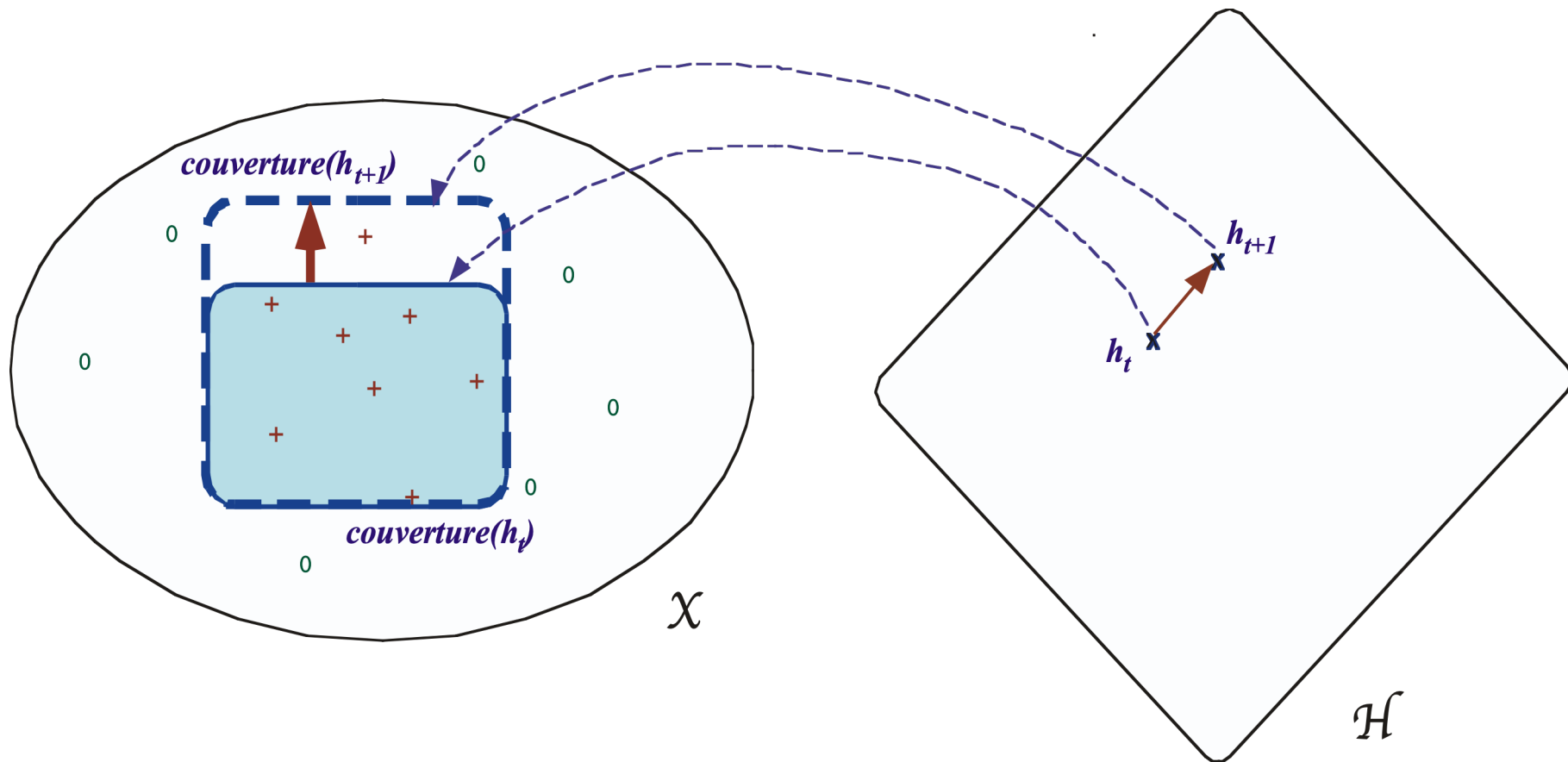


H is structured

Supervised concept learning
The Version Space algorithm

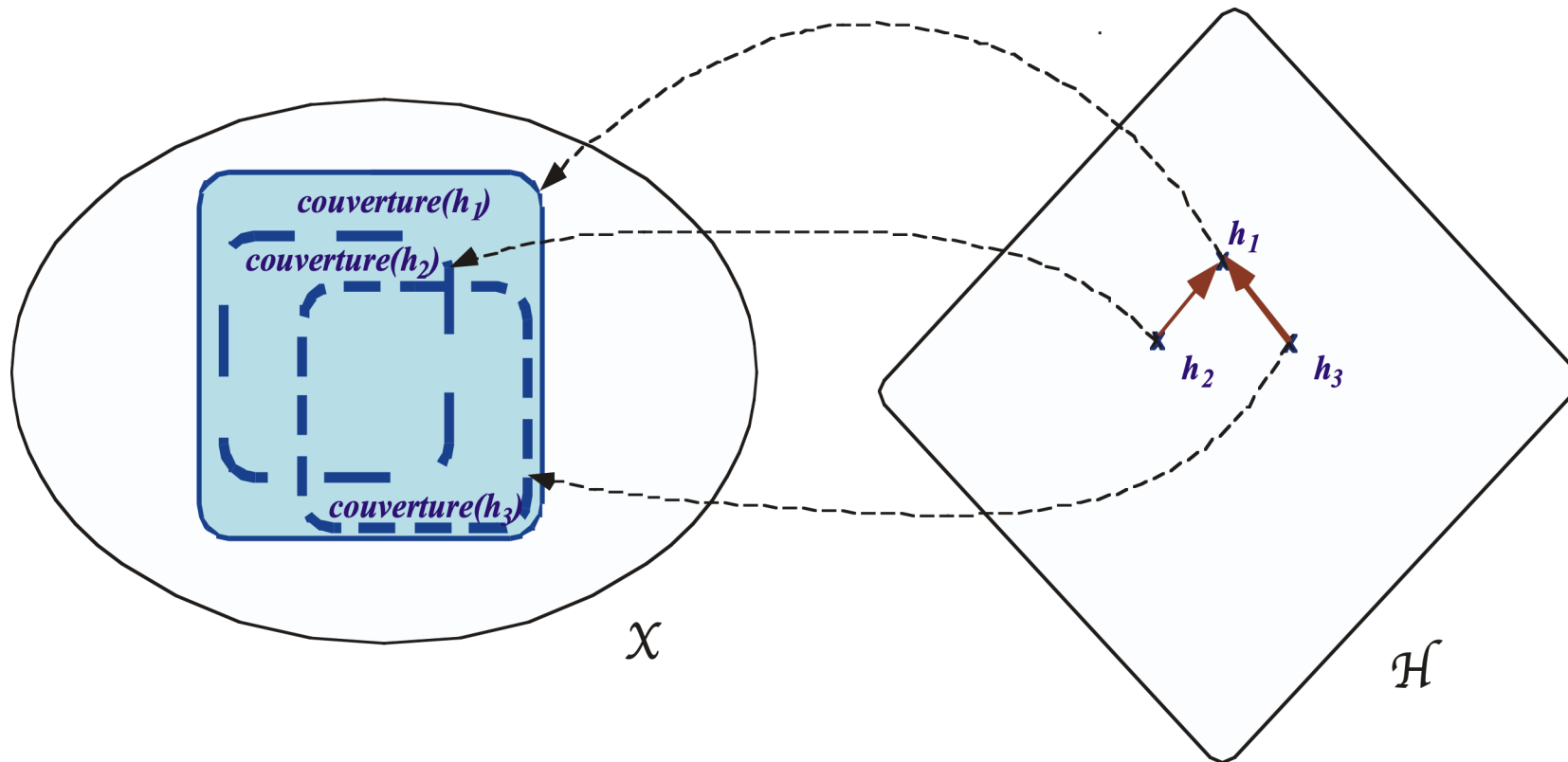
Inclusion in X and relation of generality in H

Towards generalization



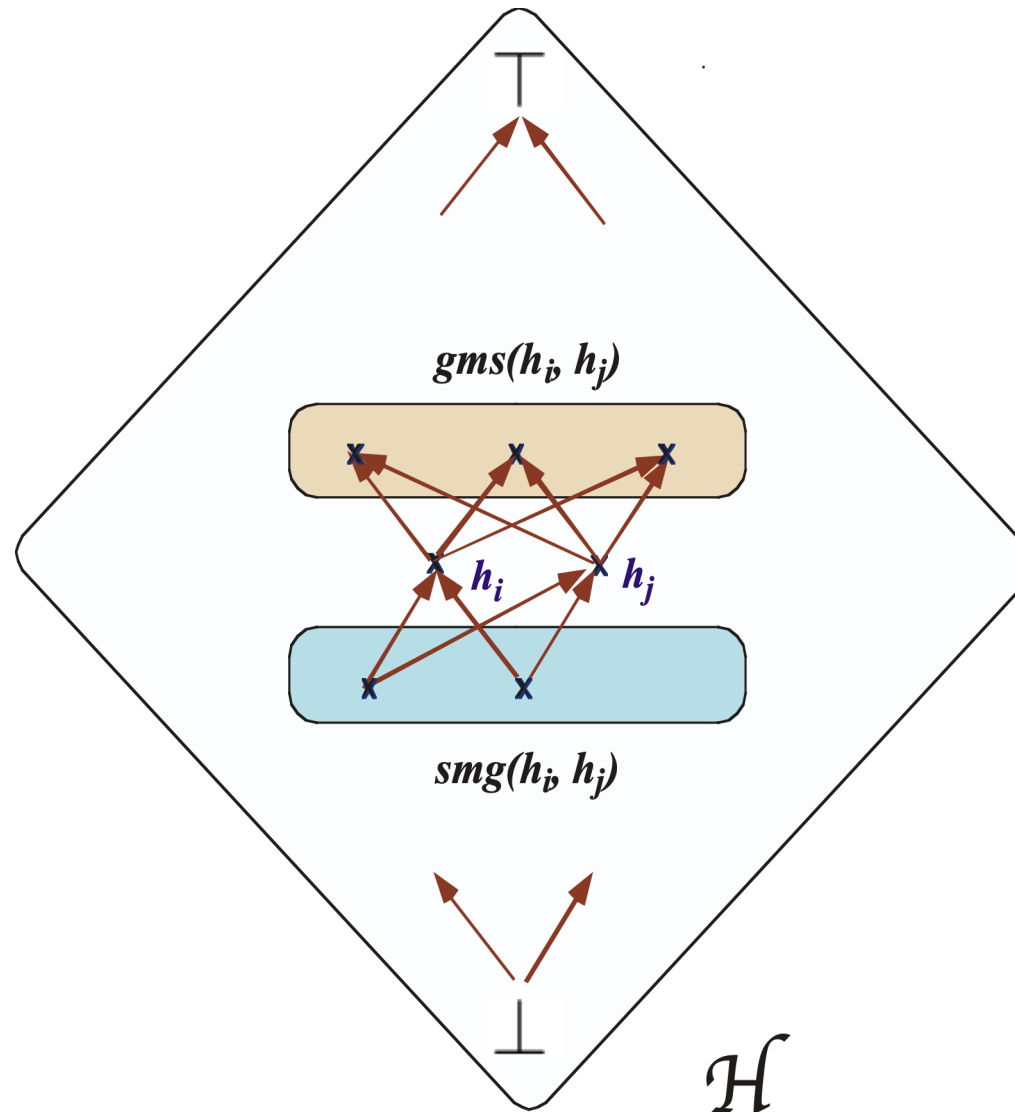
The general-to-specific ordering induced in $\mathcal{H}$

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



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

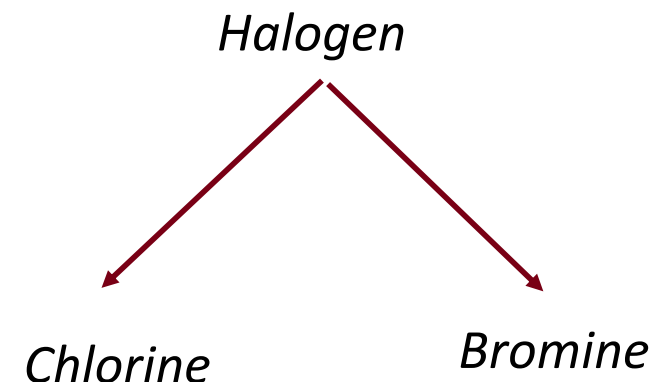
- Rule: **climbing in the hierarchy** of the descriptors

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

corrosive & [element = chlorine] $\rightarrow$ toxic

corrosive & [element = bromine] $\rightarrow$ toxic

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



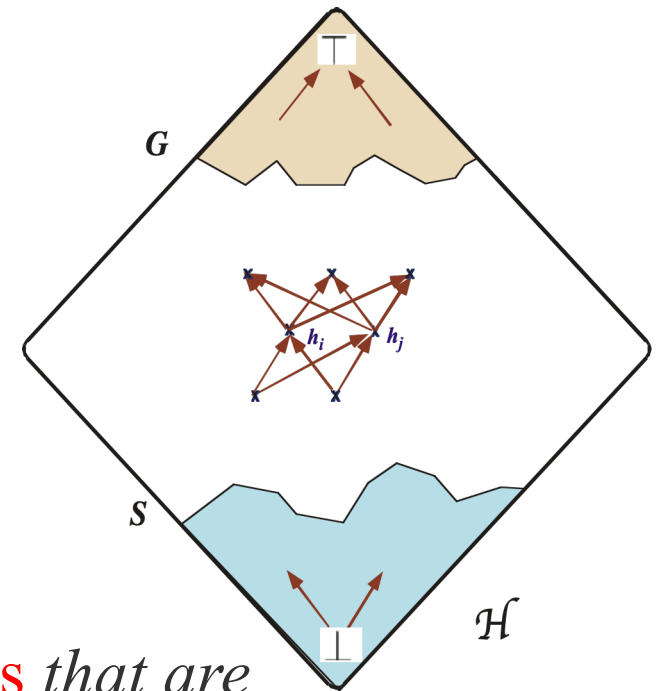
The version space can be defined by two bounds

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

Learning ...

... 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 1st positive example provided.

For each new example (*positive or negative*)

- update S
- update G

Until convergence

or if $S = G = \emptyset$

Updating S

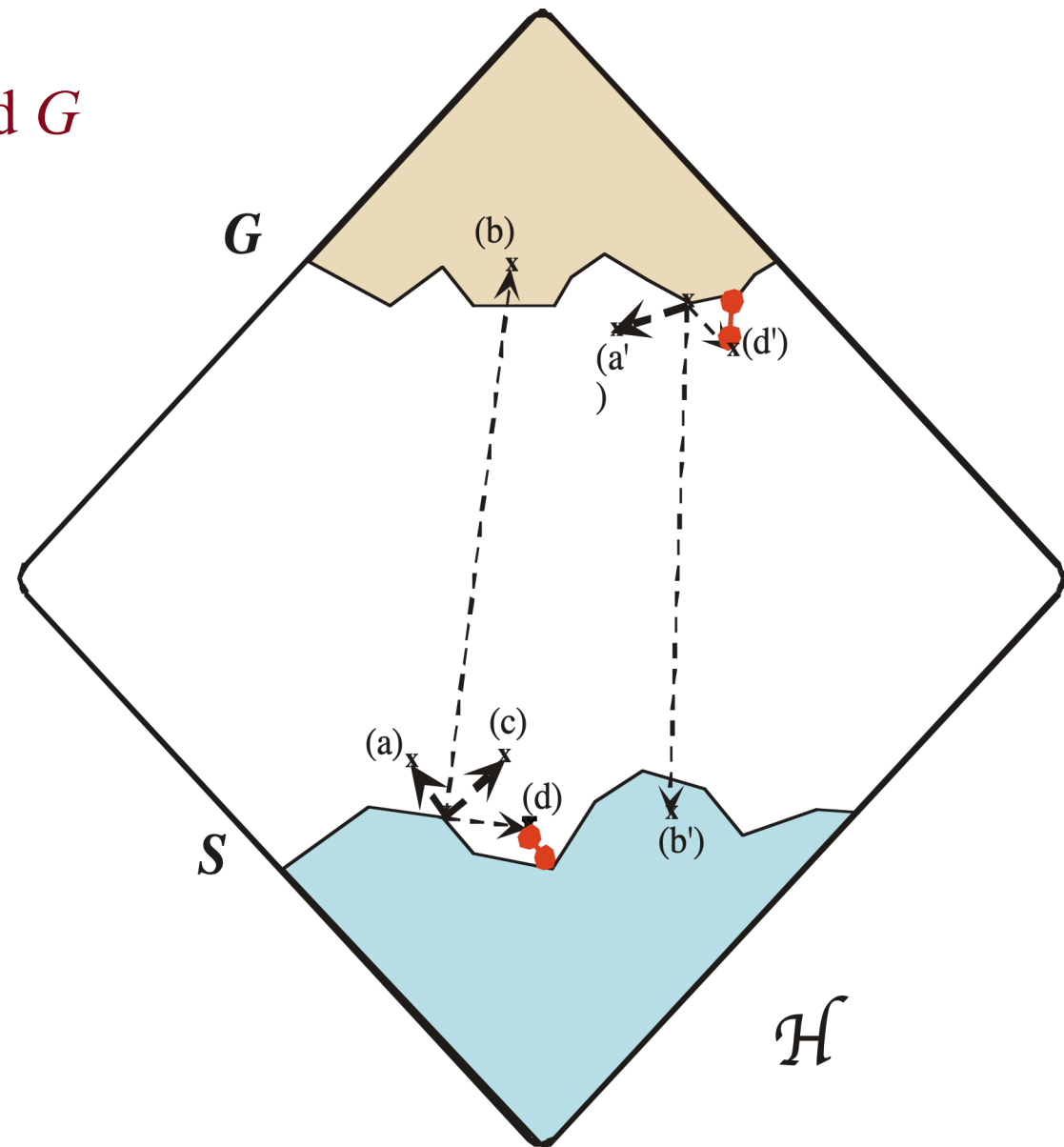
- x_i is negative
 - Eliminate the hypotheses of S erroneously covering x_i
- x_i is positive
 - Generalize minimally the hypotheses of S that do not cover x_i so that they cover it
 - Then **eliminate** the hypotheses of S
 - Covering one or more negative examples
 - And/or that are more general than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

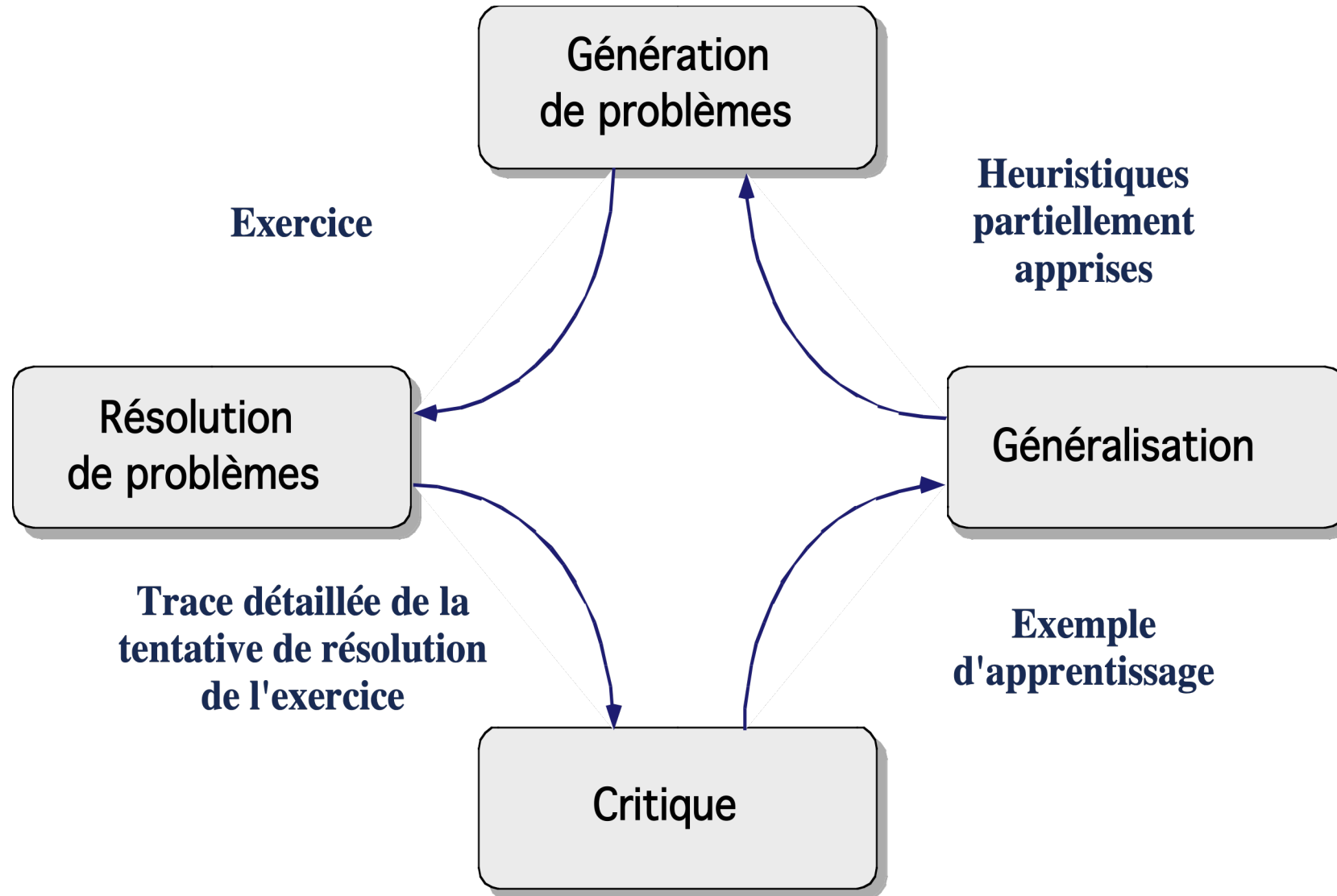
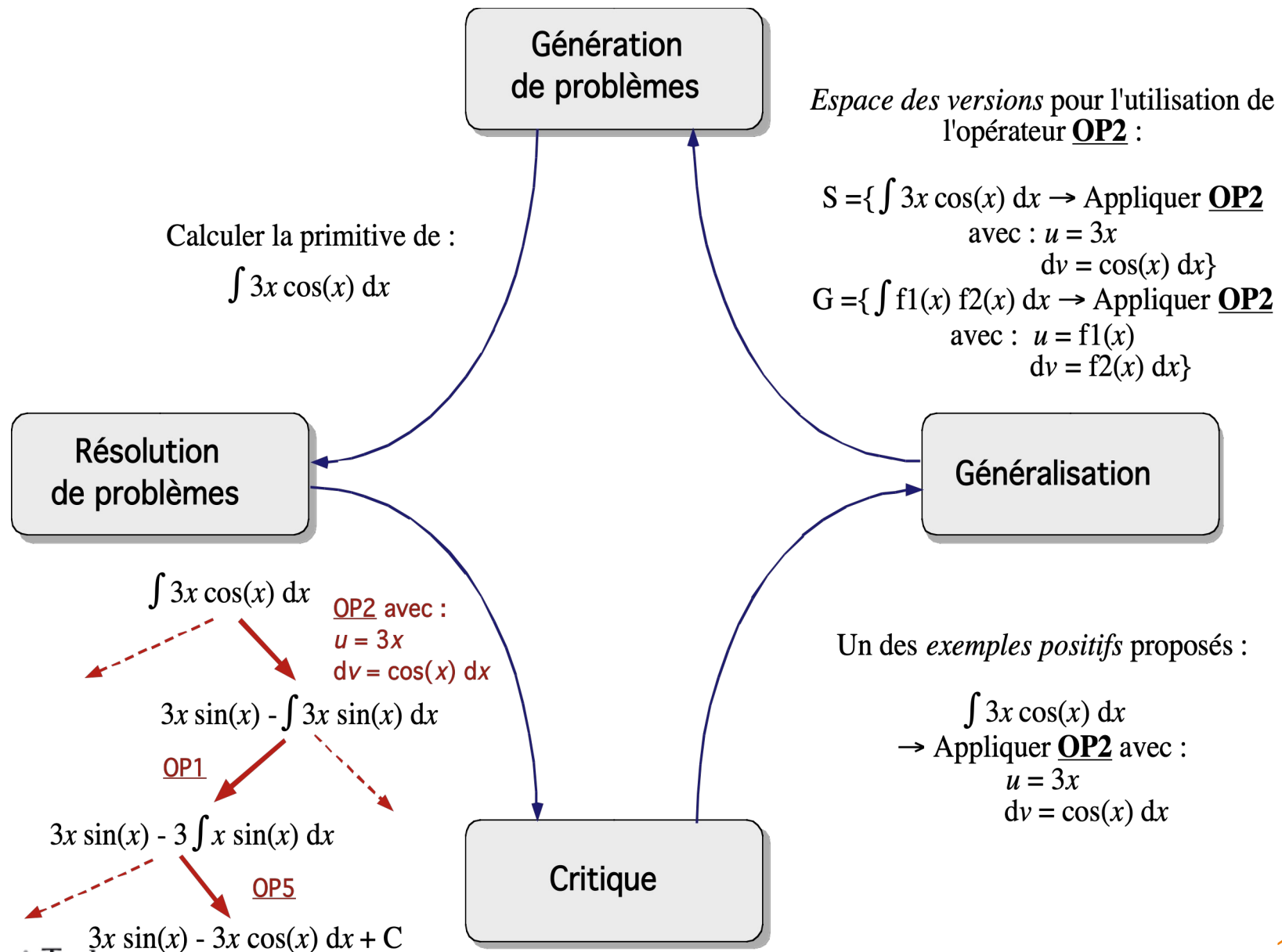


Illustration: LEX (2)



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**? Which **representation**?
 - How to choose the **hypothesis space H** ?
 - How to **evaluate** hypotheses?
 - How to **explore H** ?