

Apprentissage Artificiel

mise en perspective d'un demi-siècle d'évolution



Antoine Cornuéjols

AgroParisTech – INRA MIA 518

Une science ... son objet

« 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

Plan

1. Préhistoire et Cybernétique
2. Apprendre. Quoi ? Comment ?
3. L'âge de raison
4. Double coup de butoir et changement de perspective
5. Un paradigme triomphant
6. La fin de l'histoire ... et après ?

Préhistoire et Cybernétique

(~ 1943 - ~1956)

Avant la cybernétique

- Gestalt theory
 - Analogique et global
 - Comment ?
- Interprétation de la cognition en termes d'énergie
 - Volonté
 - Énergie créatrice [Bergson]
- Behaviorisme
 - En réaction : ne faisons aucune hypothèse sur ce qui est caché



La cybernétique

■ La notion d'**information**

- Prend une place prééminente
- Se construit à partir de :
 - La notion de consigne et de **boucle de rétro-action**
 - Norbert Wiener (« Cybernetics », 1948)
 - La thermodynamique : information et **négentropie**
 - Léon Brillouin (« Science et théorie de l'information », 1959)
 - **1^{er} modèle formel de neurone**
 - McCulloch & Pitt, 1943
 - Les êtres vivants deviennent des systèmes de traitement de signal

La cybernétique

■ Machines programmables

- Traitement de l'information
 - Machine de Turing : Application de **règles** sur des **symboles**
- À la fois **modèle et performateur**
 - **Simulation :**
 - « *si je pouvais imiter la Nature, c'est peut-être que j'avais découvert l'un de ses secrets* » [Mandelbrot, 1963]
- Programme = données => **auto-modifiable**

La cybernétique : son projet

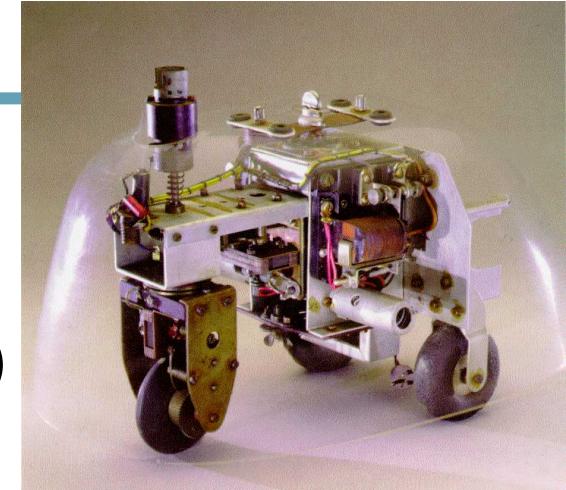
- Mémoire, adaptation, apprentissage, raisonnement, représentation
 - Qu'est-ce que c'est ?
 - Comment ça fonctionne ?

Dans tous les êtres vivants

La cybernétique : nouvelles idées, nouveaux outils

- Cybernétique : rétro-action, théorie du contrôle
- Agents : rationalité et théorie du jeu
- Transmission de l'information : codage
 - Problème de robustesse au bruit
 - > réflexions sur la généralisation et sur l'induction
- Tout est TRÈS difficile à programmer
 - > L'apprentissage est fondamental

Apprentissage : 1ères formes



■ Apprentissage par renforcement

- *Tortues cybernétiques* de Grey Walter (~1950)

■ Développement de l'idée d'auto-organisation

- [Ashby, 1947], [von Foerster, ~1960]

■ Question jugée centrale :

– L'apprentissage de **représentations internes**

- *Assemblées de neurones et règle d'apprentissage*
[« The Organization of Behavior », Hebb, 1949]

Une série de conférences extraordinaires

- **Les conférences Macy (1943 – 1953)**
- **Hixon Symposium on Cerebral Mechanisms in Behavior (1948)**
- **Session on Learning Machines (1955)**
- **Dartmouth Summer School on Artificial Intelligence (1956)**
- **Symposium on the "Mechanization of Thought Processes" (1958)**

Session on Learning Machines (1955)

- Wesley Clark and Belmont Farley : « Generalization of Pattern Recognition in a Self-Organizing System »
Some pattern-recognition experiments on networks of neuron-like elements. Règle de Hebb.
Allusion à capacité de généralisation.
- Gerald Dinneen (1924-) : « Programming Pattern Recognition ».
Computational techniques for processing images. Suggère d'utiliser des filtres sur des images pixelisées en niveaux de gris.
- Oliver Selfridge (1926-2008) : « Pattern Recognition and Modern Computers ».
Techniques for highlighting features in clean-up images" (coins, carrés, triangles)
- Allen Newell (1927-1992) : « The Chess Machine: An Example of Dealing with a Complex Task by Adaptation ».
About programming a computer to play chess. Notions de buts, de recherche dans un espace de sous-buts, de recherche en meilleur d'abord, d'heuristique, de calcul des prédictats.

Dartmouth Summer School on Artificial Intelligence (1956)

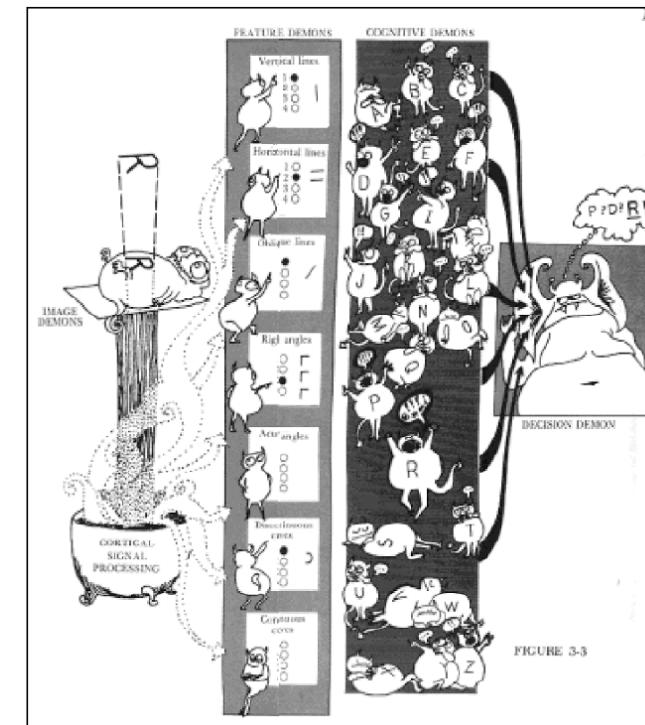
- John McCarthy : [Language de la pensée](#).
Précurseur de Lisp
- Allen Newell and Herbert Simon : [Logic Theorist](#).
- Marvin Minsky : [Réseaux connexionnistes -> Approche symbolique](#).

*« Consider a machine that would tend to build up within itself **an abstract model of the environment** in which it is placed. If it were given a problem it would **first explore solutions** within the internal abstract model of the environment and then **attempt external experiments**. »*

Dartmouth Summer School on Artificial Intelligence (1956)

- Marvin Minsky : Méthodes pour la planification, l'apprentissage et la reconnaissance des formes.
- John McCarthy : Logique des prédictats et Lisp.
- Oliver Selfridge : « Pandemonium: A Paradigm for Learning ».

Une architecture hiérarchique de « démons » pour résoudre des problèmes + la suggestion d'un mécanisme d'apprentissage



1^{ère} cybernétique : un bilan

- Exploration de règles d'adaptation sans critère de succès explicite
 - Apprentissage toujours en-ligne
 - Précurseur de l'apprentissage par différences temporelles :
 - le système CHECKER [Samuel, 1956 -1962]
 - Modèles de calculs locaux et combinaisons
 - RNs, Pandemonium
 - Importance de la représentation (attributs de description)
-
- Deux questions centrales
 1. Le « *credit assignment problem* »
 2. L'invention de nouveaux prédictats

Apprendre. Quoi ? Comment ?

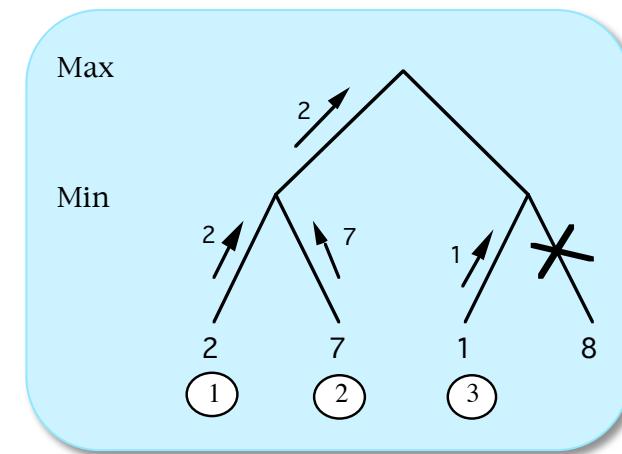
(~ 1956 - ~1970)

L'exemple de CHECKER

■ Combinaison de descripteurs et attribution de mérite

- Arthur Samuel. IBM, 1952 (IBM-701), 1954 (IBM-704), avec apprentissage : 1956 ...
- Modélisation MinMax du jeu
- Apprentissage de la **fonction d'évaluation**

$$\text{valeur}(\textit{position}) = \sum_{i=1}^n w_i \phi_i$$



■ Deux problèmes

1. Sélectionner de bonnes **fonctions de base** : ϕ_i
2. Pondérer l'importance de ces fonctions : w_i

L'exemple de CHECKER

■ **Pondération** des fonctions de base

- Apprentissage de la fonction d'évaluation dans une approche MinMax.
- **Fonction linéaire de 38 attributs** (n'utilisant que les 16 meilleurs).
- Principe : **modifier les poids pour que l'évaluation à la racine soit plus proche de celle ramenée par MinMax.**
 - Précurseur de la méthode des différences temporelles [Sutton] en apprentissage par renforcement.
- **Apprentissage par cœur** de la valeur de certaines positions pour des parties jouées.

<http://www.fierz.ch/samuel.html>

L'exemple de CHECKER

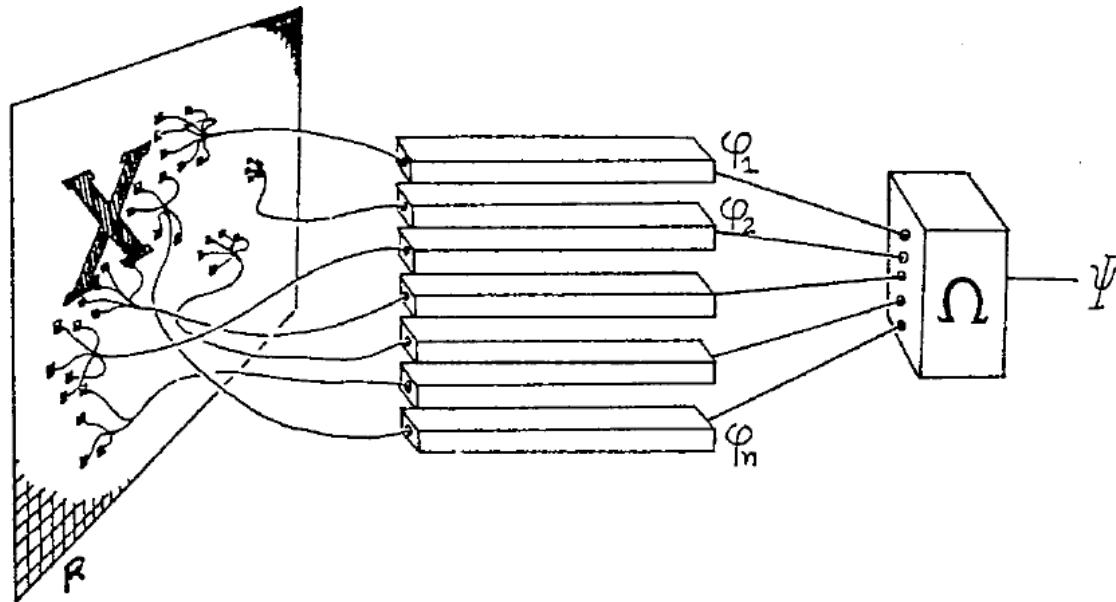
■ **Recherche** de bonnes fonctions de base

- Choix aléatoire de 16 fonctions parmi 32.
- À chaque fois qu'une fonction de base a eu la moins bonne pondération : score := score +1.
- Quand score > 32 : fonction éliminée et remplacée par une autre du pool

Jugé pas très satisfaisant par Samuel qui voudrait pouvoir **inventer** de nouvelles fonctions de base

Premier connexionnisme : le perceptron

- Frank Rosenblatt (1958 – 1962)



$$\Psi(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n w_i \phi_i(\mathbf{x})$$

Premier connexionnisme : le perceptron

■ Apprentissage des poids w_i

- Principe (*règle de Hebb*) : en cas de succès, ajouter à chaque connexion quelque chose de proportionnel à l'entrée et à la sortie

Règle du perceptron : apprendre seulement en cas d'échec

Algorithme 1 : Algorithme d'apprentissage du perceptron

tant que *non convergence faire*

si *la forme d'entrée est correctement classée alors*

 | ne rien faire

sinon

$$\boxed{\mathbf{w}(t+1) = \mathbf{w}(t) - \eta \mathbf{x}_i y_i}$$

fin

 Passer à la forme d'apprentissage suivante

fin

Premier connexionnisme : le perceptron

■ Deux théorèmes fondamentaux :

1. Le perceptron **peut apprendre tout ce qu'il peut représenter !!**

2. L'apprentissage s'effectue **en un nombre fini d'étapes**

(si une séparatrice linéaire existe)

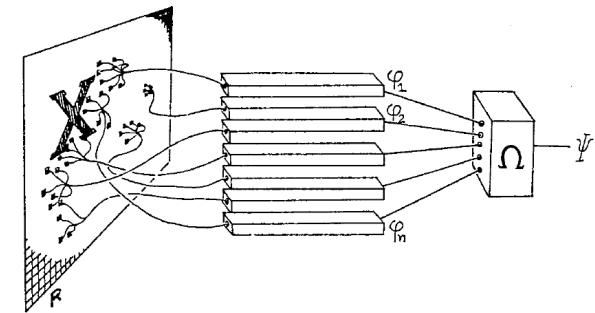
$$T \leq \frac{2R^2}{M^2} \quad \text{où} \quad M = \min_{1 \leq i \leq m} \{y_i d(\mathbf{x}_i, H^*)\} \text{ pour un certain séparateur } H^*$$

[David Block, 1962] , [Albert Novikoff, 1963]

Premier connexionnisme : le perceptron

■ Propriétés

- Algorithme **en-ligne**
- **Ne pouvait pas tout apprendre !?**
 - Car ne peut pas tout représenter
 - Il faut avoir de **bonnes fonctions de base** (détecteurs locaux)
 - Il faut **savoir les combiner** de manière précise



→ Blocage

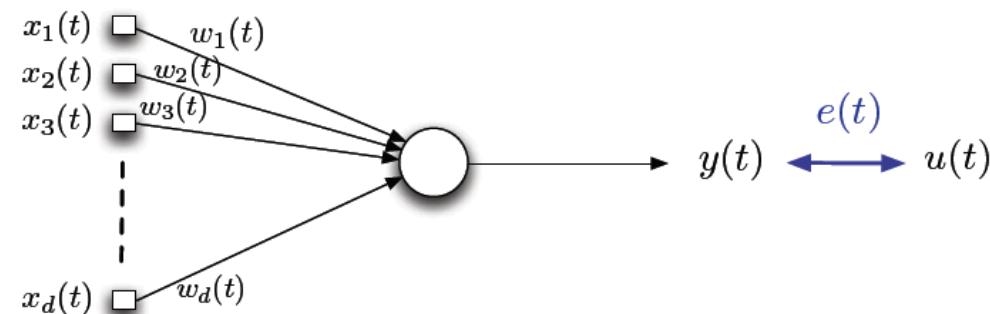
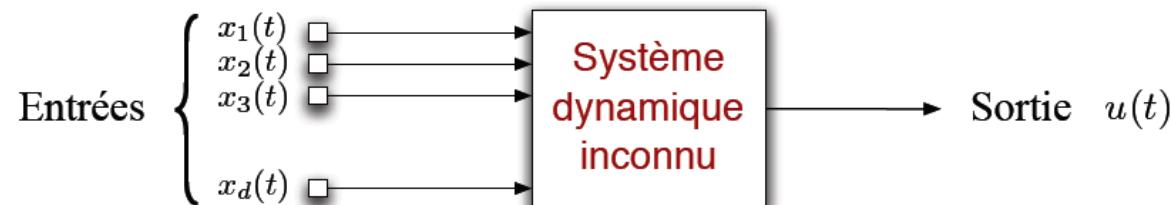
Premier connexionnisme : bilan

- Encore une démarche essentiellement exploratoire
- Pas de principe normatif et générique sous-jacent
- Mais des problèmes qui commencent à se préciser
 - Quelle capacité de représentation ?
 - Fonctions de base
 - Combinaison (hiérarchique)
 - Convergence ?

Apparition de principe : règle de Widrow-Hoff

Conçue dans le cadre du **filtrage adaptatif**.

Chercher un **modèle linéaire d'un signal temporel** : $y(t) = \sum_{k=1}^M w_k(t)x_k(t)$



Apparition de principe : règle de Widrow-Hoff

$$\ell(\mathbf{w}) = \frac{1}{2} e^2(t)$$

Méthode de gradient :

$$\frac{\partial \ell(\mathbf{w})}{\partial \mathbf{w}} = e(t) \frac{\partial e(t)}{\partial \mathbf{w}}$$

$$e(t) = u(t) - \mathbf{x}^\top(t) \mathbf{w}(t) \quad \text{d'où : } \frac{\partial e(t)}{\partial \mathbf{w}(t)} = -\mathbf{x}(t)$$

$$\frac{\partial \ell(\mathbf{w})}{\partial \mathbf{w}(t)} = -\mathbf{x}(t) e(t)$$

$$\mathbf{w}(t+1) = \mathbf{w}(t) + \eta \mathbf{x}(t) e(t)$$

[Widrow-
Hoff:60]

B. Widrow and M. Hoff. *Adaptive Switching Circuits*. IRE WESCON Conv. Rec. Pt.4, pp.96-104.

Et pendant ce temps ... la reconnaissance des formes

- S'intéresse à des processus sub-conscients de **perception**
 - Adopte un **point de vue bayésien**

Applications

- Reconnaissance de **caractères**
 - Reconnaissance de la **parole**
 - Reconnaissance de **gestes** (lecture sur les lèvres)
 - Reconnaissance de **particules**
(trajectoires dans les chambres à bulles)
 - ...

```

DIMENSION IMACH[2] H,F,Z,J, I
ACCEPT 31,I,J,      1
FORMAT[215],        1
IF[I]>79,99,40       1
IF[I-IMACHL]>50,50,60 1
IMACH[I]=J           1
GO TO 20             1
RETURN               1

```

DIMENSION IMACH[2]

ACCEPT 31,I,J

FORMAT[215]

IF[I]>79,99,40

IF[I-IMACHL]>50,50,60

IMACH[I]=J

GO TO 20

RETURN

Et pendant ce temps ... la reconnaissance des formes

- On cherche à associer une décision à une forme d'entrée : $\mathbf{x}_\ell \mapsto C_i$

- **Théorie de la décision bayésienne :**

$$\begin{aligned} C^* &= \operatorname{Argmax}_{C_i \in \mathcal{C}} \mathbf{p}(C_i | \mathbf{x}) \\ &= \operatorname{Argmax}_{C_i \in \mathcal{C}} \frac{\mathbf{p}(\mathbf{x}|C_i) \cdot \mathbf{P}(C_i)}{\mathbf{p}(\mathbf{x})} \\ &= \operatorname{Argmax}_{C_i \in \mathcal{C}} \mathbf{p}(\mathbf{x}|C_i) \cdot \mathbf{P}(C_i) \end{aligned}$$

- Soit une *fonction de perte* : $\ell(C_i | C_j)$

- *Risque conditionnel* :

$$R_{\text{Cond}}(C_i | \mathbf{x}) = \sum_{j=1}^{|\mathcal{C}|} \ell(C_i | C_j) \cdot \mathbf{p}(C_j | \mathbf{x})$$

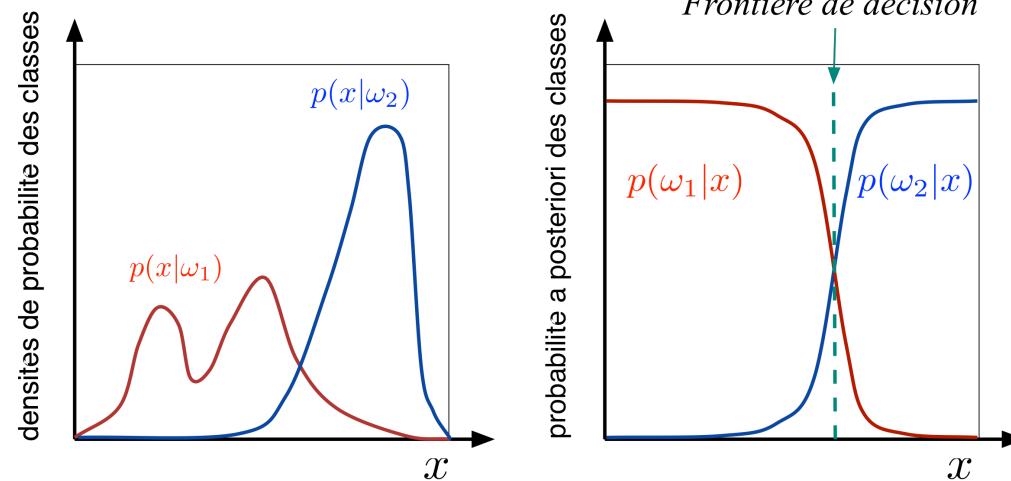
- **Décision optimale** :

$$C^* = \operatorname{Argmin}_{C_i \in \mathcal{C}} R_{\text{Cond}}(C_i | \mathbf{x})$$

La reconnaissance des formes : bilan

- Focalisation sur l'**apprentissage supervisé**
- Apprentissage = estimation de paramètres $p(\mathbf{x}|C_i)$ et $\mathbf{P}(C_i)$
 - En général familles paramétrées distributions de probabilité conjuguées

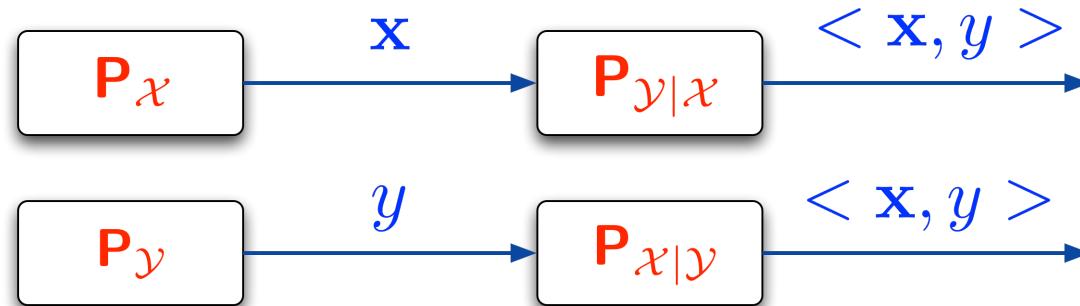
- Pour faire les calculs, on suppose des **données i.i.d.**
- **Approche générative**



La reconnaissance des formes : bilan

- Scénario qui devient prégnant

- Génération des exemples



- Coût d'une décision h

$$R_{\text{Réel}}(h) = \begin{cases} \mathbf{P}_{xy}\{h(\mathbf{x}) \neq y\} & (\text{si même coût de mauvaise décision}) \\ \mathbb{E}[\ell(h(\mathbf{x}), y)] = \int_{\mathbf{x} \in \mathcal{X}, y \in \mathcal{Y}} \ell(h(\mathbf{x}), y) \mathbf{P}_{xy} d(\mathbf{x}, y) \end{cases}$$

Bilan

- On a précisé la tâche
 - Apprentissage supervisé
 - Généralisation (*échantillon d'apprentissage ; échantillon de test*)
- On a des méthodes
 - De dérivation de règles d'apprentissage
 - E.g. Widrow-Hoff
 - Critère de décision optimale (Bayes)
 - Critères inductifs (MAP ; MLE)
- Nouveaux présupposés
 - Tout s'exprime en termes de distribution de probabilités sous-jacentes
 - Données i.i.d.

Bilan

- La reconnaissance de formes **ne permet pas** :
 - D'apprendre des **descriptions** (v.s. des règles de décision)
[McCarthy, Stanford, 1971]
 - D'apprendre des **règles** d'un système expert
 - D'apprendre des **descriptions structurées**

L'âge de raison

(~ 1970 - ~1984)

La raison triomphante

- Le (1^{er}) connexionnisme est mort
[« Perceptrons » Minsky & Papert, 1969]

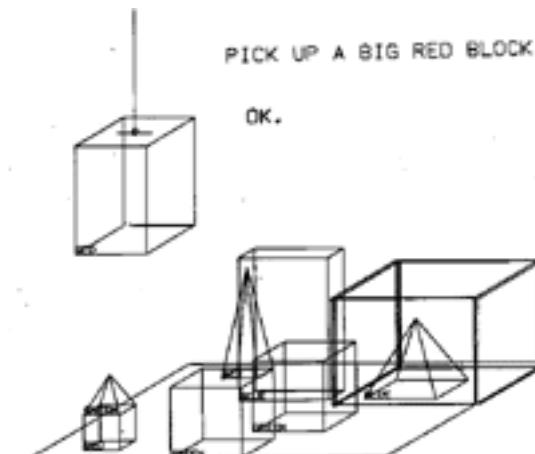
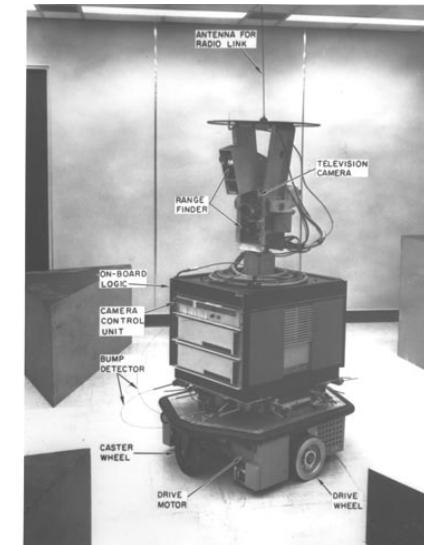
- Et même les robots pensent
The symbol system hypothesis [Newell & Simon, 1972]

The « *symbol system hypothesis* »

- Un système physique de symboles **manipule** des formes physiques (symboles), les **combine** en structures et **produit** de nouvelles expressions grâce à des règles
- « *A physical symbol system has the necessary and sufficient means for general intelligent action* » (Newell and Simon, 1976)
 - L'**homme** est donc un système physique de symboles
 - La **machine** possède tout ce qu'il faut pour être intelligente
- L'apprentissage consiste à apprendre des **symboles** (**concepts**) et des **règles** de manipulation

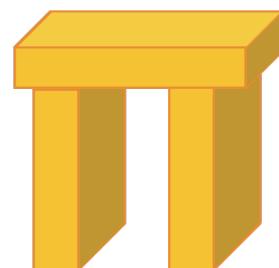
Même les robots pensent : Shakey

- 1^{er} robot mobile contrôlé par ordinateur.
(Stanford Research Institute, 1967-1972)
 - **Vision** : Thèse de *David Waltz*
(reconnaissance de polyèdres en 3D à partir d'une image 2D)
 - **Contrôle et planification** : STRIPS,
ABSTRIPS (puis NOAH, ...)
 - **IHM** : SHRLDU [Thèse de *Terry Winograd*,
MIT, 1968-1970]
 - **Apprentissage** : ARCH [Thèse de *Patrick Winston*, 1970, 1975]

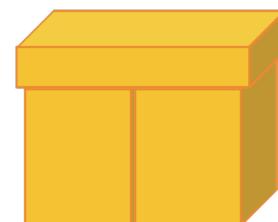


ARCH [Winston, 1970]

- Apprentissage de concept (e.g. arche) dans un monde de blocs



(a)



(b)



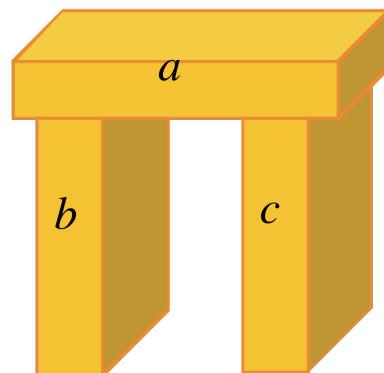
(c)



(d)

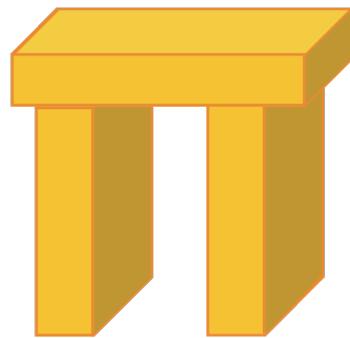
ARCH [Winston, 1970]

- Apprentissage de concept (e.g. arche) dans un monde de blocs



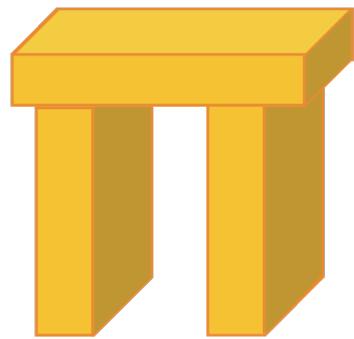
ARCH [Winston, 1970]

- Heuristique : « require-link »



ARCH [Winston, 1970]

- Heuristique : « **forbid-link** »



ARCH [Winston, 1970]

■ Caractéristiques

- Cas « réalisable »
 - Professeur / Élève
- Représentation différenciée + théorie
 - Réseau sémantique
 - Liens must et must-not
- Apprentissage incrémental
 - Séquentiel
 - Constructif
 - Séquence d'exemples bien choisie
 - Exemples négatifs <--> near-misses

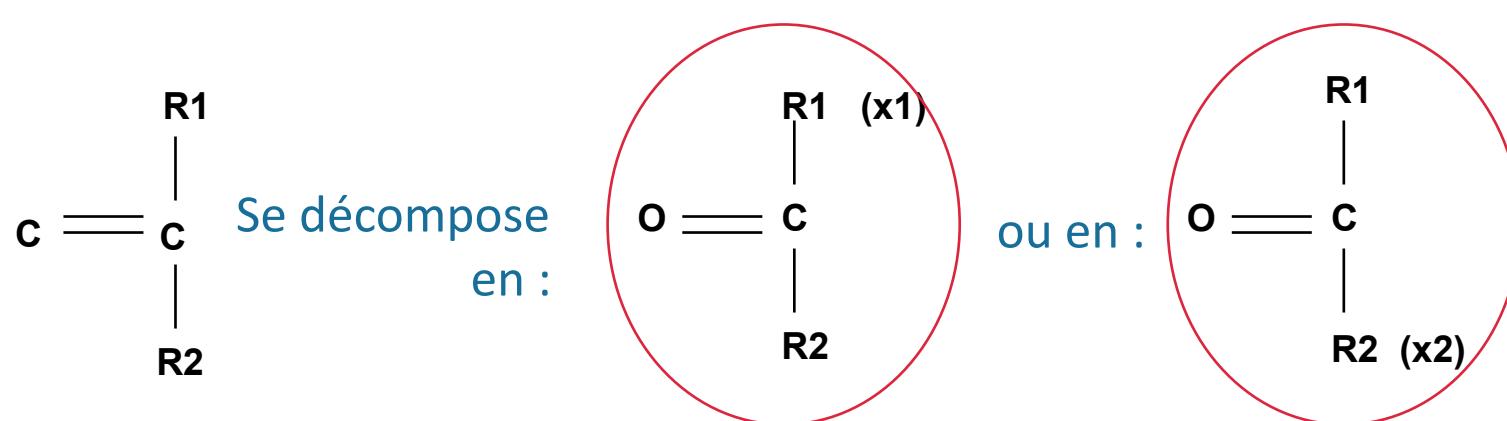
ARCH [Winston, 1970]

■ *Leçons* :

- On ne peut apprendre sans avoir une **représentation des connaissances adéquate**
- On ne peut apprendre si on ne peut **isoler ce qui est important**
 - Importance du **choix** et de la **séquence d'exemples**
 - Exemples **positifs** : typiques
 - > **Généralisation**
 - Exemples **négatifs** : différence cruciale (nuance critique)
 - > **Spécialisation**
 - On ne peut apprendre quelque chose que si on le connaît presque déjà

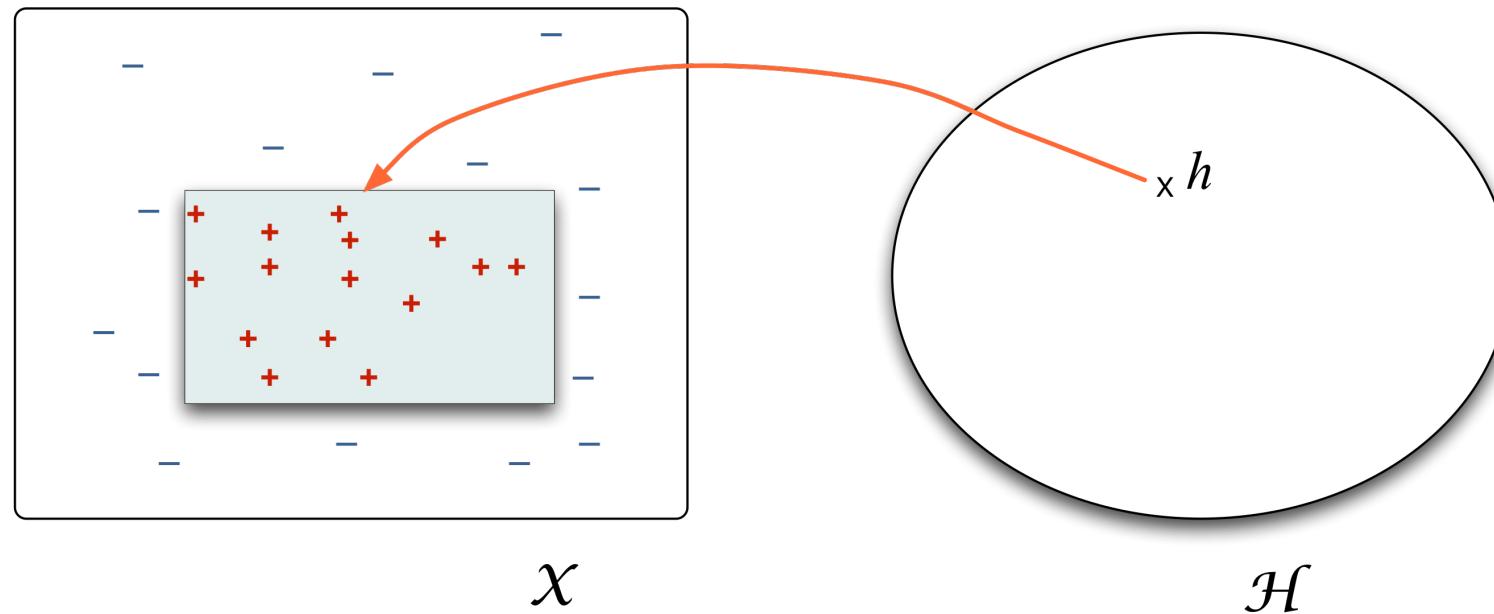
Apprentissage de l'espace des versions [Tom Mitchell, 1979]

- Apprentissage de règles pour le système expert Meta-Dendral
 - Descriptions relationnelles de **sous-structures moléculaires** ayant probablement produit les fragments mesurés dans un spectrogramme de masse.

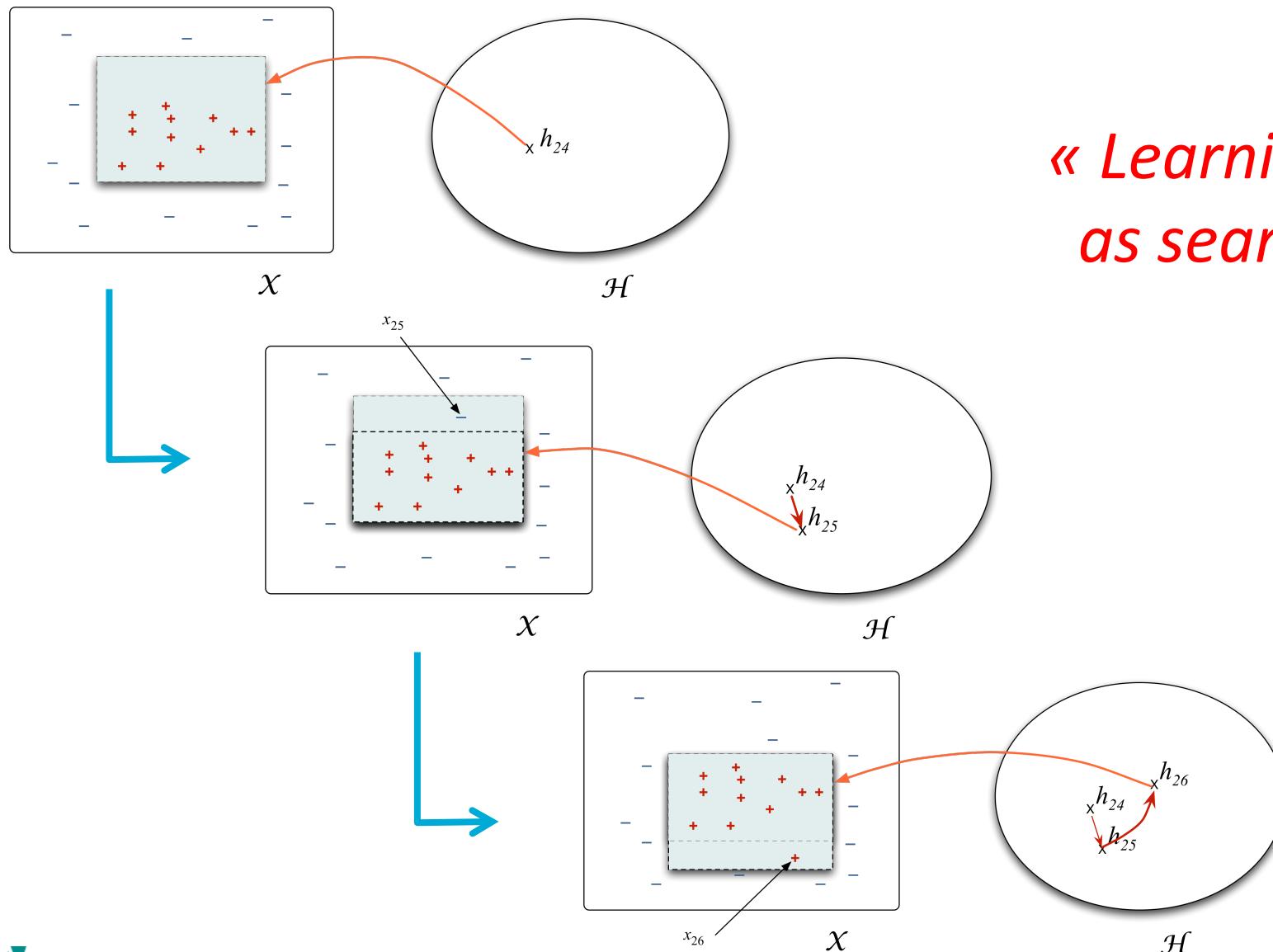


Apprentissage de l'espace des versions [Tom Mitchell, 1979]

- Introduit explicitement l'idée de **recherche dans un espace d'hypothèses**



Apprentissage de l'espace des versions [Tom Mitchell, 1979]



Apprentissage de l'espace des versions [Tom Mitchell, 1979]

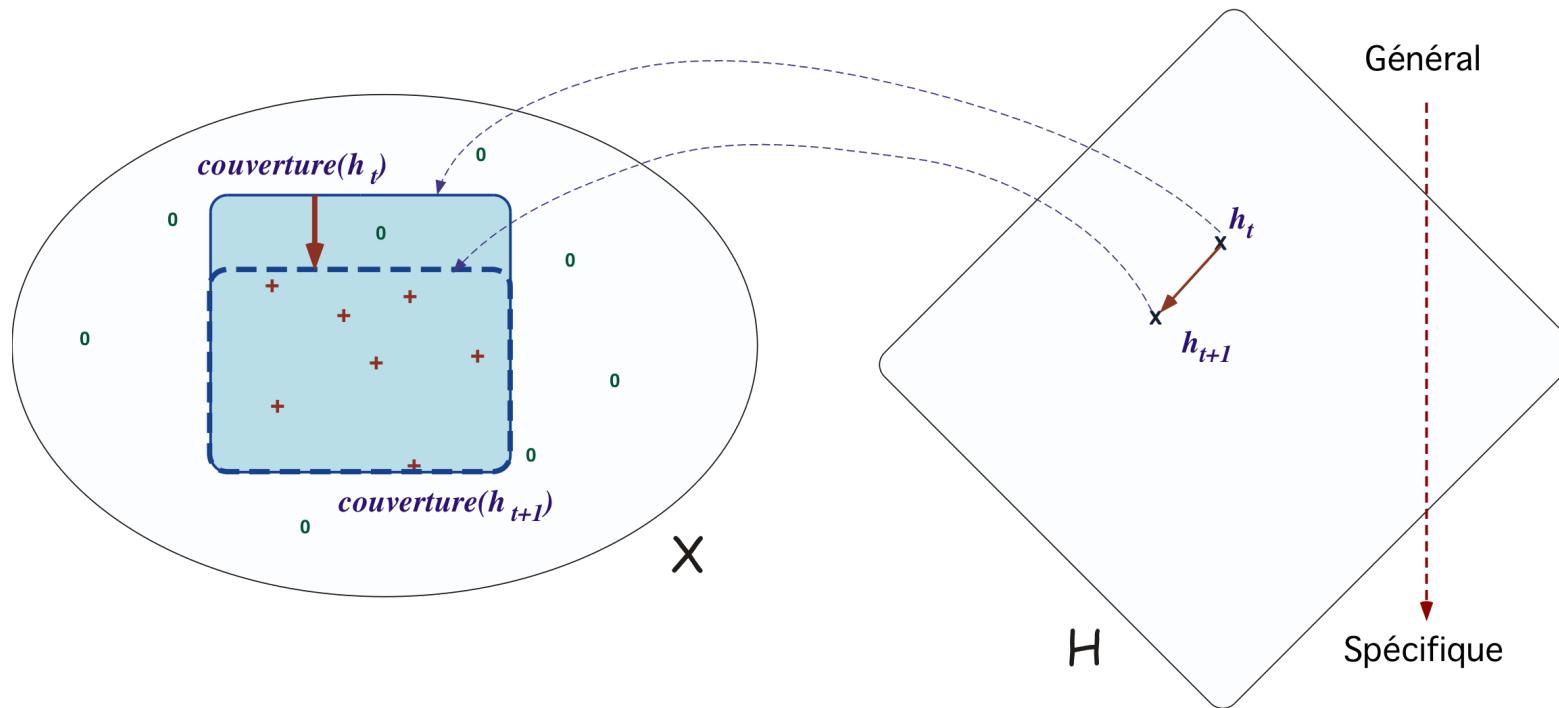


Figure: La relation d'inclusion dans \mathcal{X} induit la relation de généralisation dans \mathcal{H} . Ici, $h_{t+1} \preceq h_t$.

Apprentissage de l'espace des versions [Tom Mitchell, 1979]

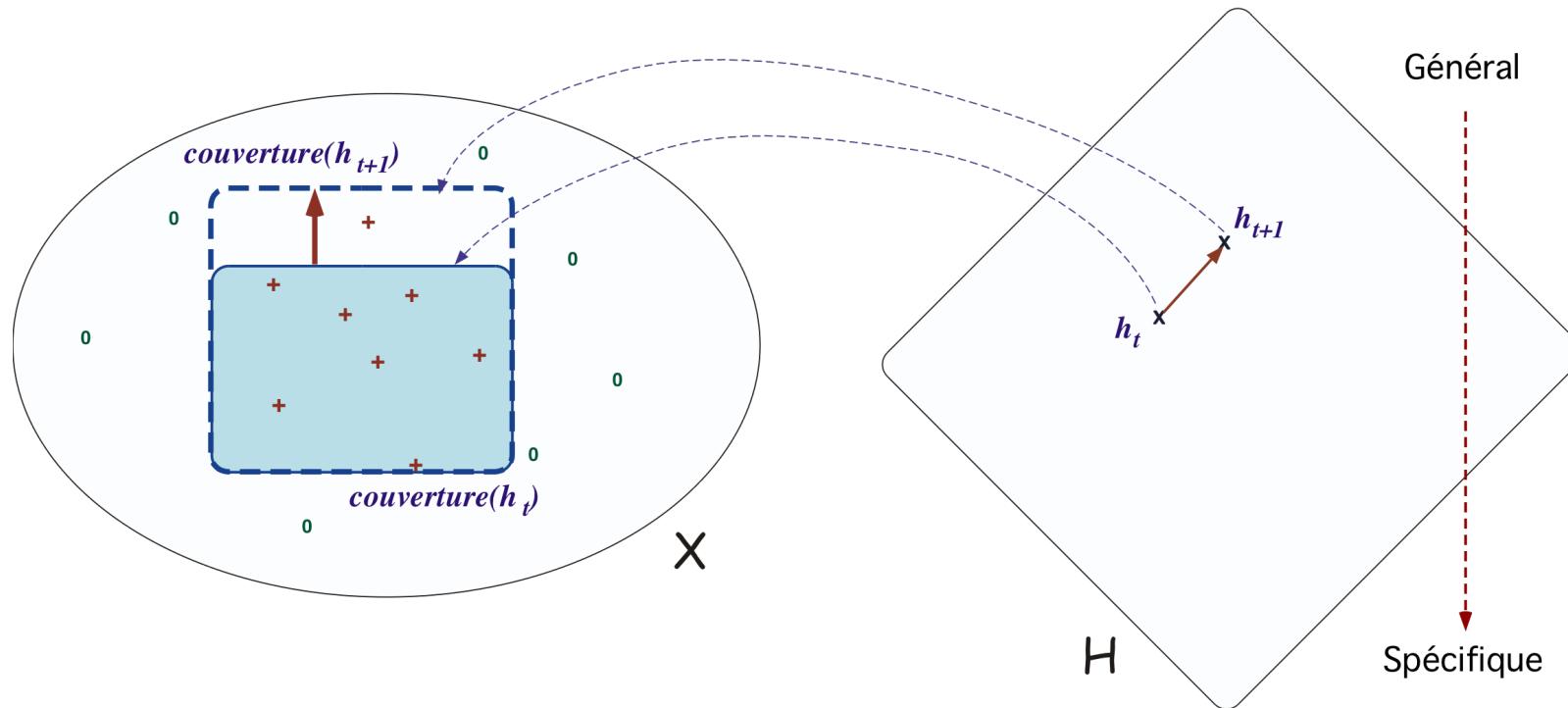


Figure: La relation d'inclusion dans \mathcal{X} induit la relation de généralisation dans \mathcal{H} . Ici, $h_{t+1} \succeq h_t$.

Apprentissage de l'espace des versions [Tom Mitchell, 1979]

■ Opérateurs de généralisation (spécialisation)

– Abandon de conjonction

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

– Ajout d'alternative

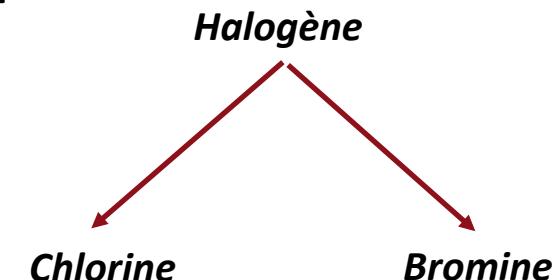
$$\bullet A \text{ ou } B \rightarrow C \quad \Rightarrow \quad A \text{ ou } B \text{ ou } D \rightarrow C$$

– Ascension dans une hiérarchie de concepts

$$\bullet \text{corrosif} \& \text{chlorine} \rightarrow \text{toxique}$$

$$\bullet \text{corrosif} \& \text{bromine} \rightarrow \text{toxique}$$

$$\Rightarrow \quad \text{corrosif} \& \text{halogène} \rightarrow \text{toxique}$$

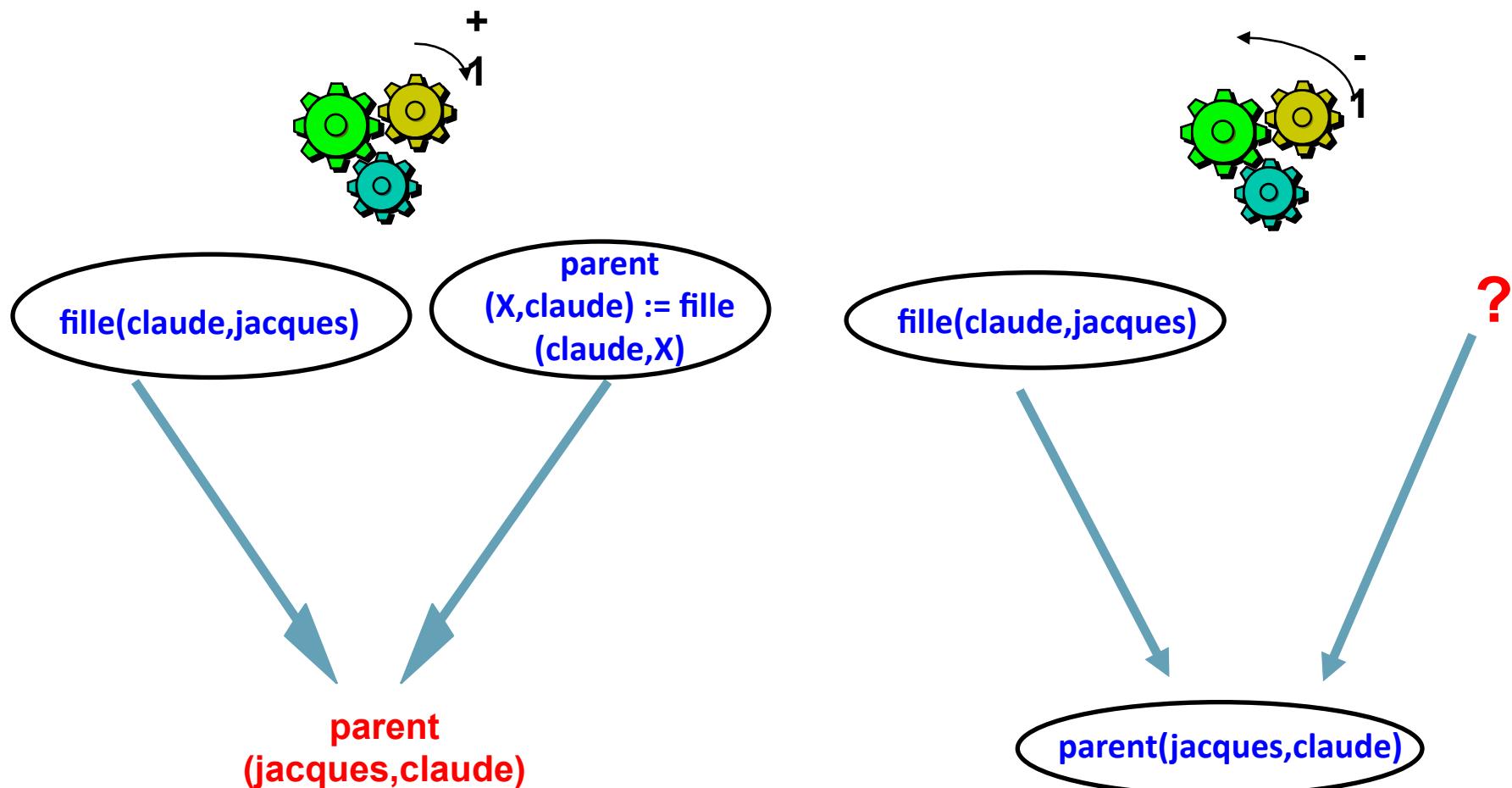


– Inversion de la résolution

– ...

Opérateurs de généralisation

■ Inversion de la résolution



Apprentissage de l'espace des versions [Tom Mitchell, 1979]

■ Opérateurs de généralisation / spécialisation

– Généralisation

- Transforme une description en une **description plus générale** (au sens de l'inclusion dans X)
- (*Souvent équivalent à produire une **conséquence logique** de la description initiale*)

– Spécialisation

- Duale

– Reformulation

- Transforme une description en une **description logiquement équivalente**

Apprentissage de l'espace des versions [Tom Mitchell, 1979]

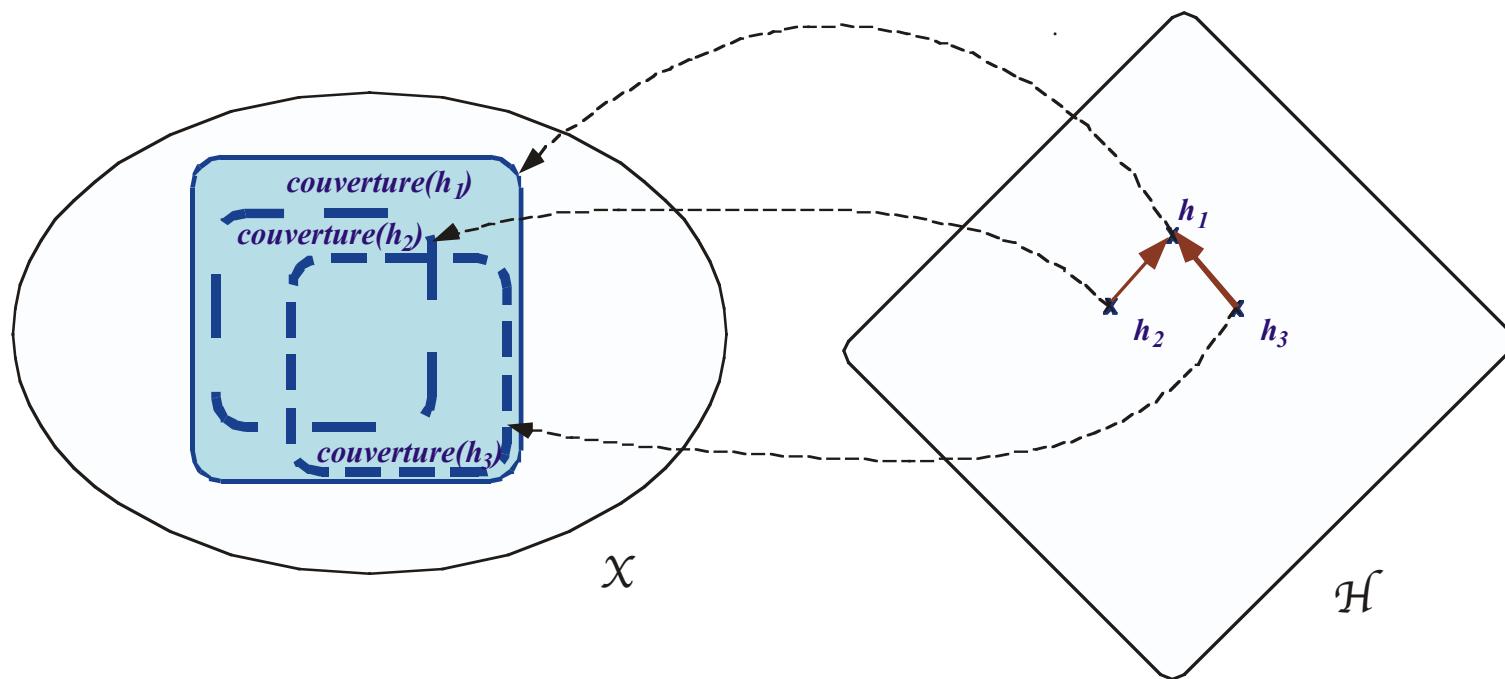
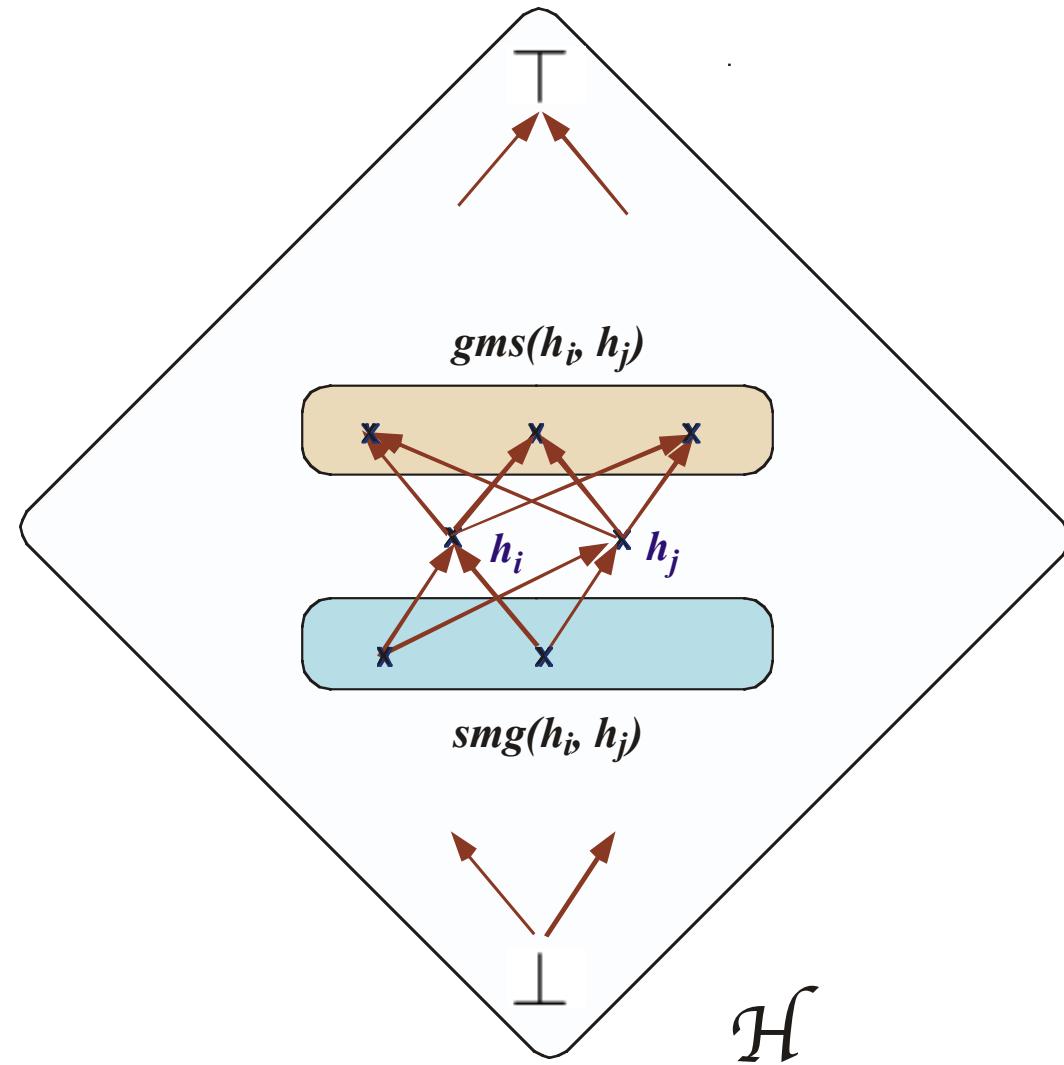


Figure: La relation d'inclusion dans \mathcal{X} induit la relation de généralisation dans \mathcal{H} . Il s'agit d'une relation d'ordre partielle : ici, les hypothèses h_2 et h_3 sont incomparables entre elles, mais elles sont toutes les deux plus spécifiques que h_1 .

Apprentissage de l'espace des versions [Tom Mitchell, 1979]

Relation d'ordre
partielle dans \mathcal{H}

et
**treillis de
généralisation**

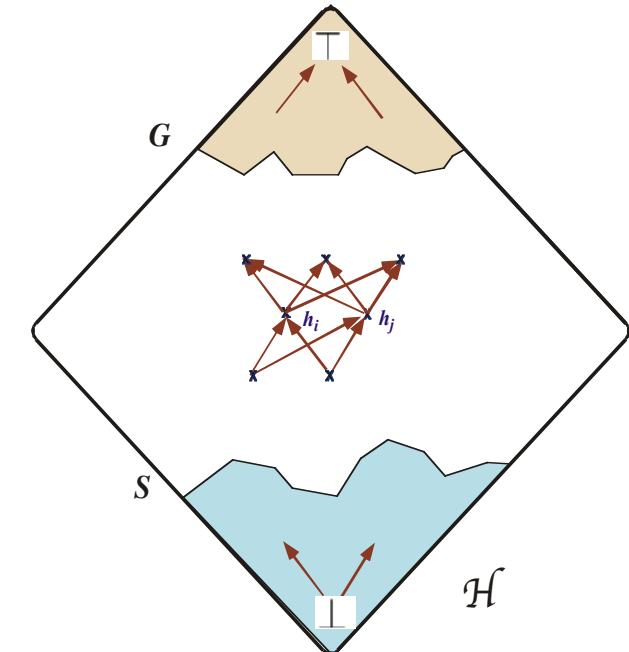


Apprentissage de l'espace des versions [Tom Mitchell, 1979]

Observation fondamentale :

L'espace des versions structuré par une relation d'ordre partiel peut être représenté par :

- sa **borne supérieure** : le *G-set*
- sa **borne inférieure** : le *S-set*



- *G-set* = Ensemble de toutes les hypothèses les plus générales cohérentes avec les exemples connus
- *S-set* = Ensemble de toutes les hypothèses les plus spécifiques cohérentes avec les exemples connus

Apprentissage de l'espace des versions [Tom Mitchell, 1979]

Apprentissage

... par mise à jour de l'espace des versions

Idée :

maintenir le **S-set**

et le **G-set**

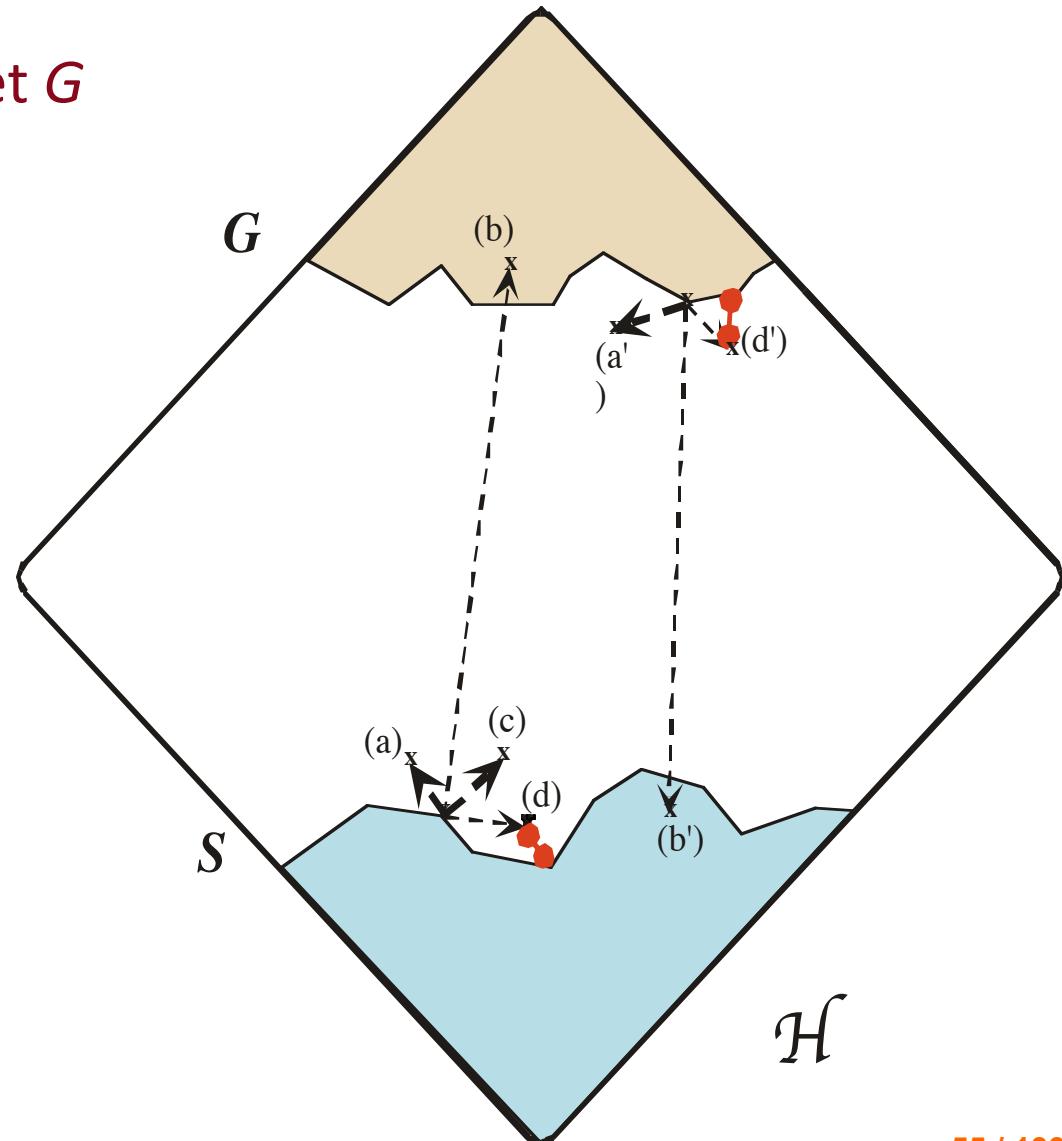
après chaque nouvel exemple



Algorithme d'élimination des candidats

Apprentissage de l'espace des versions [Tom Mitchell, 1979]

Mise à jour des bornes S et G



Apprentissage de l'espace des versions [Tom Mitchell, 1979]

Algorithme 3 : Algorithme d'élimination des candidats.

Résultat : Initialiser G comme l'hypothèse la plus générale de \mathcal{H}

Initialiser S comme l'hypothèse la moins générale de \mathcal{H}

pour chaque exemple x faire

si x est un exemple positif alors

 Enlever de G toutes les hypothèses qui ne couvrent pas x

pour chaque hypothèse s de S qui ne couvre pas x faire

 Enlever s de S

Généraliser(s, x, S)

 c'est-à-dire : ajouter à S toutes les généralisations minimales h de s telles que :

- h couvre x et
- il existe dans G un élément plus général que h

 Enlever de S toute hypothèse plus générale qu'une autre hypothèse de S

fin

sinon

 Enlever de S toutes les hypothèses qui couvrent x

pour chaque hypothèse g de G qui couvre x faire

 Enlever g de G

Spécialiser(g, x, G)

 c'est-à-dire : ajouter à G toutes les spécialisations maximales h de g telles que :

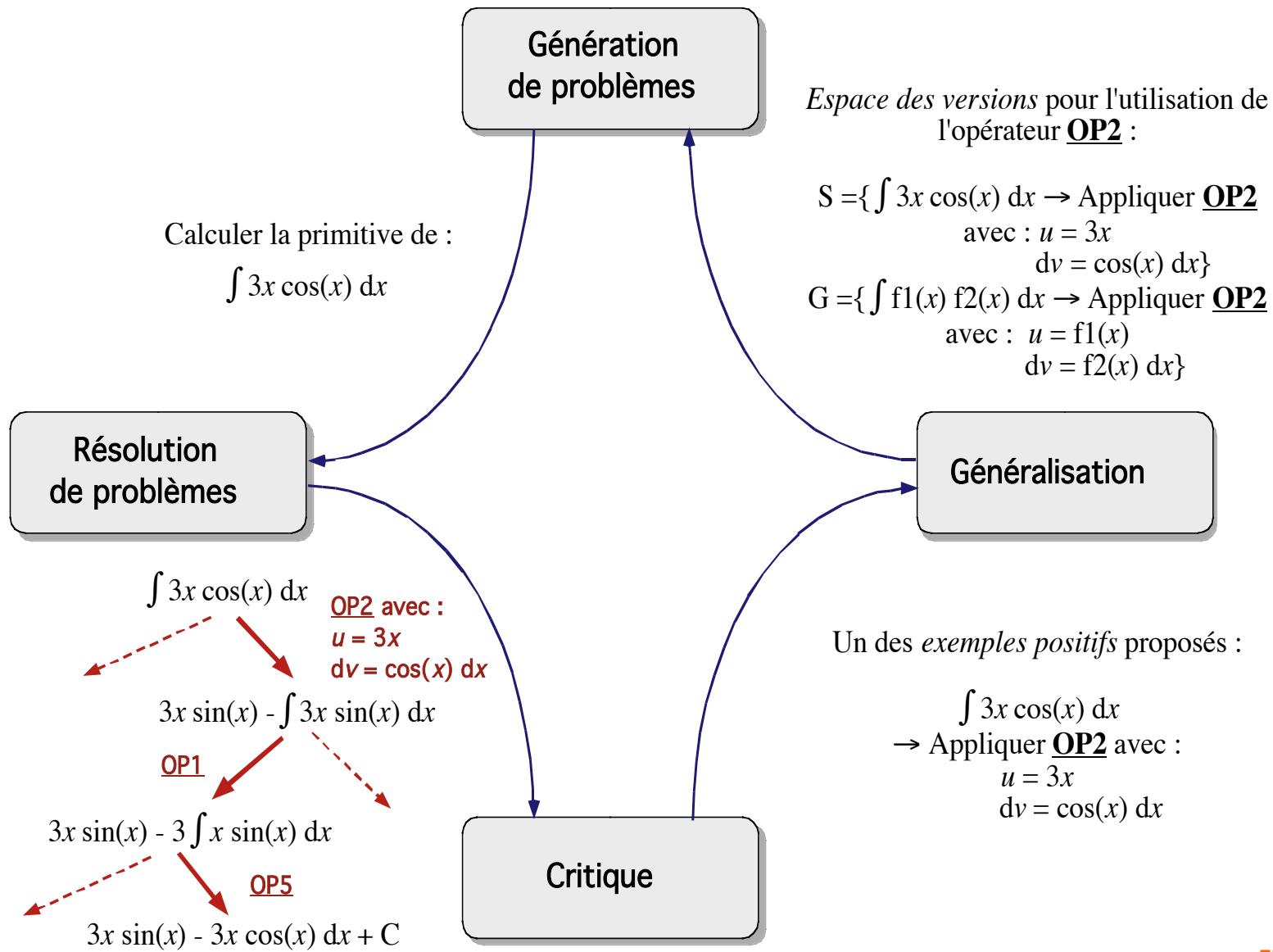
- h ne couvre pas x et
- il existe dans S un élément plus spécifique que h

 Enlever de G toute hypothèse plus spécifique qu'une autre hypothèse de G

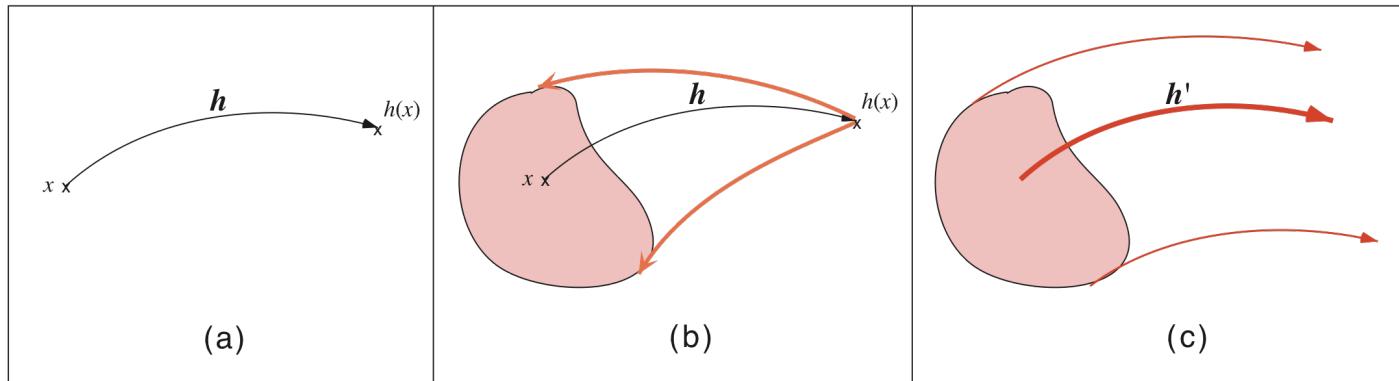
fin

fin

Le système LEX [Tom Mitchell, 1983]



Explanation-Based Learning



- Le système étudie **une solution fournie par le professeur** pour un problème (e.g. *conception d'un VLSI ; plan pour un robot*)
- Il cherche à trouver une « **solution généralisée** » applicable à des « **problèmes semblables** »
- La généralisation et la similarité se définissent grâce à la **notion de preuve** dans une théorie du domaine

Explanation-Based Learning

Ex : apprendre le concept `empilable(Objet1, Objet2)`

■ Théorie :

```
(T1) : poids(X, W) :- volume(X, V), densité(X, D), W is V*D.  
(T2) : poids(X, 50) :- est-un(X, table).  
(T3) : plus-léger(X, Y) :- poids(X, W1), poids(Y, W2), W1 < W2.
```

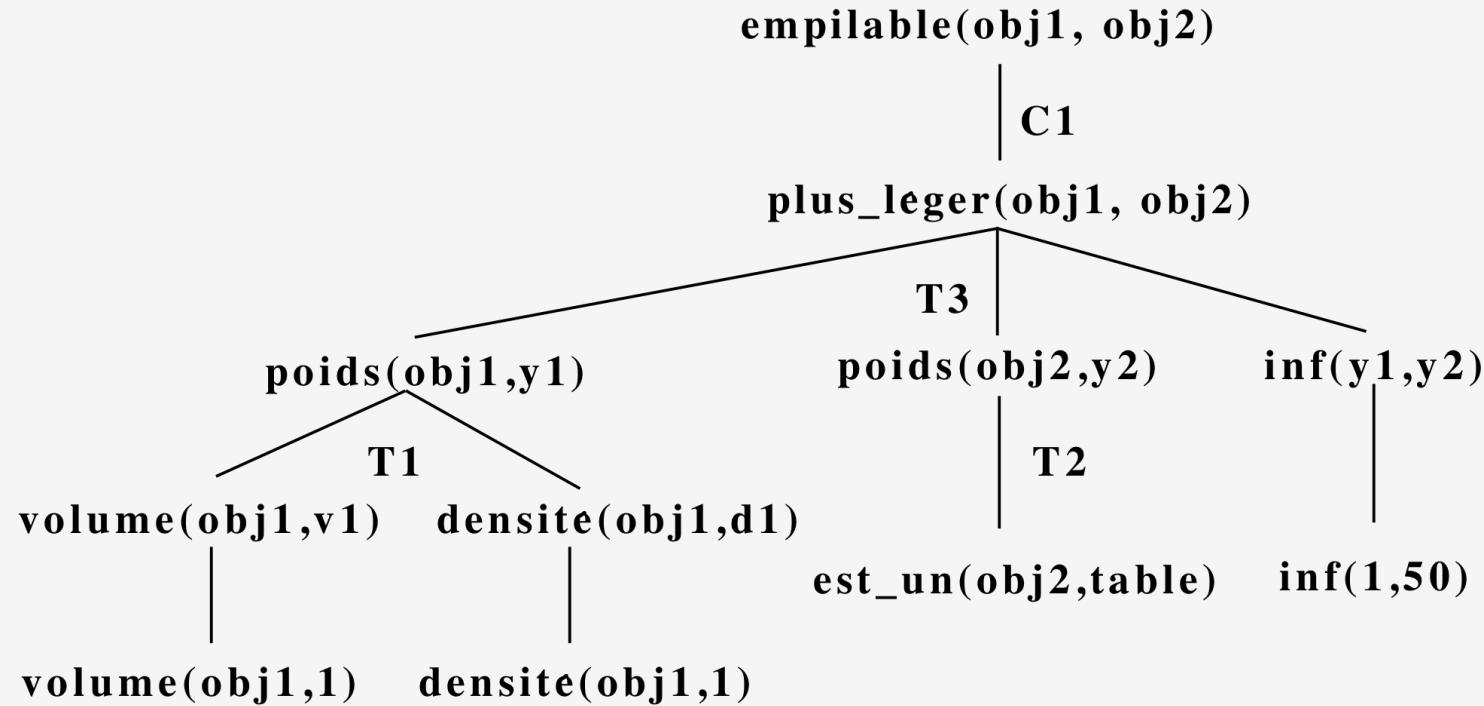
■ Contrainte d'opérationnalité :

- Concept à exprimer à l'aide des prédictats *volume*, *densité*, *couleur*, ...

■ Exemple positif (solution) :

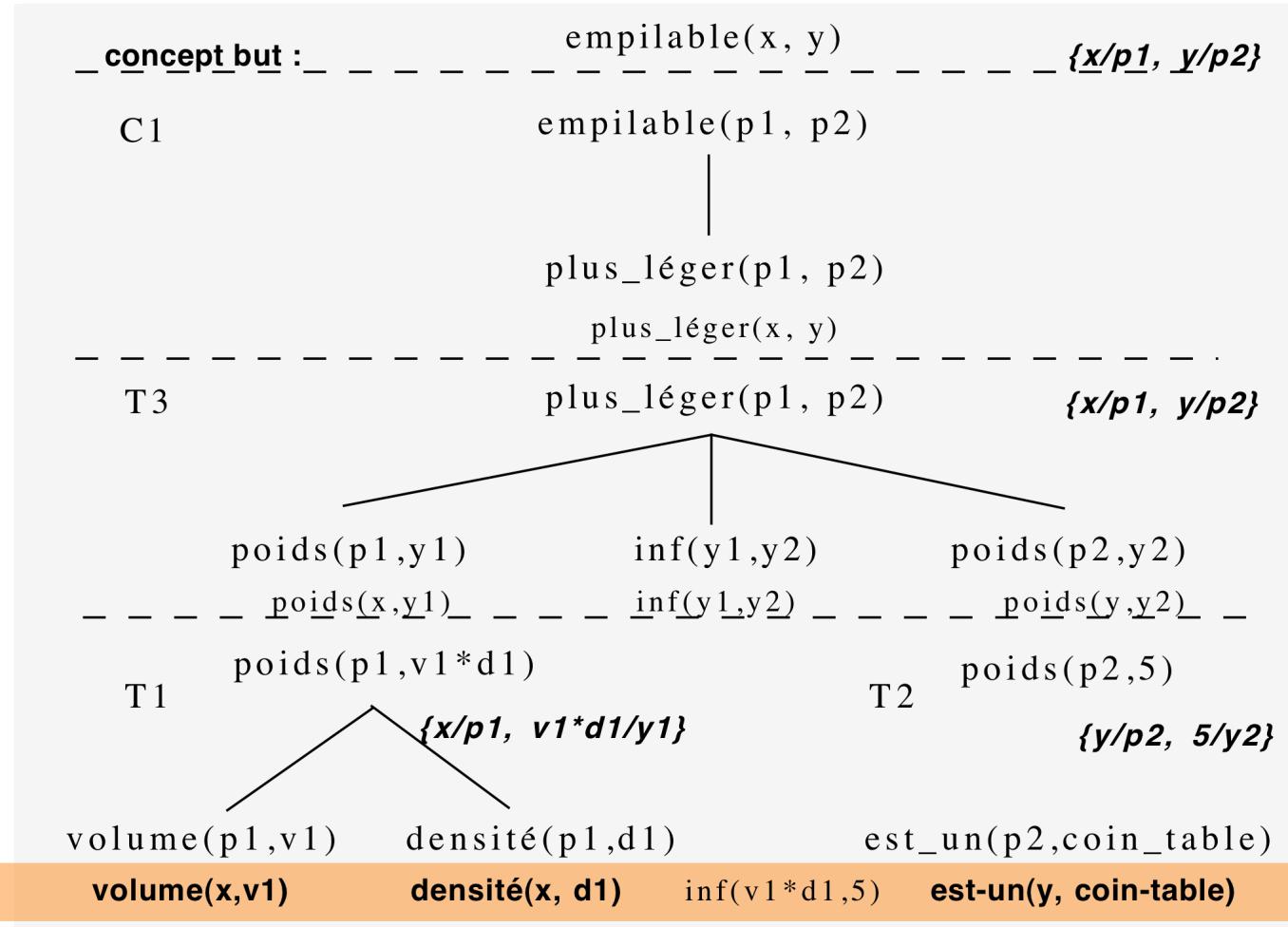
<code>sur(obj1, obj2).</code>	<code>volume(objet1, 1).</code>
<code>est_un(objet1, boîte).</code>	<code>volume(objet2, 0.1).</code>
<code>est_un(objet2, table).</code>	<code>propriétaire(objet1, frederic).</code>
<code>couleur(objet1, rouge).</code>	<code>densité(objet1, 0.3).</code>
<code>couleur(objet2, bleu).</code>	<code>matériau(objet1, carton).</code>
<code>matériau(objet2, bois).</code>	<code>propriétaire(objet2, marc).</code>

Explanation-Based Learning



Arbre de preuve obtenu dans la théorie du domaine montrant
que l'exemple satisfait bien le concept cible.

Explanation-Based Learning



Arbre de preuve généralisé obtenu par régression du concept cible dans l'arbre de preuve en calculant à chaque étape les littéraux les plus généraux permettant cette étape.

EBL : connaissances de contrôle

■ Le système PRODIGY [Minton, 1988]

- **Résout** des problèmes de planification par décomposition de problèmes en sous-problèmes
- **Analyse** son arbre de recherche
- **Apprend des heuristiques** pour accélérer ses recherches futures

```
if (and (current_node node)
        (candidate_goal node (on X Y))
        (candidate_goal node (on Y Z)))
then (prefer (goal (on Y Z) to (on X Y)))
```

- Problème de l'**utilité** des heuristiques apprises

Explanation-Based Learning

- Induction à partir d'un seul exemple
 - ... et d'une théorie forte du domaine
- Langage de la logique
- Opérateurs de raisonnement (déduction, ...)
- *Maintenant utilisées dans les « solveurs » de problèmes SAT.*

L'« âge de raison » : bilan

■ Modélisation « cognitive »

- élève = professeur (même appareil cognitif)
- Concepts des sciences cognitives
 - **Représentation** logique / réseau sémantique
 - Mémoire *court-terme / long-terme / de travail*
 - Connaissances *procédurales vs. déclaratives*
 - Induction ; déduction ; analogie ; ...

■ Apprentissage de connaissances structurées / théories

- EBL
- SOAR / Chunking
- PRODIGY

L'« âge de raison » : bilan

■ Orientation vers les **applications**

– Bases d'exemples

- De moins en moins structurés
- Traitement batch
- Mécanismes d'apprentissage -> **optimisation**

– Performances

- Explication / compréhension -> **Taux d'erreur**

L'« âge de raison » : bilan

■ Limites

- Requiert une forte théorie du domaine
 - Difficulté pour l'acquérir 
 - Suspicion de manque de généricté (ad hoc) 
 - Mais se contente de peu d'exemples 
- Pas adapté à des données bruitées
 - Cas « non réalisable »
- Le « passage à l'échelle » n'est pas évident

Double coup de butoir

Et changement de perspective

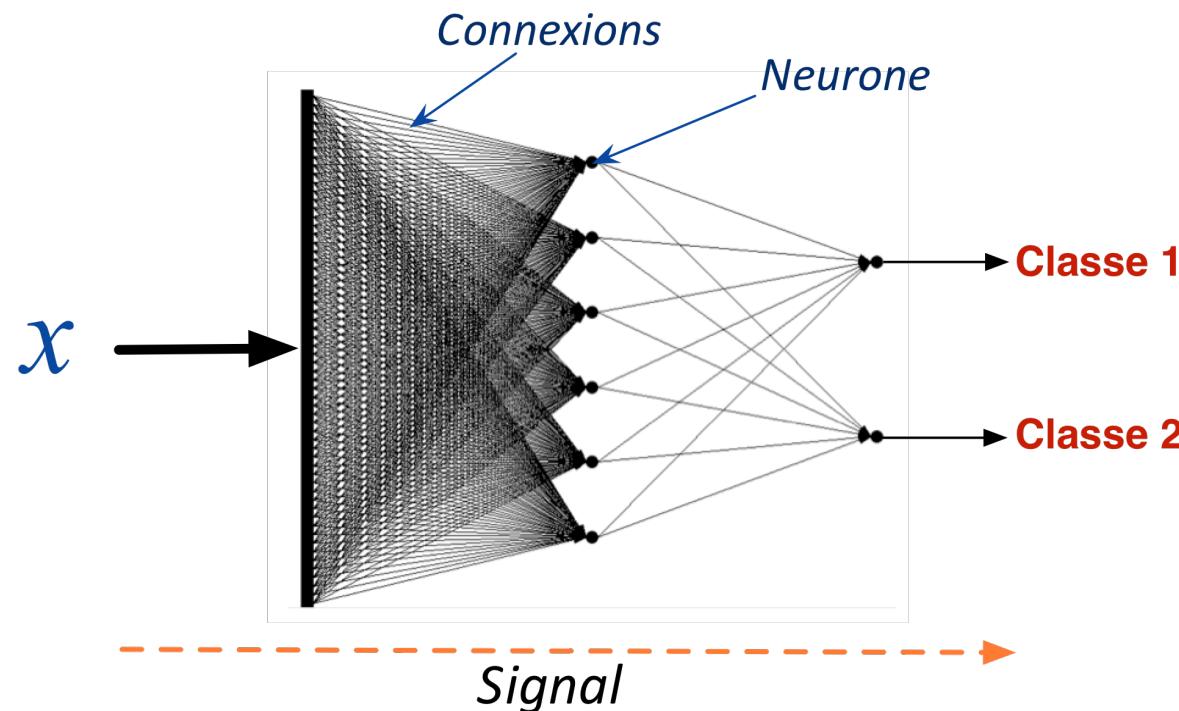
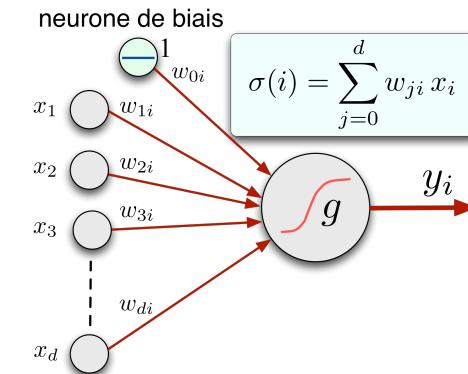
(~ 1984 - ~1995)

Deux nouveautés

- La théorie PAC de l'apprentissage
 - [Valiant, 1984]
- L'avènement du 2° connexionnisme
 - (Parallel Distributed Processing, [McClelland & Rumelhart, 1986])

Le 2^{ème} connexionnisme

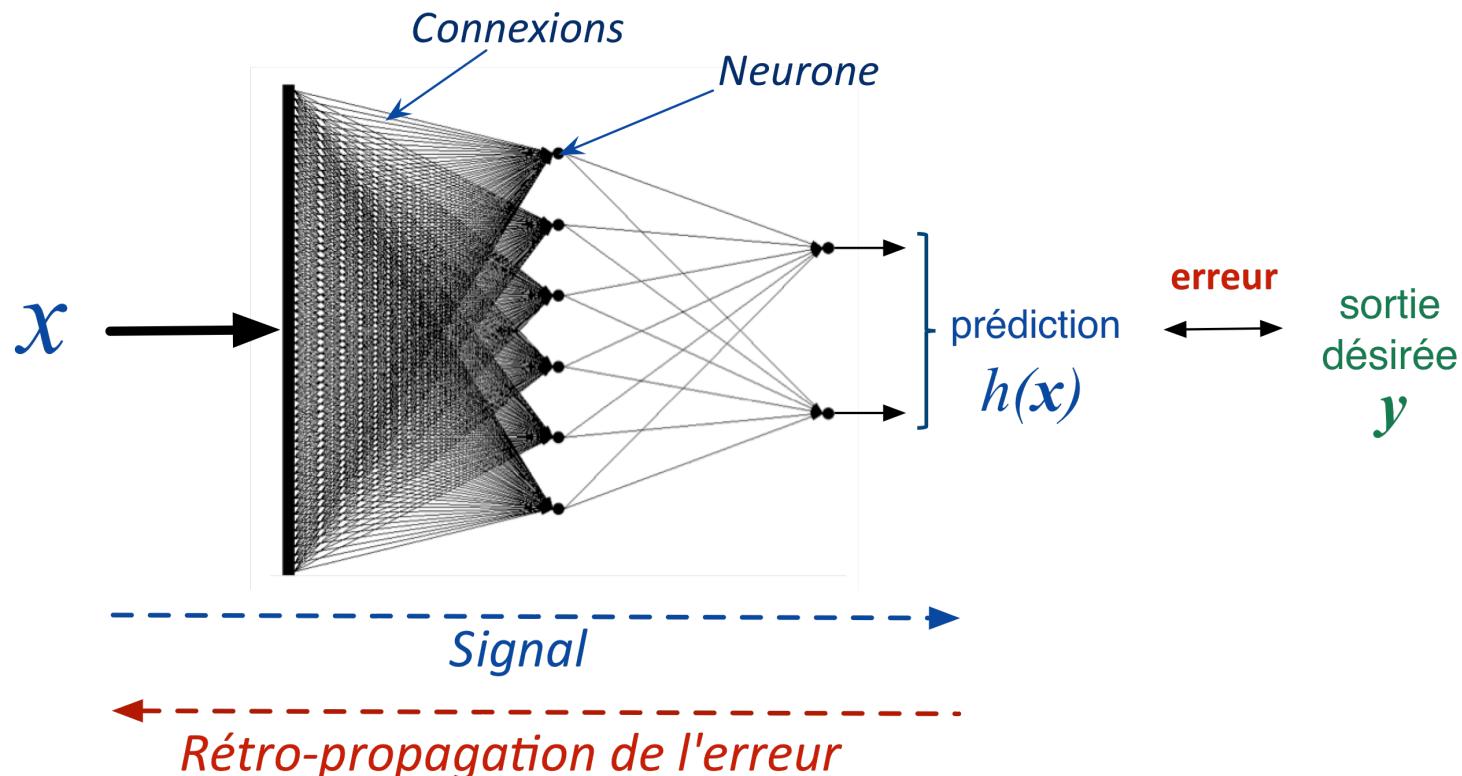
- Une réponse :
 - Au « credit assignment problem »
 - À l'invention de prédicats



Le 2^{ème} connexionnisme

■ Questions :

- Comment apprendre les **paramètres** (poids des connexions) ?
- Comment déterminer l'**architecture** du réseau ?

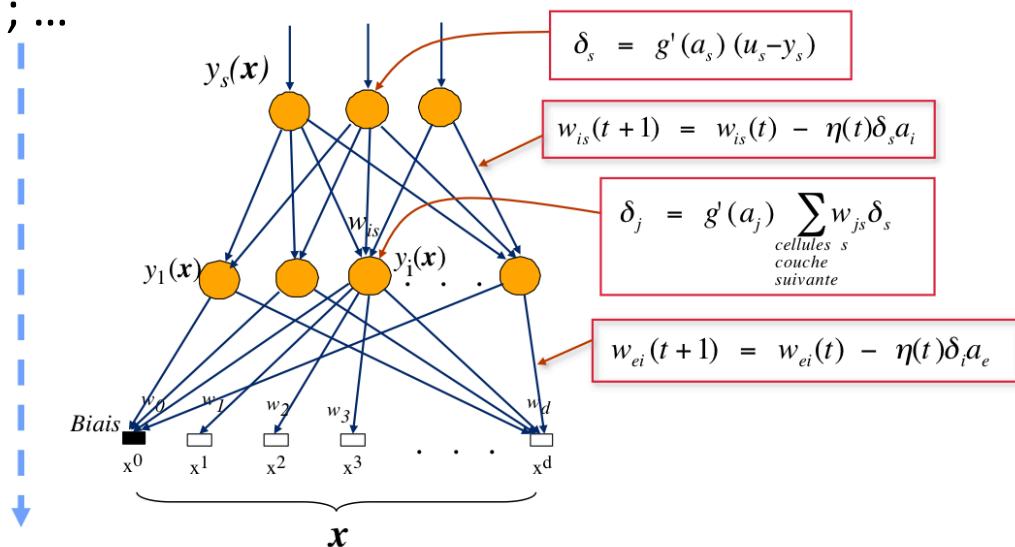


Le 2^{ème} connexionnisme

■ Algorithme de rétro-propagation de gradient

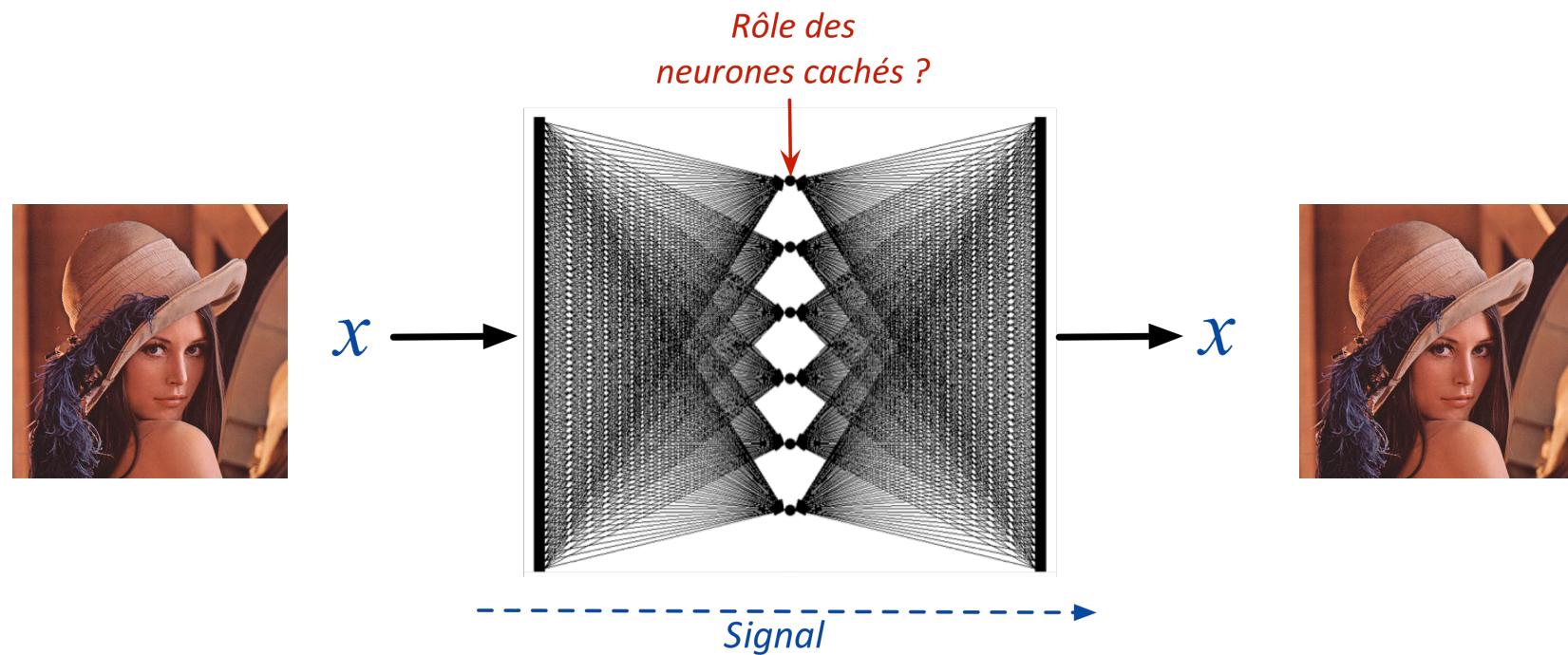
- Algorithme **itératif**
 - Gradient stochastique ou total
- **Local**
- Valide pour **tout type d'apprentissage supervisé**
 - Classification ; régression ; ...
 - Toute mesure d'erreur

$$\frac{\partial E^l}{\partial w_{ij}}$$



Le 2^{ème} connexionnisme

- Les questions à ce moment là (1985-1990)
 - **Quelle représentation** (variables latentes) ?
 - Comment choisir l'architecture ?

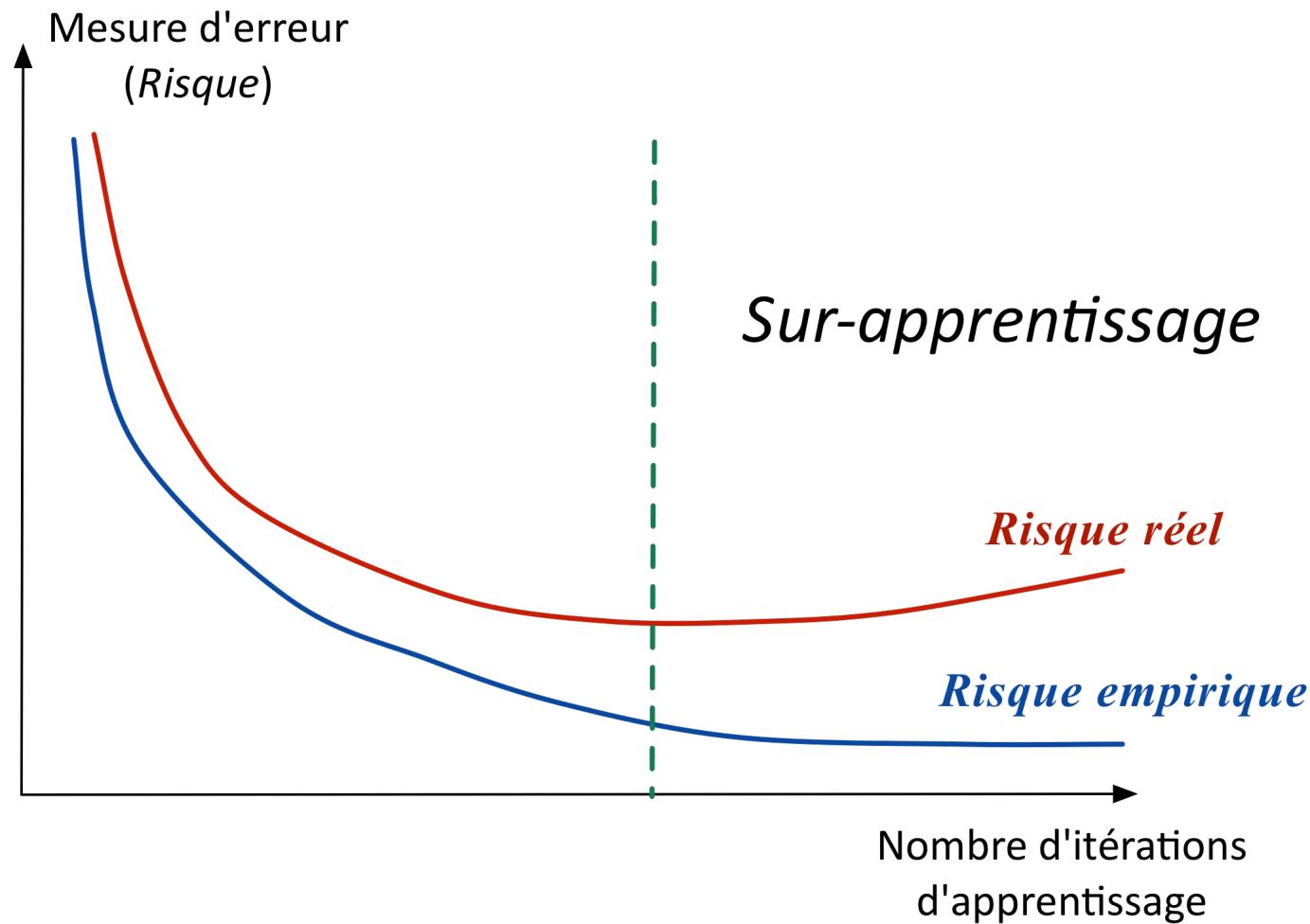


Le 2^{ème} connexionnisme

- Les questions à ce moment là (1985-1990)
 - Quelle représentation (variables latentes) ?
 - Comment choisir l'architecture ?
- Si architecture trop pauvre
 - Mauvaise performance en apprentissage et en généralisation
- Si architecture trop « riche »
 - Bonne performance en apprentissage
 - Mauvaise performance en généralisation

-> ***Sur-apprentissage***

Le surapprentissage



Nouveau concept : le biais

■ Biais de représentation

- Langage de représentation des hypothèses
- Espace des hypothèses

■ Biais de recherche

- Exploration de l'espace de recherche

■ Questions

- **Choix du (des) biais**
- **Quantification** du biais

L'analyse « PAC learning »

- Mesure le **lien** entre **risque empirique** et **risque réel**
- Plus précisément :
 - En fonction du biais inductif de \mathcal{H} , *quelle est la probabilité de sélectionner une hypothèse mauvaise* (risque réel $> \epsilon$) alors que la performance apparente est bonne (risque empirique = 0) ?

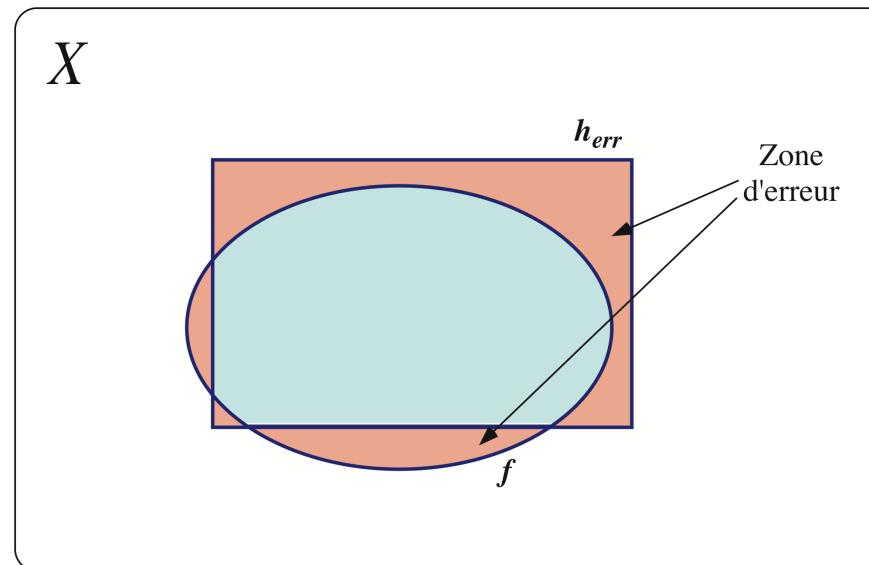
L'analyse « PAC learning »

■ Supposons

- Le **concept cible** $f \in \mathcal{H}$
- L'**espace des concepts** est de taille finie : $|\mathcal{H}| < \infty$
- Données **non bruitées**
- **Apprentissage de concept** (une classe vs. tout le reste)
- **Exemples** tirés **i.i.d.** selon une loi de distribution P_X

L'analyse « PAC learning »

- Puisque $f \in \mathcal{H}$, à tout instant il existe au moins une hypothèse dans l'espace des versions (d'erreur nulle)
 - J'en choisis une : h_{err}
 - La probabilité d'erreur de h_{err} est égale à la probabilité de tirer un exemple dans la zone d'erreur (différence entre f et h_{err})



L'analyse « PAC learning »

- Quelle est la probabilité que je choisisse une hypothèse h_{err} de risque réel $> \varepsilon$ et que je ne m'en aperçoive pas après l'observation de m exemples ?
- Probabilité de survie de h_{err} après 1 exemple : $(1 - \varepsilon)$
- Probabilité de survie de h_{err} après m exemples : $(1 - \varepsilon)^m$
- Probabilité de survie d'au moins une hypothèse dans \mathcal{H} : $|\mathcal{H}|(1 - \varepsilon)^m$
 - On utilise la probabilité de l'union $\mathbf{P}(A \cup B) \leq \mathbf{P}(A) + \mathbf{P}(B)$
- On veut que la probabilité qu'il reste au moins une hypothèse de risque réel $> \varepsilon$ dans l'espace des versions soit bornée par δ :

$$|\mathcal{H}|(1 - \varepsilon)^m < |\mathcal{H}|e^{(-\varepsilon m)} < \delta$$

$$\log |\mathcal{H}| - \varepsilon m < \log \delta$$

$$m > \frac{1}{\varepsilon} \log \frac{|\mathcal{H}|}{\delta}$$

L'analyse « PAC learning »

■ On arrive à :

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

■ Remarques :

– Analyse dans le pire cas

- Contre toute distribution des exemples P_X
- Vrai pour toute hypothèse

– Fait intervenir

- la « **richesse** » de l'espace des hypothèses
- Le **nombre d'exemples** (tous d'égale importance (i.i.d.))

L'analyse « PAC learning »

■ Avant : motivation de Leslie Valiant

- Montrer que la **classe des concepts apprenables** (correspondant à des **classes de représentations logiques** (e.g. k -DNF)) est **non vide mais limitée**
- D'où **nécessité d'un apprentissage cumulatif, hiérarchique et guidé**

■ Après

- Apprentissage **batch** à partir d'**exemples tirés i.i.d.**
- **Algorithme d'apprentissage** escamoté (**optimisation « magique »**)
- Espace de **concepts** -> espace de **fonctions**
- **Biais** -> mesure de « **capacité** » de \mathcal{H}
 - E.g. dimension de Vapnik-Chervonenkis

Le 2^{ème} connexionnisme

■ Avant :

- Quelle **représentation** des connaissances ?
- Quel processus (**algorithme**) d'apprentissage ?
- Limites : difficile et peut paraître **ad hoc**

■ Après

- Le système construit lui-même les **descripteurs intermédiaires** nécessaires (opacité)
- Apprentissage = **descente de gradient**
- Problèmes :
 - Choix de l'architecture
 - Optima locaux

Changement de themata

■ Types d'apprentissages

– Avant :

- Rote learning
- Learning by taking advice
- Learning from examples
 - Learning in control and pattern recognition systems
 - Learning single concepts
 - Learning multiple concepts
 - Learning to perform multiple step tasks

– Après:

- Apprentissage **supervisé**
- Apprentissage **non supervisé**
- Apprentissage **par renforcement**

Des glissements progressifs ...

- ... qui finissent par tout changer

- L'algorithme d'apprentissage

- Reposant sur des *raisonnements*
 - > Devient un **algorithme d'optimisation** omnipotent
 - Parfait
 - Tous usages

- L'espace des concepts

- Associé à un *langage de représentation*
 - > Devient un **espace de fonctions**
 - Dont la seule structure est celle mesurée par le biais

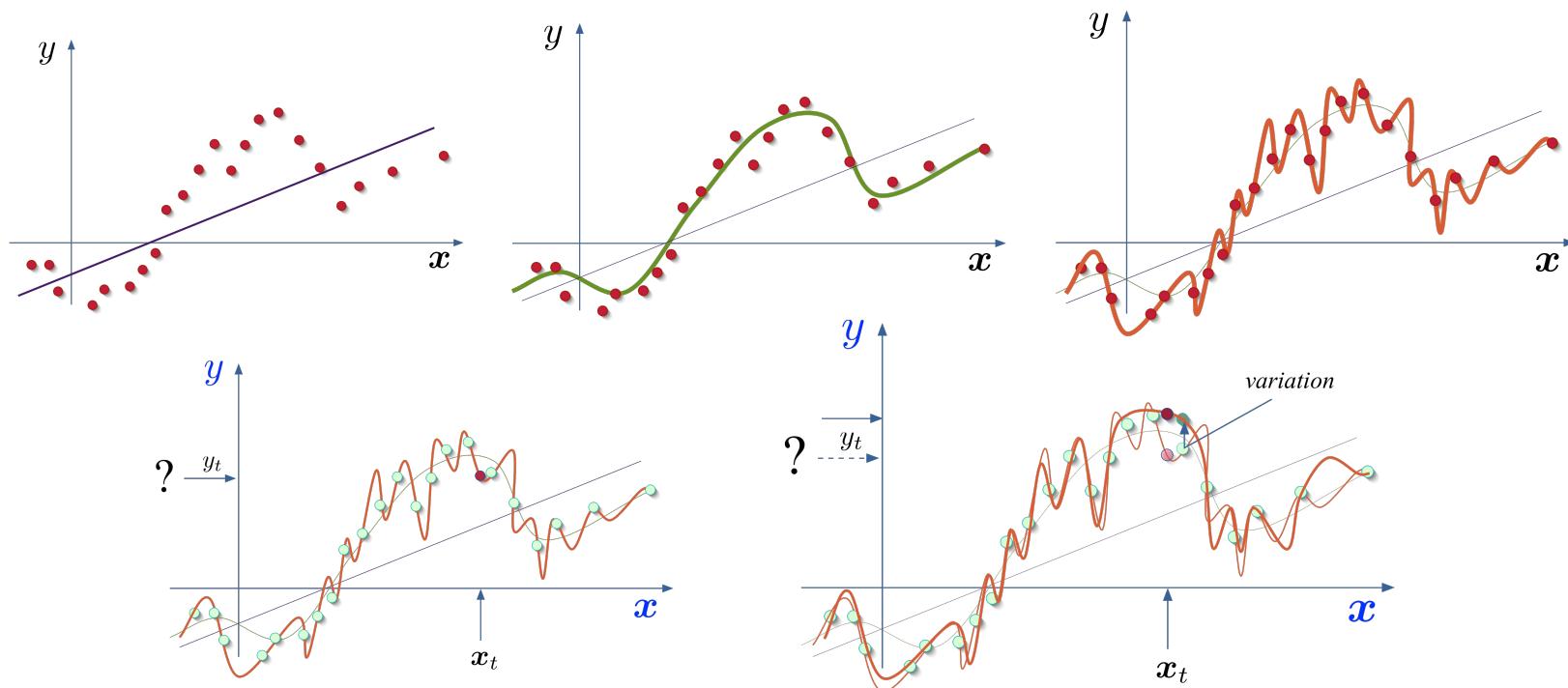
- L'apprentissage

- Séquentiel et *incrémental* (d'une théorie)
 - > Devient **apprentissage batch**, à partir d'exemples i.i.d.

Fondamentalement

1. Apprentissage = problème inverse mal-posé

- $f \xrightarrow{\text{tirage i.i.d.}} \mathcal{S}$
- Induction \equiv trouver f à partir de \mathcal{S}
- mais $\mathcal{S} \xrightarrow[\delta]{} \mathcal{S}_\delta$ peut conduire à f très différent de f_δ



Fondamentalement

1. Apprentissage = problème inverse mal-posé

- $f \xrightarrow{\text{tirage i.i.d.}} \mathcal{S}$
- Induction \equiv trouver f à partir de \mathcal{S}
- mais $\mathcal{S} \xrightarrow{\delta} \mathcal{S}_\delta$ peut conduire à f très différent de f_δ

2. Le principe de minimisation du risque empirique est naïf

3. À remplacer par un principe de minimisation d'un risque régularisé

$$h^* = \underset{h \in \mathcal{H}}{\operatorname{ArgMin}} \left[R_{\text{Emp}}(h) + \lambda \operatorname{fct}(\operatorname{capacité}(\mathcal{H}), m) \right]$$

$$h^* = \underset{h \in \mathcal{H}}{\operatorname{ArgMin}} \left[R_{\text{Emp}}(h) + \lambda \operatorname{reg}(h) \right]$$

Nouvelle perspective

■ Poser un problème d'apprentissage, c'est :

1. L'exprimer sous forme d'**un critère inductif** à optimiser

- **Risque empirique**

- avec une **fonction d'erreur** adéquate

- Un **terme de régularisation**

- exprimant les contraintes

- et connaissances a priori

2. Trouver un **algorithme d'optimisation** adapté

Nouvelle perspective

- Rechercher la **convexité** du critère inductif

Un paradigme triomphant

(~ 1995 - ~2012)

Nouvelles idées et adaptation au/du paradigme

- Le **boosting**
- Les **séparateurs à Vastes Marges** et les **méthodes à noyaux**

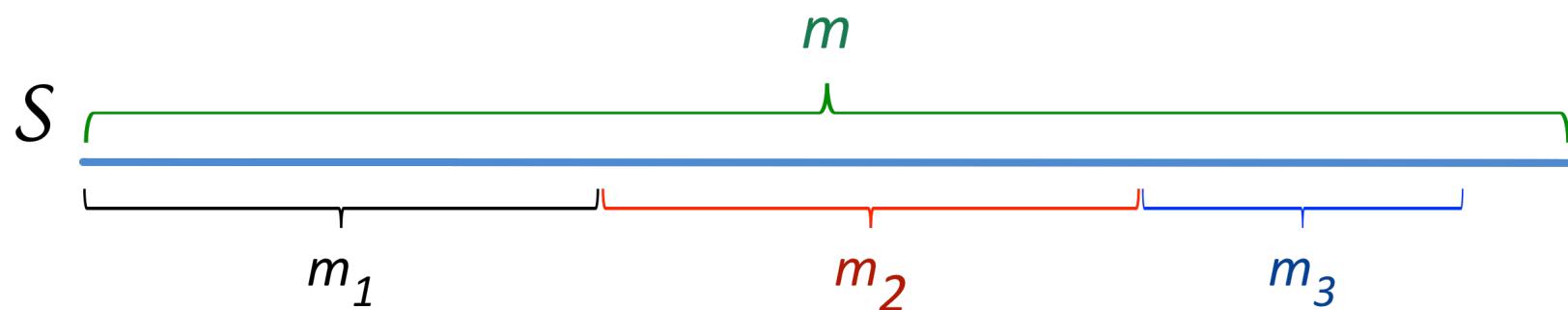
Le boosting

■ Source et principe

- Une question : *l'apprentissage « faible » peut-il être « fort » ?*
- Réponse : **oui !!** [Shapire, 1989, 1990]

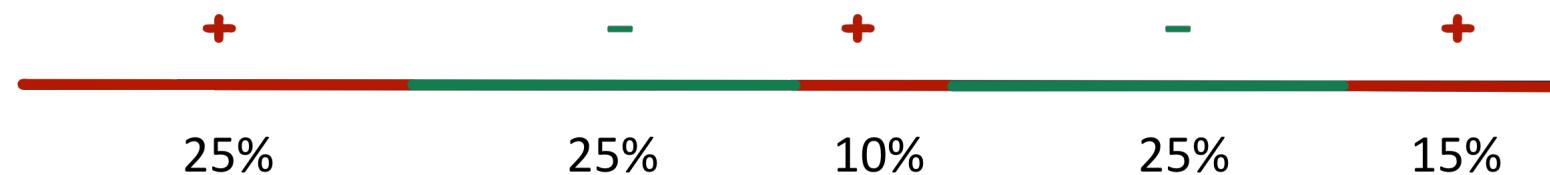
■ Procédé et esprit de la preuve

Échantillon d'apprentissage



Le boosting : illustration

- Soit le concept cible (inconnu) :

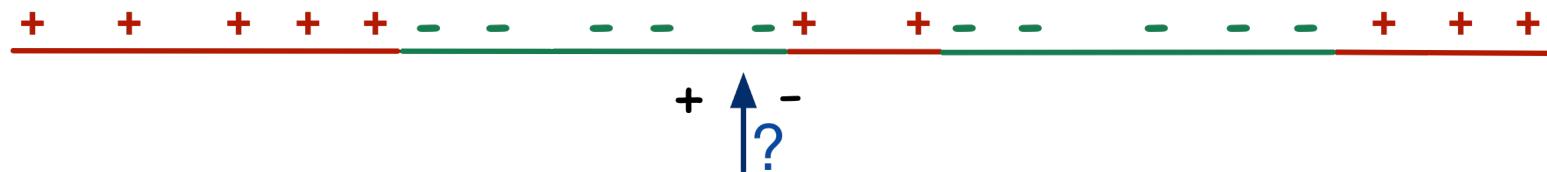


- Soit un échantillon d'apprentissage :

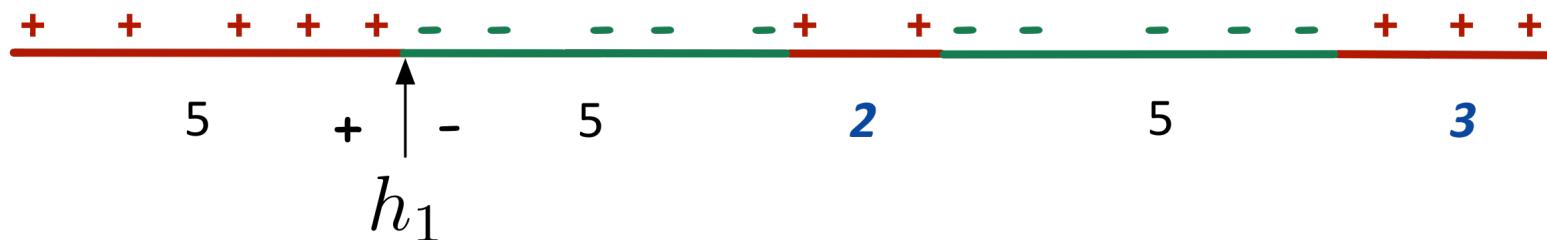


Le boosting : illustration

- Peut-on apprendre ce concept avec des hypothèses « faibles » ?



- Meilleure hypothèse « faible »



$$\text{Taux d'erreur} = 5/20 = 0.25$$

Le boosting : illustration



- Taux d'erreur (h_1) = $5/20 = 0.25$

Et si je pouvais combiner avec un autre séparateur linéaire ?

Ou même plusieurs autres !

Le boosting : illustration

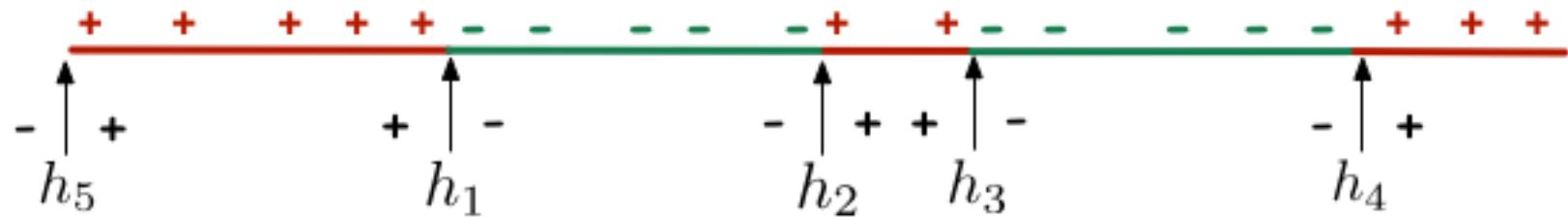


Et si je pouvais combiner avec un autre séparateur linéaire ? Ou même plusieurs autres !

Par exemple en utilisant un **vote pondéré** :

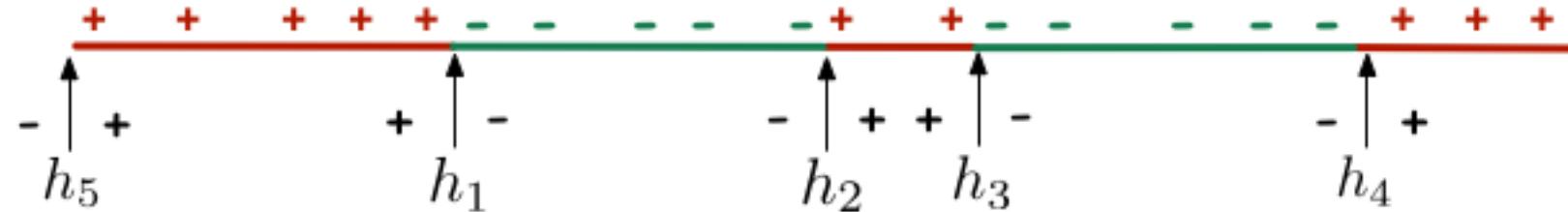
$$H(\mathbf{x}) = \text{sign} \left\{ \sum_{i=1}^l \alpha_i h_i(\mathbf{x}) \right\}$$

Le boosting : illustration



$$H(x) = \text{sign}\{ 0.549 h_1(x) + 0.347 h_2(x) + \\ 0.310 h_3(x) + 0.406 h_4(x) + 0.503 h_5(x) \}$$

Le boosting : illustration



$$H(x) = \text{sign}\{ 0.549 h_1(x) + 0.347 h_2(x) + 0.310 h_3(x) + 0.406 h_4(x) \\ + 0.503 h_5(x) \}$$

- Comment arriver à ce genre de combinaison ?

Algorithme du boosting

Le boosting : algorithme



L'algorithme AdaBoost

■ Algorithme itératif glouton

$$\alpha_t = \frac{1}{2} \ln \left(\frac{1 - \varepsilon_t}{\varepsilon_t} \right) > 0$$

$$D_{t+1} = \frac{D_t}{Z_t} \cdot \begin{cases} e^{-\alpha_t} & \text{if } y_i = h_t(x_i) \\ e^{\alpha_t} & \text{if } y_i \neq h_t(x_i) \end{cases}$$

$$\longrightarrow H(\mathbf{x}) = \text{sign} \left\{ \sum_{i=1}^T \alpha_t h_t(\mathbf{x}) \right\}$$

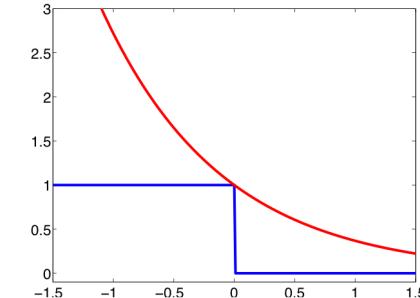
Le boosting s'inscrit dans le paradigme

■ Re-déivation du boosting

- En choisissant une *fonction de perte surrogée* de forme exponentielle

Soit : $H_{T-1} = \alpha_1 h_1(\mathbf{x}) + \alpha_2 h_2(\mathbf{x}) + \dots + \alpha_{T-1} h_{T-1}(\mathbf{x})$

On veut ajouter : $\alpha_T h_T(\mathbf{x})$



$$\ell(h(\mathbf{x}), y) = e^{-y \cdot h(\mathbf{x})}$$

$$\begin{aligned} R_{\text{Emp}}(H_T) &= \sum_{i=1}^m e^{-y_i [H_{T-1}(\mathbf{x}_i) + \alpha_T h_T(\mathbf{x}_i)]} \\ &= \sum_{i=1}^m e^{-y_i H_{T-1}(\mathbf{x}_i)} \cdot e^{-\alpha_T h_T(\mathbf{x}_i)} \\ &= \sum_{i=1}^m \underbrace{W_{T-1}(\mathbf{x}_i)}_{\substack{\text{Poids de } \mathbf{x}_i \text{ à } T-1 \\ \text{à optimiser}}} \cdot \underbrace{e^{-\alpha_T h_T(\mathbf{x}_i)}}_{\substack{\text{à optimiser}}} \end{aligned}$$

$$\frac{\partial R_{\text{Emp}}(H_T)}{\partial \alpha} \propto e^{-\alpha} \underbrace{(1 - \varepsilon_T)}_{\substack{\text{poids des exemples} \\ \text{correctement prédits}}} + e^{\alpha} \underbrace{\varepsilon_T}_{\substack{\text{poids des exemples} \\ \text{incorrectement prédits}}}$$



$$\alpha_T = \frac{1}{2} \log \frac{1 - \varepsilon_T}{\varepsilon_T}$$

Le boosting s'inscrit dans le paradigme

■ **Avantages** de ce point de vue (descente de gradient itérative)

- **On peut généraliser**

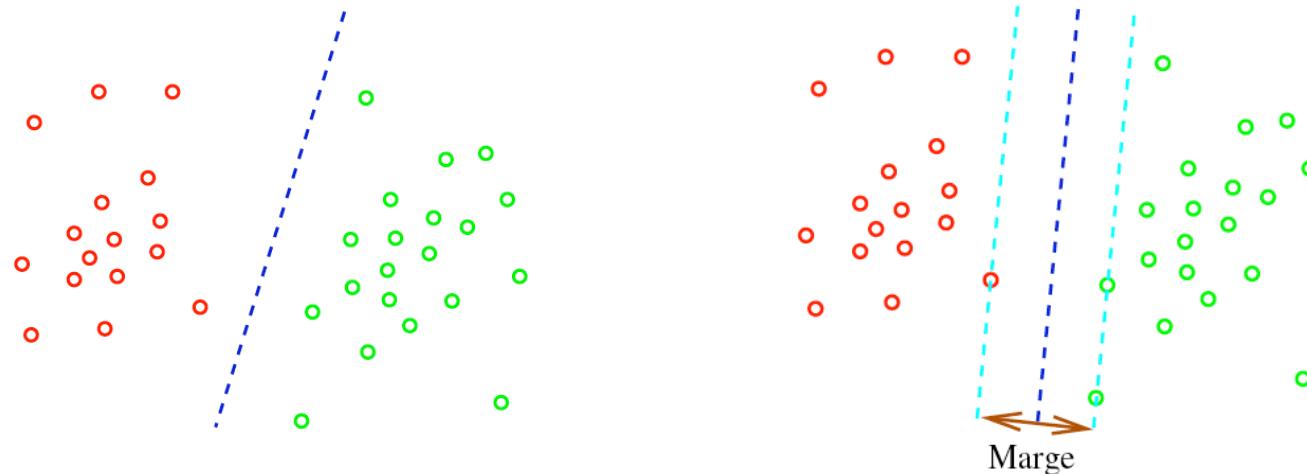
- Classification à **plusieurs classes**
- **Autres fonctions de pertes** (surrogées)
- Boosting pour la **régression**
- Boosting pour l'**apprentissage d'ordonnancement** (ranking)
- Alternatives non itératives d'Adaboost par **optimisation directe**

■ **Inconvénients**

- On s'éloigne de l'interprétation initiale du boosting
 - Théorie des jeux

SVM et méthodes à noyaux

■ Séparateur linéaire à plus Vaste Marge



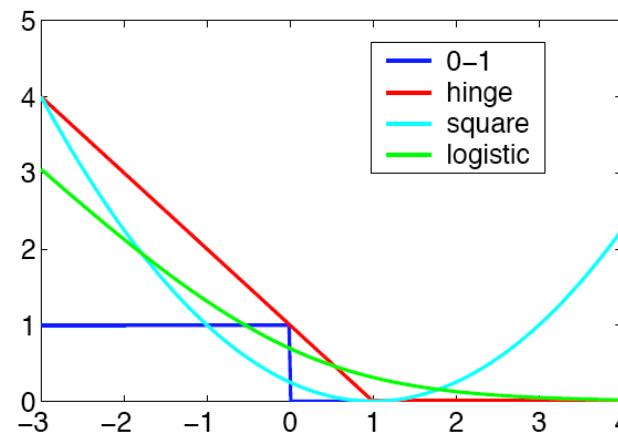
- Plus robuste à variations de l'échantillon d'apprentissage
- Validé par analyse théorique
 - bornes de convergence fonction de la marge

SVM et méthodes à noyaux

- La recherche de la marge maximale conduit au **critère** :

$$\mathbf{w}^* = \underset{\mathbf{w}}{\operatorname{ArgMin}} \left[\underbrace{\sum_{i=1}^m |1 - y_i h(\mathbf{x}_i)|_+}_{\text{Risque empirique}} + \underbrace{\frac{1}{2} \mathbf{w}^\top \mathbf{w}}_{\text{Marge}} \right]$$

Fonction de *perte*
de substitution
(surrogate loss)



SVM et méthodes à noyaux

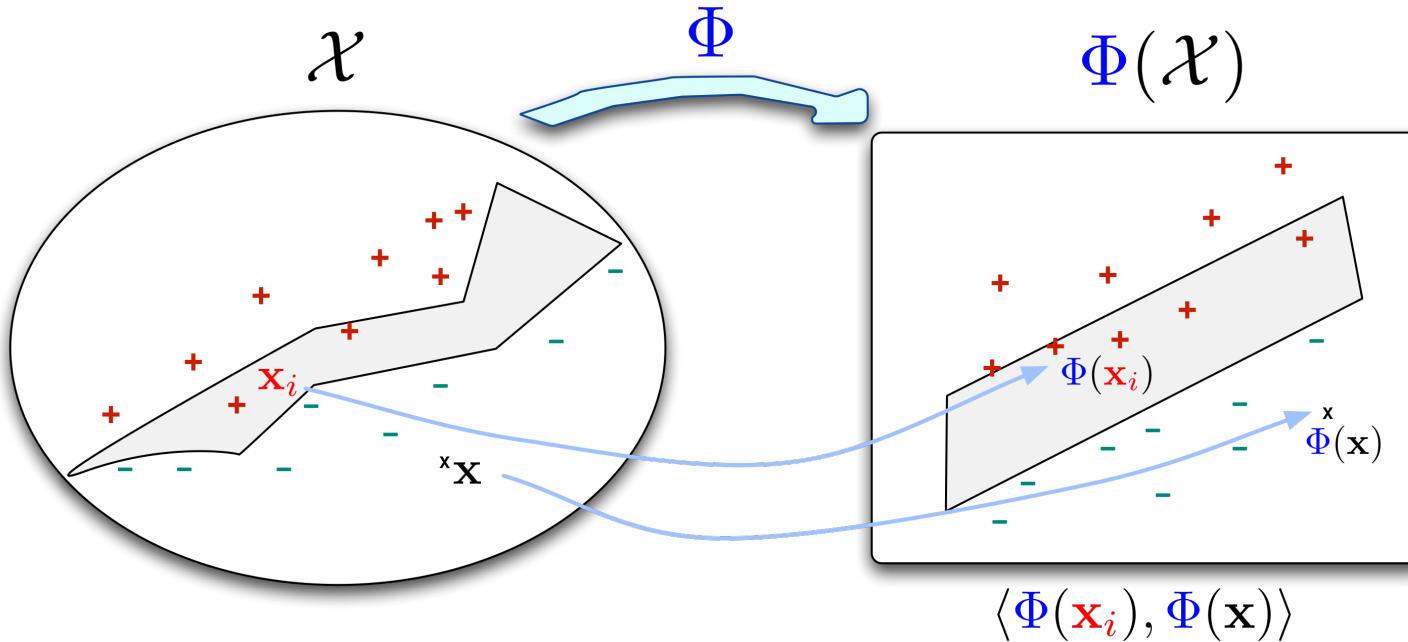
■ Expression de l'hypothèse (fameuse « forme duale »)

$$h^*(\mathbf{x}) = \text{sign} \left\{ \sum_{i \in \mathcal{P}_S} \alpha_i^* y_i \langle \mathbf{x}_i, \mathbf{x} \rangle + w_0^* \right\}$$

■ Trois idées

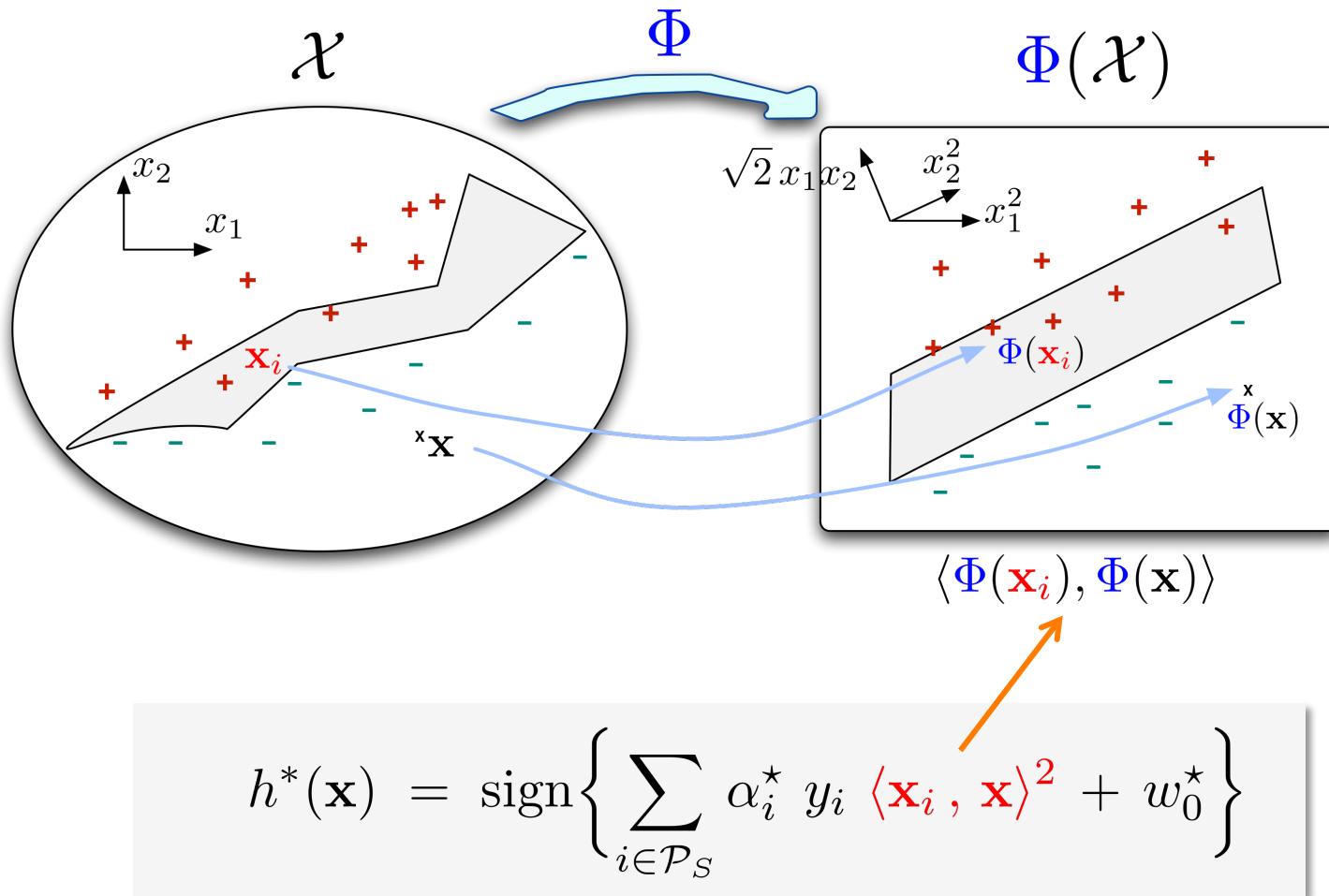
- Hypothèses comme combinaison **linéaire**
- Directement fonction des exemples (*exemples support*)
- Minimise un **risque régularisé** dans lequel **la marge** mesure la versatilité de l'hypothèse

SVM et méthodes à noyaux



$$h^*(\mathbf{x}) = \text{sign} \left\{ \sum_{i \in \mathcal{P}_S} \alpha_i^* y_i \kappa(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) + w_0^* \right\}$$

SVM et méthodes à noyaux



- Le choix de la fonction noyau **induit** implicitement **un changement de représentation**

SVM et méthodes à noyaux

- **Très grande généralité d'applications**
 - Textes
 - Séquences génomiques
 - Vidéo
 - Graphes / réseaux sociaux / ...
- À chaque fois : **trouver une bonne fonction noyau**

SVM et méthodes à noyaux : impact conceptuel

■ Choix de la description

- Avant : un problème
 - Sélectionner les descripteurs « à la main »
 - Apprendre les couches cachées d'un réseau de neurones
 - ...
- Après les SVM
 - Choix d'une similarité adaptée (fonction noyau)
 - > Apprendre les bonnes similarités ?

SVM et méthodes à noyaux : impact conceptuel

■ Découverte de régularités complexes

– Avant : Explorer un *espace d'hypothèses non linéaires*

- Arbres de décision
- Réseau de neurones
- ...

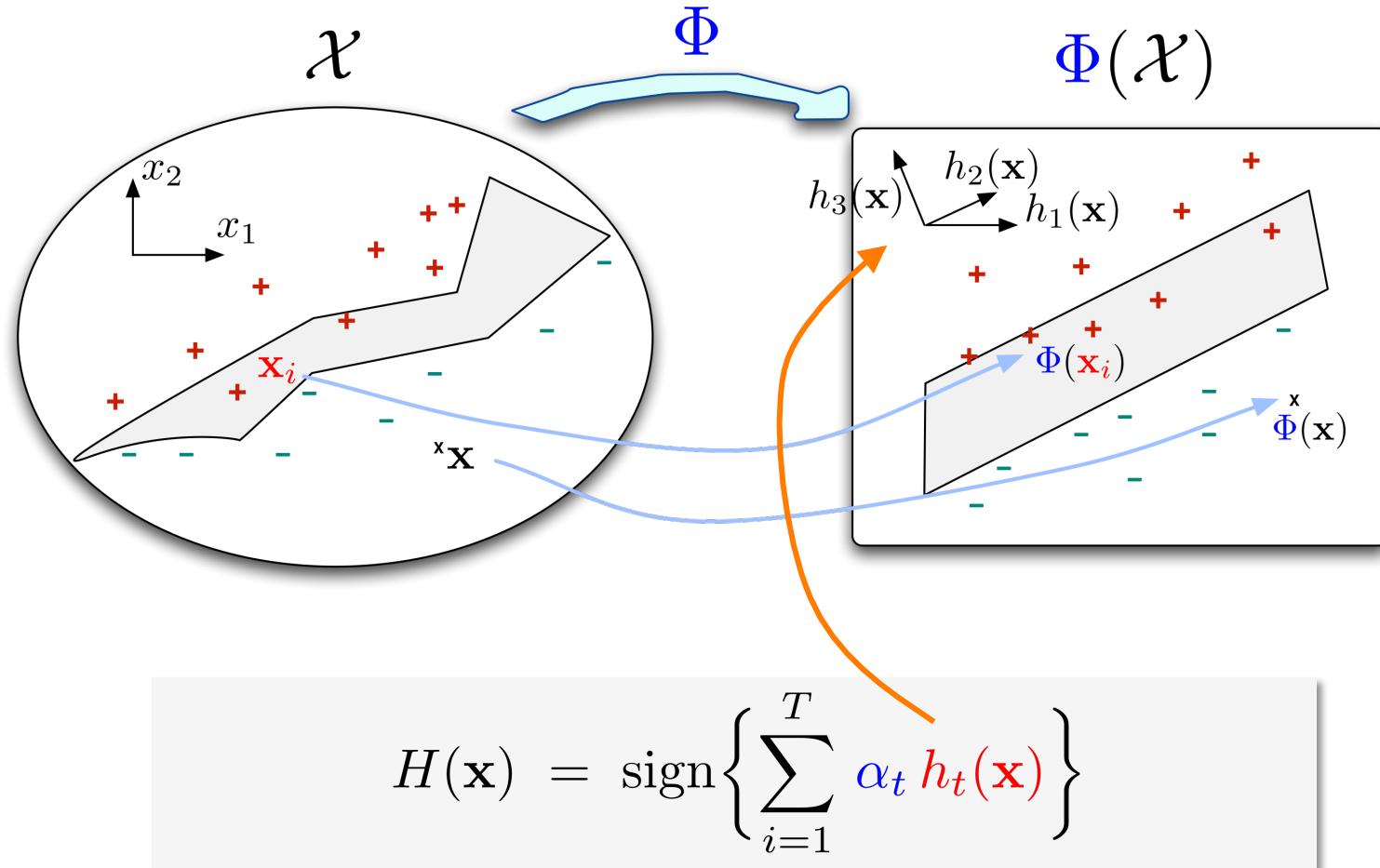
Après les SVM : *astuce des noyaux*

- Adaptation possible de beaucoup de méthodes linéaires
 - Hyperplan séparateur -> surface séparatrice
 - Régression linéaire -> régression non linéaire
 - ACP -> ACP non linéaire
 - ...

Le triomphe du paradigme

- Apprentissage = **problème inverse mal-posé**
 - Exprimer le problème sous forme d'**un critère régularisé**
 - Si possible **convexe**
- Le **boosting** et les **SVM** peuvent s'en dériver
- Le **choix de la description** disparaît
- Modèles additifs **linéaires**
 - Que l'on maîtrise bien
- **Extraordinaire généralité** du cadre

Boosting et redescription



- Construction **itérative** de l'espace de redescription

Recherches actuelles : démarche générale

- Un critère inductif approprié

$$h^* = \operatorname{ArgMin}_{h \in \mathcal{H}} \left[R_{\text{Emp}}(h) + \lambda \operatorname{reg}(h) \right]$$

$$h^* = \operatorname{ArgMin}_{h \in \mathcal{H}} \left[\sum_{i=1}^m \ell(h(\mathbf{x}_i), y_i) + \lambda \operatorname{reg}(h) \right]$$

- Éventuellement une ré-expression pour faciliter l'optimisation
 - Convexité
 - E.g. Fonction de perte surrogée

« Traduction » : clustering

■ Problème d'optimisation

- E.g. : « spectral clustering »

$$\mathcal{S} = \{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_m\}$$

K Matrice de similarité (kernel)

$\mathcal{L} = \mathbf{D}^{-1/2} \mathbf{K} \mathbf{D}^{-1/2}$ Laplacien du graphe

$$\underset{\mathbf{U} \in \mathbb{R}^{m \times k}}{\operatorname{Argmax}} \left\{ \operatorname{tr}(\mathbf{U}^\top \mathcal{L} \mathbf{U}) \right\}$$

Normaliser **U** pour obtenir **V** (matrice $m \times k$)

Faire tourner un k -moyenne sur **V**

« Traduction » : sélection de descripteurs

■ Recherche d'**hypothèse linéaire** parcimonieuse

$$h^* = \underset{h \in \mathcal{H}}{\text{ArgMin}} \left[\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \ell(h(\mathbf{x}_i), y_i) + \lambda \text{reg}(h) \right]$$

$$h^* = \underset{h \in \mathcal{H}}{\text{ArgMin}} \left[\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \ell(h(\mathbf{x}_i), y_i) + \lambda ||h||_1 \right]$$

Norme l_1 : $||\mathbf{w}||_1 = \sum_{j=1}^p |w_j|$

■ Méthodes de type LASSO

« Traduction » : régression

$$h^* = \underset{h \in \mathcal{H}}{\text{ArgMin}} \left[\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (h(\mathbf{x}_i) - y_i)^2 + \lambda \|h\|_2 \right]$$

$$h^* = \underset{h \in \mathcal{H}}{\text{ArgMin}} \left[\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (h(\mathbf{x}_i) - y_i)^2 + \lambda \text{Max}(h'') \right]$$

« Traduction » : classification semi-supervisée

- l données étiquetées, u données non étiquetées

$$\mathcal{S} = \{(\mathbf{x}_1, y_1), (\mathbf{x}_2, y_2), \dots, (\mathbf{x}_l, y_l), \mathbf{x}_{l+1}, \dots, \mathbf{x}_{l+u}\}$$

$$\mathbf{h} = [h(\mathbf{x}_1), h(\mathbf{x}_2), \dots, h(\mathbf{x}_{l+u})]$$

Mesure de régularité sur les données

$$\mathbf{h}^\top \mathcal{L} \mathbf{h} = \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^{l+u} W_{ij} (h(\mathbf{x}_i) - h(\mathbf{x}_j))^2$$

$$h^* = \operatorname{Argmin}_{h \in \mathcal{H}} \left\{ \frac{1}{l} \sum_{i=1}^l (y_i - h(\mathbf{x}))^2 + \lambda_1 \|h\|_2 + \lambda_2 \mathbf{h}^\top \mathcal{L} \mathbf{h} \right\}$$

« Traduction » : apprentissage multi-tâches

- T tâches de classification binaire définies sur $X \times Y$

$$\mathcal{S} = \{\{(\mathbf{x}_{11}, y_{11}), (\mathbf{x}_{21}, y_{21}), \dots, (\mathbf{x}_{m1}, y_{m1})\}, \dots, \{(\mathbf{x}_{1T}, y_{1T}), (\mathbf{x}_{2T}, y_{2T}), \dots, (\mathbf{x}_{mT}, y_{mT})\}\}$$

$$h_j(\mathbf{x}) = \mathbf{w}_j \cdot \mathbf{x} \quad \text{Hypothèses linéaires}$$

Partage entre tâches $\mathbf{w}_j = \mathbf{w}_0 + \mathbf{v}_j$

$$h_1^*, \dots, h_T^* = \underset{\mathbf{w}_0, \mathbf{v}_j, \xi_{ij}}{\operatorname{Argmin}} \left\{ \sum_{j=1}^T \sum_{i=1}^m \xi_{ij} + \frac{\lambda_1}{T} \sum_{j=1}^T \|\mathbf{v}_j\|^2 + \lambda_2 \|\mathbf{w}_0\|^2 \right\}$$

La fin de l'histoire ... et après ?

(2012 - ...)

La fin de l'histoire

- Données i.i.d.
 - > Pas de dépendances entre les exemples
- Apprentissage batch
 - > Pas de séquence
- Critère convexe
 - > Pas de dépendance du résultat sur les accidents de l'exploration
- Modèles additifs
 - > Pas de construction de concepts intermédiaires



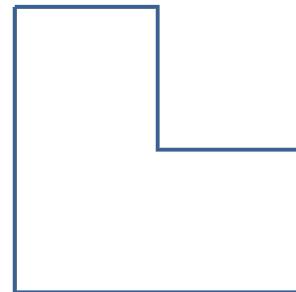
Il n'y a plus d'histoire

La fin de l'histoire

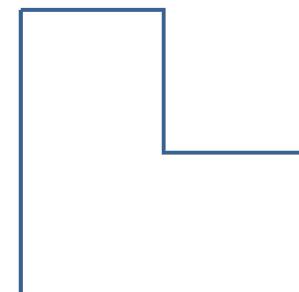
Et pourtant ...

-
- Consigne : découper la figure suivante en n parties superposables

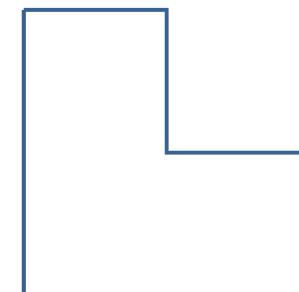
En 2



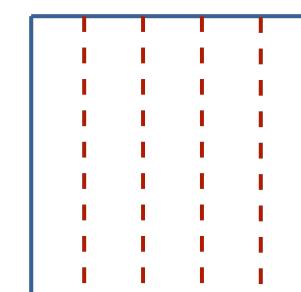
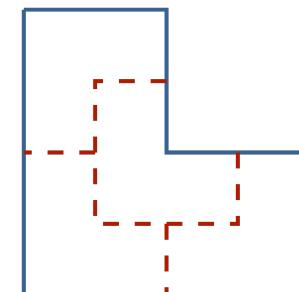
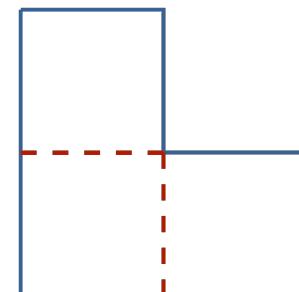
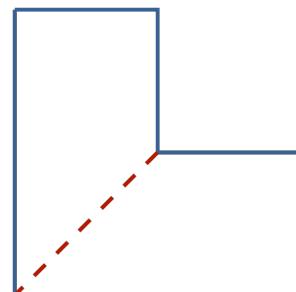
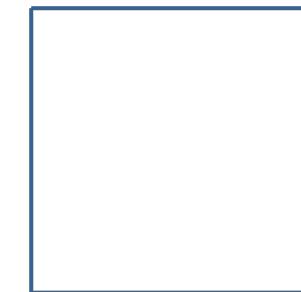
En 3



En 4

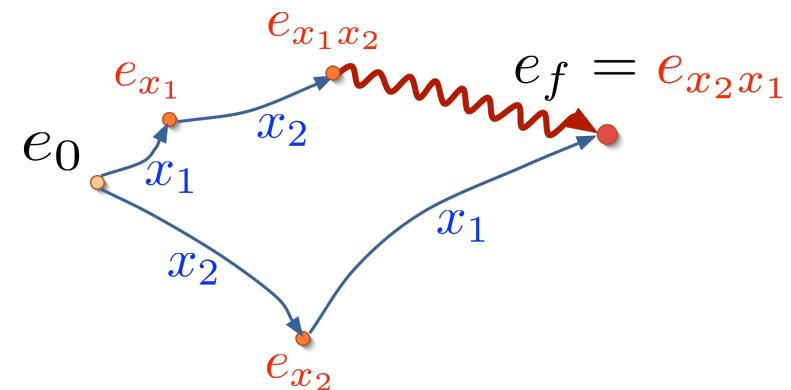


En 5



Effets de l'ordre

- Comment les **prédire** ?
- Comment les **quantifier** ?
- Comment les **formaliser** ?
- Comment les **contrôler** ?

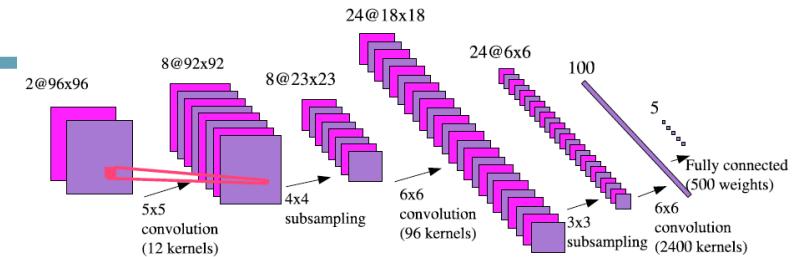


Effets de l'ordre

- Comment ne pas aborder ces questions quand
 - Problèmes de **dérive de concept**
 - Systèmes en **apprentissage permanent** (« *long-life learning* »)
 - Apprentissage collaboratif, multi-tâche et continu : **intelligence ambiante**
 - Apprentissage **efficace de concepts complexes**
 - [Bengio et al., 09] « *Curriculum Learning* »

Apprentissage hiérarchique

■ Et si ...



- [Bengio & Le Cun, 07] « *Scaling Learning Towards AI* »
- [Bottou, 11] « *From Machine Learning to Machine Reasoning* »
- [Valiant, 00] « *A Neuroidal Architecture for Cognitive Computation* »
- Étonnement que nos méthodes n'apprennent pas mieux avec des **exemples typiques bien choisis** plutôt qu'avec beaucoup de données !?
- ...

pointaient vers des **limites du paradigme dominant**
et soulignaient des **questions incontournables**

Rationalité limitée

■ Et si ...

- Il fallait tenir compte du **substrat de la mémoire**
 - Indexation
 - Parcours
 - Mémoire distribuée
- Calculs **locaux**
- Ressources **limitées**

pointaient vers une sorte de « physique » computationnelle

Pas le choix

- Très grandes *masses de données*
 - Impossible d'optimiser en un coup -> histoire

- Critère *non convexe*
 - Exploration de l'espace de recherche -> sensible à l'histoire

Où en sont les sciences cognitives ?

■ Regard sur CogSci-2011

(33rd annual meeting of the **Cognitive Science Society**, Boston, 20-23 juillet 2011)

CogSci - 2011

- More than just logic tasks: New approaches to understanding reasoning• Interactivity and thought• Place holder structure and numerical computation• Education and tutoring systems• Human memory• Philosophy• Being where? Putting cognition, science and realism together again• The development of spatial cognition during childhood• Visual perception and memory • Learning and cognitive development• Modeling cognitive development• Concepts and categories• Situated cognition• Instruction and teaching• Acquiring syntactic structure• Cognitive architectures and formal modeling• Processing complex information and inference• Emotions from physical states to social interactions• Spatial representations• Modeling child cognition• Communication and evolution of language• Computational models of language comprehension• Measuring concepts and categories• Perceptual processes• On counterfactuals and cognitive science• The potential of quantum probability for modeling cognitive processes• Executive functioning in children and adolescents with disabilities• New approaches to the problem of conceptual change in the learning of science and math• From vision to language • Individual differences• Space (and time) for culture• Fictional worlds and cognitive science• Decision making models• Social cognition• Learning in the classroom• Language processing: from perception to production• Category acquisition• Causal reasoning• Action, gesture and language• Learning and induction in complex tasks• Structure and evolution of languages• Number processing and representation• reasoning about spatial and causal properties• Discourse and social interaction in language comprehension• Language acquisition in children• Language comprehension: anticipating structure and meaning• Learning concepts and categories• NN and dynamic systems• Modeling and testing causal reasoning• Applying methods to explore spatial thinking in related disciplines• Moving beyond where and what to how: Using models and fMRI to understand brain--- behavior relations• Computational, neuroscientific, and lifespan perspectives on the exploration--- exploitation dilemma• Explanation---based mechanisms for learning: An interdisciplinary approach• Neuroimaging. Exploring spaces to make the right choice: The cognitive science of search• Grow your own representations: Computational constructivism• Spatial navigation• Bayesian modeling• Modeling human learning• Analogical reasoning• Learning to make decisions• Theory of mind in social cognition • Language acquisition: learning and using categories• Properties of natural and artificial languages• Education in formal settings• Concepts and categories: ML and AI• AI and human behavior• Mathematical modeling• Modeling attention• Externally supported cognition• Timing and decision making• Embodiment• Visual attention• Making sense of vision

CogSci - 2011

- • More than just logic tasks: New approaches to understanding reasoning• Interactivity and thought• Place holder structure and numerical computation• **Education and tutoring systems**• Human memory• Philosophy• Being where? Putting cognition, science and realism together again• **The development of spatial cognition during childhood**• Visual perception and memory • **Learning and cognitive development**• **Modeling cognitive development**• Concepts and categories• Situated cognition• **Instruction and teaching**• Acquiring syntactic structure• Cognitive architectures and formal modeling• Processing complex information and inference• Emotions from physical states to social interactions• Spatial representations• Modeling child cognition• **Communication and evolution of language**• Computational models of language comprehension• Measuring concepts and categories• Perceptual processes• On counterfactuals and cognitive science• The potential of quantum probability for modeling cognitive processes• Executive functioning in children and adolescents with disabilities• **New approaches to the problem of conceptual change in the learning of science and math**• From vision to language • Individual differences• Space (and time) for culture• Fictional worlds and cognitive science• Decision making models• Social cognition• **Learning in the classroom**• Language processing: from perception to production• Category acquisition• Causal reasoning• Action, gesture and language• **Learning and induction in complex tasks**• **Structure and evolution of languages**• Number processing and representation• reasoning about spatial and causal properties• Discourse and social interaction in language comprehension• **Language acquisition in children**• Language comprehension: anticipating structure and meaning• Learning concepts and categories• NN and dynamic systems• Modeling and testing causal reasoning• Applying methods to explore spatial thinking in related disciplines• Moving beyond where and what to how: Using models and fMRI to understand brain--- behavior relations• Computational, neuroscientific, and lifespan perspectives on the exploration--- exploitation dilemma• **Explanation---based mechanisms for learning: An interdisciplinary approach**• Neuroimaging. Exploring spaces to make the right choice: The cognitive science of search• **Grow your own representations: Computational constructivism**• Spatial navigation• Bayesian modeling• Modeling human learning• Analogical reasoning• Learning to make decisions• Theory of mind in social cognition • **Language acquisition: learning and using categories**• Properties of natural and artificial languages• **Education in formal settings**• Concepts and categories: ML and AI• AI and human behavior• Mathematical modeling• **Modeling attention**• Externally supported cognition• Timing and decision making• Embodiment• Visual attention• Making sense of vision

- Qu'est-ce que l'apprentissage artificiel a à dire sur ces questions ?

- **Et « eux » ... que disent-ils sur l'apprentissage ?**
 - **Pas** de problème inverse mal-posé / **Pas** de critère inductif /
Pas d'optimisation

La fin de l'histoire ??

- Et si ce n'était finalement que le début !
- Merci et bravo à tous les pionniers et aventuriers

Références

-  [A. Cornuéjols & L. Miclet](#)
Apprentissage Artificiel. Concepts et algorithmes
Eyrolles (2° éd.), 2010
-  [J. Johnston](#)
The Allure of Machinic Life. Cybernetics, Artificial Life and the New AI
MIT Press, 2011
-  [T. Mitchell](#)
The Discipline of Machine Learning
CMU-ML-06-108, 2006
-  [N. Nilsson](#)
The Quest for Artificial Intelligence. A History of Ideas and Achievements
Cambridge University Press, 2010
-  [J. Shavlik & T. Dietterich](#)
Readings in Machine Learning
Morgan Kaufmann, 1990