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

- Gestält 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 **néguentropie**
      - *Léon Brillouin* (« Science et théorie de l'information », 1959)
    - La **théorie de la communication** et du codage
      - *Claude Shannon* (« A mathematical theory of communication », 1948)
    - 1er **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**

Tout est TRÈS difficile à programmer => L'apprentissage est fondamental

La cybernétique : son projet

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

Dans tous les êtres vivants

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 prédicats.

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**. »*

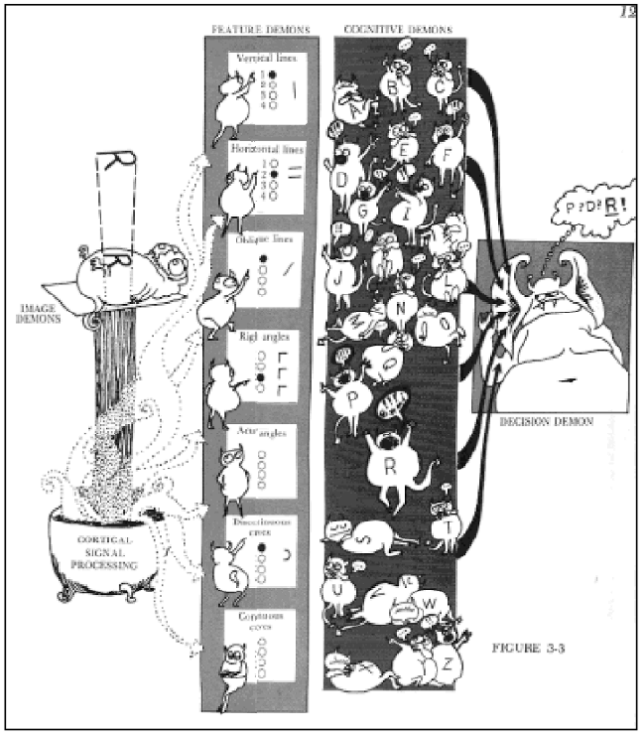
Dartmouth Summer School on Artificial Intelligence (1956)

- Marvin Minsky : Méthodes pour la planification, l'apprentissage et la reconnaissance des formes.

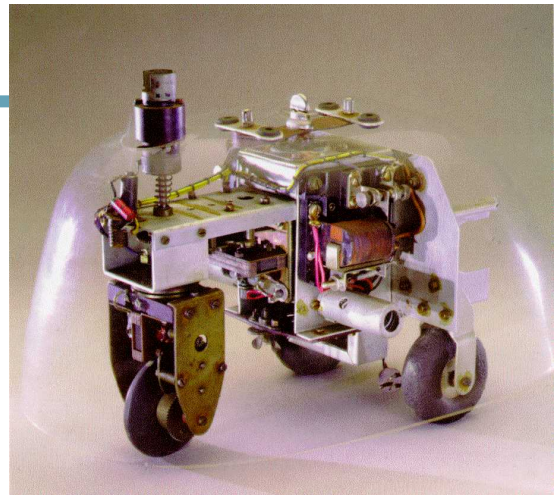
- John McCarthy : Logique des prédicats et Lisp.

- Oliver Selfridge : « Pandemonium: A Paradigm for Learning ».

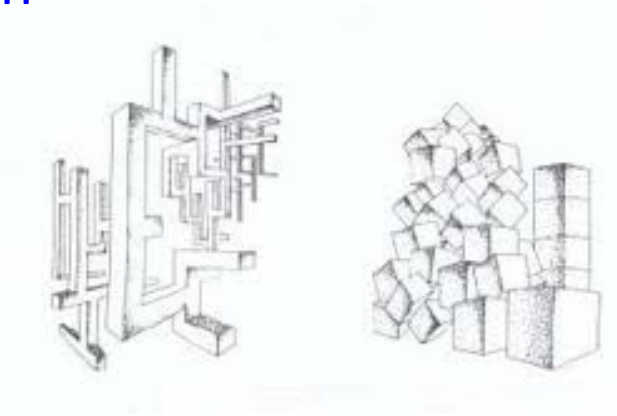
  Une architecture hiérarchique de « démons » pour résoudre des problèmes + la suggestion d'un mécanisme d'apprentissage



Apprentissage : autres explorations



- Apprentissage **par renforcement**
  - *Tortues cybernétiques* de Grey Walter (~1950)
- Idées d'homéostasie et d'auto-organisation
  - E.g. « *Order from noise* »
  - [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]

1ère 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 prédicats**

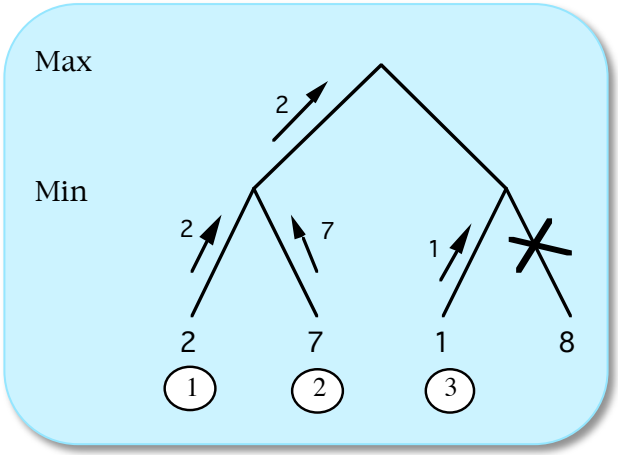
Apprendre. Quoi ? Comment ?

(~ 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**

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



- 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 **32 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`

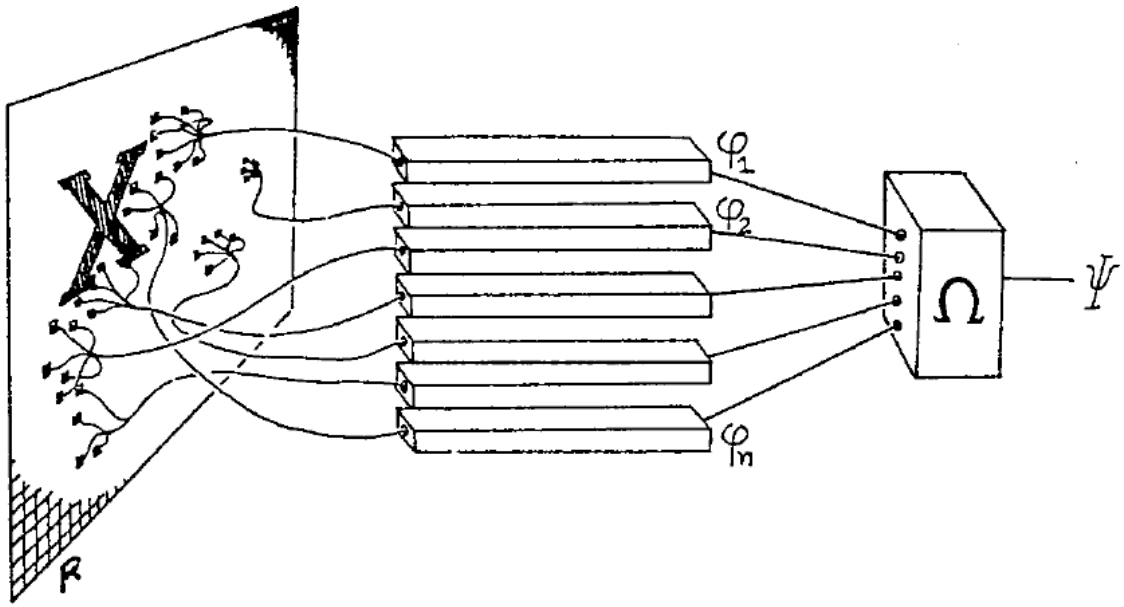
L'exemple de CHECKER

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

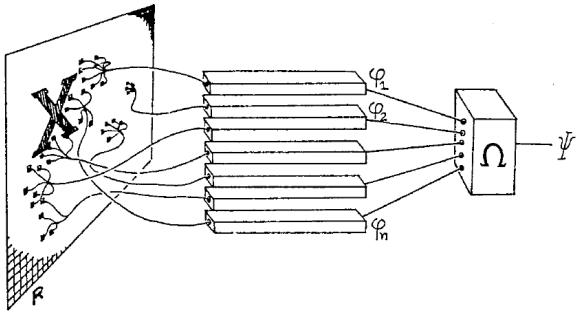
2. L'apprentissage s'effectue **en un nombre fini d'étapes**
   (si une séparatrice linéaire existe)

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

[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

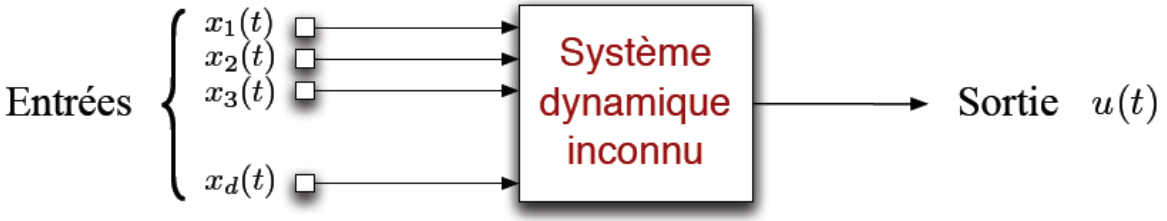
Premier connexionnisme : bilan

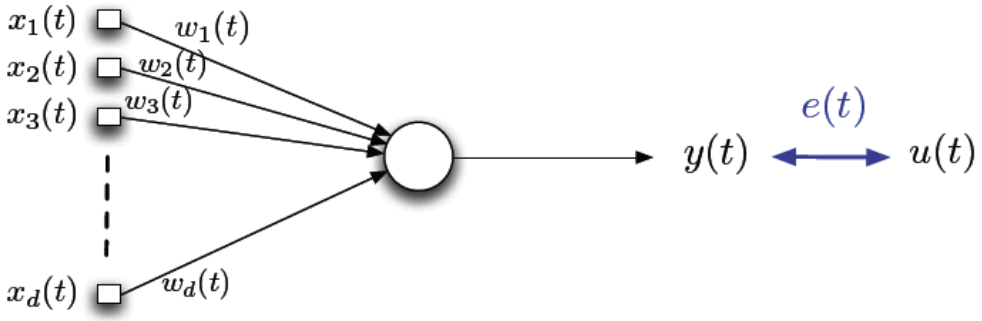
- **Encore** une démarche essentiellement **exploratoire**
- **Pas de principe normatif** et générique sous-jacent
- Mais **des problèmes qui commencent à se préciser**
  - Quelle capacité de représentation ?
    - Fonctions de base
    - Combinaison (hiérarchique)
  - Convergence ?

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

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

Méthode de gradient :

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

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

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

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

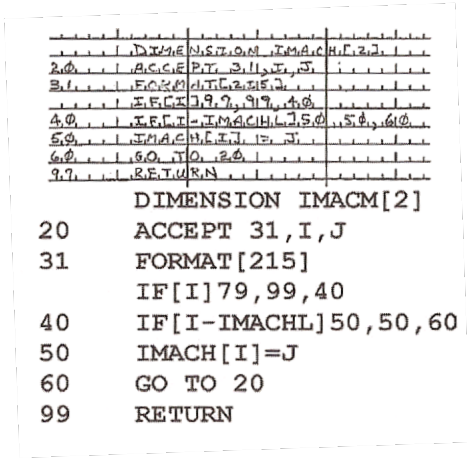
[Widrow-Hoff:60] B. Widrow and M. Hoff. *Adaptive Switching Circuits.* IRE WESCON Conv. Rec. Pt.4, pp.96-104.

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 IMACM[2]
20    ACCEPT 31,I,J
31    FORMAT[215]
      IF[I]79,99,40
40    IF[I-IMACHL]50,50,60
50    IMACH[I]=J
60    GO TO 20
99    RETURN
```

Et pendant ce temps … la reconnaissance des formes

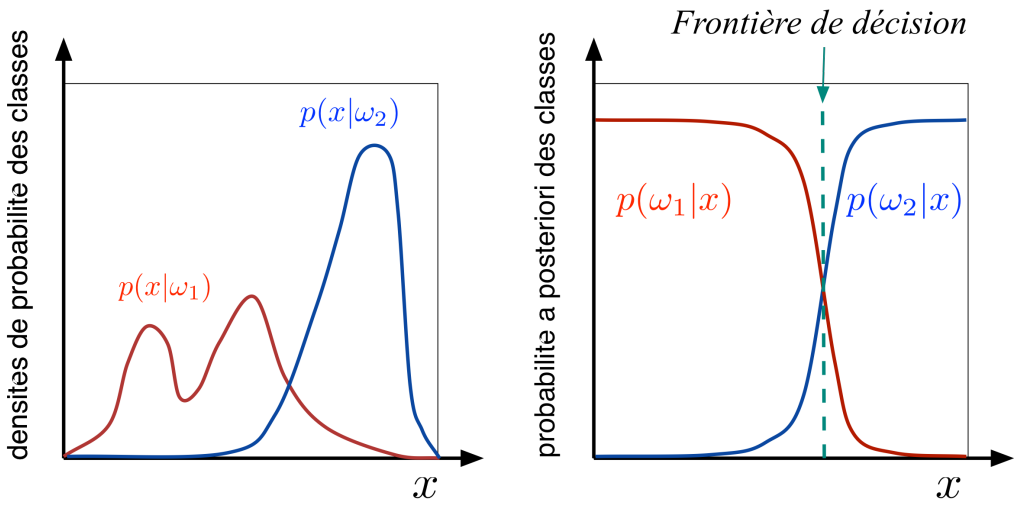
- On cherche à associer une décision à une forme d'entrée : $\mathbf{x}_\ell \mapsto C_i$

- **Théorie de la décision bayésienne** :

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

La reconnaissance des formes : bilan

- Focalisation sur l'**apprentissage supervisé**
- Apprentissage = estimation de paramètres $\mathbf{p}(\mathbf{x}|C_i)$ 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**



Bilan (~ fin des années 60)

- 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** (RF)
  - 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 (1er) connexionnisme est mort

  [« Perceptrons » Minsky & Papert, 1969]

- Et même les robots pensent

  The symbol system hypothesis [Newell & Simon, 1972]

The « *symbol system hypothesis* »

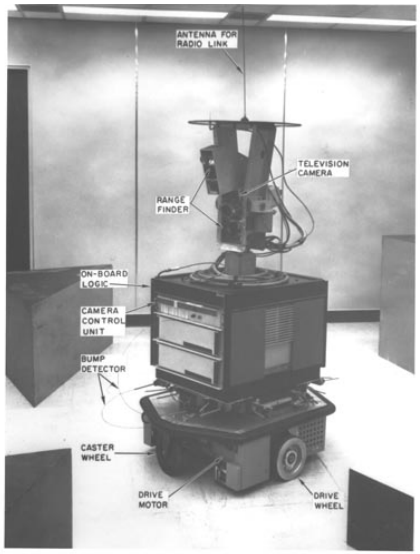
- Un système physique de symboles **manipule** des formes physiques (symboles), les **combine** en structures et **produit** de nouvelles expressions grâce à des règles

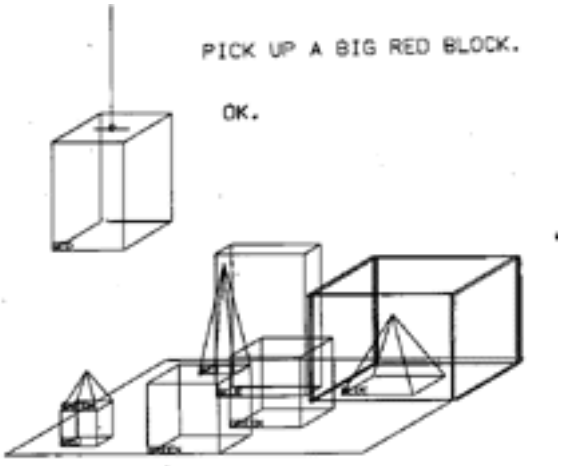
- « *A physical symbol system has the **necessary** and **sufficient** means for general intelligent action* » (Newell and Simon, 1976)
  - L'homme est donc un système physique de symboles
  - La machine possède tout ce qu'il faut pour être intelligente

- L'apprentissage consiste à apprendre des **symboles** (***concepts***) et des **règles** de manipulation

Même les robots pensent : Shakey

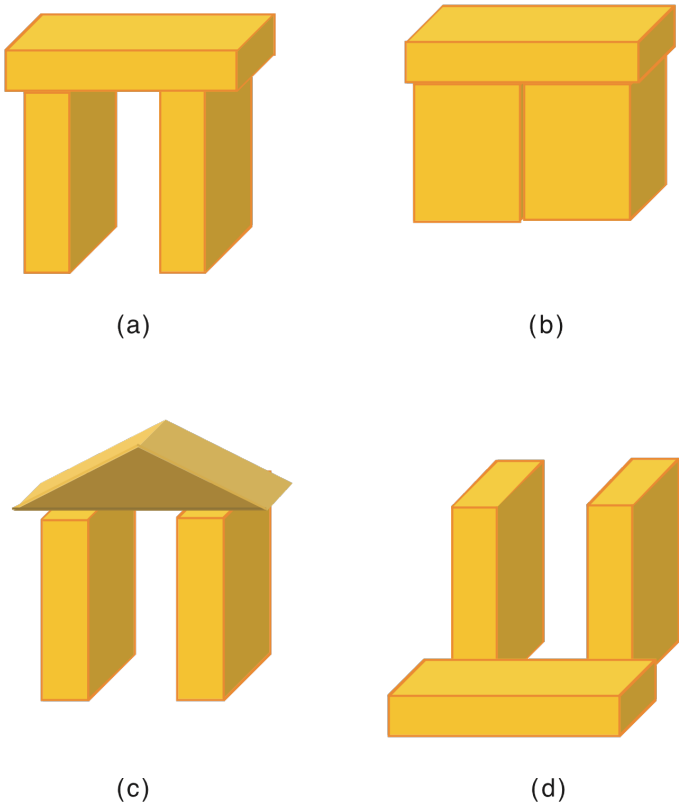
- 1er robot mobile contrôlé par ordinateur.
  (Stanford Research Institute, 1967-1972)
  - **Vision** : Thèse de *David Waltz* (reconnaissance de polyèdres en 3D à partir d'une image 2D)
  - **Contrôle et planification** : STRIPS, ABSTRIPS (puis NOAH, …)
  - **IHM** : SHRLDU [Thèse de *Terry Winograd*,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





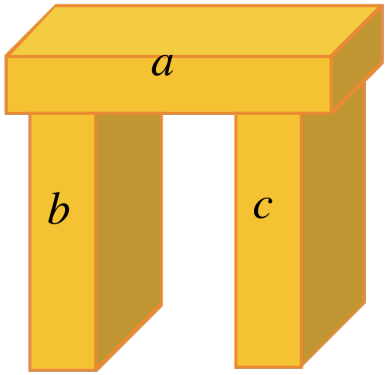
ARCH [Winston, 1970]

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



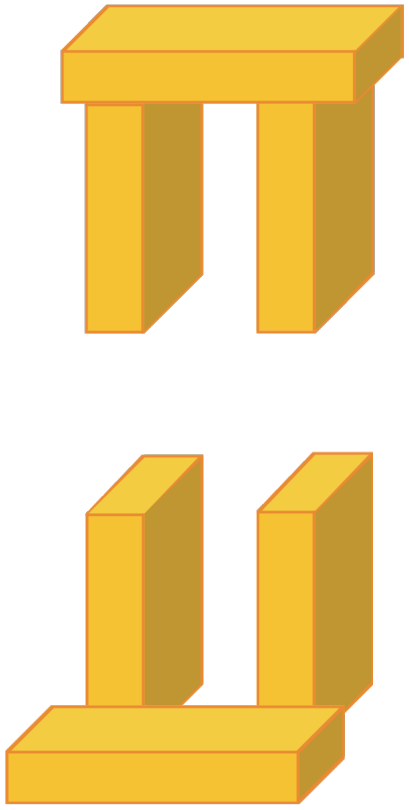
ARCH [Winston, 1970]

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



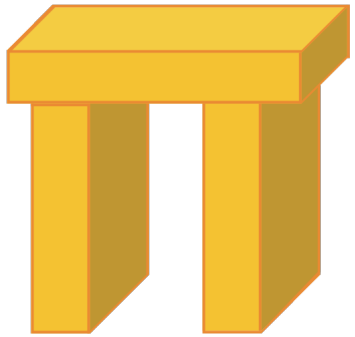
ARCH [Winston, 1970]

- 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 (le professeur et lélève) ne peut **isoler ce qui est important**

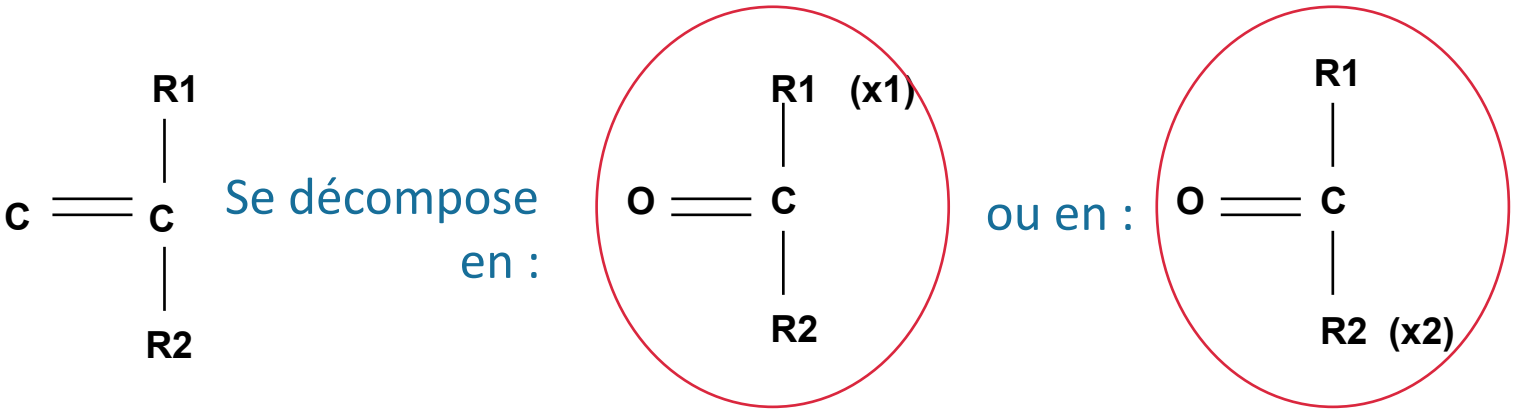
    - Importance du **choix** et de la **séquence d'exemples**
      - Exemples **positifs** : typiques

        -> Généralisation
      - Exemples **négatifs** : différence cruciale (nuance critique)

        -> Spécialisation

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

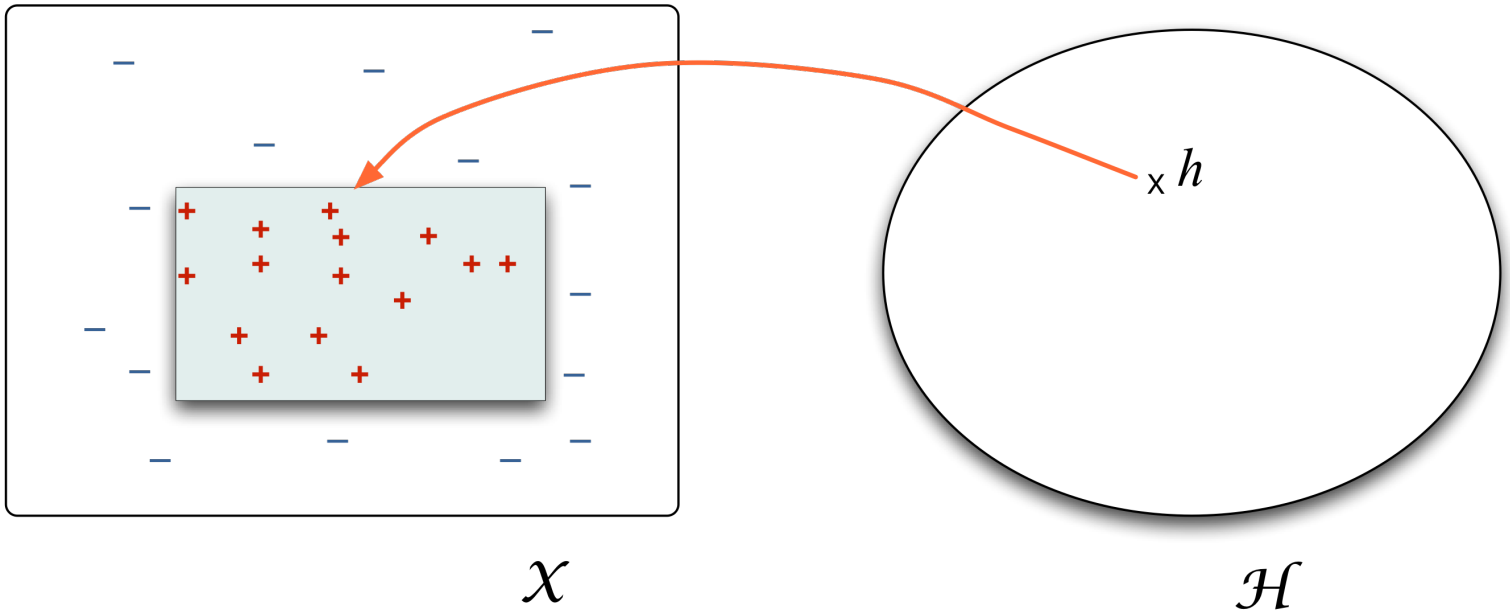
- **Apprentissage de règles** pour le système expert Meta-Dendral
  - Descriptions relationnelles de **sous-structures moléculaires** ayant probablement produit les fragments mesurés dans un spectrogramme de masse.



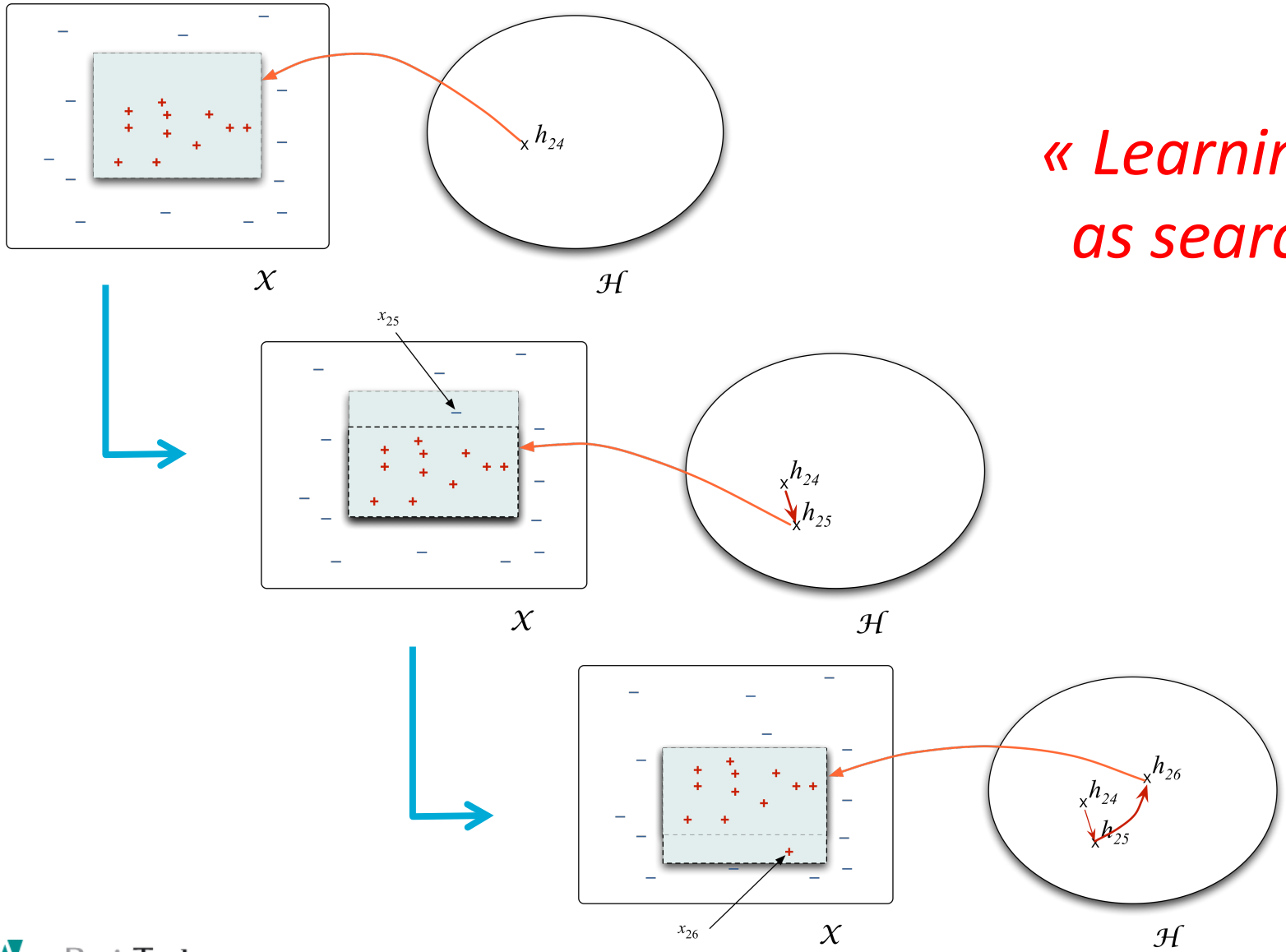
mais pas en …

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]



« Learning as search »

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

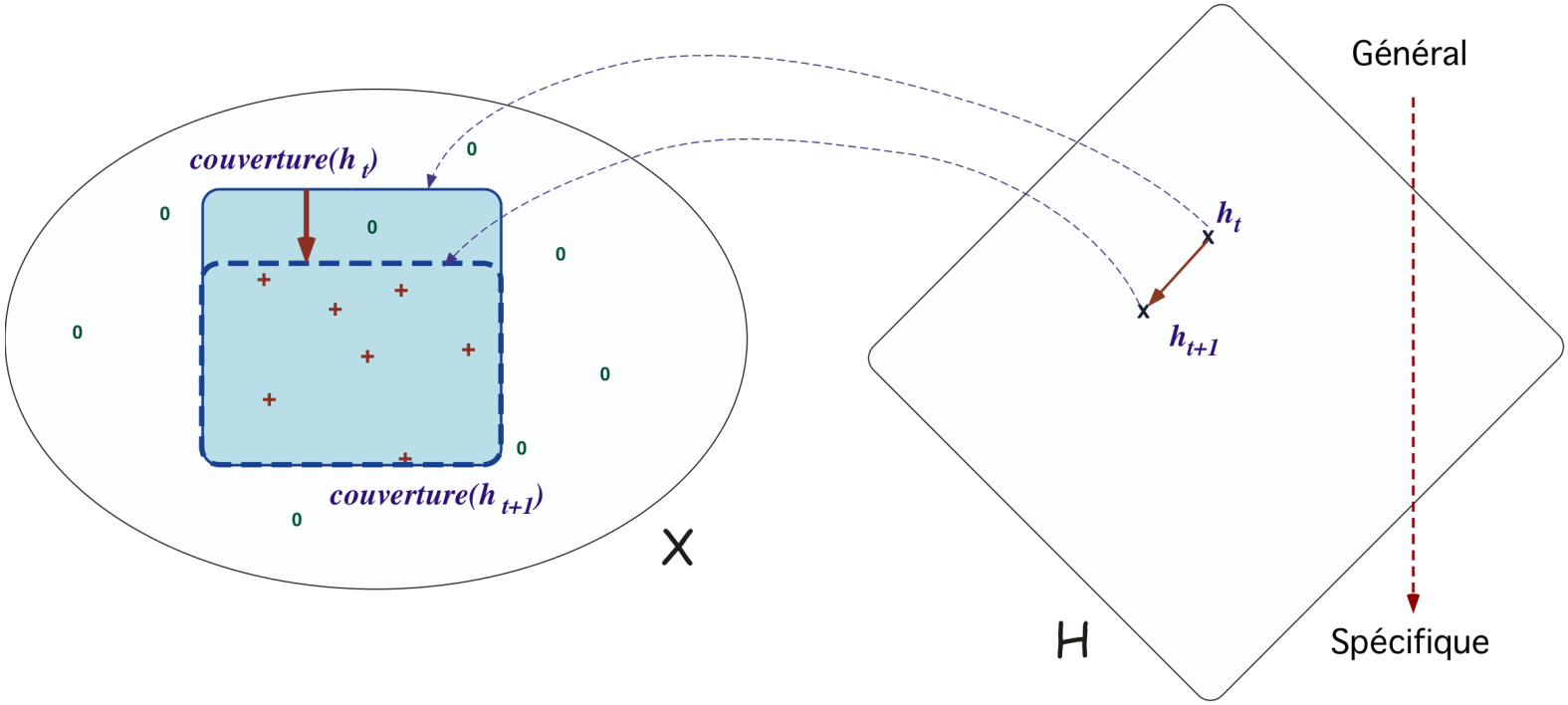


Figure: *La relation d'inclusion dans $\mathcal{X}$ induit la relation de généralisation dans $\mathcal{H}$. Ici, $h_{t+1} \preceq h_t$.*

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

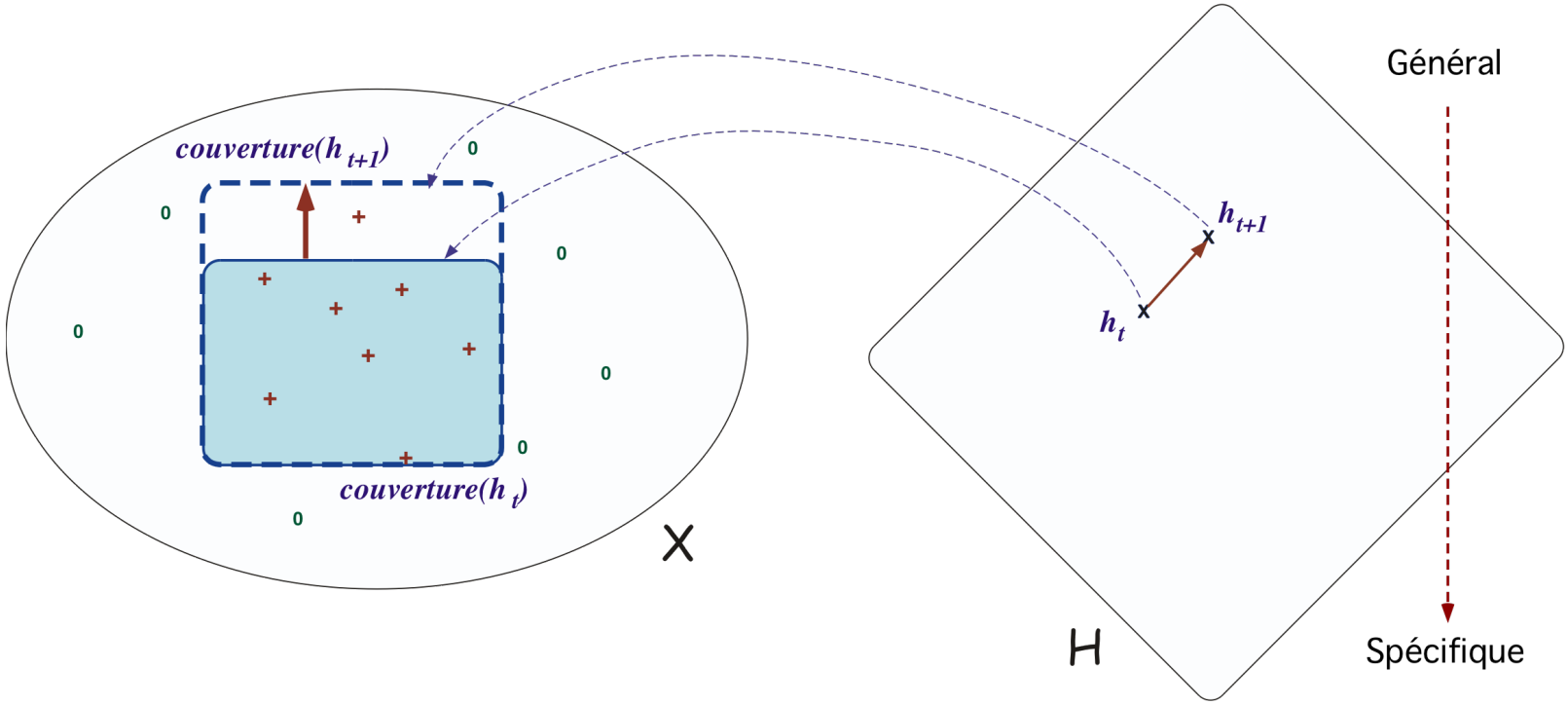
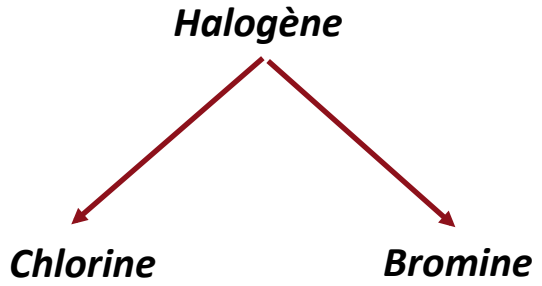


Figure: *La relation d'inclusion dans $\mathcal{X}$ induit la relation de généralisation dans $\mathcal{H}$. Ici, $h_{t+1} \succeq h_t$.*

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

- Opérateurs de **généralisation** (spécialisation)
  - **Abandon de conjonction**
    - A & B -> C => A -> C
  - **Ajout d'alternative**
    - A ou B -> C => A ou B ou D -> C
  - **Ascension** dans une **hiérarchie de concepts**
    - corrosif & bromine -> toxique

      => corrosif & halogène -> toxique



  - **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]

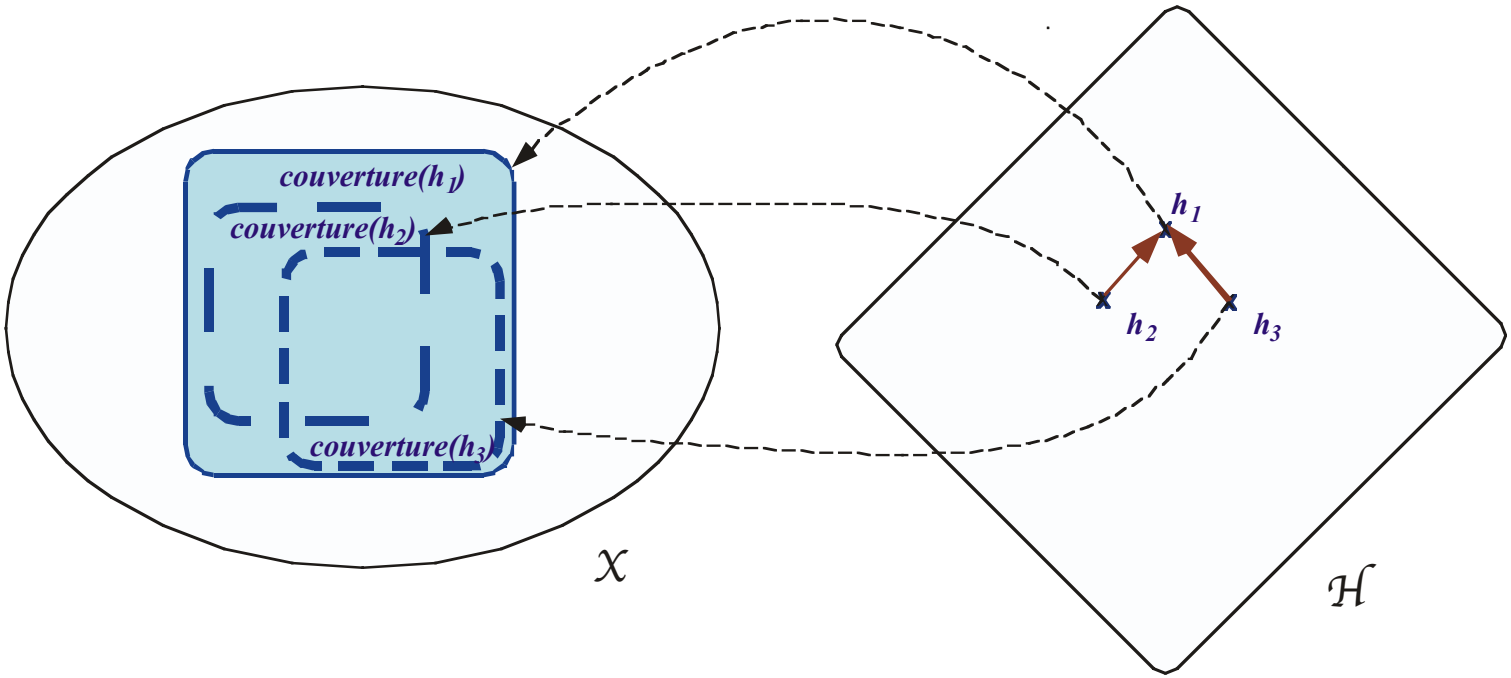


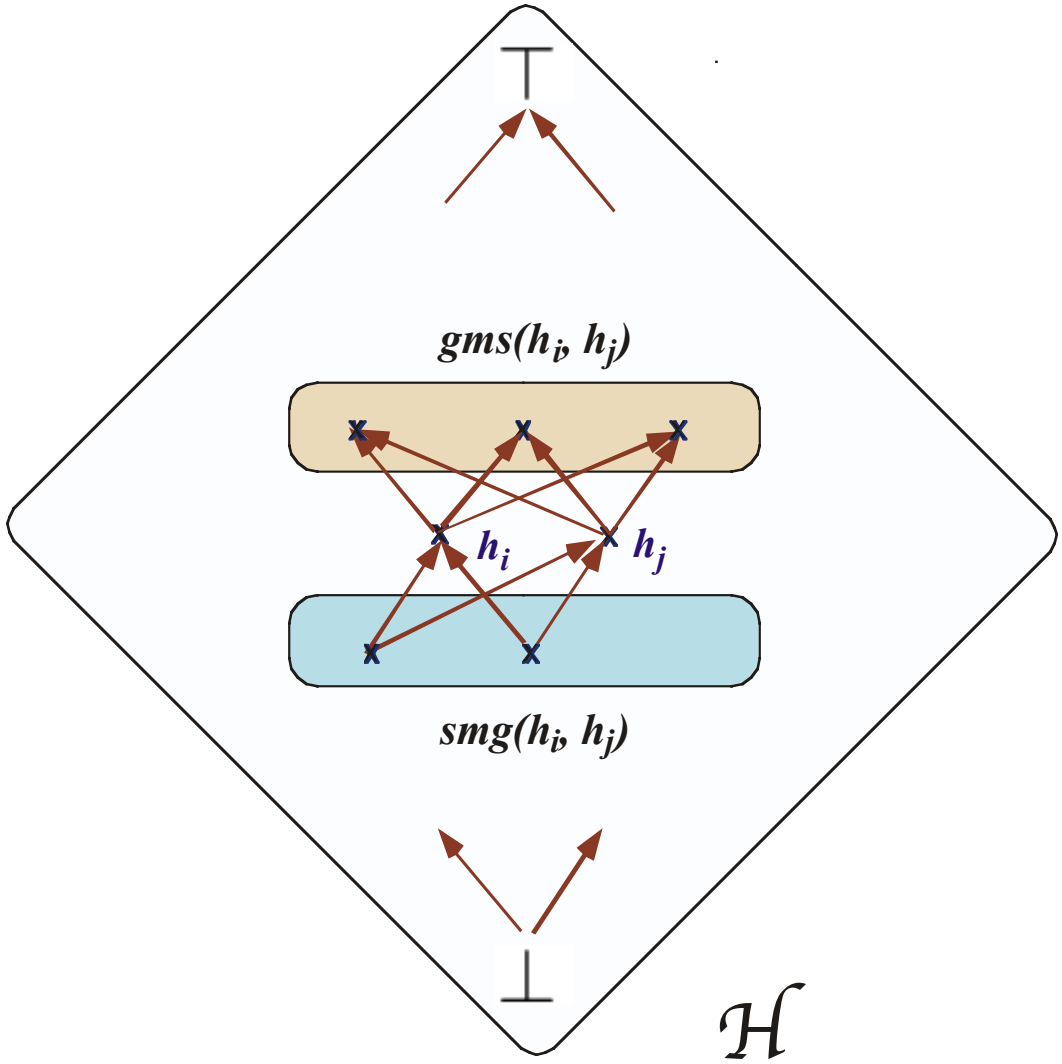
Figure: *La relation d'inclusion dans $\mathcal{X}$ induit la relation de généralisation dans $\mathcal{H}$. Il s'agit d'une relation d'ordre partielle : ici, les hypothèses h_2 et h_3 sont incomparables entre elles, mais elles sont toutes les deux plus spécifiques que h_1.*

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

Relation d'ordre partielle dans $\mathcal{H}$

et

treillis de généralisation

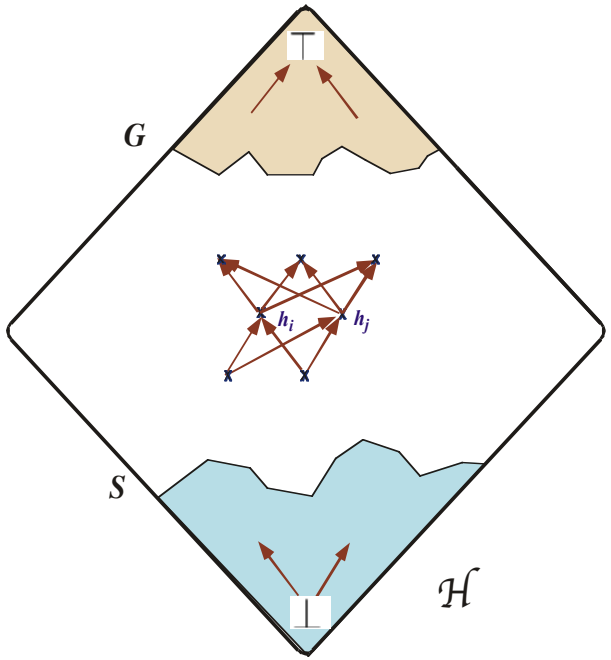


Apprentissage de l'espace des versions [Tom Mitchell, 1979]

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

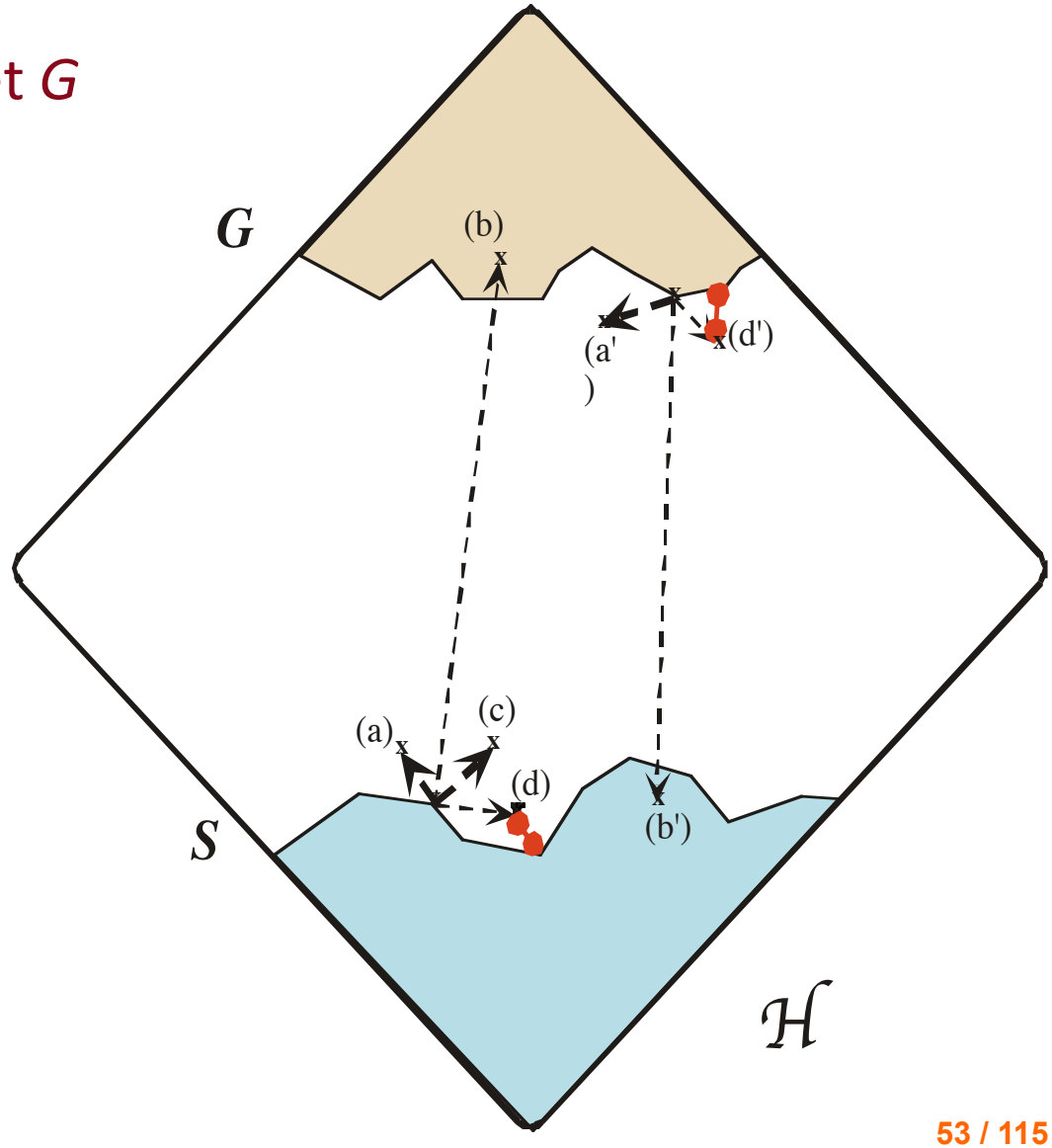
et le G-set

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*

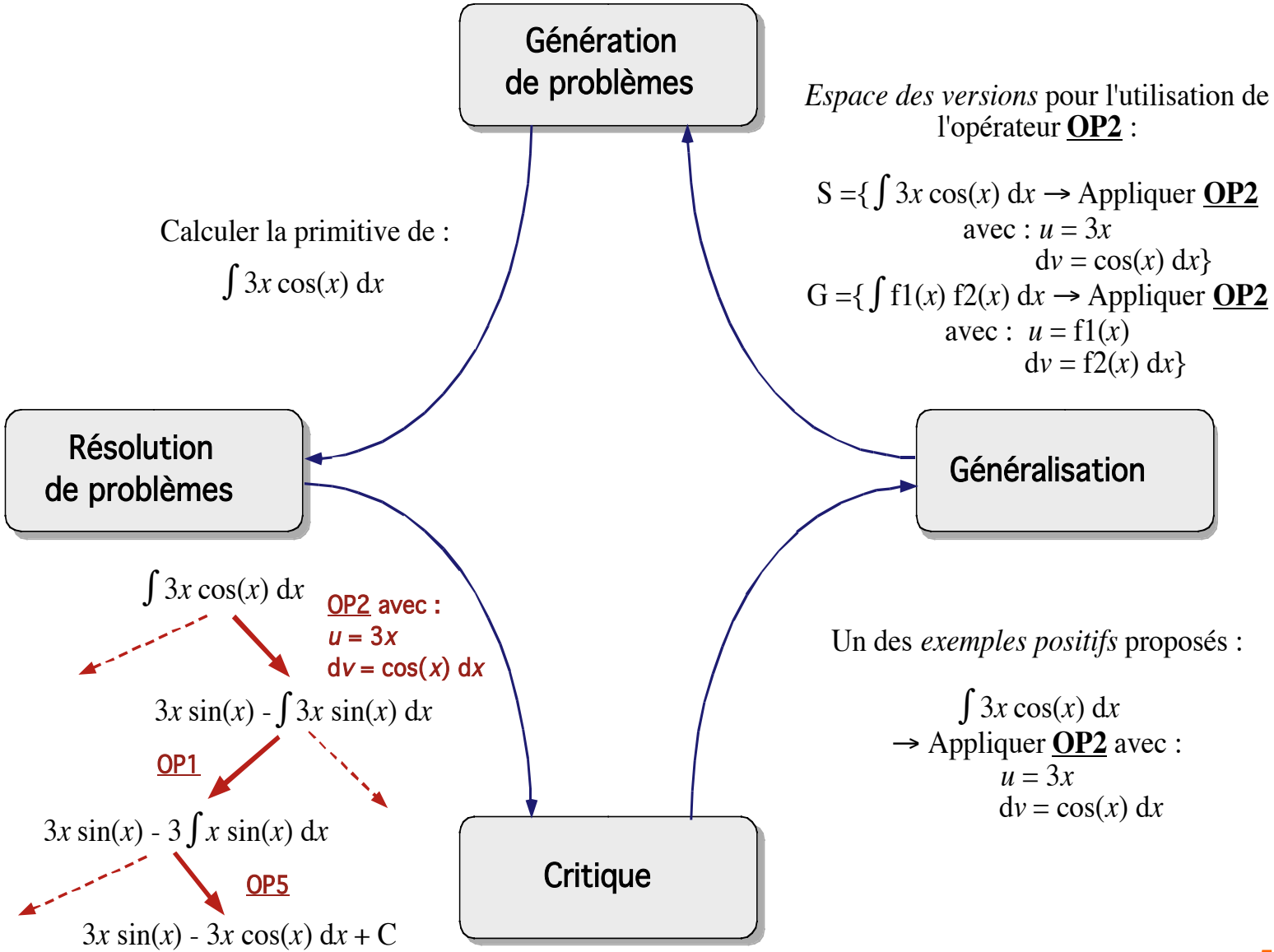


Apprentissage de l'espace des versions [Tom Mitchell, 1979]

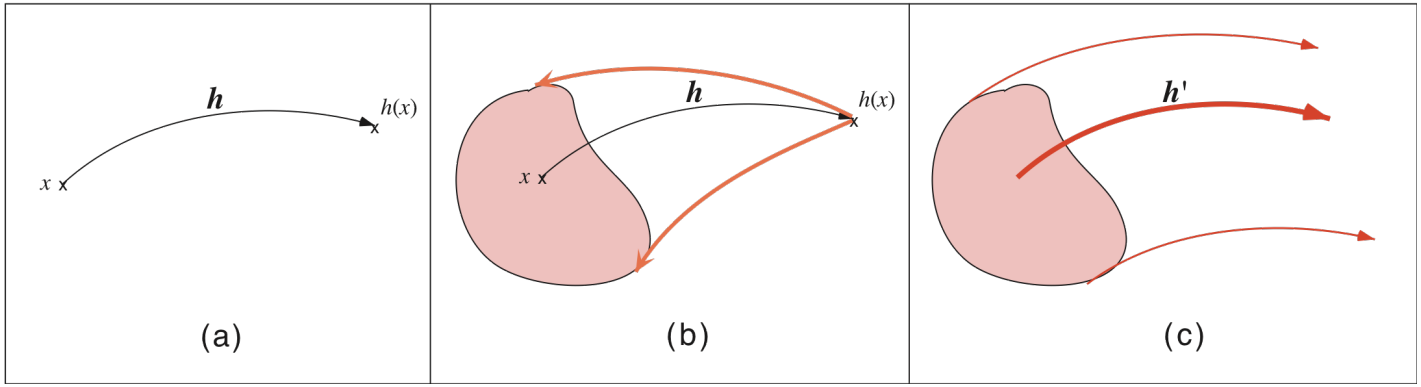
Algorithme 3 : Algorithme d'élimination des candidats.

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* $\mathbf{x}$ **faire**
  si $\mathbf{x}$ *est un exemple positif* **alors**
    Enlever de G toutes les hypothèses qui ne couvrent pas $\mathbf{x}$
    pour chaque *hypothèse* s *de* S *qui ne couvre pas* $\mathbf{x}$ **faire**
      Enlever s de S
      Généraliser(s,$\mathbf{x}$,S)
      c'est-à-dire : ajouter à S toutes les généralisations minimales h de s telles que :
        - h couvre $\mathbf{x}$ 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 $\mathbf{x}$
    pour chaque *hypothèse* g *de* G *qui couvre* $\mathbf{x}$ **faire**
      Enlever g de G
      Spécialiser(g,$\mathbf{x}$,G)
      c'est-à-dire : ajouter à G toutes les spécialisations maximales h de g telles que :
        - h ne couvre pas $\mathbf{x}$ 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
fin

Le système LEX [Tom Mitchell, 1983]



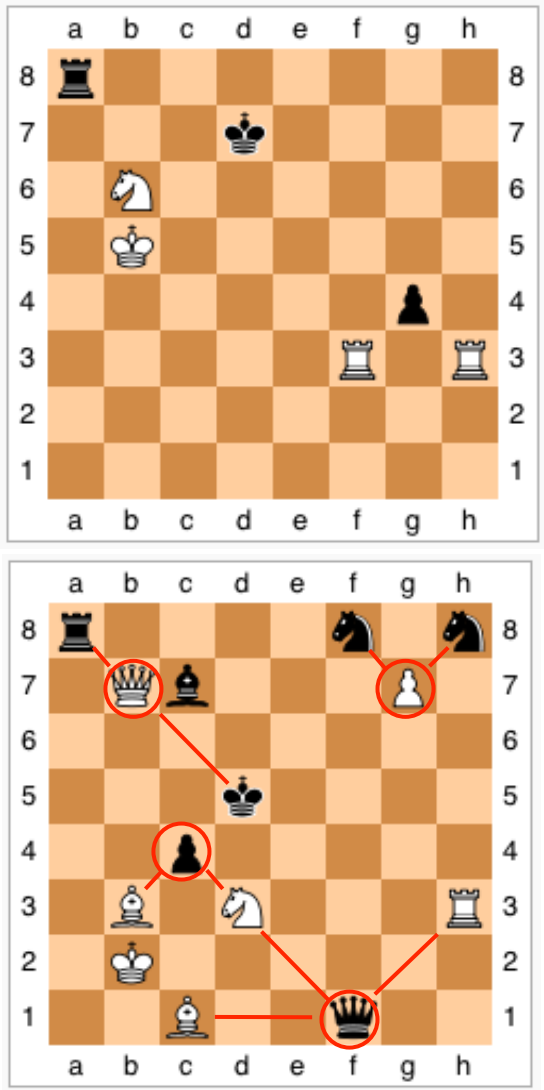
Explanation-Based Learning



- 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

1. Un **exemple unique**
2. **Recherche de la preuve** de la « fourchette »
3. **Généralisation**



Explanation-Based Learning

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

- **Théorie** :

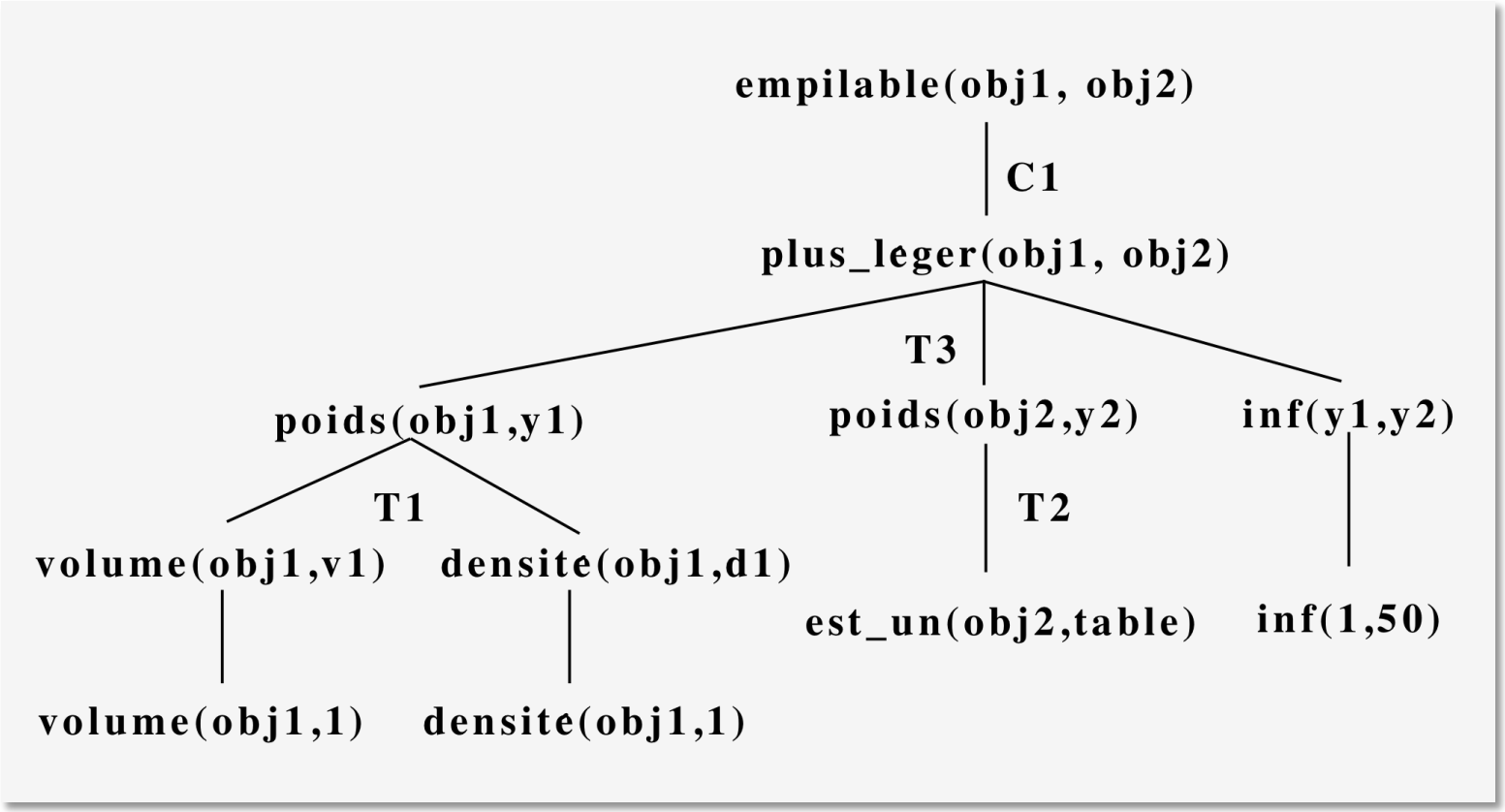
```
(T1) : poids(X, W) :- volume(X, V), densité(X, D), W is V*D.
(T2) : poids(X, 50) :- est-un(X, table).
(T3) : plus-léger(X, Y) :- poids(X, W1), poids(X, W2), W1 < W2.
```

- **Contrainte d'opérationalité** :
  - Concept à exprimer à l'aide des prédicats *volume, densité, couleur, …*

- **Exemple positif** (solution) :

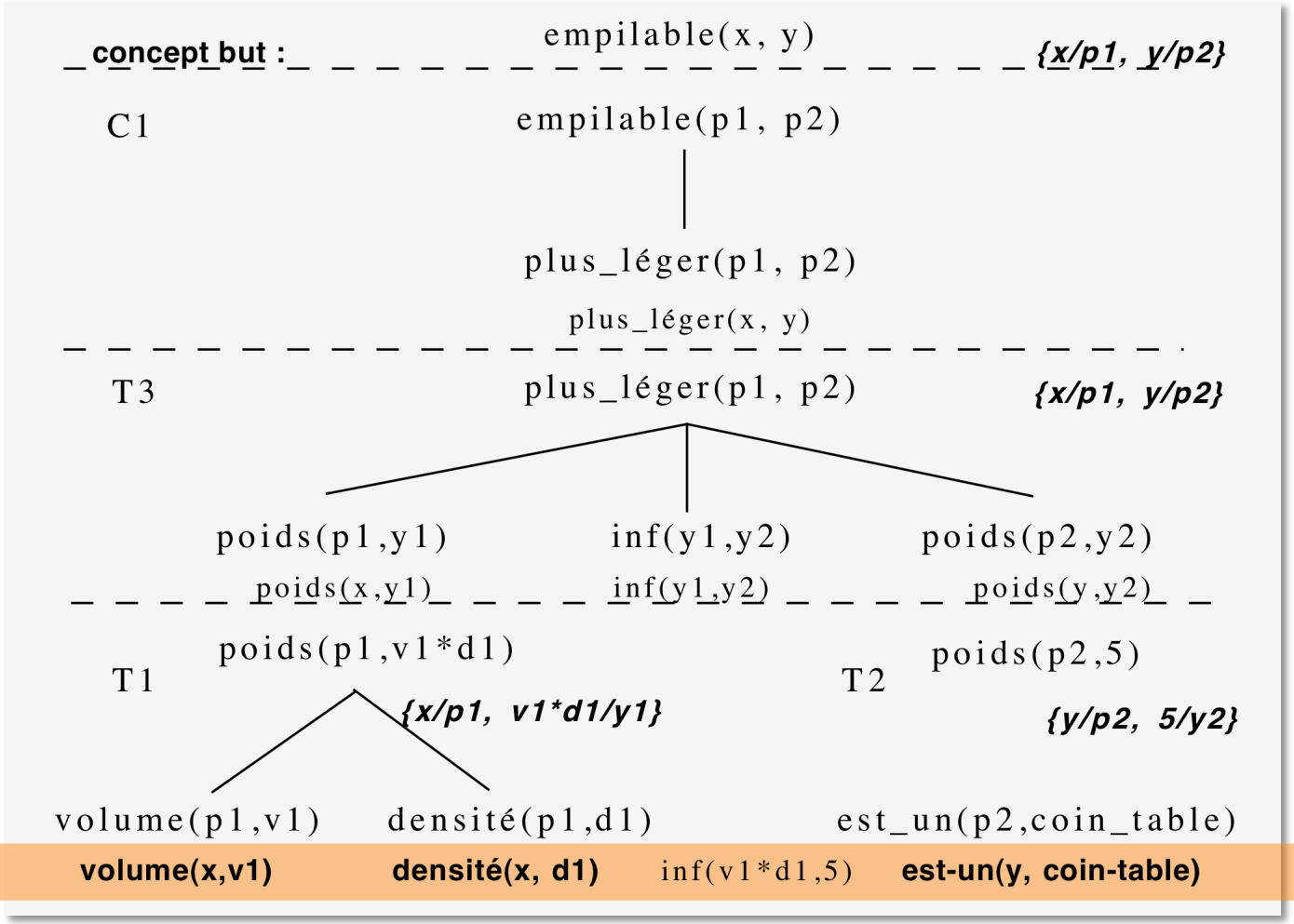
```
sur(obj1, obj2).
est_un(objet1, boîte).
est_un(objet2, table).
couleur(objet1, rouge).
couleur(objet2, bleu).
matériau(objet2, bois).
volume(objet1, 1).
volume(objet2, 0.1).
propriétaire(objet1, frederic).
densité(objet1, 0.3).
matériau(objet1, carton).
propriétaire(objet2, marc).
```

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.

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*
    - **Raisonnement** : Induction ; déduction ; analogie ; …
- Apprentissage de **connaissances structurées / théories**
  - EBL
  - SOAR / Chunking
  - PRODIGY

L'« âge de raison » : bilan

- **Limites**
  - Requiert une forte théorie du domaine
    - Difficulté pour l'acquérir 
    - Suspicion de manque de généricité (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

L'« âge de raison » : âge adulte ?

- Orientation vers les **applications**
  - Bases d'exemples
    - De moins en moins structurés
    - Incrémental -> Traitement batch
    - Mécanismes d'apprentissage -> optimisation
  - Performances
    - Explication / compréhension -> Taux d'erreur

Double coup de butoir

Et changement de perspective

(~ 1984 - ~1995)

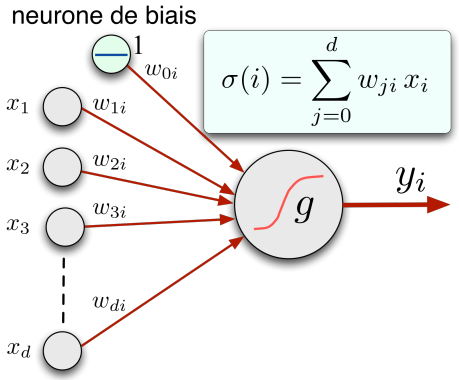
Deux nouveautés

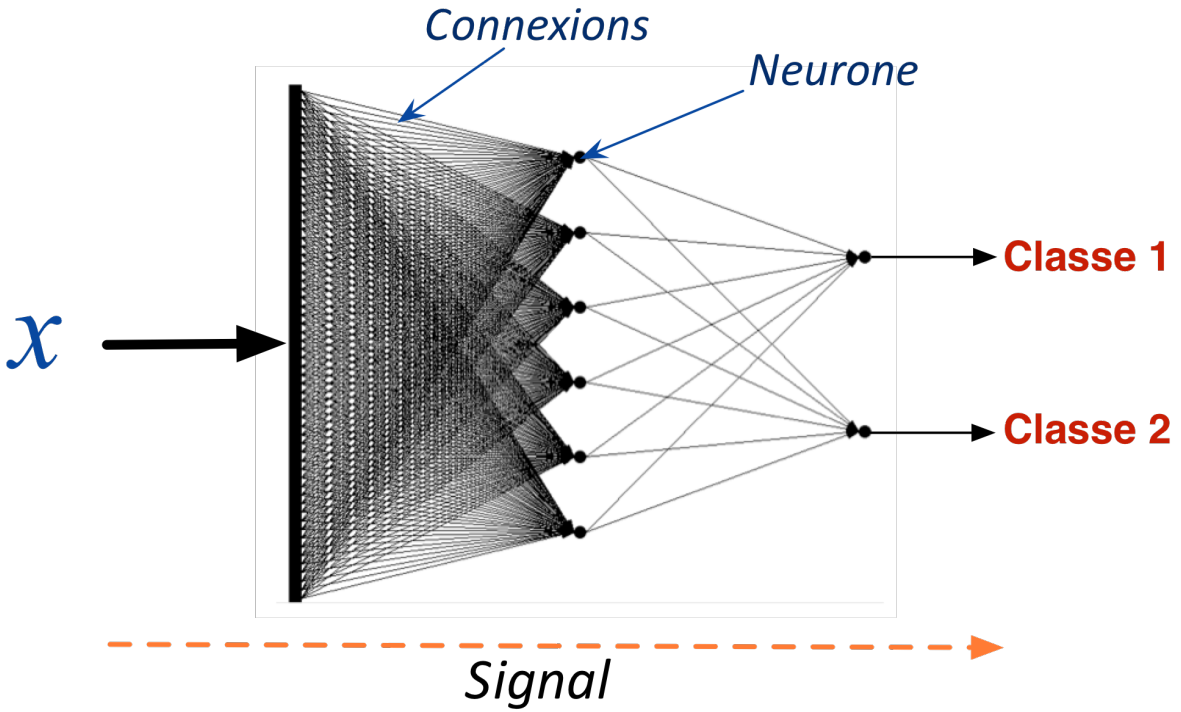
- La théorie PAC de l'apprentissage
  - [Valiant, 1984]

- L'avènement du 2° connexionnisme
  - (Parallel Distributed Processing, [McLelland & Rumelhart, 1986])

Le 2ème connexionnisme

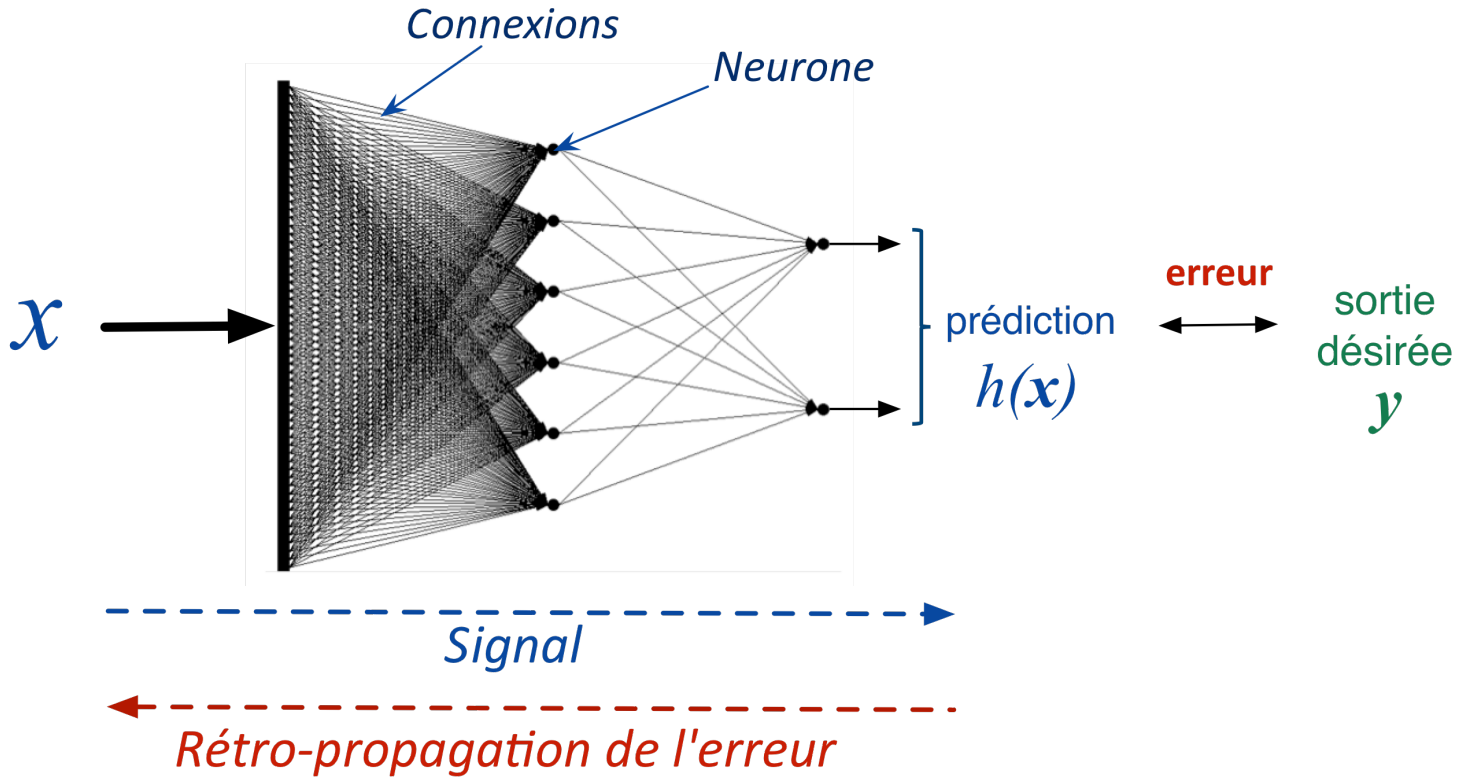
- Une réponse :
  - Au « credit assignment problem »
  - À l'invention de prédicats





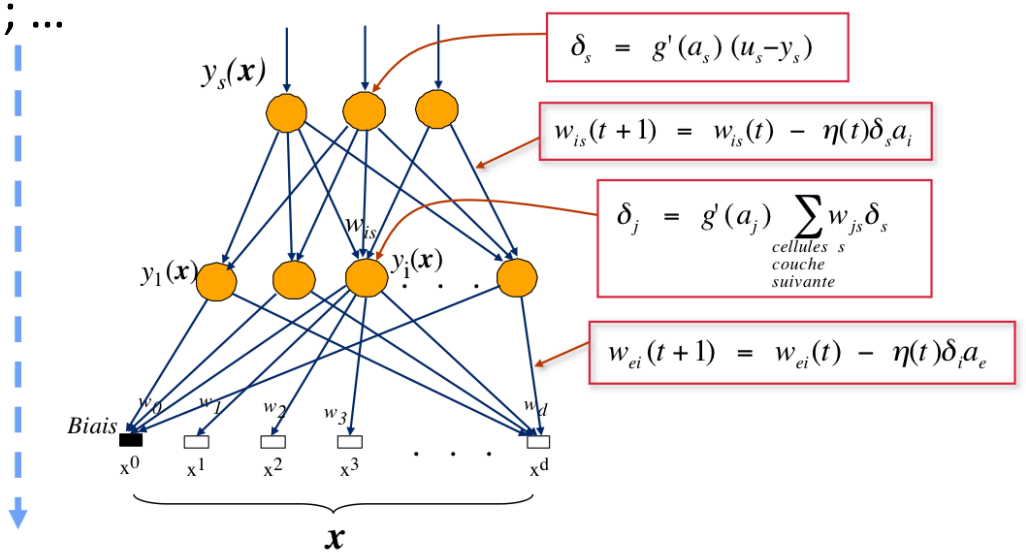
Le 2ème connexionnisme

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



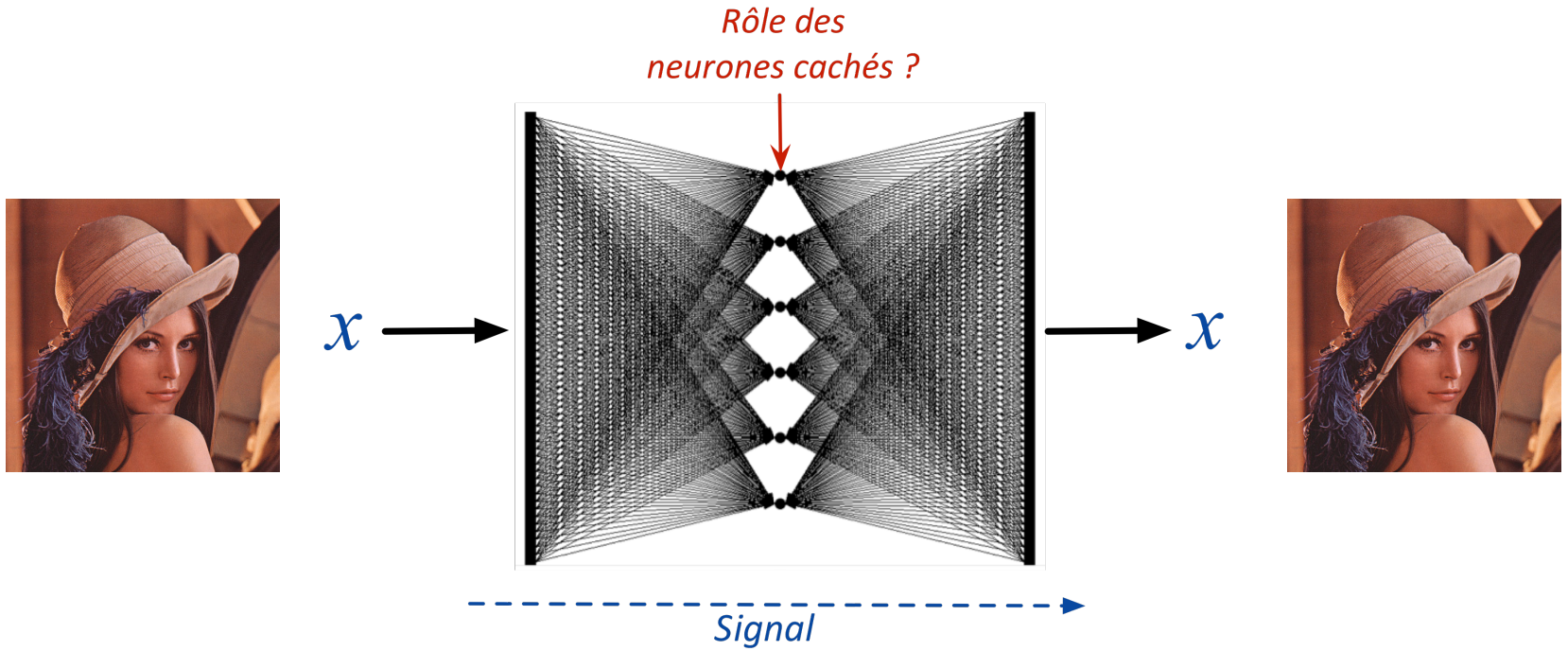
Le 2ème connexionnisme : les paramètres

- Algorithme de **rétro-propagation de gradient** $\frac{\partial E^l}{\partial w_{ij}}$
  - Algorithme **itératif**
    - Gradient stochastique ou total
  - **Local**
  - Valide pour **tout type d'apprentissage supervisé**
    - Classification ; régression ; …
    - Toute mesure d'erreur



Le 2ème connexionnisme : l'architecture

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



Le 2ème connexionnisme : l'architecture

- 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***

Nouveau concept : le(s) 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 style « PAC learning »

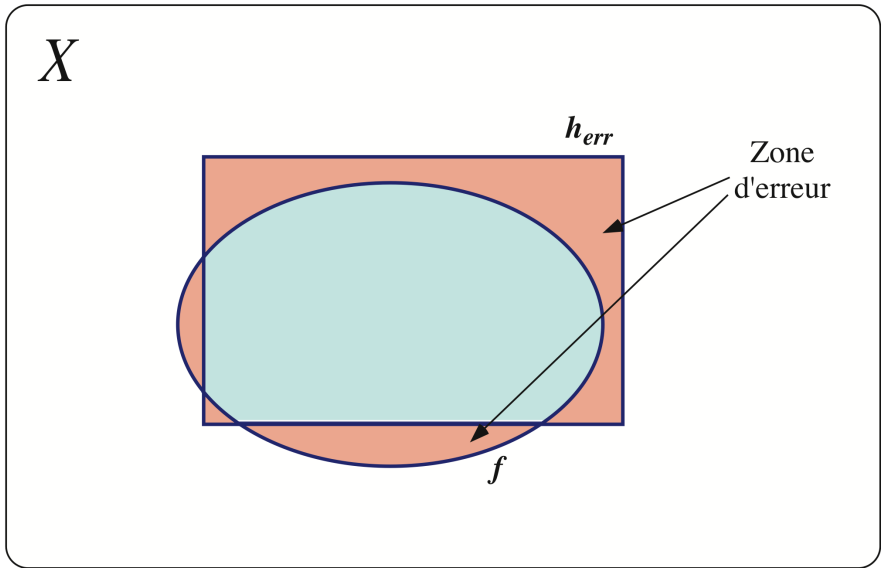
- Mesure le **lien** entre **risque empirique** et **risque réel**
- Plus précisément :
  - En fonction du biais inductif de $\mathcal{H}$, *quelle est la probabilité de sélectionner une hypothèse mauvaise* (risque réel > ε) alors que la performance apparente est bonne (risque empirique = 0) ?

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)
  - Je choisis(*) une hypothèse apparemment sans erreur : 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 > ε 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 > ε 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 2ème 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

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 (e.g. d_{VC})

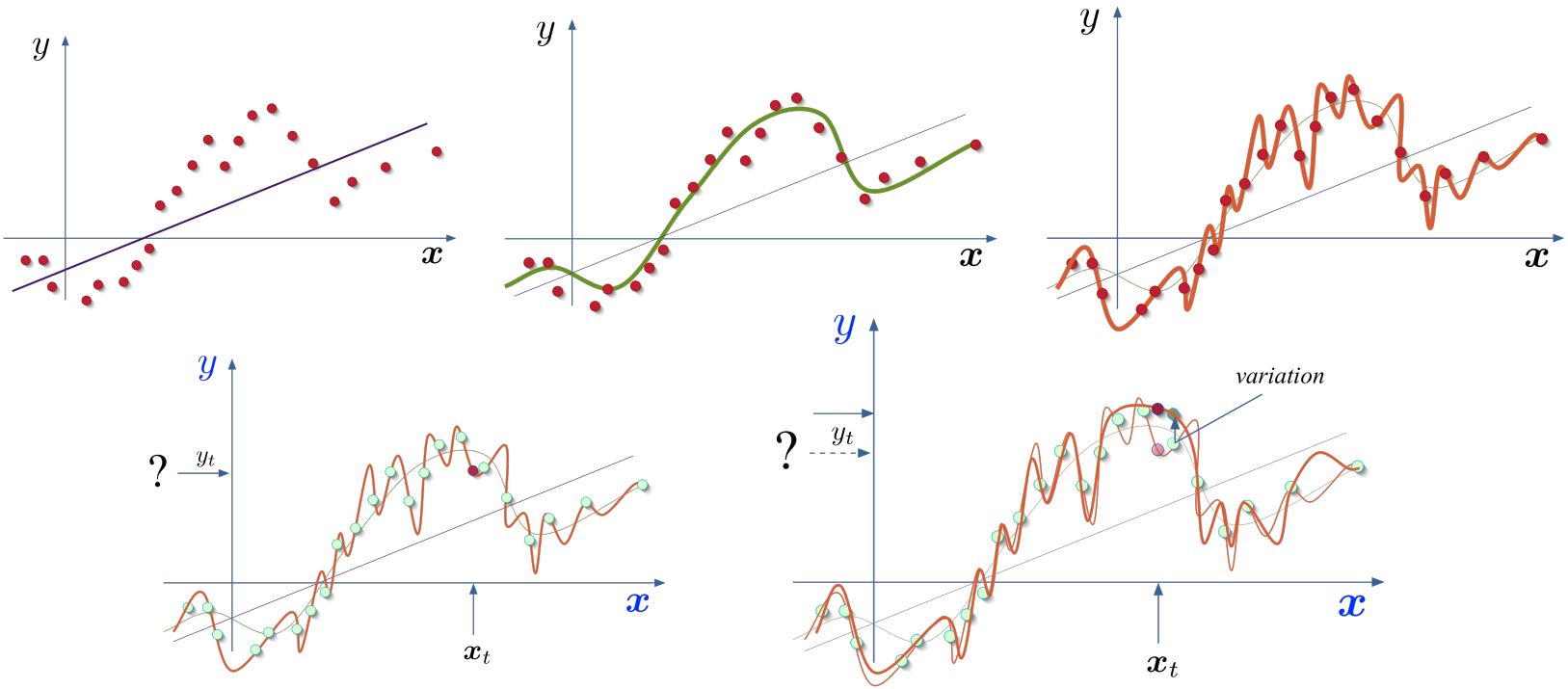
  - **L'apprentissage**
    - Séquentiel et ***incrémental*** (d'une théorie)

    -> 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 $\mathcal{S} \underset{\delta}{\longrightarrow} \mathcal{S}_\delta$ 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 $\mathcal{S} \underset{\delta}{\longrightarrow} \mathcal{S}_\delta$ 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**

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

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

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

Un paradigme triomphant

(~ 1995 - ~2012)

Nouvelles idées et adaptation au/du paradigme

- Le **boosting**

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

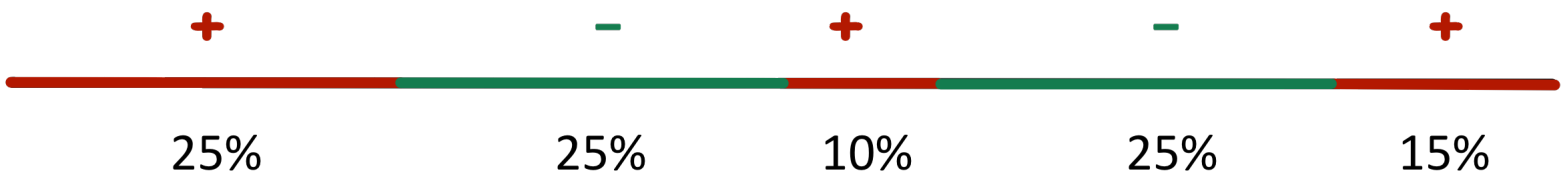
Le boosting

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

- Procédé et esprit de la preuve
  - Théorie des jeux itérés

Le boosting : illustration

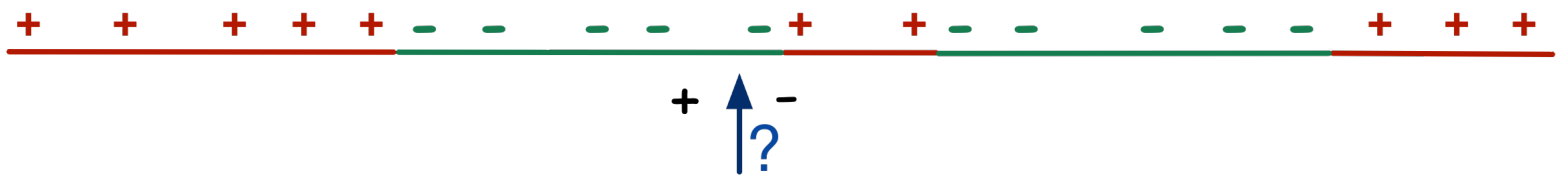
- Soit le concept cible (inconnu) :



- Soit un échantillon d'apprentissage :

Le boosting : illustration

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



- Meilleure hypothèse « faible »

Taux d'erreur = 5/20 = 0.25

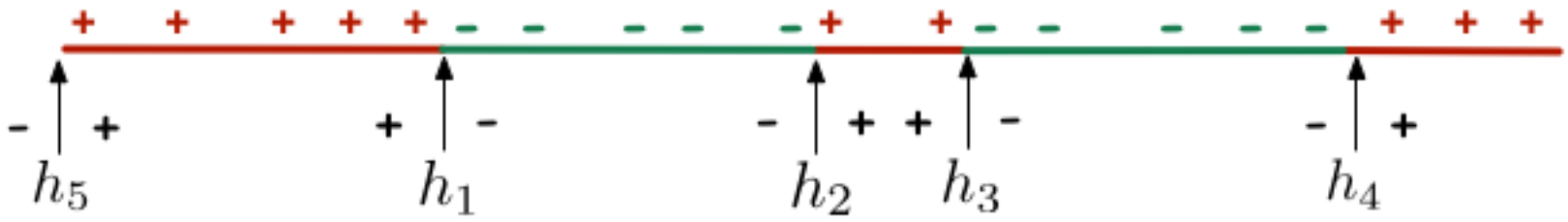
Le boosting : illustration

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) =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

L'algorithme AdaBoost

- **Algorithme itératif glouton**

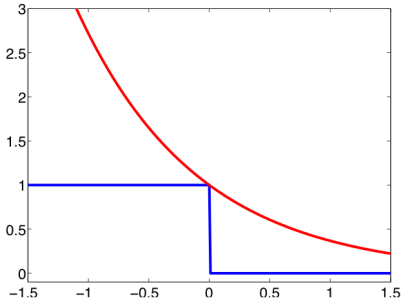
$$\alpha_t = \frac{1}{2}\ln\left(\frac{1-\varepsilon_t}{\varepsilon_t}\right) > 0$$

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

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

Le boosting s'inscrit dans le paradigme

- **Re-dérivation du boosting**
  - En choisissant une *fonction de perte surrogée* de forme exponentielle



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

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

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

$$R_{\text{Emp}}(H_T) \;=\; \sum_{i=1}^{m} e^{-y_i \left[H_{T-1}(\mathbf{x}) + \alpha_T\, h_T(\mathbf{x})\right]}$$

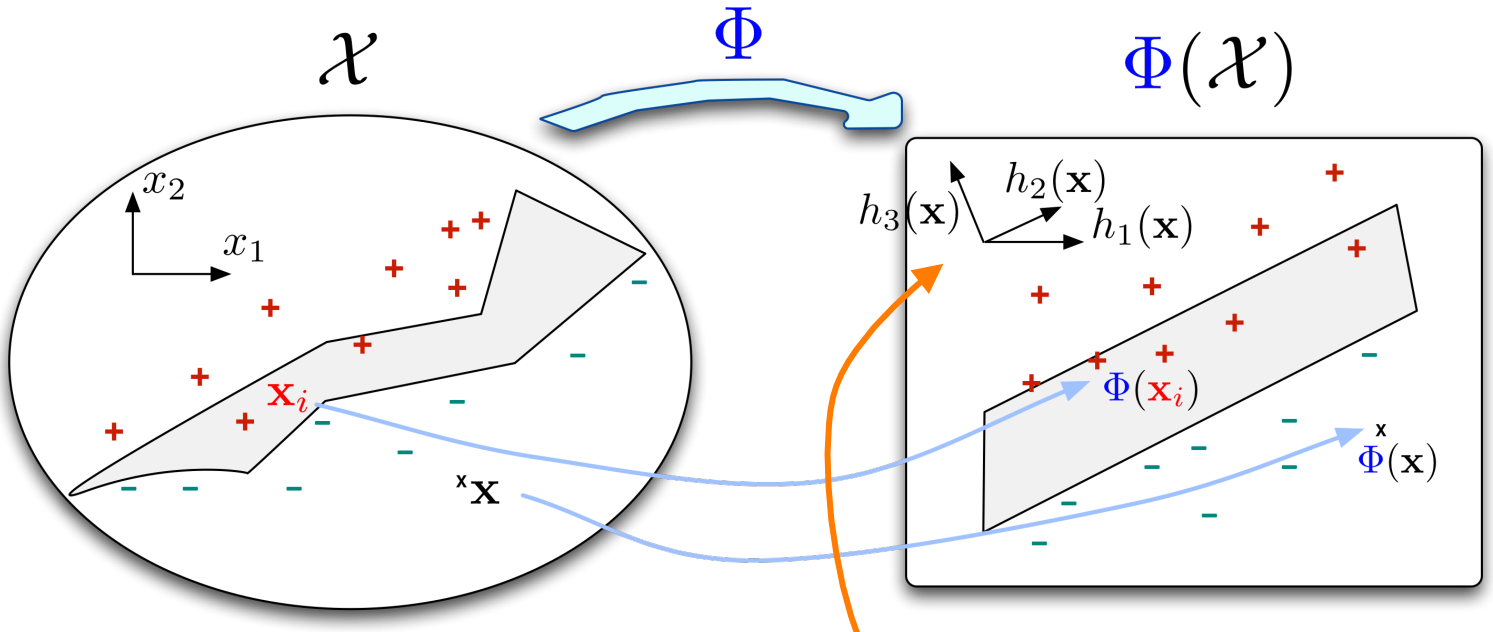
$$= \sum_{i=1}^{m} e^{-y_i\, H_{T-1}(\mathbf{x})} \cdot e^{-\alpha_T\, h_T(\mathbf{x})}$$

$$= \sum_{i=1}^{m} \underbrace{W_{T-1}(\mathbf{x}_i)}_{\text{Poids de } \mathbf{x}_i \text{ à } T-1} \cdot \underbrace{e^{-\alpha_T\, h_T(\mathbf{x})}}_{\text{à optimiser}}$$

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

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

Boosting et redescription

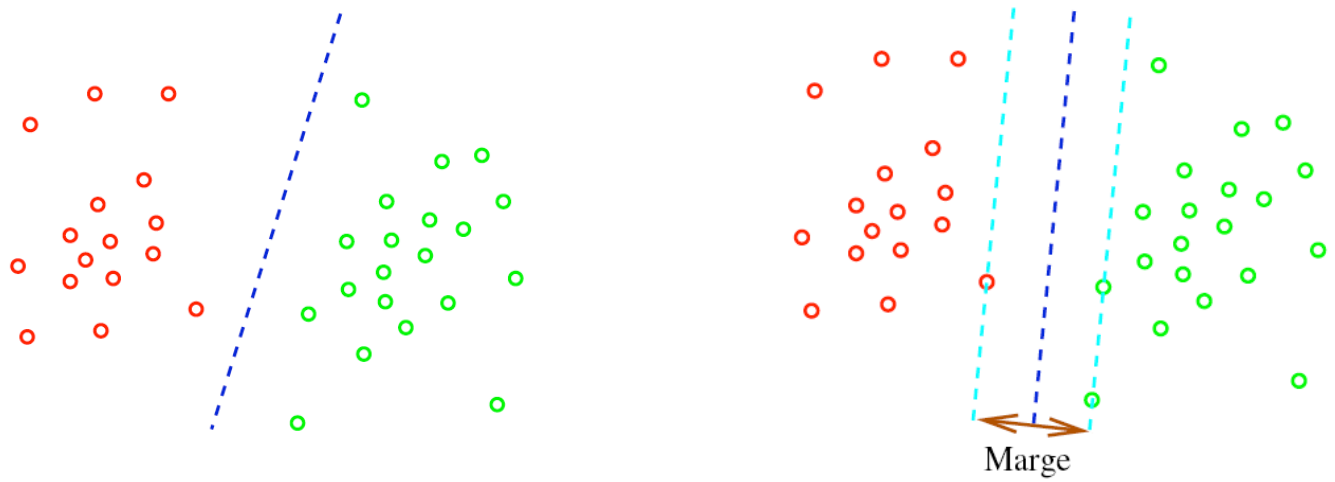


$$H(\mathbf{x}) = \text{sign}\left\{\sum_{i=1}^{T} \alpha_t \, h_t(\mathbf{x})\right\}$$

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

SVM et méthodes à noyaux

- **S**éparateur linéaire à plus **V**aste **M**arge



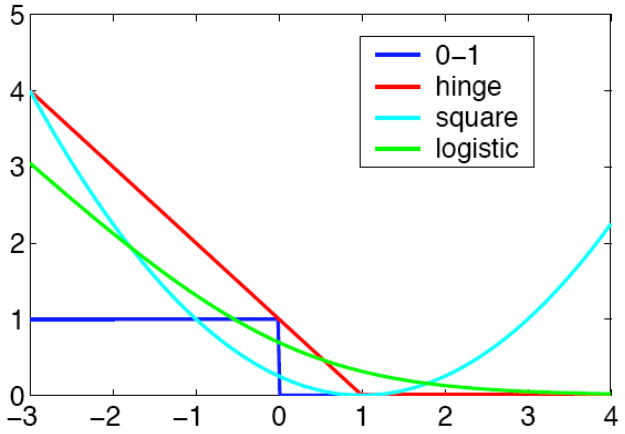
  - Plus robuste à variations de l'échantillon d'apprentissage
  - Validé par analyse théorique
    - bornes de convergence fonction de la marge

SVM et méthodes à noyaux

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

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

Fonction de *perte de substitution* (surrogate loss)



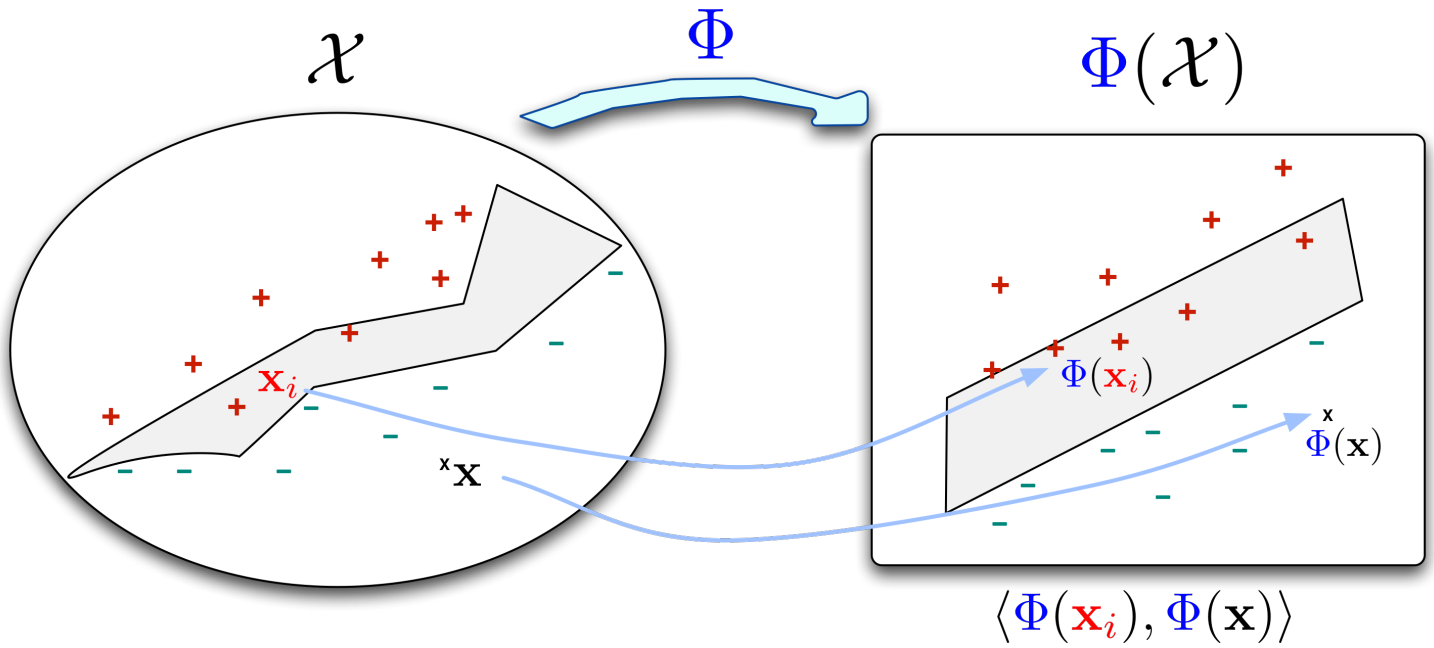
SVM et méthodes à noyaux

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

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

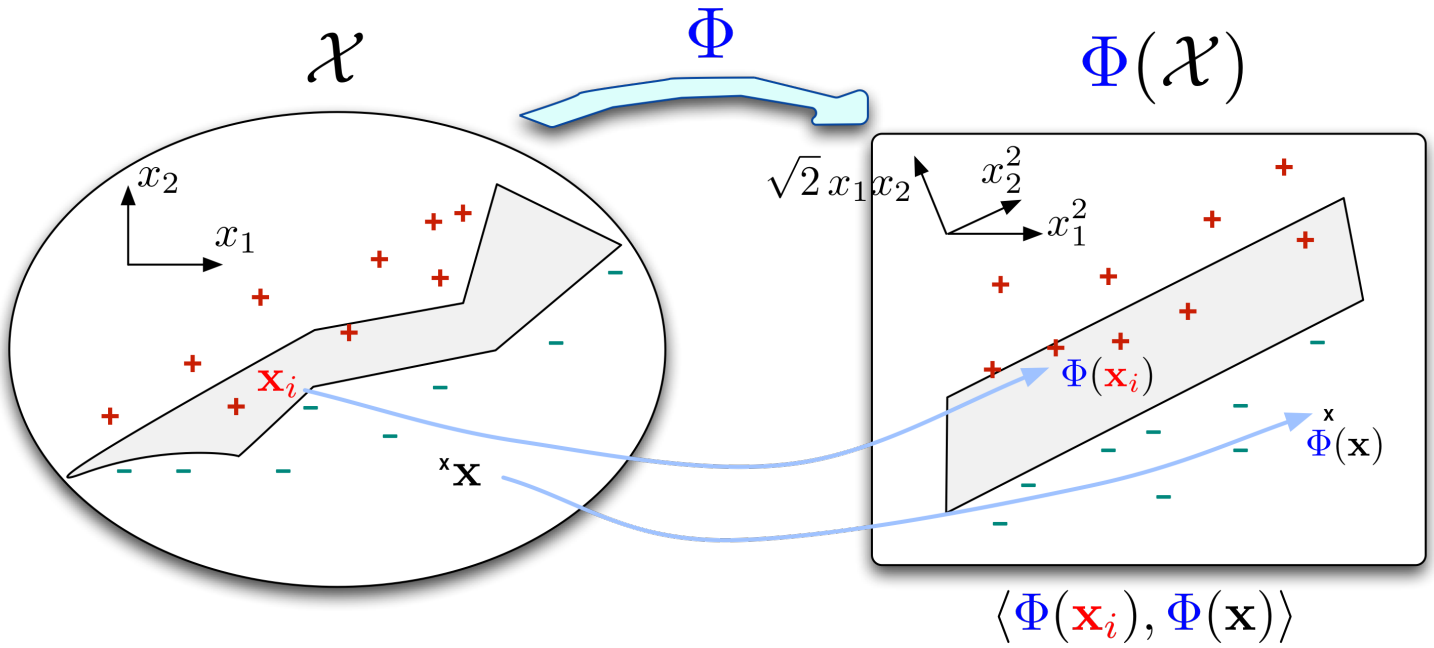
- Trois idées
  - Hypothèses comme combinaison **linéaire**
  - Directement fonction des exemples (*exemples support*)
  - Minimise un risque régularisé dans lequel **la marge** mesure la versatilité de l'hypothèse

SVM et méthodes à noyaux



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

SVM et méthodes à noyaux



$$h^*(\mathbf{x}) = \text{sign}\left\{ \sum_{i \in \mathcal{P}_S} \alpha_i^\star \; y_i \; \langle \mathbf{x}_i \, , \, \mathbf{x} \rangle^2 + w_0^\star \right\}$$

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

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

Recherches actuelles : démarche générale

- Un **critère inductif** approprié

$$h^\star = \underset{h \in \mathcal{H}}{\mathrm{ArgMin}} \left[R_{\mathrm{Emp}}(h) + \lambda \, \mathrm{reg}(h) \right]$$

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

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

« Traduction » : sélection de descripteurs

- Recherche d'**hypothèse linéaire** parcimonieuse

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

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

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

- Méthodes de type LASSO

« Traduction » : classification semi-supervisée

- *l* données **étiquetées**, *u* données **non étiquetées**

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

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

*Mesure de **régularité sur les données***

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

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

« Traduction » : apprentissage multi-tâches

- T tâches de classification binaire définies sur $\mathcal{X}$ x $\mathcal{Y}$

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

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

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

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

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

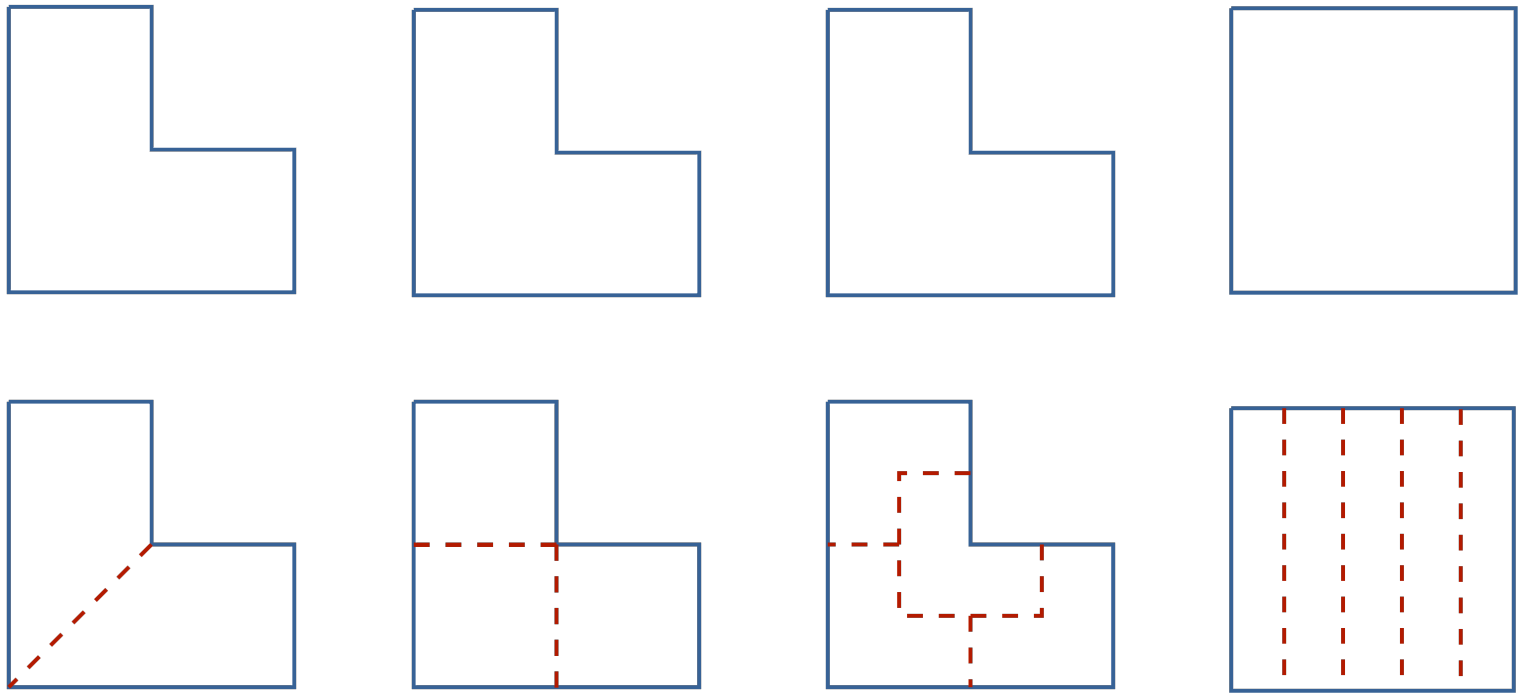
→ *Il n'y a **plus** d'histoire*

La fin de l'histoire

Et pourtant …

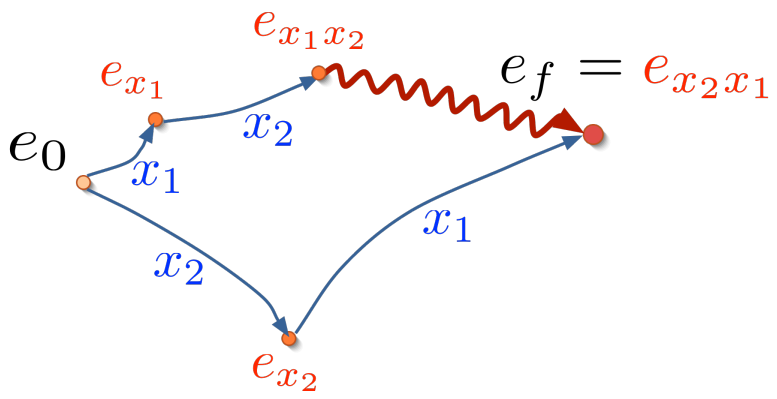
- Consigne : découper la figure suivante en *n* parties superposables

En **2** En **3** En **4** En **5**



Effets de l'ordre

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

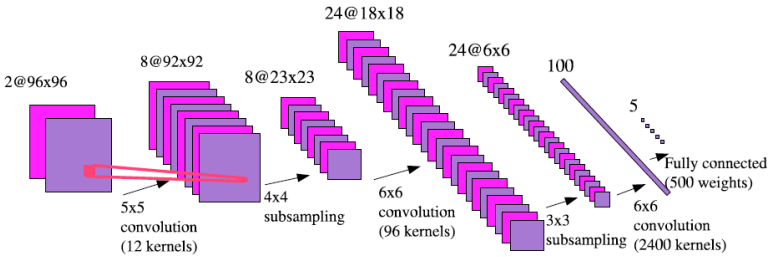


Pas le choix

- 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
- Apprentissage « ***long-life*** » et ***multi-tâches*** : par ***transfert***
  - **Séquence de tâches** -> sensible à l'histoire

Apprentissage hiérarchique

- Et si …



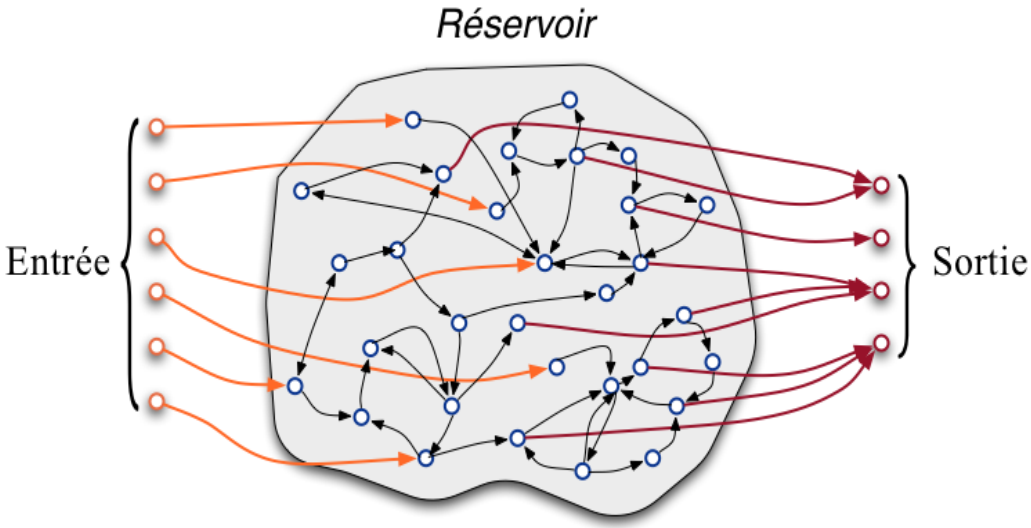
  - [Bengio & Le Cun, 07] « *Scaling Learning Towards AI* »
  - [Bengio et al., 09] « *Curriculum Learning* »
  - [Bottou, 11] « *From Machine Learning to Machine Reasoning* »
  - [Valiant, 00] « *A Neuroidal Architecture for Cognitive Computation* »
  - Étonnement que nos méthodes n'apprennent pas mieux avec des **exemples typiques bien choisis** plutôt qu'avec beaucoup de données !?
  - …

  pointaient vers des **limites du paradigme** dominant

  et soulignaient des **questions incontournables**

Une idée intrigante : le « reservoir computing »

- Idée :
  - Utiliser un réseau récurrent sans l'entraîner explicitement
  - Entraîner une seule couche de sortie



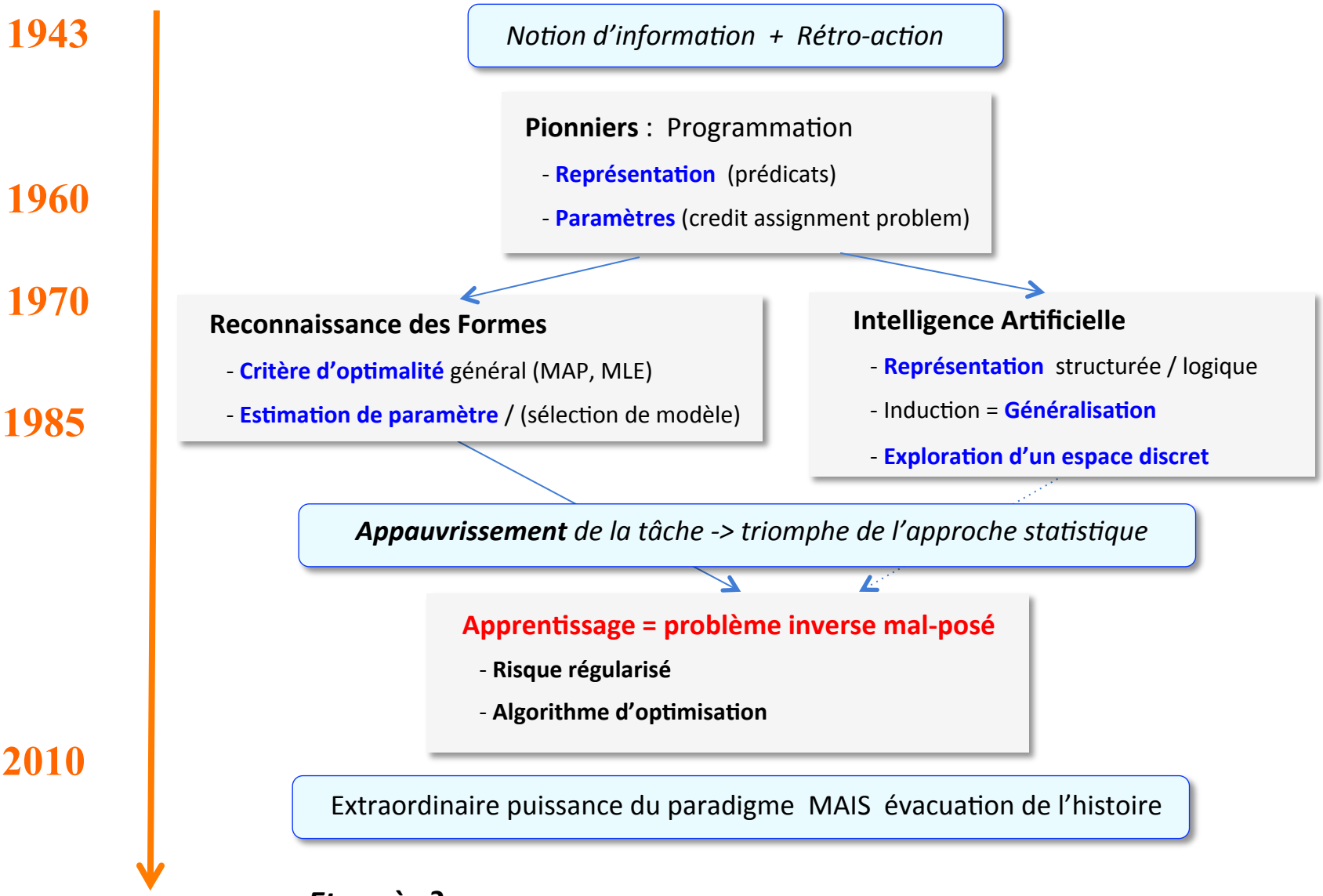
- Ré-introduit une « dynamique »
  - Séries temporelles

Rationalité limitée

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

pointaient vers une sorte de « physique » computationnelle

Rétrospective



Et après ?

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