

Intelligence Artificielle

Apprentissage Symbolique de Concepts

Maria Malek

Département Informatique

La problématique de l'apprentissage

- Étant données :
 - T une tâche à effectuer par un programme,
 - P une mesure de performance par rapport à cette tâche

La problématique de l'apprentissage

- Étant données :
 - T une tâche à effectuer par un programme,
 - P une mesure de performance par rapport à cette tâche
- Le programme apprend à partir d'une expérience E si la mesure P augmente avec l'expérience.

La problématique de l'apprentissage

- Étant données :
 - T une tâche à effectuer par un programme,
 - P une mesure de performance par rapport à cette tâche
- Le programme apprend à partir d'une expérience E si la mesure P augmente avec l'expérience.
- Exemple : *Reconnaissance de manuscrits*
 - T est la tâche de reconnaissance et de classement des lettres manuscrites données en entrée.
 - P est le pourcentage des mots classés correctement par le programme.
 - E est une base de données contenant des mots avec une fonction qui permet d'effectuer la classification.

Mettre en œuvre un système d'apprentissage

- Choisir l'expérience qui permet au système d'apprendre.

Mettre en œuvre un système d'apprentissage

- Choisir l'expérience qui permet au système d'apprendre.
- Préciser la fonction cible à apprendre.

Mettre en œuvre un système d'apprentissage

- Choisir l'expérience qui permet au système d'apprendre.
- Préciser la fonction cible à apprendre.
- L'expérience (ensemble d'exemples) : un exemple est un couple $(b, f(b))$, b étant les données de l'exemple et $f(b)$ est la valeur de la fonction cible.

Mettre en œuvre un système d'apprentissage

- Choisir l'expérience qui permet au système d'apprendre.
- Préciser la fonction cible à apprendre.
- L'expérience (ensemble d'exemples) : un exemple est un couple $(b, f(b))$, b étant les données de l'exemple et $f(b)$ est la valeur de la fonction cible.
- La fonction cible est apprise à partir de l'ensemble d'exemples ?

Apprentissage de concepts

- Représentation des concepts
 - *par extension* par le sous-ensemble d'exemples qu'il représente,
 - **par intension** par une fonction booléenne qui décrit l'appartenance au concept en fonction de certaines caractéristiques.

Apprentissage de concepts

- Représentation des concepts
 - *par extension* par le sous-ensemble d'exemples qu'il représente,
 - **par intension** par une fonction booléenne qui décrit l'appartenance au concept en fonction de certaines caractéristiques.
- Apprentissage de concepts
 - Fonction cible : appartenance ou non d'un exemple donné à un concept donné.
 - *Un ensemble d'apprentissage contenant des exemples positifs et négatifs.*
 - **Trouver une description** en s'appuyant sur une terminologie simple (*espaces d'hypothèses et de versions*).

Instances & Concept

- Notations & Terminologies

- *Une instance* étant donné un ensemble d'attribut, chacun ayant un domaine de valeurs, une instance est une valuation possible de cet ensemble d'attributs dans leurs domaines respectifs.
- *La fonction concept* Soit X un ensemble donné d'instances, la fonction concept : $c(X) \rightarrow \{0, 1\}$ est une fonction qui permet d'effectuer une appartenance à une instance $x \in X$ au concept en cours d'apprentissage.
- *L'ensemble d'apprentissage* Est un ensemble d'instances munis de leurs valeurs d'appartenance au concept.

Espace d'hypothèses

● Notations & Terminologies

- *L'espace d'hypothèses* Une hypothèse est définie comme étant une conjonction de red contraintes sur la liste d'attributs : $\langle \text{val1}, \dots, \text{valN} \rangle$.
- Une contrainte sur un attribut : *une valeur appartenant au domaine de l'attribut.*
- peut prendre la valeur ? : *signifie que l'attribut en question peut prendre n'importe quelle valeur.*
- peut prendre la valeur ϕ : *signifie que l'attribut ne peut prendre aucune valeur dans son domaine.*
- Espace d'hypothèses : *toutes les hypothèses possibles pour décrire un domaine donné.*

Exemple - 1

- Ensemble d'apprentissage du concept JouerFoot

NUM	CIEL	TEMP.	HUMI.	VENT	Concept
1	ensoleillé	élevé	forte	non	0
2	ensoleillé	élevé	forte	oui	0
3	couvert	élevé	normale	non	1
4	pluvieux	moyenne	normale	non	1

- Une instance est décrite par :
 $\{CIEL, TEMP, HUMI, VENT\}$
- Domaines : $D(CIEL) = \{ensoleille, couvert, pluvieux\}$,
 $D(TEMP) = \{eleve, moyenne, basse\}$, $D(HUMI) = \{forte, normale, moyenne\}$,
 $D(VENT) = \{oui, non\}$.

Exemple - 2

- Ensemble d'apprentissage du concept JouerFoot

NUM	CIEL	TEMP.	HUMI.	VENT	Concept
1	ensoleillé	élevé	forte	non	0
2	ensoleillé	élevé	forte	oui	0
3	couvert	élevé	normale	non	1
4	pluvieux	moyenne	normale	non	1

- Une hypothèse possible: $h = \langle \text{ensoleillé, élevé, forte, ?} \rangle$, couvre les deux exemples négatifs.
- L'hypothèse $\langle ?, ?, ?, ? \rangle$ est appelée la plus générale.
- Toute hypothèse contenant la valeur ϕ représente l'ensemble vide.

Hypothèses apprises

- Schémas de description d'une tâche
 - Étant donné un ensemble d'instances X , munie de la fonction cible $c(X) \rightarrow \{0, 1\}$: déterminer $h \in H$ où H est l'espace d'hypothèses possible tel que $h(x)=c(x)$
 $\forall x \in X$

Hypothèses apprises

- Schémas de description d'une tâche
 - Étant donné un ensemble d'instances X , munie de la fonction cible $c: X \rightarrow \{0, 1\}$: déterminer $h \in H$ où H est l'espace d'hypothèses possible tel que $h(x)=c(x)$
 $\forall x \in X$
- Apprentissage par induction - Hypothèse :
 - *Une hypothèse trouvée à partir d'un ensemble d'exemples contenant des exemples suffisamment représentatifs du domaine doit classer assez correctement les nouveaux exemples.*

Espace d'hypothèses

- Relation d'ordre sur l'espace d'hypothèses
 - Relation d'ordre partielle sur l'espace d'hypothèses : PGE (Plus général ou Égal):
 - Soit h_j, h_k deux hypothèses définies : h_j est PGE que h_k : $(h_j \geq h_k)$ ssi $(\forall x \in X)[h_k(x) = 1 \rightarrow h_j(x) = 1]$.
 - h_j est PG (plus général strictement) que h_k ($h_j > h_k$) ssi $(h_j \geq h_k) \wedge (h_k \not\geq h_j)$.

L'algorithme Find-S

- Objectif est de trouver l'hypothèse la plus spécifique qui satisfait les exemples positifs.
 - Initialiser h à $\langle \phi, \dots, \phi \rangle$, l'hypothèse la plus spécifique.
 - Pour chaque exemple positif x faire
 - Pour toute valeur a_i de contrainte dans h
 - Si a_i est satisfait par x Alors (Ne rien faire).
 - Sinon, remplacer a_i dans h par la contrainte suivante la plus générale qui satisfait x .
 - Retourner h .

Exemple - 3

- Ensemble d'apprentissage du concept JouerFoot

NUM	CIEL	TEMP.	HUMI.	VENT	Concept
1	ensoleillé	élevé	forte	non	0
2	ensoleillé	élevé	forte	oui	0
3	couvert	élevé	normale	non	1
4	pluvieux	moyenne	normale	non	1

- **Find-S :**

- Initialiser h par $h = \langle \phi, \phi, \phi, \phi \rangle$,
- Exemple numéro 3 : $h = \langle \text{couvert}, \text{eleve}, \text{forte}, \text{non} \rangle$
- Exemple 4 : $h = \langle ?, ?, \text{normale}, \text{non} \rangle$.

Espace de version - 1

- *Hypothèses consistantes* avec l'ensemble d'apprentissage D dans H .

Espace de version - 1

- *Hypothèses consistantes* avec l'ensemble d'apprentissage D dans H .
- Une hypothèse h est dite *consistante* avec un ensemble d'apprentissage ssi $h(x) = c(x)$ pour chaque exemple $(x, c(x))$ dans D .

Espace de version - 1

- *Hypothèses consistantes* avec l'ensemble d'apprentissage D dans H .
- Une hypothèse h est dite *consistante* avec un ensemble d'apprentissage ssi $h(x) = c(x)$ pour chaque exemple $(x, c(x))$ dans D .
- Espace de version est donné par

$$VS_{H,D} = \{h \in H \mid \text{Consistant}(h, D)\}$$

Espace de version - 1

- *Hypothèses consistantes* avec l'ensemble d'apprentissage D dans H .
- Une hypothèse h est dite *consistante* avec un ensemble d'apprentissage ssi $h(x) = c(x)$ pour chaque exemple $(x, c(x))$ dans D .
- Espace de version est donné par

$$VS_{H,D} = \{h \in H \mid \text{Consistant}(h, D)\}$$

- Définitions :
 - La limite générale G est l'ensemble des hypothèses les plus générales qui seront consistantes avec D .
 - Limite spécifique S est l'ensemble des hypothèses les plus spécifiques qui seront consistantes avec D .

Espace de version - 2

- Définitions :

- Limite générale **G** :

$$G = \{g \in H \mid \text{Consistant}(g, D) \wedge (\nexists g' \in H)[(g' > g) \wedge \text{Consistant}(g', D)]\}$$

- Limite spécifique **S** :

$$S = \{s \in H \mid \text{Consistant}(s, D) \wedge (\nexists s' \in H)[(s' < s) \wedge \text{Consistant}(s', D)]\}$$

Espace de version - 2

- Définitions :

- Limite générale **G** :

$$G = \{g \in H \mid \text{Consistant}(g, D) \wedge (\nexists g' \in H)[(g' > g) \wedge \text{Consistant}(g', D)]\}$$

- Limite spécifique **S** :

$$S = \{s \in H \mid \text{Consistant}(s, D) \wedge (\nexists s' \in H)[(s' < s) \wedge \text{Consistant}(s', D)]\}$$

- Théorème :

- L'espace de version est donnée par :

$$VS_{H,D} = \{h \in H \mid (\exists s \in S)(\exists g \in G) \mid (s \leq h \leq g)\}$$

Espace de version - 3

- Théorème :

- L'espace de version est donnée par :

$$VS_{H,D} = \{h \in H \mid (\exists s \in S)(\exists g \in G) \mid (s \leq h \leq g)\}$$

Espace de version - 3

- Théorème :

- L'espace de version est donnée par :

$$VS_{H,D} = \{h \in H \mid (\exists s \in S)(\exists g \in G) \mid (s \leq h \leq g)\}$$

- Démonstration :

- Soit h une hypothèse appartenant à l'ensemble $VS_{H,D}$ soit $x \in X$ un exemple positif, par définition s satisfait x , et puisque $h > s$ nous avons $h(x) = 1$.
- De même, soit $y \in X$ un exemple négatif, g ne satisfait pas y : $g(y) = 0$, par conséquence $h(y)$ ne peut prendre que la valeur 0 car si $h(y) = 1$ alors $g(y) = 1$ (car g est plus général que h).

L'algorithme Candidate Elimination - 1

- Initialiser G à $\{ \langle ?, ..? \rangle \}$

L'algorithme Candidate Elimination - 1

- Initialiser G à $\{ \langle ?, ..? \rangle \}$
- Initialiser S à $\{ \langle \phi, ..\phi \rangle \}$

L'algorithme Candidate Elimination - 1

- Initialiser G à $\{ \langle ?, ..? \rangle \}$
- Initialiser S à $\{ \langle \phi, ..\phi \rangle \}$
- Si d est un exemple positif
 - Supprimer de G les hypothèses inconsistantes avec d .
 - Pour chaque hypothèse $s \in S$ qui n'est pas consistante avec d faire
 - Supprimer s de S .
 - Ajouter à S toutes le généralisations minimales h de s tel que h soit consistante avec d et il existe une hypothèse $g \in G$ plus général que h .
 - supprimer de S chaque hypothèse plus générale que d'autre hypothèse incluse également dans S .

L'algorithme Candidate Elimination - 2

- Si d est un exemple négatif
 - Supprimer de S les hypothèses inconsistantes avec d .
 - Pour chaque hypothèse $g \in G$ qui n'est pas consistante avec d faire
 - Supprimer g de G .
 - Ajouter à G toutes les spécialisations minimales h de g tel que h soit consistante avec d et il existe une hypothèse $s \in S$ plus spécifique que h .
 - supprimer de G chaque hypothèse plus spécifique qu'une autre hypothèse incluse également dans G .