

Le raisonnement incertain dans les systèmes experts

Antoine Cornuéjols
(*antoine@lri.fr*)

I.I.E.
&
L.R.I., Université d'Orsay

Raisonnement non exact

- **Incertain**

- *Neigera-t-il à Noël ?*
- *Le fourgon postal passera sans doute par cette route*

- **Vague**

- *Un fourgon postal avec pas mal de lingots passera aux environs de 10h15*

- **Hypothétique**

- *Si x est étudiant, alors, jusqu'à preuve du contraire, on peut supposer que x est jeune*

Plan général

- **I-** Introduction aux systèmes experts
- **II-** Fondements : organisation et fonctionnement des SE
- **III-** Le raisonnement incertain
 - Introduction
 - Grandes approches
- **IV-** Les réseaux bayésiens
- **V-** L'acquisition des connaissances

Le raisonnement incertain : sources du problème

- **Théorie du domaine**

- Concepts imprécis
- Emploi de règles heuristiques

- **Les données**

- Senseurs insuffisamment précis
- Données manquantes (par principe, ou trop difficiles à obtenir)

Axiomes du raisonnement incertain

Il existe une fonction monotone croissante Φ telle que :

- (A1) $0 \leq \Phi(Q|e) \leq 1$
- (A2) $\Phi(A) = \Phi(A \& A)$
- (A3) $\Phi(A \& B) = \Phi(B \& A)$
- (A4) $\Phi(A \& (B \& C)) = \Phi((A \& B) \& C)$
- (A5) $\Phi(Q|e) + \Phi(\neg Q|e) = 1$
- (A6) $\Phi(A) = \Phi(A \& B) + \Phi(A \& \neg B)$
- (A7) $\Phi(\text{vrai}|e) = 1$
- (A8) $\Phi(QR|e) = \Phi(Q|e) \cdot \Phi(R|Qe)$

Le raisonnement incertain : approches

(2/2)

- **Approches extensionnelles**

- Incertitude \approx valeur de vérité généralisée
- Calcul local et incrémental
- ➔ *à la MYCIN / certaines logiques*

- **Approches intensionnelles**

- Basées sur les modèles
- L'incertitude dépend de la Base de Connaissances entière
- ➔ *Calcul Bayésien / Réseaux probabilistes*

Le raisonnement incertain : approches

(1/2)

- **Le raisonnement des SE :**

- Guidé par la syntaxe
- Propagation locales des valeurs de vérité
- Prise en compte incrémentale des informations

➔ *On voudrait les mêmes facilités pour le raisonnement incertain*

MAIS ... *c'est impossible !*

R. Incertain : Approches extensionnelles

- **Généralisation des valeurs de vérité**

➔ **Dépendant seulement des valeurs de vérité des sous-formules**

- Exemple : $CF(A \& B) = CF(A), CF(B)$

$A \xrightarrow{m} B$: Si A est observé alors on peut modifier la croyance de B d'un montant dépendant de la force m de la règle

- **Règle décrivant une association et sa force**

R. Incertain : Approches intensionnelles

- **Mesure de certitude assignée à des ensembles de mondes**

➔ **Connecteurs = combinaison ensembliste des ensembles de mondes**

□ Exemple : $p(\mathbf{A} \ \& \ \mathbf{B}) = p(\mathbf{A} \leftrightarrow \mathbf{B})$

□ **MAIS non déterminable à partir de $p(\mathbf{A})$ et $p(\mathbf{B})$ seulement**

m

□ $\mathbf{A} \rightarrow \mathbf{B} : p(\mathbf{A}|\mathbf{B}) = m$

Approche intensionnelle directe : le calcul des probabilités

- **Probabilité conditionnelle :**

$$P(\mathbf{A}|\mathbf{B}) = \frac{P(\mathbf{A} \cap \mathbf{B})}{P(\mathbf{B})} \quad P(\mathbf{A}|\mathbf{B}) = \frac{P(\mathbf{B}|\mathbf{A}) \cdot P(\mathbf{A})}{P(\mathbf{B})}$$

$$P(\mathbf{H}|\mathbf{E}) = \frac{P(\mathbf{E}|\mathbf{H}) \cdot P(\mathbf{H})}{P(\mathbf{E}|\mathbf{H}) \cdot p(\mathbf{H}) + P(\mathbf{E}|\neg\mathbf{H}) \cdot P(\neg\mathbf{H})}$$

$$P(\mathbf{H}_i|\mathbf{E}) = \frac{P(\mathbf{E}|\mathbf{H}_i) \cdot P(\mathbf{H}_i)}{\sum_{k=1}^m P(\mathbf{E}|\mathbf{H}_k) \cdot p(\mathbf{H}_k)}$$

$$P(\mathbf{H}_i|\mathbf{E}_1 \mathbf{E}_2 \dots \mathbf{E}_n) = \frac{P(\mathbf{E}_1 \mathbf{E}_2 \dots \mathbf{E}_n | \mathbf{H}_i) \cdot P(\mathbf{H}_i)}{\sum_{k=1}^m P(\mathbf{E}_1 \mathbf{E}_2 \dots \mathbf{E}_n | \mathbf{H}_k) \cdot p(\mathbf{H}_k)}$$

Approches extensionnelles vs. approches intensionnelles

- **Approches extensionnelles**

- + Modification limitée du raisonnement classique
- + Modularité / explicativité / modifiabilité aisée
- Non sémantiquement correctes / Inexactes

- **Approches intensionnelles**

- + Bien fondées
- Non modularité / explicativité difficile / modifiabilité difficile
- Computationnellement coûteuses

Exemple d'inférence probabiliste

	1	2	3
$p(\mathbf{H}_i)$	0.5	0.3	0.2
$p(\mathbf{E}_1 \mathbf{H}_i)$	0.4	0.8	0.3
$p(\mathbf{E}_2 \mathbf{H}_i)$	0.7	0.9	0.0

- **Après la prise en compte de \mathbf{E}_1 :**

$$p(\mathbf{H}_i|\mathbf{E}_1) = \frac{p(\mathbf{E}_1|\mathbf{H}_i) \times p(\mathbf{H}_i)}{\sum_{k=1}^3 p(\mathbf{E}_1|\mathbf{H}_k) \times p(\mathbf{H}_k)} \quad , \quad i=1,2,3$$

$$p(\mathbf{H}_1|\mathbf{E}_1) = \frac{0.4 \times 0.5}{0.4 \times 0.5 + 0.8 \times 0.3 + 0.3 \times 0.2} = 0.40$$

$$p(\mathbf{H}_2|\mathbf{E}_1) = \frac{0.8 \times 0.3}{0.4 \times 0.5 + 0.8 \times 0.3 + 0.3 \times 0.2} = 0.48 \quad \leftarrow$$

$$p(\mathbf{H}_3|\mathbf{E}_1) = \frac{0.3 \times 0.2}{0.4 \times 0.5 + 0.8 \times 0.3 + 0.3 \times 0.2} = 0.12$$

Problèmes de l'approche probabiliste

- Il faut fournir beaucoup de nombres
 - ❑ Impossible de les demander tous à un expert
- Ces nombres ne sont pas indépendants (certaines sommes à 1)
 - ❑ Donc difficile de faire évoluer une base de connaissances
- Difficulté pour les experts humains de fournir des estimations fiables de probabilités conditionnelles

Approches extensionnelles : MYCIN

(1/5)

- Motivation historique
 - ❑ Pas de base de données suffisante pour fournir des valeurs statistiques
 - ❑ Expertise et stratégies de contrôle à **représenter explicitement**
 - ❑ Capacité **d'expliquer** la ligne de raisonnement
 - ❑ Exigence de **modifiabilité**

Exemple d'inférence probabiliste

	1	2	3
$p(H_i)$	0.5	0.3	0.2
$p(E_1 H_i)$	0.4	0.8	0.3
$p(E_2 H_i)$	0.7	0.9	0.0

- Après la prise en compte de E_1 puis de E_2 :

$$p(H_i|E_1E_2) = \frac{p(E_1|H_i) \times p(E_2|H_i) \times p(H_i)}{\sum_{k=1}^3 p(E_1|H_k) \times p(E_2|H_k) \times p(H_k)}, \quad i=1,2,3$$

$$p(H_1|E_1E_2) = \frac{0.4 \times 0.7 \times 0.5}{0.4 \times 0.7 \times 0.5 + 0.8 \times 0.9 \times 0.3 + 0.3 \times 0.0 \times 0.2} = 0.393$$

$$p(H_2|E_1E_2) = \frac{0.8 \times 0.9 \times 0.3}{0.4 \times 0.7 \times 0.5 + 0.8 \times 0.9 \times 0.3 + 0.3 \times 0.0 \times 0.2} = 0.607$$

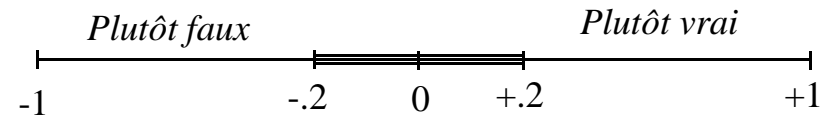
$$p(H_3|E_1E_2) = \frac{0.3 \times 0.0 \times 0.2}{0.4 \times 0.7 \times 0.5 + 0.8 \times 0.9 \times 0.3 + 0.3 \times 0.0 \times 0.2} = 0.0$$

Approches extensionnelles : MYCIN

(2/5)

- Les **coefficients de certitude** (certainty factor : CF)

- ❑ Des faits ou hypothèses



- ❑ Des règles

Exprimant la certitude en la conclusion, les prémisses étant supposées vraies

Mais quelle vraie signification ?

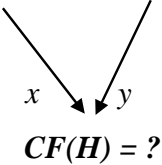
$$CF(h,e) = \begin{cases} \frac{p(h|e) - p(h)}{1 - p(h)} & \text{si } p(h|e) \geq p(h) \\ \frac{p(h|e) - p(h)}{p(h)} & \text{si } p(h|e) \leq p(h) \end{cases}$$

• Propagation des coefficients de certitude

$R_i: a_1 \& a_2 \& \dots \& a_n \ \emptyset \text{ conséquents } (CF(R))$

❶ $CF(a_1 \& a_2 \& \dots \& a_n) = \min (CF(a_1), CF(a_2), \dots, CF(a_n))$

❷ $CF(\text{conséquents}) = CF(a_1 \& a_2 \& \dots \& a_n) \cdot CF(R_i)$

$$CF(H) = \begin{cases} x+y-x.y & \text{si } x \& y > 0 \\ x+y+x.y & \text{si } x \& y < 0 \\ \frac{x+y}{1-\min(|x|,|y|)} & \text{sin on} \end{cases}$$


• Les défauts sémantiques

❑ Traitement des inférences bidirectionnelles

– (Inférences déductives et abductives : “il n’y a pas de fumée sans feu”)

❑ “Explaining away”

– “Si A alors C” & “Si B alors C”

❑ Limites de la modularité

- “Si le sol est humide alors (.9) il a plu”
- MT : “Le système d’arrosage a fonctionné toute la nuit” (exception ou supprimeur)
- De même : “Si le sol est humide alors il a plu”
“Si le système d’arrosage a fonctionné alors le sol est humide”

❑ Problème des règles différentes utilisant des sources identiques

❑ Les experts confondent CF et probabilités conditionnelles

+ Défauts d’utilisation ...

• Le contrôle

❑ Ne pas appliquer une règle plus d’une fois

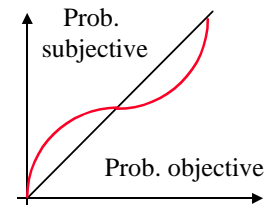
❑ Recherche exhaustive,

❑ ... sauf ...

- Si fait certainement vrai ou certainement faux
- Si $CF(\text{fait}) < .2$

• Précision limitée (échelle 7 ± 2 échelons) (jugement absolu sur un stimulus unidimensionnel)

• Calibration



• Trop conservatif

❑ Moins si petit échantillon, intérêt, fortes prob. a priori

• Mais ne tiennent pas compte des probabilités a priori

• Corrélations positives OK, sauf si contre préjugés

La logique floue (fuzzy logic)

- **Concerne l'imprécis, le vague**

- "Un jour assez pluvieux"
- ≠ Incertitude

- **Historique :**

- Travaux précurseurs de **Lofti Zadeh** (1965, ...) (Théorie des ensembles flous)
- **Gros développements**
 - Théoriques : (En France : **Dubois & Prade**)
 - Pratiques : **contrôleurs flous** (Japon), ...

- **Références :**

- B. Bouchon-Meunier : "La logique floue". PUF "Que sais-je?".
- L. Gacogne : "Elements de logique floue". Hermès 1997.
- M. Stefik : "Introduction to Knowledge Systems". Morgan Kaufmann, 1995.

Logique floue : Modus ponens généralisé

- **Modus ponens généralisé**

Règle floue : si X est A alors Y est B

Fonctions d'appartenance : ν_A ν_B

Fait observé : X est A'

Fonction d'appartenance : $\nu_{A'}$

Conclusion : Y est B'

Fonction d'appartenance : $\nu_{B'}$

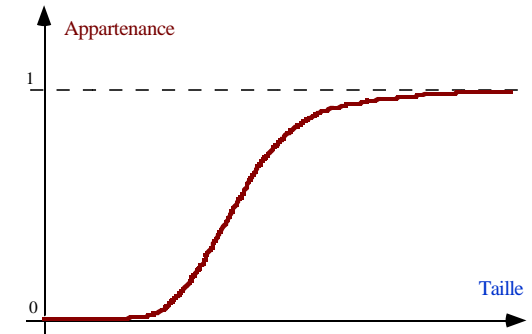
- La fonction d'appartenance de B' est calculée comme une combinaison de ν_B et de $\nu_{A'}$:

$$\nu_{B'}(y) = \sup_{x \in \text{supp}(A')} (\nu_{A'}(x), \nu_A(x) \circ \nu_B(y))$$

Logique floue : concepts de base

- **Ensembles flous**

- Degré d'appartenance ν_A
- Fonction caractéristique
- Variables linguistiques



Raisonnement hypothétique : approches

- **Raisonnement par défaut : TMS**

- On veut faire des déductions en l'absence de certaines informations, sachant qu'elles peuvent arriver ultérieurement en cours de déduction.

Si x est étudiant, alors, jusqu'à preuve du contraire, on peut supposer que x est jeune.

Albert est étudiant, il est donc supposé jeune ... puis on apprend qu'il a 70 ans

- Remise en cause des faits déduits : **Albert est jeune** (et de ceux qui en découlent)
- Algorithme pour gérer ce type de remise en cause : TMS [Doyle,79]

- **Raisonnement par hypothèse : ATMS**

- On établit tous les mondes possibles avec leurs justifications (hypothèses qui permettraient de les établir).
- Très utile (e.g. diagnostic de pannes)
- ATMS [De Kleer,86]

- Les faits ne sont plus vrais ou faux mais ont un *statut*
 - **IN** : Il existe une raison (justification) d'y croire
 - **OUT** : Rien ne le justifie (jusqu'à présent)
- Le *statut* peut évoluer de **IN** à **OUT** ou de **OUT** à **IN**
 - R1 : si oiseau(X) & OUT(autruche(X)) alors vole(X)
 - R2 : si autruche(X) alors OUT(vole(X))

IN(oiseau(titi)) \emptyset IN(vole(titi))
peut être contredit ultérieurement par l'ajout de IN(autruche(titi))

- **Base de faits.** Ensemble d'éléments, appelés noeuds dans la terminologie TMS, de la forme (fait, (liste de justifications), statut)
- **Contexte.** Ensemble des noeuds IN à un moment donné.
- **Justification.** Ensemble de noeuds (faits, règles ou contraintes) IN (qui doivent avoir le statut IN) supportant la dérivation du noeud considéré, et de noeuds OUT qui doivent avoir le statut OUT pour que le noeud puisse être établi (statut IN). On parle souvent de *IN-justifieurs* et de *OUT-justifieurs*.
- **Justification valide.** Une justification est valide ssi l'un au moins de ses ensembles de IN-justifieurs ont tous un statut IN, et si tous ses OUT-justifieurs ont un statut OUT.
- **Prémises.** Lorsqu'une justification est réduite à \emptyset , elle est toujours valide, et on parle de prémisses (au sens de prémisses d'un argument et non des prémisses, c'est-à-dire des antécédents d'une règle).
- **Hypothèse.** Noeud dont toutes les justifications valides contiennent des OUT-justifieurs. (Ce qui signifie que ce noeud peut être remis en cause si l'un des OUT-justifieurs prend le statut IN).

- **Idées fondamentales**
 - Conserver pour chaque fait déduit ses justifications
vole(titi) [[IN (oiseau(titi)), OUT (autruche(titi))]]
 - En cas de contradiction, rétablir la cohérence en changeant éventuellement les statuts de certains faits
 - Séparer le module déductif (moteur d'inférence) de TMS
 - Le module déductif transmet à TMS des déductions sous la forme (*fait, justification*) ou (*contradiction, justification*)
 - TMS calcule pour chaque fait un statut de façon à obtenir un état globalement cohérent

- **La tâche de TMS :**
 - La tâche de TMS est de calculer (mettre à jour) une assignation A (associant un statut à chaque fait) consistante et bien fondée.
 - **Consistante :**
 - Pour tout fait f,
 $A(f) = \text{IN}$ ssi il existe une justification valide pour f.
 $A(f) = \text{OUT}$ sinon
 - Pour toute contradiction, $A(\text{contradiction}) = \text{OUT}$
 - **Bien-fondée : 2 faits ne se co-justifient pas.**
Il existe une chaîne de justifications valides aboutissant à des prémisses ou à des hypothèses.

- Exemple :

R1 : Si homme(X) alors personne(X)

R2 : Si personne(X) alors humain(X)

R3 : Si humain(X) alors personne(X)

Supposons **f1 : (homme(fred), {∅}, IN)**

Alors : **f2 : (personne(fred), {[IN(f1)], [IN(f3)]}, IN)**

et : **f3 : (humain(fred), {[IN(f2)]}, IN)**

- Bilan**

- TMS ne propose qu'une seule extension dépendant des heuristiques de choix utilisées ainsi que de l'ordre dans lequel lui sont transmises les justifications
- TMS a été utilisé dans de nombreuses implémentations
- TMS est utilisé pour implémenter la logique des défauts

Pierre est un étudiant

Typiquement un étudiant est un adulte

Typiquement un adulte est engagé dans la vie professionnelle

Typiquement un étudiant n'est pas engagé dans la vie professionnelle

R1 : Si étudiant(X) et OUT(defaut-1(X)) alors adulte(X)

R2 : Si adulte(X) et OUT(defaut-2(X)) alors engagé(X)

R3 : Si étudiant(X) et OUT(defaut-3(X)) et engagé(X) alors F

Alors : **(adulte(pierre), {[IN (étudiant(pierre), OUT (défaut-1(pierre))]}, IN)**

d'après R2 : **(engagé(pierre), {[IN(adulte(pierre)), OUT(défaut-2(pierre))]}, IN)**

et R3 : **(F, {[IN(étudiant(pierre),engagé(pierre)), OUT(défaut-3(pierre))]}, IN)**

D'où : **{étudiant(pierre), adulte(pierre), défaut-2(pierre)}**

ou bien : **{étudiant(pierre), adulte(pierre), ¬engagé(pierre)}**