

Prise en Compte de l'Imprecision
dans les Systèmes Experts

M. K. Luhandjula *

Intelligent Systems Research Laboratory
College of Engineering
University of Saskatchewan
Saskatoon, Saskatchewan
Canada, S7N 0W0

Résumé

Nous présentons un approche pour la prise en compte de l'imprecision intrinsèque et informationnelle dans les Systèmes Experts. Le modèle proposé est doté de la capacité d'accepter de inputs imprécis de les traiter et de sortir des Outputs imprécis. Il tire avantage de la puissance expressive de représentation qu'offre les variables linguistiques et s'appuie sur un mode de raisonnement (modus ponens généralisé) qui étend de façon canonique le modus ponens classique.

Pour illustrer la pertinence de l'approche, une étude de cas (planification de la production) est discutée.

Nous terminons avec quelques remarques en mettant en exergue les avantages de l'approche et en indiquant quelques axes de réflexions pour des futurs travaux dans ce domaine.

1. Introduction

Dans la plupart des Systèmes Experts existants, toutes les données en présence sont supposées connues avec précision. De plus lors du processus inférentiel, le déclenchement d'une règle est conditionné par le fait que la proposition courante coïncide mot pour mot avec la prémisse de la règle en question.

De telles hypothèses sont trop restrictives et peuvent ipso facto être préjudiciables à des nombreuses applications concrètes.

Pour obvier à ces inconvénients, des approches basées sur la logique floue et s'appuyant sur les valeurs de vérité ont été développées [1], [2]. Nous présentons ici une approche qui tire avantage de la puissance expressive des variables linguistiques et utilise le modus ponens généralisé.

2. Système Expert flou

2.1 Composantes du Système

2.1.1. Base de Connaissance

La base de connaissance est composée d'une base des données et d'une base de règles. La base des données contient des faits de la forme: X est A où A est une variable linguistique. Les variables linguistiques sont représentées par leurs fonctions d'appartenance.

La base des règles contient des propositions de la forme:

Si X_1 est A_1 et X_2 est A_2 ou X_3 est A_3

alors

Y est (devrait être) B.

2.1.2. Moteur d'inférence

Le moteur d'inférence est doté de la capacité de traduire la valeur sémantique des connecteurs (et, ou, implication, composition \rightarrow) suivant les règles de la logique floue [3]. Il est aussi en mesure d'adopter le mode de raisonnement dit modus ponens généralisé et schématisé comme suit:

1. Cas d'une seule règle

Si X est A alors Y est B

X est A^*

alors Y est B^*

où $B^* = A^* \circ (A \rightarrow B)$ et

\circ, \rightarrow désignent la composition et l'implication respectivement.

ou encore:

$$\mu_{B^*}(b) = \bigvee_a (\mu_{A^*}(a) \wedge \mu_{A \rightarrow B}(a, b))$$

où:

μ_S est la fonction d'appartenance de S

\bigvee, \bigwedge désignent une conorme, norme triangulaire respectivement

$a \in \text{Support de A}$ et $b \in \text{Support de B}$.

2. Cas général

Si X est A_k alors Y est B_k ; $k = 1, N$ et X est A^*

Alors Y est B^*

ici B^* s'obtient à l'aide des relations suivantes:

$$\mu_{B^*}(b) = \bigwedge_{k=1} \mu_{B^*_k}(b)$$

où

$$\mu_{B^*_k}(b) = \bigvee_a (\bigwedge_{k=1} (\mu_{A^*}(a) \wedge \mu_{A_k \rightarrow B_k}(a, b)))$$

2.2. Applications

On considère le problème de la planification de la production.

Soient:

F_t : les ventes prévues pour la période t

I_{t-1} : le niveau du stock à la fin de la période t

P_t : Prédiction des experts

A: conclusion du Système

Les variab

les linguistiques prises en compte ici sont:

H = High (élevé), L = Low (bas), A = Average (moyen); SH = sort of high (quelque peu élevé, SL = sort of low (quelque peu bas); VH = very high; VL = very low; AMA = at most average, ALA = at least average; RL = rather low; RH = rather high.

Supposons que la base de règles soit composée des propositions ci-après:

1. Si F_t est SH et I_{t-1} est L alors P_t est H

2. Si F_t est A et I_{t-1} est A alors P_t est SH

3. Si F_t est SL et I_{t-1} est H alors P_t est SL

En utilisant notre système avec les inputs suivants:

F_t est SH^* et I_{t-1} est SH^* , ou

F_t est SL^* et I_{t-1} est SL^* , ou

F_t est RL^* et I_{t-1} est L^* , ou

F_t est H^* et I_{t-1} est AMA^* , ou obtient les résultats suivants:

F_t	I_{t-1}	E	A
SH^*	SH^*	SH	SH
SL^*	SL^*	SH	SH
RL^*	L^*	SH	SH
H^*	AMA^*	H	H

Conclusion

L'approche proposée possède deux avantages majeurs:

- (1) le procédé de représentation de connaissances se trouve enrichi par la possibilité d'inclure des données imprécises via des variables linguistiques.
- (2) le moteur d'inférence est en mesure de déclencher des règles dont les prémisses ne sont pas en correspondance biunivoque avec les faits courants.

Il serait souhaitable:

- d'une part d'incorporer d'autres schémas de raisonnement comme le modus tollens généralisé afin d'accroître la puissance prescriptive du système.
- d'autre part de doter le système des capacités d'apprentissage.

Ici le paradigme de l'approche des réseaux de neurones peut être d'un grand secours.

Remerciements

L'Auteur exprime sa profonde gratitude au Conseil de Recherche en Sciences Naturelles et en génie du Canada (CRSNG) pour le support financier pendant la réalisation de ce travail.

References

- (1) I.B. Turksen, X Fuzzy Expert Systems for IE/OR/MS, Fuzzy sets and Systems 51 (1992), 1-28.
- (2) I.B. Turksen, Approximate reasoning for production planning, Fuzzy sets and Systems 26 (1988) 23-37.
- (3) L.A. Zadeh, The role of fuzzy logic in the management of Uncertainty in expert systems, Fuzzy sets and Systems 11 (1983) 199-227.
- (4) J.F. Baldwin and N.C.F. Guild, Feasible algorithms for approximate reasoning using fuzzy logic, Fuzzy sets and Systems 3 (1980) 225-251.

***Adresse permanente :** Département de Mathématiques, Université de Kinshasa
B.P. 190 Kinshasa XI, Zaïre