Editorial

La représentation des connaissances et le raisonnement à partir de ces représentations ont donné naissance à de nombreux modèles. Les modèles graphiques probabilistes, et plus précisément les réseaux bayésiens, initiés par Judea Pearl dans les années 1980, se sont révélés des outils très pratiques pour la représentation de connaissances incertaines, et le raisonnement à partir d'informations incomplètes.

Un réseau bayésien $B = (G, \theta)$ est défini par :

– $G = (X,E)$, graphe dirigé sans circuit dont les sommets sont associés à un ensemble de variables aléatoires $X = \{X1, \cdots, Xn\}$,

– $\theta = \{P(Xi \mid Pa(Xi))\}$, ensemble des probabilités de chaque nœud Xi conditionnellement à l'état de ses parents $Pa(Xi)$ dans G.

Ainsi, la partie graphique du réseau bayésien indique les dépendances (ou indépendances) entre les variables et donne un outil visuel de représentation des connaissances, outil plus facilement appréhendable par ses utilisateurs. De plus, l'utilisation de probabilités permet de prendre en compte l'incertain, en quantifiant les dépendances entre les variables. Ces deux propriétés ont ainsi été à l'origine des premières dénominations des réseaux bayésiens, « systèmes experts probabilistes », où le graphe était comparé à l'ensemble de règles d'un système expert classique, et les probabilités conditionnelles présentées comme une quantification de l'incertitude sur ces règles.

Pearl *et al.* ont montré que les réseaux bayésiens permettaient de représenter de manière compacte la distribution de probabilité jointe sur l'ensemble des variables :

$$P(X1,X2, \cdots ,Xn) = \Pi\, P(Xi|Pa(Xi))$$

Cette décomposition d'une fonction globale en un produit de termes locaux dépendant uniquement du nœud considéré et de ses parents dans le graphe, est une propriété fondamentale des réseaux bayésiens. Elle est à la base des premiers travaux portant sur le développement d'algorithmes d'inférence, qui calculent la probabilité de n'importe quelle variable du modèle à partir de l'observation même partielle des autres variables. Ce problème a été prouvé NP-complet, mais a abouti à différents algorithmes qui peuvent être assimilés à des méthodes de propagation d'information dans un graphe. Notons que l'appellation « réseaux bayésiens » prête à confusion. En effet, ceux-ci ne sont pas forcément des modèles bayésiens, au sens statistique du terme. Ce sont des modèles graphiques probabilistes pouvant utiliser le théorème de Bayes pour « raisonner », i.e. faire de l'inférence. Dans le premier article de ce numéro, *Exact and approximate inference in ProBT*, K. Mekhnacha *et al.*, nous décrivent plusieurs algorithmes d'inférence, exacts ou approchés, mis en œuvre dans le moteur d'inférence ProBT.

L'utilisation d'un réseau bayésien n'est possible que si ses paramètres, structure et lois de probabilités conditionnelles, sont connus. Leur détermination est possible, aussi bien à l'aide d'expertises que d'utilisation d'algorithmes d'apprentissage à partir de données. Dans ce cadre, A. Delaplace *et al.,* nous proposent un *algorithme d'apprentissage de la structure d'un réseau bayésien par un algorithme génétique*.

La modélisation d'un problème par un réseau bayésien, puis l'utilisation d'algorithmes d'inférence, ont fait des réseaux bayésiens des outils idéaux pour le raisonnement ou le diagnostic à partir d'informations incomplètes. Quelle est, par exemple, la probabilité qu'un patient soit atteint de telle ou telle maladie, sachant que certains symptômes ont été observés, mais que d'autres informations ne sont pas connues ? Quelle est la configuration des variables représentant l'état de chacun des composants d'un système, sachant que tel ou tel comportement a été remarqué ? Le panel des domaines d'applications est très large, à l'image de ce numéro, avec les travaux d'A. Samé *et al.* sur *l'utilisation de réseaux bayésiens dynamiques à variable exogène continue pour la classification des points singuliers d'une voie ferrée*, puis ceux de Davy Weissenbacher sur l'emploi des *réseaux bayésiens pour le traitement automatique des langues*.

Ces modèles graphiques probabilistes ont donné lieu à de nombreuses extensions, dans le domaine temporel ou dans le domaine de la décision, avec par exemple les processus de décision de Markov. Les deux derniers articles de ce numéro constituent donc une passerelle entre réseaux bayésiens, modèles graphiques probabilistes et processus de décision de Markov : *réseaux bayésiens dynamiques génériques et hiérarchiques pour la décision en environnement incertain* par F. Teichteil-Königsbuch et P. Fabiani, et *un cadre graphique et algébrique pour les problèmes de décision incluant incertitudes, faisabilités et utilités* de C. Pralet *et al.*

Remerciements

Nous remercions Francis Bach, Salem Benferhat, Nicolas Delestre, Olivier François, Christophe Gonzales, Jean-Yves Jaffray, Sam Maes, Jean-Pierre Raoult et Pierre-Henri Wuillemin pour leur participation au comité de rédaction de ce numéro spécial.

Philippe Leray
INSA Rouen/LITIS - EA 4108
Philippe.Leray@insa-rouen.fr