

# Optimisation de l'inférence dans les Réseaux Bayésiens Dynamiques

Morgan Chopin, Pierre-Henri Wuillemin

LIP6 ; Université de Paris 6 ; 104, avenue du Président Kennedy, 75016 Paris, France  
{morgan.chopin, pierre-henri.wuillemin}@decision.lip6.fr

**Mots-Clés** : *réseau bayésien ; réseau bayésien dynamique ; inférence ; arbre de jonction ; coupe minimale ; réduction polynomiale.*

Dans cet article, nous nous intéressons au problème de l'inférence exact dans les réseaux bayésiens dynamiques (dBNs) [4]. Plus précisément, nous proposons une amélioration de l'algorithme d'inférence basée sur l'algorithme de l'arbre de jonction (JT) [7, 5]. Cette méthode consiste à construire une structure seconde, l'arbre de jonction, à partir du réseau initial en passant par trois étapes : moralisation, triangulation et construction de l'arbre de jonction.

D'une manière générale, l'inférence dans les dBNs est un problème NP-difficile [2], et cela se voit lors de la phase de triangulation de l'algorithme JT. En effet, pour pouvoir trianguler le réseau, il faut trouver un ordre d'élimination optimal tel que l'arbre de jonction obtenu ait des tailles de cluster les plus petites possibles. Or trouver un tel ordre d'élimination est NP-difficile. Toute amélioration de l'algorithme JT se porte donc essentiellement sur l'amélioration de la technique de recherche d'un tel ordre.

Les méthodes qui semblent donner les meilleurs résultats sont celles qui utilisent la structure particulière des dBNs pour contraindre l'ordre d'élimination [6, 8, 3, 1]. Autrement dit, au lieu de considérer l'ensemble des ordres d'élimination possibles, on place des contraintes pour n'en considérer qu'une partie : ceci limite l'espace de recherche, sans pour autant limiter la qualité des solutions [3]. Cependant, de tels ordres d'élimination, en particulier ceux proposés dans la littérature, impliquent une borne inférieure sur la taille des clusters. L'objet de notre article est donc de fournir un ordre d'élimination tel que la borne inférieure soit la plus petite possible.

Afin de trouver des ordres d'élimination plus efficaces, nous nous basons sur la résolution d'un problème classique de recherche opérationnelle : la coupe minimale dans un graphe. Dans ce but, nous introduisons la notion d'*interface* (ensemble de noeuds rendant indépendant le passé du futur), déjà présente dans [6, 8, 3, 1] mais non généralisée. Ceci nous permet alors de faire le lien avec la coupe d'un graphe. De la recherche d'une interface de taille minimale, dont on montre qu'elle est équivalente à la recherche d'une coupe minimale, nous en déduisons l'ordre d'élimination MIN-ELIM. Nous validons alors expérimentalement que l'utilisation de cet ordre d'élimination génère des cliques de tailles plus petites que celles générées en utilisant les ordres d'éliminations connus dans la littérature.

## Références

- [1] J. Bilmes and C. Bartels. On triangulating dynamic graphical models. In *UAI*, pages 47–56, Acapulco, Mexico, 2003. Morgan Kaufmann Publishers.
- [2] Gregory F. Cooper. The computational complexity of probabilistic inference using bayesian belief networks. *Artif. Intell.*, 42(2-3) :393–405, 1990.
- [3] Adnan Darwiche. Constant-space reasoning in dynamic bayesian networks. *International Journal of Approximate Reasoning*, 26 :161–178, 2001.
- [4] Thomas Dean and Keiji Kanazawa. A model for reasoning about persistence and causation. *Comput. Intell.*, 5(3) :142–150, 1990.
- [5] F. V. Jensen, S. L. Lauritzen, and K. G. Olesen. Bayesian updating in causal probabilistic networks by local computations. *Computational Statistics Quaterly*, 4 :269–282, 1990.
- [6] Uffe Kjaerulff. dhugin : A computational system for dynamic time-sliced bayesian networks. *International Journal of Forecasting*, 11 :89–111, 1994.
- [7] Steffen L. Lauritzen and David J. Spiegelhalter. Local computations with probabilities on graphical structures and their application to expert systems. *Journal of the Royal Statistical Society, Series B*, 50 :157–224, 1988.
- [8] Kevin Murphy. *Dynamic Bayesian Networks : Representation, Inference and Learning*. PhD thesis, University of California, 2002.
- [9] Judea Pearl. *Probabilistic Reasoning in Intelligent Systems : Networks of Plausible Inference*. Morgan Kaufmann, 1988.