

Apprentissage dans une méthode de recherche arborescente basée sur les divergences

W. Karoui^{1,2}

M.-J. Huguet¹

P. Lopez¹

W. Naanaa³

¹ LAAS-CNRS, 7 avenue du Colonel Roche, 31077 Toulouse cedex 4

² Unité de recherche ROI, Ecole Polytechnique de Tunisie, 2078 La Marsa, Tunisie

³ Faculté des Sciences de Monastir, Boulevard de l'environnement, 5019 Monastir, Tunisie

wafa.karoui@laposte.net
huguet@laas.fr
lopez@laas.fr
naanaa.wady@planet.tn

Résumé

Nous présentons une nouvelle méthode basée sur la notion de divergences et intitulée “Minimal Discrepancy Search”. Cette méthode de recherche intègre mécanismes de propagation et fonction d’apprentissage sur l’ordre des variables à instancier. L’efficacité de la méthode est évaluée sur des CSP aléatoires en comparant les résultats obtenus avec ceux fournis par des algorithmes d’instanciation basés sur FC et MAC. Les tests montrent que la méthode proposée est performante. Une évaluation est en cours sur d’autres types de problèmes.

Mots-clefs

Problèmes de satisfaction de contraintes, filtrage, apprentissage, divergence, problèmes d’ordonnancement.

1 Introduction

Nous présentons une nouvelle méthode intitulée “Minimal Discrepancy Search” (MDS) pour la résolution de problèmes de satisfaction de contraintes (CSP). MDS est basée sur une amélioration de la recherche à divergences limitées (LDS) [1] intégrant mécanismes de propagation et fonction d’apprentissage sur l’ordre des variables à instancier. L’apprentissage tire profit de certains échecs rencontrés au cours de la recherche pour rendre plus efficace l’heuristique d’ordonnancement des variables. Nous obtenons ainsi une méthode de recherche moins redondante que LDS et qui requiert moins de divergences pour statuer sur l’inconsistance d’un problème. L’efficacité de MDS est validée en comparant les résultats qu’elle obtient sur des CSP générés aléatoirement avec ceux obtenus par des algorithmes de Backtrack chronologique intégrant des propagations de type FC (“Forward-Checking”) ou MAC (“Maintaining Arc-Consistency”). Les expériences montrent tout d’abord que MDS surpassé LDS et ses variantes connues. De plus, MDS domine les algorithmes d’instanciation intégrant FC et MAC,

principalement sur des problèmes qui contiennent des solutions (problèmes admissibles).

2 Méthode proposée

LDS a pour objectif la recherche d’une solution admissible d’un CSP. Pour cela, elle suit les choix d’une heuristique d’instanciation ; en cas d’échec dans la recherche de solutions, la méthode LDS effectue un écart par rapport aux choix de l’heuristique, ce qu’on appelle une divergence. Pour les problèmes aléatoires traités, nous utilisons des heuristiques d’instanciation dont l’efficacité a été éprouvée. Il s’agit de *min-domain* pour le choix des variables et *min-conflict* pour le choix des valeurs. D’autres heuristiques sont encore à l’étude.

LDS présente deux inconvénients majeurs qui limitent notablement son application. Il s’agit de sa redondance dans le parcours de l’arbre de recherche (sur un problème quelconque) et le fait qu’elle réitère jusqu’à autoriser le maximum de divergences quand le problème est insoluble. Nous proposons une nouvelle méthode appelée MDS qui a pour but de pallier ces inconvénients de LDS.

Dans LDS, l’heuristique sur l’ordre des variables est l’unique responsable de l’ordre des instanciations et donc du parcours de l’espace de recherche. Cela induit que, quand on réitère LDS en incrémentant le nombre de divergences autorisées, on retrouve fréquemment la même variable à instancier.

Supposons que l’instanciation d’une variable soit à l’origine de l’échec ; lors de la construction d’une nouvelle branche de l’arbre, il est préférable de ne pas la privilégier par rapport à l’ordre dans lequel on considère les variables. C’est l’objectif de MDS qui, en introduisant la notion de poids associé à chaque variable et en l’incrémentant à chaque fois que la variable essuie un échec, essaie de guider l’heuristique vers les variables qui auront le poids le plus important (variables concrètement contraintes). Glo-

alement, linstanciation des variables suit, en premier lieu, lheuristique de choix de *min-domain*, en deuxième lieu lordre de poids décroissant, en troisième lieu lordre des indices. Lors des prochaines itérations, et lorsque lheuristique *min-domain* classe premières ex-æquo plusieurs variables, on se sert de ce poids comme critère de choix secondaire. Ceci permet de “remonter” des variables (dans la liste ordonnée des variables à considérer) par rapport à lordre proposé par LDS, le nouvel ordre étant susceptible de guider plus rapidement vers une solution. Cette “correction” de lheuristique peut ainsi être vue comme un apprentissage dynamique.

En plus de cette nouvelle direction dans le parcours de l'espace de recherche, MDS ajoute une autre technique d'apprentissage lui permettant de quitter la recherche, prématulement mais avantageusement, dans le cas de problèmes insolubles. En effet, quand nous nous autorisons un certain nombre de divergences et que nous les utilisons toutes, il est certain qu'une nouvelle itération autorisant un nombre supérieur de divergences s'impose. Dans le cas contraire, où les divergences autorisées ne sont pas toutes utiles et que nous quittions litération à cause d'un inconsistance avant de les utiliser, le problème peut directement être déclaré insoluble : toutes les itérations qui vont suivre avorteront en raison de la même inconsistance et indépendamment de la borne sur les divergences.

La validité de la méthode MDS et sa complétude peuvent être prouvées [2]. Le comptage des divergences peut se faire de différentes manières. Dans ce travail, notre choix a été d'en faire un comptage non binaire à une profondeur donnée de l'arbre de recherche. Pour une variable analysée, la valeur du nombre de divergences effectuées est associée à la distance de la valeur correspondante choisie, par rapport à la valeur préconisée en priorité par lheuristique. En procédant ainsi, le maximum de divergences pour une variable est égal au nombre de valeurs possibles moins un.

3 Evaluation de la méthode

Lévaluation de MDS a porté sur des CSP aléatoires de diverses tailles et a été faite en comparaison avec des méthodes de résolution performantes, BT-FC et BT-MAC, chacun dans sa zone de performance. Le générateur utilisé [3] est du type désigné par modèle B dans la littérature. Les performances sont évaluées en termes de temps et de nombre de nœuds développés dans l'arbre de recherche.

La méthode LDS que l'on considère est adaptée aux CSP ; elle fait intervenir des techniques de filtrage de type FC (LDS associé à des méthodes de filtrage de type MAC a donné de mauvais résultats pour l'instant). Les comparaisons attestent que MDS obtient des résultats compétitifs avec les méthodes considérées. Sur les problèmes solubles, elle est même la plus performante en termes de temps CPU. Des évaluations portant sur des problèmes d'ordonnancement tirés de la OR-Library [4] sont à l'étude. Dans un premier temps, on a considéré des *job shops* de taille réduite sur lesquels on a comparé BT-FC, BT-MAC et MDS.

Les résultats préliminaires sont en faveur de MDS, ce qui nous incite désormais à étudier l'impact de MDS associée à des techniques d'évaluation classiques en ordonnancement (détermination de bornes d'un critère d'optimisation).

Références

- [1] W.D. Harvey and M.L. Ginsberg. Limited discrepancy search. In *Proceedings IJCAI-95*, pages 607–613, Montréal, Canada, 1995
- [2] W. Karoui, M.-J. Huguet, P. Lopez, W. Naanaa. Amélioration par apprentissage de la recherche à divergences limitées. In *Actes JFPC'2005*, pages 109–117, Lens, 2005
- [3] D. Frost, C. Bessière, R. Dechter, J.-C. Régin, Random uniform CSP generators, <http://www.lirmm.fr/~bessiere/generator.html>
- [4] OR-Library – A collection of test data sets for a variety of Operations Research problems. <http://people.brunel.ac.uk/~mastjeb/info.html>