

F-023

制約充足問題のためのランク付け機能を有するACOの 局所探索による解候補育成

An Effect of Rank-Based ACO with Min-Conflict Heuristics for Constraint Satisfaction Problems

早川 大貴[†] 水野 一徳[†] 長澤 圭孝[†] 佐々木 整[†] 西原 清一[‡] 小野 智司^{††}

Daiki Hayakawa Kazunori Mizuno Yoshitaka Nagasawa Hitoshi Sasaki Seiichi Nishihara Satoshi Ono

1 はじめに

近年、大規模な制約充足問題(CSP)に対して、確率的探索アルゴリズムにおける局所最適解からの脱出のためのメタ戦略に関する研究が注目されている[1]。その中でも、アリの餌探しの際の行動を模倣したAnt Colony Optimization (ACO) はこれまで多くの組み合わせ探索を含む問題に対して有効であることが示されてきた。また、各エージェントに対して優劣情報であるランクを与え巡回路に応じた重み付ける研究が行われてきた。本研究ではフェロモン更新をランク付けによって行うACOに対して、Min-Conflict Hill-Climbing (MCHC) を適用することにより、生成された解候補を育成する方法の効果を実験的に確認する。

2 研究分野の概要

2.1 制約充足問題

CSPとは、問題の構成要素に対して制約が与えられたとき、すべての制約を一斉に満足させる問題である。本研究では制約を二項間に限定したBinary CSPを対象とする。Binary CSPは $\langle n, m, p_1, p_2 \rangle$ で定義する。 n は変数の数、 m は変数に割り当て可能な値の変域、 p_1 は変数間に制約が発生する確率、 p_2 は変数間に割り当て可能な値組が発生する確率を表す。

2.2 ACO

ACOとは、アリのフェロモン軌跡の機能をモデルとしている[2]。Ant System (AS)はDrigoらによって開発された最初のACOである。ASrank[3]は、探索処理(解候補生成)はASと同じであるが、最良解を出した

エージェントに最も多くのフェロモン量を放出させ、そのサイクルのエージェントを経路長によりランク付けし、ランク値に比例した量のフェロモン量を放出させるというものである。

3 局所探索による解候補の育成

3.1 基本方針

本研究では、MCHCを適用したASでの探索を行い、生成された解候補をMCHCによって育成し、収束性を強める手法を提案する。その基本方針は次の4つである。

1. 各サイクルにおける解候補生成およびフェロモン更新はASrankを用いる。
2. 生成された解候補のうち一部を選択し、選ばれた解候補に対してMCHCを適用し、その後ランク付けを行う。

3.2 アルゴリズム

本手法のアルゴリズムを図1に示す。

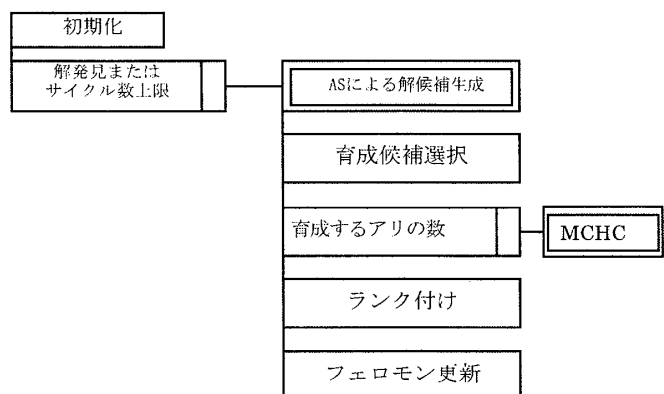


図1: 本手法のアルゴリズム

[†] 拓殖大学工学部情報工学科, Department of Computer Science, Faculty of Engineering, Takushoku University
[‡] 筑波大学大学院コンピュータサイエンス専攻, Department of Computer Science, University of Tsukuba
^{††} 鹿児島大学大学院理工学研究科, Department of Information Science and Biomedical Engineering, Graduate School of Science and Engineering, Kagoshima University

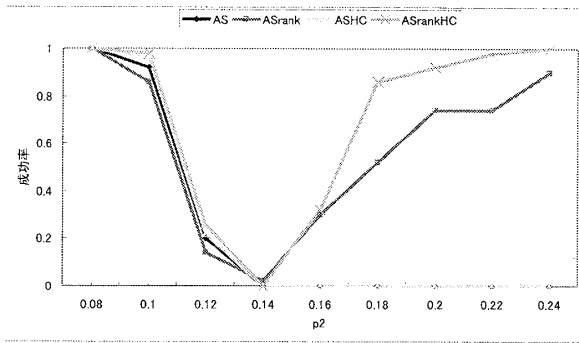


図 2: 探索成功率

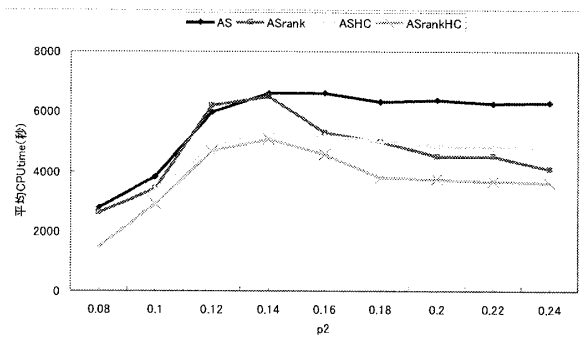


図 3: 平均探索時間

- (1) 初期化 (探索パラメータ設定) アリの数や探索回数の上限, 解探索における種々の制御パラメータを設定する。
- (2) 解候補生成各サイクルに AS と同様の方法で解候補を生成する。
- (3) 育成候補選択生成された解候補のうち制約違反数が少ないものからいくつか選択する。
- (4) MCHC 選択した育成候補に対して MCHC を適用する。
- (5) ランク付け MCHC によって育成された解候補にランクを与え, フェロモンの量を調整する。
- (6) フェロモン更新 MCHC で育成された解候補のうち, 最も制約違反数が少なかった解候補をフェロモン更新に用いる。フェロモン更新は文献 [3] と同様の方式で行う。

4 実験

4.1 実験条件

以上で述べた手法の解探索の性能を確認するために実験を試みた。ここでは, $\langle n, m, p_1, p_2 \rangle = \langle 150, 4, 0.14, p_2 \rangle$ として, $p_2 = 0.08 \sim 0.24$ のパラメータでランダムに各 50 問生成した Binary CSP を用いた。実験では, AS, ASrank, およびそれぞれに MCHC を組み込んだ本手法 (ASHC, ASrankHC と呼ぶ) を用いて, 探索成功率 (探索した問題のうち解を発見することができた割合) と平均探索時間を比較した。なお, すべての手法において, アリの数=50, 蒸発係数 $\rho=0.01$, $\alpha=5$, $\beta=5$ と設定した。

4.2 実験結果

図 2, 3 に結果を示す。図 2, 3 より, ランク付け機能を有している手法の方がより高い探索成功率であり,

解探索がより高速ことが分かる。MCHC を組み込んだ本手法と比較すると, 相転移領域付近の難しい問題が存在する $p_2=0.14$ では探索の性能が悪いものの, $p_2=0.14$ 以降の制約がやや強くなる領域においては, 探索成功率が大幅に上昇していることが分かる。以降で解が見つからなかったのに対し, ランク付けを行うことで $p_2=0.14$ では見つからなかったが, それ以降では大幅に探索成功率が上がっている。また, MCHC を組み込むことにより探索時間の大幅に短縮されていることが分かる。

5 おわりに

本研究では, MCHC により収束性を強める手法を提案し, 実験により探索成功率, 時間ともに改善されることが分かった。今後はより大規模かつ多様な CSP に対して実験を行い, 本手法の適用範囲を明確にすることが重要である。

参考文献

- [1] Mizuno, K., Nishihara, S. et. al.: Population migration: a meta-heuristics for stochastic approaches to constraint satisfaction problems, *Informatica*, Vol. 25, No. 3, pp. 421–429 (2001).
- [2] Christine Solnon: Ants Can Solve Constraint Satisfaction Problem, *IEEE transactions on evolutionary computation*, Vol. 6, No. 4, pp. 347–357 (2002).
- [3] B.Bullnheimer, R. F. Hartl, and C. Strauss: A new rank based version of the Ant System: a computational study, *Central European Journal for Operations Research and Economics*, 7(1), 25–38 (1999).