

蟻の集団を用いた適応型確率探索による制約充足問題の解法

三上 貴之[†] 水野 一徳[†] 西原 清一[‡]

[†] 拓殖大学工学部情報工学科 [‡] 筑波大学大学院システム情報工学研究科

1 はじめに

近年、大規模な制約充足問題に対して、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]。なかでも、蟻が巣に餌を運ぶ際のフェロモン分泌の仕組みを模倣した ACO は問題によっては非常に良い結果が得られている [2, 3]。ACO の研究の一つの焦点は、解探索における収束性と多様性の維持とのバランスをどのように調整するかである。本研究では、このバランスを与えられた問題に応じて自動的に決定する手法を提案する。本手法は、解候補を生成する蟻を複数の集団に割り振り、集団ごとに探索、集団の評価をくり返すものである。

2 研究分野の概要

2.1 制約充足問題

制約充足問題 (CSP) とは、離散値をとるいくつかの変数に割り当て可能な値の組合せのうち、与えられたすべての制約を満たすような組合せを探索によって発見する問題である。本研究では、CSP の具体的な例題としてグラフ色塗り問題 (COL) を対象とする。COL とは、グラフの辺でつながれた隣接する頂点が同じ色にならないようにすべての頂点にある定められた色のうちの 1 色を塗る問題である。

また、COL における制約密度 d を変数の数 n と制約の数 m を用いて $d = m/n$ で定義する。

2.2 Ant Colony Optimization

ACO とは、蟻のフェロモン軌跡の機能をモデルとする。Dorigo はこのアルゴリズムを AS (Ant System) と呼んでいる [4]。蟻は自分の通ったあとにフェロモンを落としている。フェロモンの役割は分泌、蓄積と蒸発、検知である。これで場を介した間接的なフェロモンコミュニケーションをしている。フェロモンは常に蒸発しているが、蟻がよく通るルートほどフェロモンの蓄積量は多くなる。フェロモンの量が多いほど誘因性が高まってアリを引き寄せるので、そこに多くのフェロモンを分泌する確率が高まる。問題によっては他のメタヒューリスティックと比べても非常に良い性能をあげることができる。

AS のアルゴリズム [5] を図 1 に示す。

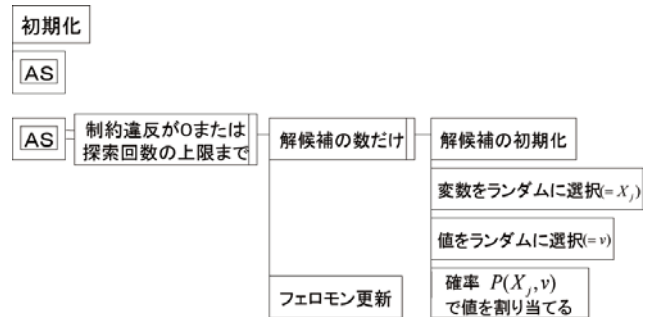


図 1: AS のアルゴリズム

図 1 において、値を割り当てる確率 $P(X_j, v)$ は次式で計算する。

$$P(X_j, v) = \frac{[\tau(X_j, v)]^\alpha [\eta(X_j, v)]^\beta}{\sum_{w \in D(X_j)} [\tau(X_j, w)]^\alpha [\eta(X_j, w)]^\beta} \quad (1)$$

ただし、 τ はフェロモンの蓄積量、 η は制約違反の変化量、 $D(X_j)$ は変数 X_j に割り当て可能な値の集合である。式 (1) 中のパラメータ α と β が AS の収束性と多様性のバランスを決める。収束性とは、良い解の近くを集中的に探索することであり、多様性とは、これまで探索してきた解とは構造の異なる解の探索をすることである。このパラメータ α は収束性の重みである。この値が大きいほど収束性の比重が高くなる。また、パラメータ β は多様性の重みである。この値が大きいほど多様性の比重が高くなる。AS では、収束性はフェロモンの蓄積量に依存する傾向があり、多様性は制約違反数の変化量に依存する傾向がある。

3 提案する手法

3.1 基本方針

本研究では、解探索における収束性と多様性の維持とのバランスの調整を、与えられた問題に応じて自動的に決定する手法を提案する。その基本方針は次の 3 つである。

(1) 蟻の集団を複数個生成し、集団ごとに異なるパラメータを割り当てる。ここで、集団に割り当てるパラメータは、式 (1) の α とし、パラメータ β はすべての集団で同じとする。

(2) すべての蟻は、AS による探索を行うことにより解候補を生成する。

(3) 探索の途中で、各集団の評価値を求め、この評価値が低い集団から高い集団に蟻を移動する。

これらにより、対象とする問題に対して適切と思われるパラメータ α を持つ集団に、多くの蟻を集めながら探索できると考えられる。

An Adaptive Meta-Heuristics Using Ant Populations for Constraint Satisfaction Problems

Takayuki Mikami[†], Kazunori Mizuno[†], and Seiichi Nishihara[‡]

[†]Department of Computer Science, Takushoku University

[‡]Department of Computer Science, University of Tsukuba

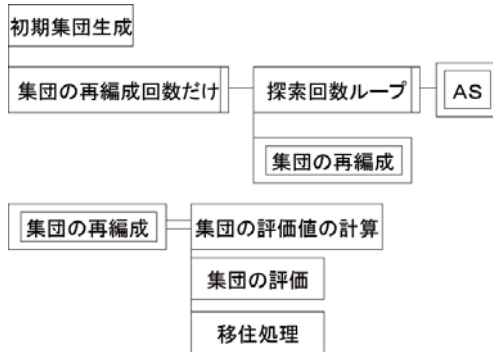


図 2: 本手法のアルゴリズム

3.2 アルゴリズム

本手法のアルゴリズムを図 2 に示す．本手法は，初期集団を生成した後，AS による解探索処理と集団の再編成処理を繰り返す．集団の再編成処理では，集団 S_k の評価値 h_k の計算し，全集団を平均評価値 (\bar{h}) より高い集団 SH と低い集団 SL に分類して，移住処理を行う．

移住処理は次の 2 つのステップからなる．

[Step 1] 集団 $S_k \in SL$ から次式により B_k 個の蟻をランダムに取り出す．評価値の低い集団ほどより多くの蟻が取り出される．

$$B_k = \frac{\bar{h} - h_k}{\sum_{S_j \in SL} (\bar{h} - h_j)} \times S_k \text{ に属する蟻の数} \quad (2)$$

[Step 2] 取り出した蟻を集団 $S_r \in SH$ に，次式の確率 R_r で割り振る．評価値の高い集団ほど確率的に多くの蟻が移動される．

$$R_r = \frac{h_r - \bar{h}}{\sum_{S_j \in SH} (h_j - \bar{h})} \quad (3)$$

4 評価実験

AS，本手法の性能を評価するため，頂点数=50，色数=3 の COL をランダムに発生させ解探索を試みた．ここでは，制約密度 $1.5 \leq d \leq 4.5$ の問題を対象とし各制約密度ごとに 100 問 (計 700 問) の問題を生成した．本手法では，蟻の数=50，集団数=5 とし，各集団におけるパラメータ $\alpha=1, 3, 5, 10, 20$ ， $\beta=10$ とした．AS では，蟻の数=50， $\alpha=1, \beta=10$ とした．図 3 および図 4 はそれぞれ探索回数の上限を 100, 150, 200, 250, 300 と 5 段階に変えて実験を行った結果を示している．AS と本手法を比較すると本手法の方が探索成功率が上回っている．特に相転移 [1] 領域付近の $d = 2.5$ では，AS が探索回数を増やしてもそれほど成功率が向上しないのに対して，本手法では，探索回数が大きくなるに従って，探索成功率が向上していることがわかる．

5 おわりに

本研究では，ACO に関する研究の一つの焦点である解探索における収束性と多様性の維持とのバランス

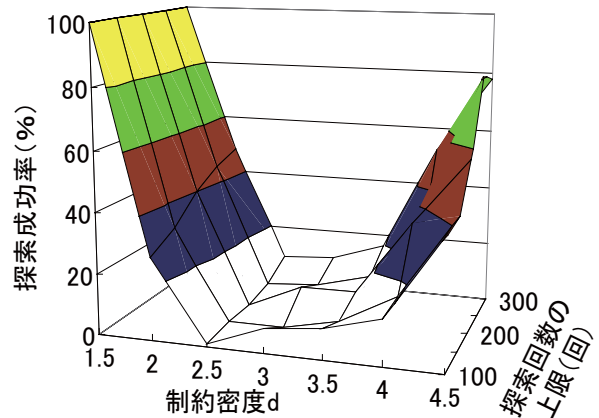


図 3: AS の探索成功率

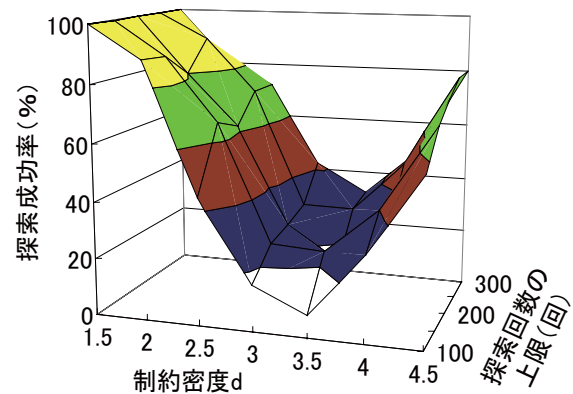


図 4: 本手法の探索成功率

の調整を与えられた問題に応じて自動的に決定する手法を提案した．制約密度の低い問題で AS よりも有効であることを実験により確認した．

今後は，大規模な問題や他の CSP に適用して本手法の有効性を確かめることが課題である．

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] 中道義之, 有田隆也: ACO におけるランダム選択に基づく多様性調節の効果, *情報処理学会論文誌*, Vol. 43, No. 9, pp. 2939–2946 (2002).
- [3] 筒井茂義: 集合フェロモンシステム (APS): 集合フェロモンの機能をモデルとする実数値探索アルゴリズムの一構成法の提案, *人工知能学会論文誌*, Vol. 20, No. 1, pp. 76–83 (2005).
- [4] 柳浦睦憲, 茨木俊秀: 組合せ最適化～メタ戦略を中心として～, 朝倉書店 (2001).
- [5] Christine Solnon: Ants Can Solve Constraint Satisfaction Problem, *IEEE transactions on evolutionary computation*, Vol. 6, No. 4, pp. 347–357 (2002).