

蟻の集団を用いた BinaryCSP の解法

西野 斉久† 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 (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]. 中でも、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 Ant Colony Optimization (ACO) は巡回セールスマン問題などの組み合わせ最適化問題に対して有効な手法として研究されている [2]. 本研究では、二項制約のみからなる CSP (BinaryCSP) に対して ACO である Ant System (AS) と呼ばれるアルゴリズムを改良し、効率と成功率を改善することを目的とする。

2 研究分野の概要

2.1 CSP

CSP とは、複数存在する構成要素に対して局所的制約が与えられたとき、対象物全体の矛盾のない解釈を探索によって求める問題である [1]. 本研究では BinaryCSP を対象とし、以下に例を示す。

変数: x_1, x_2, x_3

変域: $D_1 = D_2 = D_3 = \{a, b, c\} (= D)$

制約: $p_1 = p_2 = p_3 = D$

$p_{12} = \{(a, a), (b, b)\}$

$p_{23} = \{(a, b), (b, c)\}$

解: $(x_1, x_2, x_3) = \{(a, a, b), (b, b, c)\}$

2.2 ACO

ACO とは、組み合わせ最適化問題で最近注目を集めてきたメタヒューリスティックである。蟻のフェロモン軌跡の機能をモデルとしている点の特徴である [3].

蟻は自分が通ったあとにフェロモンを残している。このフェロモンを利用して蟻は間接的なフェロモンコミュニケーションを行っている。フェロモンは常に蒸発している。そのため、蟻が頻繁に通るところにはフェロモンが蓄積され多く残っているが、ほとんど通らないところには蓄積されないため、徐々にフェロモンは蒸発し、減少し

Solving Binary Constraint Satisfaction Problems by Ant Population

Narihisa Nishino †, Kazunori Mizuno †, and Seiichi Nishihara ‡

† Department of Computer Science, Takushoku University

‡ Department of Computer Science, University of Tsukuba

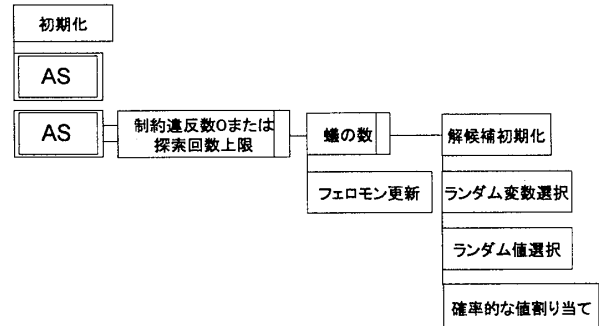


図 1 AS アルゴリズム

ていく。蟻は、蓄積量が多いところほど引き寄せられる傾向にあるため、結果としてフェロモンの蓄積量が多いところほど頻繁に通るようになる。この性質を利用したものが ACO である。

2.3 AS

AS は、Dorigo が提案した最初の ACO である。AS の基本的なアルゴリズムを図 1 に示す [3].

AS では、まず蟻一匹に対して一つの解候補を持たせる。解候補は、ランダムに変数 X_j と値 v を選択し、 $P(X_j, v)$ の確率で値を割り当てるかどうかを決定する。確率 $P(X_j, v)$ は、次式で計算する。

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

τ はフェロモン蓄積量、 η は制約違反数変化量、 $D(X_j)$ は変数 X_j に割り当て可能な値の集合、 α と β は、解探索における収束性と多様性の重みパラメータを表している。すべての蟻に解候補を持たせ探索を行い解が見つからなかった場合、サイクルの中で最も制約違反数が少なかった解候補を用いてフェロモン更新を行う。これらを繰り返し制約違反数が 0、または探索回数上限に達するまで繰り返し行う。

3 提案する手法

3.1 基本方針

ACO 研究の一つの焦点として、収束性と多様性のバランスをどのように調整するかである。提案する手法の基本方針を以下に示す。

- 蟻の集団を複数個生成しそれぞれの集団に異なるパラメータ (α, β) を与える。
- 集団の蟻一匹一匹は、AS を用いた探索を行う。
- 探索の途中で各集団を評価し、評価の高いパラメータの集団へランダムに蟻を移動させる。

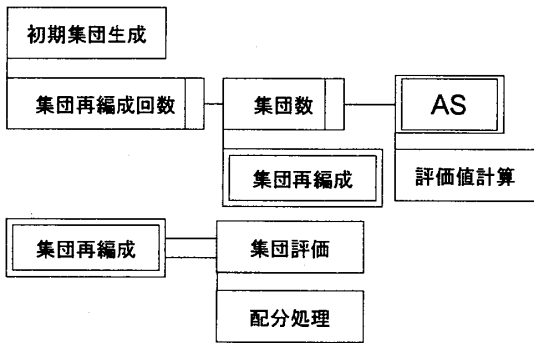


図2 本手法アルゴリズム

3.2 アルゴリズム

本手法のアルゴリズムを図2に示す。本手法では、まず均等に蟻を配分した集団を複数個生成し、それぞれの集団ごとにASを用いた探索および集団再編成を行う。集団再編成では、まず各集団の制約違反数の平均を計算し、前回の探索における制約違反数変化量を考慮した上でその値を評価値 h_k とする。そして平均評価値 \bar{h} を計算し、その値よりも低い評価値の集団をSL、高い評価値の集団をSHに分類し、配分処理を行う。

この配分処理では、まず式(1)よりSHの集団から蟻を取り出す確率 PO_k を計算し、その確率を元に集団に居る蟻一匹一匹に対して取り出すかどうか判定処理を行う。

$$PO_k = \frac{h_k - \bar{h}}{\sum_{S_j \in SH} (h_j - \bar{h})} \quad (1)$$

取り出された蟻は、式(2)の確率 PI_r を用いて別の集団に移される。評価値の低い集団ほど蟻が移る確率が高くなる。

$$PI_r = \frac{\bar{h} - h_r}{\sum_{S_j \in SL} (\bar{h} - h_j)} \quad (2)$$

これら一連の処理を行うことで、制約違反数の少ない集団により多くの蟻を集めることができるようになる。

4 実験

ASと本手法との性能比較を行う。対象問題は、変数100、変域4、変数間に制約が発生する確率0.14、変数に割り当て可能な値組が発生する確率(p_2)0.14~0.20のパラメータで各50問(200問)ずつランダムに生成したBinaryCSPを用いた。ただし、解は必ず含まれているものとする。ASのパラメータは、蟻の数=50、 $\alpha=1$ 、 $\beta=10$ とした。本手法では、蟻の数=50、集団数=5とし各集団にそれぞれ $\alpha=1, 3, 5, 10, 20$ とパラメータを設定した。ただし β についてはASと公平にするため $\beta=10$ に固定した。探索回数上限については、200, 300, 400, 500とした。本手法では集団再編成回数=5と設定し蟻による解候補生成回数が等しくなるようにした。図3, 4に結果を示す。探索回数300回

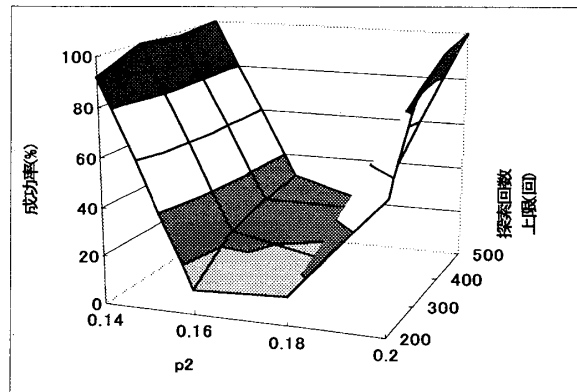


図3 AS成功率

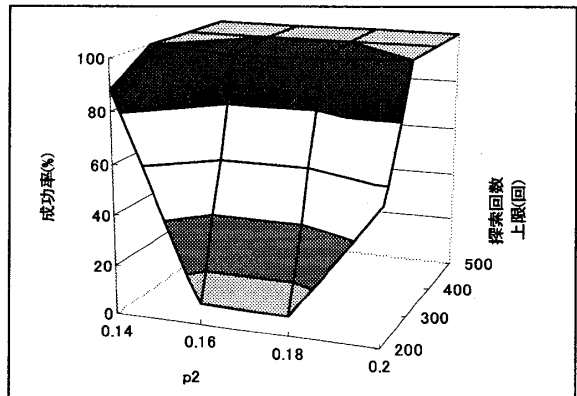


図4 本手法成功率

以上を比較すると本手法の方が成功率は上回っている。特に相転移領域付近である $p_2=0.18$ では、格段に成功率が改善されている。注目すべき点は、探索 $p=0.18$ の成功率においては、ASの方は4%の改善であるが、本手法では90%の改善が見られる。

5 おわりに

本研究では、収束性と多様性のバランスを探索中に自動的に調整する手法を提案した。また実験において、ASよりも本手法の方が成功率は改善されていることが確認できた。

今後の課題は、大規模な問題やその他のCSPに適用し有効性を検証することである。

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整の効果", 情報処理学会論文誌, Vol.43, Vol9, pp.2939-2946, (2002).
- [3] Christine Solnon: Ants Can Solve Constraint Satisfaction Problem, IEEE transactions on evolutionary computation, Vol.6, No.4, pp.347-357(2002).