

Binary CSP のための制約違反最小化戦略に基づく ハイブリッド型 Ant System の提案

奥住 雅仁† 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ヒューリスティクスに関する研究が注目されている^[1]。中でも、アリ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) は多く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。また、様々な問題に対して山登り法、遺伝的アルゴリズムなどと組み合わせて改良をされている^[2]。本研究では ACO と局所探索性の高いアルゴリズムを組み合わせた手法を提案する。また二項制約のみからなる CSP (Binary CSP) に適用することにより、本手法の性能を評価する。

2 研究分野の概要

2.1 CSP

本研究では二項制約からなる Binary CSP を対象とする。次に Binary CSP の例を示す。

変数: x_1, x_2, x_3
 変域: $D_1=D_2=D_3=\{a, b, c\}$ ($=D$)
 制約: $c_1=c_2=c_3=D$
 $c_{12}=\{(a, b), (b, c)\}$
 $c_{23}=\{(b, b)\}$
 解: $(x_1, x_2, x_3)=\{(a, b, b)\}$

2.2 ACO と AS

ACO は、蟻のフェロモン軌跡の機能をモデルとしている^[3]。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 2 示す^[3]。

AS では、まず蟻一匹に対して一つの解候補が生成される。解候補は、ランダムに変数 X_j と値 v を選択し、 $P(X_j, v)$ の確率でその値を割り当てるかどうかを決定することを繰り返すことにより生成される。確率 $P(X_j, v)$ は、次式で計算する。

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

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、収束性と多様性の重みを表している。収束性とは、ある空間を集中的に探索することで、多様性とは、これまでとは違う空間を探索することである。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い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。

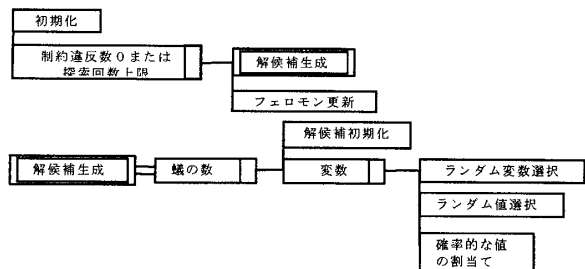


図 2. AS の基本的なアルゴリズム

3 提案する手法

3.1 基本方針

ASにおいてフェロモンの更新はサイクルごとに制約違反が最も少ない解候補のみで行われる。また、全ての解候補は破棄され、次サイクルでは新たに解候補を生成する。しかし、これらの解候補の中にも有望なものが存在する可能性がある。

そこで本研究では、ASによって生成された一部の解候補に対して局所探索を適用することにより、解探索を効率的に行う手法を提案する。その基本方針は次の 2 つである。

- i) 各サイクルでは AS により解候補を生成する。
- ii) 生成された解候補のうちいくつかを選択し、解候補に対して制約違反最小化戦略による山登り法(MCHC)を適用する。

3.2 アルゴリズム

本手法のアルゴリズムを図 3 に示す。本手法

A Hybrid Ant System with Min-Conflict Hill-Climbing for Binary Constraint Satisfaction Problems
 Masahito Okuzumi†, Kazunori Mizuno†, and Seiichi Nishihara‡

†Department of Computer Science, Takushoku University

‡Department of Computer Science, University of Tsukuba

では AS での探索を行い、その後、生成された解候補に対して、制約違反数が少なくなる解候補を育成候補として選択し、育成候補に対して MCHC を適用する。

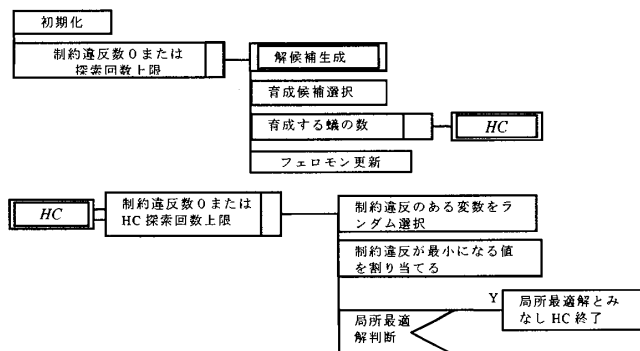


図 3. 本手法アルゴリズム

4 実験

AS と本手法との性能比較を行なった。対象問題は、変数 100, 変域 4, 変数間制約が発生する確率 (p_1) を 0.14, 値間制約に制約が発生する確率 (p_2) を 0.16~0.20 のパラメータでランダムに生成した BinaryCSP とした。ただし、解は必ず含んでいるものとする。AS のパラメータは、蟻=50, $\alpha=1$, $\beta=10$ とした。本手法では、蟻=50, $\alpha=1$, $\beta=10$ とし、AS と HC の探索回数の割合を AS:HC=7:3 とした。次に HC の探索回数を求める式を示す。

$$cycle_{hc} = \left\lfloor \frac{cycle * n * nbAnts}{n * (nbAnts + nbAnts_{hc} * max_steps_{hc})} \right\rfloor$$

また、評価実験は次の 2 項目について行った。

探索成功率(%) : 探索した CPU のうち、解を発見することが出来た割合

探索時間(sec) : 解を発見できたものについての平均 CPU 時間

図 4, 5, 6, 7 に実験結果を示す。図 4, 5 より、探索成功率については探索回数が増えるにしたがい、両手法とも成功率が向上しており、本手法の方がやや優れていることが分かる。図 6, 7 より、成功率がほぼ同等であるにもかかわらず、AS の方が本手法より解を発見するのにより多くの時間が必要であり、本手法の方が優れた手法であることが分かる。

5 おわりに

本研究では ACO と局所探索性の高いアルゴリズムを組み合わせた手法を提案した。本手法が AS を単独で用いる方法よりも有効であるということを実験で確認した。今後は、より大規模かつ多様な CSP に適用し有効性を検証し、本手法の適用範囲を明確にすることが重要である。

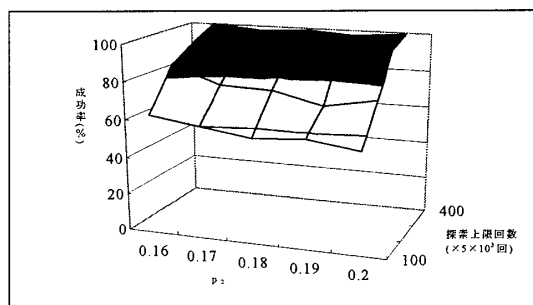


図 4. AS 成功率

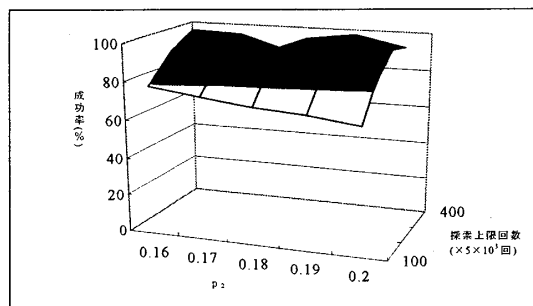


図 5. 本手法成功率

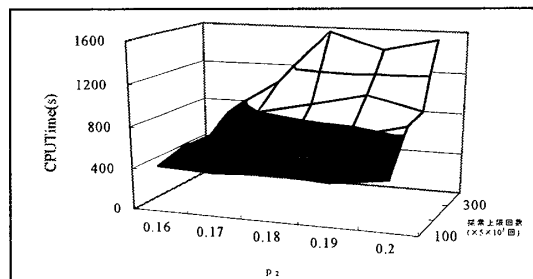


図 6. AS 探索時間

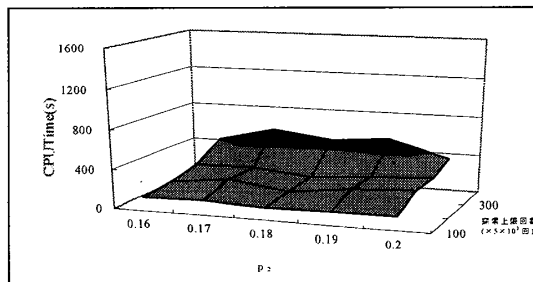


図 7. 本手法探索時間

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] Lim, A. et al.: Ant colony optimization with hill climbing for the bandwidth minimization problem, Applied Soft Computing Vol.6, No.2, pp.180-188(2006)
- [3] Solnon, C: Ants Can Solve Constraint Satisfaction Problem, IEEE transactions on evolutionary computation, Vol.6, No.4, pp.347-357(2002).