

# 遺伝的アルゴリズムによる制約充足問題の解法

5Q-1

松本 美幸 内野 寛治 狩野 均 西原 清一  
筑波大学 電子・情報工学系

## 1 はじめに

近年、確率的アルゴリズムによって制約充足問題 (CSP)[1] を実用的な時間内に解く手法がいくつか提案されている。特に、制約違反を最少化する方向に山登りする方法 (MCHC 法) は、比較的良好な結果が得られると報告されている [3]。

しかし、これらの方法には大域的な探索戦略が含まれていないため、変数の数に対する制約の数が少ない問題に関してはあまり適用できない [3]。

本稿では、遺伝的アルゴリズム (GA) に大域的探索、MCHC 法に局所的探索を分担させることによって、それぞれ単独で用いるよりも高速に CSP を解く手法を提案する。

## 2 手法の概要

### 2.1 制約充足問題

CSP は、論理式の充足可能性問題やグラフ色塗り問題を例に理論的に検討されてきた。ここでは、より一般的な Haralick の定義 [1] を用いる。CSP は、4 つ組  $(U, L, T, R)$  で定義される。 $U = \{1 \dots m\}$  は変数の集合、 $L$  は変数のとる値の集合、 $T = \{t_1 \dots t_n\}$  は制約の集合、 $R = \{R_1 \dots R_n\}$  は制約  $t_i$  を満たす局所解  $R_i$  の集合である。以下では、変数の数  $|U|$  と制約の数  $|T|$  の関係から、CSP を 4 つのタイプに分類して考察する。

タイプ1:  $|T| = |U| - 1$

タイプ2:  $|U| - 1 < |T| \ll |U| (|U| - 1)/2$

タイプ3:  $|U| - 1 \ll |T| < |U| (|U| - 1)/2$

タイプ4:  $|T| = |U| (|U| - 1)/2$

### 2.2 制約違反最少化戦略

文献 [3] では、制約違反最少化戦略を用いた山登り法とバックトラック法が述べられているが、ここでは、並列処理に適しているという観点から、前者

Genetic Algorithms for Constraint Satisfaction Problems  
Miyuki MATSUMOTO, Kanji UCHINO,  
Hitoshi KANO, Seiichi NISHIHARA  
Institute of Information Sciences and Electronics,  
University of Tsukuba

と GA との比較検討を行なう。

[制約違反最少化戦略]: 制約違反している変数に対して制約違反数が最少になる値を代入する。

### 2.3 本手法の基本戦略

- (1) まず、GA で大域的に探索し、次に集団中で制約違反数が最少の個体 (エリート個体) を初期値として MCHC 法により局所的に探索する。
- (2) GA では多様性の維持を最優先させるため、エリート個体とのハミング距離が近い個体は、その適応度を減少させる。
- (3) MCHC 法で局所最適解に陥ったエリート個体は死滅させる。

## 3 提案する手法

### 3.1 通常の GA による CSP の解法

GA は、生物の進化の過程をモデルとした確率的探索アルゴリズムであり、近年最適化問題への適用が多数研究されている [2]。しかし、GA には局所探索戦略がないため、完全解を必要とする CSP への適用はあまり検討されていない。ここでは、GA における遺伝子座を CSP の変数  $(U)$ 、遺伝子 (塩基) を値  $(L)$  に対応させた。

### 3.2 提案する手法

本手法のアルゴリズムを図 1 に示す。図 1 において、選択はエリート保存戦略、交叉は一様交叉、突然変異率は遺伝子座あたり 1% とした。

## 4 評価実験

### 4.1 評価方法

- (1) 評価項目 タイプ 1~4 の CSP を約 200 個ずつランダムに発生させ、GA、MCHC および本手法で解探索を試みた。ここでは、次の 2 つの項目についてこれらの手法を比較検討した。

- (a) 探索した CSP のうち解を発見できたものの割合 (すなわち、正解率)

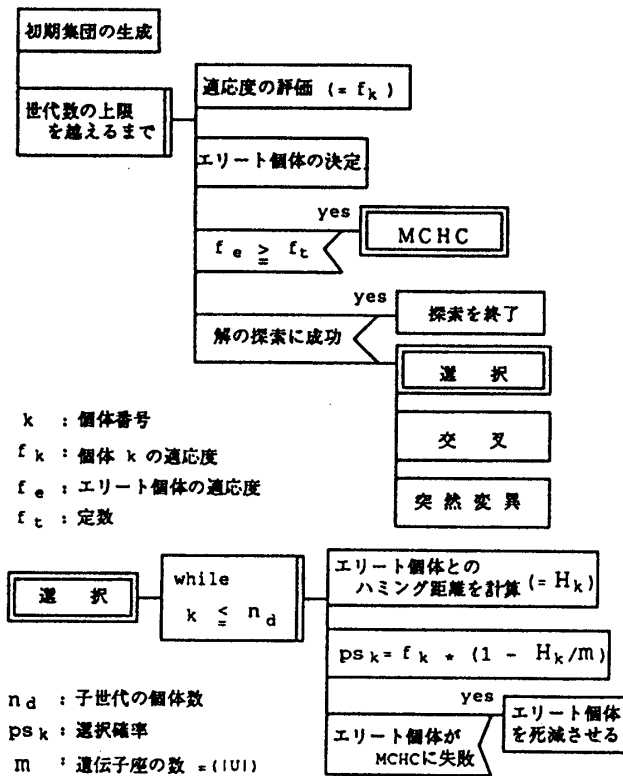


図 1: 本手法のアルゴリズム

(b) 解を発見できた CSP についての平均探索時間 (ただし、単位は任意とする。)

(2) GA と MCHC のパラメータ GA と MCHC を公平に比較するため、解の候補が制約を満たしているかどうかテストする回数が両者とも等しくなるように各種パラメータを設定した (表 1)。

なお、全実験を通じて、 $|U|=50$ 、 $|L|=4$  とした。したがって、探索空間のサイズは約  $10^{30}$  となる。

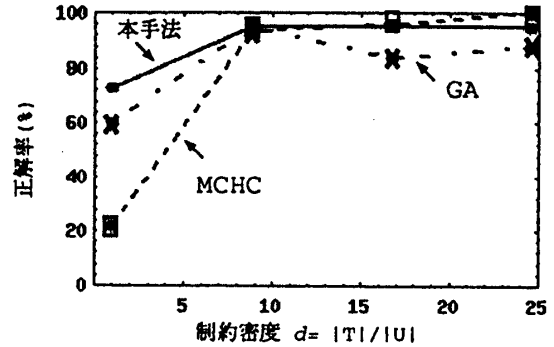
表 1: 実験のパラメータ

	MCHC	GA	本手法	
			MCHC	GA
世代数の上限	500	100	500	200
個体数の上限	500	2000	500	1000

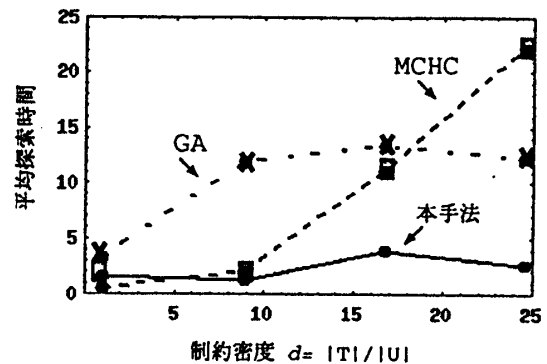
#### 4.2 実験結果と考察

図 2(a),(b) に実験結果を示す。図 2(a) から、MCHC は  $d=0.98$  で正解率が 20% であるのに対し、本手法では約 70% と優れていることが分かる。図 2(b)

からは、 $d=9 \sim 25$  のときに MCHC の平均探索時間が  $d$  に比例して増大しているのに対し、本手法ではほぼ一定かつ高速であることがわかる。



(a) 探索した CSP のうち解を発見できたものの割合



(b) 解を発見できた CSP についての平均探索時間

図 2: 実験結果

#### 5 おわりに

GA と MCHC を融合した CSP の一般的な解法を提案し、GA、MCHC それぞれ単独で用いた場合よりも有効であることを示した。今後は、他の確率的探索法と比較検討する予定である。

#### 参考文献

- [1] R.M.Haralick, Shapiro.L.G.: The Constraint Labeling Problem: Part I, IEEE Tr.PAMI, PAMI-1,2, pp.173-184 (1979).
- [2] 北野 宏明: 遺伝的アルゴリズム, 産業図書 (1993).
- [3] Steven Minton: Minimizing conflicts: a heuristic repair method for constraint satisfaction and scheduling problems, Artificial Intelligence 58, pp.161-205 (1992).