

免疫アルゴリズムによる複数画像領域探索の検討

飯村 伊智郎[†] 杜 暁冬[†] 中山 茂^{††}

免疫アルゴリズム (IA) は、大局的最適解を含む複数の局所的最適解が探索できるという特徴を有している。本研究では、IA を複数画像領域探索問題に適用し、カレンダー画像を対象とした実験では、遺伝的アルゴリズム (GA) に免疫度を導入した免疫システム型 GA による従来の場合と比べ、約 1/10 の平均探索時間で同等以上の探索成功率を得た。

Consideration on Plural Image Areas Searching by Using Immune Algorithm

ICHIRO IIMURA,[†] XIAODONG DU[†] and SHIGERU NAKAYAMA^{††}

Immune algorithm (IA) has the ability that searches not only a global optimal solution but also plural local optimal solutions. This study, which applies the IA to a plural image areas search problem, shows that the IA satisfies both “average search time” of about 1/10 and equal/any more “search success rate” through comparison of the conventional GA with immune system under this experimental condition.

1. はじめに

遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm: GA)^{1),2)} が唯一の大局的最適解を探索することを目的としているのに対して、脳神経系、遺伝適応系と並ぶ第3の生体システムである免疫系を GA に融合させた免疫システム型 GA では、免疫度に基づいた個体集団の進化を行い、大局的最適解を含む複数の局所的最適解が得られるという優れた特徴を持つ。斉藤³⁾の研究において、この免疫システム型 GA を、テンプレート画像 T と一致性の高い部分画像領域を対象画像 O の内から探索する複数画像領域探索問題に適用し、成功した例が示されている。しかしながら、文献4)の研究では、この免疫システム型 GA では進化を繰り返すと唯一の大局解に収束してしまう。また、対象画像 O のサイズが大きくなったり探索すべき部分画像領域が増えたりするなど探索空間が広く複雑になると、すべての部分画像領域を探索完了するまでに必要となる探索時間が膨大となる、などの点に改善の余地が残されていることを実験により確認した。

一方、脊椎動物の持つ獲得免疫の仕組みを参考にした最適化問題を解くアルゴリズムとして免疫アルゴリズム (Immune Algorithm: IA)⁵⁾がある。IAは、自身の持つ抗体産生機構と自己調節機構により、前述の免疫システム型 GA と同様、大局的最適解を含む複数の局所的最適解が得られるという特徴を有しており、森ら⁵⁾や本間ら⁶⁾の研究ではそれぞれ多峰性関数の最適化問題やトラス構造の多目的最適化問題に適用され、良好な結果が得られている。

このような背景の下、本研究では部分画像領域探索にかかる探索時間の削減を目的として、IA を複数画像領域探索問題に適用し、免疫システム型 GA による探索時間と IA による探索時間とを比較検討する。免疫システム型 GA による複数画像領域探索の先行研究³⁾で使われている対象画像に比べ画素数が約 8.4 倍の対象画像 O であるカレンダー画像から、合計 8 個の数字「2」である部分画像領域を探索する実験を通して、IA による複数画像領域探索では、対象としたカレンダー画像に関して、免疫システム型 GA による場合に比べ大幅に探索時間を削減できることが分かった。

2. IA による複数画像領域探索

2.1 複数画像領域探索問題への適用

IA では、対象となる問題を抗原とし、候候補を抗

[†] 熊本県立大学

Prefectural University of Kumamoto

^{††} 鹿児島大学

Kagoshima University

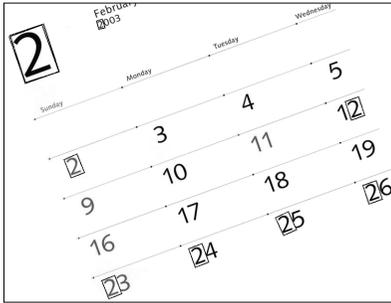


図1 対象画像 \hat{O} (821 x 630 ピクセル) と探索結果

Fig.1 An Objective image \hat{O} (821 x 630 pixels) and a search result.

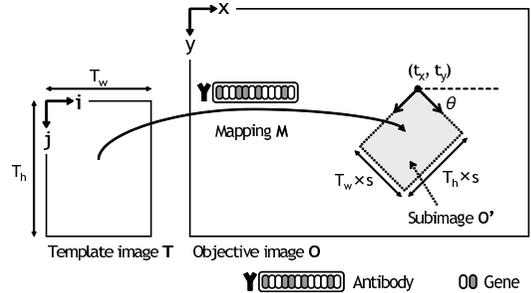


図2 抗体の親和度評価

Fig.2 Affinity evaluation of antibody.

体とする．つまり，抗原に親和性の高い抗体を探索することで問題を解く．また，抗原との親和性の高い抗体は記憶細胞に分化し，それら記憶細胞が発見した解の集合となる．

以下に，IA の基本的な仕組みを複数画像領域探索問題へ適用して，複数の部分画像領域を探索する方法について述べる．

Step 1 [抗原の認識]

まず抗原を認識する．今回の実験では，図1に示す対象画像 \hat{O} であるカレンダー画像から，合計8個のサイズの異なる数字「2」の部分画像領域を探索することが目的である．つまり，対象画像 \hat{O} 内にある8個の数字「2」を包含する矩形領域が抗原となる．なお，本実験においては，図1に示すフルカラー画像を，式(1)で二値化したものを探索の対象画像 O とした．

$$O(x, y) = C_{max} u_{T_C}(\hat{O}_C(x, y)). \quad (1)$$

ただし， $\hat{O}_C(x, y)$ は，対象画像 \hat{O} の画素 (x, y) における色情報 (R, G, B の3要素) の平均値， T_C は二値化処理の閾値， C_{max} は二値化後の最大値であり， $u_a(z)$ は式(2)で定義される単位ステップ関数である．

$$u_a(z) = \begin{cases} 1 & \text{for } z \geq a, \\ 0 & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (2)$$

Step 2 [初期抗体群の生成]

ランダムに抗体群を生成する．抗体には，探索すべき部分画像 O' の姿勢パラメータをコーディングする．部分画像 O' を囲む矩形の位置 (t_x, t_y) ，傾き θ ，縮尺 s を決められたビット数で表現し，これら4種類の姿勢パラメータ (t_x, t_y, θ, s) を1次元的に並べた配列を抗体とする．ただし，部分画像 O' を囲む矩形の位置を表す t_x と t_y のビット数は，対象画像 O の大きさにより決定される．

Step 3 [親和度・類似度の計算]

まず，抗原と抗体 v の親和度 Φ_v の計算について

述べる．図2に示すように，各抗体の姿勢パラメータ (t_x, t_y, θ, s) に従い，テンプレート画像 T を対象画像 O にマッピングする(今回の実験で用いた数字「2」のテンプレート画像 T のサイズは 12×17 ピクセルである)．マッピングされた領域の部分画像 O' とテンプレート画像 T の対応する画素の値を比較し，各画素 (i, j) の画素値の差 $\delta_C(i, j)$ の絶対値を計算し，それらの合計値を求める．このとき， $|\delta_C(i, j)|$ の合計値が小さいほど解に近い抗体であると考えられる．

$T_w \times T_h$ 画素からなるテンプレート画像 T と，そのテンプレート画像 T が抗体 v の姿勢パラメータ (t_x, t_y, θ, s) によって対象画像 O 内にマッピングされた領域である部分画像 O' との親和度 Φ_v は，式(3)で定義する．

$$\Phi_v = \frac{\sum_{i=0}^{T_w-1} \sum_{j=0}^{T_h-1} W(i, j) (C_{max} - |\delta_C(i, j)|)}{\sum_{i=0}^{T_w-1} \sum_{j=0}^{T_h-1} W(i, j) C_{max}}. \quad (3)$$

ただし， $W(i, j)$ は重み画像 W 内の座標 (i, j) における重みである．重み画像 W とは，テンプレート画像 T 中の各画素の重要度を，0.0 から 1.0 までの値として各画素に与えた画像のことである．今回の実験においては，画素が黒いほどその重みが高くなるような重み画像を作成し用いることとした．具体的には，黒い画素の重みは 1.0，白い画素の重みは 0.5 とした．

次に，抗体 v と抗体 w の類似度 $\Psi_{v,w}$ の計算について述べる．類似度 $\Psi_{v,w}$ は式(4)で定義する．

$$\Psi_{v,w} = 1 - D_{v,w}. \quad (4)$$

ここで， $D_{v,w}$ は抗体 v, w 間の距離を表す．抗体 v, w の姿勢パラメータをそれぞれ $(t_x^v, t_y^v, \theta^v, s^v)$ ， $(t_x^w, t_y^w, \theta^w, s^w)$ として， $\omega_t, \omega_\theta, \omega_s$ を，2抗体間のユークリッド距離 $\delta_t^{v,w}$ をそれがとりうる最大値 δ_t^{max} で割った値，傾きの差 $\delta_\theta^{v,w}$ をそれがとりうる最大値

δ_{θ}^{max} で割った値, 縮尺の差 $\delta_{s,w}^{v,w}$ をそれがとりうる最大値 δ_s^{max} で割った値に対するそれぞれの重みとすると, 抗体 v, w 間の距離 $D_{v,w}$ は, 式 (5) で定義できる. ただし, $\omega_t + \omega_{\theta} + \omega_s = 1$ であり, 今回の実験においては $(\omega_t, \omega_{\theta}, \omega_s) = (5/7, 1/7, 1/7)$ とした.

$$D_{v,w} = \omega_t \frac{|\delta_t^{v,w}|}{\delta_t^{max}} + \omega_{\theta} \frac{|\delta_{\theta}^{v,w}|}{\delta_{\theta}^{max}} + \omega_s \frac{|\delta_s^{v,w}|}{\delta_s^{max}}. \quad (5)$$

Step 4 [濃度の計算]

Step 3 で求めた類似度 $\Psi_{v,w}$ の総和として抗体 v の濃度 Θ_v を計算する. 濃度 Θ_v は式 (6) で定義する. ただし, N_a は総抗体数, T_{Ψ} は類似度 $\Psi_{v,w}$ の閾値である.

$$\Theta_v = \frac{1}{N_a} \sum_{w=0}^{N_a-1} u_{T_{\Psi}}(\Psi_{v,w}). \quad (6)$$

Step 5 [記憶細胞・サブレッサ T 細胞への分化]

Step 4 で求めた濃度 Θ_v の高い (閾値 T_{Θ} を超えた) 抗体 v を記憶細胞候補 v^* とする. 記憶細胞が上限数 M に達していなければ候補 v^* を記憶細胞 m に分化させ, 達していれば候補 v^* との類似度 $\Psi_{v^*,m}$ が最も高い記憶細胞 m を候補 v^* で更新する. 次に, 記憶細胞候補 v^* と同じ遺伝子を持つサブレッサ T 細胞 s を分化させ, サブレッサ T 細胞 s との類似度 $\Psi_{v,s}$ の高い (閾値 $T_{\Psi_1}^s$ 以上の) 抗体 v を消滅させる. その後, 消滅した抗体に代わる新しい抗体を Step 2 と同じ方法で生成し, Step 3, 4 と同じ計算処理を行う.

Step 6 [終了判定]

あらかじめ指定された進化の終了条件を満たしていれば Step 9 へ, そうでなければ Step 7 へ進む.

Step 7 [抗体産生の促進と抑制]

抗体 v に対して次世代に残る期待値 E_v を計算する. 期待値 E_v は, 式 (7) で定義する. ただし, N_s はサブレッサ T 細胞の総数, $T_{\Psi_2}^s$ は類似度 $\Psi_{v,s}$ の閾値, k はサブレスパワー (今回は $k = 1.0$) である. 次に, 親和度 Φ_v の低い抗体 v から $N_a/2$ 個を淘汰する.

$$E_v = \frac{\Phi_v \prod_{s=0}^{N_s-1} (1 - (\Psi_{v,s})^k u_{T_{\Psi_2}^s}(\Psi_{v,s}))}{\Theta_v \sum_{w=0}^{N_a-1} \Phi_w}. \quad (7)$$

Step 8 [抗体の産生]

期待値 E_v に比例する確率分布を用いて, 重複を許して $N_a/4$ 組の親抗体のペアを選び, 交叉, 突然変異の遺伝的オペレータを作用させることで, $N_a/2$ 個の子抗体を産生し, Step 7 で淘汰された分の抗体を補充

する. その後, Step 3 へ戻る.

なお, 今回の実験においては, これらの遺伝的オペレータに加え, 交叉の直後に局所的な探索改善を目的として文献 4) と同様の局所探索を行うものとした.

Step 9 [進化終了]

あらかじめ指定された条件を満足したため, 進化を終了する.

2.2 IA の基本的な仕組みに対する改良点

IA の基本的な仕組みを複数画像領域探索問題へ適用する方法については上述のとおりであるが, 今回の実験においては, 上述の Step 5 において, 次に示す 2 つの改良を行った.

(1) 記憶細胞の多様性向上 記憶細胞が上限数 M に達するまでは, 記憶細胞候補 v^* と現時点の記憶細胞 m との最も高い類似度 $\Psi_{v^*,m}$ が閾値 T_{Ψ}^m 以上であるときには, 候補 v^* を記憶細胞 m に分化させない.

(2) 親和度低下の回避 記憶細胞が上限数 M に達した後は, 記憶細胞候補 v^* との類似度 $\Psi_{v^*,m}$ が最も高い記憶細胞 m の親和度 Φ_m と候補 v^* の親和度 Φ_{v^*} を比較し, $\Phi_m < \Phi_{v^*}$ のときのみ当該記憶細胞 m を記憶細胞候補 v^* で更新する.

(1) の改良は記憶細胞の多様性向上を期待するものであり, (2) の改良は記憶細胞の更新による親和度の低下を避けることを目的としている.

3. 実験

3.1 実験内容

本実験では, 2 章で述べた本手法を用いて, 図 1 を対象画像 \mathcal{O} としてその中に存在する位置, 傾き, 縮尺の異なる数字「2」である複数の部分画像領域を探索する. 全抗体数 N_a は 500 抗体, 進化の最大世代数は 10,000 世代とし, それ以前に合計 8 個の部分画像領域を発見でき探索が成功すれば進化を終了するものとした. ここで, 探索成功とは, 抗原と抗体 v の親和度 Φ_v が 0.85 以上の場合とした. 実験は 50 回試行し, 探索成功率と平均探索時間を評価した. なお, 本実験で用いたパラメータ値をまとめたものを表 1 に示す. 使用した計算機環境は, CPU は Intel Pentium4 2.66 GHz, RAM は 512 MB である. 使用ソフトウェアは, Java 言語の開発環境である JDK1.4.1 である.

3.2 実験結果と考察

3.2.1 探索成功率と平均探索時間

探索の対象画像 \mathcal{O} 内にはサイズの異なる 8 個の解があり, 50 回試行しているため, 合計 400 個の解探索に成功すれば, 探索成功率は 100% となる. 実験の結果, 合計 398 個の解を探索でき, 探索成功率は 99.5% で

表 1 実験で使用したパラメータ値

Table 1 Parameter values used in the experiment.

Parameters	Values used
Range of t_x	$0 \leq t_x < 821$
Range of t_y	$0 \leq t_y < 630$
Range of θ	$0 \leq \theta < 2\pi$
Range of s	$0.8 \leq s \leq 6.2$
Number of all antibodies N_a	500 antibodies
Maximum number of memory cells N_m	24 cells
Maximum number of generations g_{max}	10,000 generations
Crossover method, rate	Two-point crossover, 100%
Mutation method, rate	Single-bit mutation, 1%
Threshold T_Θ	0.70
Threshold $T_\Psi, T_{\Psi_1}^s, T_{\Psi_2}^s$	0.90
Threshold T_{Ψ}^m	0.95

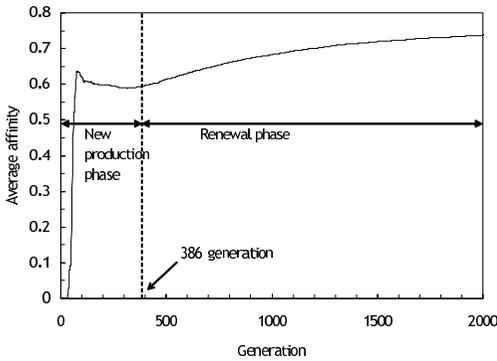


図 3 記憶細胞における平均親和度の推移

Fig. 3 Transition of average affinity in memory cells.

あった。また、50 回試行における平均探索時間は約 1,418 秒（約 23.6 分）であった。一方、文献 4) の先行研究である免疫システム型 GA を同画像に適用した場合には、7,000 個体で 3,000 世代までの探索を 10 回試行した結果の探索成功率が約 93.8%であった。なお、探索成功とは個体の適応度が 0.829 以上であることを指す。さらに、10 回試行における平均探索時間は約 13,926 秒（約 232 分）であった。これは、免疫システム型 GA では、交叉は行わず上位個体の突然変異のみで子個体を生成するために多くの個体を必要とすることに起因するものと考えられる。

以上の結果から、本手法では、約 1/10 の平均探索時間で同等以上の探索成功率が得られた。

3.2.2 記憶細胞における平均親和度の推移

図 3 は、記憶細胞における平均親和度の推移を示し

ている。横軸は世代数、縦軸は記憶細胞 m の平均親和度 Φ_m であり、386 世代の縦点線は、50 回の試行において記憶細胞が上限数 M に達したときの平均世代数である。

この結果から、平均親和度 Φ_m は、記憶細胞が上限数 M に達する前の新規産生段階ではいったん減少するものの、記憶細胞が上限数 M に達し更新段階に入ると、2.2 節の (2) の改良が有効に作用し、記憶細胞の更新にともなう親和度 Φ_m の増加が確認できる。また、新規産生段階での減少現象は、2.2 節の (1) の改良によるものと思われる。

4. おわりに

部分画像領域探索にかかる探索時間の削減を目的として、IA を複数画像領域探索問題に適用し、免疫システム型 GA による探索時間と IA による探索時間とを比較検討した。実験の結果、本手法では、今回対象としたカレンダー画像に対して、免疫システム型 GA による場合と比べ約 1/10 の平均探索時間で同等以上の探索成功率が得られた。

今後は、他の様々な画像に対して本手法を適用し、より詳細な評価を行っていく予定である。

参 考 文 献

- 1) Holland, J.H.: *Adaptation in Natural and Artificial Systems: An Introductory Analysis with Applications to Biology, Control and Artificial Intelligence*, Univ. of Michigan Press, Ann Arbor (1975).
- 2) Goldberg, D.E.: *Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning*, Addison-Wesley, Reading, Mass. (1989).
- 3) 齊藤文彦: 免疫システム型 GA を用いた正規化相関による複数画像領域探索, 電気学会論文誌 C, Vol.122, No.4, pp.655-661 (2002).
- 4) 森山賀文, 飯村伊智郎, 小野智司, 中山 茂: 抑制機構を有する免疫システム型 GA による画像探索法の研究, 電気関係学会九州支部連合大会論文集, 12-1A-05 (2003).
- 5) 森 一之, 築山 誠, 福田豊生: 免疫アルゴリズムによる多峰性関数最適化, 電気学会論文誌 C, Vol.117, No.5, pp.593-598 (1997).
- 6) 本間俊雄, 加治広之, 登坂宣好: 免疫アルゴリズムによるトラス構造の多目的最適化と解の多様性, 日本建築学会構造工学論文集, Vol.49B, pp.309-317 (2003).

(平成 17 年 2 月 28 日受付)

(平成 17 年 4 月 1 日採録)