適応的免疫アルゴリズムの多峰性関数への適用

An Adaptive Immune Algorithm for Multimodal Functions

○ 正　遠藤 聡志　(琉球大)　　准　當間 愛晃　(琉球大)　　正　山田 孝治　(琉球大)

Satoshi ENDO, University of the Ryukyus, Okinawa
Naruaki TOMA, University of the Ryukyus, Okinawa
Koji YAMADA, University of the Ryukyus, Okinawa

The immune system is one of the adaptive biological systems whose functions are to identify and to eliminate foreign material. Applying this system to the engineering problems, these processes are regarded as an effective search and optimization. In this paper, we propose an optimization algorithm, called Adaptive Memorizing Immune Algorithm (AMIA), based on an immune system with two memory mechanisms. The one, primary memory mechanism is used 1) to memorize antibodies that have useful characteristics as solutions and 2) to improve ability of local searching. The other, secondary memory mechanism is used to restrain re-searching of memorized solutions. Some computer simulations are designed to investigate the performance of the immune algorithm. The results of simulations represent that the immune algorithm shows good performance for multimodal functions.

Key Words: Adaptive Memorizing Immune Alogrithm, Genetic Algorithm, Bipolar Deceptive Function

1　まえがき

ニューラルネットワーク，遺伝的アルゴリズム（Genetic Algorithms :GA）などの適応アルゴリズムは，従来の工学的最適化手法にはない，生物の優れた情報処理機能に基づいており，その有効性は様々な研究により示されている [6, 4] ．近年，脳神経系，遺伝適応系と並ぶ第三の生体システムとして免疫システムが取り上げられている [1, 5] ．免疫システムは，多様性のある抗体の産生およびその自己調節機構，抗体の特異性や免疫学的記憶に基づいた一次免疫応答および二次免疫応答などの様々な高次情報処理機構により構成されている．このような特徴を持つ免疫システムを最適化手法として捉えた研究例として，多峰性関数最適化 [8, 9]，一個体による多機能型適応システム [10] などがある．森らにより提案された免疫アルゴリズム（Immune Algorithm : IA）は，GA の多点探索による大域探索を基本動作とし，解候補の獲得を行なう記憶細胞と，探索点の移動を行なうサプレッサー細胞を加えた構成をとる．同アルゴリズムは，獲得した解候補に対し再探索の抑制を行なうことにより探索点を移動することで，多峰性関数における複数最適解の獲得が可能であることが示されている．しかしながら，適切な探索を行なうために必要不可欠であるパラメータの調整が困難である．

本稿では，パラメータ調整の簡単化および局所探索能力の付加による探索効率化を目的とし，二種類の記憶機構を加えた探索アルゴリズム（Adaptive Memorizing Immune Algorithm :AMIA）を提案する [3] ．記憶機構の一つ，一次記憶機構は，探索中に発見した優位解の特徴を記憶し，局所探索能力向上のために用いられる．また，二次記憶機構は，探索を終えた探索点をシフトすることにより探索効率改善を図るために用いられる．この二種類の記憶機構を持つ AMIA は，(1) 優位解の記憶と再探索抑制が二つの機構に分離されているためにパラメータ設定が容易，(2) 探索空間の絞り込みによる局所探索能力の向上，という特徴を持つ．さらに，同じ特徴を持つ問題の再探索においては，得られた局所解を有効に利用することで一度目の探索よりも効率良く探索することが可能である．計算機実験では，提案手法を多峰性関数 bipolar deceptive function [2] へ適用し，本アルゴリズムの有効性を議論する．

2　免疫システム

免疫システムとは，生体内に侵入する未知の抗原に対応するため，抗体の再構築を行なって抗原に対応する抗体を産生し，抗原を排除する生体監視防衛機構である（図 1）．この抗原に対する一連の処理は免疫応答と呼ばれる．ここで，一次記憶機構は抗体の再構成機構および抗体の記憶機構，二次記憶機構は抗体の抑制機構に相当する．

実際の免疫システムにおける免疫応答には，最初に免疫した場合に見られる一次免疫応答と，二度目以降の免疫によって見られる二次免疫応答がある．二次免疫応答では，一次免疫応答と比べ比較的早い段階で抗原に対応可能な抗体が大量に血清中に現れる．このような免疫システムの記憶を免疫学的記憶という [7] ．二種類の免疫応答を探索アルゴリズムとして応用するため，その処理機構の役割について解釈を与える．第一に，二次免疫応答時の，記憶を用いた抗体産生メカニズムを適切な抗体の探索として捉えると，記憶を活用することにより適切な探索点への絞り込みが実現していると考えられる．第二に，適切な探索点の抽出に必要な要素である記憶の獲得は，二次免疫応答の探索結果に依存していない，すなわち独立した異なる探索手法が内在している点が挙げられる．以上のことから，部分的に独立したサブシステムを用意することで探索動作の自己調節を可能とする，という解釈が考えられる．

この二種類の免疫応答を探索アルゴリズムに応用するため，探索の役割を以下に示す 2 段階に分ける．

一次免疫応答 ：探索中の解集団に共通する特徴の探索

二次免疫応答 ：一次免疫応答により得られた特徴を活用した探索

すなわち，ある抗原に対応可能な抗体の持つ特徴を記憶と捉え，その記憶を活用することで二次免疫応答と同様な反応がみられると考える．

3 免疫アルゴリズム

3.1 拡張アルゴリズム; AMIA

記憶機構を Step4 に導入した拡張アルゴリズムを図 2に示す．

Step1. 抗原の認識
抗原を入力情報として認識する．

Step2. 初期抗体群の生成
記憶細胞から過去に有効であった抗体群を生成する．記憶細胞が存在しない時は，抗体の遺伝子をランダムに決定することで抗体群を生成する．

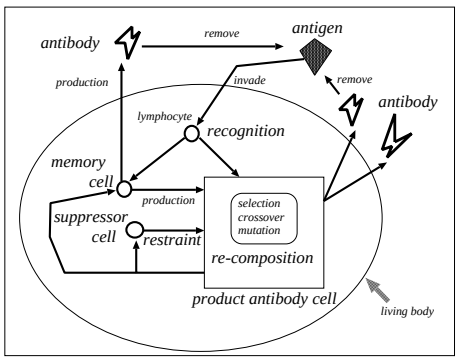

図 1: Immune System

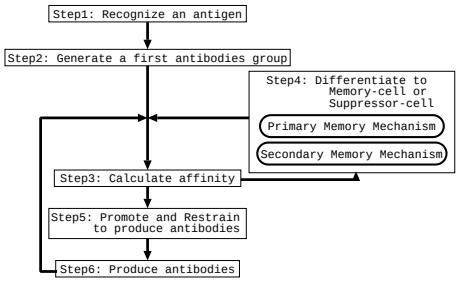

図 2: AMIA with Two Memory Mechanisms

Step3. 親和度の計算
抗原と抗体 vの親和度 ax_v ，抗体 vと抗体 wの親和度 $ay_{v,w}$を計算する． ここで，親和度とは，抗体の抗原に対する結合度合，または抗体同士の認識度合のことである．

Step4. 記憶細胞とサプレッサー細胞への分化
全ての抗体の濃度を計算し， 抗体 vの濃度 c_vが閾値 TCを越えた場合に記憶を行う．通常探索中であれば一次記憶機構，局所探索中であれば二次記憶機構へ分化する．

一次記憶機構 ：現抗体群が共通して持つ特徴をテンプレートとして作成し，記憶細胞に記憶する．そのテンプレートを用いて抗体群を再構築し，局所探索の促進を計る．

二次記憶機構 ：現抗体群から，最大濃度を持つ抗体を計算し，サプレッサー細胞に記憶する．その後の探索においては，記憶解に類似する抗体の産生を抑制する．また，現抗体群をランダムに初期化することで，通常の大域探索に戻る．

Step5. 抗体産生の促進と抑制
次世代に残る抗体 vの期待値 e_vを計算する．

Step6. 抗体の産生
期待値に基づいた選択，交叉，突然変異により抗体の再構成を行う．以下， 世代があらかじめ設定した最終世代に達するまで Step3 ~ 6 を繰り返す．

ここで，Step3 における二種類の親和度を次のように定義する．

適応度 (抗原と抗体の親和度) : 最適化問題に対する解の評価値

類似度 (抗体と抗体の親和度) : ある二つの解の類似する度合いを表す尺度

免疫アルゴリズムは，この適応度，類似度，濃度を，抗体の次世代に残る期待値に用いることにより，抗体の産生を自己調節し，多様な抗体を産生する免疫システムのモデル化を実現している．

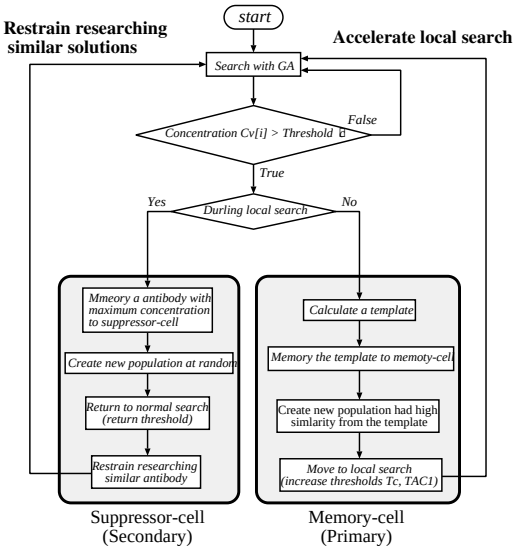

図 3: Memory Mechanisms

3.2 記憶機構の特徴

一次記憶機構と二次記憶機構の関係は，図 3に示すように 2 サイクルにより構成される記憶機構である．同図における 2 回目の判断処理では，初期状態では GA による通常探索であることから一次記憶機構へ処理が移行する．一次記憶機構で処理されると局所探索を行なうため，また同判断処理に移ると二次記憶機構へと移行する．このように，一次記憶機構と二次記憶記憶を交互に用いることで有効解の獲得，探索点の移動という探索動作を行なう．

既提案の IA におけるパラメータ調整の困難さは，記憶細胞とサプレッサー細胞を個別の記憶機構として分離することにより解消している．また，探索中に獲得した記憶を活用した探索として局所探索を行なう一次記憶機構を導入している．提案する二種類の記憶機構を用いた AMIA は，

- 記憶細胞を活用した優位解の獲得および，獲得した解を活用した局所探索の促進
- サプレッサー細胞を活用した探索点のシフト

を動作原理とすることから，対象とする問題空間における大域的最適解を含めた局所解を獲得し続けると考えられる．複数解の有効解を獲得する点では IA と同一であるが，AMIA は 1) パラメータ調整の簡単化，2) 局所探索能力の向上による探索効率化，という最適化システムとしての実用性の向上を図った．

4 AMIA の設計

4.1 bipolar deceptive function

bipolar deceptive function とは，Goldberg により多峰性関数の探索能力を検証するために提供された関数であり，大域的最適解と局所的最適解を持つ．計算機実験で扱う 6-bit bipolar deceptive function (以下，6-bit 問題とする) とは，低次 Walsh 係数を用いて作成した関数である．6-bit 問題は，2 個の大域的最適解と 20 個の局所的最適解を含む多峰性関数である．

図 4に示した 6-bit 問題は，式 1より作成した．各パラメータ値は，文献 [2] と同一 ($2l = 6, w_0 = 0.4350960, w_2 = -0.020048, w_4 = 0.060024$) と設定した．また，式 1において$\lambda = 2l$とおくと，6-bit 問題における適応度関数 $f(u)$ となる．

$$f(u, \lambda, 2l) = \sum_{i=0}^{\lambda} w_i \psi'_i(u, \lambda) \tag{1}$$

u: 1 の数 (unitation)
λ: 関数のオーダー
$2l$: 関数のサイズ (6-bit)
w_i: Walsh 係数
ψ'_i: Walsh 係数 w_iから作成した Walsh 関数

$$\psi'_i(u, \lambda) = \sum_{j=0}^{i} (-1)^j \begin{pmatrix} u \\ j \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \lambda - u \\ i - j \end{pmatrix} \tag{2}$$

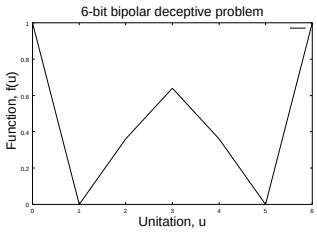

図 4: 6-bit problem

4.2 コーディングと遺伝子操作

免疫アルゴリズムを適用するためには，問題の抗体を文字列表現する必要がある．コーディングとしてバイナリ ･ストリング，遺伝子操作オペレータとして一点交叉，突然変異を採用した．

$$solution_i = \sum_{j=0}^{N} sub_solution_{i_j} \tag{3}$$

$sub_solution_{i_j}$ = 6-bit binary string
N: 6-bit 問題の結合数

4.3 各評価尺度の計算

免疫アルゴリズムにおいては，以下に示す 4 つの計算尺度を求める必要がある．

[適応度] :解 i の評価値

$$fitness_i = \sum_{j=0}^{N} f(u_{i_j}) \tag{4}$$

u_{i_j}: $sub_solution_{i_j}$に含まれる 1 の数
$f(u_{i_j})$: 式 1 (ただし，$\lambda = 2l$)

[類似度] :2 つの解 v,w に共通する遺伝子の割合

$$ay_{v,w} = 1/(1 + H(v, w)) \tag{5}$$

$H(v, w)$: 解 v と w のハミング距離

[濃度] :解 v が遺伝子プールに存在する割合

$$c_v = \sum_{w=0}^{pop_size} ac_{v,w}/pop_size \quad (6)$$

$$ac_{v,w} = \begin{cases} 1 & ay_{v,w} \geq TAC1 \\ 0 & otherwise \end{cases} \quad (7)$$

pop_size: GA 集団サイズ
$TAC1$: 閾値

[期待値] :解 v の次世代への残りやすさ

$$e_v = fitness_i \times \prod_{s=1}^{S}(1 - as_{v,s}) \quad (8)$$

$$as_{v,s} = \begin{cases} ay_{v,s} & ay_{v,s} \geq TAC2 \\ 0 & otherwise \end{cases} \quad (9)$$

S: サプレッサー細胞総数
$ay_{v,s}$: 解 v とサプレッサー細胞との類似度

5 計算機実験

5.1 設定

提案手法を 6-bit 問題へに適用し，AMIA の探索動作を検証する．6-bit 問題は 4.1節に記述した．AMIA のパラメータを表 1に示す．表 1において TCの括弧内の値は，局所探索時の閾値であり，TC_{power}を掛けた値となっている．TC_{power}とは，一次記憶機構と二次記憶機構で行う探索の度合を示す閾値を変化させるためのパラメータである．

5.2 実験結果と考察

6-bit 問題に AMIA を適用した結果，サプレッサー細胞に獲得された解及び，その解を獲得した世代数を図 5に示す．6-bit 問題は図 4に示したように，最適解近辺 ($u = 0or5$) の平均適応度よりも局所解近辺 ($u = 3$) が高いため，探索点が局所解へ収束しやすい問題となっている．しかし，AMIA は，2 個の大域的最適解を 60 世代目までに獲得し，続く探索において，20 個の局所的最適解を 345 世代目までに獲得している．その後の探索は，それらに準ずる適応度を持つ解を獲得し続けており，多峰性関数における複数最適解獲得という課題に対し，有効に機能するといえる．

表 1: Parameters of AMIA

集団数	10
エリート保存率	0.1
交叉確率	0.9
突然変異確率	0.01
記憶細胞総数	50
サプレッサー細胞総数	50
TC (記憶用閾値)	0.75 (0.85125)
$TAC1$ (濃度計算用閾値)	0.9
$TAC2$ (抑制用閾値)	0.83
$MemoryT$ (テンプレート作成)	0.9
TC_{power}	1.135
終了世代数	500

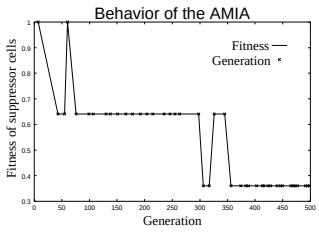

図 5: Behavior os AMIA

6 おわりに

適切な記憶を獲得するためのパラメータ設定が困難である IA に対し，その調節の簡単化および局所探索能力の付加による探索効率化を行なう探索アルゴリズム AMIA を提案した．実験では，AMIA による複数最適解の獲得が可能であることを検証した．このことから本アルゴリズムは，多峰性関数である種々の課題に対して有効に機能すると考えられる．

謝辞

本論文を執筆するにあたり，Lymphocyte Biology Section, Laboratory of Immunology の伊藤靖氏から，免疫学における適切な御指摘を頂いた．また，人工免疫の設計 ･応用に関し，北海道大学調和系工学分野の皆様から，貴重な御意見，御討論を頂いた．ここに謝意を表する．

本研究は，文部省科学研究費 (課題番号 10780240) の補助を受けて行った．

参考文献

[1] D.Dasgupta (editor) : “Artificial Immune Systems and Their Applications” (1999) .
[2] David E. Goldberg, Kalyanmoy Deb, and Jeffrey Horn : “Massive Multimodality, Deception, and Genetic Algorithms”,
[3] Satoshi Endo, Naruaki Toma, Koji Yamada : “Immune Algorithm for n-TSP”, SMC’98 Conference Proceedings, pp.3844-3849.
[4] Thomas Back (editor) :“Proceedings of The Seventh International Conference on Genetic Algorithms, Morgan Kaufmann” (1997) .
[5] 石田 好輝 :“免疫型システムとその応用 -免疫系に学んだ知能システム-”，コロナ社 (1998) .
[6] 北野 宏明 :“遺伝的アルゴリズム”，産業図書株式会社 (1993) .
[7] 藤原 道夫 :“コア免疫学”，丸善株式会社 (1997) .
[8] 森 一之，築山 誠，福田 豊生 :“多様性を持つ免疫的アルゴリズムの提案と負荷割り当て問題への応用”，T.IEE Japan, Vol.133-C, No.10, pp.872-878 (1993) .
[9] 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”，T.IEE Japan, Vol.117-C, No.5, pp.593-598 (1997) .
[10] 和田 健之介，和田 佳子 :“山登り飛び虫の進化と免疫システム論について”，数理科学， NO.353, NOVEMBER, pp.12-23 (1992) .