OKI-98-15

免疫ネットワークを用いた免疫アルゴリズムに関する考察

當間 愛晃*, 遠藤 聡志, 山田 孝治
(琉球大学)

Study of Immune Algorithm using Immune Network.

Naruaki Toma, Satoshi Endo, Koji Yamada

Abstract : The immune system is one of the adaptive biological system whose functions are to identify and to eliminate foreign material. Applying this system to the engineering problems, these processes are regard as the effective search and optimization. In this paper, we propose an optimization algorithm based on immune system with two memory mechanisms. The one, called primary memory mechanism, is used to solve similar problems repeatedly and the other, called secondary memory mechanism, is used to change search scope effecctively. As such similar problems deal with deception problem, which has two peaks in its fitness function, on TSP and apply it to investigate the performance of the immune algorithm. The results simulations represent that the immune algorithms show good performance.

キーワード: 遺伝的アルゴリズム，免疫アルゴリズム，巡回セースルマン問題
(Genetic Algorithm, Immune Algorithm, Traveling Salesman Problem)

1 はじめに

ニューラルネットワーク，遺伝的アルゴリズム（Genetic Algorithms :GA）等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 [1, 2]．

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 [3, 4]．免疫システムは，多様性のある抗体の産生及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及び二次免疫応答等の様々な高次情報処理機構により構成されている．森らにより提案された免疫アルゴリズム（Immune Algorithms :IA）は，多様性のある抗体産生機構とその調節機構，探索過程で得た有効抗体の記憶細胞とサプレッサー細胞への分化機構と，サプレッサー細胞による抗体産生の抑制機構により構成される [5, 6]．同アルゴリズムでは多峰性関数における複数最適解の獲得が可能となるがその一方で，記憶する抗体の数・質の冗長性，局所的探索能力の低さという課題が考えられる．また抑制機構による探索点の移動が最適解探索に及ぼす影響を考察する必要がある．

本稿では，IA を GA の多点探索に基づく強力な大域探索能力を有し，それに記憶機構を加えた探索アルゴリズムとして捉え，提案する記憶機構を用いることで，問題固有の解の特徴抽出による冗長性を省いた抗体の記憶及び，記憶を用いた局所探索能力の向上と再探索の抑制による探索効率の改善が可能であることを示す．導入する記憶機構は 2 つの情報処理機構で構成される．

一次記憶機構 :探索中に発見した優位解の特徴を記憶し，それを基に増殖プロセスを積極的に支援することで，探索空間の絞り込みを行う．

二次記憶機構 :ある局所解に収束しつつある探索点を記憶し，それを基に再探索の抑制を行う．

二つの記憶機構を用いた探索では，(1) 一次記憶機構により局所探索を促進し，効率良く局所解を発見可能，(2) 二次記憶機構により局所解からの脱出，という特長が予想できる．すなわち，大域探索と局所探索を使い分けることで，解の特徴である局所解を獲得し続けるものと期待できる．また，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と思われる．記憶機構の有効性を検証するため，組合せ問題である巡回セールスマン問題（Traveling Salesman Problem :TSP）へ適用する．

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，細胞遺伝子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．

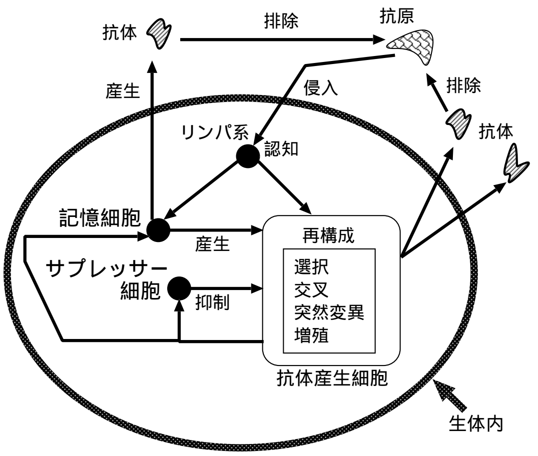


図 1: 免疫システム

図 1に免疫システムの基本機構を示す．免疫システムは，

Step1. 抗原の認識機構
生体内に侵入した抗原をリンパ系が認識

Step2. 細胞遺伝子の再構成機構
その抗原に対応する抗体産生細胞の増殖，再構成

Step3. 抗原の排除機構
抗原の排除による生体防御

Step4. 抗体の記憶機構
過去に排除した抗原に，素早く対応するためにその抗体を記憶

Step5. 抗体の調整機構
自己に対しても免疫性を示し，大量に発生した抗体の産生を抑えることで調節

という情報処理を繰り返すことで抗原に対応し続けることを可能とする [7]．ここで，一次記憶機構は細胞遺伝子の再構成機構及び抗体の記憶機構，二次記憶機構は抗体の調整機構に相当する．

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応答である一次免疫応答と，二度目の免疫によって見られる応答である二次免疫応答がある．本稿では，免疫システムの二種類の免疫応答を最適化システムとして利用し，探索効率の改善を目的とする．免疫応答を探索アルゴリズムとして考えると以下のように定義できる．

一次免疫応答 ：問題の持つ特徴の探索

二次免疫応答 ：一次記憶により得られた特徴を活用した探索

3 免疫アルゴリズム

3.1 アルゴリズムの特長と問題点

森らにより提案された IA は，その基本構成を遺伝的アルゴリズムに基づく解の再構成，記憶細胞による有効解の記憶，サプレッサー細胞による記憶解の再探索抑制とする （図 2）．

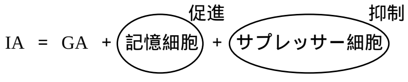


図 2: 免疫アルゴリズムの枠組み

この構成により GA の多点探索及び自然選択に基づいた強力な広域な探索能力に加え，有効解を利用した再探索の抑制により探索効率の上昇が期待される．この結果，多峰性関数における複数最適解の獲得が可能となっている．その一方で次のような検討点が残っている．

(1) 優位な抗体全てを記憶していることから，その記憶細胞は無駄な記憶や良質でない記憶が含まれている．

(2) 得られた記憶を，探索後の新たな問題に対して積極的に利用していない．

このアルゴリズムを，洗練された記憶を用いた増殖オペレータの導入及び記憶の二次応用により改善するため，2 種類の記憶機構を提案する．

3.2 拡張アルゴリズム

記憶機構を Step4 に導入したアルゴリズムを図 3に示す．

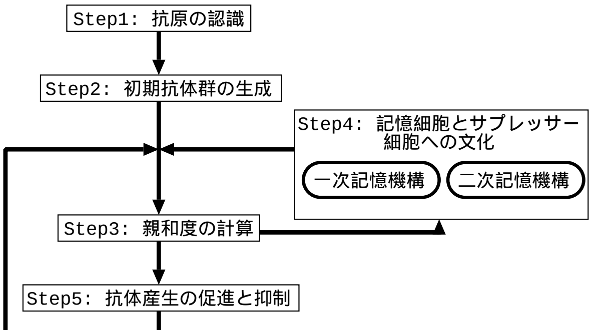


図 3: 新記憶機構を導入した免疫アルゴリズム

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．

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

集団内に，ある抗体に類似する抗体の存在する割合を濃度という．IA は，濃度の高い抗体が現れ始めるとその抗体を記憶細胞もしくはサプレッサー細胞に記憶する．この時，記憶した抗体はある問題に対する局所解もしくは最適解と考えられる．一般的にそのような解は，その問題における優位解であることから，類似度をどのように設定するかが重要な一要素であることが分かる．IA 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．

3.3 記憶機構

3.3.1 一次記憶機構

一次記憶機構では以下の実現を目的とし探索効率の上昇を目指す．

記憶の洗練：優位な解をそのまま記憶するのではなく，冗長な情報を省くことで質の良い部分解（スキマタ）を抽出する．

局所探索能力の向上：部分解を共通に含む集団を作成することで探索範囲を制限する．その結果，GA の苦手とする局所探索の向上が可能となる．

その実現のために記憶細胞を活用したアルゴリズムを示す．その概念図を図 4 に示す．同図では，集団内の各個体は 2 種類の特徴を持つと仮定している．

Step1. テンプレートの計算

現集団で最大濃度を持つ抗体との類似度が閾値 $TAC1$ を越えるような抗体群（共通する部分解を持つ解群）において，共通するパターンを集めてテンプレートとする．

Step2. テンプレートを記憶細胞に記憶

記憶可能な数には限界があるため，それを越える場合には最も共通するパターンを持つテンプレートと入れ換えることで，互いに共通性の少ないテンプレートを残す．

Step3. テンプレートから類似する抗体群を作成

テンプレートを含むように解を作成し，解として不足している情報はランダムに作成する．

Step4. 局所探索へ移行

Step3 において作成された抗体群に対し，閾値（TC や $TAC1$）を上げることにより，より深く探索を行なう．

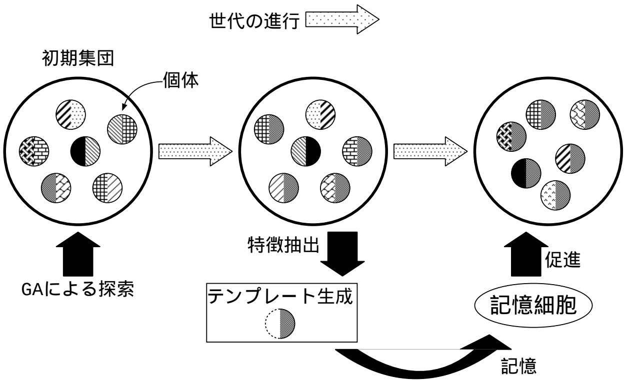


図 4: 一次記憶機構

3.3.2 二次記憶機構

二次記憶機構では，一次記憶機構により促進された局所探索終了後，探索点の移動を目指す．サプレッサー細胞を活用した再探索の抑制を行うアルゴリズムを以下に示す．その概念図を図 5 に示す．

Step1. 最大濃度を持つ抗体をサプレッサー細胞に記憶

その集団に最も多く共通している部分解を含む解は優位解と考えられることから，これをサプレッサー細胞に記憶する．

Step2. 集団をランダムに作成

探索点の移動を行う．

Step3. 通常探索に戻る

一次記憶機構により上げられた閾値を戻すことで，通常の大域探索に戻る．

Step4. 記憶した細胞に類似する抗体を抑制

今後の探索では，記憶した優位解に類似する解の産生を抑制する（期待値を下げる）ことで再探索防止を計る．

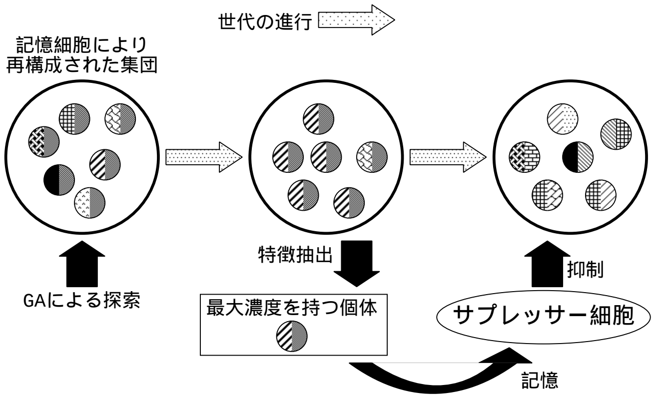


図 5: 二次記憶機構

3.3.3 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 6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．提案する記憶機構を用いた IA は

- 記憶細胞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探索（記憶）し続けると考えられる．局所解は，最適解ではないが，ある一面において優良である特徴を持っている．その特徴を有効に活用することで，類似する特徴を持つ問題に対する探索を効率良く行うことが期待できる．

4 TSP に対する IA の設定

4.1 だまし問題

記憶機構の有効性を検証するため，組合せ最適化問題の典型例である巡回セールスマン問題 [8] におけるだまし問題を用いる．だまし問題とは 2 重の同心円上に同数の都市が均等に並んだ都市配置における最短経路を探索する問題であり，その内外円の半径比によって 2 通りの異なる最適解，局所解を持つ（図 7）．

だまし問題は局所解，最適解を持つことからその Fitness Landscape は 2 つのピークを持っている．c-type が最適になる問題と o-type が最適になる問題の関係は図 8のようになると考えられることから，一般的な類似問題といえる．図に示すように，一方の問題の最適解と局所解は他方の問題における局所解と最適解に相当する．このことから，類似問題においては局所解や最適解といった，特徴ある優位解を利用することでその探索効率を改善することが可能と考えられる．

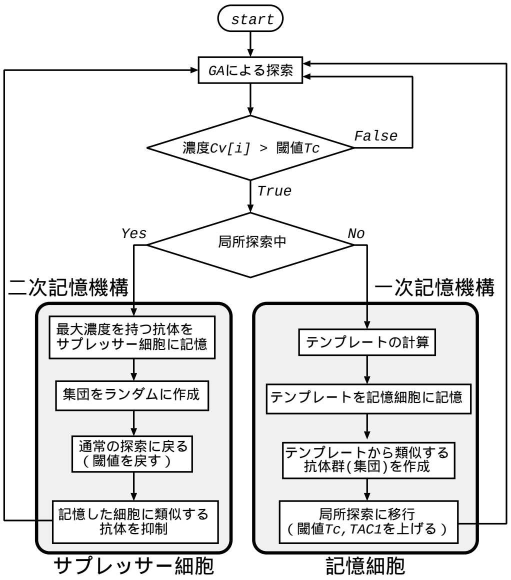
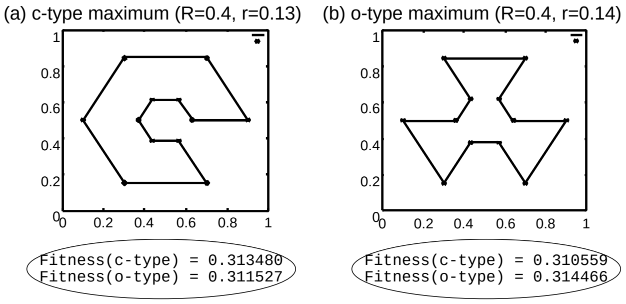


図 6: 記憶機構


(a) c-type maximum (R=0.4, r=0.13)

(b) o-type maximum (R=0.4, r=0.14)

図 7: c-type と o-type

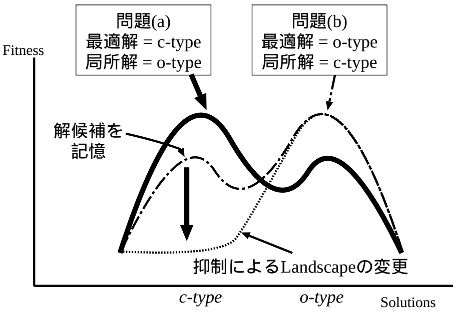


図 8: 類似問題の Fitness Landscape

4.2 コーディングと遺伝子操作

TSP に IA 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．IA の一評価尺度である濃度は，表現型における類似度から計算される．ここでは，TSP 解の類似度を，都市を巡回する順序の共通度合いと定義する．そこでコーディングには，共通する部分を抽出しやすい構造であるパス表現を用いる．パス表現された遺伝子に通常の交叉操作を行なうと致死遺伝子を

作成しやすくなるため特別な交叉操作を使用することになる．本稿では形質の保全にマッチしたサブツアー交換交叉 [9] を採用する．また，任意の 2 都市を交換する突然変異を採用する．

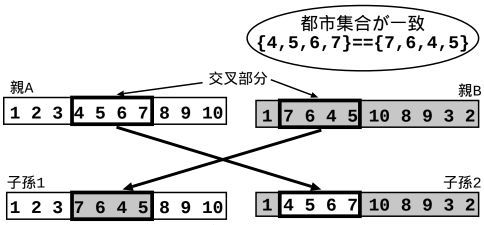


図 9: サブツアー交換交叉

4.3　各評価尺度の計算

免疫アルゴリズムにおいては，解の評価値である適応度，2 つの解に共通する巡回経路の割合である類似度，解が遺伝子プールに存在する割合である濃度，次世代への残りやすさである期待値の 4 つの計算尺度を求める必要がある．

[適応度]

$$fitness_i = 1/(Cost * Cost_W) \tag{1}$$

$Cost$:巡回経路長
$Cost_W$:$Cost$ の重み

[類似度]

$$ay_{v\ ,w} = common\_path/m \tag{2}$$

$common\_path$:2 つの抗体に共通する順路の都市数
m :都市数

[濃度]

$$c_v = num\_antibody/pop\_size \tag{3}$$

$num\_antibody$:類似度が閾値 $TAC1$ を超えた抗体数
pop_size :集団サイズ

[期待値]

$$e_v = fitness_i \times (1 - ay_{v\ ,s}) \tag{4}$$

$ay_{v\ ,s}$:抗体 vとサプレッサー細胞との類似度

5　実験

5.1　実験 1

5.1.1　シミュレーション設定

特徴抽出が可能であるかを検証するために，記憶無しの状態でだまし問題の探索を行う．問題設定を表 1，IA のパラメータを表2に示す．表 2においてTC及び$TAC1$ 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．

表 1: 問題設定

最適解のタイプ	c-type
都市数	12
外円の半径	0.40
内円の半径	0.13
世代数	2000

表 2: パラメータ

集団数	100
交叉確率	1.0
突然変異確率	0.01
記憶細胞総数	10
サプレッサー細胞総数	5
TC (記憶)	0.6 (0.66)
$TAC1$ (濃度計算)	0.6 (0.66)
$TAC2$ (抑制)	0.7
$MemoryT$ (テンプレート作成)	0.7
TC_{power}	1.1

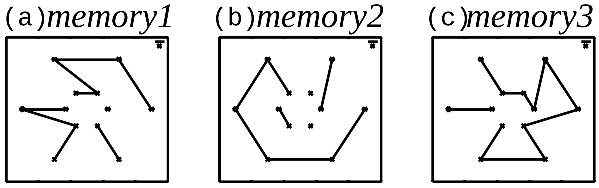

(a)memory1　(b)memory2　(c)memory3

図 10: 得られた記憶

5.1.2　実験結果と考察

実験の結果，探索で得られた記憶細胞を図 10，局所解と最適解を図 11に示す．また，その記憶や局所解，最適解が得られた世代を図 12に示す．

図 10において，memory1 はまだ c-type と o-type の特徴が明確には現れていない．しかし，memory2 は c-type（図 11左），memory3 は o-type（図 11右）の特徴を有していることが見て取れる．この結果から，提案する記憶機構を用いた IA により，一度の問題解決で解の特徴抽出が可能であると考えられる．記憶及び局所解，最適解を得た世代は図 12のようになっている．このことから，以下のような探索が行われたと考えられる．

memory1 を得る前後 ：探索中に局所解を発見．

memory2 を得る前後 ：最適解を発見．その後は，記憶 2 による抑制により，探索点の移動．

memory3 を得る前後 ：最適解の類似解の産生が抑制されることで，一時的に局所解の期待値が最大値になり，局所解を再発見．そのまま収束し記憶として得る．

これは，一時記憶機構による記憶の獲得，二次記憶機構による探索点の移動により得られた結果といえる．

5.2　実験 2

5.2.1　問題設定

記憶を用いただまし問題の探索を行い，その最適解発見に要する世代数の比較により記憶の応用可能性に

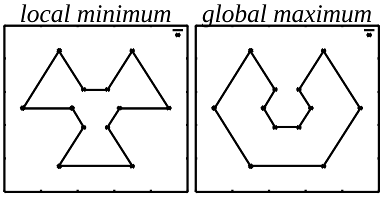

local minimum　global maximum

図 11: 局所解と最適解

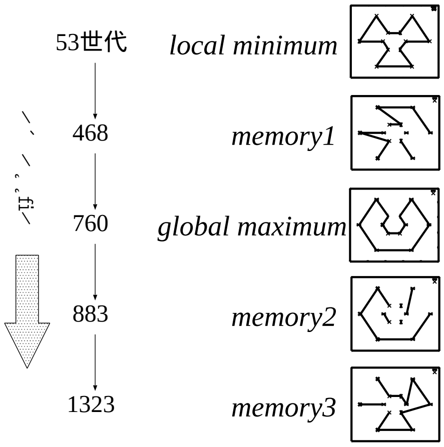


図 12: IA の挙動

ついて検討する．記憶とは，探索の過程で得られたテンプレート（図 10）のことである．以下に示す 3 種類の記憶を用いた探索について，適応度の上昇率を比較する．

- 記憶なし
- c-type の問題を解いた記憶を利用
- o-type の問題を解いた記憶を利用

ここで，記憶を作るために用いる問題（c-type と o-type）とその後に解く問題（c-type2；未探索の問題）を表 3に示す．IA のパラメータは，実験 1 の表 2と同様である．以上の設定の基で，c-type2 について，3 種類の記憶の利用方法により探索を行った．

表 3: 問題設定

最適解	c-type	c-type2	o-type
都市数	12	12	12
外円の半径	0.4	0.4	0.4
内円の半径	0.13	0.131	0.14
世代数	2000	2000	2000

5.2.2 実験結果と考察

探索効率の比較を図13に示す．横軸は世代数，縦軸は適応度である．同図において，empty=記憶なし，c=c-type の問題を解いた時の記憶，o=o-type の問題を解いた時の記憶，を利用した探索を意味する．

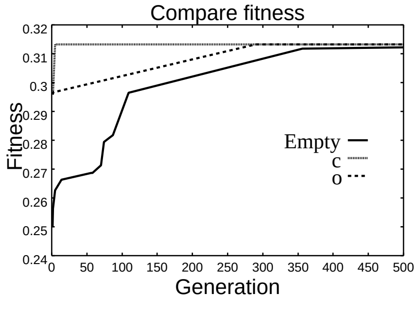


図 13: 探索効率の比較

記憶を用いた探索の優位点は図 13より，初期世代の最大適応度の高さといえる．すなわち，記憶を用いた初期集団の構成により，類似問題への適応効率が上昇しているといえる．次に，3 つの探索が最適解発見に要した世代数を表 4に示す．世代数の比較により，c-type，o-type を解いた記憶を用いることが，内外円の半径比が異なる類似問題の探索効率の改善に役立つことが分かる．

表 4: 最適解を得た世代数

問題	記憶なし	記憶 c	記憶 o
世代	882	228	290

以上のことから，記憶機構を実装した IA は免疫システムの持つ 2 種類の免疫応答に相当する情報処理機構として実現できたと考えられる．

6 おわりに

冗長性を省く記憶手法及び記憶を用いた局所探索能力の向上と再探索の抑制による探索効率の改善を目的として，記憶機構を用いた免疫アルゴリズムを提案した．記憶機構を用いた免疫アルゴリズムによる探索では，期待される特徴，一次記憶機構による解の特徴抽出，二次記憶機構による探索点の移動を用いた局所解からの脱出が実現できた．また，内外円の半径比が異なるだまし問題において，記憶を活用した再探索が有効であることを示した．このことから本アルゴリズムは，類似問題の繰り返し解決を必要とする種々の課題に対して有効に機能すると考えられる．

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] 北野宏明：“遺伝的アルゴリズム”，産業図書株式会社（1993）

[2] Thomas Back (editor)：“Proceedings of The Seventh International Conference on Genetic Algorithms, Morgan Kaufmann”（1997）

[3] 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）

[4] 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, pp12-23（1992）

[5] 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, pp872-878（1993）

[6] 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, pp593-598（1997）

[7] 藤原 道夫：“コア免疫学”，丸善株式会社（1997）

[8] 山本芳嗣，久保幹雄：“シリーズ [現代人の数理]12 巡回セールスマン問題への招待”，朝倉書店（1997）

[9] 山村 雅幸，小野 貴久，小林 重信：“形質の遺伝を重視した遺伝的アルゴリズムに基づく巡回セールスマン問題の解法”，人工知能学会誌, Vol.7, No.6, Nov, pp117-127（1992）