適応的免疫アルゴリズムを用いた多峰性関数最適化に関する研究

988513H: 當間 愛晃　指導教官: 遠藤 聡志, 山田 孝治

1　はじめに

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 [石田 98]．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が，パラメータ設定が非常に困難である．

本稿では，多峰性関数における探索効率化を目的とし，パラメータ調整の簡単化および局所探索能力を加えた適応的免疫アルゴリズム（Adaptive Memorizing Immune Algorithm, AMIA）を提案する．また，本アルゴリズムの有効性を検証するため，巡回セールスマン問題と Bipolar Deceptive Function[Goldberg92] へ適用する．

2　適応的免疫アルゴリズム

2.1　IA の特長と問題点

森らにより提案された IA が複数最適解を獲得するには適切なパラメータ設定が必要不可欠だが，（1）パラメータ設定問題は解決されておらず，また，（2）獲得した優位解の利用形態に関しても検討の余地がある．上記の検討点を改善するため，提案手法では二種類の記憶機構を導入した．

上記の検討点（1）は，記憶獲得と再探索抑制を二種類の記憶機構として各々独立させることにより，パラメータ調整を容易にした．検討点（2）は，免疫システムにおける記憶獲得と二次免疫応答を，一度目の問題解決時にも活用することにより，探索能力を向上させた．

2.2　適応的免疫アルゴリズム（AMIA）

二種類の記憶機構を Step4 に導入した拡張アルゴリズム AMIA を以下に示す．

[**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]　ランダムに，もしくは学習結果である記憶細胞を用い，抗体群を作成する．

[**Step3.** 適応度および類似度の計算]　抗体 v の適応度 $fitness_v$ と，2 つの抗体 v, w の類似度 $ay_{v,w}$ を計算する．

[**Step4.** 記憶細胞または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:** 記憶細胞への優位解の特徴獲得および，記憶を活用した局所探索の実行．
- **二次記憶機構:** サプレッサー細胞への候補解の獲得，再探索抑制および探索点の移動．

[**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．

2.3　記憶機構

記憶機構は，（1）GA による探索，（2）一次記憶機構による局所探索，（3）二次記憶機構による再探索抑制，の 3 サイクルにより構成される（図 1）．同図における局所探索中かどうかの判断処理では，初期状態では GA による通常の大域探索であることから一次記憶機構へ処理が移行し，局所探索を実行する．局所探索中に同判断処理に移った場合，二次記憶機構へと移行し，通常の大域探索へと戻る．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優位解の獲得，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．

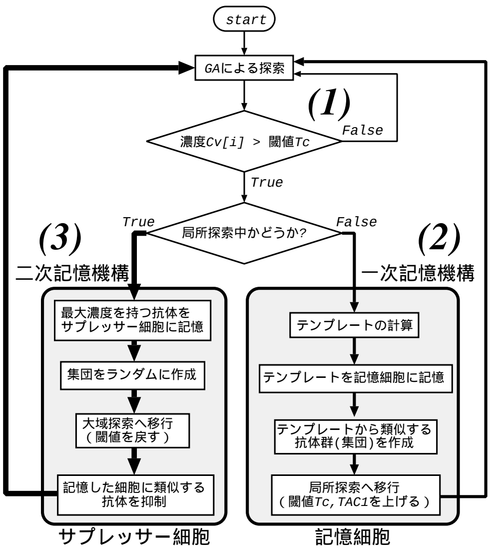

図 1: 記憶機構

3 計算機実験

3.1 巡回セールスマン問題

[実験**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，初期記憶無しの状態でだまし問題の探索を行う．

[実験**1**：結果と考察]

図2において，$Mem1$ や $Mem2$ など記憶細胞に記憶後の最大適応度も安定して上昇していることから，一次記憶機構による記憶細胞を用いた集団の再構成が局所探索として役立っていると考えられる．また，サプレッサー細胞 $Sup1$ に記憶後の探索では，$Sup1$ に対する探索が二次記憶機構により抑制される．その後に得られたサプレッサー細胞 $Sup2$ や $Sup3$ は $Sup1$ よりも低い適応度となっていることから，$Sup1$ とは別の探索点に収束している，すなわち探索点の移動が実現したと考えられる．

さらに，図3に示した記憶細胞およびサプレッサー細胞より，解の特徴抽出および，それを用いた局所探索の妥当性，そして探索点の移動が実現していることが確認できる．

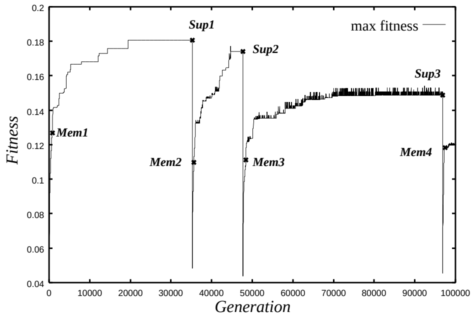

図 2: 最大適応度の推移と記憶した世代数

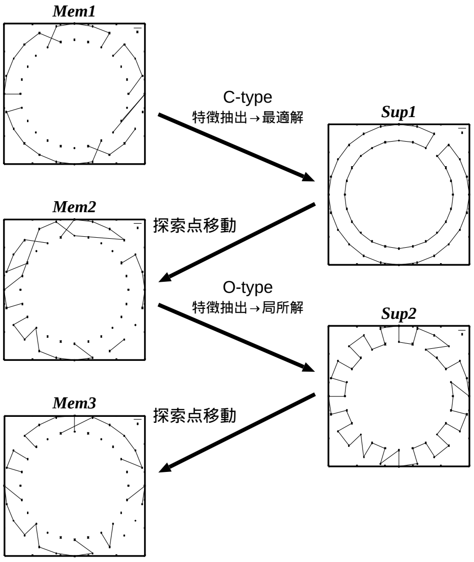

図 3: 記憶細胞とサプレッサー細胞

3.2 Bipolar Deceptive Function

[実験**3**：シミュレーション設定] 多峰性関数における探索能力を検証するため，IA と AMIA を 30-bit 問題へ適用し，比較検証・考察を行う．

[実験**3**：結果と考察] 二つの手法とも32個全ての大域的最適解を獲得できた．そして，全最適解の獲得に要した平均世代数は，AMIA で約14万世代，IA で約21万世代を要した．また，最終世代までに獲得した優位解の平均個数は，AMIA で約220個，IA で約40個であった．これらの結果より，多峰性関数における複数最適解を獲得する探索手法として，AMIA がより優れたアルゴリズムであることを示した．

次に，IA と AMIA の各世代毎の最大適応度の推移および，獲得したサプレッサー細胞（図4では Sup）の適応度と世代数を図4に示す．同図より，AMIA は全ての大域的最適解（適応度5.0）を獲得する前に，次に高い適応度（4.640576）を持つ準最適解を獲得している．しかしながら，この準最適解の探索に要した世代数を含めても，AMIA が IA より少ない世代で全ての大域的最適解を発見している．よって，AMIA の探索動作は，局所探索を用いたことにより準最適解への収束可能性が高くなるが，それ以上に複数最適解獲得に要する世代数が減少し，また獲得した優位解の数が約5倍近いことから，多峰性関数における探索手法として有効であると結論づけられる．

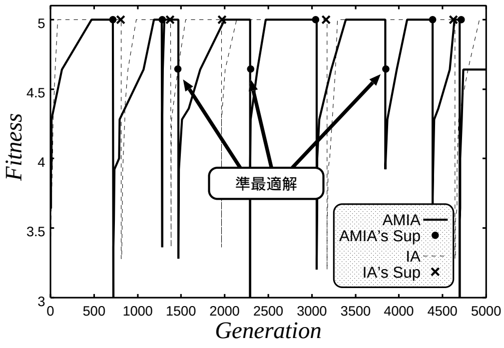

図 4: 獲得した記憶の適応度と世代数の推移

4 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．AMIA は，優位解の記憶と探索点のシフトを二種類の記憶機構で個別に行なうため，パラメータ調整が容易である．実験では，AMIA による解の特徴抽出が可能であることを検証した．さらに，AMIA を用いた探索では，高適応度の解探索可能性，記憶獲得の安定性，局所探索による探索効率化を実現したことを比較実験により示した．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．

参考文献

[Goldberg92] Devid E. Goldberg, Kalyanmoy Deb, and Jeffrey Horn：“Massive Multimodality, Deception, and Genetic Algorithms”, PPSN 2（1992）．

[石田 98] 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）．

[森 93] 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）．

[森 97] 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）．

[山村 92] 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, pp.117-127（1992）．