

適応性を持つ記憶のサーチを利用した IA の性能改善

吉田威典 米津光浩 中西正和

慶應義塾大学大学院 理工学研究科 計算機科学専攻

2U-2

1. はじめに

遺伝的アルゴリズム (GA : Genetic Algorithm)[1] は様々なシステムの最適化手法として知られている。Moriらは多様性維持機構と記憶学習機構を持つ免疫システムに着目し、GAにこのような機構を持たせた免疫的アルゴリズム (IA : Immune Algorithm)[6] を提案している。しかし、初期抗体群生成方法については記憶細胞からランダムに選択する方法がとられているため、環境が少しでも変化した場合に適應することが困難となっている。本研究では奈良らの提案した記憶のサーチを用いることで初期抗体群を生成し、環境が変化した場合における問題も含めた早期段階での適應を目的とする。

2. IA とその問題点

免疫システムは生体内で防御機構として働いているが、その機能維持と発現ではGAで使用される進化のプロセスに似た操作が使われている [2]。そのため免疫システムをGAの枠組みの中でモデル化する研究が行われている [3][4][5]。

Moriらの提案したIAでは同じ評価値を持つ抗体の集団内に占める割合(濃度)を計算し、濃度が高すぎる抗体に対して増殖が弱まるような働きを取り入れている。これにより、進化の後期においても遺伝的多様性を維持することが可能となっている。

- 抗体の多様性維持機構
多様な抗体の生成機構とその自己調整機構によって、局所的最適解に陥らずに大域的最適解を探索することが期待できる。
- 記憶学習機構 (2次応答)
過去に排除した抗原に対する抗体を素早く生成するので、システムの初期状態と比較して最適解が高速に求まることが期待できる。

従来の記憶細胞を使った2次応答(記憶ありIAと呼ぶ)は、過去に経験した問題と似た問題が与えられた場合は適應できても、環境が少しでも変化した場合にはほとんど適應することができない。

3. 適応性を持つ記憶のサーチ

奈良らはランダムウォークとは異なるダイナミクスを発生させ、状態空間を荒っぽく辿る軌道を作り出し、そのダイナミクスの発生する状態空間中の軌道の複雑さにある程度のサーチをまかせる方法を提案している [7]。

彼らはサーチの候補を効率的に見いだすサーチ軌道を生み出すダイナミクスとGAの両者を用い、そ

して発見した候補から全体のパターン(記憶)を想起するにはあらかじめ決められた個数のパターンを記憶として埋め込んだニューラルネットワークを用いることによって、サーチ機能を実現している [7]。

4. 本研究の方針およびアルゴリズム

奈良らの提案した記憶のサーチを利用し、記憶ありIAにおける初期抗体群生成を試みる。これによりアルゴリズム内部で発生する複雑な軌道を用いた記憶のサーチにおいて、そのサーチ効率が外部装置としての乱数発生装置よりも有効であることを示す。以下、本研究で提案するアルゴリズムを示す(図1)。

- ① 過去に経験(学習)した記憶細胞を用いて記憶の埋め込みを行う。具体的には、ピクセル化した記憶を使ってニューラルネットワークにおけるシナプス結合行列を求める。
- ② 最適化問題が与えられ、その問題をピクセル化する。
- ③ 奈良らの記憶のサーチによって問題に最も近いパターンをサーチする。
- ④ 出力された(与えられた問題に最も近いと判断された)パターンの解候補を用いてIAの初期抗体群を生成し、MoriらのIAにて解探索を行う。

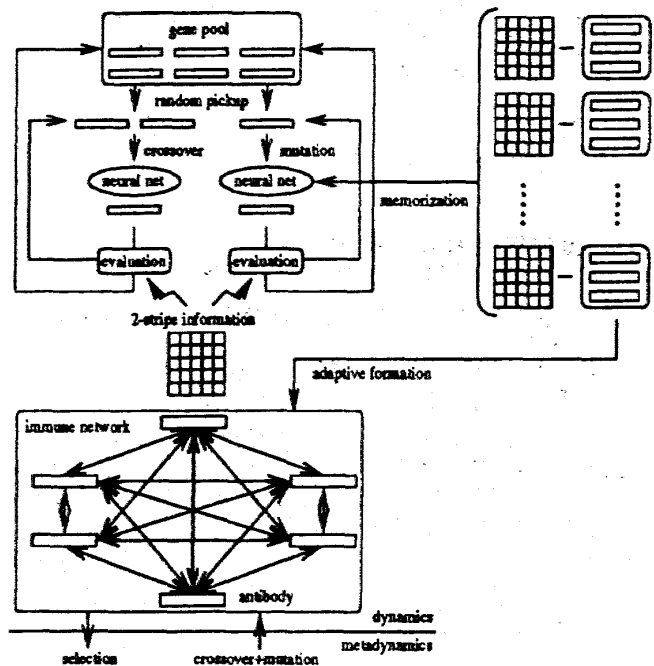


図1: 記憶のサーチを利用したIA

Immune Algorithm with Adaptive Memory Search

Takenori YOSHIDA Mitsuhiro YONEDU

Masakazu NAKANISHI

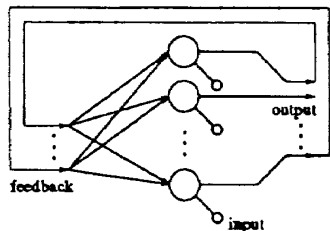
Department of Computer Science, Faculty of Science and Technology, Keio University 3-14-1 Hiyoshi, Kohoku-ku, Yokohama, Kanagawa 223, Japan

4.1 問題のピクセル化

TSPの場合、各都市を(x, y)座標として配置するが、座標情報のままでは、問題の全体像を記憶として埋め込むことができない。更に過去に経験したかどうか、または過去に経験した最適化問題に類似しているかどうかを調べるために、問題の全体像をサーチ情報として用意する必要がある。そのため、座標系を格子状にピクセル化する。

4.2 記憶の埋め込み

各ピクセルの状態(v_i = ±1)を一次元的に並べたベクトルv = {v_i} (i = 1, ..., P) をとり (Pはピクセルの個数)、埋め込みたいパターンを{v_i} (i = 1, ..., N) とする (Nは埋め込むパターンの個数)。更に、与えられたパターンの共役パターン{v_i⁺} (i = 1, ..., N) を定義し、これらのクロネッカー積をとることでシナプス結合行列Wを求める。このように記憶を行列としてニューラルネットワーク(図2)に埋め込む。



$$W = \sum_{i=0}^{N-1} v_i \otimes v_i^+$$

(⊗: クロネッカー積)

図2: 相互結合型ニューラルネットワーク

4.3 特徴抽出

記憶のサーチアルゴリズムにおいては、類似度の尺度となるものが必要となる。奈良らは、ある間隔を隔てた2本のストライプがどれくらい似ているかをそのパターンの部分的な“特徴”とし、その尺度を定める類似度を定義している[7]。本研究では類似度Cを以下の式で定義する。これは与えられたパターンをp周期で特徴抽出を行うものである。qはピクセルの初期位置である。

$$C = \sum_{i=0}^{N/p-1} v_{pi+q} \cdot v'_{pi+q} \quad \left(\text{ここで } p = \frac{\sqrt{P}}{2}, 0 < q < p \right)$$

5. 実験結果および考察

以下の最適化問題と条件で実験を行う。

- TSP … 50都市 TSP 50問をトレーニングセットとする
- 0-1 ナップザック問題 … 50個ナップザック問題 50問をトレーニングセットとする

トレーニングセットとは性質の違うテストセットに対して提案手法と従来手法との比較を行った結果(図3)、提案手法による初期抗体群生成によって初期の段階から問題に適応できることが示された。また、初期段階だけの適応にとどまらず、進化の後期においても従来手法よりも適応することが示された。

IAは局所最適解に陥りにくいアルゴリズムである。しかし、両手法にIAを利用しているにもかかわらず、このような結果が得られたことは、本手法による初期抗体群生成がその後の進化を決定づける要因となっていることが言える。

特にTSPの場合、本手法では最適解のサブツアーを持つような初期抗体群が生成されるため、解探索に要するステップ数に大きな差が現れた。

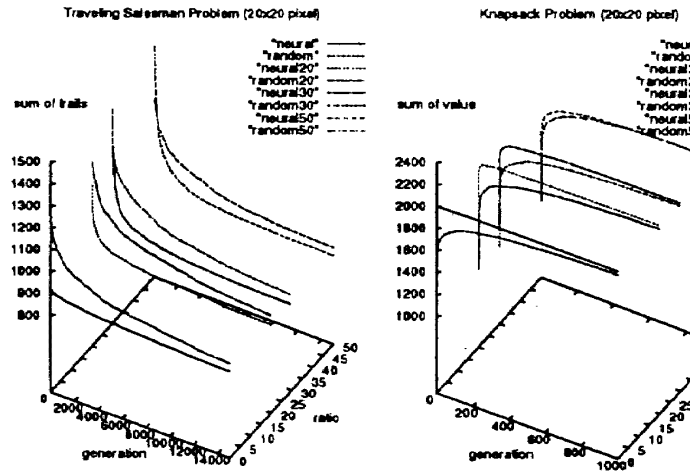


図3: TSPとナップザック問題における実験結果

6. 今後の課題

過去に経験した記憶を有効利用するためには細かく特徴を調べて問題を同定する必要があるが、ピクセル数を増加させることでシナプス結合行列Wのサイズが大きくなり、サーチに要する計算量が増加してしまう。

IAでは初期抗体群のエントロピーが高いことが重要である[6]ため、記憶のサーチにおいて利用する記憶をサーチ候補(目標)の上位層から複数とった場合の実験を考えている。

参考文献

- [1] D. E. Goldberg : Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning, Addison-Wesley, 1989.
- [2] J. D. Farmer, N. H. Packard and A. S. Perelson : The Immune System, Adaptation, and Machine Learning, *Physica D*, Vol. 22, pp. 187-204, 1986.
- [3] R. Hightower, S. Forrest and A. S. Perelson : Evolution of Secondary Organization in Immune System Gene Libraries, *Proceedings of the Second European Conference on Artificial Life*, 1993.
- [4] H. Bersini and F. Varela : The Immune Learning Mechanism: Reinforcement, Recruitment and their Application, *Computing with Biological Metaphors*, ed. by R. Paton, Chapman and Hall, London. pp. 166-192, 1994.
- [5] T. Ohira : Immune Pattern Recognition System, *Proceedings of International Workshops on Biologically Inspired Evolutionary Systems (BIES 95)*, Tokyo, Japan, 1995.
- [6] K. Mori, M. Tsukiyama and T. Fukuda : Immune algorithm with searching diversity and its application to resource allocation problem, *Transactions of the Institute of Electrical Engineers of Japan*, Vol. 113-C, pp. 872-878, 1993.
- [7] 奈良重俊, P. Davis and W. Banzhaf (合原一幸(編)): ニューラルシステムにおけるカオス, 東京電機大学出版局, 第八章, pp. 285-326, 1993.