

自己非自己認識機構に基づく複雑適応システムの自律的構築

長野 忍† 米澤 保雄††

本論文では、高度な複雑性を持つ高機能システムの構築原理に関する知見を、基本的な免疫システム機能に着目し、そのモデル化でシミュレーション解析した。我々は既に基本的免疫機能である自己非自己認識機構に、認識機能の揺らぎである寛容性を導入した胸腺学習システムを提案している。本論文ではその拡張として遺伝的アルゴリズムを適用した複雑性進化モデルを構築した。本モデルは、適応過程において組織化した状態で高速に複雑化・高機能化を達成し得た。さらに、その過程でシステム構造の複雑さや多様性を自律的に制御する事で予測不能な環境に適応でき、自己組織性を持つロバストな学習システム特性を獲得した。以上の基礎的な検討から、本報で提案した基本的免疫システムは、環境との相互作用により自己組織化された学習過程を持ち、柔軟な適応性を持つ複雑な情報処理システムの自律的構築原理として有効である事を示した。

Autonomous Generative Complex Adaptive System based on Self-Nonself Recognition

SHINOBU NAGANO† and YASUO YONEZAWA††

This paper is intended as an investigation of a construction principle of complex adaptive system's mechanism which have adaptability and autonomous control derived with organized complexity. And we noted system properties of primitive immune system that self-nonself recognition and immunologic tolerance as mechanism of system fluctuation. We proposed model that thymus learning system and applied GA as complex adaptive system. These simulation results showed that this model was able to get a adaptability and high function derived from organized complexity by elongated system size and fluctuation of correlation for each system elements against interaction of environment. In this model, we concluded the effective learning mechanism of system architecture which organized complexity and self organization are (1)self recognition, (2)nonself incorporation, (3)informational diversity of environment, (4)genetic operator.

1. はじめに

現在の工学技術が直面している問題の一つに多機能性を有するシステム構築につきまとう複雑さの問題がある。本問題は多機能、高機能性を持つシステムの構築には複雑度の高いデバイスを用いる事が不可欠であり、そのためにシステム全体の複雑さが必然的に上昇してしまう事により起こる設計の困難性を呈する状況にある。本論文は自己と非自己の認識をシステムの出発点とし、複雑性向上の自律的な生成の方法論に関して生命システムをモデルとして言及する。本論文では、

システムの自己認識機能の取得がシステム成立と維持の要件であるとの観点に立って議論を進める。

生命システムにおいて、その起源から現在に至るまでの間の特徴的なシステムの挙動は自己組織化を保ちながらシステム全体の複雑度を向上させてきた点にある。そのために、自己を成立させた上で非自己との関係性を踏まえたシステムを検討しなければならない。そこで、本研究では高等生物の有する自己非自己認識機構である『胸腺組織での学習』¹⁾のモデル化、ならびにそのシミュレーションを通し、モデル化による『複雑適応系の自律的構築』の原理を抽出を試みた。

本研究で扱う胸腺学習システムは胸腺で行われる自己認識機能を持たない細胞の排除過程を学習としている。さらに、非自己を自己に取り込む機能を与える『免疫寛容性』やシステムの外部環境変動によって引き起こる『認識の誤動作』をモデルとして組み込んでおり、極めて簡単な自己非自己認識機構としての免疫

† 茨城大学大学院理工学研究科
Graduate School of Science and Engineering, Ibaraki University

†† 茨城大学工学部システム工学科
Division of System Engineering, Faculty of Engineering, Ibaraki University

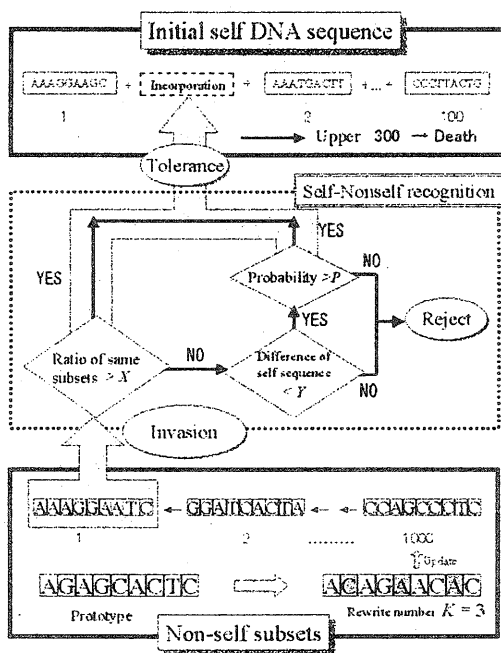


図1 胸腺学習システムの処理過程
Fig. 1 Process flow of Thymus learning system.

機能のシステムモデルである。

本研究での要件は先に述べた様に、システムが『自己組織化』を保ちながら『複雑さ』を増大させるためのシステム機構の検討にある。そのため、生体システムが持つ自己非自己認識機構をモデルとして、『自己組織化された複雑さ』の増大過程がどのような学習プロセスでなされるかに関して言及する。

2. 自己認識に基づく学習システムのモデル化

2.1 胸腺学習システム

前章で述べた自己認識機構と寛容性を有する既存の複雑適応システムである免疫系の胸腺学習システム²⁾は、つぎの5つの主要な機能モジュールで構成される(図1)。

- (1) 初期自己DNA配列作成処理
- (2) 任意の多様度 K を持つ非自己サブセット群の作成処理
- (3) 自己非自己認識処理
- (4) 非自己排除ならびに寛容性による自己列内への非自己取り込み処理
- (5) 過度の非自己取り込みによるシステム動作停止処理

また、自己認識機能の機能性揺らぎである寛容性(エ

ラー)として、以下の2種類のアルゴリズムを導入した(図1)。

- (1) 免疫学的な寛容性 (Immunological tolerance)³⁾ 大量の非自己成分侵入時、自己非自己識別機能の低下が生じ、非自己成分の自己内への侵入を許す現象。本モデルでは、環境内の1000個の非自己サブセット群内に、同一配列のサブセットが一定比率 X 以上で存在する場合、自己配列内に無条件で強制的に取り込む
- (2) 誤認識(エラー)寛容性 (Misreading tolerance) システム消耗による認識機能低下時に生じる。本モデルでは、全自己配列と非自己サブセットの相違が Y 個以内なら、確率 P で許容され、自己配列内に強制的に取り込む

2.2 遺伝的機構を持つ胸腺学習システム

適応過程における学習システム特性をモデル化するため、上述した胸腺学習システムにおけるDNA配列を一個体と考え、遺伝的アルゴリズム(GA)⁴⁾を適用する。以下の9機能モジュール順で構成されるモデルを提案した。

- (1) 初期自己配列生成処理
- (2) 自己非自己配列認識処理
- (3) 非自己配列の排除、取り込み処理
- (4) 自己システムの適応度評価処理
- (5) 適応度による淘汰処理
- (6) 適応度による増殖処理
- (7) 自己システム配列間の交叉処理
- (8) 自己システム配列群の適応度評価処理
- (9) 終了判定処理

(1)~(3)の過程は、1世代間に一定数の自己非自己認識処理を行う。

2.3 システム特性の定量的評価

以上のシミュレーションにおいて本モデルの記述要素として導入したDNA配列のシステム特性として配列の複雑度、塩基密度分布の相関性、機能性による適応度評価の定量化を行った。

システムの複雑さを定量的に計測するため、シャノンの情報理論⁵⁾に基づく情報エントロピーの概念により、システム構造である自己DNA配列の複雑さを定義する。

次に、システム構造の組織化を、自己DNA配列内の塩基記号の密度分布をフーリエ解析することで検証した⁶⁾。

また、本モデルでは適応度は、特定の機能性を有するタンパク質中に共通して存在するアミノ酸の特徴的配列パターンであるモチーフ⁷⁾により機能性の存在

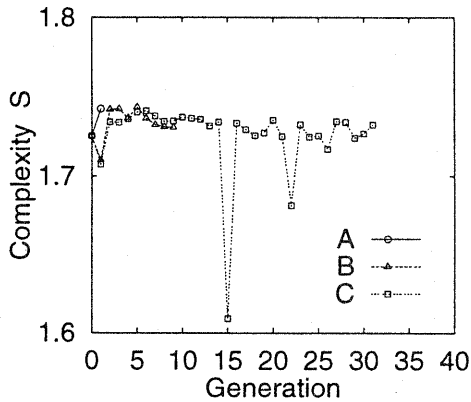


図2 各世代での複雑さの平均値の推移
Fig. 2 Complexity profile of average at each generation.

を抽出により評価した。

3. シミュレーション手順

前章のモデルスキームにしたがい、環境との相互作用下で自己認識機構を持つ学習システム特性の変化に対する定量的変化を中心にシミュレーションした。

したがって、本報では、学習対象である環境情報の多様さ、他システムとの相互作用による情報伝達頻度の高さ、ならびに環境外圧による情報の選択と限定を示すつぎの3つのパラメータを変化させ、各世代での全配列の複雑さ、適応度、個体数、最大適応度配列のモチーフ保有量とその個体の配列相関性をおのおの計測する事でシステムの特性を計測した。

- (1) 環境の多様さ; K : [0; 9]
- (2) 他個体との相互作用の頻度; 交叉率: [0; 1]
- (3) 淘汰圧の強度; 選択率: [0; 1]

4. シミュレーション結果

まず、学習対象としての環境の多様度を、最も多様な(高いランダムネス)状態である $K = 9$ に固定して交叉率、選択率を変化させた場合の結果を図2に示す。図中の各ケースは、(A) 交叉率; 0.1, 選択率; 0.1, (B) 交叉率; 0.4, 選択率; 0.3, (C) 交叉率; 0.3, 選択率; 0.5 に対応する。

交叉率、選択率がともに低い値(図2-A)では、数世代で環境の選択圧によって全個体が死滅する。この場合の配列の複雑さは寛容性の効果により若干上昇する傾向が見られるが短期間の世代発展しか見られない。交叉率、選択率の頻度を上昇させる(図2-B,C)と長い世代にわたって個体を維持することがわかる。この場合、複雑さの平均値は一定値域内で変動を繰り返す。

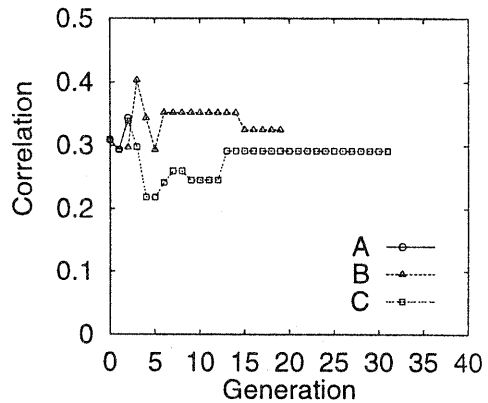


図3 各世代での適応度最大個体の配列相関性の推移
Fig. 3 Time course of correlation at the largest fitness sequence.

いずれの場合も複数の機能を獲得し適応度が急速に上昇する。

交叉率、選択率がともに低い場合であるAでは、個体の認識精度の属性値パラメータである (X, Y, P) の組合せは、 $(0.0015, 5, 0.7)$, $(0.0015, 5, 0.3)$ の2種類しか存在しない。選択率を高くすると、一定期間多様な個体が残りが残り続け、交叉率の増大において顕著になる。

また、各世代の適応度最大個体の相関性は世代発展の推移において、増減を繰り返す(図3)。また、各場合の世代発展時において特徴的な相関性を示す。Aの場合、相関性は低周波では強くなるが高周波領域では著しく低い。Bの場合一端は全領域にわたる強い相関を得るが、世代発展時にホワイトノイズ側に漸近する。Cの場合は選択率を0.3, 0.5とした場合では、機能性獲得のステップと同期して全領域にわたる相関が増大して行く。

次に、環境の多様度も変化させて学習する環境の性質を変えた状態での結果を示す。この時の複雑さの平均値の変化を、図4に示す。Aの場合は $K = 9$ 、交叉率=0.75、選択率=0.75、収束した個体の認識精度パラメータセット $(X, Y, P) = (0.0015, 5, 0.10)$ 、Bの場合は $K = 3$ 、交叉率=0.5、選択率=0.5、収束した個体の認識精度パラメータセット $(X, Y, P) = (0.0015, 3, 0.10)$ 、である。

Aは定常的にシステム全体の複雑さを増大させた状態を維持する。逆にBの場合は、急激に初期数世代で複雑さを減少させ、世代発展を通じて増減を繰り返す。この時、相関性も変動する。この場合、配列長と複雑さの関係には直線的な比例関係は無く(図5)、配列長は世代発展時に伸縮を繰り返し、その過程で複雑

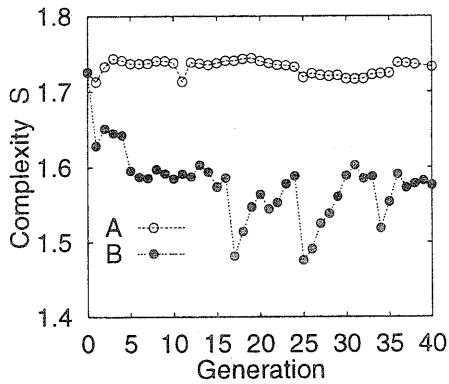


図4 各世代での複雑さの平均値の推移

Fig. 4 Complexity profile of average at each generation.

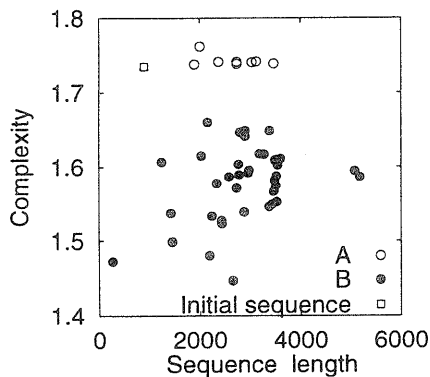


図5 適応度最大個体の配列長と複雑さ

Fig. 5 Complexity and sequence length at the largest fitness sequence.

さ・相関性を変化させている。

5. 考 察

シミュレーションの結果から、本胸腺学習システムの学習特性として次の様な定性的な傾向が理解された。

(1) システムの複雑さを増大させるには、システムの情報構造の混合としての交叉と有用情報の集約過程としての選択圧が有効である。

(2) 交叉頻度と選択率の組合せにより、組織化した状態を保ったまま自己システムの情報(複雑さ)を増大させ、同時に機能性向上が可能である。

(3) 学習対象としての環境情報の情報量またその特異的な偏りにあわせた認識精度の揺らぎを持つシステムが適応性を向上させる。

(4) 学習対象としての環境情報の情報量が均一である時、一様なシステムサイズの拡張が生じ、複雑さも増大する。ただし、組織化の強さは大きくない。

(5) 学習対象の情報量に偏りがある場合、システムはその環境に特異的に適応するため、類似情報を膨大に取り込み、複雑さや組織化の強さを減少させる。この過程では、単位システム要素あたりの複雑さと組織化強度が断続性を持つ事がある。

以上のことから、自己システムは非自己(環境や他個体)との相互作用で動的に相関性を揺らがせることで機能性や自己システム情報の獲得学習を行っている事が分かる。以上の過程を、本モデルにおいて環境の情報構造ならびに自己システムの機能揺らぎ、交叉操作などで明らかにできた。また、このことから組織化された複雑さを持つシステムは、自律的な複雑適応性を持つシステムが生成可能であるとの結論を得た。

謝辞 本研究の実施にあつて、免疫の情報処理に関して議論頂いた Stephanie Forrest 教授(ニューメキシコ大学)、土居洋文博士((株)富士通研究所)に感謝致します。また、安久正紘教授(茨城大学)、堤泰行教授(茨城大学)には本研究分野への深い理解と御援助を頂き、ここに感謝の意を表します。本研究の一部は著者らの所属する大学院のサテライトベンチャービジネス・ラボラトリー [SVBL] (Complex Functional Robots Laboratories) の援助のもとで行われました。また、本研究は総合研究大学院大学・共同研究「新分野の開拓」の研究会での議論に支えられ推進されたものであり、同責任者の湯川哲之教授(総合研究大学院大学)に感謝致します。

参 考 文 献

- 1) 野本 亀久雄: 感染防御機構とその変動, ライフサイエンス社 (1983)
- 2) S. Nagano, Y. Iwasaki, and Y. Yonezawa: Immuno Fluctuate Model as Defense System included Complexity Process, Proc IEEE Inter Symp, MHS'96, 257/263 (1996)
- 3) G. J. V. Nossal: Immunologic Tolerance - Collaboration between Antigen and Lymphokines, science, 245, 147/153 (1989)
- 4) J. H. Holland: Adaption in Natural and Artificial Systems(second edition), MIT press (1992)
- 5) E. C. Shannon and E. W. Weaver: The mathematical theory of communication, The University of Illinois Press (1954)
- 6) W. Li and K. Kaneko: Long-correlations and partial $1/f^\alpha$ spectrum in a noncoding DNA sequence, Europhys. Lett, 17-7, 655/660 (1992)
- 7) M. O. Dayhoff: Atlas of Protein sequence and Structure, Nos, NBRF (1972)