

発生オートマトンとニューロ・コンピュータ

和田 健之介

1. 意味付けと意気込み

ちょっと危ない題名になってしまいましたが、実は内容はもっと危ない“機械系の進化 (Machine Evolution)”のお話です。

とは言っても、生物の持つ柔軟性や適応性を見習って、新しいシステムのアーキテクチャを考えるという、いたってノーマルでクラシカルな“サイバネティクス”的発想をとっています。これまで、このような発想をもとに、適応制御や自律分散制御など多くの制御理論が生まれました。複雑なネットワークからなる大規模システムは、集中型制御を行なうと、サブシステムに異常が発生した場合、これが全体に波及してシステムダウンを引き起こします。これを回避し、残されたシステムでより安定な動作を行なうためには各ユニットに自律性を持たせ、分散処理を行ってフォールト・トレランスを高めなければなりません。自律分散制御理論¹⁾はこのようなニーズに対し、大規模システム理論²⁾などを背景に生まれた理論です。ところが、情報ネットワークや、電力システムなどのエネルギーネットワークが需要とともに拡大すると、従来のシステムにオンラインで新しいシステムを加え、全体の動作やエネルギー配分を最適化する必要が生じてきます。このような生成発展系のサブシステムの構成とネットワークの制御アルゴリズムをどのように決めれば良いのか？という極めて重要な問題には全くと言ってよいほどアプローチがなされていません。このような問題には生物学におけるシステム工学的研究が極めて有益であると思われま

す。生物を機械システムとして考えると、マシンの構造がDNAの中にエンコードされており、逆に発生システムによりデコードされて固有の形態を持ったマシンが生成されるものと考えられます。これらが競合関係

を持った集団を形成すると、その中から、より環境に適応し、必要な機能を果たす為の構造を備えた個体群が選択されます。そして、そのマシンコードを変異させたコード群をもとに次世代のマシン群を生成し、既に獲得した機能を維持しつつ、機能的な進化を行なって行きます。また、生物は柔軟でリダンダントな構造を持つことによって、極めて高いフォールト・トレランスを獲得しています。多細胞生物は絶えず新陳代謝を行い、細胞の分裂増殖を繰り返しながら機能を維持しています。部位によっては外的損傷を受けても、再生によって自律的に元の形態を復元します。また、脳内は絶えず細胞死によって構造が変化しているにも関わらず正常に機能しています。

また、一つの卵から出発して成体に至る発生の過程は、多くの謎に満ちた神秘的な生命現象です。全ての細胞が遺伝的に同じであるにも関わらず、発生の進行とともに分化し、時間的空間的秩序を保ちながら、形態形成運動を行い、種に固有の形態を作り上げます。この一連の過程には、従来の人工的なシステムにはない、生物に特有のメカニズムが働いていると思われま

す。例えば、ウニ等の調節卵においては、2細胞期の胚の割球を分離しても、分離割球は別々に発生を続け、そのうちの何割かは正常な胚のほぼ半分の大きさの完全な胚にまで成長します。このように発生の初期においては、各細胞は様々なものになり得る可能性を持っていて、発生の過程が進むにつれて、各細胞は細胞間相互作用により特定の細胞に不可逆的に分化してその運命が決定されて行きます。

このように生物は多くの魅力的な特徴を備えています。これらを工学的なシステムに直接応用することは、現在のテクノロジーでは大きなギャップがあり不可能です。しかし、マシンの動力ユニットやセンサーを設

計者が段階的に増設し、高機能な大規模システムを構築するときには、同様の問題が生じます。システムの規模に見合った機能を果たし、稼動中の増設に対し従来の機能を保持したまま上位機能を果たさなければなりません。またサブシステムの異常や、古くなり不必要となったシステムの切り離しに対しても、全システムが安定に動作し続けなければなりません。

これらのことを問題意識として持ちながら、発生オートマトンとニューラルネットワークを考えて行きたいと思います。

2. ニューラルネットのリバイバルブーム

ニューロ・コンピュータについては、信じ難いほどの情報が溢れていますし³⁾、『数理科学』でも特集が組まれているので浅学の私が出る幕ではありませんが、気になる点がいくつかあります。

① ネットワーク・プログラミングの困難

リバイバルブームを引き起こしたホップフィールドのモデル⁴⁾は、組合せ論的に解くと爆発してしまう最適化問題 (TSP, 音声認識等) を扱い、これを非線形素子回路網で解いています。からくりは単純明快、ネットワークの結線を対称化 (生理学者から特につつかれ、物理屋さんが歓迎する仮定?) することにより、システム・ダイナミクスに対し“計算エネルギー”が定義できるので、システムがこの関数の極小値へ時間発展し、最終的にある安定なパターンに落ちつく、というものです。発想的にはスピン系の物理学と同一のもので、事実、その後スピングラスの手法を用いた研究が多くなされました⁵⁾。

この方法は、物理や制御工学、数理生物学などでよく使われる手法ですが、局所的最小解に落ち込んでしまう欠点を持っています。これを打開する一つの方法に“アニーリング法”⁶⁾があります。刃物は焼いた後急速に冷却 (焼き入れ) すると脆くなってしまいますが、徐々に冷却 (焼き鈍し) すると、規則正しい結晶構造をとり堅く丈夫に仕上がる性質を持っています。統計力学的に見れば、メトロポリスたちによって提案されたモンテカルロ法⁷⁾によって近似的に体系のカノニカル分布を実現し、この平衡温度を徐々に下げながら、体系のエネルギー最小の基底状態に到達させるプロセスと見なすことができます。この確率的最適化のポイントは、熱的揺らぎを与えることによって局所的最小

解から飛び出す確率を大きくし、充分時間をかけて温度を下げていく点ですから、当然収束速度は極めて遅くなります。したがって、実際にこの手法を応用する際には、計算コストを抑えるために、どのようなアニーリング・スケジュールを取れば良いのか? という点が問題になりますが、これは個々の問題に応じて職人さんのような勘と経験が必要なようです。

ホップフィールドの論文が第2次ニューラルネットワーク・ブームを引き起こした原因には様々な要因があると思いますが、一つには、興味を引く具体的な問題に応用した点にあると思います。ここでは、今まであまり使われなかったテクニックを用いています。つまり、予め処理すべき問題を設計者が分析して、“計算エネルギー”を構成し、これをネットワークのなかに埋め込み固定します (“ネットワーク・プログラミング?”)。つまり、このシステムは学習機能を持ちません。数学的に見れば、この計算エネルギーは単なるシステム・ダイナミクスの局所的な安定性を保証するための道具に過ぎません。しかし、素子一つ一つに“意味”を与え、コスト関数を対称結線に埋め込むことによって、最適化問題の並列処理というシステム挙動の“意味”が生じます。しかし、Fortran や C 等の計算機言語と同様、タスクが複雑・巨大化したときには設計者に大きな負担がかかりコストがかさみます。そこで、脳のように環境から学んだ情報を吸収して、ネットワークを自己組織化する能力を持った学習機械が望まれるわけです。

② 学習機械のアーキテクチャ

学習機械の研究は歴史が古いので、実に多くの機械と学習アルゴリズム⁸⁾が考案されています。特に最近注目を浴びたのが“ボルツマン・マシン”と“バックプロパゲーション”アルゴリズムです⁹⁾。

ボルツマン・マシンは先ほどのアニーリング法を取り入れた機械で、素子が分子場によって確率的に動作することによって、入力パターンの確率分布を学習します。ここで興味深いのは、外部環境の確率構造とネットワークの内部モデルとの違いを示す Kullback's divergence を最小化する為の最急降下アルゴリズムと、クリック達によって提案された REM 睡眠の脱学習仮説との対応関係が考察されている点です。マシンは“感応性精神病 (folie a deux: 親密な二人の片方が精神病になると、他方も感応して発病するもの)”にか

からないために睡眠（脱学習）を取ると言う彼らの解釈はとてもユニークでアメリカ的ユーモアすら感じます。

バックプロパゲーションは多層ネットワークの学習ルールですが、基本的発想は制御理論の最適レギュレータの設計法とよく似ています。最適制御ではシステムダイナミクスとは別に設計者が評価関数を定め、これを最小化する為の条件付き変分問題を考えます。これによって線形システムの場合はフィードバック・ゲイン行列がリッカチ型の微分方程式に従って最適レギュレータを構成します。バックプロパゲーション・ネットの場合は、学習パターンと出力パターンとの二乗誤差を評価関数にとり、これを最小化するように、学習方程式によって結合行列を変えて行きます。

逆に両者の違いを考えてみると、最適制御では評価関数の作り方が重要で、制御対象の出力誤差の二次形式と制御入力¹¹⁾の二次形式の和の形になっています。この制御目標と制御コストは、あちらを立てればこちらが立たずと言う相対立した量であるために、両者が拮抗した所で評価関数が最小となるようにできています。また、条件付き変分問題は、システムが線形の場合は、可制御かつ可観測であるという仮定だけでフィードバック制御が導ける点はパワフルなのですが、非線形性が増すと陽に解くことは極めて困難となります。一方、バックプロパゲーション・ネットは、素子（ニューロン）の非線形性が情報のクラスタリングにとって本質的であり、結合の様式、つまりシステム・アーキテクチャはあらかじめ決まっています。層状の結線構造を取ります。また最適化アルゴリズムは、学習パターンと出力パターン間の二乗誤差のみを評価関数にとり、結線の変化量を最急降下法によって計算し、学習方程式を導いています。

最適制御ではシステムの同定が完全にできることを前提にしています。しかし現実のシステムではこのようなことはまれで、環境条件、動作条件に応じて動特性が変化するために予めシステムの同定を行なうことが困難となります。そこで制御則の上に適応則を積み重ね、制御構造を二重にして、環境などの変動に対してシステムの性能を最適に維持できる生物の適応機能を取り入れた適応制御の研究が1950年代の中頃から始まりました¹⁰⁾。この適応制御系の構成法には多くの方法がありますが、なかでも“モデル規範適応システ

ム(MRAS)”と呼ばれるシステムは、適応制御系を構成する上で評価関数の選定や測定などの困難な問題を規範モデルの導入で解決し、システムの安定性がリアプノフの安定論、もしくはポポフの超安定論によって保証されているシステムです。

このシステムは元来、生物のホメオスタシスの概念を一般化したものなので、逆に工学的に設計されたニューラルネットに適応制御の考え方を導入することができます。例えば軽量のロボットアームがコップに水を汲んでくる動作を考えると、水が入ることによって負荷が変わるので各関節に発生するトルクを変えなければなりません。このようなシステムを制御するニューラルネットは、制御対象と自らの出力パターンの誤差を最小にするように学習して内部モデルを構成し、このモデルの出力パターンと学習パターン（アームの理想軌道）との誤差を最小にするネットワークによって構成できます。さらに理想軌道を生成するためのネットワーク¹¹⁾は…と次第にシステムが大規模になり複雑になって行きます。適応システムとは言っても、システムのアーキテクチャは設計者が決めなければならず、要求されるタスクが高度になると、この設計は極めて困難な仕事となります。例えば、単純な例でも、多入力XOR(排他論理和)の回路、ビットシフト回路、軌道追従回路などは、それぞれ工夫が凝らされた固有の構造をもっています。大規模ネットワークでは、最適制御の所でお話したフィードバック入力のコストに対応した事柄も考慮しなければならない重要な要素となります。結線の荷重が大きくなり過ぎないためのシナプス間の競合過程や、同一タスクに対する使用セル数のコスト等を考えなければなりません。

このように、マシンが要求される機能を果たすためには、どのような構造で、セル数はどれくらい必要か？といった問題に答えなければなりません。

ネットワーク・プログラミングの困難に対するブレイクスルーとして学習機械を眺めてきましたが、ここで再びアーキテクチャの困難に遭遇しました。これまで述べてきた適応制御やニューラルネットは、生物の持つ適応力や情報処理能力をもとにモデルとして抽象化されたものです。そこでもう一度生物にたち帰り、生物がこのような柔軟でしかも適応性に富んだ構造を生成するメカニズムを探れば何かヒントが掴めるかも知れません。

3. 神経系と形態制御

神経系と形態の制御の問題は、発生の初期から大いに関係があります。例えばカエルなどの両生類は、受精卵から始まって、卵割をくりかえして、ボール状の桑実胚を経て中空の胞胚になります。この後、灰色新月環が陥入して原口をつくり、内胚葉、中胚葉、外胚葉の区別ができて囊胚となります。そして原口上唇部が形成体（オルガナイザー）となって、外胚葉から神経管を誘導し、形成体自身は脊索となって、発生の過程が進行して行きます。

生物の発生の問題はどれをとっても神秘的であやしい魅力を持っていますが、次の例¹²⁾は、その中でもとびきり不思議な神経系と細胞の分化の関係を示しています。

<骨格筋と神経細胞の不思議な世界>

骨格筋細胞は単核の筋芽細胞が融合してできた多核体の細胞の為、筋芽細胞のように有糸分裂を行なうことができません。したがって、筋が損傷を受けると、サテライト細胞として休止していた予備の筋芽細胞が幹細胞として活性化し、増殖・融合して、欠損した筋細胞と置き変わります。生物を機械論的に眺めれば、これだけで充分過ぎる位、すばらしく適応的なシステムなのですが、このような再生現象は至るところで見られ、生物の持つフォールト・トレランスの一例にすぎません。骨格筋繊維には二つの主な型があって、疲労しにくく持続的な張力を出す“遅筋（ミオグロビンの多い赤い繊維）”と、疲れやすく敏速で瞬発力を出す“速筋（ミオグロビンの少ない白い繊維）”とからなります。これらの骨格筋はそれぞれ、パルス頻度の大きい神経細胞と、パルス頻度の小さい神経細胞によってコントロールされています。ところが、二つの筋の神経を切断し、逆の性質の筋に接続すると、驚くべきことに、筋の性質が入れ変わり、速筋が遅筋に、遅筋が速筋に形態変化してしまいます。つまり、神経細胞の電気刺激のパターンが筋細胞の遺伝子発現のパターンを制御し、機能を決定していて、この分化状態の変化が可逆的に起こっていることとなります。平滑筋の場合は接合している神経を切断すると、軸索の末端が成長円錐に変形し、一方、除神経された筋繊維は、拡散性の“神経成長因子（NGF）”を出して、筋に向かう成長円錐の出芽を促進し、以前にシナプスのあった位置に

来ると、細胞表面の接着タンパクを確認後、再びシナプスを形成します。

もっとグローバルな視点で見るとさらに巧妙なメカニズムが見えてきます。神経系のように複雑な構造を生物はどのようにして構築しているのでしょうか。グッドマン達が示したように、バッタの中樞神経系ではニューロンの分化は細胞系譜的に決められていて各ニューロンの分化のプログラムは厳密に決まっています。バッタの腹側正中ニューロプラストより作り出された子孫ニューロンの軸索は、すでに分化しているパイオニアニューロンの軸索束のうちから、特定の軸索を特異的に認識して、これに沿って成長して標的細胞にたどりつきます¹³⁾。これに対し、先ほど紹介した脊椎動物の神経筋接合の形成はもっと融通性に富んだダイナミックな過程です。生体システムが進化して行くためには、より高度な機能を果たすために、体を制御している神経系は一段と複雑さを増します。このようにシステムが大規模になると、サブシステムの異常を波及させず、変動する未知環境に適応して行くためには、全てが完全にプログラムされているよりは、細胞間相互作用や外部環境との相互作用を通して、適応的に自己組織化を行なった方が適応度が増します。神経系の発生機構も、機能を固定した構造から調節可能な構造へと進化してきました。多くの標的細胞は、発生のある決まったタイミングで神経と接合しないと死滅するようにプログラムされていて、接合に失敗したニューロンも死滅してしまいます。この機構はまだ完全には解明されていないようですが、ある種のニューロンでは先ほどの神経成長因子が“生き残り因子”として作用しているようです¹²⁾。このように余分の運動ニューロンが死滅しても、運動ニューロンが筋への接合に成功すると、分岐して多くのシナプスをランダムに形成するので、過剰のシナプスが多くあり、筋繊維とニューロンの関係が多対多になってしまいます。この余剰シナプスは競争的過程を通じて除去されて、各筋繊維に対し1個のシナプスのみが残ります。このような過程は、運動制御を司る小脳でも見られます。

このように、生物は各階層において実に巧妙なメカニズムが働いて全体の機能を維持しています。これらをすべてモデルに取り入れることは不可能ですが、部分的に取り入れた興味深いモデルがいくつか提案されています。有名なノイマンの自己増殖オートマトンは

多くの文献で紹介されていますのでそちらを参照して下さい。また、Lシステムはこの特集で扱われていますので是非ご覧下さい。

4. 進化する機械

オートマトンは基本的には入力アルファベットを読んで、状態遷移を行ない、アルファベットを出力する機械です。これだけでは何の意味もありませんが、状態のなかに初期状態の他に、受理状態と呼ばれる特別の状態を設けることによって、情報処理機械としての意味を持ちます。つまり、このシステムはアルファベットのシーケンスからなるワードを読んで逐次状態遷移を行なったときに、状態が受理状態に到達したか、否かでワードを分類する形式言語の認識機械です。この状態遷移関数には決定論的、非決定論的、さらに確率的遷移関数があります。またこれらをカテゴリー論を用いて統一的に扱ったユニバーサル・オートマン¹⁴⁾があります。ここでオートマトン論と制御理論の関係を考えてみると、入力、出力、状態、状態遷移関数(状態方程式)、出力関数(出力方程式)、などの対応関係はすぐ思いつきます。状態間の位相構造については、トポロジカル・オートマトン¹⁴⁾などを考えれば益々類似して行きます。では何が違うのかというと、根本的に違う点の一つがあります。本来のオートマトンには“制御”の概念がありません。そこで、この概念を取り入れると特定のワードの集合を識別できるように、回答率を評価関数として、状態遷移関数を変えて行く学習オートマトンができあがります。

このような研究には二通りのアプローチがあります。一つは確率オートマトンの遷移確率を、正誤判定後に変えて行く方法です¹⁵⁾。これは前に述べたボルツマン・マシンと良く似ています。しかし、オートマトンは一つのセルからなる多状態機械です。また、入力アルファベットと状態遷移との対応を自由に割り当てられるので一つのセルでも割と高度な処理が行えます。一方、ニューラルネットは多数のセルからなる二状態機械です。アナログ出力の場合は無限状態となりますが、オートマトンのように各状態に意味の違いを埋め込むことはできません。また状態遷移関数が入力の線形和のしきい値(もしくはシグモイド関数)なので入出力の対応に制限が付きまます。例えば、排他論理関数は超平面で分離できないので一段のネットワー

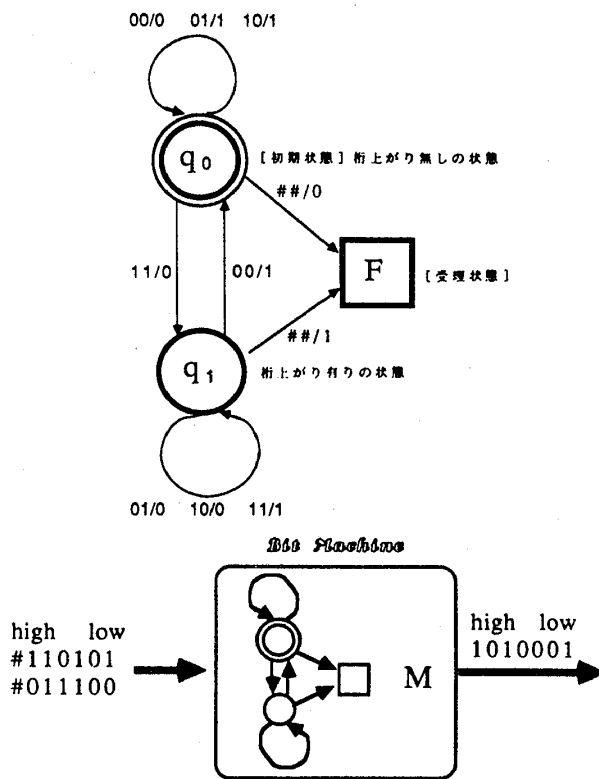


図1 2進数の加算器

クでは構成できません。ところがオートマトンでは入出力対応に制限がないので容易に作るができます。さらに図1のような2進数の加算器が簡単にできます。そこで勢いついて2進数の乗算器を設計しようとすると、平面上のテープを這い周りながらビットをシフトしてコピーしたり、2進数加算器に渡したりと大変な構造が必要になり、単純な学習則を適用していたのでは、いつまでたっても完成しません。

そして、オートマトンには学習アルゴリズムの他にもう一つの制御アルゴリズムが考えられます。“オートマトンの進化”と言う大胆な方法です。この方法はフォーゲル達¹⁶⁾によって提案され、後にホランド¹⁷⁾によって“遺伝的アルゴリズム (genetic algorithm)”として有名になりました。

フォーゲル達は、オートマトンの状態を加えたり、除いたり、状態遷移を変えたり等の5つのミューテーションを与え、次第に環境から与えられたワードを識別して進化して行くシミュレーション実験を数多くこなしています。ホランドは生物の変異機構を、交叉・

逆位・点突然変異等の Generalized Genetic Operators として定義しました。このシステムの応用例として、デュードニーは、オートマトンの状態遷移表を1次元テープ状にして、点突然変異をかけたり、交配期には、より正解率の高い優秀な両親のテープを交差させて子供のオートマトンを作って、環境のワードを予言するマシンを進化させるという、ちょっとエッチなオートマトンを考えました。この辺の詳しい事情は、文献¹⁸⁾に掲載されているので興味のある方はご参照下さい。

前章で、生物は予め内在的にプログラムされた構造と、環境に応じて調節可能な構造があることを述べました。そこで、この進化オートマトンの考え方をニューラルネットワークに拡張し、予め遺伝的に結線が決められている部分と学習後に可塑的に調節可能な部分をもつ単純な学習システムを考えてみましょう。例えば、3層からなるニューラルネットを考え、入力層と

中間層の間は固定結線で結ばれていて、この荷重行列は予め遺伝的にコードされているものとします。簡単のため、中間層と出力層のしきい値は全て一定値に固定して、入力の線形和がしきい値を越えたら1、越えなければ0を出力するものとします。また、収束を速めるために固定結線は与えられた整数の集合のなかから選びます。ある決められた回数 (= 寿命) だけ誤差学習を行い、そのなかから優秀な成績を納めたマシン群のコードをもとに変異させた子供のマシン群をつくり、この過程を繰り返し進化させます。このときに変異の仕方を大きく取れば、なかには偶然、鳶の親から鷹が生まれて、あっという間に進化することもあるでしょうが、大概は有害な変化をもたらします。逆にあまり変異が小さすぎると親と似たような子供しか生まれず、局所安定な状態に落ち込んだまま、なかなか進化しません。

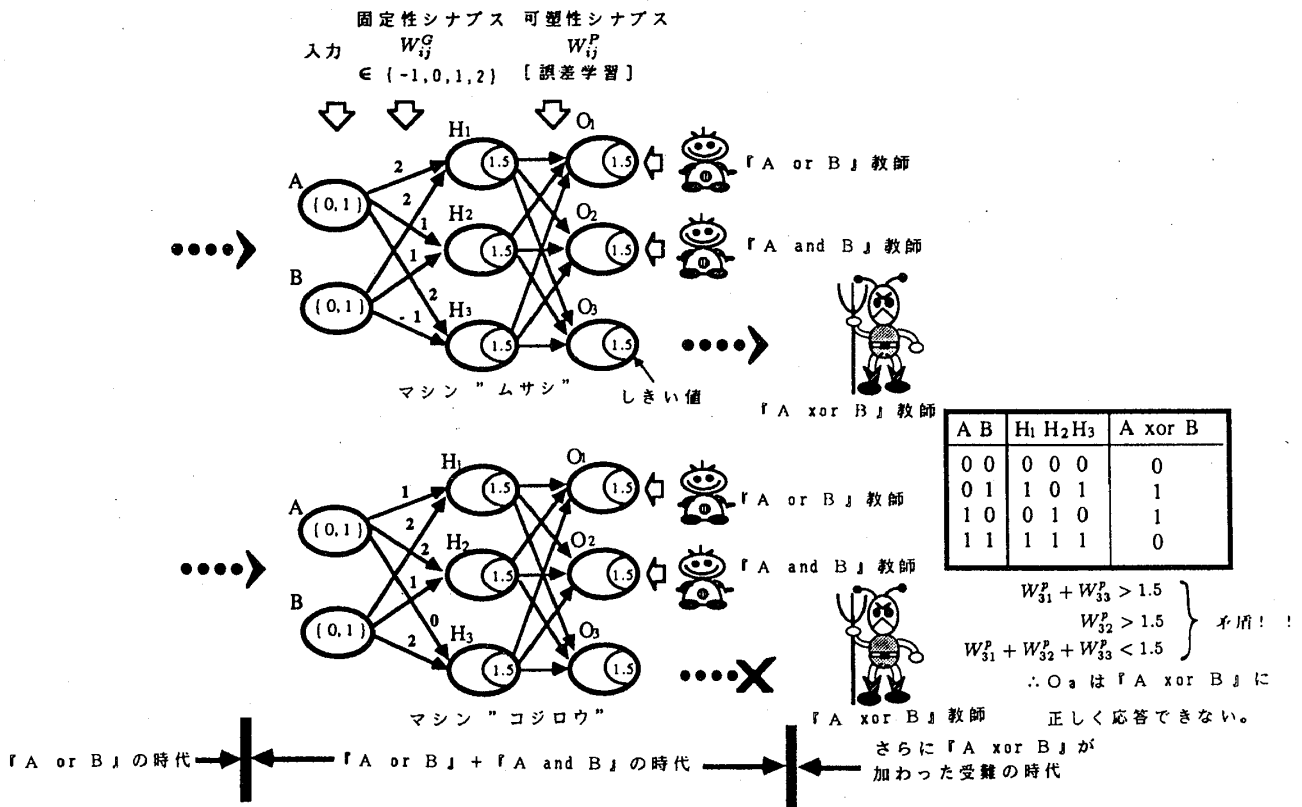


図2 学習マシンの進化(一つの時代のなかから、ある世代に注目し、このマシン群のうち、「ムサシ」と「コジロウ」のみ表示)

与えられた環境に対し、より適応した学習機械群が選択され、この固定結線(遺伝的構造)をもとに、これを僅かに変異させた次世代の機械群を生成する。違う祖先を持つ、「ムサシ」と「コジロウ」は<「A or B」+「A and B」の時代>では共に優秀で機能差はないが、「A xor B」(排他論理和)が加わった環境に変わると、「コジロウ」の家系は減ぶ。

図2に環境を次第に厳しくして行ったときの、学習機械の進化の様子を示しました。ここで重要なことは、処理すべき複数のタスクに共通の情報処理機構を遺伝的に固定された構造として伝え、学習によって獲得した、各機能に固有の構造は伝えていないことです。このようにすることによって、環境への適応度を増しています。

このような単純な例においても、層間結線の構造や、固定性結線と可塑性結線の領域など与えられた問題に適した構造を持っています。したがって、複数の駆動ユニットとセンサーを持ったシステムの運動制御などはかなり複雑なネットワーク構造が要求されるものと思われま。それぞれの問題に適したアーキテクチャをどのようにして生成するのが最も大きな課題です。ところが生物の場合でも、突然高度な機能を持った生物が現れたわけではありません。低次の機能しかもたない集団からより高次の機能を持った個体が選ばれて進化してきました。機械系の場合は、単純なシステムからより複雑なシステムへ機能拡張するためのシナリオは創造主である設計者が書かなければなりません。このとき大事なことは、前に獲得した機能を新たに獲得する項目にいかに応用するか、また機能間の干渉をどのように処理するかということです。これらの問題を吸収できるようなネットワークの生成アルゴリズムを探ることが、最も重要な課題だと思います。

これから紹介する発生オートマトンは、セルに内在されたプログラムによって分裂・成長し、固有のネットワークを形成します。元のプログラム（細胞内化学反応様式や接着テーブル等の遺伝的プログラム）を変更すると、生成されるネットワークの大きさや形態もそれに応じて変化します。また、各セル内部の遺伝子の状態により、興奮性神経細胞、抑制性神経細胞、固定性シナプスの軸

索を出す細胞、可塑性シナプスの軸索を出す細胞等、機能を割り振ることによって、情報処理機械としてのネットワークが構成できます。この構造を与えられた問題によって、機能の評価をし、選択されたマシン・コードに変異を加え、発生システムで再びマシンを生成する過程を繰り返して機能的な進化を図ることができます。

5. 発生オートマトン, "Genesis"

生物の形態形成は、昔は濃度勾配による位置情報説や形態形成因子など、観念的な議論で説明されてきました。ところが双翅目のショウジョウバエを4枚翅にするパイソラックスや、触覚を脚に変えるアンテナペ

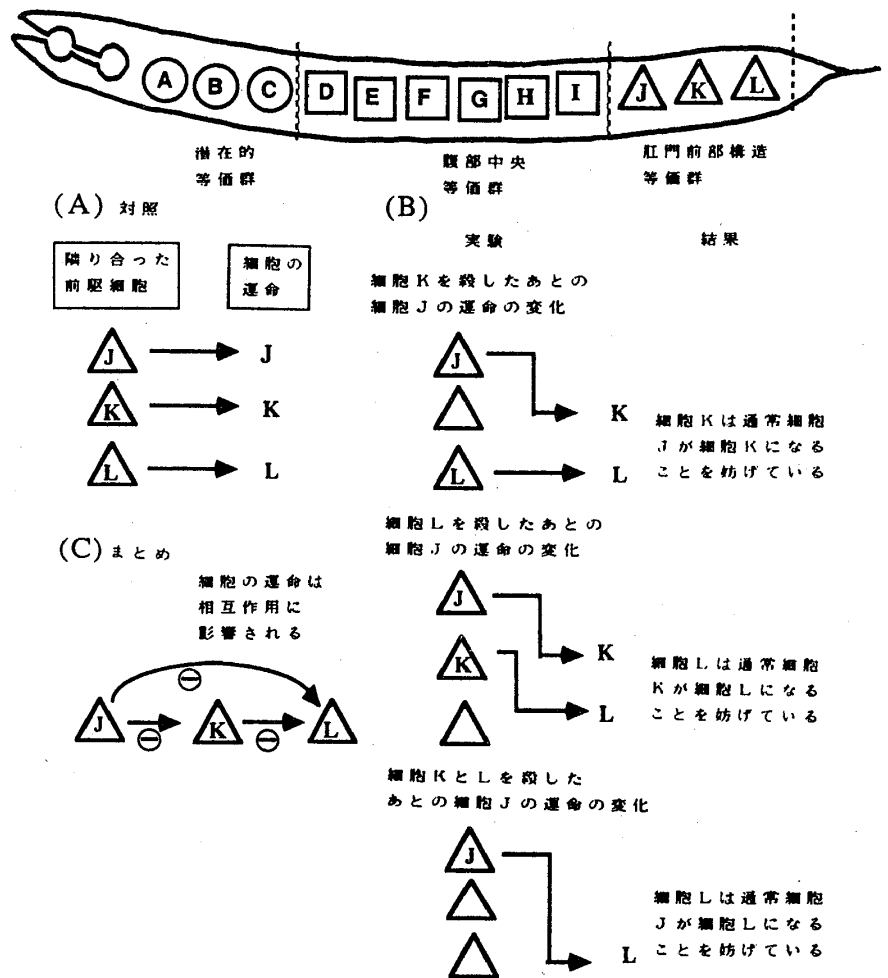


図3 線虫の肛門前部構造等価群に関する実験の模式図。細胞の相互作用が、細胞の運命に影響をおよぼすことを示す。(文献12より)

ディアなどのトランスフォーメーションを引き起こす遺伝子が見つかり、さらには、ほとんどの脊椎動物と様々な無脊椎動物に共通に体節変換をコントロールするホメオティック遺伝子が発見されました¹⁹⁾。これらの遺伝子群は互いに協調的に相互作用しながら形態の制御を司っています。

線虫は極めてモザイク性が強く、体の任意の位置の体細胞は個体差のない同一の細胞系譜を持ち、その発生分化における細胞分裂のパターンが詳細に追跡されています。しかし、一部には他の細胞との相互作用を行なうものもあります。これらのジェネティック・ネットワークの例として図3は線虫の等価群 (equivalence group) 細胞間の変換過程を示しています。

また、海綿細胞の分離・再集合実験に始まった細胞接着の研究は、今日、分子生物学的手法によっていくつかの細胞接着分子が同定されていて、これらをコントロールしている遺伝子群の発現タイミングによっ

て、形態形成が行なわれていることが明らかになっています²⁰⁾。

そこで、このような生物の持つ制御機構を抽象化したメタファーとしてのシステムモデルを構成し、解析を行ないました。

図4にシステム全体の構成を示しています。全ての細胞は同一の構成要素からなり、同じプログラムに従います。このシステムは、デジタルユニット (遺伝子群) とアナログ・フィールド (物質群) からなるハイブリッド・オートマトンを基本単位とするセルラ・オートマトンです。m番目の細胞内のi番目の遺伝子を g_i^m 、これから生成される物質 (タンパクや酵素) を X_i^m とすると、m番目の細胞の遺伝子群の様相 (configuration) は、

$$G^m = (g_1^m, g_2^m, \dots, g_k^m), \quad g_i^m \in \{0, 1\}$$

また物質間の相互作用は次式で与えられます。

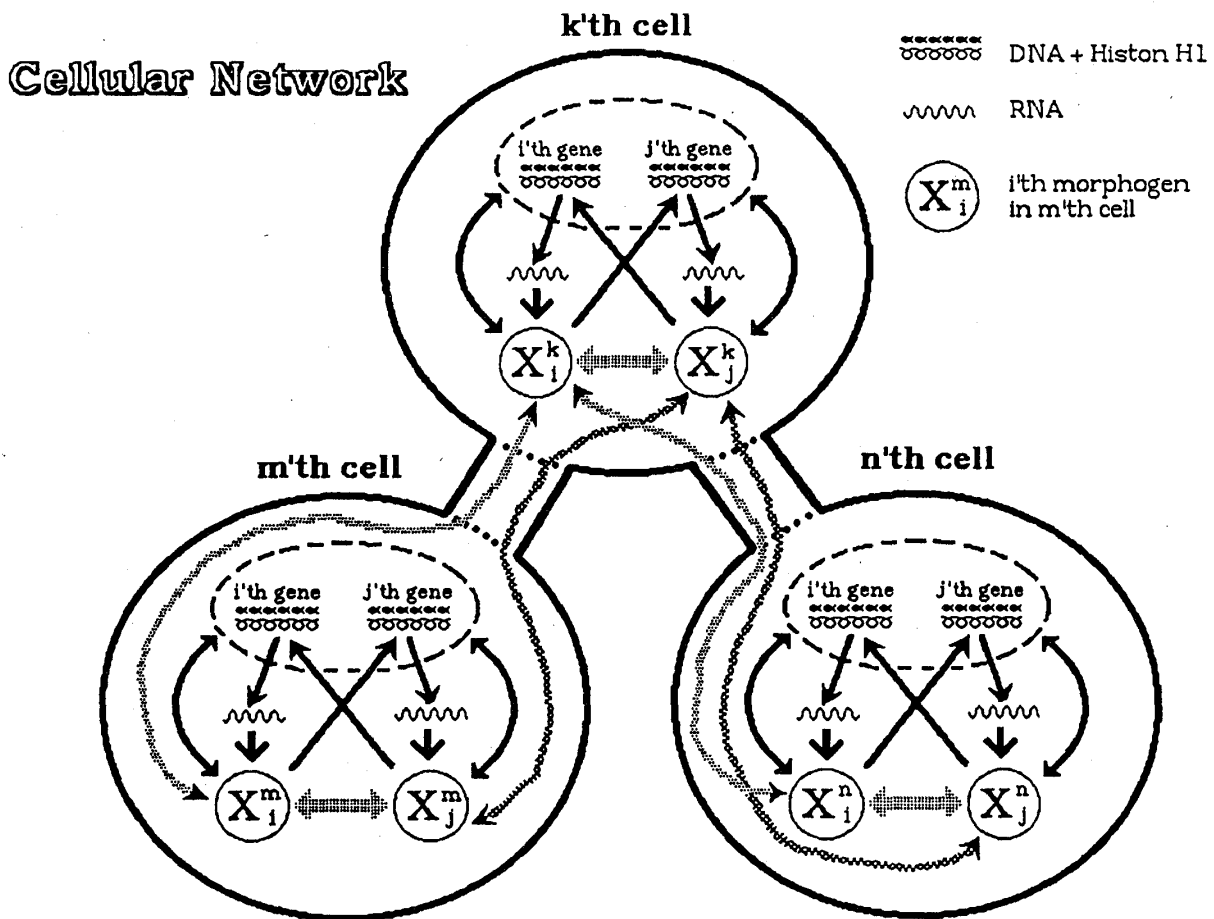


図4 発生オートマトン, "Genesis" のシステム構成

$$\frac{dX_i^m}{dt} = R_i(g_i^m, X^m) + D_i \sum_{j=1}^K C^{mj} X_j^m + H_i(G^m, X_i^m, Y_i^m(t))$$

第一項目は、遺伝子による物質の生成と細胞内化学反応、第二項目は細胞間相互作用、第三項目は外部環境 $Y^m(t)$ との相互作用を示します。

このときの、各遺伝子の状態は、

$$S_i^m = 2g_i^m - 1$$

$$\Leftrightarrow \alpha_i \cdot \text{sgn} \left[\sum_{j=1}^K W_{ij} X_j^m - (1 - \alpha_i \beta_i S_i^m) \cdot h_i \right]$$

$$\text{sgn}[x] = \begin{cases} +1, & \text{if } x \geq 0; \\ -1, & \text{otherwise.} \end{cases}$$

で与えられます。ここで W_{ij} は物質群から遺伝子群への相互作用を表わしています。

この状態遷移関数には、活性型 ($\alpha_i = +1$) と抑制型 ($\alpha_i = -1$) があり、またフィードバックループに高次のアロステリック効果をもつ調節因子を含む場合、ヒステリシス特性(パラメータ β_i) を示します。この特性によって、遺伝子群が頻繁に可逆的な変化を引き起こすことを防ぎ、分化状態を安定に保つことができます。この効果がないと朝起きたら、頭がお尻になってしまった、なんてことが起きかねません。

また、細胞間の結合マトリクスは、

$$C^{mn} \equiv [C]^{mn} = \langle G^m | A | G^n \rangle$$

で与えられます。つまり、接着に関する遺伝子の状

態に応じて違う形態を持った接着タンパクが細胞表面に現れ、細胞間の接着力はこれらの親和力で決まります。ただし、神経系や免疫系の対応を考慮し、一般的には非対称結合とします。ソフトウェア的には、 n 番目の細胞の接着遺伝子群を2進数と見なしこれを列、 m 番目の細胞のそれを行とする、接着テーブルの行列要素を参照して n 番目から m 番目の細胞への結合行列を決めています。したがって、予め遺伝的に決定された接着テーブルは変わりませんが、結合行列は遺伝子群の様相の変化と共にダイナミックに変わって行きます(図5)。

細胞の分裂は、特定の遺伝子群が予め決まった分裂状態になったときに、遺伝子群・物質群ともコピーした細胞を増やします。

細胞の死滅も同様ですが、この他、どの細胞とも結合していない細胞もその時点で取り除きます。

また、このシステムにはオプションとして、細胞分裂の時に、等分裂から極端な不等分裂まで再現できるように、偏差パラメータを持っています。さらに、遺伝子のコピーカウンターのペアを持っていて、コピー回数に制限が付けられるようになっています。この他、DNAのメチル化やヒストンタンパクのリン酸化、ヌクレオソームの新旧パターンなどのマクロ・メカニズムによるDNAの調節機構も考慮する必要があるかも知れません。

図6に最も簡単な、線形物質間相互作用と離散同期時間で構成されたシステムの最終パターンを示しました。構造は多層ネットワークになりました。線形システムの場合は完全に同一のユニットからは同じ発生

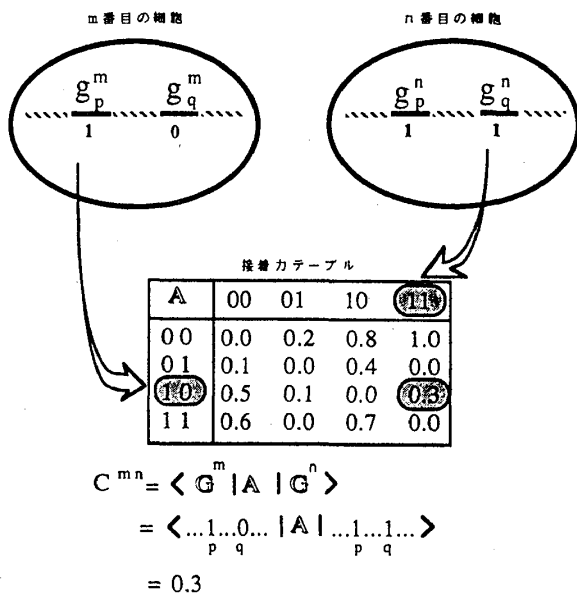


図5 結合マトリクスの決定法

〈例〉細胞接着分子の制御遺伝子が (g_p, g_q) の場合

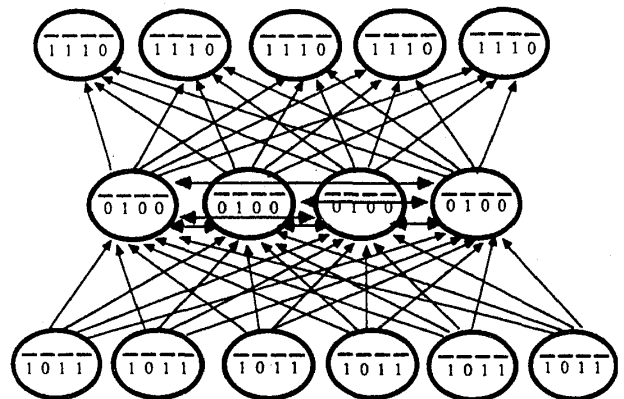


図6 線形系の生成パターン

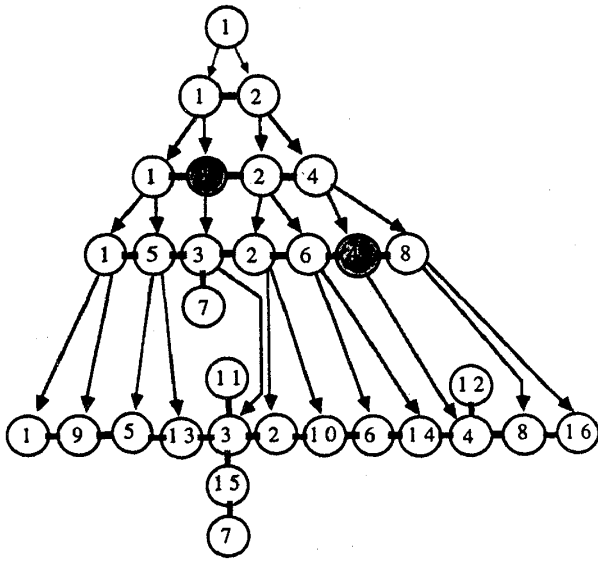


図7 非線形系の生成パターン

運命をたどるクローンができるので、初期状態は異なる4細胞から出発しています。つまり、このシステムは極めて極端な、“モザイク・システム”になっています。

図7には、非線形物質間相互作用（ブラッセレータ²¹⁾を採用しました）と連続時間で構成されたシステムの成長パターンを示します。また、ここでは分裂と結合を同時に考え、木状の構造を作らせました。この非線形システムは適当なパラメータを選ぶと、時空間領域で散逸構造を取るのので、細胞一つから出発しても、分裂成長し、複雑な分化パターンを形成します。遺伝的パラメータによっては、ガンのように無限に増殖したり、発生過程で死滅してしまう場合もあります。また、システムサイズが小さいときには、最初のうちは細胞周期に引き込みが生じ同期しながら分裂します。最終パターンに達した後、適当な部分を切断すると、システムが不安定化して、元の形態に再生します。分離した細胞が、最初の状態に自律的に戻れる場合は、これが成長して元と同じ形態を再現します。遺伝子のヒステリシスが大きい場合には、分化した状態を保ち続けます。しかし、細胞内の物質環境を変えて遺伝子群を初期設定に戻すと成長・分裂して元の形態を復元します。このように、非線形性を導入することによって、調節性の高いシステムを構成することができます。

セル数が小さいときの物質群のパターンは、量子化学などで用いられる分子軌道法(LCAOMO法)を用いて、結合行列についての対称性適応パターンを構成し、この基底間のモード解析を行なうことによって求めることができます。

逆にセル数が充分大きく、相互作用が対称なときは、スピングラスで使われる、infinite range interactionの仮定のもとで統計処理を行なうことができますが、仮定がきつすぎるのであまり有益な情報は得られません。

6. 言い残してしまったこと+今後の展望

現在このシステムの上に機能素子をおいて、学習・進化するプログラムを作っています。このプログラムと先ほどの生成システムをリンクして、マシンの進化を調べて行きたいと思えます。しかし、残念ながら、このシステムはネットワークのトポグラフィーしか持っていないので、発生のモデルにはなっていません。細胞の大きさ・形・粘弾性などを考えればよいのですが、分裂するときの方向による結合の変化、押し退けたために生じる細胞間の隣接関係の変更、細胞間の力学的関係、セル・ソーティングによる形態形成運動など一筋縄では行かない問題が多くあります。仮にこれらに適当な仮定をおいて、涙ぐましいパラメータ・フィッティングを行ない綺麗なお絵描きができても、もとの遺伝子間相互作用や物質間相互作用が現在解っていないので、あまり意味のある作業とは思えません。

このシステムは、構造を内在的にプログラムされた、適応的生成発展系であり、ネットワーク・ジェネレータとして使うために考え出されました。生物に比べれば単純とはいえ、多くの調節パラメータをもつので様々な形態を作り出すことができます。

また、ファーマー、パッカーの免疫システム論的学習機械のお話など紹介するつもりでしたが、紙数をオーバーしてしまいました。おもちゃ箱をひっくり返したような文章になってしまい、説明不足になってしまったことを深くお詫びして、この辺で失礼致します。

文献

できるだけ総説的な文献を選びました。個々の文献は各文

献リストをご覧下さい。

- 1) 森欣司, “自律分散システム”電子通信学会誌, Vol. 69, No. 3 (1986)
深尾 毅「分散システム論」昭晃堂 (1987)
- 2) D. D. Siljak: Large-Scale Dynamic Systems, North-Holland, New York (1978)
M. Jamshidi: Large-Scale Systems, Modeling and Control, North-Holland New York (1983)
- 3) 特集「ニューラルネット」数理科学 No. 289, 7 (1987)
特集「ニューロ・コンピューティング」bit, 2 (1988)
特集「近未来コンピュータへの『道』: 光コンピュータ・バイオコンピュータの実現へ向けて」Computer Today, 3 (1987)
甘利俊一「神経回路網の数理」産業図書 (1978)
「バイオコンピュータ」岩波書店 (1986)
品川嘉也「バイオコンピュータ」共立出版 (1987)
A. M. アトリー「神経系の情報伝達」サイエンス社 (1982)
J. S. グリフィス「数理神経生物学」産業図書 (1973)
神沼二真, 松本元編「バイオコンピュータ」紀伊国屋書店 (1988)
神沼二真「バイオコンピュータ」日本経営出版会 (1985), 「生物化学素子とバイオコンピュータ」サイエンス・フォーラム (1985)
M. A. アービップ「脳」サイエンス社 (1978)
木村正行「自己組織系構成論」共立出版 (1972)
森下巖「適応システム」産業図書 (1975)
Hoppensteadt: An Introduction to the mathematics of neurons, Cambridge Univ. Press, Cambridge (1986)
- 4) J. J. Hopfield and D. W. Tank: “Neural Computation of Decisions in Optimization Problems”, Biol. Cybern. 52, 141 (1985)
D. W. Tank and J. J. Hopfield, “脳をモデルにした集団計算機”, サイエンス Vol. 18, No. 2 (1988)
- 5) M. Mezard, G. Parisi and M. A. Virasoro: Spin Glass Theory and Beyond, World Scientific, Singapore (1987)
- 6) L. Davis: Genetic Algorithms and Simulated Annealing, Pitman London (1987)
- 7) 小口武彦「スピングラスとは何か」物理学最前線 8, 共立出版 (1984)
- 8) M. ミンスキー, S. パパート「パーセプトロン」東大出版会 (1969)
T. コホネン「システム論的: 連想記憶」サイエンス社 (1980)
中野馨「アソシアトロン」昭晃堂 (1979)
福島邦彦「神経回路と自己組織化」共立出版 (1979)
ヤ・ゼ・チブキン「学習システム入門」共立出版 (1973)
大照完, 永野俊, 佐藤洋一「学習機械と確率密度計算機」昭晃堂 (1980)
- 9) D. E. Rumelhart, J. L. McClelland and the PDP Research Group: Parallel Distributed Processing Vol I, II, MIT Press, Cambridge (1986)
- 10) I. D. Landau, M. Tomizuka「適応制御システムの理論と実際」オーム社 (1981)
市川邦彦, 金井喜美雄, 鈴木隆, 田村捷利「適応制御」昭晃堂 (1984)
- 11) 前田芳晴, 川人光男, 宇野洋二, 鈴木良次“ヒト上肢多関節運動軌道を学習・生成する多層神経回路モデル”, 信学技報 Vol. 87, No. 428 (1988)
- 12) B. Alberts, D. Bray, J. Lewis, Martin Raff, Keith Roberts and J. D. Watson「細胞の分子生物学」教育社 (1983)
- 13) 藤沢肇: “脳の発生” 数理科学, サイエンス社, 1985-11
- 14) H. Ehrig, K. D. Kiermeier, H. J. Kreowski and W. Kühnel: Universal Theory of Automata, B. G. Teubner, Stuttgart (1974)
M. A. Arbib, E. G. Manes: Arrows, Structures and Functors-The Categorical Imperative, Academic Press, New York (1975)
- 15) ヤ・ゼ・チブキン「制御系における適応と学習」共立出版 (1979)
- 16) L. J. Fogel, A. J. Owens and M. J. Walsh: Artificial Intelligence Through Simulated Evolution, John Wiley & Sons, (1967)
- 17) J. H. Holland: Adaptation in Natural and Artificial Systems, Univ. Michigan Press, (1975)
- 18) A. K. デュードニー: “f1ib がすむ原始のコンピュータの海で遺伝的アルゴリズムを探検する”, サイエンス, 1986-1
- 19) ニュースロタリー “形態形成遺伝子(I)” 細胞工学, Vol. 6, No. 11 (1987)
- 20) 竹市雅俊, “組織構築の分子的基礎-細胞選別におけるカドヘリンの役割” 生化学, Vol. 59, No. 1 (1987)
- 21) G. ニコリス, I. プリゴジヌ「散逸構造」岩波書店 (1980)
(わだ・けんのみすけ, 富士通(株)国際情報社会科学研究所)