

展望

コネクショニズムの展望

(II) 人工知能の観点からの期待†

國 藤 進††

1. はじめに

近年、図-1 に示されるように、知識工学、認知科学、計算機アーキテクチャ、神経科学と人工知能との接点から、ポスト第5世代コンピュータの本命を標榜する新しいパラダイムが次々と生まれつつある。知識工学、計算機アーキテクチャと人工知能との接点から生まれつつあるパラダイムが並列分散計算モデルで、認知科学、神経科学と人工知能との接点から生まれつつあるパラダイムがコネクショニストモデル¹⁴⁾である。実際、1986年9月に開催されたコネクショニズムを主題とするシンポジウムでは、そのパラダイムが伝統的人工知能の領域に衝撃を与え、ある種のパラダイムシフト現象が起きつつあるとの報告²⁴⁾があった。

このようなパラダイムシフトを容認するかどうかはさておき、コネクショニズムが人工知能、知識情報処理、第5世代コンピュータ関係者に、「学習に関する計算量の壁を破るもの」、「知識ベースへの知識獲得の自動化ができること」や「高並列・高分散でなく超並列・超分散への道を拓くもの」として、きわめて注目されていることは明らかである。なにゆえに、今このときにコネクショニズムが注目されてきたかは、本連載(I)²⁾に示されているので省略することにして、人工知能、特に知識獲得や学習¹¹⁾⁻¹³⁾に興味をもつ者として、コネクショニストモデルに対する期待を述べることにする。

2. 人工知能とシンボリズム

2.1 コンピュータと人間の情報処理

コンピュータと人間の能力比較²¹⁾をすると、記憶のメカニズムは人間のほうが複雑で高級であり、記憶の正確さはコンピュータのほうが優れており、処理能力はコンピュータのほうが単純かつ明確なものに対して

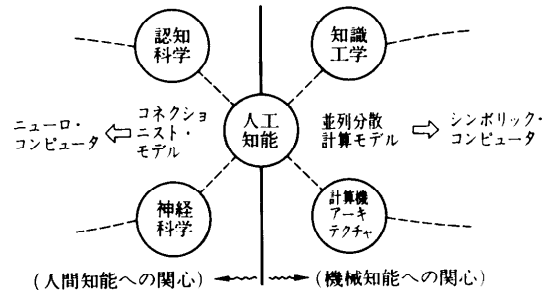


図-1 人工知能の新しいパラダイム

高速で正確であり、判断のメカニズムは人間のほうが複雑で高級であり、判断のスピードはコンピュータのほうが高速といった特徴がある。情報伝達、機能回復力、創造性においても、それぞれ長短²¹⁾がある。コンピュータの歴史は真空管、トランジスタ、IC、VLSIといった素子の進化で特徴づけられ、それぞれ第1世代、第2世代、第3世代、第4世代コンピュータといわれるが、その基本原理はすべてプログラム内蔵、線形番地記憶、逐次処理に基づくフォンノイマン方式である。電子の移動速度の限界という素子技術の壁が見え始めた現在、新たに並列分散処理アーキテクチャを基本とする非フォンノイマン方式に基づく第5世代コンピュータを研究開発することはきわめて有意義なものと認識され、実際、1982年以降各種プロジェクトが推進されてきた。

このような研究開発の流れのなかで、コンピュータが取り扱う媒体は、符号情報、手続き情報、論理情報、パターン情報、感性情報と着実に知識情報処理指向の方向に進展しつつある。すなわち、より柔軟かく、より協調的、より創造的な情報処理ができるように、計算機は進化しつつある。この計算機の進化の歴史の過程で生まれつつあるのが、知識情報処理システムや第5世代コンピュータで知られる人工知能の世界である。人工知能の世界を一言で特徴づけると、シンボリズムの記号処理アーキテクチャへの適用である。ありとあらゆる情報処理を記号(シンボル)で表現、獲得、

† A Perspectives on Connectionism (II) An Expectation from an Artificial Intelligent Point of View by Susumu KUNIFUJI (IIAS-SIS, Fujitsu, Ltd.).

†† 富士通(株)国際情報社会科学研究所

利用できるとする立場である。実際、演繹的な推論のみならず、帰納や類推といった従来は人間にしかできないと思われていた高次推論^{11),12)}が、最近では記号処理言語を用いて、種々の問題解決・推論システムとして実現されつつある。しかしながら、パターン情報や感性情報などを用いる「より柔軟かく、より協調的、より創造的な」知識情報処理にとって、シンボリズムのみで十分かとの反省が生まれつつある。

2.2 シンボリズムの光と陰

人工知能研究者にとって、“知識獲得・学習”研究^{13),14)}は、その当初より最終目標ともいうべき夢であった。記号処理機能をもつプログラミング言語という「思考の道具」の発明が“知識獲得・学習”研究の潮流を加速したが、最近では表-1に示されるように、シンボリズムの光と陰が明らかになりつつある。なかでも帰納、類推や仮説推論¹¹⁾といった高次推論をシンボルとして処理できることが次々に実証¹²⁾されてきたが、新たに計算量の壁というバリアが派生し、現在、知識表現のクラスと計算量との関連が各種学習アルゴリズムを素材に調べられている。NP完全、多項式時間やNC¹⁶⁾アルゴリズムが調べられているが、多項式時間、NCアルゴリズムが適用可能な知識表現のクラスは驚くべきほど小さい。そこで、このような計算量の壁を破る方策がないかが、特に並列推論との関連で探究されている。

さてコネクショニストモデルに基づくニューラルネットという新しい「思考の道具」の発明が、“知識獲得・学習”研究の新しい潮流を創出しつつある。知識獲得・学習研究は、①神経モデルと決定理論手法、②記号概念の獲得、③知識強調型領域固有学習という三つのパラダイム¹⁵⁾を経て発展してきた。現在の研究の中心は、②と③を組み合わせてシステム統合することにあるが、コネクショニストモデル中心とする並列分散処理モデルが世界的に流行の兆しをみせ、再び②や③から①へのパラダイムシフトがみられる。このような動きをマクロにみても、シンボリズムとコネクショニズムは位相の反転している波のように、ブームの周期を変えて螺旋的に生成発展している。コネクショニズムに基づくシステムはその知識獲得過程のモデル化が自然であり、かつ例からの学習を基本とするので、知識獲得の自動化が容易である。すなわち、知識システム構築の最大の隘路である知識ベースへの知識

表-1 シンボリズムの光と陰

光	陰
<ul style="list-style-type: none"> ● 論理的な操作 ● チューリング機械との関係明らかな ● 変数が使える ● 説明可能性あり ● モジュール性、移植性が高い ● 極限同定という学習可能性概念の評価基準あり ● 高次推論(帰納、類推)も扱える ● メタ知識の一部もどんどん整理/理論化されつつある 	<ul style="list-style-type: none"> ● 計算量の壁 ● 知識獲得ボトルネック ● 不自然な学習スキーマ ● 記号以外の知識(パターン情報、感性情報など)表現の困難さ ● 平均値として並列度が出る知識表現のクラスが小さい ● 生体情報処理とギャップあり ● 認知情報処理とギャップあり(?) ● 実時間・適応処理が不得手

獲得ボトルネックを解消するのではないかと、大いに期待されている。

3. 人工知能からみたコネクショニズムへの期待

3.1 コネクショニズムと学習スキーマ

コネクショニズムとはなにかについて、ここでは単純な情報処理ユニットが高密度のコネクションをなし、特定の中枢情報処理ユニットなしで、興奮性・抑制性のコネクション経由の相互作用を行い、全体として複雑な知的情報処理を実現する機構の研究と考える。コネクショニズムはコネクションの重み学習によって特徴づけられるので、シンボリズムとコネクショニズムを同一の学習スキーマで比較することで、その特徴を浮き彫りにしよう。ここに誤解のないように強調すると、両者ともに表現主義³⁾(あるいは計算主義)の立場に立っている。

さて最初に、与えられた問題を表現する知識表現レベルを決定しなければならない。たとえば、コネクショニストモデルで表現するのか、ファジイモデルで表現するのか、シンボリックモデルで表現するのか、などを決定しなければならない。ついで、そこでの学習アルゴリズムを考え、与えられた問題に出現する概念を学習するシステムを考える。そのような学習システム

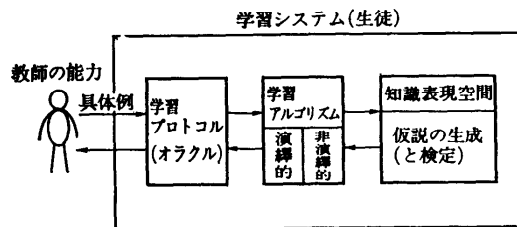


図-2 学習スキーマ

ムの学習スキーマを、図-2のように設定し、どのような点に注意すべきかについて指摘する。

(1) **問題設定** どのような領域の概念を学習するのか、解くべき問題を設定する。解くべき問題に適切な知識表現のレベルがある。

(2) **知識表現法** 学習対象となる概念を仮説として知識表現する空間を定める。このとき、学習アルゴリズム(5)をにらんで、知識表現のクラスを制限し、慎重に選ぶ必要がある。

(3) **教師の能力** 教師の有無とその能力の差異は、学習システム(生徒)構成にとって大きい。教師が常に正しい答えをシステムに提供できるとき、完全教師と呼び、そうでないとき、不完全教師と呼ぶ。教師は学習システムに対して、いかなるモデルをもつかによって、種々の構成法が考えられる。

(4) **学習プロトコル** 教師がシステムに与える学習の前提条件を規定する。例として、教師がシステムに絶対正しいとして与える(学習理論では、しばしばオラクルと呼ばれる)具体的な訓練例、訓練例系列の与え方や例の解法などの情報提供能力を規定する。

(5) **学習アルゴリズム** 演繹的なアルゴリズムか、そうでない(たとえば確率的な要素を含む)非演繹的アルゴリズムかの区分が大切である。特に、不完全教師の場合、後者が基本となる。

図-2から分かるように学習システム中核部の基本構成は、『学習プロトコル×学習アルゴリズム=オラクル×(演繹的アルゴリズム+非演繹的アルゴリズム)』となる。この基本構成の各パラメータを具体化していったら、得られた学習システムの実例が効率良く動くようにするにはどうするか、ということが基本問題となる。この効率の問題を、理論的に**多項式時間推論**を意味すると解釈すると、多項式時間アルゴリズムで与えられた問題を解く学習システムを構築することが第一目標となる。そのために、与えられたアルゴリズムで多項式時間推論で解ける知識表現のクラスを発見することが大事である。たとえば、記号処理で著名なモデル推論システムは、完全教師であるユーザがシステムに正負の具体例をオラクルとして与え、演繹的なモデル推論アルゴリズムが容易というホーン論理のクラスに対して、プログラムを自動合成する。また、後述のバックプロパゲーション法はコネクショニストモデルで知識表現された問題に対して、バックプロパゲーションという非演繹的アルゴリズムが訓練時は完全教師で、訓練終了時は教師なしで、準最適の近似

解を多項式時間で見出していく。

3.2 コネクショニズムでの学習方式

巡回セールスマン問題というNP完全な問題を、コネクショニストモデルに基づく学習アルゴリズムで、多項式時間で準最適解が得られること⁶⁾が分かり、一躍コネクショニズムが注目されるようになった。コネクショニストアーキテクチャは知識を分散表現することも可能な並列処理アルゴリズムである。コネクショニストアルゴリズムは問題の各部分が他の部分すべてと関係しあっている問題に適しており、知識をいくつかの制約条件として埋め込んでいる。

コネクショニストモデルの優れた点として、外界からの知識獲得が自然であり、バックプロパゲーション法という自然な学習スキーマを与える点がある。バックプロパゲーション法は図-3に示されるように、外界から入力ユニットに入力信号を入力し、その入力信号が隠れユニットを伝播し出力ユニットへの出力信号に変換され、教師信号が正解を呈示し、出力信号と正解との誤差の2乗和をリンクの重みに関して極小になるように、各層間のコネクションの重みを更新していく。したがって、この方式に基づく学習アルゴリズムは極小値に陥る危険性がある。これに対する反論として、ボルツマンマシンによる学習方式⁹⁾が知られている。この学習アルゴリズムは焼きなまし法として知られる方法の典型的な適用例となっているが、工学的にはその収束の遅さが問題となっている。コネクショニストモデルの学習方式は人工知能システムを構築するときの最大のネックである**知識獲得ボトルネック**の自然な解決法を示している点が興味深い。

3.3 コネクショニズム研究に欠けていること

コネクショニズムに対する過剰期待がニューロ・コンピュータのブームとなって、今すぐにも第6世代コンピュータが生まれるというおろかな幻想が飛び

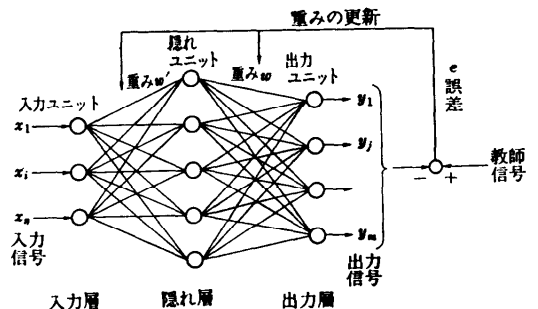


図-3 バックプロパゲーション・アルゴリズム

回っている。コネクショニストモデルに基づく学習アルゴリズムはパーセプトロンの限界を打ち破ったのであろうか。はっきりと、否である。素子技術、計算機アーキテクチャの進展がコネクショニストモデルに基づく学習アルゴリズムの実装、シミュレータの作成を容易ならしめ、そのためパーセプトロン華やかになりしころには実現できなかった応用例が次々と解けるようになったのは事実であろう。しかしながら、ここにおいても問題を形式的に定式化し、どのような知識表現のクラスに対して、どのような計算量のアルゴリズムが得られたかという疑問を常に念頭において、問題の本質を捉えるという姿勢が必要である。ここにおいて、モデルの提案とそのモデルの理論限界を、はっきり使い分けることが必要である。

コネクショニストモデルに基づく学習アルゴリズム研究でほとんど議論されていないことに、その学習性能の評価がある。帰納推論における極限における同定、確率近似法におけるセミマーチンゲール不等式といった学習性能の評価なくして、学習スキーマの評価はできない。問題をフォーマルに定式化し、どのような知識表現のクラスに対して、どのような計算量のアルゴリズムが得られたかという疑問に対する解答が必要である。このような疑問に対して、いわゆる学習オートマトンの理論を適用し、コネクショニストモデルの学習性能の評価をしようという試み²⁸⁾もある。これ以外にも、表-1を裏返し形で、コネクショニストモデルにおける説明とはなにか、事例に基づく推論のみで変数が扱えないのでないか、抽象化ということをどのように捉えるのか、といったシンボリズムの立場からコネクショニズムに対する多くの批判がなされ、これに対する再批判がなされている。その多くはシミュレーション・レベルの批判であり、基礎理論的な考察は少ない。

しかしながら、研究開発のフェーズからすれば、現在はコネクショニストモデルを工学的に適用して実効ある応用分野を数多く見つける時期にある。ハードウェア、ソフトウェアの進歩がコネクショニズムのような非線型の学習スキーマのシミュレーションを容易ならしめ、多くの応用例を開拓しつつある。

4. コネクショニズムの応用

4.1 人工知能への適用

コネクショニズムが低次情報処理モデル(たとえば、視聴覚情報処理)と親和性があることは、さまざま

な応用例の開拓で実証されてきた。現在、コネクショニズムの高次情報処理モデルへの適用に相当する人工知能への適用可能性がさまざまな試行錯誤を通じて開拓されつつある。

人工知能の問題は、診断、分類、解釈問題などを対象とする解析型問題と設計、計画問題などを対象とする合成型問題、および制御、教育問題などを対象とする両者の混合問題がある。人工知能システム研究開発の現状は、解析型/合成型問題向きの人工知能システムを構築するための方法論が整備され、問題向きシェルが試作されつつある段階である。特に、人工知能システムの知識ベースの知識獲得ボトルネックが明らかになり、知識獲得ボトルネック問題を解消するための知識獲得支援システム/ツールが研究試作されている段階¹³⁾である。

解析型問題の典型例である分類問題向きのエキスパートシステム・シェルが Gallant らのコネクショニスト・エキスパートシステム MACIE⁹⁾である。このシステムが示唆するように、分類型、解釈型のシェルに関しては、かなりの部分がコネクショニストモデルで代替可能であると思われる。たとえば、センサベースのエキスパートシステム・シェルのセンサ部分をコネクショニストモデルで代用することで、分類型問題に適用できる。これに対して、合成型問題へのコネクショニズムの適用は組み合わせの自由度、出力の精度向上を含む多くの困難な問題を抱えている。古村らはパターン情報拡散化協調学習方式と呼ばれる新しい学習アルゴリズムを提案し、音声合成の出力精度向上にニューラルネットワークを利用^{9),10)}することに成功した。

今後、コネクショニストモデルは実時間制御を厳しく要求される分野、たとえばロボットの制御のような分野、で多くの応用可能性を秘めている。実際、当社ではニューロロボット「悟くん」¹⁷⁾を試作し、注目を集めた。ニューロロボット「悟くん」は、①環境変化に対する技術的適応性の良さ、②基本となる少ない行動パターンを短い処理時間で学習できたという事実、③行動パターンに対して、教えられなくてもセンサが自己組織化できることの実証、の3点が人工知能関係者の注目を集めた。今後の検討課題として、ただにかながでできるだけでなく、どの程度できるかを定量的に示すことが必要であろう。パーセプトロン時代と異なり、各種のシミュレーション・ツールが(性能を含んで)急激に整備され、線型でなく非線型の学習スキーマ

マの改良がなされつつある。いずれにせよ、学習性能の評価を含め、学習スキーマのさまざまな改良がなされ、コネクショニストモデルが初期ユニットや初期リンクの設定の問題という“芸術”の状態から脱却したものである。

最後に、コネクショニズムの計算環境として想定される応用のレベルについて明らかにしておく。これには、①汎用/並列処理コンピュータ上でソフトウェア・シミュレータを走らせるレベル、②専用プロセッサ上でソフトウェア・シミュレータを走らせるレベル、③複数の専用プロセッサ上でソフトウェア・シミュレータを走らせるレベル、④ニューロンと同数程度の専用プロセッサ搭載マシン上でシミュレーションを行うレベル、の区別が必要である。この応用のレベルを明らかにした上で、その上でなにをどのように行ったかを定量的に評価すべきであろう。

4.2 高次情報処理への適用

上述以外のコネクショニズムの高次情報処理モデルへの適用可能性を指摘しておこう。その代表的な適用例は Feldman らによる意味ネットワークへの応用¹⁾であろう。田村らも意味ネットワークに基づく自然言語処理に応用²⁵⁾を見出している。最も注目される研究は田村らの自然言語テキストからの要約文抽出への適用²⁶⁾であろう。最近では、階層化された意味ネットワークへのコネクショニズムの適用²⁾研究が盛んである。意味ネットワークへの応用に関連する話題として、知識の局所表現と分散表現の問題がある。この問題を解決するために、シンボリズムでの知識の局所表現とコネクショニズムでの知識の分散表現の双方を許容する新しいアーキテクチャの提案がなされつつある。

高次情報の極限とみなせる感性情報もコネクショニストモデルを用いることによって、人々が手軽に操作可能なものになる可能性がある。実際、当社で試作した「ベカソ」は音楽や絵画というジャンルに感性情報を付与する可能性を開拓した。もちろん、感性情報に接近する正攻法はヒューマンコンピュータインタラクションのモデルを構築し、そのシミュレータを提供することであり、コネクショニストモデルが唯一の接近法ではない。

コネクショニズムはもともと、認知科学の新しいパラダイムとし

て生まれてきたが、これに対して古典的認知科学の伝承者を自称する Fodor らの徹底的批判⁹⁾がある。この反論の要旨は本連載(V)²⁷⁾に詳しいので省略するが、これに対してコネクショニストからも徹底的な再批判がある。この論争は、従来から人工知能では周知の“手続き型 VS 宣言型”の知識表現論争を劈鼻とさせる面がある。最近の脳科学の進展はこの“手続き型 VS 宣言型”論争をヒントに、頭脳の中の二つの記憶系²⁸⁾を明らかにした。またチンパンジーの推論と人間の推論の相違²⁹⁾も、この論争を想起させる。人間の認知情報処理にはさまざまなレベルがあり、高次情報処理ではシンボリズムが優位であるが、低次情報処理ではコネクショニズムが優位というのが素直な解釈なのではないかと思われる。

4.3 コネクショニズムとシンボリズムの相互共存

コネクショニズムとシンボリズムそれぞれの長短が明らかになりつつある現在、最も興味のもたれるのは両者のハイブリッド・アーキテクチャである。これには、コネクショニズムからシンボリズムへの接近とシンボリズムからコネクショニズムへの接近の双方向のアプローチがある。従来から活発に研究の進んでいるのは前者であったが、最近、後者も活発に研究されるようになった。実際、並列論理型言語 GHC でコネクショニストモデルのシミュレータが試作²⁰⁾されたり、GHC で意識・無意識の認知情報処理モデルが提案¹⁹⁾されたりしている。また、Rex という Lisp でできたネットワークのシミュレーション言語⁸⁾を用いれば、コネクショニストモデルとシンボリックモデルが対等の立場で利用できる。

なお総合研究(B)「高次コミュニケーション」¹⁸⁾では、NP 完全な組み合わせ問題を、たとえば Hitchcock 問題へ変換し、それをニューラルネットへ変換し、そこでニューロ・コンピューティングを行い、準最適解

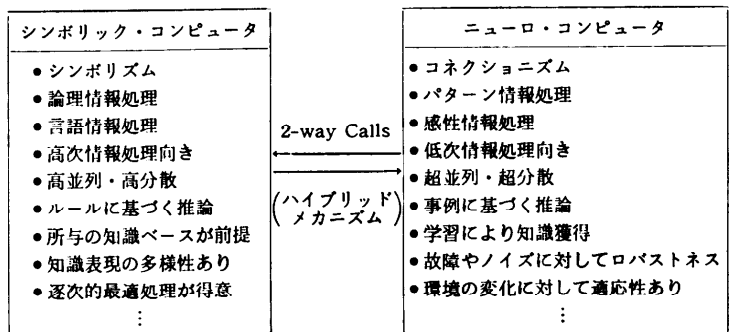


図-4 シンボリズムとコネクショニズムのハイブリッド・アーキテクチャ

を導出し、それから完全解へと修正していくアルゴリズムを見出そうという研究戦略で、第6世代コンピュータにつながる新しい研究計画を提案している。いずれにせよ、これからのアーキテクチャは、図-4に示されるように、コネクショニストモデルとシンボリックモデルの長短を見きわめ、両者の長所をハイブリッドに活かそうとするであろう。

5. おわりに

シンボリズムに基づくシンボリック・コンピュータとコネクショニズムのシュミレータとしてのニューロ・コンピュータの長短が、現在、次第に分かりつつある。最初にコンピュータと人の長短と思っていた特徴のいくつかは、実はシンボリック・コンピュータとニューロ・コンピュータの長短であった。存在証明としての人間の脳というバイオコンピュータの実現に向けて、人間はありとあらゆる叡知を結集し、今後さまざまなタイプのニューロ・コンピュータを実現し続けるであろう。生体情報処理の本質は並列性と階層性にあるといわれる。そこで、21世紀におけるヒューマンフロンティアを開拓する検討課題²²⁾として、コネクショニストモデル関連の今後の研究課題を提案し、結語としたい。

(1) 並列性の研究(並列の分類学の提唱;並列の基礎の見直し(並列計算量,並列推論,並列アルゴリズムなどの研究);高並列・高分散でなく超並列・超分散へ)

(2) 階層性の研究(階層的メモリアーキテクチャの研究;認知アーキテクチャの研究;知識表現レベルの異なる階層間での写像・抽象化の研究)

(3) 素子技術の研究(ニューロチップの研究開発;自己組織化チップの研究開発;ニューロチップによる類推,帰納,演繹機能の実現研究)

(4) システムアーキテクチャの研究(リフレクティブアーキテクチャの研究開発;ホロンコンピュータの研究;ハイブリッド方式によるシステム統合化の研究)

謝辞 本調査研究をまとめるにあたり、生体工学標準化委員会第一分科会での議論や西田泰伸氏(富士通(株)国際研)との 세미나、および浅川和雄室長((株)富士通研)との談話がきわめて有益であった。分科会やセミナーに参加し、「コネクショニズム VS シンボリズム」に対して、ご討論していただいた多くの方々、および筆者に関連文献を送っていただいた方々に感謝する。

参考文献

- 1) Feldman, J. A. and Ballard, D. H.: Connectionist Models and Their Properties, *Cognitive Science*, Vol. 6, pp. 205-254 (1982).
- 2) Feldman, J. A., Fanty, M. A. and Goddard, N. H.: Computing with Structured Neural Networks, *Computer* (1988).
- 3) Fodor, J. A. and Pylyshyn, Z. W.: Connectionism and Cognitive Architecture: A Critical Analysis, *Cognition* (1988).
- 4) Gallant, S. I.: Connectionist Expert Systems, *CACM*, Vol. 31, No. 2 (1988).
- 5) Hinton, G. H., Sejnowski, T. J. and Ackley, D. H.: Boltzmann Machines: Constraint Satisfaction Networks that Learn, *CMU CS-84-119* (1984).
- 6) Hopfield, J. J. and Tank, D. W.: Computing with Neural Circuits: A Model, *Science*, pp. 625-633 (1986).
- 7) 石川真澄: コネクショニズムの展望(I) 概論, *情報処理*, Vol. 29, No. 7 (1988).
- 8) Kaelbling, L. P.: *Rex Programmer's Manual*, SRI International, Technical Note 381 (1986).
- 9) 古村光夫, 田中啓夫: ニューラルネットワークを用いた協調学習システムによる音声合成, *電子情報通信学会研究会資料 MBE 88-8* (1988).
- 10) 古村光夫, 田中啓夫: 音声パターンの学習・生成方式に関する実験的検討, *電子情報通信学会研究会資料 SP 88-8* (1988).
- 11) 國藤 進: 仮説推論, *人工知能学会誌*, Vol. 2, No. 1 (1987).
- 12) 國藤 進, 横森 貴: 知識獲得と演繹・帰納・発想, *認知科学学会学習と対話研究分科会, SIGLAL 87-1(6)* (1987).
- 13) 國藤 進: 知識獲得と学習研究の新しい流れ, *人工知能学会誌*, Vol. 3, No. 6 (1988).
- 14) McClelland, J. L., Rumelhart, D. E. and The PDP Research Group: *Parallel Distributed Processing*, Vol. 1 & Vol. 2 (1987).
- 15) Michalski, R. S. et al. (eds.): *Machine Learning*, Vol. II, Tioga Pub. Co. (1986).
- 16) Miyano, S.: The Lexicographically First Maximal Subgraph Problems: P-completeness and NC algorithms, *Universität-GH Paderborn. Reihe Theoretische Informatik, Bericht Nr. 40* (1987).
- 17) 長田茂美, 関口 実, 吉沢英樹, 木本 隆: ニューラルネットワークによる移動ロボットの制御, *情報処理学会第 63 回計算機アーキテクチャ研究会資料(14)* (1988).
- 18) 野口正一: 高次コミュニケーション, 計測自動制御学会第 7 回知識工学シンポジウム資料, pp. 特 5-特 10 (1988).

- 19) 岡 夏樹: 意識処理と無意識処理の相互作用のモデル化, 情報処理学会第 59 回知識工学と人工知能研究会資料 (5) (1988).
- 20) 奥村 晃: GHC による実験的ネットワークプログラミング, Proc. of WOL '88 (1988).
- 21) 坂井利之: 知能の情報処理, 電子情報通信学会誌, Vol. 70, No. 7 (1987).
- 22) 生体工学標準化委員会編: 生体工学標準化委員会成果報告書, 日本規格協会 (1988).
- 23) Squire, L. R. and Shimamura, A. P.: Learning and Memory, in 'Psychiatry', Lippincott Co. (1985).
- 24) 竹内彰一: Connectionism-Connectionism Symposium に出席して, コンピュータソフトウェア, Vol. 5, No. 1, pp. 71-80 (1988).
- 25) 田村 淳, 安西祐一郎: Connectionist Model に基づく自然言語処理システム, 情報処理学会論文誌, Vol. 28, pp. 238-243 (1985).
- 26) 田村直良, 神尾知己, 黒崎雅人: 特徴的事項の抽出と要約文生成について, Proc. of the Logic Programming Conference '88, pp. 197-204 (1988).
- 27) 往住彰文: コネクショニズムの展望 (V) 批判と課題, 情報処理, Vol. 29, No. 11 (1988) (掲載予定).
- 28) Williams, R. J.: Reinforcement Learning in Connectionist Networks: A Mathematical Analysis, UCSD ICS Report 8605 (1986).
- 29) 山本淳一: 発達遅滞児およびチンパンジーにおける刺激等価性, 京都大学霊長類研究所研究会 (1987).

(昭和 63 年 6 月 1 日受付)