

第2章

認知発達の記号処理モデルとコネクショニストモデル

● 楠見 孝

心はどのように発達するのか？ 遺伝的に決められたプログラムにしたがって現われるのか？ あるいは環境から学習されるのか？ 発達による変化とそのメカニズムは？ これらの問いは、発達心理学が探求してきたものである。さらに、近年の遺伝学や神経科学の進歩は、遺伝子がどのようにはたらき、脳神経系の発達と学習による変化に影響するのかについて多くのことを明らかにしている。こうした成果をふまえたうえでの、1990年代以降のコネクショニストモデルの展開は、発達における遺伝と環境の相互作用に関するモデル化と説明に大きな役割を果たすようになった。

それでは、コネクショニストモデルは、これまでの認知発達理論を乗り越えるものなのだろうか？ ピアジェ(Piaget, J.)をはじめとする認知発達理論は、領域普遍的なシンボル(記号)の発達段階を仮定していた。さらに、認知科学の影響を受けた発達研究は、領域固有の知識獲得や熟達化、制約や生得的モジュールなどを仮定して研究を進めている。それに対して、認知科学における一勢力となったコネクショニストアプローチは、従来の理論を統合するフレームワークとして、これまでの領域普遍的学習メカニズムで領域固有の発達を説明し、また、シンボルの形成、段階移行、遺伝と環境、漸成的モジュールなどについて新たな説明を与える可能性をもっている。

この章では、発達のコネクショニストモデルについてレビューをし、最後に記号処理モデルとコネクショニストモデルを融合したハイブリッドモデルについて紹介する。

1. はじめに一認知発達のコネクショニストモデルの台頭一

従来、認知発達理論は、シンボルシステムの形成とその操作の段階的变化を重視してきた。ピアジェ理論をはじめとして、シンボルの形成を重視する前提は共通していた。これらは、論理記号で記述しやすく、さらに、ルールで定式化しやすい。それは、記号列の統語論的な計算や写像による思考として表現することで、コンピュータ処理や生成文法ともマッチしていた。新ピアジェ派の研究は、シンボルシステムの質的な段階変化を、シン

ボル操作を行なうスペースである作業記憶容量の連続的变化によってとらえる試みであった (たとえば, Case, 1998)。しかし, シンボルシステムがどのようにして形成されるかについての学習メカニズムについては, 必ずしも明快な説明はされていなかった。

一方, コネクショニストモデルは, 認知発達を, 処理を支える神経回路網におけるユニット (人工的ニューロン) 間の結合強度の連続的变化としてとらえている。このパラダイムは, 1980 年代後半以降, 認知科学において, 神経科学, 計算論, コンピュータ科学などの影響を受けてさかんになり, ダイナミカルシステムの考え方と相まって, 発達研究におけるモデル化や理論形成にも大きな影響を及ぼすようになった。たとえば, ピアジェ課題である物の永続性 (Munakata et al., 1997) や天秤課題解決 (McClelland, 1989) をはじめ, 動詞の過去形の獲得 (Rumelhart & McClelland, 1986), さらに, (形態, 意味に基づいてルール化できない) 男性名詞と女性名詞の区別の獲得 (MacWhinney et al., 1989), 記憶方略 (Anumolu, et al., 1997) などさまざまな認知発達過程がモデル化されている。

それでは, コネクショニストモデルによって認知発達のすべてを説明できるのだろうか。たとえば, シンボルと規則的操作, 抽象的な推論までコネクショニストモデルで説明すべきなのだろうか。近年, こうした議論が, 従来の記号処理派とコネクショニストの間で活発に行なわれている (たとえば, 波多野, 1997; Marcus, 1998a,b)。本章では, 発達研究における記号処理モデルとコネクショニストモデルを対比することで, 両者の相補的特徴を明らかにする。そして, 両モデルを融合したハイブリッドモデルを紹介し, その可能性について述べる。

2. 認知発達のコネクショニストモデルの特徴

認知発達のコネクショニストモデルは, 従来の記号処理モデルとどこが異なるのか。ここでは, 6つの観点からコネクショニストモデルの特徴を検討する。

2.1 神経科学的基盤

コネクショニストモデルは脳の神経回路網をヒントにモデル化を行ない, その情報処理を単純化して実現している。脳とコネクショニストモデルのおもな共通点は以下の3点である。第1は, 神経細胞に相当するユニット (第12章図 III-12-2 (P.170) を参照) を回路網状に接続して情報処理を行なわせる点, 第2は, 各神経細胞は興奮性と抑制性の結合によって, 近接する膨大な神経細胞と結合する点, 第3は, 情報が神経細胞間の結合強度に分散記憶されているため, 部分破壊に対して頑健な点, である。

ここで注意しなければならないのは, 人工的なネットワークと人の神経回路網は, すべて解剖学的に対応するわけではないことである。たとえば, 人の神経伝達は一方的であり, 結合は興奮性か抑制性か的一方だけである。また学習が1回で成立することもある。

しかし、人工的ネットワークはこうした特徴を必ずしもっていない。

コネクショニストモデルは、神経科学的な基盤をもつが、ニューロンへの単純な還元主義ではない。還元主義によって、ニューロンやさらにそれを規定しているゲノムといった物質レベルの解析をしても人の適応的な行動を支えるメカニズムの解明はできない。2.2節で述べるように、コネクショニストモデルは、環境からの入力情報の役割を重視している。

2.2 遺伝と環境の相互構成的過程と個人差の説明

コネクショニストモデルは、遺伝的制約とは何か、環境はどのように発達に影響するか、個人差はどのように生じるのかについて整合的な説明を与える。発達における遺伝と環境の相互作用は昔から重視されてきたが、その詳細な説明は十分ではなかった。

コネクショニストモデルでは、遺伝的傾向性を、システムの初期状態を決める制約として表現でき、①アーキテクチャとユニットレベルの制約（神経細胞の反応特性に対応したユニットの出力関数、学習ルールなど）、②局所レベルの制約（神経細胞のタイプ、層の数、密度など）、③大局レベルの制約（領域の結合、下位システムへの入出力など）、そして④時間タイミングの制約（細胞分裂、減衰、臨界期など）、がある (Elman et al., 1996/1998)。これらが環境のある側面への敏感性を規定し、さらに学習環境の差異が加わって、ネットワークが形成される。

こうした遺伝的制約は、図 I-2-1 に示すように、生得的な学習パラメータとして初期の学習における神経回路網の形成に強く影響する。たとえば、新生児は生後直後から言語音に敏感であり、さらに環境からの膨大な入力による学習が母語と他の言語、男女、年齢などの弁別を支える神経回路網の形成を促進している。また、顔認知においても、新生児は生後直後から顔の特徴に対して敏感であり、学習によって特定の顔への選好や同一人種効果などを支える神経回路網が形成される。

コネクショニストモデルでは、生得的な言語音声処理や顔認知のモジュールを仮定するよりも、大量の情報が外界にあって、単純で強力な学習規則によって弁別規則が帰納できたと考える。このようにコネクショニストモデルは、乳児の有能性を生得性で説明するこ

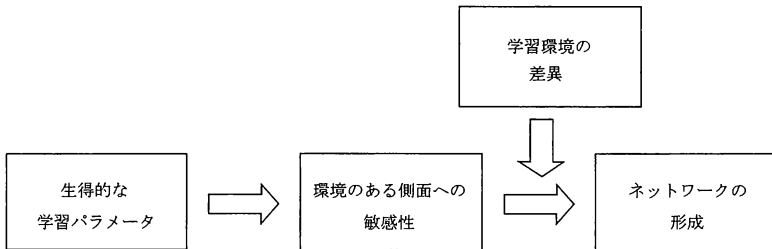


図 I-2-1 コネクショニストモデルにおける遺伝と環境の影響

とを見直し、初期の非常に急速な学習を重視する立場である (Elman et al., 1996/1998)。

また、個人差も図 I-2-1 で同様に考えることができる。(生得的な) 学習パラメータが学習環境への敏感性に影響を及ぼし、さらに学習環境の差異が加わって神経回路網の形成に個人差が生まれると考える。

2.3 発達的变化の形態の説明とシミュレーション

コネクショニストモデルは、学習のレディネスや臨界期、発達段階 (これは次の 2.4 節で詳しく述べる)、U 字型学習曲線、神経回路網の損傷による発達障害に関する説明やシミュレーションができる。

発達における学習のレディネスは、ネットワークが時間的な変化によって、ある時期になると入力情報に対して敏感になり、急速に学習が進むことで説明できる。こうした非連続的な発達の変化は、①ネットワークのノードの入出力関数やネットワークの加算的な重みづけが非線形であることと、②訓練データを現実の環境入力に対応するように段階的に変えること、③文脈層において作業記憶の容量を増加させること、などによってシミュレートできる。

たとえば、4. で紹介する天秤課題解決のシミュレーションでは、訓練データを段階的に変えることによって、レディネスに似た現象を示すことができる。初期のおもりに関する情報だけに敏感な時期では、子どもは支柱からの距離の情報は考慮に入れることができないため、学習は進行しない。距離の入力情報に対しても敏感になる時期を経てから、急速に学習が進行し、課題が解決できるようになる (たとえば, Elman et al., 1996/1998)。

臨界期は、ある領域 (刷り込み、第一言語、第二言語の学習、複雑なスキル) の学習可能性が、発達初期に限定されることである。従来は、脳の発達 (ニューロンのシナプス形成や髄鞘化) の遺伝的な時間的制約によって説明されてきた。しかし、なぜ領域によって臨界期が異なるのかは十分説明できていなかった。それに対して、コネクショニストモデルでは、学習プロセスや課題の性質に基づいて説明ができる。発達初期は、ネットワークにおけるユニット間のすべての結合強度が弱いため、可塑性が大きい。さらに、ユニットは 0 に近い入力に対して、シグモイド型の非線形出力関数は敏感に反応する (第 6 章図 II-6-9 (P.54) 参照)。そして、学習によって、結合強度があるパターンに固定する状態になると、新しい課題に対する可塑性が失われることになる (たとえば, McLeod et al., 1998)。

U 字型学習曲線は、子どもの学習における重要な特徴のひとつである (たとえば Plunkett & Marchman, 1991)。U 字型学習曲線が現われる典型としては、英語などの動詞過去形の学習がある。たとえば、英語圏の子どもは、動詞の過去形を獲得する過程において、語幹に -ed をつける規則を不規則動詞にも適用する過剰規則化 (over regularization) によって、向上していた成績がいったん悪くなる。不規則型の学習が進むことによって、成績が再び向上し、規則動詞の成績に近づく。従来この現象は、規則に

よる過去形生成とそれをおこなう暗記による不規則動詞学習の2重メカニズムを想定していた。それに対してコネクショニストモデルでは、単一のネットワークのアーキテクチャに、訓練セットとして規則動詞と不規則動詞群を与える。そして、シミュレーションによって、規則動詞の過去形の学習曲線と不規則動詞の過去形のU字型学習曲線を再現でき、動詞を産出するメカニズムが創発することを示している(初期の代表例ではRumelhart & McClelland, 1986)。

こうした乳幼児の学習は、コネクショニストモデルによる入力パターンに基づくユニット結合強度の変化に基づく説明のほうが、記号処理モデルに基づく帰納による規則学習よりも現実にマッチしている。なぜなら、コネクショニストモデルでは、乳幼児が言語化できないルールを、結合として表現することができるからである。さらに、乳幼児のもつ作業記憶容量や注意範囲がはじめは小さく、発達によって増大することが、複雑な言語学習を支えている。エルマン(Elman, 1990)の研究では、単純再帰ネットワークにおいて、入力文から次の単語を予測することを学習させるために、学習初期は文脈層の容量を制限し、しだいに増大させていった。ここで、別な条件として、最初から文脈層が大人のように大きい場合には、学習できなかった。また、この場合、入力文を単純な文から複雑な文へ段階的に変化させれば学習はできた。ここで重要なことは、作業記憶などのリソースが限られている状態(starting small)から始め、しだいにリソースを増大させることが、複雑な言語学習を可能にした点である(第3章参照)。

また、学習後にネットワークの一部を壊すことによって、失読症などの障害の出現もシミュレートできる(たとえば、Hinton & Shallice, 1991)。これは、第5章で詳しく述べられているので参照されたい。

2.4 段階移行の連続変化による表現

コネクショニストモデルは、発達における非連続的な段階移行をシステムの創発特性(相互作用から生まれる自己組織的構造)として表現できる。従来の記号処理モデルは各段階の記述モデルとして有用であった。しかし、知識表象の変化や段階移行のメカニズムの表現がむずかしい。晩年のピアジェによる論理数学的構造の段階移行は、複雑な記述理論であった。新ピアジェ派は、作業記憶容量の拡大という量的変化で段階移行を説明しようとした(たとえば、Case, 1998)。

そこで、ピアジェ理論の段階移行をコネクショニストモデルで考えてみる。入力をネットワークの既存状態に同化したり、新たな入力によってネットワークを調節したりして、入力とネットワークの間の漸進的均衡化をはかる。ここで、段階移行は、ネットワークの結合強度が連続的に変化することによって、システムとして調和のとれた高次の行動を支える内的表現の創発として説明できる。すなわち、コネクショニストモデルでは、単純な局所的な情報(結合強度)に基づくユニット間の多重の相互作用によって、システムとして調和のとれた高次の行動が創発する。ここでは、システムをコントロールする中心機

構はなく、またルールが明示されている訳ではない。コントロール機構や情報は、ネットワークのなかに分散されているのである。

ここでは、段階移行の例として、シミュレーションソフト tlearn (Plunkett & Elman, 1997) を使った天秤課題の理解の発達を取り上げてみる (McClelland, 1989)。図 I-2-2 で示すように、ネットワークは 3 層 (入力層, 中間層, 出力層) をもつ。入力ユニットは、おもりの重さ (5 段階) と支柱からの距離 (5 段階) の 2 つのチャンネルに分かれ、合計 10 ユニットのなる。重さと距離の値は任意にひとつのユニットに割り当てられ、それぞれのチャンネルごとに 2 つの中間層に送られる。そして 2 つの出力ユニット活性値の大きい側に天秤が下がることを示す。

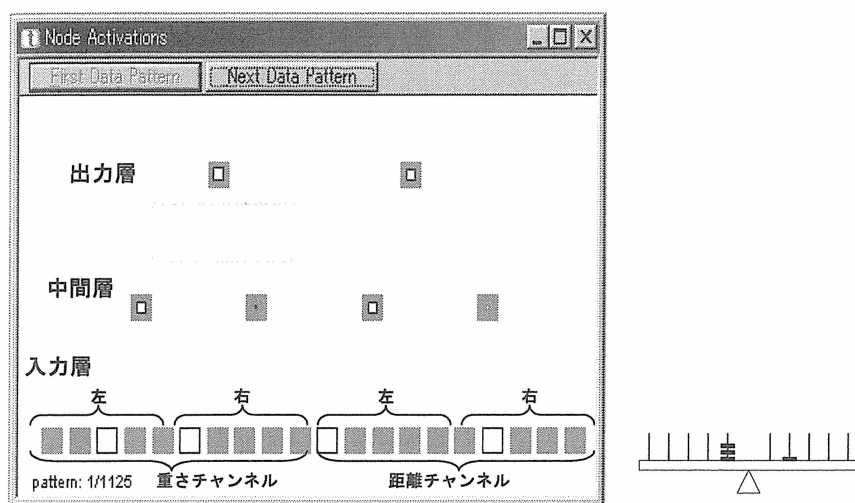


図 I-2-2 天秤課題のネットワーク活性化の例 (20 訓練エポック後)

左のニューラルネットワークのシミュレータ tlearn (Plunkett & Elman, 1997) は、右の天秤課題を入力した場合のネットワークの活性状態を示している。ユニットの白は、活性状態を示す。最下層は、入力層である。左側は重さの入力チャンネル、右側は支柱からの距離の入力チャンネルである。たとえば、左から 3 番目ユニットの白は、重さの入力チャンネルにおいて左側におもり 3 個という情報が入力されたことを示す。入力層の重さユニットと距離ユニットからは中間層のユニットへリンクが結ばれている。さらに、中間層から出力層へリンクが結ばれている (ここでは記載が省略されている)。出力層における左右のユニットの活性度が高いほうへ天秤が下がることを示す (この図では、左右の出力ユニット活性度がほぼ等しく、正しい解を出力できていない)。

ネットワークの訓練において、(おもりと距離の組み合わせ) 625 通りの入力を段階的に提示して、ネットワークの出力と望ましい出力 (教師値) のズレを減らすように、ユニット間の結合強度を調節する (誤差逆伝播法)。ネットワークは、訓練初期は、すべての結合強度をランダムな状態から学習しなければならないので、成績は悪い。しかし、学習が進行するにつれて、図 I-2-3 に示すように、シーグラー (Siegler, 1976) のルール評価アプローチによるデータと対応する出力を示すようになる。図 I-2-3(a) において、ルール

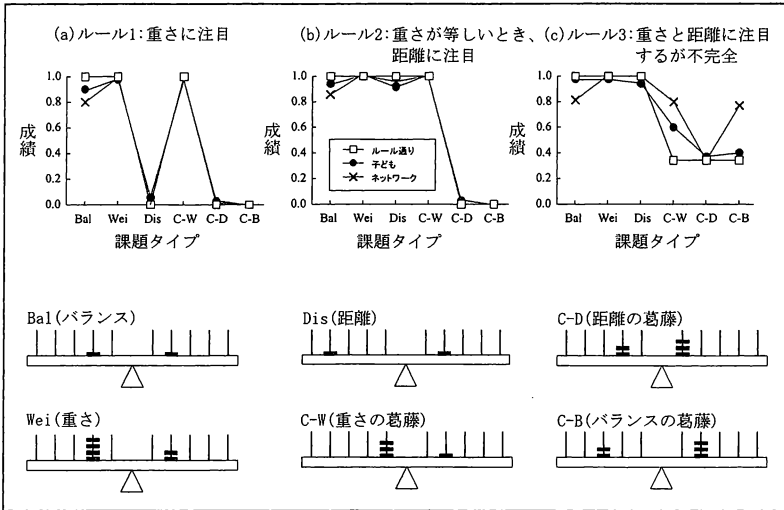


図 I-2-3 天秤課題成績のシミュレーションの段階的变化
(McLead et al., 1998 に基づいて構成)

ルール評価アプローチに基づく3つの発達段階(上段)における6つの天秤課題(下段)の正答率を示す。ネットワークの成績は、各発達段階のルールに基づく成績や子どもの実際の成績とほぼ同じパターンを示している。

1の段階では、重さだけに着目して正答できる天秤課題(Bal, Wei, C-W)の成績がよい。(b)のルール2の段階では、重さが等しいときは距離に着目し(Dis), (c)のルール3の段階では、重さと距離の両方に着目できるが不完全であり、どちらかが等しいときは正しい反応をする(第6章1節参照)。

プランケットとエルマン(Plunkett & Elman, 1997)は、コネクショニストモデルによる認知発達研究は、ピアジェの均衡化メカニズムを精緻化するものであるととらえている。天秤課題解決のシミュレーションで示したような、質的に異なる段階状の成績(異なる段階のルールに対応する出力)の出現は、ネットワークの既存状態への入力との同化、新しい入力パターンへのネットワークの調節、そして同化と調節に基づく漸進的な均衡化によって結合強度が調整されつつ連続的に変化していくことによってシミュレートできる。

2.5 進化的基盤

ニューラルネットワークモデルは遺伝的アルゴリズムと組み合わせることによって、発達の進化的基盤を説明できる。ニューラルネットワークが脳神経系に着想を得た個体の学習のモデル化であるのに対して、遺伝的アルゴリズム(genetic algorithm: GA)は生物進化に着想を得た、種としての環境への適応をモデル化したものである。ニューラルネットワークと遺伝的アルゴリズムを組み合わせた進化的コネクショニストモデルは、遺

伝的アルゴリズムを用いて、最適なニューラルネットワークの構造を定めてから、通常のニューラルネットワークの学習を行なう。すなわち、ネットワークの構造を研究者があらかじめ経験的に決めるのではなく、進化過程における自然淘汰に基づいて高い学習効率の構造が決まる過程を考慮に入れる。そして、こうして決まったネットワーク構造は、遺伝的制約として、個体の学習に影響を及ぼす（たとえば、McLeod et al., 1998）。

図 I-2-4 にしたがって進化的コネクショニストモデルの手順を説明する（たとえば、泉井, 1995）。

- ① ニューラルネットワークの結合強度の遺伝子表現をする。結合強度を 2 進表現で 1 列に並べて遺伝子表現とする。これを染色体とみなす。それぞれの染色体は、個体を記号で表現したものであり、異なる結合強度をもつニューラルネットワークに対応する。
- ② こうした染色体を初期値にして、乱数によって染色体（個体）を多数生成して、集団を形成する（第 0 世代）。
- ③ 各染色体（ネットワーク）に遺伝的アルゴリズムを適用する。すなわち、学習デー

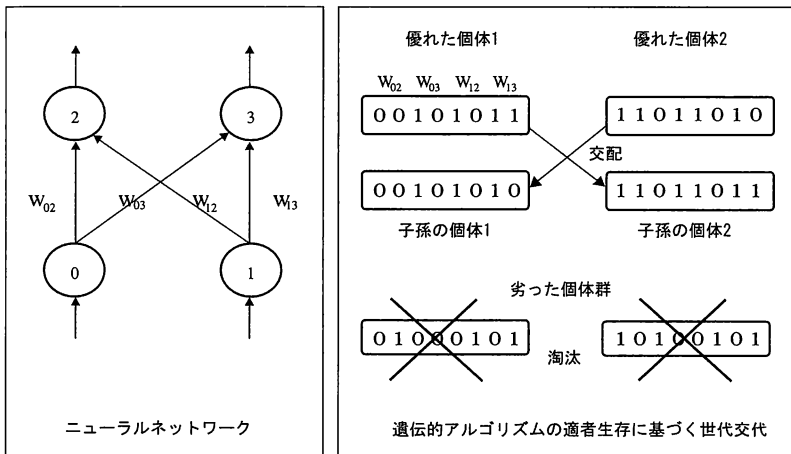


図 I-2-4 進化的コネクショニストモデル

左側の 2 層ネットワークは、4 つのユニットを結ぶ 4 つの結合強度がある。右側では、各ネットワークに対応する結合強度の配列を、遺伝子として 2 進表現している。

タを 1 セット分適用して、出力層における教師信号との 2 乗誤差の逆数を適合度にする（第 1 世代）。ここで、学習成績のよい個体の染色体は適者、成績の悪い個体の染色体は不適者とする。そして、（適合度の高い個体の遺伝子を一部入れ替える）交配や（遺伝子の値を確率的に入れ替える）突然変異などの遺伝的アルゴリズムの操作を反復して、適合度の高い個体（染色体）を適者として生存させる。一方、劣っている個

体は淘汰する（第 n 世代）。

- ④ 進化がある程度進んだ段階で、適合度の最も高い個体の染色体を取り出し、ネットワークの構造を定める。このネットワークを用いて、個体としてニューラルネットワークの学習を誤差逆伝播法などで行なう。

従来、学習開始時のネットワークの構造は、生得的構造としてあらかじめ決めていたのに対して、進化的コネクショニストモデルは、進化過程によって種としてネットワーク構造が決まり、個体による学習によって、環境への適応がよりはかられることになる。

こうした進化的計算法自体は、最適化や探索のアルゴリズムであり、現在の人工知能研究では最も有力な技法のひとつである。したがって、工学では学習の最適化技法として誤差逆伝播法のかわりに使う方法もある。一方、心理学では、進化や遺伝の影響をモデル化できる点で意味がある。遺伝的アルゴリズムは、長い時間をかけて起こる種としての系統発生をモデル化できるのである。一方、ニューラルネットワークでは個体発生や学習メカニズムをモデル化できる。したがって、相補的な両者を組み合わせることによって、人間の発達に関するより説明力の高いモデルを構築することができる。

○○○○○○○○○○○○○○○○○○○○ コラム 1 ○○○○○○○○○○○○○○○○○○○○○ 遺伝的アルゴリズム

遺伝的アルゴリズムは、ダーウィンの生物進化に着想を得た最適化・探索アルゴリズムである（岩本, 2000）。

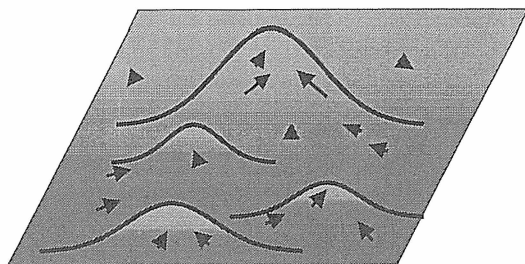


図 I-2-5 遺伝的アルゴリズムにおける多点探索を示す地形図

遺伝子型は探索点（矢印）の間の相互作用によって最も適応度の高い頂上を探索

ダーウィンの考え方の中心は、親の遺伝形質が子どもに伝わる遺伝である。遺伝形質を決めるのが遺伝子であり、その情報全体を遺伝子型という。

集団は異なる遺伝子型をもつ個体から構成される。これらの生存力や子孫を残す能力といった適応度に個体差がある。ここで、適応度は次世代に残す子孫数で定義される。遺伝子型は、図 I-2-5 のように、適応度を高さにもつ地形図で表現ができる。そして、進化は遺伝子型の集団が、相互作用しながら頂上を探していく過程とみなす。

こうした遺伝的アルゴリズムの原理は、1950 年代以降、計算機科学の影響を受けて、シミュレーション研究によってさかんになった。すなわち、図 I-2-5 の地形図（解空間）上の複数の探索点から、淘汰、交配、突然変異などによって、次の探索点を決めていくことをくり返すう

表 I-2-1 記号処理モデルとコネクショニストモデルの対比

	記号処理 モデル	コネクショニスト モデル
神経系	×	◎
遺伝	×	○
個人差	△	○
学習	○	◎
臨界期	×	○
柔軟性	○	◎
進化	×	○
構造的知識	◎	△

注)：◎とても適；○適；△やや不適；×不適

3. ハイブリッドモデルー記号処理モデルとコネクショニストモデルの融合ー

発達研究は、シンボルの操作や規則といった説明を排除して、ニューラルネットワークに基づいて理論を構築すべきなのだろうか。こうした排除的コネクショニストモデル (eliminative connectionist models) に対しては、実験とシミュレーションの照合から限界が指摘されている (Marcus, 1998a,b)。たとえば、訓練していないケースへの般化がむずかしかったり、人ではあり得ないような出力をみせたりする点である。

記号処理モデルは、意識のレベルにおける認知の機能を説明する場合に優れている。たとえば、シンボル（記号）操作によって、論理的推論やメタ認知を説明できる。一方、シンボル操作によらない運動コントロール、スキルの獲得、潜在記憶は言語化できないことが多い。

そこで、より現実的なモデルとして考えられるのが、コネクショニストモデルと記号処

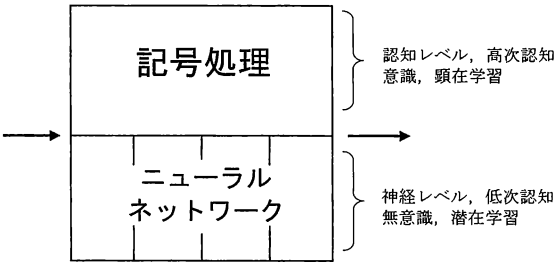


図 I-2-7 2 層ハイブリッドコネクショニストモデル

理モデルと融合したハイブリッドモデルである。ここでは、2つのモデルを取り上げる。

第1のハイブリッドモデルは、図I-2-7で示すように、ニューラルネットワークと記号処理の2層モデルである（たとえば、Johnson-Laird, 1988/1989）。下層にあるニューラルネットワークモデルは、モジュール的なあるいは分散处理的な無意識の処理、手続的知識に対応する。言語獲得以前の感覚運動期の学習には、知識は言語的シンボルで表現されるのではなく、さまざまな処理ユニットに分散した活性化のパターン（サブシンボル）として文脈に埋め込まれている。ニューラルネットワークレベルでは、知覚、運動学習、物の再認、知覚的分類、般化、プロトタイプの学習などの比較的低次な認知処理や潜在学習を担っていると考えられる。一方、上層にある記号処理レベルでは、個別に表象されたシンボル操作で意識的処理が行なわれ、推論、プランニング、仮説検証、メタ推論などの高次認知や顕在学習を担っていると考えられる。

こうした2層ハイブリッドモデルの展開として、心理学的にも工学的にも近年注目されているのが、記号的コネクショニストモデルである（たとえば、Hummel & Holyoak, 1997）。このモデルは、シンボルを扱う記号的知識表象と局所的コネクショニストモデルによる並列的制約充足メカニズムをもつ（第9章参照）。このモデルは、類推や意思決定などの多数のルール、文脈、その選択、適用を同時に扱うことができる。ここでは、入力シンボル表象を形成し、さらに、ネットワークを形成し、多重の制約がコネクショニストモデルで表現される。そして、その多重制約を充足するルールのマッチングや類推が適用できる（Thagard, 1996/1999）。さらに、記号的コネクショニストモデルは、ニューラルネットを土台にして、シンボルによる高次認知過程がどのように形成されるのかという、認知発達における重要な問いを明らかにする際に、重要な手がかりになると考えられる。

第2のハイブリッドモデルは、図I-2-8で示すように、(a) 神経レベル、(b) 並列分散処理レベル、(c) 局所的コネクションレベル、(d) 記号処理レベルの4階層で考える多層モ

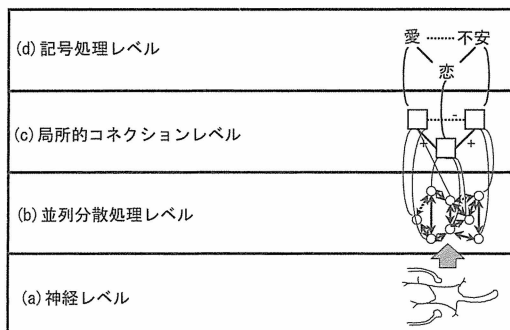


図 I-2-8 4層ハイブリッドコネクショニストモデル

デルである。(a)の神経レベルは、神経生理学的なニューロンとシナプスの活動である。現実には、これらにはさまざまな種類があり、膨大な数が相互に結合しているため、神経レベルでの活動と、(b)の並列分散処理のユニットを実際に対応づけるのはむずかしい。たとえば、ある概念や命題と対応する並列分散処理のユニットは、複数のニューロン全体としての活動が対応している。(c)の局所的コネクションレベルでは、ある概念や命題が、あるユニットに対応すると考える（ただし神経レベルの個々のユニットとの対応はなく、ユニットの集合と対応している）。これは、従来の認知心理学の意味ネットワークモデルと対応する。したがって、(d)のレベルの記事との対応づけがしやすく、ルールベースの推論にはあてはまりがよい、しかし、並列分散処理レベルのほうが、神経科学的な妥当性や計算論的なアドバンテージがある。こうしたことから、各レベルにおける認知現象をリアルに説明するときに、多層ハイブリッドモデルは有効である。

しかし、各レベルの研究は各学問分野において独自に展開している。たとえば、脳科学では神経伝達物質やシナプス形成過程の研究が、工学では分散処理のシミュレーションが、認知心理学では局所コネクショニストモデルに基づく認知研究が行なわれている。さきに述べたように、隣接したレベル間に関連づけられている研究もあるが、4層を統合した整合的なモデルをたてて、心の発達を、シミュレーションするのは今後の研究課題である。

4. まとめ

コネクショニストモデルは、従来の記事処理モデルと融合することによって、発達における遺伝的制約と環境要因のダイナミクスと、シンボルの創発を説明し、シミュレーションによる厳密な記述と検証を行なうことが可能になる。さらに、理工学的研究とも連携可能な、脳と心に関する統合理論を構築するためのツールになる可能性があると考ええる。これまでの認知科学において、アンダーソン (Anderson, J. R.) の ACT やニューウェル (Newell, A.) の SOAR は統合理論ではあったが、発達研究や脳科学との結びつきはよくなかった。ここで取り上げたコネクショニストモデルと記事処理モデルのハイブリッドモデルは、知覚、運動的な発達から、社会的、文化的、感情的な側面の発達の解明に結びつく統合理論になる可能性があると考え（たとえば、D'Andrade, 1995 ; Shore, 1996）。

引用文献

- Anumolu, V., Bray, N.W., & Reilly, K.D. 1997 Neural network models of strategy development in children. *Neural Networks*, 10, 7-24.
- Case, R. 1998 The development of conceptual structure. In D. Kuhn & R. Siegler (Eds.) *Handbook of Child Psychology: Vol. 2: Cognition, Perception, and language*. New York: John Wiley & Sons, Inc. 745-800.
- D'Andrade, R. 1995 *The Development of Cognitive Anthropology*. Cambridge: Cambridge University Press.
- Elman, J.L. 1990 Finding structure in time. *Cognitive Science*, 14, 179-211.

- Elman, J.L., Bates, E.A., Johnson, M.H., Karmiloff-Smith, A., Parisi, D. & Plunkett, K. 1996 *Rethinking innateness: A connectionist perspective on development*. Cambridge, MA: MIT Press. 乾 敏郎・今井むつみ・山下博志 (訳) 1998 認知発達と生得性—心はどこから来るのか— 共立出版
- 波多野詠余夫 1997 Connectionist infants は統語規制を獲得しうるか 心理学評論, 40(3), 319–327.
- Hinton, G.E. & Shallice, T. 1991 Lesioning an attractor network: Investigations of acquired dyslexia. *Psychological Review*, 98(1), 74–95.
- Hummel, J.E. & Holyoak, K.J. 1997 Distributed representations of structure: A theory of analogical access and mapping. *Psychological Review*, 104(3), 427–466.
- 岩本貴司 2000 遺伝的アルゴリズム (GA) 甘利俊一・外山敬介 (編) 脳科学大事典 朝倉書店 Pp.959–963.
- 泉井良夫 1995 遺伝的アルゴリズムとニューラルネットワーク 白井支郎・岩田 彰・久間和生・浅川和雄 (編) 基礎と実践: ニューラルネットワーク コロナ社 Pp.203–210.
- Johnson-Laird, P.N. 1988 *The computer and the mind: An introduction to cognitive science*. Cambridge, MA: Harvard University Press. 海保博之・中溝幸夫・横山詔一・守 一雄 (訳) 1989 心のシミュレーション—ジョンソン=レアードの認知科学入門— 新曜社
- MacWhinney, B., Leinbach, J., Taraban, R. & McDonald, J. 1989 Language learning: Cues or rules *Journal of Memory and language*, 28, 255–277.
- Marcus, G.F. 1998a Can connectionism save constructivism. *Cognition*, 66, 153–182.
- Marcus, G.F. 1998b Rethinking eliminative connectionism. *Cognitive Psychology*, 37, 243–282.
- McClelland, J.L. 1989 Parallel distributed processing: Implications for cognition and development. In R.G.M. Morris (Ed.) *Parallel distributed processing: Implications for psychology and neurobiology*. Oxford University Press. 8–45.
- McLeod, P., Plunkett, K. & Rolls, E.T., 1998 *Introduction to connectionist modeling of cognitive processes*. Oxford: Oxford University Press.
- Munakata, Y., McClelland, J.L., Johnson, M.H. & Siegler, R.S. 1997 Rethinking infant knowledge: Toward an adaptive process account of successes and failures in object permanence tasks. *Psychological Review*, 104, 686–713.
- Plunkett, K. & Elman, J.L. 1997 *Exercises in rethinking innateness: A handbook for connectionist simulations*. Cambridge, MA: MIT Press.
- Plunkett, K. & Marchman, V. 1991 U-shaped learning and frequency effects in a multi-layered perception: Implications for child language acquisition. *Cognition*, 38, 43–102.
- Plunkett, K. & Sinha, C. 1992 Connectionism and developmental theory. *British Journal of Developmental Psychology*, 10, 209–254.
- Rumelhart, D.E. & McClelland, J.L. 1986 On learning the past tense of English verbs. In J.L. McClelland, D.E. Rumelhart & the PDP Research Group (Eds.) *Parallel distributed processing: Explorations in the microstructure of cognition*, Vol.2. Cambridge, MA: MIT Press. 216–271.
- Shore, B. 1996 *Culture in mind: Cognition, culture, and the problem of meaning*. Oxford: Oxford University Press.
- Siegler, R.S. 1976 Three aspects of cognitive development. *Cognitive Psychology*, 8, 481–520.
- Thagard, P. 1996 *Mind: Introduction to Cognitive Science*. Cambridge, MA: MIT Press. 松原 仁 (監訳) 1999 マインド—認知科学入門— 共立出版