ニューラルネットワークによる 動的システムの学習と制御

正 員 石 川 真 澄 (電子技術総合研究所 情報科学部認知科学研究室)

1. はじめに

コネクショニズムは神経科学にヒントを得て、各々は単純な機能しかもたない多数のユニットをネットワーク状に構成することにより、全体として複雑な機能を有する人間の知覚・認知のモデルをねらおうとするものである。この考え方に基づくコネクショニストモデル(ニューラルネットワーク、PDPモデル、並列分散処理モデルなどとも呼ばれる。以下では、著者の好みに従ってコネクショニストモデルと呼びたい)を、パターン認識を始めとする様々な分野に適用しようという動きが最近数多く見受けられる⁽¹⁾⁻⁽³⁾。

コネクショニストモデルでは多くの場合、パターンの出現順序には本質的な意味がない。ところが制御などのように、パターンの出現順序、言い換えれば系列が本質的な意味をもつものもある。このようないわゆるダイナミクスをモデル上でいかに表現するかは、その学習や制御にとって重大な課題である。本稿では、系列を扱う目的・モデル形式について論じ、併せて興味深い研究例を幾つか紹介したい。

2. 系列を扱う目的

ここではまず系列を扱う目的を整理し、この目的とモデル形式の関係について考察する⁽⁴⁾。系列あるいはダイナミクスを扱う目的として、系列の学習、生成、認識、特徴抽出、制御などが考えられる。

学習とは、与えられた(一般には複数個の)系列を記憶することである。歴史的には心理学の中で人間の系列記憶のためのモデルとして考えられた。記号系列の場合には、同一の部分系列が複数ある場合その後に

何がくるかをきちんと判別して学習できるかどうかの問題となる。

生成とは、系列の一部が与えられた場合、何らかの基準に基づく内挿により系列全体を作り出すことである。例えば、過剰な自由度を利用して系列を時間軸に沿って滑らかにつなぐことはその一例である⁽⁶⁾。

認識とは、幾つかの系列のクラスタ化を学習しておき、新たに与えられた系列がどのクラスタに属するかを判別することである。パターンの判別は本来コネクショニストモデルに適した領域であるが、系列であるがゆえの困難が発生する⁽⁴⁾。

特徴抽出とは、系列からその統計的性質などの特徴を抽出することである⁽⁵⁾。後述のようにこれもコネクショニストモデルに適した課題と言えよう。

制御とは、動特性を有する対象の出力がある目標系列に近づくように入力系列を求めることである。人間の筋肉の制御との関連で、更にはロボットアームの制御への応用の観点からも興味深い課題である⁽¹²⁾。

ここで学習と制御の関連について考えて見よう。学習とは入力から出力への写像が再現できるようモデルを調整することであり、新しい入力に加わっても一般化により、適切な出力を出すことが期待される。一般に、この学習は多対一問題である。これに対して、学習後に出力目標系列を与えてこれに対応する入力系列を求める制御問題は、一般に一对多問題となり、本質的な困難を含んでいる。従って、単に出力から入力への逆写像を別途学習させるのでは、一对多問題が無視されることになる。

なお、ここでの系列は大別すると(離散的な)記号の系列と連続的な値の系列とに分けられる。前者の例としては、人間の系列記憶のためのモデルがある。後者の例としては、音声発声の調音結合モデルがある。学習の特性がこの二者の間でかなり異なるが、詳細は

Learning and Control of Dynamic Systems by Neural Networks.
By Masumi Ishikawa, Member (Cognitive Science Section, Information Science Division, Electrotechnical Laboratory).

割愛したい⁽⁴⁾。

3. 系列を扱うコネクショニストモデル

系列が扱えるコネクショニストモデルを歴史的視点から眺めて見よう⁽⁶⁾。最初に思いつくのは連想ネットワーク (associative chaining) であるが、これには同じ要素群の異なる序列が扱えない、コンテキスト効果が入らないなどの問題点がある。

これに対し、Wickelgren は要素の三つ組を制御要素とする連想ネットワークを提案し、上記問題点を解決しようとした。これは例えば、系列 ABC 中での要素 B の制御要素を aBc で表し、系列 CBA 中での要素 B の制御要素を cBa で表すというものである。従って、必要となる制御要素数が大きくなる。長いコンテキスト効果を考慮しようとする、必要な制御要素数は更に増大する。またタイプがなくトークンのみなので言語的・音韻的規則性への一般化が困難である。

Rumelhart らは、行動をパラレルに生成するモデルを提案し、これにより種々のタイピングミスの説明が可能になった⁽⁷⁾。しかし繰返し行動がうまく扱えない、望ましくない並列性を制限できないなどの問題点がある。これは、行動の並列性と行動の時間的順序という二つの異なった事柄の一つの出力層の活性度にまとめて表現することに起因する。

Jordan は、システムの出力層および状態層という2種類の層を取入れたコンテキストモデルによりこの問題を解決している⁽⁶⁾。言い換えれば逐次序列問題を状態ベクトルの時間的変化、および状態の行動への変換という二つの部分問題に分割している。これには、コンテキスト依存性を表現でき、明示的な制御を導入する必要がないなどの利点がある。Jordan の提案は単純な非階層的モデルであるが、宮田はこれを階層的モデルに拡張した⁽⁸⁾。

一般にコンテキストモデルは、出力層、隠れ層、あるいは入力層の過去の情報を指数減衰的に包含したものを状態層 (あるいはコンテキスト層) で表現するものである。例えば図1に示すジョルダンのネットワークは、出力層 O_t の履歴として、以下の活性度を有する状態層を用いている。

図1 ジョルダンネットワーク

$$O_{t-1} + dO_{t-2} + d^2O_{t-3} + d^3O_{t-4} + \dots$$

ただし、 d : 一時点前の状態の残存率

同図で系列によって異なるプラン層活性度パターンを用いることにより、複数系列が学習できる。コンテキストモデルは状態層・プラン層と出力との関係を学習するものである。時間的に近い状態層は類似しているので時間軸上での一般化が行われ、パターンの時間的変化を扱うことが可能になる。

別のタイプのモデルとして、バッファモデルがある。これは、図2に示すように最近の n 個の要素を入力系列とし、これと出力層との関係を学習するものである。これにより、時間的認識をコネクショニストモデルが得意な空間的認識に変換できる。この応用例として、例えば次の時点の入力パターンを出力と見なすことにより、生起確率・遷移確率などの系列の特徴抽出が容易に行える⁽⁹⁾。なおバッファモデルの特殊な場合として、系列全体をバッファに入れるモデルがあり、これを全バッファモデルと呼ぶことにしよう。

ここで、コンテキストモデルとバッファモデルを比較してみよう。コンテキストモデルは状態層に過去の情報を指数減衰的にたたみ込んでいるため、この意味付けがとりわけ連続値系列の場合あまり明確とは言えない。更に、このような固定的なネットワーク構造でいかなる系列をも扱えるかどうかは疑問である⁽⁴⁾。

他方、バッファモデルにも様々な問題点が指摘されている⁽¹¹⁾⁽¹⁴⁾。第1に、コンテキストに影響を与え得る最も長い入力系列をバッファに入れておく必要があるため、この長さを事前に知る必要がある。場合によっては極めて長い系列を用意する必要が生ずる。第2に、バッファ数が増えると多量の情報を同時に扱わなければならないため、多くの計算量を要する。第3に、バッファ数が増えるとリンク数も増え、これを学習させるのに多くの訓練パターンが必要となる。第4に、時間軸方向の変化に対して不変でない。言い換えれば、ある時点でのバッファ $\{X_1, X_2, \dots, X_N\}$ が次の時点には $\{X_2, X_3, \dots, X_{N+1}\}$ となり、両者の関連性がわかり難くなる。

また全バッファモデルの場合には上記問題点に加えて

図2 バッファモデル

て、第5にバッファ長が更に長くなる。第6に、近い時間関係のほうが遠い時間関係よりも影響が大きいはずなのに、このような構造的制約を入れ難い。第7に、時点ごとにコピーを用意し、一時点での学習を一般化して他の時点に伝搬する必要性が生ずる。

4. 調音結合モデル

Jordan は、例えば手足の運動・発声など一見逐次的に見えるものも、詳細に見ると並列性を有しているという人間の振舞のモデル化を行った。発声の際の調音結合 (coarticulation) がその良い例であり、並列性のためスムーズな発声が可能になっている。

例えば、freon というフランス語の単語を発声する際、鼻音 /n/ のため軟口蓋を開くが最初の母音 /e/ で既に開き始め、そのため母音が鼻母音化する。同様に une sinistre structure という句の発声の際、/istrstry/ では /y/ の唇の丸めが最初の /s/ から始まり、また真ん中の /r/ が近くの /i/, /y/ などに影響されて若干有声になる。これらの例からもわかるように、発声は逐次性と並列性の入り交じった複雑な制御問題である。

Jordan は、図1のコンテキストモデル構造を用いて上記調音結合のモデル化を行っている。ここで状態唇には出力の履歴が蓄えられている。特徴量として、有声・位置・共鳴音・歯擦音・鼻音・高さ・後舌面・唇の丸めの8種類が用いられている。各時点において、これら特徴量の出力目標を与えるのであるが、音声構造の知識に基づいて、ある特徴量は目標値を指定し、ある特徴量は目標値を指定せず、いわゆる don't-care 条件とする。バックプロパゲーション学習においても、don't-care 条件に該当する出力ユニットからは誤差を逆伝搬させない。

学習の過程で don't-care 条件に該当する出力ユニットの値は時間的に近くの音素との間に並列的交互作用が発生する。これにより調音結合が生成される。このモデルでは、ある音素列の発声がネットワークの重みという形でインプリシットにしか表現されておらず、ネットワークが動いて始めてその発声の時間的推移が明示的に明らかになる。

伝統的モータプログラムアプローチ**で並列性や相互作用を説明するには特別のメカニズムを用意しなければならないのに対し、ここでのモデルでは状態という概念を導入することにより、内在する過剰自由度が自然な形で並列性を生成している。過剰自由度が小さ

くなるにつれて並列性が減少し、逐次性はその極限のケースに相当している。

しかし、各特徴量の物理的慣性などを明示的にモデル化しているわけではないので、調音結合が生成される説明としては面白いが、特徴量の時間的変化の詳細にそれほど意味があるとは思えない。このためには、例えば後述のフォワードモデルのようなもっと複雑なモデルが必要であろう。

5. 行動計画モデル

タイピングのような複雑なモータスキルの学習の際には、個々の要素アクションが実行されるのではなく、モータ系列のチャンクが作られると言われている。コネクションイズムによるモータ制御では、これまでエキスパートの振舞のモデル化に興味があったのに対し、宮田はモータスキルの学習に際して初心者からエキスパートへの変遷が扱えるモデルを提案している⁽⁸⁾。

モデル構造として、ジョルダンのネットワークを二段に積み重ねたものを用いる。プランネットと呼ばれる初段のネットワークが意図からプラン系列を生成し、行動ネットと呼ばれる二段目のネットワークのプランユニットにプランを供給している。この行動ネットの出力として行動の系列が生成される。

バックプロパゲーションアルゴリズムを用いて、まず背景知識を予備訓練によって学習させ、初心者と同じように極めて遅い動きを示すモデルが得られる。更に1,600回の学習を行うと、所要ステップ数が7ステップから3ステップへと減少した。プランユニットは以前には、一時に一つのアクションしか表現できなかったのに、いまや三つの行動からなる系列全体を表現できるようになった。このネットワークでのチャンキングにより、逐次的な初心者から並列的なエキスパートへの遷移をうまくモデル化している。

タイピングにおいて、キーストローク間の所要時間は、頻度の高い場合のほうが低い場合よりも短いという実験結果がある。このモデル上でも同様な結果が統計的に有意に得られている。

また、頻繁な行動が意図した行動を置き換えてしまうという獲得誤り (capture error) は人間によく見られる誤りである。二つの系列が類似の部分系列を有していると両者の状態層活性度が類似し、類似入力に対して類似出力というネットワークモデルの特性により、獲得誤りを自然にモデル化できる。

頻度と類似度の二つの因子が獲得誤りの確率に影響を与える。頻度に関しては、低頻度から高頻度への誤

* : / / の中は発音記号である。

** : 本稿でモータとは筋肉のことを意味する。

りがその逆よりも多い。また類似度に関しては、類似度の高い系列間の誤りが類似度の低い系列間の誤りより多い。この獲得誤りに関しても統計的に有意なモデル結果が得られている。

行動計画の制御への応用の場面では、次のような困難がある。行動により環境がどうなったかがわかるだけであり、望ましい行動を教える教師がいない。また望ましい環境はゴールという形で部分的にしか与えられない。ただ、人間はこのような状況下でも学習や行動計画が可能である。

この問題に対してEAE (Environment-Action-Environment) ネットワークを提案し、 $E \rightarrow A$ および $A \rightarrow E$ の双方向の写像を訓練パターンを与えて学習させ、両者を交互に繰返し用いることにより、上記の困難を克服している⁽⁹⁾。

このEAE ネットワークでは、時間経過まで含めて一つのパターンとしているので、 E ユニット数 (空間的メッシュ数 $\times$ 時間的メッシュ数) が大きくなり過ぎるという問題点がある。また過剰自由度がある場合には、逆写像が一对多となることも問題点と言える。

6. 行動の組織化

行動の組織化の三つの基本的問題として、自由度問題、逐次序列問題、感覚モータ学習 (sensorimotor learning) が Jordan によって取上げられている⁽¹⁰⁾。

一般にシステムのもつ自由度が大きいほど、システムを制御するのが困難になる。またシステムのもつ自由度がタスクを指定するに必要な自由度より大きい場合、非決定性が生ずる。従って、自由度を減らすことが重要である。

自由度を減らす第1の方法は階層性の利用であり、これにより暗黙の制約の導入、自由度相互作用の軽減、自由度の分割などが可能となる。第2の方法はフィードバックの利用であり、工学の場でよく用いられている。第3は評価関数の導入により、複数の行動間の選択基準を与えるものである。例として、所要時間、消費エネルギー量、滑らかさなどがある。第4は手足の内在的動特性の利用である。

感覚モータ学習は感覚器とモータ制御との連合により、出力が出力目標に一致するように制御入力を決断することであり、これに関しても以下のような様々な方法がある。

(1) 強化学習 (reinforcement learning) 強化学習は可能な応答集合中の各要素の選択確率を学習するものである。ただ制御の場合には、この選択確率

が入力に依存するように拡張する必要がある。強化学習は外界からの教示がほとんどなくても学習が可能である。教示がある場合でももちろん利用可能ではあるが、学習速度は外界からの教示を利用する場合に比べ遅くなる。

(2) 逆モデル法 フィードフォワードコントローラと対象システムをタンデムにつないだ場合、前者が後者の逆特性であれば望ましい制御が容易である。この対象システムの逆モデルを求める方法は、以下のように分類される。第1の方法は、Widrow & Hoff による最小自乗アルゴリズムを用いる連合的アプローチである。第2は、対象の構造知識を利用する非連合的アプローチであるが、構造知識が得られないと使えない。第3は、計算量を減らすために出力目標と制御入力とのテーブルを用いる方法であるが、このテーブルが大きくなり過ぎる危険性がある。第4は、テーブルとシステムの構造知識をともに利用する方法である。以上の四つの方法はいずれも出力系列をより望ましい方向へと変更するメカニズムが入っていない。第5は、フィードバック中の誤差情報を利用して逆モデルの学習を行う川人らの方法である⁽¹²⁾。当初は順モデルを用いて遅いフィードバック制御を行うが、逆モデルの学習が進むとこれを用いたより速いフィードフォワード制御に置き換えられる。第6は、出力誤差系列が零になるように、フィードフォワード制御則を変換する方法である⁽¹³⁾。その際、対象システムの逆モデルが用いられる。この逆モデルが正確だと1回でフィードフォワード制御則が求まるが、一般には繰返しによってこれを求める必要がある。

(3) フォワードモデル法 まずフォワードモデル (対象システムのモデル) を学習し、次にコントローラを学習するというものである。この方法の利点は、フォワードモデルの学習ができると、出力系列をより望ましい方向へと変更できるようになる。また、フォワードモデルがあると結果の予測が可能となり、過剰自由度問題をも解決するものである。なお、フォワードモデルが完全でなくても学習は可能である。

ただ、このフォワードモデル自体は現在のところ動的ではなく、静的で非線形な関係を表現するにとどまっている。一般の制御問題としてとらえるとこれを動的なモデルに拡張することが必要であるが、この拡張はそれほど困難ではないと考えられる。

教師付き学習 (supervised learning) の一般化として、出力に対する不等号制約、don't care 条件、線形制約、非線形制約などの様々な構造的制約を評価の項目に変換する方法、および時間的制約を評価の一項

目に変換する方法を Jordan が示している⁽¹¹⁾。後者の時間的制約は、過剰自由度問題に対する解でもある。すなわち、これを時間的制約ととらえ、滑らかさ評価に変換することにより解決できているとしている。

7. 終りに

本稿では動的システムの学習と制御について概観した。ただ、時間を取り入れたパターン認識⁽¹⁴⁾、自然言語で語順からクラスの発見⁽¹⁵⁾、コンテキストモデルやバッファモデルの学習能力の比較⁽⁴⁾⁽¹⁶⁾など、ダイナミクスに関する研究で、紙面の都合上割愛したものも多い。

コネクショニズムによる動的システムの学習と制御の研究はまだ新しく、残された問題点も多い。また伝統的な制御理論との対比もまだ十分にはなされていない。制御理論がまず対象のモデルを同定し、これに基づいて制御則を求めるのに対し、コネクショニズムではこの両者が分かれていないことが多い。この未分離は、伝統的記号主義でプログラムとデータが分離していたのに対し、コネクショニズムではこの両者が一つのネットワーク中に混然一体となっている事情と類似しており、興味深い。今後この分野の一層の発展を期待したい。

(平成元年 2 月 21 日受付)

文 献

- (1) D. E. Rumelhart, et al.: Parallel Distributed Processing, Vol. 1 & Vol. 2 (1986) The MIT Press
- (2) 石川: 「コネクショニズムの展望(I)概論」, 情報処理, 29, 666 (昭 63).
- (3) 石川: 「コネクショニズムとシミュレーション」, シミュレーション, 7, 83 (昭 63)
- (4) 石川: 「ダイナミックコネクショニストモデル」, 電気学会システム・制御研資, SC-88-18, 13 (1988)
- (5) 石川: 「コネクショニストアプローチによるインタフェースのユーザモデル」, 人工知能学会誌掲載予定
- (6) M. I. Jordan: "Serial order: a parallel distributed processing approach", ICS Report 8604, UC San Diego (1986)
- (7) D. E. Rumelhart & D. A. Norman: "Simulating a skilled typist: A study of skilled cognitive-motor performance", *Cognitive Science*, 6, 1(1982)
- (8) Y. Miyata: "Organization of action sequences in motor learning: A connectionist approach", Cognitive Science Society Conference (1987)
- (9) Y. Miyata: "An unsupervised PDP learning model for action planning", The Tenth Annual Conference of the Cognitive Science Society, p. 223 (1988)
- (10) M. I. Jordan: "Action", COINS Technical Report 88-26, University of Massachusetts at Amherst (1988)
- (11) M. I. Jordan: "Supervised learning and systems with excess degrees of freedom", COINS Technical Report 88-27, University of Massachusetts at Amherst (1988)
- (12) M. Kawato, K. Furukawa, & R. Suzuki: "A hierarchical neural-network model for control and learning of voluntary movement", *Biological Cybernetics*, 57, 169 (1987)
- (13) C. G. Atkeson & J. McIntyre: "Robot trajectory learning through practice", IEEE Conference on Robotics and Automation, p. 1737 (1986)
- (14) M. C. Mozer: "A focused back-propagation algorithm for temporal pattern recognition", Technical Report CRB-TR-88-3, Univ. of Toronto (1988)
- (15) J. L. Elman: "Finding structure in time", CRL Technical Report 8801, UC San Diego (1988)
- (16) K. Kukich: "Back-propagation topologies for sequence generation", IEEE International Conference on Neural Networks, 1301/308, San Diego, CA, (1988)