

時系列データを学習・生成する階層的ニューラルネットワーク

Hierarchical neural network that learns and generates time series data

柳川 誠介*

Seisuke Yanagawa*

オプティッド

OptiD

*E-mail: s_yanagawa@jcom.home.ne.jp

Abstract: Time series data can be divided into basic strings in which components do not appear multiple times. In the previous paper, the neural network which processes the basic strings were presented. By hierarchical connection of the neural networks general time series data can be processed. The neural network shown in this paper has the function of dividing general time series data into basic string. And by using grammatical structure on hierarchical connections, learning of time series data and generation can be realized. We aim to neural model of animals acting adaptively without advanced pattern recognition ability.

1 はじめに

我々は複数個のコインが差し出された場合、2個と3個の区別は一瞬にして出来るが、4個ならば2+2、5個ならば2+3と分割して認識する。また、長い語の多くは複数の語の結合である。漢字の場合は偏と旁に分けて意味を得る。我々は複雑なパターンの認識においてクラス分けを細分化して認識可能な対象を広げるより対象を明快・単純なパターンの結合としてとらえた方が効率がよい場合が多々あり、随時最適な方法をとっているのではあるまいか。

自然界の生物に向き合って考えれば、パターン認識能力を持つ感覚器官を持った動物は種の中でごく一部であり、大半の種は環境から明暗や温度などごく単純な信号を得、得られた信号に対し限られた行動様式の中から生存に最適な方策を見いだして生き延びている。つまり、時系列データの処理が主要な機能となっている。動物プランクトン程度なら、前記の振る舞いをつかさどる神経細胞の数はそう多くはないだろう。集積度にこだわらなければ、同等な動作をするモデルを標準ロジックICの組み合わせで手作りできるかも知れない。

しかしながら、さらに高度な知能を工学的に実現するにはチューリングマシンに代表されるプログラ

ム内蔵の順序機械に頼らなければならないのだろうか。そもそも、動物の進化の過程で脳機能が内蔵プログラムからの指令を受けて動作するように変化するような飛躍は起こりうるのだろうか、さらに1ビットの欠陥で動作不能になるほどの冗長性のない仕組みそのものが生命体とはかけ離れた物ではないだろうか。

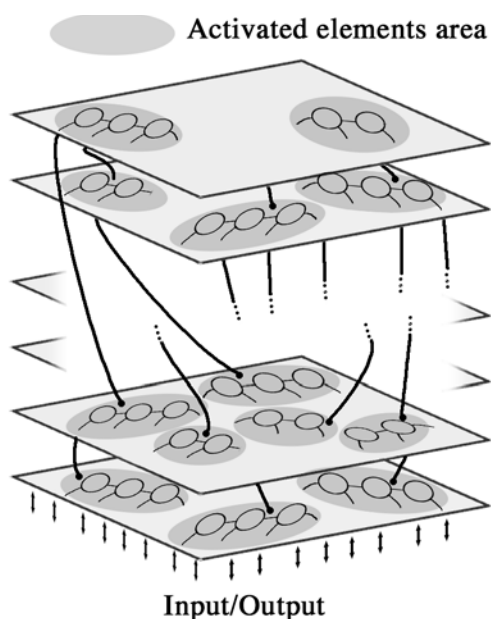
ニューラルネットワークはパターン認識に実用的成果をあげてきているが、重要な学習アルゴリズムであるバックプロパゲーション法に相当する振る舞いが脳の神経細胞で行われているか確認されていない。神経細胞との関わりを問わないまま高速の浮動小数点演算のためのハードウェアの大規模化と演算量の増大を追い求めて行くのは正しい方向性だろうか。

本稿では、前述のごく単純な信号しか受けずとも自律的に最適な方策を見いだして行動する動物のモデルをニューラルネットワークを用いて表現することから出発し、万能性を持った機能に拡張していく。拡張の過程ではニューラルネットワークの振る舞いが神経細胞の振る舞いと乖離することを避けるため、工学的な実現性や利便性にこだわらず、極力少ない仮定のみを設けて進めていく。

2 提案方法

本論文で提示するニューラルネットワークの動作は2種の基本動作からなっている。始めに示す基本動作は時系列データとニューラルネットワークの素子の集合との対応づけである。まず時系列データ中に同じ要素が複数回現れない基本列を対象に基本列を受理する素子の集合を定める。任意の時系列データに対しては、基本列を受理する素子の集合の階層接続により対応する。素子の集合を活性化することにより、時系列データの生成を行うことができる。すなわち素子の活性化パターンと時系列データが対応し、双方向の変換が行われる。

2番目の基本動作は前記の動作を水平方向の動作とすれば垂直方向の動作と呼ぶべき動作で、時系列データを受理するニューラルネットワークの素子の階層間の結びつきをニューラルネットワークの動作結果に応じて学習する。学習の結果、受理した時系列データの文法構造を認識し、認識の結果を次になすべき動作の構築に役立てることが出来る。手法としては、生成文法の書き換え規則を双方向に拡張する。拡張された書き換え規則はニューラルネットワークの素子間の結合に対応する。



Structure of the sugesting Neural Network

図 2.1 提案されるニューラルネットワークの構造

2.1 時系列データを基本列に分割する

時系列データを単純な構造を持った複数の部分列に分割できる。簡単のため時系列データの要素を c_0 から c_9 までの 10 個とする。次の例は要素をランダムに選んで配置した時系列データ (1) が 5 個の部分列 (2) に切り分けられることを示している。

$$c_1 c_7 c_4 c_6 c_6 c_0 c_6 c_5 c_1 c_3 c_7 c_8 c_9 c_9 c_7 c_5 c_4 c_1 \quad (1)$$



$$|c_1 c_7 c_4 c_6| |c_6 c_0| |c_6 c_5 c_1 c_3 c_7 c_8 c_9| |c_9| |c_9 c_7 c_5 c_4 c_1| \quad (2)$$

切り分けは次のような手順で行う。

(1) 先頭の要素を最初の部分列の先頭とする。

与えられた例では先頭の要素は c_1 であり、続いて c_7, c_4, c_6 と部分列に付け加えていく。さらに、次の条件が成り立つとき部分列の末尾と見なし、新たな部分列の切り分けに移る。

(2) 延伸中の部分列にすでに含まれている要素と同じ要素が表れたら、部分列への付け加えは行わず、新たな部分列の先頭の要素とする。この例では c_6 がその対象となる。

(3) 部分列に最大長が定められている場合、最大長に達した部分列の後に新たな部分列が設けられ、以後のデータが新たな部分列に付け加えられる。以上の手順により分割された部分列を基本列と呼ぶことにする。

基本列を受理するニューラルネットワークは容易に構成できる。上の例ではまず先頭の要素 c_1 を受信したとき、図 2-2 のように入力 c_1 に接続された素子が活性化される。続いて c_7 が受信されれば入力 c_7 に接続された素子が活性化されるが、活性度が高く主導権を持つのはすでに入力 c_1 で活性化された素子の集合に含まれていて、かつ入力 c_7 にも接続された集合であろう。以降の要素に対しても同様である。

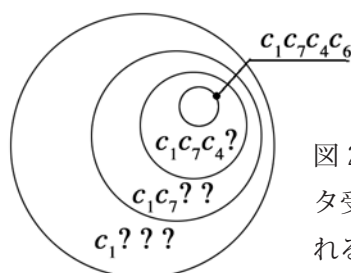


図 2.2 時系列データ受信中の活性化される素子の絞り込み

Sets of neuron accepting time-series datas

かくして、先頭の要素 c_1 の受信に始まり活性化される素子の集合がデータ列が延びるに従い特定されていく。この過程は辞書を引く行為に対比できる。ニューラルネットワークで実現するには図 2-3 のようにディレー機能を持った AND 論理素子類似の素子を用いれば良い。

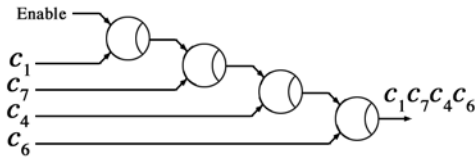


図 2.3 時系列データ $c_1c_7c_4c_6$ を受理する素子

以下図 2-3 のような基本列を受理する素子の集合を認識ユニットと呼ぶことにする。Enable 信号は時系列データの分割の際に働く信号で、初期状態はアクティブ(入力抑制なし)とする。図 2-4 に例としてあげた時系列データ $c_1c_7c_4c_6c_6c_0\dots$ における入力抑制の状態遷移を示す。図中灰色で示した領域は入力の抑制を受けている素子の領域を示す。初期状態においては抑制がかかっている領域はないが、いずれかに入力(この例では c_1)があると(1)に示すように入力に活性化された素子以外の入力は抑制され、活性化された素子が基本列 $c_1c_7c_4c_6$ の受信を開始する。基本列の最後の要素 c_6 が入力されたとき、(2)に示すように新たな領域の素子の入力の抑制解除が行われ、新たな基本列 c_6c_0 の受信が開始される。以上の動作は図 2-3 に示した素子接続に重複検出のための素子をつけ加えることで実現できる。

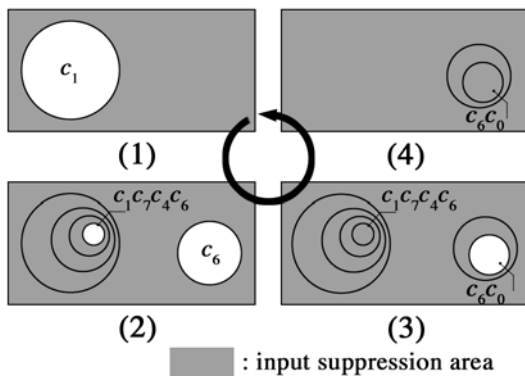


図 2.4 時系列データ受信中の入力抑制領域の動き
Movement of input suppression area during time series data reception

入力信号は複数の認識ユニットへ接続されるが、接続の仕方は一様でなく、適度な分散がある方が望ましい。接続の状況に必要なのは素子間の完全な結合でなく、与えられた時系列データに対して反応する認識ユニットが存在することであり、反応する認識ユニットの数は複数個あっても良い。

各基本列に対応する素子の集合(認識ユニット)を構成する素子は相互の結合を強化する、あるいは反応を起こす閾値を下げるなどで活性化状態を維持することができる。つまり、認識ユニットを発振状態にすることで双方向の入出力が可能になる(図 2.5)。

Local oscillation and two-way communication among hierarchy of neural networks

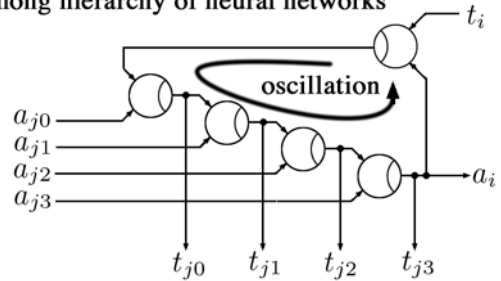


図 2.5 認識ユニットを発振状態にすることで双方向の入出力を可能にする

認識ユニットを階層接続したニューラルネットワークの動作は各認識ユニットの動作および階層間の結合状態に依存する。階層間の結合を学習によって変化させることにより、ニューラルネットワークに時系列データの学習と適応的な生成が可能になることを次節で示す。

2.2 階層接続と学習

我々は何らかの行動する際には、まず自らが置かれている状況を把握し、目標とする状況を獲得するには移動や道具の使用を含めた手段を用意し、手順を組み立ててから実行に移る。手順の中には過去の経験が生かされる場合があるが、実行に伴って新たな手順を見いだしながら進めなければならないこともある。

前節で示したニューラルネットワークは時系列データの階層的構造を学習記憶する。さらに双方向機能を生かして時系列データを生成することができるが、すでに学習記憶した時系列データの階層的構

造を生かして適応的に生成する。

図 2.6 に示したニューラルネットワークにおいて最下層 L_0 には外部の入出力 $D_0D_1\dots D_s$ と接続された時系列データ $c_{00}c_{01}\dots c_{0s}$ を受理する認識ユニット U_{0t} が存在する。層 L_n が受け取る時系列データを $c_{n0}c_{n1}\dots c_{nj}$ とし、認識ユニット U_{ni} が $c_{n0}c_{n1}\dots c_{nj}$ を受理し、上の層 L_m ($m > n$) が U_{ni} の活性化の度合を時系列データの要素 c_{mk} と見なし送受する。 $c_{n0}c_{n1}\dots c_{nj}$ と c_{mk} との関係は、上の層 L_m から見れば時系列データ $c_{n0}c_{n1}\dots c_{nj}$ は c_{mk} による生成であり、 L_n から見れば c_{mk} は $c_{n0}c_{n1}\dots c_{nj}$ の縮約である。

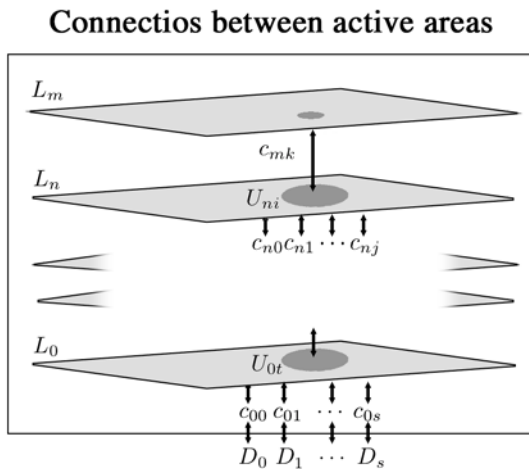


図 2.6 活性化された認識ユニット間の結合

以上のような階層的結合で結ばれた変数を持つニューラルネットワーク N を $N = (U_N, D_N, C_N, S_N)$ と表す。ここに、 U_N は認識ユニットの集合、 D_N は外部入出力の集合、 C_N は認識ユニット間の結合の集合、 S_N は結合の最上位にある認識ユニットの集合である。生成文法理論における文法定義を双方向に拡張した表現になっている。

ニューラルネットワークの動作は次の 3 種の手順に分けられる。

(1) ボトムアップ 時系列データを受信し、対応する認識ユニットおよび結合されている上層の認識ユニットへ伝達し、活性化する。ニューラルネットワークの下層から上層に向け活性化の伝搬を結合がある限り繰り返す。

(2) トップダウン (1) で活性化された認識ユニットを用いて時系列データを生成する。最下層もしくは最下層に近い層にある認識ユニットが生成する時

系列データは外部の入出力と等しい。より上層にある認識ユニットまで結合が及べば上層にある認識ユニットが生成する時系列データは外部の入出力として引き続き生起する時系列データを文脈から予測したのものになる可能性がある。

(3) トライ 外部入出力の時系列データ列が更新されたとき (2) で予測された時系列データと比較し、一致度が高ければ (1) の手順におけるボトムアップすべき時系列データとして採用し手順 (1) へもどる。一致度が低ければ手順 (2) における生成源となる認識ユニットの選択を変え、再び比較を試みる。

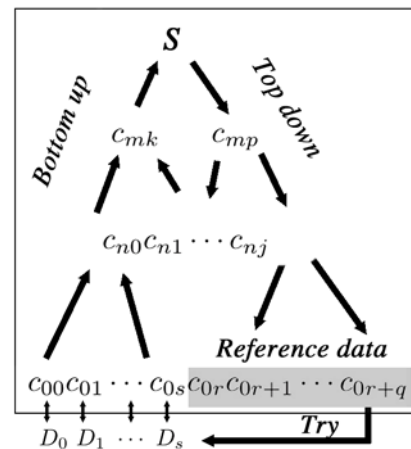


図 2.7 外部の入出力に対して適応的に動作するニューラルネットワークの動き

以上の動きを模式的に示したのが図 2.7 である。アナログ信号増幅器におけるフィードバック動作の対象を時系列データに置き替えたものといえる。

参考文献

[1] 柳川誠介, 時系列データを階層的に送受信するニューラルネットワーク, 人工知能学会研究会資料 SIG-AGI-003-02
[2] ホップクロフト/ウルマン, 野崎・木村訳, 言語理論とオートマトン, サイエンス社 (1971)
[3] 山崎匡, 現代の小脳パーセプトロン仮説, 日本神経回路学会誌 Vol.18 No.1 2011
[4] イアコボーニ 塩原通緒訳, ミラーニューロンの発見, 早川書房 (2009)
[5] 小川洋子, 岡ノ谷一夫, 言葉の誕生を科学する, 河出書房新社 (2011)