

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

The neural network bi-directionally communicating time series data hierarchically

柳川 誠介*

Seisuke Yanagawa*

オプティッド

OptiD

Abstract: A method to handle general time series data is shown. At first time series data is divided into basic string where a component does not appear several times, and a neural network to accept the basic string is shown. Then, hierarchically connected neural network handles target time series data by considering a row of basic string to be time series data of the upper hierarchy. The movement of the neural network is described using the element similar element of the electronic circuit, but works on the principle that is different from the oscillation circuit resemblance systems using a shift register and the recurrent network. The movement is confirmed by simulation by the C language, and hierarchy constitution and bi-directionally communicating are shown, too.

1 はじめに

我々が食物を口ににする際、まず腕の複数の筋肉が目標に合わせた動作を行うことから始まり、続いてあごや口の動き、…という動作を連鎖させる。我々は成長と共にそれらの動作の組み合わせを学習し、生活のために必要な行動を身につけてきた。

認識過程においては話し言葉や動体の認識は言うに及ばず、静止画像中にある物体の数の認識や、漢字の偏と旁のように部分と全体の関係をとらえてこそ課題が解決できる図形の認識など、根底に時系列データの処理がある事例は数多く存在する。

さらに、時系列データの送受信は個体間のコミュニケーションの重要な手段のひとつである。時系列データを構成する要素は身振りであったり鳴き声である場合もあるが、時系列データを受信し、適切な判断の下に行動し、必要とあらば模倣を含む新たな時系列データを生成し応答する行いは動物一般の知的な活動の重要な要素である。この能力があつてこそ、個体間の情報伝達がなされ社会の形成へと発展して行くのである。

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デジタル回路で用いられる論理素子に類似の素子を用いて記述されているが、シフトレジスタやリカレントネットワークを使った発振回路類似システムなどとは異なる原理で時系列データの受理、階層化と生成を行う。

まず、時系列データを構成要素が複数回現れることがない部分列に分割する。分割する理由は分割された部分列（以下基本列と呼ぶ）を受理するニューラルネットワークが容易に構成できるからである。

基本列を受理したニューラルネットワークの出力を一つ上の階層の時系列データの要素と見なせば、ニューラルネットワークを階層的に接続することにより、基本列の並びの処理を当初の目標である一般の時系列データの処理へ帰結することができる。

提示されるニューラルネットワークの動作はシミュレーションで確認でき、基本列を受理するほか、階層構成や双方向動作が可能なが示される。動作を実現するニューラルネットワークの素子間の結合状態は素子間の結合状態は適度な分散とランダム性のもとに容易に実現できる。

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

ソースコードの開示も可。

2.1 時系列データを基本列に分割する

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。我々が時系列データを一気に認識しないのはニューロンの数や構成に起因する制限からクラス分け機能が不十分だからだろうか。あるいは認識機能の進化や学習の結果、最も効率的な認識方法として時系列データを部分に分けて処理しているのではないだろうか。いずれにせよ、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し、部分列各々の処理を積み重ねて全体の処理へと向かう方向は現実に即した手段といえよう。

簡単のため時系列データの要素を a_0 から a_9 までの10個とする。図1にあげる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。

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 a_1 であり、続いて a_7, a_4, a_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。

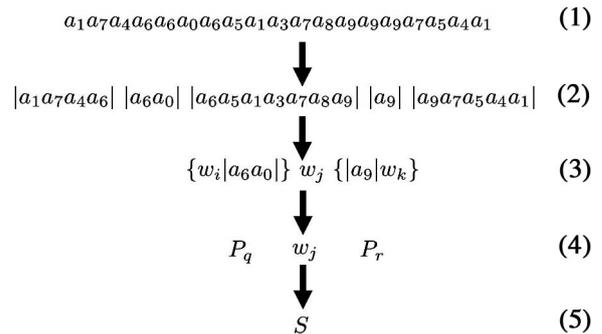
(2) 延伸中の部分列にすでに含まれている要素と同じ要素が表れたら、部分列への付け加えは行わず、新たな部分列の先頭の要素とする。

(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。

同一の時系列データ列に同じ基本列が複数回現れたり、複数の時系列データに共有される基本列もあり得る。このような基本列を w_i などの新たな記号に置き換え、新たな時系列データの要素と見なし処理することができる。つまり、任意の時系列データには階層構造が内在している。図1-1における(3)から(5)への過程が階層化の概念を示している。階層化によって階層化しない場合より少ないデータ

量で複雑な処理を行うことが可能になる。

階層化を自然言語における文法に対応させることもできる。ただし、実際には表音文字であっても音節と文字が一對一に対応しているとは限らず、辞書に記されている単語が上のような性質を常に持っているとはいえない(文字の代わりに発音記号ならばよりよいかも知れない)。認識動作に曖昧性を取り入れるなど、確率的・アナログの処理を取り入れる必要が出てくるだろう。



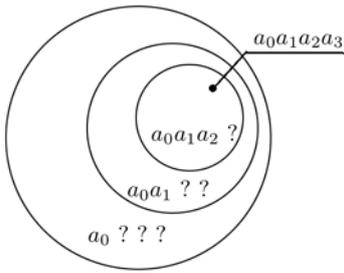
Any time-series datas has hierarchic structure

図1-1 時系列データは階層構造を持っている

2.2 時系列データと処理系の辞書的構造

前章で示した手順はデータの要素を一つ読み込む毎に基本列の延長か新たな基本列の始まりかを判断し、認識対象となる基本列を得る逐次処理であるが、同等機能がニューラルネットワークを用いると並列的処理で実現できることを示す。

1ビットの時系列データ列 $a_0a_1a_2a_3 \dots$ を仮定する。このデータ列は同じ要素が複数回現れない2.1で定義した基本列に含まれる。まず先頭の要素 a_0 を受信したとき、図2-1のように入力 a_0 に接続された素子が活性化される。続いて a_1 が受信されれば入力 a_1 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 a_0 で活性化された素子の集合に含まれていて、かつ入力 a_1 にも接続された集合であろう。 a_2 以降の要素に対しても同様である。かくして、先頭の要素 a_0 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。

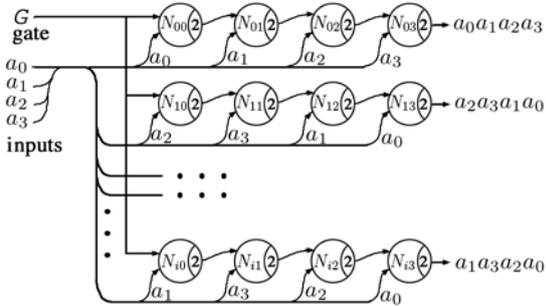


Sets of neuron accepting time-series datas

図 2-1 時系列データを受理するニューロンの集合

以下に解説するニューラルネットワークのシミュレーターは電子回路類似の素子を用いているが、シフトレジスタ回路などは用いず、図 2-1 に示したような考え方で時系列データの認識を行う。

簡単のために入力の前記の例と同様 1 ビットのデータ a_0, a_1, a_2, a_3 とし、データ長は 4 でひとつの列の中に同じ入力 が 2 度現れない基本列とする。したがって時系列データの数は 4 種の入力の順列組み合わせで $4! = 24$ 通りある。図 2-2 は時系列データ 24 種を認識するニューラルネットワークのシミュレーターの構成である。



Time series data and Recognition units

図 2-2 基本列 24 種を認識するニューラルネットワーク

各々の時系列データに対して 4 個の素子からなる認識ユニットが対応する。各素子の離散時間 $t+1$ における出力 z は離散時間 t における入力 x_1, x_2 に対し図 2-3 のように定義される。ここでは閾値 u を 2 とし、各素子はディレー機能を持った AND 論理素子相当の動作をする。

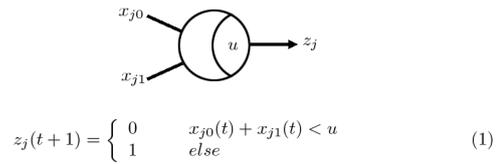


図 2-3 シミュレーターで用いる素子の動作

図 2-2 の最上部にある認識ユニットは時系列データ $a_0a_1a_2a_3$ を認識するユニットで、ユニットの各素子は左から入力 a_0, a_1, a_2, a_3 に接続されている。入力から認識ユニットへの接続順が異なれば認識ユニットが認識する時系列データも異なる。

ゲート信号 G は初期状態 1 の信号で、いずれかの認識ユニットが時系列データの受信を開始したとき 0 となり、いずれかの認識ユニットが時系列データの受信を完了したとき 1 に戻る。複数の長さが異なる時系列データを受信する場合に役立つ信号である。シミュレーション動作は例示した素子数程度ならば机上で確認できる程度のものであるが、C 言語を用いた動作プログラムを作成、順列組み合わせのすべてについて動作確認してある。

図 2-4 にシミュレーション動作の過程を示す。認識ユニットは 24 個あり、それぞれ 4 個の素子からなる。最も基本的な時系列データ $a_0a_1a_2a_3$ に対する認識ユニットの素子の状態は左上の角に示されている。

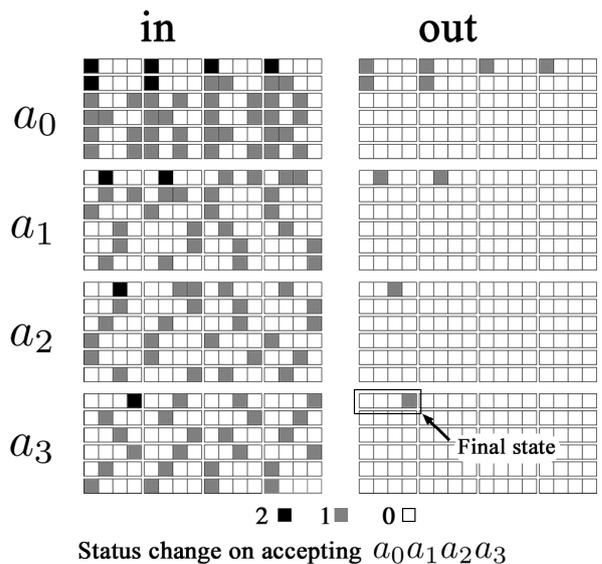
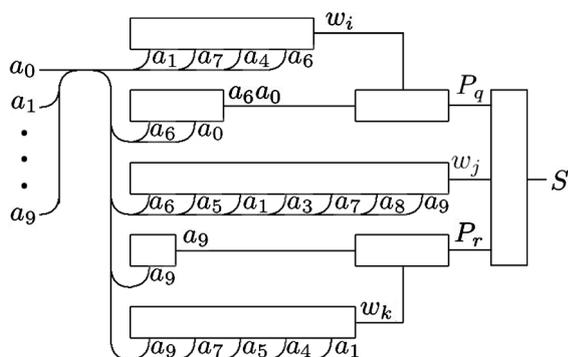


図 2-4 $a_0a_1a_2a_3$ を受理する際の状態変化

入力と認識ユニット間の結合は本シミュレーションにおいては論理的に可能な 24 通りの時系列データに対して用意されたものである。しかし、始めからランダムな結合を与えてもその中には前記認識ユニットのいずれかと同じ結合を持った部分が存在する可能性がある。結合状態はランダムに与えられるゆえ、時系列データの認識には無効な結合があるなどの原因で認識される系列の数が順列組み合わせの数 24 に満たなくなる可能性もあるが、本質的な問題ではない。身近な例をあげれば、我々は母音と子音の組み合わせで数 10 種の音節を聞き分け発音することができるが、意味のある単語として使われるのは音節の全組み合わせのごく一部であり、数千個の単語を操れば日常生活に困ることはない。

さて、図 2-4 において基本列を受信するニューラルネットワークのシミュレーターの状態遷移を図示し、データ列の末尾の要素を受信後に各基本列に対応する最終状態のパターンが得られることを示した。そのパターンは基本列の入力に対する出力であり、基本列の出力の並びを新たな時系列データと見なせば、新たな時系列データは一つ上の階層のニューラルネットワークで処理されるデータとなる。図 2-5 は基本列を受信するニューラルネットワークの階層接続により図 1-1 に掲げた時系列データが受理されることを示している。ただし、ここでは各基本列に機能を付することなく並べているので、階層接続の例を示す以上の「意味」はない。



Time-series data (shown Fig1-1) accepted by hierarchically constituted neural network

図 2-5 ニューラルネットワークを階層接続し、図 1-1 の時系列データを受理する

認識ユニットの学習機能は複数回の認識動作を経てなされる。図 2-6 において、5 個の素子がループ状に接続されているが、学習が進んでいない状態では図 2-2 に示した認識ユニットと動作は同じである。認識動作を繰り返すに従い、各素子の閾値が下がっていく、あるいは素子間の結合がより強くなっていくなどの変化が起きるようにする。素子の機能の変化に伴い、基本列の先頭要素を受信するだけで続く要素を生起しやすくなっていく。基本列の要素を末尾まで受信したとき出力 a_i を一つ上の階層の認識ユニットへ送信する。

4 個の素子による発振状態を起動するのがトリガ信号 t_i である。トリガ信号を受けると認識ユニットが学習した時系列データ $t_{j0}t_{j1}t_{j2}t_{j3}$ が出力される。トリガ信号は上位の階層の認識ユニットから送られ、生成された時系列データは下位の階層の認識ユニットのトリガ信号となる。

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

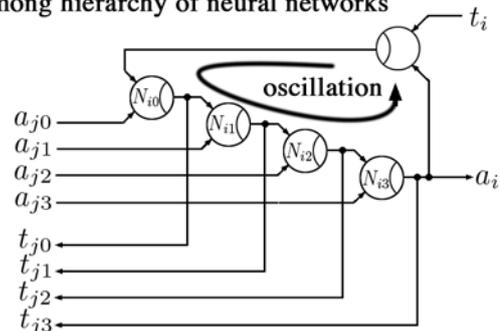


図 2-6 階層間で双方向通信を行う認識ユニット

以上に述べた認識ユニットの階層接続と双方向の情報通信の組み合わせにより、ニューラルネットワーク内の活性化された部分が時系列データの内容に応じて階層を越えて移動し広がっていく動作が想像できよう。文字列の後方検索や「しりとり遊び」の際には以上の動作が根底に行われていると考えるのは不自然ではないだろう。

時系列データの送受信は個体間のコミュニケーションの重要な手段のひとつであり、知的な活動の重要な要素である。そのはじめの一歩と言うべき機能が「模倣」である。自身の手足の運動を正しく律するにも模倣機能が欠かせない。

たとえば、聴覚障害者は健常者が聞き分けできるレベルまで発声のコントロールが可能になるには長い訓練が必要である。模倣すべき音声がないからである。視覚に障害があっても楽器は弾けるが、正確に弾けたときの筋肉や関節の動きを再現することによって演奏している。

動作に関連したニューロンと動作が行われた後の結果を感覚として受けるニューロンは密接に結びついていると考えられる。図 2-7 に示したニューラルネットワークでは上半分の素子が感覚に関連したニューロンを下半分の * を付加した素子が運動に関連したニューロンを示している。出力は入力に対する反射のように返される。このニューラルネットワークの発展系としてミラーニューロンと呼ばれている集合があるのかも知れない。

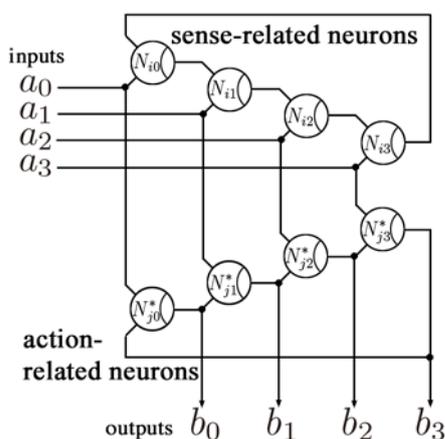


図 2-7 入力信号を参照値として出力するネットワークのモデルの例

3 課題と展望

現在、人工知能および神経回路の研究分野で取り上げられている課題との結びつきに言及できなかったのは筆者の浅学非才の結果であり、今後ご教示いただければ幸いです。

ニューラルネットワークの動作の記述に論理素子類似の素子を用いたが、理解のしやすさがある反面、目標とする機能を実現したいがゆえに特有の回路を設けていくと、解剖学上の知見と乖離する懸念もある。よりよい記述方法を模索すべきだろう。

本稿で提案したニューラルネットワークは素子間がランダムに結合され、しかし結合の相手の分散状

態にある種の揺らぎのある状況で動作する。もし半導体で実現するならば、接続を細部まで規定せず、有効な素子がいくつかあれば機能は実現できるということである。このことは、回路の部分損傷があっても主たる機能が失われないことであり、代替機能が学習により補われる可能性がある。現実の脳の機能の実現に役立つかも知れない。

また、時系列データとパターンを一つの要素として扱えるよう定式化すれば新たな理論展開の手法が開けるだろう。

参考文献

- [1] 松葉育雄, ニューラルシステムによる情報処理, 照晃堂, (1993)
- [2] 浅川伸一, 入門神経回路網モデル, www.cis.twcu.ac.jp/~asakawa/study/Moribook2000-web.pdf (2000)
- [3] イアコポーニ 塩原通緒訳, ミラーニューロンの発見, 早川書房 (2009)
- [4] リゾラッティ, シニガリア 柴田裕之訳, ミラーニューロン, 紀伊國屋書店 (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)