

周波数に基づいて情報処理を行うニューロンモデルの提案とその応用

古城 玄^{*} ・ 和久屋 寛^{**} ・ 信太 克規^{**}

A Proposal of FM-like Neuron Model and Its Application

By

Fukashi KOJYO, Hiroshi WAKUYA and Katsunori SHIDA

Abstract : In general, a biological neuron generates electric pulse series when it excites, while it generates nothing otherwise. This fact clearly says that the pulse density is an essential element in neural information processing. A standard neuron model, which has been used in numerous studies, mainly assigns the pulse density to the amplitude of a continuous wave. On the contrary, a neuron model, which assigns the pulse density to the frequency of the wave, is proposed in this paper. From the biological point of view, the proposed neuron model is more plausible than the conventional one. In order to investigate its effectiveness, an autoassociative memory consisted of the proposed neuron model is examined. As a result of computer simulations, it is found that the autoassociative memory acts such like the plain autoassociative memory with the standard neuron model.

Key words : FM-like neuron model, low-pass filter, band-pass filter, autoassociative memory

1 まえがき

ニューラルネットワークとは、生体における神経情報処理方式を工学的に模倣したものである。このニューラルネットワークは、生体ニューロンをモデル化したニューロンモデルを多数結合して構成されたものであり、現在広く用いられているニューロンモデルは、W. S. McCullochとW. Pittsが1943年に提案したモデルに基づいている⁽¹⁾。これは、生体ニューロンが興奮すると電気パルス列を発生し、そうでなければ電気パルス列を発生しないという特徴を、1と-1(0の場合もある)の2値に対応させたものである[†]。また、1と-1(0)の間の不連続性を避けるため、中間値も利用できるアナログニューロンモデルがしばしば用いられる。しかし、その場合でも情報処理で重要な部分は1と-1(0)という飽和領域の2値である。その他にも、ニューロンのモデル化の観点や用途によってパルスニューロンモ

デル⁽²⁾、論理積演算を用いたニューロンモデル⁽³⁾、複素ニューロンモデル⁽⁴⁾などが提案されている。

ところで、生体内においては電気信号のパルス頻度が情報を担うという事実がある。この点に着目してモデル化を行えば、より生体に近いニューロンモデルを構築できるはずである。すでに、そのようなニューロンモデルも提案されている⁽⁵⁾が、パルスという信号は不連続性を伴うため、その取り扱いはずしも容易ではない。そこで本稿では、電気パルスを正弦波信号の周波数に対応させ、その高低に情報をもたせることで、より生体の情報処理に近いニューロンモデルを提案する。以下では、この周波数に情報を持つニューロン(FM-like neuron)をFMニューロンと呼ぶことにする。次に、FMニューロンの有効性を調べるため連想記憶を行うネットワークを構築して、その能力を検討した。なお、一般的なニューロンモデルをフーリエ級数を用いて変換したFoulethret⁽⁶⁾と呼ばれるモデルも提案されているが、FMニューロンには高低2種類の周波数のみを用いて情報処理を行う点に特徴がある。

平成14年5月1日受理

* 大学院工学系研究科生体機能システム制御工学専攻

** 電気電子工学科

©佐賀大学理工学部

[†]1と-1を用いる場合をバイポーラモデル、1と0を用いる場合をバイナリーモデルと呼ぶことがある。

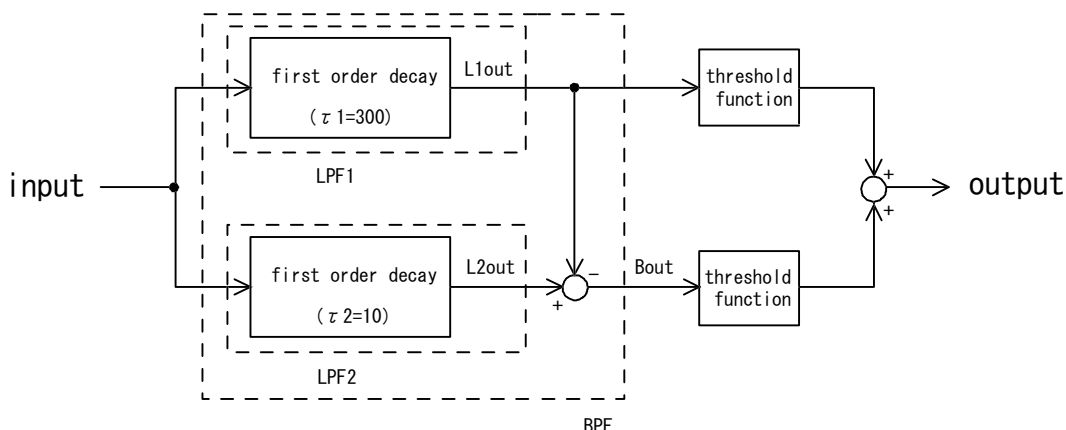


Fig.1 A structure of the FM-like neuron model.

以下では、まず **2.** で FM ニューロン及びそれを用いた連想記憶モデルについて述べる。 **3.** で 計算機シミュレーションを行い、FM ニューロンの有効性を明らかにする。そして、 **4.** で FM ニューロンの問題点について考察を行い、最後に **5.** で結論を述べる。

2 FMニューロンを用いた連想記憶モデル

2.1 FMニューロン

生体ニューロンが有する空間的加算・時間的加算・閾作用・疲労といった様々な性質を、目的に応じて取捨選択してモデル化したものが、今日まで用いられている種々のニューロンモデルである。本研究で提案する周波数に情報を持つニューロンモデル (FMニューロン) は、生体における情報処理が電気信号のパルス頻度によって行われていることに着目し、そのパルス頻度を正弦波信号の周波数の高低に対応させたものである。図1にその構成を示す。これは、2つの1次遅れ回路と2つの閾値関数で構成されており、入力として高周波と低周波の正弦波信号を任意の比率 (振幅) で重畳されたものを受け取って、高周波成分と低周波成分に分離し、最後に閾値関数を個別に施して支配的な周波数成分を出力するものである。

まず、高周波成分と低周波成分に分離する仕組みについて述べる。これには通常、低域通過型フィルタ (Low-Pass Filter : LPF) と高域通過型フィルタ (High-Pass Filter : HPF) が必要となるが、生体内にはこのように純粋な工学的機構があるとは考えにくい。そこで、生体内でも容易に構成できる1次遅れ回路で代用した。周知のとおり、1次遅れ回路はある時定数で入力信号に追従した出力を発生する。よって、それ自身が近似的な低域通過型フィルタとみなすことができる。このときの遮断周波数は時定数 τ に依存する。これに対して、高

域通過型フィルタは1次遅れ回路を用いて構成することは不可能である。しかし、用いる周波数が2種類でそれらが既知であれば、帯域通過型フィルタ (Band-Pass Filter : BPF) で代替可能である。具体的には遮断周波数の異なる2つの低域通過型フィルタを用意し、その出力差を求めることで実現できる。図1においてLPF1が時定数 τ_1 、遮断周波数 f_1 の低域通過型フィルタである。同様にLPF2が時定数 τ_2 、遮断周波数 f_2 の低域通過型フィルタである。ただし、 $\tau_1 > \tau_2$ 、 $f_1 < f_2$ とする。このとき、LPF1とLPF2の出力を L_{1out} 、 L_{2out} とおくと、 $L_{2out} - L_{1out}$ ($=B_{out}$) の部分が帯域通過型フィルタ BPF となる。この条件下で、低周波信号と高周波信号の周波数をそれぞれ f_L 、 f_H とおき、これらを $f_L < f_1 < f_H < f_2$ と定めればLPF1、BPFによって低周波信号と高周波信号に分離できる。

図2は時定数 τ を変化させたときのLPFの周波数特性である。範囲は10~10000Hzである。入力した信号はいずれも振幅が1.0の単一周波数の正弦波信号で、0.1ms間隔でサンプリングした場合の離散データである。このとき、 $\tau = 10$ とは時定数が1msの場合に相当する。図(a)より、 τ の値によって遮断周波数に変化している様子が確認できる。また図(b)によると、 τ の値によって遅延時間も大きく変化している。これは、1次遅れ回路でLPFを構成しているためと考えられる。次に $\tau_2 = 10$ で固定し、 τ_1 の値を変化させたときのBPFの周波数特性を求めたものが図3である。図(a)より、 τ_1 の値によって低域遮断周波数 f_1 が変化し、帯域通過型フィルタと同等の特性が見受けられる。また図(b)によると、遅延時間が負となり等価的に時間的進みになっている。これはBPFの出力 B_{out} を、時間遅れないLPF2から時間遅れの大きなLPF1の差出力

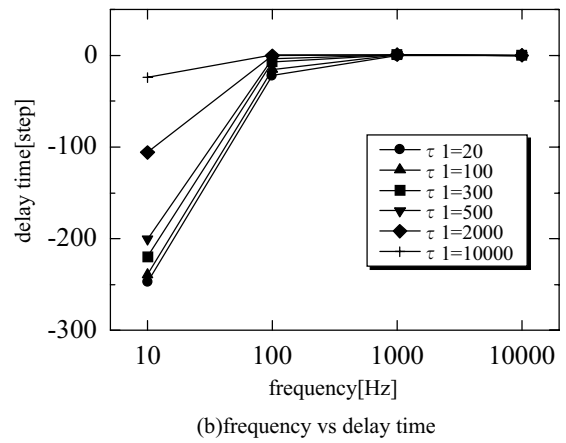
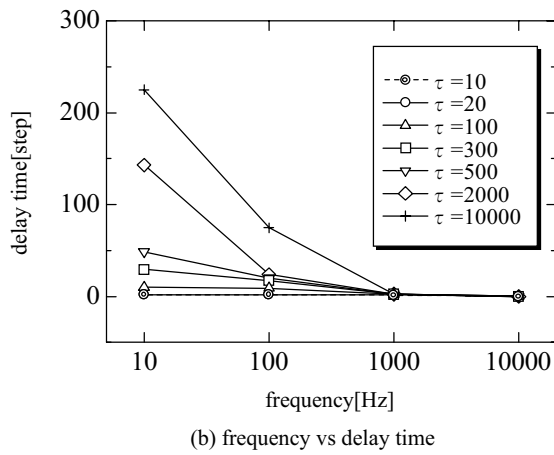
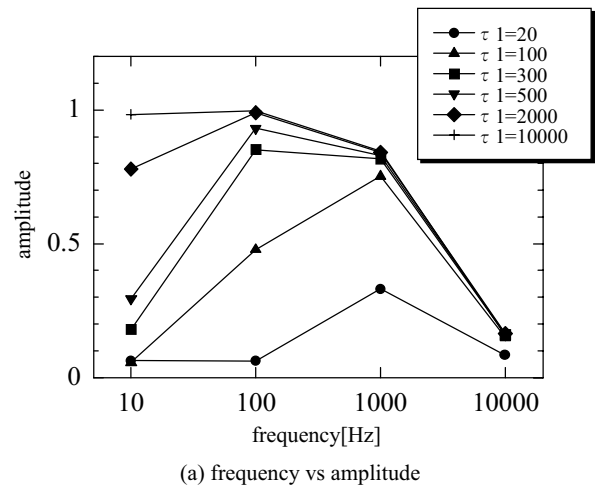
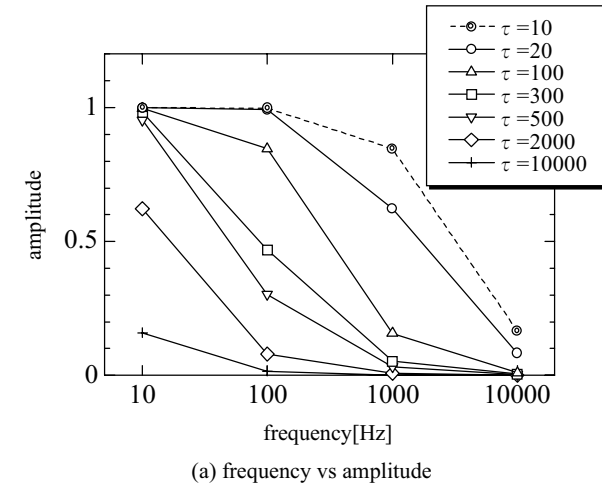


Fig.2 Frequency characteristic of LPF in Fig.1.

Fig.3 Frequency characteristic of BPF in Fig.1.

$L_{2out} - L_{1out}$ で求めていると考えると、図2(b)との対応関係が反転しているように思われる。図2(b)にも示すように時定数の大きなものほど低周波における減衰が大きくなり、結果として時間的遅れの影響を受けにくいためである。ニューロンモデルの時間応答特性を考えると、当然のことながら遅延時間は小さい方がよい。本研究では、低周波信号を $f_L = 10[\text{Hz}]$ 、高周波信号を $f_H = 1000[\text{Hz}]$ と割り当てたため、 $\tau_1 = 300$ のときに所望のフィルタ特性を実現できていると考えた。このときの遮断周波数は $f_1 = 50[\text{Hz}]$ 、 $f_2 = 1500[\text{Hz}]$ 程度と見積もることができる。なお $\tau_1 = 100, 500$ の場合も $\tau_1 = 300$ と似た特性であるが、以下では $\tau_1 = 300$ として話を進める。

ニューロンモデルの後段は、閾値関数による微小な正弦波信号の除去部である。図4に閾値関数の形状を示す。これは、入力として与える正弦波信号の振幅を A_{in} 、出力として得られる正弦波信号の振幅を A_{out} と

すると次のようになる。

$$A_{out} = \begin{cases} -\alpha & , & A_{in} \leq -\beta \\ A_{in} + \gamma & , & -\beta < A_{in} < -\gamma \\ 0 & , & -\gamma \leq A_{in} \leq \gamma \\ A_{in} - \gamma & , & \gamma < A_{in} < \beta \\ \alpha & , & \beta \leq A_{in} \end{cases} \quad (1)$$

すなわち、 $|A_{in}| \leq \gamma$ の微小信号は全て除去し、 $|A_{in}| \geq \beta$ では一定値 $\pm\alpha$ に飽和させるというものである。したがって、分離した高周波成分及び低周波成分の正弦波信号において、どちらか一方が支配的であれば、それに応じて適切な α, β, γ を決定することで、目的の信号だけを取り出すことができ、生体ニューロンの特性を模擬できたことになる。

2.2 連想記憶モデル

ここでは、FMニューロンの有効性を検討するため、自己想起型の連想記憶モデルを構成する。このモデルの特徴は、複数のパターンを記憶したネットワークに、

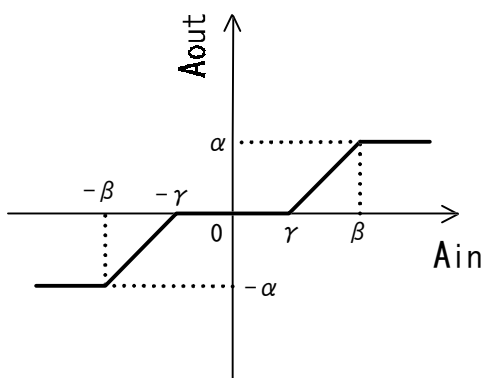


Fig.4 A nonlinear transfer function for signal separation.

そのどれとも異なるパターンを与えたとき、記憶したパターンのうち最も近いものを想起するという点である。これを、誤り訂正能力と呼ぶことがある。図5が自己想起型モデルのネットワークの構造である。これは、 N 個のニューロンからなるモデルで、時刻 t における記憶パターンの想起は

$$\mathbf{y}(t) = f(W\mathbf{x}(t)) \quad (2)$$

となる。ここで、 $\mathbf{x}(t)$ と $\mathbf{y}(t)$ は時刻 t のニューロン群の入力と出力、 W はニューロン間の結合重み、 f は閾値関数である。今、1組の入出力パターンを

$$\mathbf{x}(t) = (x_1(t), x_2(t), \dots, x_N(t))^T \quad (3)$$

$$\mathbf{y}(t) = (y_1(t), y_2(t), \dots, y_N(t))^T \quad (4)$$

とすると、自己想起型モデルでは、 $\mathbf{x}(t) = \mathbf{y}(t)$ となるようにニューロン間の結合重み W を決めるとよい。さてニューロンモデルの出力 $y_i(t)$ は、結合重み w_{ij} と入力パターン $x_j(t)$ ($j = 1, 2, \dots, N$)の内積で求められる。このとき、FMニューロンは、入力信号に含まれる高周波と低周波の成分を比べて支配的な方を出力するので、入力 $x_j(t)$ の周波数成分との関係で結合重み w_{ij} を逆転しないように決めてやればよい。本研究では、正味の入力信号を出力と同種の成分 a と異種の成分 b ($a > b$)とおき、入力パターンの数に応じて a または b を等分することで結合重みを求めた。このとき、図4に示した閾値関数の γ と同種と異種の周波数に基づく正味の入力成分 a , b の関係は $a > \gamma > b$ を満たせばよいことがわかる。以下、このような観点からの結合重みの決定に関する規則について簡単にまとめる。

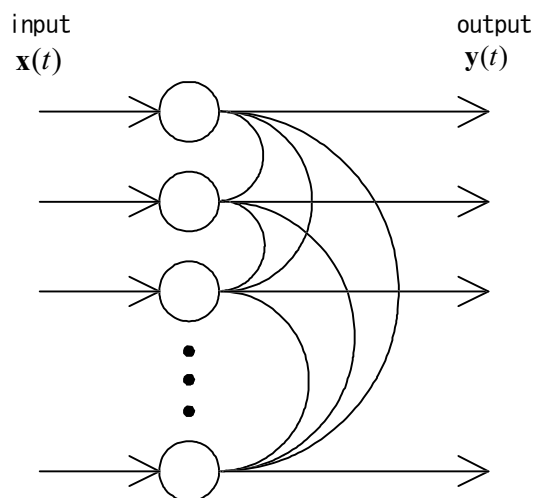


Fig.5 An associative memory model.

入力パターンの第 j 成分を x_j 、出力パターンの第 i 成分を y_i とおくと、これらの入出力信号を処理するニューロン間の結合重み w_{ij} は、次のような規則に基づいて決定する。

[規則1] 各ニューロンの出力は自分自身へは戻らないので、結合重み行列 W の対角成分は0とする。すなわち、 $w_{ii} = 0$ 。

[規則2] w_{ij} の分子の値は、出力 y_i と入力 x_j ($j \neq i$)の周波数が等しければ a 、そうでなければ b と定める。ただし $a > b$ である。

[規則3] w_{ij} の分母の値は、入力 x_j ($j \neq i$)を含めて、これと同じ周波数を有するニューロンの総数とする。

ここで、一例として、5つのニューロンから成る連想記憶モデルに

$$\mathbf{x} = (x_1, x_2, x_3, x_4, x_5) = (H, H, L, L, H) \quad (5)$$

というパターンを記憶させる場合を考える。ただし、 H は高周波信号を表し、 L は低周波信号を表す。ここでは、自己想起型モデルを扱っているので $\mathbf{y} = \mathbf{x}$ より

$$\mathbf{y} = (y_1, y_2, y_3, y_4, y_5) = (H, H, L, L, H) \quad (6)$$

である。以下、上記の規則に従って結合重みを求める。

(i) w_{11} については、

[規則1]より $w_{11} = 0$ となる。

- (ii) w_{12} については、
 $i = 1, j = 2$ より $y_1 = H, x_2 = H$ なので、
 [規則 2] より分子は a 。
 また $x_2 = H$ より、
 H となる入力は x_2, x_5 の2つなので、
 [規則 3] より分母は2。
 よって、 $w_{12} = a/2$ となる。
- (iii) w_{13} については、
 $i = 1, j = 3$ より $y_1 = H, x_3 = L$ なので、
 [規則 2] より分子は b 。
 また $x_3 = L$ より、
 L となる入力は x_3, x_4 の2つなので、
 [規則 3] より分母は2。
 よって、 $w_{13} = b/2$ となる。
- (iv) w_{14} については、
 $i = 1, j = 4$ より $y_1 = H, x_4 = L$ なので、
 [規則 2] より分子は b 。
 また $x_4 = L$ より、
 L となる入力は x_3, x_4 の2つなので、
 [規則 3] より分母は2。
 よって、 $w_{14} = b/2$ となる。
- (v) w_{15} については、
 $i = 1, j = 5$ より $y_1 = H, x_5 = H$ なので、
 [規則 2] より分子は a 。
 また $x_5 = H$ より、
 H となる入力は x_2, x_5 の2つなので、
 [規則 3] より分母は2。
 よって、 $w_{15} = a/2$ となる。

以下、同様な手順で求めていくと

$$W = \begin{pmatrix} w_{11} & w_{12} & w_{13} & w_{14} & w_{15} \\ w_{21} & w_{22} & w_{23} & w_{24} & w_{25} \\ w_{31} & w_{32} & w_{33} & w_{34} & w_{35} \\ w_{41} & w_{42} & w_{43} & w_{44} & w_{45} \\ w_{51} & w_{52} & w_{53} & w_{54} & w_{55} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & a/2 & b/2 & b/2 & a/2 \\ a/2 & 0 & b/2 & b/2 & a/2 \\ b/3 & b/3 & 0 & a & b/3 \\ b/3 & b/3 & a & 0 & b/3 \\ a/2 & a/2 & b/2 & b/2 & 0 \end{pmatrix} \quad (7)$$

となる。ところで、複数のパターンを同時に記憶することも当然考えられるので、次のようにもう1つ規則を付け加えておく。

[規則 4] 複数のパターンを記憶させる場合は、個別のパターンに対して [規則 1]~[規則 3] で求めた成分同士を加算平均する。

3 計算機シミュレーション

まずネットワークの構造は、自己想起型の連想記憶モデルで10個のFMニューロンからなる相互結合型モデルとした(図5参照)。2.1でも一部触れたように、このモデルに与える正弦波信号は高周波信号を1000Hz、低周波信号を10Hzとする。また各ニューロンモデルにおいて、LPF1の時定数を $\tau_1 = 300$ 、LPF2の時定数を $\tau_2 = 10$ と決めた。次に、結合重み行列 W の各成分を決めるときに係数は、正しく想起できるバランスを考慮して $a = 4, b = 1$ とした。したがって、それに伴い閾値関数のパラメータを $\alpha = 2.5, \beta = 4.5, \gamma = 2$ と定めた。

このような設定のネットワークに以下の2つのパターンを記憶させた。

$$\mathbf{x}^{(1)} = (H, H, L, L, H, H, H, H, L, H) \quad (8)$$

$$\mathbf{x}^{(2)} = (L, L, H, H, L, L, L, L, H, L) \quad (9)$$

ここで、これらのパターン $\mathbf{x}^{(1)}$ と $\mathbf{x}^{(2)}$ の各成分は、相反するように選んでいる。これは、記憶させるときに、いちばん確実に記憶できるからである。次に、このモデルに $\mathbf{x}^{(1)}$ に近い情報

$$\mathbf{x}^{(1')} = (H, H, L, L, H, H, H, L, L, H) \quad (10)$$

を入力として与え、その出力を調べた。 $\mathbf{x}^{(1)}$ とは、第8要素が反転している点が異なっている。

このときの各ニューロンの応答(振る舞い)をまとめたものが表1である。この表によると“H→H”の5つのニューロンと“L→L”の4つのニューロンは、正しい入力に対して正しい出力が得られている。また“L→H”となった8番目のニューロンは誤った入力を訂正して

Table 1 Overview of each neuron's response.

input freq.	output freq.	neuron ID	remark
H	H	#1, #2, #5, #6, #7, #10	Fig.6
L	L	#3, #4, #9	Fig.7
L	H	#8	Fig.8

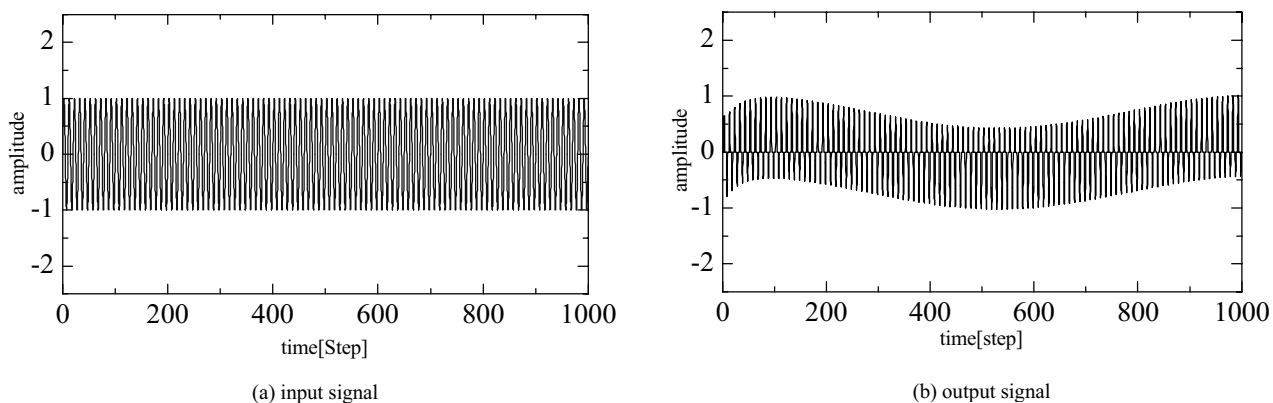


Fig.6 Typical response of the neuron in the associative memory (I)—neuron #1 (High \rightarrow High).

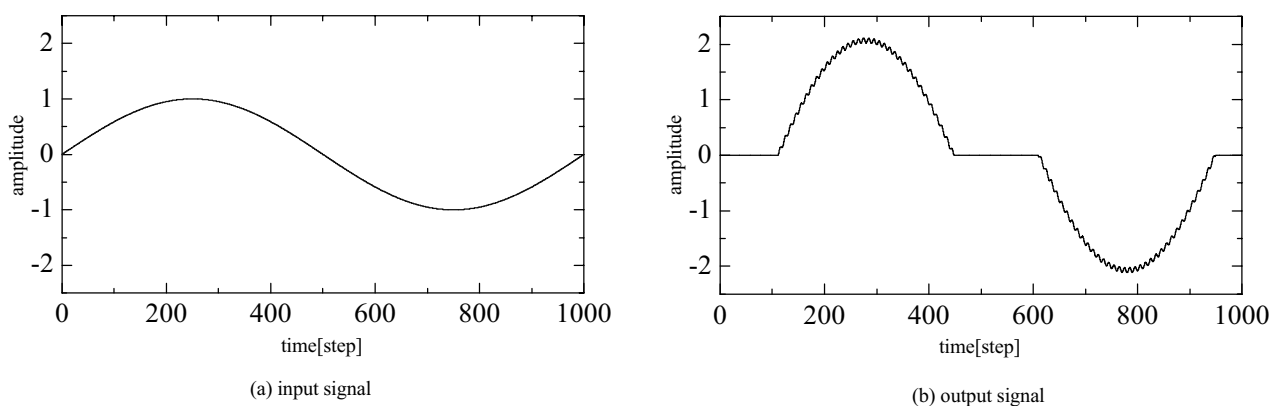


Fig.7 Typical response of the neuron in the associative memory (II)—neuron #3 (Low \rightarrow Low).

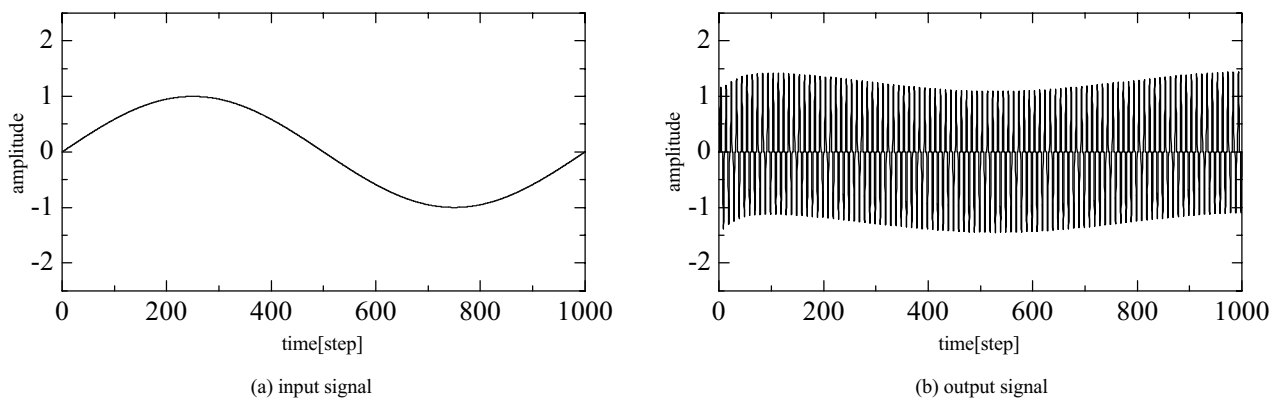


Fig.8 Typical response of the neuron in the associative memory (III)—neuron #8 (Low \rightarrow High).

正しい出力が得られていることがわかる。それぞれの事例の代表例を図6~8に示す。これらは、各ニューロンについて、入力信号と出力信号が対応するように並べたもので、横軸は時間、縦軸はニューロンの振幅を表している。全てのニューロンに共通して、結合重みは入力の正弦波信号の振幅を重畳するので、どの出力信号も入力の正弦波信号に対して振幅が増加していることがわかる。また、LPF1とBPFの遅延時間特性により、入力の正弦波信号に対して出力信号の位相がずれていることが分かる。ただし、いずれのニューロンにおいても高周波信号と低周波信号の周波数の相違は明らかであり、自己想起型連想記憶モデルの特徴である誤り訂正能力が確認できた。

4 考察

今回、提案したFMニューロン及びそれを用いて作成した自己想起型連想記憶モデルは、いかにすれば所望の特性が得られるかという観点から構築したため、いくつかの問題点が明らかとなった。

まずFMニューロンについては、結合重みが入力の正弦波信号の振幅を変えるように与えられているということである。もし生体ニューロンがパルス頻度に情報を保有している点を純粋にモデル化するならば、結合重みは入力信号の周波数を変えるような機構にしなければならない。しかし、そのような機構を作成することが困難であったため、今回はこのようなモデルで代用した。また、生体内部の演算自体は不明でブラックボックス的に考えて差し支えないとすると、今回提案したモデルでも生体機能を模倣していると考えられることである。

次に、自己想起型連想記憶モデルについての問題点は、想起の過程で低周波信号から高周波信号あるいはその逆に変換する機構がニューロン間にないことである。このことは、入力パターンの成分に高周波と低周波の信号がどちらか1つしかない場合、自己想起を実現する結合重みが存在しないということである。従来の自己想起型連想記憶モデルでは、記憶パターンの想起に抑制性結合を介して異種の情報も利用しているので、今回提案したモデルと比較すると効率が良い。しかし、生体脳内のニューロンが膨大な数であることを考慮すると、入力パターンの成分に高周波と低周波の信号がどちらか1つしか存在しない場合は非常に稀であり、大数の法則を考えると無視しても差し支えないということもできよう。

5 むすび

本研究で提案したFMニューロンは、生体の情報処理が電気パルス列を用いるという性質を正弦波信号の周波数に対応させたものである。したがって、この点では従来のモデルよりも生体に近いモデルであると言える。ただし、ここでは2つの1次遅れ回路を組み合わせることで、入力の正弦波信号を高周波成分と低周波成分に分離しているので、時定数によってニューロンの特性が変わってしまうという問題点が判明した。次に、このニューロンモデルを用いて自己想起型連想記憶モデルを構築し、計算機シミュレーションを行ったところ、自己想起型連想記憶モデルの特徴である誤り訂正能力と同様の性質が確認できた。このことは、今回提案したFMニューロンもネットワークとしては従来モデルと同様の能力を有しており、既存のモデルとは異なる新しい情報処理の可能性を提示した点で意義が大きいと考える。

参考文献

- [1] W.S.McCulloch, W.Pitts : “A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity”, *Bulletin of Mathematical Biophysics*, **Vol.5**, pp.115-133, 1943
- [2] John L, Mary Lou Padgett : “PCNN models and applications”, *IEEE Transactions on Neural Networks*, **Vol.10**, No.3, pp.480-498, 1999
- [3] 唐 政, 田村宏樹, 石塚興彦, 淡野公一 : “シナプス間の相互作用を考慮したニューロンモデル”, *電気学会論文誌 C*, **Vol.120-C**, No.7, pp.1012-1019, 2000
- [4] 木ノ内 誠, 萩原将文 : “複素ニューロンによる時系列の学習”, *電気学会論文誌 C*, **Vol.116-C**, No.7, pp.748-754, 1996
- [5] Hiroomi Hikawa : “Frequency-based multilayer neural network with on-chip learning and enhanced neuron characteristics”, *IEEE Transactions on Neural Networks*, **Vol.10**, No.3, pp.545-553, 1999
- [6] 横井博一, 斎藤正男 : “新しい学習しきい素子-Foulethret-”, *電子通信学会論文誌 A*, **Vol.J69-A**, No.9, pp.1173-1175, 1986