

パルスの時間構造のシナプス荷重空間への写像

1 J-4

和崎浩幸

木更津工業高等専門学校情報工学科

1. はじめに

脳皮質の1つの神経細胞には数百から数万ものシナプス結合があるとされている。このように非常に多くの結合を持つことが普通であると考えれば、1つの経路からのみの入力では発火できないような比較的小さなシナプス荷重をもった複数の経路からのパルスの同時性によって発火するシステムが考えられる。

このようなシステムでは、ニューロンはパルスの同時性検出器として機能し、内部状態変化の時定数は比較的小さいと考えられる。すなわち、同じシナプス荷重をもつ経路からのパルスでも、他の経路からのパルスの同時性によって後シナプスニューロンが発火するか否かが左右される。

この時、後シナプスニューロンの出力とその一つの経路のパルスを外部から観測を行っていたと仮定すると、パルスの同時性によって見掛け上の結合度が一時的に増加するように見える。この見掛け上の結合度が機能的結合度と呼ばれるものである。この機能的結合度はパルス同時性によって動的に変化するので、さまざまな構造を持つパルス列に対して反応するニューロン群はそれに応じて動的に構成されることになる。(これらの詳細は全て文献[1]で述べられている。)

さて、このようなシステムにおける学習の一つとしては、余分な経路を取り去り、必要な経路を確保することが考えられる。例えば、長期にわたる記憶について考えるとき、最終的にはその記憶がシナプス荷重空間へ反映されなければならない。このとき、余分な経路のシナプス荷重を減少させ、必要な経路のシナプス荷重を増強することによって、明瞭な記憶がシナプス空間に刻まれることになる。

したがって、学習はこのようなシステムにおいても重要な役割をもつことが考えられる。

2. モデル

以下にニューロンモデル、学習モデル、ネットワークモデルを示す。

2.1 ニューロンモデル

ニューロン i の内部状態 $a_i(t)$ は、以下の式で表される。

$$a_i(t) = a_i(t-1) + k_1 \sum f(n_j(t-d_{ij}) w_{ij}(t-1)) - k_2 a_i(t-1)$$

但し、 $a_i(t)$, $n_j(t)$, $w_{ij}(t)$ はそれぞれ時刻 t におけるニューロン i の内部状態、ニューロン i の出力、ニューロン j からニューロン i へのシナプス荷重である。

この式において $n_j(t-d_{ij}) w_{ij}(t-1)$ はニューロン i と j の間のシナプス結合度 w_{ij} を通過してニューロン i に到達した信号の強度を表しており、 d_{ij} はシナプス結合度 w_{ij} を通過するとき生ずる遅延時間を表している。但し、ニューロンの発火後一定期間は不応期であり、この間は入力とは無関係に $a_i=0$ となる。

また、関数 $f(x)$ は図1に示すような関数であり、これによって単独の経路からの大きな信号を減衰させ、たとえ弱くとも複数の経路から同時に入ってくる信号が内部状態の変化に寄与できるような働きを持つ。

k_1, k_2 は正の定数であり、それぞれが内部状態の増強・減衰の時定数となる。これらの時定数はパルス間の間隔よりも小さくなるように選ばれている。

これらの仕組みによって、ニューロンに到着するパルスの同時性を検出することが可能になっている。なおニューロン出力 n_i は、内部状態 a_i が発火閾値 θ を越えると一定の期間だけ1となり、それを過ぎると0に戻る。

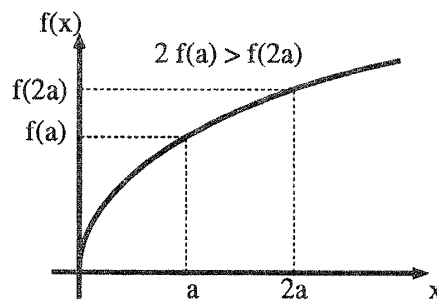


図1 入力関数 $f(x)$ の概形

2.2 学習モデル

生理学的な知見をもとに、本研究では以下の3種類のシナプス変更規則を採り入れた。

a. 同名シナプスLTP

シナプスから信号が入力されたときに、後シナプスニューロンの内部状態がある閾値 θ_p を越えた場合にそのシナプス荷重が ΔW_{LTP} だけ増強される。パルス同時性のある経路が増強される。

b. 同名シナプスLTD

シナプスから信号が入力されたときに、後シナプスニューロンの内部状態がある閾値 θ_{d1} 以下の場合にそのシナプス荷重が ΔW_{LTD1} だけ減弱される。パルス同時性のない経路を削減する。

c. 異名シナプスLTD

シナプスからの信号がないにもかかわらず、後シナプスニューロンの内部状態がある閾値 θ_{d2} を越えているときにそのシナプス荷重が ΔW_{LTD2} だけ減弱される。パルス同時性に寄与しない経路を削減する。

結局、シナプスの変更はこれらの効果の総和によって行われ、シナプス荷重の変更量は

$$W_{ij}(t) = W_{ij}(t-1) + \Delta W_{LTP} - \Delta W_{LTD1} - \Delta W_{LTD2}$$

と表される。なお、 $\Delta W_{LTP}, \Delta W_{LTD1}, \Delta W_{LTD2}$ は全て正の定数である。

2.3 ネットワークモデル

ネットワークは図2に示すような、自己結合のない全結合型のネットワークである。全てのニューロンには各ニューロン相互のシナプス結合の他に、外部から信号を入力するためのシナプス結合が設けられている。

各ニューロンは同時性検出器として機能するので、最低でも同時に2つ以上のパルスが到達しないと発火しない。図3のようなネットワークを例に考えてみると、仮にニューロン1が発火しているときに、ニューロン1から2へのシナプス結合の遅延時間が、パルス列の間隔と同じであればニューロン2でパルスの同時性が検出されてニューロン2が発火する。

以後、同様にシナプス結合の遅延時間と入力されるパルス列のパルスの時間間隔が一定の関係を持っていれば、これらのニューロン群は入力されたパルス列に対して選択的に発火をすることになる。

学習は外部から与える信号によって、図2のような全結合のネットワークから、図3のようなネットワークを獲得するために行われる。

3. シミュレーション実験

ネットワーク構成を図2の通りとし、ニューロン数を10としてシミュレーションを行った。このネットワークに外部入力パルス列として図3のようなパルス列を連続して10周期与えた。その時のニューロン1への各シナプス荷重の様子を図4に示す。この図4では、色が濃いほどシナプス荷重が大きいことを示している。この結果から、必要な経路が増強され、不必要な経路が減弱していることがわかる。

4. まとめ

パルスの時間構造によって動的にニューロン群を構成するネットワークシステムを構築するために必要な、パルスの時間構造をシナプス荷重空間へ写像を行う学習則を提案し、シミュレーション実験で確認を行った。

最後に、様々な助言を頂きました東京電機大学堀尾喜彦助教授に深謝いたします。

5. 参考文献

[1] Dynamical Cell Assembly Hypothesis - Theoretical Possibility of Spatio-temporal Coding in the Cortex, Hiroshi Fujii, Hiroyuki Ito, Kazuyuki Aihara, Natsuhiko Ichinose and Minoru Tsukada, Neural Networks, Vol. 9, No. 8, pp. 1303-1350, 1996

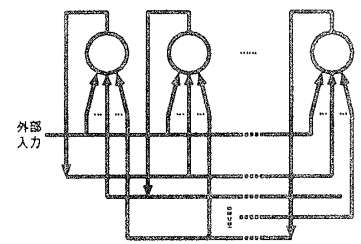


図2 ネットワーク構造

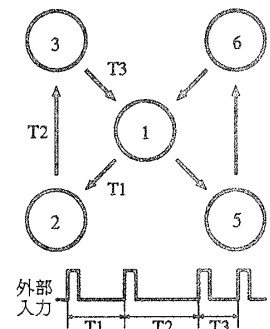


図3 セルアセンブリ

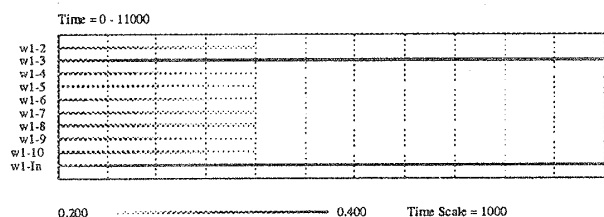


図4 シミュレーション結果の一例