

博士学位論文

2次元メッシュニューラルネットワークに
おけるスパイク波伝播と発信源の識別
—シミュレーションによる解析検証—

2018年3月

兵庫県立大学大学院 応用情報科学研究科

応用情報科学専攻

佐久間 俊

要約

脳は、およそ 140 億個の神経細胞（ニューロン）と、その 10 倍以上の数の神経グリア細胞から構成され、活動電位（スパイク）と呼ばれるニューロンから生理学的に発生する短い電気信号により情報が伝播される膨大なネットワークを形成している。このスパイクにより脳内情報の表現・記憶・処理・通信などいわゆる知的活動が行われていると考えられている。人間の脳は、現在のコンピュータや情報処理装置では、実現できない高度な情報処理能力を多く持っているが、脳内のメカニズムの詳細については、依然未解明のままである。筆者は、田村進一大阪大学名誉教授をリーダーとする研究グループ（以下田村グループ）と共同で、脳情報処理に関する研究に取り組み、本研究では通信の観点から神経回路網のシミュレーションを行ない、個々のニューロン特性を調べ、通信識別が可能か探った。

第 1 章において、本研究の基礎となる記憶、神経細胞、ニューロンの発火モデル、ニューラルネットにおける学習則について述べる。

第 2 章では本研究と関連した先行研究について述べる。

第 3 章では、発火シミュレーションにおけるスパイク波伝播と DTW 法による発信源識別についての研究成果を述べる。個々のニューロンで全く異なる性質を持ち、そのニューロン同士が通信できることを確認する。3 つの刺激されたニューロン群を刺激ニューロン群とした。スパイク波は、刺激されたニューロン群から他のニューロンに伝播した。シナプス伝播遅延と不応期間の分散は、0.167、0.333、0.500、0.617、1.000、または 2.000 [bin²] (bin = 0.1msec) の 6 種類に設定した。刺激は上、左、斜め上から与える 3 種類のシミュレーションを用意した。1 つのニューロンのスパイク間隔シーケンスを 10 回の試行で 0.0-100 msec の間で計算した。上からの刺激の試行のスパイク間隔の時間差を計算するために、10 回の試行の組み合わせ（合計 45 セット）で DTW 値を計算した。DTW 値を、各ニューロンについて 10 回の試行の間に計算した。同様に、左からの刺激の試行でのスパイク間隔の時間差を計算するために、10 回の試行の組み合わせ（合計 45 セット）で DTW 値を計算した。同じ刺激群（上または左）を用いた 10 回の試行の組み合わせにおける DTW 値を測定し、90 組（上と左の合計組）の平均を計算した。これらの計算を *Local DTW* と定義した。上からの刺激と左からの刺激の試行間のスパイク間隔の時間差を計算するために、それぞれの 10 試行の組み合わせ（合計 100 セット）について DTW を計算した。この 100 セットの平均を計算した。これらの計算を *Inter DTW* と定義した。

Local DTW と *Inter DTW* の値の結果を比較するために、5%有意水準で両側 t 検定を使用した。*Inter DTW* が *Local DTW* より有意に値が高値を示すニューロンの数を数えた。有意に値が高値を示したニューロンは、上からの刺激または左からの刺激を識別できると考えられた。分散値 2.0 の伝播速度は、分散値 0.167 の伝播速度よりも速かった。したがって、シナプス遅延および不応期が変更された場合、分散値が増加するにつれて伝播速度が増加すると考えられる。シナプス遅延および不応期の分散値が 0.167 から 0.667 に増加すると、上からの刺激および左からの刺激を識別できるニューロン数の割合が増加した。

しかし、分散値が 0.667 を超えると、刺激されたニューロンを識別できる割合が減少した。本研究より、ニューロンの発火伝播経路を変化・短縮させるためには、シナプス伝播遅延および不応期間のいくつかの変動が必要であることを示唆した。

第 4 章では DTW 法を用いた刺激部位の識別可能領域についての研究成果を述べる。変動する特性を持つニューロンからなるニューラルネットワークがどのようにして情報を伝達することができるかは依然謎である。この謎を解く試みとして、スパイク符号化、時空間コーディングモデル、同期モデルなど、多くのアプローチが提示されている。通信の観点から、ニューラルネットワークの中で多重通信ができることを第 3 章で示した。本研究では、各ニューロンの出力遅延時間、シナプス伝播遅延にゆらぎを持たせたスパイク波の伝播シミュレーションを行い、第 3 章と同じく DTW 法を用いて刺激を識別できるニューロンのエリアが分散ごとにどのようになっているかを調べた。その結果、刺激を与えるニューロン群間の距離が遠い程、刺激を識別できる受信ニューロンの個数が増加した。また 2 種類の刺激ニューロン群と受信ニューロンとの間の 3 つの距離を算出し、送受信間の差が大きければ識別ができ、近ければ識別できないと考えられた。

第 5 章では、ニューラルネットワークにおける Hebb 則による刺激位置の識別と伝播経路の短縮に必要な学習時間についての研究成果を述べる。本研究では、学習効果に重点を置くため 9×9 のスパイク応答をシミュレートし、各通信が 3 種類全ての刺激の識別が成功するまでの学習回数を数えた。さらに、学習前（第 1 回の試行）の発火伝播時間と学習後の発火伝播時間を比較した。各通信が 3 種類の刺激に成功するまでの学習回数を数えた。その結果、垂直方向、水平方向、斜め方向の様々な方向に配置した方が学習回数は少なくなることを示し、学習後の発火伝播時間は学習前の発火伝播時間が減少することを示した。したがって、Hebb 則が発火経路の短縮に寄与し、ニューラルネットワークにおける通信の高速化に寄与することを提案する。

第 6 章では刺激数を変化させた際のシミュレーション結果とランダムに配置した時の刺激発信源の識別に必要な学習回数の結果を示す。第 7 章では今後の課題を述べる。第 8 章では総括を述べる。本研究のシミュレーションを用いてニューロンの刺激発信源の識別が可能かを調べた。このシミュレーションを用いて、より詳細にシミュレーションを解析することは可能である。したがって、将来の研究では、各ニューロンの生来の特性を調べる必要がある。

本博士論文の成果は、ニューラルネットワークにおける通信が可能であると見出すことができたことが研究から得られた一連の知見である。

***Propagation of spike waves and transmission source discrimination in
2-dimensional mesh neural network
-Analysis and verification in simulation -
Shun Sakuma***

The brain is a large network system that transmits information through spikes. Spikes are short electrical signals in neurons that from the substrate of the action potential, which transfers information from the presynaptic neuron to the postsynaptic neuron with a time delay. Information processing in the brain is performed using spike propagation. Despite fluctuations in spike timing, information processing in the brain is relatively stable. As a result, several research studies focus on elucidating the mechanisms of spike propagation and information transmission.

In this study, I simulated spike responses to stimulations with various synaptic propagation delays and refractory periods. The simulation was conducted under the condition that the weights of the synapses were all fixed because we were only interested in examining the effects of fluctuations in the synaptic propagation delays and refractory periods without any confounding influence of variations in the synaptic weights. In order to focus on communication, we analyzed the information-flow of the network.

In chapter 1:

We will describe the memories, nerve cells, neuron firing models and the learning rule in the neural network, which form the basis of this research.

In chapter 2:

We describe previous research related to this research.

In chapter 3:

We describe research results that simulation of spike wave propagation and two-to-one communication with Dynamic Time Warping. In order to understand information processing in the brain, we simulated the interactions of the firing activities of a large number of neural networks in a 25×25 two-dimensional array for analyzing spike behavior. We stimulated the transmitting neurons at 0.1 msec. Then we observed the generated spike propagation for 120 msec. In addition, the positions of the firing neurons were determined with spike waves for different variances in the temporal fluctuations of the neuronal characteristics. These results suggested that for the changes (diversity) in the propagation routes of neuronal transmission resulted from variance in synaptic propagation delays and refractory periods. The simulation was used to examine differences in the percentages of neurons with significantly larger test statistics and the variances in the synaptic delay and refractory period. These results suggested that multiplex communication was more stable if the synaptic delay and refractory period varied.

In chapter 4:

We describe research results that distinguishable regions of stimulation sites using the DTW method. Intercommunication among the different areas of the brain is well known. However, the mechanism of communication in the brain is not clear. In order to understand information processing in the brain, we simulated the interactions of the firing activities of a large number of neural networks in a 25×25 two-dimensional array for analyzing spike behavior. We stimulated the transmitting neurons at 0.1 msec. Then we observed the generated spike propagation for 120 msec. We stimulated one of two transmission neuron groups, and tested by DTW method whether remote receiving neurons can identify which transmission neuron group was stimulated. As a result, the larger the distance between the cell groups giving the stimulation, the larger the number of receive cells that can identify the transmission neuronal group that was stimulated.

In chapter 5:

We describe research results that learning times required to identify the stimulated position and shortening of propagation path by Hebb's rule in neural network.

To deepen the understanding of the human brain, many researchers have created a new way of analyzing neural data. In many previous studies, researchers have examined neural networks from a macroscopic point of view, based on neuronal firing patterns. On the contrary, we have studied neural networks locally, in order to understand their communication strategies. To understand information processing in the brain, we simulated the firing activities of neural networks in a 9×9 two-dimensional neural network to analyze spike behavior. In this research study, we used two kinds of learning processes. As the main learning process, we implemented the learning process to identify the stimulated position. As the subsidiary one, we implemented Hebb's learning rule which changes weight between neurons. Three channels with transmission and reception were preset, each of which has a different distance and direction. When all three channels succeeded in identifying the source stimulation in the receiving neuron group, it was regarded as an overall success and the learning was termed as successful. Furthermore, in order to see the effect of the second learning procedure, we elucidated the average of necessary learning times in each channel type and compared the firing propagation time of the first trial and an overall successful trial, in each channel. We found that the firing path after learning is shorter than the firing path before learning. Therefore, we deduced that Hebb's rule contributes to shortening the firing path. Thus, Hebb's rule contributes to speeding up communication in a neuronal network.

We investigated whether the stimulation neurons can be identified using the simulation of this study. It is possible to analyze the simulation in more detail using this simulation. Therefore, future studies need to investigate the inherent properties of each neuron.

It is a result of this doctoral thesis that the series of knowledge obtained from these doctoral dissertations could be found to be able to communicate in the neural network.

目次

第1章 はじめに.....	1
1.1 背景.....	1
1.2 記憶.....	2
1.2.1 短期記憶と長期記憶.....	2
1.2.2 記憶の種類.....	2
1.2.3 記憶とニューロンの関係.....	2
1.2.4 記憶に関する最新の研究.....	3
1.3 ニューロンとニューラルネットワーク.....	3
1.3.1 ニューロンの構造.....	3
1.3.2 ニューロンのネットワーク.....	4
1.3.3 電気信号が流れる仕組み.....	4
1.3.4 興奮性ニューロンと抑制性ニューロン.....	5
1.3.5 シナプス伝播遅延 (synaptic propagation delays).....	5
1.3.6 不応期 (refractory period).....	6
1.4 ニューロンの発火モデル.....	6
1.4.1 ニューロンモデル.....	6
1.4.2 発火頻度モデル.....	8
1.4.3 発火タイミングモデル.....	9
1.4.4 積分発火モデル.....	9
1.4.5 Hodgkin-Huxley 型モデル.....	9
1.4.6 コンパートメントモデル.....	11
1.4.7 インテグレートファイアモデル.....	11
1.4.8 インテグレートファイアモデルを用いた最新の研究.....	11
1.5 ネットワークの構造と学習則.....	12
1.5.1 ニューロンとネットワーク.....	12
1.5.2 階層型ネットワーク.....	12
1.5.3 相互結合型ネットワーク.....	12
1.5.4 Hebb の学習則.....	13
1.5.5 デルタ則.....	14
1.5.6 バックプロパゲーション.....	15
1.5.7 学習則の最新研究.....	15
第2章 先行研究.....	16
2.1 セルアセンブリ.....	16
2.2 シンファイアチェーン.....	17
2.3 スパイク波を用いた先行研究.....	17

2.3.1	time-shift 図	17
2.3.2	脳内時空間情報処理	18
2.3.3	M 系列	19
2.3.4	符号流図	20
2.3.5	同期コードシーケンス	21
2.3.6	シミュレーションと培養神経細胞	21
2.3.7	DTW 法を用いた刺激ニューロン群の識別	22
第 3 章	スパイク波伝播と DTW 法による刺激発信源識別	23
3.1	あらまし	23
3.2	目的	23
3.3	方法	23
3.3.1	シミュレーション	23
3.3.2	スパイク間隔シーケンスの算出	26
3.3.3	DTW 法	26
3.3.4	<i>Local DTW</i>	27
3.3.5	<i>Inter DTW</i>	28
3.3.6	t 検定	29
3.4	結果	30
3.4.1	6.0 msec 間のスパイクの伝播	30
3.4.2	異なる分散値におけるニューロンの発火位置	30
3.4.3	刺激されたニューロンの識別	31
3.5	考察	32
3.6	結語	34
第 4 章	DTW 法を用いた刺激発信源の識別可能領域	35
4.1	あらまし	35
4.2	目的	35
4.3	方法	35
4.4	結果	37
4.4.1	刺激ニューロン群 No. 1 と No. 2 のスパイク伝播図	37
4.4.2	刺激の識別できたニューロンのエリア	37
4.5	考察	39
4.6	結語	42
第 5 章	刺激発信源の識別に必要な学習回数と学習前後の伝播経路の短縮	43
5.1	あらまし	43
5.2	目的	43
5.3	方法	43
5.3.1	9×9 の 2 次元ニューラルネットワーク	43

5.3.2 シミュレーションの概要と3つのタイプ	44
5.3.3 スパイク波の識別学習	46
5.3.4 ニューロン間の重みの強化	47
5.4 結果	48
5.4.1 9×9 のスパイクの伝播	48
5.4.2 3つのタイプの必要な学習時間の比較	48
5.4.3 3チャンネルにおける学習前と学習後の発火伝播時間の比較	49
5.5 考察	50
5.6 結語	52
第6章 9×9シミュレーションにおける刺激発信源数の違いとランダム配置による刺激の識別学習回数の比較	53
6.1 刺激ニューロンの数の変化とランダム性	53
6.1.1 ランダムな1点刺激と学習効果	53
6.1.2 ランダムな2点刺激と学習効果	54
6.1.3 ランダムな3点刺激と学習効果	56
6.2 刺激点の違いによる学習回数の違い	58
6.3 結語	58
第7章 今後の課題	59
第8章 総括	60
謝辞	61
参考文献	62
発表研究業績目録	67
【学位論文と関連する著書、論文、口頭発表】	67
学術論文・査読有り	67
口頭発表、国際学会・査読有り	67
口頭発表、国内学会・査読有り	67
口頭発表、国内学会・査読無し	67
【その他の論文、口頭発表、講演、著書】	68
学術論文・査読有り	68
口頭発表、国際学会・査読有り	68
口頭発表、国内学会・査読有り	68
学術論文誌・査読なし	69

第1章 はじめに

1.1 背景

脳は、およそ 140 億個の神経細胞（ニューロン）と、その 10 倍以上の数の神経グリア細胞から構成され、活動電位（スパイク）と呼ばれるニューロンから生理学的に発生する短い電気信号により情報が伝播される膨大なネットワークを形成している[1]。このスパイクにより脳内情報の表現・記憶・処理・通信などいわゆる知的活動が行われていると考えられている。人間の脳は、現在のコンピュータや情報処理装置では、実現できない高度な情報処理能力を多く持っている[2]。例えば文字を読み取ったり図形や物体を認識したり言葉を聞き分けたりする事は、人間は難なく行っているが機械で行うのは難しい。これまでも多くの研究者が、この問題の解決に取り組んできたが、人間に近い能力を持つ機械を作ろうとすると、大きな壁に突き当たる。これは、必ずしも、コンピュータをはじめとする現在の情報処理装置の演算速度やメモリ容量が足りないためだけではない。それは、どのような原理で情報処理を行えばいいかがわからないことが最大の問題である[2]。つまりどのような命令をコンピュータに与えればよいかかわからないのである。しかし人間の脳は現にこのような処理を安易に行っており、脳の中で行われている情報処理のメカニズムを調べて、新しい情報処理システムの設計原理を得る事ができる。このように、脳のメカニズムの解明は、生理学や心理学の研究者だけではなく、工学者にとっても大きな関心事になっている。

脳のメカニズムの解明のための工学的手法として、神経回路モデルを利用する合成的手法がある。神経回路モデルによって解明された神経回路網の仕組みは、そのまま直ちに新しい情報処理システムの設計原理として用いる場合がある。しかし神経回路モデルの研究は、必ずしも工学的目的のみに絞って行われているものではない。脳そのものの仕組みを知りたいと言う純粋科学的な目的にとっても、神経回路モデルは有効な研究手法である可能性がある。とくに、生理学実験の困難な高次中枢の研究に役に立つ。

今日における脳内の知的活動のメカニズムの詳細については、依然未解明のままである。筆者は、田村進一大阪大学名誉教授をリーダーとする研究グループ（以下田村グループ）と共同で、脳情報処理に関する研究に取り組み、通信の観点から神経回路網のシミュレーションを行なった。

以下、本論文では第1章において、本研究の基礎となる記憶、神経細胞、ニューロンの発火モデル、ニューラルネットにおける学習則について述べる。第2章では本研究と関連した先行研究について述べる。第3章では神経細胞網におけるスパイク波伝播と DTW 法による発信源識別について示す。第4章では神経回路網における刺激部位の違いによる刺激を識別できた領域について示す。第5章では、刺激の識別学習を組み込んだシミュレーションを行い、識別までにかかった学習回数の比較と学習前後の発火伝播時間を比較する。第6章では刺激ニューロン数を変化させた際のシミュレーション結果とランダムに配置した時の刺激発信源の識別に必要な学習回数の結果を示す。第7章では今後の課題を述べる。第8章では、本論文について総括について述べる。

1.2 記憶

1.2.1 短期記憶と長期記憶

記憶には、大きく分けて2つある[3]。記憶の保持時間に注目した場合、数時間程度に忘れてしまう記憶は「短期記憶 (short-term memory)」、それ以上覚えている記憶は「長期記憶 (long-term memory)」と分類される。以下に例を挙げる。さっき食べた朝食のメニューは覚えていても、1か月前の朝食のメニューは普通に忘れてしまう。このような記憶を短期記憶という。小学生のころに行った遠足の思い出など、何十年経っても覚えている記憶のことを長期記憶という。ただし分類は研究者によって異なる場合もある。伝統的な分類では、短期記憶とは、例えば、頭の中で計算するときの数字など、数秒で忘れてしまうことを指している。しかし、朝食のメニューは必ずしも短期記憶になるというわけではない。例えば1か月前の朝食の際、たまたま味噌汁をこぼす出来事があったとする。この場合1か月たった現在でも、味噌汁をこぼしたことはもちろん、朝食のメニューまで覚えている可能性は十分考えられる。つまり印象的な記憶は、短期記憶から長期記憶に変化すると考えられる。

記憶とは、海馬や大脳皮質のニューロンに刺激を繰り返し送ることによって長期増強が起り、短期記憶が蓄積され、長期記憶になると言われている。海馬の中で記憶されたものは最終的に大脳皮質で保管される。

1.2.2 記憶の種類

記憶は色々な種類に分けられる[3-4]。長期記憶は「手続き的記憶」と「陳述的記憶」の2種類ある。手続き的記憶は水泳などの一度覚えたらずっと忘れない記憶である。陳述的記憶は「エピソード記憶」と「意味記憶」に分けられる。エピソード記憶は、いつ、どこでといった個人の経験にもとづいた出来事の記憶である。意味記憶は一般的な知識に関するもので過去の出来事や人物、ものの名前などに記憶で、繰り返し学習によって得られたものである。他にも、記憶が意識にのぼるかどうかで分ける「顕在記憶」と「潜在記憶」、言葉で表現できるかどうかで分ける「陳述記憶」と「非陳述記憶」などの分類もある。

さらに、これらの記憶の種類ごとにその仕組みは異なっていると考えられる。しかしいずれの記憶でも、それを根底から支えているのは脳の神経細胞である「ニューロン」である。

1.2.3 記憶とニューロンの関係

記憶を支えているのは神経細胞 (ニューロン) である。神経細胞は突起を使いほかの神経細胞と接続し、信号のやり取りを行って脳内で複雑な回路を作っている[3]。記憶の定着の際には、シナプス間の、情報伝達効率の変化が生じている。

ある神経回路のシステムを一時的に高頻度で刺激をすると、シナプス間の反応が大きくなり、そのシステムの情報伝播が盛んになる。その結果、その後しばらく神経細胞間の伝搬が起りやすい状態が続く。シナプスの伝搬効率が一時的に高くなる現象をシナプスの

長期増強といい、海馬をはじめとする大脳皮質の各所でみられる。この長期増強現象が短期記憶の本質である。最近の研究では、ラット海馬を用いて、組織を操作し人為的に記憶を作り出すことができることが報告されている[5]。また、ラットの脳に光刺激を与えることで特定記憶の消去、復元ができることが報告されている[6]。

記憶にかかわる脳の領域は、日々刻々とシナプスのふるまいを柔軟に変化させ、さらに神経回路を適宜再編すると考えられる。実際に、我々の脳は都合の良し悪しで、領域ごとにシナプスを変化させたり、変化させなかったりする。このようなふるまいを柔軟に変化させることを、シナプス可塑性 (synaptic plasticity) という[7]。

1.2.4 記憶に関する最新の研究

記憶に関する最新の研究で、Tonegawa らの研究グループでは記憶の保存に不可欠だと考えられていたシナプス増強がなくても、記憶が神経細胞群の回路に蓄えられることを発見した[8]。マウスを小箱に入れ、電気刺激を与えて小箱の環境が怖いということを記憶させた。このような体験の翌日、マウスを同じ小箱に置くと、怖い体験を思い出し、すくむ。しかしマウスが怖い体験を記憶した後に、タンパク質合成阻害剤を投与しシナプス増強が起こらないようにすると、マウスは同じ小箱に入れられても、怖い体験の記憶を失っていた。翌日、怖い体験をした小箱とは別な小箱に同じマウスを入れ、怖い体験の記憶痕跡を活性化すると、記憶を失ったはずのマウスは、再び怖い体験を思い出してすくんだ。

つまりシナプス増強というプロセスはおそらく、記憶が形成されるごく初期の段階には重要な役割を果たしているが、すでに保存された記憶を維持するための基本メカニズムではないと考えられた[8]。

1.3 ニューロンとニューラルネットワーク

1.3.1 ニューロンの構造

神経回路網の主な構成要素は、脳脊髄液、グリア細胞、神経細胞 (ニューロン : neuron または nural cell) であるが、ニューロンは信号を伝えるために特殊に分化した細胞であり (図 1.1)、その活動が神経回路網の活動となる[2, 9, 10]。ニューロンはその本体部分である細胞体 (cell body または soma) 以外に、他の細胞へ情報を伝達するための軸索 (axon または nerite) と、他のニューロンから信号を受け取るための樹状突起 (dendrite) を持つ。細胞体 1 つにつき樹状突起は多数あるが、軸索は 1 本であり、普通は樹状突起よりも長く、特に鞘 (エミリン鞘) を持つ場合はより速い信号の伝達が可能になっている。

軸索は先端で細かく枝分かれし、それぞれの末端部 (軸索終末) で他のニューロンの樹状突起や細胞体に伸びているが、その接点は 15-50 nm 程度のシナプス間隔 (synaptic cleft) と呼ばれるほんのわずかな隙間が存在し、この接触部分を総称して「シナプス (synapse)」と呼ぶ。

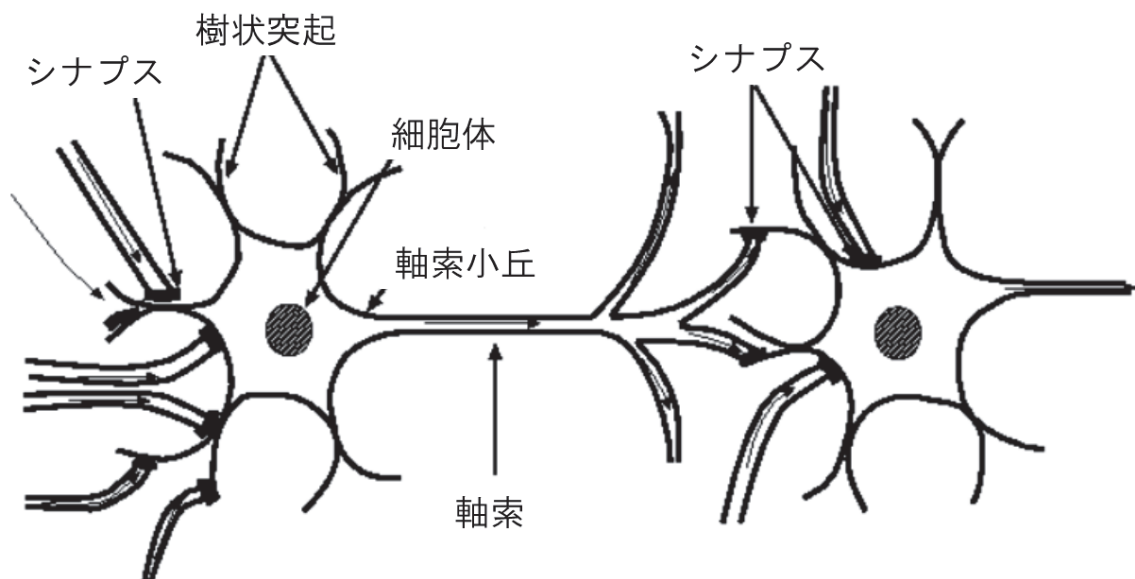


図 1.1 : ニューロンとシナプス[9]

1.3.2 ニューロンのネットワーク

ニューロンの細胞体は他のニューロンからの信号を、シナプスを介して受け取ると、普段はマイナスである内部電位（膜電位）が一時的に少しだけプラスへと変動する[10-12]。シナプスからの入力信号が短時間の間に多数到達することで、このプラス側への変動の大きさ（閾地）以上になると、膜電位がゼロからプラスへ変化する。この一過性の電位変化を「スパイク」や「発火」と呼び、活動電位が出ている状態のことをニューロンが興奮しているという。このスパイクは0か1かの法則に基づき一定の形のスパイクを出すか出さないかのデジタル信号に近いものと言える。ニューロンが発火して、電気信号が軸索へ送り出されると、その信号は、軸索末端のシナプスでつながっているニューロンへと伝えられる。このようにニューロンが繋がり、神経回路網（ニューラルネットワーク）を形成している。

1.3.3 電気信号が流れる仕組み

スパイク過程はイオンの挙動によって説明されている[13]。スパイクは、細胞内外の電位差（膜電位）によって開閉が調整されるイオンチャンネル（電位依存性イオンチャンネル）を通るイオンの流れによって生じる。主として関与するチャンネルは、電位依存性の Na^+ （ナトリウムイオン）チャンネルと、同じく電位依存性の K^+ （カリウムイオン）チャンネルの2つである。

K^+ チャンネルは静止膜電位付近（負電位）ではほとんど閉じているが、膜電位の上昇とともに開く。 Na^+ チャンネルは静止膜電位付近ではほとんど閉じており、何らかの刺激により開き、膜電位を上昇させる。

また K^+ チャンネルは膜電位が 0 mV 以上で完全に開き、開いた状態を続ける。 Na^+ チャンネルも 0 mV で完全に開くが、暫くすると閉じ始め電位をそのままに保ち続けると完全に閉じてしまう。

単純に言えばナトリウムイオン、カリウムイオンが、細胞内外の濃度差に従い、イオンチャンネルを通じて受動的拡散を起こすことにより起きるものである (図 1.2) [14]。

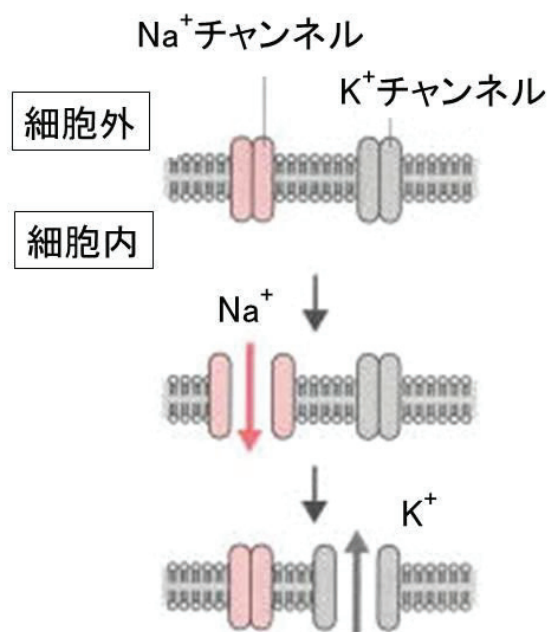


図 1.2 : 細胞膜におけるイオンの伝授[14]

1.3.4 興奮性ニューロンと抑制性ニューロン

信号が入ってくると、ニューロンはそれに対して反応する[2]。この反応にはニューロンを興奮させるもの (興奮性シナプス) と、抑制させるもの (抑制性シナプス) がある。この興奮性シナプスと抑制性シナプスの組み合わせによりバランスのとれた信号伝達が可能となっている。

この2つのシナプスは同一のニューロンから放出されており、同じ軸索終端部分から放出されていることも明らかになっており、単一のシナプスを解した信号伝達さえ、複数の信号を制御することが可能である。また、ニューロン軸索を通じて終端部分へ伝播すると明記したが、樹状突起へ伝播する逆方向伝播 (back propagation) もあり、樹状突起でもスパイクが発見され、1つの細胞で複数の信号を制御していることが明らかとなっている。

1.3.5 シナプス伝播遅延 (synaptic propagation delays)

シナプスでは、シナプス間隙に放出された神経伝達物質によってシナプス後部に正または負の電位を発生する[15]。シナプス後部に発生した電位をシナプス後電位 (postsynaptic potential : PSP) とよぶ。シナプスに情報が到着し化学物質が放出されシナプス間隙を通り

シナプス後電位が発生するまでに 0.2-1.0 msec の時間遅れがあり、この時間遅れをシナプス伝播遅延と呼ぶ (図 1.3)。

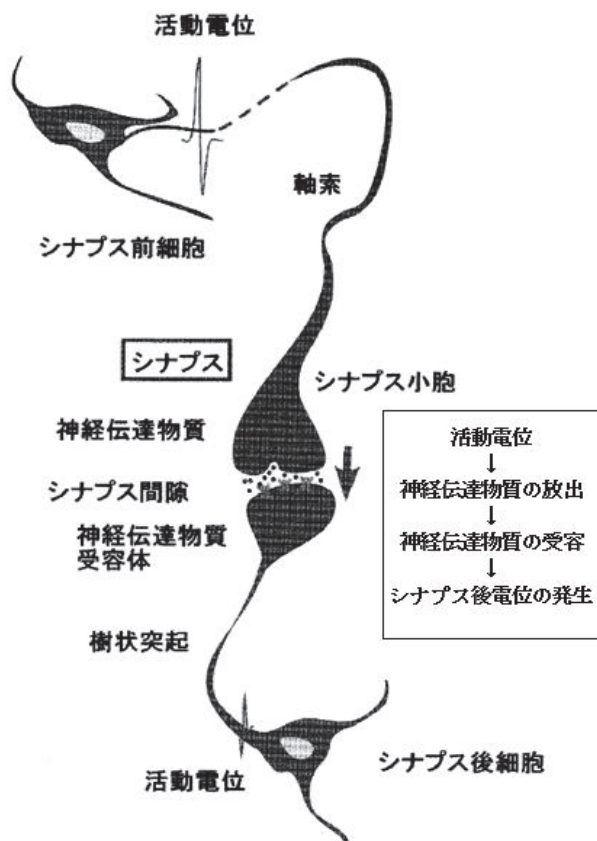


図 1.3 : 神経の構造とシナプス伝達[15]

1.3.6 不応期 (refractory period)

ニューロンには一度発火するとその後数ミリ秒は発火できない「不応期」という特性を持つ[13]。活動電位発生直後にはまったく活動電位が発生することができない絶対不応期があり、その後に活動電位発生閾値が高くなっている相対不応期が続く。

1.4 ニューロンの発火モデル

1.4.1 ニューロンモデル

ニューラルネットワークとは、複数個の比較的単純な信号処理要素 (ニューロン) が相互に信号のやりとりするような形のネットワークをいう[16, 17]。情報処理システムとしてのニューラルネットワークを設計するためには、生体ニューロンの動作を、数式で表現しなければならない。生体ニューロンの動作は、さらに細かく見れば、実際には極めて複雑になっている。したがって、生体ニューロンの動作の全てを忠実にモデル化することは不可能である。そこで、ニューラルネットワークを構成する 1 つの要素として、生体のニューロンの動作の本質的な特徴を失うことなく、なるべく簡単な数式でモデル化する必要が

ある[16]。本研究で用いたプログラムは、1943年に、マッカロックとピッツ（McCulloch と Pitts）によって最初に提案されたニューロンモデル（図 1.4）を参考にした[18-20]。

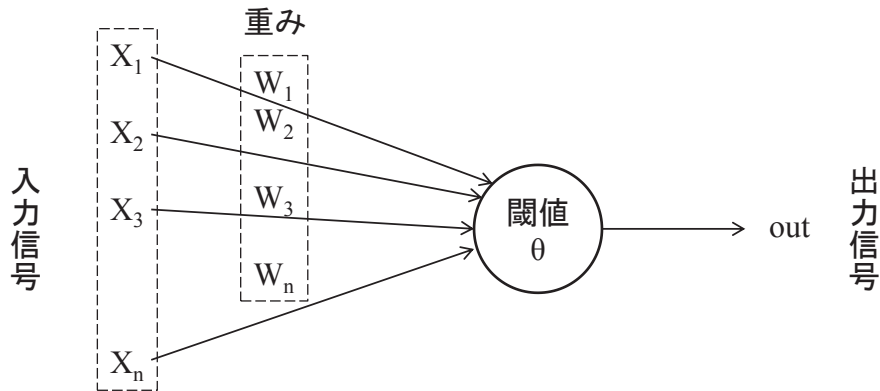


図 1.4：マッカロックとピッツによるニューロンモデル[18]

このニューロンモデルは、次式に示すような数式に基づいて動作を行う[19]。

$$y = f(u) \tag{1-1}$$

$$u = \sum_{i=1}^n w_i x_i - \theta \tag{1-2}$$

$$f(u) = \begin{cases} 1(u > 0) \\ 0(u \leq 0) \end{cases} \tag{1-3}$$

x_i は i 番目のニューロンからの入力信号を表し、 w_i はその入力のシナプスの結合効率を表す量で、結合加重、あるいは、重みと呼ばれる強さであり、 i 番目のニューロンが及ぼす影響は $x_i w_i$ と表される。 θ はニューロンの発火閾値であり、ニューロンが興奮するかしないかの閾値を表す。そして、(1-2) 式に示すように、 i 番目のニューロンが及ぼす影響 $x_i w_i$ から θ を引いた値を u を生体のニューロンの膜電位に相当する量、あるいは内部ポテンシャルという。出力関数 $f(u)$ はマッカロック-ピッツのモデルでは図 1.5 に示し (1-3) 式の単位ステップ関数で表される。

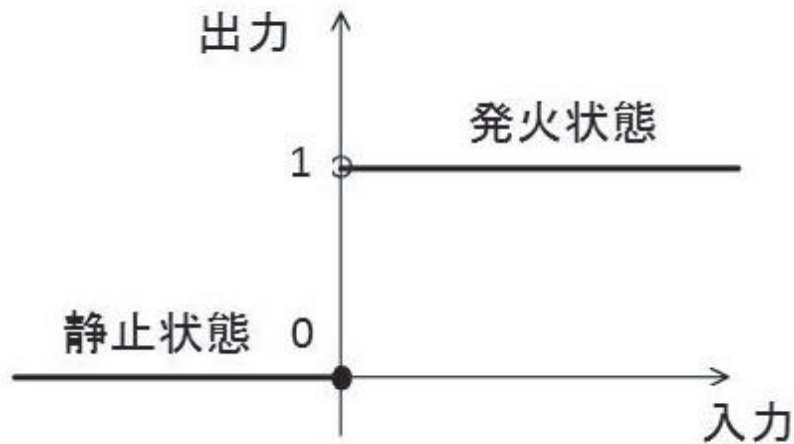


図 1.5 : ニューロンモデルの出力[19]

つまり、入力の線形和 ($\sum_{i=1}^n \omega_i x_i$) が閾値 (θ) を超えると、そのニューロンは興奮した
ものとして、1 を出力し、そうでなければ、0 を出力する。を越えた時のみ 1 を出力する
ことから、線形閾値素子モデルという[18]。以下、本研究で参考にしたニューロンモデル
を記述する。

1.4.2 発火頻度モデル

n 個の入力値を $x_1, x_2, x_3 \dots x_n$ とし、各シナプスの荷重係数を $w_1, w_2, w_3 \dots w_n$ と記す
[21]。 w が正の値ならば興奮性シナプスであり、負の値ならば抑制性シナプスである。膜
電位に相当する内部変数を u とすると、出力 y は神経細胞の出力関数 $f(u)$ を用いて式
(1-4)、式 (1-5) と表現される。

$$u = \sum_{i=1}^n w_i \times x_i - h \quad (1-4)$$

$$y = f(u) \quad (1-5)$$

h はしきい値である。 f は一般には非線形関数で、通常は式 (1-6) に示すシグモイド関
数を用いた。

$$f(n) = \{1 + \exp(-au)\}^{-1} \quad (1-6)$$

内部変数 u が小さいところではほぼ 0、大きいところでは 1 に飽和した値となる。 $u=0$ の付近で出力が 0 から 1 への連続的に変化する遷移領域がある。係数 a はこの部分の傾きを表す。 a を無限大にすると f はステップ関数的になり、0 と 1 の 2 値出力になる。これを用いた論理演算をしきい値論理と呼ぶ。

1.4.3 発火タイミングモデル

発火タイミングに応じてスパイクを出力する確率が変化するモデルである[21]。ニューロンや回路のより細かい時間スケールの挙動を見ることが出来る。最も基本的なものはポアソンスパイクモデルであり、これはポアソン分布に従いスパイクを出力するものであり、大脳皮質のニューロンに近似されている[21]。

1.4.4 積分発火モデル

実際のニューロンでは一度発火するとその後数ミリ秒は発火しない「不応期」という特性があり、このモデルではこの特性を表現できる[13]。これは、発火すると膜電位が負の値にリセットされ、その後入力の積分によって膜電位が上昇し、それが閾値を超えるとスパイクを出力するモデルである[21]。

1.4.5 Hodgkin-Huxley 型モデル

Hodgkin-Huxley 型モデルとは、A. Hodgkin & A. Huxley (1952) によって提唱された神経細胞における活動電位の発生メカニズムを数理的に記述したモデルである[13, 22]。

このモデルは膜電位を人為的に一定の値を保ち、そのときに膜に出入りする電流を測定する「膜電位固定法」という実験手法の結果に基づいている。

ニューロンの細胞膜の電気的特性は図 1.6 のような等価回路で表すことができる。細胞膜はコンデンサーの働きがあり、 C_m はその容量を表す。 $I_{Na} \cdot I_K$ は電位依存性 Na⁺チャンネル全体（以下 Na コンダクタンス）と電位依存性 K⁺チャンネル全体（以下 K コンダクタンス）を表し、 I_L はその他のイオン電流（リーク電流と呼ぶ）を表す。 I_{stim} は細胞膜内に注入する電流の大きさに対応している。

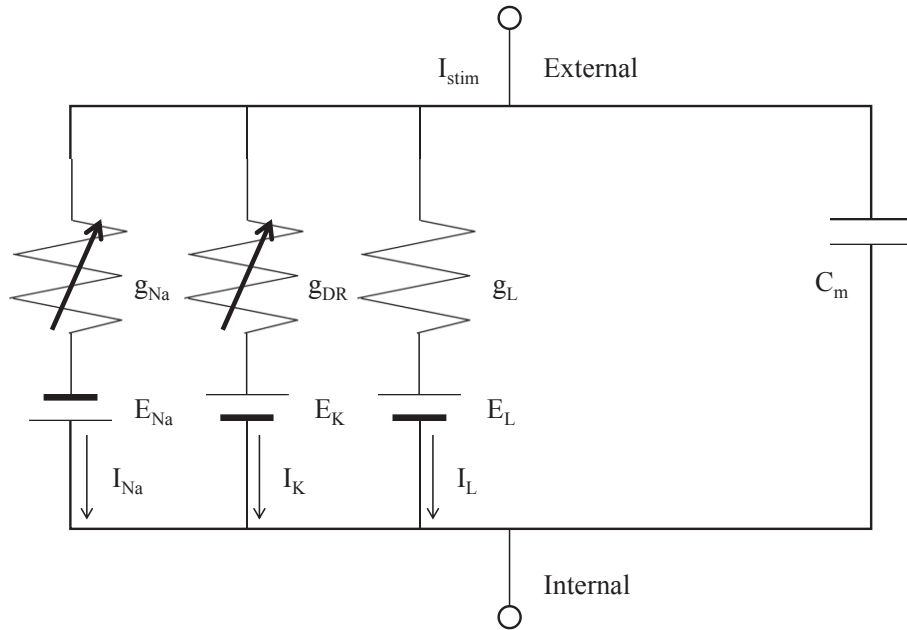


図 1.6 : ニューロンの細胞膜の等価回路[22]

Hodgkin-Huxley 型モデルでは、膜電位 V とそのイオンの平衡電位との差、そのイオンの透過性並びにコンダクタンスとの積で各イオン電流を記述する。また、透過性はその最大値とチャンネルの開閉状態を表す変数 m 、 h 、 n との積で表す。 m 、 h 、 n は無次元で 0 から 1 の間で正規化される。以上の事を式 (1-7) から式 (1-10) にまとめる。

$$C_m \frac{dV}{dt} = I_{Na} + I_K + I_L + I_{stim} \quad (1-7)$$

$$I_{Na} = \bar{g}_{Na} m^3 h (E_{Na} - V) \quad (1-8)$$

$$I_K = \bar{g}_K n^4 (E_K - V) \quad (1-9)$$

$$I_L = \bar{g}_L (E_L - V) \quad (1-10)$$

変数 m は膜電位の上昇に伴って Na コンダクタンスの透過性が上昇する (Na^+ のチャンネルが開く) プロセス (活性化) に、変数 h は脱分極後しばらくすると Na コンダクタンスの透過性が再び減少する (Na^+ チャンネルが再び閉じる) プロセス (不活性化) に対応している。変数 m と同様に、変数 n は膜電位の上昇に伴って K コンダクタンスの透過性が上昇する (K^+ チャンネルが開く) プロセスに対応している。

1.4.6 コンパートメントモデル

コンパートメントとは箱という意味であり、ミクロを見るのではなくマクロな視点から考えたモデルである[21]。実際の細胞や樹状突起の異なる場所では膜電位は異なっている。それを表現するため、細胞を複数の電気化学的コンパートメントの集合体として考えたものがこのモデルである。生理学データに対応したパラメータ設定が可能である。

1.4.7 インテグレートファイアモデル

過去の発火履歴によらず発火が決まるが、実際のニューロンでは一度発火するとその後数ミリ秒は発火しないという不応期の特性がある[13]。インテグレートファイアモデルは、この特性を表現できるものであり、発火すると膜電位がある負の値にリセットされ、その後入力の積分によって膜電位が上昇し、それがある閾値を超えるとスパイクを発火する、というものである[21, 23]。単純にスパイクが瞬間的に立ち上がって、瞬間的にリセットされるとして、スパイクの発生メカニズムを作り込むモデルである。この単純化を行ったとしても、入力電流を増やすと発火周波数がだんだん高まる等、大まかな発火特性はモデル化できるため、よく使用される。

ただし、様々な特性が表現できる反面、スパイク発生の過程で瞬間的な変化を考慮するので、場合によっては元々の Hodgkin-Huxley モデルとはかなり違ってくることもある。

インテグレートファイアモデルは、スパイク生成の細かいメカニズムは考えず、入力の時間積分によって細胞の膜電位が徐々に上昇し、ある閾値を越えるとスパイクが生成されるという現象に着目し、次式のように示される。微小時間間隔を Δt とすると、

$$\begin{cases} V(t + \Delta t) = V_0 & \text{for } V(t) \geq V_1 \\ \tau \frac{dV(t)}{dt} = -V(t) + I(t) & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1-11)$$

となる。すなわち、膜電位 V が閾値 V_1 を越えると、スパイクが生成されると同時に、膜電位は初期値 V_0 にリセットされる。入力は時定数によって減衰しながら積分される。

1.4.8 インテグレートファイアモデルを用いた最新の研究

インテグレートファイアモデルを用いた最新の先行研究として、前腕を対象として人の微小な震えである振戦を強制振動と見なしたスペクトル密度の推定を行った[24]。インテグレートファイアモデルの不応期の長さにランダム性を持たせた回路を筋力の発生源として、ルンゲクッタ法による逐次解析で強制振動解を得た。得られた解析結果を実験結果と比較することで振戦の主要周波数だけでなく、提案モデルによって振戦のスペクトル密度を定量的に再現できることを示した。

1.5 ネットワークの構造と学習則

1.5.1 ニューロンとネットワーク

神経回路モデルでは、シナプスの結合重みが増加することを神経回路網の学習と呼ぶ。学習時における結合重みの変化のルールを学習則 (learning rule) と呼ぶ[2, 25]。ニューラルネットによる情報処理では、このような神経細胞が多数結合し、神経細胞の初期状態を与えることで情報を入力し、刺激の伝搬によって神経細胞の状態を変化させ変化後の神経細胞の状態を出力する。神経細胞の結合の形には、大きく階層型と相互結合型の2種類に分類される。

1.5.2 階層型ネットワーク

階層型ネットワークは、視神経における情報処理をモデルとして生まれた。1958年に Rosenblatt により提案されたものであり、Perceptron 型ネットワークとも呼ばれる[2, 26]。図 1.7 に示すように、このネットワークでは情報は矢印方向のみに伝わる事ができる。すなわち出力層へ向けての情報伝搬のみを考える。また、一つの層での結合はなく、層内での情報伝搬も考えていない。1つの層にある神経細胞全体で1つの情報を保持し(例えば、神経細胞を画素と考えて視覚的パターンとする)、これがある層から次の層へ一定方向に刺激となり流れる。そして、最終層に刺激が届いたときの最終層の神経細胞の状態が、このニューラルネットワークの出力結果となる。階層型ネットワークは、画像処理やパターン認識に多く用いられる。

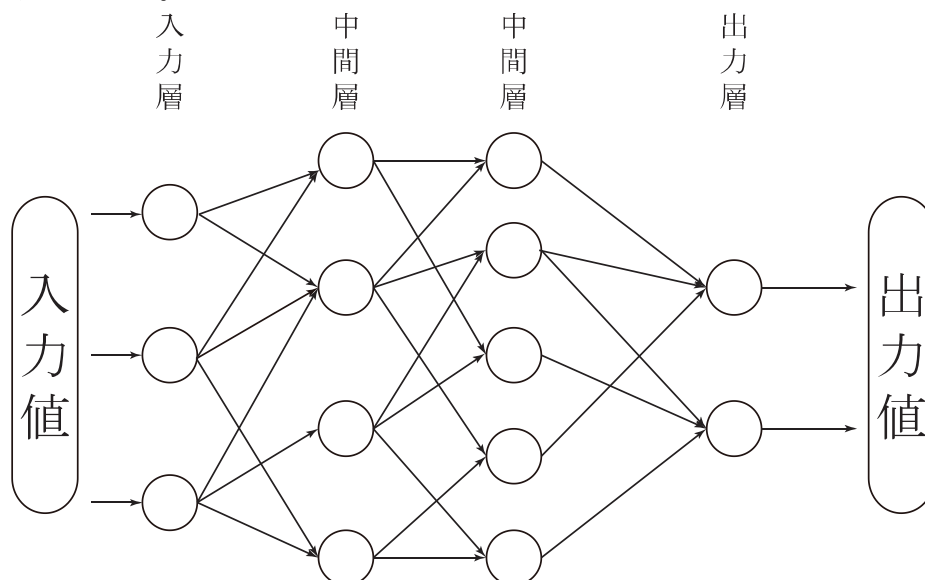


図 1.7 : 階層型ニューラルネットワークモデル[2]

1.5.3 相互結合型ネットワーク

相互結合型ネットワークは、階層型のように層ではなく、各神経細胞が互いに各神経細胞と結合している(図 1.8) [2, 25]。このネットワークの情報伝搬は、階層型ネットワークと同じく、多入力、一出力のユニットを基本としている。ただし、階層型ネットワークで

は、情報が入力側から出力側へ一度だけ流れて状態変化が終了するのに対して、相互結合型ネットワークでは、ある初期状態から出発しある安定な平衡状態に達するまでネットワークの状態変化が継続し続けるという点に両者の基本的な違いである。相互結合型ネットワークは、最適配置問題を解く場合や連想記憶に用いられる。

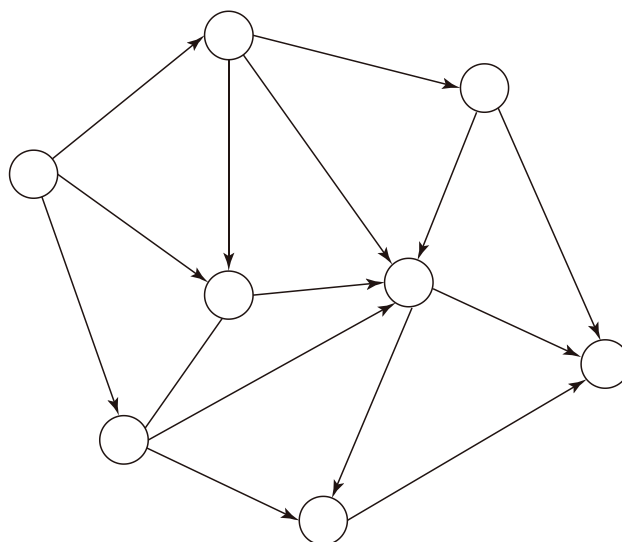


図 1.8 : 相互結合型ネットワークモデル[2]

1.5.4 Hebb の学習則

「記憶する」とは、記憶する前と記憶した後で、脳の中で必ず「何か」が変化していることと考えられる[3]。そして記憶が消えずに残るためには、その変化はそのまま維持されなければならない。このように、変化が起きてそれが維持されるという性質を「可塑性」という。例えば、粘土を指で押すとその部分がへこみ、指を離してもへこみが戻ることはない。これが可塑性である。

記憶の際に変化するもの、それはニューロンの回路と考えられる。ニューロンの回路が変化すれば、それまでと信号の処理のされ方が変わる。この状態を維持することが、あることを記憶することである。

Hebb 則は 1949 年にアメリカの心理学者である Donald Hebb が唱えた、シナプス結合強度の変化（可塑性）に関する法則である[27-31]。Hebb 則によるシナプス可塑性の形成は 3 つの特性に分けられている。1 つ目の特性は「入力特異性」である。特定のシナプスにのみ可塑性がみられ関係のないものに可塑性は生じない性質で、図 1.9 のように A からシナプス可塑性を起こすような強い信号が入ってきたとすると、A ではシナプス可塑性がおこるが、このとき B は全く影響を受けないという性質である。2 つ目の特性は「協力性」である。この特性は、一定以上の強い刺激が来た場合にのみシナプスの可塑性ができるという性質であり、私たちがただぼんやりものを眺めているだけでは記憶できず、覚えようとしなければ覚えられないことに関係していると考えられる。3 つ目の特性は「連合性」と言い、これは、弱い刺激でも他の刺激の助けを借りて可塑性を生じることのできる性質である。A から閾値

には達しない程度の強い信号が入力されており、このままではもちろんシナプス可塑性は起こらないが、ここに B からある程度の強さの信号が来ると、それが A の活性活動を助け、結果としてシナプス可塑性が生じる。このように B は A にシナプス可塑性を形成させるのを助けることができる。この3つの特性で脳の可塑性を説明するものが Hebb 則である。簡単に言えば、「シナプスを形成している前細胞と後細胞の電気的活動が同時に起こったとき、そのシナプス結合は強化される。逆に、前細胞が興奮しても、後細胞が興奮しなければ、その結合強度が弱くなる。」というものである。つまり伝達効率のアップはでたらめに起こるのではなく、信号が流れた回路だけに起きる。

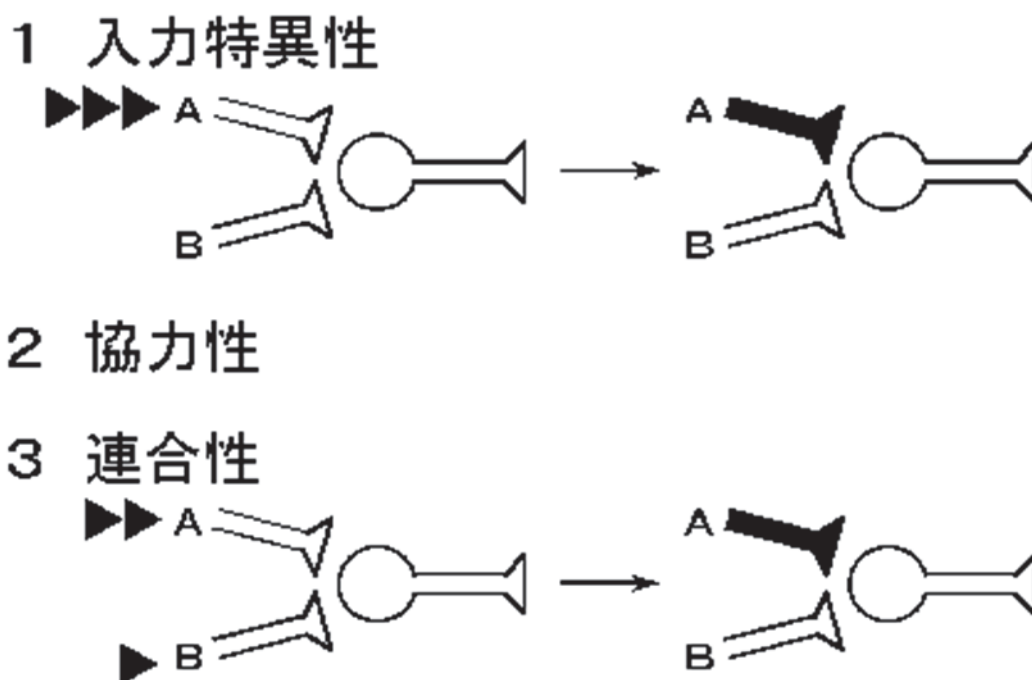


図 1.9 : Hebb 則の 3 つの特性[31]

1.5.5 デルタ則

一般にニューラルネットワークにおける学習メカニズムは Hebb 則の仮説に基づいて、ユニット間の結合荷重を、何らかの修正式に基づいて変更することにより、ネットワークが望ましい出力をだすように学習させることであると言える[32-34]。このような Hebb の仮説に基づくパーセプトロンの誤り訂正学習法は、線形分離可能の場合には有限回で収束することが示されたが、線形分離可能ではない場合にも、教師信号と出力の 2 乗誤差の和を最小にするような結合荷重に収束することが望まれる。しかし、残念ながらパーセプトロンにはこのような性質は備わっていないので、その欠点を克服するために、2 値の閾素子の代わりに連続値をとる素子を採用するという試みがなされ、Widrow-Hoff 学習則あるいはデルタ則とよばれる学習則が提案された。

1.5.6 バックプロパゲーション

バックプロパゲーションは 1986 年ラメルハートとヒントンによって提案されたもので、フィードバックのない層状回路で、与えられた入出力関係を満たすように神経回路を組織化させる 1 つの手法がある[35]。入力層と出力層の間に細胞層はいつくあってもよい。出力細胞において実際の出力が教師入力を与える正解と食い違ったとき、いわゆる最急降下法に基づき、各層間の結合係数を修正すると、最終的に与えられた入出力関係を満たす神経回路網になるというものである。その修正の過程で、誤差を信号の流れと逆方向に伝播させることから逆伝播（バックプロパゲーション）をよばれる。

セイノフスキーとローゼンバークは英語のテキスト読むことでバックプロパゲーションによって神経回路網に学習させた[36]。NETtalk と名付けられたこのシステムでは、入力層に 203 個の細胞を置き、アルファベットの時系列を巧妙に空間パターンに変換して入力する。かくれユニットと称する中間層の細胞を 80 個、出力細胞を 26 個もち、出力細胞に発声記号を与えて学習させる。出力は発音記号の列となるから音声合成機に入れれば、機械が英文を読み上げた。

1.5.7 学習則の最新研究

ネットワークの学習モデルの最新の先行研究として、線条体の **striosome** という領域において、**striosome** を多く含む腹側線条体に関する生理データを見直すことによって、強化学習における線条体の機能に関して新たなモデルを提案した[37]。サルの腹側線条体の神経活動データを再解析し、腹側線条体ニューロンが、過去の刺激や成功報酬の履歴を反映していることを示した。そこで、腹側線条体は、過去の履歴から状態価値を推定するために中間表現を保持するという仮説を立て、リカレント型ニューラルネットによってモデル化した。計算機シミュレーションの結果、過去の入力から将来の成功報酬を予測できるだけでなく、腹側線条体の神経活動パターンを再現することが示唆された。このことは、腹側線条体にそのような機能があることを示唆するとともに、大脳基底核における強化学習が効率的な学習に適した状態空間の構成と並行して行われている可能性を示した。

第2章 先行研究

2.1 セルアセンブリ

セルアセンブリとは Hebb 則の提唱者である Donald Hebb が唱えたシナプス結合に関する仮説である[27, 29, 38, 39]。脳が表現する情報に合わせてシナプス結合の ON-OFF を繰り返し、ニューロン集団が一時的に形成されるという仮説である。図 2.1 はセルアセンブリのモデルであり、ある情報①にはセルアセンブリ①が、別の情報②にはセルアセンブリ②がそれぞれの情報を表現する集団として働くために、結合を変化させていく様子を表す。集団を構成するシナプス結合の強度は Hebb 則によるシナプス前ニューロンとシナプス後ニューロンの発火活動に依存すると考えられる。また、セルアセンブリ①とセルアセンブリ②には重複して活動するニューロンが見られる。これらのニューロンは2つの情報の表現どちらにも関与していることを表す。セルアセンブリのように絶えず変化する回路全体を検出、その機能を解明するため、多電極アレイなどの多細胞同時記録法が考えられた。しかし、多細胞で記録したデータを従来の単細胞記録と同じくヒストグラムやラスタプロットで表示しても、回路としての働きは解明できず、その解析方法はいまだ発展途上である。そこで、まず細胞の集団としての働きに関する仮説を構築し、その仮説を検証していく演繹法の開発が必要である。セルアセンブリ論は、連想記憶と細胞の組み立てにおける以前の知見に基づいていた。また okuda らは、先行研究にて連想記憶とスパイクコーディングが関係することを示した[40]。

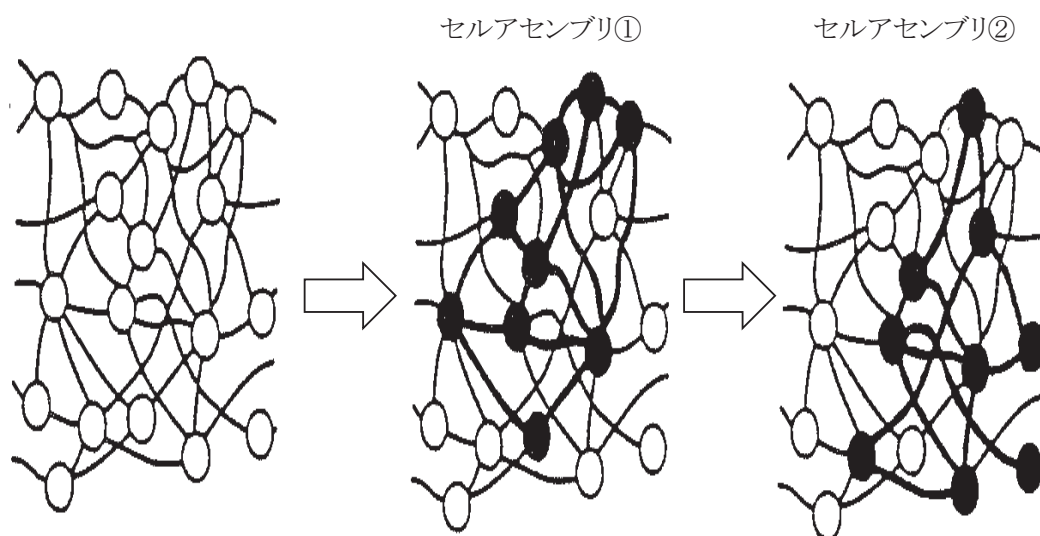


図 2.1 : セルアセンブリの概念図[29]

2.2 シンファイアチェーン

シンファイアチェーンとはスパイクの同期集合がニューロン集団を連鎖的に伝播する現象であり、Abeles (1982) によって作られた言葉である[40-44]。Abeles は、覚醒行動中のサルの前頭皮質から多細胞記録を行い、3つのスパイクがそれぞれ数百 msec の間隔を空け、1.0 msec 以下の精度で一定のパターンを繰り返している現象を発見した。この現象は数百 msec と大きく間隔があいているため単なる偶然とは考えられず、ニューロンが集団となり集団から集団へ順繰りに伝播するものと考えられ、ネットワークの様々な場所から同時記録を行うと、発火タイミングに相関があることが期待される。Abeles の実験で測定され同期集団となったスパイクは、全体のスパイクのごく一部の物であり、それ以外のスパイクに意味はないのか、または別のシンファイアチェーンに属しているのかもしれない。さらに、1つのニューロンは多くのニューロンと結合しており、ある瞬間にはあるシンファイアチェーン A として活動し、次の瞬間にはまた新たなシンファイアチェーン B の一部で活動することも可能である[42-43]。

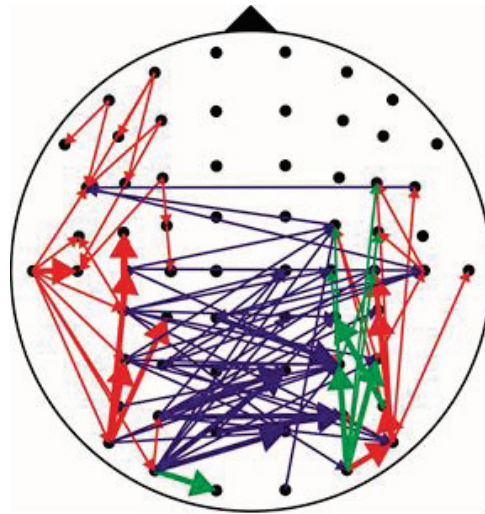
しかし、ニューロン間の情報伝達とコミュニケーションの機能は完全には解明されていない。シナプスを介してつながっている皮質ネットワークを介して神経活動がどのように伝播するかという疑問が残った。この疑問に対し、Tanaka らは先行研究で多数の神経細胞が互いに結合したリカレント回路を用いて、どのように神経活動は、シナプスで構成された皮質のネットワークを伝播することができるかを示した[45]。さらに、大脳皮質におけるシナプス伝達の流れを示した[46]。

2.3 スパイク波を用いた先行研究

様々な研究者が情報フローを解決するために、スパイク波伝搬を用いた経路計画[47-48]、位相応答曲線[49-50]、時空間コーディングモデル[51-52]、同期動作モデル[53-54]を行ない、ニューラルネットワークにおける波動挙動を分析した。しかし、それらはニューラルネットワークにおけるポイントツーポイント通信そのものを扱っていない。そこで田村グループは通信の観点から研究を行い、人工ネットワークの中で信号を多重通信が可能かどうかを検討した。以下、田村グループの今までに行ってきた研究を示す。

2.3.1 time-shift 図

水野（松本）らは先の研究において脳波の伝播解析のための time-shift 図法（図 2.2）を開発した[55-58]。time-shift 図 は、ある点の脳波と他の点の脳波がどのような時間差で相互相関が最大になるかを、各点間で求めたもので、各部位間の細かな流れまで可視化できる。しかし、水野（松本）らは、どのように情報通信が制御され、情報を構成し、制御された情報通信が構築されているのか解明できなかった。



Red : 0msec < time ≤ 5msec
 Green : 5msec < time ≤ 10msec
 Blue : 10msec < time

図 2.2 : 10.2 Hz の脳磁図における脳内 time-shift 図[57]

2.3.2 脳内時空間情報処理

脳内伝播・通信はスパイクで行われている。情報通信を解明するためには、情報通信の基礎となるメカニズムを調べるのが不可欠である。したがって、スパイクや活動電位波形の割合を調べるのではなく、発火パターンの時系列分析をする必要があった。

そこで、田村グループでは先行研究において、生理学実験を行い、図 2.3 に示すよう、8×8 のマルチ電極上でラット海馬の培養神経回路網から 1 ショットの電気刺激によってスパイク列を検出した[59]。各電極から、神経細胞のスパイクを検出しショートコードを抽出し、符号スペクトルを得た。その後、コードフローを示した電極アレイ上のコードマップや動画を作成した。図 2.3 は 64 チャンネル電極を用いて 9 回施行した平均値のコードスペクトルである。長さ 8 ビット未満であり両端が 1 の対象コードシーケンスを検出した。また、両端 1 の間の配列は増分進数である。次に、コードの順番はコード内の「1」の数でソートされる。データの長さは 200 msec、bin 幅 0.1msec でサンプリングされている。0 と 1 の間隔は 0.6 - 2.0msec である。スターマーク部分を刺激点とし、刺激は 0 秒のところで行われている。赤色の楕円はコード「1011」、緑色の円では「1101」を表している。ビット幅は、0.6 msec 以上である。

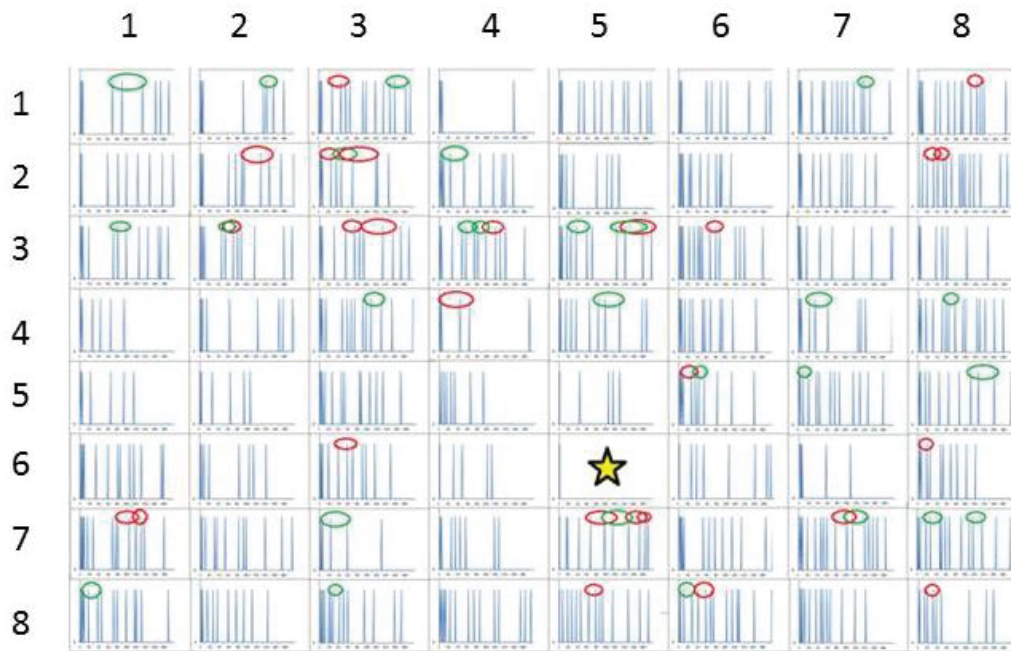


図 2.3 : 8×8 のマルチ電極上のスパイク列[59]

64 電極上のスパイク列の時系列データ。星印は 0 ms 時に刺激を与えられた場所を示し、刺激後 18ms 間のスパイク列を電極ごとに表示した。赤色の楕円は、コード「1011」を示し、緑の楕円はコード「1101」を示す。

2.3.3 M 系列

西谷らは、脳のメカニズムを解明する為に、携帯電話の通信法に使われている擬似ランダム系列、その中でも特に M 系列に着目し実験並びに解析を行なった[59-61]。ニューラルネットワークの回路理論において、線形帰還シフトレジスタ (Linear Feedback Shift Register : LFSR) 回路の長さの最大周期の M 系列を含む、擬似ランダムビットシーケンス (Pseudo Random Bit Sequence : PRBS) を発生する可能性が考えられている。

そこで、田村グループはループ回路で生成する M 系列などの疑似ランダムビットシーケンス (Pseudo Random Bit Sequence : PRBS) が、記憶 (ループ回路) と、通信のための符号 (疑似ランダム系列) の役割を同時に担うとの仮説を立て、培養神経細胞を刺激し、発生させた活動電位の時系列パターン (図 2.4) から LFSR 回路によって発生された M 系列 (図 2.5) を検出することを考えた。

実験の対象に選択した神経細胞は、胚令 18 日のラット胎児脳から調整した海馬由来のものであり、培養の手順は産業技術総合研究所の動物実験・実験動物取扱ガイドラインに従って行った。その結果、代表的な擬似ランダム系列である M 系列が検出され、さらに M 系列だけでなく他の系列の存在もわかった。さらにその符号が神経回路網を伝播している事が分かった。

この結果から各ニューロンがそれぞれの時空間パターンを持っており、学習する事により時空間パターンが同じになる可能性が示唆されたが、コードの意味を解明することができなかった。

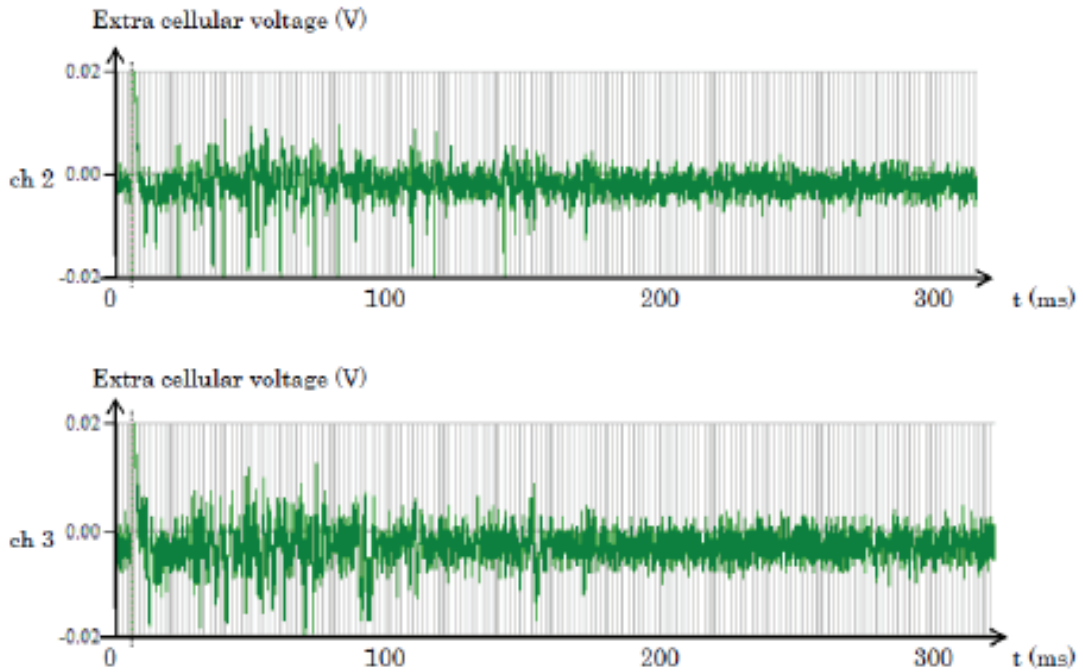


図 2.4 : 活動電位[60]

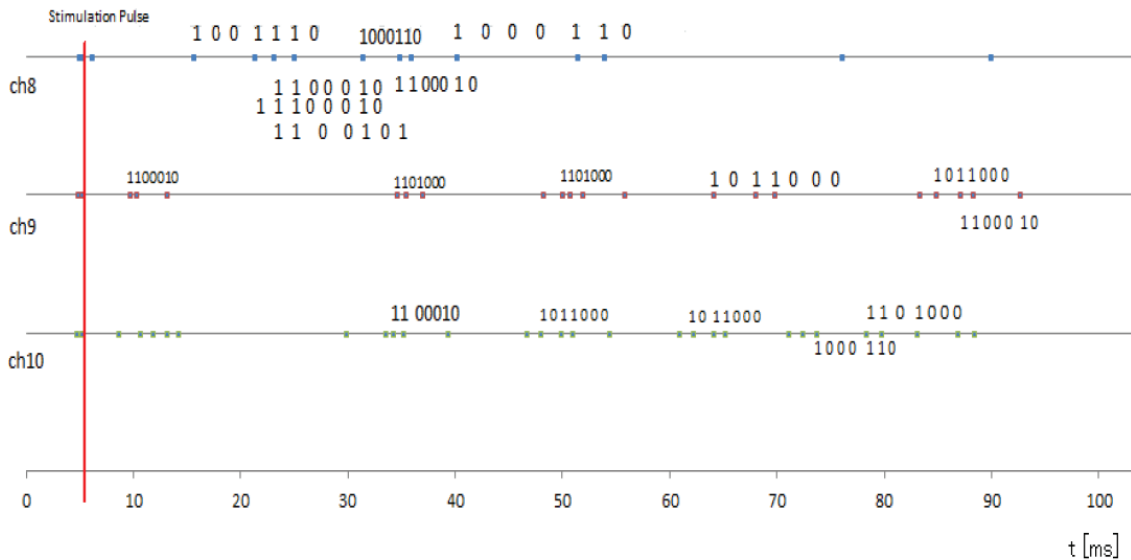


図 2.5 : ラスタプロット上の M 系列の例[60]

2.3.4 符号流図

田村らは、系列が神経回路網内を伝搬する状態を画像化する全く新しい符号流図を考案した[62]。符号流図を図 2.6 に示す。これは神経網上の情報の流れ・通信動態を表している。

コードが「1011」の場合は赤、コードが「1101」の場合は緑である。黄色で表示されているのは、コードの重複を示す。左上から右下への時間の経過を示し、フレーム間隔は 5.0 msec である。

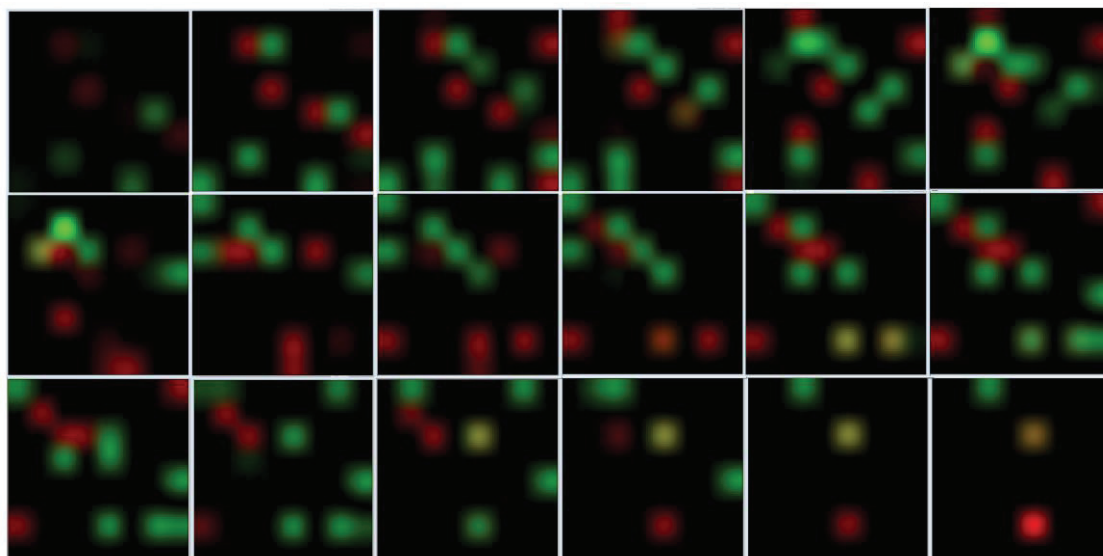


図 2.6 : 符号流図[62]

2.3.5 同期コードシーケンス

田村らは、時空間スパイク伝播を評価するために、培養神経細胞を用いて同期遅延を持つスパイク列から復号された同期コードシーケンスを検出しようとした[63]。その結果、コードシーケンスのビットタイミング間隔が不応期より短い場合でも、特定の同期遅延を持つ重要な同期コードシーケンスが検出された。これは、これらのコード配列が複数のニューロン（ニューロン群）によって集合し、1つのニューロン群から別のニューロン群に伝播したことを示唆しており、これは Abeles らによって開発されたシンファイアチェーンに類似していることが示唆された。また携帯電話のような人工データ通信システムにおける通信ルールとの結果を比較すると、検出された同期コードシーケンスは、異なる通信チャンネルを区別し、脳におけるデータ衝突を回避する通信ルールにおいて役割を果たすことが示唆された。

2.3.6 シミュレーションと培養神経細胞

田村らは、符号流図を作成し、スパイクが神経回路網を波動のように伝播すること（スパイク波）を明らかにしたが、情報を早く伝えるだけなら不応期は邪魔になる。そこで、神経細胞の不応期に着目した。脳の情報処理の仕組みを本質的に理解するための手段として、多数の神経細胞の発火活動の相互作用を想定するシミュレーションを行い、培養神経細胞との結果を比較した。その結果、各電極の周りのニューロンの数およびそれらの不応期の期間のようなニューロンの特性を推定できることを示した。また、パラメータはニュー

ーロンのパラメータと一貫し、提案されたニューラルネットワークシミュレーションモデルは、培養神経細胞の挙動を適切に反映することができると示唆された[63]。

2.3.7 DTW 法を用いた刺激ニューロン群の識別

西谷らは、DTW 法を用いた刺激ニューロン群の識別を行なった[64]。培養神経細胞において、2つの送信ニューロン群と1つの受信ニューロンを用意し、1つの送信ニューロン群を刺激した。入力を受け取った受信ニューロンが、刺激された送信ニューロン群を識別したかどうかを、動的時間伸縮 (dynamic time warping: DTW) 法を用いて調べた[64-65]。刺激されたニューロンを識別できるニューロンと、識別できないニューロンの2種類のニューロンがあると示唆された (図 2.7)。しかし、結果の根底にあるメカニズムを解明することができなかった[64]。

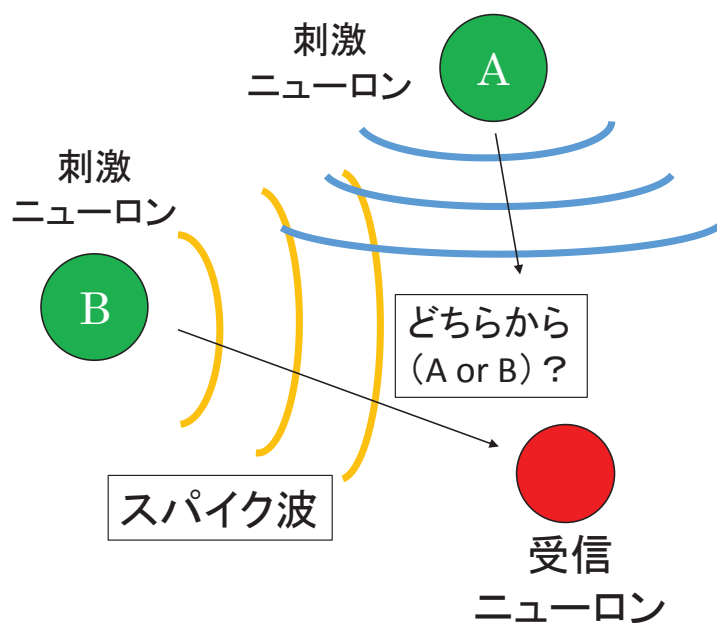


図 2.7 : スパイクの識別の例

第3章 スパイク波伝播と DTW 法による刺激発信源識別

3.1 あらまし

ニューロンは個々にシナプス伝播遅延や不応期のばらつきを持っており、これらは雑音やゆらぎであると言える[66]。実際、脳における情報処理は変動があるにもかかわらず、かなり安定している。スパイク伝播による情報伝達の解明は重要な研究目標である。

培養神経細胞において、動的時間伸縮法を用いて2つの送信ニューロン群のそれぞれ刺激を識別できるニューロンがあることが分かった[64]。しかし、刺激識別のメカニズムを解明することができなかった。培養神経細胞では細胞ごとに、シナプス伝播遅延や不応期などのパラメータが決まっており、変えることはできない。しかし、シミュレーションではパラメータを変更できる。そこで、各パラメータを変化させ、異なる条件で得られた異なる結果を分析することにより、刺激されたニューロン群の識別のメカニズムを解明することができると思われる。

3.2 目的

この研究では、様々なシナプス伝播遅延および不応期間を有する刺激に対するスパイク応答をシミュレートした。シナプス伝播遅延および不応期間の変動の影響を調べるため、シナプスの初期重みが全て固定された状態でシミュレートし、通信の観点から、情報伝播を分析した。

3.3 方法

3.3.1 シミュレーション

25×25の2次元ニューラルネットワークを実装した(図3.1)。ニューロンモデルとしてインテグレートファイアモデルを使用した[67-68]。

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25
26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36	37	38	39	40	41	42	43	44	45	46	47	48	49	50
51	52	53	54	55	56	57	58	59	60	61	62	63	64	65	66	67	68	69	70	71	72	73	74	75
76	77	78	79	80	81	82	83	84	85	86	87	88	89	90	91	92	93	94	95	96	97	98	99	100
101	102	103	104	105	106	107	108	109	110	111	112	113	114	115	116	117	118	119	120	121	122	123	124	125
126	127	128	129	130	131	132	133	134	135	136	137	138	139	140	141	142	143	144	145	146	147	148	149	150
151	152	153	154	155	156	157	158	159	160	161	162	163	164	165	166	167	168	169	170	171	172	173	174	175
176	177	178	179	180	181	182	183	184	185	186	187	188	189	190	191	192	193	194	195	196	197	198	199	200
201	202	203	204	205	206	207	208	209	210	211	212	213	214	215	216	217	218	219	220	221	222	223	224	225
226	227	228	229	230	231	232	233	234	235	236	237	238	239	240	241	242	243	244	245	246	247	248	249	250
251	252	253	254	255	256	257	258	259	260	261	262	263	264	265	266	267	268	269	270	271	272	273	274	275
276	277	278	279	280	281	282	283	284	285	286	287	288	289	290	291	292	293	294	295	296	297	298	299	300
301	302	303	304	305	306	307	308	309	310	311	312	313	314	315	316	317	318	319	320	321	322	323	324	325
326	327	328	329	330	331	332	333	334	335	336	337	338	339	340	341	342	343	344	345	346	347	348	349	350
351	352	353	354	355	356	357	358	359	360	361	362	363	364	365	366	367	368	369	370	371	372	373	374	375
376	377	378	379	380	381	382	383	384	385	386	387	388	389	390	391	392	393	394	395	396	397	398	399	400
401	402	403	404	405	406	407	408	409	410	411	412	413	414	415	416	417	418	419	420	421	422	423	424	425
426	427	428	429	430	431	432	433	434	435	436	437	438	439	440	441	442	443	444	445	446	447	448	449	450
451	452	453	454	455	456	457	458	459	460	461	462	463	464	465	466	467	468	469	470	471	472	473	474	475
476	477	478	479	480	481	482	483	484	485	486	487	488	489	490	491	492	493	494	495	496	497	498	499	500
501	502	503	504	505	506	507	508	509	510	511	512	513	514	515	516	517	518	519	520	521	522	523	524	525
526	527	528	529	530	531	532	533	534	535	536	537	538	539	540	541	542	543	544	545	546	547	548	549	550
551	552	553	554	555	556	557	558	559	560	561	562	563	564	565	566	567	568	569	570	571	572	573	574	575
576	577	578	579	580	581	582	583	584	585	586	587	588	589	590	591	592	593	594	595	596	597	598	599	600
601	602	603	604	605	606	607	608	609	610	611	612	613	614	615	616	617	618	619	620	621	622	623	624	625

図 3.1: 25×25 の 2 次元ニューラルネットワークと刺激ニューロン群 (上からの刺激: 青色、左からの刺激: 緑色、斜め上からの刺激: 黄色)

各ニューロンは 8 つの隣接ニューロンとの間で接続重みを設定した (図 3.2)。シナプス伝播遅延と不応期の変動の影響のみを調べるため、各試行開始時のシナプス間の重みを固定し、試行中は変動しないようにした。

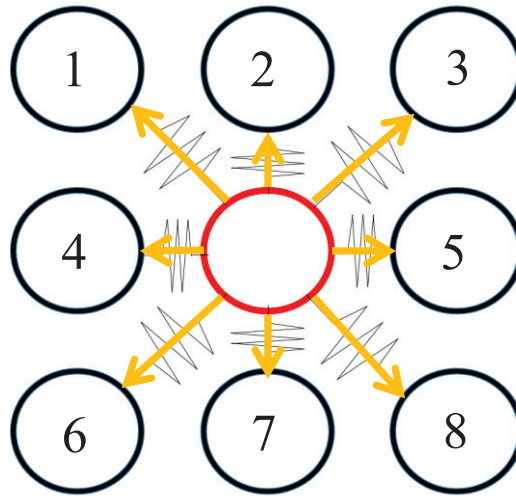


図 3.2 : 各神経細胞の伝播方向

田村グループでは、いろいろな予備的シミュレーションを行い、刺激ニューロン群の点数は3点の方が、1点、2点より情報伝播が安定した[69]。よって図 3.1 に示すように、3つのニューロンを 0.0 msec 時に同時に刺激した。3つの刺激されたニューロン群を「刺激ニューロン群」と定義した。「刺激ニューロン群」は図 3.1 に示すように、青色で示す上からの刺激 No.1 (Stimulation T) と、緑色で示す左からの刺激 No.2 (Stimulation L) と、黄色で示す斜め上からの刺激 No.3 (Stimulation D) の3か所を設定した。スパイク波は、刺激ニューロン群から他のニューロンに伝播した。先行研究より bin の時間単位は 0.1 msec に設定した[66]。シナプス伝播遅延および不応期の分散値は、0.167、0.333、0.500、0.617、1.000、または 2.000 [bin²] (bin = 0.1msec) の6種類に設定した[66]。

1つの刺激ニューロン群に刺激を与えた時の1つのニューロンのスパイク間隔時間を10試行 (trial) で 0.1-10.0 msec の間で計算した (図 3.3)。縦軸は試行回数 (Trial) を表し、横軸は時間 (msec) を表す。丸は発火した時間 (fire) を示す。

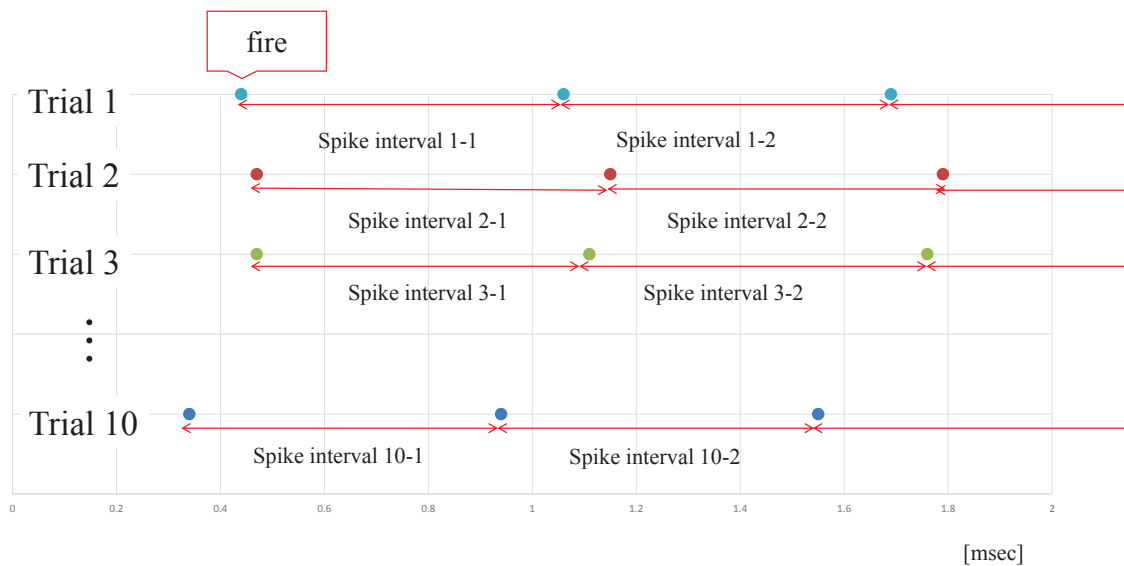


図 3.3 : ラスタープロットからのスパイク間隔時間の計算

3.3.2 スパイク間隔シーケンスの算出

上からの刺激 (stimulation T) を与えた時の 625 個のニューロンの 10 msec 間のスパイク間隔時間をそれぞれ算出した (図 3.4)。同様に左からの刺激 (stimulation L) を与えた時の 625 個のニューロンのスパイク間隔時間もそれぞれ算出した。

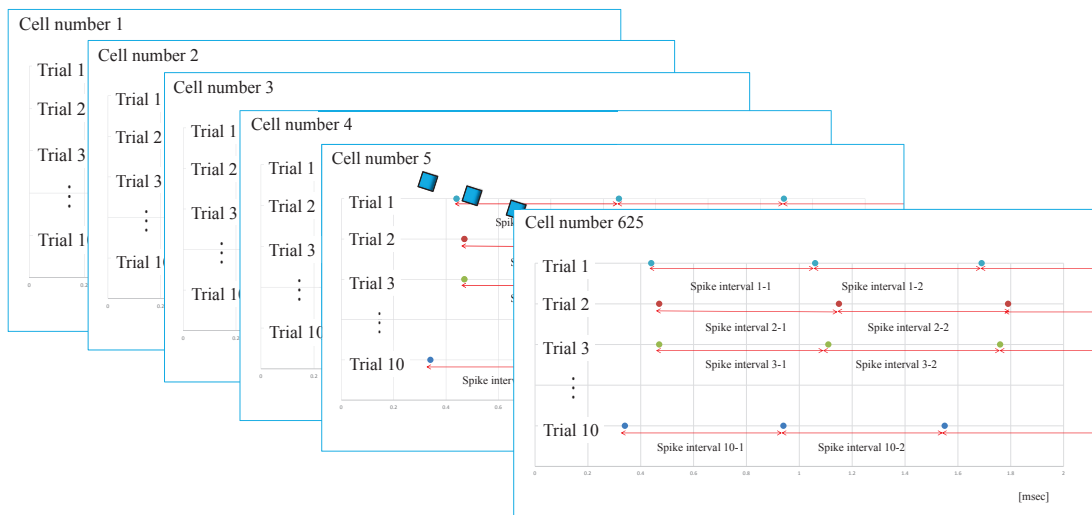


図 3.4 : 上からの刺激による 625 個のニューロン (合計 6,250 個の配列) のスパイク間隔

3.3.3 DTW 法

動的時間伸縮法 (dynamic time warping: DTW) 法とは時間または早さの異なる 2 つの信号シーケンスの間の相違度を測るアルゴリズムである[65, 70, 71]。時系列データにおける 1 点のデータをもう片方の時系列データにおける複数点のデータに対応づけられるため時間方

向の非線形な伸縮を許容できる。音声認識や文字認識などにも使われる[70]。計算手法を以下に示す。2つの時系列データを $A = (a_1, a_2, a_3 \dots a_i)$ と $B = (b_1, b_2, b_3 \dots b_j)$ とする。A と B の長さに合わせて、行は A に、列は B に対応した $I \times J$ のテーブルを用意する。このテーブルの格子点を $f_k = (a_{i_k}, b_{j_k})$ とし、A と B の対応付けを行う。その対応付けを A と B のワーピングパス $F = (f_1, f_2, f_3, \dots, f_k, \dots, f_K)$ と呼ぶ。 a_{i_k} と b_{j_k} の距離を $\delta(f_k)$ と表し、式(3-1) によって計算される。この $\delta(f_k)$ を用い、ワーピングパス F の評価関数 $\Delta(F)$ は式(3-2) と表現される。ただし、 w_k は f_k に対する正の重みづけで、式(3-3) とする。

$$\delta(f_k) = |a_{i_k} - b_{j_k}| \quad (3-1)$$

$$\Delta(F) = \frac{1}{I+J} \sum_{k=1}^K w_k \times \delta(f_k) \quad (3-2)$$

$$w_k = (i_k - i_{k-1}) + (j_k - j_{k-1}) \quad (3-3)$$

$$i_0 = j_0 = 0$$

$\Delta(F)$ が小さいほど、A と B の非類似度が小さく、対応付けが良いと言える。 $\Delta(F)$ が最小となるワーピングパス F を A と B の最短ワーピングパスとして扱い、そのときの $\Delta(F)$ を 2 つの時系列データの非類似度として用いる。

3.3.4 Local DTW

10 試行における、上からの刺激 (stimulation T) の各ニューロンのスパイク間隔の相違度を計算するために、同じ刺激におけるスパイク間隔時間の組み合わせ、10 試行の組み合わせ (試行 1 vs 試行 2、試行 1 vs 試行 3、… ; 合計 45 通り) で DTW 値を計算した (図 3.5)。DTW 値は、625 個全てのニューロンについて計算した。同様に、左からの刺激 (stimulation L) の試行でのスパイク間隔の時間差を計算するために、10 試行の組み合わせ (合計 45 通り) で DTW 値を計算した。同じ刺激群 (stimulation T または stimulation L) を用いた 10 試行の組み合わせにおける DTW 値を測定し、90 組 (上と左の合計組) の平均を計算した。これらの計算を *Local DTW* と定義した (図 3.5)。

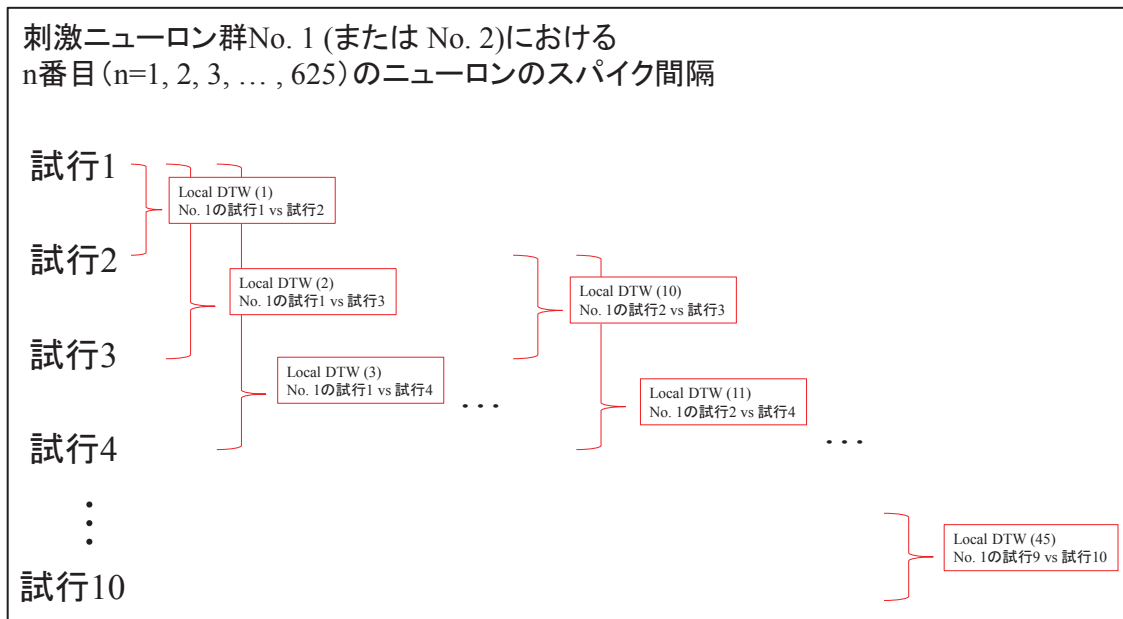


図 3.5 : n 番目 (n=1, 2, ..., 625) のニューロンにおける *Local DTW* 値

上からの刺激 (Stimulation T) の試行におけるスパイク間隔の組み合わせの DTW 値を計算した (試行 1 vs 試行 2、試行 1 vs 試行 3、... ; 合計 45 組)。左からの刺激 (stimulation L) についても、同様に計算した。

3.3.5 *Inter DTW*

上からの刺激 (stimulation T) と左からの刺激 (stimulation L) の試行間のスパイク間隔の時間差を計算するために、異なる刺激におけるスパイク間隔時間の組み合わせ、それぞれ 10 試行の組み合わせ (上試行 1 vs 左試行 1 (T' s trial 1 vs L' s trial 1)、上試行 1 vs 左試行 2 (T' s trial 1 vs L' s trial 2)、... ; 合計 100 組の組み合わせ) について DTW を計算した (図 3.6)。この 100 通りの平均を計算した。これらの計算を *Inter DTW* と定義した。

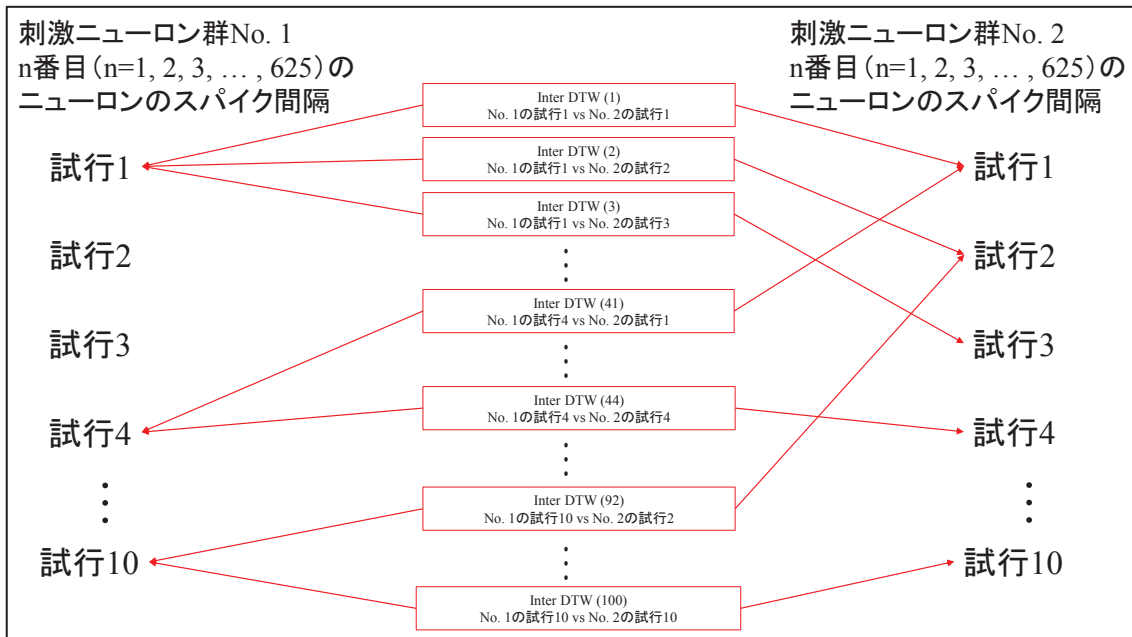


図 3.6 : n 番目 (n=1, 2, ..., 625) のニューロンにおける *Inter DTW*

異なる刺激におけるスパイク間隔時間の組み合わせのインターDTW 距離を計算した (上試行 1 vs 左試行 1 (T's trial 1 vs L's trial 1)、上試行 1 vs 左試行 2 (T's trial 1 vs L's trial 2)、
 ... ; 合計 100 組の組み合わせ)

3.3.6 t 検定

Local DTW と *Inter DTW* 結果を比較するために、5%有意水準で両側 t 検定を行なった[72]。*Inter DTW* (違う刺激発信源の平均) が *Local DTW* (同じ刺激発信源の試行) より有意に高値を示すニューロンの数を数えた。有意に高値を示したニューロンは、「上からの刺激」または「左からの刺激」を識別できると考えられた。

3.4 結果

3.4.1 6.0 msec 間のスパイクの伝播

図 3.7 は、6.0 msec でのスパイク伝播のシミュレーション結果を示している。刺激ニューロン群は、0.0msec 時に 1 度だけ刺激した。赤色が刺激ニューロン群、黄色が発火したニューロン、青色が発火していないニューロンを示している。すべての刺激（上、左、斜め上）において、スパイク波は全方向に広がっていた。発火伝播経路は各試行で違いが見られた。発火した場所しか分からないので、どのニューロンの発火がどこへ向かったのかは分からなかった。

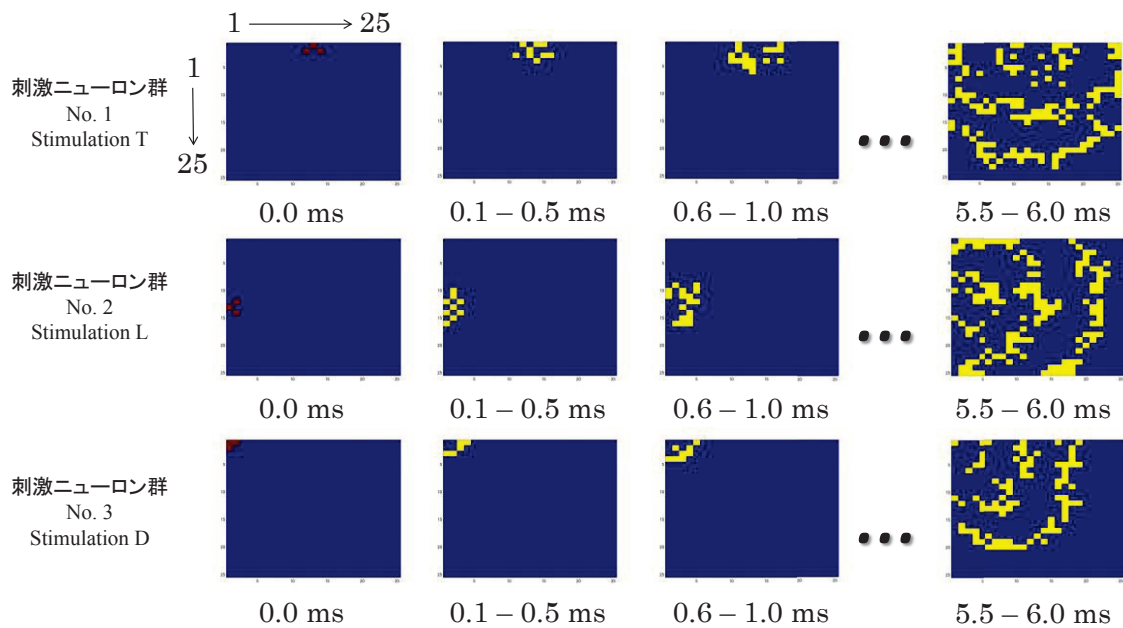


図 3.7：各刺激グループのスパイク波

1 段目：上からの刺激 (stimulation T)、2 段目：左からの刺激 (stimulation L)、3 段目：斜め上刺激 (stimulation D)

3.4.2 異なる分散値におけるニューロンの発火位置

図 3.8 は上からの刺激 (Stimulation T) による、異なる分散値におけるニューロンの発火位置の結果を示す。図 3.8 は刺激後 0.0-7.6 msec の間に、シナプス伝播遅延と不応期のばらつきが、黄色は 0.167、赤色は 2.0、青色は両方のばらつきで発火したニューロンを示している。分散値 2.0 (赤) の伝播時間は、分散値 0.167 (黄) の伝播時間よりも速かった。シナプス遅延および不応期が変更された場合、分散値が増加するにつれて伝播時間は減少した。

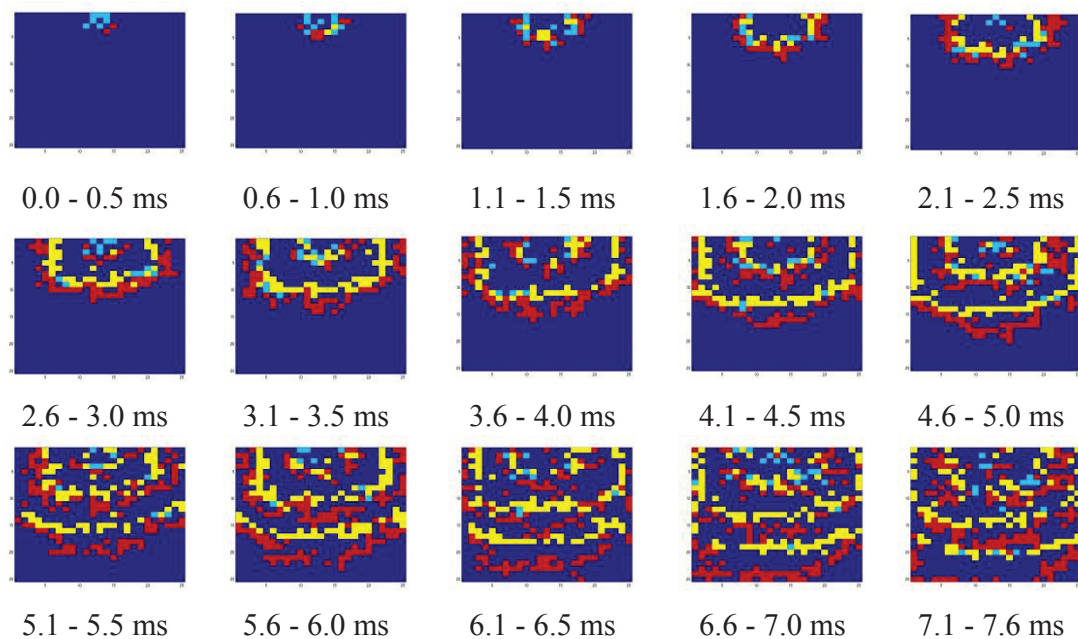


図 3.8 : 上からの刺激による異なる分散値のスパイク波
赤 : 分散値 2.0、黄色 : 分散値 0.167、青 : 分散値 2.0 と 0.167

3.4.3 刺激されたニューロンの識別

Local DTW の平均値 (90 組の試行組合せ) と *Inter DTW* の平均値 (100 組の試行組合せ) との差が統計的に有意であるかどうかを確認するために、5%の有意水準で両側 *t* 検定を行った。その中で、表 3.1 のニューロン番号 98, 132, 313, 504, 590 で *Local DTW* および *Inter DTW* の値 (平均±SD) を示した。ニューロン番号 590 における、*Inter DTW* は *Local DTW* と比較して有意に高値を示した ($p=0.03$)。ニューロン番号 313 では有意差は見られなかった ($p=0.79$)。

表 3.1 : *Local DTW* と *Inter DTW* の値 (平均±SD) とそれらの間の有意性 (ニューロン番号 98, 132, 313, 504, 590) S は有意差を示し、NS は有意差を示さない

ニューロン番号	<i>Inter DTW</i>	<i>Local DTW</i>	有意性
98	0.029 ± 0.026	0.020 ± 0.020	S
132	0.037 ± 0.023	0.039 ± 0.023	NS
313	0.022 ± 0.018	0.023 ± 0.018	NS
504	0.029 ± 0.025	0.021 ± 0.016	S
590	0.020 ± 0.018	0.014 ± 0.014	S

第 3.3.5 章で説明したように、有意差を示すニューロンは、上からの刺激または左からの刺激を識別することができると考えられた。

図 3.9 は、シナプス伝播遅延および不応期の分散値に伴う、刺激を識別できたニューロンの全体の割合を示す。縦軸は、625 個中のニューロンを識別できた割合（Rate of identifiable neurons）を示す。横軸は、 bin^2 におけるシナプス伝播遅延および不応期の分散値（Variances of synaptic delay and refractory period in Bin^2 ）を示す。シナプス遅延および不応期の分散値が 0.167 から 0.667 に増加すると、上からの刺激および左からの刺激を識別できるニューロン数の割合が増加した。しかし、分散値が 0.667 を超えると、刺激されたニューロンを識別できる割合が減少した。

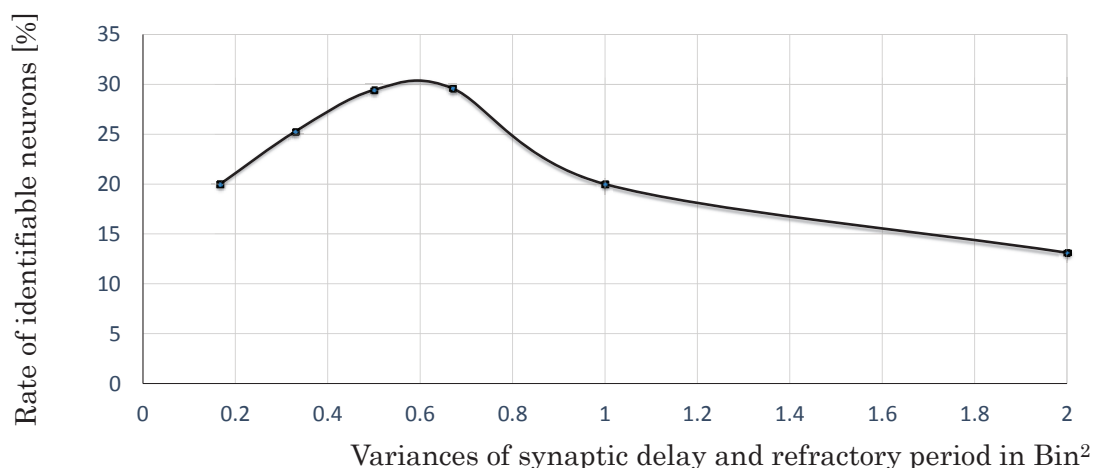


図 3.9 : 刺激されたニューロンを識別し、通信できるニューロンの割合

3.5 考察

スパイク伝播の結果から、シナプス伝播遅延および不応期の分散値によって、発火伝播時間と発火伝播経路が変化することを示した。シナプス遅延と不応期のばらつきが大きいほどより早く伝播するスパイクが生じ、結果として早く到達する。また、DTW の結果から以下のように考えられる。送信ニューロンから受信ニューロンまでの情報伝達経路は、空間的に多数あり、それらは並列的に伝送される（図 3.10）。

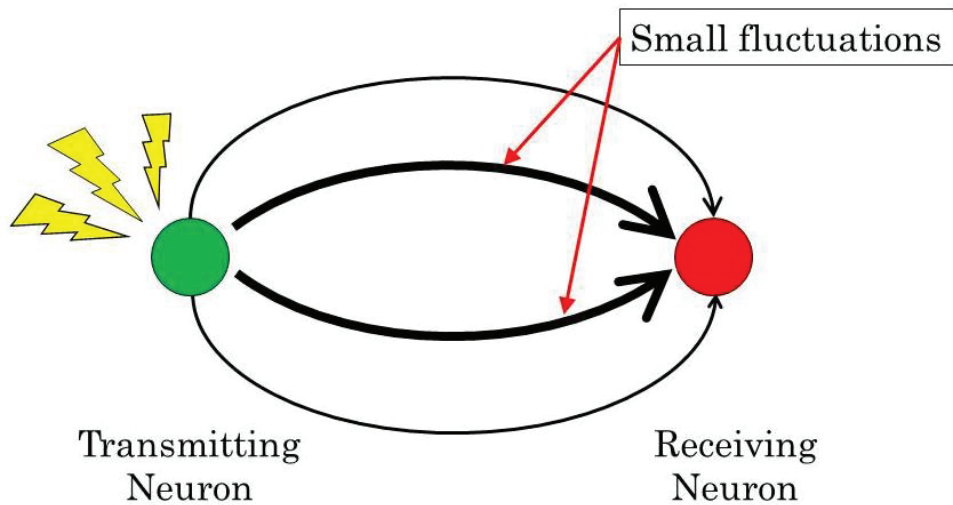


図 3.10 : 送信ニューロン (Transmitting Neuron) から受信ニューロン (Receiving Neuron) への代表的経路の例

緑色の円は送信ニューロンを示し、赤い円は受信ニューロンを示す。分散値が小さい場合 (small fluctuations)、2つの代表経路が存在した。分散が大きい場合は、4つの経路に分散される。

しかしながら、最初にニューロンに到達したスパイクが、そのニューロンの発火の優先権を得る。そのため、その空間的に代表的な経路のみを主に考察すれば、おおよその情報の流れが分かる。その際、シナプス伝播遅延と不応期の分散が無ければ試行ごとに、同じ代表経路しか通らなくなる (図 3.10)。そのとき各送信神経が受信神経までの経路は途中で一緒になることがある。その場合、受信ニューロンは、どの送信ニューロンからの情報かを識別ができなくなる (図 3.11)。したがって、シナプス伝播遅延と不応期の分散があれば、スパイク波は様々な代表経路を通ることになり、そのため識別の可能性が大きくなる (図 3.11)。

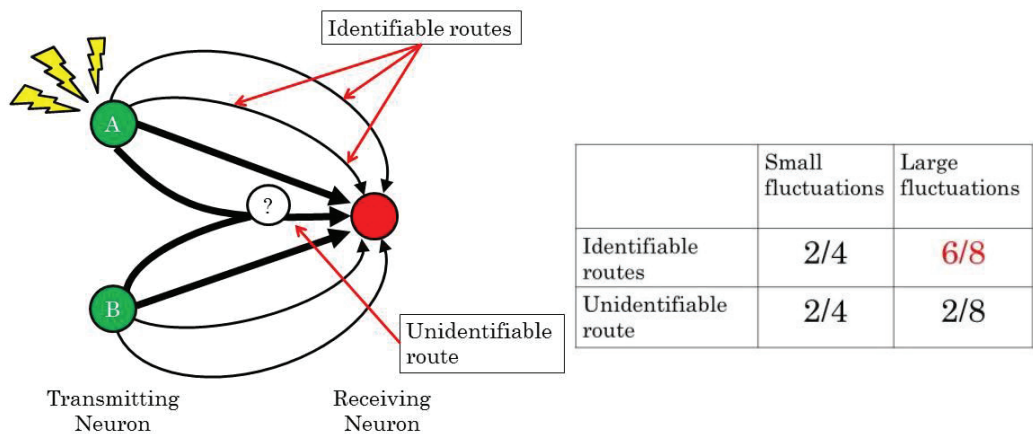


図 3.11 : 刺激を識別できる経路 (Identifiable routes) とできない経路 (Unidentifiable routes)、分散値による経路の割合の例
分散値が大きい (Large fluctuations) 場合、多くの代表的なルートが観察される。したがって、A と B の経路はあまり重ならない。

シナプス伝播遅延および不応期の分散がさらに大きくなれば、雑音を受信することになり、識別自体が困難となる。よって神経細胞の発火伝播経路の変化には、多少のシナプス伝播遅延と不応期のばらつき (分散) が必要だと考えられる。ばらつきがあることにより多重通信が安定すると示唆された。

3.6 結語

これまでの多くの研究者は、通信の観点からニューラルネットワークを研究し、マクロな視点からの発火パターンに基づいて検討してきた。脳における情報処理を理解するために、本研究では多数のニューラルネットワークの発火活動の相互作用を仮定したシミュレーションを行った。シミュレーションにおいて、刺激ニューロン群が 0.1 msec で刺激された後の、10 msec 間のスパイク伝播を示した。シナプス遅延および不応期の異なる分散値におけるニューロンの発火位置を示し、分散値が増加するにつれて伝播時間が減少することを示した。これらの結果は、シナプス伝播遅延および不応期間の変動があれば、ニューロンの発火伝播経路が変化・短縮することを示唆した。シナプス伝播遅延および不応期の分散値に伴う、刺激を識別できたニューロンの割合を調べた。結果、シナプス遅延および不応期のばらつきは多重通信を安定させることを示唆した。

第4章 DTW法を用いた刺激発信源の識別可能領域

4.1 あらまし

変動する特性を持つニューロンからなるニューラルネットワークがどのようにして情報を伝達することができるかは謎である。この謎を解く試みとして、スパイク符号化、時空間コーディングモデル、同期モデルなど、多くのアプローチが提示されている。通信の観点から、人工ニューラルネットワークの中で信号を多重通信で伝播できることを第3章で示した。また、シナプス遅延と不応期にばらつきがあることにより多重通信により安定した通信が可能であることを示し、脳における情報の流れを視覚化した。培養神経細胞のウェットラボとコンピュータシミュレーションを組み合わせたものである。

4.2 目的

本研究では、各ニューロンの出力遅延時間、シナプス伝播遅延にゆらぎを持たせたスパイク波の伝播シミュレーションを行い、刺激発信源のグループ間の距離によって、刺激発信源を識別できるニューロンがどのようになっているかを調べる。

4.3 方法

第3章「スパイク波伝播とDTW法による刺激発信源識別」同様、シミュレーションプログラムとして、神経素子数 25×25 （合計625個）の2次元のニューラルネットワークを実装した。「刺激ニューロン群」は4か所に設定した（図4.1）。刺激ニューロン群No.1を斜め左上からの刺激（緑色）、刺激ニューロン群No.2を右下からの刺激（青色）、刺激ニューロン群No.3を上からの刺激（オレンジ色）、刺激ニューロン群No.4を左からの刺激（赤色）とした。刺激ニューロン群No.1とNo.2の「遠距離ニューロン対」、刺激ニューロン群No.1とNo.3の「近距離ニューロン対」、刺激ニューロン群No.3とNo.4の「中距離ニューロン対」とした。シナプス伝播遅延と不応期の分散値は第3章より0.667に設定した。

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25
26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36	37	38	39	40	41	42	43	44	45	46	47	48	49	50
51	52	53	54	55	56	57	58	59	60	61	62	63	64	65	66	67	68	69	70	71	72	73	74	75
76	77	78	79	80	81	82	83	84	85	86	87	88	89	90	91	92	93	94	95	96	97	98	99	100
101	102	103	104	105	106	107	108	109	110	111	112	113	114	115	116	117	118	119	120	121	122	123	124	125
126	127	128	129	130	131	132	133	134	135	136	137	138	139	140	141	142	143	144	145	146	147	148	149	150
151	152	153	154	155	156	157	158	159	160	161	162	163	164	165	166	167	168	169	170	171	172	173	174	175
176	177	178	179	180	181	182	183	184	185	186	187	188	189	190	191	192	193	194	195	196	197	198	199	200
201	202	203	204	205	206	207	208	209	210	211	212	213	214	215	216	217	218	219	220	221	222	223	224	225
226	227	228	229	230	231	232	233	234	235	236	237	238	239	240	241	242	243	244	245	246	247	248	249	250
251	252	253	254	255	256	257	258	259	260	261	262	263	264	265	266	267	268	269	270	271	272	273	274	275
276	277	278	279	280	281	282	283	284	285	286	287	288	289	290	291	292	293	294	295	296	297	298	299	300
301	302	303	304	305	306	307	308	309	310	311	312	313	314	315	316	317	318	319	320	321	322	323	324	325
326	327	328	329	330	331	332	333	334	335	336	337	338	339	340	341	342	343	344	345	346	347	348	349	350
351	352	353	354	355	356	357	358	359	360	361	362	363	364	365	366	367	368	369	370	371	372	373	374	375
376	377	378	379	380	381	382	383	384	385	386	387	388	389	390	391	392	393	394	395	396	397	398	399	400
401	402	403	404	405	406	407	408	409	410	411	412	413	414	415	416	417	418	419	420	421	422	423	424	425
426	427	428	429	430	431	432	433	434	435	436	437	438	439	440	441	442	443	444	445	446	447	448	449	450
451	452	453	454	455	456	457	458	459	460	461	462	463	464	465	466	467	468	469	470	471	472	473	474	475
476	477	478	479	480	481	482	483	484	485	486	487	488	489	490	491	492	493	494	495	496	497	498	499	500
501	502	503	504	505	506	507	508	509	510	511	512	513	514	515	516	517	518	519	520	521	522	523	524	525
526	527	528	529	530	531	532	533	534	535	536	537	538	539	540	541	542	543	544	545	546	547	548	549	550
551	552	553	554	555	556	557	558	559	560	561	562	563	564	565	566	567	568	569	570	571	572	573	574	575
576	577	578	579	580	581	582	583	584	585	586	587	588	589	590	591	592	593	594	595	596	597	598	599	600
601	602	603	604	605	606	607	608	609	610	611	612	613	614	615	616	617	618	619	620	621	622	623	624	625

図 4.1 4章におけるニューラルネットワークと刺激ニューロン群

刺激ニューロン群 No. 1 : 緑色

刺激ニューロン群 No. 2 : 青色

刺激ニューロン群 No. 3 : オレンジ色

刺激ニューロン群 No. 4 : 赤色

シミュレーションプロトコルの概要は、第3章と同様である。①各刺激ニューロン群対について、各々10回のシミュレーションを行なった。②各試行のニューロンごとのスパイク間隔を算出し、動的時間伸縮法 (Dynamic Time Warping : DTW) で刺激部位の識別を行なった。同じ刺激による試行ごとのスパイク間隔の相違度を計算するため、同じ刺激群 (No. 1 または No. 2) での10試行の組み合わせでDTW値を計算し、90組の平均を計算した。これらの計算結果を *Local DTW* とした。次に違う刺激によるスパイク間隔の相違度を計算するため、No. 1 および No. 2 における10回の試行の組み合わせでDTW値を計算し、100組の平均を計算した。これらの計算結果を *Inter DTW* とした。*Local DTW* と *Inter DTW* の結果

を比較するために、5%有意水準で両側 t 検定を行った。*Inter DTW* が *Local DTW* より有意に高値を示すニューロン番号を後述の図 4.3 に紫色で示した。③同様に No. 3 と No. 4、No. 1 と No. 3 でも同じ検定を行ない、それぞれ 2 種類の刺激が識別できるニューロンを後述の図 4.4、図 4.5 に示す。

4.4 結果

4.4.1 刺激ニューロン群 No. 1 と No. 2 のスパイク伝播図

図 4.2 に刺激ニューロン群 No. 1 と No. 2 のシミュレーション結果を示す。この結果より、刺激ニューロン群より遠く離れたエリアまで、スパイク波はネットワーク全体に行き届いていた。

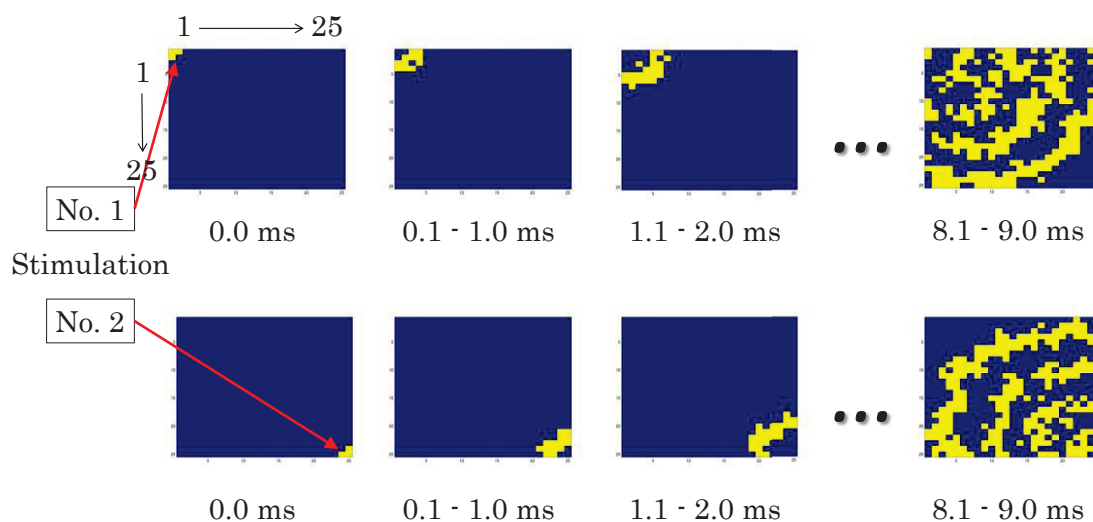


図 4.2 : 刺激ニューロン群 (Stimulation No. 1 と No. 2) の 1.0ms ごとのスパイク時系列
黄色はスパイク波を示す

4.4.2 刺激の識別できたニューロンのエリア

Inter DTW が *Local DTW* より有意に高値を示すニューロン番号を図 4.3 に紫色で示した。これらは No. 1 の刺激か No. 2 の刺激かを識別することができる。同様に図 4.4 に No. 3 刺激か No. 4 刺激を識別することができたニューロンを示し、図 4.5 に No. 1 刺激か No. 3 刺激を識別することができたニューロンを示す。

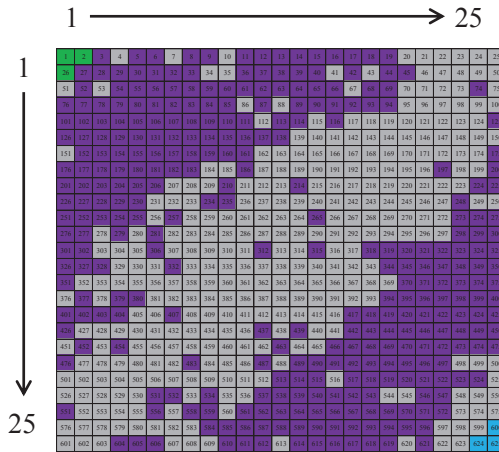


図 4.3 刺激ニューロン群 No. 1 か No. 2 を識別できたニューロン

刺激ニューロン群 No. 1 : 緑色

刺激ニューロン群 No. 2 : 青色

発信源識別のできたニューロン : 紫色

識別できなかったニューロン : 灰色

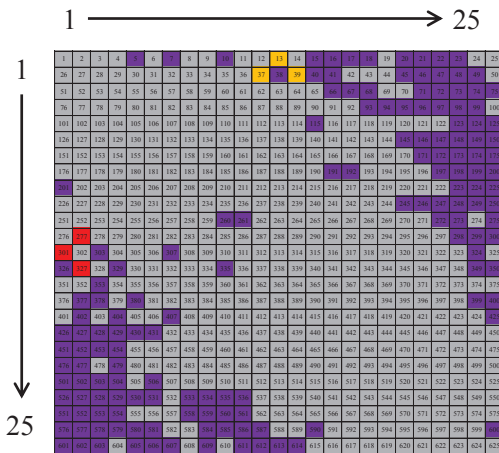


図 4.4 刺激ニューロン群 No. 3 か No. 4 を識別できたニューロン

刺激ニューロン群 No. 3 : オレンジ色

刺激ニューロン群 No. 4 : 赤色

識別できたニューロン : 紫色

識別できなかったニューロン : 灰色

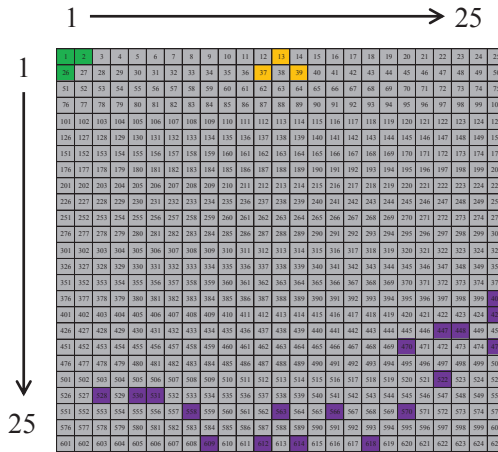


図 4.5 刺激ニューロン群 No. 1 か No. 3 を識別できたニューロン
 刺激ニューロン群 No. 1 : 緑色
 刺激ニューロン群 No. 3 : オレンジ色
 識別できたニューロン : 紫色
 識別できなかったニューロン : 灰色

4.5 考察

刺激を与えるニューロン群間の距離が遠い（遠距離ニューロン対）程、2種類の刺激を識別できる受信ニューロン（刺激ニューロン群以外のニューロン）の個数が増加した。

また、刺激を与えるニューロン群間の距離が近い（近距離ニューロン対）程、ニューロンの発火の時系列パターンが類似することが示せた。刺激ニューロン群間の距離が中間（中距離ニューロン対）では、ニューロンの発火時系列パターンが同じ、またはランダムになっている場合が多く、有意な識別ができないと考えられる。刺激を与えるニューロン群間の距離が近い場合、同心円上の波として伝わっているが、波動の構造に細かい差があるので、遠くになると次第に刺激の識別が可能になる。

これらのことから刺激の部位の違いによりスパイク波が異なることを示すことができた。

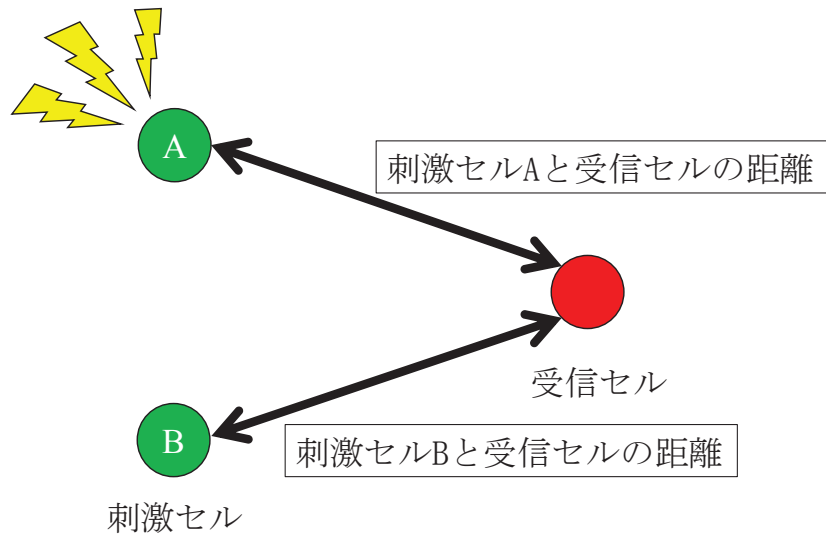


図 4.6 刺激ニューロンと受信ニューロンの距離

図 4.6 には 2 種類の刺激ニューロン群と受信ニューロンとの間の 2 つの距離を示す。

表 4.1 2 種類の刺激ニューロン群と受信ニューロンの距離差と識別 (No. 1 と No. 2)

受信ニューロン番号 (図 4.1)	刺激ニューロン群 No. 1 と受信ニューロンとの距離 d_1	刺激ニューロン群 No. 3 と受信ニューロンとの距離 d_2	2 つの距離の差 $ d_1-d_2 $	識別できるか?
407	17.09	17.09	0	できない
448	27.80	19.72	8.08	できる
618	30.81	25.50	5.31	できる

表 4.2 2 種類の刺激ニューロン群と受信ニューロンの距離差と識別 (No. 3 と No. 4)

受信ニューロン番号 (図 4.1)	刺激ニューロン群 No. 3 と受信ニューロンとの距離 d_1	刺激ニューロン群 No. 4 と受信ニューロンとの距離 d_2	2 つの距離の差 $ d_1-d_2 $	識別できるか?
131	7.07	26.87	19.80	できる
170	19.92	18.68	1.24	できない
313	16.97	16.97	0	できない
431	17.72	20.25	2.53	できない
445	25.50	8.60	16.89	できる

表 4.3 2種類の刺激ニューロン群と受信ニューロンの距離差と識別 (No. 1 と No. 3)

受信ニューロン番号 (図 4.1)	刺激ニューロン群 No. 1 と受信ニューロンとの距離 d_1	刺激ニューロン群 No. 3 と受信ニューロンとの距離 d_2	2つの距離の差 $ d_1-d_2 $	識別できるか?
407	17.09	17.09	0	できない
448	27.80	19.72	8.08	できる
618	30.81	25.50	5.31	できる

表 4.1-4.3 に識別例を示すが、刺激ニューロンと受信ニューロン間の距離の差が大きければ2種類の刺激ニューロンを識別ができ、小さければこれらを識別しにくいと考えられた。遠距離ニューロン対、中距離ニューロン対、近距離ニューロン対での全ての受信ニューロンとの距離の散布図を図 4.7 に示す。左は刺激を識別できなかった受信ニューロン、右は刺激を識別できた受信ニューロンを表す。

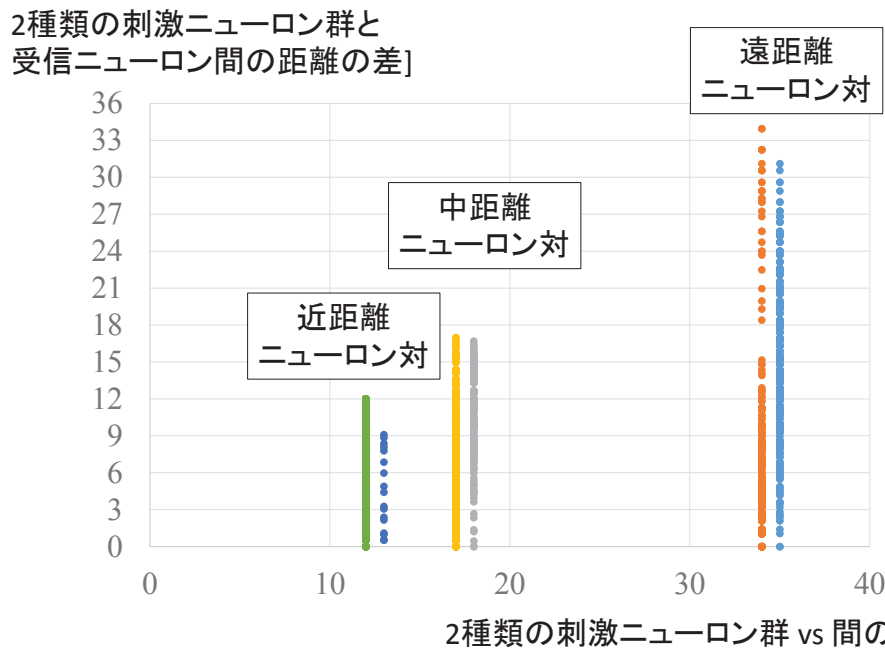


図 4.7 刺激ニューロン群対間の距離と2種類の刺激ニューロン群と受信ニューロン間の距離の差 (各左: 刺激を識別できなかったニューロン、各右: 刺激を識別できたニューロン)

それぞれ3距離での識別できた受信ニューロンと識別できなかった受信ニューロンのヒストグラムを図 4.8 に示す。

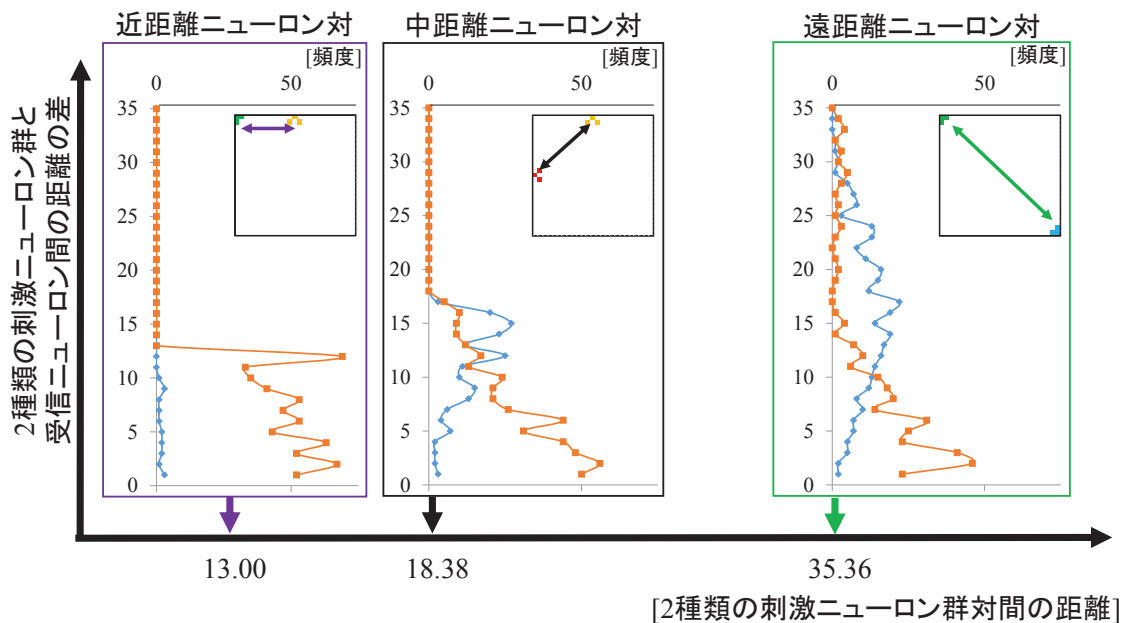


図 4.8 2 種類の刺激ニューロン群間の距離と 2 つの距離の差のヒストグラム
 (水色：識別できた受信ニューロン、オレンジ色：識別できなかった受信ニューロン)

図 4.8 より、2 つの刺激ニューロン群間の距離（横軸）が長い程、また刺激ニューロンと受信ニューロン間の距離の差（縦軸）が大きい程、識別できる受信ニューロンの個数が増える傾向がある。

4.6 結語

本研究において、神経回路網における情報の流れ（通信）を明らかにするため、インテグレートファイアモデルを用いて、2 次元神経回路網のスパイクシミュレーションモデルを作成し、多数の神経細胞の発火活動の相互作用を想定するシミュレーションを行った。各試行について 3 点のセルに 0.0 msec 時に刺激を与え、10.0 msec 間のスパイク波の伝播を図示した。スパイク時系列から刺激場所の違いを各ニューロンがどの程度識別できるか DTW 法を用いて調べた。その結果、刺激を与えるニューロン群間の距離が遠い程、刺激を識別できる受信ニューロンの個数が増加した。また 2 種類の刺激ニューロン群と受信ニューロンとの間の 3 つの距離を算出し、送受信間の差が大きければ識別ができ、近ければ識別できないと考えられた。

第5章 刺激発信源の識別に必要な学習回数と学習前後の伝播経路の短縮

5.1 あらまし

第3章と第4章より、個々のニューロンの発火時間間隔から刺激発信源の識別ができる
と示した。またシナプス伝播遅延と不応期の変動が多重通信を安定させることを示唆した。

本研究では、刺激発信源の識別学習と Hebb 則によるニューロン間の重みを変動するプログラムを作成し、スパイク応答をシミュレートした。

5.2 目的

本研究では、学習効果を確認するために神経素子数 9×9 (合計 81 個) の小規模な 2 次元のニューラルネットワークを実装した。3 種類の刺激発信源を設定し、各刺激が識別に成功するまでの学習回数を数えた。さらに、「第 1 回」の試行のスパイク伝播時間と、3 種類の刺激における刺激の識別学習完了後の試行 (以下、「学習後」) のスパイク伝播時間を計算して比較した。

5.3 方法

5.3.1 9×9 の 2 次元ニューラルネットワーク

図 5.1 に示すように、 9×9 の 2 次元ニューラルネットワークを実装した。ニューロンモデルは第 3 章、第 4 章同様、インテグレートファイアモデルを使用した[67-68]。3 つの刺激されたニューロン群を刺激ニューロン群 (Stimulated neuron group) と定義した。また、刺激ニューロン群から伝播するスパイク波を受け取る 3 つのニューロン群を受信ニューロン群 (Receiving neuron group) と定義した。1 つの刺激ニューロン群と 1 つの受信ニューロン群をもつチャンネルを設定した。図 5.1 に示すよう、上からの刺激 (Stimulation top: St-T)、左からの刺激 (Stimulation left: St-L)、斜め上からの刺激 (Stimulation diagonal: St-D) の 3 つのチャンネルを設定した。各チャンネルにおいて、刺激ニューロン群から発生したスパイク波を対応する受信ニューロン群で到達するかを測定した。

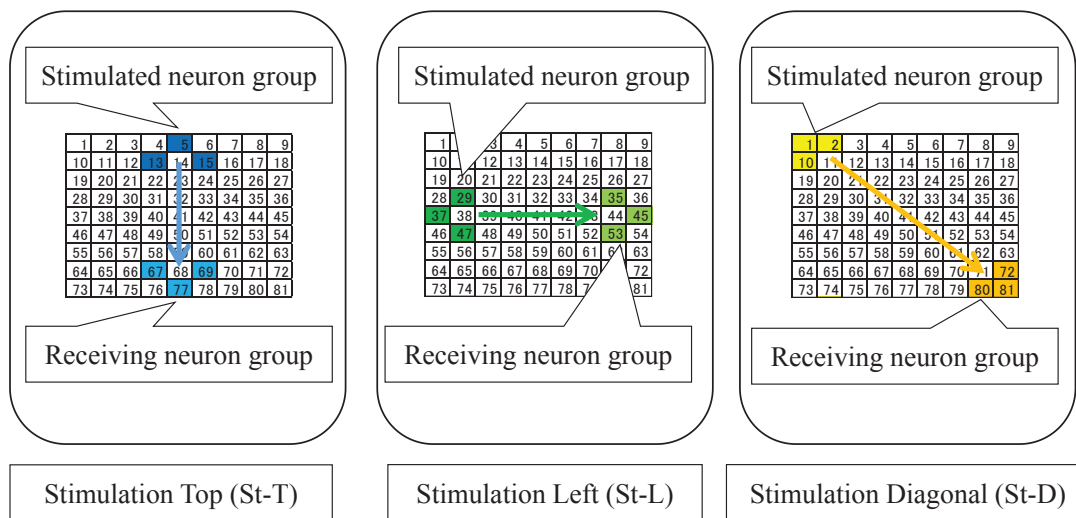


図 5.1 : 9×9 シミュレーションの 3 つのチャンネル

上からの刺激(Stimulation top: St-T) : 青色、左からの刺激(Stimulation left: St-L) : 緑色、上斜めからの刺激 (Stimulation diagonal: St-D) : 黄色、チャンネルの矢印は情報の送信を示す。

5.3.2 シミュレーションの概要と 3 つのタイプ

試行の例を図 5.2 に示す。個々のトレーニング (Individual training) は St-T のチャンネル T から開始する。ニューロン群 St-T は 0.0 msec で刺激される。刺激後 0.1-10.0 msec の間のスパイク伝播を示し、受信ニューロン群で St-T における刺激発信源を識別した。この識別に成功 (success)、失敗 (failure) に関わらず Hebb 則を用いてニューロン間の重みを増強した。次に、St-L のチャンネル L の個々のトレーニングを開始する (Next channel)。個々のトレーニングは、チャンネル T、チャンネル L、チャンネル D の順に繰り返される。これを学習サイクルと定義した。チャンネル D の個々のトレーニングが完了したときに、個々のトレーニングが初めて全て成功した場合に限り、試行を終了させる。これを「全ての成功した試行 (Overall successes)」と定義した。その時の試行回数を出力し、これを「学習するまでに必要な回数」と定義した。1 つでも個々のトレーニングの刺激発信源の識別が失敗すると、チャンネル T の個々のトレーニングを再び開始するようプログラムした。

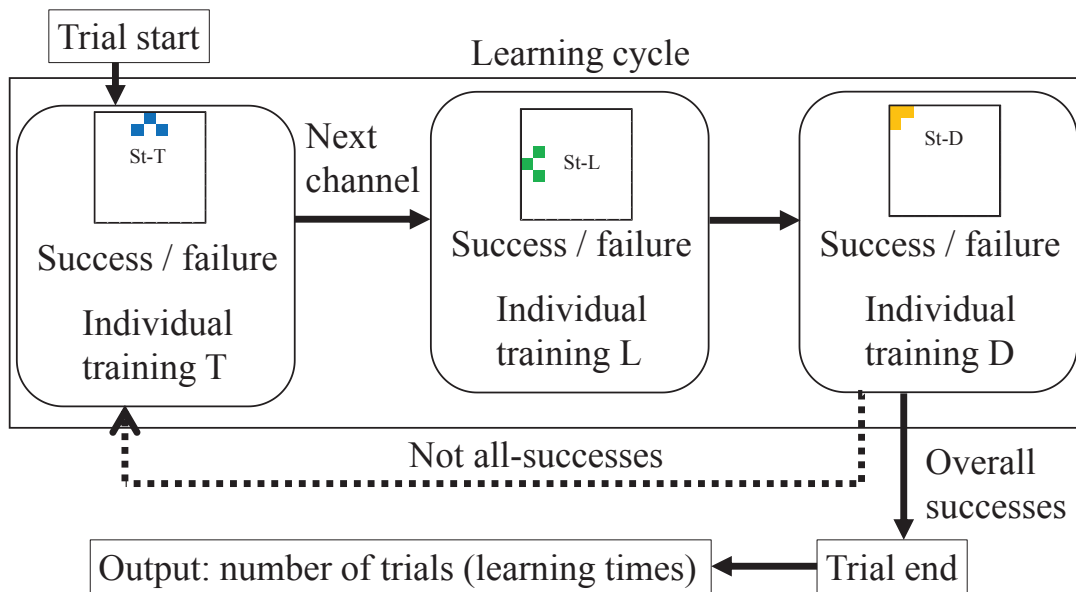


図 5.2 : 学習試行のシミュレーションの構造

個々のトレーニング (Individual training) は、St-T、St-L、St-D の順に繰り返される。

図 5.3 に示すように、刺激ニューロン群と受信ニューロン群を垂直方向にのみ配置された 3 つのチャンネルを「タイプ V (Type Vertical)」と定義し、同様に刺激ニューロン群と受信ニューロン群を水平方向にのみ配置された 3 つのチャンネルを「タイプ H (Type Horizontal)」と定義した。刺激ニューロン群と受信ニューロン群を垂直方向、水平方向、斜め方向に配置したチャンネルを「タイプ M (Type Mix)」と定義した。3 つのタイプのグループで必要な学習回数を比較した。グループ間で一元配置分散分析 (one-way ANOVA) と多重比較に Bonferroni 法を用いて比較した[73]。

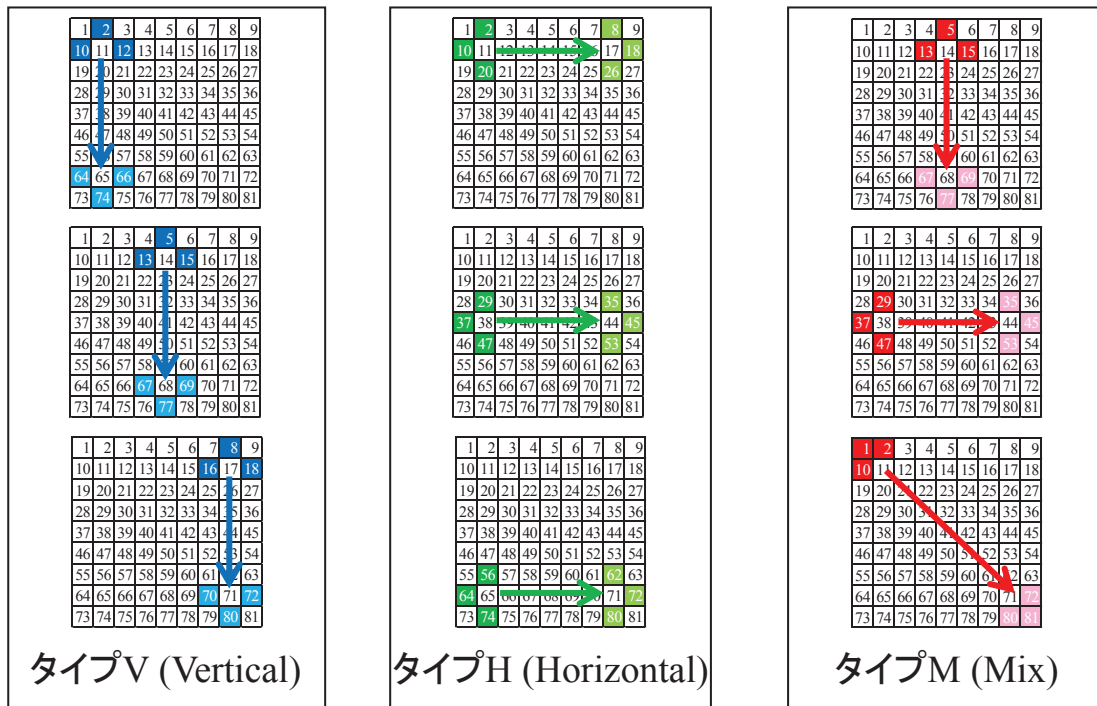


図 5.3 : 3 つのタイプの刺激

左 : タイプ V (Type Vertical)、中央 : タイプ H (Type Horizontal)、右 : タイプ M (Type Mix)、チャンネルの矢印は情報の送信を示す。

各刺激において刺激ニューロン群の刺激が受信ニューロン群に到達するまでの「発火伝播時間」を算出した。タイプ M の 3 チャンネルにおいて、「学習前 (最初の試行) の発火伝播時間」と、「学習後の発火伝播時間」を比較した。この 2 つの間の差が統計的に有意であるかどうかを確かめるために、有意水準 5% で t 検定を行った[72]。またタイプ M の方向性における学習前 (学習後) の発火伝播時間を一元配置分散分析 (one-way ANOVA)、多重比較 (Bonferroni 法) を用いて比較した。

5.3.3 スパイク波の識別学習

スパイク波による通信を評価するために、刺激ニューロン群と同様の受信ニューロン群を設定した。各受信ニューロン群が、受信したスパイク波に基づいて、刺激ニューロン群に加えられた刺激かどうかを第 4 波まで決定するタスクを設定した[68]。受信ニューロンは、到達したスパイク時系列 (発火した時間) を学習し、識別する。これを「刺激の識別学習」と定義した。学習プロセスは、受信ニューロンが刺激されたニューロン群からのスパイク波を正確に識別することができるまで実行された[68]。図 5.4 で示すように、フィルタ出力は、受信スパイクにおけるラプラシアンガウシアン加重の合計として計算され、薄い青色で示すように、受信したスパイク位置に応じてフィルタ形状が変更される。

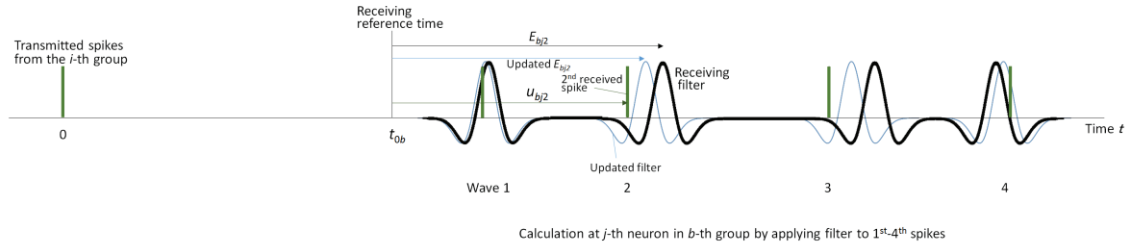


図 5.4 : 受信ニューロンにおけるスパイク位置の刺激と学習の検出[68]

b 番目の受信ニューロン群の j 番目の受信ニューロンでは、1-4 番目のスパイク波が受信される。フィルタ出力は、受信スパイクにおけるラプラシアンガウシアン加重の合計として計算される。

薄い青色で示すように、受信したスパイク位置に応じてフィルタ形状が変更される。

5.3.4 ニューロン間の重みの強化

各ニューロンは固有の受け入れ期間 a_n と出力時間遅延時間 d_n を持つ。図 5.5 では各ニューロンは刺激の瞬時の受入期間 A_{nk} と出力遅延範囲 D_{nk} を持っている。それぞれは $R_A(a_n)$ と $R_D(d_n)$ として定義されている特定の範囲内で時間的にランダムに変化する。各時点で、ニューロン「n」は、k 番目の発火に対して、過去の受諾期間 $A_{nk} \in R_A(a_n)$ の間に重み付き入力スパイクを積分する。次に、ニューロンは積分値が発火のためにゼロを超えるかどうかを決定する。もしそうであれば、ニューロンは、遅延時間 $D_{nk} \in R_D(d_n)$ の後に k 番目の出力スパイクを生成する。

ニューロン i からニューロン j への重みを w_{ij} と定義する。 $\{i_1, i_2, i_3, \dots, i_{N_A}\}$ は、ニューロン j の発火に寄与する周囲ニューロン（スパイク）の集合である。 N_A は 1 から 8 までの任意の数である。ニューロン i がニューロン j の発火に寄与している場合、その値はアルファだけ増加する。 $\alpha = 0.1$ である。時間の経過と共に一定の値ベータだけ減少する。 $\beta = \alpha \times 1/400 = 0.00025$ である。さらに、ドリフトは ± 1 の範囲内に入るように制御される。受容期間中にニューロン i からのスパイクがニューロン j に到達すると、値が強化される。この重みの変化（補強）は、Hebb 則に従って以下のように行われる。

$$\omega_{isj} \leftarrow \omega_{isj} + \alpha \exists s: i_s \in \{i_1, i_2, \dots, i_{N_A}\},$$

$$\text{between every bin (0.1 msec) } \omega_{isj} \leftarrow \omega_{isj} - \beta \quad (5-1)$$

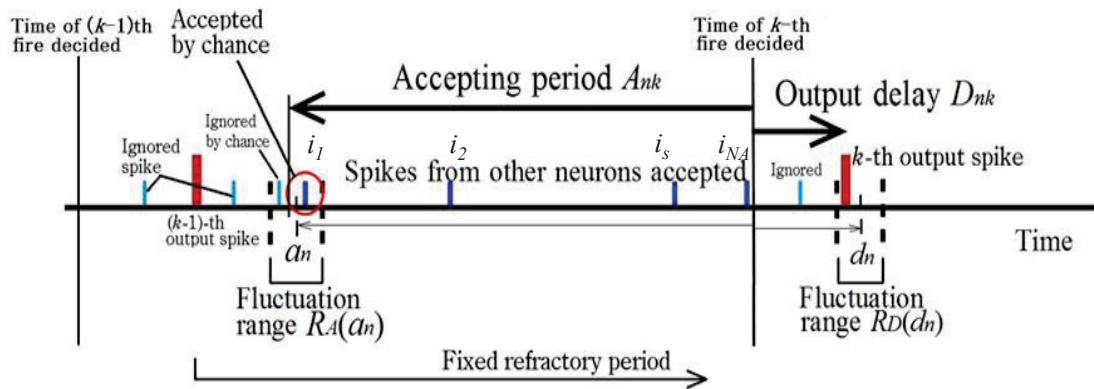


図 5.5 : ニューロン「n」のパラメータの変動を伴う、インテグレートファイアモデル[68]

5.4 結果

5.4.1 9×9のスパイクの伝播

図 5.6 は、9.0 msec でのスパイク伝播のシミュレーション結果を示す。刺激ニューロン群は、0.0 msec で刺激された。全ての刺激パターン (St-T、St-L、St-D) において、スパイク波は全方向に広がっている。発火伝播経路は各試行で違いが見られた。

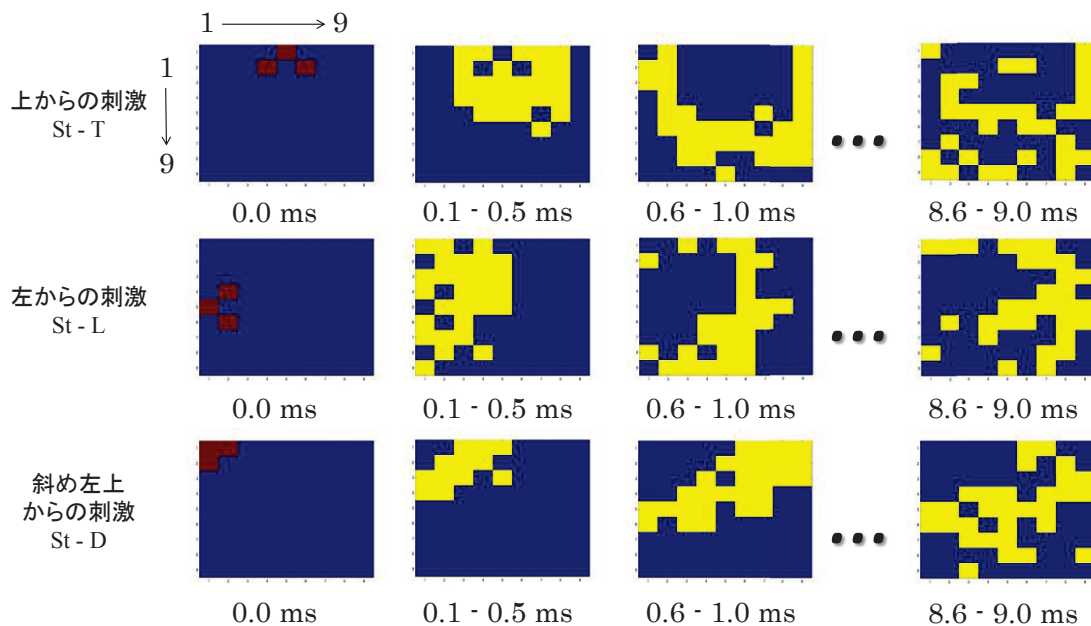


図 5.6 : 各刺激におけるスパイク波
上段 : St-T、中央 : St-L、下段 : St-D。

5.4.2 3つのタイプの必要な学習時間の比較

図 5.7 は、タイプ V、タイプ H、タイプ M の学習時間の平均値を、グループ間で一元配置分散分析 (one-way ANOVA) と多重比較に Bonferroni 法を用いて比較した結果である。グラフの縦軸は試行の平均 (Average of learning times) を示し、横軸はチャンネルの種類 (Type

V、Type H、Type M) を示す。タイプ M における学習時間の平均は、タイプ V およびタイプ H における学習時間の平均よりも有意に低値を示した。

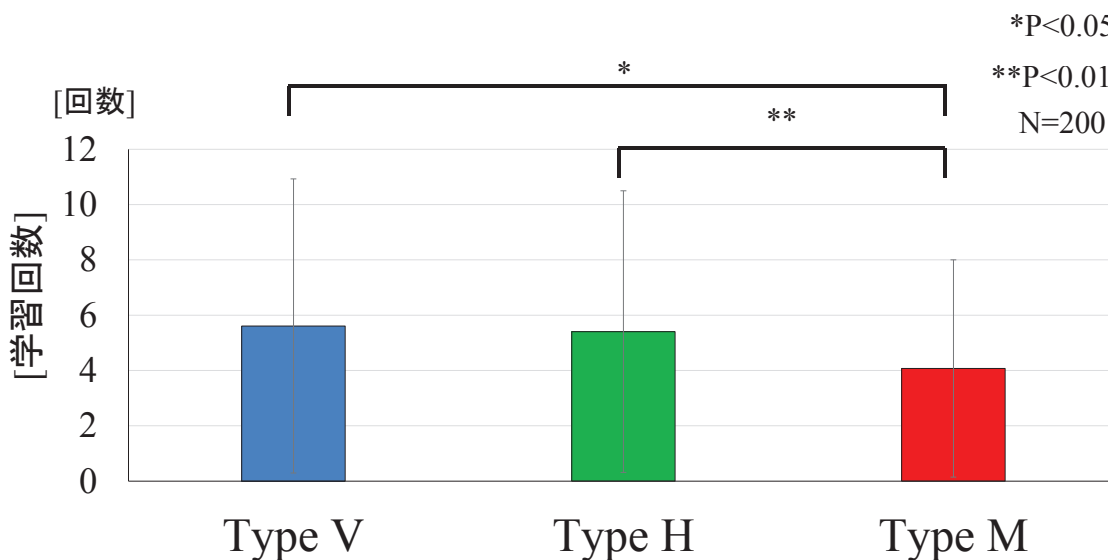


図 5.7 : 3 つのタイプの必要な学習時間の比較

5.4.3 3 チャンネルにおける学習前と学習後の発火伝播時間の比較

タイプ M の 3 チャンネル (St-T、St-L、St-D) において、学習前 (最初の試行) の発火伝播時間と、学習後の発火伝播時間を比較した (図 5.8)。グラフの縦軸は発火伝播時間の平均値 (Average of firing propagation times) を示し、横軸は 3 チャンネル (St-T、St-L、St-D) における学習前と学習後を示す。

学習前と学習後の発火伝播時間に差が統計的に有意であるかどうかを確かめるために、有意水準 5% で t 検定を行った。St-D と St-T の発火伝播時間は短くなった。St-D と St-T の学習後の発火伝播時間の平均値は、St-D と St-T の学習前の発火伝播時間の平均値よりも有意に低値を示した。また、St-L では有意差は見られなかった。

方向性における学習前の発火伝播時間が統計的に有意であるかどうかを確かめるために一元配置分散をした。St-D は St-T と St-L よりも発火伝播時間が長かった。学習前の 3 種の刺激間における発火伝播時間は St-D が St-T、St-L と比較し有意に高値を示した。

方向性における学習後の発火伝播時間が統計的に有意であるかどうかを確かめるために一元配置分散をした。St-D は St-T と St-L よりも発火伝播時間が長かった。学習後の 3 種の刺激間における発火伝播時間は St-D が St-T、St-L と比較し有意に高値を示した。

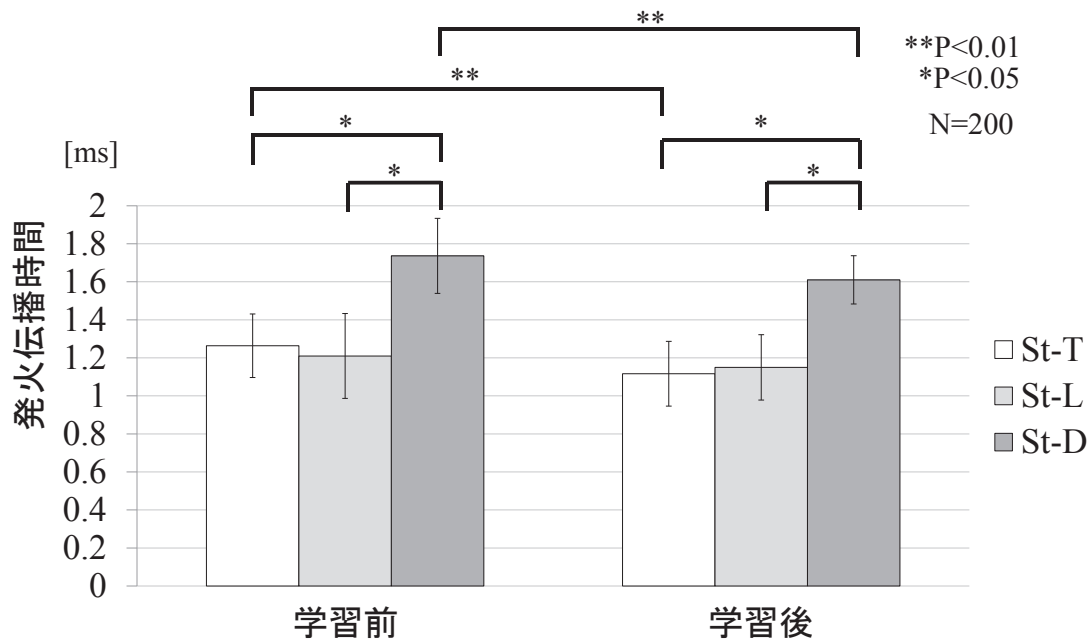


図 5.8 : Hebb 則の重み強化による 3 つのチャンネルの発火伝播時間の比較

5.5 考察

図 5.9 に示すように、タイプ M では、すべてのチャンネルにおいて、スパイク波が多重伝送に伝播できる広い領域を有する。したがって、タイプ M のチャンネルでは学習時間が短くなることが推測される。しかし、タイプ H とタイプ V の 2 つのチャンネル（緑色と黄色）は、スパイク波が広がることのできる広い領域がない。したがって、これらのチャンネルで学習時間が長くなると推測された。スパイク波が伝播する領域は制限されている。また、学習時間は、刺激ニューロンと受信ニューロンの配置によって変化すると考えられる。

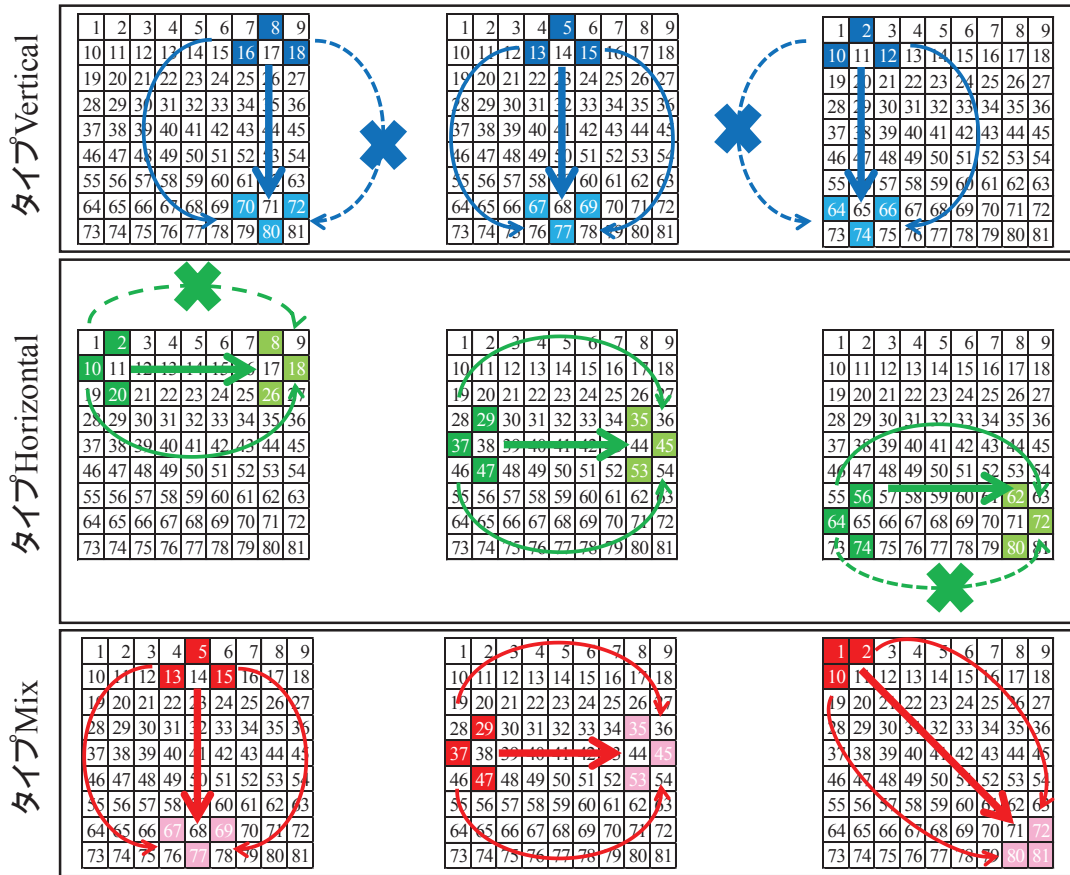


図 5.9 : スパイク波が伝播する領域

タイプ M を使用して、3つのチャンネルにおける最初の試行における発火伝播時間（学習前）と全て成功した試行における発火伝播時間（学習後）を計算した。3つの発火伝播時間のうち2つは、学習後は学習前より減少することが分かった。チャンネル T とチャンネル L の発火伝播時間は、刺激の位置が 90 度だけ回転するため、同じでなければならない。しかし、チャンネル T とチャンネル L の発火伝播距離が同じであっても、チャンネル T、チャンネル L、チャンネル D の順に学習処理が行われるため、チャンネル T の重みを強化することは、チャンネル L の重みの弱体化につながる可能性がある。そのため、学習効果に差が生じる可能性がある。チャンネル D では、もともとは発火経路が長く、重みが増加する場所がたくさんあった。全て成功した試行において発火経路が効果的に短縮されたと考えられる。ニューロン間の重みは、Hebb 則によって変更される。その結果、学習後の発火経路は、図 5.8 に示すように、学習前の発火経路よりも短くなる。Hebb 則は、発火経路の短縮に寄与する可能性がある。情報伝達のスピードアップは、本質的に、波の伝播（Hebb 則に確実に加えられる）の円形の形状によるものであり、情報フローの途中でシナプスベクトル場を再調整する。Hebb 則の発射経路はこのような短縮に寄与する可能性がある。Ji Daoyun らは、通常の 2-8 倍の速度で記憶を再構築して呼び出すことを述べている。しかし、本研究では記憶の再構築を含まず、Hebb 則による重み変化の影響のみを示している[74]。

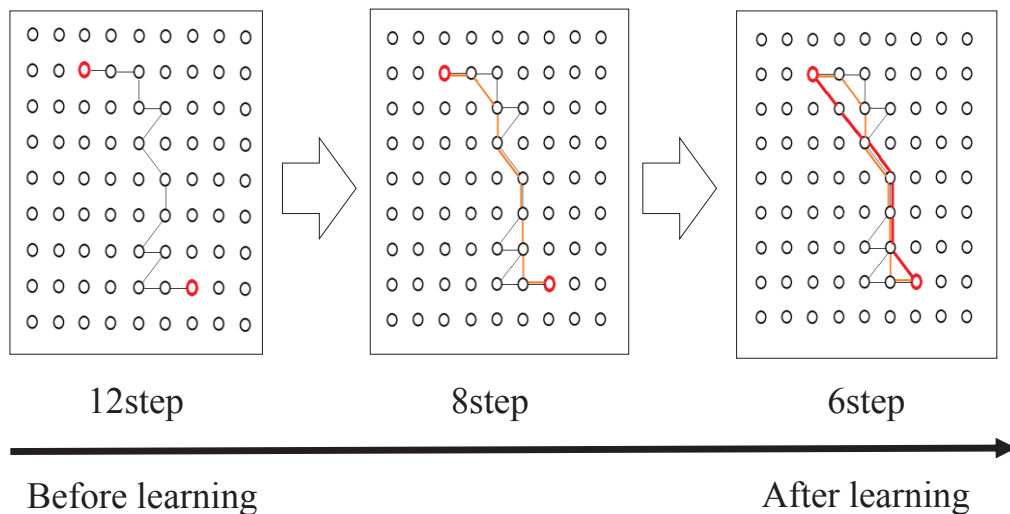


図 5.10 : Hebb 則による発火経路の短縮

学習前 (before learning) は 12step あるのに対し、学習後 (after learning) は 6step に減少する

学習前と学習後の全ての受信ニューロンが初めて発火するまでの時間の比較を行い、3 種類の方向性の学習後の発火時間が学習前より早くなっていることを検定によって示すことができた。このことより発火経路が短縮されると考えられる。Hebb 則による学習によりニューロン間の重みが増えているため、Hebb 則が発火経路の短縮に関係していると考えられる。

5.6 結語

脳から情報を抽出するために、ニューロンのデータを分析する新しい方法が多く開発されている。いくつかの研究では、システムレベルの情報を提供するデータの収集に焦点を当てている。対照的に、田村グループは、ニューロンの接続性の基礎を理解するために、局所的なニューロンとニューロン接続に関する情報を解明することに焦点を当ててきた。脳における情報処理を理解するために、本研究ではニューラルネットワークの発火活動のシミュレーションを行った。本研究では、インテグレートファイアモデルと 9×9 二次元ニューラルネットワークを使用した。シミュレーションを用いてニューロンの刺激が、どのように伝播したかを示した。3つのタイプのシミュレーション (タイプ T、タイプ H、タイプ M) を設定した。各タイプにおいて、合計 3つの刺激ニューロン (刺激ニューロン群) と受信ニューロン (受信ニューロン群) を設定した。垂直方向、水平方向、斜め方向に配置したタイプ M を用いて、最初の試行と学習後の試行における発火伝播時間を比較した。学習後の発火経路は学習前の発火経路よりも短くなることを示し、Hebb 則が発火経路の短縮に寄与し、ニューラルネットワークにおける通信の高速化に寄与することを示した。

第6章 9×9シミュレーションにおける刺激発信源数の違いとランダム配置による刺激の識別学習回数の比較

6.1 刺激ニューロンの数の変化とランダム性

第5章にて手動で選択した刺激ニューロン群と受信ニューロン群の配置によって、学習効果に差がでること示した。しかしながら、ランダムにニューロンを配置した方が通信の信頼性が増すと考えられる。そこで本章はランダム設定したニューロンによる刺激の識別学習効果を確認し、また刺激を与えるニューロンの個数による、刺激の識別学習効果の確認を行なう。

6.1.1 ランダムな1点刺激と学習効果

図6.1にランダムに選択した1点刺激による3つのタイプを用意し、図6.2にそれぞれの刺激の識別学習回数の比較結果を示す。刺激ニューロン群を青色、緑色、赤色とした。受信ニューロン群を水色、黄緑色、ピンク色とした。青色は水色、緑色は黄緑色、赤色はピンク色で受信する。

第5章と同様、グループ間で一元配置分散分析 (one-way ANOVA) と多重比較に Bonferroni 法を用いて比較した。グラフの縦軸は平均学習回数を示し、横軸3種類の1点刺激のタイプを示す。

ランダムに選択した1点刺激の3つの例において、刺激の識別学習回数を比較したところ3例間に差は見られなかった (図6.2)。

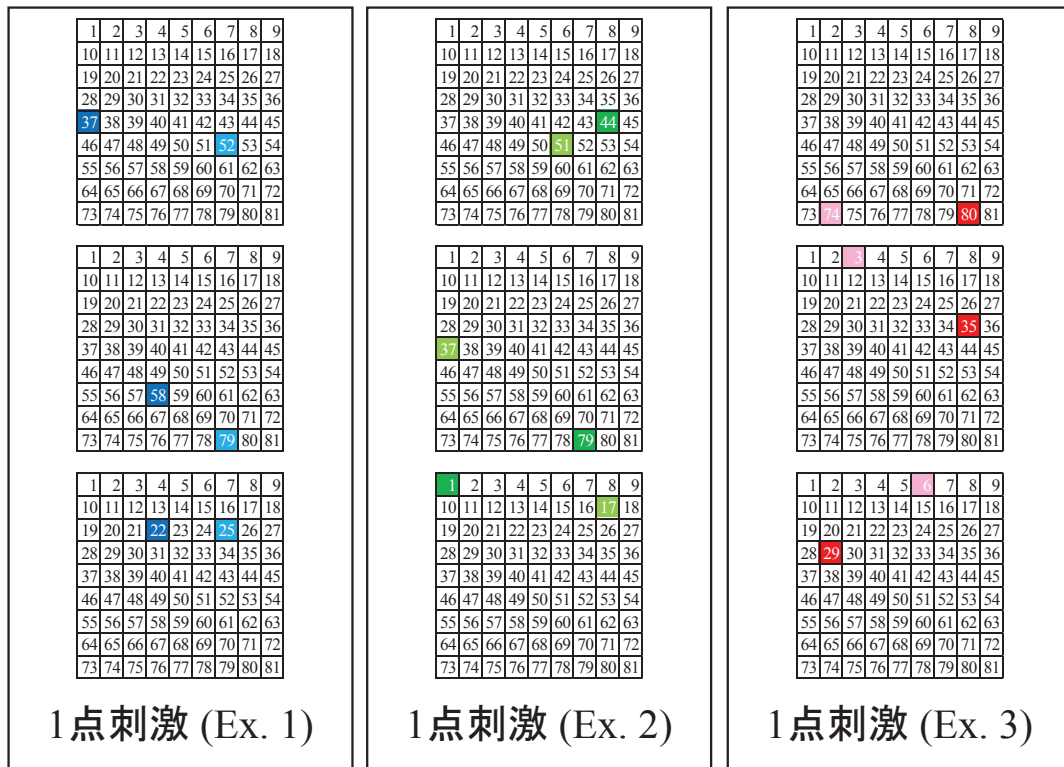


図 6.1 : ランダムな 1 点刺激による 3 つの例
 刺激ニューロン群 : 青色、緑色、赤色
 受信ニューロン群 : 水色、黄緑色、ピンク色

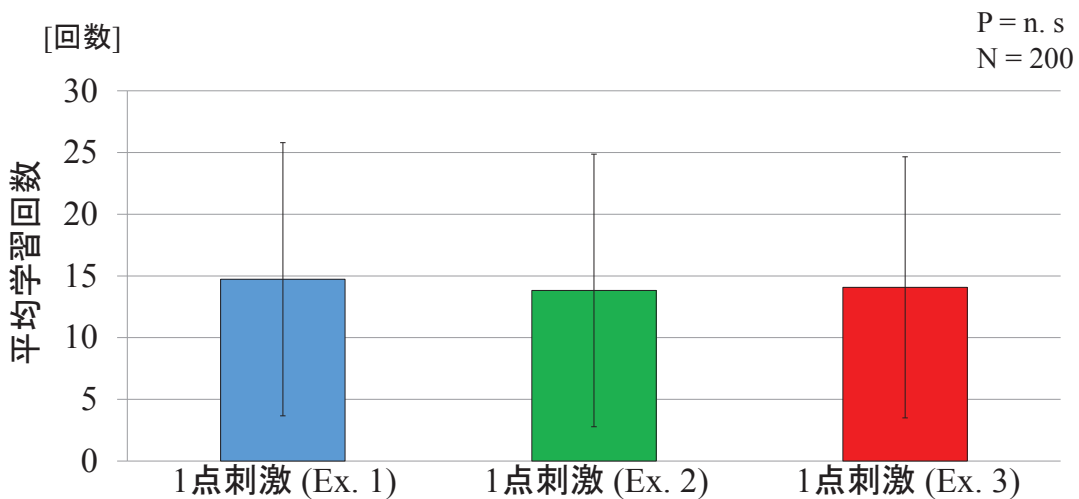


図 6.2 : ランダムな 1 点刺激による 3 つの例の学習回数の比較

6.1.2 ランダムな 2 点刺激と学習効果

図 6.3 にランダムに選択した 2 点刺激による 3 つの例を用意し、図 6.4 にそれぞれの学習回数の比較結果を示す。刺激ニューロン群を青色、緑色、赤色とした。受信ニューロン群

を水色、黄緑色、ピンク色とした。青色は水色、緑色は黄緑色、赤色はピンク色で受信する。第5章と同様、グループ間で一元配置分散分析(one-way ANOVA)と多重比較に Bonferroni法を用いて比較した。グラフの縦軸は平均学習回数を示し、横軸3種類の2点刺激の例を示す。

ランダムに選択した2点刺激の3つの例において、刺激の識別学習回数を比較したところ、ex. 1の刺激の識別学習回数はex. 3の刺激の識別学習回数と比較して学習回数が有意に低値を示した(図6.4)。

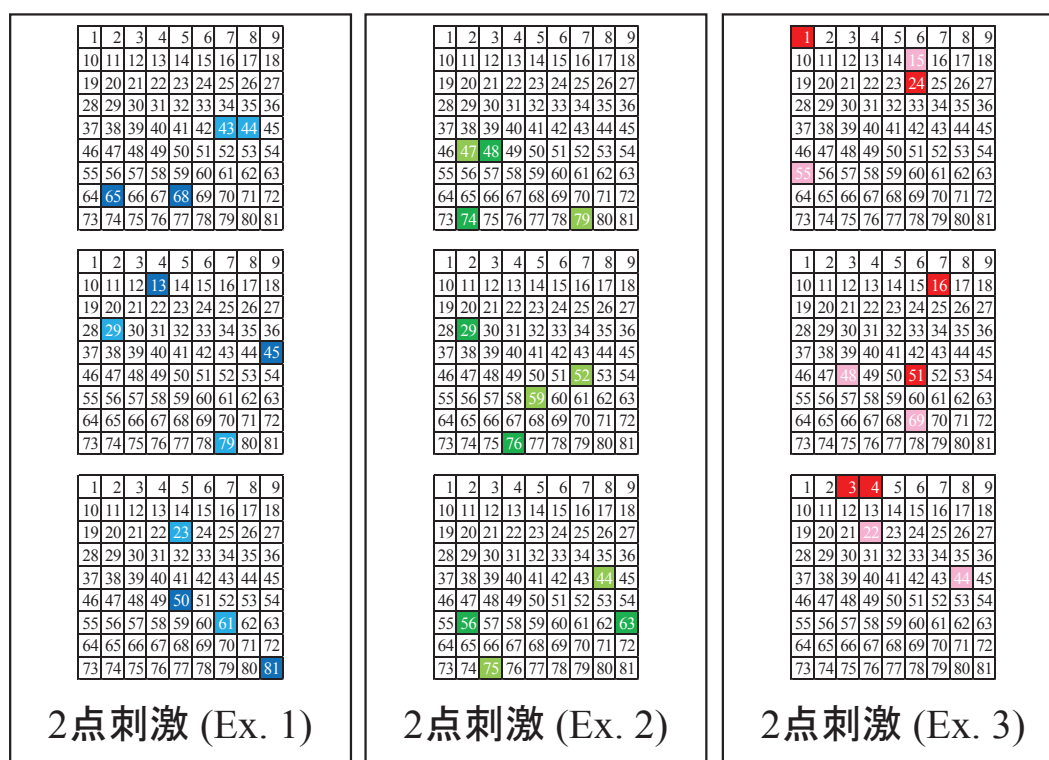


図 6.3 : ランダムな 2 点刺激による 3 つの例

刺激ニューロン群 : 青色、緑色、赤色

受信ニューロン群 : 水色、黄緑色、ピンク色

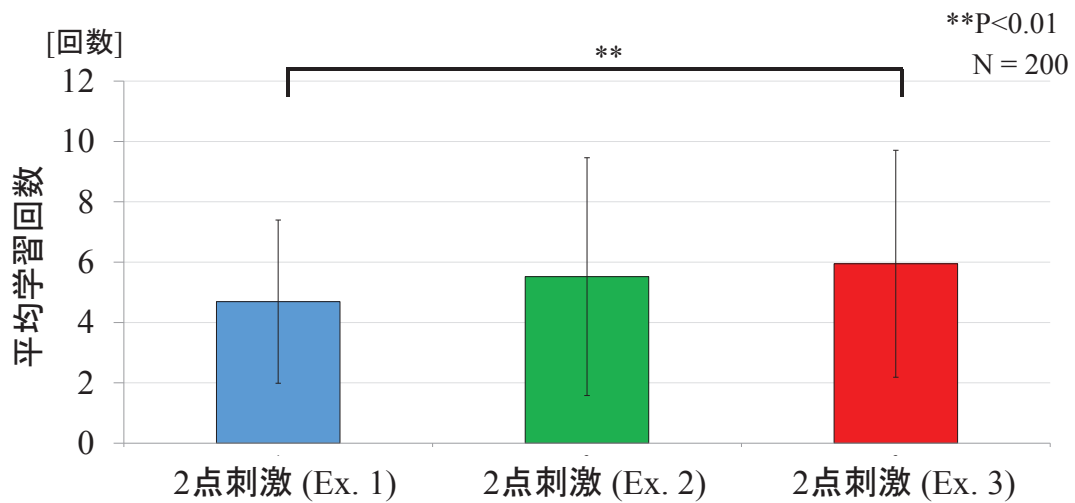


図 6.4 : ランダムな 2 点刺激による 3 つの例の学習回数の比較

6.1.3 ランダムな 3 点刺激と学習効果

図 6.5 にランダムに選択した 3 点刺激による 3 つの例を用意し、図 6.6 にそれぞれの学習回数の比較結果を示す。刺激ニューロン群を青色、緑色、赤色とした。受信ニューロン群を水色、黄緑色、ピンク色とした。青色は水色、緑色は黄緑色、赤色はピンク色で受信する。第 5 章と同様、グループ間で一元配置分散分析 (one-way ANOVA) と多重比較に Bonferroni 法を用いて比較した。グラフの縦軸は平均学習回数を示し、横軸 3 種類の 3 点刺激の例を示す。ランダムに選択した 3 点刺激の 3 つの例において、学習までの回数を比較したところ、ex. 2 の学習回数は ex. 1 と ex. 3 の学習回数と比較して学習回数が有意に高値を示した (図 6.6)。

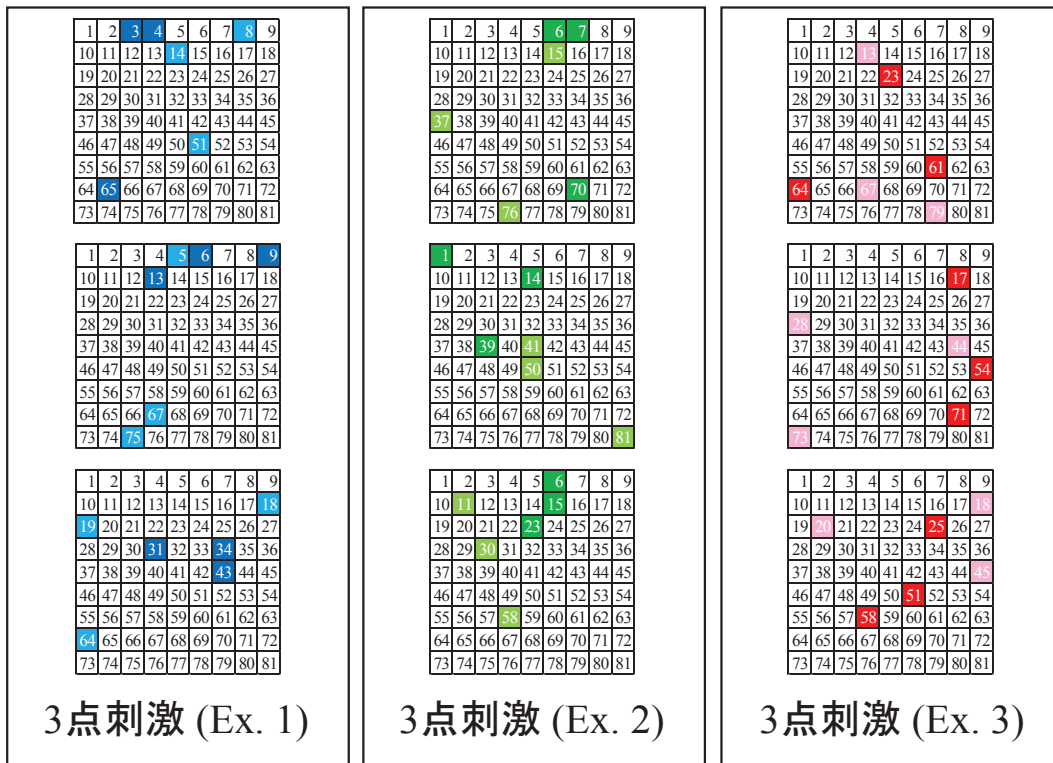


図 6.5 : ランダムな 3 点刺激による 3 つの例

刺激ニューロン群 : 青色、緑色、赤色

受信ニューロン群 : 水色、黄緑色、ピンク色

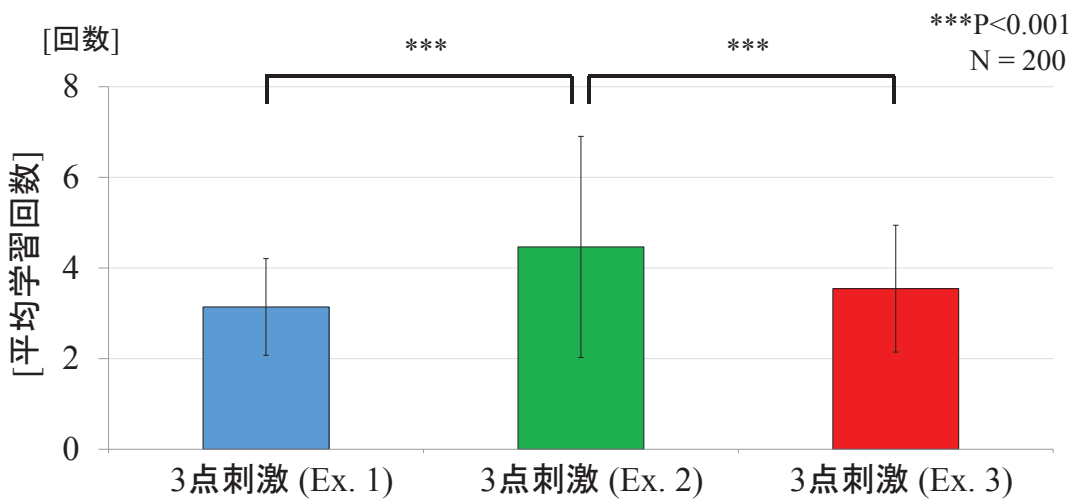


図 6.6 : ランダムな 3 点刺激による 3 つの例の学習回数の比較

6.2 刺激点の違いによる学習回数の違い

図 6.7 に異なる刺激点数における学習回数の比較結果を示す。第 5 章と同様、グループ間で一元配置分散分析 (one-way ANOVA) と多重比較に Bonferroni 法を用いて比較した。グラフの縦軸は平均学習回数を示し、横軸は刺激点数 (1 点、2 点、3 点) を示す。

3 点刺激の学習回数は、1 点刺激の学習回数と 2 点刺激の学習回数と比較して有意に低値を示した。また、2 点刺激の学習回数は、1 点刺激の学習回数と比較して有意に低値を示した。

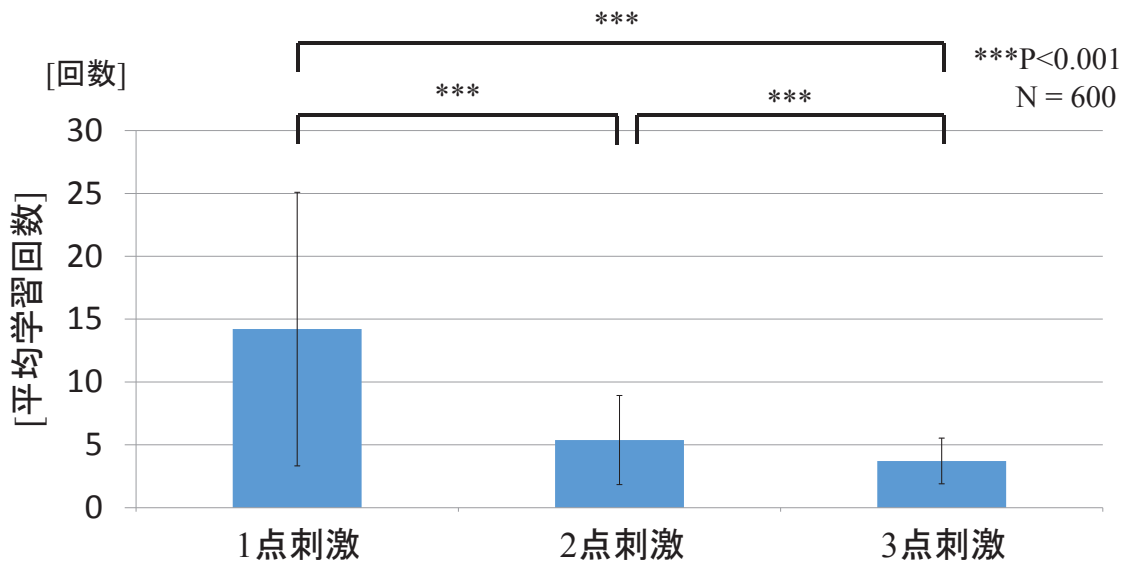


図 6.7 : 異なる刺激点数における学習回数の比較

6.3 結語

9×9 の 2 次元神経回路網を用いて、刺激ニューロン群の刺激点数と受信ニューロン群の受信点数を変化させたシミュレーションと刺激点と受信点の配置をランダムにしたシミュレーションを行なった。その結果、3 点刺激の方が 1 点刺激、2 点刺激よりも学習回数が少なくなることが示せた。刺激点数が多い方が安定したスパイク波伝播ができると示唆された。

第7章 今後の課題

本研究のシミュレーションを用いて刺激ニューロンの識別が可能かを調べた。このシミュレーションを用いて、培養神経細胞ではできなかったシミュレーションを行えるようになり、より詳細な解析することは可能である。将来の研究では、生体ニューロンの実験結果とシミュレーションの結果を比較する必要がある。脳の細胞間同士の繋がりが把握できれば、生体の知的な生体制御システムの構成の解明、脳における記憶、連想などのモデルを作成が可能になると期待できる。

第 8 章 総括

本研究において、脳の情報処理過程を解明するために、通信の観点から神経回路網のシミュレーションを行ない、個々のニューロン特性を調べ、通信識別が可能か探った。

第 3 章において、発火シミュレーションにおけるスパイク波伝播と DTW 法による発信源識別についての調べたところ、シナプス遅延および不応期がばらつく場合、分散値が増加するにつれて伝播時間が減少した。また分散値の違いによる刺激されたニューロンを識別できる割合を調べたところ、分散値が 0.167 から 0.667 に増加すると、上からの刺激および左からの刺激を識別できるニューロン数の割合が増加した。しかし、分散値が 0.667 を超えると、刺激されたニューロンを識別できる割合が減少した。「スパイク波伝播と DTW 法による刺激発信源識別」より、シナプス伝播遅延と不応期のばらつきがニューロンの発火伝播経路を変化・短縮させると示唆した。

第 4 章において、DTW 法を用いた刺激部位の識別可能領域について調べたところ刺激を与えるニューロン群間の距離が遠い程、刺激を識別できる受信ニューロンの個数が増加した。また 2 種類の刺激ニューロン群と受信ニューロンとの間の 3 つの距離を算出し、送受信間の差が大きければ識別ができ、近ければ識別できないと考えられた。

第 5 章において、ニューラルネットワークにおける Hebb 則による刺激位置の識別に必要な学習回数と発火伝播時間について調べた。本研究では、学習効果に重点を置くため 9×9 の小規模ネットワークでスパイク応答をシミュレートした。3 種類のニューロンの刺激が、どのように伝播したかを示した。3 つのタイプのシミュレーション (タイプ T、タイプ H、タイプ M) を設定した。垂直方向、水平方向、斜め方向に配置したタイプ M を用いて、最初の試行と学習後の試行における発火伝播時間を比較した。学習後の発火経路は学習前の発火経路よりも短くなることを示し、Hebb 則が発火経路の短縮に寄与し、ニューラルネットワークにおける通信の高速化に寄与することを示した。

第 6 章において、9×9 の 2 次元神経回路網を用いて、刺激ニューロン群の刺激点数と受信ニューロン群の受信点数を変化させたシミュレーションと刺激点と受信点の配置をランダムにしたシミュレーションを行なった。3 点刺激の方が 1 点、2 点よりも学習回数が少なくなることが示せ、刺激点数が多い方が安定したスパイク波伝播ができると示唆した。

将来の研究では、生体ニューロンの実験結果とシミュレーションの結果を比較する必要がある。脳の細胞間同士の繋がりが把握できれば、生体の知的な生体制御システムの構成の解明、脳における記憶、連想などのモデルを作成が可能になると期待できる。

本博士論文の成果はニューラルネットワークにおける通信が可能であると見出すことができたことが研究から得られた一連の知見である。

謝辞

本博士論文は著者が兵庫県立大学大学院 応用情報科学研究科 応用情報科学専攻 ヘル
スケア情報科学コース 医療福祉情報学領域 博士後期課程に在籍中の研究成果をまとめた
ものである。本研究にあたり、直接ご指導を頂いた兵庫県立大学大学院応用情報科学研究
科 水野（松本）由子教授に深く感謝する。また、本研究において懇切丁寧なご指導を頂い
た大阪大学 田村進一名誉教授、西谷陽志研究員に心より感謝する。報告会や勉強会におい
て、有意義な助言とご指導を頂いた兵庫県立大学大学院応用情報科学研究科の先生方に心
より感謝する。最後に5年間研究活動を共にした水野研究室特別研究員岡島恵子氏、博士後
期課程3年生 飯尾祐加氏、奥谷研氏、村松歩氏、山口梢氏、博士後期課程2年生 杉本憲彦
氏、喜多ひとみ氏、博士後期課程1年生 笠井亮佑氏、関谷まり氏、林伶馬氏、Mr. Steven M.
A. Carpels、博士前期課程2年生 高畠裕也氏、猪口祐次氏、安井隼人氏、山本裕平氏、博士
前期課程1年生 磯村健二氏、小林昌平氏、大久保さやか氏、2014年度修了生 黒川正雄氏、
高橋良輔氏、藪中晋太郎氏に感謝する。

参考文献

- [1] 武者利光, 小杉幸夫, 小谷泰則, “脳型情報処理-非ノイマン処理への道-”, 森北出版, 東京, 2006
- [2] 福田邦彦, “神経回路と情報処理”, 朝倉書店, 東京, 1989
- [3] 水谷仁, “Newton ムック ここまで解明された最新の脳科学 脳の仕組み”, NEWTON PRESS, 東京, 2008
- [4] 中原英臣, “脳の力 なるほど辞典”, 実業之日本社, 東京, 2002
- [5] Robert A Hyde, Ben W Strowbridge, “Mnemonic representations of transient stimuli and temporal sequences in the rodent hippocampus in vitro” *Nature Neuroscience*, Vol. 15, pp.1430-1438, 2012
- [6] Mika Mizunuma, Hiroaki Norimoto, Kentaro Tao, Takahiro Egawa, Kenjiro Hanaoka, Tetsuya Sakaguchi, Hiroyuki Hioki, Takeshi Kaneko, Shun Yamaguchi, Tetsuo Nagano, Norio Matsuki, Yuji Ikegaya, “Unbalanced excitability underlies offline reactivation of behaviorally activated neurons”, *Nature Neuroscience*, Vol. 17, pp.503-505, 2014
- [7] 福田淳(監修), 高雄元晴, 榊原学, 内藤誠一郎, 堀越哲郎, 尾関智子 (共著), “神経情報科学入門—初学者から IT エンジニアまで—Introduction to Neuroinformatics— from beginners to IT engineers—”, 株式会社コロナ社, 東京, 2009
- [8] Tomás J. Ryan, Dheeraj S. Roy, Michele Pignatelli, Autumn Arons and Susumu Tonegawa, "Engram Cells Retain Memory Under Retrograde Amnesia", *Science*, Vol. 348, Issue 6238, pp. 1007-1013, 2015
- [9] ニューロン Deguchi Lab.
<http://www.gifu-nct.ac.jp/elec/deguchi/sotsuron/kanbe/node4.html> [アクセス日 2014 年 12 月 24 日]
- [10] 櫻井芳雄, 小池康晴, 鈴木隆文, 八木透, “ブレイン - マシン・インタフェース最前線—脳と機械をむすぶ革新技術”, 工業調査会, 東京, 2007
- [11] 福田忠彦, “生体情報論”, 朝倉書店, 東京, 1997
- [12] 樋渡二 (編著), “視聴覚情報概論”, 昭晃堂, 東京, 1987
- [13] 宮川博義, 井上雅司, “ニューロンの生物物理”, 丸善株式会社, 東京, 2003
- [14] 詳細情報・ダウンロード | LS-EDI-生命科学教育用画像集-
http://csls-db.c.u-tokyo.ac.jp/search/detail?image_repository_id=819 [アクセス日 2014 年 12 月 24 日]
- [15] 工藤卓, 林勲, 田口隆久, “神経細胞とシナプス可塑性”, 日本知能情報ファジィ学会論文集 (知能と情報), Vol. 18, No. 3, pp. 362-368, 2006.
- [16] 岩田穆, 雨宮好仁, “ニューラルネットワーク LSI”, 電子情報通信学会編, 東京, 1995
- [17] 合原一幸, 神崎亮平, “理工学系からの脳科学入門”, 東京大学出版会, 東京, 2008
- [18] Warren Sturgis McCulloch, Walter J. Pitts, “A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity.”, *Bulletin of Mathematical Biophysics*, Vol. 5, Issue 4, pp. 115-133, 1943

- [19] 川人光男, “脳の計算理論”, 産業図書株式会社, 東京, 2005
- [20] ニューロンモデル Deguchi Lab.
<http://www.gifu-nct.ac.jp/elec/deguchi/sotsuron/kanbe/node5.html> [アクセス日 2014 年 12 月 24 日]
- [21] 銅谷賢治, “計算神経科学への招待～脳の学習機構の理解を目指して～”, サイエンス社, 東京, 2007
- [22] Sir Alan Lloyd Hodgkin, Andrew Fielding Huxley, “A quantitative description of membrane current and its application to conduction and excitation in nerve.”, *The Journal of Physiology*. Vol. 117, No. 4, pp. 500-544, 1952
- [23] 銅谷賢治, “運動学習の神経計算機構: 基底核, 小脳と大脳皮質. 別冊・数理科学「脳科学の frontline」”, サイエンス社, 東京, 1997
- [24] 池田生馬, “不応期長さにランダム性を考慮した振戦モデル”, 日本機械学会論文集 DOI:10.1299/transjsme.17-00322, 2017
- [25] 矢川元基, “ニューラルネットワークー計算力学・応用力学への応用 (計算力学と CAE シリーズ 12)”, 培風館, 東京, 1992
- [26] 久保田競, 松波謙一, 船橋新太郎, 櫻井芳雄, “記憶と脳—過去・現在・未来をつなぐ脳のメカニズム (ライブラリ脳の世紀:心のメカニズムを探る)”, サイエンス社, 東京, 2002
- [27] Donald Olding Hebb, “The Organization of Behavior: A Neuropsychological Theory”, Psychology Press, New York, 1949
- [28] 中野馨, “脳の情報処理”, 昭晃堂, 東京, 1997
- [29] 甘利俊一, “神経回路網の数理—脳の情報処理様式”, 産業図書, 東京, 1978
- [30] James A. Anderson, Edward Rosenfeld, "Neurocomputing: Foundations of Research (MIT Press)", A Bradford Book, Cambridge, 1989
- [31] 銅谷賢治, 藤井宏, 伊藤浩之, 塚田稔, “脳の情報表現—ニューロン・ネットワーク・数理解モデル”, 朝倉書店, 2002
- [32] 榊原学, 吉岡亨, “システムとしての脳”, 共立出版, 東京, 2003
- [33] 坂和正敏, 田中雅博, “ニューロコンピューティング入門”, 森北出版, 東京, 1997
- [34] 中野馨, “ニューロコンピュータの基礎”, コロナ社, 東京, 1990
- [35] David E. Rumelhart, Geoffrey E. Hinton, Ronald J. Williams, “Learning representations by back-propagating errors”, *Nature* Vol. 323, No. 9, pp. 533-536, 1986
- [36] Terrence J. Sejnowski, Charles R. Rosenberg, “NETtalk: a parallel network that learns to read aloud.”, *Computer Science*, pp. 663-673, 1986
- [37] 篠塚正成, 森田昌彦, 設楽宗孝, “神経活動の解析に基づく腹側線条体の強化学習機能のモデル化”, 電子情報通信学会論文誌 D, Vol.J98-D, No.9, pp.1277-1287, 2015
- [38] Donald Olding Hebb, “Textbook of Psychology, Philadelphia: Saunders”, Pa, USA, 3rd edition, 1972

- [39] Anders Lansner, “Associative memory models: from the cell-assembly theory to biophysically detailed cortex simulations”, *Trends in Neurosciences*, Vol. 32, No. 3, pp. 178–186, 2009
- [40] Masato Okada, “Notions of Associative Memory and Sparse Coding”, *Neural Networks*, Vol. 9, No. 8, pp. 1429-1458, 1996
- [41] Yuval Aviell, David Horn, Moshe Abeles, “Synfire waves in small balanced networks.”, *Neurocomputing*, 58-60, 123-127, 2004
- [42] Moshe Abeles, “Corticonics: Neural Circuits of the Cerebral Cortex.”, Cambridge University Press, 1991
- [43] Moshe Abeles, “Local Cortical Circuits: An Electrophysiological Study”, Springer-Verlag Berlin Heidelberg New York, 1981
- [44] Takashi Shinozaki, Hideyuki Câteau, Hidetoshi Urakubo, Masato Okada, “Controlling Synfire Chain by Inhibitory Synaptic Input”, *Journal of the Physical Society of Japan*, Vol. 76, No. 4, 2007
- [45] Takuma Tanaka, Takeshi Kaneko, Toshio Aoyagi, “Recurrent infomax generates cell assemblies, neuronal avalanches, and simple cell-like selectivity.” *Neural Computation*, Vol. 21, No. 4, pp. 1038-1067, 2009
- [46] Ermentrout, G. Bard, David Kleinfeld, “Traveling Electrical Waves in Cortex: Insights from Phase Dynamics and Speculation on a Computational Role.”, *Neuron*, Vol. 29, No. 1, pp. 33–44, 2001
- [47] Zennir Mohamed Nadjib, Benmohammed Mohamed, Martinez Dominique, Robust path planning by propagating rhythmic spiking activity in a hippocampal network model. *Biologically Inspired Cognitive Architectures*, Vol. 20, pp. 47-58, 2017
- [48] Ponulak, Filip, Hopfield J. John, “Rapid, parallel path planning by propagating wavefronts of spiking neural activity.” *frontiers in COMPUTATIONAL NEUROSCIENCE*, Vol. 7, pp. 1-14, 2013
- [49] Ermentrout, G. Bard, “Type I Membranes, Phase Resetting Curves, and Synchrony.”, *Neural computation*, Vol. 8, No. 5, pp. 979–1001 1996
- [50] Boris S. Gutkin, G. Bard Ermentrout, Alex D. Reyes, “Phase-Response Curves Give the Responses of Neurons to Transient Inputs”, *Journal of Neurophysiology*, Vol. 94, No. 2, pp. 1623-1635, 2005
- [51] Tyukin Ivan, Tyukina Tatiana, Leeuwen Cees van, “Invariant template matching in systems with spatiotemporal coding: A matter of instability.”, *Neural Networks*, Vol. 22, pp. 425-449, 2009
- [52] Mohemmed Ammar, Schliebs Stefan, Matsuda Satoshi, et al. “Training spiking neural networks to associate spatio-temporal input–output spike patterns.”, *Neurocomputing*, Vol. 107, pp. 3-10, 2013

- [53] Izhikevich Eunene M, “Polychronization: Computation with spikes.” *Neural Computation* Vol. 18, pp. 245-282, 2006
- [54] Zhang Honghui, Wang Qingyun, Perc Matjaz, et al “Synaptic plasticity induced transition of spike propagation in neuronal networks.”, *Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation* 18, pp. 601-615, 2013
- [55] Yuko Mizuno-Matsumoto, Masatsugu Ishijima, Kazuhiro Shinosaki, Takashi Nishikawa, Satoshi Ukai, Yoshitaka Ikejiri, Yoshisugu Nakagawa, Ryohei Ishii, Hiromasa Tokunaga, Shinichi Tamura, Susumu Date, Tsuyoshi Inouye, Shinji Shimojo, Masatoshi Takeda, “Transient Global Amnesia (TGA) in an MEG Study”, *Brain Topogr*, Vol. 13, No. 4, pp. 269-274, 2001
- [56] Yuko Mizuno-Matsumoto, Toshiki Yoshimine, Yasuo Nii, Amami Kato, Masaaki Taniguchi, Lee K. Jung, Tae S. Ko, Susumu Date, Shinichi Tamura, Shinji Shimojo, Kazuhiro Shinosaki, Tsuyoshi Inouye, Masatoshi Takeda, “Landau-Kleffner Syndrome: Localization of Epileptogenic lesion Using Wavelet-Crosscorrelation Analysis”, *Epilepsy and Behavior*, Vol. 2, No. 3, pp. 288-294, 2001
- [57] Yuko Mizuno-Matsumoto, Satoshi Ukai, Ryosuke Ishii, Susumu Date, Takeshi Kaishima, Kazuhiro Shinosaki, Shinji Shimojo, Masatoshi Takeda, Shinichi Tamura, Takeru Inouye, “Wavelet-crosscorrelation analysis: non-stationary analysis of neurophysiological signals”, *Brain Topogr*, Vol. 17, No. 4, pp. 237-252, 2005
- [58] 水野（松本）由子，田村進一，佐藤嘉伸，アガイザデ ゴルフィ レザ，伊達進，田淵裕士，篠崎和弘，鶴飼聡，石井良平，井上健，辰巳治之，門林雄基，下條真司，武田雅俊，宮原秀夫，“脳磁図におけるウェーブレット相互相関解析法を用いたてんかん性異常波伝播解析”，*日本医用画像工学会誌*，Vol. 18, No. 1, pp. 61-70, 2000
- [59] Shinichi Tamura, Yoshi Nishitani, Chie Hosokawa, Tomomitsu Miyoshi, Hajime Sawai, Takuya Kamimura, Yasushi Yagi, Yuko Mizuno-Matsumoto, Yen-Wei Chen “Spike code flow in cultured neuronal networks.”, *Computational Intelligence and Neuroscience*, Vol. 2016, Article ID 7267691, 11 pages, 2016
- [60] Yoshi Nishitani, Chie Hosokawa, Yuko Mizuno-Matsumoto, Tomomitsu Miyoshi, Hajime Sawai, Shinichi Tamura, “Detection of M-Sequences from Spike Sequence in Neuronal Networks” , *Computational Intelligence and Neuroscience*, Vol. 2012, Article ID 862579, pp. 1-9, 2012
- [61] Shinichi Tamura, Shigenori Nakano, Kozo Okazaki, “Optical code-multiplex transmission by Gold-sequences”, *IEEE/OSA Journal of Lightwave technology*. Vol. 1, No. 3, pp. 21-127, 1985
- [62] Yoshi Nishitani, Chie Hosokawa, Yuko Mizuno-Matsumoto, Tomomitsu Miyoshi, Hajime Sawai, Shinichi Tamura, “Synchronized Code Sequences from Spike Trains in Cultured Neuronal Networks” , *Journal of Communications and Information Sciences*, Vol. 5, No. 3, pp. 12-24, 2014

- [63] Shinichi Tamura, Yoshi Nishitani, Chie Hosokawa, et al “Simulation of code spectrum and code flow of cultured neuronal networks.”, Computational Intelligence and Neuroscience 2016, Article ID 7186092, 12 pages, 2016
- [64] Yoshi Nishitani, Chie Hosokawa, Yuko Mizuno-Matsumoto, et al “Variance of spatiotemporal spiking patterns by different stimulated neurons in cultured neuronal networks.”, International Journal of Academic Research and Reflection Vol. 4: pp. 11-19, 2016
- [65] Müller, Meinard, “Information Retrieval for Music and Motion”, Springer, Berlin, pp. 69-84, 2007
- [66] Shinichi Tamura, Tomomitsu Miyoshi, Hajime Sawai, Yuko Mizuno-Matsumoto, “Random Bin for Analyzing Neuron Spike Trains”, Computational Intelligence and Neuroscience, Vol. 2012, Article ID 153496, pp. 1-11, 2012
- [67] Wulfram Gerstner, Werner M. Kistler, “Spiking Neuron Models. Single Neurons, Populations, Plasticity”, Cambridge University Press, 2002
- [68] Shinichi Tamura Yoshi Nishitani, Chie Hosokawa, “Feasibility of multiplex communication in a 2D mesh asynchronous neural network with fluctuations.”, AIMS Neuroscience, 3(4), 385-397, DOI: 10.3934/Neuroscience, 2016
- [69] Shinichi Tamura, Yoshi Nishitani, Takuya Kamimura, Yasushi Yagi, Chie Hosokawa, Tomomitsu Miyoshi, Hajime Sawai, Yuko Mizuno-Matsumoto, Yen-Wei.Chen, “Multiplexed spatiotemporal communication model in artificial neural networks” , Automation, Control and Intelligent Systems, Vol. 1, No. 6, pp. 121-130, 2013
- [70] Hiroaki Sakoe, Seibi Chiba, “Dynamic Programming Algorithm Optimization for Spoken Word Recognition”, IEEE Transaction on Acoustics, Speech, and Signal Processing, Vol. ASSP-26, No. 1, pp. 43-49, 1978
- [71] 中本和岐, 山田悠, 鈴木英之進, “動的時間伸縮法に基づく平均時系列生成による時系列データの高速クラスタリング”, 人工知能学会論文誌, 18 卷, 3 号, pp. 144-152, 2003
- [72] 山口和範, “図解入門 よくわかる統計解析の基本と仕組み 改訂版”, 秀和システム, 東京, 2004
- [73] 永田靖, 吉田道弘, “統計的多重比較法の基礎”, サイエンティスト社, 東京, 1997
- [74] Ji Daoyun, Wilson Matthew A, (2007) Coordinated memory replay in the visual cortex and hippocampus during sleep. Nature Neuroscience, 10, 100-107

発表研究業績目録

【学位論文と関連する著書、論文、口頭発表】

学術論文・査読有り

- [1] **Shun Sakuma**, Yuko Mizuno-Matsumoto, Yoshi Nishitani, Shinichi Tamura. Simulation of spike wave propagation and two-to-one communication with dynamic time warping. AIMS Neuroscience, Vol. 3, No. 4, pp. 474-486, Dec. 8, 2016
- [2] **Shun Sakuma**, Yuko Mizuno-Matsumoto, Yoshi Nishitani, Shinichi Tamura. Learning times required to identify the stimulated position and shortening of propagation path by Hebb's rule in neural network. AIMS Neuroscience, Vol. 4, No. 4, pp. 238-253, Nov. 30, 2017

口頭発表、国際学会・査読有り

- [1] **Shun Sakuma**, Yuko Mizuno-Matsumoto, Yoshi Nishitani, Shinichi Tamura. Simulation of spike propagation in neural network. 8th International Workshop on Biosignal Interpretation (BSI2016), Osaka, Japan (USB), Nov. 1-3, 2016

口頭発表、国内学会・査読有り

- [1] **佐久間俊**, 西谷陽志, 水野(松本)由子, 田村進一. 神経回路網のスパイク波の可視化と重み係数の変化による情報経路の解析. 第45回日本臨床神経生理学会学術大会, 大阪, 日本臨床神経生理学 43 巻 5 号 : pp. 449, 2015 年 11 月 5-7 日
- [2] **佐久間俊**, 西谷陽志, 水野(松本)由子, 田村進一. 神経スパイク伝播と発信源識別. 第11回日本感性工学会春季大会, 兵庫 (USB), 2016 年 3 月 26-27 日
- [3] **佐久間俊**, 西谷陽志, 水野(松本)由子, 田村進一. 神経回路網におけるスパイク波伝播と DTW 法による発信源識別. 第12回日本感性工学会春季大会, 大阪市, 上田安子服飾専門学校 (USB), 2017 年 3 月 29-30 日
- [4] **佐久間俊**, 西谷陽志, 水野(松本)由子, 田村進一. 神経回路網シミュレーションにおける刺激位置の識別に要する学習回数と Hebb 則による伝播経路の短縮. 第47回日本臨床神経生理学会学術大会, 横浜, 日本臨床神経生理学 45 巻 5 号 : pp. 477, 2017 年 11 月 29-12 月 1 日

口頭発表、国内学会・査読無し

- [1] **佐久間俊**, 西谷陽志, 水野(松本)由子, 田村進一. 神経回路網におけるスパイク波の可視化による学習則の解明. 映像情報メディア学会 2014 年年次大会, 大阪, 22-8, 2014 年 8 月 31 日-9 月 2 日

【その他の論文、口頭発表、講演、著書】

学術論文・査読有り

- [1] 岡島恵子, 佐久間俊, 山口梢, 水野 (松本) 由子. 指尖容積脈波を用いた交代制勤務後の自律神経機能と心理状態の評価. 電気学会論文誌 C, Vol. 137, No. 7, pp. 934-940, 2017年7月1日
- [2] 山口梢, 猪口祐次, 佐久間俊, CARPELS M.A.S, 水野 (松本) 由子. ウェーブレット相互相関解析を用いた異なる持続時間を持つてんかん性異常波の持続時間の違いによる脳波の定量的評価 (投稿中). 日本電気通信学会

口頭発表、国際学会・査読有り

- [1] Yuka Iio, Yuko Mizuno-Matsumoto, Shun Sakuma, Kozue Yamaguchi, Keiko Nose, Emiko Suzue. Relationship between the degree of cold sensitivity and the peripheral skin temperature among young women. 19th EAFONS (East Asian Forum of Nursing Scholars), Chiba, Japan, p.132, Mar. 14-15, 2016

口頭発表、国内学会・査読有り

- [1] 飯尾祐加, 水野 (松本) 由子, 佐久間俊, 山口梢, 能勢圭子, 鈴井江三子. 生理学的指標を用いた若年女性の冷えの定量的評価. 第45回日本臨床神経生理学会学術大会, 大阪, 日本臨床神経生理学会誌 43 巻 5 号 : pp. 427, 2015 年 11 月 5-7 日
- [2] 岡島恵子, 藤堂敦, 佐久間俊, 山口梢, 水野 (松本) 由子. 脈波振幅値解析による交代制勤務後の自律神経機能の変化. 第45回日本臨床神経生理学会学術大会, 大阪, 日本臨床神経生理学会誌 43 巻 5 号 : pp. 425, 2015 年 11 月 5-7 日
- [3] 辻義弘, 山口梢, 佐久間俊, 杉本憲彦, 藤堂敦, 鈴木尚之, 人見泰正, 水野 (松本) 由子. Approximate entropy を用いた透析患者の除水速度の違いによる自律神経活動の評価. 第45回日本臨床神経生理学会学術大会, 大阪, 日本臨床神経生理学会誌 43 巻 5 号 : pp. 425, 2015 年 11 月 5-7 日
- [4] 黄猛, 山口梢, 佐久間俊, 白羽, 水野 (松本) 由子, William R.S. Webber, Ronald P. Lesser. ウェーブレット相互相関解析を用いたてんかん後発射抑制時の時間差評価. 第45回日本臨床神経生理学会学術大会, 大阪, 日本臨床神経生理学会誌 43 巻 5 号 : pp. 449, 2015 年 11 月 5-7 日
- [5] 奥谷研, 佐久間俊, 山口梢, 水野 (松本) 由子. 脈波解析の定量的評価を用いた作業療法介入の有用性. 第11回日本感性工学会春季大会, 兵庫 (USB), 2016 年 3 月 26-27 日
- [6] 林伶馬, 山口梢, 佐久間俊, 水野 (松本) 由子. Power spectral analysis of abnormal EEG in patients with mental disorders, 精神疾患患者における異常脳波のパワースペクトル解析. SICE ライフエンジニアリング部門シンポジウム (第31回生体・生理工学シンポジウム), 大阪, 学会冊子 : p. 214-215, 2016 年 11 月 3-5 日

- [7] 猪口祐次, 山口梢, 佐久間俊, Steven M.A. Carpels, 水野 (松本) 由子. 情動ストレス負荷における脳波と心拍変動の経時的变化の相関解析. 第 47 回日本臨床神経生理学会学術大会, 横浜, 日本臨床神経生理学 45 巻 5 号 : pp. 483, 2017 年 11 月 29-12 月 1 日

学術論文誌・査読なし

- [1] 黒川正雄, 佐久間俊, 高橋良輔, 藪中晋太郎, 西谷陽志, 水野 (松本) 由子, 田村進一. 神経回路網の学習における重みの変化—一定方向のスパイク伝搬誘導による方向性の変化—, 映像情報メディア学会 2014 年年次大会, 大阪, 22-9, 2014 年 8 月 31 日—9 月 2 日
- [2] 高橋良輔, 佐久間俊, 黒川正雄, 藪中晋太郎, 西谷陽志, 堀尾裕幸, 田村進一. 送受間双方向刺激による神経回路網の挙動変動, 映像情報メディア学会 2014 年年次大会, 大阪, 22-10, 2014 年 8 月 31 日—9 月 2 日
- [3] 藪中晋太郎, 佐久間俊, 黒川正雄, 高橋良輔, 西谷陽志, 堀尾裕幸, 田村進一. 神経回路網のスパイク波の挙動に関する研究—刺激によるニューロン結合の強化の変化—, 映像情報メディア学会 2014 年年次大会, 大阪, 22-11, 2014 年 8 月 31 日—9 月 2 日