

# ニューロ・グリアネットワークをもった階層型パーセプトロンの提案

生田 智敬<sup>†</sup> 上手 洋子<sup>†</sup> 西尾 芳文<sup>†</sup>

<sup>†</sup> 徳島大学

〒 770-8506 徳島県徳島市南常三島町 2-1

E-mail: †{ikuta, uwate, nishio}@ee.tokushima-u.ac.jp

**あらまし** 本研究では、ニューロ・グリアネットワークをもった階層型パーセプトロン (MLP) を提案する。ニューロ・グリアネットワークとは、脳内に存在するグリア細胞とニューロンの相互関係をモデル化したネットワークであり、グリア細胞からはニューロンのしきい値へ、ニューロンからはグリア細胞の出力へ影響を与える。このニューロ・グリアネットワークを MLP が保持していることにより従来法と比して優れた解探索が可能であることを二重らせん問題を解くことにより示す。

**キーワード** グリアネットワーク, 階層型パーセプトロン, 二重らせん問題

## Multi-Layer Perceptron Having Neuro-Glia Network

Chihiro IKUTA<sup>†</sup>, Yoko UWATE<sup>†</sup>, and Yoshifumi NISHIO<sup>†</sup>

<sup>†</sup> Dept. of E.E. Eng., Tokushima University, 2-1 Minami-Josanjima, Tokushima 770-8506, JAPAN

E-mail: †{ikuta, uwate, nishio}@ee.tokushima-u.ac.jp

**Abstract** In this paper, we propose a Multi-Layer Perceptron (MLP) having neuro-glia network. Neuro-glia network is a network of model which glial cells interrelate neurons in the brain. Glial cells affect to neurons' thresholds and neurons affect to glial cells' output. By computer simulations for solving Two Spiral Problem (TSP), we confirm that the proposed MLP having neuro-glia network gains better performance than the conventional MLP.

**Key words** Glial Network, Multi-Layer Perceptron, Two-Spiral Problem

### 1. ま え が き

誤差逆伝播法 (BP 法) [1] は、1986 年に Rumelhart によって提案された学習アルゴリズムであり、フィードフォワードニューラルネットワークの学習法として広く利用されている。しかし、BP 法は最急降下法を用いたアルゴリズムであるため局所最適解に陥りやすいという欠点を持っている。この問題の緩和手法として、ニューロンに振動的な値ときにはカオスを加えることにより解探索能力が向上することが示されている [2]。ここで、ひとつの疑問が生ずる。ニューラルネットワークとは、人間の脳の神経細胞をモデル化したものである。実際の脳内においても最適な処理をするために、上記のようにニューロンに作用する振動を発生する何かが存在しているのではないかと考えられる。

そこで、私たちはニューロンとともに脳を形成する細胞である「グリア細胞」に着目した。グリア細胞は長い間、ニューロンに養分を供給する等の補佐的な役割を行う細胞であると認識されてきた。その理由として、ニューロンは情報伝達を行うのに電気信号を用いているが、グリア細胞は電気信号を用いる

ことができない。このため、脳内で働いている細胞はもっぱらニューロンであると考えられていた。しかし、近年の観測技術の向上に伴い、グリア細胞がイオンを用いて情報伝達を行っていることが明らかになってきた [3]。このイオンは、ニューロンの電気信号に比べ非常に伝達速度が遅いが、脳の広範囲に対して伝搬してニューロンと他のグリア細胞に影響を与えている。また、グリア細胞は様々なイオンの受容体を持っており、ニューロンの動作を監視していることも知られている [4] [5]。この例として、ニューロンが興奮時に出すグルタミン酸や、その逆の ATP 等の濃度調整を行っている。このように、グリア細胞のはたらきはニューロンに対して不可欠なものだと考えられる。

本研究では、グリア細胞同士が相互作用するグリアネットワークとニューラルネットワークを結合したニューロ・グリアネットワークを提案する。また、二重らせん問題 [6] [7] と呼ばれる問題を用いて提案手法と従来法の MLP の性能比較を行う。

### 2. ニューロ・グリアネットワークをもった MLP

この章では、私たちが提案する「ニューロ・グリアネットワーク」について説明する。

## 2.1 階層型パーセプトロン

MLP は最も有名なフィードフォワードニューラルネットワークであり、パターン想起、パターン分類、データマイニング等様々なアプリケーションに利用されている。この MLP は複数のニューロン層によって構成されており、それぞれ入力層、隠れ層、出力層とに区別される。一般的に、MLP を構成したニューロン数および、層数が多くなるほど複雑な問題を解くことが可能となる。本研究では、図 1 のような隠れ層を 2 つ持った 4 層型の MLP を用い、隠れ層の第二層のニューロンにグリアネットワークを結合した。なお、各層のニューロン数は入力層から 2-20-40-1 という構成になっている。

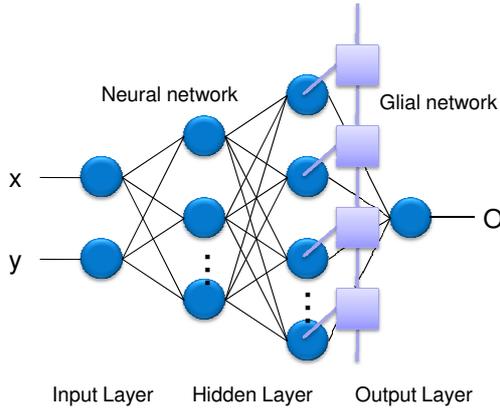


図 1 ニューロ・グリアネットワークをもった MLP.

## 2.2 ニューロンモデルの更新式

式 (1) にニューロンの更新式を示す。式 1 はグリアネットワークとの結合を持たないニューロンの更新式であり、従来から提案されているモデルと等しい。

$$x_i(t+1) = f\left(\sum_{j=1}^n w_{ij}(t)x_j(t) - \theta_i(t)\right) \quad (1)$$

なお  $x$  はニューロンの入力及び出力、 $w$  は結合荷重、 $\theta$  はしきい値、 $f$  は出力関数である。

次にグリアネットワークを結合したニューロンの更新式を式 2 に示す。

$$x_i(t+1) = f\left(\sum_{j=1}^n w_{ij}(t)x_j(t) - \theta_i(t) + \alpha\Psi_i(t)\right) \quad (2)$$

式 (2) では従来の更新式のしきい値に  $\Psi$  というグリアネットワーク項を加えている。これは、グリア細胞が発生するイオンの振動がニューロンの膜電位に対して影響するという現象をモデル化したものである。また、式 (1)、式 (2) ともに出力関数  $f$  にはシグモイドを用いた。

$$f(a) = \frac{1}{1 + e^{-a}} \quad (3)$$

## 2.3 グリア細胞による振動の発生

2.2 において新たなニューロンの更新式を提示した。式 (2) の  $\Psi$  の生成機構を次に示す。

$$\Psi_i(t) = \sum_{k=-m}^m \beta^{|k|} \psi_{i+k}(t - |k|) \quad (4)$$

なお、 $\psi$  は乱数、 $\beta$  は減衰項、 $k$  は伝搬範囲を表す。この式 (2) は私たちが提案したモデルであり、各グリア細胞が乱数を生成し、その値が他のグリアに伝搬する [8]。また、伝搬中には、その信号は減衰していくものと考えられるため減衰項  $\beta$  をかけている。

## 2.4 ニューロ・グリアネットワーク

上記の式 (4) では、グリアネットワークから一方的な信号を与えていた。しかし、実際の脳の中ではニューロンとグリア細胞が互いに影響しあうことによって、脳の高次機能を保っていると考えられている。そこで、次のように式 (4) を変化させた。

$$\Psi_i(t) = \sum_{k=-m}^m \beta^{|k|} \psi_{i+k}(t - |k|) \{0.5 - O_{i+k}(t-1)\} \quad (5)$$

ここで  $O$  は各ニューロンの出力である。式 (5) では、ニューロンの出力の大きさにあわせて、グリアネットワークの出力が変化する。このような働きを付加することにより、ニューラルネットワークの動作に対応した振動を生成可能になると考えている。

ニューロ・グリアネットワークは図 2 のように表現できる。各グリア細胞の発生した振動がグリア細胞間のネットワークを通じて伝搬される。また、個々にニューロンとグリア細胞は結合しており、それぞれのニューロンの出力に影響される。

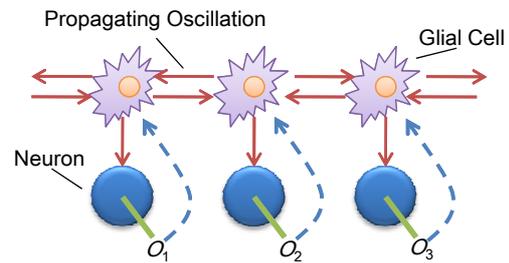


図 2 ニューロ・グリアネットワーク中の振動の伝播。

## 3. グリアネットワークの発生する振動

本章では、グリアネットワークがシミュレーション内で実際に振動を出力している様子を示す。今回は、最もグリア細胞同士の相互関係が強くなる隣同士のグリア細胞を観測した結果を示す。

### 3.1 各グリア細胞が発生している振動

各グリア細胞は、異なった振動を発生している。ある隣同士のグリア細胞の時間に対する出力の変化を観測する。図 3 中で、点で示した値は実際に 1 個グリア細胞が毎時発生している出力である。対して、線で示したのは一定時間内の移動平均である。この図 3 より、隣同士のグリア細胞は全く異なる振動を発生していることがわかる。

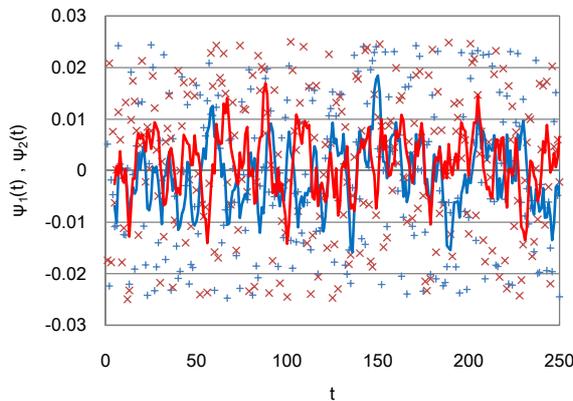


図3 グリア細胞の発生する振動の時間変化.

### 3.2 グリアネットワークが発生している振動

次に、グリアネットワークが発生している振動を図4に示す。この出力は、式(4)で定義されたシステムにより生成されている。図3と比較して図4では振動の仕方に偏りが生まれている。

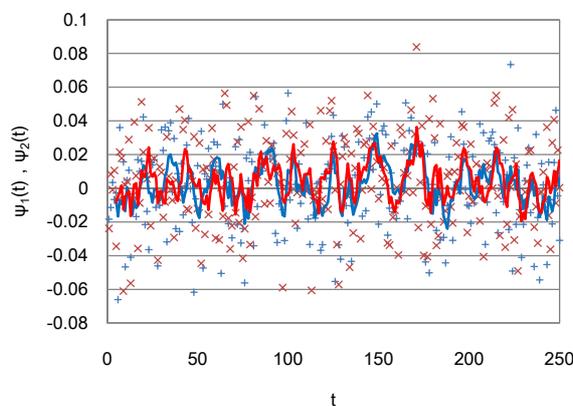


図4 グリアネットワークが発生する振動の時間変化.

る。そして、二つのグリア細胞が発生する値が非常に似たものになっている。このことは、それぞれの移動平均線がほぼ同じ軌道を取っていることからわかる。

### 3.3 ニューロ・グリアネットワークが発生している振動

最後に、本研究において提案するニューロ・グリアネットワークが発生する振動について示す。上記の二種類の振動の生成機構ではともに0を中心とした振動となっていた。対して、ニューロ・グリアネットワークでは、各振動が異なった中心を持っている。これは、ニューロンの出力によってバイアスがかけられているためである。また、二つの振動はグリアネットワークの特徴を保持しており、非常に似た振動となっている。図5のように各ニューロンの動作に近い値に対して振動が加わることで、より大きな影響を与えることができると考えられる。

## 4. シミュレーション

本章では、私たちが提案するニューロ・グリアネットワークをもったMLPの学習能力を評価する。比較のために従来法通りのMLP、グリアネットワークをもったMLP、しきい値に乱数を加えたMLPをあわせてシミュレーションを行った。今回は、

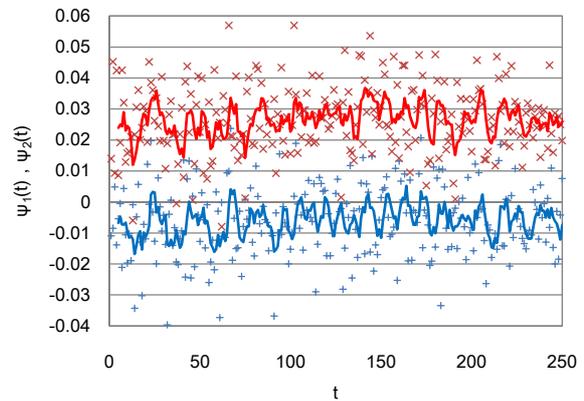


図5 ニューロ・グリアネットワークが発生する振動の時間変化.

ベンチマークとして二重らせん問題を用いた。

### 4.1 二重らせん問題

二重らせん問題の例を図6に示す。二重らせん問題とは、二つの渦を形成する点の座標を学習し、入力された座標がどちらの渦に属するかを解く問題である。この問題は、非線形性の高い問題であることが知られており、ニューラルネットワークの非線形処理能力を測るためによく用いられる。本シミュレーションでは、学習点の数が98および130の問題を用いた。

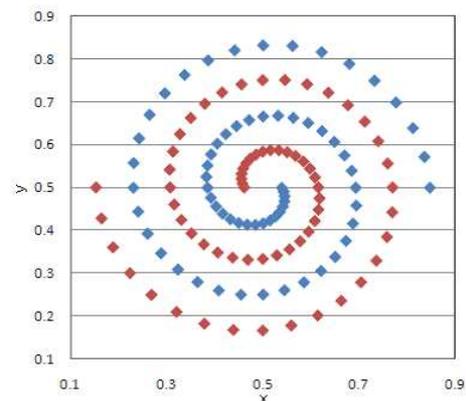


図6 二重らせん問題.

### 4.2 シミュレーション結果

本研究では、シミュレーション結果を学習回数に対する誤差の変化によって示す。誤差の定義は次式で表される。

$$\begin{cases} True : |t_i - O_i| \leq 0.2 \\ False : |t_i - O_i| > 0.2 \end{cases} \quad (6)$$

$$E = \frac{\sum(False)}{N}, \quad (7)$$

入力座標に対して、出力の値が教師信号と0.2以上異なっていた場合、その結果を誤りとし、その誤り数が学習点に対していくつあるかによって最終的な誤差とした。結果の表には、誤差が0となった(つまりすべての点において0.2以下となった)割合、誤差が0.1以下となった割合、そして全シミュレーションの平均誤差を示した。

#### 4.2.1 98点の二重らせん問題

98点で構成される二重らせんを各MLPに学習させた結果を表1に示す。この結果より、ニューロ・グリアネットワークをもったMLPが最も良い結果を取っていることがわかる。また、 $Err < 0.1$ の結果に比して  $Err = 0$  が他のMLPより大きく改善されている。このことから、4種類のMLPの中で最も局所解から抜け出す能力を持っていると言える。

表1 98点を学習した時のシミュレーション結果

	Err = 0%	Err < 10%	AVG
Neuro-Glia	60%	83%	4.9%
Glia Network	35%	70%	8.4%
Glia Cell	30%	75%	9.3%
Conventional	45%	80%	7.6%

図7は98点を学習した時の学習曲線の一例である。この図のように、提案手法を用いると学習にかかる収束の時間が他のMLPに比べ早くなっていることが解る。また、曲線が比較的なめらかに変化していることから、局所解の影響を小さく出来ていると言える。

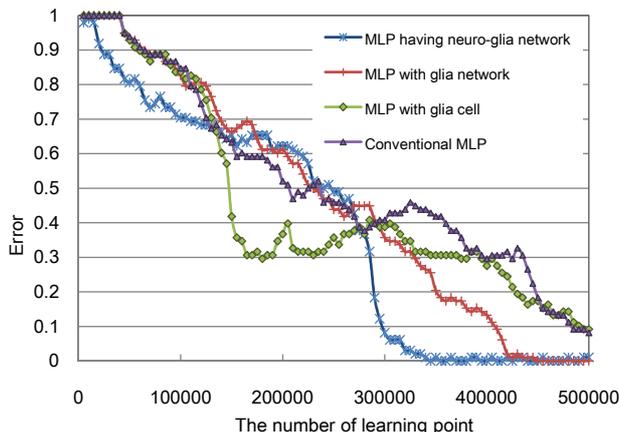


図7 98点を学習した時の学習曲線。

#### 4.2.2 130点の二重らせん問題

次に、130点を各MLPが学習した結果を表2および図8に示す。表2より、提案手法を用いた結果が他の結果と比して良い結果となっている。理由として、学習点が増加すると解を得ることが難しくなることが上げられる。多くのシミュレーションにおいて局所解に捕まり、学習点全体を学習することが困難となっている。その点において、本結果よりニューロ・グリアネットワークをもったMLPは非線形性の強い問題に対しても良い解を得られる可能性が高いことが分る。図8から、提案

表2 130点を学習した時のシミュレーション結果

	Err = 0%	Err < 10%	AVG
Neuro-Glia	27%	60%	13%
Glia Network	3.3%	30%	24%
Glia Cell	0.0%	20%	26%
Conventional	6.7%	17%	29%

手法が明らかに他のMLPと異なっていることがわかる。他のMLPが大きく振れているのに対し、提案手法の学習曲線はほとんど振動することなく学習が収束している。

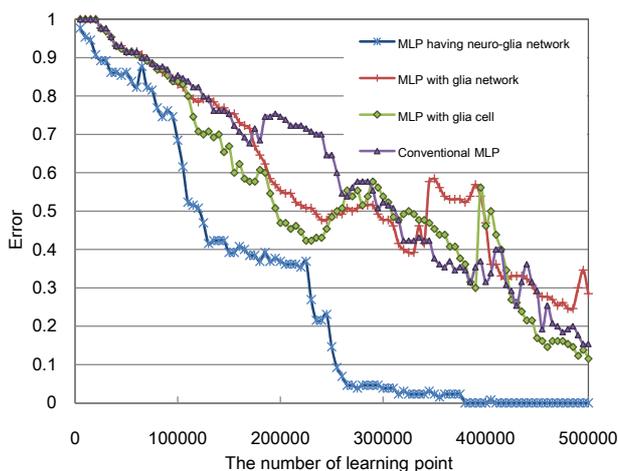


図8 130点を学習した時の学習曲線。

#### 4.2.3 二重らせんの分類

最後にニューロ・グリアネットワークを用いて二重らせん問題を解く。学習が終了したMLPの  $0.1 < x, y < 0.9$  の間ですこしずつ異なる座標を入力していく。そのときMLPから得られる出力が0と1のどちらに近いかを調べ色分けした。図9をみると、一部に誤りが生じているが大局的には二つのらせんが平面上に描かれていることが解る。

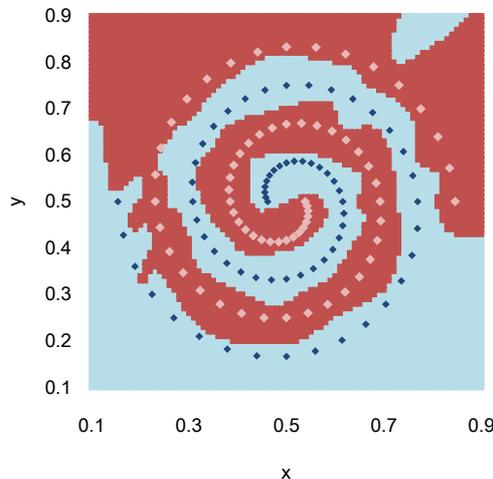


図9 提案手法を用いた二重らせんの分類。

## 5. まとめ

本研究では、ニューロ・グリアネットワークをもったMLPを提案した。ニューロ・グリアネットワークとは、ニューロンとグリア細胞の生物学的な特徴をモデル化したものである。これをMLPに加えることにより、従来法に比べ解探索能力が向上することを二重らせん問題を解くことにより示した。

## 6. 謝 辞

本研究の一部は、日本学術振興会の科学研究費補助金(22500203)により得られた成果である。

### 文 献

- [1] D.E. Rumelhart, G.E. Hinton and R.J. Williams, "Learning Representations by Back-Propagating Errors," *Nature*, vol. 323-9, pp. 533-536, 1986.
- [2] L. Holmstrom, P. Koistinen, "Using additive noise in back-propagation training," *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 3, no. 1, pp. 24-38, 1992.
- [3] P.G. Haydon, "Glia: Listening and Talking to the Synapse," *Nature Reviews Neuroscience*, vol. 2, pp. 844-847, 2001.
- [4] S. Koizumi, M. Tsuda, Y. Shigemoto-Nogami and K. Inoue, "Dynamic Inhibition of Excitatory Synaptic Transmission by Astrocyte-Derived ATP in Hippocampal Cultures," *Proc. National Academy of Science of the U. S. A.*, vol. 100, pp. 11028-11028, 2003.
- [5] S. Ozawa, "Role of Glutamate Transporters in Excitatory Synapses in Cerebellar Purkinje Cells," *Brain and Nerve*, vol. 59, pp. 669-676, 2007.
- [6] J.R. Alvarez-Sanchez, "Injecting knowledge into the Solution of the Two-Spiral Problem," *Neural Computing & Applications*, vol. 8, pp. 265-272, 1999.
- [7] H. Sasaki, T. Shiraishi and S. Morishita, "High precision learning for neural networks by dynamic modification of their network structure," *Dynamics & Design Conference*, pp. 411-1-411-6, 2004.
- [8] C. Ikuta, Y. Uwate and Y. Nishio, "Chaos Glial Network Connected to Multi-Layer Perceptron for Solving Two-Spiral Problem," *Proc. ISCAS'10*, May 2010. (Accepted)