

グリアパルス連鎖をもつ多層パーセプトロンの研究

生田 智敬[†] 上手 洋子[†] 西尾 芳文[†]

[†] 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 私たちは、脳の中に存在するグリア細胞に注目してきた。グリアは長い間、その活動がニューロンの補助と考えられてきた。しかし、近年の研究により、ニューロンのような情報伝達が可能であり、ニューロンとグリア細胞が互いに影響しあっていることが知られるようになった。そのため、現在、グリア細胞は人の思考活動に密接に関わっていると考えられている。本研究では、グリアの情報伝達に注目し、グリアパルス連鎖をもつ MLP を提案する。このグリアパルス連鎖は、あるグリアがニューロンにより励起したとき、その励起状態を引き金として、周りのグリアが連鎖的にパルスが発生するモデルである。このグリアによるパルスは、脳内のグリア細胞の生物学的特徴から、ニューロンの膜電位に対して影響するように定義した。このグリアパルス連鎖を MLP に加えることにより、ネットワークの学習性能が向上することをシミュレーションによって示す。

キーワード グリアネットワーク、階層型パーセプトロン、外部刺激

Investigation of Multi-Layer Perceptron with Pulse Glial Chain

Chihiro IKUTA[†], Yoko UWATE[†], and Yoshifumi NISHIO[†]

[†] 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 A glia is a nervous cell in the brain. Currently, the glia is known as a important cell for the human's cerebration. Because the glia transmits signals to neurons and other glia. We notice features of the glia and consider to apply it for an artificial neural network. In this paper, we propose a Multi-layer perceptron (MLP) with pulse glial chain. The pulse glial chain is inspired from the features of the glia. The glia generates a pulse by a connecting neuron and it excites neighborhood neurons and glia. The pulse is generated as different glia, thus, these pulses look like propagating into the network. We show the MLP with pulse glial chain has better performance than the conventional MLP by computer simulations.

Key words Glial network, MLP, External stimulus

1. ま え が き

近年、グリア細胞と呼ばれる脳内の神経細胞が生物学あるいは医学分野で盛んに研究されている [1][2]。グリア細胞は長い間、ニューロンの補佐的な役割をする細胞であると考えられており、ニューロンのように研究がなされることはなかった。しかし、脳内のイオンによる活動が観測できるようになり、ニューロンと同様に活発に活動していることが解ってきた [3]。ここで用いられるイオンには、グルタミン酸やアデノシン三リン酸、 Ca^{2+} 等ニューロンの活動にも重要なイオンである。特に、グリア細胞が様々なイオンの受容体を持っていることや、脳内 Ca^{2+} 濃度を変化させることは非常に重要である。 Ca^{2+} 濃度の変化は、グリア細胞同士の情報伝達に用いられているととも

に、ニューロンの膜電位に対しても影響する。このようなことから、グリア細胞とニューロンの関係は人の脳の思考活動を研究する上で重要視しなければならない要素である。

私たちは、このグリア細胞の生物学的な特徴を捉え、人工ニューラルネットワークに対しグリアによるネットワークを付与する研究を行ってきた [4][5]。当研究においては、グリアがそれぞれ異なった振動を生成しており、グリア同士が互いに影響を与え合う。その影響がニューロンに対して伝搬することによりニューラルネットワークの学習性能が向上することを示してきた。

本研究では、多層パーセプトロン (MLP) にパルスグリア連鎖を付与したニューラルネットワークを提案する。パルスグリア連鎖では、ニューロンの近くに存在するグリアがパルス状の

出力を生成する。また、あるグリアがニューロンの出力により、励起されたとき、近くに存在するグリアが連鎖的に励起する。このように、連鎖的に励起することによりパルスがあたかもネットワーク内を伝搬しているように見える。このグリアパルス連鎖が MLP ニューロンに対して影響することにより、MLP の学習性能が向上することをシミュレーションによって示す。

2. グリアパルス連鎖をもつ多層パーセプトロン

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のひとつである。このニューラルネットワークでは、ニューロンが層状に配置されており、異なった層のニューロン同士が影響し合うことによって、パターン想起、パターン分類、データマイニング等の処理が可能である。本研究で用いる MLP は 3 層のニューロン層から構成されており、入力層、中間層、出力層それぞれ 4, 10, 1 個のニューロンを持っている。また、今回提案するグリアパルス連鎖を中間層に与えている。図 1 にグリアパルス連鎖をもつ MLP のモデルを示す。

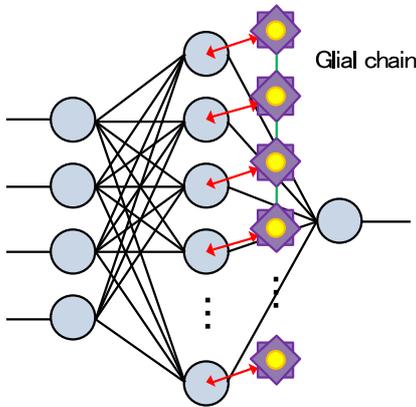


図 1 グリアパルス連鎖をもつ MLP.

2.1 ニューロンの更新式

ニューロンは多入力、単出力のモデルで与えられ、一般的に更新式は式 (1) で表される。

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

ここで、 y はニューロンの出力、 x は前の層のニューロンからの入力、 w は各ニューロン間の結合荷重、 θ はしきい値、 f は出力関数を表す。MLP では、結合荷重を変化させることにより様々な問題を解くことが可能である。この結合荷重の学習法には誤差逆伝播法 (BP) が用いられる [6]。ただし、この BP 法は最急降下法を用いているため、局所解の影響が大きく頻りに問題となる。この局所解の影響の緩和には様々な手法が提案されている。

次に、グリアパルス連鎖を結合したニューロンの更新式を示す。

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

ただし、 ψ はグリアの出力、 α はグリアとニューロン間の結合荷重である。グリアの Ca^{2+} はニューロンの膜電位に影響することが知られているため、本研究では、ニューロンのしきい値に対してグリアからの影響が与えられる。このグリア項は、BP 法により学習されず独立して働くため、MLP に対して局所解の影響を緩和できると期待される。なお、出力関数にはシグモイド関数を用いる。シグモイド関数は次式で表される。

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

2.2 グリアパルス連鎖

この章では、グリアが生成するパルスとそれに伴い発生するグリアパルス連鎖について説明する。実際の脳内に存在するグリア細胞は、 Ca^{2+} 、グルタミン酸、アデノシン三リン酸等様々なイオン受容体を持っている。また、グリア細胞は Ca^{2+} の濃度変化を引き起こすことが確認されており、この Ca^{2+} の濃度変化を用いて情報伝達を行っていると考えられている [7][8]。 Ca^{2+} の濃度変化は、ニューロンによってグリア細胞が励起されたときにパルス状に生成される。また、あるグリア細胞が励起したとき連鎖的に周りに存在するグリア細胞が励起する Ca^{2+} ウェーブと呼ばれる状態が観測される。

以上のような、生物学的な特徴を模したグリアパルス連鎖を提案する。本研究では、1 番目のグリアのみがニューロンの出力によって励起されると仮定し、他のグリアは 1 番目のグリアの励起によって連鎖的に励起される。式 (4) に一番目のグリアのパルス発生条件を示す。

$$\psi_1(t+1) = \begin{cases} 1, & (\theta_n < y_1) \cap (\theta_g > \psi_1(t)) \\ \gamma\psi_1(t), & \text{else,} \end{cases} \quad (4)$$

ただし、 θ_n はグリアがニューロンの出力によって励起されるしきい値、 θ_g は不応期間の長さ、 γ はグリアのパルスの減衰項である。式 (4) では、一番目のグリアが結合したニューロンの出力が θ_n を超えたとき一定量のパルスが発生する。その後、時間と共に指数関数的に減少する。また、グリアはニューロンと同様に一度発火したとき、次の発火が起こるまで不応期間を持っている。この不応期間をしきい値 θ_g で表している。次に、一番目のグリア以外のグリアの励起条件について式 (5) に示す。

$$\psi_i(t+1) = \begin{cases} 1, & (\theta_t < \psi_1(t-i \cdot D)) \cap (\theta_g > \psi_i(t)) \\ \gamma\psi_i(t), & \text{else,} \end{cases} \quad (5)$$

ただし、 θ_t はそのグリアが励起するために必要な一番目のグリアのパルスの大きさ、 D はグリア間でパルスが伝搬するときどれだけの時間が必要かを示している。

以上の条件より、 $D = 1$ のときの各グリアが出すパルス出力の例を図 2 に示す。 $D = 1$ であるため、一番目のグリアが励起してから 1 回ずつずれたタイミングで次のグリアが励起している。このように、近いグリア同士が似た時間に励起することによってニューロンの学習に影響することが考えられる。

比較のために、各グリアがランダムに励起したときのパルス出力を図 3 示す。各グリアが関係性を持たず、ランダムに励起しているため、ほぼ同時に励起する場合と、全く異なった時間

に励起する場合が見られる．本研究では，この2種類のパルス発生条件を用いて，それぞれがMLPの学習性能に与える影響を調査する．

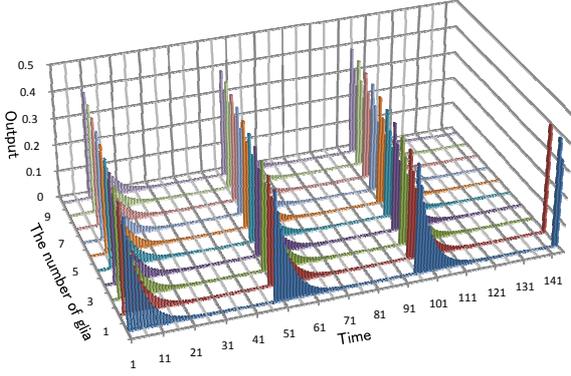


図2 グリアパルス連鎖によるパルス伝搬 ($D = 1$)

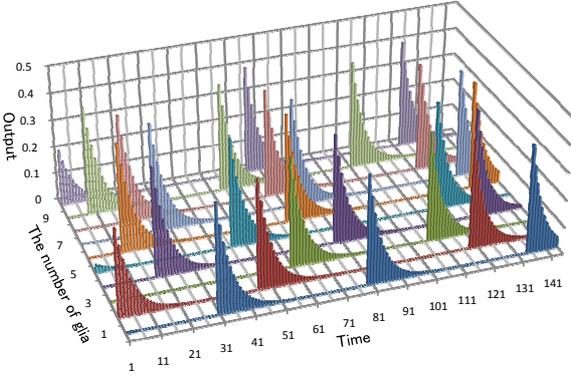


図3 ランダムに生成されるパルス.

3. 結果

本研究では，提案するMLPにskew tent mapから生成されたカオス時系列を学習させる．skew tent mapは式(6)によって与えられる．

$$\phi_i(t+1) = \begin{cases} \frac{2\phi(t)+1-A}{1+A} & (-1 \leq \phi(t) \leq A) \\ \frac{-2\phi(t)+1+A}{1-A} & (A < \phi(t) \leq 1) \end{cases}, \quad (6)$$

なお， ϕ はskew tent mapの各時間ごとの値， A はskew tent mapの特性を決定する項である．本シミュレーションでは， $A = -0.1$ ， $A = 0.1$ の異なったskew tent mapから時系列データを生成し，各時系列データがどちらのskew tent mapから生成されたものかを学習させる．図4はskew tent mapの写像である．

学習性能を学習後の誤差平均 (Avg. Err.)，全シミュレーション中の最小誤差 (Min.)，全シミュレーション中の最大誤差 (Max.)，結果の標準偏差 (St. Dev.) を用いる．また，シミュレーションには，4種類のMLP用い，それぞれ200回のシミュレーションから上記の結果を得る．

- (1) 従来法 (Conventional MLP)
- (2) グリアパルス連鎖をもつMLP ($D = 1$, MLP with pulse glial chain)
- (3) グリアパルス連鎖をもつMLP ($D = 0$, MLP with pulse glial chain)
- (4) ランダムにパルスが入力されるMLP (MLP with random timing pulse).

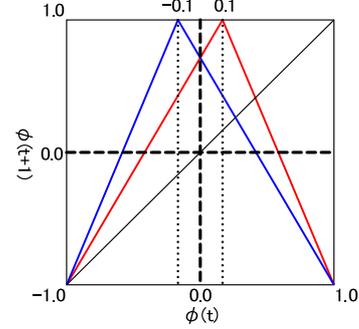


図4 Skew tent map.

3.1 学習性能

表1にシミュレーション結果を示す．表1より，提案手法であるグリアパルス連鎖をもつMLPが最も学習性能が高いことがわかる．また，従来法の誤差の最大値0.06付近であるのに対して，提案手法では0.02付近まで減少されることが出来る．この結果より，従来法にくらべ局所解脱出能力が高いと言える．また， $D = 1$ と $D = 0$ において，最大誤差は似ているものの，平均誤差で大きく違いが生じている．このことから，局所解脱出能力だけではなく初期値に対する依存性も他のMLPに比べ性能が高くなったと言える．

表1 Learning performance.

	Avg. Err.	Min.	Max.	St. Dev.
(1)	0.0029	0.0001	0.0605	0.0079
(2)	0.0008	0.0001	0.0202	0.0022
(3)	0.0017	0.0001	0.0209	0.0037
(4)	0.0012	0.0001	0.0603	0.0048

次に，各MLPの学習曲線の例を図5示す．まず，従来法は早い段階で収束している．また， $D = 0$ のグリアパルス連鎖をもつMLPも同様な軌道をとっている．対して，ランダムにパルスを発生する機能を持ったMLPと $D = 1$ のグリアパルス連鎖をもつMLPは局所解を抜け出し，より優れた解を見つけることができていることがわかる．この2種類のMLP比較したとき，両学習曲線とも振動的になっている．ここで，提案手法がより良い解を得た理由として，複数のグリアが短い間隔で連続的に励起するため，同時に大きなエネルギーをMLPに対して与えることができる．また，不応期間があるため，ほとんどMLPに対してエネルギーが加えられない時間も存在する．この不応期間によって，与えられたエネルギーによって局所解を抜けだしたあと，正しい入力をもとに学習が行われるため，効率よく学習が進んだと考えられる．

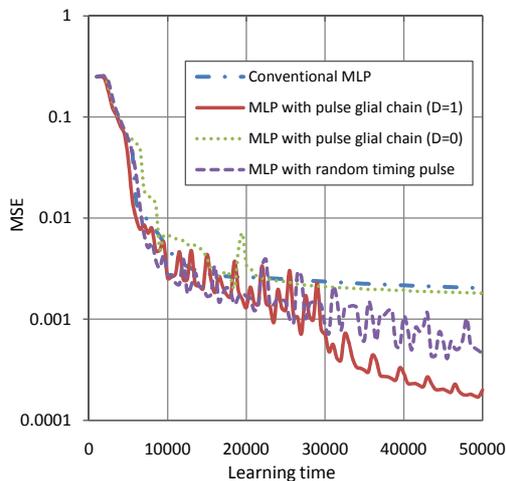


図 5 各 MLP の学習曲線.

3.2 パラメータ依存性

最後に、グリアパルス連鎖をもつ MLP のパラメータによる学習性能を示す。本シミュレーションでは、グリアパルス連鎖の特性に最も寄与しているパラメータである D と α を変化させたときの学習性能を図 6 に示す。なお、シミュレーション回数を 100 回とし、学習後の平均誤差を表している。図 6 より、 α が小さくなるに従い平均誤差が悪くなる傾向が見られる。この理由として、他のパラメータに関係なく α が小さくなることによってニューロンに入力されるパルスの最大値が制限されるからである。そのため、MLP 局所解につかまりやすくなってしまふと考えられる。次に、 D についてみると、 $D = 1$ と $D = 9$ において α に大きく依存することなく平均誤差が小さくなっていることがわかる。この要因として、 $D = 1$ あるいは $D = 9$ においては、必ずほぼ同時に励起するグリアが存在する事が挙げられる。図 7 に $D = 9$ のときのグリアパルス連鎖の例を示す。このとき、2 個のグリアがほぼ同時にパルスを生成していることがわかる。また、 $D = 1$ のときは近接したグリア同士はほぼ等しい時間に励起する。以上より、同時にパルスがニューロンに対して与えられることにより大きなエネルギーを与えることが可能であると言え、そのエネルギーにより、局所解の影響を緩和できると考えられる。

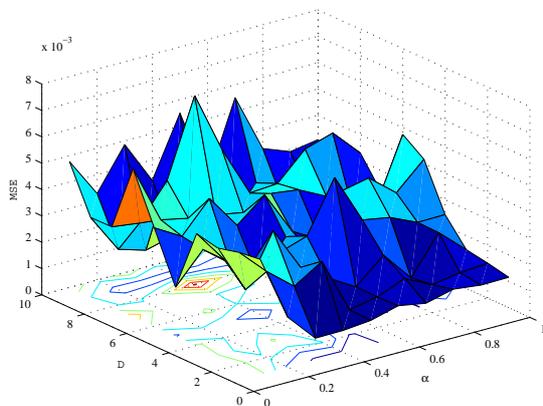


図 6 グリアパルス連鎖をもつ MLP のパラメータ依存性.

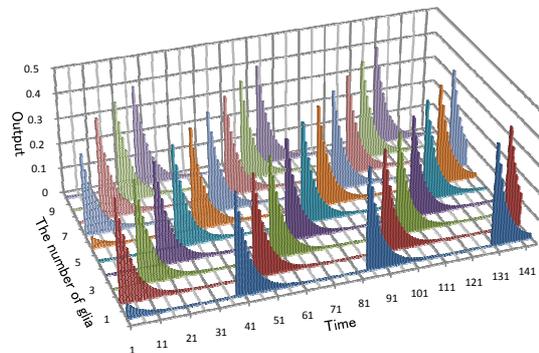


図 7 グリアパルス連鎖によるパルスの伝搬 ($D = 9$).

4. ま と め

本研究では、MLP にグリア細胞の特徴を模したグリアパルス連鎖を与えたグリアパルス連鎖をもつ MLP を提案した。グリアパルス連鎖では、一番目のグリアがニューロンの出力によって励起され、そのグリアのパルスが連鎖的に他のグリアに影響を与える。これにより生じた各グリアのパルスが、ニューロンのしきい値に入力される。

このグリアパルス連鎖をもつ MLP が従来法を含めた他の MLP と比較して、学習性能が優れていることをシミュレーションによって示した。また、グリアパルス連鎖に関わるパラメータの学習性能に対する影響を調査し、優れた結果が得られるパラメータを示した。

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] P.G. Haydon, "Glia: Listening and Talking to the Synapse," *Nature Reviews Neuroscience*, vol. 2, pp. 844-847, 2001.
- [2] 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 U.S.A.*, vol. 100, pp. 11023-11028, 2003.
- [3] S. Ozawa, "Role of Glutamate Transporters in Excitatory Synapses in Cerebellar Purkinje Cells," *Brain and Nerve*, vol. 59, pp. 669-676, 2007.
- [4] C. Ikuta, Y. Uwate and Y. Nishio, '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', 電気情報通信学会 非線形問題研究会 技術報告, no. NLP2010-31, pp. 13-17, Jul. 2010.
- [5] C. Ikuta, Y. Uwate and Y. Nishio, '局所的な外部刺激を受けるグリアネットワークを持つ階層型パーセプトロンの研究', 電気情報通信学会 非線形問題研究会 技術報告, no. NLP2010-126 & NC2010-90, pp. 7-11, Jan. 2011.
- [6] D.E. Rumelhart, G.E. Hinton and R.J. Williams, "Learning Representations by Back-Propagating Errors," *Nature*, vol. 323-9, pp. 533-536, 1986.
- [7] G. Perea and A. Araque, "Glial Calcium Signaling and Neuro-Glia Communication," *Cell Calcium*, vol. 38, 375-382, 2005.
- [8] S. Kriegler and S.Y. Chiu, "Calcium Signaling of Glial Cells along Mammalian Axons," *The Journal of Neuroscience*, vol. 13, 4229-4245, 1993.