SpikePropにおける応答関数と学習法の見直しによる 連続入力パターンに対する応答の改善†

小野田 憲悟*・高瀬 治彦*・北 英彦*・川中 普晴*

本研究では、スパイクニューラルネットワークの一種である SpikeProp において、連続入力パターンに対する応答を改善することを目的とする。これに対し、ネットワークの構造についてはスパイク応答関数を変更することを、学習法については組み合わせパターン学習法を提案した。これらを併用することで、連続入力パターンに対する応答を改善した。具体的には、従来手法で正しく応答できなかった場合について、70% 以上所望の応答が得られるよう改善できた。

キーワード：ニューラルネットワーク、スパイクニューラルネットワーク、時系列情報処理

1. はじめに

近年、時系列情報処理システムの一つとして、スパイクニューラルネットワークが注目を集めている [1, 2]。これはスパイクを入出力としたニューラルネットワークモデルの一種であり、主に 2 種類の情報表現手法が存在する [3]。入力された時系列情報に対する応答速度の観点からは、情報をスパイク時刻により表現する手法（テンポラルコーディング）の方が好ましいとされている [4]。テンポラルコーディングを用いたスパイクニューラルネットワークとして、さまざまなモデルや学習法が提案されている [5–7]。その中の一つに Bohte らが提案し、Booij らによりユニットが複数回の発火を許容するように拡張された SpikeProp がある [8, 9]。これは、最初のいくつかの出力スパイクの時刻を調整するものであった。しかし、出力スパイク数は学習していないため余分なスパイクを出力してしまう。これに対して、松本らは AWD（AWD: Adaptive Weight Decay）を提案し、出力スパイクの時刻だけでなく数も学習できるように拡張した [10]。

AWD で学習したネットワークは、一組のスパイク列（パターン）がネットワークの初期状態から入力された際のみ所望の動作をする。そのため、複数パターンが連続で入力された際には望みの出力が得られない場合があった。これは、SpikeProp を用いて実際に時系列情報を処理する際には、好ましくない動作である。

そのため本研究では、複数パターンが連続入力された際の応答を改善することを目標とする。SpikeProp ネットワークは、入力刺激を時間減衰させながら保持している。そのため、入力パターン間の入力間隔が短くなると、好ましくない動作が現れる。応答を改善することで、好ましくない動作が現れる入力間

隔がより短くなる。

2. SpikeProp のネットワーク構造と学習法

本章では、SpikeProp のネットワーク構造および文献 [10] で提案されている AWD の概略と問題点について説明する。

2.1 SpikeProp のネットワーク構造

SpikeProp は入出力関係にスパイク（パルス）を用いる入力層、中間層、出力層からなるフィードフォワード型のネットワークである。

各層のユニットは前後の層のユニットと結合を持つ。ユニット間の結合には副結合と呼ばれる結合があり、それらは時間遅れ d^k と結合荷重 w_{ij}^k というパラメータを持つ。ここで k は副結合番号、 i は接続元ユニット番号、 j は結合の接続先ユニット番号である。時間遅れは固定値を持ち、結合荷重を調整することにより、スパイクの時刻と数を学習する。

ユニット j の内部電位 x_j は式 (1) に従い変化する。ここで、 $\epsilon(t)$ はスパイク応答関数、 $\kappa(t)$ は不応期間関数であり、それぞれ、式 (2)、式 (3) で表される。各ユニットは内部電位がしきい値 θ に達したときに発火し、スパイクを出力する。

$$x_j(t) = \sum_{i \in \Gamma_j} \sum_{t_i^f \in F_i} \sum_{k=1}^m w_{ij}^k \epsilon(t - t_i^f - d^k) + \sum_{t_j^f \in F_j} \kappa(t - t_j^f) \quad (1)$$

$$\epsilon(t) = \begin{cases} 0 & (t < 0) \\ A \left(\exp\left(-\frac{t}{\tau_m}\right) - \exp\left(-\frac{t}{\tau_s}\right) \right) & (t \geq 0) \end{cases} \quad (2)$$

$$\kappa(t) = \begin{cases} 0 & (t < 0) \\ -\theta \exp\left(-\frac{t}{\tau_r}\right) & (t \geq 0) \end{cases} \quad (3)$$

ここで、 τ_m , τ_s , τ_r は時定数であり、 A は任意の定数、 Γ_j はユニット j に繋がる結合の接続元ユニットの集合、 F_i はユニット i のスパイク時刻の集合、 F_j はユニット j のスパイク時刻の集合、 t_j^f はユニット j の f 番目のスパイク時刻である。

ネットワーク全体としては、入力層、中間層、出力層の順にスパイクが伝達され、最終的に出力層から出力されるスパイクがネットワークの出力となるように動作する。

† Response Function and Training Method to Improve Response to Successive Input Patterns in SpikeProp
Kengo ONODA, Haruhiko TAKASE, Hidehiko KITA,
and Hiroharu KAWANAKA

* 三重大学大学院工学研究科
Graduate School of Engineering, Mie University

2.2 学習法

入力スパイク列 (入力パターン) から出力スパイク列 (出力パターン) への変換を学習することを考える。

出力スパイクの時刻と本数を調節するために、結合荷重は式 (4) に従い、繰り返し更新される。

$$\Delta w_{ij}^k = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{ij}^k} - 2\rho w_{ij}^k \quad (4)$$

ここで、 $\eta (>0)$ は学習率、 ρ は AWD の係数であり、学習の進行に応じて調整する。 E は出力スパイク時刻の二乗誤差であり、式 (5) で表される。

$$E = \frac{1}{2} \sum_{p \in P} \sum_{j \in J} \sum_{f=1}^{\hat{f}_j} (t_j^{p,f} - \hat{t}_j^{p,f})^2 \quad (5)$$

ここで、 P は教師データの集合、 J は出力ユニットの集合、 $\hat{f}_j$ はユニット j の期待されるスパイク数である。また、 $t_j^{p,f}$ 、 $\hat{t}_j^{p,f}$ は教師入力パターン p を与えた際のユニット j の f 番目の出力スパイク時刻および期待される出力スパイク時刻である。

結合荷重の更新過程において、内部電位がしきい値に達しないためにユニットが発火しない場合がある。このとき、発火しないユニットにつながる結合荷重を大きくする。

2.3 問題点

SpikeProp は複数の入力パターンを連続して与えたときに、後続の入力パターンに対して好ましくない動作をする。我々は、この問題が以下の二つの原因によると考える。

第一の原因は、SpikeProp の動作原理に由来するものである。SpikeProp は、ユニット間の副結合における遅延および式 (2) で表されるスパイク応答関数によって、入力された情報をしばらくの間保持する。これにより、時系列情報の処理を実現している。この際、応答関数によって保持される情報は時間減衰する。ここで、複数パターンが連続入力される際に、前の入力パターンによって生じた情報の減衰が不十分なまま次のパターンが入力されると、その出力は前の入力パターンによって生じた情報の影響を受けて変化する。

第二の原因は、学習法に由来するものである。従来手法では、初期状態からの入力に対する出力のみを学習している。つまり、複数パターンが連続入力される際の、前の入力パターンによって生じる情報の影響を考慮せずに学習している。そのため、短い間隔で複数パターンが連続入力された際には、前の入力パターンによって生じる情報の減衰が不十分であり、学習時とは異なる条件でパターンが入力されるため、望みの出力が得られない。

3. 提案手法

本章では、前節で述べた問題点を解決するための、スパイク応答関数および学習法について提案する。

前節で述べた第一の原因をふまえ、スパイク応答関数を素早く時間減衰するものと変更することで、前の入力パターンによる影響を軽減する。具体的には、式 (2) の A 、 τ_s を調節する。しかし、時系列情報を処理するには応答関数によって保持している情報を用いるため、応答関数の時間減衰が早すぎる場合

には時系列情報の処理能力が低下してしまう。したがって、応答関数の変更のみで前の入力パターンによる影響を十分に軽減することは困難である。

前節で述べた第二の原因をふまえ、組み合わせパターン学習法を提案する。これは、第一パターンとして一つの教師パターンをそのまま、第二パターンとして一つのパターンを一定の時間遅れ (組み合わせ間隔) をほどこして準備し、これらをまとめて一つのパターンとして学習する手法である。第一パターンにより先行パターンの影響がない状態からの動作を、第二パターンにより先行パターンの影響がある状態からの動作を学習する。このとき、教師パターン数によっては組み合わせ総数が膨大になってしまうため、バッチ学習ではなくオンライン学習を実施する。これにより、第二パターンよりも先行パターンの影響が小さい場合については、正常な出力が得られるよう学習できる。つまり、学習時の組み合わせ間隔よりも長い間隔での連続入力に対して、応答を改善することができる。

これらの手法を併用することで、連続入力に対する応答をより改善できることが期待される。

4. 実験

本章では提案手法により、複数パターンが連続入力された際の応答を改善できるのかを確認する。

4.1 実験条件

実験には時間版 Iris 問題 [10] を用いた。学習には各クラスからランダムに 25 パターンずつ、合計 75 パターンを抽出したものを使用し、残りの 75 パターンをテストに使用した。入力は各特徴量を 0ms から 6ms までに正規化したものを用い、出力は各分類のユニットを設け、該当のユニットからの出力を 10ms、それ以外のユニットからの出力を 16ms にエンコードした。

学習後のネットワークは、テストパターンに対する応答により評価した。テストパターンは、テスト用に用意した 75 パターンから 3 個のパターンを選び、組み合わせパターン学習法での組み合わせパターンと同様に作成した。組み合わせ間隔を 20ms から 100ms まで 5ms 刻みで変更し、それぞれの間隔ごとに異なる 50 のテストパターンに対する出力の成功率を評価した。このとき、テストパターンに対する出力の成功条件を、余分なスパイクを出力せず、それぞれの出力スパイク時刻の誤差が 2ms 以下になることとした。すなわち、3 個の連続入力パターンすべてに対して所望の応答をした場合を成功とみなした。

ネットワーク構造は、入力層、中間層、出力層のユニット数はそれぞれ 5, 10, 3 個とし、副結合数は 8 とした。また、 τ_m 、 τ_r はそれぞれ 10 とした。 τ_s は文献 [10] で用いられていた 5.0 と、よりすばやく時間減衰する 0.5 の場合の 2 通りについて実験し、その際に応答関数のピーク値が 0.25 となるように式 (2) の A の値を調整した。初期荷重は -1 から 5 の一様乱数とした。

実験は、「組み合わせパターン学習法、 $\tau_s = 0.5$ 」、「組み合わせパターン学習法、 $\tau_s = 5.0$ 」、「従来手法、 $\tau_s = 0.5$ 」、「従来手

図1 間隔 25ms で組み合わせパターン学習したネットワークに対して3連続入力した際の成功率

法, $\tau_s = 5.0$ 」の4通りの条件で, 初期荷重の異なる50個のネットワークに対してそれぞれの条件ごとに30,000回の学習をしたのち, 評価した。

4.2 実験結果と考察

組み合わせ間隔 25ms の場合の実験結果を図1に示す。縦軸はテストパターンに対する出力の成功率, 横軸はテストパターンの組み合わせ間隔である。

図1より, 従来手法を用いて応答関数を $\tau_s = 5.0$ から $\tau_s = 0.5$ のものに変更した場合, テストパターンの組み合わせ間隔が大きい場合 (70ms 以上) には成功率は多少低下しているものの, 組み合わせ間隔が比較的短い場合 (30ms~50ms) には成功率が大きく向上していることがわかる。しかし, より短い間隔では, 成功率は依然として低い。例えば, 組み合わせ間隔 25ms のテストパターンを入力した場合の成功率は, $\tau_s = 0.5$ の場合でも約 6.3% と低い。

同じく図1より, 同じ応答関数同士であれば, 組み合わせパターン学習を実施することで, $\tau_s = 5.0$ の場合には成功率が低下したが, $\tau_s = 0.5$ の場合には成功率が向上した。 $\tau_s = 0.5$ の場合, 組み合わせ間隔 25ms のテストパターンを入力した際の成功率が, 従来手法で学習した場合の約 6.3% と比べ, 組み合わせパターン学習した場合は約 72.7% に改善し, 25ms よりも長い組み合わせ間隔のテストパターンを入力した際にも成功率の低下は見られなかった。しかし, $\tau_s = 5.0$ の場合, 組み合わせパターン学習した場合のテストパターン入力に対する成功率は, テストパターンの組み合わせ間隔によらず 15% 未満であった。

以上より, 学習時の組み合わせ間隔である 25ms よりも長い入力間隔で複数パターンが連続入力された際の応答を, 提案手法を用いることで改善できた。また, 学習時の組み合わせ間隔が 30ms よりも長い場合にも, 提案手法を用いることで同様の改善が見られた。

ただし, $\tau_s = 5.0$ で組み合わせパターン学習をしたときに, 学習時の組み合わせ間隔が 25ms の場合には成功率が低下した。その原因として, 前の入力パターンによる影響が大きすぎることで学習が困難になったためと考えられる。学習中の誤差の推移を確認したところ, 他の条件では学習回数が進むにつれ徐々に誤差が減少していたが, この条件では学習回数約 10,000 回以降では学習が停滞していた。このように, 提案手法の一方だけでは十分な改善が得られない場合があるが, 組み合わせる

ことで, このような問題を避けることができる。

これらの結果から, 提案した応答関数の変更と組み合わせパターン学習法を併用することで, 長い入力間隔での連続入力パターンに対する出力の成功率を大きく低下させることなく, 短い入力間隔での連続入力パターンに対する出力の成功率を大きく向上することができた。このことから, 提案手法は連続入力パターンに対する応答の改善に有効であるといえる。

5. まとめ

本研究では, スパイクニューラルネットワークの一種である SpikeProp において, 連続入力パターンに対する応答を改善することを目的とし, ネットワークの構造と学習法について検討した。その結果, ネットワークの構造については応答関数を変更することを, 学習法については組み合わせパターン学習法を提案した。これらを併用することで, 連続入力パターンに対する応答を改善した。

参考文献

- [1] W. Maass, and C. M. Bishop: *Pulsed Neural Network*, The MIT Press, 1998.
- [2] F. Ponulak and A. Kasiński: "Introduction to spiking neural networks: Information processing, learning and applications.," *Acta neurobiologiae experimentalis*, Vol.71, No.4, pp. 409-433, 2010.
- [3] 銅谷賢治ほか編: 脳の情報表現—ニューロン・ネットワーク・数理モデル—, 朝倉書店, 2002.
- [4] S. M. Bohte: "The evidence for neural information processing with precise spike-times: A survey," *Neural Computing*, Vol.3, No.2, pp. 195-206, 2004.
- [5] F. Ponulak and A. Kasiński: "Supervised Learning in Spiking Neural Networks with ReSuMe: Sequence Learning, Classification, and Spike Shifting," *Neural Computation*, Vol.22, No.2, pp. 467-510, 2010.
- [6] A. Mohemmed, S. Schliebs, S. Matsuda, and N. Kasabov: "SPAN: Spike Pattern Association Neuron for Learning Spatio-Temporal Spike Patterns," *Int. J. of Neural Systems*, Vol.22, No.4, 2012.
- [7] B. Gardner and A. Grüning: "Supervised Learning in Spiking Neural Networks for Precise Temporal Encoding," *PLoS ONE*, Vol.1, No.8, 2016.
- [8] S. M. Bohte, J. N. Kok, and H. La Poutré: "Error-backpropagation in temporally encoded networks of spiking neurons," *Neurocomputing*, Vol.48, pp. 17-37, 2002.
- [9] O. Booi and H. T. Nguyen: "A gradient descent rule for spiking neurons emitting multiple spikes," *Information Processing Letters*, Vol.95, pp. 552-558, 2005.
- [10] 松本崇, 高瀬治彦, 川中普晴, 鶴岡信治: "スパイクニューラルネットワークにおけるスパイク時刻と数の学習法," 電子情報通信学会論文誌. Vol.J99-D, No.7, pp. 662-668, 2016.

(2018 年 10 月 2 日 受付)
(2018 年 10 月 17 日 採録)

[問い合わせ先]

〒514-8507 三重県津市栗真町屋町 1577

三重大学大学院工学研究科電気電子工学専攻計算機工学研究室

高瀬 治彦

TEL: 059-231-9691

E-mail: takase@elec.mie-u.ac.jp

—— 著 者 紹 介 ——

おのだ けんご
小野田 憲悟 [非会員]

2017 年三重大学工学部卒業。現在、同大学大学院工学研究科在学中。電子情報通信学会会員。

たかせ はるひこ
高瀬 治彦 [正会員]

1991 年名古屋大学工学部卒業。1996 年同大学大学院工学研究科博士後期課程修了。1996 年より三重大学工学部助手、准教授を経て現在三重大学大学院工学研究科教授。ニューラルネットワーク、教育支援システムの研究に従事。博士（工学）。日本知能情報ファジィ学会、教育システム情報学会、電子情報通信学会、IEEE 各会員。

きた ひでひこ
北 英彦 [非会員]

1982 年名古屋大学工学部卒業。1987 年名古屋大学大学院工学系研究科修了。1987 年より沖電気工業株式会社勤務。1992 年より三重大学工学部准教授。プログラミング演習システム、知的障がい児向けタブレットアプリケーションの開発、教育支援システムの研究に従事。博士（工学）。電子情報通信学会、コンピュータ利用教育学会、人工知能学会各会員。

かわなか ひろはる
川中 普晴 [正会員]

1999 年三重大学工学部電気電子工学科卒業。2004 年同大学大学院工学研究科博士後期課程修了。2004 年株式会社医用工学研究所設立同社取締役。2005 年 NEDO 養成技術者（株式会社三重 TLO）三重大学社会連携フェロー。2009 年同大学大学院医学系研究科修了。2006 年より三重大学大学院工学研究科助手、助教授を経て現在三重大学大学院工学研究科准教授。ソフトコンピューティングとその応用、医療情報学に関する研究に従事。博士（工学）。博士（医学）。日本知能情報ファジィ学会、電気学会、日本医療情報学会、IEEE 各会員。

Response Function and Training Method to Improve Response to Successive Input Patterns in SpikeProp

by

Kengo ONODA, Haruhiko TAKASE, Hidehiko KITA, and Hiroharu KAWANAKA

Abstract:

In this paper, we aim to improve the response to successive input patterns in SpikeProp, which is a kind of spiking neural networks. We proposed two methods: (1) change the spike response function, which decides network behavior, and (2) train combined patterns. The response was improved by using both methods. Concretely, we got 70% of success rate for successive inputs on the network trained by proposed methods in the case that the network trained by the previous method failed.

Keywords: neural network, spiking neural network, time series information processing

Contact Address: **Haruhiko TAKASE**

Computer Engineering Lab., Graduate School of Engineering, Mie University
1577 Kurimamachiya-cho, Tsu city, Mie 514-8507, Japan
TEL: +81-59-231-9691
E-mail: takase@elec.mie-u.ac.jp