法政大学学術機関リポジトリ HOSEI UNIVERSITY REPOSITORY

デジタルスパイキングニューラルネットワークの同 期現象と時系列近似

著者	内田 厚研		
出版者	法政大学大学院理工学研究科		
雑誌名	法政大学大学院紀要.理工学・工学研究科編		
巻	61		
ページ	1-5		
発行年	2020-03-24		
URL	http://doi.org/10.15002/00022816		

法政大学

デジタルスパイキングニューラルネットワークの 同期現象と時系列近似

SYNCHRONIZATION AND TIME-SERIES APPROXIMATION IN DIGITAL SPIKING NEURAL NETWORKS

内田厚研

Hiroaki UCHIDA 指導教員 斎藤利通

法政大学大学院理工学研究科電気電子工学専攻修士課程

This paper considers a ring-coupled digital spiking neural network and its hardware implementation. Depending on parameters, the network can realize multi-phase synchronization of periodic spike-trains. Applying a time dependent selection switching, the network outputs a variety of periodic spike-trains. Applying a dynamic WTA switching rule, a target spike-train can be approximated automatically. The network is a digital dynamical system and is suitable for FPGA based hardware implementation. A test circuit is implemented in a FPGA board by the Verilog and typical multi-phase synchronization phenomena are confirmed experimentally.

Key Words : spiking neural network, synchronization, spike-train approximation

1. はじめに

スパイキングニューラルネットはアナログダイナミカ ルシステムの1つで,積分と発火の動作を繰り返し, 様々なスパイク列を生成することができる[1][2].スパイ ク列は通信システムや画像領域分割,セントラルパター ンジェネレータなど様々な工学的応用において重要な役 割を担っている[3]-[6].スパイキングニューラルネット の解析及び合成は,非線形現象を理解するうえで重要で あり,工学的応用の基礎としても重要である.

本論文ではデジタルスパイキングニューロン(DSN)の リング結合系(RDSN)について考察する.DSNは時間と状 態が離散的なデジタルダイナミカルシステムであり,積 分と発火の動作を繰り返し様々な周期スパイク列(PST) を出力することができる[7]-[11].RDSNは,DSNに遅延 結合を適用し、リング型に結合することによって構成さ れ、PSTsの多相同期現象を実現することができる.同期 状態は局所安定にすることができる[12].RDSNに動的選 択スイッチを適用し、適当なDSNを動的に選択するシス テムを提案する.このシステムでは、単体のDSNでは実 現できない様々なPSTsを実現することができる.RDSN が出力するPSTsはスパイクベースの時系列近似/予測に 適しており、デジタルリザーバーコンピューティング系 に発展するかもしれない.アナログリザーバーコンピュ ーティングは時系列予測等で成果を上げている[13][14].

DSNは二つのシフトレジスタと配線によって構成され, FPGAを用いてハード実装できる.FPGAは論理回路を自 在に再構成できる集積回路であり,消費電力が低く,演 算を電子回路で並列化して,処理を高速化できるという 利点がある.Verilog を用いてRDSN をFPGA に実装し, 周期スパイク列の多相同期現象を確認する.応用のため に基礎として,ターゲットスパイク列を指数分布で生成 し,WTAスイッチングルール[15] を用いて動的選択スイ ッチルールを適用し,RDSN内で使用するDSNの数と近似 誤差を検討する.本論文の結果は、デジタル力学系が呈 する非線形現象の解析と,時系列近似/予測といった応用 の基礎となる.

2. デジタルスパイキングニューロン

まず、RDSNを構成するDSN[9] [10] を紹介する. $x(\tau)$ は離散時間 τ における離散状態変数である. DSNは、周期 N_p のベース信号と一定のしきい値の間で積分と発火の動作を繰り返し、スパイク列を出力する.

積分

$$\begin{cases} x(\tau+1) = x(\tau) + 1\\ y(\tau) = 0 \end{cases} if x(\tau) < N_x$$
(1)

自己発火

$$\begin{cases} x(\tau+1) = b(\tau) + 1\\ y(\tau) = 1 \end{cases} if x(\tau) = N_x$$
(2)

ここで、 $b(\tau)$ は周期 N_p の周期的なベール信号を、 N_x はしきい値を示す.以後、ベース信号の周期 N_p を基本周期と呼ぶ.

$$x(\tau) \in \{0, 1, \dots, N_x\}, N_x \le N_p - 1$$

簡単のため、ベース信号に次の条件を与える.

$$\tau - 2N_p + 1 \le \mathbf{b}(\tau) - N_x \le \tau - N_p \tag{3}$$

この時,1つの基本周期に1本のスパイクがたつ.スパ イク列は以下のように表せる.

$$\mathbf{y}(\tau) = \begin{cases} 1 \quad for \quad \tau = \tau_n \\ 0 \quad for \quad \tau = \tau_n \end{cases} \quad \tau_n \in \left[(n-1)N_p + 1, nN_p \right]$$
(4)

ここで、 τ_n はn番目のスパイク位置を示し、 θ_n はn番目のスパイク位置を示す、スパイク列y(τ)はデジタルスパイクマップ(Dmap)によって支配される.

$$\theta_{n+1} = F(\theta_n) = \theta_n - b(\theta_n - 1) + (N_x - N_p),$$

$$\theta_n \in \{a, \dots, N_p\}$$
(5)

Dmapで記述されるスパイク列はすべてDSNで実装する ことができる.

3. デジタルスパキングニューラルネット

図1はRDSNと動的選択スイッチを示している. M個の DSNはリング型に結合され、それぞれのDSN は共通のベー ス信号を有し、共通のPST を出力する. RDSNのダイナミク スは以下の式で示される.

積分

$$\begin{cases} x_i(\tau+1) = x_i(\tau) + 1 \\ y_i(\tau) = 0 \end{cases} if \ x_i(\tau) < N_x$$
(6)

自己発火

$$\begin{cases} x_i(\tau+1) = b(\tau) \\ y_i(\tau) = 1 \end{cases} if \ x_i(\tau) = N_x$$
(7)

誘導発火

$$\begin{cases} x_{i+1}(\tau+1) = N_x - N_p - 1 & if \ x_i(\tau) = N_x \ and \\ z_i(\tau) = 1 & x_{i+1}(\tau) \le N_x - N_p \end{cases}$$
(8)

ここで, $i \in \{1, ..., M\}, x_{M+1} = x_1, M \ge 2$ である. 積分と自己発火は単体のDSNと同じであるが,誘導発火は 積分よりも優先的に発動する.誘導発火はM 個のDSN を リング型に結合する. y_i は i 番目のスパイク列を, z_i は i 番 目の結合信号を示している.

$$z_{i}(\tau) = \begin{cases} 1 & if \quad x_{i}(\tau) = N_{x} \quad and \quad x_{i+1}(\tau) \le N_{x} - N_{p} \\ 0 & otherwise \end{cases}$$
(9)



図3 PSTのM相同期とRDSNの出力PST(M=6)

図2は結合信号と誘導発火を示している.それぞれの DSNは周期*MN_p*のPSTを出力し,誘導発火によって1周 期遅れを作る.これによりRDSNはPSTのM相同期現象を 実現することができる.

$$\begin{aligned} x_{i}(\tau) &= x_{i}(\tau + MN_{p}), y_{i}(\tau) = y_{i}(\tau + MN_{p}), i \in \{1, ..., M\} \\ x_{j}(\tau) &= x_{j+1}(\tau + N_{p}), y_{j}(\tau) = y_{i+1}(\tau + N_{p}), j \in \{1, ..., M - 1\} \\ z_{i}(\tau) &= 1 \text{ for some } \tau \in \{a, ..., MN_{p}\} \end{aligned}$$

$$(10)$$

結合信号が同期状態の存在を示しており、結合信号が 全ての離散時間で発生しない場合、それぞれのDSNは孤 立して動作しており、結合されていないこととなる.

ここで、図1に示す動的選択スイッチを適用することで、RDSNはあらゆるスパイク位相の組み合わせを実現 することができる.時間間隔(0,MNp)をM個のスロット I_1 to I_M に分割する

$$I_1 = [0, N_P), I_2 = (N_P, 2N_P), \dots, I_M = [(M - 1)N_P, MN_P).$$

i番目のスイッチは、それぞれのダイムスロットでいづれかのDSNを選択する.

$$y(\tau) = \sum_{i=1}^{M} w_{ii} y_i(\tau) for \ \tau \in I_i, j \in \{1, ..., M\}$$
(11)

 $w_{ij} = \begin{cases} 1 \ if \ y_i \ is \ selected \ for \ \tau \ mod \ MN_p \in I_j \\ 0 \ otherwise \end{cases}$

出力は選択行列W = (*w_{ij}*)によって特徴づけられる.図 3につぎの選択行列で与えられるRDSNの出力PSTと6相 同期現象を示す.

出力PSTは6つのスパイク位相によって特徴づけられる.選択行列を調整することで,RDSNは6つのスパイク 位相のあらゆる組み合わせから成る様々なPSTを実現す ることができる.このようなスパイク列は単体のDSNで は実現できない.

4. スパイク列近似

RDSN をスパイク列近似に応用する.まずターゲット PST を定義する.

$$\mathbf{y}_t(\tau) = \begin{cases} 1 & for \ \tau = \tau_k \\ 0 & otherwise \end{cases} \quad k \in \{1, \dots, Q\}$$
(13)

ここで、 τ_n はn番目のスパイク位置を示しており、 $y_t(\tau+T) = y_t(\tau)$ である.ターゲットPSTは1周期TにQ本のスパイクから成る.簡単のため、ターゲットPSTは インタースパイクインターバル(ISI)で表現されることとする.

$$\mathbf{D} = (d_1, d_2, \dots, d_{Q-1}), d_l = \tau_{l+1} - \tau_l, l \in \{1, \dots, Q-1\}$$
(14)

ここで, d_l は1番目の ISI を, Dはターゲット PST の ISI シーケンスを能わしている.

近似を実現するため,選択行列を適切に設定する必要 がある.そこで,図4に示す WTA スイッチングを提案す る.

$$w_{ij} = \begin{cases} 1 & if \quad y_t(\tau) = 1 \quad and \quad x_i(\tau) \quad is \quad the \quad maximum \\ at \quad time \quad \tau(x_i(\tau) > x_k(\tau), k \neq j) \\ 0 & otherwise \end{cases}$$
(15)

WTA スイッチングルールはターゲット PST が入力された際に,最も発火する可能性の高い DSN を選択する.これにより,ターゲット PST は RDSN によって自動的に近似される.図5にスパイク列近似の Verilog シミュレーショを示す.ターゲット PST はD = (21,11,9,7,7,6,6,7,6,9)であらわされており, RDSN が出力するスパイク列で近似される.

選択行列は以下の式で与えられる.

$$W = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$
(16)

ここで、近似精度を測定するため、2つの指標を定義する. ISI エラー ϵ_p とスパイク欠落率*SMR*である.

ISI エラー

$$\varepsilon_p = \frac{1}{Q-1} \sum_{i=1}^{Q-1} |d_i - d'_i|$$
(17)

スパイク欠落率

$$SMR = \frac{\#MS}{Q} \times 100[\%] \tag{18}$$







図 5 ターゲット PST と近似スパイク列の Verilog シミ ュレーション

ここで、#*MS*は欠落スパイク数を示している.もし、WTA がターゲットスパイクを取り損ねた場合、ISIエラーは欠 落スパイクを取り除いて考える.図5の Verilog シミュ レーショでは、 $\varepsilon_n = 0.5$, *SMR* = 0である.

ターゲット PST は図6に示す離散指数分布f(d)で与え られる. dは ISI と対応するランダム変数であり, dmin は調整のためのパラメータである.

$$f(d) = \begin{cases} \lambda e^{-\lambda(d-dmin)} & d \ge dmin\\ 0 & d < dmin \end{cases}$$
(19)

もし、サブインターバルにおいて、スパイクの発火頻度が ポアソン分布に従う時、発火間隔は指数分布に従うとさ れる.1つのサブインターバルで0から3本のスパイクが 現れるようパラメータを調整し、dmin=6, λ=0.25 とした.

近似精度とネットワーク効率化のために,近似精度使 用する DSN の数の関係を調べる 2 つの実験を行う.

Case 1 サブインターバルで最も活性化頻度の少ない DSN から順番にへらす.

Case 2 ランダムに DSN の数を減らす.



図6 離散指数分布(dmin=6, $\lambda = 0.25$)

表 1	Case 1	の数値実験結果
衣I	uase i	の剱胆夫駅桁を

# DSN	AVG of $arepsilon_p$	SD of $arepsilon_p$	SMR
6	0.96	0.18	0.00
5	1.08	0.22	0.00
4	1.20	0.28	0.94
3	1.99	0.69	0.94

表	2	Case	2	ഗ	数	値	実	験	結	果
1	<u> </u>	ouoo	~	~~	22		~	「「 へ 」	ФЦ	~

#DSN	AVG of $arepsilon_p$	SD of $arepsilon_p$	SMR
6	0.96	0.18	0.00
5	2.01	0.79	0.00
4	2.21	0.60	7.55
3	2.88	0.78	11.3

10回平均をとり、ISIエラーの平均値,標準偏差,スパ

イク欠落率を測定した.実験結果から,DSN の数が6の時, 近似精度は土地らも変わらないが,DSN の数が減少するに つれて,Case1の方がCase2より良い近似精度であるこ とがわかる.特にDSN の数が3つの時,その差が顕著に 表れている.このことから,近似するために効率的ででき せつな組み合わせのDSN が存在することがわかり,WTA は 選択行列を決定するうえで効果的であることがわかる.

5. むすび

DSN をリング型に結合した RDSN が実現する周期スパ イク列の多相同期現象と、スパイク列近似について考察 した.動的選択スイッチを適用することで、RDSN はあら ゆるスパイク位相の組み合わせを実現することができ、 様々な所望の周期スパイク列を生成することができる。 また、WTA スイッチングルールに基づいて動的選択スイ ッチを決定することで、自動的にスパイク列を近似する ことができる.使用する DSN の数を減らし近似誤差を測 定することで、近似するために適切な DSN を選択するこ とができ、次元圧縮につなげることができると考えられ る. Verilog シミュレーションにより典型的な同期現象 とスパイク列近似を確認した.

周期スパイク列の多相同期現象の詳細な安定性解析, 目標のスパイク列に対する最適なニューロンの探索,選 択行列の効率的な学習方法,スパイク列予測へ向けた応 用などが今後の課題として考えられる.

参考文献

- E. M. Izhikevich, Dynamical systems in neuroscience, MIT Press, 2006.
- E. M. Izhikevich, Simple model of spiking neurons, IEEE Trans. Neural Networks, 14, 6, pp. 1569-1572, 2003.
- S. R. Campbell, D. Wang, and C. Jayaprakash, Synchrony and desynchrony in integrate-and-fire oscillators, Neural Comput., 11, pp. 1595-1619, 1999.
- N. F. Rulkov, M. M. Sushchik, L. S. Tsimring, and A. R. Volkovskii, Digital communication using chaotic-pulseposition modulation, IEEE Trans. CAS-I, 48, 12, pp. 1436-1444, 2001.
- 5) T. Iguchi, A. Hirata, and H. Torikai, Theoretical and heuristic synthesis of digital spiking neurons for spike-pattern division multiplexing, IEICE Trans. Fundamentals, E93-A, 8, pp. 1486-1496, 2010.
- A. Lozano, M. Rodriguez, R. Roberto Barrio, Control strategies of 3-cell Central Pattern Generator via global stimuli, Sci. Rep. 6, 23622; doi: 10.1038/srep23622, 2016.
- 7) H. Torikai, H. Hamanaka and T. Saito, Reconfigurable spiking neuron and its pulse-coupled networks: basic characteristics and potential

applications, IEEE Trans. Circuits Syst. II, 53, 8, pp. 734-738, 2006.

- H. Torikai, T. Saito and W. Schwarz, Synchronization via multiplex pulse-train, IEEE Trans. Circuit Syst. I, 46, 9, pp. 1072-1085, 1999
- 9) H. Torikai, A. Funew, and T. Saito, Digital spiking neuron and its learning for approximation of various spike-trains, Neural Networks, 21, pp. 140-149, 2008.
- 10) T. Saito, K. Yamaoka, and T. Hamaguchi, Realization of desired digital spike-trains by a simple evolutionary algorithm, NOLTA, IEICE, E8-N, 4, pp. 267-278, 2017.
- H. Uchida and T. Saito, Implementation of Desired Digital Spike Maps in the Digital Spiking Neurons,
 D. Liu et al. (Eds.): ICONIP 2017, Part VI, LNCS 10639, pp. 804-811, 2017.

- 12) H. Uchida and T. Saito, Multi-phase synchronization phenomena in a ring-coupled system of digital spiking neurons, IEICE Tran. Fundamentals, E102-A, 1(2019), 235-241.
- L. Appeltant, M. C. Soriano, G. Van der Sande, J. Danckaert, S. Massar, J. Dambre, B. Schrauwen, C. R. Mirasso, I. Fischer, Information processing using a single dynamical node as complex system, Nat. Commun., 2:468; doi: 10.1038/ncomms1476, 2011.
- 14) P. Antonik, M. Hermans, M. Haeltermany, S. Massar, Photonic reservoir computer with output feedback for chaotic time series prediction, In Proc. IJCNN, pp. 2407-2413, 2017.
- 15) T. Kabe, H. Torikai and T. Saito, Synchronization via multiplex spike-trains in digital pulse-coupled networks, Lecture Note on Computational Science, 4234, Springer, Neural Information Processing, III, pp. 1141-1149, 2006.