

離散状態スパイクニューロンとそのパルス結合系： 学習法の構築と超広帯域インパルス無線技術への応用の基礎固め

鳥 飼 弘 幸 大阪大学大学院基礎工学研究科准教授

あらまし

離散状態スパイクニューロンはシフトレジスタの結合系であり、レジスタ間の結合パターンに依存して様々なパターンのスパイク間隔を持つスパイク列を発生できる。また結合パターンを適切に設定する事により、離散状態スパイクニューロンは神経細胞の非線形ダイナミクスや非線形応答特性を再現する事も出来る。一方、超広帯域インパルス無線通信においては、インパルス無線系列と呼ばれる特徴的なスパイク列がスペクトルの高帯域化のために用いられるが、インパルス無線系列発生器の合成法の確立が一つの研究課題になっている。そこで本研究では、離散状態スパイクニューロンを用いたインパルス無線系列発生器の合成手法を提案し、既存の手法との比較を通してその特徴を探る。

1. はじめに

生物の神経細胞やその結合系のモデル化に関する研究が盛んに行われており、特に非線形常微分方程式を用いたモデル化に関する研究が多くなされている[1][2]。これに対して我々は、同期式・非同期式のセルオートマトンに代表される離散状態力学系を用いた神経細胞やその結合系のモデル化に取り組んでいる[3][4]。同離散状態モデル（離散状態スパイクニューロンと呼ぶ）はシフトレジスタの集合を配線させた簡単なデジタル回路として容易にその実装できる。また同モデルの非線形ダイナミクスを特徴づけるパラメータ（学習パラメータ）はレジスタ間の配線パターンであるので、パラメータの動的更新（学習）はレジスタ間の配線の動的更新に対応する。よって離散状態スパイクニューロンには、動的再構成可能 Field Programmable Gate Array (FPGA) 等の動的再構成可能デバイスを用いることによりシリコンチップ上での学習を実装できるという利点がある[4]。我々はこれまでに、所望の特性を持つスパイク列1本を発生するための離散状態スパイクニューロン単体に対する学習法を提案して来た。一方、近年、近距離高速通信への応用が期待されている超広帯域インパルス無線通信が注目を浴びている[5][6]。超広帯域インパルス無線通信における基本問題の一つとして、インパルス無線符号と呼ばれるインパルス列状の拡散符号の発生器の合成問題が挙げられる[7]。一つの符号は一つのチャンネル（パス）に対応するため、超広帯域インパルス無線通信方式の多重化通信を実現するためには、多重化に適した特性を持つ複数のインパルス無線符号の集合を生成しなければならない。本研究では、我々がこれまでに取り組んで来た離散状態スパイクニューロン単体に対する学習則を発展させて、超広帯域インパルス多重化通信に適したスパイク列の集合を発生出来る離散状態スパイクニューロン集合の合成問題に取り組んだ。具体的には以下の問題に取り組んだ。

(1) インパルス無線符号は二つの性質を満たす必要がある。一つ目の性質は定性的に「多数のインパルスが時間軸上に極端な偏りが無く存在する」と説明でき、本研究では離散状態スパイクニューロンが同性質を満たすためにパラメータ値が満たすべきの十分条件を導出した。

(2) インパルス無線符号が満たすべき二つ目の性質は定性的に「多数のインパルス列の自己・相互相関値はなるべく低い」と説明できる。本研究では多数の離散状態スパイクニューロンが同性質を満たすための学習則を示した。

(3) 上記の2つの結果を用いて合成したインパルス無線符号発生器と既存の手法とを比較し、本研究で提案した手法が条件によっては優れている事を示した。

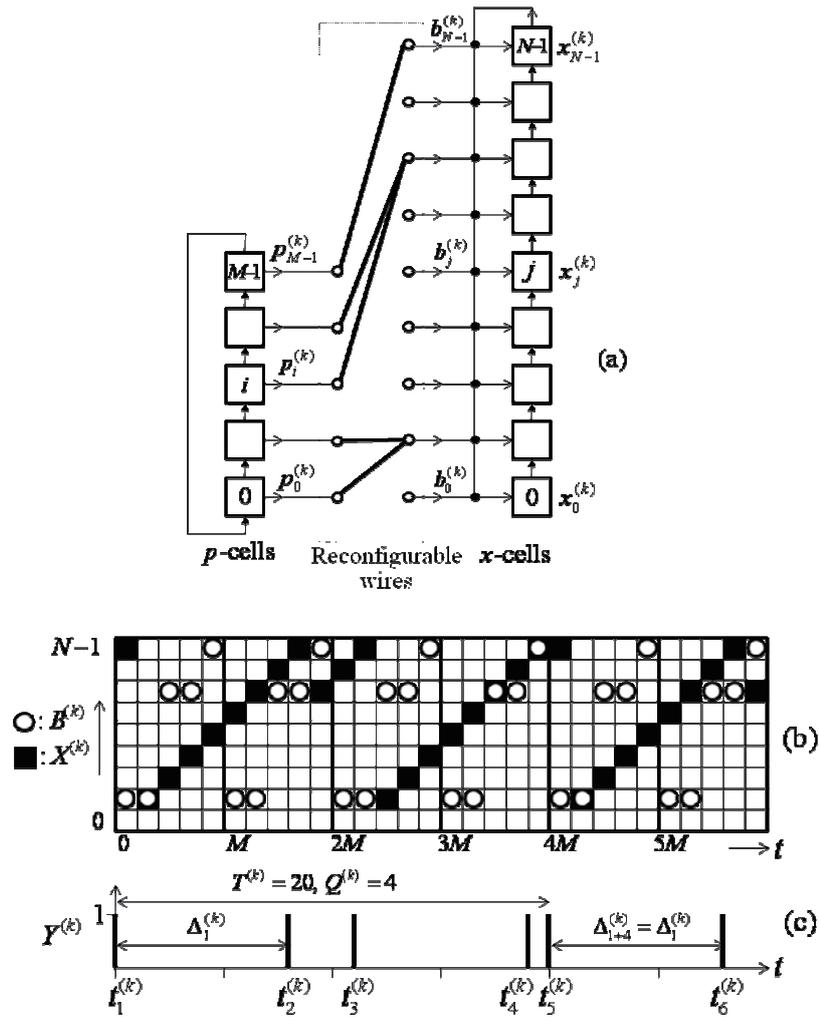


図1: シフトレジスタ結合系. (a) モデル図 (M, N) = (5, 10), (b) ベース信号 $B^{(k)}(t)$ と膜電位 $X^{(k)}(t)$ の時間波形, (c) 出力スパイク列 $Y^{(k)}$.

2. 離散状態スパイクニューロン

文献[3]では離散状態スパイクニューロン単体に関する研究が行われた. 本研究では, 1つの離散状態スパイクニューロンから1本の Impulse Radio Sequence (IRS) を発生させ, 結合しない K 個の離散状態スパイクニューロンを用いることで K 本の IRS 発生への拡張を考えていく. なお, K は任意の整数とし, 整数 $k \in \{1, 2, \dots, K\}$ で K 個の離散状態スパイクニューロンをナンバリングする. 1つの離散状態スパイクニューロンは図1(a)のように M 個のシフトレジスタが環状に繋がれた p セル集合と N 個のシフトレジスタが環状に繋がれた x セル集合と, それらのセル間を繋ぐ繋ぎ換え可能な結線により構成される. 各 p セルは添え字 $i \in \{0, 1, \dots, M-1\}$ によりナンバリングされており, どのセルも状態 $p_i^{(k)}(t) \in \{0, 1\}$ をとる. t は以下, $\{0, 1, 2, \dots\}$ の離散時間とする. このシステムは p セル1つの状態が1なら他の p セルの状態を0としているから, 状態が1となるセルの位置は以下のように変数 $P^{(k)}(t) \in \{0, 1, \dots, M-1\}$ で表せる.

$$P^{(k)}(t) = i \text{ if } p_i^{(k)} = 1$$

p セル集合のダイナミクスは図1(a)のように M 個のシフトレジスタが環状に繋がれているため、以下のように記述できる。

$$P^{(k)}(t+1) = P^{(k)}(t) + 1 \pmod{M} \quad (1)$$

p セルの初期状態は $P^{(k)}(0) = 0$ とする。このように設定することで p セルの状態変数 $P^{(k)}(t)$ は次式のように、時間の関数として記述できる。

$$P^{(k)}(t) = t \pmod{M} \quad (2)$$

図1(a)のように各 p セルはそれぞれ、 x セル1つと繋がれている。このように各 p セルからの結線数を1本、各 x セルへの結線数を任意の数とすることで、 p セル、 x セル間の結線パターンは関数 $A^{(k)}$ を用いて表せ、例えば、 i 番目の p セルと j 番目の x セルが繋がっているとすると、以下のように書ける。

$$A^{(k)}(i) = j$$

この関数 $A^{(k)}$ は p セルから x セルへの結線関数と呼ばれ、 M 個の $A^{(k)}$ は M 次元ベクトル $A^{(k)} \equiv (A^{(k)}(0), A^{(k)}(1), \dots, A^{(k)}(M-1))$ として表現される。これにより結線パターンは変数ベクトル $A^{(k)}$ によって表され、図1(a)の場合、結線パターンは次式のように記述される。

$$A^{(k)} = (1, 3, 3, 8, 8) \quad (3)$$

繋ぎ換え可能な結線からは図1(a)のように p セルの状態が2値信号ベクトル $(b_0^{(k)}(t), \dots, b_{N-1}^{(k)}(t))$ として伝達され、これは信号 $B^{(k)}(t) \in \{0, 1, \dots, N-1\}$ を使い、次式のように書ける。

$$B^{(k)}(t) = j \text{ if } b_j^{(k)}(t) = 1$$

信号 $B^{(k)}(t)$ はベース信号と言われ、結線関数 $A^{(k)}$ によって以下のように定義する。

$$B^{(k)}(t) = A^{(k)}(P^{(k)}(t)) \quad (4)$$

図1(b)に示すのは図1(a)の離散状態スパイクニューロンから発生したベース信号 $B^{(k)}(t)$ と後に説明する膜電位 $X^{(k)}(t)$ の時間波形である。もう1つのセル、 x セルについて説明する。各 x セルは2値状態 $x_j^{(k)}(t) \in \{0, 1\}$ を持ち、それぞれ添え字 $j \in \{0, 1, \dots, N-1\}$ によりナンバリングされる。 p セル同様、1つの x セルの状態が1となる時、その他の x セルの状態は0となる。 x セルの状態について、状態変数 $X^{(k)} \in \{0, 1, \dots, N-1\}$ は以下のように記述される。

$$X^{(k)}(t) = j \text{ if } x_j^{(k)}(t) = 1$$

この状態変数 $X^{(k)}$ は積分発火ニューロンモデル[1][2]の膜電位に相当し、 x セルのダイナミクスは状態変数 $X^{(k)}$ (以下、膜電位 $X^{(k)}$ と呼ぶ)を用いて、

$$X^{(k)}(t+1) = \begin{cases} X^{(k)}(t)+1 & \text{if } X^{(k)}(t) < N-1 \\ B^{(k)}(t) & \text{if } X^{(k)}(t) = N-1 \end{cases} \quad (5)$$

と書ける. x セルの初期状態は $X^{(k)}(0) = N-1$ とする. このダイナミクスはニューロンモデルの発火を記述したもので, 膜電位 $X^{(k)}$ が $N-1$ (ニューロンモデルにおける発火閾値に相当) に達しなければ, 膜電位 $X^{(k)}$ は 1 つシフトアップされ, 膜電位 $X^{(k)}$ が時刻 $t = t_f$ で, 発火閾値 $N-1$ に達すると, 膜電位 $X^{(k)}(t_f+1)$ はベース信号 $B^{(k)}(t_f)$ にリセットされる. リセットが起きた時刻 $t = t_f$ では, 離散状態スパイクニューロンはスパイク $Y^{(k)} = 1$ を出力する. このように, x セルのシフトアップ, リセットの繰り返しにより, 離散状態スパイクニューロンはスパイク列 $Y^{(k)}(t)$ を出力し, それは以下のように表される.

$$Y^{(k)}(t) = \begin{cases} 0 & \text{if } X^{(k)}(t) < N-1 \\ 1 & \text{if } X^{(k)}(t) = N-1 \end{cases} \quad (6)$$

以上のように, 離散状態スパイクニューロンのダイナミクスは方程式(1),(4),(5),(6)によって記述でき, その特性は $(M, N, A^{(k)})$ をパラメータとして定められる. これらのパラメータを定めて出力されたスパイク列の例を図 1 (c) に示す. 出力されるスパイク列 $Y^{(k)}$ に関して以下のような定義がなされる (図 1(c) を参照).

定義 1: スパイク列に関する特性: スパイク列 $Y^{(k)}(t)$ において n 番目のスパイク発生時刻を $t_n (n=1, 2, \dots)$ とする. スパイク間隔を $\Delta_n^{(k)} \equiv t_{n+1}^{(k)} - t_n^{(k)}$ で定義する. ある正整数 q で $\Delta_q^{(k)} = \Delta_{q+Q^{(k)}}^{(k)}$ となる最小の整数 $Q^{(k)}$ をスパイク列 $Y^{(k)}$ のスパイク数とし, 時間間隔 $T^{(k)} = t_{Q^{(k)+1}^{(k)}} - t_1^{(k)}$ をこのスパイク列 $Y^{(k)}$ の周期とする.

1 周期分のスパイク発生時刻をまとめてスパイク時間列と呼び, 以下のように定義する.

$$Y^{(k)} \equiv (t_1, t_2, \dots, t_{Q^{(k)}})$$

また 1 周期分のスパイク列 $Y^{(k)}$ を, 以下のように列挙する.

$$Y^{(k)} = (Y^{(k)}(0) \dots Y^{(k)}(T^{(k)} - 1))$$

図 1(c) の場合, スパイク列は次の特性となる.

$$Q^{(k)} = 4, \quad T^{(k)} = 20, \quad Y^{(k)} = (0, 9, 11, 18), \quad (7)$$

$$Y^{(k)} = (10000000010100000010) \quad (8)$$

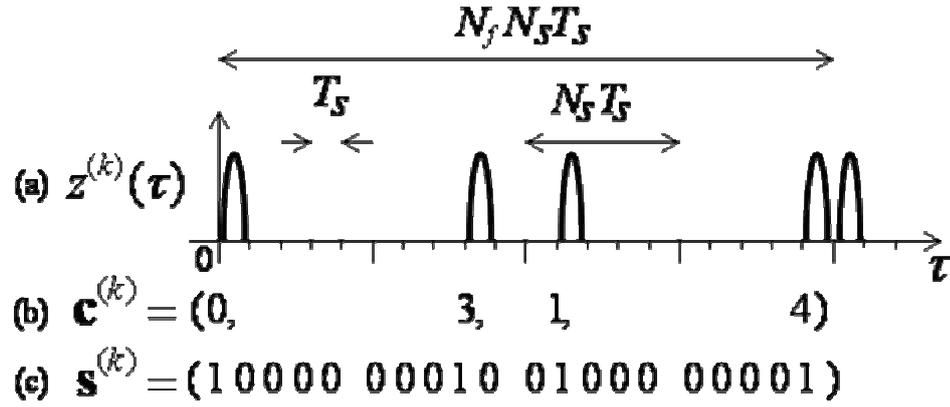


図2. (a) TH-UWB信号 $z^{(k)}(\tau)$, (b) 周期符号 $c^{(k)}$, (c) スロット数 $N_s = 5$, フレーム数 $N_f = 4$ の IRS, $s^{(k)}$.

3. インパルス無線系列

ここでは時間ホッピング超広帯域無線 (TH-UWB) 通信に用いられる IRS について説明する. [7] によるとキャリア変調を行わない TH-UWB 信号発生器は次式のように記述する.

$$z^{(k)}(\tau) = \sum_{m=1}^{\infty} p(\tau - (m-1)T_f - c_m^{(k)}T_s)$$

TH-UWB 信号 $z^{(k)}(\tau)$ の例を図 2(a) に示す. TH-UWB 信号発生器に関して, $k \in \{1, 2, \dots, K\}$ と K はそれぞれ各ユーザのナンバリング, ユーザ数である. τ はスロット時間幅 T_s で刻まれる連続時間である. 各ユーザは N_f 個のフレームをもち, そのフレーム 1 つには N_s 個のスロットがある. したがって, 各フレームには $T_f = N_s T_s$ が与えられ, このフレーム時間間隔にパルス 1 つが発生する. このように TH-UWB は各フレームに 1 つだけパルスを生じるという特徴がある. $p(\tau)$ はパルス波形の関数で, そのパルス波形はスロット時間幅の間に収まるものとする. $(c_1^{(k)}, c_2^{(k)}, \dots)$ は TH-UWB 信号 $z^{(k)}(\tau)$ を特徴づける符号で, $c_m^{(k)} \in \{0, 1, \dots, N_s - 1\}$ である. この符号において, $c_{m+N_f}^{(k)} = c_m^{(k)}$ (すべての整数 $m = \{1, 2, \dots\}$ で) となる最小の正整数 N_f をこの符号の周期とする. そして, TH-UWB 信号 $z^{(k)}(\tau)$ は N_f 個のフレームの繰り返しで, 図 2(a) のように周期 $N_f T_f$ をもつ. 周期 N_f をもつ符号は次式で表され,

$$c^{(k)} \equiv (c_1^{(k)}, c_2^{(k)}, \dots, c_{N_f}^{(k)}) \quad (9)$$

この符号 $c^{(k)}$ を周期符号と呼ぶ. 図 2(a) における TH-UWB 信号 $z^{(k)}(\tau)$ に対応した周期符号 $c^{(k)}$ を図 2(b) に示す. この周期符号 $c^{(k)}$ から以下のようにして, 2 値系列 $s^{(k)}$ が導出できる.

$$s^{(k)} = (s^{(k)}(1) s^{(k)}(2) \dots s^{(k)}(N_f N_s)),$$

$$s^{(k)}(t) = \begin{cases} 1 & \text{if there exists an integer } m \text{ such that } t = (m-1)N_s + c_m^{(k)}, \\ 0 & \text{otherwise,} \end{cases} \quad (10)$$

図 2(b)の周期符号 $c^{(k)}$ に対応する 2 値系列 $s^{(k)}$ を図 2(c)に 示す. 次に本研究で用いる系列と相関関数について定義する.

定義 2(系列と相関関数): $c_m^{(k)} \in \{0, 1, \dots, N_s - 1\}$ で, 周期符号 $c^{(k)} = (c_1^{(k)}, c_2^{(k)}, \dots, c_{N_f}^{(k)})$ は周期 N_f をもち, 式(10)により定義された 2 値系列 $s^{(k)} = (s^{(k)}(1)s^{(k)}(2) \cdots s^{(k)}(N_f N_s))$ をスロット数 N_s フレーム数 N_f の IRS とする.

例えば, 図 2(c)における 2 値系列はスロット数 $N_s = 5$, フレーム数 $N_f = 4$ の IRS である. そして, この 2 つの IRS ($s^{(k)}, s^{(l)}$) に対し, 相関関数は以下のように定義される.

$$C_{k,l}(d) = \sum_{t=0}^{N_f N_s - 1} s^{(k)}(t) s^{(l)}(t + d \pmod{N_f N_s}) \quad (11)$$

定義 3(系列集合): 以下の 3 つの性質を満たす $(0, 1)$ から成る系列の集合 \mathcal{S} は (N_s, N_f, λ) -IRS と呼ばれる.

性質 1) 全ての系列 $s^{(k)} \in \mathcal{S}$ はどれもスロット数 N_s とフレーム数 N_f を持つ IRS である.

性質 2) すべての系列 $s^{(k)} \in \mathcal{S}$ に対して, 自己相関値

$$C_{k,k} = \max_d C_{k,k}(d), (d \in \{1, \dots, N_f N_s - 1\}) \quad (12)$$

が $C_{k,k} \leq \lambda$ となる.

性質 3) 任意の 2 つの系列 $s^{(k)}, s^{(l)}$ ($s^{(k)}, s^{(l)} \in \mathcal{S}$, $s^{(k)} \neq s^{(l)}$) の組に対して, 相互相関値

$$C_{k,l} = \max_d C_{k,l}(d), (d \in \{0, \dots, N_f N_s - 1\}) \quad (13)$$

が $C_{k,l} \leq \lambda$ となる.

相関値 λ には $1 \leq \lambda \leq N_f$ という性質がある. 式(12)(13)で与えられる値を要素 (k, l) の値とする行列を系列集合の相関値行列と呼ぶ.

離散状態スパイクニューロンを用いたインパルス無線系列発生器について考える. 1 つの離散状態スパイクニューロンから 1 本のインパルス無線系列の発生を考える. そして独立な離散状態スパイクニューロンを K 個用いて, K 本のインパルス無線系列を発生させる. 離散状態スパイクニューロンから発生されるスパイク時間列 $Y^{(k)}$ が 周期符号 $c^{(k)}$ に, スパイク列 $Y^{(k)}$ が 2 値系列 $s^{(k)}$ に それぞれ対応している. スロット数 N_s , フレーム数 N_f となる IRS 集合を発生するために解決すべき 課題が 2 つある.

課題 1: スパイク列 $Y^{(k)}$ に関し, 間隔 N_s でスパイクが 1 つ発生し, かつ周期 N_f と なるパラメータ $(M, N, A^{(k)})$ は何か.

課題 2: 相関値 λ の小さい (N_s, N_f, λ) -IRS を発生させるためには K 種類の結線パターン $\{A^{(1)}, \dots, A^{(K)}\}$ をどのように構成すべきか.

課題 1 を解決するために 2 つの条件を用いる.

条件 1: 離散状態スパイクニューロンのパラメータ $(M, N, A^{(k)})$ は

$$N = 2M, \quad 1 \leq A^{(k)}(i) - i \leq M, \quad i = 0, 1, \dots, M-1 \quad (14)$$

を満たすと仮定する.

式(14)が満たされる時, スパイク列 $Y^{(k)}$ は間隔 N_s で 1 つスパイクを持ち, つまりスロット数 N_s を実現し, フレーム数 N_f は結線パターン $A^{(k)}$ に依存し, N_s 以下になる. 例として 3 つの離散状態スパイクニューロンが以下のような場合を考える.

$$\begin{aligned} M &= 9, \quad N = 2M = 18, \\ A^{(1)} &= (8, 8, 8, 8, 13, 14, 15, 16, 17), \\ A^{(2)} &= (2, 10, 11, 12, 13, 10, 10, 10, 17), \\ A^{(3)} &= (2, 10, 11, 12, 8, 14, 11, 10, 17), \end{aligned} \quad (15)$$

式(15)で表されるスパイク列 $Y^{(k)}$ は図 3 のようになる. スロット数 $N_s = M = 9$ となっていることがわかる. 任意のフレーム数を実現するには以下に示す条件を満たせばよい.

条件 2: K 個の離散状態スパイクニューロンのパラメータ $(M, N, A^{(k)})$ を

$$N = 2M, \quad i = 0, 1, \dots, M-1, \quad q \in \{1, 2, \dots, M\} \quad (16)$$

$$A^{(k)}(i) = \begin{cases} M+i & \text{if } q-1 \leq i \leq M-1 \\ M-1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (17)$$

と定める.

上記のように結線パターンは M, q による結線関数 $A_{M,q}$ で与えられ, このとき離散状態スパイクニューロンは スロット数 M , フレーム数 q となるスパイク列 $Y^{(k)}$ を発生する. 図 3 のように, 離散状態スパイクニューロンの結線パターンは $M = 9, q = 5$ とした $A^{(1)} = A_{M,q}$ となっており, その出力結果も図から スロット数

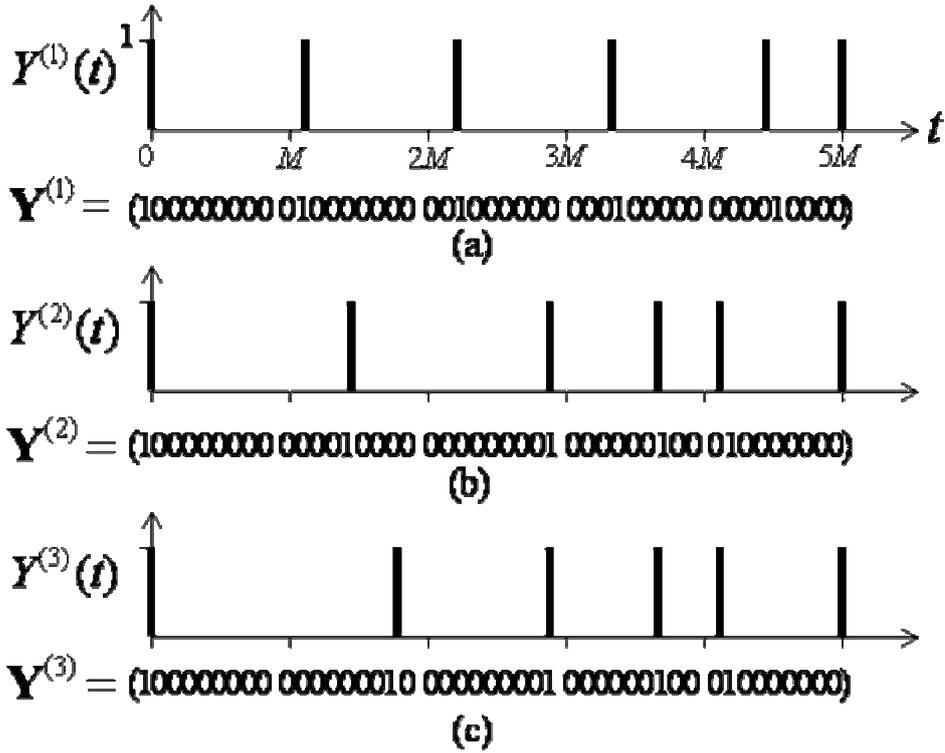


図3. 式(15)中の結線関数に対応するスパイク列($Y^{(1)}, Y^{(2)}, Y^{(3)}$).

$N_s = M = 9$, フレーム数 $N_f = q = 5$ となっていることがわかる.

4. 学習による相関値の低減

条件1の式(14)を満たしながら, 結線パターンを変更するための方法について説明する.

定義4 (繋ぎ換え): 繋ぎ換える位置を2つの整数 r, s ($r \in \{1, \dots, M-1\}, s \in \{1, \dots, M-1\}, r \neq s$) で与え,

結線パターン $A^{(k)}$ を以下のように定義される変更パターン $\tilde{A}^{(k)} = (\tilde{A}^{(k)}(0), \tilde{A}^{(k)}(1), \dots, \tilde{A}^{(k)}(M-1))$ に変更する.

$$\tilde{A}^{(k)}(i) = \begin{cases} i + M - r & \text{if } h^{(k)}(i) = s & (18) \\ i + M - s & \text{if } h^{(k)}(i) = r & (19) \\ i + M - h^{(k)}(i) & \text{otherwise} & (20) \end{cases}$$

$$h^{(k)}(i) = \begin{cases} r + M - A^{(k)}(r) & \text{if } i = s & (21) \\ s + M - A^{(k)}(s) & \text{if } i = r & (22) \\ i + M - A^{(k)}(i) & \text{otherwise} & (23) \end{cases}$$

また, この変更命令は記号 R を用いて, $\tilde{A}^{(k)} = R(r, s)A^{(k)}$ と記述する.

繋ぎ換えの例として、式(15)における結線パターン $A^{(3)}$ は以下のように結線パターン $A^{(2)}$ を変更すると下式を得る.

$$A^{(3)} = R(4,5)A^{(2)}$$

また、結線パターンは $A^{(2)}$ は例えば以下のように得られる.

$$A^{(2)} = R(2,8)R(3,5)R(2,6)R(1,7)A^{(1)}$$

このように繋ぎ換えを任意の回数施しても、スロット数 M 、フレーム数 q となる構成される結線パターン $A_{M,q}$ は維持される. この性質から、課題2に対し、繰り返し学習を考えられる. ここでは、その学習アルゴリズムについて説明する. アルゴリズムは以下ようになる.

学習アルゴリズム

Step 0 条件設定: スロット数 N_s 、フレーム数 N_f 、系列数 K を与える.

Step 1 初期化: 学習繰り返し回数を表す整数 l を $l=0$ に初期化. 学習 l 回目の K 個の 離散状態スパイクニューロンの K 種類の結線パターンは $A_l = \{A_l^{(1)}, A_l^{(2)}, \dots, A_l^{(K)}\}$ と記述し、 A_{N_s, N_f} で、 $A_0^{(k)} := A_{N_s, N_f}$, $k=1, 2, \dots, K$ と初期設定する. Step2(a)に進む.

Step 2(a) 選択: $K = \{1, 2, \dots, K\}$ からランダムに1つ整数を選び、選んだ整数を $K_{selected}$ とする. Step3へ進む.

Step 2(b) 選択: $K = \{1, 2, \dots, K\}$ から step4で求めた $C = C_{p,q}$ となる p に対し、 $\sum_{q=1}^K C_{p,q}$ に応じた重みをつけて、ランダムに1つ整数を選び、選んだ整数を $K_{selected}$ とする.

Step 3 繋ぎ換え: 選ばれた離散状態スパイクニューロンに対し、乱数 $(r^{(k)}, s^{(k)})$ による繋ぎ換えを行う. 繋ぎ換えは $R(r^{(k)}, s^{(k)})$ を使い、以下ようになる. $A_l^{(k)} := R(r^{(k)}, s^{(k)})A_l^{(k)}$, $k = K_{selected}$.

Step 4 評価: 評価には相関値行列の最大値 C とその最大値をとる相関値行列の要素数 D を用いる.

$$C = \max_{p,q} C_{p,q} (p, q \in \{1, \dots, K\})$$

繋ぎ換え後の表記は変更後の A にならば、 \tilde{C} , \tilde{D} とする.

Step 5 更新: $\tilde{C} < C$, あるいは $\tilde{C} = C$ かつ、 $\tilde{D} \leq D$ なら $A_{l+1} := A_l$ に更新し、 $\tilde{C} > C$ なら変更前に戻す.

Step 6 停止条件: l_{max} を最大繰り返し回数とし、 $l < l_{max}$ なら Step2(b)に戻る. $l = l_{max}$ ならアルゴリズムを停止する.

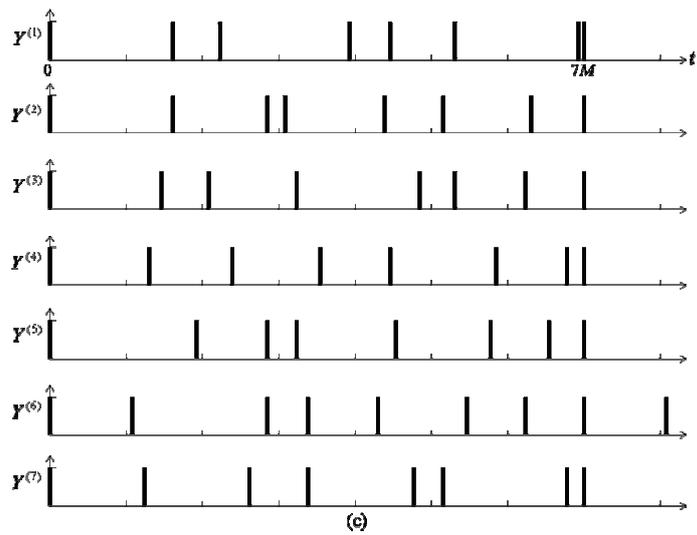
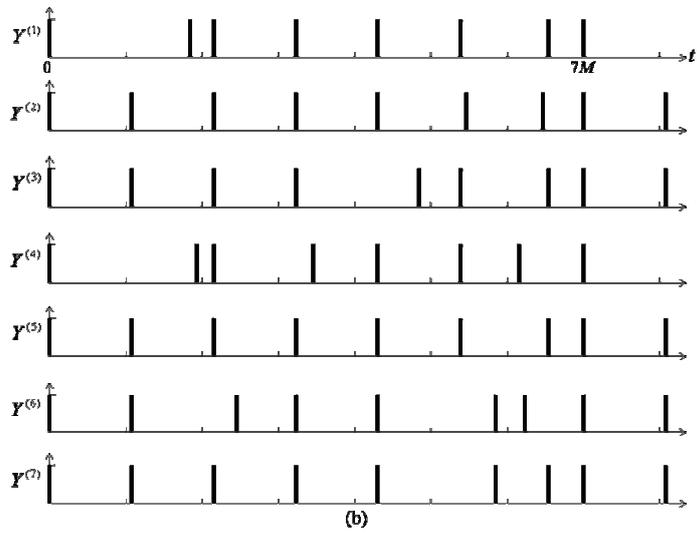
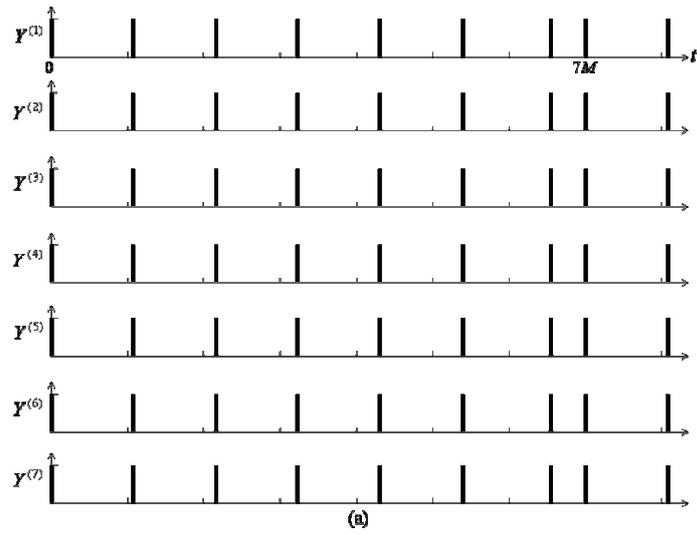


图4. (a) 学习回数 $l=0$, 相关值 $C=7$. (b) 学习回数 $l=10$, 相关值 $C=6$. (c) 学习回数 $l=l_{max}=10000$, 相关值 $C=2$.

以上の学習アルゴリズムを施せば、最終的な相関値 C の (N_s, N_f, C) -IRS を K 本発生し、それらの結線パターンはその相関値 C のときの A_l となる。この学習アルゴリズムは l_{max} によって特徴づけられる。本研究では、標準的な処理速度の計算機で処理できることを前提とするので、 $l_{max} = 10000$ とした。図 4 に示すのは以下のように Step0 で条件設定された、ある学習シミュレーションの結果の様子である。

$$N_s = 13, N_f = 7, K = 7 \quad (24)$$

図 4(a) に示すのは Step1 で初期化された K 個の離散状態スパイクニューロンのスパイク列 $(Y^{(1)}, \dots, Y^{(K)})$ の出力結果である。最大の相関値 $C = 7$ となり、 $(N_s, N_f, 7)$ -IRS を発生している。図 4(b) は $l = 10$ 回目の学習後のスパイク列 $(Y^{(1)}, \dots, Y^{(K)})$ の出力結果である。最大の相関値 $C = 6$ となり、 $(N_s, N_f, 6)$ -IRS を発生している。 $l = l_{max}$ となった学習の最終結果を図 4(c) に示す。このとき最大の相関値 $C = 2$ となり、 $(N_s, N_f, 2)$ -IRS の発生を実現している。図 5(a) は式(18)の条件下で学習アルゴリズムを施した、最大の相関値と繰り返し回数との関係を示しており、図中の $C_{max}, C_{ave}, C_{min}$ はそれぞれ、10000 回の学習を 100 回試行して得られた、最大の相関値の最大値、平均値、最小値である。図から繰り返し回数の増加に従い、相関値の最大値は減少していることがわかる。1つの学習過程の様子を示した図 4 の結果と合わせて、学習アルゴリズムによって相関値の最大値 $C = 2$ とした $(N_s, N_f, 2)$ -IRS が出力結果として得られたので、 $(N_s, N_f, 2)$ -IRS となるスパイク列集合の発生を確認できたといえる。同様のシミュレーションを以下のような条件に変えて行い、その結果を図 5(b) に示す。

$$N_s = 9, N_f = 5, K = 10 \quad (25)$$

同じく学習アルゴリズムによって、相関値の最大値 $C = 2$ とした $(N_s, N_f, 2)$ -IRS が出力結果として得られ、 $(N_s, N_f, 2)$ -IRS となるスパイク列集合の発生を確認したといえる。

次に、スロット数 N_s 、フレーム数 N_f 、最大の相関値 λ を与え、離散状態スパイクニューロンを最大で何個まで増やせるか、つまり、提案手法の最大の符号数について解析する。そのために学習アルゴリズムをさまざまな個数 $K = \{1, 2, \dots\}$ の離散状態スパイクニューロンで実行した。各個数では繰り返し回数 10000 回の学習を 100 回試行し、それらの学習結果より得られた全試行中での最小値 C_{min} が最大の相関値 $\lambda((N_s, N_f, \lambda))$ 以下となる最大の離散状態スパイクニューロンの個数を K_{max} と定義する。この離散状態スパイクニューロンの最大の個数 K_{max} は (N_s, N_f, λ) の条件下で (N_s, N_f, λ) -IRS を構成しうるスパイク時間列集合、つまり符号の最大個数を意味する。図 6 中に示される線 (a) は (N_s, N_f, λ) を以下のように固定し

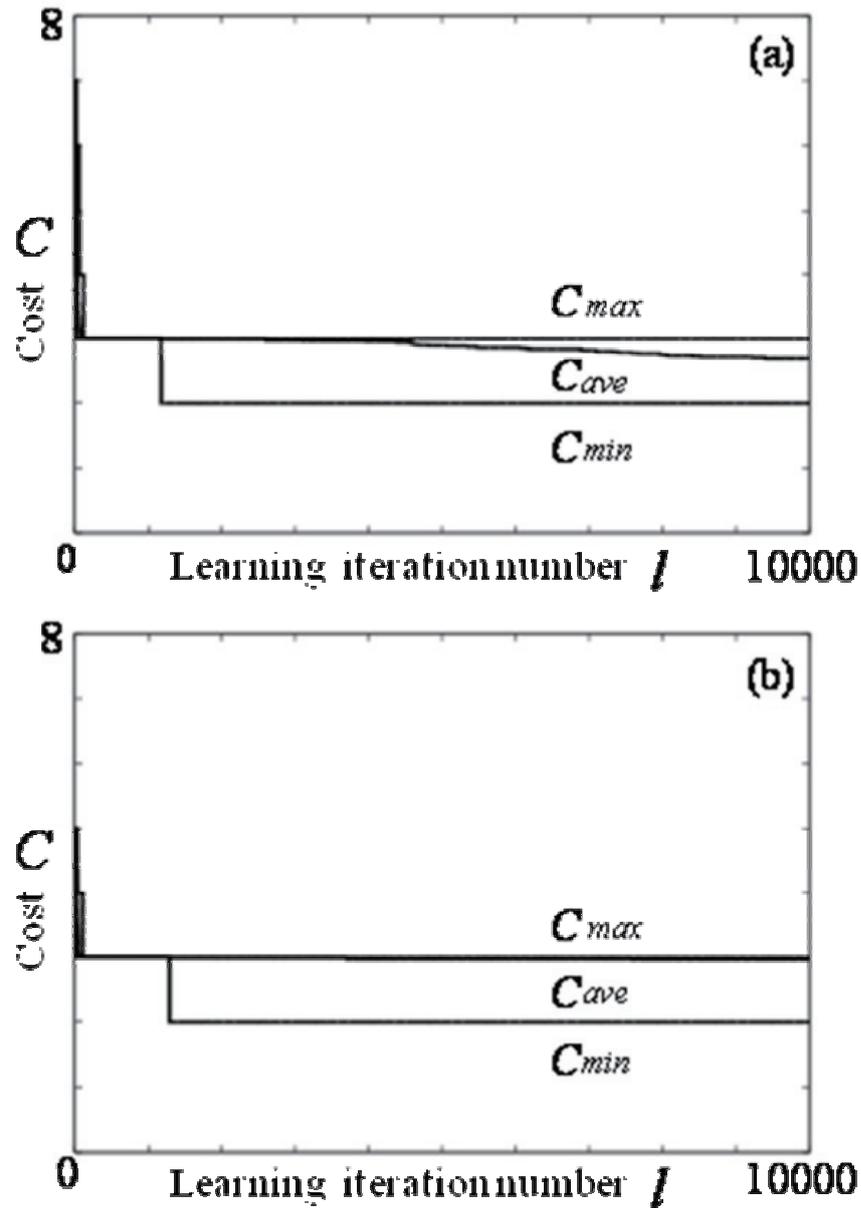


図5: 学習の特性. 100の学習の試行でのコストの最大値 C_{\min} , 平均値 C_{ave} , 最小値 C_{\max} .
 (a) $(N_s, N_f, K) = (13, 7, 7)$. (b) $(N_s, N_f, K) = (9, 5, 10)$.

たときに 得られる離散状態スパイクニューロンが取りうる最大の個数 K_{\max} とフレーム数 N_f の関係を表したものである.

$$N_s = 2N_f - 1, \lambda = 2$$

このような固定は[7]で提案されている符号生成手法と比較を行うため、その手法は N_f が 3 以上の奇素数

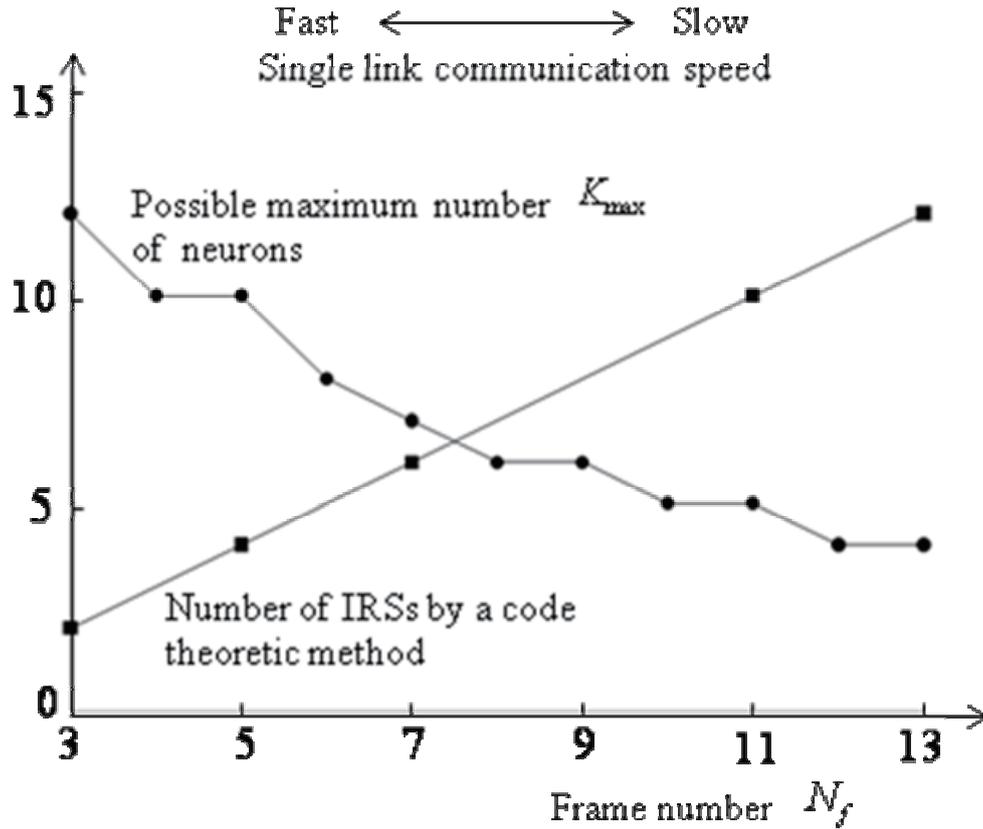


図6: 案手法と[7]における符号理論的手法との比較. スロット数 $N_s = 2N_f - 1$, 相関値 $\lambda = 2$ で固定したときの最大系列生成数.

のとき, $(2N_f - 1, N_f, 2)$ -IRS を $Kp = N_f - 1$ 本生成できるというものである. この手法の最大の 符号数とフレーム数の関係を表したものが図6中の線(b)である. 比較の結果を以下のようにまとめられる.

- 我々の提案する手法には任意のスロット数 N_s , フレーム数 N_f , ($N_f \leq N_s$) の (N_s, N_f, λ) -IRS 集合を発生できるという柔軟性があるが, [7]による手法ではフレーム数 N_f が奇素数, スロット数 N_s は $N_s = 2N_f - 1$ に固定した場合にしか (N_s, N_f, λ) -IRS 集合を生成できない.
- 我々の手法は系列 (N_s, N_f, λ) -IRS の発生器のダイナミクスを記述できるが, [7]の符号理論的手法では系列の組み合わせの提示にとどまっている. 我々の手法ではフレーム数 N_f が7以下, スロット数 N_s が13以下でより多くの系列数を発生できる.

5. まとめ

本研究で我々は離散状態スパイクニューロンを用いて、与えられたフレーム数、スロット数、本数の Impulse Radio Sequence (IRS) を発生する手法を提案した。そして、1 つの離散状態スパイクニューロンで用いられる既存の学習アルゴリズムを 複数の離散状態スパイクニューロンが発生する系列間の相関値を抑え、系列数を増やすための学習アルゴリズムへ拡張した。符号理論に基づく手法と比較し、提案手法は系列数には上限はあるものの、より柔軟な構成で系列集合が発生できることが確認できた。また、符号理論に基づく手法は符号の組み合わせを示すだけで、提案手法は系列発生ダイナミクスを記述できるので、この符号発生器を [4] のようにハードウェア化を考えられる。今後の課題としては、学習に関して収束速度などのより詳細な解析をし、探索空間が広がっても効率が落ちない学習アルゴリズムに改善する。提案手法をハードウェアに実装し、複数のシフトレジスタ結合系の同期手法をもとに実際の通信方式の同期手法と比較し、同期性能を評価する。また、ビット誤り率などの通信性能面での評価も行う必要がある。最後に本研究に対して助成して頂いた電気通信普及財団に心よりの感謝の意を示す。

【参考文献】

- [1] E. M. Izhikevich, *Dynamical Systems in Neuroscience*, MIT Press, 2006.
- [2] H. Torikai and T. Nishigami, An artificial chaotic spiking neuron inspired by spiral ganglion cell: Paralleled spike encoding, theoretical analysis, and electronic circuit implementation, *Neural Networks Vol. 22*, pp. 664-673, 2009.
- [3] H. Torikai, Basic Characteristics and Learning Potential of a Digital Spiking Neuron, *IEICE Trans. Fund.*, Vol. E90-A, No. 10, pp. 2093-2100, 2007.
- [4] S. Hashimoto and H. Torikai, A novel hybrid spiking neuron: bifurcations, responses, and on-chip learning, *IEEE Trans. CAS-I*, 2010 (in press).
- [5] M. D. Beneswto, *Understanding Ultra Wide Band Radio Fundamentals*, Prentice Hall, 2004.
- [6] M. Z. Win and R. A. Scholtz, Ultra-Wide Bandwidth Time-Hopping Spread-Spectrum Impulse Radio for Wireless Multiple-Access Communications, *IEEE Trans. Comm*, vol. 48, no. 4, pp. 679-691, 2000.
- [7] W. Chu and C. J. Colbourn, Sequence Designs for Ultra-Wideband Impulse Radio with Optimal Correlation Properties, *IEEE Trans. Inform. Theory*, vol. 50, no. 10, pp. 2402-2407, 2004.

〈発表資料〉

題名	掲載誌・学会名等	発表年月
Theoretical and heuristic synthesis of digital spiking neurons for spike-pattern-division multiplexing	IEICE Trans. Fundamentals, Vol. E93-A, No. 8	2010年8月
Integrate-and-Fire-Type Digital Spiking Neuron and its Learning for Spike-Pattern-Division Multiplex Communication	Proc. IEEE/INNS International Joint Conference on Neural Networks	2010年7月
Bifurcation analysis of a resonate-and-fire-type digital spiking neuron	Proc. International Conference on Neural Information Processing, Part II, LNCS 5864, pp. 392-400	2009年11月