

自己再構成非同期順序回路を用いた脳現象再現専用 VLSI の開発とその工学的・医工学的応用の基礎固め

研究代表者 鳥飼弘幸 大阪大学大学院基礎工学研究科

1 あらまし

本研究では脳現象再現専用 VLSI の開発の基礎として、自己再構成非同期順序回路を用いたマルチコンパートメント神経細胞モデル[1][2]を構成する。各コンパートメントモデルは離散状態を持ち、その動作は非同期セルオートマトンで記述される。同コンパートメントモデルの結合系を用いることによってマルチコンパートメント神経細胞モデルを構成する。マルチコンパートメント神経細胞モデルが神経細胞の樹状突起における典型的な電位伝播特性を再現できることを示す。

2 はじめに

これまでに数多くのニューロンモデル（神経細胞モデル）が提案されている[3]-[23]。それらの中で代表的なモデルとして、Hodgkin-Huxley モデルや Izhikevichi モデルなどが挙げられる。Hodgkin-Huxley モデルは 4 次元の非線形微分方程式され、Izhikevichi モデルはジャンプ動作を伴う 2 次元の微分方程式で記述される。それらのモデルのように、多くのニューロンモデルは連続状態を持ち、その動作は非線形微分方程式で記述される。一方で、離散状態を持ち、その動作が非同期セルオートマトンで記述されるニューロンモデルとして共鳴発火型離散状態ニューロンモデル (Rotate-and-fire digital spiking neuron model) などが提案されている[24]-[35]。それらの離散状態ニューロンモデルはハードウェアコストや計算コストに優れており、また、順序論理回路で実装することができ、Field Programmable Gate Array などの動的に再構成可能なハードウェアを用いて実装することでパラメータの変更が容易に行えオンチップでの学習が可能となる。

ところで、ニューロンは大きく分けて、細胞体、樹状突起、軸索の三つの部位に分けられるが、多くのニューロンモデルは細胞体の性質に注目して構成されており、共鳴発火型自己再構成非同期順序回路ニューロンモデルもその一つである。一方、樹状突起と軸索はそれぞれ信号を受ける役割と送信する役割を持っているが、近年それらの複雑な物理的な形状がニューロンの情報処理において一定の役割を演じているとの示唆が与えられており、複雑な形状の樹状突起を有するニューロンモデルも盛んに研究されている。樹状突起を考慮したニューロンモデルの多くが、樹状突起の枝分かれした構造をいくつかのコンパートメントに分割し、それぞれのコンパートメントをモデル化し、それらのコンポーネントを結合させてマルチコンパートメントニューロンとしてモデル化するといった手法に基づいている。例えば、Izhikevichi モデルのパラメータを調節することで、樹状突起のコンパートメントと細胞体のそれぞれの動作を再現し、それらを結合させたマルチコンパートメント神経細胞モデルも提案されている。一方で、前述したとおり、共鳴発火型自己再構成非同期順序回路ニューロンモデルは細胞体の性質のみに注目して提案されたモデルである。共鳴発火型自己再構成非同期順序回路ニューロンモデルに関する研究の課題として、その結合系や細胞体以外の性質を考慮したモデルの改良への挑戦が挙げられた。これに対して本研究では、樹状突起の特性の再現やニューロンの結合系の特性の再現への挑戦のために、共鳴発火型自己再構成非同期順序回路ニューロンモデルを基にしてマルチコンパートメント神経細胞モデルを構成する[1][2]。そして、そのマルチコンパートメント神経細胞モデルを用いて樹状突起における電位伝播特性の再現に挑戦する。

3 共鳴発火型自己再構成非同期順序回路ニューロンモデルを用いたマルチコンパートメント神経

細胞モデル

本節では共鳴発火型自己再構成非同期順序回路ニューロンモデルを用いたマルチコンパートメント神経細胞モデル[1][2]とそのダイナミクスを説明する。マルチコンパートメント神経細胞モデルは図 1 のようにコ

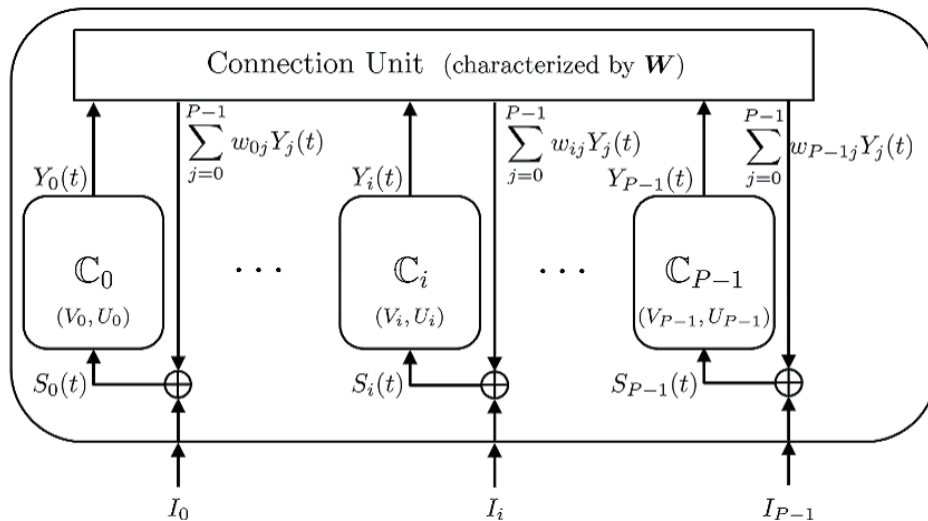


図1. 提案するマルチコンパートメント神経細胞モデル. 図中の \oplus は加算を表している.

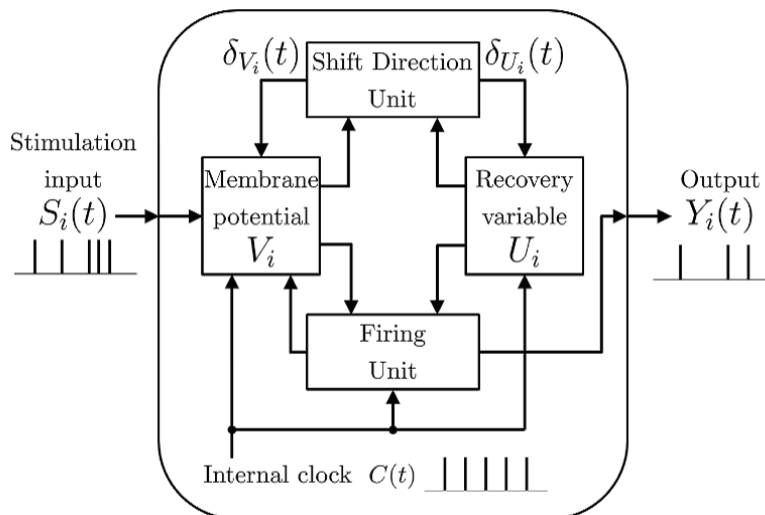


図2. i 番目のコンパートメント C_i .

ンパートメントが結合ユニット (Connection Unit) を介して結合されることによって構成される. ここで, マルチコンパートメント神経細胞モデルのコンパートメント数を P とする. そして, 各コンパートメントを 0 から $P-1$ までの整数によってナンバリングし, 整数 $i \in \{0, 1, \dots, P-1\} = \mathbf{P}$ でナンバリングされた i 番目のコンパートメントを C_i と表記することとする. i 番目のコンパートメント C_i は図2に示すように状態 V_i, U_i と, シフト方向ユニット (Shift Direction Unit) と, 発火ユニット (Firing Unit) で構成される. 状態 V_i, U_i は以下に示すように, 集合 $\mathbf{N}_i, \mathbf{M}_i$ の要素である整数の状態を持つ.

$$V_i \in \mathbf{N}_i = \{0, 1, \dots, N_i - 1\},$$

$$U_i \in \mathbf{M}_i = \{0, 1, \dots, M_i - 1\}.$$

状態 V_i, U_i はニューロンモデルの膜電位とリカバリ変数に対応するため以後それぞれを膜電位、リカバリ変数と呼ぶこととする。状態空間 $\mathbf{N}_i \times \mathbf{M}_i$ の部分空間 \mathbf{L}_i を以下のように定義する。

$$\mathbf{L}_i = \{(V_i, U_i) \mid V_i = N_i - 1, U_i = M_i - 1\} \subset \mathbf{N}_i \times \mathbf{M}_i$$

ここで、 \mathbf{L}_i 上の点はリカバリ変数 U_i によって表されるものとする。部分空間 \mathbf{L}_i はニューロンモデルの発火閾値に対応するため、以後 \mathbf{L}_i を発火閾値と呼ぶ。また、各コンパートメント C_i は、以下の共通内部クロック $C(t)$ を受け取る。

$$C(t) = \begin{cases} 1 & \text{if } t = 0, 1, 2, \dots, \\ 0 & \text{otherwise.} \end{cases}$$

さらに、 i 番目のコンパートメント C_i は刺激入力 $S(t)$ を外部より受け付ける。以下の項では、各コンパートメント C_i のダイナミクスを刺激入力 $S_i(t)$ が与えられないとき（自律動作）と、刺激入力 $S_i(t)$ が与えられるとき（非自律動作）の動作をそれぞれ説明する。

2-1 自律動作（刺激入力 $S_i(t)$ が無い場合の動作）

本項では、刺激入力 $S_i(t)$ が与えられないときの i 番目のコンパートメント C_i の自律的なダイナミクスについて説明する。まず、状態ベクトル (V_i, U_i) が発火閾値 \mathbf{L}_i に含まれないときのダイナミクスについて説明する。状態ベクトル (V_i, U_i) が発火閾値 \mathbf{L}_i に含まれないときの膜電位 V_i とリカバリ変数 U_i の遷移は、シフト方向ユニットの出力 $\delta_{V_i}, \delta_{U_i} \in \{-1, 0, 1\}$ （図 2 参照）によって決定され、以下のように記述される。

$$\begin{cases} V_i := V_i + \delta_{V_i}(t) \\ U_i := U_i + \delta_{U_i}(t) \end{cases} \quad \text{if } (V_i, U_i) \notin \mathbf{L}_i \text{ and } C(t) = 1.$$

ここで、“:=”は“瞬間的に行われる代入”を表す。本稿では、以下のような状態依存となるシフト方向ユニットを取り扱う。

$$\delta_{V_i}(t) = D_{V_i}(V_i(t), U_i(t)), \quad D_{V_i} : \mathbf{N}_i \times \mathbf{M}_i \rightarrow \{-1, 0, 1\},$$

$$\delta_{U_i}(t) = D_{U_i}(V_i(t), U_i(t)), \quad D_{U_i} : \mathbf{N}_i \times \mathbf{M}_i \rightarrow \{-1, 0, 1\}.$$

神経細胞らしい動作を実現するため、状態空間 $\mathbf{N}_i \times \mathbf{M}_i$ を互いに素な部分空間 $\mathbf{S}_i^{++}, \mathbf{S}_i^{+-}, \mathbf{S}_i^{-+}, \mathbf{S}_i^{--}, \mathbf{S}_i^0$ に分割する。部分空間 $\mathbf{S}_i^{++}, \mathbf{S}_i^{+-}, \mathbf{S}_i^{-+}, \mathbf{S}_i^{--}, \mathbf{S}_i^0$ を用いて状態依存シフト方向ユニットの動作は以下の式で記述される。

$$D_{V_i}(V_i, U_i) = \begin{cases} 1 & \text{if } (V_i, U_i) \in \mathbf{S}_i^{++} \cup \mathbf{S}_i^{+-}, V_i \neq N_i - 1, \\ -1 & \text{if } (V_i, U_i) \in \mathbf{S}_i^{-+} \cup \mathbf{S}_i^{--}, V_i \neq 0, \\ 0 & \text{otherwise,} \end{cases}$$

$$D_{U_i}(V_i, U_i) = \begin{cases} 1 & \text{if } (V_i, U_i) \in \mathbf{S}_i^{++} \cup \mathbf{S}_i^{+-}, U_i \neq M_i - 1, \\ -1 & \text{if } (V_i, U_i) \in \mathbf{S}_i^{-+} \cup \mathbf{S}_i^{--}, U_i \neq 0, \\ 0 & \text{otherwise,} \end{cases}$$

さらにここで、部分空間 $\mathbf{S}_i^{++}, \mathbf{S}_i^{+-}, \mathbf{S}_i^{-+}, \mathbf{S}_i^{--}, \mathbf{S}_i^0$ は以下のように定められるものとする。

$$\begin{aligned} \mathbf{S}_i^{++} &= \{(V_i, U_i) \mid U_i < f_{V_i}(V_i), U_i \leq f_{U_i}(V_i)\}, \\ \mathbf{S}_i^{+-} &= \{(V_i, U_i) \mid U_i \geq f_{V_i}(V_i), U_i < f_{U_i}(V_i)\}, \\ \mathbf{S}_i^{-+} &= \{(V_i, U_i) \mid U_i \leq f_{V_i}(V_i), U_i > f_{U_i}(V_i)\}, \\ \mathbf{S}_i^{--} &= \{(V_i, U_i) \mid U_i > f_{V_i}(V_i), U_i \geq f_{U_i}(V_i)\}, \\ \mathbf{S}_i^0 &= \{(V_i, U_i) \mid (V_i, U_i) \notin \mathbf{S}_i^{++} \cup \mathbf{S}_i^{+-} \cup \mathbf{S}_i^{-+} \cup \mathbf{S}_i^{--}\}. \end{aligned}$$

関数 f_{V_i}, f_{U_i} はニューロンモデルのヌルクラインに対応し、モデルがニューロンとして振舞うように適切に設定される。次に、状態ベクトル (V_i, U_i) が発火閾値 \mathbf{L}_i に含まれるときのダイナミクスについて説明する。状態ベクトル (V_i, U_i) が発火閾値 \mathbf{L}_i に含まれるときのダイナミクスは、前述のシフト方向ユニットに加えて発火ユニットによって決定される。発火ユニットの動作を記述するために以下の関数を導入する。

$$A_i : \mathbf{N}_i \rightarrow \mathbf{M}_i.$$

関数 A_i はパラメータベクトル $\mathbf{A}_i = (A_i(0), A_i(1), \dots, A_i(N_i - 1))$ によって特徴付けられ、以後 \mathbf{A}_i をリセットパターンと呼ぶ。また、時刻 θ_i, φ_i を以下のように定義する。

$$\begin{aligned} \theta_i &= \text{膜電位 } V_i \text{ が } N_i - 1 \text{ に達した瞬間の時刻 } t, \\ \varphi_i &= \text{Int}(\theta_i) + B_i. \end{aligned}$$

ここで関数 $\text{Int}(\theta_i)$ は θ_i の整数部を与える関数である。また、時刻 φ_i は、「 $t > \theta_i$ を満たす t における内部クロック $C(t)$ のスパイクの本数が B_i 本に達した瞬間の時刻」を表している。つまり、 $\theta_i < t < \varphi_i$ でのスパイクの本数は $B_i - 1$ 本となるが、 $\theta_i < t \leq \varphi_i$ では B_i 本となる。状態ベクトル (V_i, U_i) が発火閾値 \mathbf{L}_i に含まれるとき、以下のように発火ユニットによる膜電位 V_i のリセットとシフト方向ユニットによるリカバリ変数 U_i の遷移が引き起こされる。

$$\begin{cases} V_i := A_i(U_i) & \text{if } (V_i, U_i) \in \mathbf{L}_i \text{ and } t = \varphi_i, \\ U_i := U_i + \delta_{U_i}(t) & \text{if } (V_i, U_i) \in \mathbf{L}_i \text{ and } C(t) = 1. \end{cases}$$

リカバリ変数 U_i はシフト方向ユニットと内部クロック $C(t)$ によって遷移するが、膜電位 V_i は発火ユニット

のはたらきによりリセットされるまで遷移しない。また、出力スパイク $Y_i(t)$ が発火ユニットによって以下のように生成される。

$$Y_i(t) = \begin{cases} \sum_{l_i=0}^{\infty} p(t - \theta_i^+ - l_i d_i) & \text{if } \theta_i^+ \leq t < \varphi_i^+, \\ 0 & \text{otherwise,} \end{cases}$$

$$p(t) = \begin{cases} 1 & \text{if } t = 0, \\ 0 & \text{otherwise.} \end{cases}$$

ここで、 $t^+ = \lim_{\varepsilon \rightarrow +\infty} t + \varepsilon$ は t の直後を意味する。以後 B_i を発火幅、 d_i を出力スパイク周期と呼ぶ。発火幅 B_i

によって生物の細胞の活動電位の時間的な幅を、出力スパイク周期 d_i によって生物の細胞の活動電位の大きさを表現することができる。この二つのパラメータによって、生物の細胞の活動電位をより自由に、より高精度で再現できるようになっている。そのため、生物の細胞の細胞体と樹状突起での活動電位の違いを表現でき、本稿の目的に適したモデルとなる。

2-2 非自律動作（刺激入力 $S_i(t)$ がある場合の動作）

本項では、刺激入力 $S_i(t)$ が i 番目のコンパートメント C_i へ与えられたときの i 番目のコンパートメント C_i の非自律的なダイナミクスについて説明する。本稿では、 i 番目のコンパートメント C_i への刺激入力 $S_i(t)$ は結合ユニットのはたらきと、マルチコンパートメント神経細胞モデルの外部から刺激入力の総和 $I_i(t)$ によって以下のように記述されるものとする（図 1 参照）。

$$S_i(t) = I_i + \sum_{j=0}^{P-1} w_{ij} Y_j(t).$$

ここで、 $w_{ij} \in \{0, 1\}$ は j 番目のコンパートメント C_j から i 番目のコンパートメント C_i への結合を決めるパラメータであり、 $w_{ij} = 1$ ならば j 番目のコンパートメント C_j の出力 Y_j が i 番目のコンパートメント C_i へ入力される。 $w_{ij} = 0$ ならば j 番目のコンパートメント C_j の出力 Y_j は i 番目のコンパートメント C_i へは入力されない。また、 I_i について、マルチコンパートメント神経細胞モデルの C_i への外部からの刺激入力の数を Q_i とする。 I_i は Q_i 個の刺激入力 $I_{ik}(t), k = 0, 1, \dots, Q_i - 1$ によって以下のように記述される。

$$I_i(t) = \begin{cases} 1 & \text{if } Q_i = 0, \\ \sum_{k=0}^{Q_i-1} I_{ik}(t) & \text{otherwise,} \end{cases}$$

$$I_{ik}(t) = \begin{cases} 1 & \text{if } t = t_1^{ik}, t_2^{ik}, t_3^{ik}, \dots, \\ 0 & \text{otherwise.} \end{cases}$$

ここで、 $t_{n+1}^{ik} > t_n^{ik} \geq 0, n = 1, 2, 3, \dots$ は $I_{ik}(t)$ の刺激入力のスパイクの位置を表すものとする。特に、周期的な刺激入力の場合には $t_n^{ik} = g_{ik} + h_{ik}(n-1)$ となる。図 2 のように、刺激入力 $S_i(t)$ は膜電位 V_i にのみ与えられ、

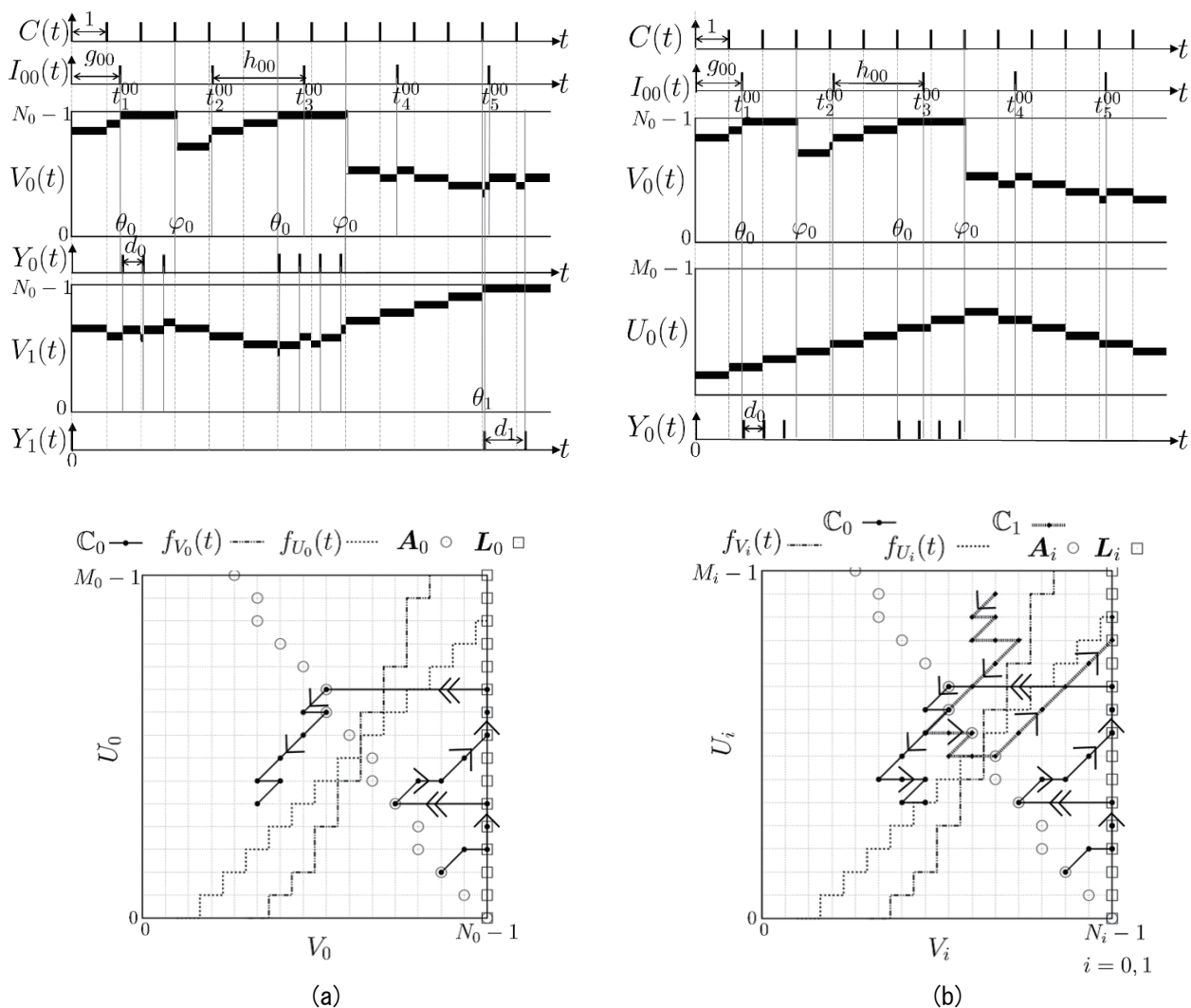


図 3. 提案するマルチコンパートメント神経細胞モデルの時間波形と位相平面上の軌跡。
 (a) 単一のコンパートメント. (b) 複数のコンパートメントの結合系.

膜電位 V_i の遷移は以下のように記述される.

$$V_i := V_i + S_i(t) \text{ if } (V_i, U_i) \notin \mathbf{L}_i \text{ and } S_i(t) \neq 0.$$

ここで、マルチコンパートメント神経細胞モデルにおけるすべてのコンパートメントの結合と外部からの入力をまとめると、

$$\mathbf{S} = \mathbf{I} + \mathbf{W}\mathbf{Y},$$

$$\mathbf{S} = \begin{bmatrix} S_0 \\ S_1 \\ \vdots \\ S_{P-1} \end{bmatrix}, \mathbf{I} = \begin{bmatrix} I_0 \\ I_1 \\ \vdots \\ I_{P-1} \end{bmatrix}, \mathbf{Y} = \begin{bmatrix} Y_0 \\ Y_1 \\ \vdots \\ Y_{P-1} \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{W} = \begin{bmatrix} w_{00} & w_{01} & \cdots & w_{0P} \\ w_{10} & w_{11} & \cdots & w_{1P-1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{P-10} & w_{P-11} & \cdots & w_{P-1P-1} \end{bmatrix}$$

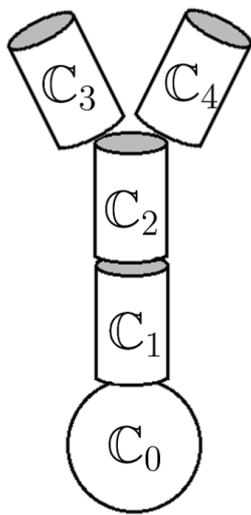
と行列で表現できる。結合ユニットは \mathbf{W} で特徴付けられるといえる。以後 \mathbf{W} を結合行列と呼ぶ。図 3 にマルチコンパートメント神経細胞モデルの動作の例を示す。図 3(a) は単一のコンパートメント C_0 のみの動作の例であり、マルチコンパートメント神経細胞モデルの外部から単一のコンパートメント C_0 が受ける刺激入力 I_0 は刺激入力 I_{00} の一つとなっている。図 3(b) は二つのコンパートメント C_0, C_1 の結合系の動作である。マルチコンパートメント神経細胞モデルの外部からコンパートメント C_0 が受ける刺激入力の総和は I_0 は図 3(a) と同様となっている。コンパートメント C_1 はマルチコンパートメント神経細胞モデルの外部から刺激入力を受けていない。

3 マルチコンパートメント神経細胞モデルによる樹状突起の電位伝播特性の再現

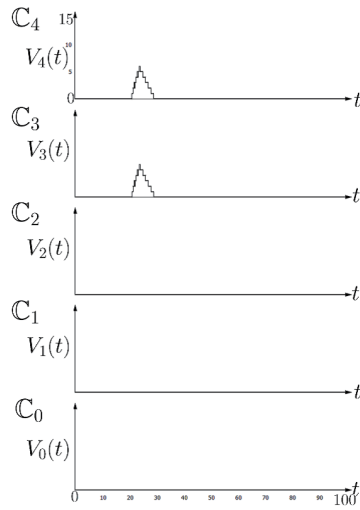
本節では、マルチコンパートメント神経細胞モデルを用いて樹状突起における電位伝播特性の再現に挑戦する。特性再現のために、図 4(a) のような 5 個のコンパートメントで構成されるマルチコンパートメント神経細胞モデルを用いた。パラメータについて、コンパートメント数は $P=5$ である。結合行列は

$$\mathbf{W} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

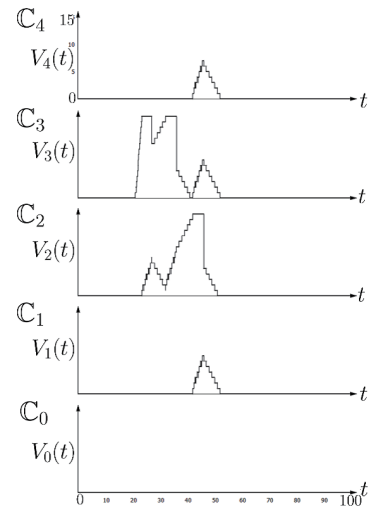
とすることで、図 4(a) に示す結合となる。各コンパートメントについて C_0 は細胞体、それ以外は樹状突起のコンパートメントを想定している。樹状突起のコンパートメントはすべて同じパラメータ値に適切に設定している。図 4(b)-(f) に上記のパラメータでの、マルチコンパートメント神経細胞モデルのシミュレーションの結果を示す。ただし刺激入力は、入力の強さをスパイク列の周期として、入力の時間的な幅をスパイク列を与える時間として、周期的なスパイク列によって刺激入力を行っている。また、 i 番目のコンパートメント C_i への刺激入力は、刺激入力 $I_{iAll}(t)$ と、それ以外の刺激入力 $I_{iOth}(t)$ で異なる与え方をしている。刺激入力 $I_{iAll}(t)$ はシミュレーションが終わるまで与え続けている。スパイクの位置は $t_n^{iAll} = 0.01 + 2(n-1)$ としている。それ以外の刺激入力 $I_{iOth}(t)$ は $21 \leq t < 24$ の時間においてのみ与えている。スパイクの位置は $t_n^{iOth} = 21 + h_{iOth}(n-1), 21 \leq t_n^{iOth} < 24$ としており、周期 h_{iOth} をパラメータとしてもっている。図 4(b) では図 4(a) のコンパートメントのうち 2 番目のコンパートメント C_2 を親とする兄弟コンパ



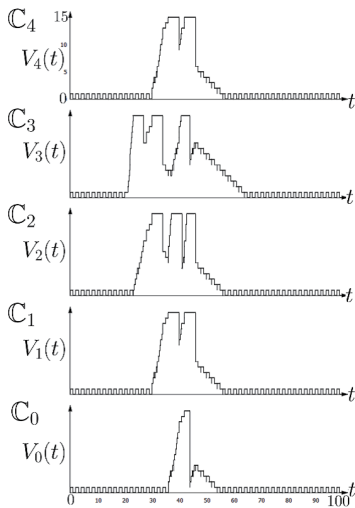
(a)



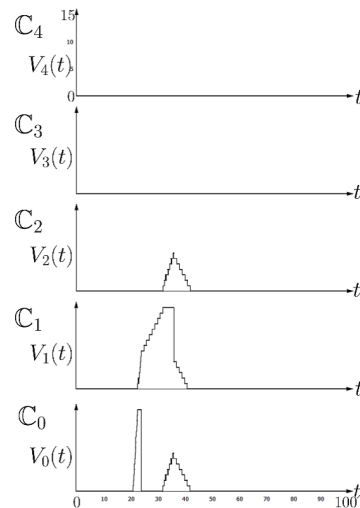
(b)



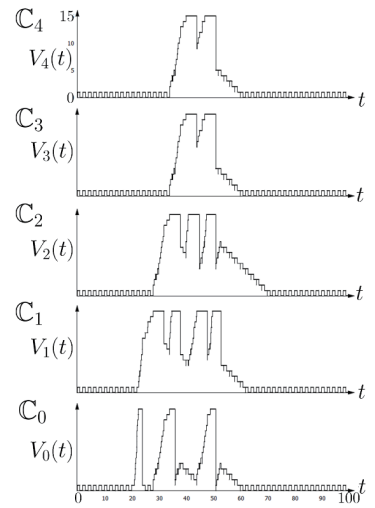
(c)



(d)



(e)



(f)

図 4. 提案するマルチコンパートメント神経細胞モデルによる神経細胞の樹状突起上の電位伝播特性の再現. (a)マルチコンパートメント神経細胞モデル概略図. (b)-(e) 様々刺激入力に対するマルチコンパートメント神経細胞モデルの応答の様子. (b)コンパートメント C_3 と C_3 に刺激入力を与えるが発火しない. (c) 図 4(b) で与えた刺激入力の半分の強度の刺激入力を C_3 に与えると発火するが、細胞体 C_0 まで活動電位が伝播しない. (d) 図 4(c) で与えた刺激入力にバックグラウンド入力を加えると全コンパートメントへ活動電位が順方向に伝播する. (e) の強い刺激入力により細胞体 C_0 は発火するが、樹状突起全体には逆伝播しない. (f) 図 4(e) で与えた刺激入力にバックグラウンド入力を加えると全コンパートメントへ活動電位が逆伝播する.

ートメント C_3, C_4 に同時に刺激入力 $I_{30th}(t), I_{40th}(t)$ を与えている。その結果、各コンパートメントでは膜電位の上昇が起こるが発火せず、活動電位が伝播していない。図 4(c) では 3 番目のコンパートメント C_3 のみ図 4(b) で与えた刺激入力 $I_{30th}(t)$ の半分の周期の刺激入力を与えている。これは、図 4(b) で与えた二つの刺激入力 $I_{30th}(t), I_{40th}(t)$ を一つのコンパートメントに対して同時に与えていることに相当する。その結果、3 番目のコンパートメント C_3 が発火し活動電位が 3 番目のコンパートメント C_3 の親である 2 番目のコンパートメント C_2 に伝播し、2 目のコンパートメント C_2 の子である 4 番目のコンパートメント C_4 に伝播している。しかし、0 番目のコンパートメント C_0 の細胞体には活動電位が伝播していない。図 4(d) では図 4(c) で与えた 3 番目のコンパートメント C_3 への刺激入力 $I_{30th}(t)$ に加えて、すべてのコンパートメントに周期の長いスパイク列の刺激入力 $I_{iAll}(t)$ を与えて続けている。この刺激入力 $I_{iAll}(t)$ は、生体内に常に存在するニューロンへのバックグラウンド入力を表現している。その入力はそれだけではごく小さな膜電位の上昇を起こすだけであるが、末端の樹状突起のコンパートメントから細胞体までのすべての経路で樹状突起の電位の伝播を促進する。刺激入力 $I_{iAll}(t)$ もそれだけでは膜電位 V_i の変化は小さく発火しない。しかし、図 4(d) では細胞体 C_0 への順方向の活動電位の伝播が成功している。図 4(e) と (f) では上述の現象とは逆の現象、つまり細胞体から樹状突起への逆方向の伝播の再現されている。図 4(e) では刺激入力 $I_{00th}(t)$ による細胞体の活動電位は末端の樹状突起のコンパートメントまで伝播していないが、周期の長いスパイク列の刺激入力 $I_{iAll}(t)$ を加えると伝播することが図 4(f) によって示されている。

4 まとめ

本研究では、複数の共鳴発火型自己再構成非同期順序回路ニューロンモデル基にしたマルチコンパートメント神経細胞モデルを構成した。そして、同モデルが神経細胞の樹状突起における順方向と逆方向の電位伝播特性を再現できることを示した。今後の課題として、パラメータの追加によるモデルの拡張や、シナプス可塑性を考慮に入れたモデル[36][37]への拡張や、FPGA によるハードウェアへの実装や、更に複雑な形状を持つ樹状突起における電位伝播特性の再現などが挙げられる。

【参考文献】

- [1] 島田直季, 鳥飼弘幸, 非同期セルオートマトンに基づいたMulti-Compartment神経細胞モデル, 電子情報通信学会技術研究報告 NLP2012-168 (2013-3).
- [2] Naoki Shimada and Hiroyuki Torikai, Multi-Compartment Asynchronous Cellular Automaton and its Application for Neuron Modeling, Proc. NOLTA 2013 (accepted)
- [3] A. L. Hodgkin, "The local electric changes associated with repetitive action in a non-medulated axon," *J. Phys.*, vol. 107, no. 2, pp. 165-181, Mar. 1948.
- [4] E. M. Izhikevich, "Which model to use for cortical spiking neurons?" *IEEE Trans. Neural Netw.*, vol. 15, no. 5, pp. 1063-1070, Sep. 2004.

- [5] E. M. Izhikevich, *Dynamical Systems in Neuroscience: The Geometry of Excitability and Bursting*, Cambridge, MA: MIT Press, 2006.
- [6] E. M. Izhikevich, "Simple model of spiking neurons," *IEEE Trans. Neural Netw.*, vol. 14, no. 6, pp. 1569–1572, Nov. 2003.
- [7] E. M. Izhikevich, J. A. Gally, and G. M. Edelman, "Spike-timing dynamics of neuronal groups," *Cerebral Cortex*, vol. 14, no. 8, pp. 933–44, 2004.
- [8] Yutaro Yamashita and Hiroyuki Torikai, A Novel PWC Spiking Neuron Model: Neuron-Like Bifurcation Scenarios and Responses, *IEEE Trans. CAS-I*, Vol. 59, No. 11, pp. 2678 - 2691, 2012.
- [9] Yutaro Yamashita and Hiroyuki Torikai, A Generalized PWC Spiking Neuron Model and its Neuron-like Activities and Burst-related Bifurcations, *IEICE Trans. Fundamentals*, Vol. E95-A, No. 7, pp.1125-1135, 2012.
- [10] Yutaro Yamashita and Hiroyuki Torikai, Bifurcation Analysis of Inhibitory Responses of A PWC Spiking Neuron Model, *IEICE NOLTA Journal*, Vol. 3, No. 4, pp. 557-572, 2012.
- [11] R. J. Vogelstein, U. Mallik, J. T. Vogelstein, G. Cauwenberghs, "Dynamically reconfigurable silicon array of spiking neurons with conductancebased synapses," *IEEE Trans. Neural Netw.*, vol. 18, no. 1, pp. 253–265, Jan. 2007.
- [12] H. Chen, L. Buhry, and S. Renaud, "Real-time simulation of biologically realistic stochastic neurons in VLSI," *IEEE Trans. Neural Netw.*, vol. 21, no. 9, pp. 1511–1517, Sep. 2010.
- [13] A. Basu, S. Ramakrishnan, C. Petre, S. Koziol, S. Brink, and P. E. Hasler, "Neural dynamics in reconfigurable silicon," *IEEE Trans. Biomed. Circuits Syst.*, vol. 4, no. 5, pp. 311–319, Oct. 2010.
- [14] J. V. Arthur and K. A. Boahen, "Silicon-neuron design: A dynamical systems approach," *IEEE Trans. Circuits Syst. I*, vol. 58, no. 5, pp. 1034–1043, May 2011.
- [15] T. Dowrick, S. Hall, and L. J. McDaid, "Silicon-based dynamic synapse with depressing response," *IEEE Trans. Neural Netw. Learn. Syst.*, vol. 23, no. 10, pp. 1513–1525, Oct. 2012.
- [16] H.-Y. Hsieh and K.-T. Tang, "VLSI implementation of a bio-inspired olfactory spiking neural network," *IEEE Trans. Neural Netw. Learn. Syst.*, vol. 23, no. 7, pp. 1065–1073, Jul. 2012.
- [17] E. Ros, E. M. Ortigosa, R. Agis, R. Carrillo, and M. Arnold, "Realtime computing platform for spiking neurons (RT-spike)," *IEEE Trans. Neural Netw.*, vol. 17, no. 4, pp. 1050–63, Jul. 2006.
- [18] R. K. Weinstein, M. S. Reid, and R. H. Lee, "Methodology and design flow for assisted neural-model implementations in FPGAs," *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, vol. 15, no. 1, pp. 83–93, Mar. 2007.
- [19] M. J. Pearson, A. G. Pipe, B. Mitchinson, K. Gurney, C. Melhuish, I. Gilhespy, and M. Nibouche, "Implementing spiking neural networks for real-time signal-processing and control applications: A modelvalidated FPGA approach," *IEEE Trans. Neural Netw.*, vol. 18, no. 5, pp. 1472–1487, Sep. 2007.

- [20] J. M. Nageswaran, N. Dutt, J. L. Krichmar, A. Nicolau, and A. Veidenbaum, “A configurable simulation environment for the efficient simulation of large-scale spiking neural networks on graphics processors,” *Neural Netw.*, vol. 22, nos. 5–6, pp. 791–800, 2009.
- [21] K. Minkovich, N. Srinivasa, J. M. Cruz-Albrecht, C. Youngkwan, and A. Ngin, “Programming time-multiplexed reconfigurable hardware using a scalable neuromorphic compiler,” *IEEE Trans. Neural Netw. Learn. Syst.*, vol. 23, no. 6, pp. 889–901, Jun. 2012.
- [22] T. W. Berger and D. L. Glanzman, *Toward Replacement Parts for the Brain: Implantable Biomimetic Electronics as Neural Prostheses*. Cambridge, MA: MIT Press, 2005.
- [23] Z. Zumsteg, C. Kemere, S. O’Driscoll, G. Santhanam, R. E. Ahmed, K. V. Shenoy, and T. H. Meng, “Power feasibility of implantable digital spike sorting circuits for neural prosthetic systems,” *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, vol. 13, no. 3, pp. 272–279, Sep. 2005.
- [24] Takuya Noguchi and Hiroyuki Torikai, Ghost Stochastic Resonance from Asynchronous Cellular Automaton Neuron Model, *IEEE Trans. CAS-II*, Vol. 60, No. 2, pp. 111 - 115, 2013.
- [25] Takashi Matsubara and Hiroyuki Torikai, Asynchronous Cellular Automaton Based Neuron: Theoretical Analysis and On-FPGA Learning, *IEEE Trans. NNLS* (2013) (to appear)
- [26] T. Matsubara and H. Torikai, “Neuron-like responses and bifurcations of a generalized asynchronous sequential logic spiking neuron model,” *IEICE Trans. Fundam.*, vol. E95-A, no. 8, pp. 1317–1328, 2012.
- [27] Takashi Matsubara and Hiroyuki Torikai, Bifurcation-based Synthesis of Asynchronous Cellular Automaton Based Neuron, *IEICE NOLTA Journal*, Vol. 4, No. 1, pp. 111-126, 2013.
- [28] T. Matsubara, H. Torikai, and T. Hishiki, “A generalized rotate-and-fire digital spiking neuron model and its on-FPGA learning,” *IEEE Trans. Circuits Syst. II, Exp. Briefs*, vol. 58, no. 10, pp. 677–681, Oct. 2011.
- [29] T. Hishiki and H. Torikai, “A novel rotate-and-fire digital spiking neuron and its neuron-like bifurcations and responses,” *IEEE Trans. Neural Netw.*, vol. 22, no. 5, pp. 752–767, May 2011.
- [30] S. Hashimoto and H. Torikai, “A novel hybrid spiking neuron: Bifurcations, responses, and on-chip learning,” *IEEE Trans. Circuits Syst. I*, vol. 57, no. 8, pp. 2168–2181, Aug. 2010.
- [31] T. Matsubara and H. Torikai, “A novel bifurcation-based synthesis of asynchronous cellular automaton based neuron,” in *Artificial Neural Networks and Machine Learning* (Lecture Notes in Computer Science), vol. 1. New York: Springer-Verlag, 2012, pp. 231–238.
- [32] T. Matsubara and H. Torikai, “A generalized asynchronous digital spiking neuron: Theoretical analysis and compartmental model,” in *Proc. Int. Joint Conf. Neural Netw.*, Jun. 2012, pp. 1–8.
- [33] T. Matsubara and H. Torikai, “A novel asynchronous digital spiking neuron model and its various neuron-like bifurcations and responses,” in *Proc. Int. Joint Conf. Neural Netw.*, Aug. 2011, pp. 741–748.
- [34] T. Matsubara and H. Torikai, “Basic analysis of generalized asynchronous digital spiking neuron model,” in *Proc. Int. Symp. Nonlinear Theory Appl.*, 2011, pp. 60–63.

- [35] T. Matsubara and H. Torikai, “Dynamic response behaviors of a generalized asynchronous digital spiking neuron model,” in *Advances in Neural Information Processing Systems* (Lecture Notes in Computer Science), vol. 3. New York: Springer-Verlag, 2011, pp. 395–404.
- [36] G. Q. Bi and M. M. Poo, “Synaptic modifications in cultured hippocampal neurons: Dependence on spike timing, synaptic strength, and postsynaptic cell type,” *J. Neurosci. Official J. Soc. Neurosci.*, vol. 18, no. 24, pp. 10464–10472, Dec. 1998.
- [37] Takumi Uramoto and Hiroyuki Torikai, A calcium-based simple model of multiple spike interactions in spike-timing dependent plasticity, *Neural Computation* (2013) (to appear)

〈発表資料〉

題名	掲載誌・学会名等	発表年月
Multi-Compartment Asynchronous Cellular Automaton and its Application for Neuron Modeling	Proceedings of the International Symposium on Nonlinear Theory and its Applications	2013年9月
Asynchronous Cellular Automaton Based Neuron: Theoretical Analysis and On-FPGA Learning	IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems	2013年 (印刷中)
A calcium-based simple model of multiple spike interactions in spike-timing dependent plasticity	Neural Computation	2013年 (印刷中)
Ghost Stochastic Resonance from Asynchronous Cellular Automaton Neuron Model	IEEE Transactions on Circuits and Systems Part II	2012年11月
A Generalized Asynchronous Digital Spiking Neuron: Theoretical Analysis and Compartmental Model	Proceedings of the IEEE-INNS International Joint Conference on Neural Networks	2012年6月
Bursting Analysis and Synapse Mechanism of A Piece-wise Constant Spiking Neuron Model	Proceedings of the IEEE-INNS International Joint Conference on Neural Networks	2012年6月