

2種類のテンプレートの切替えを持つセルラニューラルネットワーク

加藤 雄大[†] 上田 康弘[†] 上手 洋子[†] 西尾 芳文[†]

[†] 徳島大学工学部 〒770-8506 徳島県徳島市南常三島 2-1

E-mail: †{kkato,yasuhiro,uwate,nishio}@ee.tokushima-u.ac.jp

あらまし 本研究で我々は、2種類のテンプレートの切替えを持つセルラニューラルネットワークを提案する。CNNのテンプレート配置において空間的に一様でないシステムは複雑な処理ができることが知られている。一般に、空間的に一様でないCNNは容易に設計することができないが、我々は提案手法により既存のテンプレートをセルごとに配置することができた。エッジ検出において、従来のCNNに既存の 3×3 のエッジ検出用テンプレートを用いると、入力画像の不鮮明な部分のエッジは検出できない。これは従来のCNNでは不鮮明な部分がエッジか否かを判断することが困難だからである。さらに、 5×5 のエッジ検出用テンプレートを用いると、検出されたエッジは太く、ノイズも残ってしまう。しかし、これら2つのテンプレートの切替えを行った場合、不鮮明な部分のエッジを検出することができた。パターン生成においては、通常1つのテンプレートを用いると単純なパターンが生成されるが、提案手法を用いると複雑なパターンを生成することが確認できた。これらの結果から提案手法は様々な画像処理に効果的であるといえる。

キーワード セルラニューラルネットワーク、画像処理

Cellular Neural Networks with Switching Two Types of Templates

Yoshihiro KATO[†], Yasuhiro UEDA[†], Yoko UWATE[†], and Yoshifumi NISHIO[†]

[†] Electrical and Electronic Engineering, Tokushima University 2-1 Minami Josanjima, Tokushima,
770-8506 Japan

E-mail: †{kkato,yasuhiro,uwate,nishio}@ee.tokushima-u.ac.jp

Abstract In this study, we propose Cellular Neural Networks with switching two types of templates. In the CNN, space varying system is known that it can perform complex processing. Generally, the space varying CNN is not easy to design. However, we can set existing template on each cell of CNN by the proposed method. In the edge detection, the indistinct portion is not detected by the conventional CNN with “*Edge detection*” template of 3×3 matrix. It is difficult for CNN to recognize that it is the edge or not. Additionally, the detected edge is too bold and some noises are left with “*Edge detection*” template of 5×5 matrix. By switching these templates in case, we can detect edge in indistinct position. In pattern formation, generally, simple pattern is formed by using one template. On the other hand, some complex patterns are formed by the proposed method. From some simulation results, we confirm that the proposed method is effective for various image processing.

Key words Cellular Neural Networks, Image processing

1. ま え が き

セルラニューラルネットワーク (Cellular Neural Networks: CNN)[1]は1988年にL. O. Chuaらによって考案された。CNNはセルオートマトンの概念をニューラルネットワークに組み込んだもので、局所結合の特徴を持つ。CNNの構造は動物の網膜の構造と類似しており、様々な画像処理[2]-[4]に用いられている。さらに、特徴抽出、数種類のパターン生成[5]-[7]

などにも応用されている。CNNの動作はテンプレートと呼ばれるパラメータによって決定される。テンプレートはフィードバックテンプレート A 、コントロールテンプレート B 、閾値 I の3つの要素から構成されている。一般的にCNNには空間的に一様なテンプレートが与えられるが、複雑な処理を行うことができない。しかし、高速な並列処理能力を有することから、CNNを用いて複雑な処理ができれば、デジタル回路に代わるツールとして期待が高まる。エッジ検出において、 3×3 のテン

プレートを用いて処理を行うと画像の不鮮明な部分のエッジは検出することが困難である．一方で， 5×5 のテンプレートを用いると不鮮明な部分のエッジを検出することができる．しかし，検出されたエッジは太く，ノイズも残ってしまう．また，パターン生成においては，1種類のテンプレートだけを用いた場合，波紋や格子状のような単純なパターンが生成される．そこで我々は複雑な処理が可能で，空間的に一様でないCNNに注目した．

本研究では，2種類のテンプレートの切替えを持つセルラニューラルネットワークを提案する．CNNに与えられるテンプレートは，入出力値と境界パラメータ D_1 と D_2 によって決定される．この切替え動作は各セルの値と時間によって与えられるので，提案手法は時間的にも空間的にも一様でない．本研究では，エッジ検出とパターン生成に提案手法を用い，従来のCNNよりも効果的な処理が行えることを確認する．

2. セルラニューラルネットワーク

CNNにはセルと呼ばれる M 行 N 列の基本回路単位が網状に存在する．セルは線形と非線形の回路素子から構成されている．本研究で我々は，セルの場所を直交座標系で $C(i, j)$ のように示す． i は垂直方向， j は水平方向を意味する．各セルはテンプレートによって近傍のセルとのみ結合する．従って，CNNは連続時間処理，高速並列信号処理の能力を持つ．各セルの状態方程式と出力方程式を以下に示す．

状態方程式：

$$\frac{dv_{xij}}{dt} = -v_{xij} + \sum_{k=i-r}^{i+r} \sum_{l=j-r}^{j+r} A_{(i,j;k,l)} v_{ykl}(t) + \sum_{k=i-r}^{i+r} \sum_{l=j-r}^{j+r} B_{(i,j;k,l)} v_{ukl}(t) + I, \quad (1)$$

出力方程式：

$$v_{yij}(t) = \frac{1}{2}(|v_{xij}(t) + 1| - |v_{xij}(t) - 1|), \quad (2)$$

v_x , v_y , v_u はそれぞれ状態値，出力値，入力値に対応し，出力方程式は区分線形関数の特性を有し，CNNの出力値は -1 から 1 の値をとる．また，セル $C(i, j)$ の r 近傍は次のように定義される．

$$Nr(i, j) = \{C(k, l) \mid \max\{|k - i|, |l - j|\} \leq r, 1 \leq k \leq M; 1 \leq l \leq N\}, \quad (3)$$

r は整数で，各セルは $(2r + 1)^2$ の近傍セルを持つ．

3. テンプレートの切替えを持つCNN

本章では，提案手法のアルゴリズムを説明する．提案手法は各セルの入出力値によって2つのテンプレートの切替えを行うものである．アルゴリズムの流れを以下に示す．

手順1: 初めに，境界パラメータ D_1 と D_2 ($D_1 < D_2$)を任意に決定する．これらの値によって与えるテンプレートが決定される．図1に示す切替え条件において，各セルの値によって

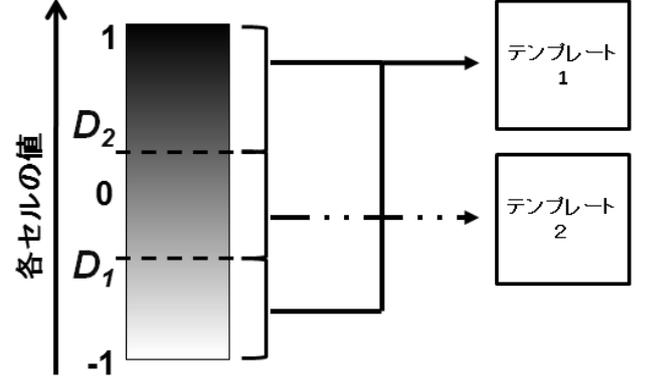


図1 テンプレートの切替え条件

テンプレートが決定される．もし，あるセルの入力値 v_u が D_1 より小さく， D_2 より大きい値の場合，そのセルには“テンプレート1”が与えられる．それと同時に，もしあるセルの入力値 v_u が D_1 より大きい，もしくは D_2 より小さい場合，そのセルには“テンプレート2”が与えられる．

手順2: 各セルの値は，以下に示す与えられたテンプレートごとの状態方程式と出力方程式によって更新される．

“テンプレート1”の状態方程式：

$$\frac{dv_{xij}}{dt} = -v_{xij} + \sum_{k=i-r_1}^{i+r_1} \sum_{l=j-r_1}^{j+r_1} A_1(i, j; k, l) v_{xkl}(t) + \sum_{k=i-r_1}^{i+r_1} \sum_{l=j-r_1}^{j+r_1} B_1(i, j; k, l) v_{ukl}(t) + I_1 \quad (|i - k| \leq r_1, |j - l| \leq r_1). \quad (4)$$

“テンプレート2”の状態方程式：

$$\frac{dv_{xij}}{dt} = -v_{xij} + \sum_{k=i-r_2}^{i+r_2} \sum_{l=j-r_2}^{j+r_2} A_2(i, j; k, l) v_{xkl}(t) + \sum_{k=i-r_2}^{i+r_2} \sum_{l=j-r_2}^{j+r_2} B_2(i, j; k, l) v_{ukl}(t) + I_2 \quad (|i - k| \leq r_2, |j - l| \leq r_2). \quad (5)$$

出力方程式：

$$v_{yij}(t) = \frac{1}{2}(|v_{xij}(t) + 1| - |v_{xij}(t) - 1|). \quad (6)$$

手順3: $0.005 [\tau]$ 後，手順1と2を出力値 v_y によって行う．もし，あるセルの入力値 v_y が D_1 より小さく， D_2 より大きい値の場合，そのセルには“テンプレート1”が与えられる．それと同時に，もしあるセルの入力値 v_y が D_1 より大きい，もしくは D_2 より小さい場合，そのセルには“テンプレート2”が与えられる．

その後提案したCNNは $0.005 [\tau]$ 毎に出力値 v_y に従って“テンプレート1”と“テンプレート2”の切替えを行う．

手順4: 手順2と手順3を $0.005 [\tau]$ 毎に繰り返す．

従って、入力画像は、入出力値と境界パラメータによって決定される2種類のテンプレートによって処理される。

4. シミュレーション結果

本章では、提案手法を用いたエッジ検出と、パターン生成のシミュレーション結果を示す。本研究で使用するテンプレートは文献[8]と[9]から引用する。

4.1 エッジ検出

本節では提案手法によるエッジ検出結果を示す。一般的に画像において近接するセルの値は近い場合が多く、特に不鮮明な部分に多く存在する。従って、式(7)に示す 3×3 のエッジ検出用テンプレートを用いた場合、不鮮明な部分のエッジを検出することは困難である。そこで、2近傍先のセルの値まで考慮できるように式(7)の 3×3 のエッジ検出用テンプレートを式(9)のように 5×5 に拡張する。“テンプレート1”と“テンプレート2”はそれぞれ 3×3 、 5×5 のエッジ検出用テンプレートを用いる。 r_1 と r_2 はそれぞれ1と2とする。

3×3 エッジ検出用テンプレート：

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 8 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix}, I = -1. \quad (7)$$

5×5 エッジ検出用テンプレート：

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix},$$

$$B = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 & -1 & -1 \\ -1 & 0 & 0 & 0 & -1 \\ -1 & 0 & 16 & 0 & -1 \\ -1 & 0 & 0 & 0 & -1 \\ -1 & -1 & -1 & -1 & -1 \end{bmatrix},$$

$$I = -1. \quad (8)$$

図2は提案手法によるエッジ検出のシミュレーション結果である。 D_1 と D_2 はそれぞれ -0.2 と 0.2 に設定している。図2(a)の入力画像において、背景左側の柱は不鮮明な部分の1つである。図2(b)の 3×3 のエッジ検出テンプレートを用いた場合において、この不鮮明な部分は検出されない。一方で、図2(c)に示す、 5×5 のエッジ検出用テンプレートを用いた場合、不鮮明な部分のエッジは検出されているが、線が太く、ノイズも多い。しかし、図2(d)に示すように、提案手法を用いた場合、不鮮明な部分のエッジを検出することができ、検出されたエッジも従来のCNNに比べ線が細く、またノイズも少ない。この結果より、本提案手法は従来のCNNに比べ効果的にエッジを検出することができるといえる。

4.2 パターン生成

次に、提案手法によるパターン生成結果を示す。“テンプレ

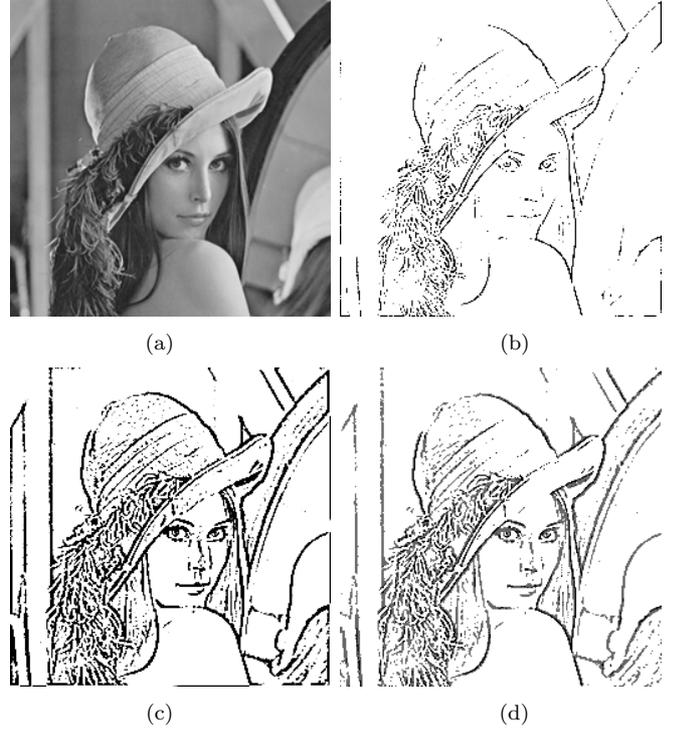


図2 シミュレーション結果1. (a) 入力画像 (Lenna). (b) 3×3 のテンプレートによる結果. (c) 5×5 のテンプレートによる結果. (d) 提案手法による結果. ($D_1 = -0.2$, $D_2 = 0.2$).

ト1”にはパターン領域を拡大するために“Black propagation”テンプレートを、“テンプレート2”には“Checkerboard”テンプレートを用いる。 r_1 と r_2 はそれぞれ1と2に設定する。パターン生成におけるテンプレートを以下に示す。

Black propagation テンプレート：

このテンプレートは黒い領域を拡大することができる。

$$A = \begin{bmatrix} 0.25 & 0.25 & 0.25 \\ 0.25 & 3 & 0.25 \\ 0.25 & 0.25 & 0.25 \end{bmatrix},$$

$$B = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix},$$

$$I = 3.75. \quad (9)$$

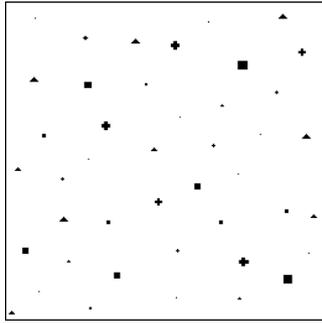
Checkerboard テンプレート：

このテンプレートは2セル周期の黒と白の格子模様を生成する。

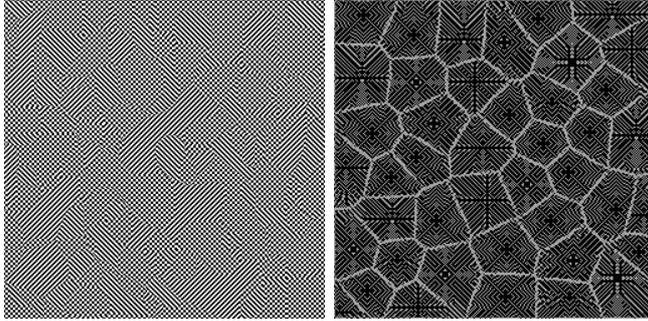
$$A = \begin{bmatrix} -0.3 & -1 & -3 & -1 & -0.3 \\ -1 & 0.5 & -2 & 0.5 & -1 \\ -3 & -2 & -4 & -2 & -3 \\ -1 & 0.5 & -2 & 0.5 & -1 \\ -0.3 & -1 & -3 & -1 & -0.3 \end{bmatrix},$$

$$B = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix},$$

$$I = 0. \quad (10)$$

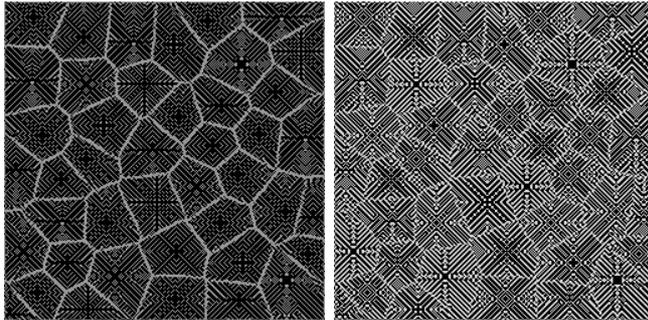


(a)



(b)

(c)



(d)

(e)

図3 シミュレーション結果 2. (a) 入力画像. (b) “Checkerboard” テンプレートだけを用了結果. (c) 提案手法により “Black propagation” と “Checkerboard” テンプレートの切替えを行った結果. ($D_1=-0.3$, $D_2=0.3$). (d) 提案手法により “Black propagation” と “Checkerboard” テンプレートの切替えを行った結果. ($D_1=-0.2$, $D_2=0.2$). (e) 提案手法により “Black propagation” と “Checkerboard” テンプレートの切替えを行った結果. ($D_1=-0.7$, $D_2=0.7$).

図3は提案手法によるパターン生成のシミュレーション結果である. 図3(a)は異なる形と大きさの物体が混在する入力画像である. 図3(b)に示すように “Checkerboard” テンプレートだけを用了場合, 格子状のパターンが生成される. しかし, 提案手法を用いて, “Black propagation” と “Checkerboard” テンプレートの切替えを行なった場合, 図3(c)に示すように, 入力画像中の物体の形と大きさによって生成されるパターンが異なる. さらに, 図3(d)と図3(e)に示すように, 境界パラメータ D_1 と D_2 を変化させることでも生成されるパターンが異なる. また, 生成されるパターンが拡大していき, 各々が衝突し合った場所が境界線として残ることも確認できる.

これらの結果より, 提案手法を用いてパターン生成を行うと,

生成されるパターンは入力画像中の物体の形, 大きさによって決まり, さらに, 境界パラメータ D_1 と D_2 を変化させることによって, 生成されるパターンが異なることが確認できた.

5. ま と め

本研究で我々は, 2種類のテンプレートの切替えを有するセルラニューラルネットワークを提案した. 提案手法は2種類のテンプレートを各セルの入力値と出力値によって切替える. エッジ検出のシミュレーション結果より, 我々は不鮮明な部分のエッジを検出することができた. また, パターン生成のシミュレーション結果より, 我々は, 生成されるパターンが入力画像中の物体の形, 大きさ, そして, 境界パラメータ D_1 と D_2 によって異なることを確認した. これらのシミュレーション結果より, 提案手法は様々な画像処理に効果的であるといえる. 今後の目標として, エッジ検出においては, 境界パラメータ D_1 と D_2 の自動設定システムを考案し, パターン生成においては, 更なる調査が必要である.

文 献

- [1] L. O. Chua and L. Yang, “Cellular Neural Networks: Theory,” IEEE Trans. Circuits Syst., vol. 32, pp. 1257-1272, Oct. 1988.
- [2] F. Dirk and T. Ronald, “Coding of Binary Image Data using Cellular Neural Networks and Iterative Annealing,” Proc. of ECCTD’03, vol. 1, pp. 229-232, Sep. 2003.
- [3] M. Namba and Z. Zhang, “Cellular Neural Network for Associative Memory and Its Application to Braille Image Recognition,” Proc. of IJCNN’06, pp. 4716-4721, Jul. 2006.
- [4] H. Koepl and L. O. Chua, “An Adaptive Cellular Non-linear Network and its Application,” Proc. of NOLTA’07, pp. 15-18, Sep. 2007.
- [5] T. Kozek, K. R. Crouse, T. Roska and L. O. Chua, “Smart Image Scanning Algorithms for the CNN Universal Machine,” Proc. of NOLTA’95, vol. 2, pp. 707-712, 1995.
- [6] K. R. Crouse and L. O. Chua, “Methods for Image Processing and Pattern Formation in Cellular Neural Networks: A Tutorial,” IEEE Trans. Circuits Syst., vol. 42, no. 10, pp. 583-601, Oct. 1995.
- [7] K. R. Crouse, L. O. Chua, P. Thiran and G. Setti, “Characterization and Dynamics of Pattern Formation in Cellular Neural Networks,” International Journal of Bifurcation and Chaos, vol. 6, no. 9, pp. 1703-1724, 1996.
- [8] Cellular Sensory Wave Computers Laboratory Computer and Automation Research Institute Hungarian Academy of Sciences, “Cellular wave Computing Library (Template, Algorithms, and Programs) Version 2.1”
- [9] T. Nishio and Y. Nishio, “Periodic Pattern Formation and its Applications in Cellular Neural Networks” IEEE Transactions on Circuits and Systems I, vol. 55, no. 9, pp. 2736-2742, Oct. 2008.