

## 2つのテンプレートを交互に配置したCNNでの画像処理の調査

舛岡 辰哉<sup>†</sup> 夏野 一成<sup>†</sup> 上手 洋子<sup>†</sup> 西尾 芳文<sup>†</sup>

<sup>†</sup> 徳島大学工学部 電気電子工学科  
〒770-8506 徳島県徳島市南常三島 2-1

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

**あらまし** 本研究では、テンプレートを交互に配置させるセルラニューラルネットワーク (Cellular Neural Network: CNN) モデルを提案する。CNNにおける各セルの関係性はテンプレートと呼ばれるパラメータによって確立され、空間的に一様なCNNの場合、高度な処理は実行できないが実装コストは安価である。エッジ検出をする際、より鮮明な結果を得るためには空間的に一様でないCNNを用いればよい。しかし、設計方法は難しく実装コストは高くなってしまう。そこで、構造が簡潔でコストを抑えられる提案手法を、基本的な画像処理アプリケーションに適用し、複雑な構造を成さぬまま従来のCNNより良い結果が得られることを確認した。

**キーワード** セルラニューラルネットワーク, テンプレート, 画像処理

## Alternative Arrangement Cellular Neural Networks for Image Processing Applications

Tatsuya MASUOKA<sup>†</sup>, Kazushige NATSUNO<sup>†</sup>, Yoko UWATE<sup>†</sup>, and Yoshifumi NISHIO<sup>†</sup>

<sup>†</sup> Electrical and Electronic Engineering, Tokushima University  
2-1, Minami Josanjima, Tokushima, 770-8506 Japan

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

**Abstract** In this paper, we proposed new model which has arranged by turns two templates from which connection of a cell is different. The relation of each cell of a cellular neural network is decided by the parameter called a template. Cellular neural network spatially uniform can not perform complex processing but implementation cost is cheap. When the edge detection, we may be used cellular neural network which is not spatially uniform in order to obtain a clearer results. However, the design method will become difficult and mounting cost will become high. Therefore, we applied cellular neural networks which mounting cost is comparatively cheap and conformation is easy to basic image processing applications. And we got good results even if it is not a complicated structure.

**Key words** Cellular Neural Network, Template, Image processing

### 1. ま え が き

現在、情報化社会が進むにつれて日常に情報が氾濫し、一度に処理すべき情報の量も増えてきている。様々な分野において画像処理の技術が用いられているが、現在一般的に用いられているデジタル処理は逐次演算を行うため、情報処理が遅くなり、リアルタイムな信号処理ができないという問題がある。そこで人間の神経系を基に考案されたニューラルネットワークを用いた情報処理が盛んに行われ、既に各方面での実用化が進んでいる。その応用は連想メモリ、パターン認識、画像処理などの幅広いものがある。さらにニューラルネットワークとセルラオートマトンの概念を組み合わせたニューラルネット

ワークである、セルラニューラルネットワーク (Cellular Neural Networks: CNN)[1] が1988年にL.O.Chuaらによって開発された。CNNは局所的結合の特性を持つためLSI化に適している。またCNNの構造は動物の網膜の構造に酷似しており、様々な画像処理 [2]-[4] を行うのに適している。

CNNのセル間の結合強度はテンプレートと呼ばれるパラメータによって確立されており、処理はテンプレートによって決まる。本研究では、エッジ検出に提案手法を用い、従来のCNNよりも効果的な処理が行えるかを確認する。エッジ検出において、 $3 \times 3$ のテンプレートを用いると輪郭線の曖昧な部分のエッジは検出されないが、 $5 \times 5$ のテンプレートを用いた場合はエッジが太くノイズも検出してしまふ。全てのテンプレ

レートが同じ場合、そのシステムは空間的に一様な CNN だが複雑な処理はできない。逆に、空間的に一様でない CNN の場合、高度な処理を実行できるが、設計法は複雑であり実装の際コストが高くなってしまふ。

本研究では、注目するセルと周りのセルとの結合の仕方が違う 2 つテンプレートを、交互に割り当てて処理を行う単純な構造の CNN を提案する。

## 2. セルラニューラルネットワーク

CNN は  $M \times N$  行列のセルと呼ばれるユニットを持った回路で、線形と非線形の回路素子から構成されている。各セルから直接接続しているセルの距離が  $k$  である場合に、それらのセルは  $k$ -近傍にあると言われ、このような構成を  $k$  次結合構成と呼ぶことにする。1 次結合構成と 2 次結合構成の例が図 1(a), (b) に示されており、黒色のセルに対する 1-近傍、2-近傍は点線で囲まれた領域となっている。すなわち、1 次結合構成では、中心のセルが近傍の 8 個セルと直接結合し、2 次結合構成では 24 個と接続していることがわかる。セルの  $r$  近傍は次のように定義される。

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

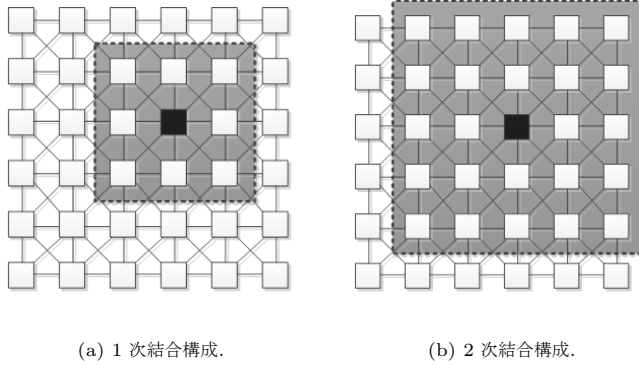


図 1 CNN の構成。

次に、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：

$$\frac{dv_{xij}}{dt} = -v_{xij} + \sum_{k=i-r}^{i+r} \sum_{l=j-r}^{j+r} A_{(i,j;k,l)} v_{ykl}(t) + \sum_{k=i-r}^{i+r} \sum_{l=j-r}^{j+r} B_{(i,j;k,l)} v_{ukl}(t) + I. \quad (2)$$

出力方程式：

$$v_{yij}(t) = \frac{1}{2}(|v_{xij}(t) + 1| - |v_{xij}(t) - 1|). \quad (3)$$

ここで、 $v_x$ ,  $v_y$ ,  $v_u$  はそれぞれセルの状態値、出力値、入力値を表す。また、式 (1) において、 $A$  はフィードバックテンプレート、 $B$  はコントロールテンプレート、 $I$  はバイアスであり、

この値により CNN の振る舞いが決まる。出力方程式は区分線形関数の特性を持ち、CNN の出力値は -1 から 1 の値を連続的にとる。

## 3. 2 つのテンプレートを交互に配置した CNN

本章では、提案手法での交互に配置する、結合の異なる 2 種類のテンプレート  $\alpha, \beta$  の構造を説明する。図 2 のような近傍が 2 で規模が  $5 \times 5$  のテンプレートを 2 つ交互にセルへ配置していく。配置の仕方は図 3 に示すように、テンプレート  $\alpha$  は斜線で示したセル、テンプレート  $\beta$  は黒色のセルである。ある注目したセルはそれぞれ図 2 に示す通り、指定した周りの 8 つのセルと結合しているので、それぞれ (4) の  $3 \times 3$  テンプレートが (5) の  $5 \times 5$  テンプレートに拡張したものと同義である。

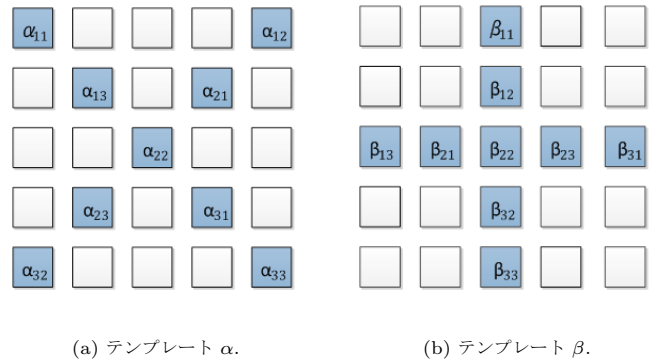


図 2 提案構造の接続。

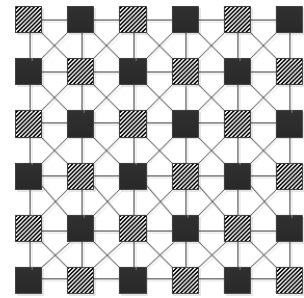


図 3 テンプレートの配置の割り当て。

$$\alpha = \begin{bmatrix} \alpha_{11} & \alpha_{12} & \alpha_{13} \\ \alpha_{21} & \alpha_{22} & \alpha_{23} \\ \alpha_{31} & \alpha_{32} & \alpha_{33} \end{bmatrix}, \quad \beta = \begin{bmatrix} \beta_{11} & \beta_{12} & \beta_{13} \\ \beta_{21} & \beta_{22} & \beta_{23} \\ \beta_{31} & \beta_{32} & \beta_{33} \end{bmatrix} \quad (4)$$

$$\alpha = \begin{bmatrix} \alpha_{11} & 0 & 0 & 0 & \alpha_{12} \\ 0 & \alpha_{13} & 0 & \alpha_{21} & 0 \\ 0 & 0 & \alpha_{22} & 0 & 0 \\ 0 & \alpha_{23} & 0 & \alpha_{31} & 0 \\ \alpha_{32} & 0 & 0 & 0 & \alpha_{33} \end{bmatrix},$$

$$\beta = \begin{bmatrix} 0 & 0 & \beta_{11} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \beta_{12} & 0 & 0 \\ \beta_{13} & \beta_{21} & \beta_{22} & \beta_{23} & \beta_{31} \\ 0 & 0 & \beta_{32} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \beta_{33} & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (5)$$

また、各セルの値は、以下に示す与えられた2つのテンプレートのごとの状態方程式と出力方程式によって表される。

テンプレート  $\alpha$  の状態方程式：

$$\begin{aligned} \frac{dv_{xij}}{dt} = & -v_{xij} + \sum_{k=i-r_\alpha}^{i+r_\alpha} \sum_{l=j-r_\alpha}^{j+r_\alpha} A_\alpha(i, j; k, l) v_{ykl}(t) \\ & + \sum_{k=i-r_\alpha}^{i+r_\alpha} \sum_{l=j-r_\alpha}^{j+r_\alpha} B_\alpha(i, j; k, l) v_{ukl}(t) + I_\alpha. \end{aligned} \quad (6)$$

テンプレート  $\beta$  の状態方程式：

$$\begin{aligned} \frac{dv_{xij}}{dt} = & -v_{xij} + \sum_{k=i-r_\beta}^{i+r_\beta} \sum_{l=j-r_\beta}^{j+r_\beta} A_\beta(i, j; k, l) v_{ykl}(t) \\ & + \sum_{k=i-r_\beta}^{i+r_\beta} \sum_{l=j-r_\beta}^{j+r_\beta} B_\beta(i, j; k, l) v_{ukl}(t) + I_\beta. \end{aligned} \quad (7)$$

出力方程式：

$$v_{yij}(t) = \frac{1}{2} (|v_{xij}(t) + 1| - |v_{xij}(t) - 1|). \quad (8)$$

## 4. シミュレーション結果

### 4.1 エッジ検出

本節では、提案手法によるエッジ検出の結果を示す。画像中の物体の輪郭や境界線では一般的に濃淡が急激に変化しており、輝度の差が激しいほどエッジの検出はしやすい。しかし、ぼやけたり不鮮明なところの検出は、近接するセルの値が近くなるので難しく、 $3 \times 3$  のテンプレートを用いた場合検出が困難である。一方、 $5 \times 5$  のテンプレートは2近傍のセルの値を考慮するため、比較的エッジの検出が可能である。テンプレートはそれぞれ  $3 \times 3$  のエッジ検出用テンプレートを用いる。

$3 \times 3$  エッジ検出用テンプレート：

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad B = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 8 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix}, \quad (9)$$

$$I = -1.$$

$5 \times 5$  エッジ検出用テンプレート：

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

$$B = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 & -1 & -1 \\ -1 & -1 & -1 & -1 & -1 \\ -1 & -1 & 16 & -1 & -1 \\ -1 & -1 & -1 & -1 & -1 \\ -1 & -1 & -1 & -1 & -1 \end{bmatrix}, \quad (10)$$

$$I = -1.$$

図4はエッジ検出のシミュレーション結果である。図4(a)の入力画像において、注目すべき部分は背景の左側の柱、帽子の頂点のぼやけた部分であり、図5(a)の入力画像においては、画像左上に位置するペッパー1つ1つの輪郭と手前のペッパーの窪み部分である。

図4のLENNA画像についてだが、 $3 \times 3$  のエッジ検出を用いた際は図4(b)のようによく検出できておらず、 $5 \times 5$  のテンプレートを用いると、図4(c)のようにぼやけた部分も検出できているが、線は太くノイズも多い。提案手法を用いた結果が図4(d)であるが、図4(b)より検出できている部分が多いが、まだぼやけた部分の検出はできなかった。そこで、式(11)のようにテンプレート  $\beta$  の値を2倍したところ図4(e)のような結果が得られた。これは、ノイズも少なく本来のCNNに比べ良い結果と言える。

次に図5のPepper画像について見ていくと、 $3 \times 3$  のエッジ検出を用いた際はペッパーの輪郭および窪みは検出できておらず、 $5 \times 5$  のテンプレートを用いた際は、図4と同様にぼやけた部分も検出できているが、線は太くノイズも多い。また、窪みについては綺麗な検出はできていなかった。提案手法を用いたところ、図5(b)に比べエッジの検出はできているが十分とは言えない。同様にテンプレート  $\beta$  の値を2倍すると図5(e)のような結果が得られた。これは図5(c)に比べノイズも少なく、本来のCNNに比べ良い結果と言える。また、一番手前のペッパーは明暗差があるにも関わらず、どのテンプレートでもエッジの検出は不十分であった。

$$\alpha = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 0 & 0 & -1 \\ 0 & -1 & 0 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & 8 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & 0 & -1 & 0 \\ -1 & 0 & 0 & 0 & -1 \end{bmatrix},$$

$$\beta = \begin{bmatrix} 0 & 0 & -2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -2 & 0 & 0 \\ -2 & -2 & 16 & -2 & -2 \\ 0 & 0 & -2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -2 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (11)$$



(a)

(b)



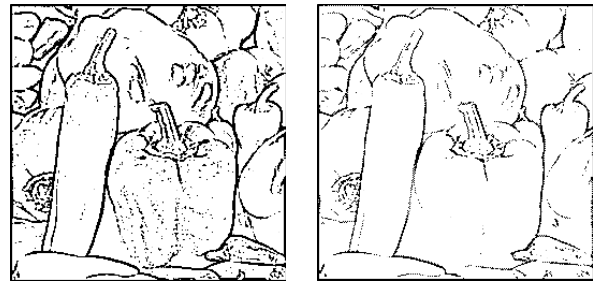
(a)

(b)



(c)

(d)



(c)

(d)



(e)



(e)

図4 シミュレーション結果1. (a) 入力画像 (LENA). (b)  $3 \times 3$  のテンプレートによる結果. (c)  $5 \times 5$  のテンプレートによる結果. (d) 提案手法による結果. (e) 提案手法のテンプレート  $\beta$  の値を2倍したときの結果.

図5 シミュレーション結果2. (a) 入力画像 (Pepper). (b)  $3 \times 3$  のテンプレートによる結果. (c)  $5 \times 5$  のテンプレートによる結果. (d) 提案手法による結果. (e) 提案手法のテンプレート  $\beta$  の値を2倍したときの結果.

## 5. まとめ

本研究では、結合の異なる2つのテンプレートを交互に配置するCNNモデルでの画像処理アプリケーションについて調査を行った。本研究で対象としたエッジ検出において交互にテンプレートを配置し、テンプレートのパラメータの値を変えた場合、出力結果の改善を可能にすることを発見した。本研究では、斜めと縦横の単純な構造のテンプレートだったが、入力画像ごとに最も良い結果のでるテンプレート構造があるはずなので、今後の課題として、入力画像により適した結合とパラメータのテンプレートを見つけ、また、それらを入力値により自動設定できるものを考案することが挙げられる。

## 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] Y. Ueda, M. Kawahara, T. Inoue and Y. Nishio, "Design Method of Space-Varying Cellular Neural Networks by Using Hopfield Neural Networks" IEICE Technical Report, no. NLP2010-18 & NC2010-18, pp. 147-150, Jun. 2010.