

強化学習による更新テンプレートを用いた セルラニューラルネットワークによる画像処理

夏野 一成[†] 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町 2-1

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

あらまし 本研究で我々は、強化学習による更新テンプレートを用いたセルラニューラルネットワーク (CNN) を提案する。CNN の動作はテンプレートと呼ばれるパラメータにより決定し、テンプレートの設定により様々な処理が可能となる。一般的に各セルの入力値はそれぞれ異なるのに対して、テンプレートの配置は空間的に一様であり、処理の精度が低く複雑な処理を行うことは困難である。そこで、我々は強化学習を用い、各セルの値によりテンプレートが変化する空間的に一様でない CNN を提案する。提案手法では、中心セルの値と隣接する結合セルの出力値を比較し、類似度によりテンプレートの更新を行う。また、テンプレートの更新には強化学習を用い各セルの値によりそれぞれ異なるテンプレートを配置することができた。いくつかのシミュレーション結果から提案手法が画像処理に有効であることを確認する。

キーワード セラニューラルネットワーク, 強化学習, 画像処理

Image processing by Cellular Neural Networks with Updating Template by Using Reinforcement Learning

Kazushige NATSUNO[†], Yoko UWATE[†], and Yoshifumi NISHIO[†]

[†] Department of Electrical and Electronic Engineering, Tokushima University

2-1 Minami-Josanjima, Tokushimashi, Tokushima, 770-8506, Japan

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

Abstract In this study, we proposed Cellular Neural Networks with Updating Template by Using Reinforcement Learning. Performance of CNN depends on template. In addition, the CNN can be varied processing by template. In a general way, the conventional CNN is input varied values. Also, a design of template is spatially and temporal uniform. Therefore, the conventional CNN is restricted to the performance by spatially and temporal uniform template. we proposed space varying CNN with using reinforcement learning by each cell values. In the proposed method, the templates are updated by center and neighboring output values. From some simulation results, we confirm that the proposed CNN is effective for image processing.

Key words Cellular Neural Networks, Reinforcement Learning, 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ち、LSI 化に適している。また、CNN の構造は動物の網膜の構造に類似しており様々な画像処理や特徴検出、パターン生成 [2]-[7] などに用いられている。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、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 を用いた処理では各セルにはそれぞれ異なる値が入力され、明瞭な部分では隣接するセルの値は離れており、不明瞭な部分では隣接するセルの値は近い場合が多い。一方で、それぞれのセルの結合強度を表すテンプレートは明瞭な部分、不明瞭な部分に関わらず空間的に一様であるため、処理の精度が低く、複雑な処理には適さない。そこで、我々は強化学習による更新テンプレートを用いたセラ

ニューラルネットワークを提案する。強化学習は、ある環境に対して探索を行い、探索によって得られる報酬により次回の行動を決定し、環境に適応する学習制御の枠組みである。提案手法では、中心セルと隣接する結合セルの出力値の類似度を比較し、強化学習を用い各セルに対してテンプレートの更新を行う。本研究では、いくつかの画像処理を行いシミュレーション結果から提案手法の有効性を確認する。

2. セルラニューラルネットワーク

CNN は M 行 N 列のセルと呼ばれるアナログ回路が格子状に配置されて構成される。本研究では、セルの位置は直行座標系で $C(i, j)$ のように示す。セルは線形と非線形の回路素子で構成されており、各セルはテンプレートによって隣接する近傍のセルとのみ結合している。CNN は連続時間処理、高速並列処理の特徴を持っている。セルのブロック図と状態方程式と出力方程式は以下のように示す。

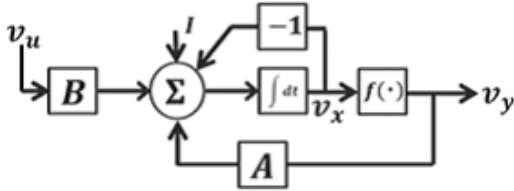


図1 セルのブロック図.

状態方程式：

$$\begin{aligned} \frac{dv_{1xij}}{dt} = & -v_{xij} + \sum_{k=i-r}^{i+r} \sum_{l=j-r}^{j+r} A_{(i,j;k,l)} v_{ykl}(t) \\ & + \sum_{k=i-r}^{i+r} \sum_{l=j-r}^{j+r} B_{(i,j;k,l)} v_{ukl}(t) \\ & (|i-k| \leq 1, |j-l| \leq 1). \end{aligned} \quad (1)$$

出力方程式：

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

v_{uij} , v_{yij} , v_{xij} はそれぞれ入力値, 出力値, 状態値に対応し、出力方程式は区分線系関数の特性を有し、各セルの出力値は-1 から 1 の値をとる。

3. 強化学習

強化学習はある環境に対してエージェントと呼ばれる行動主体が探索を行い、その結果によって得られる報酬によって次回の探索を決定しエージェントが目標状態に落ち着くまで反復される教師なし学習の一種である [8]。エージェントは環境から現在の状態についての行動価値を参照して探索を行い、探索で獲られた報酬により行動価値を更新する。探索によって獲られる報酬にはノイズや遅れなどを含むので直後の行動価値を参照するだけではエージェントは行動の正しさを判断できない。したがって、更新された行動価値により再び探索を行うことによ

ってエージェントは行動価値の更新が収束するまで探索を繰り返す。探索を繰り返すことによってエージェントは目標状態が得られる。図2に強化学習の枠組みを示す。

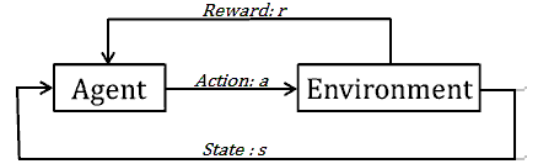


図2 強化学習の枠組み.

3.1 Temporal Difference 学習

TD 学習は強化学習に一般的に用いられている手法であり TD 誤差と呼ばれるものを用いて自分自身の評価を行い、TD 誤差を 0 に近づけていくことで学習を進める。TD 誤差とは、現在の状態の評価値と実際に行動した後得られる値とを比較しその状態の評価が正しかったかどうかを判定する誤差である。TD 誤差の値が正の時には評価値よりも状態が良いと判定でき、負の時には評価値よりも状態が悪かったと判定する。TD 誤差の式と状態の更新式を以下に示す。

TD 誤差：

$$TD - error = \{r_t + \gamma V(x_{t+1})\} - V(x_t). \quad (3)$$

状態の更新式：

$$V(x_t) \leftarrow V(x_t) + \alpha [TD - error]. \quad (4)$$

V_x , r_t , $\gamma(0 \leq \gamma \leq 1)$, $\alpha(0 \leq \alpha \leq 1)$ はそれぞれ状態の利得, 報酬, 学習係数, 割引率である。

4. 強化学習による更新テンプレートを用いたセルラニューラルネットワーク

本章では、提案手法である強化学習による更新テンプレートを用いたセルラニューラルネットワークについてのアルゴリズムを説明する。提案手法は、従来の CNN と異なり、強化学習によってテンプレートが更新され処理が行われる。一般的に画像において不明瞭な部分は隣接するセルの値に近い場合が多い。そこで提案手法では隣接するセルの値の中で僅かな差を強調するために隣接するセルの中で、中心セルから一番離れた値を持つセルとのテンプレートの要素の更新を行う。以下に提案手法のアルゴリズムの流れを示す。

手順 1：始めに、提案手法の各セルの状態値と出力値は式 (5) と (6) によって更新される。

状態方程式：

$$\begin{aligned} \frac{dv_{1xij}}{dt} = & -v_{xij} + \sum_{k=i-r}^{i+r} \sum_{l=j-r}^{j+r} A_{(i,j;k,l)} v_{ykl}(t) \\ & + \sum_{k=i-r}^{i+r} \sum_{l=j-r}^{j+r} B_{(i,j;k,l)} v_{ukl}(t) + I, \\ & (|i-k| \leq 1, |j-l| \leq 1). \end{aligned} \quad (5)$$

出力方程式：

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

手順 2: 次に更新されたセルの出力値について、中心セルと隣接する近傍セルの出力値を式 (7) で比較する．計算した $D(i, j; k, l)$ について、最も小さい値から順にそれぞれ “First”, “Second”, “Third” ～と定義する．

比較式：

$$D(i, j; k, l) = |v_y^{center}(i, j) - v_y^{neighbo}(k, l)|. \quad (7)$$

手順 3: 本研究では、提案手法の更新方法で、更新されるテンプレートの要素は 1 つだけであり、手順 2 で定義したセルについて “Eight” のセルと中心セルのテンプレートの要素を更新を行う．また、8 つの $D(i, j; k, l)$ の値がすべて等しい場合、テンプレートの更新は行われない．

TD 誤差：

$$TD \text{ 誤差} = \{Delta(i, j; k, l) + \gamma a_{(i, j; k, l)}^{presently}\} - a_{(i, j; k, l)}^{initial}. \quad (8)$$

状態の更新式：

$$a_{(i, j; k, l)}^{updated} \leftarrow a_{(i, j; k, l)}^{presently} - \alpha(TD - error). \quad (9)$$

ここで、 $a_{i, j; k, l}^{update}$ はテンプレートの要素を表す．

手順 4: 各セルの値は、以下に示す状態方程式と出力方程式によって更新される．

状態方程式：

$$\begin{aligned} \frac{dv_{xij}}{dt} = & -v_{xij} + \sum_{k=i-r}^{i+r} \sum_{l=j-r}^{j+r} A_{(i, j; k, l)}^{update} v_{ykl}(t) \\ & + \sum_{k=i-r}^{i+r} \sum_{l=j-r}^{j+r} B_{(i, j; k, l)}^{update} v_{ukl}(t) + I, \\ & (|i - k| \leq 1, |j - l| \leq 1). \end{aligned} \quad (10)$$

出力方程式：

$$v_{yij}(t) = \frac{1}{2}(|v_{xij}(t) + 1| - |v_{xij}(t) - 1|). \quad (11)$$

手順 5: 手順 2 から手順 4 までを 0.005 [τ] 毎に繰り返される．

5. シミュレーション

本章では、提案手法を用いた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 [9] と [10] から引用する．

5.1 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．更新式で用いる更新式の学習率を 0.01、割引率を 1 と設定する．

Edge detection template:

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 8 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix}, \quad I = -1. \quad (12)$$



図 3 シミュレーション結果 1. (a) 入力画像 (LENNA). (b) 従来の CNN を用いた結果. (c) 提案手法を用いた結果 (“First” のテンプレートを更新). (d) 提案手法を用いた結果 (“Eight” のテンプレートを更新).

図 3 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．図 3(a) の入力画像について、背景左側の柱、鏡に映った帽子は不鮮明な部分である．図 3(b) の従来手法の CNN を用いた場合は、これらの不鮮明な部分のエッジは検出が行えていない．図 3(c) の提案手法において近傍セルの中で中心セルと近い値のテンプレート要素を更新した場合では、従来手法に比べて帽子と背景の境界など検出できたエッジの割合は多いが、不明瞭な部分のエッジは検出が行えなかった．一方で、図 3(d) の提案手法において近傍セルの中で中心セルと離れた値のテンプレート要素を更新した場合では、不明瞭な部分のエッジの検出が行えた．この結果より、本提案手法で中心セルより離れた値の近傍セルのテンプレート要素を更新した場合、従来手法の CNN と比べ不明瞭な部分のエッジの検出を行うことができた．

5.2 2 値化

本節では、提案手法による一般画像の 2 値化の結果を示す．更新式で用いる更新式の学習率と割引率はそれぞれ 0.5 と設定する．

Binary template:

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}, B = 0, I = 0. \quad (13)$$

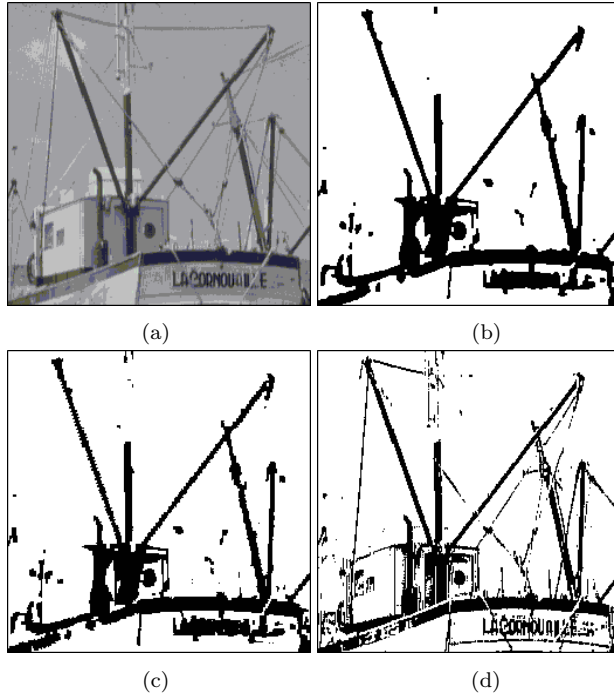


図4 シミュレーション結果 2. (a) 入力画像 (BORT). (b) 従来の CNN を用いた結果. (c) 提案手法を用いた結果 (“First” のテンプレートを更新). (d) 提案手法を用いた結果 (“Eight” のテンプレートを更新).

図4は提案手法による画像の2値化のシミュレーション結果である。図4(a)の入力画像について、船室と背景との境界、マストとワイヤーは不鮮明な部分である。図4(b)の従来手法のCNNを用いた場合では、これらの不鮮明な部分は検出されておらず、また、船体の文字の部分は潰れて検出されている。図4(c)の提案手法において近傍セルの中で中心セルと近い値のテンプレート要素を更新した場合では、従来手法の結果との差異をほとんど確認できなかった。一方で、図4(d)の提案手法において近傍セルの中で中心セルと離れた値のテンプレート要素を更新した場合では、不明瞭な部分の検出ができ、船体の文字についても検出することができた。この結果より、本提案手法で中心セルより離れた値の近傍セルのテンプレート要素を更新した場合、従来手法のCNNと比べ効果的に2値化を行うことができるといえる。

6. ま と め

本研究で我々は、強化学習による更新テンプレートを用いたセルラニューラルネットワークを提案した。提案手法では、中心セルの値と隣接する結合セルの出力値を比較し、類似度によりテンプレートの更新を行う。また、テンプレートの更新には

強化学習を用い各セルの値によりそれぞれ異なるテンプレートを配置することができた。エッジ検出のシミュレーション結果では、提案手法を用いることにより不明瞭な部分のエッジの検出を行うことができた。また、2値化のシミュレーション結果では、不明瞭部分に加え、画像内の文字などの細かい部分の2値化を行うことができた。これらのシミュレーション結果から、提案手法はいくつかの画像処理に有効であることが確認できた。今後の課題は、中心セルと近傍セルとの値の差異に対するテンプレートの変化と処理精度について詳しく調査することと、提案手法を用いた最適化問題への適応と調査である。

文 献

- [1] L. O. Chua and L. Yang, “Cellular Neural Networks: Theory,” IEEE Trans. Circuits Syst., vol. 35, 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. Koeppl 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. Crounse, 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. Crounse 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. Crounse, 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] L. P. Kaelbling, M. L. Littman, A. W. Moore, “Reinforcement Learning: A Survey” Journal of Artificial Intelligence Research, vol. 4, pp. 237-285, 1996
- [9] 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”
- [10] 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.