

ファジー推論による 空間的に一様でないセルラニューラルネットワークの設計法

上田 康弘[†] 上手 洋子[†] 西尾 芳文[†]

[†] 徳島大学 〒770-8506 徳島市 南常三島町 2-1

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

あらまし 本研究では、ファジー推論を用いた空間的に一様でないセルラニューラルネットワーク (CNN) の設計法を提案する。CNN はテンプレートの分布から、“空間的に一様な CNN ”と“空間的に一様でない CNN ”の2種類に分類できる。“空間的に一様でない CNN ”は特定の処理に特化しており、現在その設計方法について盛んに研究されている。これまでの設計方法はテンプレートの緻密な設計や、テンプレートの更新などで成されていた。我々は“空間的に一様でない CNN ”の新たな設計方法の指針として、既存のテンプレートを他のシステムを用いて配置する手法を提案する。またこの CNN を用いて画像処理に関するシミュレーションを行い、その効果を確認する。

キーワード セルラニューラルネットワーク, ファジー推論, 画像処理

Design Method of Space-Varying Cellular Neural Networks by Using Fuzzy Inference

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

[†] Dept. of Electrical and Electric Engineering Tokushima University
2-1, Minami-Josanjima, Tokushima 770-8506, Japan

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

Abstract Cellular Neural Networks (CNN) is classified into two types of CNN like space-invariant CNN and space-varying CNN. Space-varying CNN are specialized system about only a processing. These CNNs are applied a template which is set up with complicated numbers. We propose the space-varying CNN designed by other system and existing templates as new direction. In this study, we propose space-varying CNN designed by Fuzzy inference. We show some simulation results and compare the proposed CNN to the conventional CNN.

Key words Cellular Neural Networks, Fuzzy Inference, Image Processing

1. ま え が き

現在、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、年々処理すべき情報量が増え、これまで以上に高度かつ高速な処理を行う技術の開発は急務である。しかし、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、処理に時間が掛かってしまう。そこで人間の神経系を基に考案された様々な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、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類似しており、様々なアプリケーションが研究されている [2]-[6]。

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定される。CNN はテンプレートの分布によって、二種類に分類することができる。もし CNN における全てのテンプレートが同じものである場合、そのシステムは“空間的に一様な CNN ”となる。一方 CNN における全てのテンプレートが同じものではない場合、そのシステムは“空間的に一様でない CNN ”となる。実装のコストが安いため、“空間的に一様な CNN ”についての研究が盛んに行われている。しかしこの CNN に関する研究は飽和状態にある。一方、“空間的に一様でない CNN ”は高度な処理を実行できるが、設計法は複雑である。

本研究では、ファジー推論 (Fuzzy Inference) [7] を用いた空

間的に一様でないセルラニューラルネットワークの設計法を提案する．ファジー理論は 1965 年に L. A. Zadeh によって提案された集合論である．これはヒトの持つ表現の曖昧さをコンピュータで用いるための手法である．今日では，地下鉄の自動制御やファンヒータなど，様々な分野において応用されている．さらに，1996 年に L. O. Chua らがファジーコンポーネントをセルに組み込んだ，ファジー CNN [8],[9] を提案した．この CNN の処理はファジーコンポーネントによって制御されている．影響の度合いは独自のテンプレートによって決まる．この CNN から，通常の CNN にはない特徴的な結果を得ている．今回我々は，ファジー推論をテンプレート分布に用いることで，“空間的に一様でない CNN ”を設計する．

2 章でファジー推論を用いた“空間的に一様でない CNN ”の設計法を提案する．3 章でコンピュータシミュレーションにより，これまでの CNN と比べることでその効果を確認する．最後に 4 章でまとめる．

2. ファジー推論を用いた空間的に一様でない CNN の設計法

本章では，ファジー推論を用いた“空間的に一様でない CNN ”の設計方法について説明する．ファジー推論を用いる際，推論のために二つ以上の要素が必要になる．まず以下の計算によって全てのセルにおける要素の計算を行う．

V_{p1} in C_{ij} :

$$V_{p1}(i, j) = \sum_{k=i-1}^{i+1} \sum_{l=j-1}^{j+1} Vu_{binary}(i, j; k, l) \quad (if Vu(i, j; k, l) \geq 0). \quad (1)$$

V_{p2} in C_{ij} :

$$V_{p2}(i, j) = \frac{9}{16} \left(\sum_{k=i-1}^{i+1} \sum_{l=j-1}^{j+1} |Vu(i, j) - Vu(i, j; k, l)| \right). \quad (2)$$

式 (1), (2) において， Vu は入力値， Vu_{binary} は入力値を二値化した値である．二値化の際の閾値は 0 である．式 (1) では， Vu_{binary} での黒いピクセルの数をカウントしている．式 (2) では，中心画素の値とその周囲のそれぞれの画素の値との差分の合計を計算する．また， V_{p1} と V_{p2} の最大値を揃えるために V_{p2} を 9/16 倍することで，両方の値の最大値を 9.0 にする．全てのセルにおいてこの計算を実行することで，セル毎に固有の値を得る．さらにこの値を以下のメンバーシップ関数に代入することで， $\mu_1(y) \sim \mu_5(y)$ の値を得る．本研究では一般的に用いられている三角波型の関数を用いる．図 1 にある関数は以下の式で表現される．

$$\begin{aligned} \mu_1(y) &= - \left| \frac{V_p + 2.25}{2.25} - 1 \right| + 1 \quad (0 \leq V_p \leq 2.25), \\ \mu_2(y) &= - \left| \frac{V_p}{2.25} - 1 \right| + 1 \quad (0 \leq V_p \leq 4.50), \\ \mu_3(y) &= - \left| \frac{V_p - 2.25}{2.25} - 1 \right| + 1 \quad (2.25 \leq V_p \leq 6.75), \\ \mu_4(y) &= - \left| \frac{V_p - 4.50}{2.25} - 1 \right| + 1 \quad (4.50 \leq V_p \leq 9.00), \end{aligned}$$

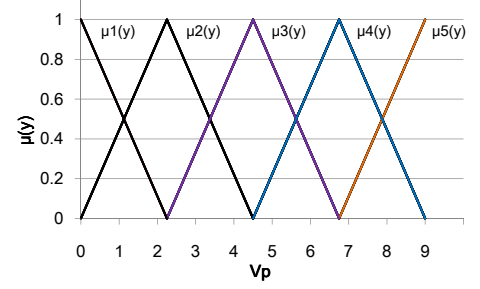


図 1 メンバーシップ関数

$$\mu_5(y) = - \left| \frac{V_p - 6.75}{2.25} - 1 \right| + 1 \quad (6.75 \leq V_p \leq 9.00). \quad (3)$$

x 軸は式 (1), (2) で求めた固有の値， y 軸は固有の値による各三角波関数の値である．ファジー推論は前件部と後件部で構成された論理集合であり，ここで求めた $\mu(y)$ は前件部となる．さらに，以上の計算によって求められた前件部の値 $\mu(y)$ は 2 つ存在するため，論理積演算若しくは論理和演算によってそのうちの 1 つを選ぶ必要がある．本研究では，この選択も一つのパラメータとなる．続いて，選んだ値を図 1 のような後件部に代入する．本研究では簡易推論法を用いており，図 2 のような関数はシングルトンと呼ばれている．

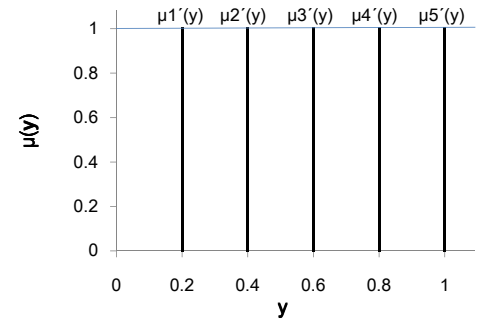


図 2 シングルトン

これによって，前件部のそれぞれの値 $\mu(y)$ を高さ $\mu'(y)$ に変換する．この $\mu'(y)$ から，式 4 によってそれぞれの画素の重心となる値を計算する．

$$y_0 = \frac{\int y \cdot \mu'(y)}{\int \mu'(y)}. \quad (4)$$

式 (4) によって各画素毎の重心が決定する．最後にこの重心の値によってテンプレートを分布させる．*Boundary1* と *Boundary2* というパラメータを準備し，各画素の重心が *Boundary1* と *Boundary2* によって分けられた一次元領域のうち，どの領域に含まれるかによって与えるテンプレートを変化させる．与えられたテンプレートによって状態方程式は以下のように変化する．
State equation by Template 1:

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

$$+ \sum_{k=i-r}^{i+r} \sum_{l=j-r}^{j+r} B_{1(i,j;k,l)} v_{ukl}(t) + I_1, \quad (5)$$

(*Boundary1* ≤ y_0 ≤ *Boundary2*).

State equation by Template 2:

$$\frac{dv_{xij}}{dt} = -v_{xij} + \sum_{k=i-r}^{i+r} \sum_{l=j-r}^{j+r} A_{2(i,j;k,l)} v_{ykl}(t) + \sum_{k=i-r}^{i+r} \sum_{l=j-r}^{j+r} B_{2(i,j;k,l)} v_{ukl}(t) + I_2, \quad (6)$$

(*otherwise*).

このようにファジー推論によって与えられたテンプレートを用いて、各セルが処理を実行する。

3. シミュレーション結果

提案手法を用いてシミュレーションを行う。テンプレートは全て文献 [10] から引用する。

3.1 ノイズ除去

この節ではノイズ除去を行う。通常の CNN を用いてノイズ除去を行う場合、“Small Object Remover”テンプレートを用いる。しかし図 3(a) のようなケースであると、円とノイズは共に 1 ピクセルであるため、出力画像は図 3(b) のように白くなる。

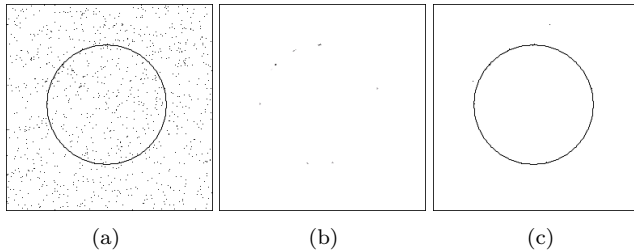


図 3 ノイズ除去のシミュレーション結果. (a) 入力画像. (b) 通常の CNN による出力画像. (c) 提案手法による出力画像 (*Boundary1* = 0, *Boundary2* = 0.4).

提案手法を用いたノイズ除去について説明する。まず、処理に用いるテンプレートを選ぶ。本節では“Edge detector”テンプレートと“Small Object Remover”テンプレートを用いる。またパラメータ *Boundary1* と *Boundary2* をそれぞれ 0 と 0.4 に設定し、前件部において論理積演算を適用する。

“Edge detector” template:

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

“Small Object Remover” template:

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 2 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}, B = 0, I = 0. \quad (8)$$

図 3(c) が出力画像である。ノイズに対して“Small Object Remover”テンプレートを正確に与えることができ、ノイズ除去を実行できた。このように、通常の CNN より高度な処理を実行できることを確認した。

3.2 エッジ検出

本節ではグレースケール画像を用いたエッジ検出についての結果を示す。エッジ検出は画像処理の中でも基礎的な処理である。通常の CNN でもエッジ検出は可能であるが、図 4(b) のようにぼやけた部分などにおいて十分な効果は期待できない。よって、本節ではより明敏なエッジを検出することを目的とする。

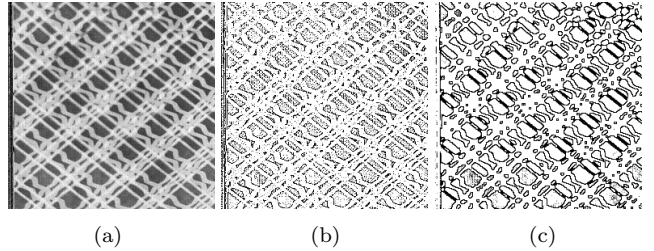


図 4 エッジ検出のシミュレーション結果. (a) 入力画像. (b) 通常の CNN による出力画像. (c) 提案手法による出力画像 (*Boundary1* = 0.1, *Boundary2* = 0.2).

まず処理に用いるテンプレートを選ぶ。本節では“Small Object Remover”テンプレートと“Logic NOT”テンプレートを用いる。またパラメータ *Boundary1* と *Boundary2* をそれぞれ 0.1 と 0.2 に設定し、前件部において論理積演算を適用する。

“Logic NOT” template:

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & -2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, I = 0. \quad (9)$$

図 4(c) が出力画像である。エッジ付近に“Logic NOT”テンプレートが与えられ、一様領域には“Small Object Remover”テンプレートが与えられている。入力画像 4(a) は全体的にぼやけた画像であるが、エッジを明敏に検出できている。

3.3 テクスチャ抽出

本節ではテクスチャ抽出を行う。テクスチャ抽出のためのテンプレートは既にいくつか設計されている。式 (10) のテンプレートは図 5(a) の右側のテクスチャを抽出するために設計されたもので、図 5(b) のような結果を得ることができる。しかし画像への依存が大きく、図 6 のように特定のテクスチャを抽出できないケースもある。

“Texture Detection”テンプレート:

$$A = \begin{bmatrix} 2.27 & 1.80 & 3.36 \\ -0.70 & -4.45 & 1.41 \\ 3.20 & 3.98 & -0.31 \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} -3.91 & 1.25 & 3.05 \\ 0.86 & -3.05 & 3.36 \\ 1.72 & -0.63 & -4.61 \end{bmatrix}, I = -1.64. \quad (10)$$

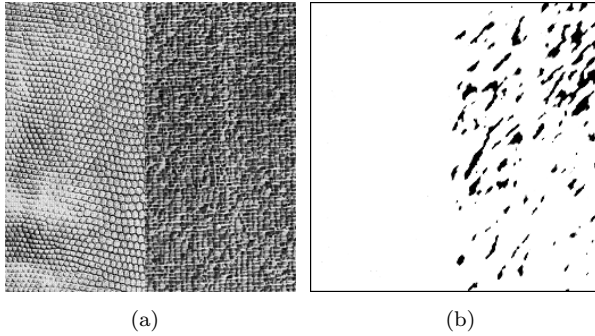


図 5 通常の CNN を用いたテクスチャ抽出の結果. (a) 入力画像. (b) 通常の CNN を用いた出力画像.

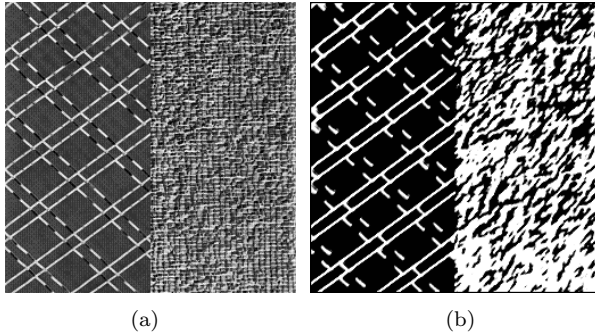


図 6 テンプレートの画像依存. (a) 入力画像. (b) 通常の CNN を用いた出力画像.

これらの結果から、通常の CNN においてテクスチャの抽出は困難な問題であると言える。よって本節では、提案手法を用いてテクスチャの抽出を行う。ここでは、処理に用いるテンプレートとして、“Small Object Remover”テンプレートと“White Filler”テンプレートを用いる。

“White Filler” template:

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, B = 0, I = -4. \quad (11)$$

また、左側のテクスチャを抽出するために、 $Boundary1$ と $Boundary2$ をそれぞれ 0.30 と 0.70 に設定する。さらに、右側のテクスチャを抽出するために、 $Boundary1$ と $Boundary2$ をそれぞれ 0.45 と 0.65 に設定する。これらのシミュレーションにおいて、共に論理積演算を用いる。また入力画像には図 6(a) を用いる。

図 7 が提案手法を用いたテクスチャ抽出のシミュレーション結果である。パラメータを変化させることで、それぞれのテクスチャを抽出できていることがわかる。また右側のテクスチャについては、通常の CNN を用いた場合よりも多くの領域を抽出できていることから、精度が高いと言える。

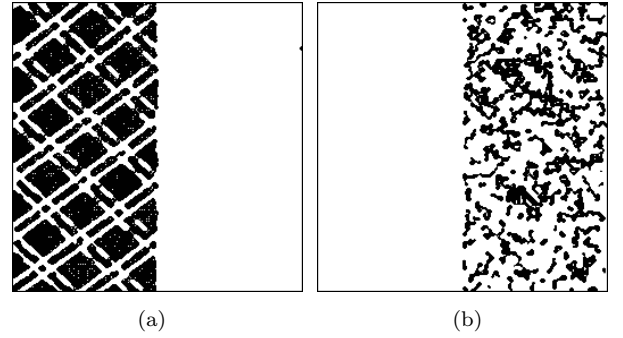


図 7 提案手法を用いた出力画像. (a) 左側のテクスチャの抽出結果 ($Boundary1 = 0.30, Boundary2 = 0.70$). (b) 右側のテクスチャの抽出結果 ($Boundary1 = 0.45, Boundary2 = 0.65$).

4. ま と め

本研究では、ファジー推論を用いた空間的に一様でないセルラニューラルネットワークの設計法を提案した。提案手法は 1 つの CNN に複数のテンプレートを分布させるため、新しい指針になると言える。本論文ではファジー推論によってテンプレートを分布させ、その結果テクスチャの抽出などのシミュレーションにおいて有用な結果を得た。本手法はテンプレートと 3 つのパラメータによって処理が変わるため、パラメータの変化によるテンプレート分布とその性能について詳しく調査する必要がある。また、パラメータの自動設定についても考察していく必要がある。

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] Y. Ueda, M. Kawahara, T. Inoue, Y. Uwate and Y. Nishio, “Space-Varying Cellular Neural Networks Designed by Hopfield Neural Network,” Proc. of IJCNN’10, pp. 3770-3775, Jul. 2010.
- [3] 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.
- [4] H. Koepl and L.O. Chua, “An Adaptive Cellular Nonlinear 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. Sumitomo and A. Ushida, “A Design Method of Cellular Neural Networks Using Fuzzy Inference,” IEICE Technical Report, no. NLP’98-443, pp. 39-46, Dec. 1998.
- [7] L.A. Zadeh, “Fuzzy Sets,” Information and Control, vol. 8, pp. 338-353, 1965.
- [8] T. Yang and L.B. Yang, “Fuzzy cellular neural network: theory,” Proc. Int. Workshop on Cellular Neural Networks and Their Applications (CNNA’96), pp.181-186, 1996.
- [9] T. Yang and L.B. Yang, “Fuzzy cellular neural network: applications,” Proc. Int. Workshop on Cellular Neural Networks and Their Applications (CNNA’96), pp.225-230, 1996.
- [10] 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”.