

スモールワールド・セルラーニューラルネットワークを用いたエッジ検出の一手法

中野 優[†] 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: †{nakano, nishio}@ee.tokushima-u.ac.jp

あらまし 近年、鶴田らによってスモールワールドセルラーニューラルネットワーク (SWCNN) というアナログ回路システムが提案された。従来の CNN は、回路に含まれる各非線形処理ユニットが近傍接続しか持たない構造であるが、SWCNN は、従来の CNN 回路の中にいくつかのショートカット結合を導入している。現在、我々は SWCNN を画像処理に応用させる研究を行っている。これまでに、回路ネットワーク全体の枝の総数を変化させない範囲で導入したショートカット結合の特性を様々に変化させた時の SWCNN の性能を調査し、SWCNN が従来の CNN では困難であったグレースケール画像に対する処理において、その処理能力を向上できることを明らかにした。本報告では、SWCNN を使ったグレースケール画像に対するエッジ検出処理能力をより向上させる新しい SWCNN システムを提案している。

キーワード セルラーニューラルネットワーク, 画像処理, エッジ検出, スモールワールド

A Method of Edge Detection Using Small World Cellular Neural Network

Masaru NAKANO[†] and Yoshifumi NISHIO[†]

[†] Dept. of Electrical and Electronic Eng., Tokushima University
2-1 Minami-Josanjima, Tokushima, 770-8506, Japan
E-mail: †{nakano, nishio}@ee.tokushima-u.ac.jp

Abstract A few years ago, Tsuruta et al. have proposed Small World Cellular Neural Networks (SWCNN). SWCNN is the system that shortcut connections are introduced into the original CNN and can be applied to some image processing tasks. We have investigated the performance of the SWCNN by changing the structure of the network keeping the number of all branches same and have clarified that the SWCNN can realize edge detection of gray scale images. In this article, we propose a new SWCNN system for better edge detection of gray scale images.

Key words Cellular Neural Network, Image processing, Edge detection, Small World.

1. ま え が き

現在、ネットワークマップに関する研究は非常に重要視されている。なぜなら、それらは様々なシステムの基礎的な特性やその必要性を我々が理解する助けになるからである。これまでに、多くのネットワーク接続形態においてそれらが完全に規則的であるか、それとも完全にランダムであるか想定する研究が行われてきた。セルラーニューラルネットワーク (CNN) モデルは、1988年に Chua と Yang によって開発された局所的な接続のみで構成される完全な規則的ネットワーク構造を持ったアナログ回路システムである [1]。CNN は、画像処理やパターン認識などのアプリケーションを並列信号処理によって高速動作させることが可能である。この特徴は、他の多くの非線形システムモデルにも見ることができる。しかし、我々と日常的に接している生物学やテクノロジー、社会ネットワークなどを考えた

場合、それらのネットワーク形態は完全なランダムグラフにも完全な部分的結合形態にもなることはなく、中間的な形態をとるということが一般的に知られている。この現実的ネットワーク形態に関する非常に興味深い研究の一つに 1998年に Watts と Strogats によって提案されたスモールワールド・モデルがある [2]。このモデルのネットワーク形態は多くの局所的結合と少数の長距離ショートカット結合を含んでいる。それ故、このモデルは規則的な格子ネットワークグラフに見られる大きな平均クラスター係数と、典型的なランダムネットワークグラフに見られる小さな平均最短経路長を同時に実現している。このモデルで表される興味深い例として、映画俳優の共演ネットワークや Web サイトのリンクネットワークなどが挙げられる。近年、鶴田らによってスモールワールド・セルラーニューラルネットワーク (SWCNN) というシステムが提案された [3][4]。彼らは、提案した SWCNN によっていくつかの画像処理能力 (エッジ

ジ検出、雑音除去など)が従来の CNN に比べてより柔軟に行えるという結果を報告している。さらに、我々はこれまでの研究で SWCNN が含んでいるショートカット結合の特性(長さ、数、方向性)を任意に変化させることで、SWCNN が持つ処理能力を制御できることを明らかにしている [5]。本報告において、我々はグレースケール画像に対するエッジ検出をより高い精度で行うための新しい SWCNN システムを提案し、その性能の評価をシミュレーション結果によって示す。

2. 従来の CNN の構造とエッジ検出

エッジ検出は、画像処理分野における最も重要な処理の一つである。CNN を使ってエッジ検出を行うと並列アナログ信号処理によって高速にその処理を行うことができる。本報告で我々が提案するシステムの基本的な構造は CNN を参考としている。この章では、CNN の基本的な構造を示し、CNN を使ってグレースケール画像のエッジ検出を行ったシミュレーション結果を示す。

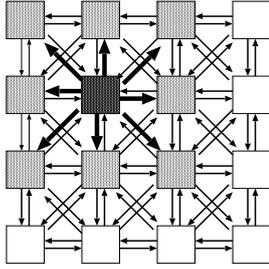


図 1 CNN の構造とネットワーク形態

CNN は、セルと呼ばれる非線形処理ユニットを複数含んでいる。各セルは、 M 行 N 列に格子状に配置される。各セルは変数 i, j を用いて $C(i, j)$ と表記する。セルの状態方程式を以下に示す。

$$\begin{aligned} \dot{x}_{ij}(t) = & -x_{ij}(t) + I + \sum_{C(k,l) \in N_r(i,j)} A(i, j; k, l) y_{kl}(t) \\ & + \sum_{C(k,l) \in N_r(i,j)} B(i, j; k, l) u_{kl}(t) \end{aligned} \quad (1)$$

$$\begin{aligned} y_{ij}(t) = & \frac{1}{2} (|x_{ij}(t) + 1| - |x_{ij}(t) - 1|) \\ i = & 1, 2, \dots, M, \quad j = 1, 2, \dots, N. \end{aligned} \quad (2)$$

$$\begin{aligned} N_r(i, j) = & \{C(k, l) | \max |k - l|, |l - j| < r, \\ & 1 < k < M; 1 < l < N\} \end{aligned} \quad (3)$$

状態方程式 (1) において、 x, y, u はセルの状態値、出力値、入力値を表している。また、 $A(i, j; k, l), B(i, j; k, l)$ は、それぞれセル $C(i, j)$ の近傍セルの出力値と入力値に加えられる重みパラメータである。 I は閾値を表す。 $A(i, j; k, l), B(i, j; k, l), I$ をまとめてテンプレートと呼ぶ。このテンプレートのパラメータ値を任意に定めることにより、CNN に様々な画像処理を行わせることが可能である。エッジ検出のためのテンプレートパ

ラメータ値を以下に示す。

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 8 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix}, I = -1. \quad (4)$$

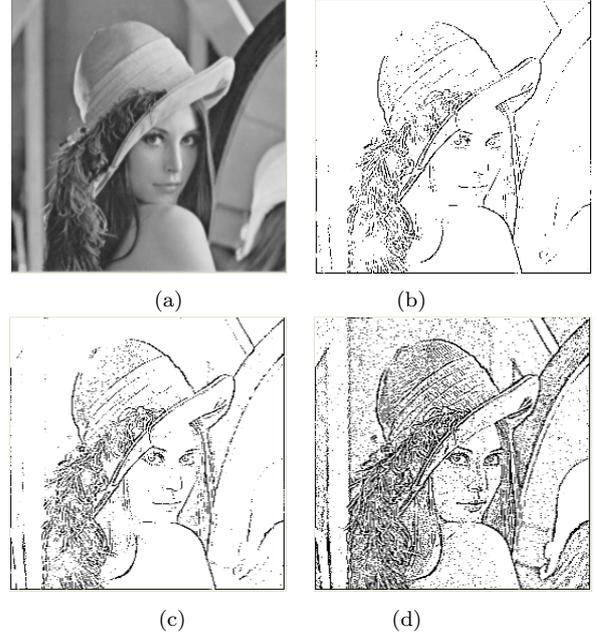


図 2 従来の CNN を用いたグレースケール画像に対するエッジ検出のシミュレーション結果、及び閾値を変化させた結果の比較。(a) 入力画像。(b) $I = -1.0$ 。(c) $I = -0.8$ 。(d) $I = -0.3$ 。

図 2(b) は、従来の CNN にテンプレート (4) の値を設定し、グレースケール画像を入力させたときのシミュレーション結果である。テンプレート (4) は 2 値画像を対象に設計されたので、グレースケール画像に対する処理はあまり優れていない。グレースケール画像に対する処理能力を向上させるための単純な手法としては閾値 I を変化させることである。図 2(c) と (d) に閾値 I を変化させたときのシミュレーション結果を示している。それらの結果を見ると、濃淡の低いエッジを検出しやすくなっていることが分かる。しかし、同時にノイズが出現している。ノイズが出現する要因として、各セルが隣り合うセルとしかつながりを持たない CNN 特有の非常に局所的なネットワーク特性が考えられる。グレースケール画像に含まれるエッジは連続的に変化するいくらかの幅を持つ(例えば、図 2(a)の画面左のピンぼけしたエッジ)ため、実際の濃淡の差の情報を得ることができないのである。

3. SWCNN の構造

より遠くの情報をセルが得るために近傍範囲を広げる方法が考えられるが配線が非常に複雑になり実装が困難になってしまう。両者の問題を解決するシステムとして、我々は SWCNN を用いた新しいシステムを提案する。我々が提案する SWCNN システムでは、全てのセルの近傍結合に新たなショートカット結合を持たせている。ショートカット結合は、隣り合う近傍結合

と同方向に1つずつ加えることができ、加えたときは同方向の近傍結合を切断する。また全てのショートカット結合の長さは Lm で統一している。近傍セルに加えられる入力値が以下の条件を満たすとき、同方向にショートカット結合が加えられる。

$$u_{min} \leq |u_{ij} - u_{kl}| \leq u_{max} \quad (5)$$

セルの近傍範囲は、従来の CNN においては $N_r(i, j)$ で表してきたが、我々の提案する SWCNN システムにおける近傍範囲は $N'_r(i, j)$ で表す。さらに状態方程式は次のように書き換えられる。

$$\begin{aligned} \dot{x}_{ij}(t) = & -x_{ij}(t) + I + \sum_{C(k,l) \in N_r'(i,j)} A'(i, j; k, l) y_{kl}(t) \\ & + \sum_{C(k,l) \in N_r'(i,j)} B'(i, j; k, l) u_{kl}(t) \end{aligned} \quad (6)$$

このとき近傍への重みも、入力値によって変換された近傍集合に対応して $A'(i, j; a, b) = A(i, j; k, l)$ 、 $B'(i, j; a, b) = B(i, j; k, l)$ と書き換えられる。

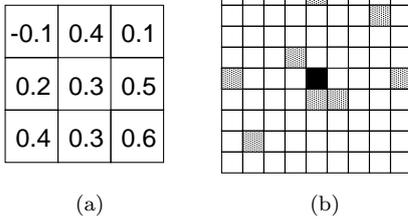


図 3 SWCNN のセルにおいて、入力値 (a) が $N_r(i, j)$ に入力されたとき、条件 (5) によって近傍 $N'_r(i, j)$ (b) に変換される。
 $u_{min} = 0.1, u_{max} = 0.2, Lm = 4$ 。

図 3(b) に、セルの近傍 $N_r(i, j)$ に加えられた入力値 (図 3(a)) 及びパラメータ $u_{min} = 0.1, u_{max} = 0.2, Lm = 4$ によって変換された近傍 $N'_r(i, j)$ を示している。例として、図 3(a) の左上のセルの入力値を見たとき、条件 (5) は満たされていないので $N'_r(i, j)$ に変換された後も、そのセルへの近傍結合は保存されている。しかし、同様の図において上に位置するセルに注目した場合、条件 (5) は満たされているので、 $N'_r(i, j)$ に変換後、 $Lm = 4$ だけ離れたショートカット結合が近傍に加えられており、さらに同方向の近傍結合が切断されていることが分かる。



図 4 提案する SWCNN を用いたエッジ検出結果。 $I = -1.0, u_{min} = 0.001, u_{max} = 0.2, Lm = 4$ 。

図 4 は提案する SWCNN システムを用いてエッジ検出を行ったシミュレーション結果を示している。パラメータは $I = -1.0, u_{min} = 0.001, u_{max} = 0.2, Lm = 4$ である。この結果より、ピンぼけたエッジを良く検出できていることが分かる。

4. 差分入力システム

グレースケール画像に含まれるエッジは、連続的に変化する幅を持っていることを考慮しなければならない。それ故、エッジに位置するセルの状態方程式の第 4 項は 0 に近い値になってしまう可能性が高くなり、それが処理の精度を下げる要因になってしまう。その問題は、画像の差分入力の絶対値を各セルの入力に加えることで解決できる。つまり、状態方程式は以下のように改められる。

$$\begin{aligned} \dot{x}_{ij}(t) = & -x_{ij}(t) + I + \sum_{C(k,l) \in N_r'(i,j)} A'(i, j; k, l) y_{kl}(t) \\ & - \sum_{\substack{C(k,l) \in N_r'(i,j) \\ C(i,j) \notin N_r(i,j)}} B'(i, j; k, l) \times |u_{ij} - u_{kl}| \end{aligned} \quad (7)$$



図 5 差分入力 SWCNN システムによるエッジ検出結果。 $I = -0.53, u_{min} = 0.001, u_{max} = 0.2, Lm = 4$ 。

図 5 に差分入力を用いた SWCNN システムによるエッジ検出のシミュレーション結果を示す。パラメータは、 $I = -0.53, u_{min} = 0.001, u_{max} = 0.2, Lm = 4$ である。この結果より、検出したエッジが太くなってしまっていることが分かる。この問題を解決するために、状態方程式を以下のように改良する。

$$\begin{aligned} \dot{x}_{ij}(t) = & -x_{ij}(t) + I + \sum_{C(k,l) \in N_r'(i,j)} A'(i, j; k, l) y_{kl}(t) \\ & - \sum_{\substack{C(k,l) \in N_r(i,j) \\ C(i,j) \notin N_r(i,j)}} B'(i, j; k, l) \times |u_{ij} - u_{kl}| \\ & - C_0 \times \left| \sum_{\substack{C(k,l) \in N_r'(i,j) \\ C(i,j) \notin N_r(i,j)}} B'(i, j; k, l) u_{kl}(t) \right|. \end{aligned} \quad (8)$$

この状態方程式には、新しく第 5 項を加えている。加えた第 5 項により、検出するエッジを細くすることが可能である。状態方程式 (8) を用いたエッジ検出のシミュレーション結果を図 6 に示している。この結果より、逆にいくつかのエッジが消滅してしまうという現象が起きている。この問題を解決するために、



図 6 SWCNN システム (8) を用いたエッジ検出結果

エッジの付近に位置するセルのみネットワーク特性を以下の条件のもとで変化させることを考えた。その条件とは、セルの近傍 $N_r(i, j)$ が条件 (9) を満たすときそのセルの近傍は $N'_r(i, j)$ に変換されないというものである。

$$|u_{ij} - u_{kl}| < u_{all}, \quad \forall N_r(i, j) \quad (9)$$



図 7 新たに条件 (9) を加えたときのエッジ検出結果。 $u_{all} = 0.3$ 。

条件 (9) を導入したときのエッジ検出結果を図 7 に示す。ピンぼけしたエッジもはっきりしたエッジも高い精度で検出することに成功した。

5. ま と め

本報告において、グレースケール画像のエッジ検出処理の精度を向上させる新しい SWCNN システムを提案し、その特性や性能の評価した結果を示した。

文 献

- [1] L.O. Chua and L. Yang, "Cellular Neural Networks: Theory And Applications," IEEE Trans. Circuits & Syst., vol. 35, pp. 1257-1290, Oct. 1988.
- [2] D.J. Watts and S.H. Strogatz, "Collective Dynamics Of Small-World Networks," Nature, 393, pp. 440-442, 1998.
- [3] K. Tsuruta, Z. Yang, Y. Nishio and A. Ushida, "Small-World Cellular Neural Networks for Image Processing Applications," Proceedings of European Conference on Circuit Theory and Design (ECCTD'03), vol. 1, pp. 225-228, Sep, 2003.
- [4] K. Tsuruta, Z. Yang, Y. Nishio and A. Ushida, "Diffusion Analysis of Direction-Preserving Small-World CNN," Proceedings of IEEE International Workshop on Cellular Neural Networks and their Applications (CNNA'04), pp. 352-357, Jul. 2004.
- [5] M. Nakano and Y. Nishio "Analysis of Edge Detection using Direction-Preserving Small World Cellular Neural Networks," Proceedings of RISP International Workshop on Nonlinear Circuits and Signal Processing (NCSP'07), pp. 145-148, Mar. 2007.