

カラー画像を扱う3層 Cellular Neural Networksの研究

井上 貴志[†] 西尾 芳文[†]

[†] 徳島大学 〒770-8506 徳島県徳島市南常三島 2-1

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

あらまし 本研究では、三原色を考慮した3層 CNN (Three-Layer Cellular Neural Network) を提案する。提案する3層 CNN において各層の繋がりが重要な役割を担う。つまり3つの層が独立して動作するのではなく各層がお互いに影響を及ぼしながら処理を行う。提案手法において、カラー画像を三原色に対応する3枚のグレースケール画像へと変換し、3層 CNN の各層に入力する。提案手法を用いていくつかのカラー画像を処理し、従来の CNN よりも効果的なエッジ強調画像を得ることを示す。

キーワード セルラーニューラルネットワーク, 画像処理, カラー画像

Research of Three-Layer Cellular Neural Networks Processing Color Images

Takashi INOUE[†] and Yoshifumi NISHIO[†]

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

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

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

Abstract In this study, we propose the three-layer cellular neural network considering three primary colors. In our propose three-layer cellular neural network, the connections between the three layers play an important role. Namely, the three layers do not operate independently but all the outputs influence to the other layers. Also, before the processing in the propose method, a color image is divided into three primary colors and they are converted to three gray-scale images corresponding to red value, green value, and blue value. In this research, we show some edge enhancement more effectively than the original cellular neural networks by computer simulation.

Key words Cellular Neural Networks, Image processing, Color image

1. ま え が き

近年、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が増加してきている。しかし、これまでデジタル回路で行われてきた情報処理は逐次処理なので、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を持っている。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ー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、セルラー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。従来のニューラルネットワークのように、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、様々な画像処理 [2]-[4] を行うのに適している。加えて、特徴抽出、数種類のパターン生成 [5][6] などにも応用されている。

人間の網膜は色を識別する能力を持ち、“錐体”と呼ばれる三原色にそれぞれ反応する三種類の細胞と“桿体”と呼ばれる光量に反応する細胞から構成されている。人間は“錐体”の働きにより色を認識する事が可能となる。明るい場所では主に“錐体”が働き、暗い場所では主に“桿体”が働くことから人間は暗い場所では色を正確に識別することができない。

これまでRoskaらによりカラー画像を処理するのに三原色に対応した3枚の画像に分解し、それらの画像に3つのCNNを適応するという概念が提案された.[7] 彼らは3つのCNNからカラー画像のハーフトーン画像を得られる事を確認した。しかしながら彼らの研究より後に、画像の三原色に対応するCNNについて多くの研究はなされていない。

本研究では、三原色を考慮した3層 CNN (RGB-CNN) を提案する。前処理として、カラー画像を三原色に分解し、赤、緑、青に対応する3枚のグレースケール画像へと変換する。この処理は網膜の錐体の動作に対応している。そして、これら3つの画像を RGB-CNN の各層に入力する。提案する RGB-CNN において、各層の繋がりが重要な役割担う。つまり3つの層が独立して動作するのではなく各層がお互いに影響を及ぼしながら処理を行う。

本研究では、特にカラー画像のエッジ強調への応用について調査を行う。RGB-CNN のエッジ検出テンプレートを作成し、従来の CNN による処理よりも効果的なエッジ強調画像を得ることを確認する。

2節で RGB-CNN を提案し、3節でカラー画像のエッジ強調のための RGB-CNN のアルゴリズムを示す。次に4節でいくつかのコンピュータシミュレーション結果を示し、5節でまとめる。

2. RGB-CNN

従来の CNN では、前処理としてカラー画像を1枚のグレースケール画像へと変換する。しかしながらグレースケール画像はカラー情報を持たない画像である。よって従来の CNN では色を考慮した処理を行えない。本研究で提案する RGB-CNN は三原色を考慮することでカラー情報に基づく処理を行う3層 CNN である。

2.1 赤-緑-青

赤-緑-青は三原色と呼ばれ、存在する全ての色はこの三原色を組み合わせることで作り出すことが可能である。色を作り出す仕組みには加法色と減法色があるが、図1で示すような加法色が主流である。図1において、“R”、“G”、“B”は赤、緑、青に対応している。赤-緑-青の全ての色の値が最小値の時に黒となり、逆に全ての値が最大値の時に白となる。

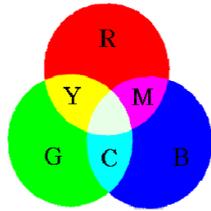


図1 加法法の仕組み

2.2 RGB-CNN の構造

図2に提案する RGB-CNN の構造図を示す。RGB-CNN は従来の CNN が3層に重なっているもので、各層は他の層と結合テンプレート (CR , CG , CB) により結合している。この結合テンプレートにより、赤の層は青の層から影響を受け、同様に緑の層は青の層から、青の層は赤の層から影響を受ける。これによりすべての層はお互いに影響を及ぼし合いながら処理を進めていく。

RGB-CNN の各方程式を以下に示す:

(1) 各層の状態方程式:

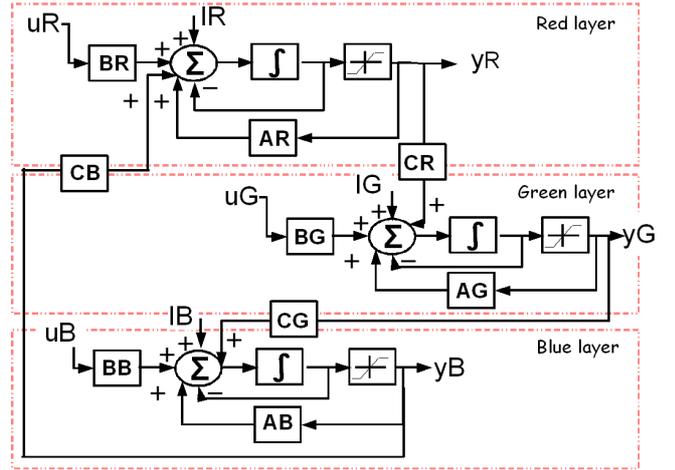


図2 RGB-CNN の構造図

$$\begin{aligned} \frac{dv_{xR,ij}}{dt} = & -v_{xR,ij} + \sum_{k=i-r}^{i+r} \sum_{l=j-r}^{j+r} AR_{(i,j;k,l)} v_{yR,kl}(t) \\ & + \sum_{k=i-r}^{i+r} \sum_{l=j-r}^{j+r} BR_{(i,j;k,l)} v_{uR,kl}(t) \\ & + \sum_{k=i-r}^{i+r} \sum_{l=j-r}^{j+r} CB_{(i,j;k,l)} v_{yB,kl}(t) + IR \end{aligned} \quad (1)$$

$$\begin{aligned} \frac{dv_{xG,ij}}{dt} = & -v_{xG,ij} + \sum_{k=i-r}^{i+r} \sum_{l=j-r}^{j+r} AG_{(i,j;k,l)} v_{yG,kl}(t) \\ & + \sum_{k=i-r}^{i+r} \sum_{l=j-r}^{j+r} BG_{(i,j;k,l)} v_{uG,kl}(t) \\ & + \sum_{k=i-r}^{i+r} \sum_{l=j-r}^{j+r} CR_{(i,j;k,l)} v_{yR,kl}(t) + IG \end{aligned} \quad (2)$$

$$\begin{aligned} \frac{dv_{xB,ij}}{dt} = & -v_{xB,ij} + \sum_{k=i-r}^{i+r} \sum_{l=j-r}^{j+r} AB_{(i,j;k,l)} v_{yB,kl}(t) \\ & + \sum_{k=i-r}^{i+r} \sum_{l=j-r}^{j+r} BB_{(i,j;k,l)} v_{uB,kl}(t) \\ & + \sum_{k=i-r}^{i+r} \sum_{l=j-r}^{j+r} CG_{(i,j;k,l)} v_{yG,kl}(t) + IB \end{aligned} \quad (3)$$

(2) 各層の出力方程式:

$$v_{yR,ij}(t) = \frac{1}{2}(|v_{xR,ij}(t) + 1| - |v_{xR,ij}(t) - 1|) \quad (4)$$

$$v_{yG,ij}(t) = \frac{1}{2}(|v_{xG,ij}(t) + 1| - |v_{xG,ij}(t) - 1|) \quad (5)$$

$$v_{yB,ij}(t) = \frac{1}{2}(|v_{xB,ij}(t) + 1| - |v_{xB,ij}(t) - 1|) \quad (6)$$

v_x , v_y , v_u はそれぞれ状態値, 出力値, 入力値に対応する。式 (1), (2), (3) において, A をフィードバックテンプレート, B をコン

トロールテンプレート, I を閾値と呼ぶ. 加えて, C は各層を結合する結合テンプレートである.

図3にRGB-CNNのアルゴリズムを示す. 前処理として, カラー画像を三原色に分解し, 赤, 緑, 青に対応する3枚のグレースケール画像へと変換する. これらの画像をRGB-CNNの v_{uR} , v_{uG} , v_{uB} にそれぞれ入力し, 最終的に3つの出力画像を得る.

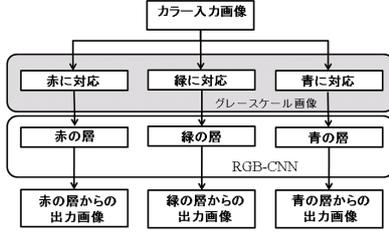


図3 RGB-CNNのアルゴリズム

3. RGB-CNNを使ったエッジ強調

本節では, カラー画像のエッジ検出のためのRGB-CNNを設計する. カラー画像のエッジ検出において, グレースケール画像に変換した後に処理を実行する場合, エッジを検出することが困難になってしまう. これは本来は色の違いがあるにもかかわらずグレースケール画像への変換によりそのエッジが消えてしまうことがあるからである.

3.1 従来のCNNのエッジ検出テンプレート

テンプレート(7)は従来のCNNにおけるエッジ検出テンプレートである. このテンプレートを使用することにより2値画像のエッジを検出することができる.

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

3.2 RGB-CNNのエッジ強調テンプレート

テンプレート(8)はRGB-CNNにおけるエッジ強調テンプレートである.

$$AR = AG = AB = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$BR = BG = BB = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 8 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix}$$

$$CR = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & b & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{cases} b = 2 & \text{if } v_{yRij} \geq 0 \\ b = 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$CG = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & b & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{cases} b = 2 & \text{if } v_{yG,ij} \geq 0 \\ b = 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$CB = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & b & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{cases} b = 2 & \text{if } v_{yB,ij} \geq 0 \\ b = 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

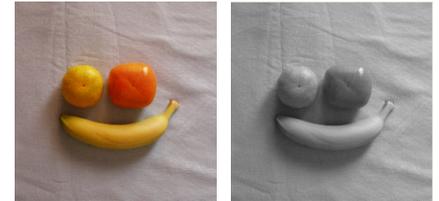
$$IR = IG = IB = -1. (8)$$

式(8)において, A, B, I は式(7)と同じ値を用いている. 結合テンプレート CR, CG, CB において, 各層が他の層へ与える影響力を強めるために非線形関数を考慮した. つまり CR を例とすると, もし赤の層の出力が0以上であれば, $b=2$ となり, 出力は緑の層へと影響を与える. 逆に出力が0以下であった場合, $b=0$ となり, 緑の層へ影響力は無くなる. この非線形テンプレートにより各層がお互いに強調する.

また, 通常3層CNNからの3つの出力は異なるが, 3つの出力画像が等しい画像になるということを検討しなければならない. 今回のシミュレーションにおいては全ての層からの出力画像が等しくなったが, 異なる出力画像になる場合どの層からの出力を見ればよいのかが分からないからである.

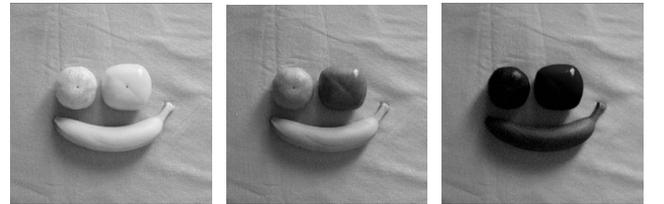
4. シミュレーション結果

本節では, RGB-CNNによるいくつかの効果的なエッジ強調画像を示す. 図4に従来のCNNにおけるカラー画像からグレースケール画像への変換を示す. 図4(a)と(b)はカラー原画像と, 従来の方法で変換したグレースケール画像である. 従来の方法とは, 人間の生理的心理を考慮して三原色成分にそれぞれ重み付けをしたグレースケール変換のことである. また図4(c), (d), (e)はカラー画像の赤-緑-青に対応したグレースケール画像である.



(a)

(b)



(c)

(d)

(e)

図4 カラー画像からグレースケール画像への変換. (a) カラー画像. (b) 従来の方法で変換したグレースケール画像. (c) 赤に対応したグレースケール画像. (d) 緑に対応したグレースケール画像. (e) 青に対応したグレースケール画像.

4.1 フルーツ画像

図 5 にフルーツ画像のシミュレーション結果を示す。図 5(a) は図 4(b) を入力画像として、1 層 CNN による従来のエッジ検出テンプレートを用いた場合のシミュレーション結果である。この結果より従来の CNN では効果的にエッジを検出できていない。図 5(b), (c), (d) は図 4(c), (d), (e) を入力画像として、1 層 CNN による従来のエッジ検出テンプレートを用いた場合のシミュレーション結果である。赤に対応したグレースケール画像によりバナナのエッジを検出でき、青に対応したグレースケール画像により柿のエッジを検出できていることがわかる。これら三つの出力画像を OR 処理により結合させると図 5(e) の画像を得ることができるがエッジを明確に検出することはできない。一方、RGB-CNN によりエッジ検出を行うと、すべてのエッジを強調し、ハーフトーン画像のように影の領域はそのまま残った出力画像を得ることができる。

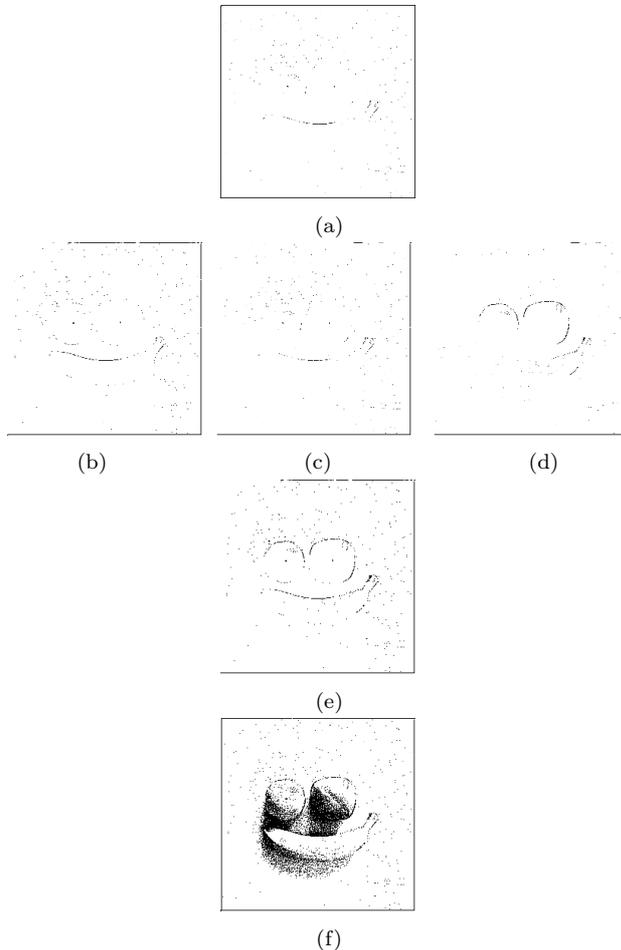


図 5 フルーツ画像のエッジ強調. (a) 従来の CNN による出力画像 (入力画像: 図 4(b)). (b) 従来の CNN による出力画像 (入力画像: 図 4(c)). (c) 従来の CNN による出力画像 (入力画像: 図 4(d)). (d) 従来の CNN による出力画像 (入力画像: 図 4(e)). (e) 図 5(b),(c),(d) を OR 処理した出力画像. (f) RGB-CNN による出力画像 (図 4(a)).

4.2 モンスター画像

図 6 にモンスター画像のシミュレーション結果を示す。RGB-CNN は従来の CNN よりも効果的に画像のエッジを検出でき

ることを見ることができる。

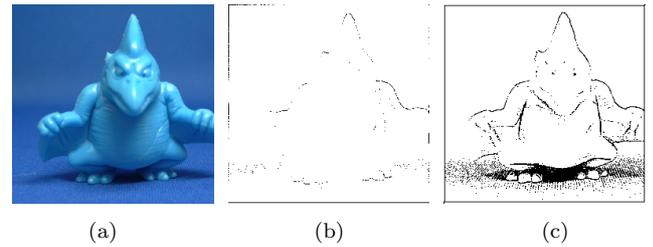


図 6 モンスター画像のエッジ強調. (a) 入力画像 (カラー). (b) 従来の CNN による出力画像. (c) RGB-CNN による出力画像.

4.3 城画像

図 7 に城画像のシミュレーション結果を示す。この結果より、影の領域の全てのエッジを検出するのと同様な出力画像を得た。これらの効果は人間が出力画像を見てエッジを認識するのに役立つと考えられる。

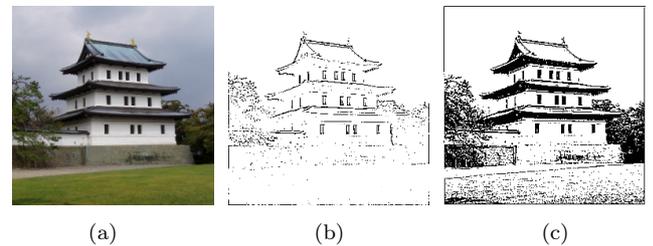


図 7 城画像のエッジ強調. (a) 入力画像 (カラー). (b) 従来の CNN による出力画像. (c) RGB-CNN による出力画像.

5. まとめ

本研究では、三原色を考慮した 3 層 CNN を提案した。RGB-CNN におけるエッジ検出テンプレートを設計し、コンピュータシミュレーションにより、RGB-CNN は従来の CNN よりも効果的にカラー画像のエッジを強調できることを確認した。これらの結果より RGB-CNN は様々な画像処理に利用できると考えられる。

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 Nonlinear Network and its Application," Proc. of NOLTA'07, pp. 15-18, Sep. 2007.
- [5] 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.
- [6] 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.
- [7] T. Roska, A. Zarandy and L.O. Chua, "Color Image Processing by CNN," Proc. of ECCTD'93, pp. 57-62, Aug. 1993.