

カンターレット変換とパルス結合ニューラルネットワークを用いた 可視光画像と赤外線画像の合成法の提案

生田 智敬[†] 張 松俊^{††} 上手 洋子[†] 楊 国安^{††} 西尾 芳文[†]

[†] 徳島大学

〒 770-8506 徳島県徳島市南常三島町 2-1

^{††} 西安交通大学

〒 710049 陝西省西安市咸寧西路 28 号

E-mail: [†]{ikuta,uwate,nishio}@ee.tokushima-u.ac.jp, ^{††}youyi000@gmai.com, ^{†††}gayang@mai.xjtu.edu.cn

あらまし 可視光画像と赤外線画像の合成は、それぞれの画像が持った特徴から非常に重要な情報を得ることができ
る。現在まで、様々な画像合成法が提案されている。特に、パルス結合ニューラルネットワークは画像のエッジに対
して強く反応することから、その有用性が指摘されている。本研究では、非サブサンプリドカンターレット変換を用
いて 2 種類の画像を係数に分解し、各係数ごとに合成を行う。分解された画像係数は、ラプラシアンフィルタと平均
化フィルタの二種類のフィルタにかけられた後、パルス結合ニューラルネットワークによって合成される。提案する
画像合成法を用いることによって、パルス結合ニューラルネットワークのみで画像合成を行った場合より優れた画像
が得られることを示す。

キーワード 画像合成, カンターレット変換, パルス結合ニューラルネットワーク

Fusion of Visible and Infrared Images by Non-Subsampled Contourlet Transform and Pulse Coupled Neural Network

Chihiro IKUTA[†], Songjun ZHANG^{††}, Yoko UWATE[†], Guoan YANG^{††}, and Yoshifumi NISHIO[†]

[†] Dept. of E.E. Eng., Tokushima University, 2-1 Minami-Josanjima, Tokushima 770-8506, JAPAN

^{††} Dept. of Automation Science and Technology, School of Electric and Information Eng., Xi'an Jiaotong
University, No.28, Xianning West Road, Xi'an, Shaanxi, 710049, CHINA

E-mail: [†]{ikuta,uwate,nishio}@ee.tokushima-u.ac.jp, ^{††}youyi000@gmai.com, ^{†††}gayang@mai.xjtu.edu.cn

Abstract The image fusion between a visible image and an infrared image is obtained important information
from characters of two images. Currently, various methods are proposed for image fusion. The Pulse Coupled
Neural Network (PCNN) is especially useful, because the PCNN has high response to the edge of the image. In this
article, we use two different methods which are the PCNN and Non-Subsampled Contourlet Transform (NSCT) to
the image fusion algorithm. In this method, the images are decomposed to the coefficients by the NSCT. These
coefficients are treated by a laplacian filter and an average filter. After that, the changed coefficients are fused by
the PCNN. The fused coefficients reconstruct to the fusion image by the NSCT. From simulations, we confirm that
the proposed image fusion algorithm can be obtained to the high quality image than the fusion image of only using
the PCNN.

Key words Image fusion, Counterlet transform, Pulse coupled neural network

1. ま え が き

画像合成は、画像処理分野の中で盛んに研究が行われてい
る [1]- [3]。特に、可視光画像と赤外線画像の合成は、それぞれ

の画像の特徴から有用であることが報告されている。可視光画
像は、対象のエッジや色等の詳細を知ることができる。しかし、
明暗の差が強い環境や、夜間の撮影等、撮影環境の影響を受け
やすい。対して、赤外線画像は画像の詳細を得ることが難しく

カラーでの撮影ができないが、撮影環境による影響は小さい。このように、相対的な特徴を持った画像の合成により、それぞれの特徴の優れた部分を持った画像が得られると考えられる。

本研究では、画像合成法にパルス結合ニューラルネットワーク(PCNN)と非サンプリドカンターレット変換(NSCT)を用いる。PCNNは、画像処理においてはエッジに対して強い反応を見せることで知られている[4][5]。エッジは、画像の情報の中でも特に重要な情報である。そのため、PCNNは画像処理において広く用いられている[6]。また、NSCTはカンターレット変換[9]の拡張から提案された手法であり、アップサンプリングとダウンサンプリングを行わないため、画像サイズを変更せずに画像係数に変換することができる[7][8]。本手法では、最初に、NSCTを用いて合成する画像を画像係数に分割する。分割された画像に対してラプラシアンフィルタと平均化フィルタをかけた2種類の画像係数を作成する。その後、PCNNによって係数の合成を行う。この処理を、可視光画像と赤外線画像の両方に行う。そして、フィルタリング後の可視光画像と赤外線画像の画像係数をPCNNによって一つに合成する。合成された係数を基にNSCTにより画像を再構成し合成画像を作成する。私達は、フィルタリングを用いて画像係数を改変し、それを用いることによって、より各画像の特徴が強調されると考えている。提案手法を用い画像合成を行った場合、PCNNのみを用いた場合と比較して優れた合成画像が得られることをシミュレーションにより示す。

2. 画像合成法

本研究では、可視光画像と赤外線画像の画像合成法を提案する。可視光画像の詳細な情報が得られる特性と、赤外線画像の撮影環境によって影響を受けにくい特性を利用し、この2つを画像合成することにより単独では得られない画像を作成する。提案手法では、NSCTによって画像の係数化を行い、各係数毎に2種類のフィルタリングを行う。そして、PCNNを用いて2種類の係数を合成し、さらに、可視光画像と赤外線画像の合成を行う。以下に提案手法の詳細を示す。

2.1 NSCT

NSCTは、カンターレット変換を拡張した画像分解法である[7][8]。NSCTでは、画像を各周波数成分に分割する際にアップサンプリングとダウンサンプリングを行わない。そのため、NSCTによって分割された各画像係数のサイズが全て等しくなる。このNSCTでは、画像のエッジの検出が優れており、ノイズ除去等に優れた性能を示すことが示されている。NSCTにおいて画像の分解は、2種類のフィルタによって行われる。図1にNSCTにおける処理を示した。まず画像は、ピラミッドフィルタバンクによって周波数高低成分に分解される。次に、各周波数成分に分解された画像に対して、方向性フィルタバンクを用いる。方向性フィルタを用いることで、各画像係数に残るのは一定方向の同周波数帯の係数となる。このように、近い周波数帯において見られる画像の方向は、その画像におけるエッジとなる可能性が高く、エッジ検出が容易に行える。また、NSCTでは周波数と方向ともに任意に分割する数を決めることができ、

用途に合わせて調整が可能である。なお、各画像係数から画像を再構成するときは、以上の処理を逆方向に行う。

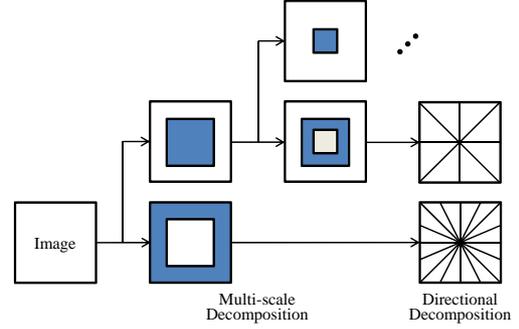


図1 非サブサンプリドカンターレット変換。

2.2 PCNN

PCNNは、猫の視覚野における神経細胞の同期発火現象をモデル化したニューラルネットワークである[4][5]。PCNNは、その特徴から画像処理への応用が多く提案されており、実際に、エッジ強調やセグメンテーション等に有効であることが示されている[6]。なお、PCNNを画像処理に適用する場合、1つのニューロンに画像の1ピクセルを与える。PCNNにおけるニューロンの構成を図2に示す。

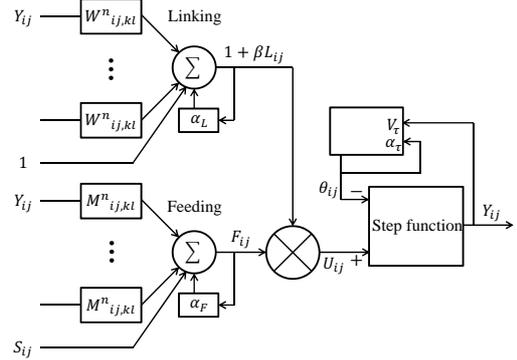


図2 パルス結合ニューラルネットワーク

PCNNでは、ニューロンが格子状に配置されており、入力はLinking部とFeeding部から構成される。Linking部では、近傍に存在するニューロンからの入力を受容し、Feeding部では、外部刺激を受容する。画像処理に応用する場合、外部刺激として画像のピクセル情報を加える。Linking部とFeeding部は、次式のように与えられる。

$$L_{ij}(n) = e^{-\alpha_L} L_{ij}(n-1) + V_L \sum_{kl} W_{ij,kl} Y_{kl}(n-1), \quad (1)$$

$$F_{ij}(n) = e^{-\alpha_F} F_{ij}(n-1) + S_{ij} + V_F \sum_{kl} M_{ij,kl} Y_{kl}(n-1), \quad (2)$$

なお、 α は自己フィードバックの減衰係数、 L はLinking部の出力、 W は他ニューロンとの結合荷重、 F はFeeding部の出力、 S は外部刺激、 V は結合荷重の正規化係数、 M は他ニューロンとの結合荷重である。Linking部とFeeding部は、ともに

ローカルフィードバックを持っており、前の状態を保持している。式(1)に示すとおり、Linking部は周りのニューロンとローカルフィードバックのわから計算される。またFeeding部の出力は、周りのニューロンの出力、外部刺激、ローカルフィードバックの総和から決定される。ニューロンの内部状態 U は、Linking部とFeeding部の入力から、次式に従い計算される。

$$U_{ij}(n) = F_{ij}(n)\{1 + \beta L_{ij}(n)\}, \quad (3)$$

PCNNではしきい値は動的に変化する。しきい値 θ は次式によって定義される。

$$\theta_{ij}(n) = e^{-\alpha\theta} \theta_{ij}(n-1) + V_{\theta} Y_{ij}(n), \quad (4)$$

式(4)が示すように、ニューロンが出力 Y を持った時、しきい値が大きくなる。そのため、ニューロンは、しきい値によって連続的に発火することが制限される。各ニューロンの出力は、次式のようにしきい値と内部状態の比較から得られる。

$$Y_{ij} = \begin{cases} 1, & U_{ij}(n) > \theta_{ij}(n-1) \\ 0, & otherwise. \end{cases} \quad (5)$$

本研究では、画像係数の合成にPCNNを用いる。2つの画像係数をそれぞれPCNNにかけ、等しい試行回数分、状態を変化させる。その後、2つのPCNNのニューロンの出力値を比較し、大きい値の係数を選択する。結合則は式(6)のように定義される。

$$I_{ij} = \begin{cases} A_{ij}, & Y_{ij,A} > Y_{ij,B} \\ B_{ij}, & otherwise, \end{cases} \quad (6)$$

なお、 A と B は画像係数である。

2.3 提案手法

提案手法では、NSCTによって各成分に分割された画像係数に対してフィルタリングを行う。各画像係数に対してラプラシアンフィルタを適用したものと、同様の画像係数に平均化フィルタを用いたものを用意する。ラプラシアンフィルタは、空間2次微分を計算するフィルタで、輝度の大きな部分を強調する。そのため、一般的にエッジ検出フィルタとして用いられる。ラプラシアンフィルタは式(7)で表される。

$$\text{Laplacian filter} = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 9 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix} \quad (7)$$

平均化フィルタは、ピクセル値を近傍のピクセルに分配し画像を平均化する。平均化フィルタは、式(8)で与えられる。

$$\text{Average filter} = \begin{bmatrix} 0.11 & 0.11 & 0.11 \\ 0.11 & 0.12 & 0.11 \\ 0.11 & 0.11 & 0.11 \end{bmatrix} \quad (8)$$

もともと同一の画像係数に、異なったフィルタを用いることにより、それぞれの特徴が強調された画像係数となる。その後、ラプラシアンフィルタを用いた係数と平均化フィルタを用いた係数で値の大きさに差がでないように、それぞれを正規化する。

そして、この2つの画像係数をPCNNを用いて合成する。以上の処理のフローチャートが図3である。すべての画像係数に対してこの処理を行う。そして、フィルタリングされた可視光画像の画像係数と、フィルタリングされた赤外線画像の画像係数を合成する。そして、合成された画像係数よりNSCTの逆操作に、より画像を再構成する。

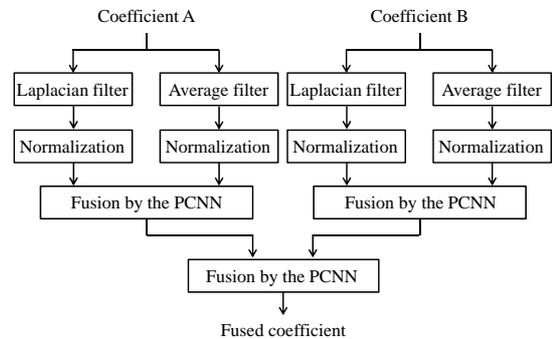


図3 提案手法のフローチャート。

3. 結果

この章では、提案する画像合成手法とNSCTとPCNNのみを用いた画像合成法の比較を行う。比較指標として、相互情報量、情報量、標準偏差を用いる。相互情報量は、合成後の画像が、合成に用いる可視光画像と赤外線画像の情報をどれだけ持っているかを示している。情報量は、合成後の画像が持っている情報の期待値を示す。標準偏差は、画像のピクセル値の散らばり具合を表す。標準偏差が大きいほど、先鋭化された画像であることが期待できる。

まず、夜間に撮影された2つの画像の合成を行う(図4)。可視光画像では、夜間に撮影されているため光源の部分だけが強調されている。そのため、画像の全体像を見ることができない。一方、赤外線画像では、可視光では見えない部分まで撮影できている。ただし、可視光画像とは異なり光源とは異なる部分が明るくなっている。図5が合成後の画像である。PCNNによる結果および提案手法ともに可視光画像と赤外線画像の特徴が合成されていることがわかる。表1に合成画像の数値結果を示す。画像では差を見ることが出来なかったが、すべての指標において、提案手法の結果が優れていることがわかる。



(a) 可視光画像。

(b) 赤外線画像。

図4 合成に用いる画像。



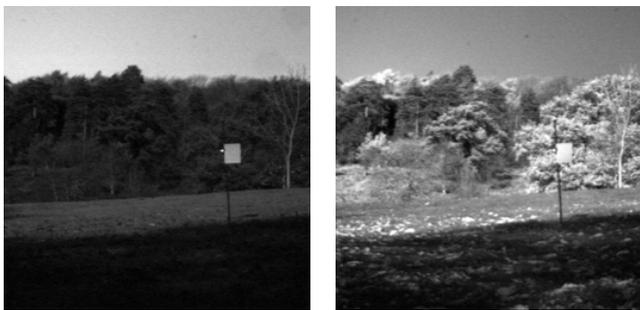
(a) PCNN . (b) 提案手法 .

図 5 合成画像 .

表 1 結果 .

	相互情報量	情報量	標準偏差
PCNN	2.4956	7.0300	32.713
Proposed	2.8358	7.1275	34.865

次に、図 6 を合成した時の結果を示す。この画像では、可視光画像において木の詳細を確認することができない。対して、赤外線画像では複数の木を確認することができる。図 7 に合成結果を示す。この結果では、赤外線画像のほうの情報が多く選択されている。そのため、赤外線画像と合成画像が似た画像となった。しかし、詳細に見ると赤外線画像には写っていない部分が合成画像に反映されていることがわかる。さらに、表 2 より、提案手法のほうが PCNN を用いた合成画像より優れていることがわかる。



(a) 可視光画像 . (b) 赤外線画像 .

図 6 合成に用いる画像 .



(a) PCNN . (b) 提案手法 .

図 7 合成画像 .

表 2 結果 .

	相互情報量	情報量	標準偏差
PCNN	5.5801	7.4862	53.454
Proposed	6.0821	7.5491	54.669

4. ま と め

本研究では、NSCT と PCNN を用いた可視光画像と赤外線画像を用いた新たな画像合成法を提案した。可視光画像と赤外線画像は、それぞれ異なった特徴を持っている。この 2 つの画像を合成することにより、より優れた画像を得ることが期待できる。提案手法では、NSCT を用いて画像を画像係数に分解し、その各係数に対してラプラシアンフィルタと平均化フィルタを適用する。フィルタリングされた 2 つの画像係数を PCNN によって合成し、さらに、可視光画像の係数と赤外線画像の係数を PCNN によって合成する。最後に、NSCT の逆処理によって合成画像を作成する。提案手法によって得られた合成画像は、NSCT と PCNN のみによる合成画像と比較して各画像の指標において優れた結果を得た。

文 献

- [1] B. Xu and Z. Chen, "A Multisensor Image Fusion Algorithm Based on PCNN," *Proc. the 5th World Congress on Intelligent Control and Automation*, pp.3679-3682, June 2004.
- [2] W. Min, P. Dongliang, and Y. Shuyuan, "Fusion of Multi-band SAR Images Based on Nonsampled Contourlet and PCNN," *Proc. 4th International Conference on Natural Computation*, pp.529-533, Oct. 2008.
- [3] Q.X. Bo, Y.J. Wen, X.H. Zhi, and Z.Z. Qian, "Image Fusion Algorithm Based on Spatial Frequency-Motivated Pulse Coupled Neural Networks in Nonsampled Contourlet Transform Domain," *Acta Automatica Sinica*, vol.34, no.12, pp.1508-1514, Dec. 2008.
- [4] R. Erihorn, "Feature Linking via Synchronization among Distributed Assemblies: Simulations of Result from Cat Visual Cortex," *Neural Computation*, vol.2, pp.293-307, 1990.
- [5] T. Lindblad and J.M. Kinser, *Image Processing Using Pulse-Coupled Neural Networks*, Springer 2005.
- [6] J.L. Jhonson and M.L. Padgett, "PCNN Models and Applications," *IEEE Transactions of Neural Network*, vol.10, no.3, pp.480-498, May 1999.
- [7] A.L Cunha, J. Zhou, and M.N. Do, "The Nonsampled Contourlet Transform: Theory, Design, and Applications," *IEEE Transaction on Image Processing*, vol.15, no.10, pp.3089-3101, Oct. 2006.
- [8] J. Zhou, A.L. Cunha, and M.N. Do, "Nonsampled Contourlet Transform: Construction and Application in Enhancement," *Proc. International Conference on Image Processing*, pp.469-472, Sept. 2005.
- [9] G. Yang, H.V.D. Wetering, M. Hou, C. Ikuta, Y. Liu, "A Novel Design Approach for Contourlet Filter Banks," *IEICE Transactions on Information and Systems*, vol. E93-D, no.7, pp.2009-2011, Jul. 2010.