

文章编号: 1672-8785(2013)01-0025-05

基于 NSCT 和 PCNN 的可见光与 红外图像融合算法

赵飞翔 陶忠祥

(空军航空大学作战指挥系, 吉林长春 130022)

摘 要: 提出了一种基于 Contourlet 变换的非下采样变换 (Nonsubsampled Contourlet Transform, NSCT) 和脉冲耦合神经网络 (Pulse Coupled Neural Network, PCNN) 的可见光与红外图像融合算法。该算法首先对源图像进行 NSCT 分解, 得到低频子带系数和各带通方向子带系数。然后对低频子带系数提出一种基于可见光与红外图像自身特性的加权平均融合方法, 再对各带通子带系数提出基于 PCNN 的融合方法。最后经过 NSCT 逆变换得到融合图像。实验证明, 该方法优于小波方法和传统的 NSCT 方法。

关键词: 图像融合; NSCT 变换; 脉冲耦合神经网络; 可见光与红外图像

中图分类号: O433 **文献标识码:** A **DOI:** 10.3969/j.issn.1672-8785.2013.01.05

Infrared and Visible Image Fusion Algorithm Based on NSCT and PCNN

ZHAO Fei-xiang, TAO Zhong-xiang

(Campaign and Command Department, Aviation University of Air Force, Changchun 130022, China)

Abstract: A visible and infrared image fusion algorithm based on Nonsubsampled Contourlet Transform (NSCT) and Pulse Coupled Neural Network (PCNN) is proposed. Firstly, the source images are decomposed by using NSCT and the low frequency subband coefficients and various bandpass directional subband coefficients are obtained. Secondly, a weighted averaging scheme based on the features of visible and infrared images is proposed for the low frequency subband coefficients. Then, the fusion method based on PCNN is proposed for each bandpass subband coefficient. Finally, the fused image is obtained after the inverse NSCT. The experimental result shows that the method is better than the wavelet-based fusion algorithms and the traditional NSCT-based fusion algorithms.

Key words: image fusion; nonsubsampled contourlet transform; pulse coupled neural network; visible and infrared image

0 引言

目前, 空地导弹已成为防区外对敌目标实施精确打击的主要武器。导弹末制导主要采用成像制导技术。成像制导有可见光成像制导和红外成像制导两种。将红外图像与可见光图像

融合后用于制导将是成像制导的发展方向^[1]。

NSCT 变换是 Contourlet 变换的改进, 它克服了 Contourlet 变换不满足平移不变性和频谱泄露及频谱混叠等缺陷, 能更好地表现图像的细节特征。PCNN 是 20 世纪 90 年代 Echoron 等根据猫大脑皮层的视觉神经元同步脉冲发放现象提

收稿日期: 2012-12-01

作者简介: 赵飞翔 (1989-), 男, 河南洛阳人, 硕士研究生, 主要研究方向为图像处理。

E-mail: 13514307934@163.com

出的。该网络具有全局耦合性和脉冲同步性,能更有效地提取图像的细节特征,顾及图像的全局特性及每个像素的特性。本文将 NSCT 变换和 PCNN 相结合,提出一种新的适合于可见光与红外图像融合算法。利用 NSCT 变换的多尺度、多方向特征和平移不变性对图像进行融合,空间频率触发 PCNN 的融合规则。实验结果表明,本方法优于小波方法和传统的 NSCT 方法。

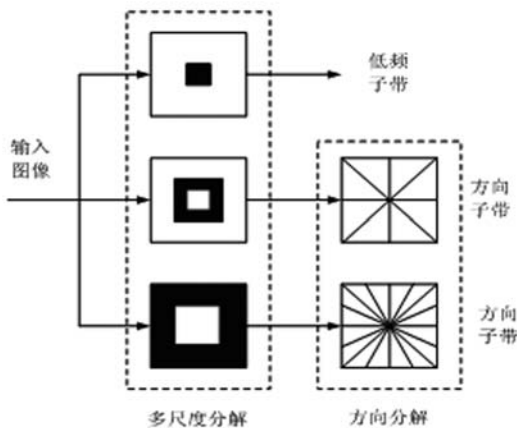


图 1(a) NSCT 滤波器组结构图

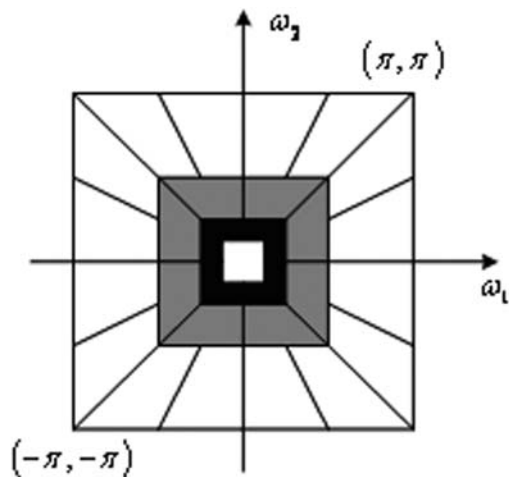


图 1(b) NSCT 频率分解图

1 NSCT 变换理论 [2,3]

在各种多尺度几何分析方法中, Contourlet 变换将小波变换的优点延伸到了高维空间,能够更好地描述高维信息 [4],但它不满足平移不变性。2006 年 Arthur L. Cunha 进一步阐述了具有平移不变性的非下采样 NSCT 变换。NSCT 变换由非下采样金字塔和非下采样方向滤波器组

成。它将尺度分解和方向分解分开进行。先由塔式滤波器进行尺度分解,然后方向滤波器将分布在同一方向上的奇异点合并为一个系数。NSCT 变换继承了 Contourlet 变换的优点,且具有比 Contourlet 变换更高的冗余度和平移不变性,能够有效地降低配准误差对融合性能的影响。经 NSCT 变换后,源图像在各个子带中的视觉特征及信息变得更加完整。对图像进行 NSCT 变换后的低频子带不会有频率混淆现象产生,因而具有更强的方向选择性。图 1 给出了 NSCT 的结构示意图 [5]。

2 PCNN

PCNN 是由若干个 PCNN 神经元相互连接所构成的反馈型网络,每个神经元由 3 部分构成:接收域、调制域和脉冲产生器。目前常用的 PCNN 模型是在 Echoron 网络基础上进行修改而构建的单层、各神经元横向连接的简化神经网络模型 [6],如图 2 所示。

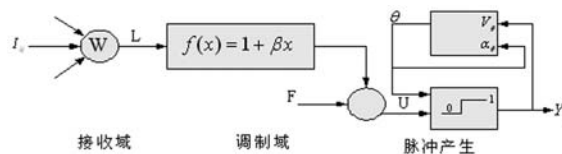


图 2 PCNN 简化模型图

其中第 (i, j) 个神经元所对应的数学表达式如下:

$$\begin{cases} F_{ij} = I_{ij}[n] \\ L_{ij}[n] = V_L \sum_{k \neq l} W_{ijkl} Y_{kl}[n-1] \\ U_{ij}[n] = F_{ij}[n](1 + \beta I_{ij}[n]) \\ \theta_{ij}[n] = \exp(-\alpha_\theta) \theta_{ij}[n-1] + V_\theta Y_{ij}[n-1] \end{cases} \quad (1)$$

式中, β 为链接强度, k 和 l 为神经元与周围连接范围, U_{ij} 为内部状态信号。当 U_{ij} 高于神经元阈值 θ_{ij} 时,神经元被点火,输出一个脉冲。可以用神经元的点火次数来表示图像对应处的信息。

$$Y_{ij}[n] = \begin{cases} 1 & U_{ij}[n] > \theta_{ij}[n] \\ 0 & U_{ij}[n] \leq \theta_{ij}[n] \end{cases} \quad (2)$$

3 基于 NSCT-PCNN 的图像融合规则

本文的融合规则为: 源图像经 NSCT 变换后, 低频子带系数采取基于可见光和红外图像自身特性的加权平均融合方案; 对各带通子带系数在最高分解尺度上取像素最大绝对值, 在其他分解尺度上采用空间频率触发 PCNN 的融合规则。具体算法步骤如下:

(1) 对源图像进行 J 级 NSCT 分解, 分别得到其 NSCT 系数: $\{C_{j0}^I(m, n), C_{j,l}^I(m, n)\} (j \geq j_0)$ 和 $\{C_{j0}^V(m, n), C_{j,l}^V(m, n)\} (j \geq j_0)$, 其中 $C_{j0}(m, n)$ 为低频分量系数, $C_{j,l}(m, n)$ 为 j 尺度下 l 方向上带通子带系数。

(2) 采取相应的融合规则对各分解层上的频率分量进行融合处理, 得到融合图像 F 的 NSCT 系数 $\{C_{j0}^F(m, n), C_{j,l}^F(m, n)\} (j \geq j_0)$ 。

(3) 对融合后的各系数进行 NSCT 逆变换即可得到融合图像 F。

3.1 低频子带融合

图像的低频部分包含了图像的主要能量, 反映源图像的近似特性。目前人们对低频部分常采用简单的加权平均法, 此种方法会丢失源图像大量的有用信息, 使融合图像对比度降低。考虑到可见光与红外图像是由不同的成像传感器根据不同的机理成像的, 本文提出一种基于可见光与红外图像自身物理特性的加权平均系数选择方案^[7]。如下式所示:

$$C_{j0}^F(m, n) = \omega_A(m, n)C_{j0}^I(m, n) + \omega_B(m, n)C_{j0}^V(m, n) \quad (3)$$

$$\omega_A(m, n) = \frac{\omega_I(m, n)}{\omega_I(m, n) + \omega_V(m, n)} \quad (4)$$

$$\omega_B(m, n) = \frac{\omega_V(m, n)}{\omega_I(m, n) + \omega_V(m, n)} \quad (5)$$

式中, $\omega_I(m, n)$ 和 $\omega_V(m, n)$ 分别表示红外与可见光图像的物理特征。 $\omega_I(m, n)$ 和 $\omega_V(m, n)$ 的定义如下:

$$\omega_I(m, n) =$$

$$\frac{|\overline{m_I^L(m, n)} - \overline{m_I(m, n)}| / (1 + \sigma_I^L(m, n))}{\max_{(m, n)} |\overline{m_I^L(m, n)} - \overline{m_I(m, n)}| / (1 + \sigma_I^L(m, n))} \quad (6)$$

$$\omega_V(m, n) = \frac{\overline{m_V^L(m, n)}(1 + \sigma_V^L(m, n))}{\max_{(m, n)} (\overline{m_V^L(m, n)}(1 + \sigma_V^L(m, n)))} \quad (7)$$

式中, $\overline{m_I^L(m, n)}$ 和 $\overline{m_V^L(m, n)}$ 分别为红外和可见光图像的局部区域均值, $\sigma_I^L(m, n)$ 和 $\sigma_V^L(m, n)$ 分别为红外和可见光图像的局部区域方差, $\overline{m_I(m, n)}$ 表示红外图像整体均值。

3.2 高频子带融合

融合图像在最高层分解尺度 J 上的各高频系数为

$$C_{j,l}^F(m, n) = \begin{cases} C_{j,l}^I(m, n), & |C_{j,l}^I(m, n)| \geq |C_{j,l}^V(m, n)| \\ C_{j,l}^V(m, n), & |C_{j,l}^I(m, n)| < |C_{j,l}^V(m, n)| \end{cases} \quad (8)$$

分解尺度 J 以外的其他 (J-1) 层高频系数, 作为 PCNN 的触发神经元。在基于 PCNN 的图像处理中, 链接强度 β 起到关键性的作用, 其余参数的影响不大。由于空间频率可反映图像的活跃程度, 其值越大则表示图像越清晰, 因此本文取空间频率作为 PCNN 对应神经元的链接强度^[8]。图像空间频率定义为

$$SF = \sqrt{RF^2 + CF^2} \quad (9)$$

式中, RF 为图像的行频率, CF 为列频率。RF 和 CF 表达式为

$$RF = \sqrt{\frac{1}{M \times N} \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} [I(m, n) - I(m, n-1)]^2} \quad (10)$$

$$CF = \sqrt{\frac{1}{M \times N} \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} [I(m, n) - I(m-1, n)]^2} \quad (11)$$

链接强度表示为

$$\beta = \eta SF(m, n) \quad (12)$$

式中, η 为大于零的常数, 用来调节链接强度的取值。

将源图像经 NSCT 分解后的高频子带系数作为 PCNN 的输入, 同时将计算得到的两幅图像每个像素点的链接强度作为 PCNN 对应神经元的输入, 通过比较 PCNN 点火输出大小来确定融合后的高频系数。

$$C_{J,l}^F(m,n) = \begin{cases} C_{J,l}^I(m,n), & Y_I(m,n) \geq Y_V(m,n) \\ C_{J,l}^V(m,n), & Y_I(m,n) < Y_V(m,n) \end{cases} \quad (13)$$

式中, Y_I 、 Y_V 为红外和可见光图像的点火输出。

4 实验结果与分析

4.1 融合实验

为了验证本算法的有效性, 在 Matlab7.0 环境下, 对可见光与红外图像进行了融合实验。将本文提出的方法与目前比较常用的几种融合方法进行了对比, 结果如图 3 所示。其中 (a) 为可见光图像, (b) 为红外图像, (c) 为采用小波变换的融合图像, (d) 为采用非采样 Contourlet 变换的融合图像 (低频简单平均, 高频像素绝对值取大融合规则), (e) 为采用非采样 Contourlet 变换的融合图像 (低频取本文加权平均方法, 高频取像素绝对值取大融合规则), (f) 为采用本文方法得到的融合图像。实验所用图像经过严格配准, 分解层数为四层。

4.2 融合图像质量评价与分析

为评价融合图像质量, 选取了图像均值、标准差、信息熵和平均梯度共四个客观评价指标。

(1) 图像均值

图像均值为像素的灰度平均值, 对人眼反映为亮度。图像均值定义为

$$\mu = \frac{1}{MN} \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} F(m,n) \quad (14)$$

(2) 标准差

标准差反映了图像灰度相对于灰度平均值的离散情况。融合图像的标准差越大, 图像灰度的分布越分散, 融合效果就越好。其定义为

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} [F(m,n) - \bar{F}]^2}{M \times N}} \quad (15)$$

式中 $\bar{F}$ 为整幅图像的灰度平均值。



(a)



(b)



(c)



(d)



(e)



(f)

图 3 融合图像实验图

(3) 信息熵

信息熵值的大小, 反映融合图像信息量的多少。信息熵定义为

$$H = - \sum_{l=0}^{L-1} p_l \log_2 p_l \quad (16)$$

式中, p_l 为灰度 l 的分布概率, 其范围为 $[0, 1, \dots, L-1]$ 。

(4) 平均梯度

平均梯度反映图像中的微小细节, 也可反映出图像的纹理变换特征, 常被用来评价图像的清晰度。平均梯度越大, 表示图像越清晰。其定义如下:

$$\Delta \bar{G} = \frac{1}{MN} \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} \sqrt{\frac{\Delta F_x^2(m, n) + \Delta F_y^2(m, n)}{2}} \quad (17)$$

式中, ΔF_x 、 ΔF_y 分别为融合图像 F 在 x 和 y 方向上的方差。

评价结果见表 1。由表 1 可以看出, 使用本文提出的基于 NSCT 变换和 PCNN 的算法进行融合得到的图像, 各评价指标都要优于小波变换和传统 NSCT 变换。所得结果与主观评价相一致, 符合人眼视觉效果。

表 1 红外与可见光图像融合质量评价

融合算法	均值	标准差	信息熵	平均梯度
红外图像	97.7947	28.4575	6.7423	-
可见光图像	84.3860	38.8883	7.1179	-
(c)	89.8074	23.6025	6.3339	5.1337
(d)	98.0904	29.9176	6.5388	5.5058
(e)	98.4124	29.0807	6.7413	5.6084
(f)	98.4136	30.3563	6.8128	5.6097

5 结束语

图像融合在遥感、军事、医学领域中具有重要应用。本文提出的基于 NSCT 变换和 PCNN 的融合算法, 在包含源图像更多信息的同时很好地保留了图像的边缘和纹理等细节信息。实验结果证明该方法对红外与可见光图像融合有效。

(下转第 41 页)