

NSCT 域内基于改进 PCNN 和区域能量的多光谱和全色图像融合方法

李新娥^{1,2}, 任建岳¹, 吕增明¹, 沙巍¹, 张立国¹, 何斌¹

(1. 中国科学院长春光学精密机械与物理研究所, 吉林 长春 130033;

2. 中国科学院大学, 北京 100049)

摘要: 针对多光谱和全色图像的融合, 提出了一种 NSCT 域内基于改进脉冲耦合神经网络(PCNN)和区域能量的融合方法。首先, 利用 NSCT 将图像分解为一个低频子带和多个不同方向的带通子带。然后, 对分解后的低频子带采用基于区域能量的自适应加权算法进行融合; 在带通方向子带, 结合改进的脉冲耦合神经网络, 使用带通方向子带系数作为 PCNN 的外部输入激励, 经过 PCNN 点火获得待融合图像的点火映射图, 根据点火时间计算点火映射图的区域能量, 通过判决算子选择待融合图像的带通方向子带系数作为融合系数。最后, 对融合处理后的 NSCT 变换系数进行重构生成融合图像。实验结果显示: 在迭代次数为 100 次时, 与改进小波算法相比, 标准差提高了 9.48%, 熵提高了 0.95%, 相关系数提高了 21.56%, 偏差指数降低了 29.66%; 与 Contourlet 算法相比, 标准差提高了 9.73%, 熵提高了 0.94%, 相关系数提高了 11.27%, 偏差指数降低了 9.45%; 与 NSCT 算法相比, 标准差提高了 3.84%, 熵提高了 3.34%, 相关系数提高了 7.89%, 偏差指数降低了 7.42%。

关键词: 图像融合; 非下采样 Contourlet 变换; 脉冲耦合神经网络; 区域能量

中图分类号: TP391.4 **文献标志码:** A **文章编号:** 1007-2276(2013)11-3096-7

Fusion method of multispectral and panchromatic images based on improved PCNN and region energy in NSCT domain

Li Xin'e^{1,2}, Ren Jianyue¹, Lv Zengming¹, Sha Wei¹, Zhang Ligu¹, He Bin¹

(1. Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China;

2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract: A fusion method of multispectral (MS) and panchromatic (PAN) images based on improved Pulse-Coupled Neural Network(PCNN) and region energy in Nonsubsampled Contourlet Transform(NSCT) domain was proposed. Firstly, the two original images were decomposed into a low frequency subband and more bandpass directional subbands by NSCT. Then, for the low frequency subband coefficients, an adaptive regional energy weighting image fusion algorithm was presented; while for the bandpass directional subband coefficients, based on improved PCNN, the bandpass directional subband coefficients was used as the linking strength. After processing PCNN with the linking strength, new fire mapping

收稿日期: 2013-03-11; 修订日期: 2013-04-13

基金项目: 国家“863”高技术研究发展计划(863-2-5-1-13B)

作者简介: 李新娥(1976-), 女, 副研究员, 博士, 主要从事遥感图像处理方面的研究。Email: amylye@sohu.com

images were obtained. The fire mapping image region energy was calculated, and the fusion coefficients were decided by the compare-selection operator with the fire mapping image region energy. Finally, the fusion images were reconstructed by NSCT inverse transform. The experimental results show that, when the numbers of iterations are 100 times, respectively as comparing with that of improved wavelet method, Contourlet method and NSCT method: the standard deviation increases by 9.48%, 9.73% and 3.84%; the entropy by 0.95%, 0.94% and 3.34%; the correlation coefficient by 21.56%, 11.27% and 7.89%, and the deviation index reduces by 29.66%, 9.45% and 7.42%.

Key words: image fusion; nonsubsampling Contourlet transform(NSCT); pulse-coupled neural network(PCNN); region energy

0 引言

有效地使融合图像具有较高的空间细节表现能力并且同时保留多光谱图像良好的光谱特性,一直是多光谱图像和全色图像融合的研究热点。2005年,Do M N 等人发现 Contourlet 变换是一种局部的、多分辨率、方向的图像表示方法,它能够捕捉到细小的有方向的轮廓和线段,具有高度的方向性和各向异性^[1-2]。可是,因为 Contourlet 变换中存在频繁下采样,从而导致这种滤波器结构不具有平移不变性,而且能产生频谱混淆,使光谱信息丢失严重,所以 Contourlet 变换应用在遥感图像融合中的效果并不明显。2006年,A.L.Cunha 等人实现了非下采样 Contourlet 变换(Nonsampled Contourlet Transform, NSCT)^[3],它是 Contourlet 变换的改进,继承了 Contourlet 变换的高方向性和各向异性的特点,它是较新的多尺度几何分析方法,更能表现图像的细节特征,所以它在图像融合领域中的应用成为可能。基于 NSCT 变换的图像融合算法是目前遥感图像融合领域研究的热点^[4-5],影响融合图像质量的关键因素是 NSCT 变换域内高低频系数的融合规则,对基于 NSCT 变换的融合方法,如何选择处理高频和低频融合系数,提高图像的融合效果是今后研究需要努力的方向。

脉冲耦合神经网络^[6](Pulse-coupled Neural Network, PCNN)也称为第三代人工神经网络,它可以保留更多的细节信息,其信号形式和处理原理更符合人类视觉神经系统的生理学特征,可用于图像融合、平滑、分割、识别及边缘检测等图像处理领域。1999年 Broussard 等人利用 PCNN 进行图像融合以提高目标

识别的准确度,并且证实了 PCNN 应用于图像融合的可行性^[7]。

2011年杨粤涛等人^[8]提出了一种采用改进投影梯度非负矩阵分解和非采样 Contourlet 变换的图像融合方法;2010年武治国等人^[9]设计并实现一种基于小波变换的自适应 PCNN 融合技术。这两种方法用在多光谱图像和全色图像融合,参考文献[5]融合的图像光谱性能稍差,清晰度较好;参考文献[8]融合的图像光谱性能稍好,清晰度较差。

为了充分利用 NSCT 和 PCNN 技术优点,得到纹理细节更加丰富、清晰度更高、具有较少光谱失真的多光谱和全色图像融合图像,文中结合两种方法,提出了一种 NSCT 域内基于改进 PCNN 和区域能量自适应选择的融合新算法。在基于 HIS 变换的 NSCT 域中,低频子带图像采用基于区域能量自适应加权算法进行融合;高频子带图像采用改进的 PCNN 进行融合,充分利用 PCNN 的同步激发特性,根据高频系数点火时间图的区域能量判据选取融合系数,提高融合性能。最后,文中算法与改进小波算法、Contourlet 算法、NSCT 算法及参考文献[5]的融合算法进行了比较。

1 融合策略和融合步骤

文中针对多光谱和全色图像的融合,利用 HIS 变换、NSCT 变换和 PCNN 的特点进行融合策略设计,提出一种 NSCT 域内基于改进 PCNN 和区域能量的多光谱和全色图像融合算法。

1.1 基于 HIS 变换的融合方法

IHS(Intensity, Hue, Saturation)表示强度、色调和饱和度,IHS 彩色空间变换是指将 RGB(Red, Green,

B1ue)空间的图像分解成空间信息(I)和光谱信息(H,S), HIS 变换是基于 IHS 色彩模型的融合变换方法。为了能够较好地在融合图像中保留待融合图像的空间纹理信息与光谱信息,文中算法利用 HIS 变换对待融合的多光谱图像进行预处理,并使用分离出的强度分量 I 增强待融合全色图像的对比度,最后利用 HIS 反变换得到融合图像。具体方法如下:

(1) 将多光谱图像的 RGB 三个通道进行 HIS 变换,分离出强度分量 I、色度 H 和饱和度 S。

(2) 将高分辨率全色图像与多光谱图像分离出的强度分量 I 进行直方图匹配,使全色图像与 I 分量具有相同的均值与方差,增强全色图像的对比度。

(3) 将多光谱图像 I 分量图像和直方图匹配后的全色图像进行融合,得到融合分量 I',将 I'分量、分离的色度 H 和饱和度 S 分量进行 HIS 反变换,进行彩色合成。

1.2 基于 NSCT 的融合方法

Contourlet 变换是利用类似轮廓段的基结构来逼近图像,它是利用 Laplacian 塔式变换(LP)实现多尺度分解,利用方向滤波器组(DFB)实现多方向分解,将分布在相同方向上的不连续点连接成周线结构,最终以类似于周线结构来逼近原图像^[2]。Contourlet 变换因为没有平移不变性,这在奇异性方面导致伪吉布斯现象。

NSCT 是一种完全平移不变的 Contourlet 变换形式,它不仅具有多尺度、良好的空域和频域局部特性和方向特性外,因为它去除了下采样过程,所以还具有平移不变特性^[3]。非下采样 Contourlet 滤波器组结构是结合非下采样金字塔(NSP)和非下采样方向滤波器组(NSDFB)对图像进行分解,前者实现多尺度分解,后者实现多方向分解。图 1 为非下采样 Contourlet 变换结构示意图。

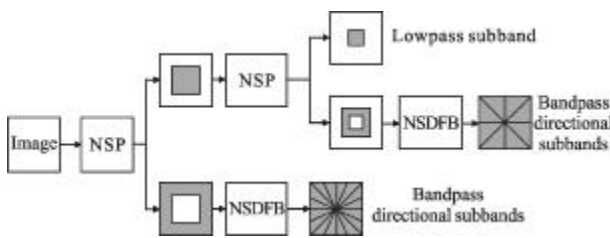


图 1 非下采样 Contourlet 变换结构示意图

Fig.1 Sketch map of NSCT

文中将多光谱图像 A 进行了 HIS 变换以后,对

多光谱图像的 I 分量图像和直方图匹配后的全色图像 P 分别进行 NSCT 分解。NSCT 分解后,得到低频子带图像系数 $D_{I,L}(m,n)$, $D_{P,L}(m,n)$ 和多层高频子带图像系数 $D_{I,J}^k(m,n)$, $D_{P,J}^k(m,n)$ 。其中, $J=(1,2,\dots,L)$ 为分解层数, k 为各层分解的方向数。 $D_{F,L}(m,n)$ 为融合后的低通子带图像系数, $D_{F,J}^k(m,n)$ 为融合后的高频子带系数。最后,利用融合后的高低频子带系数进行 NSCT 重构得到融合图像。

1.3 基于区域能量自适应选择的低频融合

低频系数代表图像的近似信息,最显著的特征是能量,反映图像的轮廓和平均特性,对低频系数选取的准确性直接影响融合图像的质量。由于多光谱图像与全色图像中局部区域存在灰度差异较大,对低频系数使用加权平均的融合方法,会降低融合图像的对比度。针对多光谱图像与全色图像的成像特点,文中在 NSCT 变换域的低频子带提出一种基于区域能量的自适应加权融合算法,能量区域采用 3×3 的窗口。

对 $D_{I,L}(m,n)$, $D_{P,L}(m,n)$ 进行边界延拓,则源图像对应方向、对应分辨率上以 (m,n) 为中心的 8 邻域局部能量 $E_{I,L}(m,n)$, $E_{P,L}(m,n)$ 分别定义为:

$$E_{I,L}(m,n) = \sum_{j=-1}^1 \sum_{i=-1}^1 [D_{I,L}(m+i,n+j)]^2 \quad (1)$$

$$E_{P,L}(m,n) = \sum_{j=-1}^1 \sum_{i=-1}^1 [D_{P,L}(m+i,n+j)]^2 \quad (2)$$

为了提高融合效果,使用基于区域能量的自适应加权系数进行融合,低频融合公式如下:

$$D_{F,L}(m,n) = \alpha_1 D_{I,L}(m,n) + \alpha_2 D_{P,L}(m,n) \quad (3)$$

式中,加权系数 α_1 与 α_2 定义如下:

$$\left\{ \begin{aligned} \alpha_1 &= \frac{E_{I,L}(m,n)}{E_{I,L}(m,n) + E_{P,L}(m,n)} \\ \alpha_2 &= \frac{E_{P,L}(m,n)}{E_{I,L}(m,n) + E_{P,L}(m,n)} \end{aligned} \right. \quad (4)$$

低频部分显著的特征是能量,能量可以反映图像信号变化的绝对强度,它保留了图像的大部分整体信息,基于区域的融合方法考虑了区域内各像素之间的相关性,所以基于区域能量的融合规则能够更好地体现图像的局部特征。自适应加权系数的选择是基于两个融合图像的区域能量,不同的融合区域根据各自的区域能量具有相应的加权系数,这样能够提高清晰区域低频系数选取的准确性和融合图

像的对比度。

1.4 基于 PCNN 和区域能量的高频融合

数字图像处理中的 PCNN 是一个单层的二维横向连接的脉冲耦合神经元。图像的每个像素点与神经网络中唯一的一个神经元相连, 每个神经元与其周围的神经元相连。图像处理中的简化 PCNN 模型如图 2 所示, 图 2 所示模型分为接收域、调制部分和脉冲产生三个部分。接收域接收来自其他神经元与外部的输入。接收域接收到输入后, 将其通过两条通道传输。其中, 一条通道称为 F 通道, 另一条通道称为 L 道。

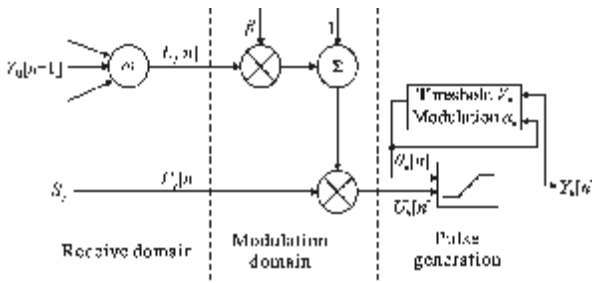


图 2 用于图像处理的 PCNN 简化模型

Fig.2 Simplified PCNN model used in image processing

文中使用的改进 PCNN 数学表达式为公式(5)~(9)。

$$F_{ij}(n) = S_{ij} \quad (5)$$

$$L_{ij}(n) = \exp(-\alpha_L)L_{ij}(n-1) + V_L \sum_{k,l} \omega_{ij,kl} Y_{kl}(n-1) \quad (6)$$

$$U_{ij}(n) = F_{ij}(n) * (1 + \beta L_{ij}(n)) \quad (7)$$

$$\theta_{ij}(n) = \exp(-\alpha_\theta)\theta_{ij}(n-1) + V_\theta Y_{ij}(n-1) \quad (8)$$

$$Y_{ij}(n) = \begin{cases} 1, & U_{ij}(n) \geq \theta_{ij}(n) \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (9)$$

式中: S_{ij} 是外部输入激励, 即点 (i, j) 对应像素的灰度值; 下标 (i, j) 表示像素的坐标; F_{ij} 是输入项; L_{ij} 是连接输入项; k, l 表示神经元与周围链接的范围; ω_{ij} 表示突触连接权; α_L, α_θ 为时间常数; V_L, V_θ 为幅度系数; U_{ij} 为内部活动项; β 为链接强度; θ_{ij} 为动态阈值; Y_{ij} 表示 PCNN 的脉冲输出。公式(6)中通道的输入等于周围神经元着火次数之和。公式(7)中将来自 L 通道的信号加上一个正的偏移量后与来自 F 通道的信号相乘调制后得到信号 U_{ij} , 模型中的偏移量为 1。公式(9)中输出 $Y_{ij}(n)=1$ 表示神经元经点火被激活, 产生一个脉冲; $Y_{ij}(n)=0$ 表示未被激活。

如果神经元有脉冲输出(称之为点火), 则其动态门限突然增加, 这样不能再产生脉冲输出, 于是门限开始指数衰减, 当门限值衰减到小于其内部活动时, 脉冲再次产生, 如此周而复始。图像中的每个像素点的灰度值作为馈送输入信号中的外部输入信号输入到与该像素点相对应的神经元中, 然后 PCNN 中的每个神经元会根据输入信号情况来决定是否点火, 最后 PCNN 会将每个神经元的点火情况输出, 这些输出情况所映射成的图像即为经 PCNN 处理后的图像, 即点火映射图。

高频子带图像反映原图像的突变特性, 构造的正是人眼视觉系统所关注的图像细节信息, 所以通过 PCNN 点火次数可以有效地提取图像的边缘和纹理等信息, 点火次数越多, 图像在该处的信息越丰富。但是, 如果仅仅以单个像素的点火次数作为系数选择标准, 原图像在过渡区域信息提取就不够充分。为了增强 PCNN 对有效信息的提取, 文中将待融合图像 NSCT 变换域高频系数的灰度值作为 PCNN 的输入, 通过比较 PCNN 点火图的区域能量选择融合系数, 经实验选取, PCNN 的迭代次数为 100 次。融合方法如下:

(1) 将多光谱图像 I 分量和全色图像 P 的 NSCT 域高频系数作为 PCNN 的外部输入激励, 进行点火运算, 得到两幅图像的点火映射图, 系数分别为 $C_{I,J}^k(m, n)$, $C_{P,J}^k(m, n)$ 。其中, $J=(1, 2, \dots, L)$ 为分解层数, k 为各层分解的方向数。

(2) 计算两幅图像点火映射图的区域能量, 能量区域采用 3×3 的窗口。对 $C_{I,J}^k(m, n)$, $C_{P,J}^k(m, n)$ 进行边界延拓, 则两幅点火映射图以 (m, n) 为中心的 8 邻域局部能量 $E_{I,J}^k(m, n)$, $E_{P,J}^k(m, n)$ 分别定义为:

$$E_{I,J}^k(m, n) = \sum_{j=-1}^1 \sum_{i=-1}^1 \omega(i+2, j+2) [C_{I,J}^k(m+i, n+j)]^2 \quad (10)$$

$$E_{P,J}^k(m, n) = \sum_{j=-1}^1 \sum_{i=-1}^1 \omega(i+2, j+2) [C_{P,J}^k(m+i, n+j)]^2 \quad (11)$$

式中: ω 为窗口掩膜矩阵, 窗口中心点像素的权值为 1, 其他像素离窗口中心点的像素越近, 权值越大。 ω 定义如下:

$$\omega = [0.6, 0.8, 0.6; 0.8, 1, 0.8; 0.6, 0.8, 0.6] \quad (12)$$

(3) 以两幅图像点火映射图的区域能量作为高频融合系数选择的判决算子, 计算两幅图像点火映射图区域能量大小, 通过判决算子选择, 将区域能量

大的待融合图像高频子带系数作为融合图像的高频重构系数。高频融合公式如下:

$$D_{F,J}^k(m,n) = \begin{cases} D_{I,J}^k(m,n), E_{I,J}^k(m,n) \geq E_{P,J}^k(m,n) \\ D_{P,J}^k(m,n), E_{I,J}^k(m,n) < E_{P,J}^k(m,n) \end{cases} \quad (13)$$

1.5 融合步骤

在图像融合之前,待融合的多光谱和全色图像已经过配准。图 3 为文中图像融合算法的实现框图。

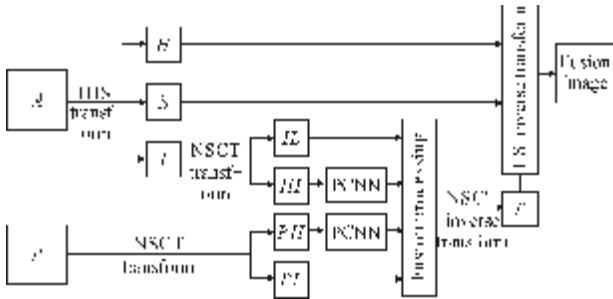


图 3 基于 NSCT 和 PCNN 的图像融合示意图

Fig.3 Block diagram of image fusion based on NSCT and PCNN

文中算法融合图像的过程具体可分为以下几个步骤:

(1) 用 HIS 变换将待融合的多光谱图像从 RGB 空间转换到 IHS 空间,得到多光谱图像的强度(I)、色调(H)和饱和度(S)分量。

(2) 将高空间分辨率的全色图像与低空间分辨率的多光谱图像的 I 分量进行直方图匹配,直方图匹配后的全色图像对比度增强,和多光谱图像的 I 分量具有相同的均值与方差。

(3) 将经 HIS 变换得到的多光谱图像 A 的 I 分量和与 I 分量进行直方图匹配后的全色图像 P 进行 NSCT 分解。

(4) 根据公式(1)~(4),图像的低频部分 IL 和 PL 采用基于区域能量自适应选择的加权算法进行融合,得到融合后的低通子带图像系数 $D_{F,L}(m,n)$ 。

(5) 根据公式(5)~(13),将图像的高频部分 IH 和 PH 系数的灰度值作为 PCNN 的输入,比较 PCNN 点火图的区域能量选择融合系数,得到融合后的高频子带系数 $D_{F,J}^k(m,n)$ 。

(6) 将融合系数 $D_{F,L}(m,n)$ 、 $D_{F,J}^k(m,n)$ 进行 NSCT 重构得到重构后图像 I'。

(7) 灰度融合图像 I' 结合多光谱图像的 H 分量和 S 分量进行 HIS 逆变换,得到最终的融合图像。

2 结果

为了验证所提出的融合算法的有效性,分别采用小波改进算法、Contourlet 算法、NSCT 算法、参考文献 [5] 算法以及文中提出的算法对同一种待融合的全色图像和多光谱图像进行融合实验,最后对经这 5 种算法得到的融合图像进行性能参数评价和比较。实验中,待融合的两幅图像都已经过严格的配准;小波改进算法中使用的小波基函数为“bior3.7”,分解层数为 2 层;Contourlet 改进算法中 Contourlet 变换分解层数和文中算法 NSCT 分解层数均为 4 层。

图 4 为实验原图像和各融合后得到的图像。图 4(a)和图 4(b)分别是待融合的全色和多光谱图像,其图像大小均为 256×256 pixel;图 4(c)为小波改进算法得到的融合图像;图 4(d)为 Contourlet 算法得到的融合图像;图 4(e)为 NSCT 算法得到的融合图像;图 4(f)为参考文献[5]提出的 NSCT+IPGNMF 算法得到的融合图像;图 4(g)为文中算法得到的融合图像。

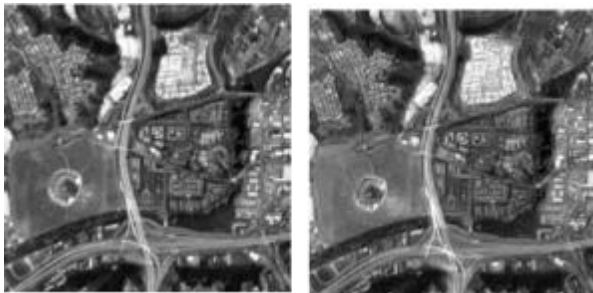
可以从图 4(c)~(g)看出,通过文中算法得到的融合图像光谱信息更为丰富,纹理细节更为清晰。为了客观评价融合图像的质量,文中分别采用标准差(std)、熵(H)、相关系数(CC)和偏差指数(DI)对文中用到的 5 种融合算法进行定量的分析^[10],所得到的融合图像性能参数评价数据见表 1。标准差是根据均值间接求得的,反映了图像灰度值相对于图像灰度均值的离散程度,标准差越大,则图像的对比度就越大,灰度级分布越分散,目视效果越好。熵反映了融合图像所携带的信息量多少,熵越大说明了图像的信息量越丰富,其空间分辨率就越高,融合效果越好。相关系数体现了融合图像保持光谱特性的能力,亦即反映了融合图像 F 与多光谱源图像 A 的相似程度,其值越大,光谱失真越小,融合效果越好。偏差指数表示融合图像 F 与多光谱源图像 A 平均灰度值的相对差异,反映融合图像在光谱信息上的匹配程度和将源全色图像的细节传递给融合图像的能力。

表 1 给出了图 4 中 5 种算法融合结果的性能评价比较数据。通过用信息熵、标准差、相关系数和偏差指数这几个主要评价算子对融合图像进行性能参数评价和比较,可以看出:图 4(c)小波改进算法融合图和图 4(d)Contourlet 算法融合图清晰度稍差,并有较大的光谱失真;图 4(e)NSCT 算法和图 4(f)NSCT+IPGNMF 算法融合图的清晰度和光谱性能有明显提

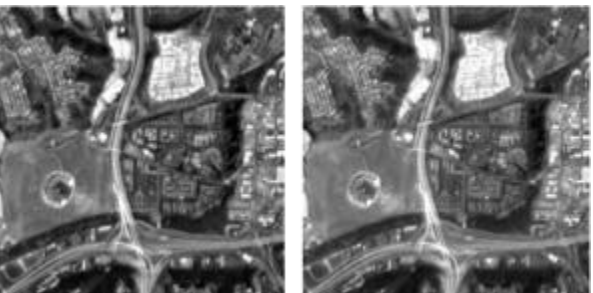
高;经文中方法得到的融合图像光谱性能较好,相关系数最大,熵和标准差均较高,这表明文中方法比较适用于多光谱和全色图像的融合,融合图像所含的信息量更为丰富,具有最为丰富的光谱信息,清晰度较高,能够更好地提取到图像的细节信息。



(a) 全色图像 (a) PAN image (b) 多光谱图像 (b) MS image



(c) WT+HIS 算法融合图 (c) Fusion image by WT and HIS (d) Contourlet 算法融合图 (d) Fusion image by Contourlet



(e) NSCT 算法融合图 (e) Fusion image by NSCT (f) NSCT+IPGNMF 算法融合图 (f) Fusion image by NSCT and IPGNMF



(g) 文中算法融合图 (g) Fusion image by proposed algorithm

图 4 实验原图像和融合图像

Fig.4 Fusion of PAN and MS images

表 1 融合图像评价结果

Tab.1 Evaluation results of fusion image

Method	std	H	CC	DI
WT+HIS	50.994 3	7.598 2	0.752 3	0.305 1
Contourlet	50.878 2	7.599 0	0.821 9	0.237 0
NSCT	53.765 2	7.636 7	0.847 6	0.231 8
NSCT+IPGNMF (Ref.[5])	53.779 5	7.653 7	0.853 7	0.220 9
Proposed algorithm	55.830 6	7.670 1	0.914 5	0.214 6

3 结 论

由于多光谱遥感图像和全色波段遥感图像成像的物理特征不同,有着各自的信息优势,将其进行图像融合能获得地物多层次特性。PCNN 具有生物学背景,应用于图像处理有其他方法无可比拟的优势;同时,实验证明基于非下采样 Contourlet 变换的图像融合是一种有效的融合方法。文中将 PCNN 和 NSCT 技术相结合,提出了一种 NSCT 变换域内基于改进 PCNN 和区域能量自适应选择的多光谱和全色图像融合新算法。实验结果显示,该方法与改进小波算法相比,标准差提高了 9.48%,熵提高了 0.95%,相关系数提高了 21.56%,偏差指数降低了 29.66%;与 Contourlet 算法相比,标准差提高了 9.73%,熵提高了 0.94%,相关系数提高了 11.27%,偏差指数降低了 9.45%;与 NSCT 算法相比,标准差提高了 3.84%,熵提高了 3.34%,相关系数提高了 7.89%,偏差指数降低了 7.42%;与参考文献[5]算法相比,清晰度和光谱性能均有明显提高。表明文中算法在多光谱和全色图像融合中的有效性和优越性,经文中算法融合的图像不仅符合人眼的视觉特性,而且能够同时保留融合源图像的边缘信息和多光谱信息。

参考文献:

[1] Do M N, Vetterli M. Contourlet: a direction multiresolution image representation [C]//IEEE International Conference on Image Processing, 2002: 357-360.
 [2] Do M N, Vetterli M. The Contourlet transform: an efficient directional multiresolution image representation [J]. IEEE

- Transactions on Image Processing, 2005, 14(12): 2091-2106.
- [3] Cunha A L, Zhou J P, Do M N. The nonsubsampling Contourlet transform: theory, design, and applications [J]. IEEE Trans on Image Processing, 2006, 15(10): 3089-3101.
- [4] Jia Jian, Jiao Licheng, Sun Qiang. The nonsubsampling contourlet transform in multisensor images fusion [J]. Acta Electronica Sinica, 2007, 35(10): 1934-1938. (in Chinese)
贾建, 焦李成, 孙强. 基于非下采样 Contourlet 变换的多传感器图像融合[J]. 电子学报, 2007, 35(10): 1934-1938.
- [5] Yang Yuetao, Zhu Ming, He Baigen, et al. Fusion algorithm based on improved projected gradient NMF and NSCT [J]. Opt Precision Eng, 2011, 19(5): 1143-1150. (in Chinese)
杨粤涛, 朱明, 贺柏根, 等. 采用改进投影梯度非负矩阵分解和非采样 Contourlet 变换的图像融合方法[J]. 光学精密工程, 2011, 19(5): 1143-1150.
- [6] Eckhorn R, Reitboeck H J, Arndt M, et al. A neural network for feature linking via synchronous activity: results from cat visual cortex and from simulations [C]//Models of Brain Function, 1989: 255-272.
- [7] Roussard R P, Rogers S K, Oxley M E, et al. Physiologically motivated image fusion for object detection using a pulse couple neural network [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1999, 10(3): 554-563.
- [8] Wu Zhiguo, Wang Yanjie, Li Guiju. Application of adaptive PCNN based on wavelet transform to image fusion [J]. Opt Precision Eng, 2010, 18(3): 708-715. (in Chinese)
武治国, 王延杰, 李桂菊. 应用小波变换的自适应脉冲耦合神经网络在图像融合中的应用 [J]. 光学精密工程, 2010, 18(3): 708-715.
- [9] Guo Ming, Fu Zheng, Xi Xiaoliang. Novel fusion algorithm for infrared and visible images based on local energy in NSCT domain[J]. Infrared and Laser Engineering, 2012, 41(8): 2229-2235. (in Chinese)
郭明, 符拯, 奚晓梁. 基于局部能量的 NSCT 域红外与可见光图像融合算法 [J]. 红外与激光工程, 2012, 41(8): 2229-2235.
- [10] Yu Xianchuan, Pei Wenjing. Performance evaluation of image fusion quality metrics for the quality of different fusion methods[J]. Infrared and Laser Engineering, 2012, 41(12): 3416-3422. (in Chinese)
余先川, 裴文静. 针对不同融合算法的质量评价指标性能评估[J]. 红外与激光工程, 2012, 41(12): 3416-3422.