

改进投影梯度NMF的NSST域多光谱与全色图像融合

吴一全^{1,2,3,4,5} 陶飞翔¹

¹南京航空航天大学电子信息工程学院, 江苏 南京 210016

²国土资源部地质信息技术重点实验室, 北京 100037

³浙江工业大学浙江省信号处理重点实验室, 浙江 杭州 310023

⁴兰州大学甘肃省西部矿产资源重点实验室, 甘肃 兰州 730000

⁵东华理工大学江西省数字国土重点实验室, 江西 南昌 330013

摘要 为了有效结合多光谱图像的光谱信息和全色图像的空间细节信息,进一步改善融合后多光谱图像的质量,提出了基于改进投影梯度非负矩阵分解(NMF)和改进脉冲耦合神经网络(PCNN)的非下采样Shearlet变换(NSST)域多光谱和全色图像融合方法。对多光谱图像进行亮度-色度-饱和度(IHS)变换,将其亮度分量与全色图像进行直方图匹配,增强全色图像的对比度;分别对多光谱图像的亮度分量和全色图像进行NSST变换,对二者的低频系数利用改进投影梯度NMF进行融合,进一步提高融合后图像的空间信息;对于高频子带系数,采用基于改进PCNN的方法进行融合,增强图像的细节信息;经非下采样Shearlet逆变换得到融合后的亮度分量,进行IHS逆变换得到融合图像。大量实验结果表明,所提出的方法在保留多光谱图像光谱信息的同时,增强了融合图像的空间细节表现能力,优于现有的基于IHS变换、基于非下采样Contourlet变换(NSCT)和NMF、基于NSCT和PCNN等几种融合方法。

关键词 图像处理;图像融合;多光谱和全色图像;非下采样Shearlet变换;改进投影梯度非负矩阵分解;脉冲耦合神经网络

中图分类号 O433.4;TP751

文献标识码 A

doi: 10.3788/AOS201535.0410005

Multispectral and Panchromatic Image Fusion Based on Improved Projected Gradient NMF in NSST Domain

Wu Yiquan^{1,2,3,4,5} Tao Feixiang¹

¹College of Electronic and Information Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing, Jiangsu 210016, China

²Key Laboratory of Geological Information Technology, Ministry of Land and Resources, Beijing 100037, China

³Zhejiang Province Key Laboratory for Signal Processing, Zhejiang University of Technology, Hangzhou, Zhejiang 310023, China

⁴Gansu Province Key Laboratory of Mineral Resources in Western China, Lanzhou University, Lanzhou, Gansu 730000, China

⁵Jiangxi Province Key Laboratory of Digital Land, East China Institute of Technology, Nanchang, Jiangxi 330013, China

Abstract For the effective combination of spectral information of multispectral image with spatial detail information of panchromatic image, and further improvement in the quality of fused multi-spectral image, a fusion method of multispectral and panchromatic images based on improved projected gradient non-negative matrix factorization(NMF)and improved pulse coupled neural network(PCNN)in non-subsampled shearlet transform(NSST)domain is proposed. Intensity hue saturation(IHS)transform is performed for multispectral image. The

收稿日期: 2014-11-03; 收到修改稿日期: 2014-12-26

基金项目: 国家自然科学基金(60872065)、国土资源部地质信息技术重点实验室开放基金(217)、浙江省信号处理重点实验室开放基(ZJKL-4-SP-0P2014-02)、国土资源部成矿作用与资源评价重点实验室开放基金(ZS1406)、兰州大学甘肃省西部矿产资源重点实验室开放基金(WCRMGS-2014-05)、江西省数字国土重点实验室开放基金(DLLJ201412)、江苏高校优势学科建设工程

作者简介: 吴一全(1963—),男,博士,教授,博士生导师,主要从事图像处理、红外目标检测与识别、视觉检测与图像测量、数字全息等方面的研究。E-mail: nuaaimage@163.com

histogram of panchromatic image is matched to the histogram of intensity component of multispectral image, and the contrast of panchromatic image is enhanced. The intensity component of multispectral image and panchromatic image is decomposed by NSST, respectively. The low frequency image is obtained by fusion of two low frequency coefficients using improved projected gradient NMF. The spatial information of the fused image is further improved. For the fusion of high frequency sub-band coefficients, improved PCNN is adopted to enhance the image details. The fused intensity component is reconstructed by inverse NSST and the final fused image is obtained by inverse IHS transform. A large number of experimental results show that the proposed method enhance the spatial details in the fused image, while preserving spectral information of the multispectral image. And it is superior to the existing fusion methods such as the method based on IHS transform, the method of non-subsampled Contourlet transform (NSCT) combined with PCNN, and the method of NSCT combined with NMF.

Key words image processing; image fusion; panchromatic and multispectral images; non-subsampled shearlet transform; improved projected gradient non-negative matrix factorization; pulse coupled neural network

OCIS codes 100.4145; 110.4234; 300.6550; 100.7410

1 引 言

目前,多源遥感卫星从地表获取大量数据,提供了众多具有不同空间分辨率、频谱分辨率和时相分辨率的遥感图像。高空间分辨率的全色图像,能够反映图像的整体空间结构信息,可详尽描述地物的细节特征;多光谱图像,地物光谱信息丰富,利于对地物进行识别、分类和解译,但其空间分辨率较低。将具有高空间分辨率的全色图像和光谱信息丰富的多光谱图像进行融合,能使多光谱图像具有较高的空间分辨率,获得比单一类型图像更完整、更丰富的地表信息,从而改善后续处理效果,可广泛应用于土地利用规划、植被覆盖分析、城区提取和地球资源调查等领域。

传统的多光谱图像和全色图像融合方法通常主要包括基于 Brovey 变换、亮度-色度-饱和度(IHS)变换^[1]、主成分分析(PCA)^[2]等方法。基于 IHS 变换和基于 PCA 的融合方法能有效地提高多光谱图像的空间分辨率,但存在较为严重的频谱失真现象。近年来,基于多分辨率分解的融合方法^[3-4]被广泛应用于多光谱和全色图像融合中,有效地解决了频谱失真问题。其中,基于小波变换的融合方法最为典型^[5],它虽然能够有效地保留光谱信息,但只能捕获点奇异性,表示的方向信息有限,缺乏平移不变性,不能真实地反映自然图像中的边缘或轮廓等空间细节特征,并不是最稀疏的函数表示方法。为此,人们提出了 Contourlet 变换、非下采样 Contourlet 变换(NSCT)^[6]、Shearlet 变换^[7]等高维函数稀疏表示方法。Shearlet 变换相比于 Contourlet 变换,具有类似的分解过程,能实现图像的最优逼近和多分辨率分析,数学结构较为简单,降低了运算复杂度。而 NSCT 是 Contourlet 的扩展,具有平移不变性,但其运算量也较大。非下采样 Shearlet 变换(NSST)则是 Shearlet 的推广应用,具备剪切波的所有优点且具有平移不变性,将其应用于多光谱和全色图像融合,可望进一步改善融合效果。

非负矩阵分解(NMF)是一种近年来提出的矩阵分解方法^[8-12],局部特性提取能力较强,用于遥感图像融合时,能整合不同遥感图像的优势区域,从而加强区域特征,得到更好的融合效果。文献[10-11]引入约束项,将传统的 NMF 进行扩展并应用于高光谱图像与全色图像的融合中,在光谱保持和图像细节方面优于传统的 IHS 算法,但引入约束项后,计算复杂度较高。改进投影梯度 NMF 算法,是一种效率较高的分解算法,可改善传统 NMF 算法收敛速度慢的问题。将其应用在低频系数融合中,有望改善图像融合效果。另一方面,对于高频子带系数的融合^[13-16],往往采用脉冲耦合神经网络(PCNN)算法,其具有脉冲同步性、全局耦合性等特性。文献[16]在 NSCT 域高频部分采用改进的 PCNN 融合算法,能够同时保留源图像的边缘信息和多光谱信息。

为了充分发挥 NSST、NMF、PCNN 等技术的优势,得到空间细节更加丰富、清晰度更高、具有较少光谱失真的融合图像,本文提出了一种基于改进投影梯度 NMF 和改进 PCNN 的 NSST 域多光谱和全色图像融合方法。对多光谱图像进行 IHS 变换,将其亮度分量与全色图像进行直方图匹配,增强全色图像的对比值;再对多光谱图像的亮度分量图像和全色图像分别进行 NSST 分解,在 NSST 域中,低频子带图像通过基于改进投影梯度 NMF 算法进行融合;高频子带图像采用改进的 PCNN 进行融合,充分发挥 PCNN 的优势,提高融合性能。将文中方法与基于 IHS 变换、基于 IHS-Curvelet、基于 NSCT 和 NMF^[6]、基于 NSCT 和 PCNN^[16]等 5 种融合方

法进行了比较,论证了本文方法的优越性。

2 NSST、改进投影梯度 NMF 及 PCNN 的基本原理

2.1 非下采样 Shearlet 变换

Shearlet 变换由具有合成膨胀的仿射系统构造^[7],通过对函数进行伸缩、平移、旋转等操作,生成基函数,具有结构简单、各向异性、最优稀疏表征图像等优点。当维数等于 2 时,其形式表示为

$$\mathbf{M}_{AB}(\psi) = \{\psi_{j,l,k}(x) = |\det \mathbf{A}|^{j/2} \psi(\mathbf{B}^l \mathbf{A}^j x - k) \mid j, l \in \mathbf{Z}, k \in \mathbf{Z}^2\}, \quad (1)$$

式中函数集 $\psi \in L^2(\mathbf{R}^2)$, $L^2(\mathbf{R}^2)$ 表示二维能量有限函数空间, \mathbf{A} 和 \mathbf{B} 为 2 阶可逆矩阵。若 $\forall f \in L^2(\mathbf{R}^2)$, 满足 $\sum_{j,l,k} |\langle f, \psi_{j,l,k} \rangle| = \|f\|^2$, 则 $\mathbf{M}_{AB}(\psi)$ 的元素称为合成小波。Shearlet 是合成小波的一种特殊情况,此时矩阵 \mathbf{A} 为具

有各向异性的膨胀矩阵, $\mathbf{A} = \begin{pmatrix} 4 & 0 \\ 0 & 2 \end{pmatrix}$; 矩阵 \mathbf{B} 为剪切矩阵, $\mathbf{B} = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$ 。

NSST 的离散化过程主要分为多尺度分解和方向局部化两个步骤。多尺度分解利用非下采样金字塔实现;方向局部化则由改进的剪切滤波器(SF)完成,它将 Shearlet 中的标准 SF 从伪极化坐标映射到笛卡尔坐标,整个过程直接通过二维卷积完成,以免进行下采样操作,使其具有平移不变性。具体实现步骤如下:

- 1) 用非下采样金字塔分解将图像分解为低频图像和细节图像;
- 2) 对细节图像构建 Meyer 窗,进行多尺度分解,获得不同的方向子带系数;
- 3) 对每一个方向子带进行傅里叶逆变换,从而得到非下采样剪切波系数。

2.2 改进投影梯度 NMF 算法

为了更为有效地提取和描述图像的特征,提出了 NMF 方法,其基本原理是将一个 $m \times n$ 阶非负矩阵 \mathbf{V} 分解成 $m \times r$ 阶非负矩阵 \mathbf{W} 和 $r \times n$ 阶非负矩阵 \mathbf{H} , 即

$$\mathbf{V} = \mathbf{W}\mathbf{H}, \quad (2)$$

式中 \mathbf{W} 为基矩阵,表示原始数据的特征结构, \mathbf{H} 为系数矩阵。

求解 \mathbf{W} 和 \mathbf{H} 的两个常用目标函数为

$$E(\mathbf{V} \parallel \mathbf{W}\mathbf{H}) = \|\mathbf{V} - \mathbf{W}\mathbf{H}\|_F^2 = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \left[V_{ij} - (\mathbf{W}\mathbf{H})_{ij} \right]^2, \quad (3)$$

$$D(\mathbf{V} \parallel \mathbf{W}\mathbf{H}) = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \left[V_{ij} \log \frac{V_{ij}}{(\mathbf{W}\mathbf{H})_{ij}} - V_{ij} + (\mathbf{W}\mathbf{H})_{ij} \right], \quad (4)$$

式中 $\forall i, a, j$ 有 $\mathbf{W}_{ia} > 0$ 且 $\mathbf{H}_{aj} > 0$, 其中 $\|\cdot\|_F$ 为 Frobenius 范式, (3) 式为欧氏距离, (4) 式为 Divergence 距离。

为降低上述 NMF 算法迭代的复杂度,提高 NMF 的效率, NMF 的求解问题可优化为下面两个子目标函数^[17-18]:

$$\min_{\mathbf{H}} \bar{f}(\mathbf{H}) = \|\mathbf{V} - \mathbf{W}\mathbf{H}\|_F^2 = \sum_i \sum_j \left[V_{ij} - (\mathbf{W}\mathbf{H})_{ij} \right]^2, \mathbf{H}_{bj} \geq 0, \forall b, j, \quad (5)$$

$$\min_{\mathbf{W}} \bar{f}(\mathbf{W}) = \|\mathbf{V}^T - \mathbf{H}^T \mathbf{W}^T\|_F^2 = \sum_i \sum_j \left[V_{ij} - (\mathbf{W}\mathbf{H})_{ij} \right]^2, \mathbf{W}_{ib} \geq 0, \forall i, b. \quad (6)$$

(5) 式中如果记 $\bar{\mathbf{H}}$ 为当前结果,则利用投影梯度 $\hat{\mathbf{H}} \equiv P[\bar{\mathbf{H}} - \alpha \nabla \bar{f}(\bar{\mathbf{H}})]$ 将 $\bar{\mathbf{H}}$ 更新为 $\hat{\mathbf{H}}$, 其中投影梯度 $P(x) = \max(0, x)$, α 为步长,更新 α 的算法步骤见文献[19]。同理, (6) 式中可将当前 $\bar{\mathbf{W}}$ 更新为 $\hat{\mathbf{W}}$ 。

$\hat{\mathbf{H}} \equiv P[\bar{\mathbf{H}} - \alpha \nabla \bar{f}(\bar{\mathbf{H}})]$ 的复杂度为 $O(nmr)$, 若有 t 个 $\bar{\mathbf{H}}$, 则复杂度为 $O(tnmr)$ 。为进一步降低算法复杂度,可通过调整求解步长 α 的迭代过程

$$(1 - \sigma) \langle \bar{f}(\bar{\mathbf{H}}), \hat{\mathbf{H}} - \bar{\mathbf{H}} \rangle + \frac{1}{2} \langle \hat{\mathbf{H}} - \bar{\mathbf{H}}, (\mathbf{W}^T \mathbf{W})(\hat{\mathbf{H}} - \bar{\mathbf{H}}) \rangle \leq 0, \quad (7)$$

(7) 式的计算量主要在于 $(\mathbf{W}^T \mathbf{W})(\hat{\mathbf{H}} - \bar{\mathbf{H}})$, 复杂度只有 $O(mr^2)$ 。

2.3 脉冲耦合神经网络

PCNN 是由多个神经元相互链接而成的一种反馈网络,其每个神经元由接收域、调制域和脉冲发生器构

造。标准 PCNN 模型用于图像处理时,需要设置很多的参数,控制不方便。故采用一种简化的 PCNN 模型,其数学表达式为

$$\begin{cases} F_{ij}(n) = S_{ij} \\ L_{ij}(n) = L_{ij}(n-1) \times \exp(-\alpha_L) + V_L \sum_{pq} \omega_{ij,pq} Y_{pq}(n-1) \\ U_{ij}(n) = F_{ij}(n)[1 + \beta L_{ij}(n)] \\ \theta_{ij}(n) = \theta_{ij}(n-1) \times \exp(-\alpha_\theta) + V_\theta Y_{ij}(n-1) \\ Y_{ij}(n) = \text{step}[U_{ij}(n) - \theta_{ij}(n)] \end{cases}, \quad (8)$$

式中 n 为迭代次数, (i, j) 表示图像中像素的坐标位置,即神经元的标号, S_{ij} 表示外部输入的刺激信号, F_{ij} 为神经元的输入项, L_{ij} 为链接输入项, β 表示链接强度, Y_{pq} 表示 PCNN 输出, U_{ij} 为神经元的内部活动项, $\omega_{ij,pq}$ 为神经元的突触连接系数, p, q 为 PCNN 中链接范围大小, Y_{pq} 表示 PCNN 输出, V_L 为链接输入的放大系数, α_L 、 α_θ 为时间衰减常数, θ_{ij} 为动态阈值, V_θ 为阈值放大系数。 $Y_{ij}(n)=1$ 表示神经元被激活,产生一个脉冲; $Y_{ij}(n)=0$ 表示没有被激活。

当神经元产生脉冲输出时,其动态门限会增加,不再产生脉冲输出,故门限开始衰减,当门限值衰减到小于其内部活动项时,脉冲再次产生,如此循环。

3 本文方法原理及步骤

针对多光谱和全色图像融合的特点,根据 IHS 变换、NSST、NMF 和 PCNN 各自的优势进行融合策略设计,提出一种基于改进投影梯度 NMF 和改进 PCNN 的 NSST 域多光谱和全色图像融合方法。其流程如图 1 所示。

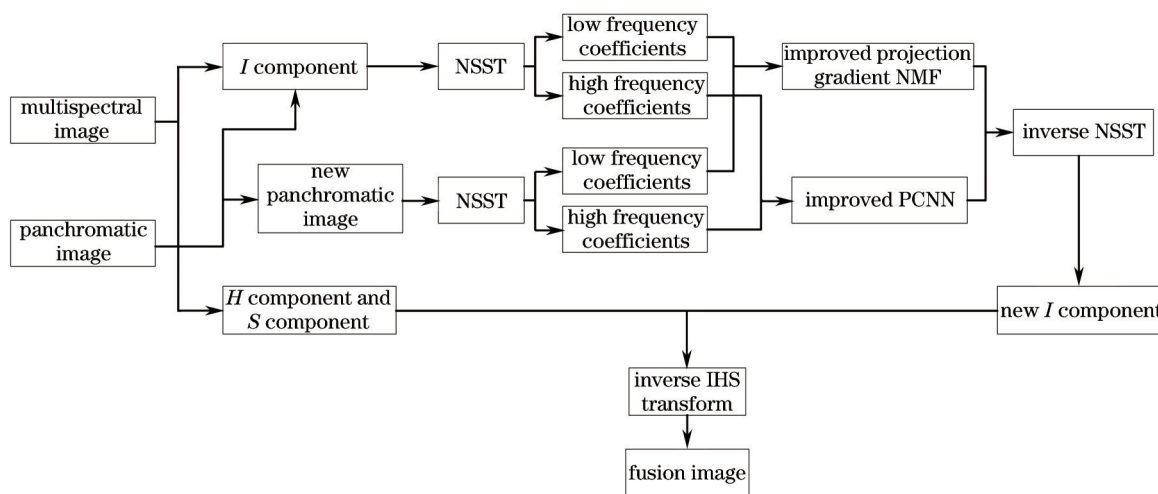


图 1 本文方法流程图

Fig.1 Flow chart of proposed method

3.1 IHS 变换

亮度、色度和饱和度是用来识别颜色的重要参数,一幅 RGB 图像可经 IHS 变换分解成空间信息(I 分量)和光谱信息(H, S 分量)。色度和饱和度往往代表图像的光谱信息,调整图像的亮度大小很难影响图像的光谱信息。可见,多光谱与全色图像融合更适用于 IHS 系统。为了能够较好地使融合后图像保留光谱信息和增加地物细节信息,先利用 IHS 变换对待融合的多光谱图像进行处理,并根据分离出的亮度 I 分量来增强全色图像的对比度,最后通过 IHS 逆变换得到融合图像。具体过程如下:

- 1) 通过 IHS 变换对多光谱图像进行分解,得到亮度 I 分量、色度 H 分量和饱和度 S 分量;
- 2) 根据多光谱图像分解出的亮度 I 分量,将全色图像进行直方图匹配,提高全色图像整体对比度;
- 3) 将多光谱图像 I 分量图像和全色图像进行融合,得到融合 I' 分量,将 I' 分量、分离的色度 H 分量及饱和度 S 分量进行 IHS 逆变换,实现融合。

3.2 基于 NSST 的融合规则

采用像素级融合方法,直接对图像的灰度值进行运算,使融合效果更佳。主要过程为:

- 1) 对全色图像和多光谱图像的 I 分量分别进行 NSST 分解;
- 2) 针对低频系数和高频子带系数分别采用不同的融合方法进行处理,得到融合图像的 NSST 系数;
- 3) 再分别进行非下采样 Shearlet 逆变换和 IHS 逆变换得到融合图像。在上述融合过程中,所选取的融合规则将直接影响融合的效果。

3.2.1 低频系数融合规则

对于低频分量,由于它对源图像的近似,只描述图像的基本结构,基本不包括边缘、轮廓等高频细节信息。

图像融合中,源图像往往可理解为真实图像在不同类型传感器中所形成的像,加入了背景噪声而获得的。将 NMF 方法用于图像融合中,即所有源图像构成的矩阵 V ,可由加权的真实图像 WH 和背景噪声 σ 相加而成,即 $V = WH + \sigma$ 。利用上述的非负矩阵分解算法进行迭代, $r=1$ 时就得到一个唯一的特征基 W ,该特征基 W 包含了参与融合的两幅图像的整体特征,可用于源图像的近似再现,且使 σ 趋近于收敛,有效抑制背景噪声,并且尽可能多地保持光谱特性,从而达到图像融合的目的。最后可将特征基 W 还原到源图像的像素级上,即可获得比源图像效果都好的融合图像。因此,选取改进投影梯度 NMF 算法对 NSST 分解的低频系数进行融合,得到了融合后图像的低频系数,其包含两幅源图像原始数据的总体特征。

3.2.2 高频子带系数融合规则

图像经 NSST 分解得到的高频子带系数主要为图像在各个不同方向的边缘细节信息。高频子带系数的融合规则会直接影响到融合图像的清晰度和边缘等细节信息的保持程度。目前常用的频域系数融合规则包括绝对值取大、局部梯度、局部方差和局部能量等。其中,在选取高频子带系数时,绝对值取大准则和局部梯度准则往往会受孤立噪声影响,可能导致选择不恰当的子带系数;而对于局部方差和局部能量准则,以局部范围的子带系数做整体考虑,而没有顾及每个像素所包含的独立信息。

为了克服上述融合准则的不足,将 PCNN 算法引入到高频子带系数的融合中,充分利用源图像的全局信息,根据其优点选取高频子带系数。高频子带图像中每个像素点的灰度值可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;在 PCNN 中,每个神经元依据输入信号的情况判断是否点火;PCNN 输出每一个神经元的点火状况,其输出构成的图像即用来表示经 PCNN 处理后的图像。但只使用子带系数作为刺激输入信号是不够的,而图像的空间频率是图像整体活跃程度的体现,图像空间频率值越大,其整体越活跃,故 PCNN 的刺激输入选用一种改进的空间频率方法。对 $M \times N$ 的矩阵,其空间频率为

$$M_{SF} = \sqrt{R_F^2 + C_F^2}, \quad (9)$$

式中 R_F 为行频率, C_F 为列频率。 $R_F = \sqrt{\frac{1}{M(N-1)} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N (f_{m,n+1} - f_{m,n})^2}$, $C_F = \sqrt{\frac{1}{(M-1)N} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N (f_{m+1,n} - f_{m,n})^2}$ 。但该空间频率只包含了水平和垂直两个方向信息,缺乏对角方向信息,融合结果势必丢失一部分细节信息。故采用加入了对角频率 (D_{F_1} , D_{F_2}) 的改进的空间频率 M_{SF} , 其定义为

$$M_{SF} = \sqrt{R_F^2 + C_F^2 + D_{F_1}^2 + D_{F_2}^2}, \quad (10)$$

式中 对角频率 D_{F_1} 、 D_{F_2} 分别为 $D_{F_1} = \sqrt{\frac{1}{(M-1)(N-1)} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N (f_{m+1,n+1} - f_{m,n})^2}$, $D_{F_2} = \sqrt{\frac{1}{(M-1)(N-1)} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N (f_{m,n+1} - f_{m+1,n})^2}$ 。

现以改进的空间频率作为 PCNN 的刺激输入,即 $M_{SFij}(n) = F_{ij}(n)$, 具体过程如下:

- 1) 采用 3×3 的窗口遍历多光谱图像 I 分量和全色图像 P , 计算其 NSST 域高频子带系数的空间频率,并归一化到 $[0,1]$ 之间,作为 PCNN 的馈送输入 s_{ij}^I , s_{ij}^P 。
- 2) 设最大迭代次数为 N_{max} , 给定 PCNN 参数的初值。通常情况下,初始状态的 PCNN 均没有进行点火,PCNN 的初值设定为 $L_{ij}(0) = U_{ij}(0) = \theta_{ij}(0) = Y_{ij}(0) = 0$ 。
- 3) 根据(8)式计算所有的中间结果,并计算点火次数 $T_{ij}(n) = T_{ij}(n-1) + Y_{ij}(n)$, 其中, $T_{ij}(0) = 0$ 。
- 4) 当迭代次数 $n < N_{max}$ 时,转 3), 直到迭代次数满足 $n = N_{max}$ 时,停止迭代。

5) 得到决策矩阵 D , 其 (i,j) 像素的 $D(i,j) = \begin{cases} 1, & T_{ij}^l(N_{\max}) \geq T_{ij}^p(N_{\max}) \\ 0, & \text{else} \end{cases}$ 。

6) 根据决策矩阵确定融合图像的高频子带系数 $C^f(i,j) = \begin{cases} C^l(i,j), & D(i,j) = 1 \\ C^p(i,j), & D(i,j) = 0 \end{cases}$ 。其中 $C^l(i,j)$, $C^p(i,j)$ 分别代

表 NSST 域多光谱和全色图像高频子带系数。

3.3 具体融合步骤

- 1) 将多光谱图像从 RGB 系统变换至 IHS 系统;
- 2) 依据多光谱图像分解的 I 分量, 将全色图像与其进行直方图匹配, 得到新的全色图像 P ;
- 3) 对 I 分量及新的全色图像 P 分别进行 NSST 分解;
- 4) 对 NSST 分解所得到低频系数和低频子带系数, 分别利用不同的融合方法进行处理, 低频系数根据改进投影梯度 NMF 算法进行融合, 高频子带系数则利用改进的 PCNN 方法进行处理;
- 5) 对融合后的低频系数和处理后的高频子带系数进行非下采样 Shearlet 逆变换, 得到融合图像的亮度分量 I' ;
- 6) 对 I' 分量和原始多光谱图像分解后的 H 、 S 分量进行 IHS 逆变换, 获得最终的融合结果。

4 实验结果与分析

为了验证方法的有效性, 利用上述提出的基于改进投影梯度 NMF 和改进 PCNN 的 NSST 域多光谱和全色图像融合方法, 对大量全色图像及多光谱图像做了融合实验, 并与传统的基于 IHS 变换以及近年来提出的基于 IHS-Curvelet、基于 IHS-Shearlet、基于 NSCT 和 PCNN^[16]、基于 NSCT 和 NMF^[6] 等 5 种图像融合方法的结果进行了比较。因篇幅限制, 现以两组大小分别为 256 pixel×256 pixel 和 512 pixel×512 pixel 的全色和多光谱图像为例加以说明, 两幅图像均已进行过图像配准。图 2 给出了两组全色图像和多光谱图像, 第 1 组为某地区 3 个波段的全色图像和多光谱图像; 第 2 组为某地区的 SPOT5 卫星的全色图像和 LANDSAT TM 的波段为 3, 2, 1 的合成多光谱图像, 空间分辨率分别为 10 m 和 30 m。图 3 和图 4 分别给出了针对上述两组图像利用 6 种融合方法的实验结果。

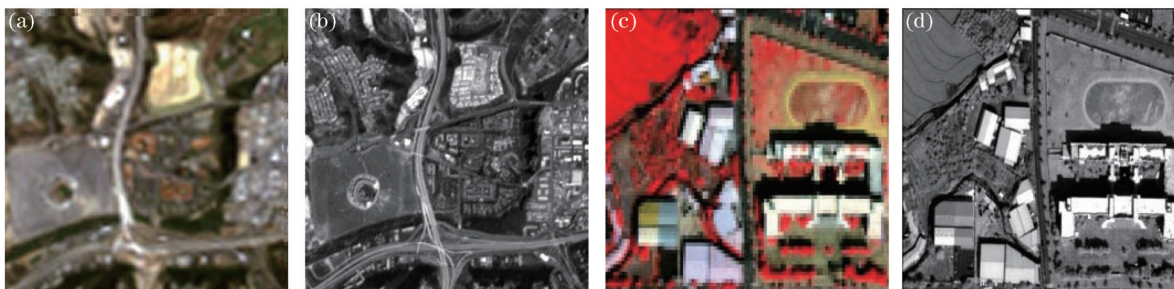


图 2 两组多光谱图像和全色图像。(a) 第 1 组多光谱图像; (b) 第 1 组全色图像; (c) 第 2 组多光谱图像; (d) 第 2 组全色图像
Fig.2 Two groups of multispectral and panchromatic images. (a) Multispectral image of group 1; (b) panchromatic image of group 1; (c) multispectral image of group 2; (d) panchromatic image of group 2

实验参数设置如下: NSST 中, 采用 maxflat 滤波器进行多尺度分解, 方向分解级数取 3, 各层带通方向子带数目为 6, 6, 10; 改进投影梯度 NMF 算法中, 最大迭代次数取 200。PCNN 的参数选取如下: $N=200$,

$$\alpha_L = 1.0, \alpha_\theta = 0.2, V_L = 1.0, V_\theta = 20, \omega = \begin{bmatrix} 0.707 & 1 & 0.707 \\ 1 & 0 & 1 \\ 0.707 & 1 & 0.707 \end{bmatrix}。图像融合实验环境: Intel (R) Core (TM)2 Duo CPU$$

2.10 GHz 主频, 2 GB 内存、MatlabR2009a。

图 3(a)和图 4(a)为传统的基于 IHS 变换融合的图像, 保留了全色图像丰富的空间信息, 但部分区域出现了较为明显的频谱失真现象; 图 3(b)和图 4(b)为采用 IHS-Curvelet 方法的融合结果, 空间信息有所加强, 但部分光谱信息丢失。图 3(c)和图 4(c)为采用 IHS-Shearlet 方法融合的图像, 光谱信息较为丰富, 但细节很不清

楚,有点模糊。图 3(d)和图 4(d)为采用 NSCT 与 NMF 相结合的方法融合后的图像,虽然多光谱图像的光谱信息得到了较好的保留,但 NMF 方法仅仅融合了两幅待融合图像的整体特征,在边缘、轮廓等细节方面不够清楚,且该方法融合结果的空间分辨率低于基于 NSCT 与 PCNN 的方法,融合结果细节方面仍需改进;本文方法所得融合结果如图 3(f)和图 4(f)所示,可看到融合图像的空间分辨率有所提高,而且融合图像也充分地保留了原始多光谱图像的光谱信息,光谱畸变少,细节更为清晰,视觉效果更佳。

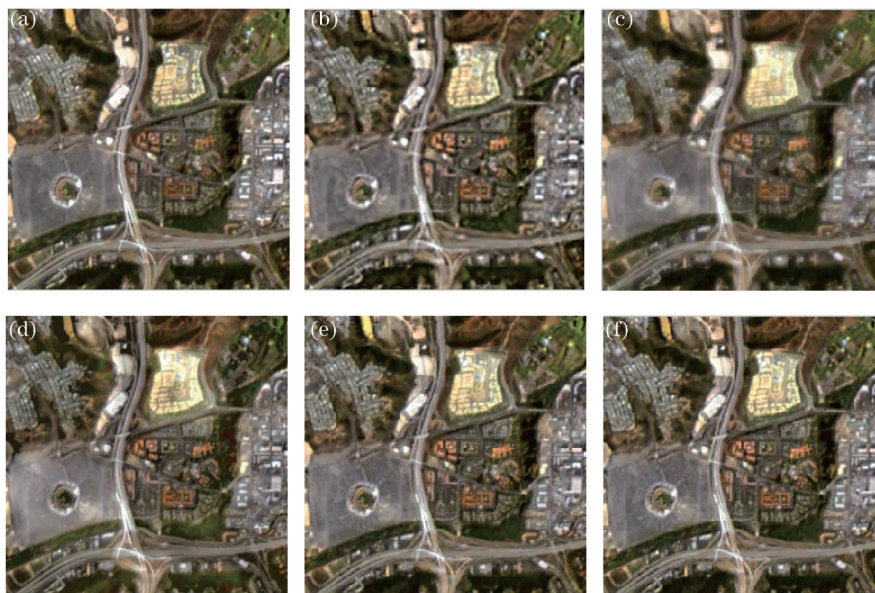


图 3 第 1 组不同方法融合后的图像。(a) IHS 变换;(b) NSCT 和 NMF;(c) IHS-Curvelet;(d) IHS-Shearlet;(e) NSCT 和 PCNN;(f) 本文方法

Fig.3 Results of six fusion methods of group 1. (a) IHS transform; (b) NSCT and NMF; (c) IHS-Curvelet; (d) IHS-Shearlet; (e) NSCT and PCNN; (f) proposed method



图 4 第 2 组不同方法融合后的图像。(a) IHS 变换;(b) NSCT 和 NMF;(c) IHS-Curvelet;(d) IHS-Shearlet;(e) NSCT 和 PCNN;(f) 本文方法

Fig.4 Results of six fusion methods of group 2. (a) IHS transform; (b) NSCT and NMF; (c) IHS-Curvelet; (d) IHS-Shearlet; (e) NSCT and PCNN; (f) proposed method

为了能够客观定量评估融合图像的质量,选取平均梯度、相关系数、空间频率、光谱扭曲度、相对整体维数综合误差(ER GAS)和空间相关系数(sCC)作为客观定量评价指标^[10]。平均梯度可以体现图像轻微细节变

化及纹理差异,能够评价图像的清晰程度,平均梯度值越高,图像越清晰;ERGAS用来衡量光谱质量,其值越小,融合图像光谱质量越高;相关系数反映了融合图像与多光谱图像的相关程度,相关系数值越大,则融合图像的光谱信息改变程度越小;空间频率则是图像的总活程度度的大体反映,空间频率值越大,图像往往越活跃;光谱扭曲度代表了图像的光谱失真程度,光谱扭曲度越大,则说明图像失真越严重。sCC则体现了融合图像的空间细节,其值越大,表示其空间细节质量越高。表1给出了上述两组数据的6种融合方法的客观定量评价指标。

表1 6种图像融合方法的性能评价

Table 1 Quantitative evaluation results of six image fusion methods

Data	Method	Band	Average gradient	Correlation coefficient	Spatial frequency	Spectral distortion	sCC	ERGAS
First group data	IHS	R	19.7148	0.7263	26.4573	25.8817	0.9989	
		G	18.2596	0.7552	24.6952	23.5544	0.9858	6.8206
		B	15.4998	0.8453	21.5514	18.2749	0.9423	
	IHS-Curvelet	R	19.9283	0.8318	25.3545	21.5584	0.6745	
		G	18.4143	0.8519	23.5672	19.5458	0.6750	5.2916
		B	15.6255	0.9108	20.5839	14.8113	0.6449	
	IHS-Shearlet	R	14.1389	0.9038	18.3194	15.2200	0.8971	
		G	13.1694	0.9190	17.1425	13.7256	0.8965	3.9029
		B	11.8342	0.9542	15.6139	10.3751	0.8479	
	NSCT and NMF	R	18.5418	0.8413	24.3589	21.2594	0.9334	
		G	17.0986	0.8639	22.5070	19.2081	0.9414	5.1071
		B	14.7535	0.9245	19.6233	13.9206	0.9139	
	NSCT and PCNN	R	21.1270	0.7930	27.5982	23.1101	0.9703	
		G	19.4281	0.8146	25.4923	20.9900	0.9790	5.9131
		B	16.1772	0.8882	21.7991	16.0306	0.9495	
	Proposed	R	21.3137	0.8491	27.9491	19.8965	0.9664	
		G	19.5799	0.8672	25.8253	18.0807	0.9767	5.0457
		B	16.3330	0.9162	22.1795	14.0146	0.9512	
Second group data	IHS	R	28.7029	0.7694	42.4984	36.2753	0.9892	
		G	21.7579	0.9259	35.1880	20.8703	0.8302	6.6800
		B	19.8399	0.9375	33.1068	17.5182	0.7851	
	IHS-Curvelet	R	29.4890	0.9140	41.8608	21.7304	0.4299	
		G	20.4623	0.9434	33.2932	14.6693	0.3979	4.9294
		B	18.7666	0.9556	31.3344	12.1554	0.3982	
	IHS-Shearlet	R	21.8032	0.9716	30.6036	11.6010	0.7966	
		G	16.3541	0.9831	24.7072	7.4640	0.6963	2.7363
		B	15.6894	0.9862	24.2346	6.2582	0.6508	
	NSCT and NMF	R	27.1430	0.9500	38.4959	18.6014	0.7997	
		G	19.7239	0.9698	30.3982	12.1077	0.7315	4.2817
		B	18.5185	0.9743	29.3066	10.1737	0.7012	
	NSCT and PCNN	R	28.7326	0.9282	40.5419	21.2817	0.8491	
		G	20.2938	0.9550	30.8691	14.3587	0.8169	4.5209
		B	18.8554	0.9621	29.4823	11.7603	0.7845	
	Proposed	R	30.2856	0.9275	41.4747	15.4430	0.8315	
		G	22.4178	0.9549	31.2080	10.0421	0.8236	4.1659
		B	20.5925	0.9622	29.5816	8.5098	0.8037	

从表1中可以看出,基于IHS方法得到的融合结果,ERGAS偏大,光谱发生畸变。基于IHS-Curvelet方法得到的融合结果在ERGAS指标上有所降低,但仍较高。基于IHS-Shearlet方法的融合结果在ERGAS指标上最低,保留了较为完整的光谱信息,但是sCC指标太低,丢失了全色图像的空间细节信息。NSCT和非负矩阵分解相结合的方法得到的融合图像在相关系数和光谱扭曲度指标上有较大的优势,保留了较好的光谱特征,但平均梯度、空间频率、sCC并不总是占优势,细节信息不够丰富,这是由于NMF算法能够有效抑制背景噪声,并且尽可能多地保持了光谱特性,但在细节纹理部分不占优势;NSCT和PCNN相结合的方法得到的融合结果的sCC较高,细节纹理、边缘清晰,但是相关系数较低,且光谱扭曲度偏大,ERGAS偏大,表明光谱失真较严重;本文提出的融合方法是对上述方法的综合与改进,ERGAS较低,sCC也较高,既保留了较好的光谱信息,也注入了全色图像较高的空间分辨率,达到了较好的平衡。NSST能够分解得到更多的方向子带,低频系数根据改进投影梯度NMF方法可以很好地保留丰富的光谱特性,高频系数利用改进的PCNN能够使细节更加清晰,使融合结果更能突出目标、边缘、纹理等细节特征信息,融合效果最好。综合来看,无论在主观还是客观定量评价指标上,该方法都有一定的优势,达到了光谱信息与空间细节的平衡,视觉效果更好。

5 结 论

提出了一种基于改进投影梯度NMF和改进PCNN的NSST域多光谱和全色图像融合方法。该方法充分利用了NSST的多分辨率分析和多方向性等性质,利用改进投影梯度的NMF方法融合低频系数,对高频子带系数则采用改进的PCNN方法融合,通过在不同频域依据不同的融合规则,更好地实现了多光谱和全色图像的融合。大量实验结果表明,提出的图像融合方法在进一步提高融合图像空间分辨率的同时,能更好地保留光谱信息,达到了光谱信息与空间细节信息之间的平衡,图像视觉效果更好,是一种行之有效的多光谱和全色图像融合方法。

参 考 文 献

- 1 C L Chien, W H Tsai. Image fusion with no gamut problem by improved nonlinear IHS transforms for remote sensing [J]. IEEE Trans Geosci Remote Sens, 2014, 52(1): 651-663.
- 2 Xia Yu, Qu Shiru. Color image fusion framework based on improved (2D)²PCA [J]. Acta Optica Sinica, 2014, 34(10): 1010001.
夏余, 曲仕茹. 改进(2D)²PCA的彩色图像融合框架[J]. 光学学报, 2014, 34(10): 1010001.
- 3 Zhou Yuren, Geng Aihui, Wang Ying, *et al.*. Contrast enhanced fusion of infrared and visible images [J]. Chinese J Lasers, 2014, 41(9): 0909001.
周渝人, 耿爱辉, 王莹, 等. 基于对比度增强的红外与可见光图像融合[J]. 中国激光, 2014, 41(9): 0909001.
- 4 Yin Wen, Li Yuanxiang, Zhou Zeming, *et al.*. Remote sensing image fusion based on sparse representation [J]. Acta Optica Sinica, 2013, 33(4): 0428003.
尹雯, 李元祥, 周则明, 等. 基于稀疏表示的遥感图像融合方法[J]. 光学学报, 2013, 33(4): 0428003.
- 5 Xin Yanan, Deng Lei. An improved remote sensing image fusion method based on wavelet transform [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2013, 50(2): 021001.
辛亚楠, 邓磊. 基于小波变换的遥感图像融合方法研究[J]. 激光与光电子学进展, 2013, 50(2): 021001.
- 6 Y Wu, C Wu, S Wu. Fusion of multispectral image and panchromatic image based on NSCT and NMF [J]. Journal of Beijing Institute of Technology, 2012, 21(3): 415-420.
- 7 Wang Chaohui, Wang Jiaqi, Zhao Degong, *et al.*. Image fusion based on Shearlet and improved PCNN [J]. Laser & Infrared, 2012, 42(2): 213-216.
王朝晖, 王佳琪, 赵德功, 等. 基于Shearlet与改进PCNN的图像融合[J]. 激光与红外, 2012, 42(2): 213-216.
- 8 Miao Qiguang, Wang Baoshu. Multi-focus image fusion based on non-negative matrix factorization [J]. Acta Optica Sinica, 2005, 25(6): 755-759.
苗启广, 王宝树. 基于非负矩阵分解的多聚焦图像融合研究[J]. 光学学报, 2005, 25(6): 755-759.
- 9 N Yokoya, T Yairi, A Iwasaki. Coupled nonnegative matrix factorization unmixing for hyperspectral and multispectral data fusion [J]. IEEE Trans Geosci Remote Sens, 2012, 50(2): 528-537.
- 10 An Zhenyu, Shi Zhenwei. Hyperspectral image fusion via sc-NMF [J]. Infrared and Laser Engineering, 2013, 42(10): 2718-2723.
安振宇, 史振威. 基于sc-NMF的高光谱图像融合[J]. 红外与激光工程, 2013, 42(10): 2718-2723.

- 11 Wang Zhongni, Yu Xian Chuan, Zhang Libao. A remote sensing image fusion algorithm based on non-negative matrix factorization [J]. Journal of Beijing Normal University (Natural Science), 2008, 44(4): 387-390.
王仲妮, 余先川, 张立保. 基于受限的非负矩阵分解的多光谱和全色遥感影像融合[J]. 北京师范大学学报: 自然科学版, 2008, 44(4): 387-390.
- 12 Qu Xiaobo, Yan Jingwen, Xiao Hongzhi, *et al.*. Image fusion algorithm based on spatial frequency-motivated pulse coupled neural networks in nonsubsamped contourlet transform domain [J]. Acta Automatica Sinica, 2008, 34(12): 1508-1514.
- 13 G S El-Taweel, A K Helmy. Image fusion scheme based on modified dual pulse coupled neural network [J]. IET Image Processing, 2013, 7(5): 407-414.
- 14 Jiang Ping, Zhang Qiang, Li Jing, *et al.*. Fusion algorithm for infrared and visible image based on NSST and adaptive PCNN [J]. Laser & Infrared, 2014, 44(1): 108-113.
江 平, 张 强, 李 静, 等. 基于 NSST 和自适应 PCNN 的图像融合算法[J]. 激光与红外, 2014, 44(1): 108-113.
- 15 W W Kong, Y J Lei, Y Lei, *et al.*. Image fusion technique based on non-subsampled contourlet transform and adaptive unit-fast-linking pulse-coupled neural network [J]. IET Image Processing, 2011, 5(2): 113-121.
- 16 Li Xin'e, Ren Jianyue, Lü Zengming, *et al.*. Fusion method of multispectral and panchromatic images based on improved PCNN and region energy in NSCT domain [J]. Infrared and Laser Engineering, 2013, 42(11): 3096-3102.
李新娥, 任建岳, 吕增明, 等. 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[J]. 红外与激光工程, 2013, 42(11): 3096-3102.
- 17 Gao Tao, He Mingyi. Using improved non-negative matrix factorization with projected gradient for single-trial feature extraction[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2010, 32(5): 1121-1125.
高 涛, 何明一. 改进投影梯度非负矩阵分解的单训练样本特征提取研究[J]. 电子与信息学报, 2010, 32(5): 1121-1125.
- 18 C J Lin. Projected gradient methods for nonnegative matrix factorization[J]. Neural Computation, 2007, 19(10): 2756-2779.
- 19 Yang Yuetao, Zhu Ming, He Baigen, *et al.*. Fusion algorithm based on improved projected gradient NMF and NSCT [J]. Optics and Precision Engineering, 2011, 19(5): 1143-1150.
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.

栏目编辑: 苏 岑