

Contourlet 变换与粒子群优化相耦合的遥感图像融合方法

谷志鹏 贺新光

(湖南师范大学资源与环境科学学院 长沙 410081)

摘要 为有效优化融合图像中多光谱特性的保持和空间信息的保留,提出一种结合 Contourlet 变换与粒子群优化算法的遥感图像融合方法。通过设定粒子群优化算法的目标适应度函数,使其依赖于融合结果图像的客观评价指标,并自适应地获取低频子带的最优加权系数和高频子带间结构相似度阈值的最优值,从而得到优化的融合图像。首先将全色图像和多光谱图像的亮度 I 分量分别进行 Contourlet 变换,根据分解后的低频系数和高频系数不同的特征信息,在低频系数上以信息熵与相对偏差的差值作为目标适应度函数,采用优化算法自适应地寻找最优加权系数进行融合;在高频系数上以结构相似度作为目标适应度函数,搜索结构相似度的最优阈值 p ,再采用基于区域结构相似度的融合规则进行融合;最后经 Contourlet 和 IHS 逆变换得到融合图像。仿真实验结果表明:提出的方法能很好地兼顾多光谱图像光谱信息的保持和全色图像空间信息的保留。

关键词 遥感图像融合, Contourlet 变换, 粒子群优化, 结构相似度

中图法分类号 TP391 文献标识码 A

Remote Sensing Images Fusion Method Coupling Contourlet Transform with Particle Swarm Optimization

GU Zhi-peng HE Xin-guang

(College of Resources and Environmental Science, Hunan Normal University, Changsha 410081, China)

Abstract In order to effectively optimize the retention of multi-spectral characteristic and the reservation of spatial information in the fusion image, we presented a remote sensing image fusion method by coupling contourlet transform and particle swarm optimization (PSO). The optimized fusion image is achieved by setting the PSO fitness functions which depend on the objective evaluation indexes of fusion image. The optimal weighting coefficient of lowpass sub-band and the best threshold for the regional structure similarity of highpass sub-band are adaptively obtained by PSO. Firstly, the panchromatic image and I component of multispectral image are decomposed respectively by using the contourlet transform. According to the different feature information, the difference between entropy and relative deviation is regarded as PSO fitness function to adaptively find the best weighting coefficient by the optimized algorithm in the lowpass sub-band. Meanwhile, the structure similarity is considered as PSO fitness function to search the best threshold p and the fusion rules of regional structure similarity is used to fuse image in the highpass sub-band. Finally, the fused image is reconstructed by inverse transform of contourlet and IHS. The simulation experiment results show that the proposed algorithm can effectively preserve the spectral information and spatial information of the original images.

Keywords Remote sensing image fusion, Contourlet transform, Particle swarm optimization, Structural similarity

1 引言

随着遥感技术的迅速发展,涌现了光学、热红外和微波等大量不同卫星传感器对地观测的应用。如何合理地利用不同类型的图像数据资源,成为了遥感图像融合领域的一个重要研究课题。遥感图像融合就是按照一定的算法对同一区域具有不同光谱信息与空间信息的遥感图像进行处理,以实现全色图像空间信息和多光谱图像光谱信息的有机结合,从而获得光谱信息和空间信息保持较为完好的融合图像^[1]。

近年来,随着小波理论的发展,小波变换^[2]在遥感图像融

合领域得到了广泛的应用。小波变换是一种基于时频分析的方法,能够很好地处理图像的局部特征,但它分离后只能捕获水平、垂直和对角 3 个方向的信息,且这 3 个方向是各向同性的;同时小波基的支撑区间为不同尺寸大小的正方形,因此它无法精确地表达图像的轮廓及边缘方向信息。针对小波变换的局限性,Do 等^[3]在 2002 年提出了 Contourlet 变换。与小波变换相比,Contourlet 变换不仅继承了小波变换的多分辨和时频局部化特性,同时又兼具良好的方向性和各向异性,能够准确地捕捉到不同尺度、不同频率的方向子带中的图像边缘特征信息,更好地保留了原始图像的细节信息。因此,Con-

本文受国家自然科学基金项目(41472238),湖南省“十二五”重点学科地理学,湖南省教育厅科研项目(14A097)资助。

谷志鹏(1991-),男,硕士生,主要研究方向为遥感图像处理与分析,E-mail: goolegrain@163.com;贺新光(1973-),男,博士,教授,主要研究方向为遥感图像处理和尺度数值计算等,E-mail: xghe@hunnu.edu.cn(通信作者)。

Contourlet 变换在遥感图像融合领域的应用越来越广泛。其中,苗启广等^[4]提出了一种基于 Contourlet 变换的图像融合新方法,对低频系数采用加权平均的融合规则,对高频系数采用系数绝对值取大并进行一致性校验的融合规则,实验结果表明该方法的图像融合效果要优于其它传统融合方法;朱康等^[5]提出了一种基于 Contourlet 变换系数局部特征的选择性遥感图像融合方法,采用有选择的权重相加规则对低频系数进行融合,对高频系数采用区域方差最大并进行一致性校验的方法进行融合,仿真实验结果表明该算法在显著提高空间分辨率的同时,又能很好地保持原始图像的光谱特征;陈丽霞等^[6]提出了一种基于改进 Contourlet 变换的遥感图像融合算法,对低频子带系数采用平均法进行融合,对高频子带系数则采用新改进的拉普拉斯能量和 NSML 作为融合规则,仿真实验结果表明,该方法在保持融合图像多光谱信息的基础上,有效地提高了遥感融合图像的空间分辨率。

随着遥感图像融合技术的不断创新,粒子群优化算法在图像融合领域中的应用也得到了长足地发展。2010 年赵诚等^[7]提出了一种基于粒子群优化的 Curvelet 变换的图像融合方法,该方法选取互信息量作为低频系数融合的目标评价函数,进而利用粒子群优化算法求取最佳融合权值,对各高频子带系数采用基于局部区域匹配的融合规则,经 Curvelet 逆变换得到融合图像;实验结果表明,该方法可以有效地综合红外图像中的目标特征与可见光图像中的细节信息。2013 年罗晓清等^[8]提出了一种结合熵主成分变换与优化方法的图像融合方法,该方法对多光谱图像第一熵主分量和全色图像进行小波变换,分别获取低频和高频子图,对低频子图采用量子粒子群优化方法搜索线性加权的最优融合权值,对高频子图采用统计特征与统计模型相结合的方式融合,将小波融合结果作为第一熵主分量,进行熵主成分逆变换得到融合图像;实验结果表明,该方法能够提升空间细节信息且避免融合图像光谱失真。

尽管已有很多学者运用 Contourlet 变换对多源遥感图像融合做了大量的研究^[9-12],同时粒子群优化算法在遥感图像融合领域也得到了较多的应用^[13-16],但是只有为数极少的学者将 Contourlet 变换和粒子群优化算法相结合,来实现低频系数和高频系数中光谱信息与空间信息的优化选择。为了更好地兼顾全色图像空间信息的保留和多光谱图像光谱信息的保持,本文提出了一种结合 Contourlet 变换和粒子群优化算法的遥感图像融合新算法。该算法充分考虑了 Contourlet 变换后低频系数和高频系数的不同特征,在低频系数融合处理上,以信息熵和相对偏差之间的差值作为粒子群优化算法的目标适应度函数。当差值达到最大时,选取相应的加权系数对低频系数进行融合,以保证低频部分空间信息量和光谱性能的优化选择。在高频系数融合处理上,以结构相似度作为目标适应度函数,通过粒子群优化算法寻找高频子带在结构相似度最优时的阈值 p ,采用基于区域结构相似度的融合规则对高频系数进行融合,保留了高频部分绝大多数的结构信息。最后通过 Contourlet 和 IHS 逆变换得到融合图像。融合实验结果表明,本文提出的算法在较好地保留全色图像空间细节信息的同时,保留了多光谱图像绝大多数光谱的光谱特征信息,是一种有效可行的遥感图像融合算法。

2 算法基本理论

2.1 Contourlet 变换

Contourlet 变换是将拉普拉斯金字塔(Laplacian Pyramid, LP)和方向滤波器组(Directional Filter Bank, DFB)进行组合而构造出的迭代滤波器结构,即 Contourlet 滤波器组。Contourlet 变换的基的支撑区间是具有随尺度变化长宽比的“长条形”结构,因此表示图像边缘的系数能量更加集中,对曲线有着更“稀疏”的表达。Contourlet 变换是将多尺度分析和多方向分析分开进行的,首先由 LP 滤波器对图像进行多尺度分解以捕获奇异点,接着由 DFB 将分布在同方向的奇异点合成一个系数,从而获得了不同的方向子带。由于 DFB 的设计针对的是图像中的高频信息,其对低频信息的处理是有限的,因此仅靠 DFB 不能有效地对图像稀疏性进行表示,这就需要将 DFB 与 LP 分解相结合,通过 LP 分解将低频信息去除后再运用 DFB 来捕获高频信息^[5]。Contourlet 滤波器组对图像进行多尺度及方向分解的结构流程如图 1 所示。

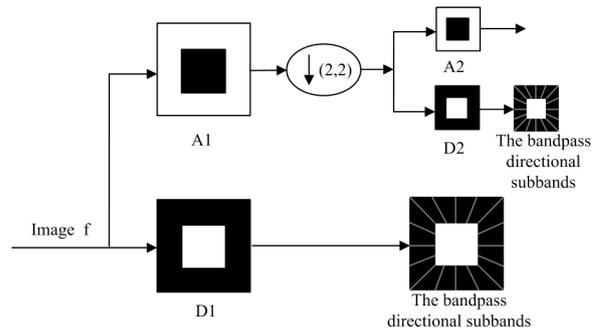


图 1 Contourlet 变换示意图

2.2 粒子群优化算法

1995 年 Eberhart 和 Kennedy^[17]提出了一种基于群智能方法的演化计算技术——粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization, PSO)。PSO 算法从初始化随机解出发,在每一次迭代中通过跟踪两个“极值”来更新最优解,以目标函数为评价参数不断迭代并寻找全局最优解,具有算法简单、搜索速度快、效率高等特点。PSO 优化算法的具体步骤如下^[18]。

(1)在搜索空间内随机初始化粒子群的位置,设置粒子的初始速度,根据目标函数计算初始种群的适应度值从而获取初始种群最优解。

(2)更新各粒子的速度和位置。分别通过式(1)和式(2)更新粒子的速度和位置。

$$V_i(t+1) = \omega \times V_i(t) + c_1 \times \text{rand}(\cdot) \times (Pbest_i - Z_i(t)) + c_2 \times \text{rand}(\cdot) \times (Gbest(t) - Z_i(t)) \quad (1)$$

$$Z_i(t+1) = Z_i(t) + V_i(t+1) \quad (2)$$

其中, $V_i(t+1)$ 和 $Z_i(t+1)$ 分别表示第 i 个粒子在 $t+1$ 次迭代时的速度和位置; ω 为惯性权重,表示粒子保持原先速度的趋势; c_1 和 c_2 分别表示粒子的速度受粒子自身到达过的最优位置影响的权重和整个种群到达过的最优位置影响的权重; $\text{rand}(\cdot)$ 为区间 0 到 1 中的随机数; $Pbest_i$ 表示 i 粒子的个体最优适应度; $Gbest(t)$ 表示第 t 代种群的全局最优适应度。

(3)根据目标函数计算各粒子的适应度值。

(4)判断当前粒子的适应度值是否优于粒子到达过的个体最优解的适应度值,如果是,则使用该粒子的当前位置更新

个体最优解;判断当前粒子的适应度值是否优于整个种群到达过的种群最优解的适应度值,如果是,则使用该粒子的当前位置更新种群最优解。

(5)若满足中止条件(如达到最大迭代次数)则优化结束,否则转步骤(2)继续优化迭代。

3 图像融合算法

3.1 图像融合的具体步骤

(1)对全色图像和多光谱图像进行图像预处理,包括图像滤波、重采样、图像配准。

(2)将预处理后的多光谱图像 f_{mul} 进行 IHS 变换,分别得到 f_{mul-i} (亮度)、 f_{mul-h} (色调)、 f_{mul-s} (饱和度)3 个分量。

(3)对全色图像 f_{pan} 和多光谱图像亮度分量 f_{mul-i} 进行 J 层 Contourlet 变换,得到以下分量:

$$\{A_j f_{pan}, D_j^k f_{pan}\} \quad (3)$$

$$\{A_j f_{mul-i}, D_j^k f_{mul-i}\} \quad (4)$$

其中, A_j 表示低频分量; D_j^k 表示各尺度上各方向的高频分量; $j=1, \dots, J$, 表示分解层次; $k=1, \dots, 2^j$, 表示第 j 层的各个方向。

(4)对 Contourlet 变换分解后的低频系数和高频系数分别进行融合,对低频系数采用基于粒子群优化的自适应加权融合规则,对高频系数采用基于粒子群优化的区域结构相似度融合规则,得到满足融合要求的低频和高频分量。

(5)通过 Contourlet 逆变换得到新的亮度分量 $f_{mul-i'}$,最后对新的亮度分量 $f_{mul-i'}$ 以及多光谱图像分量 f_{mul-h} 与 f_{mul-s} 进行 IHS 逆变换得到融合图像。

3.2 低频系数融合规则

Contourlet 变换分解后的低频系数反映了源图像的近似信息,它包含了源图像的平均特征、光谱信息和绝大多数的能量信息,决定了融合图像的近似轮廓。低频系数融合的目的是在有效保持多光谱图像的光谱能量信息的基础上适当地融入全色图像的特征信息。目前较为常用的低频系数融合规则有加权平均法、绝对值取大(小)法以及标准差取大法,这些方法直观、简单且速度快,但是未能准确地在多光谱图像的光谱信息和全色图像的空间信息中进行优化选择。因此,本文提出了一种结合粒子群优化算法的低频系数融合规则,以线性加权值作为需要优化的决策变量,以信息熵和相对偏差之间的差值作为目标适应度函数,通过粒子群优化算法的进化迭代自适应地寻找最优加权融合系数。具体融合规则如下:

$$A_j f_{new-i} = \omega_1 \times A_j f_{pan} + \omega_2 \times A_j f_{mul-i} \quad (5)$$

其中, $A_j f_{new-i}$ 表示融合后的低频分量; ω_1, ω_2 表示加权系数; $A_j f_{pan}$ 表示全色图像 f_{pan} 的低频分量; $A_j f_{mul-i}$ 表示多光谱图像亮度分量 f_{mul-i} 的低频分量。

基于粒子群优化算法的低频系数融合,以信息熵和相对偏差之间的差值作为目标适应度函数,通过粒子群优化算法迭代寻找信息熵与相对偏差的差值最大时的最优加权系数 ω_1 和 ω_2 。目标适应度函数 = 信息熵(E) - 相对偏差(RD),其中信息熵为融合图像的信息熵,是基于信息量的评价;相对偏差为融合图像与原多光谱图像之间的相对偏差,是基于光谱性能的评价。为搜索最优的加权系数,粒子群优化算法的参数设置如下: c_1 为 0.01, c_2 为 0.02, 惯性权重 ω 为 0.02, 种群

大小为 20, 最大迭代次数为 600。

3.3 高频系数融合规则

高频系数反映源图像的细节信息,主要包含边缘、纹理、亮线和区域等特征信息,而单一的图像像元不能很好地表征这些特征信息,因此需要结合多源图像对应像元之间的关系进行综合考虑与分析,通过这一区域特征的多个像元来进行表征和体现。高频系数融合的目的是在保持较优的光谱特性的基础上更多地保留原全色图像的空间细节信息。本文参考文献[19]对高频系数采用基于区域结构相似度的融合规则进行融合的思想,在此基础上利用粒子群优化算法的全局寻优能力找出区域结构相似度的最优阈值 p 来进行高频系数的融合,融合规则如下。

(1)利用粒子群优化算法寻找高频系数间结构相似度的最优阈值 p ,以确定高频系数融合的方式。在本文提出的算法中,以融合图像和全色图像之间的结构相似度(SS)作为目标适应度函数,通过粒子群优化算法迭代寻找结构相似度最大时的阈值 p ,再采用基于区域结构相似度的融合规则进行融合。粒子群优化算法的参数设置如下: c_1 为 0.01, c_2 为 0.02, 惯性权重 ω 为 0.6, 种群大小为 20, 最大迭代次数为 300。

(2)对高频方向子带进行窗口运算,计算它们对应区域的结构相似度,并记录相似度的值。

(3)若相似度小于 p ,则采用标准差最大原则进行融合,公式为:

$$D_j^k f_{mul-i2} = \begin{cases} D_j^k f_{pan-c}, & std(D_j^k f_{pan-c}) \geq std(D_j^k f_{mul-i}) \\ D_j^k f_{mul-i}, & std(D_j^k f_{pan-c}) < std(D_j^k f_{mul-i}) \end{cases} \quad (6)$$

若相似度大于 p ,采用以下加权融合规则,公式为:

$$D_j^k f_{mul-i'} = E1_j^k \times D_j^k f_{pan-c} + E2_j^k \times D_j^k f_{mul-i} \quad (7)$$

其中,

$$E1_j^k = \begin{cases} \frac{1}{2} + \frac{1}{2} \times \left(\frac{1 - SSIM_j^k(f_{pan-c}, f_{mul-i})}{1 - p} \right), & std(D_j^k f_{pan-c}) \geq std(D_j^k f_{mul-i}) \\ \frac{1}{2} - \frac{1}{2} \times \left(\frac{1 - SSIM_j^k(f_{pan-c}, f_{mul-i})}{1 - p} \right), & std(D_j^k f_{pan-c}) < std(D_j^k f_{mul-i}) \end{cases} \quad (8)$$

$$E2_j^k = 1 - E1_j^k \quad (9)$$

其中, std 表示邻域窗口内系数标准差; j 表示分解层次, $j=1, \dots, J$; k 表示第 j 层的各个方向, $k=1, \dots, 2^j$; $SSIM_j^k(f_{pan-c}, f_{mul-i})$ 为 f_{pan-c} 和 f_{mul-i} 对应区域的结构相似度; $E1_j^k$ 和 $E2_j^k$ 分别为 f_{pan-c} 、 f_{mul-i} 对应区域的权值。

当两幅源图像对应区域的结构相似度小于最优阈值 p 时,说明图像相关性较小,采用区域方差最大的融合方式可以尽可能多地增加融合图像的细节信息;当两幅源图像的对应区域的结构相似度大于阈值最优 p 时,说明两幅图像相关性较大且比较相似,采用加权平均融合方式可以更多地保留源图像所共有的区域结构特征。两幅图像 X, Y 的结构相似度定义如下:

$$SSIM(X, Y) = L(X, Y) \times C(X, Y) \times S(X, Y) \quad (10)$$

其中

$$L(X, Y) = \frac{2m_X m_Y + C_1}{m_X^2 + m_Y^2 + C_1} \quad (11)$$

$$C(X, Y) = \frac{2\sigma_X \sigma_Y + C_2}{\sigma_X^2 + \sigma_Y^2 + C_2} \quad (12)$$

$$S(X,Y) = \frac{\beta_{XY} + C_3}{\sigma_X \sigma_Y + C_3} \quad (13)$$

其中, m_X 和 m_Y 分别表示图像 X 、 Y 的均值; σ_X^2 和 σ_Y^2 分别表示图像 X 、 Y 的方差; β_{XY} 表示图像 X 、 Y 的协方差; $L(X,Y)$ 、 $C(X,Y)$ 和 $S(X,Y)$ 分别表示图像 X 、 Y 的亮度、对比度、结构比较; C_1 、 C_2 、 C_3 为小的常数, 以避免式中分母为零时出现不稳定现象。

4 仿真实验与分析

为了验证所提算法的有效性, 本文选取了不同传感器的全色图像和多光谱图像进行仿真实验。第一组实验图像数据是分辨率为 10 米的 SPOT 全色图像(图 2(a))和分辨率为 28 米的 TM 多光谱图像(图 2(b)); 第二组实验图像数据是分辨率为 0.5 米的 WorldView-2 全色图像(图 2(c))和分辨率为 2 米的 WorldView-2 多光谱图像(图 2(d))。

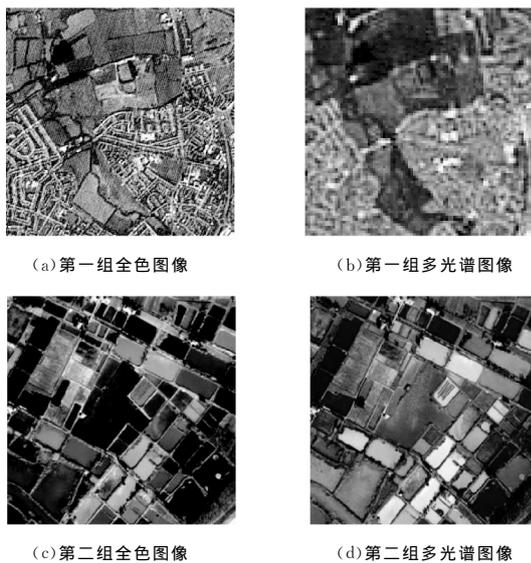


图 2 两组全色图像和多光谱图像

仿真实验分别采用 6 种遥感图像融合方法对图像数据进行融合实验。这 6 种融合算法分别是: 1) 传统的基于彩色空间变换的 IHS 融合方法, 该方法将多光谱图像从 RGB 空间转换到 IHS 空间, 然后将全色图像替代多光谱图像亮度 I 分量, 简称为 IHS, 融合结果如图 3(a) 和图 3(g) 所示; 2) 一种基于小波变换的融合方法, 低频系数和高频系数分别采用加权平均和区域结构相似度的融合规则进行融合, 简称为 DWT, 融合结果如图 3(b) 和图 3(h) 所示; 3) 基于 Contourlet 变换的融合方法, 低频系数采用加权平均的融合规则, 高频系数采用基于区域结构相似度的融合规则, 简称 CT1, 融合结果如图 3(c) 和图 3(i) 所示; 4) 基于 Contourlet 变换的融合方法, 低频系数采用基于区域标准差取大的融合规则, 高频系数采用基于区域结构相似度的融合规则, 简称 CT2, 融合结果如图 3(d) 和图 3(j) 所示; 5) 基于 Contourlet 变换的融合方法, 低频系数采用有选择性的加权融合规则, 高频系数采用基于区域结构相似度的融合规则^[20], 简称 CT3, 融合结果如图 3(e) 和图 3(k) 所示; 6) 本文提出的融合方法, 简称 PCT, 融合结果如图 3(f) 和图 3(l) 所示。

遥感图像融合仿真实验中图像分解层数均为 3 层。方法 DWT 采用“db13”小波基; 基于 Contourlet 变换的方法 CT1、

CT2、CT3 和 PCT 均采用“pkva”方向滤波器组和“9-7”金字塔滤波器, 分解 3 个尺度, 方向分解数分别为 2, 4, 8。在本文提出的算法 PCT 中, 通过粒子群优化算法确定了最优加权系数 ω_1 和 ω_2 以及结构相似度的最优阈值 p 。第一组实验数据的低频系数的最优加权系数 $\omega_1 = 0.0971$, $\omega_2 = 0.9029$, 高频系数中结构相似度的最优阈值 $p = 0.0145$, 小常数 C_1 、 C_2 均为 0.0001; 第二组实验数据的低频系数的最优加权系数 $\omega_1 = 0.0411$, $\omega_2 = 0.9589$, 高频系数中结构相似度的最优阈值 $p = 0.0603$, 小常数 C_1 、 C_2 均为 0.0001。

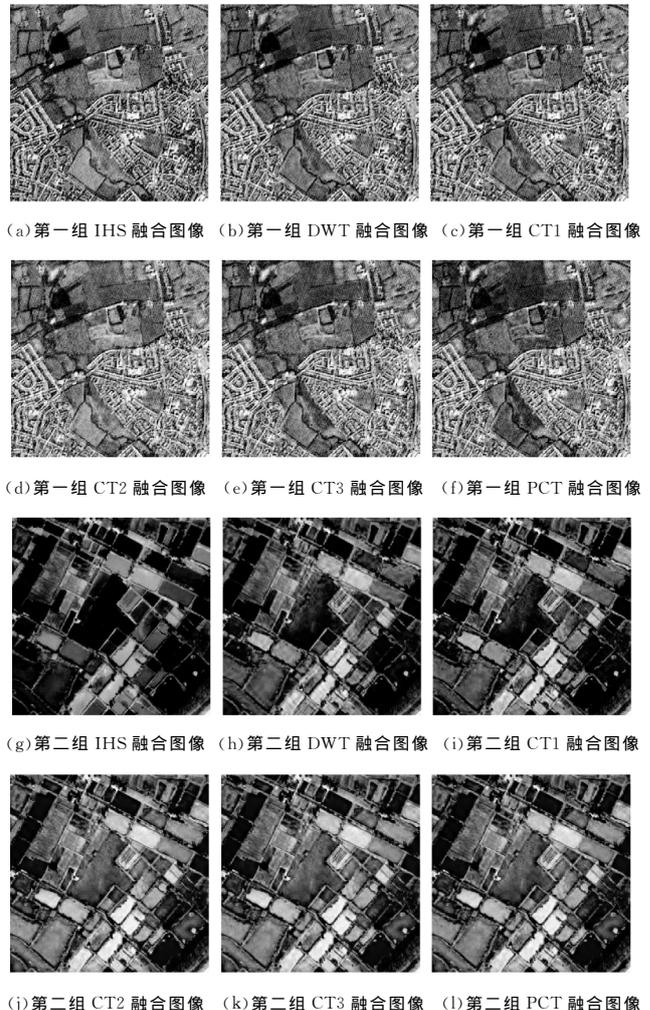


图 3 两组图像采用不同方法的融合结果图

为了更客观地评价融合结果, 采用信息熵 (Entropy, E)、交互信息量 (Mutual Information, MI)、相关系数 (Correlation Coefficient, CC)、相对偏差 (Relative Deviation, RD)、结构相似度 (Structural Similarity, SS)^[21] 和标准差 (Standard Deviation, SD) 6 种客观评价指标对融合图像的质量进行了定量分析。信息熵 (E) 反映图像携带信息量的多少, 信息熵越大, 图像所含信息越丰富; 交互信息量 (MI) 指融合图像继承原多光谱图像的信息量的多少, 交互信息量越大说明两幅图像信息联系密切程度越高; 相关系数 (CC) 也称相似性度量, 通过计算融合图像与多光谱图像间的相关程度来检测光谱变异程度, 相关系数越大, 融合图像的光谱信息保持越好; 相对偏差 (RD) 表示融合图像对于多光谱图像的光谱信息扭曲程度, 相对偏差越大, 融合图像的光谱扭曲程度越高; 结构相似度 (SS) 是一种符合人眼视觉特性的图像质量评价参数, 从亮

度、对比度、结构 3 方面反映图像对应像素间的相互关系,结构相似度越大,图像的结构信息相关性越好;标准差(SD)是描述融合图像各个灰度值较整幅图像灰度均值的离散程度,标准差越大则说明融合图像的灰度级分布情况越分散,地物可分性越高,空间细节信息量越丰富。其中信息熵(E)和交互信息量(MI)是基于信息量的评价指标;相关系数(CC)和相对偏差(RD)是基于光谱性能的评价指标;结构相似度(SS)是基于结构信息的评价指标;标准差(SD)是基于空间分辨能力的评价指标。不同融合方法融合结果的各项评价指标统计如表 1 和表 2 所列。

表 1 第一组图像采用不同融合方法的客观评价指标对比

融合方法	E	MI	CC	RD	SS	SD
IHS	7.5927	0.0566	0.4801	0.1471	0.1554	50.0420
DWT	7.6293	0.0981	0.6439	0.1232	0.2115	51.7337
CT1	7.6447	0.1053	0.6597	0.1226	0.2348	52.5327
CT2	7.6819	0.1064	0.6531	0.1301	0.2345	53.2682
CT3	7.6976	0.1224	0.7035	0.1198	0.2461	54.5229
PCT	7.7179	0.1300	0.7343	0.1129	0.2499	55.3029

表 2 第二组图像采用不同融合方法的客观评价指标对比

融合方法	E	MI	CC	RD	SS	SD
IHS	7.2772	0.0651	0.6793	0.1688	0.3769	49.9999
DWT	7.4741	0.1641	0.8635	0.0973	0.6074	50.2702
CT1	7.5075	0.1701	0.8699	0.0971	0.6458	50.6400
CT2	7.5916	0.2645	0.9095	0.0583	0.6855	51.8082
CT3	7.6071	0.2709	0.9154	0.0568	0.6879	52.0492
PCT	7.6139	0.2762	0.9205	0.0555	0.6898	52.2254

从表 1、表 2 可以得出:

(1)基于 Contourlet 变换和小波变换的融合方法与基于传统色彩空间变换的融合方法 IHS 相比,在融合图像光谱信息的保持和空间信息的保留上都有显著的提升,各项评价指标都有了明显的改善。IHS 融合方法在融合过程中直接利用全色图像替代多光谱图像的亮度 I 分量,虽保留了全色图像的大部分空间细节信息量,但损失了亮度 I 分量的光谱特征信息,出现了光谱失真现象。基于多尺度多方向的融合方法较传统的 IHS 融合方法拥有更好的光谱信息保持能力。

(2)DWT 的融合图像和 CT 的融合图像在光谱特性、信息量和结构信息 3 类评价指标上较 IHS 的融合图像都有提升。DWT 融合方法和 CT1 融合方法在低频和高频系数上采用了相同的融合规则,但 CT 的融合图像较 DWT 的融合图像在信息熵、相关系数、结构相似度和标准差等 6 个评价指标上都得到了全面提高,说明 CT 的融合图像继承了更多的源图像的空间细节信息和光谱特征信息。

(3)基于 Contourlet 变换的融合方法 CT1、CT2 和 CT3 在高频系数上都采用基于区域结构相似度的融合规则,区别在于低频系数融合规则的不同。在第一组图像融合数据中,低频系数采用基于单个像素的加权平均融合规则的 CT1 方法在相关系数、相对偏差和结构相似度 3 个指标上优于基于区域标准差取大的 CT2 方法,而在信息熵、交互信息量和标准差 3 个指标上略低于 CT2。而在第二组图像融合数据中,CT2 方法的各项评价指标均优于方法 CT1,说明 CT2 方法在空间信息保持上要优于 CT1 方法,同时也说明原始图像的空间分辨率高低对图像融合具有一定的影响。低频系数采用自适应选择性加权融合规则的 CT3 方法与 CT1 和 CT2 方法相比,各项指标均有提升,说明其光谱信息和空间信息的保有量

更高,融合图像效果更佳。

(3)PCT 的融合图像在各项评价指标上都优于其它 5 种方法的融合图像,其融合图像的光谱扭曲程度较小,空间细节信息保留较多,对应区域的结构相似度较优。PCT 方法有效地将粒子群优化算法与 Contourlet 变换相结合,并引入区域结构相似度的优化策略,实现了低频和高频系数的优化选择,直观上看,PCT 方法融合的图像目视效果更好,不仅能提升融合图像的空间分辨率,丰富图像细节信息,同时还能较好地保留原多光谱图像的绝大多数的光谱信息。

结束语 遥感图像融合时,多光谱图像光谱信息的保持和全色图像空间信息的保留是相互对立的,如何在这两类信息中进行优化选择并实现最佳的融合效果一直是图像融合领域的研究热点。Contourlet 变换具有良好的空域、频域局部特性和方向特性,且能够有效地捕获图像的边缘信息,粒子群优化算法拥有较好的全局寻优能力。因此本文提出了一种结合 Contourlet 变换和粒子群优化算法的遥感图像融合方法,在低频系数以信息熵与相对偏差的差作为目标适应度函数,通过粒子群算法寻找图像全局最优的自适应加权融合系数,较好地保持了原多光谱图像的光谱信息;在高频系数采用基于结构相似度的融合规则,通过粒子群算法以结构相似度为目标适应度函数寻找图像对应区域的结构相似度的最优阈值来进行融合,较优地保留了源图像的结构信息和空间细节信息。仿真实验结果表明,相对于其他方法,本文方法所得其融合图像在光谱特性的保持能力和空间细节信息的表现方面都有更好的效果,是一种有效可行的遥感图像融合新方法。

参考文献

- [1] 郑影. 多源遥感图像融合方法研究[J]. 计算机仿真, 2011, 28(12): 289-292
- [2] Pohl C, Van Genderen J L. Multisensor image fusion in remote sensing: concepts, methods and applications[J]. International Journal of Remote Sensing, 1998, 19(5): 823-854
- [3] Do M N, Vetterli M. Contourlets in Pro. Beyond Wavelets[M]. Academic Press, New York, 2002: 1-27
- [4] 苗启广, 王宝树. 基于 Contourlet 的图像融合新方法[J]. 计算机科学, 2008, 35(5): 231-235
- [5] 朱康, 贺新光. 基于 Contourlet 系数局部特征的选择性遥感图像融合算法[J]. 激光与光电子学进展, 2012(2): 44-49
- [6] 陈利霞, 邹宁, 袁华, 等. 基于改进 Contourlet 变换的遥感图像融合算法[J]. 计算机应用, 2015, 35(7): 2015-2019
- [7] 赵诚, 付梦印, 王立平. 基于粒子群优化的多分辨率图像融合[J]. 兵工学报, 2010, 33(2): 171-176
- [8] 罗晓清, 吴小俊. 结合熵主成分变换与优化方法的遥感图像融合[J]. 计算机应用, 2013(2): 468-471, 475
- [9] 王相海, 魏婷婷, 周志光. Contourlet 方向区域相关性的遥感图像融合[J]. 遥感学报, 2010, 14(5): 905-916
- [10] 刘坤, 李晖晖. Contourlet 相关性和 PCA 的图像融合算法[J]. 计算机工程与应用, 2012, 48(16): 10-14, 62
- [11] Wu Yi-quan, Shen Y, Yin J. Remote Sensing Image Fusion Based on Improved Gradient Projection NMF and Complex Contourlet Transform[J]. Acta Photonica Sinica, 2014, 43(43): 510001-051001
- [12] Chen L, Zou N, Yuan H, et al. Remote sensing image fusion algorithm based on modified Contourlet transform[J]. Journal of

Computer Applications, 2015

- [13] 王宪, 张方生, 慕鑫, 等. 基于多目标粒子群算法的多传感器图像融合[J]. 光电工程, 2012, 39(6): 102-110
- [14] 那彦, 王赞鹏. 多尺度变换和粒子群优化的图像融合方法[J]. 电子科技, 2015, 28(7): 137-139, 144
- [15] Chen H Y, Leou J J. Multispectral and multiresolution image fusion using particle swarm optimization[J]. Multimedia Tools & Applications, 2012, 60(3): 495-518
- [16] Yang C, Yan W. Multi-source remote-sensing image fusion based on wavelet transform and particle swarm optimization[J]. International Journal of Applied Mathematics & Statistics, 2013, 51(24): 602-610
- [17] Eberhart R, Kennedy J. A new optimizer using particle swarm theory[C]// Proceedings of the Sixth International Symposium on Micro Machine and Human Science, 1995(MHS'95). IEEE, 1995: 39-43
- [18] 孙欣. 基于粒子群优化的图像融合方法研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2014
- [19] 朱康, 贺新光, 杨波. 一种基于小波系数局部特征的选择性遥感图像融合方法[J]. 遥感信息, 2011(5): 9-14
- [20] 李文静, 温文鹏, 王清和. 基于 Contourlet 变换的遥感图像融合方法研究[J]. 国土资源遥感, 2015, 27(2): 44-50
- [21] 靳鑫, 蒋刚毅, 陈芬, 等. 基于结构相似度的自适应图像质量评价[J]. 光电子·激光, 2014(2): 378-385

(上接第 200 页)

图像的颜色特征, 最后利用加权度量函数计算图像之间的相似度并进行分类(Improved Cumulative Histogram, ICH)。方法三: 在方法二的基础上采用采用 KNN 最近邻算法对图像进行分类(ICH+KNN)。

本文方法首先去除纹理, 得到纯色的皮革的图像, 再对去除纹理得到的效果图进行 $L^* a^* b^*$ 颜色空间特征提取, 最后进行 SVM 分类识别。

选取 100 张皮革图像作为分类实验, 并用上面 4 种方法进行实验对比, 分类结果如表 1 所列。实验运行环境为 PC 机(Intel(R) Core(TM)2 Duo CPU E7400 @2. 80GHz, 内存 2. 0GB), 采用 Windows7 操作系统和 VC2012 平台编程实现。运行时间如表 2 所列。

表 1 不同方法的分类识别结果对比

分类方法	GCH	ICH	ICH+KNN	本文方法
正确分类数	75	87	91	96
准确率	0. 75	0. 87	0. 91	0. 96

表 2 不同分类方法的运行效率(s)

分类方法	GCH	ICH	ICH+KNN	本文方法
运行时间	30	36	54	181

从表 1 和表 2 中可以看出, GCH 方法中累加直方图具有计算复杂度低、精度高、实时性好等优点, 但其分类正确率低。ICH 方法是主颜色聚类方法, 该方法对皮革颜色分类准确率有一定的提升。ICH+KNN 方法在主颜色聚类方法上增加了 KNN 分类器, 可有效提高分类正确率, 时间上相对前两种方法略有增加。对比实验的精度和耗时可以看出, 本文的去掉纹理的颜色分类方法在分类正确率上有所提高。由于去除纹理颜色分类需要求解大型稀疏矩阵, 存在计算量过大的问题, 从而导致本文算法的耗时太长, 实时性不足。

结束语 针对皮革制品行业在选配皮中的应用, 提出了一种去除图像纹理的皮革图像颜色分类方法。该方法可有效去除皮革图像中的结构纹理对颜色特征的影响, 得到仅包含图像纯颜色信息的图像。由于图像 $L^* a^* b^*$ 均匀彩色空间模型具有的较强的色差分辨能力, 因此采用 $L^* a^* b^*$ 颜色分量的平均值来表示图像的颜色特征, 最后通过 SVM 支持向量机对皮革图像进行分类。通过实验对比, 本文方法比常用的图像颜色分类方法具有更高的分类正确率, 但是缺点是计算

复杂度偏大, 进一步研究可采用并行计算的方法进行加速。

参考文献

- [1] 刘昶. 纹理分析技术在鞣制皮革分类系统中的应用研究[D]. 成都: 四川师范大学, 2007
- [2] 艾娇燕. 基于计算机视觉的墙地砖颜色分类和缺陷检测研究[D]. 广州: 华南理工大学, 2003
- [3] 宋春刚. 基于图像的皮革颜色纹理检测分类方法研究及系统研制[D]. 杭州: 浙江大学, 2006
- [4] 钟智, 朱曼龙, 张晨, 等. 最近邻分类方法的研究[J]. 计算机科学与探索, 2011, 5(5): 467-473
- [5] Efros A A, Leung T K. Texture synthesis by non-parametric sampling[C]// Proceeding of the Seventh IEEE International Conference. 1999: 1033-1038
- [6] Eros A A, Freeman W T. Image quilting for texture synthesis and transfer[C]// Proceeding of SIGGRAPH. 2001: 341-346
- [7] Kwatra V, Schoedl A, Essa I, et al. Graphcut Textures: Image and Video Synthesis Using Graph Cuts[J]. ACM Transactions on Graphics, 2003, 22(3): 277-286
- [8] Hertzmann A, Jacobs CE, Oliver N, et al. Image Analogies[C]// Proceeding of SIGGRAPH. 2001: 327-340
- [9] Rudin L I, Osher S, Fatemi E. Nonlinear total variation based noise removal algorithms[J]. Physica D: Nonlinear Phenomena, 1992, 60(1-4): 259-268
- [10] Aujol J F, Gilboa G, Chan T F, et al. Structure-Texture Image Decomposition-Modeling, Algorithms, and Parameter Selection [J]. International Journal of Computer Vision, 2006, 67(1): 111-136
- [11] Xu Li, Yan Qiong, Xia Yang, et al. Structure Extraction from Texture via Relative Total Variation[J]. ACM Transactions on Graphics, 2012, 31(6): 439-445
- [12] 王克奇, 杨少春, 戴天虹, 等. 基于均匀颜色空间的木材分类研究[J]. 计算机工程与设计, 2008, 29(7): 1780-1784
- [13] 任洪娥, 白杰云. Lab 颜色空间中基于动态聚类的颜色分级[J]. 计算机工程, 2013, 39(6): 231-235
- [14] 罗玉娟, 李熙莹, 蔡志岗, 等. 采用均匀颜色空间的竹片分类研究[J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(16): 238-240
- [15] 郑红军, 周旭, 毕笃彦. 统计学习理论及支持向量机概述[J]. 现代电子技术, 2003, 4: 59-61