

## 纹理影像特征选择及 $K$ -means 聚类优化方法\*

王明威<sup>1</sup>, 万幼川<sup>1</sup>, 高贤君<sup>2</sup>, 叶志伟<sup>3</sup>

(1. 武汉大学 遥感信息工程学院, 湖北 武汉 430079; 2. 长江大学 地球科学学院, 湖北 武汉 430100;

3. 湖北工业大学 计算机学院, 湖北 武汉 430068)

**摘要:** Gabor 变换和  $K$ -means 算法是最为常用的纹理分析方法。然而, 采用 Gabor 变换得到的纹理特征向量具有较高的维数, 影响算法的运行效率;  $K$ -means 算法也易受初始类中心的影响而导致分类精度下降。因此, 通过 Relief 算法对采用 Gabor 变换所提取的纹理特征进行选择, 得到合适的纹理特征子集。进一步采用差分进化算法, 对  $K$ -means 算法的聚类中心进行优化从而提高纹理识别精度和效率。实验结果表明: 提出的方法所需用到的纹理特征向量的维数相对于原始特征集有大幅降低, 较之基本的  $K$ -means 算法, 纹理识别的精度也有较明显的提高。

**关键词:** 纹理识别; Gabor 变换;  $K$ -means 算法; Relief 算法; 差分进化算法

**中图分类号:** TP391    **文献标志码:** A    **文章编号:** 1001-2486(2017)06-152-08

## Texture image feature selection and optimization by using $K$ -means clustering

WANG Mingwei<sup>1</sup>, WAN Youchuan<sup>1</sup>, GAO Xianjun<sup>2</sup>, YE Zhiwei<sup>3</sup>

(1. School of Remote Sensing and Information Engineering, Wuhan University, Wuhan 430079, China;

2. School of Geoscience, Yangtze University, Wuhan 430100, China;

3. School of Computer Science, Hubei University of Technology, Wuhan 430068, China)

**Abstract:** Gabor transform and  $K$ -means algorithm are two commonly used texture analysis methods. However, the texture feature vector has a high dimension by using Gabor transform, which will influence the operating efficiency. Meanwhile,  $K$ -means algorithm is affected by the initial clustering centers, and it may lead to the decrease of classification accuracy. Although, some optimization algorithms like genetic algorithm and particle swarm optimization algorithm could improve the performance of  $K$ -means algorithm to some extent, the optimization effect is difficult to guarantee as the increase of dimension. Hence, the Relief algorithm was applied to make a feature selection for Gabor texture feature, and to obtain a suitable texture feature subset. Furthermore, a differential evolution algorithm was used to optimize the clustering center of  $K$ -means algorithm, and enhance the accuracy and efficiency of texture recognition. Experimental results demonstrate that the dimension of texture feature vector by using the proposed method is obviously lower than that by using the original feature set, and the recognition accuracy is also apparently improved than the basic  $K$ -means algorithm.

**Key words:** texture recognition; Gabor transform;  $K$ -means algorithm; Relief algorithm; differential evolution algorithm

纹理是一种重要的视觉线索, 是影像中普遍存在而又难以描述的特征<sup>[1]</sup>。纹理信息反映了地物的空间分布状况, 是人类目视判读和计算机自动识别和处理影像的关键标志之一。纹理特征提取技术一直是计算机视觉、影像处理和分析等研究领域的热点和难点问题。有很多专家学者对纹理特征提取方法进行了广泛的研究, 并已经提出了大量方法, 如著名的灰度共生矩阵、灰度游程长度、马尔科夫随机场、分形理论、局部二进制模

式、傅里叶变换频谱等<sup>[2-7]</sup>。Gabor 变换作为一种重要的基于变换的纹理特征提取方法, 通过模拟一些方向可选神经元的计算机制, 以 Gabor 核函数作为小波变换的基函数, 可以实现方向和尺度不变的特征提取<sup>[8]</sup>。例如, 陈洪等<sup>[9]</sup>采用 Gabor 变换对高分辨遥感影像中的城市区域进行提取, 具有较高的精确度。Riaz 等<sup>[10]</sup>采用 Gabor 变换对 Brodatz 纹理库中的同质纹理影像进行识别。实验结果表明, Gabor 变换对不同类型的纹

\* 收稿日期: 2016-09-12

**基金项目:** 国家科技支撑计划资助项目(2014BAL05B07); 国家自然科学基金资助项目(61301278); 长江大学青年基金资助项目(2016cqm04)

**作者简介:** 王明威(1989—), 男, 湖北武汉人, 博士研究生, E-mail: wmwscola@whu.edu.cn;

万幼川(通信作者), 男, 教授, 博士, 博士生导师, E-mail: ychwan@whu.edu.cn

理影像均有较好的识别效果。然而,Gabor 变换需要从不同方向和尺度上提取大量纹理特征,通常会包含一定的相关及冗余特征,影响算法的运行效率。为了克服特征之间的相关性所带来的维数灾难,马江林等<sup>[11]</sup>采用独立分量分析(Independent Component Analysis, ICA)对提取的 Gabor 进行特征选择,在保证识别效果的条件下,有效缩短了算法的运行时间。宦若虹等<sup>[12]</sup>提出了一种基于主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)、ICA 和 Gabor 小波融合的合成孔径雷达图像目标识别方法。实验结果表明,将 PCA、ICA 和 Gabor 小波融合后得到的识别率明显高于单独用其中任何一个特征得到的识别率。由于传统的 PCA、ICA 等特征选择方法,需要计算不同数据间的相关系数,当数据维数较高时,难以通过较短的时间计算所有数据间的相关系数,且最终的结果会在一定程度上改变数据本身的性质<sup>[13]</sup>。

Relief 算法<sup>[14]</sup>作为一种权值搜索的特征子集选择方法,不改变特征数据本身的性质并具有良好的性能。例如,李晓岚<sup>[15]</sup>将 Relief 算法应用于生物数据的处理中,有效提高了算法的性能。Jia 等<sup>[16]</sup>采用 Relief 算法对遥感影像数据进行特征选择,并将其用于后续目标识别的过程中。实验结果表明,Relief 算法有效避免了维度灾难的发生,并在一定程度上提高了算法的识别效率。另一方面,聚类分析作为一种常用的纹理识别方法,可以有效地对纹理区域进行分类<sup>[17]</sup>;特别是 K-means 算法,由于其简单的操作过程,得到了广泛的应用<sup>[18-20]</sup>。然而,K-means 算法的结果很大程度受初始聚类中心的影响,且容易陷入局部最优,难以稳定获得较优的识别结果<sup>[21]</sup>。差分进化(Differential Evolution, DE)算法<sup>[22]</sup>是一种基于群集智能的进化计算技术。近年来,已有专家学者将 DE 算法用于最优聚类中心的求解中,并表现出良好的收敛性能<sup>[23-24]</sup>。因此,本文将 Relief 算法对 Gabor 变换提取的纹理特征进行选择,获得最优的纹理特征子集,进而将采用 DE 算法优化的 K-means 算法用于后续的纹理聚类识别工作。

## 1 Gabor 变换原理

Gabor 小波核函数拥有与人类大脑皮层细胞反射区相同的性质,即可以捕获相应空间尺度、空间位置及方向选择性等局部结构特性,现已在计算机视觉及图像解译等领域得到广泛的应用<sup>[25]</sup>。空间域 Gabor 滤波器可以被看作是一个

通过高斯函数调制的正弦波,二维 Gabor 滤波器及其傅里叶变换形式定义如式(1)~(2)所示。

$$g(x, y) = \left( \frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y} \right) \exp \left[ -\frac{1}{2} \left( \frac{x^2}{\sigma_x^2} + \frac{y^2}{\sigma_y^2} \right) + 2\pi j W x \right] \quad (1)$$

$$G(u, v) = \exp \left\{ \frac{1}{2} \left[ \frac{(u - W)^2}{\sigma_u^2} + \frac{v^2}{\sigma_v^2} \right] \right\} \quad (2)$$

其中, $j$ 为复数算子, $W$ 表示 Gabor 小波的频带宽度, $\sigma_x$ 和 $\sigma_y$ 分别表示高斯包络沿 $x$ 轴和 $y$ 轴方向的常量, $\sigma_u = \frac{1}{2\pi\sigma_x}$ , $\sigma_v = \frac{1}{2\pi\sigma_y}$ 。由式(1)可知,一个 Gabor 滤波器组通常由若干个具有不同中心频率、方向和尺度的 Gabor 滤波器组成。

用 $f(x, y)$ 表示一幅尺寸为 $M \times N$ 的图像,图像的 Gabor 表征通常用该图像与 Gabor 滤波器 $g(x, y)$ 的卷积形式表示,那么图像 $f(x, y)$ 的二维 Gabor 变换可以定义为:

$$R(x, y) = f(x, y) * g(x, y) \quad (3)$$

其中, $R(x, y)$ 表示经 Gabor 变换后的图像,“ $*$ ”是卷积算子。通常通过 Gabor 变换后,图像的输出采用复数形式表示。

Gabor 变换需要从不同方向和尺度上提取大量纹理特征,其中往往也包含了一定的相关及冗余特征,影响算法的运行效率,需要进行特征选择以利于后续的分类识别工作。

## 2 识别方法

在对图像进行 Gabor 特征提取前,需对原始图像进行适当的预处理,实验所用的测试图像均为灰度图像。实验过程中,为获得多尺度、多方向 Gabor 特征,分别采用 7 个尺度和 8 个方向的 Gabor 滤波器。图像中每个像素点 $z = (x, y)$ 对应的多尺度和多方向特征用 $G_{u,v}(z)$ 表示。因此,基于 Gabor 变换的纹理图像多尺度和多方向特征可表示为:

$$\{ G_{u,v}(z) : u \in (0, 1, \dots, 6), v \in (0, 1, \dots, 7) \} \quad (4)$$

对于 Gabor 特征而言,高维的特征数据中通常包含有大量冗余特征,降低了算法的执行效率。Relief 算法作为一种多变量过滤式特征选择算法,能有效去除数据中的冗余信息,提取最优特征子集。

对于所求得的 56 维纹理特征,对其特征权重向量 $\mathbf{W} = \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_{56}\}$ 进行求解。根据特征权重 $\omega_t (1 \leq t \leq 56)$ 对特征进行排序,特征的权重越大,表示该特征的分类能力越强;反之,表示该

特征分类能力越弱。最后,将特征权重与设定的权重阈值进行比较,将特征权重大于阈值的特征进行组合,作为特征子集,用于后续纹理识别的工作中。

*K*-means 聚类算法是遥感纹理分析常用的算法之一<sup>[18-20]</sup>。因此,采用 *K*-means 聚类算法对纹理图像进行分类。然而,*K*-means 算法的结果十分依赖于初始聚类中心。若在初始化过程中,随机选择的是一个不太合理的初始聚类中心,就会在很大程度上影响最终聚类结果的准确性<sup>[23]</sup>。将 DE 算法应用于 *K*-means 算法最优聚类中心的求解中,利用 DE 算法良好的寻优性能对 *K*-means 算法的聚类中心进行优化,使误差平方和函数值尽可能小,最终得到理想的聚类中心。

### 3 实验分析

为了测试方法的有效性,分别采用 3 幅标准纹理图像(TI1、TI2、TI3)和 3 幅国际空间站空间拍摄、空间分辨率为 8.0 m 的高分辨率可见光遥感影像(RSI1、RSI2、RSI3)进行纹理识别实验,并分别采用基本遗传算法(Genetic Algorithm, GA)<sup>[26]</sup>和基本粒子群(Particle Swarm Optimization, PSO)算法<sup>[27]</sup>对 *K*-means 聚类算法的聚类中心进行优化。另一方面,为了进一步验证方法的性能,还与基于原始 Gabor 纹理特征集的基本 *K*-means 算法,以及基于灰度共生矩阵(Gray-Level Co-occurrence Matrix, GLCM)纹理特征、梯度直方图(Histogram of oriented Gradient, HoG)的 *K*-means 算法进行比较。以上算法运行环境为 Windows 8 操作系统,处理器为 Intel 2.20 GHz, 2 GB 内存,仿真软件为 MATLAB 2014b。由于 GA、PSO 和 DE 算法本质上都是随机概率算法,为进行有意义的统计分析,每种算法各独立运行 20 次,算法单次最大迭代次数设定为 30。3 种算法的参数设定均是常用的推荐值,具体设置如下:对于 GA 算法,选择概率  $P_c = 0.9$ ,交叉概率  $P_s = 0.8$ ,变异概率  $P_m = 0.01$ ;对于 PSO 算法,加速因子  $c_1 = c_2 = 2.0$ ,粒子速度更新上限  $V_{max} = 1.0$ ;对于 DE 算法,缩放因子  $F = 0.6$ ,交叉

因子  $C_r = 0.9$ 。6 幅图像的基本特性见表 1;算法独立运行 20 次所得的平均适应度值见表 2;采用不同方法得到的计算时间见表 3。图 1~6 分别是 6 幅图像的原始图像及其采用不同方法得到的识别结果。

表 1 图像基本特性及特征选择结果

Tab. 1 Basic characteristic of images and results of feature selection

图像名称	图像尺寸/像素	原始特征数	选择特征数
TI1	824 × 567	56	8
TI2	426 × 426	56	21
TI3	256 × 256	56	8
RSI1	400 × 400	56	10
RSI2	600 × 600	56	12
RSI3	400 × 400	56	5

表 2 不同算法平均适应度值

Tab. 2 Average fitness value of different algorithms

图像名称	GA( × 10 <sup>4</sup> )	PSO( × 10 <sup>4</sup> )	DE( × 10 <sup>4</sup> )
TI1	4.691 7	4.690 9	4.689 6
TI2	6.157 9	6.092 3	5.938 2
TI3	1.431 0	1.333 1	1.247 7
RSI1	2.058 2	2.022 0	2.012 4
RSI2	5.581 0	5.547 6	5.437 9
RSI3	2.125 5	2.078 1	2.004 3

表 3 不同方法运行时间

Tab. 3 CPU time of different algorithms s

图像名称	灰度共生矩阵方法	未进行特征选择方法	本文方法
TI1	1522.501 3	2.347 1	1.218 1
TI2	506.686 7	1.387 6	0.995 5
TI3	296.462 9	1.151 6	0.760 2
RSI1	398.680 0	1.279 4	0.829 0
RSI2	1151.524 8	1.786 6	1.063 8
RSI3	585.828 2	1.491 0	0.847 1

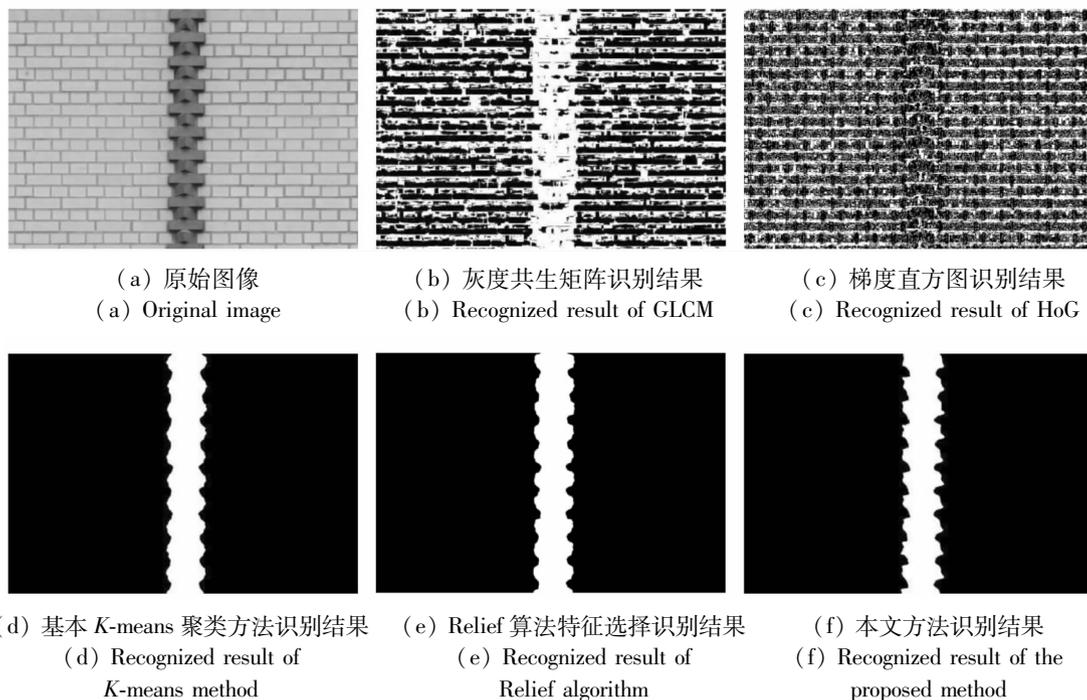


图 1 T11 原始图像及识别结果

Fig. 1 Original image and recognized results of T11

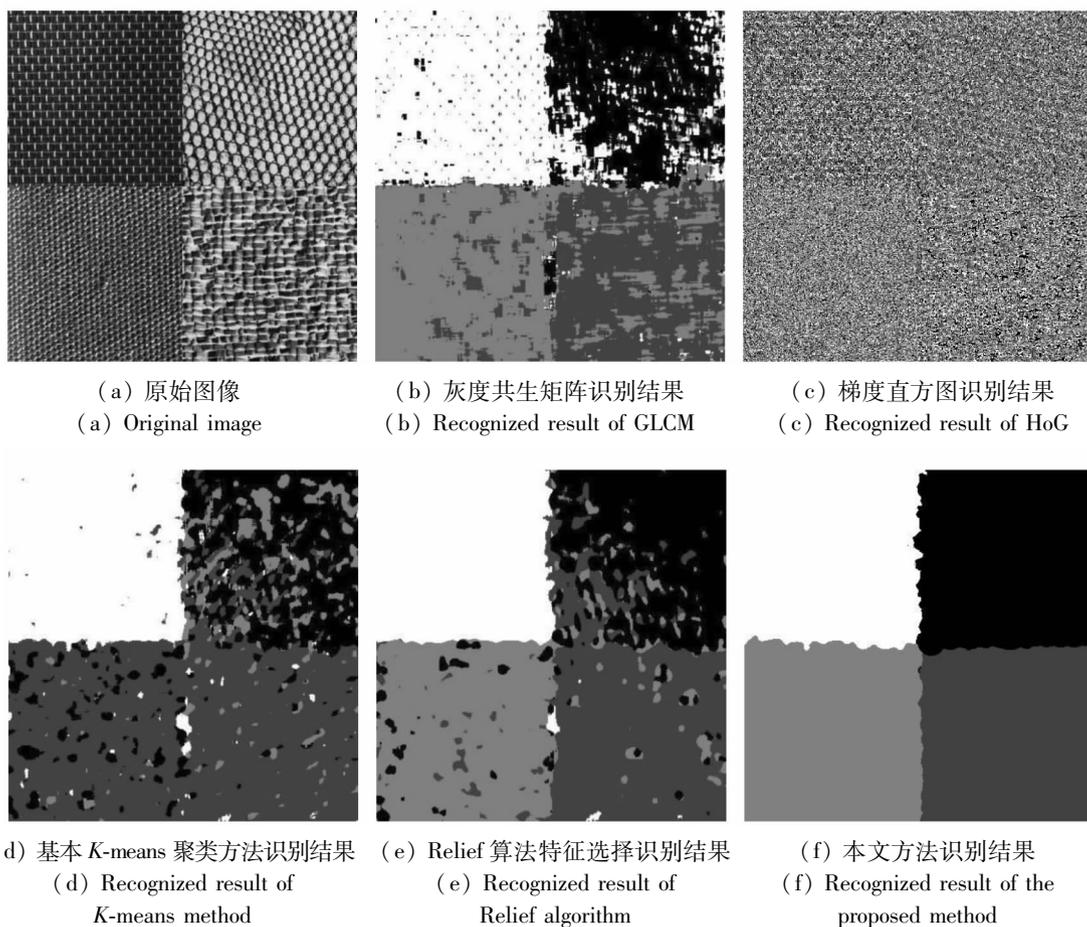
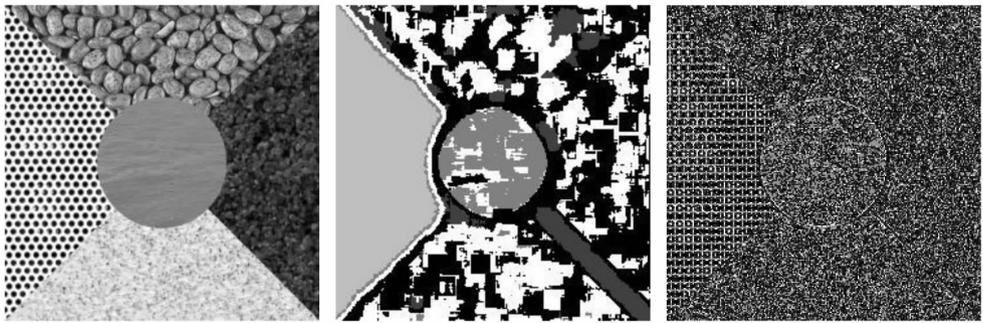
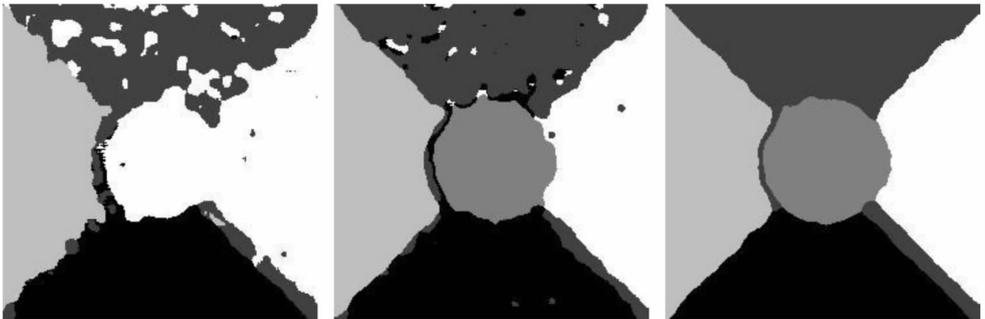


图 2 T12 原始图像及识别结果

Fig. 2 Original image and recognized results of T12



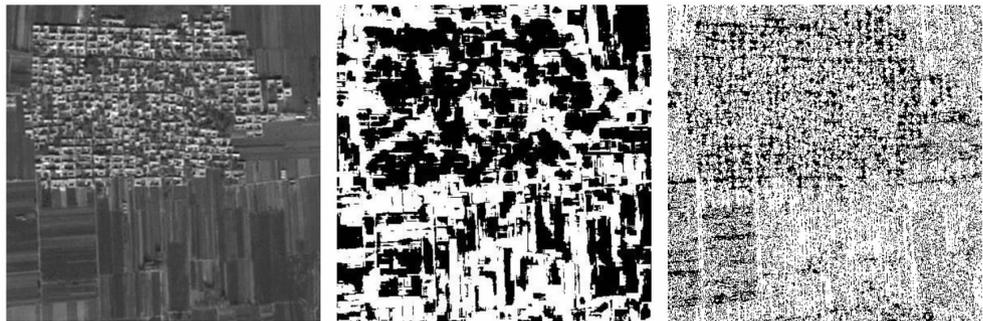
(a) 原始图像 (a) Original image (b) 灰度共生矩阵识别结果 (b) Recognized result of GLCM (c) 梯度直方图识别结果 (c) Recognized result of HoG



(d) 基本 K-means 聚类方法识别结果 (d) Recognized result of K-means method (e) Relief 算法特征选择识别结果 (e) Recognized result of Relief algorithm (f) 本文方法识别结果 (f) Recognized result of the proposed method

图 3 TI3 原始图像及识别结果

Fig. 3 Original image and recognized results of TI3



(a) 原始图像 (a) Original image (b) 灰度共生矩阵识别结果 (b) Recognized result of GLCM (c) 梯度直方图识别结果 (c) Recognized result of HoG



(d) 基本 K-means 聚类方法识别结果 (d) Recognized result of K-means method (e) Relief 算法特征选择识别结果 (e) Recognized result of Relief algorithm (f) 本文方法识别结果 (f) Recognized result of the proposed method

图 4 RS11 原始图像及识别结果

Fig. 4 Original image and recognized results of RS11

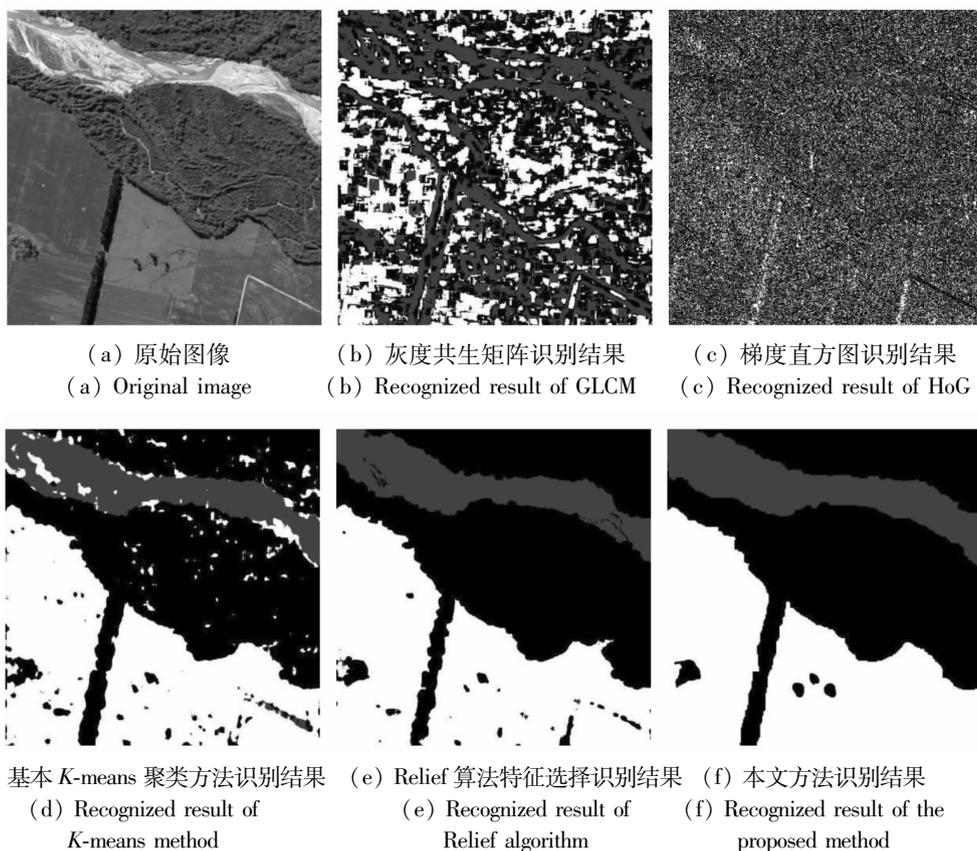


图5 RS12 原始图像及识别结果

Fig. 5 Original image and recognized results of RS12

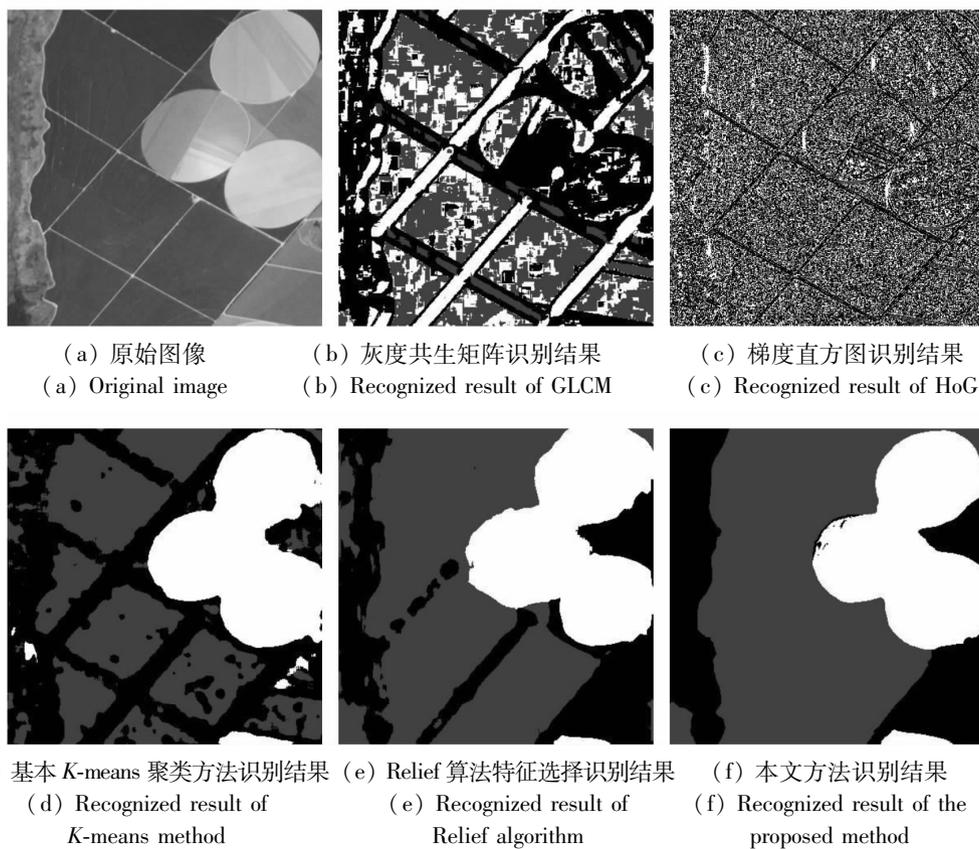


图6 RS13 原始图像及识别结果

Fig. 6 Original image and recognized results of RS13

观察图 1~6 可知,基于灰度共生矩阵和梯度直方图的纹理识别方法难以稳定得到令人满意的识别结果;特别对于遥感影像而言,随着图像中类别的不断增加,识别精度随之下降。相比而言,Gabor 变换的纹理识别方法具有较好抗噪声性能,能较好地对不同类别的纹理特征进行识别。然而,Gabor 小波特征具有较高的维度,即使采用 DE 算法进行优化,也难以找到理想的聚类中心,且整个识别过程需要消耗大量的时间。根据表 3 数据及图 1~6 的图(e)中的识别结果,通过 Relief 算法对 Gabor 变换纹理特征进行选择,去掉大量冗余特征,有效提高了纹理识别方法的计算效率和识别精度。表 1 分别列出了原始图像的基本特性和采用 Relief 算法进行特征选择的结果,显然对于 6 幅图像而言,特征维度均得到了很大程度的下降,特别对于 RS13 图像,只需从原始 56 个特征中选择 5 个特征,即可较好地完成后续纹理特征识别的工作。表 2 分别列出了采用 GA、PSO 和 DE 算法求解 K-means 算法聚类中心得到的平均适应度值。可以发现采用 DE 算法得到的适应度值均优于 PSO 和 GA 算法,适应度值越小表明算法的优化效果越好。综合计算时间消耗和优化计算结果,可以认为相比于其他两种算法而言,Relief 算法有效加快了整个纹理识别过程的计算效率,并采用 DE 算法良好的寻优能力对 K-means 算法聚类中心进行优化,进一步提高了纹理识别精度,是一种鲁棒性更高的纹理识别方法。

## 4 结论

为了提高 Gabor 纹理特征提取方法的运行效率,降低特征冗余造成的干扰,本文采用 Relief 算法对 Gabor 纹理特征进行特征选择,并结合 DE 算法对 K-means 算法的聚类中心进行优化,通过与基于基本 GA 算法和 PSO 算法优化的 K-means 算法进行比较。实验结果表明,DE 算法拥有较强的优化能力,能有效避免当前解陷入局部最优,并快速收敛于最优解,得到相对较优的聚类中心。另一方面,同基于原始 Gabor 纹理特征集的基本 K-means 算法,仅利用 DE 算法优化聚类中心 K-means 算法以及基于 GLCM 和 HoG 纹理特征的 K-means 算法进行了比较,相应的结果表明本文方法的识别精度和运行效率明显更优。综上所述,基于 Relief 算法和 DE 算法的纹理识别方法有效提高了基本 K-means 算法和基于 Gabor 变换方法的精度和运行效率,是一种性能稳定的纹理分析方法,且具有计算简单、容易实现的特点,具

有一定的应用前景。

## 参考文献(References)

- [1] 刘丽,匡纲要. 图像纹理特征提取方法综述[J]. 中国图象图形学报, 2009, 14(4): 622-635.  
LIU Li, KUANG Gangyao. Overview of image textural feature extraction methods [J]. Journal of Image and Graphics, 2009, 14(4): 622-635. (in Chinese)
- [2] Su H, Wang Y P, Xiao J, et al. Improving MODIS sea ice detectability using gray level co-occurrence matrix texture analysis method: a case study in the Bohai Sea [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2013, 85: 13-20.
- [3] Bendaoudi H, Gan Q F, Cheriet F, et al. A run-length encoding co-processor for retinal image texture analysis [C]// Proceedings of International Conference on ReConFigurable Computing and FPGAs (ReConFig), IEEE, 2015: 1-6.
- [4] Batool N, Chellappa R. Detection and inpainting of facial wrinkles using texture orientation fields and Markov random field modeling [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2014, 23(9): 3773-3788.
- [5] Borowska M, Szarmach J, Oczeretko E. Fractal texture analysis of the healing process after bone loss [J]. Computerized Medical Imaging and Graphics, 2015, 46(2): 191-196.
- [6] Nanni L, Lumini A, Brahnam S. Survey on LBP based texture descriptors for image classification [J]. Expert Systems with Applications, 2012, 39(3): 3634-3641.
- [7] Ogawa T, Haseyama M. Missing texture reconstruction method based on error reduction algorithm using Fourier transform magnitude estimation scheme [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(3): 1252-1257.
- [8] Arivazhagan S, Ganesan L, Priyal S P. Texture classification using Gabor wavelets based rotation invariant features [J]. Pattern Recognition Letters, 2006, 27(16): 1976-1982.
- [9] 陈洪,陶超,邹峥嵘,等. 一种新的高分辨率遥感影像城区提取方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2013, 38(9): 1063-1067.  
CHEN Hong, TAO Chao, ZOU Zhengrong, et al. Automatic urban area extraction using a Gabor filter and high-resolution remote sensing imagery [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2013, 38(9): 1063-1067. (in Chinese)
- [10] Riaz F, Hassan A, Rehman S, et al. Texture classification using rotation-and scale-invariant gabor texture features [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2013, 20(6): 607-610.
- [11] 马江林,赵志明,汪承义,等. 一种新的基于 Gabor 小波的非监督纹理分割方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2009, 34(1): 11-14, 18.  
MA Jianglin, ZHAO Zhongming, WANG Chengyi, et al. A new unsupervised texture segmentation method using Gabor wavelet [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2009, 34(1): 11-14, 18. (in Chinese)
- [12] 宦若虹,张平,潘贻. PCA、ICA 和 Gabor 小波决策融合的 SAR 目标识别[J]. 遥感学报, 2012, 16(2): 262-274.  
HUAN Ruohong, ZHANG Ping, PAN Yun. SAR target recognition using PCA, ICA and Gabor wavelet decision fusion [J]. Journal of Remote Sensing, 2012, 16(2): 262-

274. (in Chinese)
- [13] Cao L J, Chong W K. Feature extraction in support vector machine: a comparison of PCA, XPCA and ICA [C]//Proceedings of the 9th International Conference on Neural Information Processing, 2002, 2: 1001 – 1005.
- [14] Kira K, Rendell L A. The feature selection problem; traditional methods and a new algorithm [C]//Proceedings of the Tenth National Conference on Artificial Intelligence, 1992, 2: 129 – 134.
- [15] 李晓岚. 基于 Relief 特征选择算法的研究与应用 [D]. 大连: 大连理工大学, 2013.  
LI Xiaolan. The study and application of feature selection algorithms based on Relief [D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2013. (in Chinese)
- [16] Jia J H, Yang N, Zhang C, et al. Object-oriented feature selection of high spatial resolution images using an improved Relief algorithm [J]. Mathematical and Computer Modelling, 2013, 58(3/4): 619 – 626.
- [17] Chen J, Li M, Li J W. An improved texture-related vertex clustering algorithm for model simplification [J]. Computers & Geosciences, 2015, 83: 37 – 45.
- [18] Patgar S V, Sharath Kumar Y H, Vasudev T. Detection of fabrication in photocopy document using texture features through *K*-means clustering [J]. Signal & Image Processing, 2014, 5(4): 29 – 36.
- [19] Venkateswaran K, Kasthuri N, Balakrishnan K, et al. Performance analysis of *K*-means clustering for remotely sensed images [J]. International Journal of Computer Applications, 2013, 84(12): 23 – 27.
- [20] 王慧贤, 靳惠佳, 王娇龙, 等. *K* 均值聚类引导的遥感影像多尺度分割优化方法 [J]. 测绘学报, 2015, 44(5): 526 – 532.  
WANG Huixian, JIN Huijia, WANG Jiaolong, et al. Optimization approach for multi-scale segmentation of remotely sensed imagery under *K*-means clustering guidance [J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2015, 44(5): 526 – 532. (in Chinese)
- [21] Bradley P S, Fayyad U M. Refining initial points for *K*-means clustering [C]//Proceedings of the Fifteenth International Conference on Machine Learning, 1998: 91 – 99.
- [22] Storn R, Price K. Differential evolution—a simple and efficient adaptive scheme for global optimization over continuous spaces [J]. Journal of Global Optimization, 1997, 11(4): 341 – 359.
- [23] Kwedlo W. A clustering method combining differential evolution with the *K*-means algorithm [J]. Pattern Recognition Letters, 2011, 32(12): 1613 – 1621.
- [24] Kuo R J, Suryani E, Yasid A. Automatic clustering combining differential evolution algorithm and *K*-means algorithm [C]//Proceedings of the Institute of Industrial Engineers Asian Conference, 2013: 1207 – 1215.
- [25] Li C R, Duan G D, Zhong F J. Rotation invariant texture retrieval considering the scale dependence of Gabor wavelet [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(8): 2344 – 2354.
- [26] Srinivas M, Patnaik L M. Genetic algorithms: a survey [J]. Computer, 1994, 27(6): 17 – 26.
- [27] Kennedy J, Eberhart R C. Particle swarm optimization [C]//Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks, 1995, 4: 1942 – 1948.