

两种改进的遥感影像地物分类方法对比研究

刘亮亮¹, 谢菲¹, 孟鸣^{1,2}

(1. 云南大学 资源环境与地球科学学院, 云南 昆明 650000;

2. 云南省地理研究所, 云南 昆明 650000)

摘要: 遥感影像的分割中纹理特征是分辨、提取影像中地物类别的一个重要特征, 文中提出一种利用贝叶斯公式进行遥感影像分类的思路, 根据判断规则, 选择改进概率最大的一个作为决策分类的结果。对比提出了另一种基于 Daubechies1 小波的改进 K -mean 算法影像分割技术, 利用二维单尺度小波变换将图像像素分解到不同的维度空间, 利用每个图像子块频带的平均能量值作为特征分量进行融合, 最后利用小波逆变换还原分类图像。文中使用 MATLAB 2010a 软件进行算法实现, 利用云南省滇池流域海口镇的 2015 年遥感影像数据进行了实验, 最后对结果进行了定性分析和定量评价。结果表明, 上述两种遥感影像分割算法在高分辨率遥感图像地物目标分类提取中取得较好的应用结果。

关键词: 贝叶斯分类; 影像分割; 特征提取; 小波变换; 海口镇

中图分类号: TP301

文献标识码: A

文章编号: 1673-629X(2018)02-0154-04

doi: 10.3969/j.issn.1673-629X.2018.02.033

A Comparative Study of Two Improved Remote Sensing Image Classification Methods

LIU Liang-liang¹, XIE Fei¹, MENG Ming^{1,2}

(1. School of Resource Environment and Earth Science, Yunnan University, Kunming 650000, China;

2. Yunnan Institute of Geography, Kunming 650000, China)

Abstract: In the segmentation of remote sensing images, the texture feature is an important feature in the classification of the feature class. In this paper, we propose a method of using remote sensing image classification based on Bayesian formula. According to judgment rule, we choose the one with the greatest probability of improvement as the result of the decision classification. In contrast, an improved K -mean algorithm based on Daubechies1 wavelet is proposed. The two-dimensional single-scale wavelet transform is used to decompose the image pixels into different dimension spaces. The average energy value of each sub-block band of each image is used as a feature component for fusion. Finally, wavelet transform is used to restore the classified image. We implement the algorithm by MATLAB 2010a software and carry out the experiment based on the remote sensing image data of Haikou Town, Dianchi Lake Basin, Yunnan Province. At last, the results are qualitative analysis and quantitative evaluation. The results show that two kinds of remote sensing image segmentation algorithm have a better effects in the object classification of high-resolution remote sensing image.

Key words: Bayesian classification; image segmentation; feature extraction; wavelet transform; Haikou Town

0 引言

遥感图像分割是对遥感图像内容理解和地物识别的关键技术, 它可以将遥感图像的同质区域分离, 使后续的分析和应用研究针对同质区域进行, 有效提高了地物识别的精度和效率^[1]。遥感图像分类识别的发展方向是使判别结果无限接近于实际地物, 大量新技术新方法的不断研究与应用, 将航空航天和卫星遥感上

采集的数据信息经过加工处理, 从宏观角度更为广阔地观察、理解和把握自己所赖以生存的这个星球。目前研究的遥感图像分类方法是对传统分类方法的重大改进, 由于待分类的遥感图像都属于数字图像, 而数字图像的分类是通过计算机来实现的。这种分类方法能充分利用遥感数据提供的各种统计信息, 从理论上其分类结果必定是高度量化的, 可以精确到图像对应

收稿日期: 2017-02-09

修回日期: 2017-06-15

网络出版时间: 2017-10-19

基金项目: 国家自然科学基金(51467022)

作者简介: 刘亮亮(1989-), 男, 硕士研究生, 研究方向为地理空间信息共享、智能式 GIS 应用; 孟鸣, 研究员, 研究方向为地理空间信息共享与智能 GIS。

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20171019.1624.038.html>

地面上的像元,容易进行面积统计^[2-4]。做好图像分类以及分类后的处理工作,进行适当的人为释译,可以在节省经费、时间的同时,达到比经过人工解译、勾绘、转绘、量算和传统的统计方法结合处理后的分类精度更高的精度。随着传感器技术及计算机模式识别技术的不断发展,遥感图像由单波段发展到多光谱再到高光谱,遥感图像分类方法也得到了越来越深入的研究与应用^[5-6]。

1 改进的贝叶斯最小错误率的遥感影像分类算法

贝叶斯最小错误率分类方法的设计初衷很简单,就是进行“分类”这一操作。为方便说明,令 $\{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_c\}$ 表示有限个类别集, $\{a_1, a_2, \dots, a_a\}$ 表示有限的 a 中可能采取的动作集,风险函数 $\lambda(a_i | \omega_j)$ 描述类别状态为 ω_j 时采取行动 a_i 所产生的风险^[7-9]。

1.1 定义损失函数

已知使用贝叶斯公式可以通过先验概率 $P(\omega_j)$ 、概率密度函数(似然函数) $p(x | \omega_j)$ 以及证据因子 $p(x)$ 求出后验概率 $P(\omega_j | x)$:

$$P(\omega_j | x) = \frac{p(x | \omega_j) P(\omega_j)}{p(x)} \quad (1)$$

假设样本具有特征值 x ,并且将采取 a_i 行动,而样本的真实归属类别为 ω_j ,那么将可能造成损失 $\lambda(a_i | \omega_j)$,而后验概率 $P(\omega_j | x)$ 表示特征值为 x 时,样本属于类别 ω_j 的概率,因此,与行为 a_i 相关的损失为:

$$R(a_i | x) = \sum_{j=1}^c \lambda(a_i | \omega_j) P(\omega_j | x) \quad (2)$$

其中, $R(a_i | x)$ 称为与行为 a_i 相关的损失函数。

计算损失函数的步骤如下:

Step1: 通过将特征值、似然函数、先验概率带入贝叶斯公式,求出具有特征值 x 的样本分属各个不同类别的可能性(后验概率);

Step2: 将样本属于各个不同类别的可能性乘上将样本误判到这一类别所需付出的代价;

Step3: 将Step2的结果相加即可得出对具有特征值 x 的样本进行 a_i 操作所可能产生的损失。显然,要计算损失函数,先验概率、似然函数、风险函数都必须已知。

1.2 贝叶斯决策规则

为了最小化总风险,对所有的 $i = 1, 2, \dots, \mu$ 计算条件风险 $R(a_i | x)$,并选择行为 a_i 使 $R(a_i | x)$ 最小化。最小化后的总风险值称为贝叶斯风险,记为 R^* ,它是可获得的最优风险。

假设判决规则为函数 $a(x)$,它用来说明对于特征值 x 应采取哪种行为(即 a_1, a_2, \dots, a_a 中选择哪种行

为)。如果有一种规则,使得损失函数 $R(a_i | x)$ 对每个特征值 x 都尽可能小,那么对所有可能出现的特征值 x ,总风险将会降到最小^[8-9]。而理想的规则就是贝叶斯决策:“对所有的 $i = 1, 2, \dots, \mu$,计算条件风险 $R(a_i | x)$,并选择行为 a_i 使 $R(a_i | x)$ 最小化”。而在实际操作过程中,通常没有那么多已知条件,不过贝叶斯决策理论至少提供了一个与其他分类方法做对比的评价依据,也就是说贝叶斯决策很多情况下是作为对比对象而存在的。

1.3 影像分类改进判别函数的建立

针对遥感影像进行地物类型分类问题,首先定义一个风险评价函数:过程表现是 w_i 类,判别为 w_j 类时造成的风险为 L_{ij} ;最小风险判别准则:选取 j ,使 $r_j(X)$ 最小。利用贝叶斯公式重新定义风险函数^[10-12]:

$$r_j(X) = \sum_{i=1}^s L_{ij} P(X | w_i) P(w_i) \quad j = 1, 2, \dots, S \quad (3)$$

如果 $r_1(X) < r_2(X)$,则 $X \in w_1$;如果 $r_1(X) > r_2(X)$,则 $X \in w_2$ 。

设 i 类判为除 i 之外的地物时所承担的损失是0.11,判断正确时的损失是0,从而得到如下的判别公式:

$$R_1(X) = \ln(L_{21}) + \ln P(w_2) - \frac{1}{2} \ln |\Sigma_2| - \frac{1}{2} [(X - M_2)^T \Sigma_2^{-1} (X - M_2)] \quad (4)$$

函数值达到最大时即得到所判定的地物类型,最后显示重新还原的RGB遥感图像。

1.4 遥感图像分类结果分析

图1为贝叶斯最小错误率算法的影像分割分类结果。

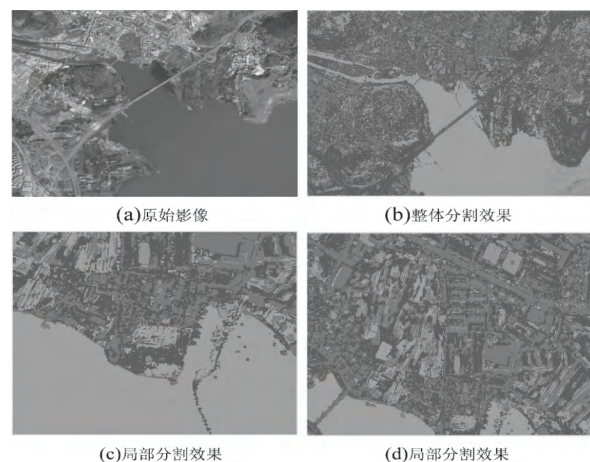


图1 贝叶斯最小错误率算法的影像分割分类结果

从整体来说,贝叶斯最小错误率算法将水体和陆地进行了很好的区分,对于大部分地物来说也进行了很好的分类,从视觉角度来看分类结果比较理想;但是从(c)、(d)两张分类结果的局部放大图来看,从视觉

上具有相同色彩的部分耕地也被误分为水域,而且对于城市内部来讲,城市建筑物产生的阴影也对分类结果的准确性造成了很大的影响,而且对于细小的地物类型也都被归入了附近的地物大类之中。从统计学的角度来讲(见图2),水域约占影像整体分类的43%,耕地约占18%,居民点约占29%,林地约占10%,而交通用地和未利用地约占不到总和的1%。

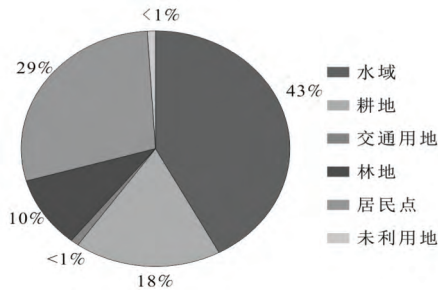


图2 改进的贝叶斯最小错误率算法的影像分类结果统计图

从上述例子可以看出,证据因子 $p(x)$ 对函数做出哪种分类判断的结果没有实质性的决定作用,它的存在仅仅是作为一个标量,用来表示一种比例,即表示实际测量的具有特征值 x 的模式的出现频率^[3]。如果把它去掉,也可以将判决规则改为“如果 $p(x|\omega_1)P(\omega_1) > p(x|\omega_2)P(\omega_2)$,则判决为 ω_1 类,否则为 ω_2 类”。然后用贝叶斯公式来帮助做决策的大概思路,就是计算出某个特征值为 x 的待测样本属于各个不同类别的可能性,然后根据判断规则,选择概率最大(即可能性最大)的一个作为决策结果。

2 基于小波变换的改进 K-mean 算法的影像分类技术

K-means 是一种广泛使用的基于划分的动态聚类算法。该算法以 K 为参数,把 n 个对象分为 K 个类别。根据一个类别中对象的平均值进行相似度计算,以达到使相同类别之间具有较低的相似度、类别之内具有较高的相似度的目的^[10-13]。传统的均值-方差 K-mean 聚类算法有着不可避免的缺点:分类精度较低;由于初始聚类中心的选取具有随机性,初始值的选取会导致分类结果具有较大的差异性。

针对传统算法的缺点,提出了基于小波变换的改进 K-mean 算法。小波变换分析是一种基于应用数学理论的知识,其优势在于具有良好的时域频域局部化、尺度变化和方向选择性等特征,尤其近年来在纹理结构特征信息提取方面也有一定的应用研究^[11]。文中采用 Daubechies1 小波,以云南省昆明市滇池流域海口镇遥感图像为分类目标,在非监督类方法基础上融合监督类方法的思想,对遥感图像进行小波变换,提取样本图像的纹理特征向量,同时将各类地物的样本图像纹理特征向量作为初始聚类中心;读取样本数据的纹理特征向量进行分类,并返回分类图像的 RGB 图,进行遥感图像分类,同时显示各类地物的面积比例。

2.1 样本纹理特征提取

当地物类型的光谱信息比较接近时,仅依靠光谱信息进行分类结果误差较大。在这种情况下,分类过程中可以引入纹理特征信息,因为不同地物的光谱特性可能相同,但是其纹理特征肯定存在明显的区别,所以就可以达到区分地物的目的。在计算机视觉研究领域,纹理是描述图像的一个重要特征,基于小波变换的纹理分割方法是一种理想的图像分割算法^[13-14]。

设定小波包分解的层数为 m ,对 $B_i(i=1,2,\dots,p)$ 分别进行 m 层二维小波包分解,对于每个图像子块,均得到 $4m$ 个分解子频带图像。这里为了简便,决定进行单尺度的小波变换, m 取1,共得到4个分解子频带的图像^[5]。将每个图像子块的4个子频带的绝对值平均能量值作为一个特征分量,其表示为:

$$e = \frac{1}{M \times N} \sum_i \sum_j |X(i, j)| \quad (5)$$

其中, M 、 N 为子频带 X 的宽和高; $X(i, j)$ 为频带系数值。

因此第 i 个子块的特征向量为:

$$w_i = [e_{i,1} \ e_{i,2} \ e_{i,3} \ e_{i,4}] \quad (6)$$

其中, $e_{i,k}$ 表示第 k 个子频带的平均能量值。

2.2 样本特征向量提取

通过下载的图像资料中如土地利用类型图和植被分布图等,根据图像各波段的光谱色调、纹理、形状等特征(见表1)在屏幕上直接选取有代表性的地物类型的区域。

表1 昆明市滇池流域遥感图像典型地物类型的目视解译标志

序号	地物类型	图像特征	说明
1	耕地	深绿色: 有规则块状	有作物田地
2	园地	绿色, 深绿色: 块状, 斑状	果园, 花卉
3	林地	浅绿色: 块状, 斑状	树林, 灌木丛
4	牧草地	青绿色: 块状	草地, 地表绿色植被
5	居民点及工矿用地	灰白色: 块状, 斑状	房屋建筑物, 厂房
6	交通用地	深黑色: 线状	道路
7	水域	蓝黑色: 块状, 线状	湖水, 河水
8	未利用地	土黄色, 土褐色: 块状	裸露土地

对待分类图像进行二维单尺度小波变换 (DWT2) 通过指定小波或者分解滤波器进行二维单尺度小波分解, 提取特征向量。

2.3 使用改进的 K -mean 算法进行遥感图像分类

实验分割对象为云南省昆明市滇池流域海口镇的 2015 年谷歌地球遥感图像 (见图 3)。算法在 MATLAB.R2010a 平台上实现, 经过反复对实验区原始图像进行分割实验, 选取迭代次数为 25~30, 可以获得较好的分割结果。

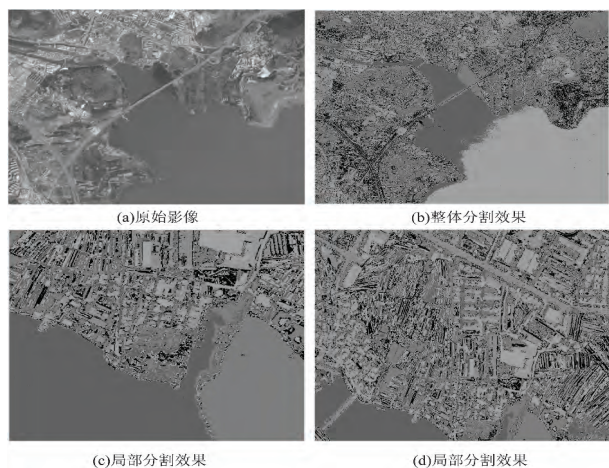


图 3 小波变换改进的 K -mean 算法影像分割分类结果

按照各地物类型占总研究区的比例得到如图 4 所示的饼状图。

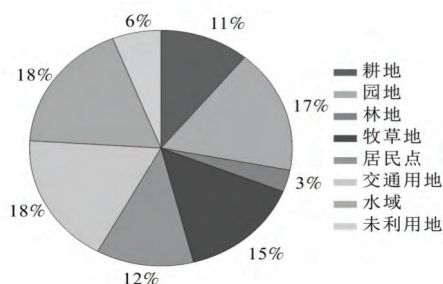


图 4 K -mean 算法分割影像分类结果统计图

2.4 遥感图像分类结果分析

根据海口镇土地利用总体规划 2010 年土地利用现状变更调查结果显示, 全镇土地总面积为 17 437.57 公顷, 已利用土地 16 181.52 公顷, 占全镇总面积的 92.80%, 未利用土地 1 256.05 公顷, 占总面积的 7.20%, 土地利用较为充分。在已利用的土地面积中, 耕地为 2 880.33 公顷, 占 16.52%, 林地 10 690.97 公顷, 占 61.31%, 园地 224.33 公顷, 占 1.29%, 居民点及工矿用地 1 570.66 公顷, 占 9.01%, 交通用地为 455.45 公顷, 占 2.61%, 水域用地 184.38 公顷, 占 1.06%。根据海口镇土地环境条件, 规划前有零星牧草地约占 1%, 后期规划调整中不再配置增加牧草地。

分割性能评价误分率是指错误分割的像素占理想

分割图像总的像素的百分比, 误分率越低, 说明对于被分割的图像其被错误归类的像素越少, 即分割效果越好, 归类越准确。反之, 误分率越高, 说明对于被分割的图像其被错误归类的像素越多, 即分割效果越差, 归类越模糊。将 2015 年的遥感影像分类结果和 2010 年海口镇土地利用现状变更调查结果进行对比 (见图 5) 结果显示林地、园地、牧草地、水域以及交通用地影像自动分类结果和调查数据差距较大, 误分率均达到 70% 以上。但同时对园地、林地、牧草地提取图像特征时, 三种地物类型具有明显的相似性, 包括颜色和外表轮廓等, 如将三者进行合并进行统计分析, 则误差率降低为 35.5%, 则分类结果较为可信。按照海口镇经济发展趋势进行分析, 2015 年的全镇经济水平明显高于 2010 年, 部分耕地、未利用土地转化为居民及交通用地是经济发展中一个不可避免的趋势, 因此对于耕地、未利用地以及交通用地的变化可以认为分类结果准确, 误差在合理的波动范围之中; 对于水域分类结果的差异则是由于 2010 年进行土地利用现状变更调查中统计的水域面积扩大以及由于遥感影像的图像色差差异导致误分, 也是后续研究中需要解决的一个问题。

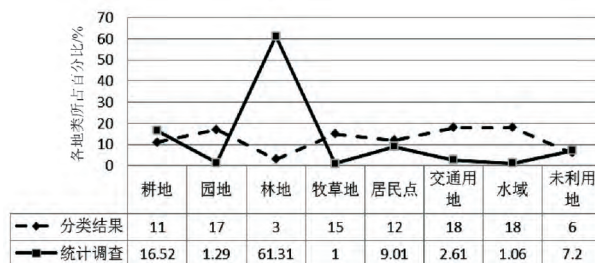


图 5 遥感影像分类结果和调查结果对比图

总体来说, 从统计以及人工识别的角度进行综合分析, 利用该算法进行的遥感影像自动分类结果较为可信, 如能获取更加精确的土地利用类型数据, 则影像总体分类精度将会进一步提高且更加可信。

3 结束语

上述两种算法的实验仿真结果表明, 经过改良的小波纹理分割遥感影像计算方法能够清晰地对高分辨率遥感图像进行分割, 待分类图像经过单尺度二维离散小波变换后, 削弱了相同地物类型内部的噪声, 提高了不同地物类型的边缘差异性^[15]; 而贝叶斯最小错误率分类方法在大范围调查中且不追求高精度的统计数据时有很好的利用前景, 而基于小波变换的 K -means 算法对于精确数据统计应用效果较好。文中方法尽管能够完成大部分图像的分割以及分类研究, 但是在实验过程中也发现, 对于图像中的个别区域以及阴影区

(下转第 162 页)

得了较高的精度。在实际应用中,针对地物的特点,通过优选更多类型的纹理特征并采用适当的降维方法,并设计更为高效的聚类方法,可实现基于纹理信息的高分影像自动高精度分类。

参考文献:

- [1] 李盛阳,张爱军,朱重光,等.基于网格的遥感图像快速处理[J].计算机工程,2007,33(6):35-37.
- [2] 陈杰.高分辨率遥感影像面向对象分类方法研究[D].长沙:中南大学,2010.
- [3] 江涛,李红.遥感卫星接收系统计算机控制技术研究[J].计算机测量与控制,2013,21(9):2434-2435.
- [4] 陈以超,洪汉玉,王俊,等.一种鲁棒性的遥感图像地域分类新方法[J].计算机技术与发展,2007,17(8):136-139.
- [5] 华晔,张涛,奚后玮,等.基于决策树的高光谱遥感影像分类方法研究[J].计算机技术与发展,2012,22(6):198-202.
- [6] 张亚亚,张立民,刘小伟,等.基于语义网的遥感图像分类[J].计算机技术与发展,2015,25(5):218-223.
- [7] 王养廷.基于SVM的遥感图像自动分类研究[J].计算机仿真,2013,30(6):378-381.
- [8] SMITH J R, CHANG S F. Automated binary texture feature sets for image retrieval [C]//Proceedings of the acoustics, speech and signal processing. Washington, DC, USA: IEEE

Computer Society, 1996: 2239-2242.

- [9] 李智峰,朱谷昌,董泰锋.基于灰度共生矩阵的图像纹理特征地物分类应用[J].地质与勘探,2011,47(3):456-461.
- [10] 孟海东,郝永宽,宋飞燕,等.遥感图像非监督计算机分类方法的研究[J].计算机与现代化,2008(7):66-69.
- [11] 郝玉保,王仁礼,马军,等.改进 Tamura 纹理特征的图像检索方法[J].测绘科学,2010,35(4):136-138.
- [12] TAMURA H, MORI S, YANAWAKI T. Texture features corresponding to visual perception[J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 1978, 8(6): 460-473.
- [13] 吕晓琪,郭金鸽,赵宇红,等.基于图像分割的 Tamura 纹理特征算法的研究与实现[J].中国组织工程研究,2012,16(17):3160-3163.
- [14] 王顺杰,齐春,程玉胜. Tamura 纹理特征在水下目标分类中的应用[J].应用声学,2012,31(2):135-139.
- [15] HARALICK R M, SHANMUGAM K, DINSTEN I. Textural features for image classification [J]. IEEE Transactions on System, Man and Cybernetics, 1973, 3(6): 610-621.
- [16] 谢菲.图像纹理特征的提取和图像分类系统研究及实现[D].成都:电子科技大学,2009.
- [17] 姚宏宇,李弼程.基于广义图像灰度共生矩阵的图像检索方法[J].计算机工程与应用,2004,40(34):98-101.
- [18] ULABY F T, KOUYATE F, BRISCO B, et al. Textural information in SAR images [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1986, 24(2): 235-245.

(上接第 157 页)

域出现了较大的误差,误分概率较大,所以算法还存在很多不足之处,需要加强。对于实验结果中图像分类效果好坏的评价是通过目视观察和来自官方的统计数据对比分析,这种评价方法不仅费时而且常带有人主观因素,因此,该领域迫切地需要一种好的图像分割方法评价标准。

参考文献:

- [1] 侯立华.图像分割方法综述[J].科技创新导报,2008(22):249.
- [2] 黄煌,肖鹏峰,王结臣.多尺度归一化割用于遥感图像分割[J].遥感信息,2015,30(5):20-25.
- [3] 谢娟英,高红超.基于统计相关性与 K-means 的区分因子集选择算法[J].软件学报,2014,25(9):2050-2075.
- [4] 王晓年,冯远静,冯祖仁.一种基于主动轮廓模型的蚁群图像分割算法[J].控制理论与应用,2006,23(4):515-522.
- [5] 胡建强,李涓子,廖桂平.一种基于多维服务质量的局部最优服务选择模型[J].计算机学报,2010,33(3):526-534.
- [6] CHAKRABORTY R S. Hardware security through design obfuscation [D]. USA: Case Western Reserve University, 2010.

- [7] DORIGO M, BLUM C. Ant colony optimization theory: a survey [J]. Theoretical Computer Science, 2005, 344: 243-278.
- [8] 曹永春,蔡正琦,邵亚斌.基于 K-means 的改进人工蜂群聚类算法[J].计算机应用,2014,34(1):204-207.
- [9] 翟东海,鱼江,高飞,等.最大距离法选取初始簇中心的 K-means 文本聚类算法的研究[J].计算机应用研究,2014,31(3):713-715.
- [10] WANG X, DU J, WU S, et al. Cluster ensemble-based image segmentation [J]. International Journal of Advanced Robotic Systems, 2013, 10: 297-308.
- [11] 张亚利,雕丹.改进小波算法在图像分割技术中的应用[J].数字技术与应用,2016(3):137-138.
- [12] 赵越,周萍.改进的 K-means 算法在遥感图像分类中的应用[J].国土资源遥感,2011,23(2):87-90.
- [13] 季虎,孙即祥,邵晓芳,等.图像边缘提取方法及展望[J].计算机工程与应用,2004,40(14):70-73.
- [14] 白杨,孙跃,王君,等.基于动态自适应蚁群算法的 MRI 图像分割[J].计算机科学,2008,35(2):226-229.
- [15] NEZAMABADI-POUR H, SARYAZDI S, RASHEDIE. Edge detection using ant algorithms [J]. Soft Computing, 2006, 10(7): 623-628.