

高分辨率遥感影像的自优化迭代分类方法*

史蕾, 万幼川, 李刚, 姜莹

(武汉大学遥感信息工程学院, 湖北武汉 430079)

摘要:针对高分辨率遥感影像提出了一种面向像斑的自优化迭代分类算法,基于半监督聚类算法获取训练样本,以支持向量机为核心设计了自优化迭代分类器。使用分型网络演化算法获取像斑,并从中选取少量标记样本;结合标记样本,利用半监督模糊C均值算法对像斑进行聚类,并基于密集度筛选得到训练样本;设计了自优化迭代支持向量机分类算法,对所有像斑进行迭代分类直到满足分类要求,并在分类过程中对相邻分类结果进行统计得到高可信度样本以自主优化训练样本集。基于以上方法分别对武汉市 QuickBird 和 WorldView 影像进行分类实验,分类总精度分别达到 94.67% 与 92%,与基于人工选取训练样本情况下进行分类的分类总精度(82%与82.67%)、常规支持向量机分类总精度(87.33%与88%)、最小二乘支持向量机分类总精度(88%与89.33%)相比,精度有明显提升,分类效果较好。

关键词:高分辨率遥感影像;像斑;自优化;半监督;模糊C均值;支持向量机

中图分类号:P23 文献标志码:A 文章编号:1001-2486(2017)04-077-10

Self-optimizing iterative classification method of high-resolution remote sensing images

SHI Lei, WAN Youchuan, LI Gang, JIANG Ying

(School of Remote Sensing and Information Engineering, Wuhan University, Wuhan 430079, China)

Abstract: A self-optimizing iterative classification method based on image segments which classifies high-resolution remote sensing images by acquiring training samples through semi-supervised fuzzy C-means and designing the self-optimizing iterative classifier based on support vector machine was proposed. Image segments could be obtained by fractal net evolution approach and a few labeled samples were selected; based on labeled samples, image segments were clustered by semi-supervised fuzzy C-means clustering method and then training samples could be obtained by intensity filtration from clustering results; the self-optimizing iterative support vector machine was designed to carry on classification iteratively until the classification requirements were met and during the classification process, training samples were updated and optimized to improve the performance of the classifier by statistical analyses of the two adjacent classifications. QuickBird and WorldView images of Wuhan City were classified by the method proposed by this paper and the overall accuracy achieved 94.67% and 92%. In comparison with the overall accuracy of the classification with training samples selected by manual work, the regular support vector machine classification method and the least squares support vector machine classification method, the accuracy of the suggested method is obviously higher and the classification effect is better.

Key words: high-resolution remote sensing images; image segments; self-optimization; semi-supervised; fuzzy C-means; support vector machine

对于高分辨率遥感影像分类,基于像素的分析方法已逐渐被基于像斑的分析方法所取代,像斑是由图像分割得到的具有较高均匀度的多个像素连续区域,也称为对象、同质区域。相比于像素,像斑不仅拥有光谱信息,还具备多种可供分析的空间信息,如:纹理、形状、空间位置关系等^[1-2]。Hay 等于 2006 年对面向对象影像分析(Object-Based Image Analysis, OBIA)做出正式定

义并明确其所要实现的目标,另外,还围绕 OBIA 所具备的优点与缺点、所面临的机遇与挑战展开讨论^[3]。Blaschke 等则从范式的角度出发,在与像素分析模式比较分析后,论证了 OBIA 方法的可行性,剖析了该方法的核心概念及其在遥感变化检测与精度评估等应用领域的作用^[4]。目前,国内外已有众多学者基于像斑进行了高分辨率遥感影像分类研究:文献[5]提出了一种面向像斑

* 收稿日期:2016-03-25

基金项目:国家科技支撑计划资助项目(2014BAL05B07);高等学校博士学科点专项科研基金资助项目(20130141130003);测绘遥感信息工程国家重点实验室开放基金资助项目(13R04)

作者简介:史蕾(1989—),女,山东聊城人,博士研究生,E-mail:shileiwu@whu.edu.cn;

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

的空间特征——对象相关指数,并基于最近邻分类法、最大似然分类法、支持向量机(Support Vector Machine, SVM)分类法对 QuickBird 影像进行分类,验证了该特征的有效性;文献[6]基于多种尺度对图像进行分割,选择 SVM 作为分类器,利用逻辑回归模型计算不同尺度下像斑的隶属度,并将其归入最大隶属度所属类别;文献[7]将模糊分类和最近邻分类这两种典型的面向像斑分类技术相结合,针对不同地物选择不同分类方法,克服了“椒盐”噪声的影响,尤其对建筑物阴影、草地、道路有较好的提取效果;文献[8]以像斑为分析单元对加纳首都阿拉克的 QuickBird 影像进行了多层分类实验,并基于分类结果对该地区土地利用现状与社会经济状态进行了分析。然而,多数基于像斑的影像分类方法,均属于完全监督分类模式,训练样本的获取方式较为传统且耗时耗力。

近几年来,支持向量机方法已被较多应用于高分辨率遥感影像分析与处理中,如高分辨率遥感影像目标检测^[9]与高分辨率遥感影像分类^[10]。对于常规的遥感影像分类方法,由于受到数据复杂性及分类器自身局限性等多方面因素的影响,在分类精度的提高方面难以取得较大进展,利用支持向量机进行遥感影像分类时也难以避免该缺陷^[11]。Mountrakis 等通过对大量研究成果进行总结与分析得出:支持向量机能够解决遥感影像分类问题中普遍存在的小样本问题,但同时也会受其自身参数设置问题的影响^[12]。不少学者对 SVM 进行了相应改进研究:Ghoggali 等^[13]基于遗传优化算法对 SVM 分类器进行改进,从而实现多时相遥感图像变化检测的半监督化;杨滨等^[14]提出了一种改进的最小二乘支持向量机回归算法,可以自适应确定支持向量的数目,提高学习速度;Maulik 等^[15]提出了一种集成自适应训练模式与半监督 SVM 的高分辨率遥感影像面向像素分类方法,并用实验证明该分类方法能够有效提高分类精度。然而,基于像素的高分辨率影像分类往往具有较为严重的“椒盐”噪声,且分类特征相对单一。

针对以上问题,本文提出了一种以像斑为基本分析单元、半监督获取训练样本的自优化迭代分类算法。

1 训练样本半监督获取

在监督分类中,训练样本的优劣对于分类结果有着至关重要的影响,但对于高分辨率遥感影

像来说,获取足量已知类别的训练样本耗时耗力,而少量标记样本的获取则相对快速简单。因此,基于少量标记样本,利用半监督模糊 C 均值(Semi-Supervised Fuzzy C-Means, SS-FCM)聚类算法对所有样本进行聚类,并以密度集作为筛选原则获取高可信度聚类结果作为训练样本^[16]。相较于常规的模糊 C 均值(Fuzzy C-Means, FCM)聚类,SS-FCM 主要有以下两点改进之处:

1)关于样本点与聚类中心之间距离的衡量标准,常见的 FCM 聚类算法采用的是欧氏距离,该标准适用于各向同性或具有超球结构的数据。然而,遥感影像数据往往具有较强的不确定性,且不同特征之间具有一定的关联性(如归一化植被指数和近红外波段),各个类别在特征空间呈超椭球体结构分布。马氏距离表示数据的协方差距离,通过在计算数据点与聚类中心的距离时引入加权矩阵,实现超椭球分布数据的聚类。由于加权矩阵经由归一化的模糊类内离散度矩阵求逆得到,可以对离散度比较大的方向给予较小加权,对离散度比较小的方向给予较大加权^[17]。因此,马氏距离不仅考虑各个特征之间的关联,而且是无关量纲的,即各个特征处于不同值域的情况下对马氏距离是无影响的。基于以上分析,选择马氏距离代替欧氏距离进行 FCM 聚类,马氏距离的计算公式为:

$$d_{ij} = (\mathbf{x}_j - \mathbf{v}_i)^T \mathbf{S}^{-1} (\mathbf{x}_j - \mathbf{v}_i) \quad (1)$$

其中: d_{ij} 表示第 j 个样本与第 i 类聚类中心之间的马氏距离; \mathbf{x}_j 为第 j 个样本的特征向量; \mathbf{v}_i 为第 i 类的聚类中心特征向量; \mathbf{S} 为特征间的标准协方差矩阵,是一个实对称矩阵。

2)常规 FCM 属于无监督聚类,结果准确率往往难以达到要求。如果在聚类前,引入少量已知类别的样本(即标记样本)来引导聚类,那么聚类精度可以得到提高,该方法称为半监督聚类。相应地,在加入标记样本后,FCM 的目标函数有所改变^[18],如式(2)所示。

$$J_m(\mathbf{U}, \mathbf{V}) = (1 - \alpha) \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^c u_{ij}^m d_{ij}^2 + \alpha \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^c (u_{ij} - f_{ij} b_j)^m d_{ij}^2 \quad (2)$$

其中: $J_m(\mathbf{U}, \mathbf{V})$ 为目标函数; $\mathbf{U} = [u_{ij}]$ 是隶属度矩阵, u_{ij} 代表第 j 个数据点属于第 i 个类别的隶属度; $\mathbf{V} = [\mathbf{v}_i]$ 是聚类中心集合, \mathbf{v}_i 是第 i 类聚类中心特征向量; $\alpha = 1 - l/n$ (l 表示标记样本个数, n 表示样本总数),是用来衡量非监督程度的比例系数; c 为类别数目; m 是一个加权指数,决定聚

类的模糊程度以及样本在各个类中的分享程度; d_{ij} 为第 j 个数据点与第 i 类聚类中心之间的马氏距离,通过式(1)计算得到; $\mathbf{F} = [f_{ij}]$ 表示标记样本的隶属度矩阵, f_{ij} 代表第 j 个标记样本属于第 i 个类别的隶属度,在获取标记样本之后由人为设定; b_j 用来区分标记样本和非标记样本,当为标记样本时 $b_j = 1$,当为非标记样本时 $b_j = 0$ 。相应地,为使目标函数变化值达到最小(即终止误差)而进行的反复迭代过程中, u_{ij} 与 v_i 的计算公式分别为:

$$u_{ij} = \frac{1}{1 + \alpha} \left[\frac{1 + (1 - b_j \sum_{k=1}^c f_{kj})}{\sum_{k=1}^c \left(\frac{d_{ij}}{d_{kj}} \right)^{\frac{2}{m-1}}} + \alpha f_{ij} b_j \right] \quad (3)$$

$$v_i = \frac{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m \mathbf{x}_j}{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m} \quad (4)$$

基于以上讨论,对所有影像像斑进行聚类,并从聚类结果中筛选训练样本。根据文献[19]中的研究,可以利用每类聚类结果中密集度较高的样本作为训练样本。采用该原则获取训练样本,即:选择距离每类聚类中心较近的样本作为分类所需的训练样本。

利用 SS-FCM 获取训练样本的过程如下所示。

1) 标记样本选取,确定实验区影像中的地物类别与类别数 c ,并从分割得到的像斑中针对每个类别获取少数样本得到标记样本集合,并设定标记样本的隶属度矩阵。

2) 半监督模糊 C 均值聚类,利用标记样本集合对未知类别样本进行聚类统计,得到最后的样本隶属度矩阵。

3) 筛选用于分类的训练样本,可以分为以下步骤:

步骤 1: 根据隶属度矩阵获取每个样本所属类别,在隶属度矩阵中,第 j 个样本属于第 i 类的隶属度大于所有其他类别,即最大隶属度 u_{ij}^* ,那么,样本 j 属于第 i 类,如此,便得到每一类所包含的样本集;

步骤 2: 计算每个类别中所有样本的隶属度

均值 $u_i = \frac{\sum_{j=1}^{n_i} u_{ij}^*}{n_i}$ ($i = 1, 2, \dots, c$), 其中, n_i 为第 i 类所包含的样本个数;

步骤 3: 针对每一类别,计算该类别中所有样

本的最大隶属度值与该类别隶属度均值 u_i 的差值绝对值,并按差值绝对值由小到大进行排序以选取靠近聚类中心的样本,设定每类样本筛选比例为 p ,则将其中排名前 $n_i \times p$ 个样本提取出来作为该类别的训练样本。

2 自优化迭代分类

SVM 是一种建立在统计学习理论基础之上的机器学习算法,以 VC 维理论与结构风险最小化为指导原则,其核心思想为:将低维空间中的非线性样本映射到高维核空间中,并创建具有低 VC 维的最优超平面将不同类别样本分割开来^[9]。所提自优化 SVM 分类算法,以 SVM 为核心迭代执行分类过程,并在每一次分类完成后对本次以及最近邻一次分类结果进行求交运算,所获得的交集结果作为较高可信度个体(即被正确归类概率较大的个体)加入训练样本集中,并继续执行下一次分类。该分类算法的具体步骤如下:

步骤 1: 利用半监督模糊 C 均值聚类获取的初始训练样本集合构建分类模型,基于 SVM 进行初步分类;

步骤 2: 将步骤 1 中的分类结果与半监督模糊 C 均值聚类结果进行比较分析,筛选出高可信度样本加入初始训练样本中,此时得到更新后的训练样本;

步骤 3: 基于新的训练样本,继续执行 SVM 分类;

步骤 4: 若分类结果与前一次 SVM 分类结果重叠度小于阈值且当前迭代次数小于最大迭代次数,则通过对前后两次分类结果的分析统计继续筛选出高可信度样本对训练样本集合进行更新和优化,并返回步骤 3,否则,转至步骤 5;

步骤 5: 若重叠度大于阈值或者已经达到最大迭代次数,则停止分类,输出结果,生成地表覆盖分类成果图,评估分类精度。

高分辨率遥感影像数据的分类问题较多情况下属于线性不可分范畴,SVM 将低维空间中非线性可分问题转化为高维空间中的线性可分问题,并引入核函数来解决由此产生的“维数灾难”问题,选择不同核函数,可以构造不同的非线性 SVM^[20]。鉴于 RBF 核函数在学习能力及实际应用方面表现较为突出^[21],选择径向基函数(Radial Basis Function, RBF)作为 SVM 核函数。另外,惩罚因子 C 和核参数 σ 的赋值对于 SVM 的性能有着至关重要的影响^[22]。目前,遗传算法、粒子群优化算法、网格遍历方法等均被

应用于获取最优参数组合,遗传算法和粒子群优化算法的寻优效率虽然优于网格遍历方法,但其稳定性均较差,误差也较大。最终采用网格遍历法来获取以上参数,并辅以 k -折交叉验证法来评价参数优劣^[23],从而获取最优参数组合。

结合以上分析,所提出的自优化迭代分类过程如图 1 所示。

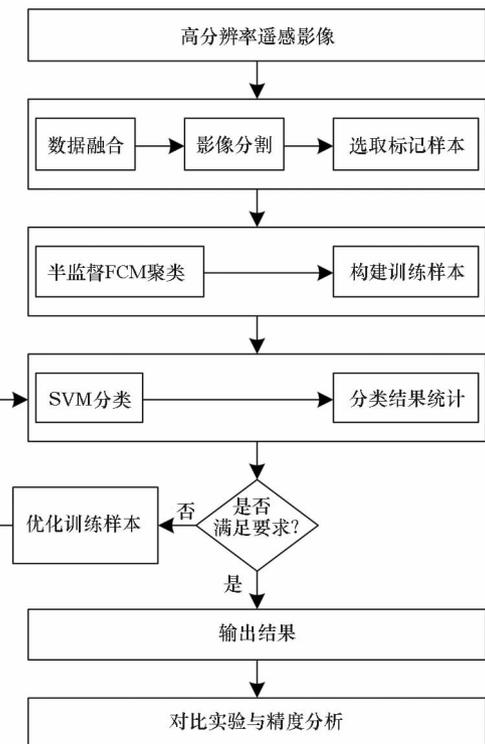


图 1 自优化 SVM 分类流程图

Fig.1 Flow chart of classification method based on SO-SVM

3 实验与分析

3.1 实验数据与过程

选用常见的两种高分辨率遥感影像——QuickBird 与 WorldView 进行实验,其中 QuickBird 数据大小为 512×512 像素,包括 2.44 m 空间分辨率的多光谱影像(包括蓝、绿、红、近红外四个波段)与 0.61 m 空间分辨率的全色影像,实验区域位于武汉市武昌东部,北靠东湖东路,南靠八一路,地物类别以植被和建筑物为主,如图 2(a)所示;WorldView 数据大小为 1000×1000 像素,包含 2.0 m 空间分辨率的多光谱影像(包括蓝、绿、红、近红外四个波段)与 0.5 m 空间分辨率的全色影像,影像所覆盖区域位于华中农业大学校区东部,主要以建筑物、农用地、水体为主,如图 2(b)所示。



(a) QuickBird 原始影像
(a) Original image of QuickBird

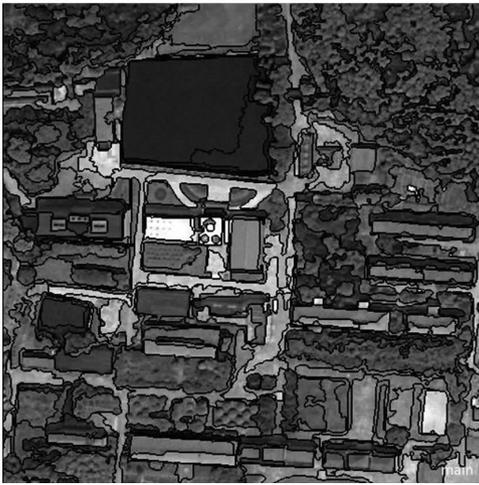


(b) WorldView 原始影像
(b) Original image of WorldView

图 2 实验数据

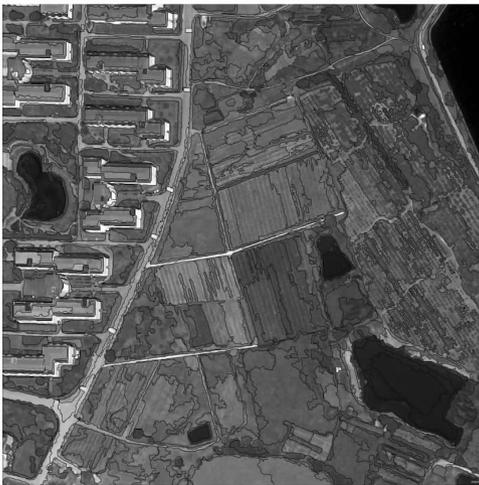
Fig.2 Experimental data

为综合利用光谱特征与空间特征,首先采用 Gram-Schmidt Spectral Sharpening 方法对多光谱影像与全色影像进行融合,得到 0.61 m 空间分辨率的 QuickBird 多光谱影像和 0.5 m 空间分辨率的 WorldView 多光谱影像,然后采用 eCognition 软件中的分型网络演化法 (Fractal Net Evolution Approach, FNEA) 对影像进行分割获得像斑。经过分割试验,确定 QuickBird 和 WorldView 的影像分割尺度参数分别为 60 和 100,形状因子均为 0.1,紧致度因子分别为 0.8 和 0.5 时所得到的分割效果最好,既能够保障较小地物被独立分割出来,又尽可能使较大地物不被过分割,分别分割得到 302 个和 508 个像斑。图 3(a)为 QuickBird 影像的分割结果图,图 3(b)为 WorldView 影像分割结果图。



(a) QuickBird 影像分割结果

(a) Segmentation of QuickBird image



(b) WorldView 影像分割结果

(b) Segmentation of WorldView image

图3 分割结果

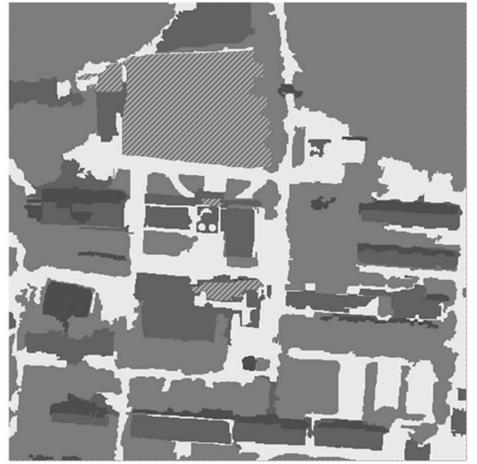
Fig. 3 Segmentation Results

对实验影像进行简单的目视判读与分析,可以将 QuickBird 影像所覆盖区域划分为:植被、建筑物、阴影、水体、裸地,将 WorldView 影像所覆盖区域划分为:植被、建筑物、道路、水体、裸地。结合分类中常用的特征使用情况以及两种数据的自身特点,基于像斑的红、绿、蓝、归一化水体指数四个特征对 QuickBird 影像进行分类,基于红、绿、蓝、近红外、归一化植被指数、长宽比、对比度七个特征对 WorldView 影像进行分类。因为实验区域“同物异谱”现象比较严重,地物较为复杂,如由于建筑物屋顶材质不同,表现在影像上的颜色特征也不同,因此,将其中的复杂地类再细分为若干子类,基于这些子类选取少量标记样本,再基于以上类别划分以及相应标记样本执行半监督模糊 C 均值聚类,筛选得到训练样本。实验中,两幅影像所选取的标记样本个数分别为 42 和 30,价值函数中的加权指数 m

设置为 2,迭代终止误差为 0.01,训练样本筛选比例 p 设为 10%。利用自优化迭代 SVM 分类算法进行分类,在分类过程中,针对 QuickBird 实验数据计算得到的惩罚因子 C 和核参数 σ 的最佳组合值为 2048 和 0.007 812 5,针对 WorldView 实验数据计算得到的惩罚因子 C 和核参数 σ 的最佳组合值为 8 和 0.5,SVM 迭代终止条件中的重叠度阈值与最大迭代次数分别设置为 90% 和 20。

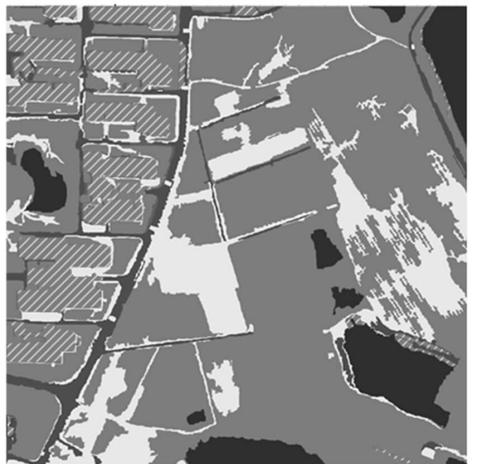
3.2 结果分析与精度评价

利用提出的自优化支持向量机(Self-Optimizing Support Vector Machine, SO-SVM)方法对 QuickBird 和 WorldView 两种实验数据进行分类所得到的最终分类结果分别如图 4(a)和图 4(b)所示。对分类结果进行目视检验可知,其分类效



(a) QuickBird 分类结果

(a) Classification result of QuickBird



(b) WorldView 分类结果

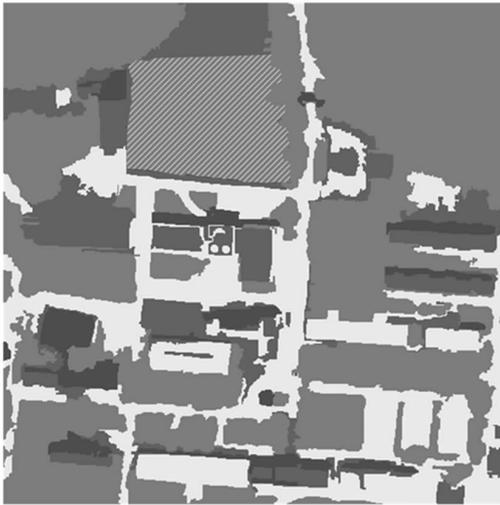
(b) Classification result of WorldView

图4 本文方法分类结果

Fig. 4 Classification results of the method proposed by this paper

果良好,尤其对于较为复杂的建筑物识别精度较高。为比较评估分类结果,基于同样的实验数据,分别利用人工获取训练样本、常规 SVM、文献[24]中提到的最小二乘支持向量机(Least Squares Support Vector Machine, LS-SVM)方法进行分类实验,实验如下:训练样本全部由人为选定,分类方法采用 SO-SVM,QuickBird 和 WorldView 影像的分类结果分别如图 5(a)和图 5(b)所示;训练样本由 SS-FCM 方法获取,采用常规支持向量机进行分类,实验结果如图 6(a)和图 6(b)所示;训练样本由 SS-FCM 方法获取,采用 LS-SVM 进行分类,实验结果如图 7(a)和图 7(b)所示。

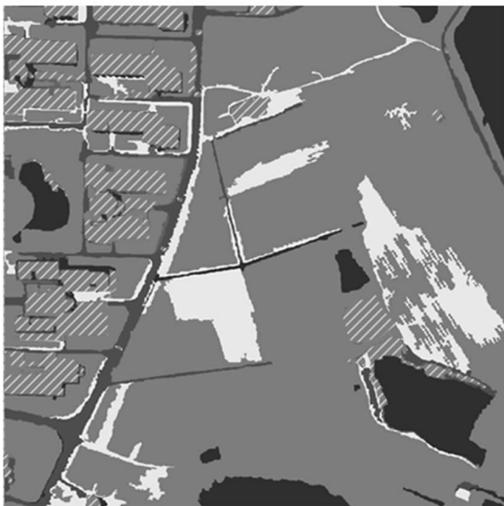
对以上分类结果目视判读以定性分析,可得出以下结论:①对于 QuickBird 影像数据的分类结果,图 5(a)与图 7(a)相较于图 4(a),建筑物提取效果较差,漏判与误判较为严重,尤其与深色裸地之间的混淆比较严重,且图 5(a)中对于阴影的提取精度较低,多处植被阴影均未得到正确识别,而图 6(a)中,建筑物与植被之间误判严重,且将深色裸地区域错分为植被;②WorldView 影像的分类结果,相较于图 4(b),图 5(b)中的建筑物边缘部分多次被判别为水体,且其对于裸地的识别效果不够精细,若干交错于植被中的小块裸地均未被识别,而图 6(b)与图 7(b)中的道路提取效果不佳,尤其对于农田间道路的错判较为严重,且图 6(b)中多次将植被误判为建筑物。



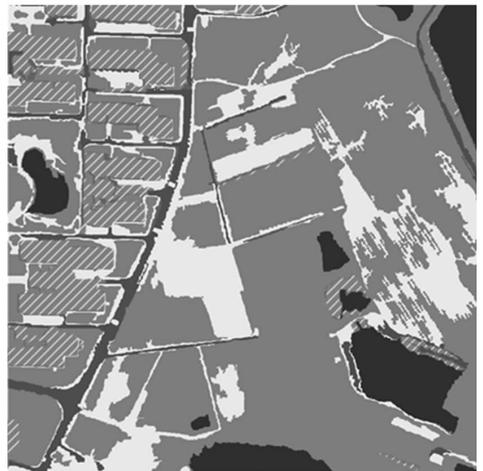
(a) QuickBird 分类结果
(a) Classification result of QuickBird



(a) QuickBird 分类结果
(a) Classification result of QuickBird



(b) WorldView 分类结果
(b) Classification result of WorldView



(b) WorldView 分类结果
(b) Classification result of WorldView

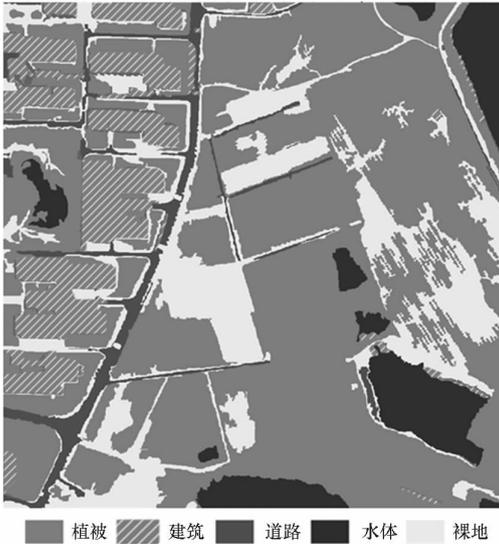
图 5 人工获取训练样本方法下的分类结果
Fig. 5 Classification results of the regular method obtaining training samples manually

图 6 常规 SVM 分类方法下的分类结果
Fig. 6 Classification results of the regular SVM classification method



(a) QuickBird 分类结果

(a) Classification result of QuickBird



(b) WorldView 分类结果

(b) Classification result of WorldView

图7 LS-SVM 分类方法下的分类结果

Fig. 7 Classification results of the LS-SVM classification method

为定量分析以上实验结果的分类精度,采用样本点随机采样法,从 QuickBird 与 WorldView 原始影像中分别随机选取 150 个样本点(单位为像素),分别基于以上四种分类结果对这些样本点进行类别验证,并使用混淆矩阵作为精度评价方法,混淆矩阵中的列代表参考类别,行代表对实验数据进行分类得到的类别。QuickBird 和 WorldView 影像四种分类结果的混淆矩阵分别如表 1 和表 2 所示,分类总精度和 Kappa 系数比较如表 3 所示。其中:生产者精度表示某类被正确

分类样本个数占该类所有真实参考样本个数的比例;用户精度表示某类被正确分类样本个数占所有被划分为该类别样本总数的比例;总体精度表示被正确分类的样本总个数占所有样本个数的比例;Kappa 系数是在综合了生产者精度和用户精度的基础上得出的指标,用来综合评价分类结果的精度。以上参数均在混淆矩阵的基础上计算得到,数值越大,代表分类效果越好。由表 1 和表 2 可知,利用本文方法对两种影像进行分类所得到的用户精度与生产者精度均高于其他方法,多数在 90% 以上,尤其对建筑物、阴影、水体等地类的分类效果有明显改善。从表 3 中可知,本文方法进行 classify 所得到的总精度均在 90% 以上,相比于其他三种方法有较大幅度的提升。

通过以上分析可知:在使用相同分类方法(SO-SVM)的情况下,利用 SS-FCM 方法所获取的训练样本,相较于利用人工选取样本法所获取的训练样本,分类精度较高,说明所提出的训练样本构建方式,可以准确获取分类所需的训练样本;而在使用相同训练样本构建方式(SS-FCM)的情况下,采用 SO-SVM 方法进行 classify 所得到的精度比采用常规 SVM 方法以及 LS-SVM 方法进行 classify 所得到的精度要高,这表明所提出的自优化迭代分类机制,能够改善分类效果、提高分类精度。

4 结论

本文利用半监督模糊 C 均值聚类方法作为训练样本半自动获取方式,并引入 SVM 作为自优化迭代分类算法的核心,提出了一种基于像斑的高分辨率遥感影像分类方法。实验证明,该方法能够取得良好分类效果,半监督思想与模糊 C 均值聚类算法相结合作为高分辨率遥感影像分类中训练样本获取途径,最终的分类效果较好,分类精度也相对较高,说明该方法所获取的训练样本具有一定的可靠性和实用性;选择 SVM 作为分类算法核心,并引入自优化迭代机制引导分类进程,不仅可以提高算法在分类过程中对训练样本的挖掘与优化能力,且可以增强分类过程的智能化程度;像斑的获取基于分形网络演化法,分割尺度与参数的设置由人为主观设定,对于分类结果影响较大,且进行分类时采用的特征及其数目依靠人为经验确定,因此,高分辨率遥感影像像斑的获取以及最优特征选择将是后续研究中值得关注和改善的问题。

表 1 QuickBird 影像不同分类方法混淆矩阵

Tab. 1 Confusion matrix of different classification methods of QuickBird image

	植被	建筑	阴影	水体	裸地	总计	用户精度/%
训练样本获取方法:SS-FCM;分类方法:SO-SVM							
植被	55	0	1	0	0	56	98.21
建筑	0	24	1	0	2	27	88.89
阴影	0	0	10	1	0	11	90.91
水体	0	1	0	11	0	12	91.67
裸地	2	0	0	0	42	44	95.45
总计	57	25	12	12	44	150	
生产者精度/%	96.49	96.00	83.33	91.67	95.45		
训练样本获取方法:人工选取;分类方法:SO-SVM							
植被	54	0	4	0	0	58	93.10
建筑	0	17	1	0	7	25	68.00
阴影	0	2	6	3	0	11	54.55
水体	0	0	1	9	0	10	90.00
裸地	3	6	0	0	37	46	80.43
总计	57	25	12	12	44	150	
生产者精度/%	94.74	68.00	50.00	75.00	84.00		
训练样本获取方法:SS-FCM;分类方法:常规 SVM							
植被	54	0	4	0	4	62	87.10
建筑	0	23	1	0	3	27	85.19
阴影	0	0	7	2	0	9	77.78
水体	0	1	0	10	0	11	90.91
裸地	3	1	0	0	37	41	90.24
总计	57	25	12	12	44	150	
生产者精度/%	94.74	92.00	58.33	83.33	84.09		
训练样本获取方法:SS-FCM;分类方法:LS-SVM							
植被	65	0	1	0	1	67	97.01
建筑	0	16	0	0	4	20	80.00
阴影	0	3	8	1	1	13	61.54
水体	0	0	1	9	0	10	90.00
裸地	1	5	0	0	34	40	85.00
总计	66	24	10	10	40	150	
生产者精度/%	98.48	66.67	80.00	90.00	85.00		

表 2 WorldView 影像不同分类方法混淆矩阵

Tab. 2 Confusion matrix of different classification methods of WorldView image

	植被	建筑	道路	水体	裸地	总计	用户精度/%
训练样本获取方法:SS-FCM;分类方法:SO-SVM							
植被	59	0	0	1	2	62	95.16
建筑	0	17	1	0	2	20	85.00
道路	0	0	19	0	2	21	90.48
水体	0	0	0	8	1	9	88.89
裸地	2	1	0	0	35	38	92.11
总计	61	18	20	9	42	150	
生产者精度/%	96.72	94.44	95.00	88.89	83.33		
训练样本获取方法:人工选取;分类方法:SO-SVM							
植被	57	0	0	0	7	64	89.06
建筑	0	14	1	1	3	19	73.68
道路	0	0	19	0	2	21	90.48
水体	0	4	0	8	4	16	50.00
裸地	4	0	0	0	26	30	86.67
总计	61	18	20	9	42	150	
生产者精度/%	93.44	77.78	95.00	88.89	61.90		
训练样本获取方法:SS-FCM;分类方法:常规 SVM							
植被	57	0	0	1	2	60	95.00
建筑	0	17	5	0	2	24	70.83
道路	0	1	15	0	2	18	83.33
水体	0	0	0	8	1	9	88.89
裸地	4	0	0	0	35	39	89.74
总计	61	18	20	9	42	150	
生产者精度/%	93.44	94.44	75.00	88.89	83.33		
训练样本获取方法:SS-FCM;分类方法:LS-SVM							
植被	81	0	0	1	0	82	98.78
建筑	0	10	1	0	2	13	76.92
道路	0	0	14	0	1	15	93.33
水体	1	0	0	12	0	13	92.31
裸地	4	2	4	0	17	27	62.96
总计	86	12	19	13	20	150	
生产者精度/%	94.19	83.33	73.68	92.31	85.00		

表 3 QuickBird 与 WorldView 不同分类方法总精度与 Kappa 系数对比

Tab. 3 Accuracy comparisons of different classification methods of QuickBird and WorldView

	QuickBird		WorldView	
	总体精度/%	Kappa 系数	总体精度/%	Kappa 系数
本文方法	94.67	0.93	92.00	0.89
人工获取训练样本	82.00	0.75	82.67	0.76
常规 SVM 方法	87.33	0.82	88.00	0.83
LS-SVM 方法	88.00	0.83	89.33	0.85

参考文献 (References)

[1] Mallinis G, Koutsias N, Tsakiri-Strati M, et al. Object-based

classification using QuickBird imagery for delineating forest vegetation polygons in a Mediterranean test site[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2008, 63(2): 237 - 250.

- [2] Shackelford A K, Davis C H. A combined fuzzy pixel-based and object-based approach for classification of high-resolution multispectral data over urban areas[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2003, 41(10): 2354 - 2363.
- [3] Hay G J, Castilla G. Object-based image analysis: strengths, weaknesses, opportunities and threats (SWOT) [C]// *Proceedings of First International Conference on Object-Based Image Analysis*, 2006: 4 - 5.
- [4] Blaschke T, Hay G J, Kelly M, et al. Geographic object-based image analysis—towards a new paradigm[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2014, 87(100): 180 - 191.
- [5] Zhang P, Lv Z, Shi W. Object-based spatial feature for classification of very high resolution remote sensing images[J]. *Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2013, 10(6): 1572 - 1576.
- [6] Johnson B A. High-resolution urban land-cover classification using a competitive multi-scale object-based approach[J]. *Remote Sensing Letters*, 2013, 4(2): 131 - 140.
- [7] 周春艳, 王萍, 张振勇, 等. 基于面向对象信息提取技术的城市用地分类[J]. *遥感技术应用*, 2008, 23(1): 31 - 35. ZHOU Chunyan, WANG Ping, ZHANG Zhenyong, et al. Classification of urban land based on object-oriented information extraction technology [J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2008, 23(1): 31 - 35. (in Chinese)
- [8] Stow D, Lopez A, Lippitt C, et al. Object-based classification of residential land use within Accra, Ghana based on QuickBird satellite data[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2007, 28(22): 5167 - 5173.
- [9] 梅建新. 基于支持向量机的高分辨率遥感影像的目标检测研究[D]. 武汉: 武汉大学, 2004. MEI Jianxin. Study on object detection for high resolution remote sensing images based on support vector machines[D]. Wuhan: Wuhan University, 2004. (in Chinese)
- [10] 陈杰, 邓敏, 肖鹏峰, 等. 结合支持向量机与粒度计算的高分辨率遥感影像面向对象分类[J]. *测绘学报*, 2011, 40(2): 135 - 141. CHEN Jie, DENG Min, XIAO Pengfeng, et al. Object-oriented classification of high resolution imagery combining support vector machine with granular computing [J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2011, 40(2): 135 - 141. (in Chinese)
- [11] 徐艳艳. 自适应遗传超平面分类算法及遥感应用[D]. 长沙: 中南大学, 2013. XU Yanyan. Improvement adaptive genetic algorithm hyperplane classification for remote sensing image [D]. Changsha: Central South University, 2013. (in Chinese)
- [12] Mountrakis G, Im J, Ogole C. Support vector machines in remote sensing: a review [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2011, 66(3): 247 - 259.
- [13] Ghogkali N, Melgani F. Genetic SVM approach to semisupervised multitemporal classification [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2008, 5(2): 212 - 216.
- [14] 杨滨, 杨晓伟, 黄岚, 等. 自适应迭代最小二乘支持向量机回归算法[J]. *电子学报*, 2010, 38(7): 1621 - 1625. YANG Bin, YANG Xiaowei, HUANG Lan, et al. Adaptive and iterative training algorithm of least square support vector machine regression [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2010, 38(7): 1621 - 1625. (in Chinese)
- [15] Maulik U, Chakraborty D. A self-trained ensemble with semisupervised SVM; an application to pixel classification of remote sensing imagery [J]. *Pattern Recognition*, 2011, 44(3): 615 - 623.
- [16] 刘小芳, 何彬彬, 李小文. 基于半监督核模糊 c - 均值算法的北京一号小卫星多光谱图像分类[J]. *测绘学报*, 2011, 40(3): 301 - 306. LIU Xiaofang, HE Binbin, LI Xiaowen. Classification for Beijing-1 micro-satellite's multispectral image based on semi-supervised kernel FCM algorithm [J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2011, 40(3): 301 - 306. (in Chinese)
- [17] 来旭, 李国辉, 张军. 基于半监督 FCM 聚类算法的卫星云图分类[J]. *国防科技大学学报*, 2008, 30(6): 73 - 77. LAI Xu, LI Guohui, ZHANG Jun. Satellite cloud images classification based on semi-supervised FCM method [J]. *Journal of National University of Defense Technology*, 2008, 30(6): 73 - 77. (in Chinese)
- [18] 李春芳, 庞雅静, 钱雨璞, 等. 半监督 FCM 聚类算法目标函数研究[J]. *计算机工程与应用*, 2009, 45(14): 128 - 132. LI Chunfang, PANG Yajing, QIAN Lipu, et al. Objective function of semi-supervised FCM clustering algorithm [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2009, 45(14): 128 - 132. (in Chinese)
- [19] 李俊, 陈善学, 冯银波. 无人工样本的 SVM 遥感图像分类方法[J]. *电视技术*, 2013, 37(23): 27 - 30. LI Jun, CHEN Shanxue, FENG Yinbo. Remote sensing image classification method based on SVM [J]. *Video Engineering*, 2013, 37(23): 27 - 30. (in Chinese)
- [20] 熊华, 刘耀林, 车珊珊, 等. 基于支持向量机的土地利用变化模拟模型[J]. *武汉大学学报·信息科学版*, 2009, 34(3): 366 - 369. XIONG Hua, LIU Yaolin, CHE Shanshan, et al. Land use change simulation model based on support vector machine [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2009, 34(3): 366 - 369. (in Chinese)
- [21] 刘为. 基于内容图像检索关键技术的研究[D]. 长春: 吉林大学, 2010. LIU Wei. Research on some key techniques of content-based image retrieval [D]. Changchun: Jilin University, 2010. (in Chinese)
- [22] Liu Y, Zhang B, Wang L M, et al. A self-trained semisupervised SVM approach to the remote sensing land cover classification [J]. *Computers & Geosciences*, 2013, 59: 98 - 107.
- [23] 张艳岩. 基于支持向量机的网络舆情危机预警研究[D]. 南昌: 江西财经大学, 2013. ZHANG Yanyan. Study on internet public opinion crisis pre-warning based on support vector machine [D]. Nanchang: Jiangxi University of Finance and Economics, 2013. (in Chinese)
- [24] 员永生, 常庆瑞, 刘炜, 等. 面向对象土地覆被图像组合分类方法[J]. *农业工程学报*, 2009, 25(7): 108 - 113. YUAN Yongsheng, CHANG Qingrui, LIU Wei, et al. Combinational approach of object oriented land cover image classification [J]. *Transactions of the CSAE*, 2009, 25(7): 108 - 113. (in Chinese)