

文章编号: 1001-1595(2011)02-0156-07

一种基于概率潜在语义模型的高分辨率遥感影像分类方法

陶 超^{1,2}, 谭毅华^{1,2}, 彭碧发^{1,2}, 田金文^{1,2}

1. 华中科技大学 图像识别与人工智能研究所, 湖北 武汉 430074; 2. 华中科技大学 多谱信息处理技术国防重点实验室, 湖北 武汉 430074

A Probabilistic Latent Semantic Analysis Based Classification for High Resolution Remotely Sensed Imagery

TAO Chao^{1,2}, TAN Yihua^{1,2}, PENG Bifa^{1,2}, TIAN Jinwen^{1,2}

1. Institute of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China; 2. The State Key Laboratory for Multi-spectra Information Processing Technology, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China

Abstract A new unsupervised classification algorithm for high spatial resolution remotely sensed imagery, which combines Gabor texture feature and PLSA model (probabilistic latent semantic analysis), is presented. Firstly, homogeneous segments are extracted from original imagery through mean shift (MS) segmentation. Secondly, Gabor texture features of every pixel in each region are extracted, and clustered into several visual words. Thus, the imagery segments correspond to the documents, the visual words used to describe the segments correspond to the words in the documents, and the categories to be discovered for each segment correspond to the topics of the documents. Finally, PLSA model are used to analyze each segment, and achieve the image classification by assigning the most likely category for them. The experimental results of GeoEye-1 and IKONOS imagery have shown that the approach can outperform the existing algorithms in terms of classification accuracy.

Key words: High resolution remotely sensed imagery classification; PLSA; Visual word; Gabor texture feature

摘 要: 针对高分辨率遥感影像中“同谱异物”,“同物异谱”现象对影像分类过程造成的干扰,将文本分析中的概率潜在语义模型应用于高分辨率遥感影像分类,提出一种无监督的遥感影像分类新方法。该方法首先利用均值漂移分割方法对影像进行分割构建图像区域集合,然后提取集合各区域中每个像元的 Gabor 纹理特征,并对这些特征进行聚类形成视觉词汇,最后利用 PLSA 方法对各区域进行分析,找出其最可能属于的主题或者类别,从而完成影像分类。文中 GeoEye-1 和 IKONOS 影像试验结果表明,该方法能有效提高高分辨率遥感影像分类精度。

关键词: 高分辨率遥感影像分类; 概率潜在语义模型; 视觉词汇; Gabor 纹理特征

中图分类号: P237 文献标识码: A

基金项目: 国家 863 计划(2007AA12Z153)

1 引 言

高分辨率遥感影像(如 GeoEye-1, IKONOS, QuickBird),能够提供大量的地面细节信息。但是这种新型数据却对影像特征提取和分类提出了新问题和挑战。高分辨率影像中,可以观测到更多的细节特征和小目标,这造成了同种地物内部的光谱变化和异质性,也使得不同地物间的光谱差异减少。这种较高的类内变化和较低同类间差异,降低了各种地物在光谱域的模式可分性,这使得传统的基于像元的光谱分析方法对高分辨率影像无法取得好的分类结果。要解决这个问题必须利用高分辨率遥感影像的纹理、空间信

息,从基于像元的特征提取转向基于区域或对象的特征提取。近年来,有很多学者从事这方面的研究,文献[1]提出一种 SSMC 分类方法,该方法利用多尺度的空间金字塔构造像元的空间特征,并结合光谱信息对高分辨率遥感影像进行分类。文献[2]利用数学形态学构造多尺度的空间特征剖面,并用神经网络融合形态特征和光谱特征,取得较好的分类结果。文献[3]将粗集理论引入遥感影像分类领域,构造基于 α -torrent 粗集的遥感影像分类器,并利用知识集成感知器进行辅助决策。文献[4]把区域的光谱和 GLCM 纹理特征结合起来,对 QuickBird 复杂城市区域进行实验,结果表明纹理和光谱信息可以有效地改善高分辨率

遥感影像分类效果。

尽管国内外学者已经提出数以千计的分类方法,但是,这项技术并不成熟,仍旧是遥感影像处理领域的研究热点与难点。本文作者其难点仍在于“同谱异物”和“同物异谱”现象,即地物光谱纹理特征的二义性对分类过程的干扰,这与文本分析中同义词和多义词对文本语义理解的影响十分一致:同一光谱特征可能表示不同目标,如具有光谱均一性特征的地物目标可能是道路也可能是水体,这就类似于文本中的多义词;不同的光谱特征也可能表示相同的地物目标,如不同材料的屋顶光谱反射率不同,造成建筑物光谱特征差异较大,这一点又类似于文本中的同义词。为解决这一问题,本文将文本分析中的概率潜在语义模型(probabilistic latent semantic analysis, PLSA)^[5]应用于高分辨率遥感影像分类,提出一种基于 Gabor 纹理特征与概率潜在语义模型的遥感影像分类新方法,分为三个阶段。第一阶段,利用均值漂移(mean shift, MS)分割方法对影像进行分割提取同质区域^[6];第二阶段:提取分割后的各区域中每个像元的 Gabor 纹理特征,并对这些特征进行聚类形成视觉词汇;第三阶段:将分割后的各区域看成待分析文本集中的文本,将区域的类别看成文本主题,而区域所包含的视觉词汇即为文本中的单词,然后利用 PLSA 方法对同义词和多义词较强的鉴别能力对各区域进行分析,找出其最可能属于的主题或者类别,从而完成影像分类。

2 遥感影像分类与文本分析的对应关系

为将文本分析中的 PLSA 模型应用到高分辨率遥感影像分类,首先需要建立遥感影像分类与文本分析的对应关系。为方便后续的讨论,同时结合传统文本分析的习惯,本文首先给出以下定义:

- (1) 经过初始分割后,一幅图像(image)由一系列互不相交的区域组成,表示为 $I = \{r_1, \dots, r_N\}$;
- (2) 视觉词汇是组成图像区域的最基本单位,其在视觉词汇表中以 $\{1, 2, \dots, M\}$ 索引,本文采用经过量化后的纹理特征作为视觉词汇,其具体的提取方法将在第 4 节详细讨论;
- (3) 假设待分类影像包含 K 类地物,表示为集合 $Z = \{z_1, \dots, z_K\}$,遥感影像分类即为给影像中的各个区域 r_i 赋予一个类别属性 z_k 的过程。

在传统的文本分析中,所有文本由来自一个

公共字典(词汇表)的单词组成,不同单词的出现次数潜在地反映了文本的主题。在这里,将一副图像比作一个文本集,图像中的区域比作文本集中的文档,将区域的特征(颜色、纹理等)作为视觉词汇,也就是文本中的单词。由定义(3)可以看出,遥感分类过程实质上与文本分析中为文本集中各个文档找出其对应的文本主题是类似的,其对应关系可归纳为表 1 所示。

表 1 遥感影像分类与文本分析的对应关系

Tab. 1 The corresponding relationship between image classification and text analysis

符号	文本分析	遥感影像分类
d	文档	区域
w	词汇表	视觉词汇表
z	文本主题	区域类别

3 PLSA 模型

在建立上述对应关系后,就可以引入文本分析中 PLSA 模型解决遥感分类问题。这里采用图像处理的语言来描述该模型。假设待分类影像经过初始化分割后被分解成 N 个区域 $\{r_1, \dots, r_N\}$,且这些区域被量化为包含 M 个视觉词汇 $\{w_1, \dots, w_M\}$ 的词汇表 W 。如果忽略在区域中视觉词汇出现的先后次序,那么可以建立一个 $N \times M$ 共生矩阵 $X = \{x_{ij} | x_{ij} = x(r_i, w_j), 1 \leq i \leq N, 1 \leq j \leq M\}$,其中 $x(r_i, w_j)$ 表示词汇 w_j 在区域 r_i 中出现的次数(概率)。PLSA 模型引入隐含变量 $z_k \in Z = \{z_1, \dots, z_K\}$ 表示区域潜在类别集合,并假设其在区域和词上分布是条件独立的。在上面假设的前提下,PLSA 模型可以表示为视觉词汇与区域的联合概率 $P(w, r)$ 如下^[5]

$$P(r_i, w_j) = \sum_{k=1}^K P(r_i)P(w_j | z_k)P(z_k | r_i) \quad (1)$$

$1 \leq i \leq N, 1 \leq j \leq M$

式中, $P(z_k | r_i)$, $P(w_j | z_k)$ 即为 PLSA 模型中待求解的参数,分别表示区域 r_i 的类别是 z_k 的概率以及类别 z_k 中词汇 w_j 出现的概率。根据极大似然估计原则,通过求取如下对数-似然函数的极大值,计算 PLSA 模型的参数

$$L = \sum_{r_i \in R} \sum_{w_j \in W} x(r_i, w_j) \log(P(r_i, w_j)) = \sum_{r_i \in R} \sum_{w_j \in W} x(r_i, w_j) \log\left(\sum_{k=1}^K P(r_i)P(w_j | z_k)P(z_k | r_i)\right) \quad (2)$$

在 PLSA 中的最大似然估计的标准步骤是期望值最大化(EM)算法^[7]。EM 算法的第 $m+1$ 次迭代由下面两个步骤完成: ① E 步, 计算潜在变量的后验概率的期望值; ② M 步, 更新参数的最大值。其中, E 步利用当前估计的参数值计算隐含量 z_k 的后验概率

$$P(z_k | r_i, w_j) = \frac{P(r_i)P(z_k | r_i)P(w_j | z_k)}{\sum_k P(r_i)P(z_k | r_i)P(w_j | z_k)} \quad (3)$$

M 步基于 E 步后验概率, 更新参数值

$$P(w_j | z_k) = \frac{\sum_{r_i} x(r_i, w_j)P(z_k | r_i, w_j)}{\sum_{r_i, w_j} x(r_i, w_j)P(z_k | r_i, w_j)} \quad (4)$$

$$P(z_k | r_i) = \frac{\sum_{w_j} x(r_i, w_j)P(z_k | r_i, w_j)}{\sum_{z_k, w_j} x(r_i, w_j)P(z_k | r_i, w_j)} \quad (5)$$

$$P(z_k) = \frac{\sum_{r_i, w_j} x(r_i, w_j)P(z_k | r_i, w_j)}{\sum_{r_i, w_j} x(r_i, w_j)} \quad (6)$$

并将式(4)、式(5)、式(6)代入式(2)得到更新的似然函数 $L(m+1)$ 。EM 交替执行 E 步和 M 步直至似然函数的增量 $L(m+1) - L(m)$ 收敛为止。对于每一待分类的区域 r_i , 根据 EM 算法估计得到 PLSA 模型参数 $P(z_k | r_i)$, $1 \leq k \leq K$ 便可判断该区域的主题类型为 $z_l = \arg \max_l \{P(z_l | r_i), P(z_2 | r_i), \dots, P(z_k | r_i)\}$ 。

4 基于 PLSA 模型的高分辨率遥感影像分类

4.1 基于 Gabor 纹理特征的视觉词汇表构建

4.1.1 基于 Gabor 滤波器的纹理特征提取

同过去的中低分辨率的遥感影像相比, 高空空间分辨率影像空间信息更加丰富, 地物目标的形状、纹理和细节等信息更加突出, 但其光谱分辨率并不高。在这种情况下, 纹理特征作为基本的视觉特征之一, 对于区分纹理细节丰富的遥感影像地物目标会起到积极的作用^[8]。

Gabor 变换是一种加 Gauss 窗的 Fourier 变换^[9], 它由一组不同尺度、不同方向的滤波器组成, 可以分析各个尺度和方向上图像的灰度变化, 提取纹理特征。利用 Gabor 滤波器对原图 R、G、B 三个波段进行 3 个尺度, 8 个方向的 Gabor 变

换, 并对同一波段下, 同一尺度不同方向的特征取平均得到 9 个纹理特征子带, 经过上述处理后, 构成一个 9 维的特征矢量, 作为影像中每个像元的纹理特征信息 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_9\}$ 。

4.1.2 视觉词汇表的产生

视觉词汇表的产生是通过 k 均值聚类方法对提取的纹理特征进行量化来获得的。若输入影像包含 N 个像元, 则经过纹理特征提取后最终形成 $N \times 9$ 维的特征矢量集。对这个纹理特征矢量集进行 K 均值聚类, 聚类后的每个聚类中心的特征向量作为 PLSA 中的一个单词。如果聚成 L 类, 则生成由 L 个视觉单词 $\{w^1, w^2, \dots, w^L\}$ 组成的视觉词汇表 W 对应于文本分析中的词汇表, 而对应于文本分析中文档词汇共生矩阵可采用区域的视觉词汇直方图来描述, 包含以下两个步骤:

(1) 根据前面生成的视觉词汇表, 将区域中每个像元点 (x, y) 的纹理特征对应到视觉词汇表中的一个视觉单词, 也就是用像元点 (x, y) 的纹理特征与视觉词汇表中的每个视觉单词所对应纹理特征进行比较, 从而找出最相近的视觉单词来表示该像元点 (x, y) 。若该像元点对应视觉单词为 w_i , 则记 $f(x, y) = i$;

(2) 假设经过区域分割影像包含 r_1, r_2, \dots, r_M 共 M 个区域, 统计各个区域中视觉单词的出现频率, 得到如下的区域的视觉词汇直方图描述

$$h_{ij} = \sum_{(x,y) \in r_j} I(f(x,y) = i)$$

$$i = 0, 1, \dots, L-1, j = 1, 2, \dots, M \quad (7)$$

式中, i 表示特征词汇 w_i ; h_{ij} 为区域 r_j 中视觉词汇 w_i 的数目, 并且

$$I\{A\} = \begin{cases} 1, & A \text{ is true} \\ 0, & A \text{ is false} \end{cases} \quad (8)$$

(3) 根据式(8)提取每个区域的视觉词汇直方图, 将所有的直方图拼接成一个大小为 $M \times L$ 的区域-视觉词汇矩阵, 即对应文本分析中的文档词汇共生矩阵。

4.2 基于 PLSA 方法的遥感图像分类过程

在构建描述区域的视觉词汇后, 就可以利用 PLSA 方法对各个区域进行分析, 找出其最可能属于的主题或者类别, 从而完成影像分类。因此基于 PLSA 方法的高分辨率遥感影像分类过程可分成以下三个步骤: ① 区域块提取; ② 生成视觉词汇及区域的直方图描述; ③ 基于 PLSA 方法的区域类别提取。下面以图 1 为例说明其具体

过程。

4.2.1 区域块提取

本文采用均值漂移(mean shift, MS)分割方法对影像进行分割获取同质性区域。MS 是一种无参数的统计聚类方法^[10],它通过统计模式分布密度函数的梯度来实现颜色聚类,同时可以很好地保持边缘和细节信息。图 1(a)为基于 MS 方法的高分辨率影像分割结果。

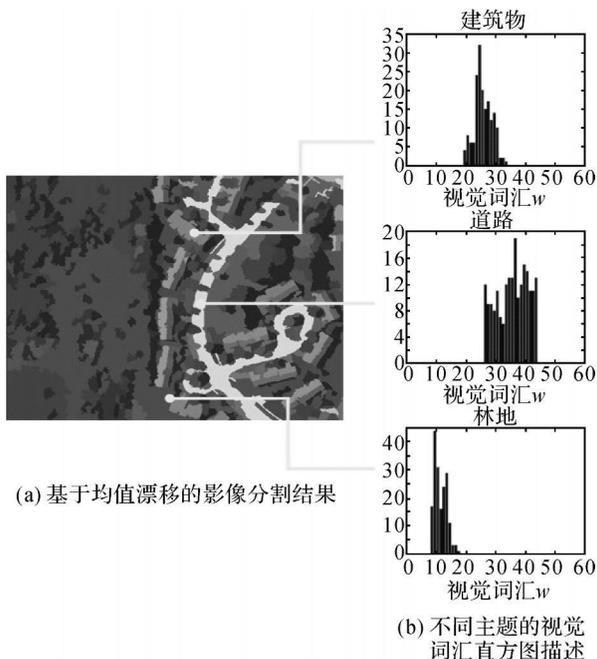


图 1
Fig. 1

4.2.2 生成视觉词汇及区域的视觉词汇直方图描述

采用 4.1 节所述方法提取影像各像元多尺度的 Gabor 纹理信息,并对其聚类生成 L 个视觉词汇 $\{w_1, w_2, \dots, w_L\}$ 。图 1(b)为使用 60 个视觉词汇对建筑物,道路以及林地区域的直方图描述。从图中可以看出,林地的视觉词汇直方图与其他两类相比差异明显,易于区分,而建筑物和道路的视觉词汇直方图存在部分重合,同时同一类地物目标的视觉词汇直方图也不可能完全一致,即存在“同义词”和“多义词”对地物目标的描述。下面将利用 PLSA 方法对同义词和多义词较强的鉴别能力对各区域进行分析,得到较高精度的分类结果。

4.2.3 基于 PLSA 方法的区域类别提取

在构建描述区域的视觉词汇后,在如第 2 节所述,将区域分割后图像中各个区域看作文本集

中的文档,用 r_i 来表示;描述区域的视觉词汇看作文档中的词汇,用 w_j 来表示,区域的类别看作文本主题,用 $Z = \{z_1, z_2, \dots, z_K\}$ 来表示; h_{ij} 表示视觉词汇 w_j 在区域 r_i 中出现的频率,对应文本分析中文档词汇共生矩阵,其中, $1 \leq i \leq M, 1 \leq j \leq L, M, L$ 分别表示区域和视觉词汇的数目。通过第 3 节所述的 EM 迭代式(3)、式(4)、式(5)、式(6)输出 $P(Z|r_i)$ 。这里 $P(Z|r_i)$ 实际上就是区域关于各个类别的隶属度,它描述了区域在各个类别上的分布规律。根据 $P(Z|r_i)$ 便可以判定区域类别为 $z_l = \arg \max \{P(z_1|r_i), P(z_2|r_i), \dots, P(z_K|r_i)\}$,从而完成影像分类。图 2 为基于 PLSA 方法的影像分类结果。从图中可以看出,结果比较理想,在无需任何训练样本集的前提下,各类地物(建筑物,道路,树木)均被较好地区分开来。

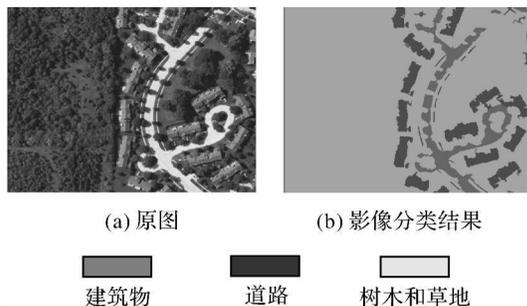


图 2 基于 PLSA 的影像分类结果
Fig. 2 Imagery classification results based on the PLSA

5 试验结果与分析

5.1 影像分类结果分析与评价

前面已通过一个例子演示了整个分类算法流程。下面通过与其他分类算法的对比试验来验证上述算法的有效性。

5.1.1 分类比较试验 1

试验数据选用商业对地成像卫星 GeoEye-1 拍摄的美国芝加哥地区的高分辨率遥感影像,数据包括 3 个可见光波段,分别是 R: 630~ 690 nm; G: 520~ 600 nm; B: 450~ 520 nm,影像空间分辨率为 0.5 m,大小为 800 像素 \times 600 像素,如图 3(a)所示,图 3(b)为均值漂移分割结果;图 3(c)为基于像元光谱特征的 ISODATA 分类结果;图 3(d)和(e)分别为基于区域的 ISODATA 和 SVM 分类结果,两种分类算法都使用区域的 Gabor 纹理特征参与分类,其中区域通过均值漂

移影像分割获得, SVM 分类所需样本选自于原图; 图 3(f) 为本文算法的分类结果。分类精度采用混淆矩阵的总分类精度和 Kappa 系数进行评定, 如表 2 所示。从图 3 和表 2 的结果可以看出, 由于影像中道路与房屋、水体与草地的光谱特征很相似, 因此基于像元光谱特征的分类方法存在较大的误分现象, 几乎难以区分这些地物目标(如图 3(c) 所示)。在引入基于区域的纹理特征后, 采用相同的分类方法 (ISODATA), 分类结果已有一定的改善, 其结果对于大面积地物(如水体, 草地) 能保证较好的分类均一性, 几乎无椒盐噪声出现, 但仍未能有效区分道路和建筑物。这是由于这两类地物目标都具有均匀的纹理特性, 使得这两类地物在纹理特征空间中类别特征差异很小, 即存在“多义词”对分类过程的干扰。在这种情况下, 本文利用 PLSA 模型将聚类后的纹理特

征(视觉词汇) 映射到潜在语义空间, 并引入隐含变量 $z_k \in Z = \{z_1, \dots, z_k\}$ 来构建视觉词汇 w_i 与区域类别 z_k 之间的概率模型 $P(w_i | z_k)$ 。也就是说, 分类的依据不再是纹理特征在其特征空间的分布, 而是特征在区域 r_i 中的概率分布 $x(r_i, w_j)$ 以及特征与地物类别之间的概率关系 $P(w_i | z_k)$ 。由于即使是同一特征, 其在不同的地物类别中的概率分布也是不同的, 因此 PLSA 模型对多义词有较好的区分能力, 从而能有效地改善建筑物、道路的分类精度(如图 3(f) 所示)。从表 2 结果可以看出, 本文分类精度明显优于其他非监督的分类方法。由于将靠近水体的树木产生的阴影误分为水体的缘故, 在水体分类精度上本文方法略低于有监督的 SVM 分类方法, 但总分类精度同其相当, 且对建筑物和道路区分效果更为显著。

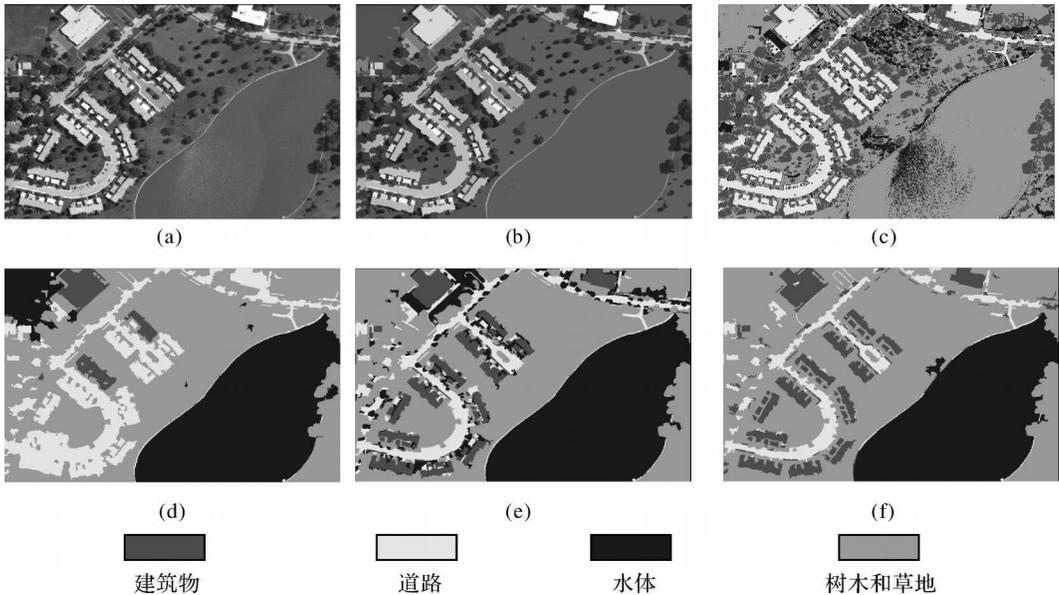


图 3 本分分类算法与其他分类算法比较

Fig. 3 Comparison of our method and other algorithms for imagery classification

表 2 分类精度统计

Tab. 2 Accuracy statistics for classification

图 3	图 3(c)	图 3(d)	图 3(e)	图 3(f)
建筑物	0.132 8	0.437 2	0.834 8	0.901 2
道路	0.866 5	0.767 2	0.880 1	0.899 1
水体	0.203 2	0.946 1	0.954 9	0.931 2
树木和草地	0.624 5	0.823 5	0.853 1	0.866 8
总分类精度	0.461 7	0.743 5	0.880 7	0.899 6
Kappa	0.398	0.708	0.851	0.875

5.1.2 分类比较试验 2

为进一步验证本文分类算法的有效性, 以及对

其他传感器的高分辨率影像的适应性和鲁棒性, 选用西班牙马德里地区的 IKONOS 影像进行分类试验, 影像空间分辨率为 1 m, 大小为 1 024 像素 × 600 像素, 包括 3 个可见光波段, 如图 4(a) 所示。图 4(b) 为均值漂移 (mean shift) 分割结果; 图 4(c) 为基于像元光谱特征的 ISODATA 分类结果; 图 4(d) 和图 4(e) 分别为基于区域的 ISODATA 和 SVM 分类结果。分类的精度统计如表 3 所示。从图 4 和表 3 可以看出, 与试验 1 结果相似, 本文方法分类精度明显优于其他非监督的分类方

法,总分类精度略高于有监督的 SVM 分类方法。以上试验结果表明本文分类方法对其他传感器的

高分辨率影像具有良好的适应性和鲁棒性。

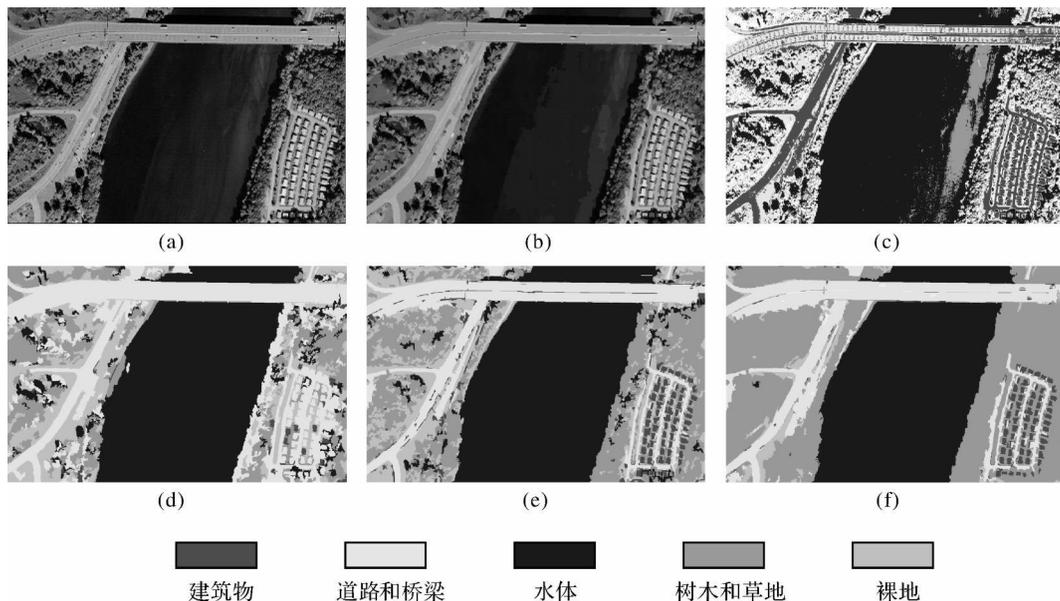


图 4 本分分类算法与其他分类算法比较

Fig. 4 Comparison of our method and other algorithms for imagery classification

表 3 分类精度统计

Tab. 3 Accuracy statistics for classification

图 4	图 4(c)	图 4(d)	图 4(e)	图 4(f)
建筑物	0.851 2	0.254 3	0.883 6	0.890 1
道路和桥梁	0.213 6	0.878 9	0.887 3	0.911 2
水体	0.616 5	0.967 8	0.978 9	0.975 4
树木和草地	0.145 6	0.693 7	0.733 8	0.852 4
裸地	0.573 9	0.783 4	0.822 5	0.813 2
总分类精度	0.480 2	0.715 6	0.861 2	0.888 5
Kappa	0.413	0.662	0.826	0.859

谱纹理特征的二义性对分类过程的干扰,本文将文本分析中的概率潜在语义模型应用于高分辨率遥感影像分类,提出一种 Gabor 纹理特征和概率潜在语义模型相结合的遥感影像分类新方法。试验结果表明,在无需任何训练样本集的前提下,该方法分类精度明显优于其他无监督分类算法,同有监督的 SVM 分类精度相当,且对光谱纹理特征相似的建筑物道路区分效果更为明显。

5.2 试验参数分析

本节主要考察算法中的用来描述区域的视觉词汇数目 L 的变化对影像分类精度的影响。

图 5 给出视觉词汇数目 L 为 10~ 80 时,对 10 幅高分辨率遥感影像进行试验得到的平均分类精度 T 的变化曲线。从图中的结果可以看出, L 的最优取值为 50, 且当 L 在 40~ 80 之间时, T 的变化并不明显并稳定在 85% 以上。总体来看, L 取 40~ 60 即可, 更大的 L 值并不能提高分类精度, 但会增加聚类时间。以上试验结果表明本文算法对于参数变化具有良好的鲁棒性。

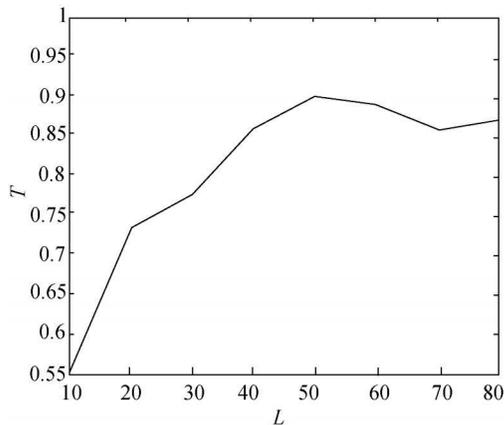


图 5 分类精度在不同参数下的变化曲线

Fig. 5 Parameters analysis for imagery classification performance

6 结 论

针对高分辨率遥感影像中普遍存在的地物光

本文有待完善的问题是: ① 分类过程中, 仅利用纹理特征生成视觉词汇, 下一步工作可考虑

多特征融合的方法以提高分类的准确性; ② 由于本文算法属于无监督分类方法, 影像中地物类别的数目需要人工判读决定, 如何自适应的确定地物类别数目也是值得研究的。

参考文献:

- [1] HUANG Xin, ZHANG Liangpei, LI Pingxiang. SSMC Method for the Classification of High Spatial Resolution Remotely Sensed Images [J]. Journal of Image and Graphics, 2006, 11(4): 529-534. (黄昕, 张良培, 李平湘. 高空间分辨率遥感图像分类的 SSMC 方法[J]. 中国图象图形学报, 2006, 11(4): 529-534.)
- [2] BENEDIKTSSON J A, PALMASON J A, SVEINSSON J R. Classification of Hyperspectral Data from Urban Areas Based on Extended Morphological Profiles [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2005, 43(3): 480-491.
- [3] PAN Xin, ZHANG Shuqing, LI Xiaofeng, et al. Classification of Remote Sensing Images Based on α -torrent Rough Set [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2009, 34(10): 1240-1244. (潘欣, 张树清, 李晓峰, 等. 利用 α -torrent 粗集的遥感影像分类方法研究[J]. 武汉大学学报: 信息科学版, 2009, 34(10): 1240-1244.)
- [4] SUN W, XU G, GONG P. Textual and Local Spatial Statistics for the Object-oriented Classification of Urban Areas Using High Resolution Imagery [J]. International Journal of Remote Sensing, 2006, 27(22): 4963-4990.
- [5] HOFMANN T. Unsupervised Learning by Probabilistic Latent Semantic Analysis [J]. Machine Learning, 2001, 42(1): 177-196.

- [6] CHENG Y. Mean Shift, Mode Seeking, and Clustering [J]. IEEE Transaction on Pattern Analysis Machine Intelligence, 1995, 17(1): 790-799.
- [7] XU L. Bayesian Ying Yang Machine, Clustering and Number of Clusters [J]. Pattern Recognition Letters, 1997, 18(11): 1167-1178.
- [8] YU Peng, ZHANG Zhenlong, HOU Zhiqun. Textured Image Segmentation Based on Gauss Markov Random Field Mixture Mode [J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2006, 35(3): 224-228. (余鹏, 张震龙, 侯至群. 基于高斯马尔可夫随机场混合模型的纹理图像分割[J]. 测绘学报, 2006, 35(3): 224-228.)
- [9] CHEN Xiaoguang, FENG Jufu. Fast Gabor Filtering [J]. Acta Automatica Sinica, 2007, 33(5): 456-461. (陈小光, 封举富. Gabor 滤波器的快速实现[J]. 自动化学报, 2007, 33(5): 456-461.)
- [10] COMANICIU D, MEER P. Mean Shift: A Robust Approach toward Feature Space Analysis [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(5): 603-619.

(责任编辑: 丛树平)

收稿日期: 2009-12-28

修回日期: 2010-08-24

第一作者简介: 陶超 (1985—), 男, 博士生, 研究方向为遥感图像处理 and 自动目标识别。

First author: **TAO Chao** (1985—), male, PhD candidate, majors in remote sensing image processing and automatic target recognition.

E-mail: **kingtaochao@126.com**