

基于统计学习方法的安徽省安庆市自然资源 自动化监测 ——以山体为例

倪欢¹, 牛晓楠^{2*}, 李云峰², 郝娇娇¹
NI Huan¹, NIU Xiaonan^{2*}, LI Yunfeng², HAO Jiaojiao¹

1. 南京信息工程大学遥感与测绘工程学院, 江苏 南京 210044;

2. 中国地质调查局南京地质调查中心, 江苏 南京 210016

1. School of Remote Sensing & Geomatics Engineering, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044, Jiangsu, China;

2. Nanjing Center, China Geological Survey, Nanjing 210016, Jiangsu, China

摘要: 遥感作为一种可以快速、大范围获取地表覆盖信息的技术手段, 为复杂的自然资源调查任务提供了可靠的数据来源。针对山体确界问题, 以遥感卫星影像为数据支撑, 采用非监督的统计学习方法, 为山体特征建模。然后, 采用 DBSCAN 算法和边缘检测思想, 识别山体区域, 并提取山体边界。该方法不依赖于人工标记真值, 实现了山体边界的全自动识别。实验采用安庆市 Landsat 8 遥感卫星影像数据, 有效识别了安庆市境内的山体, 并提取山体边界。通过定性和定量分析, 验证了方法的可靠性, 证明了遥感技术和统计学习理论在自然资源调查领域的应用潜力。该研究方法和结果能够为安庆市明确山体范围, 界定山体的完整性与山体保护规划工作提供理论支撑。

关键词: 自然资源; 山体; 遥感; 统计学习; 识别; 安徽

中图分类号: P627; P628⁺.2 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-2552(2021)10-1656-08

Ni H, Niu X N, Li Y F, Hao J J. Automatic monitoring of natural resource in Anqing City of Anhui Province based on statistical learning methods—a case study of mountains. *Geological Bulletin of China*, 2021, 40(10): 1656–1663

Abstract: Remote sensing, a technology used for quickly and extensively acquisition of land cover information, provides a reliable data source for complex natural resource survey. Aiming at the problem of mountain boundary recognition, an unsupervised statistical learning method was proposed to extract mountain features using remote sensing satellite images for modeling of mountain features. Specifically, DBSCAN algorithm and edge detection ideas were used to identify the mountain area and extract the mountain boundary. This approach recognizes the mountain boundary automatically, which does not rely on marking the ground truth manually. In the experiment, the Landsat 8 remote sensing satellite image data of Anqing City were used to effectively identify the mountainous area and extract the boundaries of the mountains. Through qualitative and quantitative analysis, the reliability of the proposed method was verified. Moreover, it proved the application potential of remote sensing technology and statistical learning theory in the field of natural resource survey.

Key words: natural resources; mountain; remote sensing; statistical learning; recognition; Anhui Province

资源环境承载能力评价作为区域发展规划的
限制性概念, 其研究主题首先是自然资源^[1]。目前, 大部分学者的研究集中在地下水资源^[2-3]、矿产资
源^[4-5]等地质要素。但是, 自然资源也包括覆盖地

收稿日期: 2020-07-28; 修订日期: 2021-06-07

资助项目: 国家自然科学基金青年项目《联合分布约束的激光雷达点云空间上下文建模与分类》(批准号: 41801384)、《基于空间先验与贝叶斯决策的高分遥感影像城市地表覆盖变化检测》(批准号: 41901310)、江苏省自然科学基金项目《基于空间可变混合模型的激光雷达点云场景分割》(编号: BK20180795)、中国地质调查局项目《安庆多要素城市地质调查》(编号: DD20189250)、《华东地区自然资源综合调查》(编号: DD20211384)

作者简介: 倪欢(1989-), 男, 博士, 讲师, 从事遥感图像处理与模式识别研究。E-mail: nih@nuist.edu.cn

* 通信作者: 牛晓楠(1990-), 女, 博士, 助理研究员, 从事资源环境遥感研究。E-mail: niuxiaonan0222@163.com

表的森林、河流、山川等,且这些地表自然资源与地下水、矿产等地质要素联系密切,但这部分自然资源的研究在地质研究领域并不多见。其原因主要有3个方面:①未对地表自然资源予以研究重视;②数据源获取困难,人工数据采集的局限性大,数据不完整,且人为因素干扰较大;③地表自然资源的监测与调查涉及的学科面较广,存在一定的技术难题。

数据获取手段的不断进步,遥感对地观测技术的不断成熟,以及遥感交叉学科的蓬勃发展,为以上问题提供了解决方案。遥感技术可以快速、大范围、非人工干预地直接获取地表覆盖卫星影像数据,这种卫星影像包含丰富的光谱和空间信息。遥感交叉学科领域的学者们,提出了诸多卫星影像数据自然资源识别方法,如植被指数 NDVI^[6]、水体指数 NDWI^[7]等。这些技术进步使全自动监测地表自然资源成为可能。

山体边界及山体信息提取是山地区域进行诸多研究的前提条件。例如,为研究山区生态效应,韩芳等^[8]针对青藏高原山体范围展开生态环境分析,该研究假设已获得山体几何真值;山体基面高度是影响山体效应最重要和关键的地形因子,在秦巴山地山体效应定量化研究中^[9],基于 DEM 提取了山体特征线,未提取山脚线;在山区高速公路两侧山体的形变监测及山体滑坡提取,需首先提取山体轮廓信息^[10-12]。在山体边界提取技术方面,激光雷达技术、InSAR 和倾斜摄影测量技术已应用于三维建模、山体创面建模等,其中涉及山体边界、轮廓等几何信息的提取,但这些方法自动化程度低,需要借助野外控制测量,不适用于大范围山体确界^[10-14]。此外,有研究针对高山地区通过提取检测山体阴影^[15-16],进而智能搜索山体相关信息,如冰川的识别等^[17]。这种间接识别山体的方法适合特定区域的研究。

其中,韩芳等^[8]围绕青藏高原山体范围展开生态效应分析,但是该研究并没有对山体信息的识别进行探讨,仅在假设已经获得山体几何真值的情况下,进行了生态环境方面的论述。对于变形分析和山体滑坡监测,李勇等^[9]采用 InSAR (Interferometric Synthetic Aperture Radar) 技术对高速公路两旁的山体进行了形变监测。虽然形变监测属于山体几何信息提取范畴,但是高速公路位于山体内部,其方法并未对大范围山体的外轮廓信息进行提取和监

测。李超^[13]借助激光雷达技术在三维建模方面的优势,将激光雷达获取的点云数据应用于山体形变监测任务。陈兴芳等^[10]和杨燕等^[11]分别采用 InSAR 和倾斜摄影测量技术,对滑坡区域进行建模。上述方法虽然在其研究主题上取得了预期效果,但均存在相同的问题,即不适用于大范围山体确界。倾斜摄影测量技术亦被应用于山体创面建模^[12],其通过传统野外测量的方法获得崩塌体控制点,实现了精确的几何信息提取,但是该方法自动化程度低,需要借助野外控制测量。杨奇勇等^[14]针对山体阴影开展研究,并对阴影区域的像素灰度值采用克里格方法进行了修复,但是其研究侧重于图像辐射信息的改正,未对山体几何信息提取进行探讨。岳照溪等^[15]围绕山体进行了智能化方法探索,并引入 DEM (Digital Elevation Model, 数字高程模型) 作为辅助,但是该方法主要用于检测山体阴影。都伟冰等^[16]针对新疆陡峭的高山地区展开研究,通过 Landsat TM 影像提取了山体阴影区域,进而识别冰川。

山体边界的划定已用于生态控制线的研究和规划中。珠海市分类划定生态用地用以构建生态安全格局^[17],其中生态空间划分为山体、湿地滩涂、滨河地带和农田耕地,而山体范围的确定直接影响了生态控制线的划定。冯泉霖等^[18]等研究了济南市山体保护边界问题,济南城市化进程的加快使得山体被侵占,山体的保护控制成为“生态文明建设”建设的重要内容,其保护边界的划定分为自然山体边界与人工开采山脚线,然而主要依赖于野外实际调查,未形成理论方法。

综上所述,山体边界的划定在自然资源监测与生态文明建设中具有重要的意义。遥感和统计学习技术的进步为研究山体提供了基础,但是目前基于该思路的相关研究仍然较少,尤其是全自动识别山体及山体边界的研究十分匮乏,亟待探索。本文利用 30 m 分辨率的安庆地区 Landsat 8 遥感卫星数据,围绕山体的全自动识别和边界提取,设计了一种 DEM 辅助的、基于统计学原理的智能算法。

1 研究区与数据

安庆市坐落于安徽省西南部,位于北纬 29°47′~31°17′、东经 115°46′~117°44′之间(图 1),地处安徽、湖北和江西三省交界,同时也是长江经济带和“一带一路”双节点城市。安庆北倚大别山,南临长

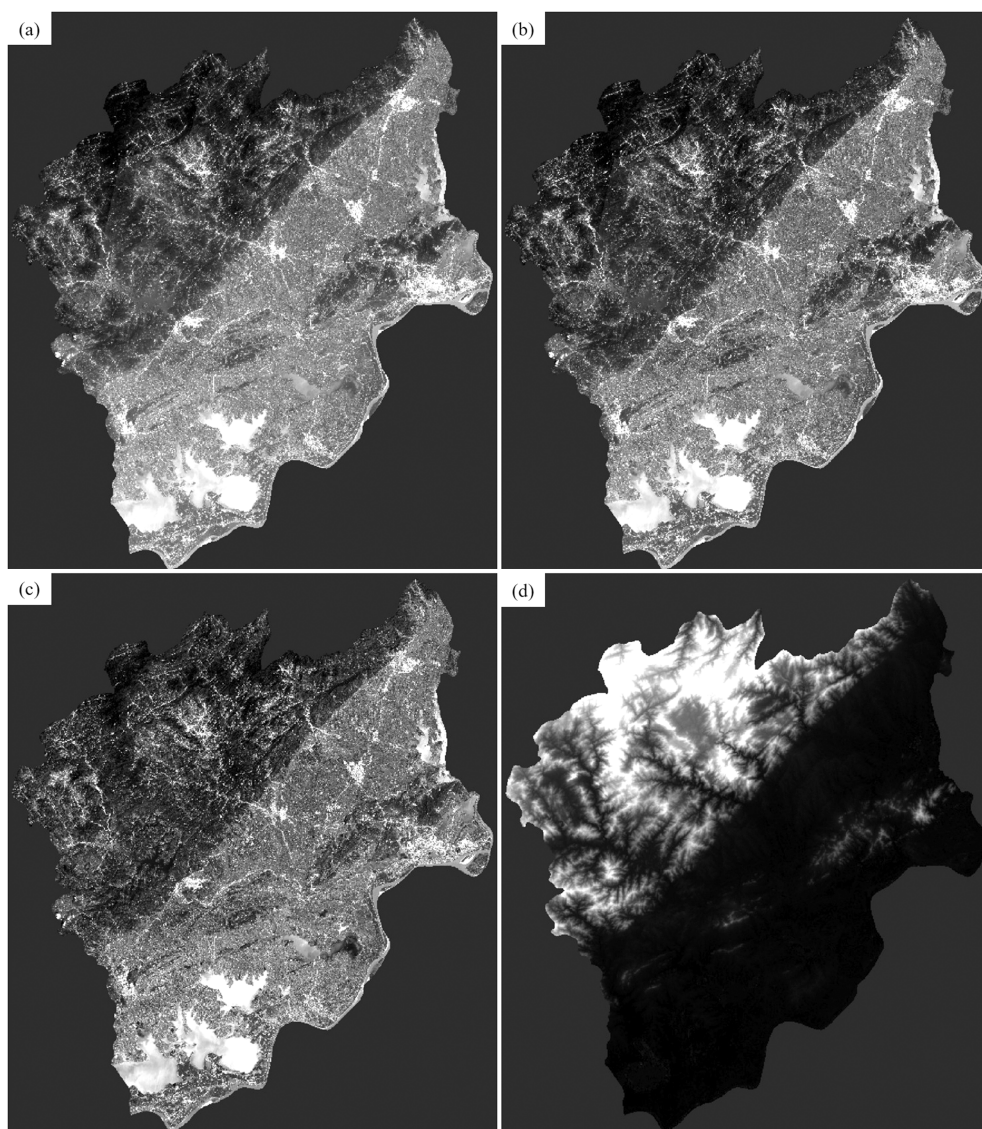


图 2 安庆市遥感图像和 DEM 数据

Fig. 2 Remote sensing image of Anqing City and DEM

a—蓝波波段图像;b—绿波波段图像;c—红波波段图像;d—DEM 数据

其中, $z(i)$ 是隐含变量, 表示每一个特征可能的类别; $p(\cdot)$ 代表离散的概率值。

(3) 高斯混合模型求解

从高斯混合模型的对数似然函数可以发现, 对数函数内部有求和表达式, 因此, 该似然函数无法利用常规方法实现最大化。因此, 算法采用一种迭代求解的方法, 逐渐逼近极大值解。

首先, 给定隐含变量 $z(i)$ 的初始值, 则式(1)中的似然函数可以简化成如下形式:

$$L(\phi, \mu, \Sigma) = \sum_{i=1}^m \log p(x(i) | z(i), \mu_{z(i)}, \Sigma_{z(i)}) + \log p(z(i); \phi) \quad (2)$$

然后, 得到关于参数 ϕ, μ, Σ 的极大似然解:

$$\phi_j = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m 1(z(i)=j) \quad (3)$$

$$\mu_j = \frac{\sum_{i=1}^m 1(z(i)=j) x(i)}{\sum_{i=1}^m 1(z(i)=j)} \quad (4)$$

$$\Sigma_j = \frac{\sum_{i=1}^m 1(z(i)=j) (x(i) - \mu_j)(x(i) - \mu_j)^T}{\sum_{i=1}^m 1(z(i)=j)} \quad (5)$$

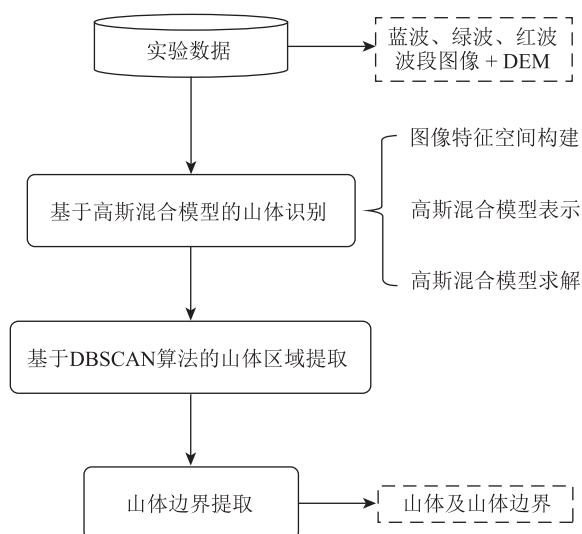


图3 山体及山体边界提取流程图

Fig. 3 Flowchart of the mountain bodies and their borders extraction

以上过程需要迭代执行,不断估计隐含变量 $z(i)$ 的值,进而不断更新参数 ϕ, μ, Σ 的极大似然解。其中隐含变量 $z(i)$ 的更新公式为:

$$p(z(i)=j|x(i);\phi,\mu,\Sigma) = \frac{p(x(i)|z(i)=j;\mu_{z(i)},\Sigma_{z(i)})p(z(i)=j;\phi)}{\sum_{l=1}^2 p(x(i)|z(i)=l;\mu_{z(i)},\Sigma_{z(i)})p(z(i)=l;\phi)} \quad (6)$$

以上过程收敛后,最大的 $p(z(i)=j|x(i);\phi,\mu,\Sigma)$ 值对应的类别标号,即该模型所预测的当前像素类别标号。

2.2 DBSCAN 算法的山体区域提取

通过高斯混合模型结算,并识别出来的山体是独立的像素,若提取山体区域,独立的像素需要进行追踪,进而形成区域整体以表示山体结构。DBSCAN 方法是一种基于密度的聚类方法,可以在含有噪声的集合中追踪出任意形状的簇(区域),其原理详见参考文献[10]。鉴于 DBSCAN 方法极小的计算复杂度和内存消耗,本文采用该方法实现独立像素到区域整体的追踪。在实现过程中,由于山体与非山体像素已经在前述步骤中进行了标记,所有山体的像素值是相同的。因此,不需要考虑密度大小问题,也不需要筛选核心点,即任何一个像素均可作为聚类中心。

基于 DBSCAN 算法的山体区域提取具体实现

步骤如下。

(1)在图像中选择一个从属于山体类别的像素,并创建一个队列,将该像素加入其中。

(2)根据图像空间相邻关系,检索该像素的相邻像素,若相邻像素中含有同样从属于山体类别的像素,则将这些像素加入到当前队列;若不存在相邻像素从属于山体类别,则返回第(1)步,并将当前队列视为一个山体区域。

(3)循环执行第(1)、(2)步,直到所有像素均被遍历为止,位于同一个队列的像素具有相同的标号。不同队列的标号按照追踪完成的顺序确定。

2.3 山体边界提取

整个图像覆盖范围的所有山体区域提取完成以后,整幅图像是由几个独立区域组成的,各独立区域由具有一致性标号的像素构成。基于以上分析,本文并不需要借助于目前较全面的边缘检测算子^[21]。这里利用一个具有差分作用的模板来起到区域边界检测的效力,本文使用如图4所示的差分边缘检测算子。具体边缘检测的实现过程即首先利用图4所示的算子,以窗口滑动的方式遍历整幅图像;将图像像素与该算子的卷积结果,作为新的像素值,进而生成一幅新的特征图像;最后设定一个经验阈值,特征图像中像素值大于该阈值的像素被认为位于山体边界。

3 实验及结果分析

实验采用定性和定量化分析的方式,验证本文设计方法的有效性。其中,定量化分析的精度评价指标包括正确率(P_c)、误判率(P_e)和漏检率(P_m),具体计算公式如下:

$$P_c = \frac{R_a \cap R_m}{R_m} \quad (7)$$

$$P_e = \frac{R_a - R_a \cap R_m}{R_a \cup R_m} \quad (8)$$

$$P_m = \frac{R_m - R_a \cap R_m}{R_a \cup R_m} \quad (9)$$

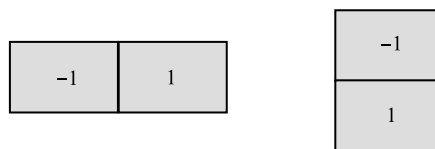


图4 边缘检测差分算子

Fig. 4 Difference operators of edge detection

其中, R_a 是本文方法自动提取的山体区域; R_m 是人工勾选的山体区域; $R_a \cap R_m$ 是本文方法自动提取的山体区域与人工勾选的山体区域的交集; $R_a \cup R_m$ 是相应的并集。

3.1 可视化分析结果

本文方法分为 3 个步骤, 即基于高斯混合模型的山体识别、基于 DBSCAN 算法的山体区域提取和山体边界提取。图 5 是本文方法各步骤识别或提取结果。

图 5-b 是基于高斯混合模型的山体识别生成

的山体与非山体聚类图。可以直观地发现, 该聚类图已经识别出山体像素, 其中, 绿色赋值的像素位于山体。但是该结果存在较多噪声(聚类图中包含很多离散的绿色赋值的孤立像素或小范围区域), 因此, 后续步骤需要剔除这些孤立像素或小范围区域。

图 5-c 是基于 DBSCAN 算法的山体区域提取结果。从该结果可以看到, 不同的山体区域被识别并提取出来。并且, 该步骤有效剔除了图 5-b 中存在的孤立像素或小范围区域。

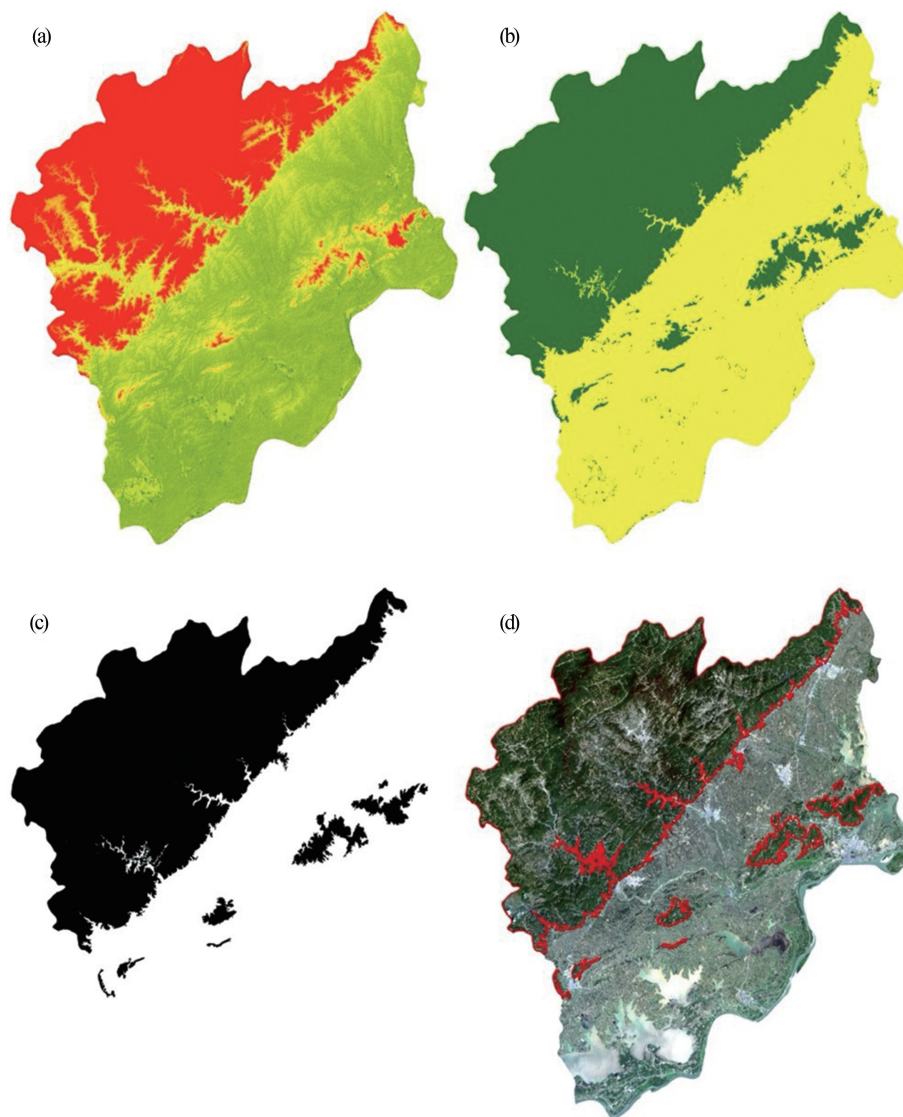


图 5 山体识别与边界提取各步骤结果

Fig. 5 Results of the mountain bodies and their borders extraction

a—安庆地区 DEM 信息可视化效果图; b—本文方法对安庆地区山体像素与非山体像素的识别结果;
c—本文方法对安庆地区山体区域提取结果; d—安庆地区山体区域边界与遥感图像叠加结果

图 5-d 是山体边界提取结果,其中红色曲线标识出了边界。从该结果可以发现,本文方法检测出的边界细致,有效刻画了山体的自然形态。图 6 是基于本文方法制作的安庆地区山体地图,局部放大图表明,该方法提取的边界符合人类视觉规律,并与人类视觉规律识别出的山体边界重合。

3.2 定量化分析结果

表 1 给出了本文方法的定量化分析结果。其中本文方法的准确率达到 88.61%,对于非监督识别方法而言,该精度较高。此外,本文方法的误判率较低,仅为 5.53%,进一步说明了该方法的有效性。虽然漏检率较高(10.76%),但是对于一种全自动算法而言,取得该表相应高的精度及相应低的误差,已经达到了预期目的。

表 1 定量化结果分析

Table 1 Analysis result of the quantitative results

评价指标	准确率(p_c)	误判率(p_e)	漏检率(p_m)
精度/误差	88.61%	5.53%	10.76%

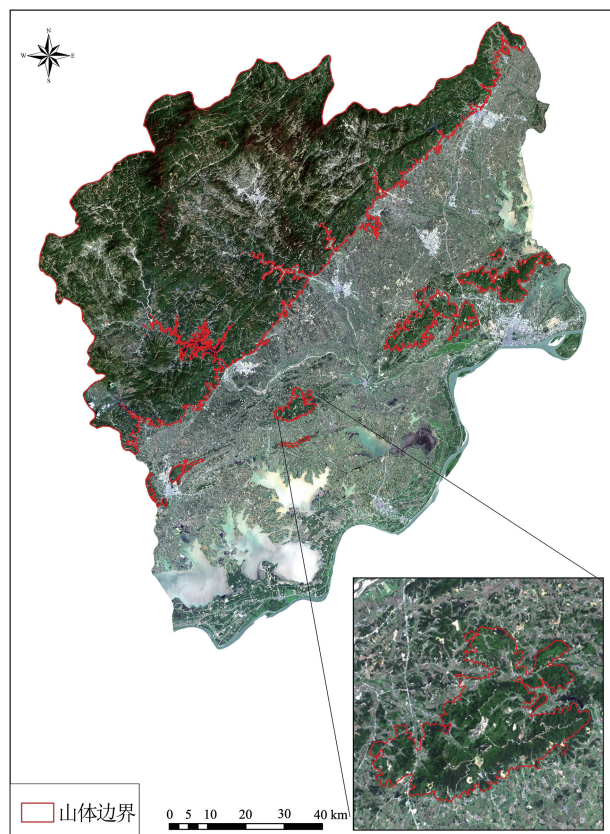


图 6 安庆地区山体制图

Fig. 6 Map of mountains in Anqing City

4 讨论

本文设计的山体提取方法,以遥感对地观测技术为支撑,采用非监督识别策略,实现了全自动的山体识别及边界提取。该方法包括 3 个子部分,其中第一部分是方法主体——基于高斯混合模型的山体识别,其采用统计学习思想,是一种非监督的学习方法,不需要借助人工标记样本对模型进行训练。这一点有别于目前的深度学习^[22]技术,基于深度学习的方法虽然精度高,但其结果严重依赖于大量人工标记样本,即 Data hungry 问题^[23]。本文使用的数据仅覆盖安庆市区域,数据量有限,难以通过人工标记的方式获取大量训练样本,因此并不适用基于深度学习的监督学习方法。本文方法在未给定标记样本的情况下,实现了山体识别。基于前文的可视化和定量化分析,说明该方法在数据量支撑不充分的情况下,达到了预期目标。

此外,本文方法的第二和第三部分,从离散的山体像素中提取独立的山体结构,并实现山体边缘的精确检测。其中山体区域提取采用 DBSCAN 思想,算法复杂度为 $O(N)$,其中, N 是图像像素个数,即计算复杂度与像素总数 N 呈线性关系。边界提取采用差分算子,其算法复杂度与 DBSCAN 相同。山体区域和山体边界提取算法均作用于第一部分的山体像素识别结果,该结果以二值图像的形式存储,像素同质性强,因此不需要额外设计相似性测度,不增加算法复杂度。因此,本文方法不仅达到了预期的识别精度,且计算复杂度低,适用于缺乏人工标记样本的识别任务。

5 结论

实验采用安庆地区 30 m 分辨率的 Landsat 8 遥感卫星图像和对应的 DEM 作为实验验证数据。根据定性和定量化分析,可以得出以下结论。

(1)经典的统计学习和图像处理理论,可用于辅助生态地质调查任务。本文提出的山体边界自动化提取技术方法对这些理论的应用研究,有效识别了山体区域,并提取了符合人类视觉特征的山体边界。

(2)本文方法能够为安庆市的山体保护提供依据,有助于指导城市山体保护和规划建设工作,为安庆市山地区域开发和保护工作奠定了基础。

(3) 本文方法实现了山体确界任务的自动化,有效减轻了山体识别过程中的人为因素干扰,为后续的自然资源承载能力分析提供了可靠的前期支撑。

在未来的研究工作中,更多有效的统计学习、机器学习和模式识别方法将被引入到基于遥感对地观测的地质调查任务中,实现宏观地质调查的全自动化。

致谢:感谢审稿专家对本文提出的建设性修改意见和建议。

参考文献

- [1] 李瑞敏,殷志强,李小磊,等.资源环境承载协调理论与评价方法[J].地质通报,2020,39(1): 80-87.
- [2] 王薇,张太平,王强,等.黄河下游地区浅层地下水资源特征及保护建议[J].地质学报,2019,93(s1): 93-99.
- [3] 杨鹏,袁杰,秦鹏.日照市地下水动态特征及演化规律[J].地质学报,2019,93(s1): 100-110.
- [4] 代晶晶,王登红,等.我国三稀矿产资源遥感调查综述[J].地质学报,2019,93(6): 1270-1278.
- [5] 黄国成,程海艳,李翔,等.浙江矿产时空分布规律综述[J].地质学报,2020,94(1): 102-112.
- [6] Cao R, Chen Y, Shen M, et al. A simple method to improve the quality of NDVI time-series data by integrating spatiotemporal information with the Savitzky-Golay filter [J]. Remote Sensing of Environment, 2018, 217: 244-257.
- [7] Watson C S, King O S, Miles E, et al. Optimising NDWI supraglacial pond classification on Himalayan debris-covered glaciers [J]. Remote Sensing of Environment, 2018, 217: 414-425.
- [8] 韩芳,张百平,李西灿,等.青藏高原山体效应的遥感估算及其生态效应分析[J].山地学报,2016,34(6): 788-798.
- [9] 李勇,孙晓鹏,李海亮. InSAR 技术在西部山区某高速公路山体变形机理分析研究中的应用[J]. 地质灾害与环境保护, 2020, 31(3): 88-94.
- [10] 陈兴芳,张福存,王晓东,等.基于时序 InSAR 技术的山体滑坡灾害监测研究[J].测绘工程,2020,29(5): 45-49.
- [11] 杨燕,杜甘霖,曹起铜.无人机航测技术在地质灾害应急测绘中的研究与应用——以 9·28 丽水山体滑坡应急测绘为例[J].测绘通报,2017,增刊: 110-122.
- [12] 王琳,陈楚,吴正鹏.无人机遥感在山体剖面三维模型制作中的应用研究[J].地质调查与研究,2020,43(4): 361-366.
- [13] 李超.三维激光扫描技术在山体形变监测中的应用[J].测绘通报,2012,11: 98-99.
- [14] 杨奇勇,马祖陆,蒋忠诚.峰丛洼地遥感图像山体阴影缺失的克里格修复[J].国土资源遥感,2012,95(4): 112-116.
- [15] 岳照溪,张永军,段延松,等. DEM 辅助的卫星光学遥感影像山体阴影检测与地形辐射校正[J].测绘学报,2018,47(1): 113-122.
- [16] 都伟冰,李均力,包安明,等.高山冰川多时相多角度遥感信息提取方法[J].测绘学报,2015,44(1): 59-66.
- [17] 林俊强,龚岳,李贵才.精明增长视角下的生态控制线研究——以珠海生态控制线规划为例[J].规划师,2018,34(2): 67-72.
- [18] 冯泉霖,李洪涛,赵振华,等.济南城市建设区外山体保护线划定探索及实践[J].山东国土资源,2020,36(10): 58-64.
- [19] Ju Z, Liu H. Fuzzy gaussian mixture models [J]. Pattern Recognition, 2012, 45(3): 1146-1158.
- [20] Shen J, Hao X, Liang Z, et al. Real-time superpixel segmentation by DBSCAN clustering algorithm [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2016, 25(12): 5933-5942.
- [21] McIlhagga W. The Canny Edge Detector Revisited [J]. Int Journal of Computer Vision, 2011, 91: 251-261.
- [22] LeCun Y, Bengio Y, Hinton G. Deep learning [J]. Nature, 2015, 521: 436-444.
- [23] Lake B M, Salakhutdinov R, Tenenbaum J B. Human-level concept learning through probabilistic program induction [J]. Science, 2015, 350(6266): 1332-1338.