

doi: 10. 6046/zrzyyg. 2021027

引用格式: 范莹琳, 姜德波, 张长青, 等. 基于面向对象的铁尾矿信息提取技术研究——以迁西地区北京二号遥感影像为例[J]. 自然资源遥感, 2021, 33(4): 153–161. (Fan Y L, Lou D B, Zhang C Q. Information extraction technologies of iron mine tailings based on object-oriented classification: A case study of Beijing-2 remote sensing images of the Qianxi Area, Hebei Province[J]. Remote Sensing for Natural Resources, 2021, 33(4): 153–161.)

基于面向对象的铁尾矿信息提取技术研究

——以迁西地区北京二号遥感影像为例

范莹琳^{1,2}, 姜德波¹, 张长青¹, 魏英娟³, 贾福东¹

(1. 中国地质科学院矿产资源研究所, 自然资源部成矿作用与资源评价重点实验室, 北京 100037; 2. 中国地质大学(北京)地球科学与资源学院, 北京 100083; 3. 自然资源部国土卫星遥感应用中心, 北京 100048)

摘要: 实现目标区域尾矿信息的识别和提取是矿山环境动态监测的重要组成部分。中低空间分辨率影像多是基于光谱信息进行地物分类, 但由于矿区环境特殊, 部分道路与尾矿的光谱反射率相近, 仅利用光谱信息进行地物分类易将尾矿错误划分为道路, 影响尾矿库结构完整性以及其占地面积统计。针对这一问题, 基于北京二号高空间分辨率影像对迁西地区铁尾矿的光谱特征、形状特征以及纹理特征进行综合分析, 提出了一种基于多特征的面向对象分类方法。首先, 对北京二号影像进行多尺度分割, 并以地物在各波段的反射率及光谱差值作为地物光谱特征值; 然后, 利用协方差矩阵和对角边界提取长宽比作为地物形状特征值; 再利用主成分波段进行灰度共生矩阵计算, 并从中选取对比度、相关度、熵这 3 个能有效区分尾矿与其他地物纹理特点的值作为遥感图像的纹理特征值; 最后, 结合以上地物特征信息利用最近邻方法实现面向对象分类并进行精度评价。结果表明: 该方法可有效避免尾矿库内道路的误分, 为开展大范围高精度尾矿识别与动态监测提供研究基础。

关键词: 铁尾矿; 特征选取; 影像分割; 面向对象分类

中图法分类号: TP 79 **文献标志码:** A **文章编号:** 2097-034X(2021)04-0153-09

0 引言

尾矿是采矿和矿物加工后产生的废弃物^[1], 据《全国矿产资源节约与综合利用报告(2019)》^[2]显示, 2018 年我国尾矿总产生量约为 12.11 亿 t, 其中铁尾矿产生量最大, 约为 4.76 亿 t, 集中分布于华北、东北和华东地区^[3]。

由于区域尾矿库数量较多、面积较大, 大范围的野外实地检验工作量庞大, 因此利用遥感影像识别和提取尾矿信息、实现尾矿空间展布和数量统计备受关注。前人对铁尾矿信息提取展开了一系列研究, 取得了一定的进展, 如郝利娜等^[4]总结了尾砂在 WorldView-2 高分辨率影像上的光谱及纹理特点, 建立了系统的尾矿库目视解译标志; 汪金花等^[5]根据铁尾矿在 Quickbird 影像上绿波段和近红外波段的吸收反射特征提出了有利于尾矿信

息提取的光谱增强模型, 该方法提取的尾矿库外部轮廓完整, 但尾矿库内存在大量信息缺失, 不利于尾矿库面积统计; Ma 等^[6]利用 90°方向的纹理“熵”对 Landsat8 OLI 影像上河北长河地区尾矿库进行信息提取, 该方法可以实现部分尾矿库的定位, 但尾矿库形状不完整, 提取边界未与真实边界完全吻合。随着模式识别技术的不断发展, 众多可以反映地物形状的特征值也成功地运用到各种地物的识别中。黎静等^[7]提取了包含面积、周长在内的 12 种形状特征值来监测猕猴桃形状以达到区分优劣果实的目的; 胡敏等^[8]提出了一种融合局部纹理特征和局部形状特征的人脸表情识别方法。因此, 当目标地物与其他地物的光谱特征相近时, 形状特征、纹理特征对于提取目标会起到积极的作用^[9]。在遥感应用的发展过程中, 影像分类方法主要包含两大类: 基于像元分类与面向对象分类^[10]。随着遥感影像分辨率的提高及分类

收稿日期: 2021-01-22; 修订日期: 2021-06-20
基金项目: 中国地质调查项目“津冀重要矿产资源集中区资源综合利用与评价”(编号: DD20190182)资助。
第一作者: 范莹琳(1996-), 女, 硕士研究生, 地质工程专业(遥感地质方向)。Email: 18811458838@163.com。
通信作者: 姜德波(1979-), 男, 教授级高级工程师, 硕士研究生导师, 主要从事矿产资源评价研究。Email: llddbb_e@126.com。

方法的改进,面向对象分类方法越来越多地应用到高分辨率影像信息提取中。代晶晶等^[11]利用基于边缘的分割算法进行影像分割并采用隶属度函数法提取稀土矿区信息,与传统监督分类相比该方法可成功避免稀土开采区与道路的错检;张永彬等^[12]总结了众多面向对象及基于像元分类方法在矿山信息提取中的实验结果,认为面向对象分类方法在矿区信息提取中最具优势。面向对象分类方法的核心是图像分割^[13]和特征提取^[14]。目前常用的图像分割方法是多尺度分割^[15],多尺度分割的关键是最优分割尺度的选择,诸多学者对此做了大量研究,最直接的方法是根据经验及实际情况判断,此外还有监督和非监督评价方法^[16],但至今在各个领域研究中还没有明确并普适的最优尺度选择标准,目前在实际应用中常利用辅助工具并结合地物实际分割效果选择最优分割尺度^[17]。通过以上分析可知,目前尾矿信息提取存在以下不足:①尾矿信息提取精度以及自动化程度有待提高;②未能深入探讨面向对象尾矿信息提取的分割参数和特征参数问题。

本文将在光谱特征提取的基础上,结合研究区内地物的形状和纹理特征开展尾矿信息提取研究,应用面向对象分类方法提取铁尾矿信息,探讨面向对象分类方法的相关参数及有效特征值,并与基于像元的分类方法进行比较分析。

1 研究区概况及数据源

1.1 研究区概况

河北省迁西县长河沿岸的铁尾矿堆存量,约占迁西县总量的 1/3,是开展铁尾矿信息提取方法研究的天然试验场。长河自北向南依次经过金厂峪镇、渔户寨乡和东荒峪镇,本文所选择的研究区位于渔户寨乡(图 1),由 5 个典型尾矿库及其周

边地物组成,分别为部分复垦、已建造成熟和正在排放尾砂的尾矿库,库内存储的均是沉积变质型矿床中磁铁矿矿石选矿后的产物,属高硅型铁尾矿。

1.2 数据源

本文所使用的遥感影像数据类型为北京二号高空间分辨率影像,获取时间为 2019 年 5 月 7 日,图像质量良好,无云覆盖,选取 3 个大小为 850 像素×800 像素的区域影像(见图 2)作为实验图像。北京二号卫星是由二十一世纪空间技术应用股份有限公司于 2015 年 7 月 11 日发射的高空间分辨率民用商业卫星,卫星轨道高度 651 km,重访周期 1 d,其影像数据共有 5 个波段组成:4 个 3.2 m 多光谱波段和 1 个 0.8 m 全色波段(各波段技术指标见表 1)。



图 2 研究区全色波段与多光谱波段融合后的图像
Fig.2 Fusion of panchromatic and multispectral bands

表 1 北京二号图像波段信息
Tab.1 Beijing -2 spectrum information

波段	空间分辨率/m	波谱范围/ μm
蓝色波段	3.2	0.44 ~ 0.51
绿色波段		0.51 ~ 0.59
红色波段		0.60 ~ 0.67
近红外波段		0.76 ~ 0.91
全色波段	0.8	0.45 ~ 0.65

2 遥感图像特征提取

2.1 光谱特征提取

区域内主要地物类别有尾矿、植被、土壤、裸露山地、房屋建筑、道路,根据典型地物光谱特征曲线(图 3(a))可知,铁尾矿及其周围地物存在以下光谱特征:土壤与房屋的光谱反射曲线变化趋势相近,道路和尾矿的光谱曲线变化趋势相近。根据 9 个铁尾矿训练样本的光谱反射曲线(图 3(b))可知,北京二号影像上铁尾矿第 1 波段的反射率最高,并且在第 3 波段存在明显的反射峰,第 4 波段反射率最低。根据以上地物的吸收反射差异可知,多光谱波段的蓝色、绿色、红色、近红外 4 个波段的亮度值可直接表示图像的地物光谱特征。

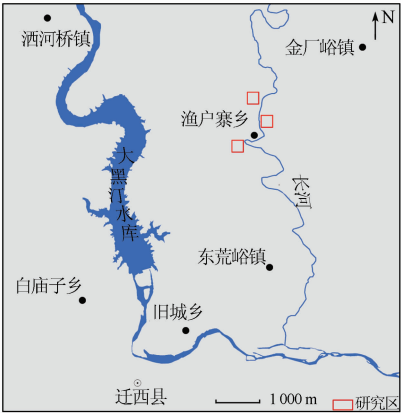


图 1 研究区地理位置
Fig.1 Location of study area

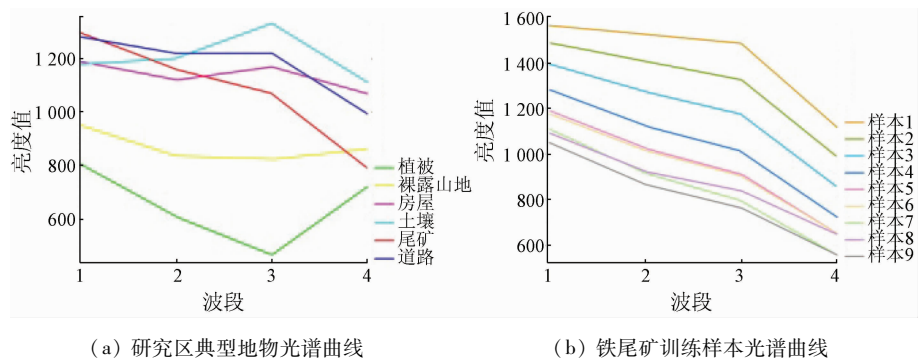


图 3 研究区地物光谱曲线
Fig.3 Spectral curve in the study area

2.2 形状特征提取

遥感影像上的道路属于线状地物,而尾矿库、水体、植被、居民地等均属于面状地物,这些地物的形状特点在高分辨率影像上可以用长宽比来反映。线状地物一般呈长宽比大的长矩形,而面状地物则一般呈现为长宽比小且形状不规则的多边形^[18],因此通过长宽比计算可以将长宽比数值更大的道路与其他地物区分开。长宽比用协方差矩阵的特征值比值表示,较大的特征值是分数的分子,计算公式为:

S = (Var(X) Cov(XY) / Cov(XY) Var(Y)), (1)

f = A / (a · b), (2)

r1 = l / w = eig1(S) / eig2(S), eig1(S) > eig2(S), (3)

式中: S 为协方差矩阵; X 为构成影像对象的所有像素的 x 坐标; Y 为构成影像对象的所有像素的 y 坐标; Var(X) 为 x 坐标的方差; Var(Y) 为 y 坐标的方差; Cov(XY) 为协方差; a 为对象边框的实际长度; b 为实际宽度; A 为影像对象的面积; l 为影像对象的长; w 为影像对象的宽。

长宽比也可以用边界框来近似,公式为:

r2 = l / w = (a^2 + ((1 - f) · b)^2) / A。 (4)

通过以上 2 种方法计算影像对象长宽比,取两者中较小的结果作为地物形状特征值(图 4)。

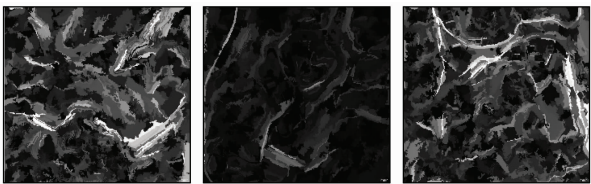


图 4 地物长宽比特征

Fig.4 Length – width ratio of ground features

2.3 纹理特征提取

针对相邻像元的灰度变化情况进行统计计算可以得到定量反映纹理信息的特征值,这些特征值可以直观地反映不同地物的纹理特征^[19]。在面向对象分类过程中,若不同对象之间的灰度变化规律一致,则说明二者具有相同的纹理特征^[20]。灰度共生矩阵是提取纹理特征的常用方法,Haralick^[21]基于灰度共生矩阵提出了 14 种纹理特征值,本研究通过主成分分析提取第一主成分作为灰度共生矩阵的运算波段,结合研究区内尾矿形态、地物差异特点及特征空间优化分析,选择 45°方向上能有效区分该区地物的 3 个特征值(相关度(COR)、对比度(CON)和熵(ENT))提取尾矿纹理信息。计算公式为:

COR = sum(i=1 to k) sum(j=1 to k) ((ij)G(i,j) - ui uj) / si sj, (5)

CON = sum(i=0 to k-1) n^2 [sum(i=1 to k) sum(j=1 to k) G(i,j)], (6)

ENT = - sum(i=1 to k) sum(j=1 to k) G(i,j) log2 G(i,j), (7)

式中: i, j 分别为原始影像灰度值 i 和灰度值 j; k 表示图像灰度级; n 为灰度 i 与灰度 j 差的绝对值; ui, uj, si, sj 分别为灰度共生矩阵中第 i 行或第 j 列的均值和标准差; G(i, j) 为灰度共生矩阵中第 (i, j) 个位置上表示原图像相邻像素的灰度值组合 (i, j) 出现的次数。提取结果见图 5。相关度可反映对象内部灰度分布的均匀程度,对比度可反映纹理的粗细程度,且对于突出边界信息及线性地物效果显著,熵反映对象内部纹理的复杂程度。对尾矿库及周边地物的均匀度、粗细度、复杂度进行分析可知,道路及裸露山地对象内部灰度分布均匀,尾矿库内部对象灰度变化复杂;道路及裸露山地纹理细致,尾矿库内部纹理粗糙;植被对象内部纹理复杂,尾矿库及道路对象内部纹理简单。

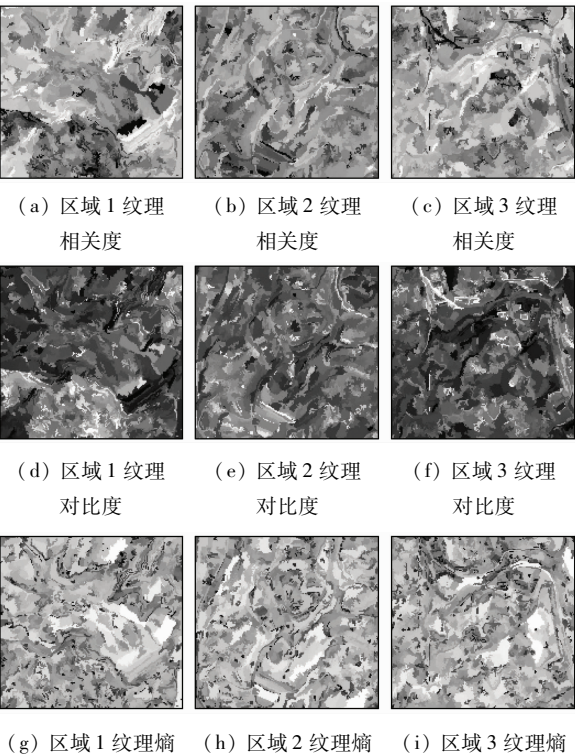


图 5 地物纹理特征提取结果

Fig. 5 Extraction results of feature texture

3 遥感图像分割及分类

3.1 遥感影像多尺度分割

传统的地物分类方法是以图像像元为基本单位,利用不同地物光谱特征进行分类。面向对象^[22]分类方法是以图像分割后得到的同质对象为分类基本单元,将像元光谱信息与邻近区域之间的空间特征相结合,不同地物有了更加鲜明的整体特征,而且分割后众多像元整合成一个对象,减少数据处理量的同时又能保证原对象的结构特征信息完整性^[23],此方法更适于波段少但空间信息丰富的高空间分辨率影像信息提取。

Baatz 等^[24]提出了多尺度分割的概念,多尺度分割是一种常用的图像分割方法,分割效果会直接影响面向对象分类结果。其基本原理是以单个像元为初始计算对象,在尺度参数的限制下不断进行合并运算。在多尺度分割之前需要设置波段权重、尺度参数、光谱因子和形状因子,然后进行第一次像元合并得到局部异质性最小的区域,若该区域异质性小于尺度参数,则继续在上一次合并对象的基础上进行合并,直到出现分割区域的局部异质性大于等于尺度参数时则终止合并获得最终分割效果图。

不同的波段权重、尺度参数、对象各异性因子是决定分割效果好坏的关键因素。图像主成分分析得到的第一主成分与蓝波段、绿波段、红波段和近红

外波段以相同的权重“1”参与图像分割。尺度参数是在对象异质性因子(图 6)设置完毕后进行多次实验确定的最优分割尺度。最优分割尺度是指目标地物在当前分割尺度下被完整分割成一个或多个对象而不与其他地物形成混合对象,分割后的对象多边形能清楚准确地指示地物边界^[10]。

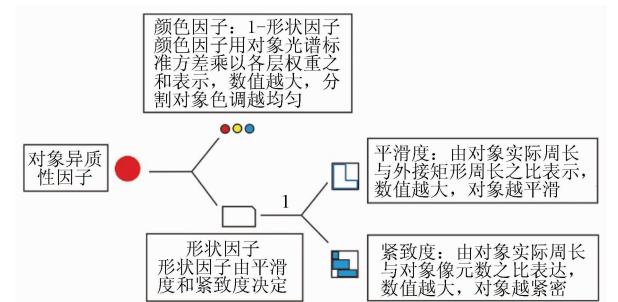


图 6 决定多尺度分割效果的异质性因子

Fig. 6 The heterogeneity factor that determines the effect of multi-scale segmentation

在多尺度分割的过程中通过调整形状因子、紧致度因子和尺度参数便可实现对分割参数的调整和控制。本研究采用控制变量法确定尾矿分割的形状因子和紧致度因子,借助 ESP 多尺度分割工具计算最优分割尺度。ESP 工具在起始分割尺度下以固定步长计算不同尺度下影像对象同质性的局部方差 (local variance, LV) 及其变化率 ROC (rate of change),并以 ROC-LV 曲线来指示最优分割尺度,当 ROC 出现峰值时,该点所对应的尺度即为某种地物的最优分割尺度,同一幅影像具有针对不同地物的多个最优分割尺度。ESP 工具完成多尺度分割的遍历,利用 ROC-LV 曲线图中的峰值所对应的分割尺度再次进行多尺度分割实验,验证适合尾矿分割的最优尺度,减少了人工逐一进行各尺度分割的工作量,公式为:

$$ROC = \frac{(L_i - L_{i-1})}{L_{i-1}} \times 100\% , \quad (8)$$

式中: L_i 为分割尺度 i 所对应的局部方差; L_{i-1} 为分割尺度 $i-1$ 所对应的局部方差。

3.2 基于多特征的面向对象分类

遥感影像中铁尾矿与周围地物在色调方面存在差异,即反射光谱的差异,这种差异为尾矿信息提取提供了理论依据。但混合像元导致的类间异质性及尾矿浓度变化导致的类内异质性使像元光谱信息不能作为尾矿提取的唯一依据,因此需要结合形状和纹理特征以实现高空间分辨率影像的信息提取。

本文所采用的面向对象的信息提取流程是以多尺度分割得到的影像对象为基本单元,将反映对象

相似或差异的光谱、形状和纹理特征作为分类依据,选取训练样本执行最近邻分类方法实现地物分类。

当前最常用的两种面向对象分类方法是成员函数法和最近邻分类法,最近邻分类是一种简便易行的基于样本的面向对象分类方法,该方法对局部异常值不敏感,分类结果不受个别噪音的影响。当在类描述中使用多个对象特征时选择最近邻分类法是有利的,该方法可以有效评估出对象特征之间的相互关系。评价对象特征之间的关联性,并且易于处理多维特征空间的重叠。其基本原理^[25]是选取部分对象作为训练样本,通过计算其他待分类对象与已知样本之间的距离,找到距离待分类对象最近的训练样本,这个训练样本的分类类别即为该待分类对象的类别。

4 实验和结果分析

4.1 遥感影像多尺度分割结果

采用控制变量法确定分割尺度、形状因子和紧致度因子 3 个多尺度分割参数。利用 ESP 工具进行多尺度分割前需要确定适合研究区地物提取的形状因子和紧致度因子,因此在选择最优分割尺度前需先在固定尺度下(以尺度参数 370 为例)对影像进行粗略分割,根据尾矿边缘分割对象的吻合度确定适合尾矿分割的形状因子和紧致度因子。固定紧致度因子为默认值 0.5,调整形状因子,判断颜色和形状参与尾矿分割的权重大小。实验发现适当增大形状因子时,分割得到的尾矿库边缘与实际更加吻合,但当形状因子增大到 0.6 时尾矿分割单元过大出现欠分割现象,综合对比发现形状因子为 0.4 时(图 7),边缘拟合效果最好。

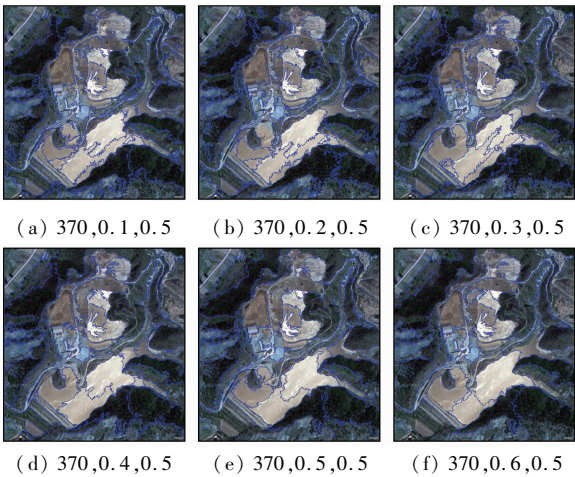


图 7 紧致度因子为 0.5 分割结果
(分割尺度,形状因子,紧致度因子)
Fig.7 Segmentation results with a compactness factor of 0.5

固定形状因子为 0.4,调整紧致度因子(范围为 0.1~0.8),实验发现当紧致度因子为 0.5 时尾矿库分割效果最好(图 8)。

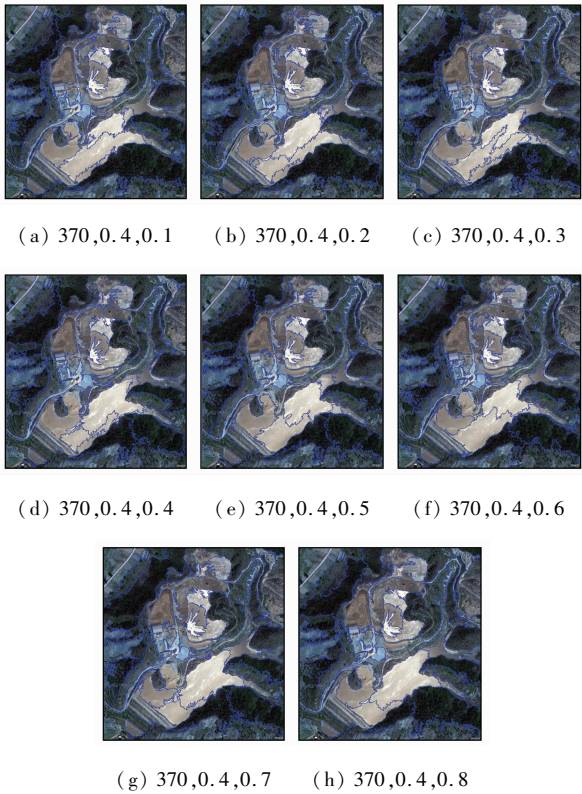


图 8 形状因子为 0.4 分割结果
(分割尺度,形状因子,紧致度因子)

Fig.8 Segmentation results with a shape factor of 0.4

在形状因子 0.4,紧致度因子 0.5 的条件下,利用 ESP 工具分别在不同起始分割尺度下以步长 1 进行多尺度分割,实验发现当分割尺度小于 50 时,分割地物过于破碎,因此以起始分割 50,步长 1 进行多尺度分割计算得到 ROC-LV 曲线图(图 9)。多尺度分割为分类提供对象单元,若同一地物分割产生的对象过少则会导致参与后续分类的可选样本不足,待分类对象缺少参考依据;若分割产生的对象过多则会造成样本冗余,分割时间过长影响计算机运行效率。综合尾矿与其他地物在下一步面向对象分类结果中的表现,对 ROC-LV 曲线图(图 9)中所对应的峰值点分别进行实验,经多次实验及针对各种地物边缘吻合度的目视判断,认为当分割尺度为 100 时(图 10),尾矿库虽被分割成众多同质对象,但尾矿单元完整且尾矿库边缘对象与相邻地物的分割边界清晰,众多对象组合可以完整表示尾矿库真实轮廓,分割效果符合后续尾矿提取需求。

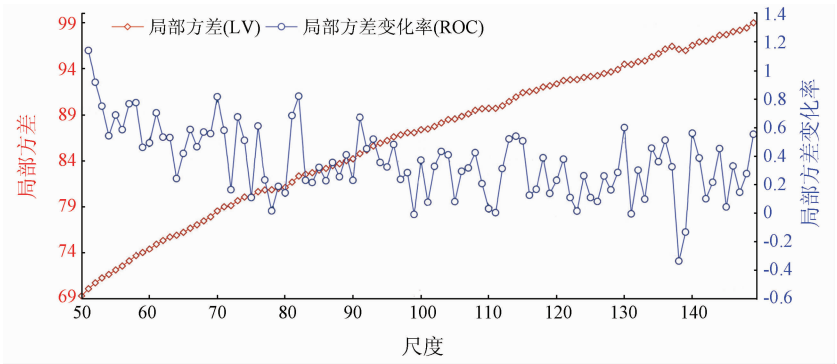
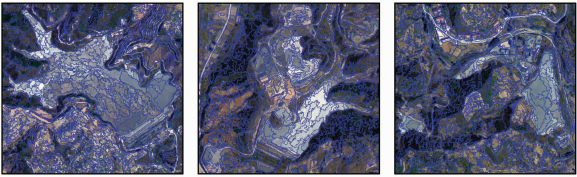


图 9 ROC-LV 曲线图
Fig.9 ROC-LV graph



(a) 区域 1 最优尺度分割结果 (b) 区域 2 最优尺度分割结果 (c) 区域 3 最优尺度分割结果

图 10 分割尺度为 100,形状因子为 0.4,紧致度因子为 0.5
Fig.10 The segmentation scale was 100, the shape factor was 0.4, and the compactness factor was 0.5

4.2 面向对象分类与基于像元分类的铁尾矿提取结果比较分析

本文以两种分类方法提取铁尾矿信息,一种为基于像元的最大似然分类法,另一种为面向对象的最近邻分类法。面向对象的最近邻分类法方法类似于传统分类方法的监督分类,是通过选择样本的方法来进行影像的分类,但这种方法针对的是分割后形成的影像对象,而不是单个像元,所用的分类特征比单个像元丰富的多,因此分类精度比较高。结果见图 11。

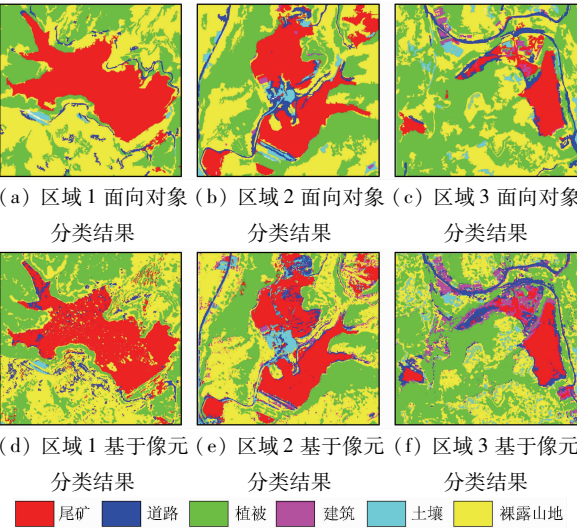


图 11 面向对象分类与基于像元分类结果图
Fig.11 The result graph of object-oriented classification and pixel-based classification

从定性的角度对比提取结果(图 12)可知,面向对象分类方法对于内部色调变化大的复垦尾矿库和在排尾矿库提取效果明显优于基于像元分类方法,该方法提取的尾矿空间组合和真实地理连续性更好。

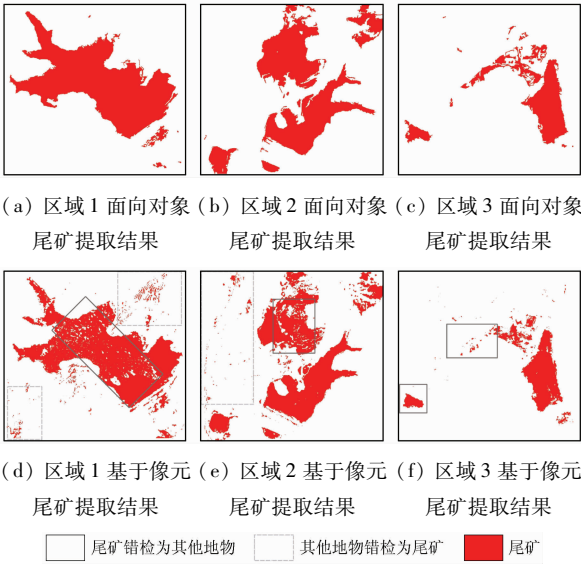


图 12 面向对象与基于像元方法铁尾矿提取效果图
Fig.12 Graph of iron tailings information extraction by object-oriented method and pixel-based method

基于像元分类可以基本实现尾矿库的地理定位,但由于尾矿与道路存在相似的吸收反射特征,因此库内出现大量道路碎斑,细小尾矿目标被错分为道路,或部分道路被错分为尾矿(如图 12 中方框所示);而结合影像光谱、形状和纹理的多特征面向对象分类方法不仅可以实现尾矿库的准确定位,而且多尺度分割生成的对象使众多同质像元成为一个整体,单个对象拥有了整体的光谱、形状和纹理特征,因此面向对象分类结果中尾矿库形状完整,库内没有出现大量道路错检信息,尾矿库空间展布更加准确。

4.3 基于像元提取与面向对象提取铁尾矿结果的精度评价

在定性分析的基础上,采用混淆矩阵法对基于

面向对象与基于像元的铁尾矿信息提取结果进行定量评价,结果见表 2。

表 2 面向对象分类与基于像元分类精度评价
Tab.2 Object – oriented classification and pixel – based classification accuracy evaluation

研究区	分类方法	尾矿/ 像元	验证样 本总和/ 像元	尾矿 提取 精度/%	总体 精度/%	Kappa 系数
区域 1	基于像 元分类	238	258	92. 25	84. 99	0. 754 7
	面向对 象分类	253		98. 06	94. 69	0. 911 4
区域 2	基于像 元分类	318	344	92. 44	91. 36	0. 859 1
	面向对 象分类	328		95. 35	95. 16	0. 920 1
区域 3	基于像 元分类	106	138	76. 81	85. 79	0. 814 6
	面向对 象分类	133		96. 38	92. 23	0. 897 5

比较表 2 中结果可以看出：①对比 3 幅影像的精度评价结果可知,基于多特征的面向对象分类方法提取的尾矿精度、总体分类精度及 Kappa 系数均高于基于像元分类方法；②从铁尾矿提取结果来看,3 幅影像基于像元分类方法的尾矿提取精度分别为 92. 25% ,92. 44% 和 76. 81% ,面向对象分类方法尾矿提取精度分别为 98. 06% ,95. 35% 和 96. 38% ,面向对象分类提取结果更准确。

5 结论

本文以北京二号高空间分辨率遥感影像为数据源,选取 3 个实验区综合光谱特征、形状特征和纹理特征实现基于最近邻方法的面向对象分类,并利用混淆矩阵对比面向对象分类方法与典型监督分类方法的分类精度。通过对比研究证明了面向对象分类方法提取铁尾矿信息的可行性,并得到以下结论：

1)面向对象分类结果明显优于基于像元分类,3 幅影像的面向对象尾矿提取精度和总体分类精度与监督分类结果相比分别提高 5. 81,2. 91 和 19. 57 百分点以及 9. 70,3. 80 和 6. 44 百分点,证明了该方法用于高分辨率影像的铁尾矿分类提取的有效性。

2)影像分割是面向对象分类的前提,不同地物的分割参数需要经过大量实验得出。本文研究区在尺度为 100,形状因子为 0. 4,紧致度因子为 0. 5 的分割参数下,分割得到的单个对象特征明显、不同地物边界清晰明确,有利于分类样本的选取及后续分类。

3)基于像元的分类方法有利于突出细节信息,但由于高空间分辨率影像波段较少光谱信息不够丰富,因此基于像元光谱信息提取铁尾矿容易出现错检的情况,分类结果存在大量破碎图斑,不利于尾矿信息的提取。

4)面向对象分类不仅利用光谱信息,还将对象长宽比、纹理相关度、对比度和熵作为分类指标,提取的尾矿库整体结构完整,避免了“椒盐”现象的产生。

参考文献(References) :

[1] Bian Z F,Miao X X,Lei S G,et al. The challenges of reusing mining and mineral – processing wastes [J]. Science, 2012, 337 (6095) :702 – 703.

[2] 王海军,王伊杰,李文超,等. 全国矿产资源节约与综合利用报告(2019)[J]. 中国国土资源经济,2020,33(2):2.
Wang H J,Wang Y J,Li W C,et al. The report of mineral resources saving and comprehensive utilization in China(2019) [J]. Natural Resource Economics of China,2020,33(2):2.

[3] Liu R Z,Liu J,Zhang Z J,et al. Accidental water pollution risk analysis of mine tailings ponds in guanting reservoir watershed, Zhangjiakou City, China[J]. International Journal of Environmental Research and Public Health,2015,12(12) :15269 – 15284.

[4] 郝利娜,张 志,何文熹,等. 鄂东南尾矿库高分辨率遥感图像识别因子研究[J]. 国土资源遥感,2012,24(3) :154 – 158. doi: 10. 6046/gtzyyg. 2012. 03. 27.
Hao L N,Zhang Z,He W X,et al. Tailings reservoir recognition factors of the high resolution remote sensing image in southeastern Hubei[J]. Remote Sensing for Land and Resources,2012,24(3) : 154 – 158. doi:10. 6046/gtzyyg. 2012. 03. 27.

[5] 汪金花,白 洋,刘雨青. 高分辨率铁尾矿遥感光谱特征分析与信息提取[J]. 国土资源科技管理,2015,32(1) :79 – 85.
Wang J H,Bai Y,Liu Y Q. Spectrum characteristic and information extraction of the iron tailings with high resolution remote sensing [J]. Scientific and Technological Management of Land and Resources,2015,32(1) :79 – 85.

[6] Ma B D,Chen Y T,Zhang S,et al. Remote sensing extraction method of tailings ponds in ultra – low – grade iron mining area based on spectral characteristics and texture entropy[J]. Entropy,2018, 20(5) :345 – 354.

[7] 黎 静,伍臣鹏,刘木华,等. 高光谱成像的猕猴桃形状特征检测[J]. 光谱学与光谱分析,2020,40(8) :2564 – 2570.
Li J,Wu C P,Liu M H,et al. Detection of shape characteristics of kiwifruit based on hyperspectral imaging technology[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis,2020,40(8) :2564 – 2570.

[8] 胡 敏,滕文娣,王晓华,等. 融合局部纹理和形状特征的人脸表情识别[J]. 电子与信息学报,2018,40(6) :1338 – 1344.
Hu M,Teng W T,Wang X H,et al. Facial expression recognition based on local texture and shape features[J]. Journal of Electronics and Information technology,2012,40(6) :1338 – 1344.

[9] 宋晓宇,单新建. 用高分辨率卫星影像辨识城市建筑物[J]. 新疆大学学报(自然科学版),2002(s1) :108 – 111.
Song X Y,Shan X J. Identification of urban buildings using high resolution satellite images[J]. Journal of Xinjiang University (Nat-

- ural Science), 2002(s1):108–111.
- [10] 黄慧萍. 面向对象影像分析中的尺度问题研究[D]. 北京:中国科学院研究生院(遥感应用研究所), 2003.
- Huang H P. Scale issues in object-oriented image analysis[D]. Beijing: Graduate University of Chinese Academy of Sciences (Institute of Remote Sensing Applications), 2003.
- [11] 代晶晶, 吴亚楠, 王登红, 等. 基于面向对象分类的稀土开采区遥感信息提取方法研究[J]. 地球学报, 2018, 39(1): 111–118.
- Dai J J, Wu Y N, Wang D H, et al. Object-oriented classification for the extraction of remote sensing information in rare earth mining areas[J]. Acta Geoscientia Sinica, 2018, 39(1): 111–118.
- [12] 张永彬, 刘佳丽, 汲姣, 等. 露天灰岩矿纹理特征分析及面向对象的分类[J]. 地质与勘探, 2018, 54(2): 348–357.
- Zhang Y B, Liu J L, Ji J, et al. Texture analysis and object-oriented classification of open limestone mines[J]. Geology and Exploration, 2018, 54(2): 348–357.
- [13] 沈占锋, 骆剑承, 胡晓东, 等. 高分辨率遥感影像多尺度均值漂移分割算法研究[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2010, 35(3): 313–316.
- Shen Z F, Luo J C, Hu X D, et al. A mean shift multi-scale segmentation for high-resolution remote sensing images[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2010, 35(3): 313–316.
- [14] 王少军, 冯稳, 孟丹, 等. 面向对象分类方法在铁尾矿堆快速提取中的应用研究[J]. 遥感信息, 2012(2): 103–107.
- Wang S J, Feng W, Meng D, et al. Rapid information extraction of the iron tailing pile using object-oriented classification technique[J]. Remote Sensing Information, 2012(2): 103–107.
- [15] 毛宁, 刘慧平, 刘湘平, 等. 基于 RMNE 方法的多尺度分割最优分割尺度选取[J]. 国土资源遥感, 2019, 31(2): 10–16. doi:10.6046/gtzyyg. 2019. 02. 02.
- Mao N, Liu H P, Liu X P, et al. Optimal scale selection for multi-scale segmentation based on RMNE method[J]. Remote Sensing of Land and Resources, 2019, 31(2): 10–16. doi:10.6046/gtzyyg. 2019. 02. 02.
- [16] 陈扬洋, 明冬萍, 徐录, 等. 高空间分辨率遥感影像分割定量实验评价方法综述[J]. 地球信息科学学报, 2017, 19(6): 818–830.
- Chen Y Y, Ming D P, Xu L, et al. An overview of quantitative experimental methods for segmentation evaluation of high spatial remote sensing images[J]. Journal of Geo-Information Science, 2017, 19(6): 818–830.
- [17] 孙永军, 童庆禧, 秦其明. 利用面向对象方法提取湿地信息[J]. 国土资源遥感, 2008(1): 79–82, 108. doi: 10.6046/gtzyyg. 2008. 01. 18.
- Sun Y J, Tong Q X, Qin Q M. The object-oriented method for wetland information extraction. [J] Remote Sensing of Land and Resources, 2008(1): 79–82, 108. doi: 10.6046/gtzyyg. 2008. 01. 18.
- [18] 王番, 梁建, 赵海见, 等. 基于形状特征的线状地物提取方法研究[J]. 影像技术, 2014, 26(1): 50–51, 46.
- Wang F, Liang J, Zhao H J, et al. Research on methods of linear feature extraction based on shape feature[J]. Imaging Technology, 2014, 26(1): 50–51, 46.
- [19] 李智峰, 朱谷昌, 董泰锋, 等. 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.
- Li Z F, Zhu G C, Dong T F, et al. Application of GLCM-Based texture features to remote sensing image classification[J]. Geology and Prospecting, 2011, 47(3): 456–461.
- [20] Haralick R M. Textural features for image classification[J]. IEEE Transactions on Systems, 1973, 3(6): 610–621.
- [21] Haralick R M. Statistical and structural approaches to texture[J]. Proceedings of the IEEE, 1973, 67(5): 786–805.
- [22] 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): 180–191.
- [23] 朱彦光. 基于词包模型的地表矿山要素遥感信息提取方法研究[D]. 长沙: 湖南师范大学, 2016.
- Zhu Y G. Remote sensing information extraction for elements of surface mine based on Bag-of-Word model[D]. Changsha: Hunan Normal University, 2016.
- [24] Baatz M, Schape A. Multi-resolution segmentation: An optimization approach for high quality multiscale image segmentation[P]. Angewandte Geogr. Information averarbeitung, 2000.
- [25] 钟智, 朱曼龙, 张晨, 等. 最近邻分类方法的研究[J]. 计算机科学与探索, 2011, 5(5): 467–473.
- Zhong Z, Zhu M L, Zhang C, et al. Research on nearest neighbors classification techniques[J]. Journal of Frontiers of Computer Science and Technology, 2011, 5(5): 467–473.

Information extraction technologies of iron mine tailings based on object-oriented classification: A case study of Beijing-2 remote sensing images of the Qianxi Area, Hebei Province

FAN Yinglin^{1,2}, LOU Debo¹, ZHANG Changqing¹, WEI Yingjuan³, JIA Fudong¹

(1. MLR Key Laboratory of Metallogeny and Mineral Assessment, Institute of Mineral Resources, Chinese Academy of Geological Sciences, Beijing 100037, China; 2. School of Earth Science and Resource, China University of Geosciences (Beijing), Beijing 100083, China; 3. Land Satellite Remote Sensing Application Center, MNR, Beijing 100048, China)

Abstract: The recognition and extraction of mine tailing information serve as an important step in the dynamic monitoring of the mine environment. The classification of surface features using medium-low spatial resolution

images is mostly conducted based on spectral information. However, some roads and tailings have similar spectral reflectance due to the special environment in mining areas. As a result, it is liable to misclassify tailings as roads in the surface feature classification based on spectral information only, which affects the structural integrity and area statistics of tailing ponds. Given this, this paper comprehensively analyzes the spectral, shape – related, and texture characteristics of iron mine tailings in the Qianxi area, Hebei Province based on high spatial resolution images obtained from the Beijing – 2 satellite and proposes an object – oriented classification method based on multiple features. The steps of the method are as follows. Firstly, perform multi – scale segmentation of Beijing – 2 images and the reflectance and take the spectral differences of surface features in each band as the spectral characteristic values of surface features. Secondly, extract the values of length – to – width ratio of objects using a covariance matrix and object boundaries and take them as the characteristic values of surface feature shapes. Then, calculate the gray – level co – occurrence matrix using principal component bands, and select the contrast, correlation, and entropy values that can effectively distinguish the texture characteristics between tailings and other surface features as the texture characteristic values of remote sensing images. Finally, conduct object – oriented classification and precision assessment using the nearest neighbor method according to the characteristic information of surface features. The results indicate that the object – oriented classification method can effectively avoid the misclassification of the roads in tailing ponds and thus provide a research basis for the implementation of large – scope and high – precision identification and dynamic monitoring of mine tailings.

Keywords: iron tailings; feature selection; image segmentation; object-oriented classification

(责任编辑: 李 瑜)