

基于像素紧密程度的多源遥感 影像信息提取方法

洪倩^{1†}, 李志斌², 陈晓枫¹, 李本良¹, 臧玉魏³

(1. 国网经济技术研究院有限公司, 北京 102209; 2. 北京洛斯塔科技发展有限公司, 北京 100120;

3. 国网山东电力, 山东 济南 250003)

摘 要: 遥感影像在采集过程中, 地面覆盖种类数量庞大且采集影像清晰度低、分辨率较差, 关键像素特征之间的阈值衡量标准模糊, 导致信息提取难度增大, 从而降低信息利用率。为此, 提出了基于像素紧密程度的多源遥感影像信息提取方法。利用 Contourlet 变换, 实现遥感影像空间域、变换域的多角度增强, 优化遥感影像整体清晰度。利用简单线性迭代聚类 (Simple Linear Iterative Clustering, SLIC) 超像素算法计算像素聚类中心与邻近像素紧密程度, 摆脱固定阈值影响。引入灰度共生矩阵 (Gray-level Co-occurrence Matrix, GLCM), 提取主体特征信息; 构建相关向量机分类模型, 结合拉普拉斯二次逼近回归算法将提取问题转化为噪声回归问题, 并对其展开求解, 进而实现遥感影像的信息提取。实验结果表明: 所提方法对遥感信息主体的分类与真实遥感信息主体分类基本一致, 在信息提取过程中的错提取率和漏提取率低, 总体提取精度保持在 99% 以上, 且对道路信息提取清晰度高, 表明该方法提高了遥感信息的解译水平。

关键词: Contourlet 变换; SLIC 超像素分割法; CIE LAB 色彩空间; GLCM 灰度共生矩阵; 相关向量机分类模型

中图分类号: TP751

文献标识码: A

A Method for Extracting Information from Multisource Remote Sensing Images Based on Pixel Tightness

HONG Qian^{1†}, LI Zhibin², CHEN Xiaofeng¹, LI Benliang¹, ZANG Yuwei³

(1. State Grid Economic and Technological Research Institute Co., Ltd., Beijing 102209, China;

2. Beijing North-Star Technology Development Co., Ltd., Beijing 100120, China;

3. State Grid Shandong Electric Power Research Institute, Jinan, Shandong 250003, China)

Abstract: During the collection process of remote sensing images, there are a large number of ground cover types with low clarity and resolution. The threshold measurement standards between key pixel features are blurry, which increases the difficulty of information extraction and reduces information utilization. Therefore, a multi-source remote sensing image information extraction method based on pixel compactness is proposed. Utilizing Contourlet transformation to achieve multi angle enhancement in the spatial and transformation domains of remote sensing images, optimizing the overall clarity of remote sensing images. Using the SLIC superpixel algorithm to calculate the closeness between pixel clustering centers and neighboring pixels, eliminating the influence of fixed thresholds. Introducing GLCM gray level co-occurrence matrix to extract subject feature information. The classification model of relevance vector machine is constructed, and the extraction problem is transformed into noise regression problem by combining with the Laplace quadratic approximation regression algorithm, and the solution is expanded to realize the information extraction of remote sensing images. The experimental results show that the classification of remote sensing information subjects using the proposed method is basically consistent

收稿日期: 2023-07-17

基金项目: 国网总部管理科技项目 (5500-202056438A-0-0-00)

作者简介: 洪倩 (1984—), 女, 湖南沅江人, 博士, 高级工程师, 研究方向: 电网环境保护。

† 通信联系人, E-mail: bbvn32325@163.com

with the classification of real remote sensing information subjects. The error extraction rate and omission extraction rate are low during the information extraction process, and the overall extraction accuracy remains above 99%. Moreover, the clarity of road information extraction is high, indicating that the method improves the interpretation level of remote sensing information.

Key words: Contourlet transformation; SLIC super pixel segmentation method; CIE LAB color space; GLCM gray-level co-occurrence matrix; correlation vector machine classification model

遥感技术是一种通过电磁波、可见光、红外线等感知条件,对远距离目标实现观测、识别的技术。近年来,在我国土地资源利用、农业检测、环境规划等方面做出较大贡献^[1],为我国可持续发展战略提供重要数据支持。在遥感技术高速发展的社会背景下,遥感影像数据量大幅度增长,遥感影像作为遥感信息的主要载体,包含了大量地物信息,为提高遥感影像中的信息利用率,部分相关行业学者针对遥感影像信息提取方法展开研究。

Wang 等^[2]通过变化向量分析获得的光谱特征差分图像和灰度共生矩阵的纹理特征,通过减法获得的形状特征融合,使用模糊 c-均值聚类算法对通过使用频域显著性方法获得的形状特征融合显著性图阈值选择,获得粗变化检测图预分类。从原始图像和粗变化图中提取变化像素和未变化像素的特征图像中提取邻域特征。Bigdeli 等^[3]基于深度学习集成程序与决策融合架构,针对光探测与测距、高光谱影像及高分辨率可见光影像的融合,提出了一种多感测器分类策略,提取多源遥感数据特征,并实现数据融合。盛君等^[4]首先对采集的遥感影像展开特征提取,利用特征值串联方式,对提取到的特征信息展开归一化处理;将处理后的遥感影像特征信息输入极限学习机分类器,进而实现遥感信息的多特征融合提取。此方法信息漏提取率较高。胡煦航等^[5]首先建立 ResUnet 模型,为提高该模型的信息传输能力,利用密集块代替残差块,对该模型展开优化。通过激活模块与转置层的结合,实现传输通道的校准;利用解码器与编码器的信息交互,实现遥感影像的多尺度信息提取,此方法在提取特定遥感影像主体信息时,存在信息误提取情况。以上方法中存在的问题,主要是因为遥感影像采集过程中,地面覆盖种类数量庞大且采集影像清晰度低、分辨率较差,关键像素特征之间的阈值衡量标准模糊,导致信息提取难度增大,从而降低信息利用率。

因此,提出基于像素紧密程度的多源遥感影像信息提取方法。主要创新点为:

(1)在信息提取过程中引入了像素紧密程度的概念,通过 SLIC 超像素算法计算像素聚类中心与邻近像素的紧密程度,更准确地提取遥感影像的信息。

(2)将 Contourlet 变换应用于遥感影像的空间域和变换域增强。结合了多尺度、多方向的滤波器组合,更好地捕捉图像的纹理和细节信息。通过在空间域和变换域中进行多角度增强,可以优化遥感影像的整体清晰度,改善图像质量。

(3)通过构建相关向量机分类模型和拉普拉斯二次逼近回归算法,将信息提取问题转化为噪声回归问题。利用 GLCM 提取主体特征信息,并通过算法求解噪声回归,可以更准确地提取遥感影像中的关键信息,并有效降低噪声对提取结果的影响。

该研究对于提高遥感影像目标识别和分类的准确性、改善遥感影像在可视化和分析中的表现以及提升遥感影像信息提取的鲁棒性和稳定性具有重要的贡献。这将推动遥感技术在多领域的实际应用,并为相关领域的决策制定者和研究人员提供有力的支持。

1 遥感影像预处理

在遥感图像信息提取之前,需要对遥感影像进行一些预处理操作。这是因为遥感影像原始数据存在许多问题,如噪声、光照不均、大气干扰、云、阴影、地物反射率差异等,这些问题可能会对后续地物信息提取和分析造成一定的影响。因此,通过对遥感影像进行预处理,可以去除这些影响,提高图像质量和提取数据的准确性,通过预处理操作,可以得到更加准确的遥感影像数据,方便后续的地物提取和分析工作。现阶段的遥感影像采集过程中,存在采集影像清晰度低、分辨率差的情况,不利于

后续信息的分割提取。因此,在对遥感影像展开信息提取之前,需要对采集影像展开增强处理。利用 Contourlet 变换^[6]实现遥感影像的增强,包括空间域增强和变换域增强两部分。

对于遥感影像的空间域增强,主要依赖于 Contourlet 变换的拉普拉斯塔式滤波器结构 (Laplacian Filter, LP),实现对遥感影像的多分辨率分解。LP 分解的工作原理是利用低通采样获取介于原始影像与预测影像之间的差值影像;对差值影像展开二次分解,再次获取差值影像。通过对差值影像的不断分解与生成,完成对原始遥感影像的多分辨率分解。此过程中获取的首个差值影像可被视作原始遥感影像的细节影像。为增强原始遥

$$z_b(y, \zeta) = \begin{cases} J_e \cdot (y/\beta\zeta)^h, & y < \zeta \\ J_e \cdot [(y - \beta\zeta)/\beta\zeta] \cdot (y/\beta\zeta)^h + [(2\beta\zeta - y)/\beta\zeta], & \zeta \leq y \leq 2\beta\zeta \\ J_e \cdot (u/y)^h, & y > 2\beta\zeta \end{cases} \quad (2)$$

当遥感影像中的像素值小于 u 时,判定该点为需要增强像素点。自变量参数的取值取决于取值点各个方向上的 Contourlet 系数大小^[9]。Contourlet 系数的取值,实际上也是遥感影像在自变量取值点 l 上的梯度值,取值点所在差值分解层^[10]上共有 k 个子带,且 $k \in [1, 2, 3, \dots, K]$,此时遥感影像的 Contourlet 系数^[11]计算公式为:

$$G_{k,l} = z_b(y, \zeta) \cdot \sqrt{G_{1,l}^2 + G_{2,l}^2 + G_{3,l}^2 + \dots + G_{K,l}^2} \quad (3)$$

综上所述,所提方法为避免增强后的图像出现过度锐化现象,先后对遥感影像采取了两次优化增强,具体优化步骤如下:

- (1) 利用拉普拉斯塔式滤波器结构对遥感影像展开差值影像分解。
- (2) 利用式(1)实现遥感影像的空间域增强。
- (3) 通过 Contourlet 变换对遥感影像的变换域展开增强。
- (4) 利用低频子带对遥感影像展开 Contourlet 反变换。
- (5) 增强遥感影像输出。

2 遥感影像信息提取方法设计

2.1 影像像素聚类中心与邻近像素紧密程度计算

在利用 Contourlet 变换进行遥感影像增强

感影像的空间域,对原始遥感影像与差值影像展开线性叠加后,还需要对二者展开线性拉伸,进而实现影像细节的重构与增强。此过程也被称作 LP 奇异点捕捉过程。参数设定如表 1 所示。

空间域增强后的输出影像运算^[7,8]公式表达为:

$$J_e = \left[\frac{(J + L \cdot J_d) + j_{\min}}{j_{\max} - j_{\min}} \right] \cdot D \quad (1)$$

利用 Contourlet 变换对遥感影像展开变换域增强时,首先需要构建非线性 Contourlet 增强函数。考虑到采集的遥感影像存在噪声干扰,引入噪声标准差系数,此时变换域增强后的遥感图像可用式(2)表示:

后,图像的质量得到提高,传统方法使用固定阈值进行像素聚类,可能会导致不准确的结果,因此采用 SLIC 超像素算法计算像素聚类中心与邻近像素的紧密程度,以提高图像质量和精度。遥感影像具有高空间分辨率和光谱分辨率以及大量的像素数量。利用 SLIC 超像素算法在实际遥感影像计算过程中^[12],能够在每个聚类中心点展开计算,经过多方面考量,选择采用 SLIC 超像素算法用于像素聚类中心与邻近像素紧密程度计算。

利用 SLIC 超像素算法之前,首先将遥感影像映射到 CIE LAB 色彩空间后,对遥感影像展开聚类分析^[13]。对 CIE LAB 色彩空间的遥感影像像素展开初始化处理,在像素采集中,设置一个采样中心点,且点的坐标为 (x_i, y_i) ,则初始聚类中心^[14]表示为:

$$D_i = [l_i, a_i, b_i, x_i, y_i] \quad (4)$$

SLIC 超像素算法选择在每个聚类中心点的固定范围内,对所有邻近像素点间距展开计算,则像素聚类中心与邻近像素的紧密程度计算表达式为:

$$\begin{cases} E = G_{k,l} \cdot \sqrt{e_c^2 + (e_s^2/e_c)^2 \cdot m^2} \\ e_c = \sqrt{(l_{i+1} - l_i)^2 + (a_{i+1} - a_i)^2 + (b_{i+1} - b_i)^2} \\ e_s = \sqrt{(x_{i+1} - x_i)^2 + (y_{i+1} - y_i)^2} \\ \text{s. t. } D_i \end{cases} \quad (5)$$

参数 m 数值越大,则表示该点颜色贡献度在

整体遥感影像主体构成中越大。

表 1 参数设定

参数	含义
J	原始遥感影像
J_e	空间域增强后的输出影像
J_d	分解过程中的差值影像
L	遥感影像的细节增强系数
$j_{\min}$	原始影像中灰度最小值
$j_{\max}$	原始影像中灰度最大值
y	原始遥感影像与差值影像的线性拉伸强度常数自变量参数
β	标准化参数增强函数
ζ	噪声标准差系数
h	非线性去噪程度
u	像素临界点参数
z_b	增强函数
$G_{k,l}$	遥感影像的 Contourlet 系数变换域增强后的遥感图像
i	采样中心点
D_i	初始聚类中心
l_i	自变量取值点
a_i	绿色至红色色彩范围参数
b_i	黄色至蓝色色彩范围参数
E	像素聚类中心与邻近像素的紧密程度
e_c	颜色像素点相对距离
e_s	像素点空间距离
m	区域范围内像素颜色重要性与遥感图像聚类中心空间邻近性的归一化系数
Ent	熵值
k,s	两个不同的特征主体
$P(k,s)$	联合概率矩阵
Asm	能量值
Con	对比度
IDE	遥感影像主体相似度
$\bar{D}$	原始遥感影像与差值影像的像素差均值
τ	标准差
D	原始遥感影像与差值影像的像素差
$z(y_n, u_n)$	遥感信息分类模型函数
ϕ_j	数据灰度 j 的权值
$l(y, y_j)$	核函数
x	输出变量
ϵ	假设参数向量
$p(x \epsilon)$	权值的高斯先验约束条件
B	亮度
o	区域范围内数据灰度 j 包含的像元数量
$\mathfrak{S}$	归一化处理的遥感影像数据
u_n	遥感影像数据点的纵坐标
y_n	遥感影像数据点的横坐标
$u(y_n, u_n),$ $n = 1, 2,$ $\cdots, N$	遥感影像数据点合集

2.2 特征参数计算

通过计算像素聚类中心和邻近像素之间的紧密程度,可以得到不同区域的特征信息,为后续信息提取过程提供基础数据。由于遥感影像中的土地、农田、建筑覆盖种类繁多且数量庞大,因此在实际分析中,需要对其展开分类处理,通过遥感影像

内多类型主体的特征分析,实现遥感影像信息的差异性提取。

纹理特征是遥感影像中特征提取的主要依据,反映了主体范围内灰度等级的变化。遥感影像类型主体分布情况,能够切实反映主体覆盖程度。为实现主体特征的精准分析,利用 GLCM 灰度共生矩阵^[15]分析遥感影像的局部灰度情况。GLCM 灰度共生矩阵通过对测量范围内不同灰度的两个特征主体及其阵元的分析,建立联合概率矩阵。不同属性的遥感影像主体如水体、岩石、建筑、植被之间纹理差异程度较大,利用 GLCM 矩阵算法中熵值、能量、对比度、相似度四个关键特征的计算,可实现特征的分别提取,具体计算方式如下:

(1)熵值计算可直接反映出遥感影像主体纹理的随机性,熵值计算公式如式(6)所示:

$$\text{Ent} = \sum_k \sum_s P(k,s) \cdot \lg P(k,s) \cdot E \tag{6}$$

(2)能量值用于反映遥感影像的灰度分布以及纹理变化情况,基于 GLCM 矩阵算法,能量值联合概率的平方和计算公式如下:

$$\text{Asm} = \sum_k \sum_s P(k,s)^2 \cdot E \tag{7}$$

(3)对比度是遥感影像中,对主体影像灰度在固定范围内变化特征的描述,其计算过程如下:

$$\text{Con} = \sum_k \sum_s P(k,s) \cdot (k-s) \cdot E \tag{8}$$

对比度计算结果越大,表示固定范围内遥感影像主体的纹理变化越剧烈,影像主体轮廓越清晰。

(4)通过对遥感影像主体相似度的计算,可实现主体影像灰度级的分析,并对该灰度级影像在局部上的关联度做出判断。遥感影像主体相似度计算公式如式(9)所示:

$$\text{IDE} = \sum_k \sum_s \frac{E \cdot P(k,s)}{1 + (k-s)^2} \tag{9}$$

通过熵值、能量、对比度、相似度四个关键特征的计算,可得到遥感影像主体特征的初步分析,为使其特征差异更加明显,还需结合光谱特征对影像主体特征展开二次分析。

熵值、能量、对比度、相似度等特征反映了遥感影像的空间分布、纹理特征和形态特征等方面的信息,而光谱特征则反映了遥感影像的颜色和亮度信息,主要通过亮度、像素均值以及标准差,将这些特征进行综合分析,可以更全面地描述遥感影像的特征,从而更准确地识别和提取图像主体特征^[16],则三个特征值的计算过程如下:

$$\begin{cases} B = (\text{Con} + \text{IDE}) \cdot \bar{D} \cdot \tau \\ \bar{D} = o \cdot (\text{Ent} + \text{Asm}) \\ \tau = \sqrt{(D - \bar{D}) \cdot o} \end{cases} \tag{10}$$

通过式(6)~式(10)的多角度分析计算,可实

现遥感影像主体特征参数的计算。

2.3 信息提取

从特征参数的计算结果中,获取更多的信息并提高遥感影像的应用价值并应用。在信息提取的过程中,需将这些信息与现实场景相结合,分析和应用数据。相关向量机是一种基于贝叶斯学习框架建立的机器学习算法^[17],在实现遥感影像的特征分析后,利用拉普拉斯二次逼近回归算法,建立相关向量机分类模型^[18],进而实现遥感信息的提取。信息提取过程如图 1 所示:

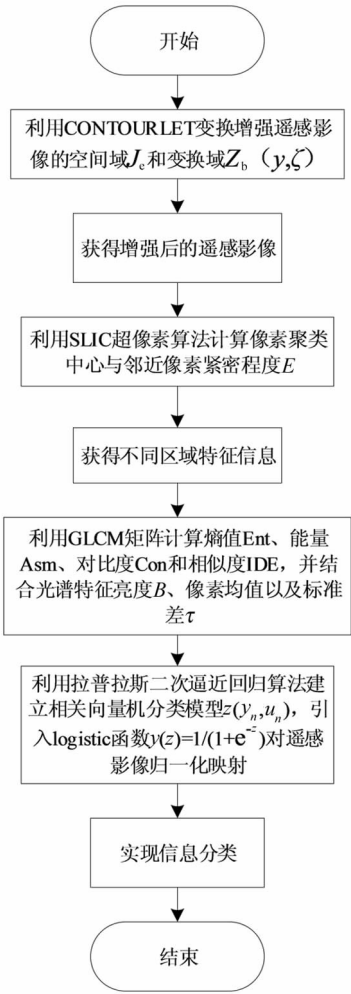


图 1 信息提取流程

类别号取值为 1 或 0,通过拉普拉斯二次逼近回归算法,遥感信息分类模型函数^[19]表达式为:

$$z(y_n, u_n) = \sum_{j=1}^N l(y, y_j) + (\psi_j + \bar{D}) \cdot B$$
 (11)

设 x 为输出变量, ϵ 为假设参数向量,设此时权值的高斯先验约束条件为 $p(x | \epsilon)$, 且 $p(x | a)$ 需满足 $p(x | a) = \prod N(x | 0, a^{-1})$ 。引入 logistic 函数 $\gamma(z) = (1 + e^{-z})^{-1}$ 对遥感影像信息展开归一

化映射处理。将归一化处理的遥感影像数据表示为 $z_n = \tau(y_n; x)$, 由于此时假设参数向量为固定值,对输出变量的求解等价于对式(11)的求解:

$$\lg [p(x | \epsilon)p(x | a)] = [u_n \lg z_n + (1 - u_n) \cdot \lg (1 - z_n)]$$
 (12)

利用拉普拉斯函数对式(12)展开求导后,可将遥感影像的信息分类问题转化为噪声回归问题,并展开求解,进而实现遥感图像的信息分类。分类过程可简化为以下 4 步:

- (1)根据式(6)~式(10)遥感图像特征信息,建立投影空间。
- (2)利用机器学习算法对分类模型函数展开定义。
- (3)利用拉普拉斯二次逼近函数将遥感图像的信息分类问题转化为噪声回归问题并展开分类求解。
- (4)求解后的遥感信息输出。

3 实验与分析

为验证所提方法对不同多源的适用程度,需要对其测试,对比多传感器、多时相、多光谱波段下,该方法的多源配置适应程度,实验选取召回率 P_r 、准确率 P_e 和 F1 值作为评价指标,其计算公式为:

$$P_r = \frac{TP}{TP + FN}$$
 (13)

$$P_e = \frac{TP}{TP + FP}$$
 (14)

$$F1 = \frac{2P_r P_e}{P_r + P_e}$$
 (15)

式中,TP 表示提取正确的遥感影像像素点数量;FP 表示提取错误的遥感影像像素点数量;FN 表示遗漏的遥感影像像素点数量。

所提方法对不同多源的适用程度如表 2 所示。

表 2 所提方法对不同多源的适用程度

	召回率 P_r / %	准确率 P_e / %	F1 值 / %
多传感器	96.36	98.45	95.24
多时相	96.62	97.86	95.61
多光谱波段	97.68	98.68	96.36

从表 2 的实验结果可知,所提方法在多传感器、多时相、多光谱波段下的召回率 P_r 、准确率 P_e 和 F1 值均保持在 95% 以上,表明所提方法对不同多源的适用程度高。

对于同一幅遥感影像,分类结果越好,表明信

息提取难度越小。为验证所提方法的可行性,现采用所提方法、文献[3]基于深度学习的遥感影像方法及文献[4]基于高分辨率遥感影像方法,对相同遥感影像展开分析,并对传感影像内信息主体展开分类,三种方法的遥感影像分类情况对比结果如图 2 所示。

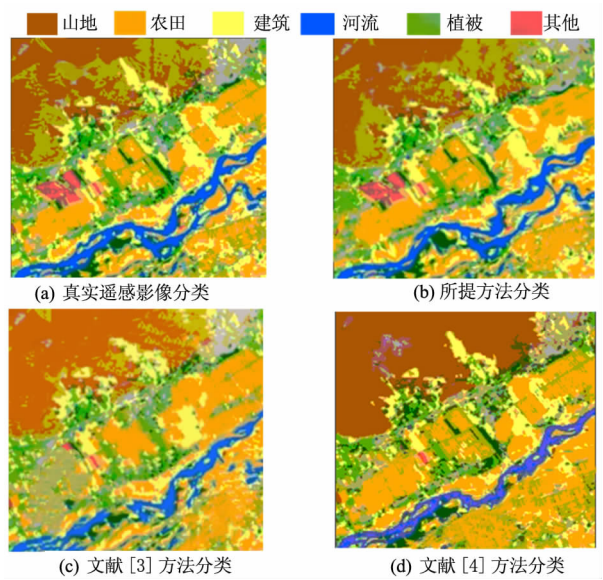


图 2 遥感影像主体分类结果

观察图 2 可知,所提方法分类结果与真实分类结果最相似,文献[3]方法、文献[4]方法对河流、建筑等影像主体的漏分、错分情况较为严重,通过对比可知所提方法的分类效果好,表明其信息提取难度小。这是因为所提方法对常用遥感影像主体分割方法的利弊展开分析后,最终选择采用 SLIC 超像素分割法,将遥感影像映射到 CIE LAB 色彩空间;在确定多个主体影像的像素聚类中心之后,通过邻近像素与聚类中心像素的紧密度计算公式,对区域范围内影像像素点展开遍历,进而实现遥感影像主体的区域划分。

信息利用率是指遥感影像信息提取后被有效利用的程度,通常与提取精度有关。提取精度是指所提取信息与真实信息的符合程度,包括错提取率和漏提取率等指标。提取精度越高,信息利用率也就越高。为验证所提方法的特征提取精准度,现选取 3 个遥感图像作为实验样本,分别利用所提方法、文献[3]方法、文献[4]方法对遥感影像展开特征提取,通过截取结果与人工目视判读的对比,对不同方法的遥感影像特征提取过程中的错提率、漏提率及总体精度展开分析。分析对比结果如表 2 所示。

表 3 主体特征提取精度对比				
遥感图像	特征提取方法	错提取率 /%	漏提取率 /%	总体精度 /%
图像 1	所提方法	0.9	0.6	99.87
	文献[3]方法	3.8	2.9	91.36
	文献[4]方法	5.6	7.3	93.21
图像 2	所提方法	1.1	0.7	99.91
	文献[3]方法	4.7	6.3	91.27
	文献[4]方法	5.8	4.2	92.51
图像 3	所提方法	0.5	1.0	99.90
	文献[3]方法	4.6	7.8	94.66
	文献[4]方法	8.3	5.4	91.57

分析表 3 可知,所提方法在 3 次实验中,特征提取准确率较高。这是因为所提方法基于遥感影像内主体范围内灰度等级的差异,引入 GLCM 灰度共生矩阵;通过对遥感影像主体的熵值、能量、对比度、相似度四个关键特征的分析,结合光谱特征分析结果,综合计算遥感影像的主体特征,所以利用所提方法对遥感影像特征展开提取过程中,错提取率、漏提取率较低,总体提取精确度高于文献[3]方法及文献[4]方法,表明所提方法的信息利用率高。

为了验证所提方法的有效性,实验选取一幅 500×500 像素单位的城市遥感影像作为实验样本,分别采用所提方法、文献[3]方法、文献[4]方法对遥感影像样本中的道路信息展开提取,并对比不同方法的信息提取结果。具体对比结果如图 3 所示。

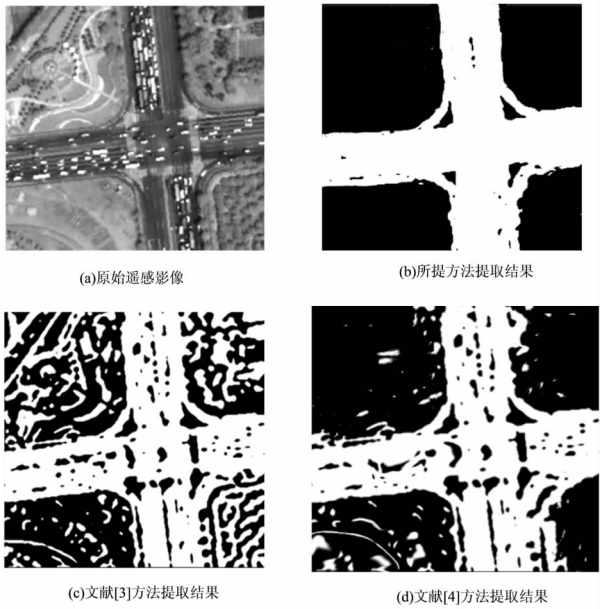


图 3 道路信息提取效果对比

观察图 3 可发现,所提方法在道路信息过程中,排除了植被、建筑、车辆等不相关信息对最终提取结果的干扰。因为所提方法在对道路信息展开提取前,对遥感影像展开了增强处理,提高了遥感影像的整体清晰度;通过相关向量机机器学习算法,将遥感影像的信息分类问题转化为噪声回归问题,并利用拉普拉斯二次逼近回归算法对其展开求解,所以最终道路信息提取结果优于文献[3]方法及文献[4]方法。

4 结 论

为了更好地利用遥感影像中传达的有效信息,提出基于像素紧密程度的多源遥感影像信息提取方法。为了提高聚类的准确度,利用 SLIC 算法计算像素聚类中心与邻近像素紧密程度,通过对遥感影像主体的多角度特征分析,得到更全面、更准确的遥感信息。结合相关向量机机器学习算法实现遥感信息的提取。得到以下具体结论:

(1)通过设计不同多源的适用程度实验得出,所提方法在多传感器、多时相、多光谱波段下的 P_r 、 P_o 和 F1 值均保持在 95% 以上,表明该方法对不同多源的适用程度高;

(2)在遥感影像主体分类和道路信息提取实验中,所提方法的分类效果好,且信息提取清晰度高,表明所提方法的信息提取难度小;

(3)在主体特征提取精度对比实验中,该方法的错提取率最大值为 1.1%,最小值为 0.5%;其漏提取率最大值为 1.0%,最小值为 0.6%,总体提取精度在 99% 以上,表明该方法在遥感信息处理领域具有重要的应用价值和推广意义。

参考文献

- [1] 杨泽至,舒清态. 遥感技术在森林树种多样性监测中的应用研究进展[J]. 世界林业研究,2022,35(4):33—39.
- [2] WANG C, WANG X. Building change detection from multi-source remote sensing images based on multi-feature fusion and extreme learning machine[J]. International Journal of Remote Sensing, 2021, 42(6): 2246—2257.
- [3] BIGDELI B, PAHLAVANI P, AMIRKOLAEI H A. An ensemble deep learning method as data fusion system for re-

- mote sensing multisensor classification[J]. Applied Soft Computing, 2021, 110(1): 107563.
- [4] 盛君,王杰,孙策,等. 基于高分辨率遥感影像的河流信息提取方法[J]. 测绘标准化,2022,38(2):52—56
- [5] 胡煦航,程小龙,朱滨,等. 基于改进 ResUnet 的高分辨率遥感影像道路信息提取[J]. 遥感信息,2022,37(4):87—93.
- [6] 余腾,胡伍生,孙小荣,等. 基于非下采样 Contourlet 变换耦合能量相似制约的遥感图像融合算法[J]. 电子测量与仪器学报,2021,35(6):71—78.
- [7] 王新赛,冯小二,李明明. 基于能量分割的空间域图像融合算法研究[J]. 红外技术,2022,44(7):726—731.
- [8] 王华东,孙挺. 变换域多尺度信息蒸馏网络的医学影像超分辨率重建[J]. 生物医学工程杂志,2022,39(5):887—896.
- [9] 段继忠,和晓珣,刘畅,等. 基于 L_p 范数联合全变分的磁共振成像重构方法[J]. 激光与光电子学进展,2021,58(24):280—288.
- [10] LIU C, ZHAO G, DONG J, et al. MIE-NSCT: adaptive MRI enhancement based on nonsubsampling contourlet transform[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2021, 2021: 1—12.
- [11] SONG Y, QU J. Real-time segmentation of remote sensing images with a combination of clustering and Bayesian approaches[J]. Journal of Real-Time Image Processing, 2021, 18: 1541—1554.
- [12] 陈宝林,王宇,王浩宇,等. 基于 SLIC 超像素分割与合并的隧道围岩节理裂隙识别[J]. 公路交通科技,2022,39(07):139—146+156.
- [13] SU Z, YANG J, LI P, et al. Colour space conversion model from CMYK to CIELab based on CS-WNN[J]. Coloration Technology, 2021, 137(3): 272—279.
- [14] 罗壮,李明,张德朝. 结合边界约束网络和分水岭分割算法的建筑物提取[J]. 遥感学报,2022,26(7):1459—1468.
- [15] 李金凤,赵雨童,黄纬然,等. 基于灰度共生矩阵的多尺度分块压缩感知算法[J]. 激光与光电子学进展,2021,58(4):100—108.
- [16] WANG Z, LI X, DUAN H, et al. Medical image fusion based on convolutional neural networks and non-subsampling contourlet transform[J]. Expert Systems with Applications, 2021, 171: 114574.
- [17] 陈兴望,辛阔,孙雁斌,等. 基于加权朴素贝叶斯算法的调度指挥态势感知模块设计[J]. 计算技术与自动化,2022,41(3):121—127.
- [18] 张研,王鹏鹏,吴哲康. 基于相关向量机模型的混凝土综合性能预测[J]. 硅酸盐通报,2022,41(1):118—125+152.
- [19] RAZAQUE A, BEN HAJ FREJ M, ALMI'ANI M, et al. Improved support vector machine enabled radial basis function and linear variants for remote sensing image classification[J]. Sensors, 2021, 21(13): 4431.