

引文格式:方志祥,仲浩宇,邹欣妍.轨迹延续性与影像特征相似性结合的城市道路提取[J].测绘学报,2020,49(12):1554-1563. DOI:10.11947/j. AGCS.2020.20190366.
FANG Zhixiang,ZHONG Haoyu,ZOU Xinyan.Extracting urban road area based on combination of trajectory continuity and image feature similarity[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2020, 49 (12) : 1554-1563. DOI: 10. 11947/j. AGCS. 2020.20190366.

轨迹延续性与影像特征相似性结合的城市道路提取

方志祥,仲浩宇,邹欣妍

武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室,湖北 武汉 430079

Extracting urban road area based on combination of trajectory continuity and image feature similarity

FANG Zhixiang,ZHONG Haoyu,ZOU Xinyan

State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing, Wuhan University, Wuhan 430079, China

Abstract: Urban road area detecting is the imperious demand in the area of management of city land use, transportation planning and so on. Trajectory extraction, remote sensing image classification and artificial collection are the traditional methods for road network detection with some limits on automation degree or extraction quality. This paper proposes a method for detecting road area in high-resolution remote sensing image based on trajectory continuity and image feature similarity, and this method utilizes the advantages of GNSS trajectory and remote sensing image. The proposed methods could be divided into three steps: firstly, using GNSS trajectory points to construct images of trajectory feature and selecting the high-confidence grids with high density value. Secondly, generating road objects based on trajectory continuity in average direction feature image. Thirdly, dividing high-resolution remote sensing image into several small areas by using road segments and extending road areas based on image feature similarity automatically to detect roads which not covered by trajectory. The experiment evidences that this method could detect road areas efficiency and accuracy in high-resolution remote sensing image and decreasing the bad effect on the different roads with different spectrums. Compared with the traditional remote sensing image classification methods, the proposed method has a higher precision and automatic degree.

Key words: high-resolution remote sensing image; taxi trajectory; trajectory continuity; similarity of spectrum feature; road area detection

Foundation support: The National Key Research and Development Project (No. 2017YFB0503802); The National Natural Science Foundation of China (No. 41771473); The Fundamental Research Funds for the Central Universities (No. 2042020kfxg24)

摘 要:城市道路区域检测是城市土地管理、交通规划等领域的迫切需求,而传统城市道路区域检测多使用轨迹提取、遥感解译、人工采集等单独方式,在自动化程度或提取质量上存在一定的局限性。本文结合 GNSS 轨迹点与高分遥感影像各自的数据优势,提出一种基于轨迹延续性与影像特征相似性的遥感影像道路区域检测方法。该方法以出租车 GNSS 轨迹点构建轨迹特征栅格,基于轨迹延续性在平均方向特征栅格中划分路段对象,利用道路对象的光谱特征向轨迹无法覆盖的小区内部进行拓展,以获得提取区域内较为完整的道路信息。试验证明:本文方法可以有效降低道路的同物异谱现象及阴影、树木遮挡的影响,高效地提取高分遥感影像中的道路区域。与传统的遥感影像分类方法相比,具有更高的精度与自动化程度,相较于深度学习模型具有更广的适应性。

关键词:高分遥感影像;出租车轨迹;轨迹连续性;影像特征相似性;道路区域检测

中图分类号:P237

文献标识码:A

文章编号:1001-1595(2020)12-1554-10

基金项目:国家重点研发计划(2017YFB0503802);国家自然科学基金面上项目(41771473);中央高校基本科研业务费专项(2042020kfxg24)

城市道路数据更新对城市土地管理、道路交通规划等领域都具有重要意义^[1-3]。当前路网数据更新方法主要包括轨迹提取、遥感解译及实地测绘采集等^[4-5]。实地测绘采集城市道路区域的人工及设备成本高,同时作业效率较低;遥感影像解译会受到时空分辨率、遥感影像质量等因素的限制,如大范围高分遥感影像内部的道路由于存在材质不同、遮挡干扰、拍摄时间不一致等问题^[6],导致不同区域内道路的光谱特征存在一定差异。道路的光谱特征不一致会对影像自动化解译工作造成严重干扰,最终提取效果难以达到高标准^[7]。

基于高分遥感影像的道路提取方法由传统的遥感影像监督分类、面向对象分类方法^[8-9],逐渐向机器学习卷积神经网络^[10-11]、图神经网络^[12]等方向不断发展。文献^[13]提出的基于卷积神经网络的道路区域与建筑区域提取方法,在美国的高分遥感影像数据集中达到了 90% 以上的提取精度,文献^[14]构建的 GL-Dense-U-Net 卷积神经网络对 U-Net 进行改进,使提取出的道路具有更加完整的拓扑属性,整体精度达到 95% 以上。但是深度学习训练出的模型通常难以在不同传感器、不同分辨率下拍摄的遥感影像中取得较好的提取效果,若遥感影像的质量较低,影像中存在较多的地物、云层遮挡,被遮挡的道路无法正确识别。与此同时,训练数据集的构建同样需要人工进行标注保证准确性,否则训练时可能出现模型不收敛或过拟合的问题。

基于浮动车数据的路网提取同样是近年来的热点研究方向^[15],浮动车数据中携带的车辆位置信息是道路存在的真实反映^[16]。文献^[17]通过隐马尔可夫模型提取失配轨迹,根据失配轨迹点构建的 Delaunay 三角网和山脊线相结合来获取新增道路骨架线,最终通过延长处理融合至现有路网数据中,实现路网的快速更新。在高精度路网提取方面,文献^[18]提出的基于浮动车数据的车道级路网变化探测方法可以有效地通过高精度轨迹数据计算出城市高等级路网。但是浮动车轨迹数据的覆盖不完全的特性导致社区内部或不允许车辆进入的区域轨迹数据缺失,提取的道路区域无法包含社区内的低等级道路。

以上研究没有综合 GNSS 轨迹点与高分遥感影像数据各自的优势来提取道路。因此,本文利用出租车载客行驶过程中记录并上传的 GNSS 定位轨迹点以及高分辨率遥感影像数据,提出了一种基于轨迹延续性与影像特征相似性的城市道路提取方法:首先将 GNSS 轨迹转为轨迹特征栅格,包括密度特征栅格和方向特征栅格;然后,基于密度特征栅格进行轨迹自适应过滤,排除一些低频轨迹像素区域,得到高置信的轨迹栅格图;接着,通过定义轨迹连续性,利用方向特征栅格分割轨迹并构建路段对象;最后,结合路段对象的光谱特征相似性提取与之邻接的道路区域,实现高分遥感影像下的分区自动化提取。该方法结合了两种数据的优势,利用轨迹数据探测高等级道路,并在提取出高等级道路的基础上,利用道路对象的影像光谱特征相似性探测小区内部区域,以获取提取区域内轨迹数据无法覆盖范围内的道路信息。

1 研究方法

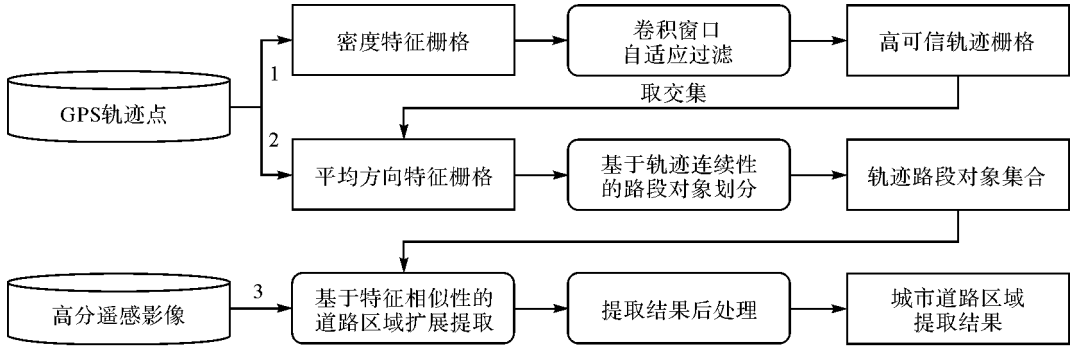
如图 1 所示,本文所提出的算法思路为:首先输入 GNSS 轨迹点数据 P 和高分遥感影像数据 F ,将 GNSS 轨迹点转化为轨迹密度特征栅格 D 与平均方向特征栅格 Dir ;然后通过卷积窗口自适应过滤方式得到的高可信轨迹栅格 M ,并与 Dir 取交集以排除平均方向特征栅格中的干扰像素。接着基于方向连续性的路段对象划分方法,在 Dir 中将连续的轨迹划分为离散的路段对象集 LS 。最后判断每个路段对象 L 内的可拓展像素位置,构建可拓展像素位置集合 E ,并通过拓展方法将周围影像特征相似的像素位置并入道路对象,对所有道路对象执行拓展运算后即完成了城市道路区域的提取。

1.1 基于卷积窗口的轨迹自适应过滤

基于 GNSS 轨迹的语义特征构建密度特征栅格 D 与平均方向特征栅格 Dir ,特征栅格易受到噪声干扰产生位于非道路区域的轨迹特征像素。如图 7(a)、(c)、(e)所示,特征栅格中的噪声像素容易出现在直线道路两侧,交叉路口转角及复杂道路对象内部,噪声像素会使分割出的道路对象中产生较多无效对象。为减少其对道路区域

提取的干扰,需进行卷积窗口轨迹自适应过滤。根据 GNSS 点的轨迹密度分布特征,定位准确的轨迹点多集中在道路内部,而定位漂移点存在一定的位移,所以整体密度分布为道路中心线处密度最高,而向两侧密度逐渐降低直至为 0。因此在密度特征栅格 D 中,通过排除高密度区域周围

的低密度像素可以有效减少噪声像素的干扰。与此同时,不同等级道路上的轨迹点密度存在差异,导致使用单一阈值进行全局分割会误删低等级道路。通过卷积窗口运算的方式可以充分考虑各窗口内部的密度分布特征,实现自适应阈值的轨迹过滤得到高置信轨迹栅格^[19]。



轨迹密度特征栅格: 将处理空间划分为大小均匀的格网,统计每个网格中车辆轨迹出现的次数即得到轨迹密度特征栅格;
 平均方向特征栅格: 在与轨迹密度栅格相同的格网中,统计车辆轨迹的平均行驶方位角,在不考虑上下行的情况下数值范围为[0,180];
 高可信轨迹栅格: 使用密度特征栅格经过滤后得到的栅格,保留了原密度栅格中数值相对较高的区域,其中0表示不存在轨迹,1表示存在轨迹。

图 1 本文算法整体流程

Fig.1 The workflow of the proposed method

卷积窗口的大小为 $m \times m$,步长为 n ,则卷积窗口运算定义为先在水平方向每次移动 n 个像素位置,水平方向执行完毕后垂直方向移动 n 个像素位置,直至遍历全部像素区域的局部性计算方法,每次计算矩形窗口中执行特定运算 F (图 2)。对具有 row 行,col 列的密度特征栅格而言,完整的进行一次卷积运算需要在横向执行 p 次,纵向执行 q 次,见式(1)

$$\left. \begin{aligned} p &= \frac{\text{row}}{n} + 1 \\ q &= \frac{\text{col}}{n} + 1 \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

m 与 n 可根据需求进行设置,但一般要求 $m > n$ 以保证所有像素位置均被处理。首先开辟大小为 $\text{row} \times \text{col}$ 的零矩阵 M ,用于存储过滤结果,接着对运算方法 F 设置以下参数:定义前景概率 fp ,用于确定前景密度阈值 fd ;背景概率 bp ,用于确定背景密度阈值 bd , fd 与 bd 由式(2)计算

$$\left. \begin{aligned} fd &= \max_{\text{density}} \times fp \\ bd &= \max_{\text{density}} \times bp \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

式中, \max_{density} 为每个 $m \times m$ 窗口中的最大轨迹密度值。 bd 用于判断像素位置是否属于道路,密度大于 bd 的像素位置直接保留,若密度小于 bd ,则判断 8 邻域内是否有 2 个或以上的像素位置密度值大于 fd ,若存在则保留,否则将该像素位置

设定为非道路。考虑到部分道路像素宽度为 1,因此大于 fd 的像素个数设定为 2。

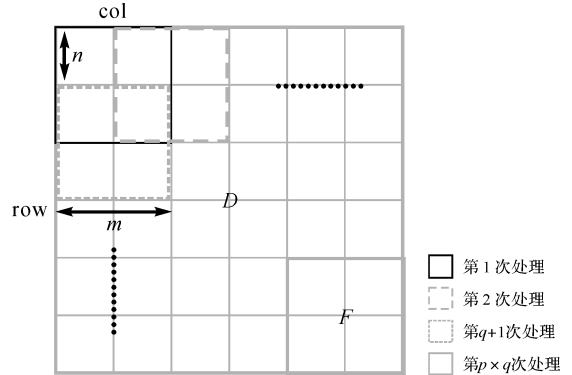


图 2 卷积自适应过滤

Fig.2 Convolution adaptive filtering

密度特征栅格 D 窗口内的所有像素位置 D^{ij} 首先按式(3)计算

$$M^{ij} = \begin{cases} 0 & D^{ij} \leq bd \\ -1 & D^{ij} > bd \end{cases} \quad (3)$$

若 $M^{ij} = -1$ 则进一步使用式(4)计算

$$M^{ij} = \begin{cases} 1 & S(D^{ij}) \geq 2 \\ 0 & S(D^{ij}) < 2 \end{cases} \quad (4)$$

式中, $S(D^{ij})$ 表示 D^{ij} 的 8 邻域中 $D^{xy} \geq fd$ 的数量。所有像素位置被全部处理完毕后, M^{ij} 为一个二值矩阵,其中 0 表示非道路区域,1 表示道路

区域。

计算得到 M 后,根据式(5)保留 Dir 中的高置信像素位置,移除误差像素位置

$$Dir^{ij} = \begin{cases} Dir^{ij} & M^{ij} = 1 \\ -1 & M^{ij} = 0 \end{cases} \quad (5)$$

式中, $Dir^{ij} = -1$ 表示该像素位置不存在平均方向特征。

1.2 基于轨迹连续性的路段对象划分

绝大多数在同一道路上行驶的车辆具有相同或相反的行驶方向,因此平均方向特征栅格中连续且方向一致的轨迹栅格可以归并为同一段道路对象。本文利用区域生长算法^[20]实现路段对象的划分,为实现平均方向特征栅格中路段对象的提取,提出了一种连续性度量函数 $C(Dir^{ij}, L)$ 来检测像素与路段对象间是否存在连续性,函数如式(6)所示

$$C(Dir^{ij}, L) = \frac{\sum_{m=0}^n \cos(|Dir^{ij} - L_{dir}^m|)}{n} \quad (6)$$

式中, n 为当前路段对象中的轨迹像素数量, Dir^{ij} 为位于 i 行 j 列的平均方向值, L_{dir}^m 依次为路段对象中所有像素位置的平均方向值。 Dir^{ij} 与 L_{dir}^m 的夹角范围为 $[0, 180]$, 因此 $C(Dir^{ij}, L) \in [-1, 1]$, $C(Dir^{ij}, L)$ 数值越小,表明方向相似性越低,反之越高。

具体的路段对象划分方法为:首先设定相似性阈值 s ,用于判断像素是否可与路段对象合并。在平均方向特征栅格中选取任意未被处理的道路像素位置 Dir^{ij} ,初始化路段对象 L ;在 L 中选取任意未拓展像素位置 L^m ,寻找其 8 邻域内的未处理像素位置 Dir^{xy} ,计算 Dir^{xy} 与 L 的连续性,若 $C(Dir^{xy}, L) > s$ 则将 Dir^{xy} 加入路段对象 L 中;重复生长流程直至无法继续拓展为止,此时即完成了一条路段对象的提取。接着重复上述路段提取流程直至所有道路像素位置均被标记为已处理,此时基于轨迹连续性的路段对象划分完成,划分结果为路段对象集合 LS 。本文方法的分割效果仅受到 Δdir 的影响,一般来说 Δdir 越小,分割出的道路对象越细致,反之则越完整。道路对象的划分是道路在影像中分区提取的重要基础,完整的道路对象具有更加稳定的光谱特征,可以更好地代表其周边的道路区域,对后续的道路区域提取具有较大的帮助。在道路交叉口处的车辆行驶方向角较为混乱,平均方向值在该区域一致性低,因此直线道路在交叉处被自然切断。

1.3 基于影像特征相似性的道路区域拓展提取

以上得到的每一个独立的道路对象,可以根据其周围像素与道路对象的影像特征相似性执行道路区域拓展,从而将与道路对象影像特征相似性高的像素位置加入至道路对象中。由于每一个道路对象仅代表其周边区域中道路的光谱特征,因此对所有道路对象进行基于光谱相似性的拓展,即可以实现城市道路的分区自动化提取。分区提取充分考虑到各影像区域内道路对象的光谱特性,采用样本数据多样化的形式,降低了高分遥感影像中“同物异谱”现象的干扰。

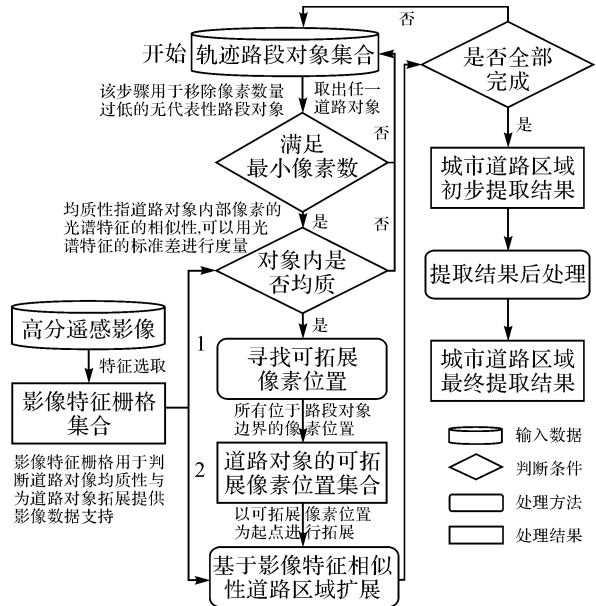


图 3 基于影像特征相似性的道路区域提取流程

Fig.3 The workflow of road area extraction based on image feature similarities

影像特征相似性是路段对象 L 的影像特征与其周边像素位置 F^{xy} 影像特征的相似程度,用于度量周边像素是否属于路段对象。由于分类过程中仅存在道路样本的影像特征,因此采用路段对象的特征均值与特征标准差确定相似性范围。特征相似度 $S(L, F^{xy})$ 的定义如式(7)所示

$$S(L, F^{xy}) = \sum_{i=0}^a (F_i^{xy} - L_i)^2 \quad (7)$$

式中, a 为影像特征波段的数量; F_i^{xy} 为位于 x 行 y 列的像素位置在第 i 波段的光谱特征值; L_i 为路段对象 L 在第 i 波段的光谱特征平均值。 $S(L, F^{xy})$ 的数值越大表示目标像素位置与道路对象间的相似度越低,反之相似程度越高。

基于影像特征相似性的道路区域拓展方法中需要设置 $minpix$, $|maxstd|$ 两个参数,其中

minpix 为路段对象内最少应包含的像素数量,若某一路段对象内部像素数量较少,则其不足以代表其所在区域的道路区域特征。 $|\maxstd|$ 为路段对象内部影像特征标准差模的最大值,若路段对象影像特征标准差的模 $|\objstd|$ 大于 $|\maxstd|$,则认为路段对象内部缺乏同质性,无法作为样本进行拓展。其中 $|\maxstd|$ 与遥感影像特征波段的数量有关,按式(8)计算

$$|\maxstd| = \sqrt{\rho \times a} \quad (8)$$

式中, a 为特征波段的数量, ρ 为特征敏感度,特征敏感度与遥感影像的光谱数值有关,一般来说对比度越高的影像 ρ 值越大,反之则越小; $|\objstd|$ 按式(9)计算

$$|\objstd| = \sqrt{\sum_{i=0}^a \frac{(F_i^{x,y} - E(F_i))^2}{n}} \quad (9)$$

式中, $F_i^{x,y}$ 为第 i 特征波段位于 x 行 y 列的特征像素值, $E(F_i)$ 为路段对象内所有像素在第 i 特征波段的期望。

依据影像特征相似性以及方法参数的定义,城市道路区域拓展提取的方法为:对于 LS 内任意路段对象 L ,若其满足 $|\objstd| > |\maxstd|$ 且内部像素数大于 minpix,寻找位于 L 边界处的像素位置构建可拓展像素位置集合 E 。从 E 中任意取出一个像素位置进行拓展运算,寻找其 M 邻域内不在任何路段对象内且具有影像特征相似性的像素,将该像素加入路段对象 L 与可拓展像素位置集合 E ,重复上述流程直至 E 中不存在任何像素为止。具有影像特征相似性的判断条件如式(10)所示

$$S(L, F^{x,y}) < |\mathbf{L}_{std}|^2 \quad (10)$$

式中, \mathbf{L}_{std} 为路段对象 L 的影像特征标准差。对 LS 中所有路段对象 L 进行拓展后,最终提取结果为路段对象中包含像素的并集。

由于阴影与部分建筑在 HIS 空间中相较于道路部分具有更高的 Hue 值,一般大于 240。基于提取完成的结果使用彩色变换^[21]排除处于阴影中的道路对象与部分建筑物区域。再使用数学形态学中的基本算法对二值图像进行形态学后处理^[22],移除提取结果中的阴影与部分建筑区域,对结果执行闭运算,排除结果中的孤立像素点并对部分间断区域进行连接,使最终结果具有更好的连续性。

2 试验与对比

2.1 试验数据

本文采用的武汉市出租车 GNSS 轨迹数据

来源于市区内运营的出租车,数据存储以自然日为单位,每日可以采集的轨迹点数量约为 6000 万个,以“csv”的格式进行存储,整体的数据量每日大约为 6 GB。该出租车 GNSS 轨迹点数据集主要包含 7 个字段,分别为:司机编号、经度、纬度、速度、瞬时方向角、时间和定位精度,如图 4 所示。

本文采用的高分遥感影像为“高分 2 号”卫星采集的武汉区域影像,坐标系为 WGS-84,该遥感影像的空间分辨率为 2 m,具有红、绿、蓝、近红外 4 个常规波段,总计 4460 行,4521 列,试验区域真彩色合成影像如图 11(a)所示。如图 5 所示,试验区域整体较为复杂且包含多种复杂道路对象,如立交桥、铁路、社区内部道路等;与此同时,影像中存在道路被阴影遮挡,树木遮挡等情况。

由于国内浮动车的轨迹数据在采集时使用 GCJ-02 火星坐标系,与高分遥感影像的 WGS-84 地理坐标系存在位置偏差。因此在执行处理前需要统一多源数据的坐标系,此处首先将浮动车数据通过坐标运算转换至 WGS-84 地理坐标系。同时,由于地理坐标系在计算两点间距离、方向角等指标时较为复杂,因此在本文中统一转换至 WGS84_World_Mercator 投影坐标系中进行计算。需要注意的是,在进行处理前请仔细检查轨迹数据和遥感影像数据坐标系统的一致性,否则轨迹对象无法在影像中学习正确的道路光谱特征。一般情况下,坐标不一致的情况均可以采用坐标转换的方式保证坐标系统的一致性,若坐标系统一致后仍存在偏差则可以进一步使用空间校正方法进行细节配准。

2.2 试验结果与精度评估

轨迹特征栅格的分辨率与高分遥感影像保持一致为 2 m,便于后续的叠置分析。依据 GNSS 轨迹点携带的语义信息,计算轨迹密度特征栅格 $M_{density}$ 与平均方向栅格 M_{dir} 。综合考虑影像范围及数据质量,构建采用轨迹连线法^[23],在轨迹连线经过的栅格中增加对应属性数值得到统计总和。基于 GNSS 轨迹点的位置及语义信息使用上述流程构建轨迹密度栅格和行驶方向栅格如图 6 所示。轨迹点向轨迹栅格的转换在一定程度上降低了误差点对整体结果的影响,不仅在空间范围内统计了每个栅格区域内的密度、方向和速度特征,而且将海量 GNSS 轨迹数据转换至有限的计算范围内,简化了后续的运算复杂度。

DriverID	Longitude	Latitude	Speed	Direction	Timestamp	Hdop
ce715a76fd28de262ae77bc320a305e	xxxx.xxx	xxx.xxx	2.86	201.3236	1529463377	10
9e8d8e1cd8966f5a6b44b6bab5f5e202	xxxx.xxx	xxx.xxx	15.32	90.2	1529463377	9
047a57de35ef6ab4f628e6d184d4547c	xxxx.xxx	xxx.xxx	7.01	157.5	1529463377	5
415cf60599d896d5db7a63f9ea8993e0	xxxx.xxx	xxx.xxx	14.05569	331.2	1529463377	3
e204ea24171bb860c815938cab098be5	xxxx.xxx	xxx.xxx	16.51	0	1529463377	0
224a28d5c4e05373001acd39f31203f	xxxx.xxx	xxx.xxx	0	0	1529463377	6
272c982fc3a1fe97345ade0c20d7fa5	xxxx.xxx	xxx.xxx	4.7	51.6	1529463377	14
395bd9e46155e673b360f6a08401e8dc	xxxx.xxx	xxx.xxx	2.05	0	1529463377	0
f40e6860ed77be81c227f20111a326d3	xxxx.xxx	xxx.xxx	5.21	127.1	1529463377	4
d301ee114a6687dc5ddeb7cb84b4a3e8	xxxx.xxx	xxx.xxx	-1	0	1529463377	377
f06c62242864ca2cfe72318d7ea12b	xxxx.xxx	xxx.xxx	9.28	35.9	1529463377	9
2e6df0f5d2893dd49c70f0d8e0324dbf	xxxx.xxx	xxx.xxx	14.00044	82.84	1529463377	5
142385560f9d9c551ec414fe799dc1	xxxx.xxx	xxx.xxx	-1	0	1529463377	0
d82d3ca7b6e9d5a913ec74fd6451171e	xxxx.xxx	xxx.xxx	12.30392	316.63	1529463377	3
9bf7d9bb33ecc6114918733c084a8e31	xxxx.xxx	xxx.xxx	-1	0	1529463377	0
679037848a77c8c105e9753e4ee2b3ab	xxxx.xxx	xxx.xxx	-1	123.5358	1529463377	6
fca1db7da1d3f8e8444d45d916629d60	xxxx.xxx	xxx.xxx	0	0	1529463377	3
cd36e91746f5c964f2c201dcd5f76	xxxx.xxx	xxx.xxx	0	0	1529463377	22
77def972501a347b1795d6b79b0228dd	xxxx.xxx	xxx.xxx	-1	0	1529463377	0
1ef8e2f599cb9415539e938caadbc830	xxxx.xxx	xxx.xxx	0.43	0	1529463377	0



(a) 轨迹原始数据

(b) 原始数据可视化效果

图 4 城市出租车 GNSS 轨迹数据示例

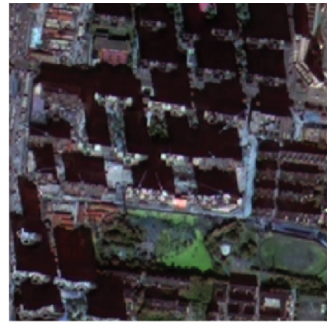
Fig.4 Samples of urban taxi GNSS trajectory point



(a) 复杂对象



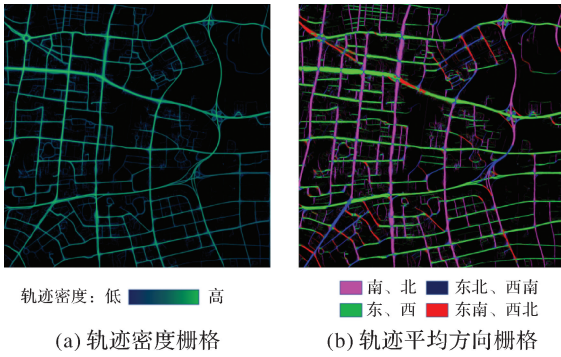
(b) 树木遮挡



(c) 阴影遮挡

图 5 高分遥感影像中的处理难点

Fig.5 Process difficulties in high-resolution remote sensing image



(a) 轨迹密度栅格

(b) 轨迹平均方向栅格

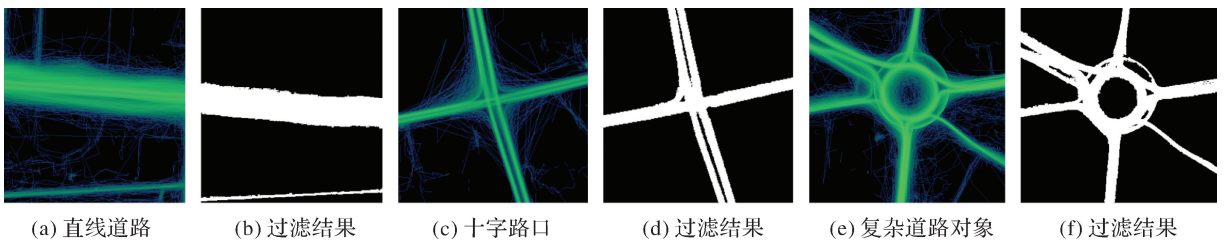
图 6 轨迹特征栅格

Fig.6 Trajectory characteristic grids

根据武汉市内部道路特点,在影像空间分辨率为 2 m 的前提下,设置参数组 $\{m=360, n=$

$360, fp=0.6, bp=0.4\}$ 通过卷积窗口自适应过滤处理后得到的高置信轨迹栅格如图 7(b)、(d)、(f) 所示。过滤后的轨迹栅格相较于原始轨迹特征栅格具有更强的代表性,道路边界、交叉路口与复杂道路对象内部的低密度区域得到了有效抑制。

图 8 展示了参数 $s=0.9$ 时基于轨迹连续性的路段对象提取结果,图 8(b) 中用不同颜色展示了像素数量大于 500 的 5 个完整道路对象,可以看出本文方法可以实现直线道路区域路段对象的有效分割。如图 8(d) 所示,对于复杂道路对象而言,其方向变化快速且连续,因此圆盘状的道路枢纽区域被划分为数量较多的路段对象。



(a) 直线道路

(b) 过滤结果

(c) 十字路口

(d) 过滤结果

(e) 复杂道路对象

(f) 过滤结果

图 7 高置信轨迹栅格

Fig.7 High trust trajectory grid

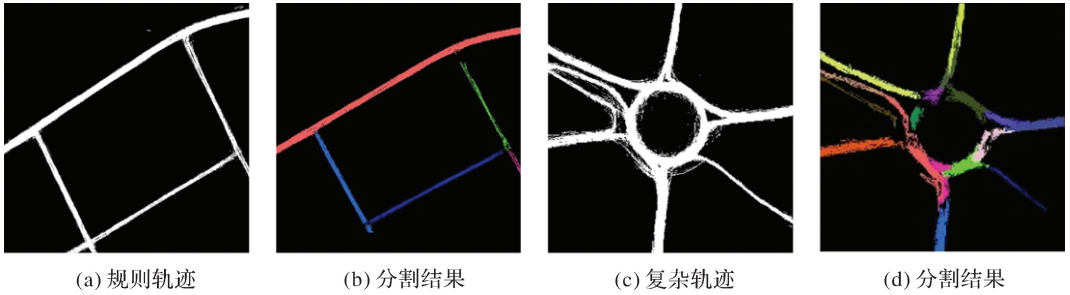


图8 道路对象分割结果

Fig.8 The result of road object segmentation

遥感影像特征可以分为光谱特征、纹理特征以及几何特征,由于道路在高分遥感影像中的纹理特征不明显,因此选用 B、G、R、NIR 4 个光谱特征进行计算^[24],因此参数 $a=4$ 。在此基础上设定 $\text{minpix}=20, \rho=10$,执行基于影像特征相似性的分区道路区域提取。图 9(a)中的绿色区域为使用轨迹数据生成的高置信道路骨架,红色区域为基于骨架的影像特征拓展出的道路区域。本文方法的提取结果一定程度上结合了轨迹与遥感影像所携带的优质信息,保留了高置信轨迹并利用其空间位置的影像特征获取覆盖范围更广的道路区域。图 9(b)表明本文方法可以基于区域外

侧的道路特征对内部的道路区域进行提取。图 9(c)表明未被轨迹覆盖的主干道区域同样可以基于本文方法进行拓展提取,并得到较好覆盖率。但是本文方法由于缺少其余地物的光谱样本进行辅助分类也存在一定的缺陷,由于轨迹覆盖区域被认定为绝对正确的道路光谱样本,那么如果轨迹存在的区域并不能反映真正的道路光谱特征,则会产生错误分类。如图 9(d)所示,若一个完整的道路对象被植被、阴影覆盖或是由于投影差的存在被较高的建筑覆盖等情况,那么如图 9(e)所示,该道路对象在结果中会存在大量的非道路区域。



图9 本文方法提取结果

Fig.9 The result of the proposed method in this paper

值得一提的是这一特性在一些情况下可以得到更优的效果,如图 10(a)所示,若一片区域内的大部分道路均被植被遮挡,且周围不存在大面积植被,提取结果如图 10(b)所示,提取出的行道树范围即为真实存在的道路范围。

2.3 精度对比

在原始高分遥感影像中采集道路区域与非道路区域的样本,通过计算混淆矩阵与 Kappa 系数进行分类精度评估^[25]。影像分类方法可以分为非监督分类、监督分类与结合深度学习的分类方

法,本文分别选用 k-means^[26]、最大似然法^[27]以及 U-Net 卷积神经网络深度学习方^[28]进行对比测试。图 11 展示了上述主流的基于单源数据的影像分类方法以及基于 GNSS 轨迹点使用栅格方法的提取结果。其中 k-means 方法聚类数量为 6 类;监督分类选取了道路、建筑、植被、水体、阴影、裸地等 6 类样本进行分类;卷积神经网络方法使用其训练好的模型直接进行预测,由于每一景影像的大小限制为 1024×1024 像素,因此对原始影像切割后再预测,最终将预测结果拼接成完整的试验区域。表 1 中展示了各传统方法及

本文方法的混淆矩阵和 Kappa 系数。



(a) 完全被植被覆盖的区域 (b) 提取结果

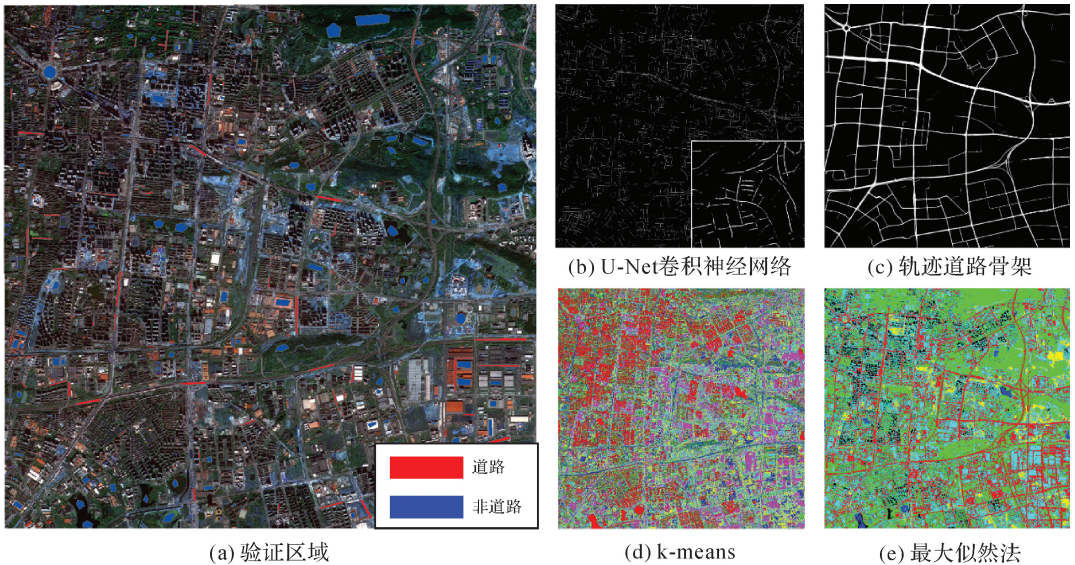
图 10 道路被植被覆盖区域

Fig.10 The area where roads are covered by vegetation

表 1 各提取方法精度对比

Tab.1 The accuracy comparison of each extraction method

提取方法	道路正分	道路漏分	道路错分	非道路正分	Kappa
k-means	73 628	57 574	88 013	173 380	0.212 2
最大似然法	70 924	60 278	23 490	237 903	0.484 5
U-Net 模型	15 295	86 606	1103	211 740	0.185 5
道路骨架	60 695	70 507	5092	256 301	0.505 9
本文方法	101 752	29 450	33 329	228 064	0.643 3



(a) 验证区域

(b) U-Net卷积神经网络

(c) 轨迹道路骨架

(d) k-means

(e) 最大似然法

图 11 传统方法道路提取结果

Fig.11 The extraction result of traditional methods

从混淆矩阵及 Kappa 系数的数值上可以看出,基于非监督分类与监督分类的遥感影像分类方法在原始遥感影像质量不高时难以达到较高的分类精度;基于 U-Net 卷积神经网络的提取方法在试验区域内的提取结果连续性很差,高等级道路存在大量缺失;而仅基于 GNSS 轨迹点的提取方法忽略了大量存在于社区内部的低等级道路。在试验区域内,传统方法 Kappa 系数均处在小于

0.5 的区间内,本文方法有效利用了 GNSS 轨迹数据与高分遥感影像数据各自的优势,在高分遥感影像中提取出更多的道路信息,其 Kappa 系数为 0.643 3,明显高于传统分类方法。

3 结论与展望

本文通过轨迹数据与高分遥感影像数据相结合,充分发挥多源数据的优势,弥补了各单一数据

源道路区域提取算法中的不足。本文的提取方法上分为3步:构建轨迹特征栅格,高置信轨迹提取以及以路段对象为样本的道路区域拓展提取,实现了城市内部复杂环境下高分遥感影像的道路区域提取。试验证明,在高分遥感影像存在干扰、轨迹点未覆盖社区内部道路的前提下,本文方法可以有效挖掘 GNSS 轨迹点数据与高分遥感影像中携带的道路信息,最终融合提取出城市道路区域。本文方法的提取结果虽 Kappa 系数未达到 0.8 以上,但相较于传统的影像分类提取城市道路的方法 Kappa 系数低于 0.6 的分类结果而言,已经有了较大的提升。同时,本文方法具有极高的自动化程度,仅需确定算法初始参数即可进行道路提取,无须进行烦琐的采样工作。在单一数据源不能较好的提取城市道路信息的前提下,通过本文方法可以有效提升提取效率与精度;相较于依赖于高质量数据的算法,本文方法具有更广泛的应用前景。

但是本文算法仍存在如下不足:①算法提取精度依赖于多源数据的质量,高质量的轨迹点与高分遥感影像可以大幅提升本文算法的提取精度。在精度需求较高的应用中,可以对 GNSS 轨迹点与高分遥感影像数据进行一定的预处理,以提升提取结果的质量。②算法中的参数设定在遇到与试验区域差异较大数据源时,可能无法通过默认参数得到高精度提取,下一步需要根据多源数据的特点,动态计算最优的算法参数及内部阈值,提升算法的普适性及稳健性。③本文方法最终的提取是一种影像分类结果,虽较好地反映出高分遥感影像中的道路区域,但经过处理后结果仍然不是连续且边界明确的道路对象,栅格转矢量后会出现少量的拓扑异常现象,需进一步进行拓扑校正。④目前的轨迹数据中缺乏高程值信息,因此对城市内多层道路结构的提取仍然存在困难。若轨迹数据中携带高程信息,则可以首先依据轨迹高程值对轨迹数据集进行多层划分,或计算密度特征栅格中轨迹点的高程值分布,若存在多个高程峰值,则说明该区域存在多层道路,后续转为道路对象时需重构拓扑关系并进行位置偏移,实现更好的可视化效果。这几个不足也是未来研究的重点方向。

参考文献:

- [1] 中国城市规划设计研究院. 中国主要城市道路网密度监测报告[R]. 北京: 中国城市规划设计研究院, 2018.
- [2] 邓艳玲. 基于交通轨迹数据的路网现势性动态检测更新算法研究[D]. 福州: 福建工程学院, 2016.
- [3] PEI Hongxing, ZHAI Renjian, WU Fang, et al. Automatic matching of multi-scale road networks under the constraints of smaller scale road meshes[J]. Journal of Geodesy and Geoinformation Science, 2019, 2(4): 73-83. DOI: 10.11947/j.JGGS.2019.0408.
- [4] 任建平. 利用高分辨率遥感影像提取城市路网信息[D]. 兰州: 兰州大学, 2018.
- [5] 向红梅, 谭立力, 曾光清. 基础地理空间数据库增量更新与动态管理方法[J]. 测绘科学, 2016, 41(11): 189-193.
- [6] RICHARDS J A. Remote sensing digital image analysis [M]. Berlin: Springer, 2013.
- [7] DEMETRIADES-SHAH T H, STEVEN M D, CLARK J A. High resolution derivative spectra in remote sensing [J]. Remote Sensing of Environment, 1990, 33(1): 55-64.
- [8] ZHENG Yu. Trajectory data mining: an overview[J]. ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology, 2015, 6(3): 29.
- [9] LIN Wenjie, LI Yu, ZHAO Quanhua. High-resolution remote sensing image segmentation using minimum spanning tree tessellation and RHMRF-FCM algorithm[J]. Journal of Geodesy and Geoinformation Science, 2020, 3(1): 52-63. DOI: 10.11947/j.JGGS.2020.0106.
- [10] MAGGIORI E, TARABALKA Y, CHARPIAT G, et al. Convolutional neural networks for large-scale remote-sensing image classification[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2017, 55(2): 645-657.
- [11] GONG Jianya, JI Shunping. Photogrammetry and deep learning [J]. Journal of Geodesy and Geoinformation Science, 2018, 1(1): 1-15. DOI: 10.11947/j.JGGS.2018.0101.
- [12] WANG Qi, LIU Shaoteng, CHANUSSOT J, et al. Scene classification with recurrent attention of VHR remote sensing images[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2019, 57(2): 1155-1167.
- [13] MNIH V. Machine learning for aerial image labeling[D]. Toronto: University of Toronto, 2013: 20-33.

- [14] XU Yongyang, XIE Zhong, FENG Yaxing, et al. Road extraction from high-resolution remote sensing imagery using deep learning [J]. *Remote Sensing*, 2018, 10(9): 1461.
- [15] SHE Shiyang, ZHONG Haoyu, FANG Zhixiang, et al. Extracting flooded roads by fusing GPS trajectories and road network[J]. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 2019, 8(9): 407.
- [16] ZOU Xinyan, FANG Zhixiang, ZHONG Haoyu, et al. Inertia mutation energy model to extract roads by crowd sourcing trajectories [J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 186393-186408.
- [17] 黄窃蕙, 范文涛, 刘柳杨. 利用轨迹数据进行道路网更新及轨迹融合[J]. *测绘通报*, 2018(8): 119-123. DOI: 10.13474/j.cnki.11-2246.2018.0258.
- HUANG Yaohui, FAN Wentao, LIU Liuyang. Research on road network updating and trajectory integratory based trajectory data[J]. *Bulletin of Surveying and Mapping*, 2018(8): 119-123. DOI: 10.13474/j.cnki.11-2246.2018.0258.
- [18] YANG Xue, TANG Luliang, STEWART K, et al. Automatic change detection in lane-level road networks using GPS trajectories[J]. *International Journal of Geographical Information Science*, 2018, 32(3): 601-621.
- [19] 蒋鹏, 秦小麟. 复杂背景下的自适应前景分割算法[J]. *中国图象图形学报*, 2011, 16(1): 37-43.
- JIANG Peng, QIN Xiaolin. Robust foreground detection with adaptive threshold estimation[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2011, 16(1): 37-43.
- [20] MEHNERT A, JACKWAY P. An improved seeded region growing algorithm [J]. *Pattern Recognition Letters*, 1997, 18(10): 1065-1071.
- [21] SUN T Y, TSAI S J, CHAN V. HSI color model based lane-marking detection[C]// *Proceedings of 2006 IEEE Intelligent Transportation Systems Conference*. Toronto, Ont, Canada: IEEE, 2006: 1168-1172.
- [22] HARALICK R M, STERNBERG S R, ZHUANG Xinhua. Image analysis using mathematical morphology[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1987, PAMI-9(4): 532-550.
- [23] MCGHEE R B, NILSEN R N. The extended resolution digital differential analyzer; a new computing structure for solving differential equations[J]. *IEEE Transactions on Computers*, 1970, C-19(1): 1-9.
- [24] ZHU Banghe, LIU Shutian. Optical image encryption based on the generalized fractional convolution operation[J]. *Optics Communications*, 2001, 195(5-6): 371-381.
- [25] CONGALTON R G, GREEN K. Assessing the accuracy of remotely sensed data: principles and practices[M]. 3rd ed. New York: CRC Press, 2019.
- [26] LIKAS A, VLASSIS N, VERBEEK J J. The global k-means clustering algorithm [J]. *Pattern Recognition*, 2003, 36(2): 451-461.
- [27] MURSHUDOV G N, VAGIN A A, DODSON E J. Refinement of macromolecular structures by the maximum-likelihood method[J]. *Acta Crystallographica Section D, Biological Crystallography*, 1997, 53(3): 240-255.
- [28] ZHANG Zhengxin, LIU Qingjie, WANG Yunhong. Road extraction by deep residual U-Net[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2018, 15(5): 749-753.

(责任编辑:张艳玲)

收稿日期: 2019-09-24

修回日期: 2020-08-12

第一作者简介: 方志祥(1977—),男,博士,教授,研究方向为时空地理信息系统、人类活动大数据时空建模与分析和行人导航理论与方法。

First author: FANG Zhixiang(1977—), male, PhD, professor, majors in space-time geographic information system, spatial and temporal modeling and analysis of human activity big data, the theories and methods of pedestrian navigation.

E-mail: zxfang@whu.edu.cn