

DOI:10.13203/j.whugis20150203



文章编号:1671-8860(2018)03-0413-07

利用可变形部件模型检测遥感影像道路交叉口

曹 闻¹ 李润生²

1 信息工程大学地理空间信息学院,河南 郑州,450001

2 信息工程大学导航与空间目标工程学院,河南 郑州,450001

摘要:为了解决高分辨率遥感影像道路交叉口位置检测与类型识别问题,提出了一种基于可变形部件模型的道路交叉口检测方法。首先,分析了道路交叉口在高分辨率遥感影像上的表征形式;然后,借鉴面向对象的思想,利用可变形部件模型,通过训练和学习其整体和部件组成的空间布局特征获取目标对象模型参数;最后,通过滑动窗口搜索匹配方法获取道路交叉口位置和其对应的类型。由仿真与实验结果可知,此算法不仅能够自动、准确地检测道路交叉口的几何位置,而且能够识别其几何形状类型,可有效提高道路网络拓扑结构构建效率。

关键词:高分辨率遥感影像;道路交叉口;可变形部件模型;HOG 特征

中图法分类号:P237

文献标志码:A

智能交通系统已成为各国专家学者关注的热门研究领域。智能交通系统研究和应用的重点是道路交通系统,而道路交通基础地理信息的动态和快速获取为其提供了研究的数据支撑和保障。道路地物要素是道路交通基础地理信息中最为重要的地物要素,而矢量地图数据也是目前用户普遍认可和广泛使用的数据形式。道路矢量数据的来源通常包括测绘人员实地采集和数字摄影测量成图两种途径。随着人们对境外测图和数据时效性的需求,数字摄影测量成图逐渐成为了各测绘部门和软件公司的主要手段。随着高分辨率和超分辨率遥感影像的发展,利用数字摄影测量技术获取的矢量地图数据也逐步能够满足人们对其精度和细致程度的要求。为了提高数字摄影测量成图的效率,计算机自动识别在遥感影像调绘环节中愈发重要,其中道路地物要素的自动判读是最为经典的研究热点。目前,人们主要利用 GIS 数据^[1]、激光雷达数据、合成孔径雷达数据、浮动车时空数据^[2]和网络数据^[3]等外部数据辅助遥感影像的道路网络几何位置信息和属性信息的自动提取,但由于外部辅助数据在时效性、现实性和精度等方面依然存在较大的缺陷,因此如何提高遥感

影像单一数据源道路网络提取的自动化程度和精度依然是国内外学者研究的热点^[4]。

根据道路网络拓扑构建方式可以将遥感影像单一数据源道路网络提取算法分为先道路路段检测后求其交叉口构建道路网^[5-7]和先道路交叉口检测后检测其道路段构建道路网等两类。前者首先利用几何边缘特征和纹理特征检测道路路段,然后再根据道路相交原理计算交叉口结点从而构建道路网;后者则利用道路交叉口在高分辨率影像上的几何、纹理、光谱和空间布局等特征进行交叉口检测,然后将这些交叉口视为道路网结点并检测两结点之间的路段从而构建道路网。前者方法的关键技术点在于道路路段检测算法,目前的研究较为成熟,可以分为直接搜索法和间接法等两类,但在全自动驾驶和适用性方面依然满足不了人们对数字摄影测量成图的要求。因此,国内外众多学者尝试通过后者方法完成道路网的全自动化构建,并取得了较好的效果。这类方法的关键技术点在于道路交叉口的检测,目前道路交叉口检测的研究主要包括基于模版匹配的交叉口检测^[8]、基于图像角点拐点的交叉口检测、基于形状约束的交叉口检测、基于微分几何的交叉口检测

收稿日期:2016-03-06

第一作者:曹闻,博士,副教授,主要从事摄影测量与遥感、遥感图像处理等研究。speechofsilva@126.com

通讯作者:李润生,博士,讲师。xdlxy2171li@163.com

等^[9-10]等方法。其中,基于模版匹配的方法需要对不同尺度、不同类型、不同姿态交叉口分别进行训练构建模板,其检测精度和自动化程度较低;基于角点拐点的检测方法受其算法原理影响较大,所检测的错误和冗余的角点拐点将带来较大的粗差;基于形状约束的方法未考虑标准模板的位置偏移和尺度偏差,其检测精度较低;基于微分几何的方法依赖于道路路段中心线检测,其适用性和可行性较差。

针对现有道路交叉口检测算法存在的问题,本文首先分析了道路交叉口在高分辨率遥感影像上的表征形式;其次借鉴面向对象的思想,利用可变形部件模型(deformable part models, DPM)通过训练和学习其整体和部件组成的空间布局特征获取目标对象模型参数;最后通过滑动窗口搜索匹配方法检测道路交叉口的几何位置以及识别其对应的几何形状类型。通过对不同遥感卫星高分辨率影像的实验验证,与传统的道路交叉口检测算法相比,新算法综合考虑了道路交叉口的几何、纹理、光谱和空间布局等特征,不仅能够较好地检测出遥感影像上道路交叉口目标对象的几何位置,而且能够较准确地识别出道路交叉口的不同几何形状类型,具有较高的检测正确率和完整性;同时能够通过后期循环训练学习样本库降低道路交叉口检测的漏检率,从而提高算法的适应性和全自动性。算法的适用对象为空间分辨率大于5 m、道路宽度大于5个像素的高分辨率遥感影像。

1 基于DPM的高分辨率遥感影像道路交叉口检测方法

1.1 道路交叉口目标对象特征分析

道路在中低分辨率遥感影像上主要以明显的曲线为物理表示形式,而道路交叉口则以曲线的交点为物理表示形式,这也是基于图像角点拐点的交叉口检测所依赖的基础,但中低分辨率遥感影像上以交点形式存在的地物要素种类过多,因此在中低分辨率遥感影像上检测道路交叉口存在着先天性的缺陷。高分辨率或超分辨率遥感影像更为细腻和详尽地记录了地物要素的电磁波辐射或反射特性,因此不同地物要素在高分辨率遥感影像的物理表示形式也更趋于唯一性。

道路交叉口是道路地物要素物理相交的自然产物,不仅继承了道路地物要素的所有物理特性,而且具有其相对独特的结构性特征,具体可以从几何、纹理、空间布局、活动和上下文等5类特征

方面进行物理表现描述。从几何特征角度上讲,道路交叉口由多个方向和不同宽度的条带聚集而成;从纹理特征角度上讲,其是以灰度分布较为均匀且与周边区域存在较大差异形式存在的同质区域,具有相对明显的边界;从空间布局特征上讲,其与周边其他道路交叉口之间具有连通性并通常以不中断网状结构形式存在,交叉口与道路路段分割影像区域大多以建筑物、土地或植被为主的地物要素组成;从活动特征上讲,路面上存在的车辆和人群以较为规则的行状形态排队,车辆的头尾标识了其行进方向信息;从上下文特征上讲,其内部通常会存在车辆、人群、树木以及阴影等破坏路面原始特征的遮挡物。

由上分析可知,高分辨率影像上几何和纹理特征是道路交叉口的主要特征,但这两类特征并不能为其提供较高的独特性和唯一性,从而降低了现有检测方法的正确检测率,因此需要引入其他特征加强道路交叉口对象的独特性和唯一性,并为多特征的综合应用设计相应的算法模型。

1.2 道路交叉口的部件模型构建

可变形部件模型是目前目标识别方法中最为公认的优秀算法,最早是由文献[11-14]提出的。检测矩形模版区域覆盖下影像是否为目标对象类别。可变形部件模型是将目标视为若干个零件的组合,这些零件被称为组成模型的部件,整个模型分为两部分:覆盖整个目标的轮廓区域(根)与组成目标的各个部件区域(部件)。为了检测根与部件的位置,分别利用根滤波器与部件滤波器对影像进行搜索,根滤波器搜索结果是目标的整体轮廓区域位置,部件滤波器搜索结果是组成目标各个部件的区域位置。基于DPM模型的目标检测方法不是对原始影像进行处理,而是采用对不同尺度影像特征映射图进行处理的思想,因此比遍历搜索方法效率高。

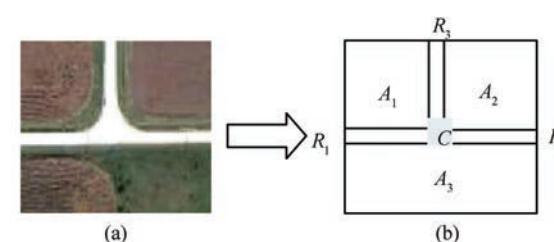


图1 T型道路交叉口部件构成图

Fig.1 Graphs Formed Part Models of Road T-intersection

在高分辨率遥感影像上,道路交叉口的几何和纹理特征反映了其自身的特征信息,而空间布

局、活动和上下文特征则反映了道路交叉口与其周边地物要素的关联信息。以 T 型道路交叉口(见图 1)为例,以交叉口 C 为中心的有 3 个方向近似固定的道路路段 R_1 、 R_2 和 R_3 ,同时还有 3 个非道路地物要素面状区域 A_1 、 A_2 和 A_3 。由此可见,可将道路交叉口视为由若干个对象共同组成。但在实际影像中,构成道路交叉口的各个道路路段之间的空间衔接位置是随着实际场景中地理空间分布和城市规划需求等因素变化而变化的,因此在设计道路交叉口检测方法时,首先需要考虑路段和交叉口中心区域的几何和纹理特征,其次需考虑交叉口分割区域的几何和纹理特征,最后考虑所有组成对象的空间布局特征。

综上可知,道路交叉口目标对象的组成具有可变形部件模型的所有特征,因此利用可变形部件模型对道路交叉口区域建模是合理的,建模过程如图 2 所示。

根据可变形部件模型的设计思想可得,道路交叉口的部件模型 \mathfrak{R} 由根滤波器 F_0 、部件模型 $P_i, i \in [1, n]$ 和部件模型相对其标准位置的偏移参数 b 等 3 部分组成,即:

$$g(x, y) = \sqrt{(f(x+1, y) - f(x-1, y))^2 + (f(x, y+1) - f(x, y-1))^2} \quad (3)$$

$$\theta(x, y) = \tan^{-1} \left[\frac{f(x, y+1) - f(x, y-1)}{f(x+1, y) - f(x-1, y)} \right] \quad (4)$$

以 n_θ (本文中 n_θ 为 20°)等间隔平分 $0^\circ \sim 180^\circ$ 梯度方向,以等分梯度方向为横坐标、格网内每个像素在等分梯度方向上的梯度之和为纵坐标构成每个格网的特征向量。为了消除梯度幅值对光照条件的敏感性,进而以 2×2 相邻格网为单位组成一组 4×9 维特征向量 v 并用式(5)对其进行内部归一化处理从而得到该窗口的梯度方向直方图(histogram of oriented gradients, HOG)特征向量。

$$v' = \frac{v}{\sqrt{\|v\|_n^2 + \epsilon^2}} \quad (5)$$

式中, $\|v\|_n$ 表示 n 阶范数; ϵ 为防止分母为 0 的微小常量。

为了描述地物要素对象在影像上的不同尺度特征,利用多分辨率分析思想构建 HOG 特征金字塔,金字塔顶部的特征描述了道路交叉口整体目标轮廓边界信息,金字塔底部的特征则描述了道路交叉口组成部件的外形几何特征及空间分布特征。假设 H 表示特征金字塔,按照 2 倍关系构建 n_p 层影像金字塔,则在第 l 层金字塔影像上 (x, y) 像素位置 $p = (x, y, l)$ 的 HOG 特征矢量 $\varphi(H, p, w, h)$ 定义为:

$$\mathfrak{R} = \{F_0, P_1, P_2 \dots P_n, b\} \quad (1)$$

引入偏移参数 b 的目的是构建混合模型使多个模型之间具有可比性。式(1)中每个部件模型 P_i 定义为:

$$P_i = (F_i, v_i, s_i, d_i) \quad (2)$$

式中, F_i 表示部件 i 的滤波器,该滤波器用来在目标检测过程中获取特征描述子,通常使用梯度方向直方图作为部件的特征描述子; v_i 表示部件 i 相对于根的标准位置; s_i 表示部件 i 的外围矩形大小; d_i 是一个四维向量,表示部件 i 实际位置与标准位置之间存在偏移而产生的变形成本。

梯度方向直方图(histogram of oriented gradients, HOG)的核心思想是采用图像光强梯度或边缘方向的分布描述局部目标的外形,其设计原理如下。

假设道路交叉口所在的遥感影像为 $f(x, y)$,宽度和高度为 $w \times h$,对图像进行 $m \times m$ 格网划分(尽量保持 w, h 整除 m),按照式(3)和式(4)计算格网内每个像素的梯度大小 $g(x, y)$ 和方向 $\theta(x, y)$:

$$g(x, y) = \sqrt{(f(x+1, y) - f(x-1, y))^2 + (f(x, y+1) - f(x, y-1))^2} \quad (3)$$

$$\theta(x, y) = \tan^{-1} \left[\frac{f(x, y+1) - f(x, y-1)}{f(x+1, y) - f(x-1, y)} \right] \quad (4)$$

$$\varphi(H, p, w, h) = \{v' | v'(x, y, l, w, h)\} \quad (6)$$

1.3 不同类型道路交叉口的检测

当得到不同类型道路交叉口(如 L 型、T 型、X 型和其他类型等)的样本 HOG 特征金字塔后,在输入遥感影像的 HOG 特征映射图上进行特征向量匹配,从而在输入影像上获得与相应类型样本目标最相似的道路交叉口。

HOG 特征向量匹配定义为每个像素位置上根滤波器和 n 个部件滤波器与特征向量之间的最大点积值 S_m :

$$S_m = \max \left(\sum_{i=0}^n F_i \cdot \varphi_i(H, p, w, h) \right) \quad (7)$$

考虑到被检测道路交叉口组成部件的空间分布与相应类型道路交叉口样本库之间存在差异,因此对 HOG 特征向量匹配准则 S_m 做如下修正:

$$S_m = \max \left[\sum_{i=0}^n F_i \cdot \varphi_i(H, p, w, h) + \sum_{i=1}^n d_i \cdot \varphi_d(\tilde{x}_i, \tilde{y}_i, \tilde{x}_i^2, \tilde{y}_i^2) \right] \quad (8)$$

式中, $\varphi_d(\tilde{x}_i, \tilde{y}_i, \tilde{x}_i^2, \tilde{y}_i^2)$ 表示第 i 个部件相对于其标准位置的形变特征。其中, $(\tilde{x}_i, \tilde{y}_i)$ 定义为:

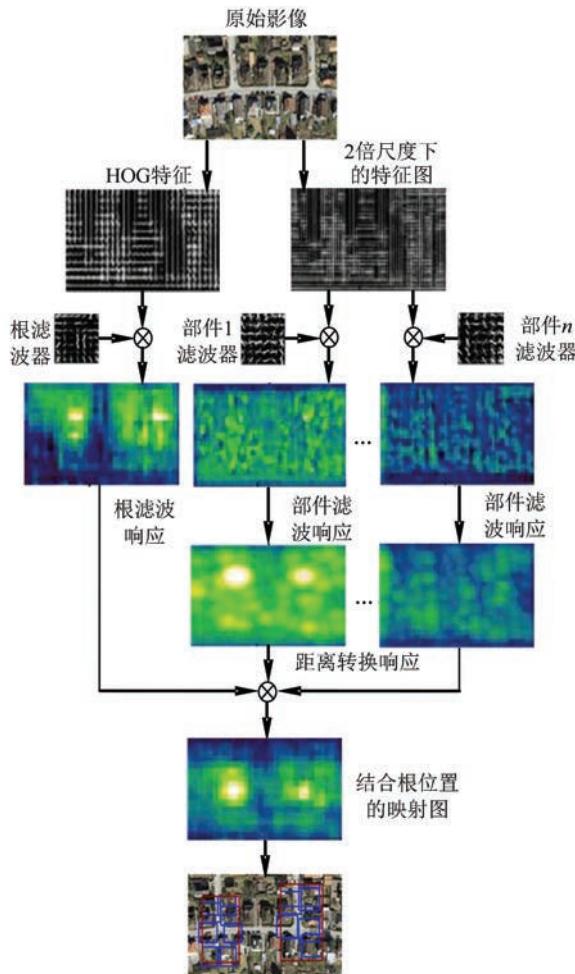


图2 道路交叉口的部件模型原理示意图

Fig.2 Principle Diagram of Part Models of Road Intersection

$$(\tilde{x}_i, \tilde{y}_i) = \frac{(x_i, y_i) - 2(x_0, y_0) - v_i}{s_i} \quad (9)$$

式中, (x_0, y_0) 表示根滤波器在相应层金字塔影像上的坐标。

在某种情况下,如果遥感成像视角不同会使道路交叉口模型发生表观的变化,因此进一步引入道路交叉口混合模型偏移参数 b 修正 HOG 特征向量匹配准则 S_m :

$$S_m = \max \left[\sum_{i=0}^n F_i \cdot \varphi_i(H, p, w, h) + \sum_{i=1}^n d_i \cdot \varphi_d(\tilde{x}_i, \tilde{y}_i, \tilde{x}_i^2, \tilde{y}_i^2) + b \right] \quad (10)$$

综上所述,在遥感影像上检测和识别不同类型的道路交叉口的过程就是通过窗口遍历的方法计算根滤波器指定检测窗口内的 S_m 进行匹配。为了提高计算的效率,可采用动态规划与距离转移^[15]的方法计算每个根滤波器所在位置处的部

件滤波器最优位置,最终的检测结果由根滤波器与部件滤波器覆盖的区域联合表示。整个匹配搜索过程包括计算各个滤波器响应、计算目标根位置、获取部件最优位置等步骤。

2 实验与分析

为了验证可变形部件模型在高分辨率遥感影像上对道路交叉口的检测和识别能力,首先对 L型、T型、X型和其他等不同类型道路交叉口目标进行样本采集并构建其可变形部件模型,每种类型的样本数目为 200,样本集数据源来源于谷歌地球。然后使用人工判读、基于模板匹配的交叉口检测算法和本文算法分别对输入图像集进行道路交叉口检测与识别,通过计算道路交叉口检测的完整率 R_w 、正确率 R_m 、错误数量和漏检数量进行综合评价对比。

实验平台采用 Visual Studio 2012 编写,运行环境为 Windows 7 操作系统的 PC(CPU : I5-3570K 3.40 GHz; RAM: 8 GB),道路交叉口检测遥感图像数据集空间分辨率不小于 2.5 m,数据源覆盖了 IKONOS、SPOT-5、QuickBird、WorldView-2、GeoEye-1、资源三号、天绘一号、ADS40、UCXP 等高分辨率全色与多光谱遥感影像。

针对遥感平台、传感器和地理区域对遥感成像的不同影响,本文从遥感影像数据集检测结果中挑选出法国巴黎城区 2 m 分辨率的 GeoEye-1 卫星遥感影像和河南省登封市地区 2.44 m 分辨率的 QuickBird 卫星遥感影像作为道路交叉口检测影像,分别使用基于模板匹配的道路交叉口检测算法和本文检测算法对两幅影像进行道路交叉口检测,检测结果见图 3 和图 4,检测统计参数见表 1。



图3 法国巴黎城区 2 m 分辨率 GeoEye-1

遥感影像道路交叉口检测效果示意图

Fig.3 Detection Results of Road Intersection on 2 m Resolution GeoEye-1 Images for Paris, France

表 1 不同道路交叉口检测精度统计表

Tab.1 Statistical of Different Road Intersection Detection Accuracy

影像	人工判读			模板匹配			新算法						
	T型	X型	总数	正确数量	漏检数量	检测数量	R _R	R _M	正确数量	漏检数量	检测数量	R _R	R _M
巴黎地区	11	4	15	6	9	7	40.0%	46.7%	13	1	15	86.7%	93.3%
登封地区	8	16	24	11	8	18	45.8%	75.0%	18	1	28	75.0%	95.8%



(a) 基于模板匹配的交叉口检测算法 (b) 本文算法

图 4 河南省登封市地区 2.44 m 分辨率 QuickBird 遥感影像道路交叉口检测效果示意图

Fig.4 Detection Results of Road Intersection on 2.44 m Resolution QuickBird Images for Dengfeng City, Henan Province

在图 3 和图 4 中,黄色矩形框表示 X 型道路交叉口正确检测结果;红色矩形框表示 T 型道路交叉口正确检测结果;黄色圆形表示 X 型道路交叉口错误检测结果;红色圆形表示 T 型道路交叉口错误检测结果;白色圆形表示非道路交叉口错误检测结果;蓝色矩形框表示本文算法道路交叉口组成部件滤波器的位置。

图 3 所在的法国巴黎地区主要由居民地建筑、植被和道路等地物要素组成,其中居民地建筑非高大建筑且道路宽度较宽,车辆、树木和阴影等干扰因素相对较小,对国外居住区域内道路连接分布在高分辨率遥感影像上反映的特征具有一定的代表性。从表 1 统计参数和图 3 视觉效果可见,基于模板匹配的道路交叉口检测完整率为 46.7%,而正确率仅有 40%,主要原因是其样本模板中的路段基本为直线形态,而实际漏检交叉口处的组成路段为折线或曲线形态;本文检测方法的检测完整率为 93.3%,正确率为 86.7%,黄色圆形区域对应的类型检测错误主要是由于影像裁剪过多使得 X 型道路交叉口偏向 T 型道路交叉口造成的,而白色矩形区域对应的非道路交叉口错误检测则是 2 m 分辨率影像上房屋间为硬化区域且间距略大使得其空间布局特征倾向于 T 型道路交叉口造成的。

图 4 所示的我国登封市地区主要由居民地建筑、植被、土地和道路等地物要素组成,道路基本是在农田或空地基础上发展而来,且居民地、广场或工厂内部道路延伸较多,主要反映了我国以高

等级道路为干线发展的非城区居民区域特性,对非道路主干线网络的道路交叉口检测存在较大的干扰。从表 1 统计参数和图 4 视觉效果可见,基于模板匹配的道路交叉口检测完整率为 75%,正确率仅有 45.8%,漏检的主要原因是交叉口样本模板未考虑其组成路段宽度差距较大的因素。在不考虑居民地、广场和工厂内部道路延伸道路交叉口情况下,本文检测方法的检测完整率为 95.8%,正确率为 75%,黄色圆形区域对应的类型检测错误原因主要是主干线由深色调快速机动车道、绿色植被花坛和浅色调辅道组成,使得 X 型交叉口分化成两个 T 型交叉口。如果对主干线不进行主道和辅道分化矢量化描述则结果是错误的,其在后期道路网络拓扑构建时两路口位置接近可进行合并而得到修正,但若按照主道和辅道分化矢量化描述则由于空间分辨率较低而漏掉了主道和辅道连接部分交叉口的检测,这也是道路网自动提取技术中较难解决的问题之一。在考虑居民地、广场和工厂内部道路延伸道路交叉口情况下,本文方法仅检测出了 5 个道路交叉口,主要原因是内部道路宽度本身较窄且在 2.44 m 分辨率遥感影像上由面状特征退化至线状特征而造成的。

综上所述,由于传统模板匹配检测方法原理的先天不足,其对规则性形状的道路交叉口有着较高的检测正确率,而对存在形态变形的道路交叉口的检测和识别效果很差。本文算法则将道路交叉口视为由多个目标部件组成的地物要素对象,采用多分辨率分析 HOG 特征金字塔描述各个部件在高分辨率遥感影像上的特征,且将部件空间分布位置偏移量引入至道路交叉口部件模型中,可以较好地克服多尺度、形状变形和光照变化等干扰因素的影响,有着较好的道路交叉口检测和识别能力,可为后续的道路网络构建提供较高精度的基础数据。同时,本文算法也对主道与辅道连接交叉口、桥梁或涵洞形式跨接而过非交叉口、立交桥组成上下跨接非交叉口等特殊情况存在较高的漏检率,需借助外部辅助数据进行纠正。

3 结语

道路网络自动提取与识别技术能够为提高数字摄影测量成图效率和丰富境外测图技术手段提供理论基础和技术保障,本文根据道路在高分辨率遥感影像上的物理特征,引入模式识别设计思想将道路交叉口(道路网络结点)视为目标对象,对其进行特征分析、样本训练和模型参数学习,从而构建不同类型的道路交叉口可变形部件模型,实现高分辨率遥感影像上的自动检测和识别。通过仿真与实验分析可知,本文所提道路交叉口检测方法不仅具有较高的检测和识别能力,而且能够获得所检测道路交叉口的类型和空间位置,为后期高精度、自动化、快速构建道路网络提供了理论基础和技术保障,具有较强的理论与现实意义。

地物要素在高分辨率影像上通常会呈现“同物异谱”或“异物同谱”的特性,同时目前大数据分析对基础地理空间数据服务的影响越来越受关注。下一步工作将着重研究如何利用道路交叉口特征进一步提高提取精度,同时考虑利用外部辅助数据获得道路网络的几何位置、属性信息和时变信息等综合信息,为后续构建道路网拓扑结构提供基础数据。

参 考 文 献

- [1] Li Jun, Qin Qiming. Parking Lot Extraction Method Based on Floating Car Data[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2013, 38(5):599-603(李军,秦其明.利用浮动车数据提取停车场位置[J].武汉大学学报·信息科学版,2013,38(5):599-603)
- [2] Qin Qiming, Wang Hongqing. Establishment of Marine Remote Sensing Spatio-Temporal Data Model [J]. *Advances in Marine Science*, 2004, 22(B10): 204 -210 (秦其明,王洪庆.海洋遥感信息时空数据模型的建立[J].海洋科学进展,2004,22(B10):204-210)
- [3] Li Xiaowen. Preparation of a Large Map of Big Data, Remote Sensing in Advance[J]. *Science & Technology Review*, 2014, 18:1-3 (李小文.编制大数据时代的大地图,遥感可先行[J].科技导报,2014,18:1-3)
- [4] Zhang Weiwei, Mao Zhengyuan. A New Approach to Automatic Positioning of Road Junctions in High Spatial Resolution Remotely Sensed Imagery [J]. *Remote Sensing for Land & Resources*, 2012, 1(3): 13-16(张伟伟,毛政元.一种面向高空间分辨率遥感影像的路口自动定位新方法[J].国土资源遥感
- 2012,1(3):13-16)
- [5] Lei Xiaoqi, Wang Weixin, Lai Jun. A Method of Road Extraction from High-Resolution Remote Sensing Images Based on Shape Features[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2009, 38(5): 457-464 (雷小奇,王卫星,赖均.一种基于形状特征进行高分辨率遥感影像道路提取方法[J].测绘学报. 2009, 38(5):457-464)
- [6] Tang Wei, Zhao Shuhe. Road Extraction in Quaternion Space from High Spatial Resolution Remotely Sensed Images Basing on GVF Snake Model[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2011, 15(5):1 046-1 052 (唐伟,赵书河.基于 GVF 和 Snake 模型的高分辨率遥感图像四元数空间道路提取[J].遥感学报, 2011,15(5): 1 046-1 052)
- [7] Wu Liang, Hu Yunan. Balloon Snake with Adjustable Expansion Coefficient in Road Contour Extraction[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2011,40(1): 71-77 (吴亮,胡云安.膨胀系数可调的Balloon Snake 方法在道路轮廓提取中的应用[J].测绘学报, 2011,40(1): 71-77)
- [8] Chiang Y Y, Knoblock C A, Shahabi C, et al. Automatic and Accurate Extraction of Road Intersections from Raster Maps[J]. *Geoinformatica*, 2009, 13(2):121-157
- [9] Ravanbakhsh M, Heipke C, Pakzad K. Knowledge-Based Road Junction Extraction from High resolution Aerial Images[M]. Paris, France: Urban Remote Sensing Joint Event, 2007
- [10] Ravanbakhsh M, Heipke C, Pakzad K. Road Junction Extraction from High Resolution Aerial Image[J]. *Photogramm*, 2008, 23(124):405-423
- [11] Felzenszwalb P, McAllester D. The Generalized A * Architecture[J]. *Journal of Artificial Intelligence Research*, 2007,29:153-190
- [12] Felzenszwalb P, Mcallester D, Ramanan D. A Discriminatively Trained, Multiscale, Deformable Part Model[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition , New York, 2008
- [13] Felzenszwalb P F, Huttenlocher D P. Distance-Transforms of Sampled Functions [J]. *Cornell Computing & Information Science*, 2004, 8(19): 415-428
- [14] Everingham M, Gool L V, Williams C K I, et al. The Pascal Visual Object Classes (VOC) Challenge [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2010, 88(2):303-338
- [15] Wang Yangsheng. Automated Road Junction Recognition Basedon Model Restriction[D]. Wuhan: Wuhan University,2005 (王阳生. 基于模型约束的道路交叉口自动识别方法研究[D]. 武汉,武汉大学,2005)

Road Intersections Detection Using Deformable Part Models on Remote Sensing Image

CAO Wen¹ LI Runsheng²

1 Institute of Geospatial Information, Information Engineering University, Zhengzhou 450001, China

2 School of Navigation and Aerospace Engineering, Information Engineering University, Zhengzhou 450001, China

Abstract: With the rapid development of high-resolution remote sensors, how to rapidly, automatically and accurately extract road intersections using high-resolution remote sensing images has become a focus which draws attention in the academic field and several management departments. The current methods of road networks extraction can be divided into two types. The first kind method is to construct road networks according as road intersections computation on the basis of road extraction, but it exists the defect and deficiency of full automatic and suitability. The second kind method is to construct road networks according as road extraction on the basis of road intersections extraction, but it is almost appropriated for low-resolution remote sensing image. Therefore, in order to solve the problem of geometric position detection and geometric shape type identification of road intersections in high-resolution remote sensing images, this paper proposes a road intersections detecting method based on the deformable part models: Firstly, the image features of road intersections are studied in high-resolution remote sensing image; Secondly, road intersection is regarded as a object which is made up of root and many parts, meanwhile, the model parameters of road intersections are obtained through feature extraction and model training using the deformable part models; Finally, the geometric position and geometric shape type of road intersections are obtained using sliding windows matching method. The result of simulation and experiment show that the new method can not only automatically and accurately detect the location of road intersections, but also achieve the geometric shape type of road intersections. Research in this method will effectively improve work efficiency of road network topology construction.

Key words: high-resolution remote sensing image; road intersections; deformable part models; HOG features

First author: CAO Wen, PhD, associate professor, specializes in photogrammetry and remote sensing and remote sensing image processing. E-mail: speechofsilva@126.com

Corresponding author: LI Runsheng, PhD, lecturer. E-mail: xdlxy2171li@163.com