遥感学报
NATIONAL REMOTE SENSING BULLETIN
EI CSCD
Scopus CNKI

光学遥感影像道路提取的方法综述

Development and prospect of road extraction method for optical remote sensing image

戴激光;王杨;杜阳;朱婷婷;谢诗哲;李程程;方鑫鑫

引用本文:
戴激光,王杨,杜阳,朱婷婷,谢诗哲,李程程,方鑫鑫.2020.光学遥感影像道路提取的方法综述.遥感学报,24(7): 804-823 DOI: 10.11834/jrs.20208360.
Dai J G,Wang Y,Du Y,Zhu T T,Xie S Z,Li C C and Fang X X. 2020. Development and prospect of road extraction method for optical remote sensing image. Journal of Remote Sensing(Chinese), 24(7): 804-823[DOI：10.11834/jrs.20208360]

在线阅读 View online: http://www.ygxb.ac.cn/thesisDetails?columnId=8281552

您可能感兴趣的其他文章
Articles you may be interested in

联合分离卷积与密集连接轻量级神经网络的高光谱图像分类
Hyperspectral image classification of the deep neural network based on 3D convolution and dense connection
遥感学报.2022,26(11):2317-2328.

空间信息感知语义分割模型的高分辨率遥感影像道路提取
Road extraction method of high-resolution remote sensing image on the basis of the spatial information perception semantic segmentation model
遥感学报.2022,26(9):1872-1885.

基于深度学习的像素级全色图像锐化研究综述
Deep-learning approaches for pixel-level pansharpening
遥感学报.2022,26(12):2411-2432.

遥感影像样本数据集研究综述
A review for sample datasets of remote sensing imagery
遥感学报.2022,26(4):589-605.

面向精细化多尺度特征的遥感图像目标检测
Refined multi-scale feature-oriented object detection of the remote sensing images
遥感学报.2022,26(12):2616-2628.

光学遥感影像道路提取的方法综述

戴激光，王杨，杜阳，朱婷婷，谢诗哲，李程程，方鑫鑫

辽宁工程技术大学 测绘与地理科学学院, 阜新 123000

摘 要： 道路信息在多个应用领域中发挥着基础性的作用。光学遥感影像能够以较高的空间分辨率对目标地物进行精细化解译，可大幅增强地物目标的提取能力。充分利用光学遥感影像丰富的几何纹理信息，进行道路的精确提取，已成为当前遥感学界研究的热点与前沿问题。鉴于此，本文依据近年来大量相关文献，对现有的理论与方法进行了归类与总结，通过分析不同方法采用的道路特征组合，将道路提取方法划分为模板匹配、知识驱动、面向对象和深度学习4类方法，简要介绍了道路提取普适性的评价指标并对部分方法进行了分析与评价；最后对现有光学遥感影像道路提取的发展提出了建议和展望。

关键词： 光学，遥感影像，道路提取，模板匹配，知识驱动，面向对象，深度学习

引用格式： 戴激光,王杨,杜阳,朱婷婷,谢诗哲,李程程,方鑫鑫.2020.光学遥感影像道路提取的方法综述.遥感学报,24(7):804-823

Dai J G, Wang Y, Du Y, Zhu T T, Xie S Z, Li C C and Fang X X. 2020. Development and prospect of road extraction method for optical remote sensing image. Journal of Remote Sensing(Chinese), 24(7): 804-823[DOI: 10.11834/jrs.20208360]

1 引 言

道路信息在应急响应、智慧城市、城市可持续扩展、车辆管理、城市规划、交通导航、公共健康（Frizzelle等，2009），无人机导航、灾害管理、农业发展（Tunde和Adeniyi，2012），以及无人驾驶车路径规划和交通管理（Wang等，2016）等多个领域扮演着基础性的角色。光学遥感数据（包含航空与卫星影像，下同）不仅具有宏观性、多源性、真实性、实时性、海量性等一系列优点，而且能够以较高的空间分辨率对目标地物进行精细化解译，其提取的目标信息具有严格的地理坐标转换关系，可为不同行业用户提供了统一的表达模式。同时现代计算机视觉及航天技术等软硬件技术的快速发展，为统一描述和表达复杂的道路提取问题提供了可靠的理论与技术支撑（Toth和Jóźków，2016）。因此近年来国内外学者利用光学遥感数据提取道路的方法研究日趋活跃（吴亮和胡云安，2010）。

道路提取属于遥感数据地物分类解译范畴，其解译精度一方面取决于实际地物场景复杂程度以及成像过程，而另一方面则与道路提取方法的设计有直接关系。在物方空间，道路为包括丰富色彩信息的3维立体模型。同一类型道路具有相似色彩和几何特征，其差异传播是线性可控的。但在像方空间，由于地物遮挡（视觉、绿化、阴影、地物覆盖等）、路面辐射差异（路面老化、结构差异）、成像模糊等问题，路面影像呈现出边缘信息的非一致性、特征变形分布的不规律性以及光谱信息刻画的复杂性，这一系列问题增大了道路特征表达的不确定性以及道路提取模型构建的难度。因此虽然目前国内外多个商业软件如Erdas easytrace、eCognition、Feature Analyst、TITAN Image、EasyFeature等提供了道路提取的处理模块，但仍然面临从海量数据中难以精确挖掘道路信息的技术瓶颈问题，尚有大量技术难题有待攻关（Miao等，2014，2015；Poullis等，2014；Wegner等，2015；Cardim等，2018）。

收稿日期： 2018-09-10；**预印本：** 2019-06-27

基金项目： 国家自然科学基金（编号:41271374,41871379）;辽宁省自然科学基金计划重点项目(编号：20170520141);辽宁省公益研究基金计划项目(编号:20170003);地理国情监测国家测绘地理信息局重点实验室开放基金项目(编号:2018NGCM01);城市空间信息工程北京市重点实验室经费资助项目(编号：2020221)

第一作者简介： 戴激光,1978年生,男,副教授,研究方向为遥感理论和应用。E-mail：daijg03@163.com

近年来，虽然已有文献开展了遥感影像道路提取综述分析（Auclair-Fortier等，1999；史文中等，2001；Mena，2003；吴亮和胡云安，2010；Babaali等，2014；Wang等，2016），但系统性地开展光学遥感影像道路提取的综述研究相对匮乏。因此，本文依据近几十年国内外相关文献，总结归纳道路提取方法与模型，介绍了道路提取的评估准则和方法，并举例对各类方法进行定量对比分析，以期对该领域的发展方向给出建议与展望。

2 分类体系与依据

从20世纪70年代开始，国际学术界和相关应用部门从不同的侧面，对道路提取的模型构建展开了深入研究（Bajcsy和Tavakoli，1976）。但面对迄今为止海量的道路提取模型，试图将其进行清晰分类是不现实的（Mena，2003）。而目前已有文献所提出的分类体系也存在一定的不足。例如按照是否存在人工参与，道路提取模型可分为半自动和全自动两类（史文中 等，2001），但目前全自动化的道路提取方法尚未出现，即使是利用深度学习进行道路提取也需预先建立大量的样本标签集（Alshehhi等，2017）；按照道路提取结果，可分为道路区域提取与道路中心线提取两种模型（Alshehhi和Marpu，2017）。道路区域提取方法通常以分割或者分类为主（Unsalan和Sirmacek，2012），道路中心线提取方法侧重于道路骨架的检测，通常采取细化和跟踪两种不同的方式，而细化操作又是在已提取道路区域上展开的（Liu等，2015）；按照道路影像特征，道路提取方法可分为辐射特征、几何特征、拓扑特征和背景特征4大类（吴亮和胡云安，2010）。但研究表明，单一特征无法独立构建道路模型，因而仅依据特征难以对道路方法进行详细分类（戴激光 等，2018）。鉴于此，参考Cheng和Han（2016）对光学遥感影像地物识别的分类体系，将道路提取方法分为模板匹配、知识驱动、面向对象和深度学习4类。

考虑到方法模型是地物目标特征的抽象表达（吴亮和胡云安，2010）。因此需要对道路特征进行归纳总结，本文在Vosselman和de Knecht（1995）提出特征的基础上进行了扩充：

（1） 几何特征：道路通常表现为长线条状，在局部范围内道路宽度和曲率的变化概率较小，道路交叉口常呈现T、Y、十字形等几何形态；

（2） 辐射特征：道路两侧具有较明显的边缘信息，路面影像灰度分布呈现规律性，与相邻地物间存在较强的辐射差异；

（3） 拓扑特征：道路具有明显的网状结构，不同交叉路口将多种类型道路连贯起来；

（4） 上下文特征：侧重于条件、规则、证据等语义信息对道路的先验或后验判断，即道路和周边地物间存在一定的空间语义关系，可作为道路提取的间接推理标志，例如行树、建筑物、车辆、道路指示牌、分车带等地物与道路间存在非常强烈的伴生关系；

（5） 辅助特征。道路作为人造地物，存在较多的相关信息资料，可用于辅助道路判读与提取。例如矢量数据、DSM、轨迹数据、众源数据等。

依据上述特征，如表1所示为不同道路特征在4种方法模型的组合方式。

表1 不同方法特征组合对比

Table 1 Comparison of feature combination of different methods

方法	模板匹配	知识驱动	面向对象	深度学习
特征	辐射特征 几何特征 拓扑特征	辐射特征 上下文特征 辅助特征	辐射特征 几何特征	辐射特征

依据上述分类体系，以2012年深度学习方法在ImageNet挑战赛上大获成功为分水岭（Krizhevsky等，2012），道路提取方法可分为两个阶段：

（1） 传统方法阶段。该阶段道路提取主要是采用模板匹配、知识驱动、面向对象等3种传统方法，时间跨度可从1973年延展至2012年。其中尤以模板匹配方法应用最为广泛，商业软件如Erdas easytrace、Feature Analyst均是采用这类方法，而面向对象方法可见于eCognition软件。知识驱动方法由于需要设定不同先验条件，因而商业化程度不高。

（2） 深度学习方法阶段。受到深度学习方法在图像分类、物体识别等领域取得突破的启发，从2012年开始，一些学者将深度学习引入到道路提取中来（Brust 等，2015；Li 等，2016b；Alshehhi 等，2017；Cheng 等，2017；Zhang 等，2018；刘如意 等，2017）。相对于传统方法，深度学习方法提取的道路其精度得到大幅提高，但该

类方法目前仍处于实验室阶段，大规模普及实用化尚有待进一步研究。

3 道路提取方法分类

3.1 模板匹配方法

模板匹配方法是道路影像几何、辐射和拓扑特征的综合运用。主要包括以下3个步骤：(1) 模板设计。通常模板可以人工或者依据一定规则设定；(2) 测度分析。给定目标模板，在限定区域内通过测度函数寻找区域极值；(3) 位置更新，即动态更新道路位置。常用的模板包括规则模板和可变模板，两者之间的区别在于规则模板可用圆形、T型、矩形等规则图形刻画。而可变模板是根据初始设定轮廓，通过能量函数迭代而确定最终道路边界，其模板大小形状取决于影像成像过程及目标地物特征。

3.1.1 规则模板匹配

如图1所示为规则模板匹配道路提取流程。可以看到，该流程主要包括模板设计、测度分析、位置更新3个步骤。

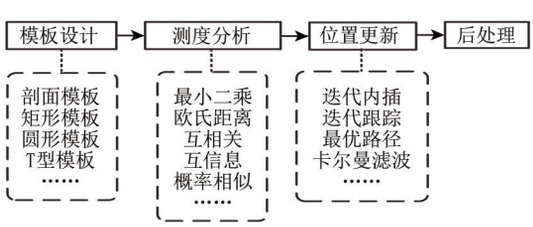


图1 规则模板道路提取流程

Fig.1 Flowchart of regular template road extraction

(1) 模板设计。模板是表达局部道路几何与辐射特征相似性的载体。McKeown和Denlinger(1988)提出一种基于剖面模板的道路提取方法，该模板大小与道路宽度相关，可提取灰度均值及对比度等参数。Hu等(2000)基于道路与其边缘“暗—亮—暗”的局部特征，提出二值剖面模板。Leninisha和Vani(2015)将道路影像视为具有固定宽度的虚拟沟渠，而路面辐射特征则为具有规律性的水体反演值，以此通过剖面迭代分析完成不同类型道路的提取。

由于道路横断面极易受到路面机动车、阴影、路面指示等亮斑或暗斑影响，因此在道路几何特征(局部道路宽度、方向变化概率小)的辅助下，矩形模板(孙晨阳 等，2015)由此构建。例如Zhang等(2011)在道路两侧边缘人工输入3点，构建矩形模板及相应的宽度、方向信息。Haverkamp(2002)利用多个矩形模板的对比分析，如图2所示以该点为中心建立矩形模板，从水平的方向开始，以一定的角度间隔旋转，形成一组离散的矩形模板，用模板内灰度方差、熵值来描述角度纹理特征ATS (Angular Texture Signature)。



图2 角度纹理模板

Fig.2 Angular texture template

矩形模板设计的思想决定了其难以适应曲率较大的弯道，因此Fu等(2013)提出圆形模板，以道路中心点为模板中心，道路宽度为模板直径。其优势在于具有旋转不变性，如图3所示为本文运用该方法在弯曲道路上的提取道路中心线效果(红色)，可以看到当出现连续弯道时，圆形模板可以取得较好地实验结果。针对需要人工设定模板尺寸的问题，连仁包等(2018)提出一种改进的局部形态学梯度图，对人工输入点进行自适应校准，由此构建圆形模板。



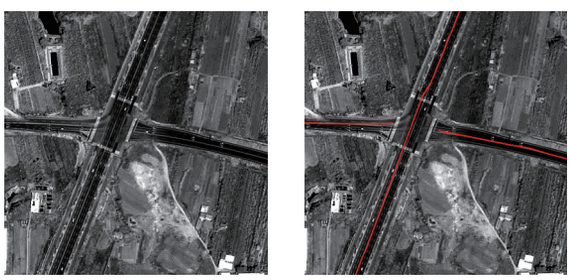
(a) 原始影像 (b) 道路提取结果

(a) Original image (b) Result of road extraction

图3 圆形模板提取示例

Fig.3 Example of circular template extraction

为解决车辆遮蔽和两侧行树阴影干扰问题，依据障碍物不能完全覆盖道路中轴线思想，林祥国等（2009）提出了T型模板。该模板是由剖面模板和矩形模板构成，两者在匹配跟踪过程中互为补充。如图4（b）所示为本文依据该方法提取的道路中心线（红色），可以发现如图4（a）的GF-2影像中道路上明显存在车辆以及高架桥，T型模板可以有效地解决上述因素导致的测度分析困难问题。但该模板不足之处在于对路面辐射值变化敏感，需要大量的人工种子点，自动化程度并不尽如人意。



（a）原始影像 （b）道路提取结果

（a）Original image （b）Result of road extraction

图4 T型模板提取示例

Fig.4 Example of T-shaped template extraction

（2）测度分析。从物理意义上来说，测度分析主要是依据道路几何辐射特征，由不同侧面来刻画参考模板与待匹配模板间的最优相似性。最小二乘匹配（林祥国 等，2009）、欧氏距离（Zhang等，2011）、互信息（Li等，2011）等是比较常用的相似性测度模型。例如Kim等（2004）直接利用矩形模板的灰度信息，采用最小二乘匹配作为测度模型。而Li等（2011）依据道路辐射分布具有规律性的特点，以互信息方法作为相似性测度，结合边缘点提取结果，完成对模板的匹配。

当路面上出现树荫、车辆时，上述相似性测度会产生较大的匹配误差（曹帆之 等，2016）。Meanshift方法通过估计给定的中心点附近概率密度，利用自适应步长的方式移动至密度分布局部极值点，可以弥补传统相似性测度对遮挡敏感的缺点。而Meanshift方法作为一种相似性测度函数（张剑清 等，2010；曹帆之 等，2016；Lv等，2017），也难以避免受到种子点初始位置、模板大小、路面影像明晰程度等因素的影响。

（3）位置更新。位置更新是由已知参考模板到未知最优模板的递归跟踪过程。早期的跟踪方式以迭代内插方法最为常用（胡翔云 等，2002；Miao等，2014）。例如ERDAS软件中的Easytrace模块，可通过起始点与终止点的方向约束跟踪完成对道路的提取。两侧设定端点可以约束道路跟踪方向，防止误跟踪问题的发生，但该方式也存在自动化程度低的问题。鉴于此，一些学者尝试直接输入道路点，在道路点双向进行迭代跟踪，完成道路中心线的提取，以此降低人工参与度（Yang和Zhu，2010；余洁 等，2013）。但双向迭代跟踪的缺点在于难以有效控制跟踪方向，易引发道路误提取的问题。

动态规划跟踪是搜索最佳路径的有效递推方法，可依据预先设定的种子点，直接构造道路种子点之间的代价函数，然后利用动态规划找出那些种子点间的最优路径，从而提取出完整道路网（Gruen和Li，1997）。例如曹帆之等（2015）将动态规划应用于道路跟踪。Movaghati等（2010）将扩展卡尔曼滤波与粒子滤波方法结合起来追踪道路，以此降低障碍物的影响。虽然优化方法能够提高道路追踪的稳健性和精度，但当存在路面遮挡问题时，依然难免出现误跟踪问题。

目前规则模板匹配仍是实际工作中道路提取的一种有效方法。该方法通过设定种子点的方式实现人机交互，具有较强的纠错能力，充分地结合了道路几何、光谱及拓扑特征，但近年来具有突出创新性的模板匹配方法不多。

3.1.2 可变模板

Fischler和Elschlager（1973）首次提出了可变模板的概念。可变模板通常需要人工给出种子点或者初始轮廓，利用迭代求解的方式完成对道路轮廓的提取，其中较为经典的方法包括动态轮廓模型和水平集模型。

（1）动态轮廓模型。动态轮廓模型ACM（Active Contour Model），又被称为Snake模型（Kass等，1988）。该模型将道路影像辐射和几何特征用能量函数表达，通过求解能量函数最小值达到提取道路轮廓的目的。Li等（2008）为了克服影像中道路强度不均匀性，提出了一种基于区域的Snake模型。该模型构建了一个局部强度拟合能量表达式，引入一个非负核函数K来描述道路局部邻

域的强度信息，其定义如下

$$K_\sigma(u)=\frac{1}{(2\pi)^{n/2}\sigma^n}\exp\left(-|u|^2/2\sigma^2\right) \tag{1}$$

式中，σ是比例参数，且$\sigma>0$，u表示原始灰度影像。通过核函数引导道路轮廓趋于道路边缘方向运动，应对影像中道路强度不均匀性，并将能量函数与水平集结合，从中导出用于能量最小化的曲线演变方程。

但传统Snake模型存在无法检测凹形轮廓或具有较高曲率凸形轮廓的问题，并且对初始轮廓位置要求非常严格。针对上述问题，Xu和Prince（1997）提出了梯度矢量流方法（GVF Snake模型）。GVF Snake模型利用梯度矢量流力替换传统Snake模型中图像力，扩大了外部力的作用范围。假设$f(x,y)$为影像$I(x,y)$的初始轮廓，梯度场为$\nabla f(x,y)$，定义GVF Snake能量函数如下

$$E=\iint(u\nabla^2V+|\nabla f|^2|V-\nabla f|)\mathrm{d}x\mathrm{d}y \tag{2}$$

式中，u为平滑参数，用于调整被积函数中均衡条件，∇^2为拉普拉斯算子。唐伟和赵书河（2011）将分水岭获取的道路初始轮廓作为GVF Snake模型初值，经差分迭代过程完成道路轮廓提取。其中GVF Snake模型优势在于不仅可分割凹陷边界，而且能够更好地抑制噪声。为了减少人工设定初始轮廓工作量，王峰萍等（2017）利用几何和辐射特征构建影像显著图，将显著图中的极大值点视为GVF Snake的初始种子点，以此进行迭代求解，完成对道路轮廓的逼近。

考虑到初始轮廓位置要求严格的问题，Rochery等（2006）在传统Snake模型基础上，提出了Quadratic Snake模型，该模型能够降低对初始轮廓位置的依赖性，但是计算量也随之增大。Nakaguro等（2011）利用Quadratic Snake模型提取道路轮廓时发现，一些封闭的道路网和断裂道路网难以提取，因而提出了双Quadratic Snake模型。该模型由覆盖整个道路网的Shrinking Snake模型和道路封闭区域内部的Growing Snake模型构成，结果表明两种模型结合可以有效地提取类似于环路的封闭道路。

（2）水平集。水平集LS（Level Set）法是由Osher和Sethian（1988）首次提出，是处理闭合曲线随时间发生形变中几何拓扑变换的有效工具。水平集方法将随时间变化的平面闭合曲线嵌入3维空间曲面ϕ（x，y）中，隐含地将曲线表达为该曲面的一条等值线，然后通过曲面的演化来实现道路轮廓提取。水平集函数ϕ（x，y）满足

$$\phi_t+F\left\|\nabla\phi\right\|=0 \tag{3}$$

式中，ϕ_t为水平集函数，描述t时刻的曲面状态；$\left\|\nabla\phi\right\|$表示的$\phi$的梯度范数；$F$为曲线法线方向的运动速度。但是在LS法演化过程中，水平集函数会发生震荡，从而导致最终结果偏离真实值。如果重新对函数初始化，又会导致运算效率降低。因此，Sethian（1996）提出使用快速行进算法FM（Fast Marching）来解决这一问题。假设$T(x,y)$为曲面零水平集到达点(x,y)的时间，F为曲线法向运动速度函数，时间函数T满足Eikonal方程

$$\left\|\nabla T\right\|F=1 \tag{4}$$

不难看出：到达时间的梯度范数与传播方向的速度成反比。差分求解后发现，FM算法边界传播方向是从T较小的点流向T较大的点。吴学文和徐涵秋（2010）基于道路影像的梯度、光谱和纹理特征，结合式（4）重新构建速度函数，用FM法从高分辨率遥感影像中快速提取道路。

相对于规则模板，可变模板更适宜于几何、辐射特征发生突变的道路边缘轮廓提取。例如由于遮挡导致道路边缘缺失，路面标识、两侧行树阴影使得路面辐射信息不再具有规律性。但是可变模板道路提取的精度与初始轮廓点的设定、路面边缘的显著程度有直接关系。针对模板匹配的两种方法，如表2所示为本文给出的不同类型模板对比表。

表2 不同类型模板匹配方法对比

Table 2 Comparison of different types of template matching methods

模板类型	优点	缺点
规则模板	人机交互简单易行，计算量小，稳定性高	易受辐射、几何特征变换影响
可变模板	适应边缘不完整、路面辐射信息不够规律的道路影像	计算量大，对初始设定参数要求高

3.2 知识驱动方法

如图5所示为知识驱动道路提取方法流程，可以看到知识驱动方法通过生成与道路相关的知识模型，着重建立知识与影像处理结果间的假设检验模型，从而达到利用知识进行道路提取的目的。

本文根据知识与道路的关系，将知识分为几何知识、上下文知识和辅助知识。

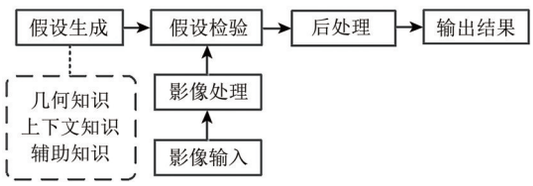


图5 知识驱动方法道路提取流程

Fig.5 Process of knowledge-based road extraction

3.2.1 几何知识

基于几何知识的道路提取方法是相关研究的热点之一，具体表现在：

（1） 平行边缘。道路具有明显的双边缘特征，因此Treash和Amaratunga （2000）将道路视为一种平行边缘，采取边缘提取的方法检测道路。王文锋等（2012）利用道路平行边缘的特点，提出了交叉点共线约束的8邻域边界追踪算法和9像素滑动窗口内直线检测算法，在此基础上通过分析连续线条结构及方向编码规律，以此利用主元分析及方向一致性判别准则进行平行特征识别，并将这一方法应用于道路提取领域。平行边缘方法简单易行，但该方法的缺点在于对道路边缘模糊、遮挡等问题敏感。

（2）长度较大线段。Shao等（2011）将道路视为一种线条边缘，并通过区域极值的分析确定了航空影像道路线。Pudaruth （2016）利用多角度模板提取影像中的线段信息，通过删除长度不满足要求的线段，连接线段及光谱滤波等操作，将多角度模板提取的线段连接起来构成道路网。Liu等（2017）对Radon方法进行线性变换，利用字典学习统计线段峰值，结果表明该方法可有效提高直线化道路提取的效率。

受到边缘模糊及锯齿化的影响，道路线性边缘提取存在精度下降问题。鉴于此，Sengupta等（2004） 采用相位一致性方法增强道路边缘线强度，以此改善道路提取精度。而Sghaier和Lepage（2016）引入结构特征模型（Huang等，2007），采用Beamlet变换提取道路平行边缘，从几何纹理不同侧面对道路进行刻画识别。

总体来看，利用长度较大线段提取道路理论可行，但在影像中实际操作难度很大，这主要是因为卫星影像长线段特征难以提取（李畅和李芳芳，2013；戴激光 等，2017；Cho等，2017）。

（3） 路径形态学。路径形态学是一种形态学方法，其优势在于提取影像中长而窄的结构，这一特点满足道路的几何特征要求（Heijmans等，2005），故很多学者将路径形态学方法应用于道路提取领域（Talbot和Appleton，2007；Schubert等，2016）。路径开运算通常是在二值影像上利用结构元素设定连接规则，按照规则将像素点连接成路径，然后剔除长度较小路径上的点。具体定义如下：在二值影像E中定义一种连接关系：a↦b，表明由a到b存在一条路径。其中，a是b的后继节点，b是a的前驱节点，符号“↦”表明路径方向由a到b。将这种连接关系和影像E中所有像素点Ω结合在一起（Ω，↦），即可形成邻接图DAG（Directed Acyclic Graphs）。邻接图可以清晰地表达影像中像素的连接关系。

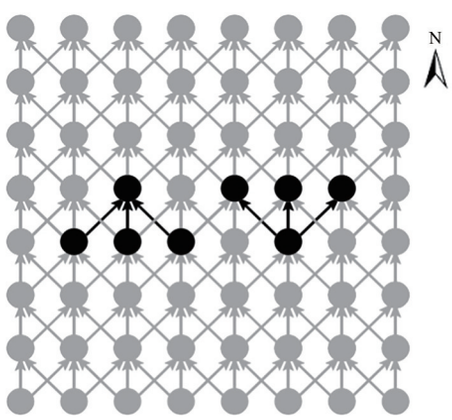
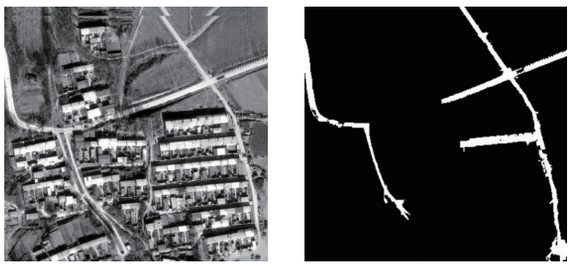


图6 结构元素及其邻接图

Fig.6 Structural elements and their adjacency map

如图6所示，黑色部分为一种结构元素的两种表现形式（方向为S—N），灰色部分为该结构元素构成的邻接图。依据该方法，图7（b）给出了道路提取效果。对应图7（a）可以看到，虽然大部分道路已被提取出来，但受到遮挡（树木）、相似纹理（房屋）等因素导致的道路漏提、错提问题依然存在。

几何知识的运用是解决道路提取问题的有效手段，但问题在于道路影像边缘不清晰，这一问题在卫星影像体现最为明显，直接限制了线段在道路提取中的应用。另外路径形态学明显依赖于二值图像分割的结果，这也说明遮挡、相似纹理、影像模糊仍是运用几何知识面临的难点。



(a) 原始影像 (b) 道路提取结果
(a) Original image (b) Result of road extraction

图7 路径形态学道路提取结果
Fig.7 Road extraction result of path morphology

3.2.2 上下文知识

由于地物场景的复杂性和影像拍摄质量的不稳定性，研究学者发现很难完全依靠道路自身知识准确而完备地提取道路。因此一些学者转而考虑利用与道路相关的上下文知识，补充道路机器判读的证据。例如道路邻域的建筑物、树木和植被、路上的车辆和指示线、道路交叉口处的斑马线等均可作为道路提取的重要上下文知识（Mayer等，1997；Baumgartner等，1999）。

目前城区大部分主干道两侧均有行道树，行道树与道路几何形态有相似之处，均表现出狭长特征。因此，分析树木的规律性分布，这将有助于进行道路提取（Shackelford等，2003；李成范等，2009）。例如Karaman等（2012）提出一种融合多种模型的多波段高分辨率遥感影像道路提取方法，利用影像分割、边缘检测、结构分析、K-mean聚类、植被分析（归一化植被指数和土壤调节植被指数）分别建立道路图，通过不同图的累计权重区分道路与非道路区域。而Grinias等（2016）针对路面植被少的特点，将归一化植被指数引入道路种子点检测的过程中，并与面向对象道路提取方法的结合。斑马线是道路交叉口的重要标志，因此Herumurti等（2013）基于斑马线检测结果，利用区域生长方法从高分辨率航空影像中自动提取道路。

上下文知识的运用可辅助解决道路提取过程中存在的难题，例如遮挡造成的道路断裂问题可通过车辆检测结果予以解决。但该方法存在先天性的不足，例如车辆、斑马线、行树等信息的提取属于地物识别问题，一方面增大了算法的复杂度，另一方面也受到上下文地物检测精度的影响，这些均是限制该类方法进一步发展的桎梏。

3.2.3 辅助知识

作为社会经济发展关注的焦点，道路在多个领域中均发挥非常重要的作用，因而针对道路的辅助知识必然广泛存在，例如以往获取的多源遥感数据、矢量数据、GPS数据、导航数据等。基于此思路，一些学者尝试利用辅助知识进行道路提取。

（1）多源遥感数据融合。单一遥感数据受到卫星类型、影像分辨率、成像时相、飞行高度等因素的制约，难以完备刻画道路目标，因而研究人员提出了多源遥感数据融合技术，以实现从不同尺度、角度、高度上对目标地物进行分析，实现数据优势的互补，从而为道路信息的提取提供帮助（Hu等，2004；Kumar等，2014；Rahimi等，2015；Cheng和Weng，2017；Coulibaly等，2018）。例如基于多光谱遥感影像和全色遥感影像，傅罡（2014）提出了联合保持投影JPM（Joint Preserved Mapping）融合算法。该方法充分考虑了高维遥感影像道路的非线性特征，通过建立统一的模型，将多源、多尺度的道路几何特征和光谱特征进行有机的融合。

（2）矢量数据。地理信息系统（GIS）、地形图等矢量数据具有精度高、可靠性强等优点，但由于需要投入较多的人力物力，在时态上往往落后于遥感影像，一些发生变化的地物信息未得到及时更新。利用已有的矢量数据辅助进行道路提取，可以获取一定的道路初始信息，替代或部分替代人工干预，获得相对稳定的提取结果（Sui等，2003）。例如Willrich（2002）对遥感影像和GIS矢量数据进行匹配预处理，结合道路影像的几何特征确定初步候选道路段，利用模板匹配方法对道路进行判别与连接。Chen等（2014）将已有道路矢量与提取的断裂道路线进行拟合，得到道路中心线。丁磊等（2017）从矢量数据中获取初始道路种子点，再依次利用朴素贝叶斯分类、形态学处理及邻域质心投票算法提取完整的道路中心线。

（3）道路GPS数据。随着GPS技术和无线通信技术的日益成熟和普适化，浮动车技术已被用于交通监控和管理，浮动车的动态定位数据成为更新路线图一种新数据源。例如Li等（2012）综合运用道路空间和上下文关系从GPS数据中提取道路网络。

道路GPS几何坐标与道路具有相似的分布排列规律，但存在5—10 m间的坐标误差，Cao和Sun （2014） 通过对GPS点位的分析，确定候选道路种子点，利用滤波、差分确定垂直于道路区域的分割峰值，通过灰度均值、分割大小等确定道路中心点，并将道路中心点连接起来构成道路中心线。而针对GPS数据采样间隔较长、数据量大、数据分布不均匀等特点，王振华等（2015）提出了一种栅格化“分级”提取道路中心线的方法。

（4） DSM数据。DSM数据是表征地表起伏的有效模型。为此， Uemura等（2011）利用边缘检测结果对影像进行分割，结合DSM数据提取的道路结果，完成对道路的提取。而Herumurti等（2013）在斑马线检测结果的基础上，利用DSM数据的高程信息，提取影像中的道路。

（5）众源地理信息。众源地理数据CSGD（Crowd Sourcing Geographic Data）是由大量非专业人员志愿获取，并通过互联网向大众或相关机构提供的一种开放地理空间数据，最具代表性的众源地理数据是Open Street Map网站提供的交通路网。与传统地理信息采集和更新方式相比，来自非专业大众的众源地理数据具有现势性高、传播快、信息丰富、成本低、数据量大等优点，但同时该类数据也存在质量各异、冗余而不完整、覆盖不均匀、缺少统一规范等不足（单杰 等，2014）。图8为OSM数据与GF-2全色影像的局部叠加示意图，其中红线为OSM道路线，而绿点为道路交叉口节点，可以明显看到OSM数据与遥感影像间存在位置偏差，但可以起到引导道路提取的作用。

针对OSM数据中存在的位置精度问题，Li等（2014）提出了一种从OSM数据中提取高速公路网方法。该方法将整个道路矢量数据视为一组闭合的平面多边形，而多车道道路由多个长而薄的多边形组成。计算道路网中每个多边形形状描述符（面积，周长，紧凑度，平行度和宽度），使用支持向量机（SVM）方法对多车道路面候选多边形进行分类，利用邻近度和相似度将多边形连接起来，如果多边形被其他多边形包围，则视为空洞，将其填充。最后将多边形进行细化，从而得到道路网。



图8 OSM与遥感影像叠加示意图

Fig.8 Schematic diagram of OSM overlaying with remote sensing imagery

依据辅助知识的道路提取方法是近年来研究的热点，该类方法充分利用现有的道路知识，将道路提取的问题不再局限于影像本身，提高道路不同角度刻画完备性，这符合网络时代信息公开海量化的特点，是提高道路提取自动化程度的有效途径。尤其随着第一次地理国情普查的结束，大量积累的道路知识为自动化道路提取模型的构建提供了丰富的数据支撑。但不足之处在于需要考虑知识的准确性，以及知识与现有影像数据的匹配度（时间与空间），这些均是运用该类方法的瓶颈问题。基于上述3种方法，如表3所示本文给出了不同知识驱动道路提取方法对比。

表3 不同知识驱动方法对比分析

Table 3 Comparative analysis of different knowledge-driven methods

知识类型	优点	缺点
几何知识	简单易行，易于建模	对几何特征变化敏感
上下文知识	提供有效语义信息，为遮挡道路提供判别依据，辅助进行道路判断决策	需要进行其他目标识别，增大了道路提取算法的复杂度
辅助知识	提升影像处理的维度，提高道路提取自动化程度	难以收集选取恰当知识，并且知识与影像需要匹配预处理

3.3 面向对象方法

随着光学遥感影像空间分辨率的快速提高，面向对象（Blaschke等，2011，2014）逐渐成为地

物识别中一个关键的方法。该方法将道路视为具有一定几何纹理规律性的区域，通过影像处理得到分割区域结果，利用分类及后处理方法完成对道路的提取。如图9所示为面向对象道路提取方法流程。

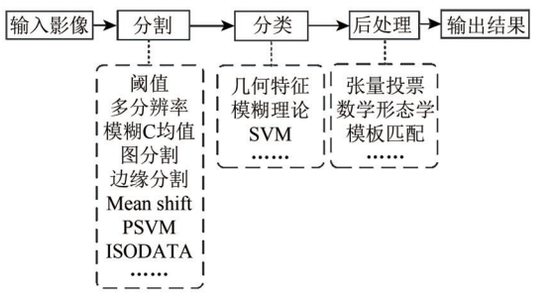


图9 面向对象道路提取方法流程

Fig.9 Flowchart of object-oriented road extraction method

（1）影像分割。分割是面向对象方法中的初始步骤，也是决定道路提取精度的关键环节。目前最为简单易行的方法是阈值分割。阈值分割考虑影像道路与非道路区域间的整体纹理差异，选取合理阈值，确定影像中各像素点的区域归属，这是阈值分割法提取道路的基本思想（Raziq等，2016）。但传统的阈值分割无法顾及空间关系，需要与其他方法结合运用。MeanShift方法是一种非参数概率密度估计算法，在N维空间指定区域内寻找一系列离散点对应的概率分布函数局部极值（Yang等，2003）。而在遥感影像中，道路呈现“暗—亮—暗”或“亮—暗—亮”的局部特征，即道路中心点是道路剖面方向灰度峰值或低谷。从统计学角度看，该峰值类似于概率分布极值，因此李华胜等（2015）提出一种将阈值分割和MeanShift相结合的方法，该方法首先利用MeanShift对遥感影像进行平滑和分割处理，将具有相同或相似灰度值的区域用灰度均值显示；其次，利用直方图来统计确定分割阈值，从而得到初始道路信息。

考虑到仅依靠几个阈值对影像进行分割，难以避免会出现过分割及欠分割问题，因此很多学者转向多尺度分割方法（Baatz和Schäpe，2000；Hu等，2016）。多尺度分割具有自下而上（bottom-up）的特点，在确保同一分割单元内像元的匀质度最大，不同分割单元间异质性最大的前提条件下，采用区域合并方式完成影像分割。目前，该方法已广泛应用于道路提取领域（Li等，2016a；Saba等，2016；Maboudi等，2017）。例如Maboudi等（2016）利用引导式滤波消除路面影像纹理的不一致性，然后采用结合颜色与形状信息的多尺度模型对影像进行分割。

其他经典分割方法还包括模糊C均值（Ameri和Valadan Zoej，2015）、图分割（Alshehhi和Marpu，2017）、边缘分割（苗则朗等，2013）、ISODATA算法（Miao等，2015）。

（2）影像分类。当实际场景中存在几何辐射特征与道路接近的河流、建筑物等目标地物时，分割方法难以将道路与非道路区域区分，此时需要采用分类方法对分割单元进一步处理。

道路具有突出的几何信息，因而面积滤波（Ameri和Valadan Zoej，2015）、长宽比—线性特征指数LFI（韩洁等，2017）等几何参数可用于分割单元分类。例如Maboudi等（2016）首先采用一种改进的线性与面积比值方法剔除不满足道路几何阈值要求的分割单元，在此基础上利用结构、光谱、纹理特征提取道路。

影像分辨率的提高不仅提供了更多的颜色、形状、纹理信息，同时也给区分道路与其他地物带来了不确定性。模糊决策方法是采用模糊数学对目标模糊的对象系统做出定量决策的一种方法，很多学者尝试将这一理论方法应用于道路分类（Amini等，2002；Zhang和Couloigner，2006；Nikfar等，2015）。例如，Maboudi等（2018）基于分割区域线性指数（keleton based Object Linearity Index）、道路均一性指数（Spectral homogeneity）、曲率权重（Weighted Curvature）、曲率方差（Std Curvature）、光谱指数（NDVI、NDWI）等描述模型，构建不同指数隶属度函数，通过建立模糊规则对分割单元进行分类。

支持向量机SVM（Support Vector Machine）是解决分类问题的有效手段之一（Cortes和Vapnik，1995），已大量应用于道路提取工作（Song和Civco，2004；Inglada，2007；Huang和Zhang，2009，2013）。其核心思想是通过核函数把数据非线性映射到高维特征空间，在高维特征空间中构造具有低维的最优分类超平面，然后通过综合考虑经验风险和置信范围，根据结构风险最小化原则SRM（Structural Risk Minimization），寻求期望风险最小的函数作为判别函数（朱恩泽等，2016）。

（3） 后处理。分类仅能将不同分割单元赋予类别，而初始分割单元所导致的道路边界不清晰、黏连、断裂等问题依然存在。数学形态学能够进行图像形状和结构的分析及处理，有助于解决边界不清晰、空洞问题 （Alshehhi和Marpu，2017）。例如李华胜等（2015）对分类后道路提取结果展开面积阈值滤波、形态学开运算、孔洞填充、影像差与和等工作，以获取更加精确的道路提取结果。

而针对遮挡、路面结构变化导致的分类后道路断裂问题，很多学者采用模板匹配方法对断裂区域进行连接（Ameri和Valadan Zoej，2015；Yin等，2015；Maboudi等，2017，2018）。

当道路断裂区域难以通过模板匹配方法进行跟踪时，张量投票（Tensor Voting）是一种有效的手段（韩洁 等，2017；Maboudi等，2016）。张量投票是机器视觉和机器学习中感知重组方法，具有推断和重组视觉基本结构能力。张量投票包括数据输入、张量编码、张量投票、张量分解及特征提取等步骤，其优点在于可对有一定规律的断裂曲线进行连接，但不足之处在于计算量过大，并且容易把道路破损带连接起来（Maggiori 等，2015）。

总体来看，面向对象道路提取方法虽然近些年来受到广泛的关注，并取得了大量突出的成果。但该类方法中也面临很多挑战，尤其是分割结果的准确性。图10举例说明eCognition软件中面向对象方法的道路提取效果。由图10（a）影像与图10（b）实验结果对比不难看出，受建筑物阴影遮挡、道路灰度变化不均等问题影响，道路交叉口检测效果不佳，同时道路断裂情况大量存在，效果很难令人满意。



（a）原始影像 （b）道路提取结果

（a）Original image （b）Result of road extraction

图10 eCognition软件道路提取效果示例

Fig.10 Example of eCognition software road extraction effect

3.4 深度学习方法

道路提取属于遥感影像解译问题，而物体的特性及其相互关系，尤其语义信息是遥感影像解译的关键环节，但传统方法受技术上的限制导致研究进展缓慢，而深度学习方法则为遥感影像解译在语义方向的拓展提供了新契机（龚健雅和季顺平，2018）。深度学习是由多层神经网络构成，即多个简单非线性函数的组合（万杰和Yilmaz，2018）。卷积神经网络是深度学习中应用于影像处理的一种典型模型，当面对遥感影像中海量复杂的信息时，也促进了卷积神经网络从浅层结构到深层结构的发展。

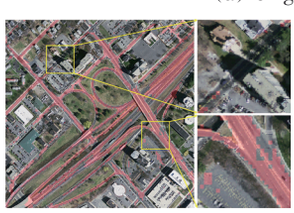
依据深度学习理论，一些学者开展了道路提取工作，并取得了突出的成果。Mnih和Hinton（2010）首次利用深度学习技术，提出一种基于受限玻尔兹曼机（RBM）的航空影像道路提取方法，从道路提取精度和自动化程度来看，其实验结果均远超过传统模板匹配、知识驱动及面向对象方法。Alshehhi等（2017）以经典的LeNet（Lécun等，1998）网络结构为框架，利用全局平均池化层代替全连接层，解决了使用全连接层存在的参数冗余以及训练效率低等问题，提高了影像道路识别速度与精度。Xu等（2018）提出DenseNet网络结构，该网络结构构建了由局部识别到全局感知的道路提取模块。该网络提高无遮挡道路的识别精度，但针对复杂背景下的道路区域识别能力较差。Zhang等（2018）提出了残差U型网络，该网络以U型网络为基础，通过增加残差模块，在保证影像分辨率不变的情况下，增加网络深度；利用跳跃结构实现端对端的道路提取目标。该网络结构可以有效解决道路被树木小范围遮挡的问题。

深度学习方法常受到样本集的数量、网络结构的深度和宽度影响，使得网络模型性能受限，未能充分体现神经网络的优势。如图11（b）为VGG16卷积神经网络（Simonyan和Zisserman，2014）的提取结果。由于前向传播使得特征分辨率不断下降，导致道路的提取结果出现大量断裂、误提取问题，从局部放大图中也可以发现道路区域边界还存在模糊现象。Wei等（2017）提出了一种基于道路的改进卷积神经网络结构。该方法联合反卷积与融合层，同时提出一种道路结构约束

的交叉熵损失函数，能够很好的解决复杂地物背景下误提取的情况，但道路边缘无法细化的问题依然存在。



(a) 原始影像
(a) Original image



(b) VGG16卷积神经网络
(b) VGG16 CNN



(c) 多尺度卷积神经网络
(c) Multi-scale CNN

图11不同神经网络方法的道路提取效果对比
Fig.11 Comparison of road extraction effects different neural network methods

本文将多尺度卷积（图12）和残差连接综合起来构成深层神经网络，其中，I表示输入图像；$X_1,\cdots,X_4$为不同尺度的卷积核；$f_1,\cdots,f_4$为激活函数（一般使用ReLU函数）；$F_1,\cdots,F_4$表示经过池化作用后产生的不同分层特征；最后将4种分层特征融合为多尺度分层特征，即F。本文多尺度卷积处分别使用1×1，3×3，5×5，7×7等4种尺度的卷积核，如图11（c）为应用该网络的道路提取效果。可以看到道路断裂问题已基本解决，但误提取问题依然存在。由此可以说明，单纯利用深度学习方法进行道路提取可能并不可行。故学者们尝试将深度学习与传统方法结合起来，例如Li等（2016b）将非监督学习预处理和空间相关性与深度学习结合起来，以此提高城市场景道路提取精度。同样细化方法（Cheng等，2017）、几何分析（Alshehhi等，2017）、水平集（刘如意等，2017）也用于深度学习后处理阶段。

不同于传统方法，深度学习方法虽然具有泛化性强、自动化程度高等优势，但其自身也存在一些问题：一方面其需要大量的准确数据集，另一方面深度学习训练时间过于缓慢，目前模型方法尚处于实验室研究阶段，大规模大范围基于深度学习的道路提取工作尚未开展。

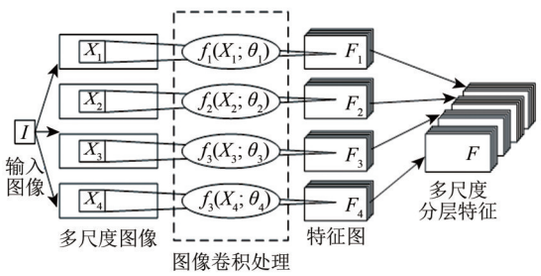


图12 多尺度卷积神经网络
Fig.12 Multi-scale convolutional neural network

3.5 方法评价与发展历程

（1）道路提取方法的对比分析。目前，由于影像数据的多样性和道路网络的多变性，各类道路提取方法的通用评价准则较少。为定量评价文中各类道路提取方法的效果，本文从Wiedemann（2003）和戴激光等（2018）提出的道路评价方法中选取了3种普适的定量评价指标：道路的完整率、正确率和提取质量。3种评价指标的计算公式如下

完整率（Completeness）：

$$\text{Completeness}=\frac{D}{D+N} \tag{5}$$

正确率（Correctness）：

$$\text{Correctness}=\frac{D}{D+P} \tag{6}$$

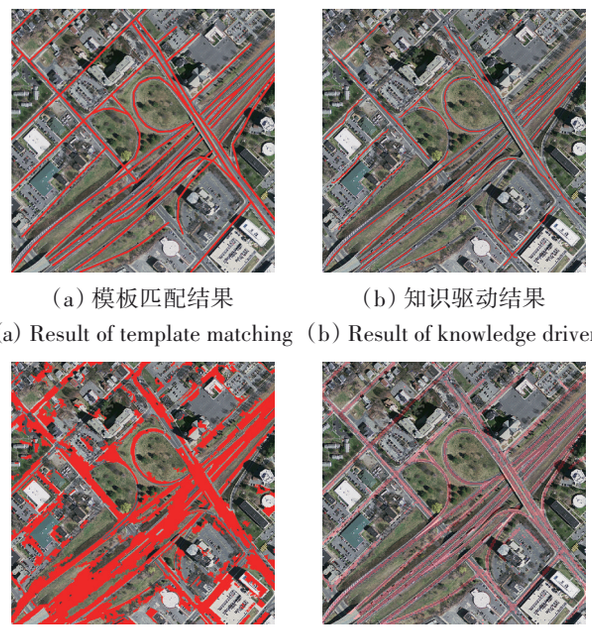
提取质量（Quality）：

$$\text{Quality}=\frac{D}{D+P+N} \tag{7}$$

式中，D为正确提取的道路总长度，N为未检测的参考道路总长度，P为误提取的道路总长度。上述3种评价指标的最优值均为1。

在各类方法之间的定量分析对比中，为了尽量避免出现由本文作者编写代码造成其他道路提取方法质量下降，进而导致方法对比的不客观问题。本文首先从软件入手，分别选择了Erdas中IMAGINE Easytracing模块（模板匹配方法）、eCogntion中面向对象分类模块，其次当难以选用软件处理时，本文选取了Willrich（2002）作为知识驱动方法，深度学习中选取了本文提出的残差神经网络。本文从Maryland数据集（http://

glcumiacs.umd.edu/data[2018-09-10]）中选取50幅影像作为实验数据，以所有影像实验结果的均值作为评价分析参数。如图13为4类方法提取结果的对比示例图，红色代表提取的道路。



（a）模板匹配结果 （b）知识驱动结果

(a) Result of template matching （b）Result of knowledge driven

（c）面向对象结果 （d）深度学习结果

（c）Result of object-oriented （d）Result of deep learning

--- 提取的道路

图13 4种方法道路提取结果

Fig.13 Four methods road extraction results

表4给出了4类代表方法的定量分析对比结果，可以看到模板匹配法较其他3种方法提取效果最佳。但统计数据表明模板匹配法人工干预程度极高，种子点选取较多，算法自动程度低。知识驱动的道路提取方法完整率、正确率和提取质量分别是83%、88.7%、83%，其人工参与度低，但比面向对象方法提取效果好。而面向对象法易受到噪声干扰（建筑物、阴影、道路障碍物），分割结果不佳，71.4%的完整率和79.1%的正确率验证了这一论点。相比其他3种方法，深度学习方法完整率和正确率分别是88.7%和98.7%，可提取被遮挡（车辆、树木阴影、建筑物阴影）的道路区域（图13（d））。但是该方法提取质量为87.6%，表明该方法提取结果仍然存在不连续、过度拟合的问题，并且深度学习方法目前无法处理由视觉大面积遮挡的道路区域。从软件应用来看，模板匹配法和面向对象法理论已相对成熟，用户可以在商用软件上操作使用，而知识驱动由于涉及知识过多，因而具有普适性的商业化软件不多，而深度学习方法仍处于实验阶段。从实际效果来看，不同方法在不同场景中具有一定的适用性，但关键取决于人工的参与度大小，人工参与程度越大则实际效果越佳。

表4 4种分类方法之间的定量分析对比

Table 4 Quantitative analysis and comparison between four types of methods

/%

评价指标	方法			
	模板匹配	知识驱动	面向对象	深度学习
完整率	98.8	83	71.4	88.7
正确率	99.8	88.7	79.1	98.7
提取质量	98.7	83	56.5	87.6

（2）方法发展历程。为定量化阐述4种分类方法发展历程，本文分析了不同方法的变化过程。其中1999年—2018年发表的论文以5年为间隔统计文献数量。针对1999年前发表的论文，由于选取数量较少，故本文仅统计1973年—1998年间发表的文献数量。图14为本文4类方法的文献数量变化统计图。

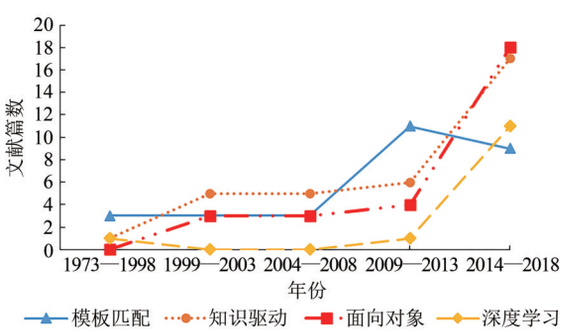


图14 4类方法的文献个数统计图

Fig.14 Statistical data for four types of methods

可以看到：

（1）模板匹配法在1973年—1998年间文献数量明显多于其他3类方法，1999年—2013年间文献数量逐渐上升，并在2009年—2013年间达到峰值，但在2014年—2018年间文献数量呈现下降趋势。

（2）知识驱动方法和面向对象方法的曲线变化趋势近似，在2014年—2018年间论文数量均呈现急剧增加的趋势。

（3）深度学习方法相关论文发表时间较晚，

2009年—2013年间仅有少量论文。随着2012年深度学习地物识别取得突破后，相关论文大幅增加。

4 结 语

光学遥感影像道路提取方法在过去20年内取得了显著成绩，随着国家“十三五”高分专项的进一步深入实施以及国家空间基础设施建设的推进，将有更多的国产卫星发射（陈仲新 等，2016）。伴随着现代计算机视觉、大数据、深度学习等技术的发展，以及各行业领域发展的需求，将对光学遥感影像道路提取的研究与应用提出更高的要求。虽然近年来道路提取方法取得了长足的进步，但普适性仍存在一定的问题，因此本文期待从以下几方面得到进一步研究与发展：

（1） 多角度道路提取体系的构建。道路属于人造地物，在影像中呈现复杂性和多变性的特点，而人类对地物识别往往是一个组合推理的过程，这需要足够的道路冗余信息。现有道路提取方法对道路性质的刻画并不完备，难以避免存在信息提取机理的局限性。而光学遥感影像也仅能表达道路一定空间与尺度上的性质，因此本文认为多角度道路提取体系的构建刻不容缓：

1）多方法互补的道路提取体系。在方法研究上，强化多种方法的协同。由于当前道路提取方法在机理上存在局限性，例如模板匹配方法对道路点特征（道路中心点、轮廓点等）的设定要求严格，而面向对象方法更加侧重于区域分割的稳定性，以此类推各类方法均有各自的优点与适用范围。充分利用各类道路信息提取方法的优势，形成不同道路提取模型间的有效互补，由此发展方法互补体系可能提高道路提取的精度与稳定性。

2）多数据协同处理体系。在数据的处理上，应注重多数据的同化与融合。目前中国光学、干涉雷达、激光测高等多类型卫星应用体系正在逐步形成，而开放式的众包数据（OpenstreetMap、DataMine、中国出租车轨迹、滴滴轨迹数据等）种类日趋完善，利用不同类型数据的优势，构建多数据协同处理体系必将是未来道路提取的研究方向。

（2） 多层次道路提取体系构建。道路提取是一个复杂的技术过程，试图一次性完整解决该问题目前看来是不现实的。虽然目前已有方法采用多层次方式（Maboudi 等，2016，2018），但完整性地结合各种方法机理，构建多层次道路提取体系研究尚未开展，而这也是本文认为今后需要深入钻研的方向。图15为本文尝试提出多层次道路提取体系，仅供读者参考：

1）基于传统方法的样本集制作模型。充分利用传统方法，一方面可以发挥该类方法效率高的优势，另一方面也可大幅降低样本集的制作时间。而在影像中直接提取标签集，已有相关工作开展。例如Brust等（2015）人工选取检测影像道路样本区域；

2）构建符合道路提取的深度学习网络模型。深度学习可弥补传统方法对语义关系分析的不足，利用正样本与负样本，通过学习提高道路提取的精度，解决遮挡、模糊等传统方法难以处理的瓶颈问题；

3）建立基于传统方法的后处理模型。经过大量实验证明，通过深度学习模型提取的道路结果依然存在断裂、误提取、边缘模糊等问题，如图15所示在后处理阶段可充分利用传统方法，以此优化深度学习道路提取结果。例如Alshehhi 等（2017）对深度学习影像分类结果采用传统方法进行后处理优化。

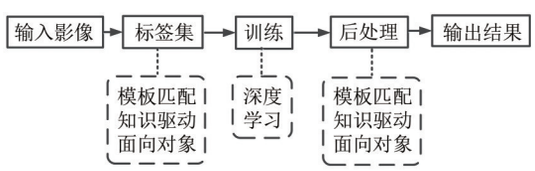


图15 多层次道路提取体系

Fig.15 Fusion of traditional methods and deep learning

参考文献(References)

Alshehhi R and Marpu P R. 2017. Hierarchical graph-based segmentation for extracting road networks from high-resolution satellite images. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 126: 245-260 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2017.02.008]

Alshehhi R, Marpu P R, Lee Woon W L and Mura M D. 2017. Simultaneous extraction of roads and buildings in remote sensing imagery with convolutional neural networks. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 130: 139-149 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2017.05.002]

Ameri F and Valadan Zoej M J. 2015. Road vectorisation from high-resolution imagery based on dynamic clustering using particle swarm optimisation. Photogrammetric Record, 30(152): 363-386 [DOI: 10.1111/phor.12123]

Amini J, Lucas C, Saradjian M, Azizi A and Sadeghian S. 2002. Fuzzy logic system for road identification using IKONOS images. The Photogrammetric Record, 17(99): 493-503 [DOI: 10.1111/0031-868X.00201]

Auclair-Fortier M F, Ziou D, Armenakis C and Wang S. 1999. Survey of Work on Road Extraction in Aerial and Satellite Images. University of Sherbrooke: 6-11

Baatz M and Schäpe A. 2000. Multiresolution segmentation: an optimization approach for high quality multi-scale image segmentation// Proceedings of Angewandte Geographische Informationsverarbeitung XII. Heidelberg: Wichmann: 12-23

Babaali K O, Zigh E, Djebbouri M and Kadiri M. 2014. Survey of some new road extraction methods. The International Journal of Engineering and Science (IJES), 3(11): 28-33

Bajcsy R and Tavakoli M. 1976. Computer recognition of roads from satellite pictures. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, SMC-6(9): 623-637 [DOI: 10.1109/TSMC.1976.4309568]

Baumgartner A, Steger C, Mayer H, Eckstein W and Ebner H. 1999. Automatic road extraction based on multi-scale, grouping, and context. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 65 (7): 777-785.

Blaschke T, Hay G J, Kelly M, Lang S, Hofmann P, Addink E, Queiroz Feitosa R, van der Meer F, van der Werff H, van Coillie F and Tiede D. 2014. Geographic object-based image analysis – towards a new paradigm. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 87: 180-191[DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2013.09.014]

Blaschke T, Hay G J, Weng Q H and Resch B, 2011. Collective sensing: integrating geospatial technologies to understand urban systems—an overview. Remote Sensing, 3(8): 1743-1776[DOI: 10.3390/rs3081743]

Brust C A, Sickert S, Simon M, Rodner E and Denzler J. 2015. Convolutional patch networks with spatial prior for road detection and urban scene understanding. international conference on computer vision theory and applications, Available: https://arxiv. org/abs/1502.06344[DOI: 10.5220/0005355105100517]

Cao C Q and Sun Y. 2014. Automatic road centerline extraction from imagery using road GPS data. Remote Sensing, 6(9): 9014-9033 [DOI: 10.3390/rs6099014]

Cao F Z, Xu Y B, Zhu B S and Li R S. 2015. Semi-automatic road centerline extraction from high-resolution remote sensing by image utilizing dynamic programming. Journal of Geomatics Science and Technology, 32(6): 615-618, 625 (曹帆之, 徐杨斌, 朱宝山, 李润生 . 2015. 利用动态规划半自动提取高分辨率遥感影像道路中心线 . 测绘科学技术学报, 32(6): 615-618, 625) [DOI: 10.3969/j.issn.1673-6338.2015.06.014]

Cao F Z, Zhu S L, Zhu B S, Li R S and Meng W C. 2016. Tracking road centerlines from remotely sensed imagery using mean shift and Kalman filtering. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 45 (2): 205-212, 223 (曹帆之, 朱述龙, 朱宝山, 李润生, 孟伟灿 . 2016. 均值漂移与卡尔曼滤波相结合的遥感影像道路中心线追踪算法 . 测绘学报, 45(2): 205-212, 223) [DOI: 10.11947/j.AGCS.2016.20140610]

Cardim G P, da Silva E A, Dias M A, Bravo I and Gardel A. 2018. Statistical evaluation and analysis of road extraction methodologies using a unique dataset from remote sensing. Remote Sensing, 10 (4): 620[DOI: 10.3390/rs10040620]

Chen H, Yin L L and Ma L. 2014. Research on road information extraction from high resolution imagery based on global precedence//Proceedings of the 2014 3rd International Workshop on Earth Observation and Remote Sensing Applications. Changsha, China: IEEE: 151-155[DOI: 10.1109/EORSA.2014.6927868]

Chen Z X, Ren J Q, Tang H J, Shi Y, Leng P, Liu J, Wang L M, Wu W B, Yao Y M and Hasiyuya. 2016. Progress and perspectives on agricultural remote sensing research and applications in China. Journal of Remote Sensing, 20(5): 748-767 (陈仲新, 任建强, 唐华俊, 史云, 冷佩, 刘佳, 王利民, 吴文斌, 姚艳敏, 哈斯图亚 . 2016. 农业遥感研究应用进展与展望 . 遥感学报, 20(5): 748-767) [DOI: 10.11834/jrs.20166214]

Cheng G and Han J W. 2016. A survey on object detection in optical remote sensing images. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 117: 11-28 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2016.03.014]

Cheng G L, Wang Y, Xu S B, Wang H Z, Xiang S M, and Pan C H. 2017. Automatic road detection and centerline extraction via cascaded end-to-end convolutional neural network. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 55(6): 3322-3337 [DOI: 10.1109/TGRS.2017.2669341]

Cheng M J and Weng Q H. 2017. Urban road extraction from combined data sets of high-resolution satellite imagery and LiDAR data using GEOBIA//Quattrochi D A, ed. Integrating Scale in Remote Sensing and GIS. New York: CRC Press: 283-302

Cho N G, Yuille A and Lee S W. 2018. A novel linelet-based representation for line segment detection. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 40(5): 1195-1208 [DOI: 10.1109/TPAMI.2017.2703841]

Cortes C and Vapnik V. 1995. Support-vector networks. Machine Learning, 20(3): 273-297 [DOI: 10.1007/BF00994018]

Coulibaly I, Spiric N, Lepage R and St-Jacques M. 2018. Semiautomatic road extraction from VHR images based on multiscale and spectral angle in case of earthquake. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 11(1): 238-248 [DOI: 10.1109/JSTARS.2017.2760282]

Dai J G, Du Y, Fang X X, Wang Y and Miao Z P. 2018. Road extraction method for high resolution optical remote sensing images with multiple feature constraints. Journal of Remote Sensing, 22 (5): 777-791 (戴激光, 杜阳, 方鑫鑫, 王杨, 苗志鹏 . 2018. 多特征约束的高分辨率光学遥感影像道路提取 . 遥感学报, 22(5): 777-791) [DOI: 10.11834/jrs.20188055]

Dai J G, Zhang L, Zhu E Z, Liao J C, Fang X X and Li J W. 2017. Principal line detection in remote sensing image. Journal of Remote Sensing, 21(2): 228-238 (戴激光, 张力, 朱恩泽, 廖健驰, 方鑫鑫,

李晋威 . 2017. 遥感影像主特征线检测 . 遥感学报, 21(2): 228-238) [DOI: 10.11834/jrs.20176234]

Ding L, Zhang B M, Guo H T and Lu J. 2017. Automatic road extraction from high-resolution remote sensing images assisted by vector data. Journal of Remote Sensing, 21(1): 84-95 (丁磊, 张保明, 郭海涛, 卢俊 . 2017. 矢量数据辅助的高分辨率遥感影像道路自动提取 . 遥感学报, 21(1): 84-95) [DOI: 10.11834/jrs.20175306]

Fischler M A and Elschlager R A. 1973. The representation and matching of pictorial structures. IEEE Transactions on Computers, C-22 (1): 67-92[DOI: 10.1109/T-C.1973.223602]

Frizzelle B G, Evenson K R, Rodriguez D A and Laraia B A. 2009. The importance of accurate road data for spatial applications in public health: customizing a road network. International Journal of Health Geographics, 8: 24[DOI: 10.1186/1476-072X-8-24]

Fu G. 2014. Road Extraction Method Using Multi-Source Remote Sensing Data. Beijing: Tsinghua University: 98-111 (傅罡 . 2014. 多源遥感数据的道路提取方法研究 . 北京: 清华大学: 98-111)

Fu G, Zhao H R, Li C and Shi L M. 2013. Road detection from optical remote sensing imagery using circular projection matching and tracking strategy. Journal of the Indian Society of Remote Sensing, 41(4): 819-831[DOI: 10.1007/s12524-013-0295-y]

Gong J Y and Ji S P. 2018. Photogrammetry and deep learning. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 47(6): 693-704 (龚健雅, 季顺平 . 2018. 摄影测量与深度学习 . 测绘学报, 47(6): 693-704) [DOI: 10.11947/j.AGCS.2018.20170640]

Grinias I, Panagiotakis C and Tziritas G. 2016. MRF-based segmentation and unsupervised classification for building and road detection in peri-urban areas of high-resolution satellite images. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 122: 145-166 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2016.10.010]

Gruen A and Li H H. 1997. Semi-automatic linear feature extraction by dynamic programming and LSB-Snakes. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 63(8): 985-995

Han J, Guo Q and Li A. 2017. Road extraction based on unsupervised classification and geometric-texture-spectral features for high-resolution remote sensing images. Journal of Image and Graphics, 22 (12): 1788-1797 (韩洁, 郭擎, 李安 . 2017. 结合非监督分类和几何—纹理—光谱特征的高分影像道路提取 . 中国图象图形学报, 22(12): 1788-1797) [DOI: 10.11834/jig.170222]

Haverkamp D S. 2002. Extracting straight road structure in urban environments using IKONOS satellite imagery. Optical Engineering, 41(9): 2107-2111 [DOI: 10.1117/1.1496785]

Heijmans H, Buckley M and Talbot H. 2005. Path openings and closings. Journal of Mathematical Imaging and Vision, 22(2/3): 107-119[DOI: 10.1007/s10851-005-4885-3]

Herumurti D, Uchimura K, Koutaki G and Uemura T. 2013. Urban road network extraction based on zebra crossing detection from a very high resolution RGB aerial image and DSM data//Proceedings of 2013 International Conference on Signal-Image Technology and Internet-Based Systems. Kyoto Japan: IEEE: 79-84[DOI: 10.1109/SITIS.2013.24]

Hu X Y, Tao C V and Hu Y. 2004. Automatic road extraction from dense urban area by integrated processing of high resolution imagery and LIDAR data. International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 35(B3): 288-292

Hu X Y, Zhang Z X and Zhang J Q. 2000. An approach of semiautomated road extraction from aerial images based on template matching and neural network. International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, 33(B3): 994-999

Hu X Y, Zhang Z X and Zhang J Q. 2002. Semiautomatic extraction of linear object form aerial image. Journal of Image and Graphics, 7 (2): 137-140 (胡翔云, 张祖勋, 张剑清 . 2002. 航空影像上线状地物的半自动提取 . 中国图象图形学报, 7(2): 137-140) [DOI: 10.11834/jig.20020233]

Hu Z W, Li Q Q, Zou Q, Zhang Q and Wu G F. 2016. A bilevel scale-sets model for hierarchical representation of large remote sensing images. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 54(12): 7366-7377 [DOI: 10.1109/TGRS.2016.2600636]

Huang X and Zhang L P. 2009. Road centreline extraction from High-resolution imagery based on multiscale structural features and support vector machines. International Journal of Remote Sensing, 30(8): 1977-1987 [DOI: 10.1080/01431160802546837]

Huang X and Zhang L P. 2013. An SVM ensemble approach combining spectral, structural, and semantic features for the classification of high-resolution remotely sensed imagery. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 51(1): 257-272[DOI: 10.1109/TGRS.2012.2202912]

Huang X, Zhang L P and Li P X. 2007. Classification and extraction of spatial features in urban areas using high-resolution multispectral imagery. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 4(2): 260-264 [DOI: 10.1109/LGRS.2006.890540]

Inglada J. 2007. Automatic recognition of man-made objects in high resolution optical remote sensing images by SVM classification of geometric image features. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 62(3): 236-248 [DOI: 10.1016/j. isprsjprs. 2007.05.011]

Karaman E, Çinar U, Gedik E, Yardımcı Y and Halıcı U. 2012. A new algorithm for automatic road network extraction in multispectral satellite images//Proceedings of the 4th GEOBIA. Rio de Janeiro, Brazil: [s.n.]: 455-459

Kass M, Witkin A and Terzopoulos D. 1988. Snakes: active contour models. International Journal of Computer Vision, 1(4): 321-331 [DOI: 10.1007/BF00133570]

Kim T, Park S R, Kim M G, Jeong S and Kim K O. 2004. Tracking road centerlines from high resolution remote sensing images by least squares correlation matching. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 70(12): 1417-1422 [DOI: 10.14358/PERS.70.12.1417]

Krizhevsky A, Sutskever I and Hinton G E. 2012. ImageNet classifica-

tion with deep convolutional neural networks//Proceedings of the 25th International Conference on Neural Information Processing Systems. Lake Tahoe, Nevada: Curran Associates Inc.: 1097-1105

Kumar M, Singh R K, Raju P L N and Krishnamurthy Y V N. 2014. Road network extraction from high resolution multispectral satellite imagery based on object oriented techniques. ISPRS Annals of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, II-8: 107-110 [DOI: 10.5194/isprsannals-II-8-107-2014]

Lécun Y, Bottou L, Bengio Y and Haffner P. 1998. Gradient-based learning applied to document recognition. Proceedings of the IEEE, 86(11): 2278-2324 [DOI: 10.1109/5.726791]

Leninisha S and Vani K. 2015. Water flow based geometric active deformable model for road network. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 102: 140-147 [DOI: 10.1016/j. isprsjprs.2015.01.013]

Li C and Li F F. 2013. Auto-extracting sub-pixel line feature of digital images based on hypothesis testing. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 42(1): 67-72 (李畅, 李芳芳 . 2013. 基于假设检验的数字影像线状特征亚像素自动提取 . 测绘学报, 42(1): 67-72)

Li C F, Liu L, Zhou T G and Zhang L. 2009. Study on road extraction from high-resolution remote sensing image based on street trees. Remote Sensing Information, (1): 32-35 (李成范, 刘岚, 周廷刚, 张力 . 2009. 基于行道树的高分辨率遥感影像道路提取研究 . 遥感信息, (1): 32-35) [DOI: 10.3969/j.issn.1000-3177.2009.01.007]

Li C M, Kao C Y, Gore J C and Ding Z H. 2008. Minimization of region-scalable fitting energy for image segmentation. IEEE Transactions on Image Processing, 17(10): 1940-1949 [DOI: 10.1109/TIP.2008.2002304]

Li G, An J L and Chen C H. 2011. Automatic road extraction from high-resolution remote sensing image based on bat model and mutual information matching. Journal of Computers, 6(11): 2417-2426[DOI: 10.4304/jcp.6.11.2417-2426]

Li H S, Huang P P and Su Y. 2015. A method for road extraction from remote sensing imagery. Remote Sensing for Land and Resources, 27(2): 56-62 (李华胜, 黄平平, 苏莹 . 2015. 一种提取遥感影像中道路信息的方法 . 国土资源遥感, 27(2): 56-62) [DOI: 10.6046/gtzyyg.2015.02.09]

Li J, Qin Q M, Xie C and Zhao Y. 2012. Integrated use of spatial and semantic relationships for extracting road networks from floating car data. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 19: 238-247 [DOI: 10.1016/j.jag.2012.05.013]

Li M M, Stein A, Bijker W and Zhan Q M. 2016a. Region-based urban road extraction from VHR satellite images using binary partition tree. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 44: 217-225[DOI: 10.1016/j.jag.2015.09.005]

Li P K, Zang Y, Wang C, Li J, Cheng M, Luo L and Yu Y. 2016b. Road network extraction via deep learning and line integral convolution//Proceedings of 2016 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Beijing, China: IEEE: 1599-1602 [DOI: 10.1109/IGARSS.2016.7729408]

Li Q P, Fan H C, Luan X C, Yang B S and Liu L. 2014. Polygon-based approach for extracting multilane roads from OpenStreetMap urban road networks. International Journal of Geographical Information Science, 28(11): 2200-2219 [DOI: 10.1080/13658816.2014.915401]

Lian R B, Wang W X and Li J. 2018. Road extraction from high-resolution remote sensing images based on adaptive circular template and saliency map. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 47(7): 950-958 (连仁包, 王卫星, 李娟 . 2018. 自适应圆形模板及显著图的高分辨遥感图像道路提取 . 测绘学报, 47(7): 950-958) [DOI: 10.11947/j.AGCS.2018.20170596]

Lin X G, Zhang J X, Li H T and Yang J H. 2009. Semi-automatic extraction of ribbon road from high resolution remotely sensed imagery by a T-shaped template matching. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 34(3): 293-296 (林祥国, 张继贤, 李海涛, 杨景辉 . 2009. 基于T型模板匹配半自动提取高分辨率遥感影像带状道路 . 武汉大学学报(信息科学版), 34(3): 293-296) [DOI: 10.13203/j.whugis2009.03.027]

Liu B, Wu H Y, Wang Y D and Liu W M. 2015. Main road extraction from ZY-3 grayscale imagery based on directional mathematical morphology and VGI prior knowledge in urban areas. PLoS One, 10(9): e0138071[DOI: 10.1371/journal.pone.0138071]

Liu R Y, Song J F, Quan Y N, Xu P F, Xue Q, Yang Y and Miao Q G. 2017. Automatic road extraction method for high-resolution remote sensing images. Journal of Xidian University, 44(1): 100-105 (刘如意, 宋建锋, 权义宁, 许鹏飞, 雪晴, 杨云, 苗启广 . 2017. 一种自动的高分辨率遥感影像道路提取方法 . 西安电子科技大学学报(自然科学版), 44(1): 100-105) [DOI: 10.3969/j.issn.1001-2400.2017.01.018]

Liu W F, Zhang Z Q, Li S Y and Tao D P. 2017. Road detection by using a generalized Hough transform. Remote Sensing, 9(6): 590 [DOI: 10.3390/rs9060590]

Lv Z, Jia Y H, Zhang Q and Chen Y F. 2017. An adaptive multifeature sparsity-based model for semiautomatic road extraction from high-resolution satellite images in urban areas. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 14(8): 1238-1242 [DOI: 10.1109/LGRS.2017.2704120]

Maboudi M, Amini J, Hahn M and Saati M. 2016. Road network extraction from VHR satellite images using context aware object feature integration and tensor voting. Remote Sensing, 8(8): 637 [DOI: 10.3390/rs808063]

Maboudi M, Amini J, Hahn M and Saati M. 2017. Object-based road extraction from satellite images using ant colony optimization. International Journal of Remote Sensing, 38(1): 179-198 [DOI: 10.1080/01431161.2016.1264026]

Maboudi M, Amini J, Malihi S and Hahn M. 2018 Integrating fuzzy object based image analysis and ant colony optimization for road extraction from remotely sensed images. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 138: 151-163 [DOI: 10.1016/j.is-

prsjprs.2017.11.014]

Maggiori E, Manterola H L and del Fresno M. 2015. Perceptual grouping by tensor voting: a comparative survey of recent approaches. IET Computer Vision, 9(2): 259-277 [DOI: 10.1049/iet-cvi.2014.0103]

Mayer H, Laptev I, Baumgartner A and Steger C. 1997. Automatic road extraction based on multi-Scale modeling, context, and snakes. International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, 32(3): 106-113.

McKeown D M and Denlinger J L. 1988. Cooperative methods for road tracking in aerial imagery//Proceedings CVPR '88: the Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Ann Arbor, MI, USA: IEEE: 662-672 [DOI: 10.1109/CVPR.1988.196307]

Mena J B. 2003. State of the art on automatic road extraction for GIS update: a novel classification. Pattern Recognition Letters, 24 (16): 3037-3058 [DOI: 10.1016/S0167-8655(03)00164-8]

Miao Z L, Shi W Z, Gamba P and Li Z B. 2015. An object-based method for road network extraction in VHR satellite images. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 8(10): 4853-4862 [DOI: 10.1109/JSTARS.2015.2443552]

Miao Z L, Shi W Z and Zhang H. 2013. A road centerline extraction algorithm from high resolution satellite imagery. Journal of China University of Mining and Technology, 42(5): 887-892, 898 (苗则朗, 史文中, 张华. 2013. 一种高分辨率影像道路中心线提取算法. 中国矿业大学学报, 42(5): 887-892, 898) [DOI: 10.13247/j.cnki.jcumt.2013.05.028]

Miao Z L, Wang B, Shi W Z and Zhang H. 2014. A semi-automatic method for road centerline extraction from VHR images. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 11(11): 1856-1860 [DOI: 10.1109/LGRS.2014.2312000]

Mnih V and Hinton G E. 2010. Learning to detect roads in high-resolution aerial images//Proceedings of the 11th European Conference on Computer Vision. Heraklion, Crete, Greece: Springer: 210-223 [DOI: 10.1007/978-3-642-15567-3_16]

Movaghati S, Moghaddamjoo A and Tavakoli A. 2010. Road extraction from satellite images using particle filtering and extended Kalman filtering. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 48(7): 2807-2817 [DOI: 10.1109/TGRS.2010.2041783]

Nakaguro Y, Makhanov S S and Dailey M N. 2011. Numerical experiments with cooperating multiple quadratic snakes for road extraction. International Journal of Geographical Information Science, 25(5): 765-783 [DOI: 10.1080/13658816.2010.498377]

Nikfar M, Zoej M J V, Mokhtarzade M and Shoorehdeli M A. 2015. Designing a new framework using type-2 FLS and cooperative-competitive genetic algorithms for road detection from ikonos satellite imagery. Remote Sensing, 7(7): 8271-8299 [DOI: 10.3390/rs70708271]

Osher S and Sethian J A. 1988. Fronts propagating with curvature-dependent speed: algorithms based on Hamilton-Jacobi formulations. Journal of Computational Physics, 79(1): 12-49[DOI: 10.1016/0021-9991(88)90002-2]

Poullis C. 2014. Tensor-Cuts: a simultaneous multi-type feature extractor and classifier and its application to road extraction from satellite images. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 95: 93-108 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2014.06.006]

Pudaruth S. 2016. Extraction of roads from remotely sensed images using a multi-angled template matching technique//Proceedings of the 3rd International Symposium on Computer Vision and the Internet. Jaipur, India: ACM: 21-29 [DOI: 10.1145/2983402.2983412]

Rahimi S, Arefi H and Bahmanyar R. 2015. Automatic road extraction based on integration of high resolution LiDAR and aerial imagery. International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, XL-1/W5: 583-587[DOI: 10.5194/isprsarchives-XL-1-W5-583-2015]

Raziq A, Xu A G and Li Y. 2016. Automatic extraction of urban road centerlines from high-resolution satellite imagery using automatic thresholding and morphological operation method. Journal of Geographic Information System, 8(4): 517-525[DOI: 10.4236/jgis.2016.84043]

Rochery M, Jermyn I H and Zerubia J. 2006. Higher order active contours. International Journal of Computer Vision, 69(1): 27-42 [DOI: 10.1007/s11263-006-6851-y]

Saba F, Valadan Zoej M J and Mokhtarzade M. 2016. Optimization of multiresolution segmentation for object-oriented road detection from high-resolution images. Canadian Journal of Remote Sensing, 42(2): 75-84 [DOI: 10.1080/07038992.2016.1160770]

Schubert H, van de Gronde J J, Roerdink J B T M. 2016. Efficient computation of greyscale path openings. Mathematical Morphology - Theory and Applications, 1(1): 189-202 [DOI: 10.1515/mathm-2016-0010]

Sengupta S K, Lopez A S, Brase J M and Paglieroni D W. 2004. Phase-based road detection in multi-source images//Proceedings of 2004 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Anchorage, AK, USA: IEEE: 3833-3836 [DOI: 10.1109/IGARSS.2004.1369959]

Sethian J A. 1996. A fast marching level set method for monotonically advancing fronts. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 93(4): 1591-1595[DOI: 10.1073/pnas.93.4.1591]

Sghaier M O and Lepage R. 2016. Road extraction from very high resolution remote sensing optical images based on texture analysis and beamlet transform. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 9(5): 1946-1958 [DOI: 10.1109/JSTARS.2015.2449296]

Shackelford A K and Davis C H. 2003. Fully automated road network extraction from high-resolution satellite multispectral imagery// Proceedings of 2003 IEEE International Geoscience and Remote

Sensing Symposium. Toulouse, France: IEEE: 461-463 [DOI: 10.1109/IGARSS.2003.1293809]

Shan J, Qin K, Huang C Q, Hu X Y, Yu Y, Hu Q W, Lin Z Y, Chen J P and Jia T. 2014. Methods of crowd sourcing geographic data processing and analysis. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 39(4): 390-396 (单杰, 秦昆, 黄长青, 胡翔云, 余洋, 胡庆武, 林志勇, 陈江平, 贾涛. 2014. 众源地理数据处理与分析方法探讨. 武汉大学学报(信息科学版), 39(4): 390-396) [DOI: 10.13203/j.whugis20130633]

Shao Y Z, Guo B X, Hu X Y and Di L P. 2011. Application of a fast linear feature detector to road extraction from remotely sensed imagery. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 4(3): 626-631 [DOI: 10.1109/JSTARS.2010.2094181]

Shi W Z, Zhu C Q and Wang Y. 2001. Road feature extraction from remotely sensed image: review and prospects. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 30(3): 257-262 (史文中, 朱长青, 王昱. 2001. 从遥感影像提取道路特征的方法综述与展望. 测绘学报, 30(3): 257-262) [DOI: 10.3321/j.issn:1001-1595.2001.03.014]

Simonyan K and Zisserman A. 2014. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition[EB/OL]. (2015-04-10). https://arxiv.org/abs/1409.1556

Song M J and Civco D. 2004. Road extraction using SVM and image segmentation. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 70(12): 1365-1371 [DOI: 10.14358/PERS.70.12.1365]

Sui H G, Hua L and Gong J Y. 2003. Automatic extraction of road networks from remotely sensed images based on GIS knowledge// Proceedings of SPIE 4898, Image Processing and Pattern Recognition in Remote Sensing. Hangzhou, China: SPIE: 226-238 [DOI: 10.1117/12.467277]

Sun C Y, Zhou T G, Chen S B, Shen J W, Wang J F and Yang H. 2015. Research of a semi-automatic extraction method for linear features based on rectangular template matching. Journal of Southwest University (Natural Science), 37(7): 155-160 (孙晨阳, 周廷刚, 陈圣波, 沈敬伟, 王骏飞, 杨桦. 2015. 基于矩形模板匹配的线状地物半自动提取方法研究. 西南大学学报(自然科学版), 37(7): 155-160) [DOI: 10.13718/j.cnki.xdzk.2015.07.023]

Talbot H and Appleton B. 2007. Efficient complete and incomplete path openings and closings. Image and Vision Computing, 25(4): 416-425 [DOI: 10.1016/j.imavis.2006.07.021]

Tang W and Zhao S H. 2011 Road extraction in quaternion space from high spatial resolution remotely sensed images basing on GVF Snake model. Journal of Remote Sensing, 15(5): 1040-1052 (唐伟, 赵书河. 2011. 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. 遥感学报, 15(5): 1040-1052) [DOI: 10.11834/jrs.20110239]

Toth C and Jóźków G. 2016. Remote sensing platforms and sensors: a survey. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 115: 22-36 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2015.10.004]

Treash K and Amaratunga K. 2000. Automatic road detection in grayscale aerial images. Journal of Computing in Civil Engineering, 14 (1): 60-69[DOI: 10.1061/ (ASCE)0887-3801(2000)14:1(60)]

Tunde A M and Adeniyi E E. 2012. Impact of road transport on agricultural development: a Nigerian example. Ethiopian Journal of Environmental Studies and Management, 5(3): 232-238[DOI: 10.4314/ejesm.v5i3.3]

Uemura T, Uchimura K and Koutaki G. 2011. Road extraction in urban areas using boundary code segmentation for DSM and aerial RGB images. Journal of the Institute of Image Electronics Engineers of Japan, 40(1): 74-85 [DOI: 10.11371/iieej.40.74]

Unsalan C and Sirmacek B. 2012. Road network detection using probabilistic and graph theoretical methods. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 50(11): 4441-4453 [DOI: 10.1109/TGRS.2012.2190078]

Vosselman G and de Knecht J. 1995. Road tracing by profile matching and Kaiman filtering//Gruen A, Kuebler O and Agouris P, eds. Automatic Extraction of Man-Made Objects from Aerial and Space Images. Basel: Birkhäuser Basel: 265-274 [DOI: 10.1007/978-3-0348-9242-1_25]

Wan J and Yilmaz A. 2018. Machine vision special issue: building match graph using deep convolution feature for structure from motion. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 47(6): 882-891 (万杰, Yilmaz A. 2018. 基于深度卷积特征的影像关系表创建方法. 测绘学报, 47(6): 882-891) [DOI: 10.11947/j.AGCS.2018.20180040]

Wang F P, Wang W X, Xue B Y, Cao T and Gao T. 2017. Road extraction from high-spatial-resolution remote sensing image by combining GVF Snake with salient features. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 46(12): 1978-1985 (王峰萍, 王卫星, 薛柏玉, 曹霆, 高婷. 2017. GVF Snake与显著特征相结合的高分辨率遥感图像道路提取. 测绘学报, 46(12): 1978-1985) [DOI: 10.11947/j.AGCS.2017.20170393]

Wang W F, Zhu S H, Feng Y H and Ding W L. 2012. Parallel edges detection from remote sensing image using local orientation coding. Acta Optica Sinica, 32(3): 0315001 (王文锋, 朱书华, 冯以浩, 丁伟利. 2012. 基于局部方向编码的遥感影像平行边缘识别. 光学学报, 32(3): 0315001) [DOI: 10.3788/AOS201232.0315001]

Wang W X, Yang N, Zhang Y, Wang F P, Cao T and Eklund P. 2016. A review of road extraction from remote sensing images. Journal of Traffic and Transportation Engineering (English Edition), 3(3): 271-282 [DOI: 10.1016/j.jtte.2016.05.005]

Wang Z H, Hu X Y and Shan J. 2015. A rasterization-based hierarchical approach for urban road centerline extraction from crowdsourcing GPS floating car data. Bulletin of Surveying and Mapping, (8): 22-24, 34 (王振华, 胡翔云, 单杰. 2015. 众源GPS浮动车数据中城市道路中心线分级提取的栅格化方法. 测绘通报, (8): 22-24, 34) [DOI: 10.13474/j.cnki.11-2246.2015.0236]

Wegner J D, Montoya-Zegarra J A and Schindler K. 2015. Road networks as collections of minimum cost paths. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 108: 128-137 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2015.07.002]

Wei Y N, Wang Z L and Xu M. 2017. Road structure refined CNN for road extraction in aerial image. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 14(5): 709-713 [DOI: 10.1109/LGRS. 2017. 2672734]

Wiedemann, C, 2003. External evaluation of road networks. International Archives Of Photogrammetry, Remote Sensing And Spatial Information Sciences 34 (Part 3/W8), 93-98

Willrich F. 2002. Quality control and updating of road data by GIS-driven road extraction from imagery. Proceedings of Joint International Symposium on Geospatial Theory, Processing, and Applications. Ottawa: [s.n.]: 1-7

Wu L and Hu Y A. 2010. A survey of automatic road extraction from remote sensing images. Acta Automatica Sinica, 36(7): 912-922 (吴亮, 胡云安. 2010. 遥感图像自动道路提取方法综述. 自动化学报, 36(7): 912-922) [DOI: 10.3724/SP.J.1004.2010.00912]

Wu X W and Xu H Q. 2010. Level set method major roads information extract from high-resolution remote-sensing imagery. Journal of Astronautics, 31(5): 1495-1502 (吴学文, 徐涵秋. 2010. 一种基于水平集方法提取高分辨率遥感影像中主要道路信息的算法. 宇航学报, 31(5): 1495-1502) [DOI: 10.3873/j. issn. 1000-1328. 2010.05.038]

Xu C Y and Prince J L. 1997. Gradient vector flow: a new external force for snakes//Proceedings of 1997 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. San Juan, Puerto Rico, USA: IEEE: 66-71 [DOI: 10.1109/CVPR.1997. 609299]

Xu Y Y, Xie Z, Feng Y X and Chen Z L. 2018. Road extraction from high-resolution remote sensing imagery using deep learning. Remote Sensing, 10(9): 1461 [DOI: 10.3390/rs10091461]

Yang C, Duraiswami R, DeMenthon D and Davis L. 2003. Mean-shift analysis using quasi-newton methods//Proceedings of 2003 International Conference on Image Processing. Barcelona, Spain: IEEE: II-447 [DOI: 10.1109/ICIP.2003.1246713]

Yang Y and Zhu C Q. 2010. Extracting road centrelines from high-resolution satellite images using active window line segment matching and improved SSDA. International Journal of Remote Sensing, 31(9): 2457-2469 [DOI: 10.1080/01431160903019288]

Yin D D, Du S H, Wang S W and Guo Z. 2015. A direction-guided ant colony optimization method for extraction of urban road information from very-high-resolution images. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 8(10): 4785-4794 [DOI: 10.1109/JSTARS.2015.2477097]

Yu J, Yu F, Zhang J and Liu Z Y. 2013. High resolution remote sensing image road extraction combining region growing and road-unit. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 38(7): 761-764 (余洁, 余峰, 张晶, 刘振宇. 2013. 结合区域生长与道路基元的高分辨率遥感影像道路提取. 武汉大学学报(信息科学版), 38(7): 761-764) [DOI: 10.13203/j.whugis2013.07.014]

Zhang J Q, Liu P F, Wang H and Liu Y L. 2010. Semi-automatic road extraction with Meanshift algorithm. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 35(6): 719-722 (张剑清, 刘朋飞, 王华, 刘永亮. 2010. 利用Meanshift进行道路提取. 武汉大学学报(信息科学版), 35(6): 719-722) [DOI: 10.13203/j.whugis2010. 06.028]

Zhang J X, Lin X G, Liu Z J and Shen J. 2011. Semi-automatic road tracking by template matching and distance transformation in urban areas. International Journal of Remote Sensing, 32(23): 8331-8347 [DOI: 10.1080/01431161.2010.540587]

Zhang Q P and Couloigner I. 2006. Benefit of the angular texture signature for the separation of parking lots and roads on high resolution multi-spectral imagery. Pattern Recognition Letters, 27(9): 937-946 [DOI: 10.1016/j.patrec.2005.12.003]

Zhang Z X, Liu Q J and Wang Y H. 2018. Road extraction by deep residual U-Net. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 15 (5):749-753 [DOI: 10.1109/LGRS.2018.2802944]

Zhu E Z, Song W D and Dai J G. 2016. Road extraction of high-resolution remote sensing images based on improved SVM. Science of Surveying and Mapping, 41(12): 224-228 (朱恩泽, 宋伟东, 戴激光. 2016. 改进支持向量机的高分遥感影像道路提取. 测绘科学, 41(12): 224-228) [DOI: 10.16251/j. cnki. 1009-2307.2016. 12.044]

Development and prospect of road extraction method for optical remote sensing image

DAI Jiguang, WANG Yang, DU Yang, ZHU Tingting, XIE Shizhe, LI Chengcheng, FANG Xinxin

School of Geomatics, Liaoning Technical University, Fuxin 123000, China

Abstract: Road extraction from remote sensing image has important practical value. It presents a major issue in the field of remote sensing. In recent years, the geometric texture of the target objects of aviation and satellite optical images has been refined in the wake of the rapid development of aviation technology. Thus, this technology provides a sufficient basis for automatic extraction of road information. However, full automation of road extraction through existing methods is difficult. In view of this issue, this study collects and synthesizes the existing

methods on the basis of a large number of related literature in recent years. Ultimately, these road extraction methods are divided into four categories: template matching, knowledge-driven, object-oriented, and deep learning.

Template matching methods can be generally divided into rule template and variable template according to template type. The difference between the two types is whether the template can be drawn with regular graphics. Template matching mainly consists of the following three steps: template design, measure analysis, and location update. The template design can usually be set manually or by certain rules. Then, the target template is given in the measure analysis. Furthermore, the extreme value of the region is found by the measure function within the defined area. Lastly, the location of the road centerline is dynamically updated.

Roads, as artificial ruled features, provide large information. Hence, knowledge-driven methods based on relevant knowledge are used in road extraction work. On the basis of the relationship between knowledge and road, this study divides the knowledge-driven methods by three kinds: geometric knowledge, context knowledge, and auxiliary knowledge. Three methods are described as follows: (1) Geometric knowledge. The model is mainly constructed on the basis of the geometric features of the road. (2) Contextual knowledge. The method utilizes road-related auxiliary knowledge (motor vehicles, trees, zebra crossings, et al.) to assist in identifying the road. (3) Assisting knowledge. Road extraction is guided by using multisource remote sensing data, vector data, GPS data, navigation data, and public source data.

With the rapid increase of spatial resolution of optical remote sensing images, object-oriented methods have gradually become one of key methods in road extraction. First, the method selects the spectral and geometric feature criteria to segment image. Second, the geometric radiation similarity criterionis used to classify the segmentation region. Finally, the road extraction results are released by post-processing methods, such as mathematical morphology, matching tracking, and tensor voting.

Road extraction research belongs to the problem of remote sensing image interpretation, whereas deep learning supplies a new opportunity for satellite image interpretation in a semantic direction. Deep learning extracts road information with high precision through convolution, pooling, and training. Nevertheless, road breakage and mistaken extraction problems still exist.

At the end of the study, the direction of development of road extraction is envisioned. Two main trends are proposed: (1) a multimethod complementary road extraction system and (2) deep integration of deep learning and traditional methods. Thus, the detection area should be studied further.

Key words: optic, remote sensing imagery, road extraction, template matching, knowledge-driven, object-oriented, deep learning

Supported by National Natural Science Foundation of China (No. 41271374, 41871379); Key Natural Science Plan Fund in Liaoning Province (No. 20170520141); Public Welfare Research Fund in Liaoning Province (No. 20170003); Key Laboratory for National Geograophy State Monitoring (National Administration of Surveying, Mapping and Geoinformation) (No. 2018NGCM01); Beijing Key Laboratory of Urban Spatial Information Engineering (No. 2020221)