

# 一种高分辨率遥感图像道路自动提取方法

魏 清<sup>1</sup>, 艾玲梅<sup>2</sup>, 叶雪娜<sup>2</sup>

(1. 陕西省交通规划设计研究院, 陕西 西安 710065;

2. 陕西师范大学 计算机科学学院, 陕西 西安 710119)

**摘 要:** 高分辨率遥感图像道路提取是遥感界关注的重要研究领域, 如何快速、有效、智能地进行遥感信息分析和处理是当今遥感界迫切需要解决的问题, 自动道路提取方法称为道路提取研究的热点。针对道路提取受遥感图像噪声和树木阴影等复杂自然场景因素影响的问题, 提出一种基于卷积神经网络 (CNN) 和数学形态学算法相结合的自动道路提取方法。首先, 构建出深度卷积神经网络模型, 在训练卷积神经网络模型时, 通过改进的批量随机梯度下降算法 (MBGD) 来训练深度卷积神经网络; 然后, 利用训练好的深度卷积神经网络进行道路特征的提取; 最后, 结合数学形态学优化算法进一步优化道路提取结果。实验结果表明, 该方法能提取出完整的道路区域。

**关键词:** 道路提取; 卷积神经网络; 批量梯度下降算法; 形状特征分析

中图分类号: TP301

文献标识码: A

文章编号: 1673-629X(2019)06-0130-04

doi: 10.3969/j.issn.1673-629X.2019.06.027

## An Automatic Road Extraction Method for High-resolution Remote Sensing Images

WEI Qing<sup>1</sup>, AI Ling-mei<sup>2</sup>, YE Xue-na<sup>2</sup>

(1. Shaanxi Provincial Transport Planning Design and Research Institute, Xi'an 710065, China;

2. School of Computer Science, Shaanxi Normal University, Xi'an 710119, China)

**Abstract:** Road extraction from high resolution remote sensing images is an important research field of remote sensing community. How to analyze and process remote sensing information quickly, effectively and intelligently is an urgent problem to be solved in the field of remote sensing. Automatic road extraction is the hot spot in the research of road extraction. Aiming at the problem that road extraction is affected by complex natural scene factors such as remote sensing image noise and tree shadow, we propose an automatic road extraction method based on convolution neural network (CNN) and mathematical morphology algorithm. Firstly, the deep convolution neural network is constructed and trained by the improved MBGD algorithm when training convolution neural network model. Then, the trained deep convolution neural network is used to extract the road features. Finally, the morphological optimization algorithm is used to further optimize the road extraction results. Experiment shows that this method can extract complete road.

**Key words:** road extraction; convolution neural network; mini-batch gradient descent; shape feature analysis

### 1 概 述

目前, 获取高分辨率遥感图像数据已不再是难题, 如何快速、智能地获取遥感图像目标信息是当今遥感界迫切需要解决的问题, 它关系到遥感技术的利用价值及应用的普及程度<sup>[1]</sup>。道路作为重要的基础地理信息, 是遥感图像目标提取研究的关键内容。遥感图像道路提取方法可分为自动和半自动提取两类<sup>[2]</sup>。熊立伟等<sup>[3]</sup>基于 Snake 模型进行道路提取。该方法优化改

进了传统 Snake 模型初始条件, 又采用了 Williams<sup>[4]</sup>提出的快速贪婪算法作为收敛方法, 能够很好地提取道路轮廓, 且不受噪声、阴影等因素的影响, 但是其通用性较低。谭仁龙等<sup>[3]</sup>提出基于圆形模板匹配的方法进行道路提取。该方法保留了模板匹配算法的优势, 舍去了矩形模板的旋转角度计算, 又结合图像灰度、形态学梯度、道路中心点之间的夹角信息, 使用迭代内插的方法搜索加密道路中心点, 对于提取曲线道路的效

收稿日期: 2018-04-27

修回日期: 2018-08-23

网络出版时间: 2019-03-06

基金项目: 国家自然科学基金 (61672021); 陕西省自然科学基金基础研究计划资助项目 (2017JM6108); 陕西省交通运输厅 2016 年度交通科技项目 (16-55X); 公路 BIM 建模技术开发 (1204070238)

作者简介: 魏 清 (1964-), 男, 高级工程师, 研究方向为遥感信息工程。

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20190306.0907.022.html>

果较好。Anil 等<sup>[5]</sup> 利用统计区域合并 (statistical region merging, SRM) 算法进行图像分割, 然后采用离散曲线演化的骨架修剪方法提取道路网。SRM<sup>[6]</sup> 是一种基于自适应统计阈值合并的区域增长分割算法, 算法快速简单, 但对于提取有树木、房屋等阴影遮挡的道路效果一般。李琳等<sup>[7]</sup> 以图像分割和线特征提取为基础, 充分利用道路面状特征、线状特征的特点, 依据一定的判断原则来剔除非道路对象, 提取道路信息。该方法适用于提取遥感图像乡村道路和具有较多面状区域的城区道路。

目前, 半自动道路提取方法得到了广泛的应用, 但随着图像场景复杂度的不断提升, 该方法对人机交互操作的依赖性逐渐提高, 影响了其实用性。自动道路提取是高分辨率遥感影像道路提取的终极目标, 如何更好地去除非道路对象, 又尽可能保证道路信息的准确完整, 对道路的自动提取非常重要。深度神经网络因其分类精度高和特征提取准确等优点, 受到了广泛的关注, 特别是卷积神经网络 (convolution neural network, CNN), 能够自动提取目标特征, 在图像分类和目标识别等方面应用广泛<sup>[8]</sup>。数学形态学<sup>[9-11]</sup> 因其算法简单、速度快等特点在图像处理与模式识别领域得到了广泛应用。

基于以上研究, 文中提出一种结合卷积神经网络和数学形态学算法的道路自动提取方法。算法流程如图 1 所示。首先利用改进的 CNN 进行遥感图像分类,

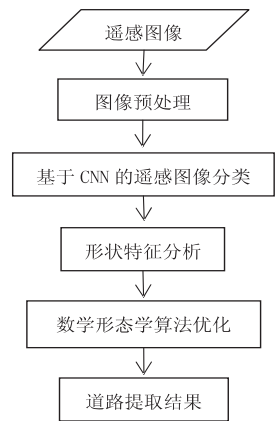


图 1 道路提取流程

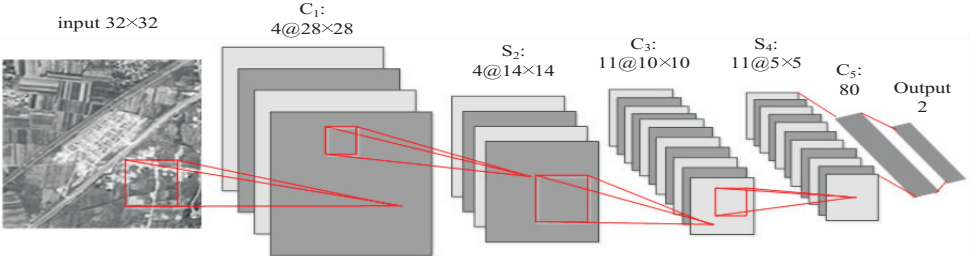


图 3 道路提取 CNN 结构

2.2 逻辑回归

CNN 训练时需要计算大量的参数, 直到训练出来

初步提取出道路类特征, 然后通过形状特征分析来剔除非道路类的小面积噪声, 最后采用数学形态学方法进行道路孔洞填充、细化等, 得到最终道路结果。

2 卷积神经网络

2.1 卷积神经网络模型简介

CNN 能直接使用原图像作为输入, 避免了对图像数据复杂的预处理, 是一种高效的识别方法。CNN 不同于一般神经网络的主要特征是具有卷积层和降采样层, 且卷积层与降采样层一般交替连接。CNN 的结构如图 2 所示。

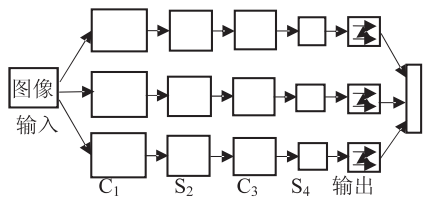


图 2 卷积网络结构

图 2 中 C 和 S 分别表示卷积层和降采样层, 该 CNN 结构中 2 个卷积层和 2 个降采样层交替连接。卷积层又称为特征提取层, 每层中神经元的输入与局部感受野相连, 提取局部特征。C<sub>1</sub> 层有三个特征图, 是由输入图像和三个不同的卷积核通过卷积得到的, 而同一个特征图使用相同的卷积核, 即同一个特征图共享权重和偏置。对于不同的降采样层又称为特征映射层, 通过选取前一层特征图局部区域统计后的值代替原局部区域值作为输出, 一般以局部区域的平均值、最大值作为统计值, 既保留了特征的显著性, 又减少了参数数量, 该过程具有对平移、形变、旋转的缩变不变性。S<sub>2</sub> 即为对 C<sub>1</sub> 进行子抽样得到的降采样层, 再通过卷积得到 C<sub>3</sub> 层, 该层采用同 S<sub>2</sub> 一样的方法得到 S<sub>4</sub>。在 CNN 末层一般会加上若干全连接层和一个分类器, 最后的输出节点数对应分类个数。CNN 中采用共享卷积核的方法大大降低了参数规模, 防止网络模型过于复杂, 而卷积操作记录了图像的空间信息, 有利于对图像信息的表达。

图 3 为文中道路提取的 CNN 结构。

的 CNN 模型在图像目标检测与分类上表现出期望的效果。选用逻辑回归 (logistic regression, LR) 分类法

将 CNN 提取出来的特征分成道路类和非道路类, LR 模型为非线性的 sigmoid 函数:

$$g(X) = 1 / (1 + e^{-\theta^T X}) \quad (1)$$

选取 LR 模型的损失函数(loss function)时, 要避免损失函数为非凸函数, 从而更有利于参数的求解。选用交叉熵损失函数来衡量 LR 分类器的准确度。函数公式为:

$$\begin{aligned} L(\theta) = & -\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \text{cost}(g_{\theta}(x_i), y_i) = \\ & -\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [y_i \log(g_{\theta}(x_i)) + \\ & (1 - y_i) \log(1 - g_{\theta}(x_i))] \end{aligned} \quad (2)$$

### 2.3 学习率

批量随机梯度下降算法(mini-batch gradient descent, MBGD)是常用的一种训练算法, 是对随机梯度下降算法(stochastic gradient descent, SGD)算法的一种改进, 具有更强的学习能力。其关键点是学习率大小的设定, 因为学习率的取值影响网络整个训练过程的训练速度。若学习率取值太小, 则会导致代价函数寻优过程缓慢, 且容易求取局部最优解, 难以获得全局最优解; 若学习率取值过大, 网络训练过程可以很快地获取最优解, 但极易出现震荡现象, 导致网络训练过程中的代价函数值持续在最优解的附近波动。

学习率有固定学习率和可变学习率两种, 固定学习率的取值设定较难, 需要依据频繁试验或者基于前人的经验来确定合适的取值。文中利用黄金分割法来自适应调整学习率大小, 缓解由学习率设置不合适带来的问题。

### 3 形状特征分析和数学形态学优化

采用改进的 CNN 对图像进行像素级分类, 基本能提取所有道路, 但房屋等非道路地物也被提取出来。高分遥感图像中道路一般为长条状, 其长度远大于宽度, 房屋则较多为规则的四边形。除此之外, 道路的面积一般较大, 有直线也有曲线。基于二者的特征即能实现对道路的进一步提取。

(1) 面积  $S$ 。计算图中各连通区域的面积, 选定合适的阈值滤除面积较小的区域。

(2) 圆弧度  $C^{[12]}$ 。由文献[12]可知, 道路长宽比

的计算有一定的难度, 特别是对于长宽比不均匀的曲线道路。然而不论直线道路还是曲线道路圆弧度都比较大, 因为圆形度的计算是多边形周长的平方与其面积的比值, 即:

$$C = \frac{P^2}{A} \quad (3)$$

其中,  $P$  和  $A$  分别为道路的周长和面积。

利用形状特征剔除非道路特征后, 道路周围的树木可能在道路上形成影子, 得到的道路会有孔洞, 且道路有所膨胀。因此, 需要采用形态学运算来进一步优化道路提取效果。

### 4 实验结果与分析

文中选取西安市临潼区的两幅全色高分辨率遥感图像进行实验, 两次实验采用的图像大小分别为  $309 \times 274$  和  $378 \times 266$ , 结果分别如图 4 和图 5 所示。这里所用的训练样本数目为 8 506, 样本大小为  $32 * 32$ , 测试样本的数目为 3 000。由图 4(b) 显示得到了比较完整的道路区域, 但仍有非道路区域被提取出来, 而且道路发生了膨胀, 因此利用形态学算法进行优化, 优化结果如图 4(c) 所示。剔除  $S$  小于 100 的区域, 因为道路的圆弧度比较大, 所以  $C$  的值设为 300, 将  $C$  值小于 300 的区域剔除, 最后运用形态学闭运算和细化算法来进一步优化道路效果, 如图 4(d) 所示为道路提取的最终结果。

对于另一张图片, 应用文中方法提取道路。设定  $S$  和  $C$  的值分别为 35 和 350, 最后采用形态学闭运算和细化算法进一步优化道路提取, 如图 5 所示。

图 4(a) 中有两条道路, 左边的道路与右边的南北方向道路相交。由图 4(b) 可知, 道路区域均能较为完整地提取出来。图 5(a) 上仅有一条道路, 但道路弯曲度较大。由图 5(b) 可知, 弯曲的道路被较完整地提取出来。图 4(b) 和图 5(b) 提取出来的道路都发生了一定的膨胀, 而且都存在小面积的非道路类噪声。结合形状特征分析和数学形态算法来进一步优化道路初步提取结果。实验 1 中, 去除  $S$  小于 100 的区域, 去除  $C$  值小于 300 的区域, 最后运用半径为 3 的圆盘形结构元素进行形态学闭运算和细化操作。实验 2 中, 设定  $S$  和  $C$  的值分别为 35 和 350, 最后采用半径为 2 的圆



(a) 灰度图

(b) CNN 分类结果

(c) 形状特征分析

(d) 形态学优化结果

(e) 结果叠加到原图

图 4 实验 1 道路提取结果



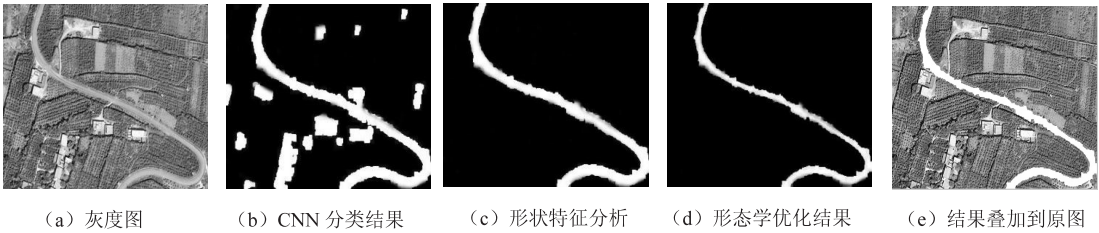


图5 实验2道路提取结果

盘形结构元素进行形态学闭运算和细化操作。如图4(c)和图5(c)所示,经形状特征分析后,非道路类小面积噪声都被剔除。接着,采用形态学算法来细化道路并填充道路表面的孔洞,道路提取最终结果如图4(d)和图5(d)所示。将提取的道路叠加到原图上,结果如图4(e)和5(e)所示,最终的道路信息能够很好地与原灰度图道路吻合。

进一步采用定量分析的方法来评价道路提取精度。参照文献[13]中所用的评价方法,即从准确度、遗漏误差和冗余误差三个指标来进行评价,计算公式分别如下:

遗漏误差 =  $\frac{\text{遗漏的线性目标长度}}{\text{线性目标总长度}}$  (4)

冗余误差 =  $\frac{\text{多余的线性目标长度}}{\text{线性目标总长度}}$  (5)

准确度 =  $\frac{\text{正确提取的线性目标总长度}}{\text{线性目标总长度}}$  (6)

其中,遗漏线性目标长度即将道路作为噪声剔除的道路长度,多余的线性目标长度即把噪声当成道路提取出来的长度。指标评价结果如表1所示。

表1 道路提取结果精确度评价

图像	遗漏误差	冗余误差	准确度
实验1 图像	6.87	0.43	91.08
实验2 图像	6.82	0.40	92.05
平均值	6.84	0.41	91.565

由表1可知,利用文中方法提取的道路结果中,遗漏误差、冗余误差和准确度的平均值分别为6.84、0.41、91.565,说明该方法能够很好地进行道路提取。

5 结束语

提出一种结合CNN模型和数学形态学算法自动提取高分辨率遥感图像道路的方法。首先利用改进的MBGD训练CNN模型对遥感图像分类提取道路类信息,然后结合形状特征分析和形态学算法进一步优化道路提取效果,得到比较完整的道路。与传统的道路提取方法相比,该方法利用CNN深度学习方法,能够有效、自动、智能地识别道路区域,符合现今对获取道路方法研究的发展要求。但该方法也存在诸多不足,

如没有总结出可靠的搭建CNN结构的方法,使其应用具有一定的局限性,这些都有待进一步的改进。

参考文献:

[1] 左娟,李勇军. 结合纹理与形状特征的高分辨率遥感影像道路提取[J]. 测绘,2013,36(3):111-113.

[2] 刘小丹,刘岩. 基于Hough变换和路径形态学的城区道路提取[J]. 计算机工程,2012,38(6):265-268.

[3] 谭仁龙,万幼川,袁芳,等. 基于圆形模板的高分辨率遥感影像道路半自动提取[J]. 测绘通报,2014(10):63-66.

[4] WILLIAMS D J, SHAH M. A fast algorithm for active contours and curvature estimation[C]//Proceedings of third international conference on computer vision. Osaka, Japan: IEEE,1992:592-595.

[5] ANIL P N,NATARAJAN S. Automatic road extraction from high resolution imagery based on statistical region merging and skeletonization[J]. International Journal of Engineering Science & Technology,2010,2(3):165-171.

[6] NOCK R,NIELSEN F. Statistical RegionMerging[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004,26(11):1452-1458.

[7] 谢谦礼,程承旗,马廷. 一种基于高分辨率遥感影像的道路提取方法[J]. 计算机工程与应用,2006,42(17):188-190.

[8] CIRESAN D C, MEIER U, GAMBARDELLA L M, et al. Convolutional neural network committees for handwritten character classification[C]//International conference on document analysis and recognition. Beijing, China: IEEE, 2011:1135-1139.

[9] SINGH P P, GARG R D. Automatic road extraction from high resolution satellite image using adaptive global thresholding and morphological operations[J]. Journal of the Indian Society of Remote Sensing,2013,41(3):631-640.

[10] 蔡红玥,姚国清. 基于分水岭算法的高分遥感图像道路提取优化方法[J]. 国土资源遥感,2013,25(3):25-29.

[11] 安如,冯学智,王慧麟. 基于数学形态学的道路遥感影像特征提取及网络分析[J]. 中国图象图形学报,2003,8(7):798-804.

[12] 苏腾飞,李洪玉,屈忠义. 高分辨率遥感图像道路分割算法[J]. 国土资源遥感,2015,27(3):1-6.

[13] 周秋琳. 顾及几何特征的数学形态学高分辨率遥感道路提取方法研究[D]. 长沙:中南大学,2013.