



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 108898092 A

(43)申请公布日 2018. 11. 27

(21)申请号 201810668951.4

(22)申请日 2018.06.26

(71)申请人 北京工业大学

地址 100124 北京市朝阳区平乐园100号

(72)发明人 李玉鑑 郭耀光 刘兆英 张婷

(74)专利代理机构 北京思海天达知识产权代理有限公司 11203

代理人 沈波

(51)Int. Cl.

G06K 9/00(2006.01)

G06N 3/04(2006.01)

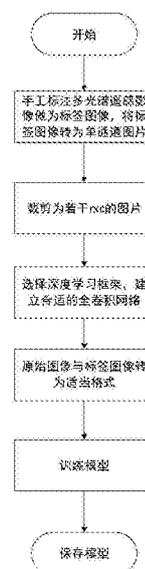
权利要求书1页 说明书3页 附图3页

(54)发明名称

基于全卷积神经网络的多光谱遥感影像路网提取方法

(57)摘要

本发明公开了一种用于提取多光谱遥感影像中路网的方法,首先需要使用多光谱遥感影像标注,建立标签图像,将标签图像转化为单通道图片。之后使用对多光谱图像与对应的标签图片进行裁剪,之后标签图片与对应的多光谱遥感影像转化为适当的格式。将转化格式后的标签图片与对应的多光谱遥感影像输入网络中进行训练,最后保存模型。使用多孔卷积来增加视野;最后一层中的卷积核数量从4096减少到1024,以减少内存消耗和执行一次前向-后向传输所花费的时间。



1. 基于全卷积神经网络的多光谱遥感影像路网提取方法, 其特征在于: 该方法包括以下步骤:

步骤1: 对多光谱遥感影像 II_s 的道路区域进行标注, 将标注结果表示为多光谱遥感影像的单通道图像 II_1 ; 多光谱遥感影像的单通道图像 II_1 中道路区域记为 R , 非道路区域记为 B ;

步骤2: 将宽为 W 高为 H 的多光谱遥感影像 II_s 与多光谱遥感影像的单通道图像 II_1 进行批量裁剪, 将其裁剪为若干宽为 r 高为 c 的图片, $r < W, c < H$, 组成对应的输入的数据对 (I^m, L^m) ;

步骤3: 选择深度学习框架, 以VGG-16网络的全卷积结构为基础建立神经网络, 其中网络输入的原始图像为步骤2中的 I^m , 网络输入的标签图像为步骤2中的 L^m ;

步骤4: 根据所选的深度学习框架将原始图像 I^m 与标签图像 L^m 转化为对应的输入的形式;

步骤5: 选择损失函数、优化函数对网络进行反向传播运算, 同时设置迭代次数、学习率等超参数, 将转换好格式的原始图像 I^m 与标签图像 L^m 输入网络进行训练, 保存模型用于测试。

2. 根据权利要求1所述的基于全卷积神经网络的多光谱遥感影像路网提取方法, 其特征在于: 所采用的网络结构建立在VGG-16网络的全卷积变体上, 并进行了一些修改: 首先, 使用多孔卷积来增加视野; 其次, 最后一层中的卷积核数量从4096减少到1024, 以减少内存消耗和执行一次前向-后向传输所花费的时间。

基于全卷积神经网络的多光谱遥感影像路网提取方法

技术领域

[0001] 本发明属于图像处理技术领域,尤其涉及一种基于全卷积神经网络的多光谱遥感影像路网提取方法。

背景技术

[0002] 多光谱遥感影像路网提取是指由算法自动在卫星采集的图像中标注出图像中的路段。传统的地图道路网络的识别与提取方法是,在生成路网的过程中,对地图道路信息的获取必须使用矢量绘图仪(数字化仪),通过手工将复杂的道路网逐点输入计算机才能实现地图矢量化过程,难以迅速得到满足精度要求的GIS矢量地图。

[0003] 随着遥感技术的发展,如何能够自动或半自动从多光谱遥感影像中提取路网的信息具有重要的现实意义,是国内外研究的重点。已有的道路提取方法针对不同的图像类型(光学遥感图像与遥感图像),不同的图像分辨率,不同区域的图像和不同的道路类型有不同的提取策略。从多光谱图像的路网提取主要分为三类:1,基于像素的道路网提取,该方法主要是从像素点中获取信息来进行道路提取。2,基于区域的路网提取,该方法是首先对图像进行分割与分类,然后把分割得到的区域按照一定的规则进行细化筛选,最终得到路网。3,基于知识的方法道路网提取,该方法是充分利用高光谱分辨率影像上的道路光谱特征,几何特征,上下文特征,空间特征建立道路模型知识库,通过高级库中高级知识对分割或分类后进行知识发现,从而提取道路信息。

[0004] 近些年,随着深度学习的方法的出现,自主学习特征已成为可能,网络层数的增加也使得神经网络的分类能力更强。本发明通过全卷积神经网络对图像区域进行分类,得到像素的分类结果;本发明可操作性,可扩展性较强,适用于各种条件下的道路提取任务。

发明内容

[0005] 本发明要解决的技术问题是,提供一种基于全卷积网络的路网提取方法,用于多光谱遥感影像中路网提取,通过语义分割对图像像素进行分类。为实现上述目的,本发明采用如下的技术方案:

[0006] 一种全卷积神经网络的多光谱遥感影像路网提取方法,该方法包括以下步骤:

[0007] 步骤1:对多光谱遥感影像 II_s 的道路区域进行标注,将标注结果表示为多光谱遥感影像的单通道图像 II_1 ;多光谱遥感影像的单通道图像 II_1 中道路区域记为R,非道路区域记为B;

[0008] 步骤2:将宽为W高为H的多光谱遥感影像 II_s 与多光谱遥感影像的单通道图像 II_1 进行批量裁剪,将其裁剪为若干宽为r高为c的图片($r < W, c < H$),组成对应的输入的数据对(I^m, L^m);

[0009] 步骤3:选择深度学习框架(如Tensorflow),以VGG-16网络的全卷积结构为基础建立神经网络,其中网络输入的原始图像为步骤2中的 I^m ,网络输入的目标图像为步骤2中的 L^m ;

[0010] 步骤4:根据所选的深度学习框架将原始图像 I^m 与标签图像 L^m 转化为对应的输入的形式(如.tfrecords);

[0011] 步骤5:选择损失函数、优化函数对网络进行反向传播运算,同时设置迭代次数、学习率等超参数,将转换好格式的原始图像 I^m 与标签图像 L^m 输入网络进行训练,保存模型用于测试。

[0012] 作为优选,所采用得网络结构建立在VGG-16网络的全卷积变体上,并进行了一些修改:首先,使用多孔卷积来增加视野;其次,最后一层中的卷积核数量从4096减少到1024,以减少内存消耗和执行一次前向-后向传输所花费的时间。

附图说明

[0013] 图1 (a) 为原图像;

[0014] 图1 (b) 标签图像;

[0015] 图2为本发明路网提取的方法流程图;

[0016] 图3 (a) 为测试原图像;

[0017] 图3 (b) 为本发明测试结果图像;

具体实施方式

[0018] 本发明实施例提供一种基于全卷积神经网络的多光谱遥感影像路网提取方法,下面结合相关附图对本发明进行解释和阐述:

[0019] 本发明是在全卷积神经网络的基础上,数据集为某地区多光谱遥感影像(通道数=4,像素值 $\in [0, 1023]$,大小为 30000×20000),选择Tensorflow为深度学习框架,采用在VGG-16网络的全卷积变体。

[0020] 本发明的实施方案流程如下:

[0021] 步骤1:对多光谱遥感影像数据 II_s (30000×20000) 使用Arcgis进行人工标注,得到标签图像,其中标签图像为仅含道路区域R(像素值为(255,0,0))以及背景区域B(像素值为(0,0,0)),将标签图像转化为单通道图像 II_1 ,转化后R的像素值为1,B的像素值为0;

[0022] 步骤2:使用gdal对多光谱遥感影像 II_s 与标签 II_1 进行的批量裁剪,图片大小为 321×321 ,,见附图1 (a), 1 (b) 所示,将其组成对应的输入的数据对(I^m, L^m);

[0023] 步骤3:选择Tensorflow为深度学习框架,网络结构选择建立在VGG-16网络的全卷积变体上,具体是将VGG-16的pool4的stride由2变为1,紧接着的conv5_1,conv5_2和conv5_3中hole_size改为2.接着pool5的stride由2变为1,后面的fc6中hole_size改为4,把fc6输出的feature map从4096减少到1024;

[0024] 步骤4:用gdal读取(I^m, L^m),将其转为img.tfrecords与label.tfrecords;

[0025] 步骤5:选择使用softmax交叉熵作为损失函数,并且使用Adam优化方法对损失进行最小化处理,降低损失值来进行反向传播进而进一步更新网络参数,设置迭代次数,将img.tfrecords与label.tfrecords输入网络进行训练,保存模型用于测试;

[0026] 步骤6:编写测试代码,通过训练中保存的模型,对多光谱遥感影像,见附图3 (a),进行测试,测试结果见附图3 (b)。

[0027] 以上实例仅用于描述本发明,而非限制本发明所描述的技术方案。因此,一切不脱

离本发明精神和范围的技术方案及其改进,均应涵盖在本发明的权利要求范围中。



图1 (a)

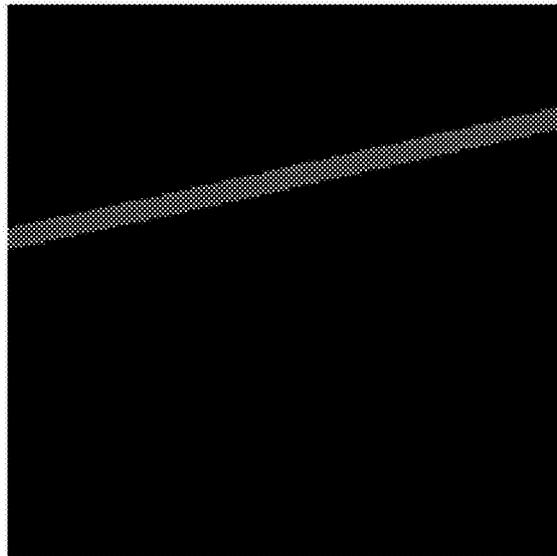


图1 (b)

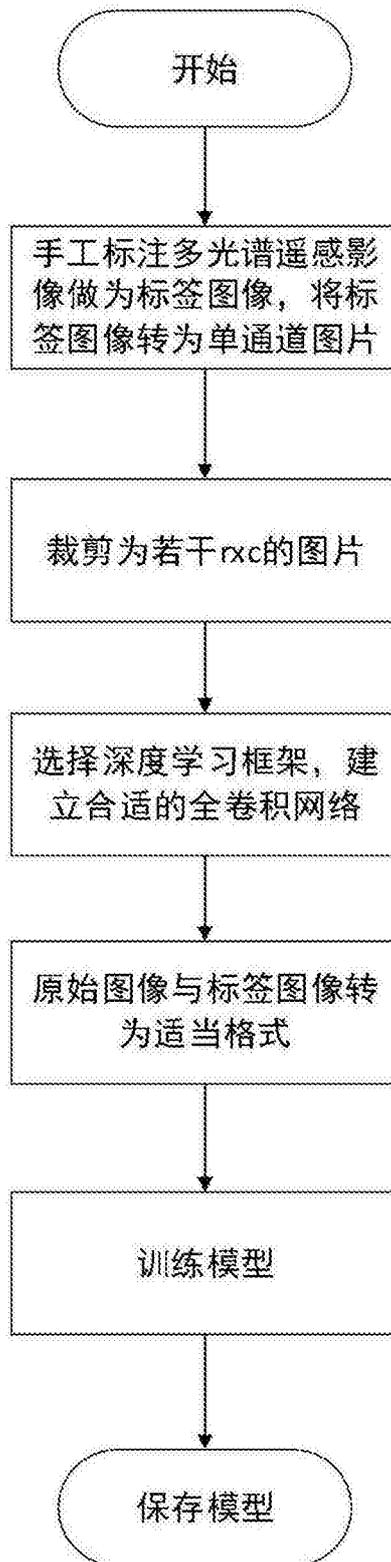


图2



图3 (a)

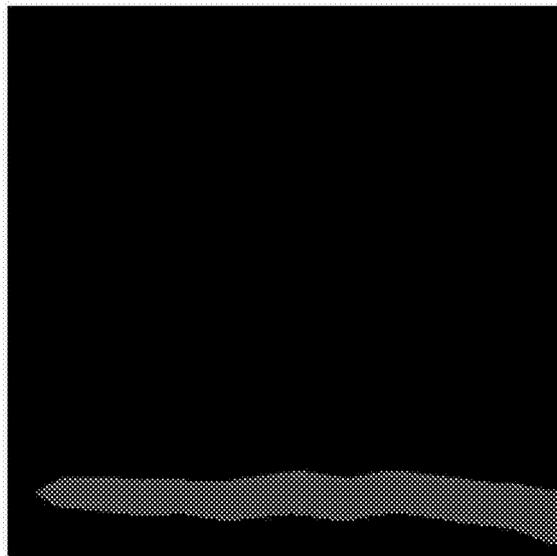


图3 (b)