



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 113658203 A

(43) 申请公布日 2021. 11. 16

(21) 申请号 202110963024.7

(22) 申请日 2021.08.20

(71) 申请人 上海商汤智能科技有限公司  
地址 200233 上海市徐汇区桂平路391号3  
号楼1605A室

(72) 发明人 孟令宣

(74) 专利代理机构 北京博思佳知识产权代理有  
限公司 11415  
代理人 靳玫

(51) Int. Cl.

G06T 7/13 (2017.01)

G06T 7/12 (2017.01)

G06T 7/11 (2017.01)

G06N 3/08 (2006.01)

G06N 3/04 (2006.01)

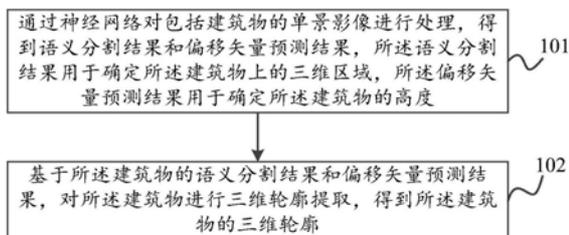
权利要求书4页 说明书15页 附图3页

(54) 发明名称

建筑物三维轮廓提取及神经网络的训练方法和装置

(57) 摘要

本公开实施例提供一种建筑物三维轮廓提取及神经网络的训练方法和装置,通过神经网络获取建筑物的偏移矢量预测结果来确定所述建筑物的高度,通过偏移矢量预测结果辅助语义分割结果来对建筑物进行三维轮廓提取,得到所述建筑物的三维轮廓,从而能够提高建筑物三维轮廓提取的准确度。



1. 一种建筑物三维轮廓提取方法,其特征在于,所述方法包括:

通过神经网络对包括建筑物的单景影像进行处理,得到语义分割结果和偏移矢量预测结果,所述语义分割结果用于确定所述建筑物上的三维区域,所述偏移矢量预测结果用于确定所述建筑物的高度;

基于所述建筑物的语义分割结果和偏移矢量预测结果,对所述建筑物进行三维轮廓提取,得到所述建筑物的三维轮廓。

2. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述语义分割结果包括用于确定建筑物边缘的边缘分割结果,以及用于确定建筑物上各区域的区域分割结果;

所述偏移矢量预测结果包括所述建筑物的屋顶区域和侧面的像素点的偏移矢量。

3. 根据权利要求2所述的方法,其特征在于,所述语义分割结果还包括以下至少一者:

用于确定所述建筑物的边缘方向的边缘方向分割结果;

用于确定建筑物底座区域的底座分割结果;

和/或

所述偏移矢量预测结果还包括以下至少一者:

所述单景影像中建筑物的平均偏移方向角;

所述建筑物的底座区域的像素点的偏移矢量,其中,所述底座区域的任意一个第二像素点的偏移矢量为所述第二像素点指向所述第二像素点在所述屋顶区域对应的第一像素点的矢量。

4. 根据权利要求1-3任一所述的方法,其特征在于,所述语义分割结果包括用于确定建筑物底座区域的底座分割结果,以及用于确定建筑物上各区域的区域分割结果,所述三维区域包括建筑物的屋顶区域;所述偏移矢量预测结果包括第一像素点的偏移矢量,所述第一像素点为所述屋顶区域的像素点;

所述神经网络基于以下方式获取所述底座分割结果:

针对每个第一像素点,基于所述第一像素点的偏移矢量对所述第一像素点进行平移,得到所述第一像素点对应的第二像素点;

基于各个第一像素点对应的第二像素点确定所述底座分割结果。

5. 根据权利要求1-4任一所述的方法,其特征在于,所述神经网络包括多个语义分割网络和多个预测网络,所述多个语义分割网络包括:

用于确定建筑物边缘的边缘分割网络;

用于确定建筑物上各区域的区域分割网络;

用于确定所述建筑物的边缘方向的边缘方向分割网络;

用于确定建筑物底座区域的底座分割网络;

所述多个预测网络包括:

用于确定所述建筑物的屋顶区域和侧面的像素点的偏移矢量的第一矢量预测网络;

用于确定所述建筑物的底座区域的像素点的偏移矢量的第二矢量预测网络;

用于确定所述单景影像中建筑物的平均偏移方向角的方向角预测网络。

6. 根据权利要求5所述的方法,其特征在于,所述方法还包括:

通过初始神经网络对样本影像进行处理,所述初始神经网络包括多个初始分割网络和多个初始预测网络,所述多个初始分割网络包括初始边缘分割网络、初始区域分割网络、初

始边缘方向分割网络和初始底座分割网络,所述初始预测网络包括初始第一矢量预测网络、初始第二矢量预测网络和初始方向角预测网络;

分别获取各个初始分割网络的分割损失以及各个初始预测网络的预测损失;

对各个初始分割网络的分割损失和各个初始预测网络的预测损失进行求和,得到所述初始神经网络的损失;

基于所述初始神经网络的损失对所述初始神经网络进行训练,得到所述神经网络。

7. 根据权利要求1-6任一所述的方法,其特征在于,所述方法还包括:

基于所述语义分割结果确定模板和目标域;

基于所述偏移矢量预测结果确定平移向量,基于所述平移向量对所述模板进行平移,并确定平移后所述模板与所述目标域之间的匹配度;

基于所述匹配度对所述偏移矢量预测结果进行优化,得到优化后的偏移矢量预测结果;

所述基于所述建筑物的语义分割结果和偏移矢量预测结果,对所述建筑物进行三维轮廓提取,包括:

基于所述建筑物的语义分割结果和优化后的偏移矢量预测结果,对所述建筑物进行三维轮廓提取。

8. 根据权利要求7所述的方法,其特征在于,所述偏移矢量预测结果包括所述屋顶区域的各个像素点的偏移矢量;所述基于所述偏移矢量预测结果确定平移向量,包括:

基于所述屋顶区域的各个像素点的偏移矢量的平均长度确定所述平移向量的长度范围,所述平均长度在所述长度范围内;

基于所述屋顶区域的各个像素点的偏移矢量的平均方向角确定所述平移向量的方向。

9. 根据权利要求8所述的方法,其特征在于,所述偏移矢量预测结果包括所述单景影像中建筑物的平均偏移方向角;所述基于所述屋顶区域的各个像素点的偏移矢量的平均方向角确定所述平移向量的方向,包括:

在所述平均长度小于预设长度的情况下,将所述单景影像中建筑物的平均偏移方向角确定为所述平移向量的方向;

在所述平均长度大于或等于所述预设长度的情况下,将所述屋顶区域的各个像素点的偏移矢量的平均方向角确定为所述平移向量的方向。

10. 根据权利要求7-9任一所述的方法,其特征在于,所述语义分割结果包括用于确定建筑物边缘的边缘分割结果;所述模板为屋顶区域与建筑物侧面之间的边缘,所述目标域为底座区域与建筑物侧面之间的边缘;和/或

所述语义分割结果包括用于确定建筑物边缘的边缘分割结果;所述模板为屋顶区域与建筑物侧面之间的边缘,所述目标域为建筑物侧面与非建筑物区域之间的边缘;和/或

所述语义分割结果包括用于确定建筑物上各区域的区域分割结果;所述模板为屋顶区域,所述目标域为底座区域。

11. 根据权利要求1-10任一所述的方法,其特征在于,所述语义分割结果包括用于确定建筑物边缘的边缘分割结果以及用于确定所述建筑物的边缘方向的边缘方向分割结果;所述方法还包括:

基于所述边缘方向分割结果对建筑物边缘进行多边形化处理;

所述基于所述建筑物的语义分割结果和偏移矢量预测结果,对所述建筑物进行三维轮廓提取,包括:

基于经多边形化处理的语义分割结果和偏移矢量预测结果,对所述建筑物进行三维轮廓提取。

12. 根据权利要求1-11任一所述的方法,其特征在于,所述单景影像包括受灾前待处理区域的第一单景影像和受灾后所述待处理区域的第二单景影像,所述建筑物的三维轮廓包括所述待处理区域中各建筑物受灾前的第一三维轮廓以及所述待处理区域中各建筑物受灾后的第二三维轮廓;所述方法还包括:

针对所述待处理区域中的每个建筑物,确定所述建筑物的第一三维轮廓和第二三维轮廓的相似度;

获取所述待处理区域中相似度低于预设相似度阈值的建筑物的数量;

基于所述相似度低于预设相似度阈值的建筑物的数量确定所述待处理区域的受灾程度。

13. 根据权利要求1-12任一所述的方法,其特征在于,所述方法还包括:

获取所述建筑物的三维轮廓中屋顶区域的面积;

在所述建筑物的屋顶区域的面积大于预设面积阈值的情况下,确定所述建筑物为违章建筑物。

14. 一种神经网络的训练方法,其特征在于,所述方法包括:

通过初始神经网络对样本影像进行处理,所述初始神经网络包括初始分割网络和初始预测网络,所述初始分割网络用于获取语义分割结果,所述语义分割结果用于确定建筑物上的三维区域,所述初始预测网络用于获取偏移矢量预测结果,所述偏移矢量预测结果用于确定所述建筑物的高度;

分别获取所述初始分割网络的损失以及所述初始预测网络的损失,基于所述初始分割网络的损失以及所述初始预测网络的损失确定所述初始神经网络的损失;

基于所述初始神经网络的损失对所述初始神经网络进行训练。

15. 根据权利要求14所述的方法,其特征在于,所述语义分割网络包括:

用于确定建筑物边缘的边缘分割网络;

用于确定建筑物上各区域的区域分割网络;

所述预测网络包括:

用于确定所述建筑物的屋顶区域和侧面的像素点的偏移矢量的第一矢量预测网络。

16. 根据权利要求15所述的方法,其特征在于,所述语义分割网络还包括以下至少一者:

用于确定所述建筑物的边缘方向的边缘方向分割网络;

用于确定建筑物底座区域的底座分割网络;

和/或

所述预测网络还包括以下至少一者:

用于确定所述建筑物的底座区域的像素点的偏移矢量的第二矢量预测网络;以及

用于确定所述单景影像中建筑物的平均偏移方向角的方向角预测网络。

17. 一种建筑物三维轮廓提取装置,其特征在于,所述装置包括:

第一处理模块,用于通过神经网络对包括建筑物的单景影像进行处理,得到语义分割结果和偏移矢量预测结果,所述语义分割结果用于确定所述建筑物上的三维区域,所述偏移矢量预测结果用于确定所述建筑物的高度;

轮廓提取模块,用于基于所述建筑物的语义分割结果和偏移矢量预测结果,对所述建筑物进行三维轮廓提取,得到所述建筑物的三维轮廓。

18. 一种神经网络的训练装置,其特征在于,所述装置包括:

第二处理模块,用于通过初始神经网络对样本影像进行处理,所述初始神经网络包括初始分割网络和初始预测网络,所述初始分割网络用于获取语义分割结果,所述语义分割结果用于确定建筑物上的三维区域,所述初始预测网络用于获取偏移矢量预测结果,所述偏移矢量预测结果用于确定所述建筑物的高度;

损失获取模块,用于分别获取所述初始分割网络的损失以及所述初始预测网络的损失,基于所述初始分割网络的损失以及所述初始预测网络的损失确定所述初始神经网络的损失;

训练模块,用于基于所述初始神经网络的损失对所述初始神经网络进行训练。

19. 一种计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序,其特征在于,该程序被处理器执行时实现权利要求1至16任意一项所述的方法。

20. 一种计算机设备,包括存储器、处理器及存储在存储器上并可在处理器上运行的计算机程序,其特征在于,所述处理器执行所述程序时实现权利要求1至16任意一项所述的方法。

## 建筑物三维轮廓提取及神经网络的训练方法和装置

### 技术领域

[0001] 本公开涉及计算机视觉技术领域,尤其涉及建筑物三维轮廓提取及神经网络的训练方法和装置。

### 背景技术

[0002] 从遥感影像中获得建筑物的三维轮廓是测绘的重要需求之一,能够为灾害评估,环境监管,居民管理,城市规划等提供重要的数据支撑。然而,对于较高的建筑物,相关技术中的建筑物三维轮廓提取方式难以准确地提取出建筑物的三维轮廓。

### 发明内容

[0003] 本公开提供一种建筑物三维轮廓提取及神经网络的训练方法和装置。

[0004] 第一方面,本公开实施例提供一种建筑物三维轮廓提取方法,所述方法包括:通过神经网络对包括建筑物的单景影像进行处理,得到语义分割结果和偏移矢量预测结果,所述语义分割结果用于确定所述建筑物上的三维区域,所述偏移矢量预测结果用于确定所述建筑物的高度;基于所述建筑物的语义分割结果和偏移矢量预测结果,对所述建筑物进行三维轮廓提取,得到所述建筑物的三维轮廓。

[0005] 在一些实施例中,所述语义分割结果包括用于确定建筑物边缘的边缘分割结果,以及用于确定建筑物上各区域的区域分割结果;所述偏移矢量预测结果包括所述建筑物的屋顶区域和侧面的像素点的偏移矢量。

[0006] 在一些实施例中,所述语义分割结果还包括以下至少一者:用于确定所述建筑物的边缘方向的边缘方向分割结果;用于确定建筑物底座区域的底座分割结果。

[0007] 在一些实施例中,所述偏移矢量预测结果还包括以下至少一者:所述单景影像中建筑物的平均偏移方向角;所述建筑物的底座区域的像素点的偏移矢量,其中,所述底座区域的任意一个第二像素点的偏移矢量为所述第二像素点指向所述第二像素点在所述屋顶区域对应的第一像素点的矢量。

[0008] 在一些实施例中,所述语义分割结果包括用于确定建筑物底座区域的底座分割结果,以及用于确定建筑物上各区域的区域分割结果,所述三维区域包括建筑物的屋顶区域;所述偏移矢量预测结果包括第一像素点的偏移矢量,所述第一像素点为所述屋顶区域的像素点;所述神经网络基于以下方式获取所述底座分割结果:针对每个第一像素点,基于所述第一像素点的偏移矢量对所述第一像素点进行平移,得到所述第一像素点对应的第二像素点;基于各个第一像素点对应的第二像素点确定所述底座分割结果。

[0009] 在一些实施例中,所述神经网络包括多个语义分割网络和多个预测网络,所述多个语义分割网络包括:用于确定建筑物边缘的边缘分割网络;用于确定建筑物上各区域的区域分割网络;用于确定所述建筑物的边缘方向的边缘方向分割网络;用于确定建筑物底座区域的底座分割网络;所述多个预测网络包括:用于确定所述建筑物的屋顶区域和侧面的像素点的偏移矢量的第一矢量预测网络;用于确定所述建筑物的底座区域的像素点的偏

移矢量的第二矢量预测网络;用于确定所述单景影像中建筑物的平均偏移方向角的方向角预测网络。

[0010] 在一些实施例中,所述方法还包括:通过初始神经网络对样本影像进行处理,所述初始神经网络包括多个初始分割网络和多个初始预测网络,所述多个初始分割网络包括初始边缘分割网络、初始区域分割网络、初始边缘方向分割网络和初始底座分割网络,所述初始预测网络包括初始第一矢量预测网络、初始第二矢量预测网络和初始方向角预测网络;分别获取各个初始分割网络的分割损失以及各个初始预测网络的预测损失;对各个初始分割网络的分割损失和各个初始预测网络的预测损失进行求和,得到所述初始神经网络的损失;基于所述初始神经网络的损失对所述初始神经网络进行训练,得到所述神经网络。

[0011] 在一些实施例中,所述方法还包括:基于所述语义分割结果确定模板和目标域;基于所述偏移矢量预测结果确定平移向量,基于所述平移向量对所述模板进行平移,并确定平移后所述模板与所述目标域之间的匹配度;基于所述匹配度对所述偏移矢量预测结果进行优化,得到优化后的偏移矢量预测结果;所述基于所述建筑物的语义分割结果和偏移矢量预测结果,对所述建筑物进行三维轮廓提取,包括:基于所述建筑物的语义分割结果和优化后的偏移矢量预测结果,对所述建筑物进行三维轮廓提取。

[0012] 在一些实施例中,所述偏移矢量预测结果包括所述屋顶区域的各个像素点的偏移矢量;所述基于所述偏移矢量预测结果确定平移向量,包括:基于所述屋顶区域的各个像素点的偏移矢量的平均长度确定所述平移向量的长度范围,所述平均长度在所述长度范围内;基于所述屋顶区域的各个像素点的偏移矢量的平均方向角确定所述平移向量的方向。

[0013] 在一些实施例中,所述偏移矢量预测结果包括所述单景影像中建筑物的平均偏移方向角;所述基于所述屋顶区域的各个像素点的偏移矢量的平均方向角确定所述平移向量的方向,包括:在所述平均长度小于预设长度的情况下,将所述单景影像中建筑物的平均偏移方向角确定为所述平移向量的方向;在所述平均长度大于或等于所述预设长度的情况下,将所述屋顶区域的各个像素点的偏移矢量的平均方向角确定为所述平移向量的方向。

[0014] 在一些实施例中,所述语义分割结果包括用于确定建筑物边缘的边缘分割结果;所述模板为屋顶区域与建筑物侧面之间的边缘,所述目标域为底座区域与建筑物侧面之间的边缘;和/或所述语义分割结果包括用于确定建筑物边缘的边缘分割结果;所述模板为屋顶区域与建筑物侧面之间的边缘,所述目标域为建筑物侧面与非建筑物区域之间的边缘;和/或所述语义分割结果包括用于确定建筑物上各区域的区域分割结果;所述模板为屋顶区域,所述目标域为底座区域。

[0015] 在一些实施例中,所述语义分割结果包括用于确定建筑物边缘的边缘分割结果以及用于确定所述建筑物的边缘方向的边缘方向分割结果;所述方法还包括:基于所述边缘方向分割结果对建筑物边缘进行多边形化处理;所述基于所述建筑物的语义分割结果和偏移矢量预测结果,对所述建筑物进行三维轮廓提取,包括:基于经多边形化处理的语义分割结果和偏移矢量预测结果,对所述建筑物进行三维轮廓提取。

[0016] 在一些实施例中,所述单景影像包括受灾前待处理区域的第一单景影像和受灾后所述待处理区域的第二单景影像,所述建筑物的三维轮廓包括所述待处理区域中各建筑物受灾前的第一三维轮廓以及所述待处理区域中各建筑物受灾后的第二三维轮廓;所述方法还包括:针对所述待处理区域中的每个建筑物,确定所述建筑物的第一三维轮廓和第二三

维轮廓的相似度;获取所述待处理区域中相似度低于预设相似度阈值的建筑物的数量;基于所述相似度低于预设相似度阈值的建筑物的数量确定所述待处理区域的受灾程度。

[0017] 在一些实施例中,所述方法还包括:获取所述建筑物的三维轮廓中屋顶区域的面积;在所述建筑物的屋顶区域的面积大于预设面积阈值的情况下,确定所述建筑物为违章建筑物。

[0018] 第二方面,本公开实施例提供一种神经网络的训练方法,所述方法包括:通过初始神经网络对样本影像进行处理,所述初始神经网络包括初始分割网络和初始预测网络,所述初始分割网络用于获取语义分割结果,所述语义分割结果用于确定建筑物上的三维区域,所述初始预测网络用于获取偏移矢量预测结果,所述偏移矢量预测结果用于确定所述建筑物的高度;分别获取所述初始分割网络的损失以及所述初始预测网络的损失,基于所述初始分割网络的损失以及所述初始预测网络的损失确定所述初始神经网络的损失;基于所述初始神经网络的损失对所述初始神经网络进行训练。

[0019] 在一些实施例中,所述语义分割网络包括:用于确定建筑物边缘的边缘分割网络;用于确定建筑物上各区域的区域分割网络;所述预测网络包括:用于确定所述建筑物的屋顶区域和侧面的像素点的偏移矢量的第一矢量预测网络。

[0020] 在一些实施例中,所述语义分割网络还包括以下至少一者:用于确定所述建筑物的边缘方向的边缘方向分割网络;用于确定建筑物底座区域的底座分割网络。

[0021] 在一些实施例中,所述预测网络还包括以下至少一者:用于确定所述建筑物的底座区域的像素点的偏移矢量的第二矢量预测网络;以及用于确定所述单景影像中建筑物的平均偏移方向角的方向角预测网络。

[0022] 第三方面,本公开实施例提供一种建筑物三维轮廓提取装置,所述装置包括:第一处理模块,用于通过神经网络对包括建筑物的单景影像进行处理,得到语义分割结果和偏移矢量预测结果,所述语义分割结果用于确定所述建筑物上的三维区域,所述偏移矢量预测结果用于确定所述建筑物的高度;轮廓提取模块,用于基于所述建筑物的语义分割结果和偏移矢量预测结果,对所述建筑物进行三维轮廓提取,得到所述建筑物的三维轮廓。

[0023] 在一些实施例中,所述语义分割结果包括用于确定建筑物边缘的边缘分割结果,以及用于确定建筑物上各区域的区域分割结果;所述偏移矢量预测结果包括所述建筑物的屋顶区域和侧面的像素点的偏移矢量。

[0024] 在一些实施例中,所述语义分割结果还包括以下至少一者:用于确定所述建筑物的边缘方向的边缘方向分割结果;用于确定建筑物底座区域的底座分割结果。

[0025] 在一些实施例中,所述偏移矢量预测结果还包括以下至少一者:所述单景影像中建筑物的平均偏移方向角;所述建筑物的底座区域的像素点的偏移矢量,其中,所述底座区域的任意一个第二像素点的偏移矢量为所述第二像素点指向所述第二像素点在所述屋顶区域对应的第一像素点的矢量。

[0026] 在一些实施例中,所述语义分割结果包括用于确定建筑物底座区域的底座分割结果,以及用于确定建筑物上各区域的区域分割结果,所述三维区域包括建筑物的屋顶区域;所述偏移矢量预测结果包括第一像素点的偏移矢量,所述第一像素点为所述屋顶区域的像素点;所述神经网络基于以下方式获取所述底座分割结果:针对每个第一像素点,基于所述第一像素点的偏移矢量对所述第一像素点进行平移,得到所述第一像素点对应的第二像素

点;基于各个第一像素点对应的第二像素点确定所述底座分割结果。

[0027] 在一些实施例中,所述神经网络包括多个语义分割网络和多个预测网络,所述多个语义分割网络包括:用于确定建筑物边缘的边缘分割网络;用于确定建筑物上各区域的区域分割网络;用于确定所述建筑物的边缘方向的边缘方向分割网络;用于确定建筑物底座区域的底座分割网络;所述多个预测网络包括:用于确定所述建筑物的屋顶区域和侧面的像素点的偏移矢量的第一矢量预测网络;用于确定所述建筑物的底座区域的像素点的偏移矢量的第二矢量预测网络;用于确定所述单景影像中建筑物的平均偏移方向角的方向角预测网络。

[0028] 在一些实施例中,所述装置还包括:样本处理模块,用于通过初始神经网络对样本影像进行处理,所述初始神经网络包括多个初始分割网络和多个初始预测网络,所述多个初始分割网络包括初始边缘分割网络、初始区域分割网络、初始边缘方向分割网络和初始底座分割网络,所述初始预测网络包括初始第一矢量预测网络、初始第二矢量预测网络和初始方向角预测网络;损失获取模块,用于分别获取各个初始分割网络的分割损失以及各个初始预测网络的预测损失;求和模块,用于对各个初始分割网络的分割损失和各个初始预测网络的预测损失进行求和,得到所述初始神经网络的损失;训练模块,用于基于所述初始神经网络的损失对所述初始神经网络进行训练,得到所述神经网络。

[0029] 在一些实施例中,所述装置还包括:第一确定模块,用于基于所述语义分割结果确定模板和目标域;平移模块,用于基于所述偏移矢量预测结果确定平移向量,基于所述平移向量对所述模板进行平移,并确定平移后所述模板与所述目标域之间的匹配度;优化模块,用于基于所述匹配度对所述偏移矢量预测结果进行优化,得到优化后的偏移矢量预测结果;所述轮廓提取模块用于:基于所述建筑物的语义分割结果和优化后的偏移矢量预测结果,对所述建筑物进行三维轮廓提取。

[0030] 在一些实施例中,所述偏移矢量预测结果包括所述屋顶区域的各个像素点的偏移矢量;所述平移模块包括:第一确定单元,用于基于所述屋顶区域的各个像素点的偏移矢量的平均长度确定所述平移向量的长度范围,所述平均长度在所述长度范围内;第二确定单元,用于基于所述屋顶区域的各个像素点的偏移矢量的平均方向角确定所述平移向量的方向。

[0031] 在一些实施例中,所述偏移矢量预测结果包括所述单景影像中建筑物的平均偏移方向角;所述第二确定单元用于:在所述平均长度小于预设长度的情况下,将所述单景影像中建筑物的平均偏移方向角确定为所述平移向量的方向;在所述平均长度大于或等于所述预设长度的情况下,将所述屋顶区域的各个像素点的偏移矢量的平均方向角确定为所述平移向量的方向。

[0032] 在一些实施例中,所述语义分割结果包括用于确定建筑物边缘的边缘分割结果;所述模板为屋顶区域与建筑物侧面之间的边缘,所述目标域为底座区域与建筑物侧面之间的边缘;和/或所述语义分割结果包括用于确定建筑物边缘的边缘分割结果;所述模板为屋顶区域与建筑物侧面之间的边缘,所述目标域为建筑物侧面与非建筑物区域之间的边缘;和/或所述语义分割结果包括用于确定建筑物上各区域的区域分割结果;所述模板为屋顶区域,所述目标域为底座区域。

[0033] 在一些实施例中,所述语义分割结果包括用于确定建筑物边缘的边缘分割结果以

及用于确定所述建筑物的边缘方向的边缘方向分割结果;所述装置还包括:多边形化处理模块,用于基于所述边缘方向分割结果对建筑物边缘进行多边形化处理;所述轮廓提取模块用于:基于经多边形化处理的语义分割结果和偏移矢量预测结果,对所述建筑物进行三维轮廓提取。

[0034] 在一些实施例中,所述单景影像包括受灾前待处理区域的第一单景影像和受灾后所述待处理区域的第二单景影像,所述建筑物的三维轮廓包括所述待处理区域中各建筑物受灾前的第一三维轮廓以及所述待处理区域中各建筑物受灾后的第二三维轮廓;所述装置还包括:相似度确定模块,用于针对所述待处理区域中的每个建筑物,确定所述建筑物的第一三维轮廓和第二三维轮廓的相似度;数量获取模块,用于获取所述待处理区域中相似度低于预设相似度阈值的建筑物的数量;受灾程度确定模块,用于基于所述相似度低于预设相似度阈值的建筑物的数量确定所述待处理区域的受灾程度。

[0035] 在一些实施例中,所述装置还包括:面积获取模块,用于获取所述建筑物的三维轮廓中屋顶区域的面积;违章建筑确定模块,用于在所述建筑物的屋顶区域的面积大于预设面积阈值的情况下,确定所述建筑物为违章建筑物。

[0036] 第四方面,本公开实施例提供一种神经网络的训练装置,所述装置包括:第二处理模块,用于通过初始神经网络对样本影像进行处理,所述初始神经网络包括初始分割网络和初始预测网络,所述初始分割网络用于获取语义分割结果,所述语义分割结果用于确定建筑物上的三维区域,所述初始预测网络用于获取偏移矢量预测结果,所述偏移矢量预测结果用于确定所述建筑物的高度;损失获取模块,用于分别获取所述初始分割网络的损失以及所述初始预测网络的损失,基于所述初始分割网络的损失以及所述初始预测网络的损失确定所述初始神经网络的损失;训练模块,用于基于所述初始神经网络的损失对所述初始神经网络进行训练。

[0037] 在一些实施例中,所述语义分割网络包括:用于确定建筑物边缘的边缘分割网络;用于确定建筑物上各区域的区域分割网络;所述预测网络包括:用于确定所述建筑物的屋顶区域和侧面的像素点的偏移矢量的第一矢量预测网络。

[0038] 在一些实施例中,所述语义分割网络还包括以下至少一者:用于确定所述建筑物的边缘方向的边缘方向分割网络;用于确定建筑物底座区域的底座分割网络。

[0039] 在一些实施例中,所述预测网络还包括以下至少一者:用于确定所述建筑物的底座区域的像素点的偏移矢量的第二矢量预测网络;以及用于确定所述单景影像中建筑物的平均偏移方向角的方向角预测网络。

[0040] 第五方面,本公开实施例提供一种计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序,该程序被处理器执行时实现任一实施例所述的方法。

[0041] 第六方面,本公开实施例提供一种计算机设备,包括存储器、处理器及存储在存储器上并可在处理器上运行的计算机程序,所述处理器执行所述程序时实现任一实施例所述的方法。

[0042] 本公开实施例通过神经网络获取建筑物的偏移矢量预测结果来确定所述建筑物的高度,通过偏移矢量预测结果辅助语义分割结果来对建筑物进行三维轮廓提取,从而能够提高建筑物三维轮廓提取的准确度。

[0043] 应当理解的是,以上的一般描述和后文的细节描述仅是示例性和解释性的,而非

限制本公开。

### 附图说明

[0044] 此处的附图被并入说明书中并构成本说明书的一部分,这些附图示出了符合本公开的实施例,并与说明书一起用于说明本公开的技术方案。

[0045] 图1是本公开实施例的建筑物三维轮廓提取方法的流程图。

[0046] 图2是本公开实施例的建筑物边缘和建筑物区域的示意图。

[0047] 图3是本公开实施例的偏移矢量的示意图。

[0048] 图4是本公开实施例的神经网络的结构示意图。

[0049] 图5是本公开实施例的模板匹配过程的示意图。

[0050] 图6是本公开实施例的神经网络的训练方法的流程图。

[0051] 图7是本公开实施例的建筑物三维轮廓提取装置的框图。

[0052] 图8是本公开实施例的神经网络的训练装置的框图。

[0053] 图9是本公开实施例的计算机设备的结构示意图。

### 具体实施方式

[0054] 这里将详细地对示例性实施例进行说明,其示例表示在附图中。下面的描述涉及附图时,除非另有表示,不同附图中的相同数字表示相同或相似的要素。以下示例性实施例中所描述的实施方式并不代表与本公开相一致的所有实施方式。相反,它们仅是与如所附权利要求书中所详述的、本公开的一些方面相一致的装置和方法的例子。

[0055] 在本公开使用的术语是仅仅出于描述特定实施例的目的,而非旨在限制本公开。在本公开和所附权利要求书中所使用的单数形式的“一种”、“所述”和“该”也旨在包括多数形式,除非上下文清楚地表示其他含义。还应当理解,本文中使用的术语“和/或”是指并包含一个或多个相关联的列出项目的任何或所有可能组合。另外,本文中术语“至少一种”表示多种中的任意一种或多种中的至少两种的任意组合。

[0056] 应当理解,尽管在本公开可能采用术语第一、第二、第三等来描述各种信息,但这些信息不应限于这些术语。这些术语仅用来将同一类型的信息彼此区分开。例如,在不脱离本公开范围的情况下,第一信息也可以被称为第二信息,类似地,第二信息也可以被称为第一信息。取决于语境,如在此所使用的词语“如果”可以被解释成为“在……时”或“当……时”或“响应于确定”。

[0057] 为了使本技术领域的人员更好的理解本公开实施例中的技术方案,并使本公开实施例的上述目的、特征和优点能够更加明显易懂,下面结合附图对本公开实施例中的技术方案作进一步详细的说明。

[0058] 对建筑物进行三维轮廓提取一般是指从遥感影像中提取建筑物的屋顶区域、底座区域和侧面等三维区域。建筑物三维轮廓提取是测绘的重要需求之一,能够为灾害评估、环境监管、居民管理、城市规划等提供重要的数据支撑。

[0059] 目前,已有很多方法对遥感影像进行建筑物的识别或像素级的分割。例如,采用诸如快速区域卷积神经网络(Faster Region Convolutional Neural Networks,Faster RCNN)等目标检测模型、U-Net等语义分割模型或者掩膜区域卷积神经网络(Mask Region

Convolutional Neural Networks, Mask-RCNN) 等实例分割模型等来提取建筑物。尽管这些方法可以较为准确地从影像中分割出整个建筑物,但无法进一步准确地提取出建筑的屋顶区域、底座区域和侧面等三维区域。此外,由于低矮建筑物的底座区域和屋顶区域在影像中几乎是重合的,上述方法可以取得相对准确的底座轮廓预测结果。但是对于高层建筑物,由于非正射遥感影像中的高层建筑物底座区域和屋顶区域存在明显偏移,建筑物的底座区域被严重遮挡,且影像中建筑物的屋顶区域和侧面具有一定的相似性,所以这些方法难以准确地提取出高层建筑物的三维轮廓。

[0060] 基于此,本公开实施例提供一种建筑物三维轮廓提取方法,如图1所示,所述方法包括:

[0061] 步骤101:通过神经网络对包括建筑物的单景影像进行处理,得到语义分割结果和偏移矢量预测结果,所述语义分割结果用于确定所述建筑物上的三维区域,所述偏移矢量预测结果用于确定所述建筑物的高度;

[0062] 步骤102:基于所述建筑物的语义分割结果和偏移矢量预测结果,对所述建筑物进行三维轮廓提取,得到所述建筑物的三维轮廓。

[0063] 在步骤101中,单景影像即通过单个视角对需要进行建筑物轮廓提取的区域进行采集得到的遥感影像。传统的建筑物三维轮廓提取方式一般采用多个视角分别对同一区域进行影像采集,得到该区域的影像组,并基于影像组进行建筑物三维轮廓提取。这种方式的成本和处理复杂度比较高。本公开实施例则是基于单景影像进行建筑物三维轮廓提取,即,对每个需要进行建筑物三维轮廓提取的区域,只需获取该区域的一张遥感影像。基于单景影像的建筑物三维轮廓提取方式容易受阴影效应、建筑物高度分布差异以及建筑物的轮廓表面被遮挡等因素的影响,为了解决上述问题,本公开实施例结合语义分割结果和偏移矢量预测结果来进行建筑物三维轮廓提取,从而使基于单景影像得到的提取结果的准确度提高。

[0064] 语义分割结果可以通过对单景影像进行语义分割得到。在一些实施例中,所述语义分割结果包括用于确定建筑物边缘的边缘分割结果,以及用于确定建筑物上各区域的区域分割结果。通过分割出建筑物边缘以及建筑物上的区域,能够提高三维轮廓提取的准确度。其中,边缘是指两种不同语义之间的分界线。如图2所示,在单景影像200中,所述边缘可包括以下至少一者:建筑物的屋顶区域201与单景影像中的非建筑物区域之间的边缘AB、BC;建筑物的屋顶区域201与建筑物的侧面202之间的边缘CD、AD;建筑物的侧面202的左右边缘AF、GD和CH;建筑物的侧面202的底部边缘,即建筑物的侧面202与建筑物的底座区域203之间的边缘FG、GH;单景影像中除上述各种边缘以外的其他区域。其中,屋顶区域201为ABCD所围成的区域,侧面202为ADGF所围成的区域以及DCHG所围成的区域,底座区域203为EFGH所围成的区域。虚线为被遮挡的区域,在单景影像中不可见。建筑物区域是指建筑物的外表面,一般可将建筑物区域划分为屋顶区域、侧面以及除上述两种建筑物区域以外的其他区域。

[0065] 在一些实施例中,所述语义分割结果还包括用于确定所述建筑物的边缘方向的边缘方向分割结果。其中,边缘方向预测结果可包括N个边缘方向类别和背景类别,共N+1个类别,N为正整数。每个边缘方向对应一种角度范围,可以将0-360度划分为N个区间,得到所述N+1个类别。所述背景类别即为除上述各种边缘以外的其他区域对应的类别。通过预测边缘

方向,能够对建筑物边缘进行多边形化,从而将建筑物边缘处理成规则的形状(例如,四边形)。

[0066] 在一些实施例中,所述语义分割结果还包括用于确定建筑物底座区域的底座分割结果。底座分割结果可包括两个类别,即,属于建筑物底座区域的类别以及不属于建筑物底座区域的类别。通过获取底座分割结果,能够进一步提高三维轮廓提取的准确度。

[0067] 在进行底座分割时,针对屋顶区域的每个像素点(称为第一像素点),可以基于所述第一像素点的偏移矢量对所述第一像素点进行平移,得到所述第一像素点对应的第二像素点;基于各个第一像素点对应的第二像素点确定所述底座分割结果。底座区域常常由于被遮挡等原因在影像中不可见,通过上述方式,直接对屋顶区域进行平移,得到底座区域,能够提高底座分割的准确度。

[0068] 所述偏移矢量预测结果包括所述建筑物的屋顶区域和侧面的像素点的偏移矢量。所述建筑物偏移是像素级别的,参见图3,单景影像300中包括建筑物301,对于屋顶区域或侧面的一个像素点,以侧面3011的像素点P1为例,该像素点P1的偏移矢量即为像素点P1在底座区域上对应的像素点P2指向像素点P1的矢量,其中,像素点P2为像素点P1在底座区域上的投影点。单景影像中除建筑物以外的背景区域的偏移矢量为0。对于任一建筑物,该建筑物上所有像素点的偏移矢量的方向是一致的,偏移矢量的长度从底座区域处逐渐递增,屋顶区域的像素点的偏移矢量的长度最大。该偏移矢量可以分解为x方向的偏移分量和y方向的偏移分量,度量单位为像素。其中,x方向与y方向正交,如图3所示,x方向和y方向的正向分别为单景影像的右方向和上方向。单景影像中除建筑物以外的背景区域的偏移矢量在x方向和y方向的偏移分量均为0。偏移矢量预测通过回归进行两个通道的像素级的预测,其中两个通道分别表示x方向的偏移分量和y方向的偏移分量。

[0069] 在一些实施例中,所述偏移矢量预测结果还包括所述单景影像中建筑物的平均偏移方向角。考虑到一幅单景影像中大部分建筑物的偏移方向角基本相同,所以建筑物偏移方向角预测是影像级的预测任务,其标签为单景影像中各个建筑物的偏移方向角的均值。对于低矮的建筑物,偏移矢量的方向预测一般不准确,通过获取建筑物的平均偏移方向角,可以基于建筑物的平均偏移方向角对低矮的建筑物的偏移矢量的方向进行优化,从而使低矮建筑物的偏移矢量的方向预测更加准确。其中,低矮建筑物是指偏移矢量的长度小于预设长度阈值的建筑物。偏移矢量的长度大于或等于预设长度阈值的建筑物可称为高层建筑物。

[0070] 在一些实施例中,所述偏移矢量预测结果还包括所述建筑物的底座区域的像素点的偏移矢量,其中,所述底座区域的每个第二像素点的偏移矢量定义为所述第二像素点指向所述第二像素点在所述屋顶区域对应的第一像素点的矢量。例如,假设图3中屋顶区域的一个像素点P3(第一像素点)在底座区域处对应的像素点为像素点P2(第二像素点),即像素点P3在底座区域处的投影点为像素点P2,则像素点P2的偏移矢量等于像素点P3的偏移矢量。底座区域的像素点的偏移矢量预测也通过回归进行两个通道像素级的预测,分别表示x方向的偏移分量和y方向的偏移分量。加入底座区域的像素点的偏移矢量预测任务能够提高建筑物偏移矢量预测的预测效果。

[0071] 神经网络可以通过多任务学习的方式获取语义分割结果和偏移矢量预测结果。在一些实施例中,神经网络用于执行至少一个语义分割任务,以获取语义分割结果,并用于执

行至少一个偏移矢量预测任务,用于获取偏移矢量预测结果。不同的任务可以通过神经网络中不同的子网络来执行。在一些实施例中,所述子网络包括多个语义分割网络和多个预测网络,所述多个语义分割网络包括用于确定建筑物边缘的边缘分割网络 $N_{edge}$ ;用于确定建筑物上各区域的区域分割网络 $N_{roof}$ ;用于确定所述建筑物的边缘方向的边缘方向分割网络 $N_{orient}$ ;用于确定建筑物底座区域的底座分割网络 $N_{foot}$ 。所述多个预测网络包括:用于确定所述建筑物的屋顶区域和侧面的像素点的偏移矢量的第一矢量预测网络 $N_{field\_a}$ ;用于确定所述建筑物的底座区域的像素点的偏移矢量的第二矢量预测网络 $N_{field\_b}$ ;用于确定所述单景影像中建筑物的平均偏移方向角的方向角预测网络 $N_{angv}$ 。如图4,是本公开实施例的神经网络的结构示意图。

[0072] 上述实施例中的神经网络同时学习4个语义分割任务和3个偏移量任务,这些任务间能够相互促进,从而更好地学习建筑物的屋顶区域、侧面、底座区域等关键要素。在不同的应用场景下,可以执行上述至少一个语义分割任务和上述至少一个预测任务,神经网络中子网络的数量和类型可根据所执行的任务调整。

[0073] 在一些实施例中,所述神经网络还可以包括特征提取网络,用于对输入的单景影像进行特征提取,得到所述单景影像的特征。可选地,所述特征提取网络可采用卷积神经网络。上述各个语义分割网络和预测网络可共用所述特征提取网络。各个语义分割网络和预测网络可包括头部结构(head),一个网络的head与该网络所执行的任务相关,用于对特征提取网络输出的特征进行进一步的特征提取,从而提取出与该网络所执行的任务相关的特征,该特征用于输出给该网络的后续层进行处理,以使网络输出相应的处理结果。

[0074] 所述神经网络可以通过初始神经网络训练得到。具体来说,通过初始神经网络对样本影像进行处理,所述初始神经网络包括多个初始分割网络和多个初始预测网络,所述多个初始分割网络包括初始边缘分割网络 $N_{edge\_o}$ 、初始区域分割网络 $N_{roof\_o}$ 、初始边缘方向分割网络 $N_{orient\_o}$ 和初始底座分割网络 $N_{foot\_o}$ ,所述初始预测网络包括初始第一矢量预测网络 $N_{field\_ao}$ 、初始第二矢量预测网络 $N_{field\_bo}$ 和初始方向角预测网络 $N_{angv\_o}$ 。可以分别获取各个初始分割网络的分割损失以及各个初始预测网络的预测损失,对各个初始分割网络的分割损失和各个初始预测网络的预测损失进行求和,得到所述初始神经网络的损失,并基于所述初始神经网络的损失对所述初始神经网络进行训练,得到所述神经网络。

[0075] 在一些实施例中,上述4个语义分割任务均可使用交叉熵损失。用 $L_{orient}$ 、 $L_{edge}$ 、 $L_{roof}$ 、 $L_{foot}$ 分别表示边缘方向分割网络、边缘分割网络、区域分割和底座分割网络对应的损失。建筑物偏移方向角预测任务是分类任务,使用交叉熵损失。上述各个损失如公式(1)所示:

$$L_{seg} = -\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sum_{c=1}^C y_{i,c} \times \log(p(y_{i,c})) \quad (1)$$

[0077] 在上述4个语义分割任务均采用交叉熵损失的情况下, $L_{orient}$ 、 $L_{edge}$ 、 $L_{roof}$ 、 $L_{foot}$ 统一记为 $L_{seg}$ , $n$ 表示单景影像中像素点的总数; $C$ 表示分类任务的类别总数,例如,在 $L_{seg}$ 表示 $L_{orient}$ 的情况下, $C$ 等于 $N+1$ (即 $N$ 个边缘方向类别和背景类别),在 $L_{seg}$ 表示 $L_{edge}$ 的情况下, $C$ 等于3(即屋顶区域、侧面以及除上述两种建筑物区域以外的其他区域这3个类别); $y_{i,c}$ 和 $p(y_{i,c})$ 分别表示像素点 $i$ 的二进制指示符以及像素点 $i$ 属于类别 $c$ 的概率。在像素点 $i$ 属于类别 $c$ 的情况下, $y_{i,c}$ 为1;在像素点 $i$ 不属于类别 $c$ 的情况下, $y_{i,c}$ 为0。

[0078] 四个语义分割任务的总损失 $L_{sem}$ 如公式(2)所示:

$$L_{sem} = L_{orient} + \alpha_1 L_{roof} + \alpha_2 L_{foot} + \alpha_3 L_{edge} \quad (2)$$

[0080] 其中, $\alpha_1$ 、 $\alpha_2$ 和 $\alpha_3$ 为权重。

[0081] 建筑物偏移矢量预测和底座区域处偏移预测是回归任务,使用均方误差(Mean Square Error, MSE)损失,如公式(3)所示。 $L_{ang}$ 、 $L_{field\_a}$ 、 $L_{field\_b}$ 分别表示方向角预测网络、第一矢量预测网络和第二矢量预测网络对应的损失。其中, $\vec{O}_i^{pred}$ 表示预测的偏移矢量, $\vec{O}_i^{gt}$ 表示实际的偏移矢量, $n$ 表示单景影像中像素点的总数, $L_{field\_a}$ 和 $L_{field\_b}$ 统一记为 $L_{field}$ , $\|\cdot\|_2$ 表示二范数。

$$L_{field} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \|\vec{O}_i^{pred} - \vec{O}_i^{gt}\|_2 \quad (3)$$

[0083] 方向角预测任务的损失 $L_{angv}$ 如公式(4)所示:

$$L_{angv} = -\sum_{k=1}^K y_k \times \log(p(y_k)) \quad (4)$$

[0085] 其中, $K$ 表示方向角的类别总数, $y_k$ 是二进制指示符; $p(y_k)$ 表示该单景图像对应的方向角属于类别 $k$ 的概率。在单景图像对应的方向角的类别与该单景图像对应的真实方向类别相同的情况下, $y_k$ 为1,在单景图像对应的方向角的类别与该单景图像对应的真实方向类别不同的情况下, $y_k$ 为0。

[0086] 预测任务的总损失 $L_{off}$ 如公式(5)所示:

$$L_{off} = L_{angv} + L_{field\_a} + L_{field\_b} \quad (5)$$

[0088] 神经网络的总的损失为语义分割任务的总损失和预测任务的总损失之和,如公式(6)所示:

$$L = L_{sem} + L_{off} \quad (6)$$

[0090] 直接根据建筑物偏移矢量的预测结果获得底座区域与屋顶区域之间的偏移矢量,其精度不高。考虑到本公开同时预测了建筑物的语义边缘、建筑物的屋顶区域与侧面的边缘以及建筑物的底座区域,可以集成不同任务的预测结果,通过后处理来进一步优化偏移矢量。该后处理的方法主要是模板匹配。

[0091] 在进行模板匹配时,可以基于所述语义分割结果确定模板和目标域;基于所述偏移矢量预测结果确定平移向量,基于所述平移向量对所述模板进行平移,并确定平移后所述模板与所述目标域之间的匹配度;基于所述匹配度对所述偏移矢量预测结果进行优化,得到优化后的偏移矢量预测结果。然后基于所述建筑物的语义分割结果和优化后的偏移矢量预测结果,对所述建筑物进行三维轮廓提取。

[0092] 对于每个建筑物,我们使用 $V$ 表示模板匹配时的平移向量。 $V$ 的角度和大小区间由建筑物偏移方向角的预测结果和建筑物偏移矢量的预测结果来确定。在一些实施例中,可以基于所述屋顶区域的各个像素点的偏移矢量的平均长度( $len$ )确定所述平移向量的长度范围,所述平均长度在所述长度范围内。例如,可以预定义比率( $r_1, r_2$ ),则平移向量的长度范围即为 $[r_1 * len, r_2 * len]$ 。

[0093] 还可以基于所述屋顶区域的各个像素点的偏移矢量的平均方向角确定所述平移向量的方向。进一步地,在所述平均长度小于预设长度的情况下,将所述单景影像中建筑物

的平均偏移方向角确定为所述平移向量的方向。在所述平均长度大于或等于所述预设长度的情况下,将所述屋顶区域的各个像素点的偏移矢量的平均方向角确定为所述平移向量的方向。

[0094] 本实施例基于偏移矢量预测结果和方向角的预测结果共同确定模板匹配时所采用的平移向量 $V$ ,由于低矮的建筑物(平均长度小于预设长度的建筑物)的方向一般预测结果准确度较低,因此,通过将全图中建筑物的平均方向角确定为平移向量的方向,能够提高模板匹配的准确度,从而提高建筑物三维轮廓提取的准确度。而高大的建筑物(平均长度大于或等于所述预设长度的建筑物)由于方向比较准确,可以直接采用预测得到的方向作为平移向量的方向。

[0095] 在模板匹配过程中,将模板沿着 $V$ 的角度从 $r_1 * len$ 逐渐移动为 $r_2 * len$ 。每移动一个像素,则计算一次模板和目标域的匹配度,匹配度最大的地方即为最终的偏移量。在一些实施例中,可以使用模板和目标域的交并比(Intersection of Union, IoU)来计算两者的匹配度。可选地, $r_1 = 0.7, r_2 = 1.5$ 时的模板匹配效果最好。

[0096] 在一些实施例中,参见图5,模板匹配任务包括以下3个子匹配任务中的至少一:

[0097] (1) 边缘匹配任务1:考虑到屋顶侧面边缘与侧面底部边缘之间的边缘形状类似,该任务的模板为屋顶区域与建筑物侧面之间的边缘,所述目标域为底座区域与建筑物侧面之间的边缘。其中,屋顶侧面边缘为屋顶区域与侧面之间的边缘,侧面底部边缘为侧面与底座区域之间的边缘。

[0098] (2) 边缘匹配任务2:考虑到屋顶侧面边缘与侧面背景边缘形状类似,该任务的模板为屋顶区域与建筑物侧面之间的边缘,所述目标域为建筑物的侧面与非建筑物区域之间的边缘。其中,侧面背景边缘为侧面与单景影像中除建筑物以外的背景区域之间的边缘。

[0099] (3) 屋顶-底座匹配任务:考虑到屋顶区域与底座区域之间相似性,该任务的模板为屋顶区域,所述目标域为底座区域。

[0100] 上述3个任务中,每次移动时,每个子匹配任务在都可以计算一个IoU,总IoU为3个IoU的和。总IoU最大的地方,即为最终的优化后的偏移量。

[0101] 在一些实施例中,还可以基于所述边缘方向分割结果对建筑物边缘进行多边形化处理,基于经多边形化处理的语义分割结果和偏移矢量预测结果,对所述建筑物进行三维轮廓提取。

[0102] 首先,可以将建筑物的区域分割结果转换为屋顶区域的边缘轮廓,并通过密集采点的方式确定屋顶区域的边缘轮廓上的各个像素点的坐标。对于屋顶区域的边缘轮廓上的每个像素点,如果该像素点的边缘方向类别与该像素点的相邻的像素点的边缘方向类别差异大于给定差异阈值,则将该像素点作为顶点并保留,否则将该像素点删除。之后,采用基于图神经网络的顶点修正方法,预测每个顶点与该顶点对应的真实顶点之间的偏差,从而对多边形顶点进行进一步优化,得到规则化处理后的屋顶区域的多边形。

[0103] 通过优化后的偏移量和规则化处理后的屋顶区域的多边形可以确定底座区域,从而得到规则化后的整个建筑物的三维轮廓。具体来说,屋顶区域的像素点的坐标减去偏移矢量即为底座区域中对应像素点的坐标。

[0104] 传统的分割或检测方法仅能获得整个建筑物的分割结果或者低矮建筑物的三维轮廓信息,而本公开实施例的方法,无论低矮建筑物还是高层建筑物,都可以准确得到建筑

物的三维轮廓,三维轮廓提取的鲁棒性和准确度都超过传统方法。

[0105] 此外,一些相关技术借助多种数据源来获取建筑物的三维信息,比如激光雷达数据,数字高程模型等。这些数据的获取成本较高,能够获取的位置和时间也有限,这使得这些方法的应用场景非常局限。本公开的方法使用单景遥感影像就可以得到建筑物的三维轮廓,无需激光雷达数据或数字高程模型数据,成本低,应用范围广。

[0106] 在一些应用场景下,可以获取受灾前待处理区域的第一单景影像和受灾后所述待处理区域的第二单景影像。针对所述待处理区域中的每个建筑物,可以采用前述任一实施例的方法对第一单景影像和第二单景影像分别进行处理,得到所述建筑物受灾前的第一三维轮廓和受灾后的第二三维轮廓。然后,可以确定所述建筑物的第一三维轮廓和第二三维轮廓的相似度,获取所述待处理区域中相似度低于预设相似度阈值的建筑物的数量,基于所述相似度低于预设相似度阈值的建筑物的数量确定所述待处理区域的受灾程度。

[0107] 例如,在所述相似度低于预设相似度阈值的建筑物的数量大于预设数量阈值的情况下,确定所述待处理区域的受灾程度为第一级别;在所述相似度不低于预设相似度阈值的建筑物的数量大于预设数量阈值的情况下,确定所述待处理区域的受灾程度为第二级别,所述第一级别高于所述第二级别,即,第一级别对应的受灾程度相对于第二级别来说更为严重。由于本公开实施例的三维轮廓中包括屋顶区域、侧面等建筑物上的不同区域,因此,能够更加准确地确定建筑物之间的相似度,从而准确地确定受灾程度。

[0108] 在另一些应用场景下,可以获取所述建筑物的三维轮廓中屋顶区域的面积;在所述建筑物的屋顶区域的面积大于预设面积阈值的情况下,确定所述建筑物为违章建筑物。由于本公开实施例的三维轮廓中包括屋顶区域、侧面等建筑物上的不同区域,因此,能够减少将侧面误判为屋顶区域而导致面积确定不准确的情况,从而提高确定违章建筑物的准确度。

[0109] 除了以上应用场景之外,还可以通过提取建筑物三维轮廓,获得建筑物的分布和层高,为统计常住居民数量和城市规划提供数据支撑,以及将提取出的建筑物的三维轮廓用于其他场景,对此本公开不再一一列举。

[0110] 如图6所示,本公开实施例还提供一种神经网络的训练方法,所述方法包括:

[0111] 步骤601:通过初始神经网络对样本影像进行处理,所述初始神经网络包括初始分割网络和初始预测网络,所述初始分割网络用于获取语义分割结果,所述语义分割结果用于确定所述建筑物上的三维区域,所述初始预测网络用于获取偏移矢量预测结果,所述偏移矢量预测结果用于确定所述建筑物的高度;

[0112] 步骤602:分别获取所述初始分割网络的损失以及所述初始预测网络的损失,基于所述初始分割网络的损失以及所述初始预测网络的损失确定所述初始神经网络的损失;

[0113] 步骤603:基于所述初始神经网络的损失对所述初始神经网络进行训练。

[0114] 在一些实施例中,所述语义分割网络包括:用于确定建筑物边缘的边缘分割网络;用于确定建筑物上各区域的区域分割网络;所述预测网络包括:用于确定所述建筑物的屋顶区域和侧面的像素点的偏移矢量的第一矢量预测网络。

[0115] 在一些实施例中,所述语义分割网络还包括以下至少一者:用于确定所述建筑物的边缘方向的边缘方向分割网络;用于确定建筑物底座区域的底座分割网络。

[0116] 在一些实施例中,所述预测网络还包括以下至少一者:用于确定所述建筑物的底

座区域的像素点的偏移矢量的第二矢量预测网络;以及用于确定所述单景影像中建筑物的平均偏移方向角的方向角预测网络。

[0117] 通过本公开实施例的训练方法训练得到的神经网络可用于前述任一实施例的建筑物三维轮廓提取方法中对包括建筑物的单景影像进行处理,得到语义分割结果和偏移矢量预测结果。上述训练方法的具体细节详见前述建筑物三维轮廓提取方法的实施例,此处不再赘述。

[0118] 本领域技术人员可以理解,在具体实施方式的上述方法中,各步骤的撰写顺序并不意味着严格的执行顺序而对实施过程构成任何限定,各步骤的具体执行顺序应当以其功能和可能的内在逻辑确定。

[0119] 如图7所示,本公开实施例还提供一种建筑物三维轮廓提取装置,所述装置包括:

[0120] 第一处理模块701,用于通过神经网络对包括建筑物的单景影像进行处理,得到语义分割结果和偏移矢量预测结果,所述语义分割结果用于确定所述建筑物上的三维区域,所述偏移矢量预测结果用于确定所述建筑物的高度;

[0121] 轮廓提取模块702,用于基于所述建筑物的语义分割结果和偏移矢量预测结果,对所述建筑物进行三维轮廓提取,得到所述建筑物的三维轮廓。

[0122] 如图8所示,本公开实施例还提供一种神经网络的训练装置,所述装置包括:

[0123] 第二处理模块801,用于通过初始神经网络对样本影像进行处理,所述初始神经网络包括初始分割网络和初始预测网络,所述初始分割网络用于获取语义分割结果,所述语义分割结果用于确定所述建筑物上的三维区域,所述初始预测网络用于获取偏移矢量预测结果,所述偏移矢量预测结果用于确定所述建筑物的高度;

[0124] 损失获取模块802,用于分别获取所述初始分割网络的损失以及所述初始预测网络的损失,基于所述初始分割网络的损失以及所述初始预测网络的损失确定所述初始神经网络的损失;

[0125] 训练模块803,用于基于所述初始神经网络的损失对所述初始神经网络进行训练。

[0126] 在一些实施例中,本公开实施例提供的装置具有的功能或包含的模块可以用于执行上文方法实施例描述的方法,其具体实现可以参照上文方法实施例的描述,为了简洁,这里不再赘述。

[0127] 本说明书实施例还提供一种计算机设备,其至少包括存储器、处理器及存储在存储器上并可在处理器上运行的计算机程序,其中,处理器执行所述程序时实现前述任一实施例所述的方法。

[0128] 图9示出了本说明书实施例所提供的一种更为具体的计算设备硬件结构示意图,该设备可以包括:处理器901、存储器902、输入/输出接口903、通信接口904和总线905。其中处理器901、存储器902、输入/输出接口903和通信接口904通过总线905实现彼此之间在设备内部的通信连接。

[0129] 处理器901可以采用通用的CPU(Central Processing Unit,中央处理器)、微处理器、应用专用集成电路(Application Specific Integrated Circuit,ASIC)、或者一个或多个集成电路等方式实现,用于执行相关程序,以实现本说明书实施例所提供的技术方案。处理器901还可以包括显卡,所述显卡可以是Nvidia titan X显卡或者1080Ti显卡等。

[0130] 存储器902可以采用ROM(Read Only Memory,只读存储器)、RAM(Random Access

Memory, 随机存取存储器)、静态存储设备, 动态存储设备等形式实现。存储器902可以存储操作系统和其他应用程序, 在通过软件或者固件来实现本说明书实施例所提供的技术方案时, 相关的程序代码保存在存储器902中, 并由处理器901来调用执行。

[0131] 输入/输出接口903用于连接输入/输出模块, 以实现信息输入及输出。输入输出/模块可以作为组件配置在设备中(图中未示出), 也可以外接于设备以提供相应功能。其中输入设备可以包括键盘、鼠标、触摸屏、麦克风、各类传感器等, 输出设备可以包括显示器、扬声器、振动器、指示灯等。

[0132] 通信接口904用于连接通信模块(图中未示出), 以实现本设备与其他设备的通信交互。其中通信模块可以通过有线方式(例如USB、网线等)实现通信, 也可以通过无线方式(例如移动网络、WIFI、蓝牙等)实现通信。

[0133] 总线905包括一通路, 在设备的各个组件(例如处理器901、存储器902、输入/输出接口903和通信接口904)之间传输信息。

[0134] 需要说明的是, 尽管上述设备仅示出了处理器901、存储器902、输入/输出接口903、通信接口904以及总线905, 但是在具体实施过程中, 该设备还可以包括实现正常运行所必需的其他组件。此外, 本领域的技术人员可以理解的是, 上述设备中也可以仅包含实现本说明书实施例方案所必需的组件, 而不必包含图中所示的全部组件。

[0135] 本公开实施例还提供一种计算机可读存储介质, 其上存储有计算机程序, 该程序被处理器执行时实现前述任一实施例所述的方法。

[0136] 计算机可读介质包括永久性和非永久性、可移动和非可移动媒体可以由任何方法或技术来实现信息存储。信息可以是计算机可读指令、数据结构、程序的模块或其他数据。计算机的存储介质的例子包括, 但不限于相变内存(PRAM)、静态随机存取存储器(SRAM)、动态随机存取存储器(DRAM)、其他类型的随机存取存储器(RAM)、只读存储器(ROM)、电可擦除可编程只读存储器(EEPROM)、快闪记忆体或其他内存技术、只读光盘只读存储器(CD-ROM)、数字多功能光盘(DVD)或其他光学存储、磁盒式磁带, 磁带磁磁盘存储或其他磁性存储设备或任何其他非传输介质, 可用于存储可以被计算设备访问的信息。按照本文中的界定, 计算机可读介质不包括暂存电脑可读媒体(transitory media), 如调制的数据信号和载波。

[0137] 通过以上的实施方式的描述可知, 本领域的技术人员可以清楚地了解到本说明书实施例可借助软件加必需的通用硬件平台的方式来实现。基于这样的理解, 本说明书实施例的技术方案本质上或者说对现有技术做出贡献的部分可以以软件产品的形式体现出来, 该计算机软件产品可以存储在存储介质中, 如ROM/RAM、磁碟、光盘等, 包括若干指令用以使得一台计算机设备(可以是个人计算机, 服务器, 或者网络设备等)执行本说明书实施例各个实施例或者实施例的某些部分所述的方法。

[0138] 上述实施例阐明的系统、装置、模块或单元, 具体可以由计算机芯片或实体实现, 或者由具有某种功能的产品来实现。一种典型的实现设备为计算机, 计算机的具体形式可以是个人计算机、膝上型计算机、蜂窝电话、相机电话、智能电话、个人数字助理、媒体播放器、导航设备、电子邮件收发设备、游戏控制台、平板计算机、可穿戴设备或者这些设备中的任意几种设备的组合。

[0139] 本说明书中的各个实施例均采用递进的方式描述, 各个实施例之间相同相似的部分互相参见即可, 每个实施例重点说明的都是与其他实施例的不同之处。尤其, 对于装置实

施例而言,由于其基本相似于方法实施例,所以描述得比较简单,相关之处参见方法实施例的部分说明即可。以上所描述的装置实施例仅仅是示意性的,其中所述作为分离部件说明的模块可以是或者也可以不是物理上分开的,在实施本说明书实施例方案时可以把各模块的功能在同一个或多个软件和/或硬件中实现。也可以根据实际的需要选择其中的部分或者全部模块来实现本实施例方案的目的。本领域普通技术人员在不付出创造性劳动的情况下,即可以理解并实施。

[0140] 以上所述仅是本说明书实施例的具体实施方式,应当指出,对于本技术领域的普通技术人员来说,在不脱离本说明书实施例原理的前提下,还可以做出若干改进和润饰,这些改进和润饰也应视为本说明书实施例的保护范围。

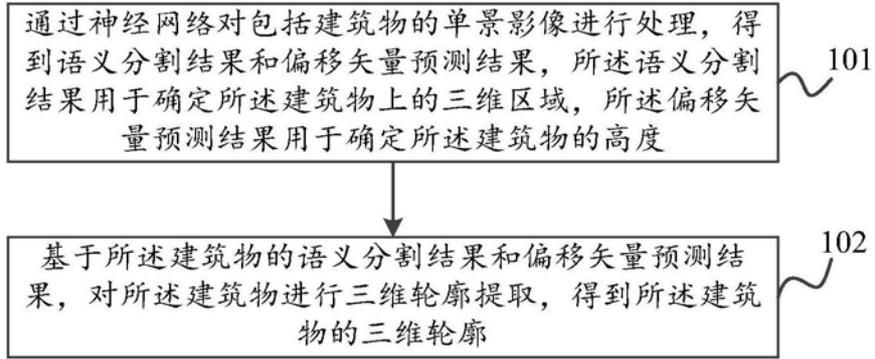


图1

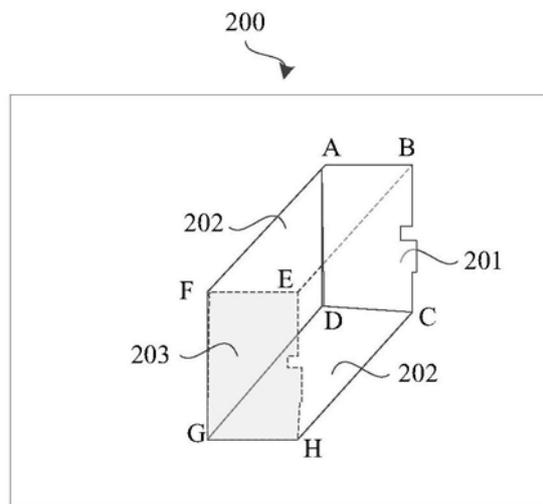


图2

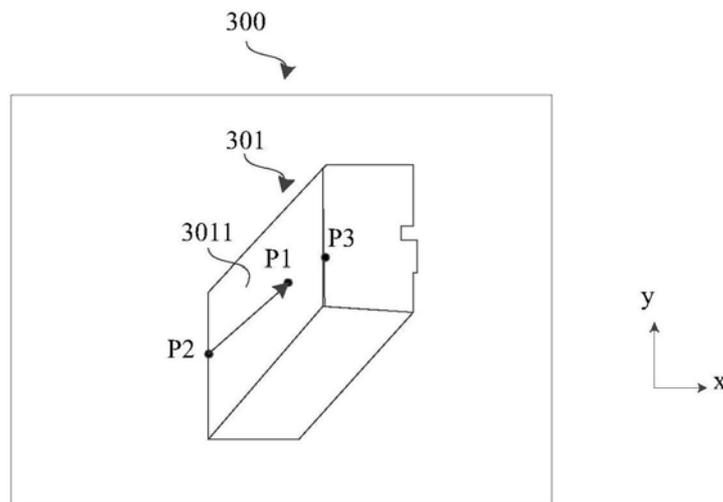


图3

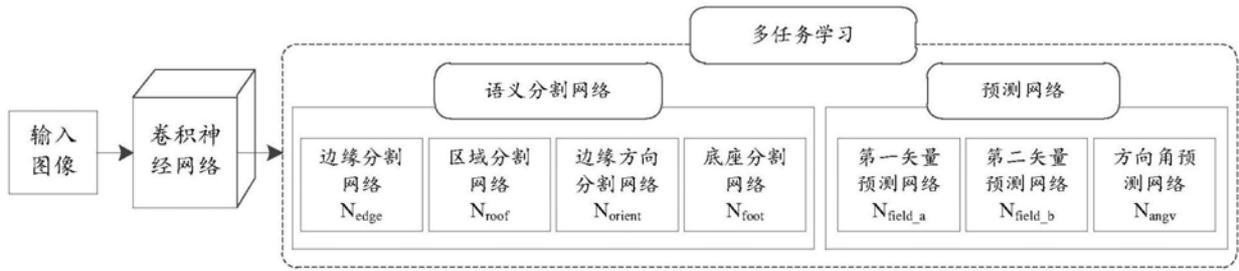


图4

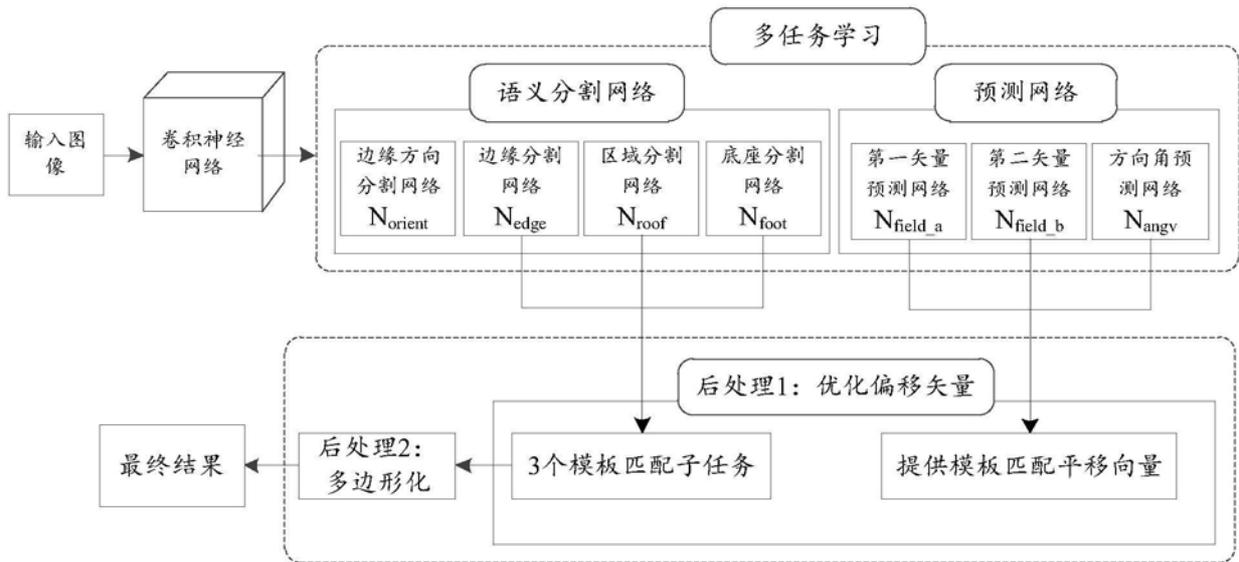


图5

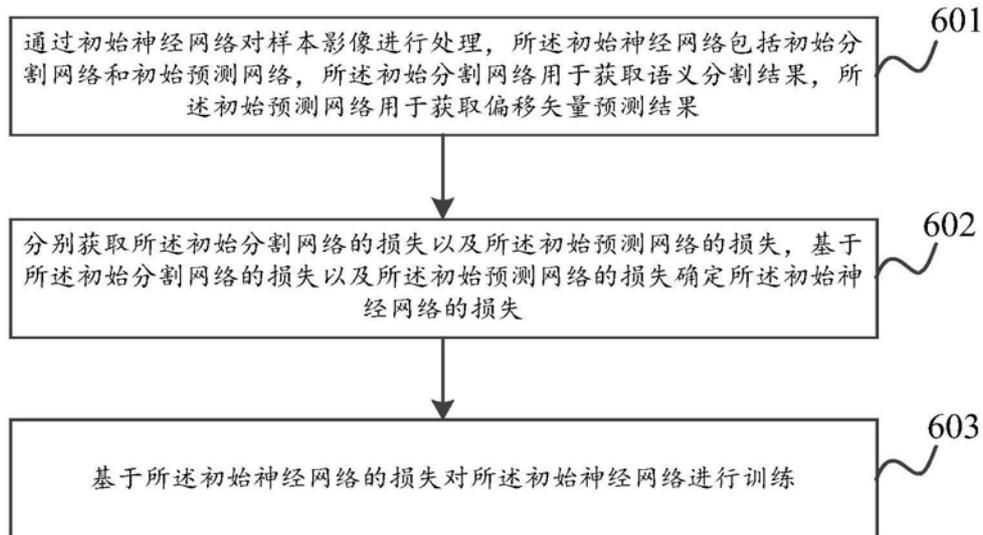


图6

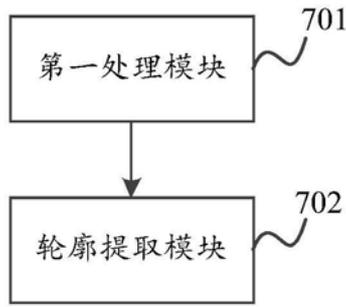


图7

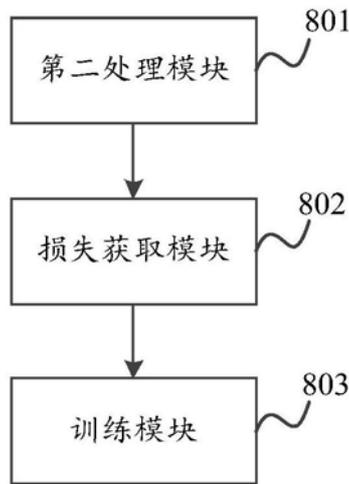


图8

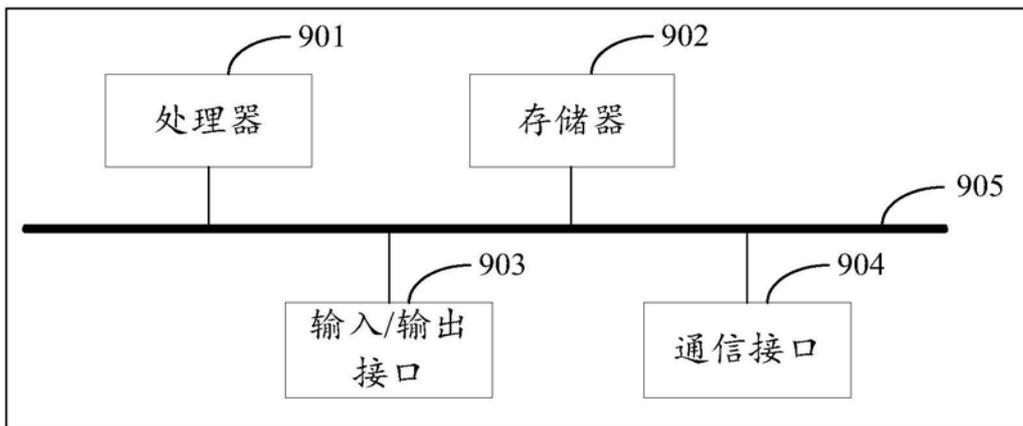


图9