



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 114241024 A

(43) 申请公布日 2022.03.25

(21) 申请号 202111324125.6

G06V 10/762 (2022.01)

(22) 申请日 2021.11.10

G06V 10/77 (2022.01)

(71) 申请人 泰瑞数创科技(北京)有限公司

地址 100089 北京市海淀区中关村南大街5号二区683栋20层22

(72) 发明人 刘俊伟 杨文雪

(74) 专利代理机构 北京中普鸿儒知识产权代理有限公司 11822

代理人 谢建玲

(51) Int. Cl.

G06T 7/49 (2017.01)

G06T 7/30 (2017.01)

G06T 7/13 (2017.01)

G06N 3/08 (2006.01)

G06K 9/62 (2022.01)

权利要求书6页 说明书14页 附图4页

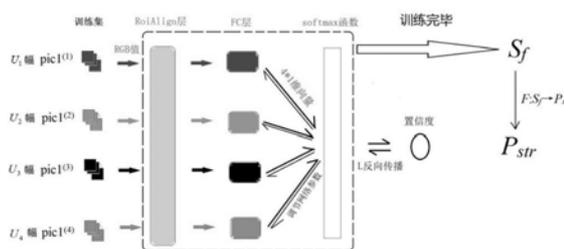
(54) 发明名称

基于滑动边缘检测的人工神经网络建筑物纹理贴图方法及其系统

(57) 摘要

本发明涉及基于滑动边缘检测的人工神经网络建筑物轮廓提取和纹理贴图方法,包括:S1.确立多幅遥感影像图以及相应的航空LIDAR点云图之间统一的多个地理坐标系;S2.使用初始滑移矩形框F在训练集中每一幅所述遥感影像图中滑移扫描而确定感兴趣的轮廓FOI,建立建筑轮廓提取模型M和最终滑移框F_f;S3.利用最终滑移框F_f得到预测建筑轮廓P_f,将待提取建筑轮廓的遥感影像图与相应的航空LIDAR点云图按坐标系配准,将预测建筑轮廓P_f映射到相应的航空LIDAR点云图中;S4将配准后的建筑建轮廓及其内部的多个建筑屋顶图像pic2输入事先建立的贴图模型S中得到相应的建筑屋顶材质纹理分类,找到贴图库中纹理图案,填充到建筑建轮廓内完成贴图。本方法简化了轮廓提取网络前端的算法,精确提取建筑轮廓,采用坐标系的配准实现了遥感影像图和对应的航空LIDAR点云图和遥

感红外图的快速配准,使用RGB和遥感红外分别建模识别屋顶材质种类,实现准确的屋顶纹理贴图。



1. 基于滑动边缘检测的人工神经网络建筑物轮廓提取和纹理贴图方法,其特征在于,包括如下步骤:

S1. 获取至少一个城市的多幅遥感影像图以及相应的航空LIDAR点云图,并确立多幅遥感影像图以及相应的航空LIDAR点云图之间统一的多个地理坐标系,将所述多幅遥感影像图以及相应的航空LIDAR点云图分别分为训练集、验证集以及测试集;

S2. 确定具有长L和宽W的初始滑移矩形框 F_0 ,使用初始滑移矩形框F在训练集中每一幅所述遥感影像图中进行滑移扫描所有每一幅所述遥感影像图的区域,在滑移扫描过程中确定感兴趣的轮廓FOI,利用训练集、验证集建立建筑轮廓提取模型M,得到最终滑移框 F_f ;

S3. 获取训练集、验证集以及测试集中所有待提取建筑轮廓的遥感影像图,利用最终滑移框 F_f ,建筑轮廓提取模型M得到预测建筑轮廓 P_f ,并将已提取建筑轮廓的遥感影像图与相应的航空LIDAR点云图按坐标系配准,将预测建筑轮廓 P_f 映射到相应的航空LIDAR点云图中;

S4. 获取训练集中配准后的遥感影像图中的建筑轮廓及其内部的多个建筑屋顶图像pic1,利用建筑屋顶材质纹理图,建立建筑贴图模型S,将测试集中配准后的至少1幅遥感影像图中的建筑轮廓及其内部的至少1个建筑屋顶图像pic3输入S中得到相应的建筑屋顶材质纹理分类,找到贴图库中相应的纹理图案,将图案纹理填充到所述测试集中配准后的航空LIDAR点云图中的建筑轮廓及其内部中,完成贴图。

2. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,S1具体包括:

S1-1. 获取1-660个城市的多幅遥感影像图以及相应的航空LIDAR点云图,所述相应的航空LIDAR点云图是与所述多幅遥感影像图同一时刻获取的,并获取至少一张存在完整的预定标准建筑的1幅所述遥感影像图以及相应的航空LIDAR点云图,所述多幅遥感影像图的幅数为540-1320000;

S1-2. 在存在完整的预定标准建筑的1幅所述遥感影像图以及相应的航空LIDAR点云图中建立统一的城市地理坐标系E,所有剩余的多幅遥感影像图以及相应的多幅航空LIDAR点云图组成的每组两幅图的多个图组,根据地理正北向而确定的每一图组中1幅遥感影像图以及相应的1幅航空LIDAR点云图中具有相同原点的统一的坐标系 $E^{(i)}$, $i=1,2,\dots,N$,N为遥感影像图或相应的航空LIDAR点云图的幅数,将建立了坐标系的所述多幅遥感影像图以及相应的航空LIDAR点云图分别分为训练集、验证集以及测试集的比例为100-50:10-5:3-1。

3. 根据权利要求2所述的方法,其特征在于,所述预定标准建筑具有矩形的屋顶边框,并且选择其中一个顶点在地面的垂直投影作为坐标原点O,以其中一边在地面的垂直投影作为X轴,另一边在地面的垂直投影作为Y轴,形成地面平面直角坐标系E,或者,所述X轴指向正东方,Y轴正北方,形成地面平面直角坐标系E,其中,

所述根据地理正北向而确定所有多幅遥感影像图以及相应的航空LIDAR点云图中的每一幅遥感影像图以及相应的航空LIDAR点云图中具有相同原点的统一的坐标系 $E^{(i)}$, $i=1,2,\dots,N$,具体包括确定坐标系E的X轴与正北向之间的夹角 α ,将坐标系E原点放置到每一图组中的1幅遥感影像图以及1幅相应的航空LIDAR点云图中在E下相同的预设点上,并调整X轴指向使其与正北向之间的夹角为 α ,得到每一图组中的一幅遥感影像图以及1幅相应的航空LIDAR点云图中统一X轴指向的多个坐标系 $E^{(i)}$, $i=1,2,\dots,N$,当E的所述X轴指向正东方,Y轴正北方时,调整X轴指向正东方或调整Y轴指向正北方。

4. 根据权利要求2所述的方法,其特征在于,S2具体包括:

S2-1确定具有长L和宽W的初始滑移矩形框 F_0 ,所述L和W的取值范围 $R \in [nr, 2nr]$,其中r为遥感影像图的分辨率, $n \in [10, 20]$;

S2-2获取训练集中每一幅所述遥感影像图中预定数量的屋顶内部且靠近轮廓处的像素RGB三色值,同时确定一个预设时间间隔T,使用初始滑移矩形框 F_0 在训练集中每一幅所述遥感影像图中从零时刻开始进行滑移扫描所有每一幅所述遥感影像图的区域,在滑移扫描过程中,每隔T时刻确定初始滑移矩形框 F_0 中的轮廓,形成感兴趣的轮廓FOI,当扫描完成后即获得包含建筑轮廓的感兴趣的轮廓FOI的特征图PFOI;

S2-3将PFOI输入RoiAlign层,并通过全连接层,得到当前预测框,利用当前预测框和人工标记建筑轮廓计算轮廓误差损失,对于矩形轮廓

$$L_{\text{contour ret}}(P, Q) = \text{smooth}(P_i - Q_i) = \sum_{i \in \{x, y, w, h\}} \begin{cases} \frac{(P_i - Q_i)^2}{2} & \text{if } |P_i - Q_i| < 1 \\ \frac{2|P_i - Q_i| - 1}{2} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1), \text{ 其中 } P, Q \text{ 分}$$

别为预测轮廓和人工标记轮廓, $P_i - Q_i$ 表示预测轮廓和人工标记轮廓之间的误差, x, y 为人工标记轮廓的一个角顶点坐标, w 为轮廓的宽, h 为轮廓的高, i 表示第*i*个建筑FOI轮廓,

$\sum_{i \in \{x, y, w, h\}}$ 表示对特征图PFOI中所有矩形建筑FOI轮廓进行求和进行求和,

$$\text{对于圆形轮廓 } L_{\text{contour rd}}(P, Q) = \sum_{i \in \{x_r, y_r, d\}} \begin{cases} \frac{(d_{P_i} - d_{Q_i} + l_{P_i Q_i})^2}{2} & \text{if } |d_{P_i} - d_{Q_i} + l_{P_i Q_i}| < 1 \\ \frac{2|d_{P_i} - d_{Q_i} + l_{P_i Q_i}| - 1}{2} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2),$$

其中 d_{P_i} 和 d_{Q_i} 分别第*i*个建筑的预测圆形轮廓和人工标记圆形轮廓的直径, x_r, y_r 和 d 分别为人工标记圆形轮廓的圆心坐标和直径, $l_{P_i Q_i}$ 为第*i*个建筑的预测圆形轮廓和人工标记圆形轮廓的圆心距,

$\sum_{i \in \{x_r, y_r, d\}}$ 表示对所有对特征图PFOI中所有圆形建筑FOI轮廓进行求和,

对于其他异形轮廓误差损失采用最小外接矩形使用公式(1)计算

$$L_{\text{contour heter}}(P', Q') = L_{\text{contour ret}}(P', Q') = \text{smooth}(P'_i - Q'_i) = \sum_{i \in \{x', y', w', h'\}} \begin{cases} \frac{(P'_i - Q'_i)^2}{2} & \text{if } |P'_i - Q'_i| < 1 \\ \frac{2|P'_i - Q'_i| - 1}{2} & \text{otherwise} \end{cases}$$

(3),其中 P', Q' 分别为预测轮廓最小外接矩形和人工标记轮廓最小外接矩形, $P'_i - Q'_i$ 表示预测轮廓最小外接矩形和人工标记轮廓最小外接矩形之间的误差, x', y' 为人工标记轮廓最小外接矩形的一个角顶点坐标, w' 为最小外接矩形的宽, h' 为最小外接矩形的高,

$\sum_{i \in \{x', y', w', h'\}}$ 表示对特征图PFOI中所有其他异形建筑FOI轮廓进行求和进行求和,

其中,最小外接矩形利用RoiAlign层+全连接层FC以及卷积长短期记忆ConvLSTM的多

层RNN算法对建筑的顶点进行预测而确定，

利用误差损失反向传播来调整网络参数，进行框回归对预测结果进行修正，当损失值变化率 $\left| \frac{L^{(j+1)} - L^{(j)}}{L^{(j)}} \right|$ ，其中 $L^{(j+1)}$ 和 $L^{(j)}$ 分别为第j+1次训练和第j次训练的误差损失，趋于预设阈值thres范围内时，认为已经获得中间预测轮廓 P_m ，以及中间模型 M_m ；

S2-4调整初始滑动矩形框 F_0 的长L和宽W，形成中间滑动矩形框 F_m ，重复进行步骤S2-2-S2-3，获得多个中间预测轮廓 $P_m^{(1)}, P_m^{(2)}, \dots, P_m^{(K)}$ ，和对应的多个中间模型 $M_m^{(1)}, M_m^{(2)}, \dots, M_m^{(K)}$ ，其中K为重复的次数，优选地，所述调整为按照nr的调节步进增加和/或减少L和W，其中r为遥感影像图的分辨率， $n \in [10, 20]$ ， $K \in [1, 10]$ ，得到K+1个预测轮廓与人工轮廓的误差最小者对应的中间滑动矩形框和模型，或者当 $K \geq 3$ 时去掉误差最大和最小者剩余的预测轮廓对应的中间滑动矩形框的L和W，以及网络参数进行平均，作为训练完成时的最终滑动框 F_f 和模型M，用验证集验证预测轮廓和人工标记框之间的误差。

5. 根据权利要求4所述的方法，其特征在于，其中每隔T时刻确定初始滑动矩形框 F_0 中的轮廓，形成感兴趣的轮廓FOI具体包括：

S2-2-1通过聚类算法获得不同屋顶材质的RGB三色值分类聚类图，从零时刻开始每隔T时刻获取初始滑动矩形框F中RGB三值，将三值不在城市屋顶的RGB三值的聚类内的RGB设置为第一灰度值或彩色值，剩余部分都设置为另一不同值的第二灰度值或彩色值，或将三值在城市屋顶的RGB三值的聚类中的RGB三值，以及虽都在聚类外，但与聚类中的每一点距离中最小者在阈值范围内的RGB三值都设置为第一灰度值或彩色值，剩余部分都设置为另一不同值的第二灰度值或彩色值，以形成二值化图，所述阈值范围为0-25，或者，

根据获得的屋顶的RGB确定屋顶的RGB的分布范围，从零时刻开始每隔T时刻获取初始滑动矩形框F中RGB三值，将RGB三值至少一者不在屋顶的RGB分布范围内，且与范围中数值的差值最小者超过预设阈值都设为第一灰度值或彩色值，剩余部分都设置为另一不同值的第二灰度值或彩色值，所述阈值范围为25-254；

S2-2-2利用边缘检测识别出二值化图中的轮廓；

S2-2-3在得到二值化图之后或者在扫描遥感影像图完毕将遥感影像图全部二值化完毕时，进行去二值化处理而恢复遥感影像图部分而保留已识别的轮廓。

6. 根据权利要求5所述的方法，其特征在于，所述预定数量为，对于每一栋建筑为4-24，对于每一栋建筑的每一条轮廓边，预定数量为3，所述T为0.1-1s，所述滑动扫描为机器扫描，即从初始滑动矩形框 F_0 或中间滑动矩形框 F_m 的直角边与遥感影像图的任一角部两直角边对齐后开始行或列滑动扫描，完成后再向遥感影像图宽度或长度方向平移一个初始滑动矩形框 F_0 或中间滑动矩形框 F_m 宽度，继续将初始滑动矩形框 F_0 或中间滑动矩形框 F_m 宽度或长度方向边与遥感影像图的宽度或长度方向边对齐后进行新的行扫描，直到完成区域扫描，其中所述行滑动扫描为匀速扫描，且初始滑动矩形框 F_0 或中间滑动矩形框 F_m 在行扫描方向上经历所述预设时间间隔T之时正好滑动了一个初始滑动矩形框 F_0 或中间滑动矩形框 F_m 的长度或宽度，或者，

在每隔T时刻确定初始滑动矩形框 F_0 或中间滑动矩形框 F_m 中的轮廓FOI之后，在被扫描的遥感影像图中将初始滑动矩形框 F_0 或中间滑动矩形框 F_m 区域设置为已扫描区域，并通过区域灰度或彩色填充以提示，待扫描所有区域完毕后删除所述填充的灰度或彩色。

7. 根据权利要求6所述的方法,其特征在于,所述边缘检测包括canny边缘检测或Sobel边缘检测,或者逐点扫描确定轮廓,具体包括:

对二值化图中每一像素进行逐行扫描,当遇到RGB三值突变像素点时即将该像素点设定为轮廓点,从而遍历初始滑动矩形框F中所有像素点完成在T时刻的建筑轮廓的确定,将确定的轮廓点设定为采用第三灰度或彩色值,预设阈值thres范围为 $thres < 2-5\%$ 。

8. 根据权利要求2所述的方法,其特征在于,

S3具体包括:

S3-1获取训练集、验证集以及测试集中所有待提取建筑轮廓的遥感影像图,利用最终滑动框 F_f 对所述所有待提取建筑轮廓的遥感影像图进行滑动扫描,得到PFOI输入模型M中得到预测轮廓 P_f ;

S3-2将训练集、验证集以及测试集中具有预测建筑轮廓 P_f 的遥感影像图与相应的航空LIDAR点云图按各自的坐标系进行配准,并将所述具有预测建筑轮廓 P_f 的遥感影像图的预测建筑轮廓 P_f 映射到相应的航空LIDAR点云图中,形成轮廓层 P_fL ,其中,所述配准是指将训练集、验证集以及测试集中具有预测建筑轮廓 P_f 的遥感影像图与相应的航空LIDAR点云图按各自的坐标系的原点和X轴或Y轴重合进行配准,或者将Z轴重合而使得X轴或Y轴相互平行。

9. 根据权利要求2、7、8中任一项所述的方法,其特征在于,S4具体包括:

S4-1获取训练集中配准后的遥感影像图中的建筑轮廓及其内部的多个建筑屋顶图像pic1,并进行编号,获取图像内部多个点的平均RGB三值,优选地,选择加权平均计算,越靠近预测轮廓处权值越小,具体包括在内部点到任意的以轮廓边的距离等分为每份lp长,通过线性递减方式权值从该内点处50%一直到轮廓边变化;

S4-2建立多个建筑屋顶图像pic1中对应建筑屋顶材料的RGB聚类分布图,所述建筑屋顶材料包括混凝土、砖、瓦、高分子材料、太阳能板材料、沥青;

S4-3将训练集中 U_j 幅同种屋顶材料的建筑屋顶图像 $pic1^{(j)}$ 以及相应的建筑屋顶材料的RGB三值输入到RoiAlign层将 $pic1^{(j)}$ 通过全连接层,以及softmax函数得到预测分类s,利用的预测分类s和输入RGB三值在所述聚类分布图中对应为分类q的置信度计算第j种屋顶材料

误差损失 $L_{conf}^j(s, c) = - \sum_{k \in p_j}^{U_j} \log \left(\frac{\exp c_k^{(q)}}{\sum_q \exp c_k^{(q)}} \right)$, 其中, p_j 表示第j种屋顶材料的训练集,

$\frac{\exp c_k^{(q)}}{\sum_q \exp c_k^{(q)}}$ 表示softmax函数得到的编号为k的建筑屋顶图像 $pic1_k^{(j)}$ 对于类别q的置信度,

$c_k^{(q)}$ 为编号为k的建筑屋顶图像 $pic1_k^{(j)}$ 在全连接层得到在所述聚类分布图中对应为分类q时

的 $Q*1$ 维向量第q个向量值, Q 为总的屋顶材质种数, $Q \geq 2$, \sum_q 和 $\sum_{k \in p_j}^{U_j}$ 分别表示对总的屋顶材

质种数 Q 以及对第j种屋顶材料的训练集中所有编号求和, $\log()$ 表示以e为底的对数,利用误差损失反向传播来调整网络参数,进行分类回归对预测结果进行修正,当损失值变化率

$\left| \frac{L^{(j+1)} - L^{(j)}}{L^{(j)}} \right|$, 其中 $L^{(1+1)}$ 和 $L^{(1)}$ 分别为第1+1次训练和第1次训练的误差损失, 趋于预设阈值 thres 范围 $\text{thres} < 2-5\%$ 内时, 认为已经获得第j种屋顶材料在所述聚类分布图中对应为分类q时预测分类的置信度 $\frac{\exp c_{kf}^{(q)}}{\sum_q \exp c_{kf}^{(q)}}$, 其中 $c_{kf}^{(q)}$ 为此时编号为k的建筑屋顶图像 $\text{pic1}_k^{(j)}$ 在全连接层得到在所述聚类分布图中对应为分类q时的 $Q \times 1$ 维向量第q个向量值, 以及第j种屋顶材料在所述聚类分布图中对应为分类q时的中间分类预测模型 $S_{jm}^{(q)}$;

S4-4改变第j种屋顶材料在所述聚类分布图中对应分类重复步骤S4-3, 以遍历所有屋顶种类获得Q种屋顶材料的分类的置信度 $\left\{ \frac{\exp c_{kf}^{(1)}}{\sum_q \exp c_{kf}^{(q)}}, \frac{\exp c_{kf}^{(2)}}{\sum_q \exp c_{kf}^{(q)}}, \dots, \frac{\exp c_{kf}^{(Q)}}{\sum_q \exp c_{kf}^{(q)}} \right\}$, 和对应的多个中间分类预测模型 $S_{jm}^{(1)}, S_{jm}^{(2)}, \dots, S_{jm}^{(Q)}$, 选择置信度最大值

$\left\{ \frac{\exp c_{kf}^{(1)}}{\sum_q \exp c_{kf}^{(q)}}, \frac{\exp c_{kf}^{(2)}}{\sum_q \exp c_{kf}^{(q)}}, \dots, \frac{\exp c_{kf}^{(Q)}}{\sum_q \exp c_{kf}^{(q)}} \right\}_{\max}$ 对应的中间分类预测模型作为第j种屋顶材料最终

分类模型 S_{jf} ;

S4-5选择另一种屋顶材料的 U_{j+1} 幅建筑屋顶图像 $\text{pic1}^{(j+1)}$, 重复步骤S4-3-S4-4, 遍历所有Q种屋顶材料, 得到最终的屋顶材料分类模型 $S_f = \{S_{1f}, S_{2f}, \dots, S_{Qf}\}$; 建立屋顶材料分类模型与建筑屋顶材质纹理图 P_{str} 之间的映射关系 $F: S_f \rightarrow P_{\text{str}}$, 获得贴图模型 S 记作 $S = \{P_i = (F) \{S_i = (F), F(P), \dots, F(S)\}$, 使用验证集中配准后的遥感影像图中的建筑轮廓及其内部的多个建筑屋顶图像 pic2 进行验证;

S4-6测试集中获取至少1幅经配准后的遥感影像图, 并获取其中包括建筑轮廓及其内部的多个待分类建筑屋顶图像 pic3 , 将 pic3 代入 S_f 中获得Q个置信度中最大值对应的模型 $S_{\max f}$ 所对应的材质作为该输入 pic3 中屋顶对应的预测材质, 并利用对应的贴图模型 $F_{\max f}(S_{\max f})$ 获得建筑屋顶材质纹理图 $P_{\max \text{str}}$, 找到贴图库中相应的纹理图案, 并将该纹理图纹理填充到所述测试集中获取至少1幅的经配准后的遥感影像图对应配准的航空LIDAR点云图中相应建筑的轮廓中, 形成贴图层 $P_{\max \text{str}}^L$ 完成贴图。

10. 根据权利要求9所述的方法, 其特征在于,

S1-1中同一时刻还获取1-660个城市的多幅相应的红外遥感图, 还在每一图组中还加入相应的红外遥感图, 并在其中根据是否存在完整的预定标准建筑而同样分别建立所述统一的城市地理坐标系 E 和所述具有相同原点的统一的坐标系 $E^{(i)}$, $i = 1, 2, \dots, N$ 并相应地加入到训练集、验证集以及测试集中;

S3-2中还将相应的红外遥感图和映射有预测建筑轮廓 P_f 的航空LIDAR点云图按各自的坐标系进行配准, 并将所述相应的红外遥感图映射到所述映射有预测建筑轮廓 P_f 的航空LIDAR点云图中, 形成遥感红外图层 IRL ; 还将测试集中具有预测建筑轮廓 P_f 的遥感影像图

中的光学信息映射到与之配准的相应的航空LIDAR点云图中,形成遥感影像图层RL;

S4-5和S4-6之间还包括步骤S4-5' 建立不同材质屋顶种类红外遥感图谱中特征波段归一化强度与质屋顶种类之间的屋顶材料红外分类模型 S_{rem} ,具体包括如下步骤:

对训练集中经配准的遥感红外图中多个建筑FOI对应的不同种材质屋顶进行主成分分析法聚类分析,得到的载荷图,并得到对于不同种材质屋顶敏感的特征波段,并用特征波段归一化强度作为神经网络的输入端建立基于人工神经网络的屋顶材料红外分类模型 S_{rem} ,并用验证集验证;

此时在S4-6中将pic3代入 S_f 中获得Q个置信度中最大值对应的模型 S_{maxf} 所对应的材质作为该输入pic3中屋顶对应的预测材质分类 s_f 之后,还获取pic3对应的红外遥感图中特征波段归一化强度输入到屋顶材料红外分类模型 S_{rem} 中得到屋顶材料分类 s_{remf} ,若 $s_f = s_{remf}$,则利用对应的贴图模型 $F_{maxf}(S_{maxf})$ 获得建筑屋顶材质纹理图 P_{maxstr} ,找到贴图库中相应的纹理图案,并将该纹理图纹理填充到所述测试集中获取至少1幅的经配准后的遥感影像图对应配准的航空LIDAR点云图中相应建筑的轮廓内,形成贴图层 $P_{maxstr}L$ 完成贴图,反之,

将屋顶材料分类 s_{remf} 对应的屋顶材料分类模型 S_{remf} 获得建筑屋顶材质纹理图 $P_{remf} = F_{remf}(S_{remf})$,其中下标remf表示屋顶材料分类模型对应的分类是经由屋顶材料红外分类模型 S_{rem} 得到的,找到贴图库中相应的纹理图案,并将该纹理图纹理填充到所述测试集中获取至少1幅的经配准后的遥感影像图对应配准的航空LIDAR点云图中相应建筑的轮廓内,形成贴图层 $P_{remf}L$ 完成贴图。

11. 根据权利要求10所述的方法,其特征在于,所述pic2对应的红外遥感图中特征波段图谱,是指在所述pic2获取多个建筑轮廓内部对应点的遥感红外光谱,并获得平均谱,基于所述平均谱获得特征波段图谱,其中,平均谱是根据各波段的谱峰积分强度的算术平均或依照各波段的权重而对各波段的谱峰积分强度进行加权平均。

12. 基于滑动边缘检测的人工神经网络建筑物轮廓提取和纹理贴图系统,其特征在于,所述系统包括航空遥感系统,地面服务器,以及客户端,所述航空遥感系统与所述地面服务器之间,以及所述地面服务器和所述客户端之间能够数据通讯,其中,

所述航空遥感系统包括,卫星定位装置,卫星遥感影像拍摄装置,航空LIDAR点云系统,遥感红外拍摄装置,分别实现同步对地面可见光波段遥感影像的拍摄,获得遥感影像图、航空LIDAR点云数据获取、以及遥感红外图以及红外光谱的采集,

所述地面服务器基于滑动边缘检测的人工神经网络建筑物轮廓提取和纹理贴图方法,对遥感影像图、航空LIDAR点云数据获取、以及遥感红外光谱进行处理而完成筑物轮廓提取和纹理贴图,并将筑物轮廓提取和纹理贴图结果根据用户的请求而发送给用户,

所述客户端能够对接收到的所述结果进行展示。

13. 一种非暂时性存储介质,其中存储有可由地面服务器运行而实现如权利要求1-11所述基于基于滑动边缘检测的人工神经网络建筑物轮廓提取和纹理贴图方法的计算机可读程序。

基于滑动边缘检测的人工神经网络建筑物纹理贴图方法及其系统

技术领域

[0001] 本发明涉及一种建筑物轮廓的人工智能提取方案,尤其涉及基于滑动边缘检测的人工神经网络建筑物纹理贴图方法及其系统,属于人工智能图像处理领域。

背景技术

[0002] 建筑轮廓的提取是城市数字地图中识别建筑的重要步骤,现有的提取方案大都采用多步骤的人工网络训练获得特征图以及边框的提取,从而通过框的回归算法实现与人工标记相比最小化的精确识别。其中在网络前端主要使用的是CNN网络主干,包括了VGGNet、MobileNet、ResNet等形成特征提取、在通过FPN 或RPN算法才能将边框特征进行提取,经历了特征识别和边框提取的复杂人工网络算法过程。同时网络训练阶段边框的识别依靠了人工框的标记。因而为了获得精确的网络,如果缺乏人工的标记则工作无法进行下去。

[0003] 在网络后端主要通过感兴趣的区域的对应层获得感兴趣对象的带有边框的特征图,最后通过神经网络对框进行回归统计,作出更精确的预测。也有利用卷积长短期记忆ConvLSTM的多层RNN算法对建筑的顶点进行预测,从而获得较为精确的建筑轮廓。

[0004] 然而这些算法不仅在前端都使用了复杂的人工网络进行训练,实际上是边框的粗提步骤。在网络后端由于基于了统一的矩形anchor,对于异形建筑来说会将多余的地面部分误算在建筑框中,尤其是具有诸如 L形连体建筑或者凹字、回字等异形的半包围结构的建筑。而对于点预测的方案虽然能够精确预测建筑顶点,但由于将点与点之间的建筑轮廓部分统一视作直线连接,从而导致至少两个缺陷,第一,顶点之间的建筑轮廓始终存在误差,因为建筑的边缘并非如作图中那样是近乎几何学的直线而总存在一定的误差,第二,对于带有弧形的边缘建筑轮廓显然使用直线模型是错误的,尤其是圆顶建筑则无法用矩形方框实现轮廓精确预测,更无法找到顶点(实际上由于圆可以近似视作无限多边形,因而实际上有无数多个顶点,即便如此也无法实现有限时间的计算)。虽然现代建筑多数是矩形的,但仍然存在异形的屋顶,从而现有技术无法全面地实现一种算法针对所有屋顶都适用。

[0005] 航空LIDAR点云技术是航空三维图像的一种高效、精度高的数据形式,但由于具象模糊,因此无法真实从视觉上产生对于建筑细节的展现。即便在该领域中的建筑轮廓提取技术,也需要对点云数据进行灰度处理和DSM图像处理后再进行提取轮廓,因此已经并非基于LIDAR点云本身进行轮廓的提取。做不到基于LIDAR点云本身进行轮廓的提取还是由点云数据具象模糊导致的。因此基于具象清晰的遥感影像图的建筑轮廓提取成为一种替代方案(如之前所述的人工网络算法)。但是往往需要分别对LIDAR点云和遥感影像图中的建筑轮廓进行提取,再进行轮廓和光学信息的配准与赋予,才能实现点云数据的清晰具象化,经过这一系列处理后,虽然保证了精度目的,但最初使用航空LIDAR点云技术的高效目的上来看,整体上其工作效率反而是降低的,从而已偏离这一目的初衷。

发明内容

[0006] 本发明为了解决上述技术问题,提供了一种优化的、简单的、无需人工标记训练框识别(框回归预测则仍然需要)的建筑轮廓提取算法,其思想就在利用遥感影像图的具象清晰的优势以及建立于我们前期工作的城市坐标系基础上,能够做到不对航空LIDAR点云图本身做任何图像技术处理前提下,在航空LIDAR点云图中实现基于遥感影像图的优化算法获得的建筑轮廓和光学信息的快速配准以及贴图,实现了精确、高效的数据获得结果。其中的优化主要是来自于对现有技术中前端网络替代为一种新的思想下的高效、简单的、无需人工标记训练框识别的边框提取方案。

[0007] 基于此考虑,本发明提供了基于滑动边缘检测的人工神经网络建筑物轮廓提取和纹理贴图方法,其特征在于,包括如下步骤:

[0008] S1. 获取至少一个城市的多幅遥感影像图以及相应的航空LIDAR点云图,并确立多幅遥感影像图以及相应的航空LIDAR点云图之间统一的多个地理坐标系;

[0009] S2. 确定具有长L和宽W的初始滑移矩形框 F_0 ,使用初始滑移矩形框F在训练集中每一幅所述遥感影像图中进行滑移扫描所有每一幅所述遥感影像图的区域,在滑移扫描过程中确定感兴趣的轮廓FOI,利用训练集、验证集建立建筑轮廓提取模型M,得到最终滑移框 F_f ;

[0010] S3. 获取训练集、验证集以及测试集中所有待提取建筑轮廓的遥感影像图,利用最终滑移框 F_f ,建筑轮廓提取模型M得到预测建筑轮廓 P_f ,并将已提取建筑轮廓的遥感影像图与相应的航空LIDAR点云图按坐标系配准,将预测建筑轮廓 P_f 映射到相应的航空LIDAR点云图中;

[0011] S4获取训练集中配准后的遥感影像图中的建筑轮廓及其内部的多个建筑屋顶图像pic1,利用建筑屋顶材质纹理图,建立建筑贴图模型S,将测试集中配准后的至少1幅遥感影像图中的建筑轮廓及其内部的至少1个建筑屋顶图像pic3输入S中得到相应的建筑屋顶材质纹理分类,找到贴图库中相应的纹理图案,将图案纹理填充到所述测试集中配准后的航空LIDAR点云图中的建筑建轮廓及其内部中,完成贴图。

[0012] 关于S1

[0013] S1具体包括:

[0014] S1-1获取1-660个城市的多幅遥感影像图以及相应的航空LIDAR点云图,所述相应的航空LIDAR点云图是与所述多幅遥感影像图同一时刻获取的,并获取至少一张存在完整的预定标准建筑的1幅所述遥感影像图以及相应的航空LIDAR点云图,优选地,所述多幅遥感影像图的幅数为540-1320000;

[0015] 优选地,同一时刻还获取1-660个城市的多幅遥感影像图、相应的航空LIDAR点云图,以及相应的红外遥感图。

[0016] S1-2在存在完整的预定标准建筑的1幅所述遥感影像图以及相应的航空LIDAR点云图中建立统一的城市地理坐标系E,所有剩余的多幅遥感影像图以及相应的多幅航空LIDAR点云图组成的每组两幅图的多个图组,根据地理正北向而确定的每一图组中1幅遥感影像图以及相应的1幅航空LIDAR点云图中具有相同原点的统一的坐标系 $E^{(i)}$, $i=1,2, \dots, N$ (可以加Z轴形成立体坐标系),N为遥感影像图或相应的航空LIDAR点云图的幅数,将建立了坐标系的所述多幅遥感影像图以及相应的航空LIDAR点云图分别分为训练集、验证集以及

测试集的比例为100-50:10-5:3-1,优选为50:9:1。

[0017] 优先地,所述预定标准建筑具有矩形的屋顶边框,并且选择其中一个顶点在地面的垂直投影作为坐标原点 O ,以其中一边在地面的垂直投影作为 X 轴,另一边在地面的垂直投影作为 Y 轴,形成地面平面直角坐标系 E (也可加 Z 轴形成立体坐标系 E)。更优选地,所述 X 轴指向正东方, Y 轴正北方。

[0018] 所述根据地理正北向而确定所有多幅遥感影像图以及相应的航空LIDAR点云图中的每一幅遥感影像图以及相应的航空LIDAR点云图中具有相同原点的统一的坐标系 $E^{(i)}$, $i=1,2,\dots,N$,具体包括确定坐标系 E 的 X 轴与正北向之间的夹角 α ,将坐标系 E 原点放置到每一图组中的一幅遥感影像图以及1幅相应的航空LIDAR点云图中在 E 下相同的预设点上,并调整 X 轴指向使其与正北向之间的夹角为 α ,得到每一图组中的一幅遥感影像图以及1幅相应的航空LIDAR点云图中统一 X 轴指向的多个坐标系 $E^{(i)}$, $i=1,2,\dots,N$ 。优选地,当 E 的所述 X 轴指向正东方, Y 轴正北方时,调整 X 轴指向正东方或调整 Y 轴指向正北方。

[0019] 优选地,还在每一图组中还加入相应的红外遥感图,并在其中根据是否存在完整的预定标准建筑而同样分别建立所述统一的城市地理坐标系 E 和所述具有相同原点的统一的坐标系 $E^{(i)}$, $i=1,2,\dots,N$ 并相应地加入到训练集、验证集以及测试集中。

[0020] 可以理解的是,当图组中的1幅遥感影像图或1幅相应的航空LIDAR点云图属于训练集或验证集或测试集,则相应的1幅红外遥感图也加入到相应的训练集或验证集或测试集中去。

[0021] 关于 S_2

[0022] S_2 具体包括:

[0023] S_2-1 确定具有长 L 和宽 W 的初始滑移矩形框 F_0 ,优选地,所述 L 和 W 的取值范围 $R \in [nr, 2nr]$,其中 r 为遥感影像图的分辨率, $n \in [10, 20]$,在一个实施例中, $L=W$ 。

[0024] S_2-2 获取训练集中每一幅所述遥感影像图中预定数量的屋顶内部且靠近(例如距离轮廓上一点的距离为该轮廓点与轮廓几何中心或质心之前距离的三分之一以内)轮廓处的像素RGB三色值,同时确定一个预设时间间隔 T ,使用初始滑移矩形框 F_0 在训练集中每一幅所述遥感影像图中从零时刻开始进行滑移扫描所有每一幅所述遥感影像图的区域,在滑移扫描过程中,每隔 T 时刻确定初始滑移矩形框 F_0 中的轮廓,形成感兴趣的轮廓FOI,当扫描完成后即获得包含建筑轮廓的感兴趣的轮廓FOI的特征图PFOI。

[0025] 优选地,所述预定数量为,对于每一栋建筑为4-24,优选地,对于每一栋建筑的每一条轮廓边,预定数量为3,所述 T 为0.1-1s。

[0026] 可以理解的是,经过有限时间的滑移扫描之后所述区域内的所有FOI将被确定,

[0027] 优选地,所述滑移扫描为机器扫描,即从初始滑移矩形框 F_0 (或后文的中间滑移矩形框 F_m)的直角边与遥感影像图的任一角部两直角边对齐后开始行或列滑移扫描,完成后再向遥感影像图宽度或长度方向平移一个初始滑移矩形框 F_0 (或后文的中间滑移矩形框 F_m)宽度,继续将初始滑移矩形框 F_0 (或后文的中间滑移矩形框 F_m)宽度或长度方向边与遥感影像图的宽度或长度方向边对齐后进行新的行扫描,直到完成区域扫描,其中所述行滑移扫描为匀速扫描,且初始滑移矩形框 F_0 (或后文的中间滑移矩形框 F_m)在行扫描方向上经历所述预设时间间隔 T 之时正好滑移了一个初始滑移矩形框 F_0 (或后文的中间滑移矩形框 F_m)的长度或宽度。

[0028] 更优选地,在每隔T时刻确定初始滑移矩形框 F_0 中的轮廓FOI之后,在被扫描的遥感影像图中将初始滑移矩形框 F_0 (或后文的中间滑移矩形框 F_m)区域设置为已扫描区域,并通过区域灰度或彩色填充以提示,待扫描所有区域完毕后删除所述填充的灰度或彩色。

[0029] 可以理解的是,这样的滑移扫描就能够通过人工方式利用滑移框在计算显示的遥感影像图上扫描,可以看到已被确定轮廓的扫描过的部分区域,从而能够指导人工将未被填充的区域都扫描过而不遗漏,从而利用这样的扫描可以是任意滑移方向和起点选择,只要没有滑移和在T时刻确定了轮廓的区域都是遥感影像图原图部分,都没有所述填充的灰度或颜色。尤其是针对后文测试集中利用最终滑移扫描框进行建筑轮廓确定时,能够任意的滑移方式方便扫描待确定建筑轮廓的遥感影像图。

[0030] 其中每隔T时刻确定初始滑移矩形框 F_0 中的轮廓,形成感兴趣的轮廓FOI具体包括:

[0031] S2-2-1通过聚类算法获得不同屋顶材质的RGB三色值分类聚类图,从零时刻开始每隔T时刻获取初始滑移矩形框F中RGB三值,将三值不在城市屋顶的RGB三值的聚类内的RGB设置为第一灰度值或彩色值,剩余部分都设置为另一不同值的第二灰度值或彩色值,或将三值在城市屋顶的RGB三值的聚类中的RGB三值,以及虽都在聚类外,但与聚类中的每一点距离(即 $\sqrt{R^2 + G^2 + B^2}$)中最小者在阈值范围内的RGB三值都设置为第一灰度值或彩色值,剩余部分都设置为另一不同值的第二灰度值或彩色值,以形成二值化图,优选地,所述阈值范围为0-25,或者,

[0032] 根据获得的屋顶的RGB确定屋顶的RGB的分布范围,从零时刻开始每隔T时刻获取初始滑移矩形框 F_0 中RGB三值,将RGB三值至少一者不在屋顶的RGB分布范围内,且与范围中数值的差值最小者超过预设阈值都设为第一灰度值或彩色值,剩余部分都设置为另一不同值的第二灰度值或彩色值。优选地,所述阈值范围为25-254;

[0033] S2-2-2利用边缘检测识别出二值化图中的轮廓,优先地,所述边缘检测包括canny边缘检测或Sobel边缘检测,或者逐点扫描确定轮廓,具体包括:

[0034] 对二值化图中每一像素进行逐行扫描,当遇到RGB三值突变像素点时即将该像素点设定为轮廓点,从而遍历初始滑移矩形框F中所有像素点完成在T时刻的建筑轮廓的确定;

[0035] 优选地,将确定的轮廓点设定为采用第三灰度或彩色值。

[0036] S2-2-3在得到二值化图之后或者在扫描遥感影像图完毕将遥感影像图全部二值化完毕时,进行去二值化处理而恢复遥感影像图部分而保留已识别的轮廓。

[0037] 可以理解的是,对于建筑屋顶内部,一般都是均匀同材质的,因此内部可以近似视作RGB三值相等,而对轮廓外的部分,一般为道路、绿化带、以及其中的人和物,其材质构成与建筑屋顶材质差别较大,因此其材质可见光谱差别大,反映在RGB三值上也有大的区别,从而能够基于二值化和边缘检测,高效地将每隔T时间的滑移框中的存在轮廓及其内部建筑屋顶的部分一次性予以识别出,而不再使用人工网络进行特征识别,只需要通过滑移就能在历经的区域中识别出屋顶及轮廓(轮廓粗提过程)。由于屋顶RGB三值都取自靠近轮廓边缘处,因此能够准确反映轮廓附近的RGB值,为二值化提供较为准确的分割阈值。

[0038] 对于聚类算法,由于屋顶的材质成分分类比较明确,如混凝土、砖瓦、琉璃、陶瓷、高分子材料、沥青等等。一般各自有各自的行业标准。因此,这些材料对于同一城市反映在

RGB上一般具有相对明显的高密度(即点之间离散度不高)聚类特性,因此聚类近似认为是RGB空间的球聚类。因而判断在不在聚类内部可以简化为根据与聚类中心,或近似的球心的距离来判断。当距离聚类中心或球心的距离大于聚类内部点距离聚类中心,或近似的球心的最大者时即认为不在聚类内。

[0039] S2-3将PF0I输入RoiAlign层,并通过全连接层,得到当前预测框,利用当前预测框和人工标记建筑轮廓计算轮廓误差损失,对于矩形轮廓

$$[0040] \quad L_{\text{contour ret}}(P, Q) = \text{smooth}(P_i - Q_i) = \sum_{i \in \{x, y, w1, h\}} \begin{cases} \frac{(P_i - Q_i)^2}{2} & \text{if } |P_i - Q_i| < 1 \\ \frac{2|P_i - Q_i| - 1}{2} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1), \text{ 其}$$

中P、Q分别为预测轮廓和人工标记轮廓, $P_i - Q_i$ 表示预测轮廓和人工标轮廓之间的误差(可以是轮廓之间的平均间隙值,可以选取轮廓上任意多个点进行间隙值算术平均,下同), x, y 为人工标记轮廓的一个角顶点坐标, $w1$ 为轮廓的宽, h 为轮廓的高, i 表示第 i 个建筑FOI轮廓,

$\sum_{i \in \{x, y, w1, h\}}$ 表示对特征图PF0I中所有矩形建筑FOI 轮廓进行求和进行求和,对于圆形轮廓

$$L_{\text{contour rd}}(P, Q) = \sum_{i \in \{x_r, y_r, d\}} \begin{cases} \frac{(d_{P_i} - d_{Q_i} + l_{P_i Q_i})^2}{2} & \text{if } |d_{P_i} - d_{Q_i} + l_{P_i Q_i}| < 1 \\ \frac{2|d_{P_i} - d_{Q_i} + l_{P_i Q_i}| - 1}{2} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2), \text{ 其中 } d_{P_i} \text{ 和 } d_{Q_i} \text{ 分别第}$$

i 个建筑的预测圆形轮廓和人工标记圆形轮廓的直径, x_r, y_r 和 d 分别为人工标记圆形轮廓的

圆心坐标和直径, $l_{P_i Q_i}$ 为第 i 个建筑的预测圆形轮廓和人工标记圆形轮廓的圆心距, $\sum_{i \in \{x_r, y_r, d\}}$

表示对所有对特征图PF0I中所有圆形建筑FOI轮廓进行求和进行求和,

[0041] 对于其他异形轮廓误差损失采用最小外接矩形使用公式(1)计算

$$[0042] \quad L_{\text{contour heter}}(P', Q') = L_{\text{contour ret}}(P', Q') = \text{smooth}(P'_i - Q'_i) = \sum_{i \in \{x', y', w1', h'\}} \begin{cases} \frac{(P'_i - Q'_i)^2}{2} & \text{if } |P'_i - Q'_i| < 1 \\ \frac{2|P'_i - Q'_i| - 1}{2} & \text{otherwise} \end{cases}$$

[0043] (3), 其中 P', Q' 分别为预测轮廓最小外接矩形和人工标记轮廓最小外接矩形, $P'_i - Q'_i$ 表示预测轮廓最小外接矩形和人工标记轮廓最小外接矩形之间的误差, x', y' 为人工标记轮廓最小外接矩形的一个角顶点坐标, $w1'$ 为最小外接矩形的宽, h' 为最小外接矩形的

高, $\sum_{i \in \{x', y', w1', h'\}}$ 表示对特征图PF0I中所有其他异形建筑FOI轮廓进行求和进行求和,

[0044] 其中,最小外接矩形利用RoiAlign层+全连接层FC以及卷积长短期记忆ConvLSTM的多层RNN算法对建筑的顶点进行预测而确定,

[0045] 利用误差损失反向传播来调整网络参数,进行框回归对预测结果进行修正,当损

失值变化率 $\left| \frac{L^{(j+1)} - L^{(j)}}{L^{(j)}} \right|$, 趋于预设阈值 thres 范围 ($\text{thres} < 2-5\%$) 内时,认为已经获得中间

预测轮廓 P_m ,以及中间模型 M_m ,其中 $L^{(j+1)}$ 和 $L^{(j)}$ 分别为第 $j+1$ 次训练和第 j 次训练的误差损失;

[0046] S2-4调整初始滑动矩形框 F_0 的长 L 和宽 W ,形成中间滑动矩形框 F_m ,重复进行步骤S2-2-S2-3,获得多个中间预测轮廓 $P_m^{(1)}, P_m^{(2)}, \dots, P_m^{(K)}$,和对应的多个中间模型 $M_m^{(1)}, M_m^{(2)}, \dots, M_m^{(K)}$,其中 K 为重复的次数,优选地,所述调整为按照 nr 的调节步进增加和/或减少 L 和 W ,其中 r 为遥感影像图的分辨率, $n \in [10, 20]$, $K \in [1, 10]$,得到 $K+1$ 个预测轮廓与人工轮廓的误差最小者对应的中间滑动矩形框和模型,或者当 $K \geq 3$ 时去掉误差最大和最小者剩余的预测轮廓对应的中间滑动矩形框的 L 和 W ,以及网络参数进行平均,作为训练完成时的最终滑动框 F_f 和模型 M ,用验证集验证预测轮廓和人工标记框之间的误差。

[0047] 可以理解的是,后者在一定概率上可以获得较大的滑动框且较为精确预测的模型,并且在待测轮廓遥感影像图进行扫描时,大面积的滑动框可以获得较为快速的扫描完成速度。

[0048] 关于S3

[0049] S3具体包括:

[0050] S3-1获取训练集、验证集以及测试集中所有待提取建筑轮廓的遥感影像图,利用最终滑动框 F_f 对所述所有待提取建筑轮廓的遥感影像图进行滑动扫描,得到PFOI输入模型 M 中得到预测轮廓 P_f ;

[0051] 可以理解的是,在获取PFOI时扫描经过城市道路中的部分可能存在车辆或其他具有框的物体,可能被误识别为建筑轮廓,这部分轮廓仅需要在最后进行扣除即可得到纯建筑预测轮廓。

[0052] S3-2将训练集、验证集以及测试集中具有预测建筑轮廓 P_f 的遥感影像图与相应的航空LIDAR点云图按各自的坐标系进行配准,并将所述具有预测建筑轮廓 P_f 的遥感影像图的预测建筑轮廓 P_f 映射到相应的航空LIDAR点云图中,形成轮廓层 P_fL ,其中,所述配准是指将训练集、验证集以及测试集中具有预测建筑轮廓 P_f 的遥感影像图与相应的航空LIDAR点云图按各自的坐标系的原点和X轴或Y轴重合进行配准,或者将Z轴重合而使得X轴或Y轴相互平行。

[0053] 优选地,S3-2中还将相应的红外遥感图和映射有预测建筑轮廓 P_f 的航空LIDAR点云图按各自的坐标系进行配准,并将所述相应的红外遥感图映射到所述映射有预测建筑轮廓 P_f 的航空LIDAR点云图中,形成遥感红外图层IRL。

[0054] 在一个实施例中,S3-2还将测试集中具有预测建筑轮廓 P_f 的遥感影像图中的光学信息映射到与之配准的相应的航空LIDAR点云图中,形成遥感影像图层RL。

[0055] 关于S4

[0056] S4具体包括:

[0057] S4-1获取训练集中配准后的遥感影像图中的建筑轮廓及其内部的多个建筑屋顶图像pic1,并进行编号,获取图像内部多个点的平均RGB三值,优选地,选择加权平均计算,越靠近预测轮廓处权值越小,具体包括在内部点到任意的以轮廓边的距离等分为每份 lp 长,通过线性递减方式权值从该内点处50%一直到轮廓边变化;

[0058] S4-2建立多个建筑屋顶图像pic1中对应建筑屋顶材料的RGB聚类分布图,所述建筑屋顶材料包括混凝土、砖、瓦、高分子材料、太阳能板材料、沥青;

[0059] S4-3将训练集中 U_j 幅同种屋顶材料的建筑屋顶图像 $pic1^{(j)}$ 以及相应的建筑屋顶材料的RGB三值输入到 RoiAlign层将 $pic1^{(j)}$ 通过全连接层,以及softmax函数得到预测分类 s ,利用的预测分类 s 和输入RGB三值在所述聚类分布图中对应为分类 q 的置信度计算第 j

种屋顶材料误差损失 $L_{\text{conf}}^{(j)}(s, c) = - \sum_{k \in p_j}^{U_j} \left[s_k^{(q)(j)} \cdot \log \left(\frac{\exp c_k^{(q)}}{\sum_q \exp c_k^{(q)}} \right) \right]$ (4), 其中, $s_k^{(q)(j)}$ 第 j 种

屋顶材料的编号为 k 的建筑屋顶图像 $pic1_k^{(j)}$ 在所述聚类分布图中对应为分类 q 时的类别数, 由于 $pic1_k^{(j)}$ 中只有建筑一种类别屋顶, 因此 $s_k^{(q)(j)} \equiv 1$, 则公式(4)化简为

$L_{\text{conf}}^j(s, c) = - \sum_{k \in p_j}^{U_j} \log \left(\frac{\exp c_k^{(q)}}{\sum_q \exp c_k^{(q)}} \right)$ (5), 其中, p_j 表示第 j 种屋顶材料的训练集, $\frac{\exp c_k^{(q)}}{\sum_q \exp c_k^{(q)}}$ 表

示softmax函数得到的编号为 k 的建筑屋顶图像 $pic1_k^{(j)}$ 对于类别 q 的置信度, $c_k^{(q)}$ 为编号为 k 的建筑屋顶图像 $pic1_k^{(j)}$ 在全连接层得到在所述聚类分布图中对应为分类 q 时的 $Q \times 1$ 维向量第 q 个向量值, Q 为总的屋顶材质种数, $Q \geq 2$, \sum_q 和 $\sum_{k \in p_j}^{U_j}$ 分别表示对总的屋顶材质种数 Q 以及对第 j 种屋顶材料的训练集中所有编号求和, $\log()$ 表示以 e 为底的对数,

[0060] 利用误差损失反向传播来调整网络参数, 进行分类回归对预测结果进行修正, 当损失值变化率 $\left| \frac{L^{(l+1)} - L^{(l)}}{L^{(l)}} \right|$, 其中 $L^{(l+1)}$ 和 $L^{(l)}$ 分别为第 $l+1$ 次训练和第 l 次训练的误差损失,

趋于预设阈值 thres 范围 ($\text{thres} < 2-5\%$) 内时, 认为已经获得第 j 种屋顶材料在所述聚类分布图中对应为分类 q 时预测分类的置信度 $\frac{\exp c_{kf}^{(q)}}{\sum_q \exp c_{kf}^{(q)}}$, 其中 $c_{kf}^{(q)}$ 为此时编号为 k 的建筑屋

顶图像 $pic1_k^{(j)}$ 在全连接层得到在所述聚类分布图中对应为分类 q 时的 $Q \times 1$ 维向量第 q 个向量值, 以及第 j 种屋顶材料在所述聚类分布图中对应为分类 q 时的中间分类预测模型 $S_{jm}^{(q)}$;

[0061] S4-4改变第 j 种屋顶材料在所述聚类分布图中对应分类重复步骤S4-3, 以遍历所

有屋顶种类获得 Q 种屋顶材料的分类的置信度 $\left\{ \frac{\exp c_{kf}^{(1)}}{\sum_q \exp c_{kf}^q}, \frac{\exp c_{kf}^{(2)}}{\sum_q \exp c_{kf}^q}, \dots, \frac{\exp c_{kf}^{(Q)}}{\sum_q \exp c_{kf}^q} \right\}$, 和对

应的多个中间分类预测模型 $S_{jm}^{(1)}, S_{jm}^{(2)}, \dots, S_{jm}^{(Q)}$, 选择置信度最大值

$\left\{ \frac{\exp c_{kf}^{(1)}}{\sum_q \exp c_{kf}^q}, \frac{\exp c_{kf}^{(2)}}{\sum_q \exp c_{kf}^q}, \dots, \frac{\exp c_{kf}^{(Q)}}{\sum_q \exp c_{kf}^q} \right\}_{\max}$ 对应的中间分类预测模型作为第 j 种屋顶材料最终

分类模型 S_{jf} ;

[0062] S4-5选择另一种屋顶材料的 U_{j+1} 幅建筑屋顶图像 $pic1^{(j+1)}$,重复步骤S4-3-S4-4,遍历所有Q种屋顶材料,得到最终的屋顶材料分类模型 $S_f = \{S_{1f}, S_{2f}, \dots, S_{Qf}\}$;建立屋顶材料分类模型与建筑屋顶材质纹理图 P_{str} 之间的映射关系 $F: S_f \rightarrow P_{str}$,获得贴图模型S记作

$$S = P_{str} = F(S_f) = \{F_1(S_{1f}), F_2(S_{2f}), \dots, F_Q(S_{Qf})\},$$

使用验证集中配准后的遥感影像图中的建筑建轮廓及其内部的多个建筑屋顶图像pic2进行验证;

[0063] S4-6测试集中获取至少1幅经配准后的遥感影像图,并获取其中包括建筑建轮廓及其内部的多个待分类建筑屋顶图像pic3,将pic3代入 S_f 中获得Q个置信度中最大值对应的模型 S_{maxf} 所对应的材质作为该输入pic3中屋顶对应的预测材质,并利用对应的贴图模型 $F_{maxf}(S_{maxf})$ 获得建筑屋顶材质纹理图 P_{maxstr} ,找到贴图库中相应的纹理图案,并将该纹理图纹理填充到所述测试集中获取至少1幅的经配准后的遥感影像图对应配准的航空LIDAR点云图中相应建筑的轮廓内,形成贴图层 P_{maxstr} L完成贴图。

[0064] 优选地,S4-5和S4-6之间还包括步骤S4-5'建立不同材质屋顶种类红外遥感图谱中特征波段归一化强度与质屋顶种类之间的屋顶材料红外分类模型 S_{rem} ,具体包括如下步骤:

[0065] 对训练集中经配准的遥感红外图中多个建筑FOI对应的不同种材质屋顶进行主成分分析法聚类分析,得到的载荷图,并得到对于不同种材质屋顶敏感的特征波段,并用特征波段归一化强度作为神经网络的输入端建立基于人工神经网络的屋顶材料红外分类模型 S_{rem} ,并用验证集验证;

[0066] 此时在S4-6中将pic3代入 S_f 中获得Q个置信度中最大值对应的模型 S_{maxf} 所对应的材质作为该输入pic3中屋顶对应的预测材质分类 s_f 之后,还获取pic3对应的红外遥感图中特征波段归一化强度输入到屋顶材料红外分类模型 S_{rem} 中得到屋顶材料分类 s_{remf} ,若 $s_f = s_{remf}$,则利用对应的贴图模型 $F_{maxf}(S_{maxf})$ 获得建筑屋顶材质纹理图 P_{maxstr} ,找到贴图库中相应的纹理图案,并将该纹理图纹理填充到所述测试集中获取至少1幅的经配准后的遥感影像图对应配准的航空LIDAR点云图中相应建筑的轮廓内,形成贴图层 P_{maxstr} L完成贴图,反之,

[0067] 将屋顶材料分类 s_{remf} 对应的屋顶材料分类模型 S_{remf} 获得建筑屋顶材质纹理图 $P_{remf} = F_{remf}(S_{remf})$,其中下标rem表示屋顶材料分类模型对应的分类是经由屋顶材料红外分类模型 S_{rem} 得到的,找到贴图库中相应的纹理图案,并将该纹理图纹理填充到所述测试集中获取至少1幅的经配准后的遥感影像图对应配准的航空LIDAR点云图中相应建筑的轮廓内,形成贴图层 P_{remf} L完成贴图。

[0068] 优选地,所述pic2对应的红外遥感图中特征波段图谱,是指在所述pic2获取多个建筑轮廓内部对应点的遥感红外光谱,并获得平均谱,基于所述平均谱获得特征波段图谱。平均谱是根据各波段的谱峰积分强度的算术平均或依照各波段的权重而对各波段的谱峰积分强度进行加权平均。

[0069] 本发明还提供基于滑动边缘检测的人工神经网络建筑物轮廓提取和纹理贴图系统,其特征在于,所述系统包括航空遥感系统,地面服务器,以及客户端,所述航空遥感系统与所述地面服务器之间,以及所述地面服务器和所述客户端之间能够数据通讯,其中,

[0070] 所述航空遥感系统包括,卫星定位装置,卫星遥感影像拍摄装置,航空LIDAR点云系统,遥感红外拍摄装置,分别实现同步对地面可见光波段遥感影像的拍摄,获得遥感影像图、航空LIDAR点云数据获取、以及遥感红外图以及红外光谱的采集,

[0071] 所述地面服务器基于滑动边缘检测的人工神经网络建筑物轮廓提取和纹理贴图方法,对遥感影像图、航空LIDAR点云数据获取、以及遥感红外光谱进行处理而完成建筑物轮廓提取和纹理贴图,并将建筑物轮廓提取和纹理贴图结果根据用户的请求而发送给用户,

[0072] 所述客户端能够对接收到的所述结果进行展示。

[0073] 本发明还提供一种非暂时性存储介质,其中存储有可由地面服务器运行而实现前述基于基于滑动边缘检测的人工神经网络建筑物轮廓提取和纹理贴图方法的计算机可读程序。

[0074] 有益效果

[0075] 1.在网络前端使用基于滑动边缘检测的算法替代人工网络模型形成具有粗提轮廓的特征图,简化了算法,精确提取了建筑轮廓,

[0076] 2.采用坐标系的配准实现了遥感影像图和对应的航空LIDAR点云图和遥感红外图的快速配准,

[0077] 3.采用RGB和遥感红外分别建模识别屋顶材质种类,实现准确的屋顶纹理贴图。

附图说明

[0078] 图1遥感影像图、相应的航空LIDAR点云图,以及相应的红外遥感图之间的统一坐标系建立过程示意图,

[0082] 图2混凝土和黑瓦的RGB聚类结果图,

[0083] 图3初始滑移框F对城市A中遥感影像图从左下角0时刻开始机器列滑移扫描过程中的某一个时刻,

[0084] 图4最小外接矩形的获取过程示意图,

[0085] 图5遥感影像图、相应的航空LIDAR点云图,以及相应的红外遥感图之间按统一坐标系E'配准和信息映射示意图,

[0086] 图6建筑屋顶材质识分类模型以及贴图模型S建立过程示意图,

[0087] 图7LIDAR点云图层DL,其中多个建筑屋顶已贴图完毕。

具体实施方式

[0088] 实施例1

[0089] S1-1在54000个晴天早间时刻里,每个时刻都同步获取城市A的1幅遥感影像图,1幅相应的航空 LIDAR点云图,以及1幅相应的红外遥感图,共 54000×3 个图像数据。其中存在1幅完整的具有矩形的屋顶边框市政大楼的遥感影像图、相应的1幅航空LIDAR点云图,以及相应的1幅红外遥感图;

[0090] S1-2在存在1幅完整的具有矩形的屋顶边框市政大楼的遥感影像图、1幅相应的航空LIDAR点云图,以及1幅相应的红外遥感图中,选择该3幅具有矩形的屋顶边框市政大楼的图像中一个顶点在图像中地面的投影作为坐标原点O,以其中一边在地面的垂直投影作为X轴,另一边在地面的垂直投影作为Y轴,形成地面平面直角坐标系E。

[0091] 所有剩余的多幅遥感影像图、相应的多幅航空LIDAR点云图、遥感红外图组成的每组三幅图的539个图组,确定坐标系E与正北向之间的夹角 α ,将坐标系E原点放置到每一图组中的1幅遥感影像图、1幅航空LIDAR点云图、1幅遥感红外图中在E下相同的1幅遥感影像图中心对应点上(即1幅航空LIDAR点云图、1幅遥感红外图中相同的这一点都与1幅遥感影像图中心对应点相对应,属于E下的同一个位置点),并调整X轴指向使其与正北向之间的夹角为 α ,得到每一图组中的1幅遥感影像图、1幅相应的航空LIDAR点云图、1幅航空LIDAR点云图中统一X轴指向的多个坐标系 $E^{(i)}$, $i=1,2,\dots,N$,将 54000×3 个建立了坐标系的图像分为训练集、验证集以及测试集的比例为50:9:1(所有过程如图1所示)。

[0092] 实施例2

[0093] S2具体包括:

[0094] S2-1确定具有长 $30r$ 和宽 $30r$ 的初始滑移矩形框 F_0 ,

[0095] S2-2获取训练集中每一幅所述遥感影像图中预定数量的屋顶内部且靠近轮廓处的像素RGB三色值,同时确定一个预设时间间隔 $1s$,使用初始滑移矩形框 F 在训练集中每一幅所述遥感影像图中从零时刻开始进行滑移扫描所有每一幅所述遥感影像图的区域,在滑移扫描过程中,每隔 $1s$ 时刻确定初始滑移矩形框 F 中的轮廓,形成感兴趣的轮廓FOI,当扫描完成后即获得包含建筑轮廓的感兴趣的轮廓FOI的特征图PFOI。

[0096] 所述滑移扫描为机器扫描,即从初始滑移矩形框 F 的直角边与遥感影像图的任一角部两直角边对齐后开始列滑移扫描,完成后再向遥感影像图宽度方向平移一个初始滑移矩形框 F 宽度,继续将初始滑移矩形框 F 宽度方向边与遥感影像图的宽度方向边对齐后进行新的行扫描,直到完成区域扫描,其中所述行滑移扫描为匀速扫描,且初始滑移矩形框 F 在行扫描方向上经历所述预设时间间隔 $1s$ 之时正好滑移了一个初始滑移矩形框 F 的长度 r 。

[0097] 或者,在每隔 $1s$ 时刻确定初始滑移矩形框 F 中的轮廓FOI之后,在被扫描的遥感影像图中将初始滑移矩形框 F 区域设置为白色填充以提示,待扫描所有区域完毕后删除所述填充的白色。

[0098] 其中每隔 $1s$ 时刻确定初始滑移矩形框 F 中的轮廓,形成感兴趣的轮廓FOI具体包括:

[0099] S2-2-1通过聚类算法获得不同屋顶材质(含广场地面)RGB三色值分类(典型RGB值参见表1)的聚类图(如图2所示意混凝土和黑瓦)。

[0100] 表1各类屋顶材质典型RGB值

三值	混凝土	黑瓦	红瓦	黄琉璃	碧琉璃	砖地	沥青	高分子屋顶	高分子防水材料	太阳能板	广场地砖1	广场地砖2
R	211	83	204	241	60	156	99	114	239	103	142	179
G	199	83	126	194	104	100	103	196	240	142	129	193
B	219	95	106	78	117	67	115	236	244	175	138	206

[0102] 从零时刻开始每隔 $1s$ 时刻获取初始滑移矩形框 F 中RGB三值,将三值不在城市屋顶的RGB三值的聚类内的RGB设置为第一灰度值,剩余部分都设置为另一不同值的第二灰度值,或将三值在城市屋顶的RGB三值的聚类中的RGB三值,以及虽都在聚类外,但与聚类中的每一点距离(即 $\sqrt{R^2 + G^2 + B^2}$)中最小者在阈值范围内的RGB三值都设置为第一灰度值,

剩余部分都设置为另一不同值的第二灰度值,以形成二值化图,所述阈值为25,或者,

[0103] 根据获得的屋顶的RGB确定屋顶的RGB的分布范围,从零时刻开始每隔1s时刻获取初始滑动矩形框 F_0 中RGB三值,将RGB三值至少一者不在屋顶的RGB分布范围内,且与范围中数值的差值最小者超过预设阈值都设为第一灰度值,剩余部分都设置为另一不同值的第二灰度值。所述阈值范围为80;

[0104] S2-2-2利用边缘检测识别出二值化图中的轮廓,优先地,所述边缘检测为逐点扫描确定轮廓,具体包括:对二值化图中每一像素进行逐行扫描,当遇到RGB三值突变像素点时即将该像素点设定为轮廓点,从而遍历初始滑动矩形框F中所有像素点完成在1s时刻的建筑轮廓的确定;

[0105] S2-2-3在得到二值化图之后,进行去二值化处理而恢复遥感影像图部分而保留已识别的轮廓。

[0106] 如图3所示,为城市A中初始滑动框F从左下角0时刻开始机器列扫描过程中的某一个时刻 ($> 3s$) 图。其中已经确定了位于图像左边缘的两处建筑局部、两栋完整并排的建筑,以及一处成L型异形建筑一部分的黑色FOI,箭头指示了列扫描的方向。可见轮廓将细节的部分已经展现,从视觉上似乎已经可以不用再进行后端网络的框回归步骤。可见通过滑动框的边缘检测方案有比较快捷方便确定建筑轮廓的优势。图中其中D为已经扩宽的道路模型,B为人工标记的远离道路D的一处空地。

[0107] 虽然在轮廓内部还误识了其他轮廓点和线,但一方面,在RoiAlign过程中会将其外部真实建筑轮廓作为候选区,并根据候选区建筑轮廓位置坐标在后续的PFOI中将相应候选区池化为固定尺寸的特征图,对于后续的框回归来说并未将这些轮廓点和线作为框的部分计入误差损失计算中,因此不影响轮廓的预测。另一方面,这些轮廓点和线由于存在于建筑内部,在最后贴图填充时都会被覆盖掉,因此这些轮廓点和线的存在也无妨后续贴图。

[0108] S2-3将PFOI输入RoiAlign层,并通过全连接层,得到当前预测框,利用当前预测框和人工标记建筑轮廓计算轮廓误差损失,对于图3左边缘已经识别FOI的一矩形建筑局部矩

$$\text{形轮廓 } L_{\text{contour ret}}(P, Q) = \text{smooth}(P_i - Q_i) = \sum_{i \in \{x, y, w_1, h\}} \begin{cases} \frac{(P_i - Q_i)^2}{2} & \text{if } |P_i - Q_i| < 1 \\ 2 \frac{|P_i - Q_i| - 1}{2} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1), \text{ 其中}$$

P、Q分别为预测轮廓和人工标记轮廓, $P_i - Q_i$ 表示预测轮廓和人工标记轮廓之间的误差, x, y 为人工标记轮廓的一个角顶点坐标, w_1 为轮廓的宽, h 为轮廓的高, i 表示第 i 个建筑FOI轮廓, $\sum_{i \in \{x, y, w_1, h\}}$ 表示对特征图PFOI中所有矩形建筑FOI轮廓进行求和进行求和,对于两栋并排

完整异形建筑轮廓,误差损失采用最小外接矩形进行人工标记,且使用公式(1)计算该异形建筑轮廓最小外接矩形误差损失

$$[0109] \quad L_{\text{contour heter}}(P', Q') = L_{\text{contour ret}}(P', Q') = \text{smooth}(P'_i - Q'_i) = \sum_{i \in \{x', y', w'_1, h'\}} \begin{cases} \frac{(P'_i - Q'_i)^2}{2} & \text{if } |P'_i - Q'_i| < 1 \\ 2 \frac{|P'_i - Q'_i| - 1}{2} & \text{otherwise} \end{cases}$$

[0110] (3), 其中 P', Q' 分别为预测轮廓最小外接矩形和人工标记轮廓最小外接矩形,

$P_i' - Q_i'$ 表示预测轮廓最小外接矩形和人工标记轮廓最小外接矩形之间的误差, x', y' 为人工标记轮廓最小外接矩形的一个角顶点坐标, $w1'$ 为最小外接矩形的宽, h' 为最小外接矩形的高, $\sum_{i \in \{x', y', w1', h'\}}$ 表示对特征图PFOI中所有其他异形建筑FOI轮廓进行求和进行求和,

[0111] 其中, 最小外接矩形的获取过程如图4所示, 并排的左边一栋完整异形建筑轮廓FOI输入到RoiAlign层固化特征区域之后进入全连接层FC, 得到多个预测顶点。接着以卷积长短期记忆ConvLSTM的多层RNN算法对建筑的顶点进行10次循环找到10个最大概率预测顶点, 从而获得顶点1、3、4、5、9、10连接形成FOI 的最小外接矩形。

[0112] 接着, 利用误差损失反向传播来调整网络参数, 进行框回归对预测结果进行修正, 当损失值变化率 $\left| \frac{L^{(j+1)} - L^{(j)}}{L^{(j)}} \right|$ 趋于预设阈值 $\text{thres} < 2\%$ 内时, 认为已经获得中间预测轮廓 P_m , 以及中间模型 M_m , 其中 $L^{(j+1)}$ 和 $L^{(j)}$ 分别为第 $j+1$ 次训练和第 j 次训练的误差损失。

[0113] 虽然网络参数调整时采用最小外接矩形, 但实际预测时由于RoiAlign层固化特征区域的保证, 经过FC 后仍然预测的是异形轮廓。最小外接矩形是为了方便损失函数的计算, 并且ConvLSTM的多层RNN算法也保证了最小外接矩形的精确性。

[0114] S2-4以10r步长同步调整初始滑动矩形框 F_0 的长L和宽W, 形成中间滑动矩形框 F_m , 重复5次进行步骤 S2-2-S2-3, 获得5个中间预测轮廓 $P_m^{(1)}, P_m^{(2)}, P_m^{(3)}, P_m^{(4)}, P_m^{(5)}$, 和对应的5个中间模型 $M_m^{(1)}, M_m^{(2)}, M_m^{(3)}, M_m^{(4)}, M_m^{(5)}$, 得到6个预测轮廓与人工轮廓的误差最小者对应的中间滑动矩形框和模型, 作为训练完成时的最终滑动框 F_f 和模型M, 用验证集验证预测轮廓和人工标记框之间的误差。

[0115] 实施例3

[0116] S3-1获取训练集、验证集以及测试集中所有待提取建筑轮廓的遥感影像图, 利用最终滑动框 F_f 对所述所有待提取建筑轮廓的遥感影像图进行滑动扫描, 得到PFOI输入模型M中得到预测轮廓 P_f ;

[0117] S3-2如图5, 将测试集中具有预测建筑轮廓 P_f 的遥感影像图与相应的航空LIDAR点云图和相应的红外遥感图按各自的坐标系 E' 的Z轴重合而使得X轴(右指向)重合, 并将所述具有预测建筑轮廓 P_f 的遥感影像图的预测建筑轮廓 P_f 映射到相应的航空LIDAR点云图中, 形成轮廓层 P_fL , 将测试集中具有预测建筑轮廓 P_f 的遥感影像图中的光学信息映射到与之配准的相应的航空LIDAR点云图中, 形成遥感影像图层RL, 再将所述相应的红外遥感图映射到所述映射有预测建筑轮廓 P_f 的航空LIDAR点云图中, 形成遥感红外图层IRL。

[0118] 实施例4

[0119] S4具体包括:

[0120] S4-1获取训练集中配准后的遥感影像图中的建筑轮廓及其内部的9000个建筑屋顶图像pic1, 即900张训练集中每张训练集图像取10个建筑屋顶图像pic1, 选取时可以选择图像中靠近四个角部或边以及中心的建筑, 并进行编号, 获取图像内部5个点(靠近四个外接矩形角的点以及在外接矩形中心的点)的平均RGB三值; S4-2建立9000个建筑屋顶图像pic1中对应建筑屋顶材料的RGB聚类分布图, 所述建筑屋顶材料主要包括混凝土、黑瓦、沥青、高分子防水材料四种;

[0121] S4-3图6所示, 将训练集中 U_1 幅同种屋顶材料的建筑屋顶图像pic1⁽¹⁾ 以及相应的

建筑屋顶材料的RGB三值输入到RoiAlign层将picl⁽¹⁾通过全连接层,以及softmax函数得到预测分类s,利用的预测分类s和输入RGB三值在所述聚类分布图中对应为分类q的置信度计算第1种屋顶材料误差损失

$$L_{\text{conf}}^{(1)}(s, c) = - \sum_{k \in p_1}^{U_1} \left[s_k^{(q)} \cdot \log \left(\frac{\exp c_k^{(q)}}{\sum_q \exp c_k^{(q)}} \right) \right] \quad (4), \text{其中}, s_k^{(q)} \text{ (1)}$$

第1种屋顶材料的编号为k的建筑屋顶图像picl_k⁽¹⁾ (picl_k⁽¹⁾ ∈ picl⁽¹⁾) 在所述聚类分布图中对应为分类q时的类别数,由于picl_k⁽¹⁾中只有建筑一种类别屋顶,因此s_k^(q) (1) ≡ 1,则公式(4)化简

$$\text{为 } L_{\text{conf}}^{(1)}(s, c) = - \sum_{k \in p_1}^{U_1} \log \left(\frac{\exp c_k^{(q)}}{\sum_q \exp c_k^{(q)}} \right) \quad (5), \text{其中}, p_1 \text{ 表示第1种屋顶材料的训练集}, \frac{\exp c_k^{(q)}}{\sum_q \exp c_k^{(q)}} \text{ 表}$$

示softmax函数得到的编号为k的建筑屋顶图像picl_k⁽¹⁾对于类别q的置信度, c_k^(q)为编号为k的建筑屋顶图像picl_k⁽¹⁾在全连接层得到在所述聚类分布图中对应为分类q时的4*1维向量第q

个向量值, \sum_q 和 $\sum_{k \in p_1}^{U_1}$ 分别表示对总的屋顶材质种数Q以及对第1种屋顶材料的训练集中所有编号求和, log() 表示以e为底的对数,

[0122] 利用误差损失反向传播来调整网络参数,进行分类回归对预测结果进行修正,当损失值变化率 $\left| \frac{L^{(l+1)} - L^{(l)}}{L^{(l)}} \right|$, 其中L^(l+1)和L^(l)分别为第l+1次训练和第l次训练的误差损失,

趋于预设阈值thres范围 (thres < 2-5%) 内时,认为已经获得第1种屋顶材料在所述聚类

分布图中对应为分类q时预测分类的置信度 $\frac{\exp c_{kf}^{(q)}}{\sum_q \exp c_{kf}^{(q)}}$, 其中c_{kf}^(q)为此时编号为k的建筑屋

顶图像picl_k⁽¹⁾在全连接层得到在所述聚类分布图中对应为分类q时的4*1维向量第q个向量值,以及第1种屋顶材料在所述聚类分布图中对应为分类q时的中间分类预测模型S_{jm}^(q);

[0123] S4-4改变第1种屋顶材料在所述聚类分布图中对应分类重复步骤S4-3,以遍历所有屋顶种类获得4种屋顶材料的分类的置信度

$$\left\{ \frac{\exp c_{kf}^{(1)}}{\sum_q \exp c_{kf}^{(1)}}, \frac{\exp c_{kf}^{(2)}}{\sum_q \exp c_{kf}^{(2)}}, \frac{\exp c_{kf}^{(3)}}{\sum_q \exp c_{kf}^{(3)}}, \frac{\exp c_{kf}^{(4)}}{\sum_q \exp c_{kf}^{(4)}} \right\}, \text{和对应的4个中间分类预测模型}$$

$$S_{jm}^{(1)}, S_{jm}^{(2)}, S_{jm}^{(3)}, S_{jm}^{(4)}, \text{选择置信度最大值} \left\{ \frac{\exp c_{kf}^{(1)}}{\sum_q \exp c_{kf}^{(1)}}, \frac{\exp c_{kf}^{(2)}}{\sum_q \exp c_{kf}^{(2)}}, \frac{\exp c_{kf}^{(3)}}{\sum_q \exp c_{kf}^{(3)}}, \frac{\exp c_{kf}^{(4)}}{\sum_q \exp c_{kf}^{(4)}} \right\}_{\max} \text{ 对应}$$

的中间分类预测模型作为第1种屋顶材料最终分类模型S_{1f};

[0124] S4-5选择另一种屋顶材料的 U_2 幅建筑屋顶图像pic1⁽²⁾,重复步骤S4-3-S4-4,遍历所有4种屋顶材料,得到最终的屋顶材料分类模型 $S_f = \{S_{1f}, S_{2f}, S_{3f}, S_{4f}\}$;建立屋顶材料分类模型与建筑屋顶材质纹理图 P_{str} 之间的映射关系 $F: S_f \rightarrow P_{str}$ 获得贴图模型S记作

$$S = P_{str} = F(S_f) = \{F_1(S_{1f}), F_2(S_{2f}), F_3(S_{3f}), F_4(S_{4f})\}$$

使用验证集中配准后的遥感影像图中的建筑建轮廓及其内部的多个建筑屋顶图像pic2进行验证;

[0125] S4-5' 建立不同材质屋顶种类红外遥感图谱中特征波段归一化强度与质屋顶种类之间的屋顶材料红外分类模型 S_{rem} ,具体包括如下步骤:

[0126] 对训练集中经配准的遥感红外图中多个建筑FOI对应的不同种材质屋顶进行主成分分析法聚类分析,得到的载荷图,并得到对于不同种材质屋顶敏感的特征波段,并用特征波段归一化强度作为神经网络的输入端建立基于人工神经网络的屋顶材料红外分类模型 S_{rem} ,并用验证集验证。表2为图3中8栋编号建筑材质的材质识别结果,准确率超过87%。

[0127] 表2 S_f 准确率验证结果

	1	2	3	4	5	6	7	8
混凝土	√	√	√	√	√	√		
高分子防水材料							√	×
实际材质	混凝土	混凝土	混凝土	混凝土	混凝土	混凝土	防水涂料	泡沫砖

[0129] S4-6测试集中获取至少1幅的经配准后的遥感影像图,并获取其中包括建筑建轮廓及其内部的多个待分类建筑屋顶图像pic3,将pic3代入 S_f 中获得Q个置信度中最大值对应的模型 S_{maxf} 所对应的材质作为该输入pic3 中屋顶对应的预测材质分类 s_f 之后,获取pic3对应的红外遥感图中特征波段归一化强度输入到屋顶材料红外分类模型 S_{rem} 中得到屋顶材料分类 s_{remf} ,得到 $s_f = s_{remf}$,则利用对应的贴图模型 $F_{maxf}(S_{maxf})$ 获得建筑屋顶材质纹理图 P_{maxstr} ,找到贴图库中相应的纹理图案,并将该纹理图纹理填充到所述测试集中获取至少1幅的经配准后的遥感影像图对应配准的航空LIDAR点云图中相应建筑的轮廓内,形成贴图层 P_{maxstr} L完成贴图(如图7所示)。由此完成了对LIDAR点云图的基于滑动边缘检测的人工神经网络建筑物轮廓提取和纹理贴图,共分为点云图层LD、轮廓层 P_fL ,遥感红外图层IRL、遥感影像图层RL以及贴图层PL共五层。

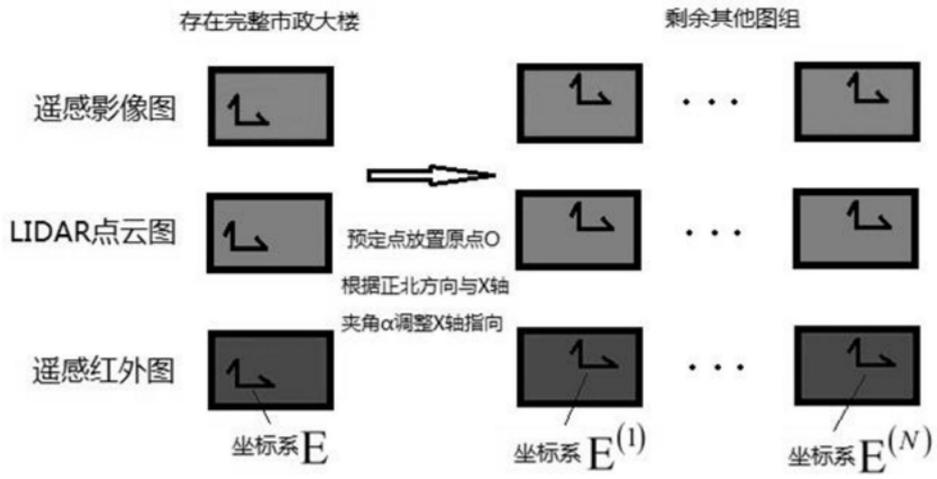


图1

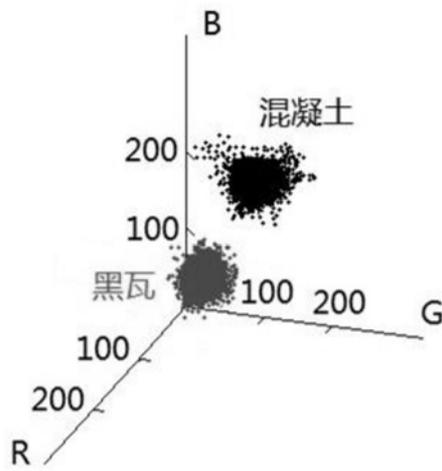


图2

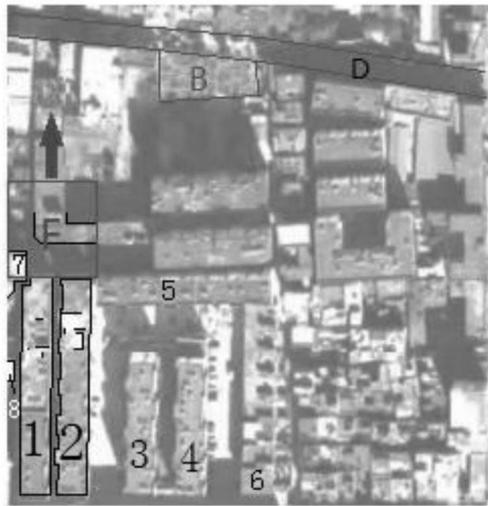


图3

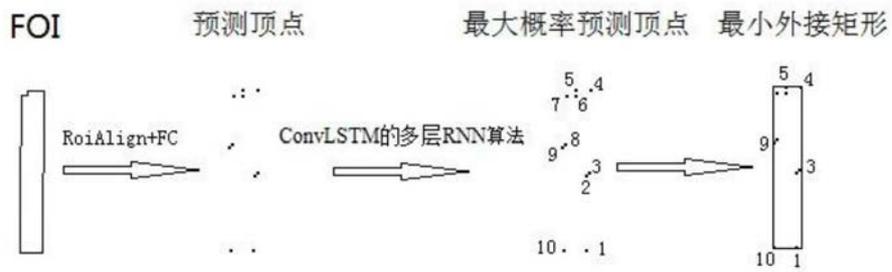


图4

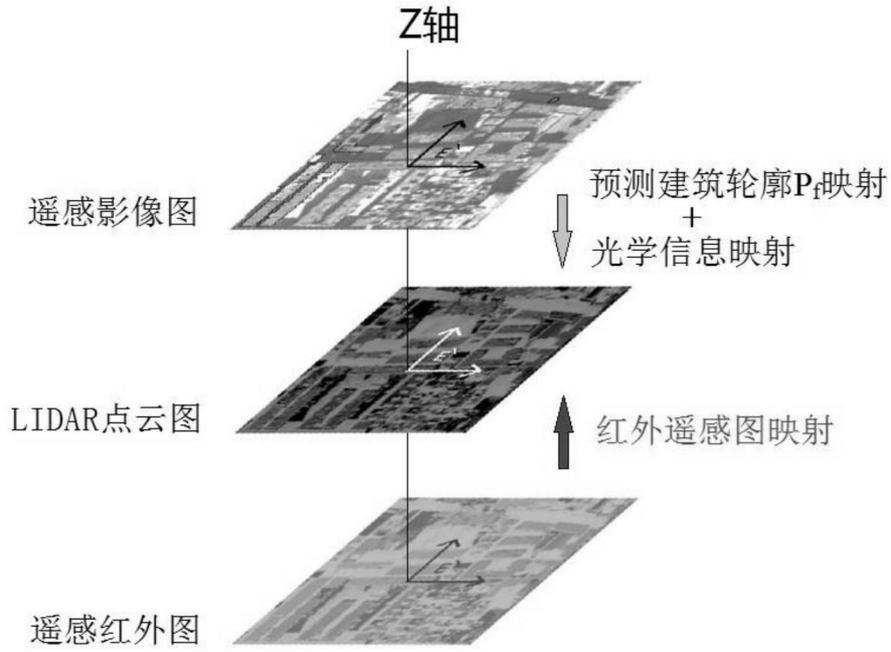


图5

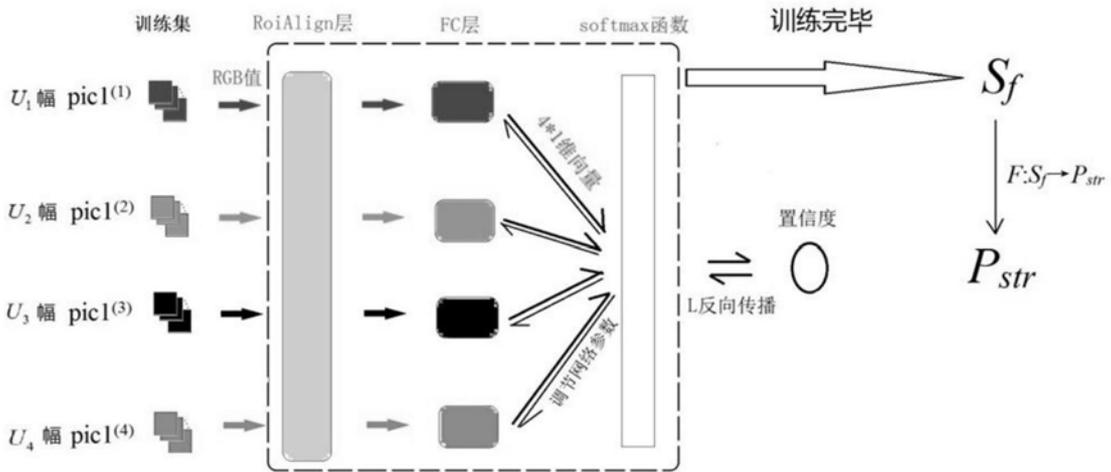


图6



图7