(19)中华人民共和国国家知识产权局



(12)发明专利



(10)授权公告号 CN 110008207 B (45)授权公告日 2020.08.07

(21)申请号 201910242281.4

(22)申请日 2019.03.28

(65)同一申请的已公布的文献号 申请公布号 CN 110008207 A

(43)申请公布日 2019.07.12

(73)专利权人 武汉大学

地址 430072 湖北省武汉市武昌区珞珈山 武汉大学

专利权人 上海市测绘院

(72)发明人 杨必胜 唐建波 袁振超 张麟 董震

(74)专利代理机构 武汉科皓知识产权代理事务 所(特殊普通合伙) 42222

代理人 严彦

(51) Int.CI.

G06F 16/215(2019.01)

(56)对比文件

CN 109241901 A.2019.01.18

CN 106709946 A,2017.05.24

CN 104063898 A.2014.09.24

CN 105761308 A,2016.07.13

US 2015199839 A1,2015.07.16

Van Dinh NGUYEN等.Hole Boundary Detection of a Surface of 3D Point Clouds.《IEEE》.2015,第124-129页.

审查员 单娟

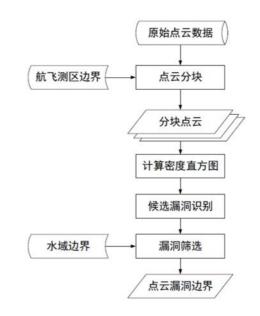
权利要求书2页 说明书5页 附图1页

(54)发明名称

基于密度直方图的机载LiDAR点云数据漏洞 快速检测方法

(57)摘要

本发明提供一种基于密度直方图的机载 LiDAR点云数据漏洞快速检测方法,包括利用航 飞测区边界数据对获取的大范围机载LiDAR点云 数据进行分块;针对每一个分块点云数据,按照 预设尺寸的规则格网进行划分,并统计落入每个 格网内点云的数目,绘制点云分布的密度直方 图:根据点云分布的密度直方图和预设的密度分 割阈值,识别点云数据中密度较低的区域为候选 漏洞区域:根据输入的水域边界数据,通过计算 多边形间的重叠度进行匹配,从候选漏洞边界中 过滤属于水域的边界,输出最后保留的候选漏洞 四 区域边界为检测的漏洞区域边界结果。本发明克 服了目前大规模机载点云数据漏洞人工检测效 率低、点云漏洞边界难以准确估计的问题,提高 了数据漏洞检测的自动化程度。



1.一种基于密度直方图的机载LiDAR点云数据漏洞快速检测方法,其特征在于,包括以下步骤:

步骤1,利用航飞测区边界数据对获取的大范围机载LiDAR点云数据进行分块,实现方式如下,

设原始点云数据为 $S = \{s_1, s_2, \dots, s_n\}$,其中,n为原始点云数据中点的数目, s_i 为第i个点;对应的一块航飞测区的边界多边形 $Q = \{p_1, p_2, \dots, p_m, p_i\}$,其中,m为多边形中点的数目, p_k 为多边形Q的第k个顶点;

对于原始点云数据S中的每一个点 s_i 判断该点是否落在航飞测区的边界多边形Q内, $i=1,2,\cdots,n;$ 如果 s_i 落在多边形Q内,则标记 s_i 为Q内的点,否则标记为其他点;

最后,将所有落入到同一个多边形Q内的点云输出保存到一个独立的点云数据文件中, 实现对原始点云数据的分块操作;

步骤2,针对每一个分块点云数据,按照预设尺寸的规则格网进行划分,并统计落入每个格网内点云的数目,绘制点云分布的密度直方图;

步骤3,根据点云分布的密度直方图和预设的密度分割阈值,识别点云数据中密度较低的区域为候选漏洞区域,实现过程为,依据密度分割阈值对点云分布的密度直方图进行二值化处理,对点密度小于密度分割阈值的格网进行聚类,在滤波处理后,利用数学形态算子和边界跟踪算法,从点云密度分布的二值图像中提取候选漏洞区域的边界;

步骤4,根据输入的水域边界数据,通过计算多边形间的重叠度进行匹配,从候选漏洞边界中过滤属于水域的边界,输出最后保留的候选漏洞区域边界为检测的漏洞区域边界结果;所述通过计算多边形间的重叠度进行匹配,实现方式如下,

设步骤3所得候选漏洞区域的边界为 $C = \{c_1, c_2, \dots, c_K\}$,输入的水域边界 $B = \{b_1, b_2, \dots, b_M\}$,对于C中的每一个边界,计算其与B中边界的最大重叠度:

$$R(c_k) = \max_{b_t \in B} \left(\frac{c_k \cap b_t}{|c_k|} \right)$$

其中, c_k 为候选漏洞区域边界C集合中的一个元素,K为候选漏洞区域边界C中元素的数目, b_t 为水域边界集合B中的一个元素,M为水域边界集合B中元素的数目, $|c_k|$ 是多边形 c_k 的面积, $c_k \cap b_t$ 表示多边形 c_k 与多边形 b_t 的相交区域的面积;

给定重叠度的最小阈值 R_{max} ,如果 $R(c_k)$ 大于或等于预设重叠度阈值 R_{max} ,则将 c_k 从C中剔除,否则保留 c_k 为最终检测到的点云数据漏洞区域边界。

- 2.根据权利要求书1所述基于密度直方图的机载LiDAR点云数据漏洞快速检测方法,其特征在于:步骤3中,利用数学形态算子,包括先采用数学形态学的膨胀算子,再使用腐蚀算子,对滤波后的二值图像进行平滑处理,以获得较为完整的漏洞区域。
- 3.根据权利要求书1所述基于密度直方图的机载LiDAR点云数据漏洞快速检测方法,其特征在于:重叠度阈值R_{max}=0.7。
- 4.根据权利要求书1所述基于密度直方图的机载LiDAR点云数据漏洞快速检测方法,其特征在于:对于原始点云数据S中的每一个点,判断该点是否落在航飞测区的边界多边形Q内,采用射线法实现。
 - 5. 根据权利要求书1或2或3或4所述基于密度直方图的机载LiDAR点云数据漏洞快速检

测方法,其特征在于:所述水域边界数据包括河流和湖泊的边界数据。

基于密度直方图的机载LiDAR点云数据漏洞快速检测方法

技术领域

[0001] 本发明属于计算机视觉和激光扫描数据处理的交叉领域,尤其涉及机载激光扫描数据完整性检查与点云数据漏洞自动检测方法。

背景技术

[0002] 机载LiDAR(激光雷达)技术是获取有关地表地形形态、地物(如建筑物、道路和树木等)高精度三维表面信息的新型测绘技术,能够获取大范围地表高精度的三维坐标信息。机载LiDAR技术获取的三维激光点云数据已经成为高精度数字高程模型(DEM/DSM)生产、大范围城市建筑物三维建模和植被冠层结构提取的重要数据源。三维点云在基础测绘制图、三维数字城市建设、高精度导航地图生产和森林资源调查等中都具有广泛应用。但是,由于树木、高大建筑物和山体遮挡,机载LiDAR点云数据中会存在一些局部的数据漏洞或孔洞。不完整的点云数据会严重影响点云数据后续分析及应用的质量,如影响高精度DEM/DSM的生产质量。由于机载点云数据一般覆盖范围较大,因局部遮挡造成的漏洞面积相比于整个数据范围而言较小,因此采用人工方式检查数据中的局部漏洞将非常耗时费力。所以,如何自动化地探测机载LiDAR点云数据中的数据漏洞对于点云数据质量的快速检查、数据漏洞填补和修测具有重要的意义。

目前,针对机载点云数据漏洞的研究工作主要集中在如何对点云数据漏洞进行修 补。例如,陈志杨等(2005)较早地针对点云数据中空洞区域提出了一种具有自适应特性的 数据补测算法。该算法以人工检测的漏洞边界为输入,然后提取该漏洞边界一定缓冲区范 围内的点作为补测数据影响区域,进而以影响区域内的点位置信息为基准拟合曲面,最后 依据拟合的曲面进行漏洞区域的补测。该方法虽然可以补测小范围的光滑表面漏洞,但是 漏洞边界的获取需要人工从海量点云数据中进行识别,比较耗时费力。钟毅和林德静 (2008)提出了一种基于移动最小二乘的点云空洞修补算法,该算法根据输入的点云空洞边 界,利用空洞边界的点信心,采用移动最小二乘拟合最优曲面逼近空洞边界点,进而对曲面 进行采样来修补点云漏洞。类似地,蒋刚(2009)提出了一种基于SVM和空间投影的点云空间 修补方法,该方法是通过空投影将三维点云转换为二维数据,采用支持向量机做回归分析, 获得缺失区域内的点云坐标。该方法虽然对点云漏洞进行修补,但是未对点云数据中漏洞 的具体位置、范围、大小和边界信息进行提取,只适用于小范围的逆向工程中的点云数据漏 洞修补,但对于大场景的机载LiDAR点云数据漏洞检测和修补具有一定局限。蔡香玉等人 (2017) 采样径向基神经网络来学习点云的分布特征,拟合隐式曲面,进而对点云空洞进行 填补(预测)。此外,另有学者融合多源数据和建筑物的结构分布规律对点云漏洞进行填补。 例如,罗德安等(2014)考虑到建筑物立面部件(如门窗、阳台等)的分布具有重复性的规律 特征,提出了一种人工诱导的点云漏洞修补算法。该算法需要人工识别漏洞所在区域,通过 半自动化交互方式进行数据填补。王果等人(2014)首先识别建筑物立面位置,然后通过重 建扫描光线来识别数据中的漏洞,并对漏洞进行填补。但是,该方法仍然没有对点云漏洞的 范围、形状和边界进行提取。李永强等人(2017)融合机载和车载的LiDAR点云数据进行建筑

物里面空洞的填补,首先识别机载点云数据中的建筑物边界,进而基于该边界信息对机载和车载点云匹配,实现车载点云数据中建筑物里面空洞的填补。该方法将车载点云划分为网格,然后通过计算网格内点云数目与该网格理论点云数目的比值来判断该网格是否为需要填补的网格,没有识别和提取点云数据中空洞的范围和边界信息。Doria和Radke (2012)将图像处理中的图像修复方法应用到深度图像修复中,将点云首先转化为深度图像,然后对该深度图像进行修复,最后将修复后的深度图转换为点云来实现对原始点云数据中因为局部遮挡造成的数据空洞。

[0004] 总体而言,目前机载点云数据漏洞自动检测及其边界提取方法仍存在以下问题:①现有基于曲面拟合重建的点云漏洞填补算法需要输入漏洞边界信息,但是从大范围点云中识别漏洞和提取边界还需要人工交互方式进行,自动化程度较低;②只关注点云小范围局部漏洞的填补,对于机载点云数据中漏洞的分布范围、大小和边界信息未进行识别和提取;③只针对小范围或逆向工程中的小场景点云数据漏洞进行修补,算法效率难以适应大范围、大场景点云数据漏洞检测。

发明内容

[0005] 本发明针对现有技术的不足,提出一种基于密度直方图的机载点云数据漏洞检测及边界提取方法。本发明解决的技术问题主要包括:①大范围机载LiDAR点云数据漏洞自动检测;②点云数据漏洞边界提取及矢量化;③提升现有大范围机载点云数据质量完整性检查效率和自动化水平,解决局部数据漏洞填补或修测范围快速定位问题。

[0006] 本发明的技术方案提供一种基于密度直方图的机载LiDAR点云数据漏洞快速检测方法,包括以下步骤:

[0007] 步骤1,利用航飞测区边界数据对获取的大范围机载LiDAR点云数据进行分块;

[0008] 步骤2,针对每一个分块点云数据,按照预设尺寸的规则格网进行划分,并统计落入每个格网内点云的数目,绘制点云分布的密度直方图:

[0009] 步骤3,根据点云分布的密度直方图和预设的密度分割阈值,识别点云数据中密度较低的区域为候选漏洞区域,实现过程为,依据密度分割阈值对点云分布的密度直方图进行二值化处理,对点密度小于密度分割阈值的格网进行聚类,在滤波处理后,利用数学形态算子和边界跟踪算法,从点云密度分布的二值图像中提取候选漏洞区域的边界;

[0010] 步骤4,根据输入的水域边界数据,通过计算多边形间的重叠度进行匹配,从候选漏洞边界中过滤属于水域的边界,输出最后保留的候选漏洞区域边界为检测的漏洞区域边界结果。

[0011] 而且,步骤3中,利用数学形态算子,包括先采用数学形态学的膨胀算子,再使用腐蚀算子,对滤波后的二值图像进行平滑处理,以获得较为完整的漏洞区域。

[0012] 而且,步骤4中,通过计算多边形间的重叠度进行匹配,实现方式如下,

[0013] 设步骤3所得候选漏洞区域的边界为 $C = \{c_1, c_2, \dots, c_K\}$,输入的水域边界 $B = \{b_1, b_2, \dots, b_M\}$,对于C中的每一个边界,计算其与B中边界的最大重叠度:

[0014]
$$R(c_k) = \max_{b_t \in B} \left(\frac{c_k \cap b_t}{|c_k|} \right)$$

[0015] 其中, c_k 为候选漏洞区域边界C集合中的一个元素,K为候选漏洞区域边界C中元素的数目, b_t 为水域边界集合B中的一个元素,M为水域边界集合B中元素的数目, $|c_k|$ 是多边形 c_k 的面积, $c_k \cap b_t$ 表示多边形 c_k 与多边形 b_t 的相交区域的面积

[0016] 给定重叠度的最小阈值 R_{max} ,如果 $R(c_k)$ 大于或等于预设重叠度阈值 R_{max} ,则将 c_k 从C中剔除,否则保留 c_k 为最终检测到的点云数据漏洞区域边界。

[0017] 而且,重叠度阈值 R_{max} =0.7。

[0018] 而且,步骤1中,利用航飞测区边界数据对获取的大范围点云数据进行分块,实现方式如下,

[0019] 设原始点云数据为 $S = \{s_1, s_2, \dots, s_n\}$,其中,n为原始点云数据中点的数目, s_i 为第i个点;对应的一块航飞测区的边界多边形 $Q = \{p_1, p_2, \dots, p_m, p_1\}$,其中,m为多边形中点的数目, p_k 为多边形Q的第k个顶点;

[0020] 对于原始点云数据S中的每一个点 s_i 判断该点是否落在航飞测区的边界多边形Q内, $i=1,2,\cdots,n$;如果 s_i 落在多边形Q内,则标记 s_i 为Q内的点,否则标记为其他点;

[0021] 最后,将所有落入到同一个多边形Q内的点云输出保存到一个独立的点云数据文件中,实现对原始点云数据的分块操作。

[0022] 而且,对于原始点云数据S中的每一个点,判断该点是否落在航飞测区的边界多边形Q内,采用射线法实现。

[0023] 而目,所述水域边界数据包括河流和湖泊的边界数据。

[0024] 本发明发展了基于密度直方图的机载点云数据漏洞自动检测与边界提取方法,提出结合利用点云密度分布图、图像二值化技术和对象目标边界跟踪算法来识别与提取点云数据中的漏洞区域范围、大小以及矢量边界,克服了目前大规模机载点云数据漏洞人工检测效率低、点云漏洞边界难以准确估计的问题,提高了数据漏洞检测的自动化程度;同时,结合水域边界数据,剔除了因为水域点云密度低等干扰而产生的伪数据漏洞的影响,为点云数据完整性质量快速检测、机载点云局部漏洞的填补和修测等工作提供重要的引导和漏洞边界信息,可以大幅提升生产中人工漏洞检测的效率和质量。

附图说明

[0025] 图1是本发明实施例的方法的整体流程图。

具体实施方式

[0026] 本发明主要基于计算几何、模式识别和图像处理的理论和技术,提出了一种基于密度直方图的机载点云数据漏洞自动检测及边界提取方法。本发明通过点云数据的密度分布特征,将散乱无序的点云转换为密度图像,进而利用图像中目标对象与边界的识别与提取算法实现点云漏洞的检测与边界提取,可以处理大范围机载点云数据漏洞检测,提升大范围机载激光雷达点云数据完整性检查和点云漏洞补测或修补的效率及自动化程度。

[0027] 为了使本发明的目的、技术方案及优点更加清楚明白,以下结合附图及实施例,对本发明进行进一步详细说明。应当理解,此处所描述的具体实施例仅用以解释本发明,并不用于限定本发明。本发明提供的方法能够用计算机软件技术实现自动运行流程。

[0028] 实施例提供的基于密度直方图的机载点云漏洞自动检测方法整体技术流程图参

见图1,包括以下步骤:

[0029] 步骤1,为了提升对大规模点云数据处理的效率。首先,对初始点云数据按照航飞测区边界进行分块。实施例具体的点云分块过程说明如下:

[0030] 设原始机载激光雷达点云数据为 $S = \{s_1, s_2, \cdots, s_n\}$,可简称原始点云数据,其中,n 为原始机载激光雷达点云数据中点的数目, s_i 为第i个点;与原始点云数据对应的一块航飞测区的边界为多边形Q= $\{p_1, p_2, \cdots, p_m, p_1\}$,其中,m为多边形中点的数目, p_k 为多边形Q的第k个顶点。对于原始点云数据S中的每一个点 s_i ($i=1,2,\cdots,n$) 判断该点是否落在航飞测区的边界多边形Q内,如果 s_i 落在多边形Q内,则标记 s_i 为Q内的点,否则标记为其他点。最后,将所有落入到同一个多边形Q内的点云输出保存到一个独立的点云数据文件 (如. las文件)中,即实现了对原始点云数据的分块操作。

[0031] 其中,判断点是否落在多边形内的算法采用了射线法,该算法以一个点为起始点,沿着水平X轴的正方向生长一段很大的距离(距离取值要大于点云空间分布的沿着水平方向的范围大小)构建一条虚拟的射线。然后,判断多边形的各边与该射线是否存在交点,统计该射线与多边形的交点的总个数,若该射线与多边形交点个数为偶数,则判断该点落在多边形外部,否则判断该点落在多边形内部。

[0032] 步骤2,针对每一个分块点云数据,按照预设尺寸的规则格网,将点云数据进行规则划分,并统计落入每个格网内点云的数目,绘制点云分布的密度直方图。

[0033] 在步骤2中,针对每个分块点云数据,采用一定大小的规则格网将点云进行进一步的划分,并统计落入每一个规则格网的点数目,将散乱无序的激光点云数据转换为规则化的二维密度图像。将散乱的三维点云数据中漏洞检测问题转化为二维密度图像二值化、对象分割以及对象目标边界提取问题,简化了直接从三维点云数据中识别数据漏洞的难度。

[0034] 针对步骤1获取的每个点云数据分块,采用大小为r×r(具体实施时可以预设尺寸r取值,实施例中r=1.5米)的规则格网将点云进行进一步的划分,并统计落入每一个规则格网的点数目。其中,规则格网的角度坐标计算公式如下:

[0035]
$$x_i = \min(X_s) + \frac{i}{Int[\frac{\max(X_s) - \min(X_s)}{r}] + 1} (\max(X_s) - \min(X_s))$$
 (1)

[0036]
$$y_{i} = \min(Y_{s}) + \frac{i}{Int[\frac{\max(Y_{s}) - \min(Y_{s})}{r}] + 1} (\max(Y_{s}) - \min(Y_{s}))$$
 (2)

[0037] 其中, x_i 和 y_i 为第i个格网的左上角度坐标, X_s 和 Y_s 分别为点云的X坐标和Y坐标的集合,max()为计算集合元素的最大值,min()为计算集合元素的最小值,Int[]为取整操作。然后,通过各点的坐标,统计落在每个规则格网内的点数目,将点云数据转为点的密度分布图像。

[0038] 步骤3,根据点云分布的密度直方图和密度分割阈值,识别点云数据中密度较低的 区域为候选漏洞区域;依据密度分割阈值对点云分布的密度直方图进行二值化处理,利用 数学形态算子和边界跟踪算法,从点云密度分布的二值图像中提取候选漏洞区域边界;

[0039] 实施例中,步骤3的实现包括以下步骤:

[0040] 1) 根据设置的密度分割阈值 T_a (具体实施时可以预设 T_a 取值,实施例中 T_a =0.1点/

平方米),将点点云分布的密度直方图转化为二值图像,其中格网内点密度小于密度分割阈值的格网标记为0,其他标记为1。

[0041] 2) 对标记为0的规则格网进行聚类,然后,采用图像处理的均值滤波算法对二值图像进行滤波处理,过滤掉一些噪声点干扰。其中,实施例中均值滤波的模板大小设置为3。

[0042] 3) 在步骤2) 所得结果基础上,先采用数学形态学的膨胀算子,再使用腐蚀算子,对滤波后的二值图像进行平滑处理,获得较为完整的漏洞区域(低密度格网聚类)。其中,实施例中采用的膨胀、腐蚀算子的结构元素大小均设置为5(即5个像元)。

[0043] 4) 针对步骤3所得平滑处理后的图像,采用Suzuki和Abe (1985) 年提出的边界跟踪检测算法,从二值化密度图像中提取低密度区域的边界作为候选漏洞区域的边界。

[0044] 步骤4,根据输入的河流、湖泊等水域边界数据,通过匹配算法从候选漏洞边界中过滤属于河流、湖泊等的水域边界,输出最后保留的候选漏洞区域边界为算法检测的漏洞区域边界结果。

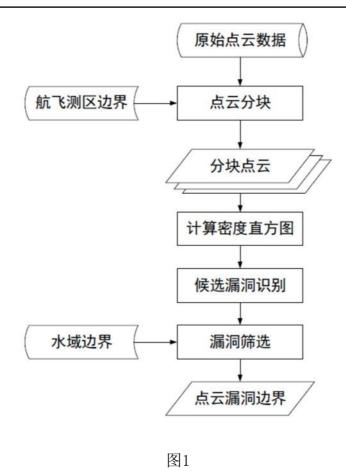
[0045] 本发明针对候选漏洞边界中可能存在的河流、湖泊等水域区域边界,采用水域边界数据,通过计算多边形间的重叠度来进行匹配,剔除水域区域影响,保留数据中真实的数据漏洞边界结果。

[0046] 实施例中,可输入已有的河流、湖泊等水域边界数据,对候选数据漏洞边界进行过滤,剔除那些水域边界,保留因遮挡、采集过程中仪器、操作错误等导致的数据漏洞区域边界。设步骤3获取的候选漏洞区域边界为 $C = \{c_1, c_2, \cdots, c_K\}$,输入的水域边界 $B = \{b_1, b_2, \cdots, b_M\}$,对于C中的每一个边界,计算其与B中边界的最大重叠度:

[0047]
$$R(c_k) = \max_{b_t \in B} \left(\frac{c_k \cap b_t}{|c_k|} \right)$$
 (3)

[0048] 其中, c_k 为候选漏洞区域边界C集合中的一个元素 (多边形),K为候选漏洞区域边界C中元素的数目, b_t 为水域边界集合B中的一个元素 (多边形),M为水域边界集合B中元素的数目, $|c_k|$ 是多边形 c_k 的面积, c_k 个 b_t 表示多边形 c_k 与多边形 b_t 的相交区域的面积。给定重叠度阈值 R_{max} ,如果 $R(c_k)$ 大于或等于 R_{max} ,则将 c_k 从C中剔除,否则保留 c_k 为最终检测到的点云数据漏洞区域边界。具体实施时可以预设 R_{max} 取值,在实施例中,优选取重叠度阈值 R_{max} =0.7。

[0049] 本文中所描述的具体实施例仅仅是对本发明精神作举例说明。本发明所属技术领域的技术人员可以对所描述的具体实施例做各种各样的修改或补充或采用类似的方式替代,但并不会偏离本发明的精神或者超越所附权利要求书所定义的范围。



9