



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 111753623 A

(43)申请公布日 2020.10.09

(21)申请号 202010170827.2

(22)申请日 2020.03.12

(71)申请人 北京京东乾石科技有限公司

地址 100176 北京市大兴区北京经济技术
开发区科创十一街18号院2号楼19层
A1905室

(72)发明人 林金表 赵珍妮 许新玉 孔旗

(74)专利代理机构 北京品源专利代理有限公司
11332

代理人 孟金喆

(51)Int.Cl.

G06K 9/00(2006.01)

G01S 17/93(2020.01)

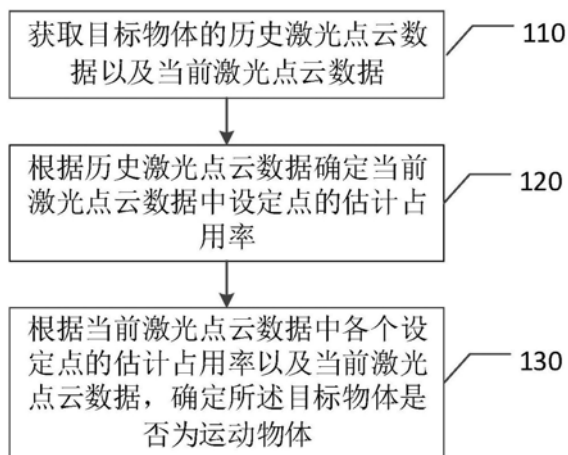
权利要求书4页 说明书12页 附图3页

(54)发明名称

一种运动物体的检测方法、装置、设备及存储介质

(57)摘要

本发明实施例公开了一种运动物体的检测方法、装置、设备及存储介质,该运动物体的检测方法包括:获取目标物体的历史激光点云数据以及当前激光点云数据;根据历史激光点云数据确定当前激光点云数据中设定点的估计占用率,其中,所述估计占用率用于描述对应点被物体占据的概率;根据当前激光点云数据中各个设定点的估计占用率以及当前激光点云数据,确定所述目标物体是否为运动物体。本发明实施例的技术方案,通过历史点云数据计算当前点云数据的目标物体各点的估计占用率,以及通过估计占用率与当前帧点云数据判断目标物体是否为运动物体,提高了运动物体检测的精度和实时性。



1. 一种运动物体的检测方法,其特征在于,包括:

获取目标物体的历史激光点云数据以及当前激光点云数据;

根据历史激光点云数据确定当前激光点云数据中设定点的估计占用率,其中,所述估计占用率用于描述对应点被物体占据的概率;

根据当前激光点云数据中各个设定点的估计占用率以及当前激光点云数据,确定所述目标物体是否为运动物体。

2. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述获取目标物体的历史激光点云数据以及当前激光点云数据,包括:

获取激光雷达采集的历史点云数据和当前点云数据;

基于聚类算法,将各个所述历史点云数据和所述当前点云数据划分为各个目标物体的历史激光点云数据以及当前激光点云数据。

3. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,根据历史激光点云数据确定当前激光点云数据中设定点的估计占用率,包括:

选取历史激光点云数据中所述设定点的邻近点的点云数据;

根据所述邻近点的点云数据及预设表达式计算当前激光点云数据的设定点的估计占用率。

4. 根据权利要求3所述的方法,其特征在于,历史激光点云数据包括第一历史激光点云数据和第二历史激光点云数据,所述预设表达式为:

$$p.o = \frac{O_1.o * O_2.o + O_1.o * O_2.u + O_1.u * O_2.o}{(O_1.o * O_2.o + O_1.o * O_2.u + O_1.u * O_2.o + O_1.u * O_2.u)} * w$$

$$w = 1 - \max(O_1.f, O_2.f)$$

其中, $O_1.o$ 为第一历史激光点云数据对当前激光点云数据中设定点的估计占用率; $O_2.o$ 为第二历史激光点云数据对当前激光点云数据中设定点的估计占用率; $O_1.u$ 为第一历史激光点云数据对当前激光点云数据中设定点的估计未知率; $O_2.u$ 为第二历史激光点云数据对当前激光点云数据中设定点的估计未知率; $O_1.f$ 为第一历史激光点云数据对当前激光点云数据中设定点的估计空闲率; $O_2.f$ 为第二历史激光点云数据对当前激光点云数据中设定点的估计空闲率。

5. 根据权利要求4所述的方法,其特征在于,点 p_1 和 p_2 是所述历史激光点云数据中与当前激光点云数据中设定点的邻近的两个点,所述历史激光点云数据对当前激光点云数据中设定点的估计占用率的表达式为:

$$p.o = \frac{p_1.o * p_2.o + p_1.o * p_2.u + p_1.u * p_2.o}{w}$$

$$w = 1 - (p_1.o * p_2.f + p_1.f * p_2.o)$$

其中, $p_1.o$ 为点 p_1 对当前激光点云数据中设定点的估计占用率; $p_2.o$ 为点 p_2 对当前激光点云数据中设定点的估计占用率; $p_1.u$ 为点 p_1 对当前激光点云数据中设定点的估计未知率; $p_2.u$ 为点 p_2 对当前激光点云数据中设定点的估计未知率; $p_1.f$ 为点 p_1 对当前激光点云数据中设定点的估计空闲率; $p_2.f$ 为点 p_2 对当前激光点云数据中设定点的估计空闲率。

6. 根据权利要求5所述的方法,其特征在于,当设定点为激光发射方向上的点,且处于

激光雷达中心和点 p_1 之间时,点 p_1 对设定点的估计占用率、估计未知率和估计空闲率的表达式分别为:

$$p_1.o = e^{-\frac{l^2}{\delta_1}}$$

$$p_1.u = 0.0$$

$$p_1.f = 1.0 - p_1.o$$

当设定点为激光发射方向上的点,且处于激光雷达中心和点 p_1 之外时,点 p_1 对设定点的估计占用率、估计未知率和估计空闲率的表达式分别为:

$$p_1.o = e^{-\frac{l^2}{\delta_2}}$$

$$p_1.u = 1.0 - p_1.o$$

$$p_1.f = 0.0$$

当设定点为不在激光发射方向上的点时,点 p_1 对设定点的估计占用率、估计未知率和估计空闲率的表达式分别为:

$$p_1.o = p'.o * e^{-\frac{d_{pp}^2}{\delta_d}} * e^{-\frac{\theta_{pp}^2}{\delta_\theta}} * e^{-\frac{\varphi_{pp}^2}{\delta_\varphi}}$$

$$p_1.u = 1.0 - p_1.o - p_1.f$$

$$p_1.f = p'.f * e^{-\frac{d_{pp}^2}{\delta_d}} * e^{-\frac{\theta_{pp}^2}{\delta_\theta}} * e^{-\frac{\varphi_{pp}^2}{\delta_\varphi}}$$

其中, δ_1 、 δ_2 、 δ_d 、 δ_θ 和 δ_φ 为预设系数; l 为设定点与点 p_1 的距离;点 p' 为将不在激光发射方向上的设定点投影至激光发射方向上的所得到的点; $p'.o$ 为点 p' 对设定点 p 的估计占用率; $p'.f$ 为点 p' 对设定点的估计空闲率; d_{pp} 、 θ_{pp} 和 φ_{pp} 分别为球体坐标系 (r, θ, φ) 下设定点 p 和 p' 的欧式距离和角度差。

7. 根据权利要求3所述的方法,其特征在于,在根据所述邻近点的点云数据及预设表达式计算当前激光点云数据的设定点的估计占用率之后,还包括:

将各个邻近点对应的当前激光点云数据的设定点的估计占用率按照设定融合规则进行融合,以生成所述目标物体的设定点的多帧融合占用率;

相应的,根据当前激光点云数据中各个设定点的估计占用率以及当前激光点云数据,确定所述目标物体是否为运动物体,包括:

根据当前激光点云数据中各个设定点的多帧融合占用率以及当前激光点云数据,确定所述目标物体是否为运动物体。

8. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,根据当前激光点云数据中各个设定点的估计占用率以及当前激光点云数据,确定所述目标物体是否为运动物体,包括:

根据所述当前激光点云数据中设定点的估计占用率及所述当前激光点云数据中设定点对应的点云数据,确定当前激光点云数据中设定点的动静属性;

根据所述目标物体中各个设定点的动静属性确定所述目标物体是否为运动物体。

9. 根据权利要求8所述的方法,其特征在于,根据所述当前激光点云数据中设定点的估计占用率及所述当前激光点云数据中设定点对应的点云数据,确定当前激光点云数据中设

定点的动静属性,包括:

根据当前激光点云数据中设定点对应的点云数据确定设定点的当前占用率、当前空闲率和当前未知率;

根据所述当前激光点云数据中设定点的估计占用率、估计空闲率、估计未知率及当前占用率、当前空闲率和当前未知率计算所述设定点的静止属性估计值、运动属性估计值和未知属性估计值;

当所述静止属性估计值大于设定静止阈值时,则确定所述设定点的动静属性为静止属性;

当所述运动属性估计值大于设定运动阈值时,则确定所述设定点的动静属性为运动属性;

当所述未知属性估计值大于设定未知阈值时,则确定所述设定点的动静属性为未知属性。

10. 根据权利要求9所述的方法,其特征在于,静止属性估计值consist、运动属性估计值conflict和未知属性估计值uncertain的表达式分别为:

$$\text{consist} = 0.f * N.f + 0.o * N.o + 0.u * N.u$$

$$\text{conflict} = 0.f * N.o + 0.o * N.f$$

$$\text{uncertain} = 0.u * (N.f + N.o) + N.u * (0.o + N.f)$$

其中,0.o为设定点的估计占用率;0.f为设定点的估计空闲率;0.u为设定点的估计未知率;N.o、N.f和N.u分别为设定点的当前占用率、当前空闲率和当前未知率。

11. 根据权利要求8所述的方法,其特征在于,根据所述目标物体中各个设定点的动静属性确定所述目标物体是否为运动物体,包括:

基于投票机制,根据所述目标物体中各个设定点的动静属性确定所述目标物体是否为运动物体。

12. 根据权利要求2所述的方法,其特征在于,在获取激光雷达采集的历史点云数据和当前点云数据之后,还包括:

获取点云转换矩阵;

根据所述点云转换矩阵将所述历史点云数据和当前点云数据转换为世界坐标系下的点云数据。

13. 一种运动物体的检测装置,其特征在于,包括:

点云数据获取模块,用于获取目标物体的历史激光点云数据以及当前激光点云数据;

占用率确定模块,用于根据历史激光点云数据确定当前激光点云数据中设定点的估计占用率,其中,所述估计占用率用于描述对应点被物体占据的概率;

运动物体判断模块,用于根据当前激光点云数据中各个设定点的估计占用率以及当前激光点云数据,确定所述目标物体是否为运动物体。

14. 一种运动物体的检测设备,其特征在于,所述设备包括:

一个或多个处理器;

存储器,用于存储一个或多个程序;

当所述一个或多个程序被所述一个或多个处理器执行,使得所述一个或多个处理器实现如权利要求1-12中任一项所述的运动物体的检测方法。

15. 一种包含计算机可执行指令的存储介质,其特征在于,所述计算机可执行指令在由计算机处理器执行时用于执行如权利要求1-12中任一项所述的运动物体的检测方法。

一种运动物体的检测方法、装置、设备及存储介质

技术领域

[0001] 本发明实施例涉及自动驾驶技术领域,尤其涉及一种运动物体的检测方法、装置、设备及存储介质。

背景技术

[0002] 运动物体检测是自动驾驶感知环节的关键技术之一,其主要目的是区分运动物体和静止物体。检测结果不仅可以为追踪模块提供更多的速度信息,还可以供下游的规划和控制环节根据物体的运动或静止属性采取对应的等待、绕行避让或其他策略。

[0003] 常见的运动物体检测主要基于图像处理的方法,针对视频图像序列,采用背景减除法、帧差分法、光流法等在一组序列图像中检测出变化区域,并将运动目标从背景图像中提取出来。

[0004] 然而,在实现本发明过程中,发明人发现现有技术中至少存在如下问题:运用图像处理的方法,一方面,对帧间图像配准再进行全局背景补偿,引入补偿误差都是无法避免的,另一方面,对图像进行全局背景补偿耗时较长。检测准确度和实时性均不能满足自动驾驶的需求。

发明内容

[0005] 本发明提供了一种运动物体的检测方法、装置、设备及存储介质,以提高运动物体检测的精度和实时性。

[0006] 第一方面,本发明实施例提供了一种运动物体的检测方法,该方法包括:

[0007] 获取目标物体的历史激光点云数据以及当前激光点云数据;

[0008] 根据历史激光点云数据确定当前激光点云数据中设定点的估计占用率,其中,所述估计占用率用于描述对应点被物体占据的概率;

[0009] 根据当前激光点云数据中各个设定点的估计占用率以及当前激光点云数据,确定所述目标物体是否为运动物体。

[0010] 第二方面,本发明实施例还提供了一种运动物体的检测装置,该装置包括:

[0011] 点云数据获取模块,用于获取目标物体的历史激光点云数据以及当前激光点云数据;

[0012] 占用率确定模块,用于根据历史激光点云数据确定当前激光点云数据中设定点的估计占用率,其中,所述估计占用率用于描述对应点被物体占据的概率;

[0013] 运动物体判断模块,用于根据当前激光点云数据中各个设定点的估计占用率以及当前激光点云数据,确定所述目标物体是否为运动物体。

[0014] 第三方面,本发明实施例还提供了一种运动物体的检测设备,该设备包括:

[0015] 一个或多个处理器;

[0016] 存储器,用于存储一个或多个程序;

[0017] 当所述一个或多个程序被所述一个或多个处理器执行,使得所述一个或多个处理

器实现本发明任意实施例提供的运动物体的检测方法。

[0018] 第四方面,本发明实施例还提供了一种包含计算机可执行指令的存储介质,所述计算机可执行指令在由计算机处理器执行时用于执行本发明任意实施例提供的运动物体的检测方法。

[0019] 本发明实施例的技术方案,通过激光雷达采集的点云数据进行运动物体的判断,实时性强;通过目标物体的历史激光点云数据计算当前激光点云数据的估计占用率,其中,估计占用率用来描述目标物体的设定点被物体占据的概率;通过目标物体各个设定点的当前激光点云数据与其估计占用率的比较,判断目标物体是否为运动物体;提高了运动物体判断的精度,同时提高了判断的速度,减少了运动物体判断的耗时,进而提高了自动驾驶的准确性和安全性,提高了用户体验。

附图说明

[0020] 图1是本发明实施例一中的一种运动物体的检测方法的流程图;

[0021] 图2是本发明实施例二中的一种运动物体的检测方法的流程图;

[0022] 图3是本发明实施例三中的一种运动物体的检测装置的结构示意图;

[0023] 图4是本发明实施例四中的一种运动物体的检测设备的结构示意图。

具体实施方式

[0024] 下面结合附图和实施例对本发明作进一步的详细说明。可以理解的是,此处所描述的具体实施例仅用于解释本发明,而非对本发明的限定。另外还需要说明的是,为了便于描述,附图中仅示出了与本发明相关的部分而非全部结构。

[0025] 实施例一

[0026] 图1是本发明实施例一提供的一种运动物体的检测方法的流程图,本实施例可适用于自动驾驶模式下对运动物体进行检测的情况,该方法可以由运动物体的检测装置来执行,如图1所示,该方法具体包括如下步骤:

[0027] 步骤110、获取目标物体的历史激光点云数据以及当前激光点云数据。

[0028] 其中,目标物体可以是任意一种物体,如行人、行驶中的各种(自行车、电动车、摩托车、汽车等)、障碍物等。点云数据指的是激光雷达采集的数据,其包含丰富的信息特征,如XYZ坐标信息、回波次数、强度信息、类别、RGB、GPS时间、扫描角度、扫描方向等。历史激光点云数据可以是历史设定帧的点云数据中目标物体对应的点云数据,如2帧、3帧、5帧或者其他数值。相应的,当前激光点云数据则为当前时刻激光雷达所采集的点云数据中目标物体对应的数据。

[0029] 具体的,本发明实施例的技术方案所提供的方法,可以适用于处于自动驾驶模式中的车辆、机器人或者其他设备,当然也可以用于在其他场景下进行运动物体的检测,如相关监控系统,如安全监控系统、交通监控系统等。

[0030] 具体的,可以当获取激光雷达采集的当前帧的点云数据之后,获取该当前帧的点云数据设定个数的历史帧的点云数据;根据设定算法将当前帧和设定个数的历史帧的点云数据确定目标物体对应的当前激光点云数据和历史激光点云数据。

[0031] 其中,设定算法可以是聚类算法、识别算法或者其他划分算法。

[0032] 可选的,所述获取目标物体的历史激光点云数据以及当前激光点云数据,包括:

[0033] 获取激光雷达采集的历史点云数据和当前点云数据;基于聚类算法,将各个所述历史点云数据和所述当前点云数据划分为各个目标物体的历史激光点云数据以及当前激光点云数据。

[0034] 其中,聚类算法是一种按照设定规则对数据进行分组的算法,如K-means聚类算法、Mean-Shift聚类算法、基于密度的带噪声空间聚类算法(DBACN)、基于高斯混合模型的期望最大化聚类算法、凝聚层次聚类算法等,当然也可以选用其他聚类算法进行目标物体的分离或识别。

[0035] 进一步地,在通过聚类算法或者其他预设算法,获取目标物体的历史激光点云数据以及当前激光点云数据之后,还包括:对所述目标物体的历史激光点云数据以及当前激光点云数据进行降采样处理。通过降采样,可以减少数据处理的数据量,提高数据处理的效率。

[0036] 步骤120、根据历史激光点云数据确定当前激光点云数据中设定点的估计占用率。

[0037] 其中,所述估计占用率用于描述对应点被物体占据的概率。

[0038] 具体的,激光雷达会不断向设定的方向发射激光束,假设某一方向的设定位置处存在障碍物,那么,发射出的激光遇到障碍物则会被反射,通过计算激光从发射到收到的时间差,便可以得到此障碍物在激光雷达坐标系下的位置信息,此位置的状态定义为“占据(occupied)”;假设该障碍物与自动驾驶的设备之间不存在物体,那么,从激光雷达中心到障碍物之间都可由激光束穿过,则表示没有物体占用,可以将此位置的状态定义为“空闲(free)”;而对于该方向上障碍物后方的点来说,激光光束是无法进行探测的,因此,该位置处的状态则定义为“未知(unknown)”。当然也可以仅定义占据和非占据两种状态,其中,非占据可以包括空闲和未知两种状态。

[0039] 可选的,根据历史激光点云数据确定当前激光点云数据中设定点的估计占用率,包括:

[0040] 选取历史激光点云数据中所述设定点的邻近点的点云数据;根据所述邻近点的点云数据及预设表达式计算当前激光点云数据的设定点的估计占用率。

[0041] 其中,邻近点可以是设定点各个维度的与设定点的距离小于设定值的点,如距离小于2、4、6或者其他值。

[0042] 具体的,预设表达式可以是高斯函数或者其他衰减函数,该预设表达式用于表征设定点与邻近点的距离与估计占用率的关系,其中,距离越大,则占用率越小。

[0043] 具体的,首先,获取当前激光点云数据中设定点的位置,并确定某历史激光点云数据中与设定点的位置相同的点,将该点距离小于设定值的点确定为邻近点。该邻近点的状态为占据(激光光束被反射,存在物体,故状态为占据),即其估计占用率为1,根据设定点与该邻近点的距离确定该邻近点对应的设定点的估计占用率,将各个邻近点的估计占用率按照设定规则进行融合,便得到该历史帧(历史激光点云数据)对当前帧(当前激光点云数据)设定点的估计占用率。当然,在根据邻近点计算设定点的估计占用率时,还可以计算设定点的估计未知率和估计空闲率,其中,估计未知率指的是该点属于未知状态的概率,估计空闲率则指的是该点属于空闲状态的概率。对于同一个设定点的估计占用率、估计未知率和估计空闲率三种概率的和为1。进而,在后续将各个邻近点对设定点的估计占用率按照设定规

则进行融合时,可以同时考虑估计未知率和估计空闲率进行融合。

[0044] 步骤130、根据当前激光点云数据中各个设定点的估计占用率以及当前激光点云数据,确定所述目标物体是否为运动物体。

[0045] 通常,目标物体包括多个设定点,进而可以将各个设定点的估计占用率与该点的点云数据进行比较,根据各个比较结果判断目标物体是否为运动物体。

[0046] 可选的,根据当前激光点云数据中各个设定点的估计占用率以及当前激光点云数据,确定所述目标物体是否为运动物体,包括:

[0047] 根据所述当前激光点云数据中设定点的估计占用率及所述当前激光点云数据中设定点对应的点云数据,确定当前激光点云数据中设定点的动静属性;根据所述目标物体中各个设定点的动静属性确定所述目标物体是否为运动物体。

[0048] 其中,动静属性是用来描述设定点的静止或运动的物理量,可以包括运动和静止两种状态。

[0049] 具体的,比较目标物体的当前激光点云数据中设定点的当前占用率和设定点的估计占用率,当比较结果一致,即设定点的当前占用率和估计占用率较为接近,如差值小于第一设定阈值时,则表示该设定点的动静属性为静止;而当比较结果不一致,即设定点的当前占用率和估计占用率相差较大,如大于第二设定阈值时,则表示该设定点的动静属性为运动。其中,第一设定阈值和第二设定阈值可以相同或者不同。其中,当前占用率指的是根据当前激光点云数据确定的设定点被物体占据的概率。通常,当前占用率为1,因为存在点云数据,则表示该点处存在激光反射,即该点被物体占据,属于占据状态。

[0050] 进一步地,统计目标物体各个设定点的动静属性,根据统计结果确定目标物体是否为运动物体。具体可以根据属于运动状态的设定点所占的比例进行判断,如比例大于50%,则确定目标物体为运动物体。当然,也可以通过选取或者识别关键设定点,根据关键设定点中属于运动状态的比例判断目标物体是否为运动物体。

[0051] 本发明实施例的技术方案,通过激光雷达采集的点云数据进行运动物体的判断,实时性强;通过目标物体的历史激光点云数据计算当前激光点云数据的估计占用率,其中,估计占用率用来描述目标物体的设定点被物体占据的概率;通过目标物体各个设定点的当前激光点云数据与其估计占用率的比较,判断目标物体是否为运动物体;提高了运动物体判断的精度,同时提高了判断的速度,减少了运动物体判断的耗时,进而提高了自动驾驶的准确性和安全性,提高了用户体验。

[0052] 实施例二

[0053] 图2为本发明实施例二提供的一种运动物体的检测方法的流程图,本实施例是对上一实施例的进一步细化和补充,本实施例所提供的运动物体的检测方法还包括获取点云转换矩阵;根据所述点云转换矩阵将所述历史点云数据和当前点云数据转换为世界坐标系下的点云数据。

[0054] 如图2所示,该运动物体的检测方法包括如下步骤:

[0055] 步骤210、获取激光雷达采集的历史点云数据和当前点云数据。

[0056] 步骤220、获取点云转换矩阵,并根据所述点云转换矩阵将所述历史点云数据和当前点云数据转换为世界坐标系下的点云数据。

[0057] 具体的,对于自动驾驶中的车辆来说,通常是处于移动状态的,从而导致激光雷达

所采集的各帧点云数据的数据坐标不一致。为了便于后续各种占用率的计算,需要将历史点云数据与当前点云数据转换为同一坐标系下的点云数据,如世界坐标系,当然也可以是当前点云数据对应的数据坐标系。

[0058] 具体的,可以根据定位模块获取点云转换矩阵。

[0059] 步骤230、基于聚类算法,将各个所述历史点云数据和所述当前点云数据划分为各个目标物体的历史激光点云数据以及当前激光点云数据。

[0060] 步骤240、选取历史激光点云数据中所述设定点的邻近点的点云数据。

[0061] 步骤250、根据所述邻近点的点云数据及预设表达式计算当前激光点云数据的设定点的估计占用率。

[0062] 具体的,对于点云数据中的目标物体的设定点,可以采用一个估计结构体描述历史激光点云数据中邻近点对该点的占用率(包括估计占用率、估计空闲率和估计未知率),该结构体中可以包括占据、空闲和未知三种状态对应的概率,如对于设定点p,估计结构体的可以为[p.o p.f p.u],其中,p.o为p.occupied的缩写,用于描述该点属于占据状态的概率;p.f为p.free缩写,用于描述该点属于空闲状态的概率;p.u为p.unknown的缩写,用于描述该点属于未知状态的概率,上述三种概率可以统称为占用率。

[0063] 可选的,历史激光点云数据包括第一历史激光点云数据和第二历史激光点云数据,所述预设表达式为:

$$[0064] \quad p.o = \frac{O_1.o * O_2.o + O_1.o * O_2.u + O_1.u * O_2.o}{(O_1.o * O_2.o + O_1.o * O_2.u + O_1.u * O_2.o + O_1.u * O_2.u)} * w$$

$$[0065] \quad w = 1 - \max(O_1.f, O_2.f)$$

[0066] 其中, $O_1.o$ 为第一历史激光点云数据对当前激光点云数据中设定点的估计占用率; $O_2.o$ 为第二历史激光点云数据对当前激光点云数据中设定点的估计占用率; $O_1.u$ 为第一历史激光点云数据对当前激光点云数据中设定点的估计未知率; $O_2.u$ 为第二历史激光点云数据对当前激光点云数据中设定点的估计未知率; $O_1.f$ 为第一历史激光点云数据对当前激光点云数据中设定点的估计空闲率; $O_2.f$ 为第二历史激光点云数据对当前激光点云数据中设定点的估计空闲率。

[0067] 点 p_1 和 p_2 是所述历史激光点云数据中与当前激光点云数据中设定点的邻近的两个点,所述历史激光点云数据对当前激光点云数据中设定点的估计占用率的表达式为:

$$[0068] \quad p.o = \frac{p_1.o * p_2.o + p_1.o * p_2.u + p_1.u * p_2.o}{w}$$

$$[0069] \quad w = 1 - (p_1.o * p_2.f + p_1.f * p_2.o)$$

[0070] 其中, $p_1.o$ 为点 p_1 对当前激光点云数据中设定点的估计占用率; $p_2.o$ 为点 p_2 对当前激光点云数据中设定点的估计占用率; $p_1.u$ 为点 p_1 对当前激光点云数据中设定点的估计未知率; $p_2.u$ 为点 p_2 对当前激光点云数据中设定点的估计未知率; $p_1.f$ 为点 p_1 对当前激光点云数据中设定点的估计空闲率; $p_2.f$ 为点 p_2 对当前激光点云数据中设定点的估计空闲率。

[0071] 当设定点为激光发射方向上的点,且处于激光雷达中心和点 p_1 之间时,点 p_1 对设定点的估计占用率、估计未知率和估计空闲率的表达式分别为:

$$[0072] \quad p_1.o = e^{-\frac{l^2}{\delta_1}}$$

$$[0073] \quad p_1.u = 0.0$$

$$[0074] \quad p_1.f = 1.0 - p_1.o$$

[0075] 当设定点为激光发射方向上的点,且处于激光雷达中心和点 p_1 之外时,点 p_1 对设定点的估计占用率、估计未知率和估计空闲率的表达式分别为:

$$[0076] \quad p_1.o = e^{-\frac{l^2}{\delta_2}}$$

$$[0077] \quad p_1.u = 1.0 - p_1.o$$

$$[0078] \quad p_1.f = 0.0$$

[0079] 当设定点为不在激光发射方向上的点时,点 p_1 对设定点的估计占用率、估计未知率和估计空闲率的表达式分别为:

$$[0080] \quad p_1.o = p'.o * e^{-\frac{d_{pp}^2}{\delta_d}} * e^{-\frac{\theta_{pp}^2}{\delta_\theta}} * e^{-\frac{\varphi_{pp}^2}{\delta_\varphi}}$$

$$[0081] \quad p_1.u = 1.0 - p_1.o - p_1.f$$

$$[0082] \quad p_1.f = p'.f * e^{-\frac{d_{pp}^2}{\delta_d}} * e^{-\frac{\theta_{pp}^2}{\delta_\theta}} * e^{-\frac{\varphi_{pp}^2}{\delta_\varphi}}$$

[0083] 其中, δ_1 、 δ_2 、 δ_d 、 δ_θ 和 δ_φ 为预设系数; l 为设定点与点 p_1 的距离;点 p' 为将不在激光发射方向上的设定点投影至激光发射方向上的所得到的点; $p'.o$ 为点 p' 对设定点 p 的估计占用率; $p'.f$ 为点 p' 对设定点的估计空闲率; d_{pp} 、 θ_{pp} 和 φ_{pp} 分别为球体坐标系 (r, θ, φ) 下设定点 p 和 p' 的欧式距离和角度差。

[0084] 当然,上述公式同样适用于当包括两个以上的邻近点或两帧以上的历史激光点云数据的情况,通过简单推导便可得到对应的公式,在此不进行赘述。具体的,对于设定点 p 的占用率估计可以分为三种情况,分别为:

[0085] (1) p 为激光发射方向上的点时,且设定点 p 处于激光雷达中心和目标物体点(邻近点)之间,激光雷达中心为发射激光光束的中心,目标物体点即历史激光点云数据中的某个邻近点,其占用率的关系式为:

$$[0086] \quad p_1.o = e^{-\frac{l^2}{\delta_1}}$$

$$[0087] \quad p_1.u = 0.0$$

$$[0088] \quad p_1.f = 1.0 - p_1.o$$

[0089] 其中, l 表示设定点 p 到目标物体点的距离; δ_1 为第一预设系数。

[0090] (2) 而当设定点 p 位于激光发射方向上,且处远离激光雷达中心的方向上目标物体点之后的位置处,其占用率的关系式为:

$$[0091] \quad p_1.o = e^{-\frac{l^2}{\delta_2}}$$

$$[0092] \quad p_1.u = 1.0 - p_1.o$$

[0093] $p_1.f = 0.0$

[0094] 其中, δ_2 为第二预设系数。

[0095] (3) p 为不在激光发射方向上点, 即 p 点不在激光雷达中心到目标物体点的射线上时, 则需要先将其投影到雷达中心和目标物体点的射线上, 得到点 p' , 进而将其转化为 (2) 对应的情况, 从而得到点 p' 的占用率; 接着, 计算设定点 p 和点 p' 在球体坐标系 (r, θ, φ) 下的欧式距离和角度差, 记为 d_{pp} 、 θ_{pp} 和 φ_{pp} , 那么, 设定点 p 的占用率为:

$$[0096] \quad p_1.o = p'_1.o * e^{-\frac{d_{pp}^2}{\delta_d}} * e^{-\frac{\theta_{pp}^2}{\delta_\theta}} * e^{-\frac{\varphi_{pp}^2}{\delta_\varphi}}$$

[0097] $p_1.u = 1.0 - p_1.o - p_1.f$

$$[0098] \quad p_1.f = p'_1.o * e^{-\frac{d_{pp}^2}{\delta_d}} * e^{-\frac{\theta_{pp}^2}{\delta_\theta}} * e^{-\frac{\varphi_{pp}^2}{\delta_\varphi}}$$

[0099] 其中, δ_d 、 δ_θ 和 δ_φ 分别为第三预设系数、第四预设系数和第五预设系数。其中, $p_1.o$ 即为所述估计占用率。

[0100] 进一步地, 还包括: 对上述各个预设系数, 包括第一、第二、第三、第四和第五预设系数进行参数整定。

[0101] 进一步地, 在确定历史激光点云数据中各个邻近点对于当前激光点云数据中目标物体的设定点的估计占用率之后, 可以将各个邻近点对应的估计占用率按照设定规则进行融合, 如取平均, 或者根据邻近点与设定点的位置关系设计其对应的权重值, 根据各个权重值对各个邻近点的估计占用率进行融合。

[0102] 进一步地, 在获取各个邻近点对于设定点的占用率 (包括估计占用率、估计空闲率和估计未知率), 进而, 对各个邻近点的占用率按照第一设定融合规则进行融合, 即根据各个邻近点的估计占用率、估计空闲率、估计未知率和第一设定融合规则对邻近点的估计占用率进行融合, 得到多点融合占用率。具体的, 多点融合占用率可以仅包括多点融合估计占用率, 也可以包括多点融合估计占用率 (对应占据状态)、多点融合估计空闲率 (对应空闲状态) 和多点融合估计未知率 (对应未知状态)。

[0103] p_1 和 p_2 是在球体坐标系下在 θ 和 φ 轴上与设定点 p 最为邻近的两个点, 采用上述公式可以计算出 p_1 和 p_2 对设定点 p 的占用率, 即可以得到 $p_1.o$ 、 $p_1.f$ 、 $p_1.u$ 以及 $p_2.o$ 、 $p_2.f$ 、 $p_2.u$, 那么, 第一设定融合规则的表达式可以是:

$$[0104] \quad p.o = \frac{p_1.o * p_2.o + p_1.o * p_2.u + p_1.u * p_2.o}{w}$$

$$[0105] \quad p.f = \frac{p_1.f * p_2.f + p_1.f * p_2.u + p_1.u * p_2.f}{w}$$

$$[0106] \quad p.u = \frac{p_1.u * p_2.u}{w}$$

[0107] $w = 1 - (p_1.o * p_2.f + p_1.f * p_2.o)$

[0108] 以此类推, 便可以得到当邻近点为 2 个以上时的第一设定融合规则, 如 3、4、5 或者更多个邻近点。当然上述第一设定融合规则也可以仅包括估计占用率的对应关系。

[0109] 具体的,采用多个历史激光点云数据的多个邻近点对当前激光点云数据的设定点进行占用率估计后,采用第一设定融合规则将每帧历史激光点云数据的多个邻近点的估计占用率进行融合,便得到该帧历史激光点云数据对于的多点融合占用率,进而得到每帧历史激光点云数据对应的多点融合占用率。

[0110] 步骤260、将各个邻近点对应的当前激光点云数据的设定点的估计占用率按照设定融合规则进行融合,以生成所述目标物体的设定点的多帧融合占用率。

[0111] 其中,设定融合规则也可以称为第二融合规则,主要用于将多个历史激光点云数据的各个邻近点对应的估计占用率或多点融合占用率进行融合,以得到设定点的多帧融合占用率。

[0112] 具体的,设定融合规则可以是权重融合规则,该权重融合规则包括历史帧权重和邻近点权重,以根据历史帧权重和邻近点权重进行占用率融合,得到设定点的多帧融合占用率。其中,历史帧权重描述的是各个历史激光点云数据的权重,不同帧的权重可以不同,邻近点权重描述的则是各个邻近点的权重,可以是一个值或者多个不同的值。在获取各个历史激光数据的各个邻近点对于设定点的估计占用率之后,获取各个历史激光数据的各个邻近点对应的邻近点权重以及历史帧权重,进行估计占用率的融合,得到多帧融合占用率。

[0113] 具体的,当采用步骤250涉及的第一设定融合规则将各个历史激光点云数据的多个邻近点的估计占用率进行融合,得到多点融合占用率之后,进一步根据设定融合规则,将各个多点融合占用率进行融合,得到多帧融合占用率。

[0114] 进一步地,还可以根据车辆的行驶速度确定上述第一设定融合规则或者设定融合规则。具体的,当车辆的行驶速度大于设定速度阈值时,则将第二设定融合规则或者设定融合规则确定为权重融合规则,反之,则确定为第二设定融合规则。

[0115] 具体的,第二设定融合规则为:根据各个历史激光点云数据对应的多点融合估计占用率、多点融合估计空闲率和多点融合估计未知率确定设定点的多帧融合占用率。

[0116] 进一步地,假设存在两帧历史激光点云数据,对设定点p的多点融合占用率分别为 O_1 和 O_2 ,其中,多点融合占用率包括:多点融合估计占用率 $O_{1.o}$ 、多点融合估计空闲率 $O_{1.f}$ 和多点融合估计未知率 $O_{1.u}$,多点融合占用率包括:多点融合估计占用率 $O_{2.o}$ 、多点融合估计空闲率 $O_{2.f}$ 和多点融合估计未知率 $O_{2.u}$,则第二设定融合规则的表达式为:

$$[0117] \quad p.o = \frac{O_{1.o} * O_{2.o} + O_{1.o} * O_{2.u} + O_{1.u} * O_{2.o}}{(O_{1.o} * O_{2.o} + O_{1.o} * O_{2.u} + O_{1.u} * O_{2.o} + O_{1.u} * O_{2.u})} * w$$

$$[0118] \quad p.u = \frac{O_{1.u} * O_{2.u}}{O_{1.o} * O_{2.o} + O_{1.o} * O_{2.u} + O_{1.u} * O_{2.o}} * w$$

$$[0119] \quad p.f = \max(O_{1.f}, O_{2.f})$$

$$[0120] \quad = 1 - \max(O_{1.f}, O_{2.f})$$

[0121] 以此类推,可以得到当历史激光数据为两帧以上时的第二设定融合规则,在此不再赘述。

[0122] 步骤270、根据所述当前激光点云数据中设定点的多帧融合占用率及所述当前激光点云数据中设定点对应的点云数据,确定当前激光点云数据中设定点的动静属性。

[0123] 具体的,当获取当前激光点云数据中设定点的多帧融合占用率之后,比较多帧融

合占用率和设定点对应的当前激光点云数据中的点云数据,通常设定点的点云数据可以转换为当前激光点云数据对设定点的估计占用率,其值通常是1。接着,比较历史激光点云数据对应的设定点的多帧融合占用率以及当前激光点云数据对应的设定点的估计占用率,根据两者的占用率差值确定当前激光点云数据中设定点的动静属性。

[0124] 进一步地,可以预先设计占用率差值与动静属性的对应关系。示例性的,当占用率差值小于第一差值阈值时,则表示两者接近或一致,对应于静止属性,表示目标物体的设定点为静止状态;而当占用率差值大于第二差值阈值时,其中,第二差值阈值大于第一差值阈值,则表示两者相差很大或者两者冲突,对应于运动属性,表示目标物体的设定点为运动状态;而当占用率差值处于其他状态时,其对应无法确定属性,对应与目标物体的状态无法确定。

[0125] 可选的,根据所述当前激光点云数据中设定点的估计占用率及所述当前激光点云数据中设定点对应的点云数据,确定当前激光点云数据中设定点的动静属性,包括:

[0126] 根据当前激光点云数据中设定点对应的点云数据确定设定点的当前占用率、当前空闲率和当前未知率;根据所述当前激光点云数据中设定点的估计占用率、估计空闲率、估计未知率及当前占用率、当前空闲率和当前未知率计算所述设定点的静止属性估计值、运动属性估计值和未知属性估计值;当所述静止属性估计值大于设定静止阈值时,则确定所述设定点的动静属性为静止属性;当所述运动属性估计值大于设定运动阈值时,则确定所述设定点的动静属性为运动属性;当所述未知属性估计值大于设定未知阈值时,则确定所述设定点的动静属性为未知属性。

[0127] 可选的,静止属性估计值consist、运动属性估计值conflict和未知属性估计值uncertain的表达式分别为:

[0128] $\text{consist} = 0.f * N.f + 0.o * N.o + 0.u * N.o$

[0129] $\text{conflict} = 0.f * N.o + 0.o * N.f$

[0130] $\text{uncertain} = 0.u * (N.f + N.o) + N.u * (0.o + N.f)$

[0131] 其中,0.o为设定点的估计占用率;0.f为设定点的估计占用率;0.u为设定点的估计未知率;N.o、N.f和N.u分别为设定点的当前占用率、当前空闲率和当前未知率。

[0132] 可选的,可以根据占用率一致性判断规则判断所述设定点的多帧融合占用率和当前激光点云数据对应的估计占用率的帧间一致性,从而根据所述帧间一致性确定所述设定点的动静属性。

[0133] 具体的,占用率一致性判断规则的表达式为:

[0134] $\text{consist} = 0.f * N.f + 0.o * N.o + 0.u * N.o$

[0135] $\text{conflict} = 0.f * N.o + 0.o * N.f$

[0136] $\text{uncertain} = 0.u * (N.f + N.o) + N.u * (0.o + N.f)$

[0137] 其中,consist对应与上述静止属性,conflict对应于上述运动属性,uncertain则对应于无法确定属性。N为前缀的表示为当前激光点云数据对应的占用率,0为前缀的表示多帧融合占用率。其中,占用率包括估计占用率、估计空闲率和估计未知率三种。

[0138] 具体的,可以设置静止阈值和运动阈值,若consist大于静止阈值,则设定点的动静属性为静止属性;若conflict大于运动阈值,则设定点的动静属性为运动属性;若为其他情况,则设定点的动静属性无法确定。

[0139] 通常, $N.o=1.0$, $N.f=0.0$, $N.u=0.0$ 。则占用率一致性判断规则的表达式可以简化为:

[0140] $consist \approx 0.o$

[0141] $conflict \approx 0.f$

[0142] $uncertain \approx 0.u$

[0143] 即可以简化为根据多帧融合占用率确定目标物体设定点的动静属性。

[0144] 步骤280、基于投票机制,根据所述目标物体中各个设定点的动静属性确定所述目标物体是否为运动物体。

[0145] 对于一个待检测目标物体来说,通常包括多个设定点,如10、12、16、20甚至更多,需要根据上述步骤确定每个设定点的动静属性确定目标物体是否为运动物体。

[0146] 具体的,投票机制(voting)可以为简单将票数最多的属性确定目标物体的运动属性。也可以在确定动静属性时,根据占用率差值与第一差值阈值或第二阈值差值确定属性权重,在计算属性的票数时需要同时乘以其属性权重进行综合确定,进而将考虑属性权重后得到的票数最多的属性确定为目标物体的运动属性。

[0147] 本发明实施例的技术方案,基于激光雷达中心的点云数据进行运动物体的检测,分辨率高、抗干扰能力强、探测范围广;通过将历史和当前点云数据进行坐标变换,转换为世界坐标系下的数据,提高了数据处理的效率;通过聚类算划分目标物体对应的历史激光点云数据和当前激光点云数据,并通过多个历史激光点云数据的邻近点计算其对应的估计占用率,并对估计占用率进行多点融合和多帧融合,进而得到该设定点的多个历史帧对应的多帧融合占用率,根据该设定点的多帧融合占用率进行帧间一致性判断,从而确定该设定点的动静属性,进而通过目标物体的各个设定的动静属性的投票结果确定目标物体是否为运动物体,运动物体检测精度高、速度快,提高了检测的实时性和精准度,提高了自动驾驶的安全性和控制策略的准确性,提高了用户体验。

[0148] 实施例三

[0149] 图3是本发明实施例三提供的一种运动物体的检测装置的结构示意图,如图3所示,该装置包括:点云数据获取模块310、占用率确定模块320和运动物体判断模块330。

[0150] 其中,点云数据获取模块310,用于获取目标物体的历史激光点云数据以及当前激光点云数据;占用率确定模块320,用于根据历史激光点云数据确定当前激光点云数据中设定点的估计占用率,其中,所述估计占用率用于描述对应点被物体占据的概率;运动物体判断模块330,用于根据当前激光点云数据中各个设定点的估计占用率以及当前激光点云数据,确定所述目标物体是否为运动物体。

[0151] 本发明实施例的技术方案,通过激光雷达采集的点云数据进行运动物体的判断,实时性强;通过目标物体的历史激光点云数据计算当前激光点云数据的估计占用率,其中,估计占用率用来描述目标物体的设定点被物体占据的概率;通过目标物体各个设定点的当前激光点云数据与其估计占用率的比较,判断目标物体是否为运动物体;提高了运动物体判断的精度,同时提高了判断的速度,减少了运动物体判断的耗时,进而提高了自动驾驶的准确性和安全性,提高了用户体验。

[0152] 可选的,点云数据获取模块310,包括:

[0153] 点云数据获取单元,用于获取激光雷达采集的历史点云数据和当前点云数据;目

标数据划分单元,用于基于聚类算法,将各个所述历史点云数据和所述当前点云数据划分为各个目标物体的历史激光点云数据以及当前激光点云数据

[0154] 可选的,占用率确定模块320,具体用于:

[0155] 选取历史激光点云数据中所述设定点的邻近点的点云数据;根据所述邻近点的点云数据及预设表达式计算当前激光点云数据的设定点的估计占用率。

[0156] 可选的,该运动物体的检测装置,还包括:

[0157] 多帧融合占用率生成模块,用于在根据所述邻近点的点云数据及预设表达式计算当前激光点云数据的设定点的估计占用率之后,将各个历史激光点云数据的各个邻近点对应的当前激光点云数据的设定点的估计占用率按照设定融合规则进行融合,以生成所述目标物体的设定点的多帧融合占用率。

[0158] 相应的,运动物体判断模块330,具体用于:

[0159] 根据当前激光点云数据中各个设定点的多帧融合占用率以及当前激光点云数据,确定所述目标物体是否为运动物体。

[0160] 可选的,运动物体判断模块330,包括:

[0161] 设定点动静属性确定单元,用于根据所述当前激光点云数据中设定点的估计占用率及所述当前激光点云数据中设定点对应的点云数据,确定当前激光点云数据中设定点的动静属性;运动物体判断单元,用于根据所述目标物体中各个设定点的动静属性确定所述目标物体是否为运动物体。

[0162] 可选的,运动物体判断单元,具体用于:

[0163] 基于投票机制,根据所述目标物体中各个设定点的动静属性确定所述目标物体是否为运动物体。

[0164] 可选的,该运动物体的检测装置,还包括:

[0165] 坐标转换模块,用于在获取激光雷达采集的历史点云数据和当前点云数据之后,获取点云转换矩阵;根据所述点云转换矩阵将所述历史点云数据和当前点云数据转换为世界坐标系下的点云数据。

[0166] 本发明实施例所提供的运动物体的检测装置可执行本发明任意实施例所提供的运动物体的检测方法,具备执行方法相应的功能模块和有益效果。

[0167] 实施例四

[0168] 图4为本发明实施例四提供的一种运动物体的检测设备的结构示意图,如图4所示,该设备包括处理器410、存储器420、输入装置430和输出装置440;设备处理器410的数量可以是一个或多个,图4中以一个处理器410为例;设备中的处理器410、存储器420、输入装置430和输出装置440可以通过总线或其他方式连接,图4中以通过总线连接为例。

[0169] 存储器420作为一种计算机可读存储介质,可用于存储软件程序、计算机可执行程序以及模块,如本发明实施例中的运动物体的检测方法对应的程序指令/模块(例如,运动物体的检测装置中的点云数据获取模块310、占用率确定模块320和运动物体判断模块330)。处理器410通过运行存储在存储器420中的软件程序、指令以及模块,从而执行设备的各种功能应用以及数据处理,即实现上述的运动物体的检测方法。

[0170] 存储器420可主要包括存储程序区和存储数据区,其中,存储程序区可存储操作系统、至少一个功能所需的应用程序;存储数据区可存储根据终端的使用所创建的数据等。此

外,存储器420可以包括高速随机存取存储器,还可以包括非易失性存储器,例如至少一个磁盘存储器件、闪存器件、或其他非易失性固态存储器件。在一些实例中,存储器420可进一步包括相对于处理器410远程设置的存储器,这些远程存储器可以通过网络连接至设备/终端/服务器。上述网络的实例包括但不限于互联网、企业内部网、局域网、移动通信网及其组合。

[0171] 输入装置430可用于接收输入的数字或字符信息,以及产生与设备的用户设置以及功能控制有关的键信号输入。输出装置440可包括显示屏等显示设备。

[0172] 实施例五

[0173] 本发明实施例五还提供一种包含计算机可执行指令的存储介质,所述计算机可执行指令在由计算机处理器执行时用于执行一种运动物体的检测方法,该方法包括:

[0174] 获取目标物体的历史激光点云数据以及当前激光点云数据;

[0175] 根据历史激光点云数据确定当前激光点云数据中设定点的估计占用率,其中,所述估计占用率用于描述对应点被物体占据的概率;

[0176] 根据当前激光点云数据中各个设定点的估计占用率以及当前激光点云数据,确定所述目标物体是否为运动物体。

[0177] 当然,本发明实施例所提供的一种包含计算机可执行指令的存储介质,其计算机可执行指令不限于如上所述的方法操作,还可以执行本发明任意实施例所提供的运动物体的检测方法中的相关操作。

[0178] 通过以上关于实施方式的描述,所属领域的技术人员可以清楚地了解到,本发明可借助软件及必需的通用硬件来实现,当然也可以通过硬件实现,但很多情况下前者是更佳的实施方式。基于这样的理解,本发明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计算机可读存储介质中,如计算机的软盘、只读存储器(Read-Only Memory,ROM)、随机存取存储器(Random Access Memory,RAM)、闪存(FLASH)、硬盘或光盘等,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)执行本发明各个实施例所述的方法。

[0179] 值得注意的是,上述运动物体的检测装置的实施例中,所包括的各个单元和模块只是按照功能逻辑进行划分的,但并不局限于上述的划分,只要能够实现相应的功能即可;另外,各功能单元的具体名称也只是为了便于相互区分,并不用于限制本发明的保护范围。

[0180] 注意,上述仅为本发明的较佳实施例及所运用技术原理。本领域技术人员会理解,本发明不限于这里所述的特定实施例,对本领域技术人员来说能够进行各种明显的变化、重新调整和替代而不会脱离本发明的保护范围。因此,虽然通过以上实施例对本发明进行了较为详细的说明,但是本发明不仅仅限于以上实施例,在不脱离本发明构思的情况下,还可以包括更多其他等效实施例,而本发明的范围由所附的权利要求范围决定。

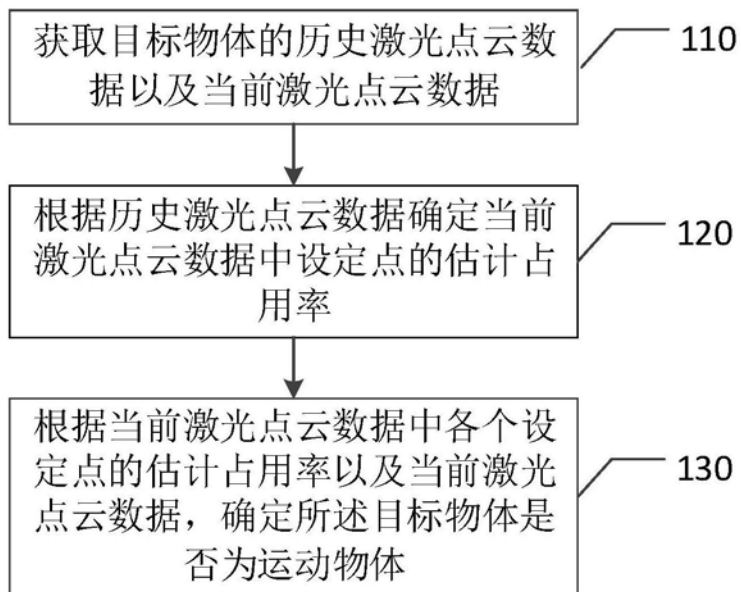


图1

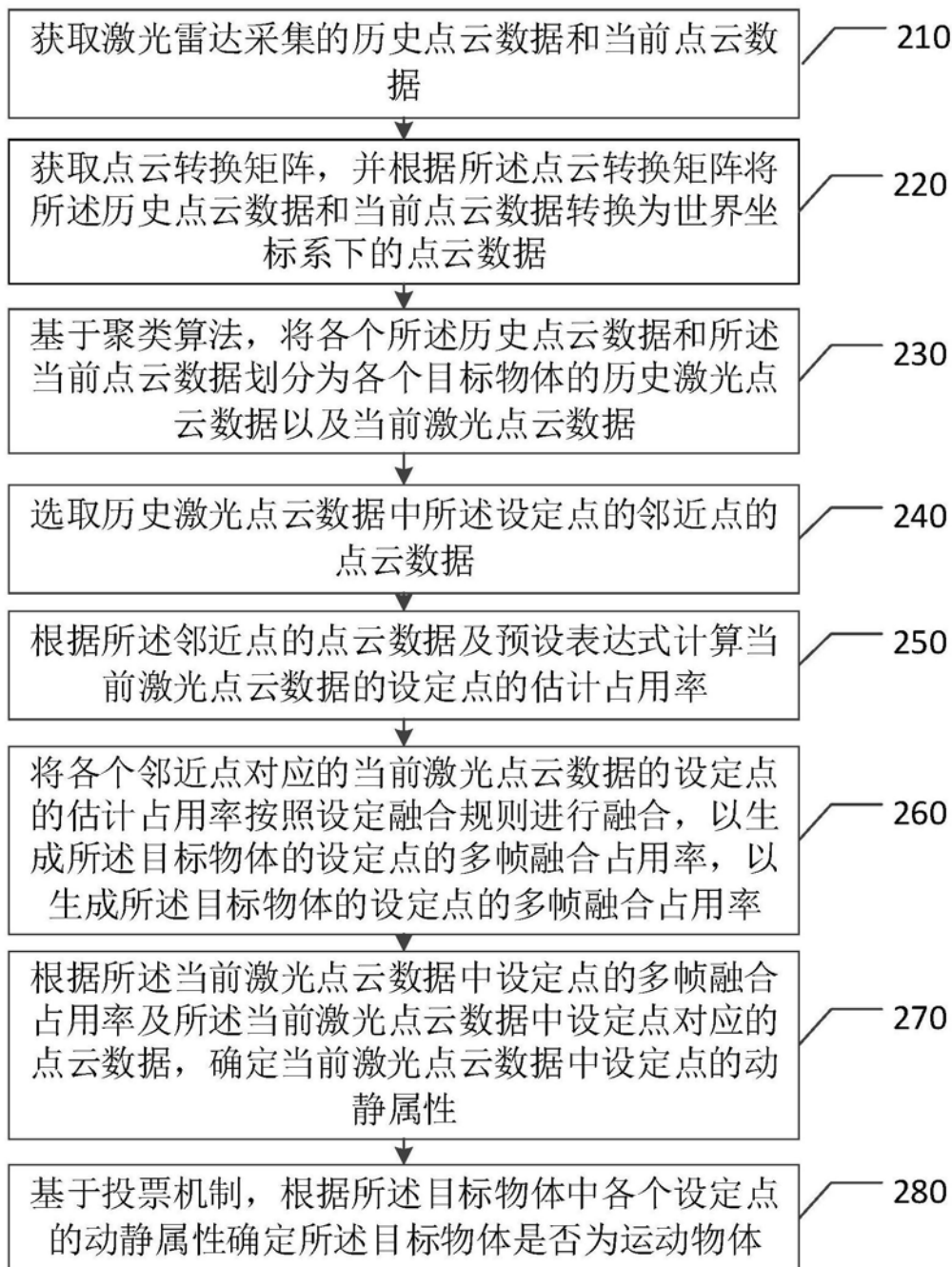


图2

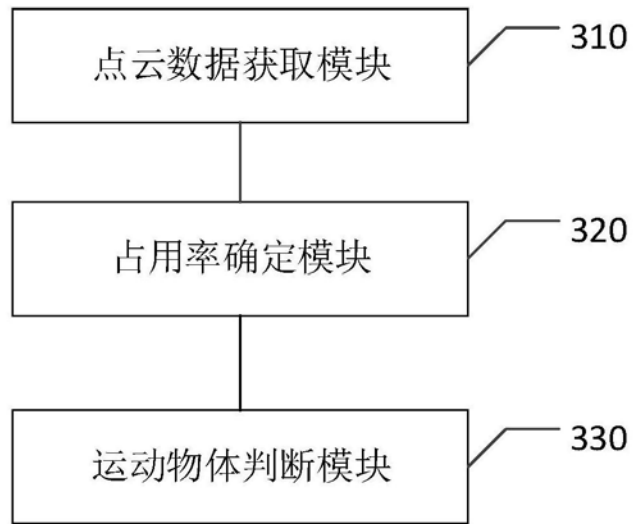


图3

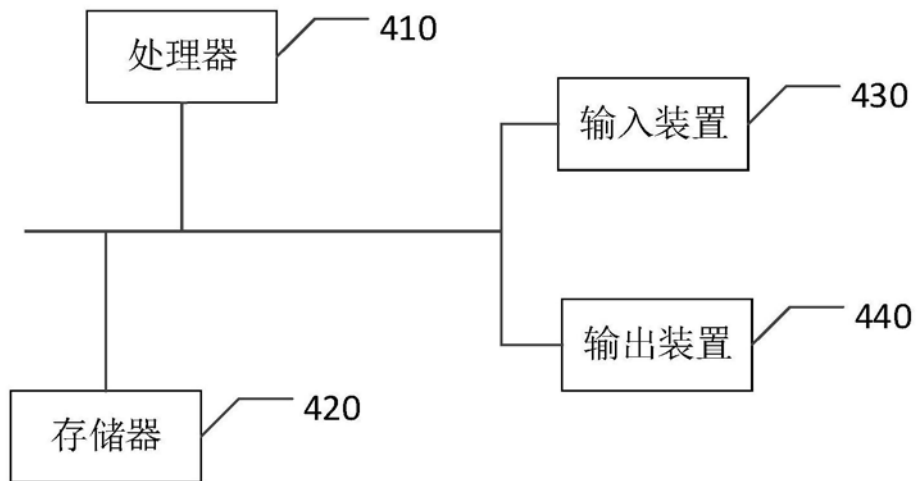


图4