



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 105550688 A

(43) 申请公布日 2016. 05. 04

(21) 申请号 201510883246. 2

(22) 申请日 2015. 12. 04

(71) 申请人 百度在线网络技术(北京)有限公司

地址 100085 北京市海淀区上地十街 10 号
百度大厦三层

(72) 发明人 徐斌 姜雨 晏阳 宋良

(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 胡彬

(51) Int. Cl.

G06K 9/46(2006. 01)

G06K 9/62(2006. 01)

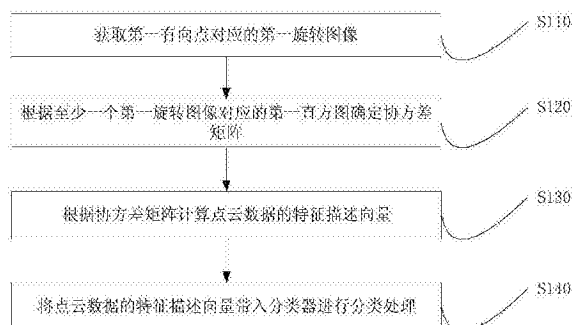
权利要求书2页 说明书6页 附图5页

(54) 发明名称

点云数据的分类方法及装置

(57) 摘要

本发明公开了一种点云数据的分类方法及装置。该方法包括：获取第一有向点对应的第一旋转图像，第一有向点为点云数据中的任一有向点；根据至少一个第一旋转图像对应的第一直方图确定协方差矩阵；根据协方差矩阵计算点云数据的特征描述向量；将点云数据的特征描述向量带入分类器进行分类处理。本发明中一个第一旋转图像中包括多个局部特征，因此根据第一旋转图像得到的特征描述向量能够描述多个局部特征，进而降低对应性搜索的计算代价，提高点云数据的分类效率。此外，本发明根据第一旋转图像确定的特征描述向量进行分类，由于第一旋转图像能够对点云数据的整体进行表示，因此根据第一旋转图像确定的特征描述向量能够更为准确的进行分类。



1. 一种点云数据的分类方法,其特征在于,包括:

获取第一有向点对应的第一旋转图像,所述第一有向点为点云数据中的任一有向点;

根据至少一个第一旋转图像对应的第一直方图确定协方差矩阵;

根据所述协方差矩阵计算所述点云数据的特征描述向量;

将所述点云数据的特征描述向量带入分类器进行分类处理。

2. 根据权利要求1所述的点云数据的分类方法,其特征在于,所述获取第一有向点对应的第一旋转图像,包括:

以第一有向点的法线方向为轴,用一个与所述法线方向垂直的预设格槽平面进行旋转,所述预设格槽平面包括至少一个格槽;

旋转时,将所述预设格槽平面的每个格槽中落入的目标交点数目确定为所述每个格槽的灰度值,得到所述第一有向点对应的第一旋转图像,所述目标交点为所述预设格槽平面与目标曲面的交点。

3. 根据权利要求1所述的点云数据的分类方法,其特征在于,所述根据所述协方差矩阵计算所述点云数据的特征描述向量,包括:

计算所述协方差矩阵的至少一个特征向量和至少一个特征值,所述特征值与所述特征向量一一对应;

从所述至少一个特征向量中选取较大的预设数量的特征值对应的特征向量;

根据所述预设数量的特征值对应的特征向量确定所述点云数据的特征描述向量。

4. 根据权利要求3所述的点云数据的分类方法,其特征在于,所述根据所述预设数量的特征值对应的特征向量确定所述点云数据的特征描述向量,包括:

获取所述点云数据的最小包围盒的三维信息;

将所述预设数量的特征值对应的特征向量和所述最小包围盒的三维信息进行组合,得到所述点云数据的特征描述向量。

5. 根据权利要求1所述的点云数据的分类方法,其特征在于,在将所述点云数据的特征描述向量带入到分类器进行分类处理之前,还包括:

通过机器学习将至少一个已知样本数据的特征描述向量生成为分类器。

6. 根据权利要求1至5中任一项所述的点云数据的分类方法,其特征在于,在获取第一有向点对应的第一旋转图像之前,还包括:

对点云数据集进行分割,得到至少一个点云数据。

7. 一种点云数据的分类装置,其特征在于,包括:

旋转图像获取单元,用于获取第一有向点对应的第一旋转图像,所述第一有向点为点云数据中的任一有向点;

协方差矩阵确定单元,用于根据所述旋转图像获取单元获取的至少一个第一旋转图像对应的第一直方图确定协方差矩阵;

特征描述向量计算单元,用于根据所述协方差矩阵确定单元确定的所述协方差矩阵计算所述点云数据的特征描述向量;

分类处理单元,用于将所述特征描述向量计算单元得到的所述点云数据的特征描述向量带入分类器进行分类处理。

8. 根据权利要求7所述的点云数据的分类装置,其特征在于,所述旋转图像获取单元包

括：

旋转子单元，用于以第一有向点的法线方向为轴，用一个与所述法线方向垂直的预设格槽平面进行旋转，所述预设格槽平面包括至少一个格槽；

灰度值统计单元，用于在所述旋转子单元进行旋转时，将所述预设格槽平面的每个格槽中落入的目标交点数目确定为所述每个格槽的灰度值，得到所述第一有向点对应的第一旋转图像，所述目标交点为所述预设格槽平面与目标曲面的交点。

9. 根据权利要求7所述的点云数据的分类装置，其特征在于，所述特征描述向量计算单元包括：

特征计算子单元，用于计算所述协方差矩阵确定单元得到的所述协方差矩阵的至少一个特征向量和至少一个特征值，所述特征值与所述特征向量一一对应；

特征向量选取子单元，用于从所述特征计算子单元得到的所述至少一个特征向量中选取较大的预设数量的特征值对应的特征向量；

特征描述向量确定子单元，用于根据所述特征向量选取子单元得到的所述预设数量的特征值对应的特征向量确定所述点云数据的特征描述向量。

10. 根据权利要求9所述的点云数据的分类装置，其特征在于，所述特征描述向量确定子单元具体用于：

获取所述点云数据的最小包围盒的三维信息；

将所述预设数量的特征值对应的特征向量和所述最小包围盒的三维信息进行组合，得到所述点云数据的特征描述向量。

11. 根据权利要求7所述的点云数据的分类装置，其特征在于，所述装置还包括分类器生成单元，

所述分类器生成单元，用于通过机器学习将至少一个已知样本数据的特征描述向量生成成为分类器。

12. 根据权利要求7至11中任一项所述的点云数据的分类装置，其特征在于，所述装置还包括分割单元，

所述分割单元，用于对点云数据集进行分割，得到至少一个点云数据。

点云数据的分类方法及装置

技术领域

[0001] 本发明实施例涉及点云数据处理技术,尤其涉及一种点云数据的分类方法及装置。

背景技术

[0002] 三维高精地图被工业界和学术界公认为下一代数字地图的主要发展方向,是实现汽车自动驾驶和辅助驾驶的前提条件,为自动驾驶汽车进行精确定位和正确决策提供主要依据。激光点云数据分类是三维高精地图生产中的一个关键环节,点云数据的分类算法用于减少数据生产过程中人工的干预,提高三维高精度地图的生产效率。

[0003] 现有技术中,将通过测量仪器得到的物品外观表面的点数据集合称之为点云数据。在对点云数据进行分类时,首先采用点、边缘、面片等局部特征进行目标识别,即通过局部识别整体;然后进行待分类点云和点云模型库特征点对的对应性搜索;最后通过计算相关系数的方式进行点云数据的分类。

[0004] 然而,采用点、边缘、面片等局部特征进行目标识别和分类时,需要进行待分类点云和点云模型库特征点对的对应性搜索,由于物体表面的点、边缘、片面等局部特征较多,使得对应性搜索的计算代价较为高昂。

发明内容

[0005] 本发明提供一种点云数据的分类方法及装置,以实现降低对应性搜索的计算代价,提高点云数据的分类效率。

[0006] 第一方面,本发明实施例提供了一种点云数据的分类方法,包括:

[0007] 获取第一有向点对应的第一旋转图像,所述第一有向点为点云数据中的任一有向点;

[0008] 根据至少一个第一旋转图像对应的第一直方图确定协方差矩阵;

[0009] 根据所述协方差矩阵计算所述点云数据的特征描述向量;

[0010] 将所述点云数据的特征描述向量带入分类器进行分类处理。

[0011] 第二方面,本发明实施例还提供了一种点云数据的分类装置,包括:

[0012] 旋转图像获取单元,用于获取第一有向点对应的第一旋转图像,所述第一有向点为点云数据中的任一有向点;

[0013] 协方差矩阵确定单元,用于根据所述旋转图像获取单元获取的至少一个第一旋转图像对应的第一直方图确定协方差矩阵;

[0014] 特征描述向量计算单元,用于根据所述协方差矩阵确定单元确定的所述协方差矩阵计算所述点云数据的特征描述向量;

[0015] 分类处理单元,用于将所述特征描述向量计算单元得到的所述点云数据的特征描述向量带入分类器进行分类处理。

[0016] 本发明能够获取第一有向点获取对应的第一旋转图像,然后根据至少一个第一旋

转图像得到的协方差矩阵计算点云数据的特征描述向量,并根据该特征描述向量对点云数据进行分类。与现有技术中根据局部特征进行分类,对应性搜索的计算代价较为高昂相比,本发明中一个第一旋转图像中包括多个局部特征,因此根据第一旋转图像得到的特征描述向量能够描述多个局部特征,进而降低对应性搜索的计算代价,提高点云数据的分类效率。此外,由于现有技术采用的局部特征无法完整的表示点云数据的整体形状,因此可能将具有相同局部特征的不同类型性的对点云数据分到同一类中,分类不准确。本发明根据第一旋转图像确定的特征描述向量进行分类,由于第一旋转图像能够对点云数据的整体进行表示,因此根据第一旋转图像确定的特征描述向量进行分类能够更为准确的进行分类。

附图说明

- [0017] 图1为本发明实施例一中的点云数据的分类方法的流程图;
- [0018] 图2是本发明实施例一中的一个目标物体旋转的形状示意图;
- [0019] 图3是本发明实施例一中的一个第一旋转图像示意图;
- [0020] 图4是本发明实施例一中的一个增量矩阵 S^n 的示意图;
- [0021] 图5是本发明实施例二中的一个预设格槽平面与目标平面的位置示意图;
- [0022] 图6是本发明实施例二中的一个预设格槽平面的旋转示意图;
- [0023] 图7是本发明实施例二中的一个旋转帧的示意图;
- [0024] 图8为本发明实施例二中的点云数据的分类方法的流程图;
- [0025] 图9为本发明实施例三中的点云数据的分类装置的结构示意图。

具体实施方式

[0026] 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。

[0027] 实施例一

[0028] 图1为本发明实施例一提供的点云数据的分类方法的流程图,本实施例可适用于对点云数据进行分类的情况,该方法可以由用于进行点云数据分类的终端来执行,该终端可以为服务器、个人电脑、笔记本电脑、平板电脑、汽车中控台、智能手机或智能可穿戴设备等,该方法具体包括:

[0029] S110、获取第一有向点对应的第一旋转图像。

[0030] 其中,第一有向点为点云数据中的任一有向点。点云数据由N个有向点组成,N大于等于1,任意一个有向点均可称为第一有向点。第一有向点与第一旋转图像一一对应,根据N个第一有向点可得到N个第一旋转图像。每个第一有向点的信息包括坐标信息和方向信息。其中,坐标信息为三维空间坐标,方向信息可根据每个第一有向点相邻的多个第二有向点的三维坐标确定,相邻的多个第二有向点数量大于等于3,优选为4。例如:根据第一有向点a周围相邻的第二有向点b、第二有向点c和第二有向点d确定一参考平面,将经过第一有向点a且垂直于该参考平面的方向矢量确定为第一有向点a的方向信息。

[0031] 第一旋转图像用于表示目标物体(点云数据表示的物体)在以第一有向点的方向矢量为z轴建立的坐标系下的图像,目标物体在该坐标系中的不可显示部分(被遮挡部分)

可通过在相应可见部分的灰度值体现。

[0032] 例如,如图2所示,目标物体由一大一小两个正方体组成,其中小正方体的边长为大正方体边长的二分之一。点云数据包括该目标物体表面的多个位置点,其中包括第一有向点a,第一有向点a的方向为图2中的x轴方向。根据第一有向点a获取第一旋转图像时,以第一有向点a的方向矢量,即图2中的x轴方向,作为z'轴建立坐标系,在新的坐标系中得到目标物体的图像。其中,x轴和y轴位于水平平面且x轴与y轴相互垂直,z轴垂直于水平平面。如图3所示,第一旋转图像中大正方体位于小正方体的右侧,且由于大正方体的厚度(即边长)为小正方体的2倍,因此大正方体的灰度值G1为小正方体灰度值G2的2倍。

[0033] S120、根据至少一个第一旋转图像对应的第一直方图确定协方差矩阵。

[0034] 每个第一旋转图像对应一个第一直方图,第一直方图用于表示第一旋转图像中的灰度值分布情况。协方差矩阵的生成操作如下:

[0035] 首先,将第一旋转图像的第一直方图表达为一个长度为D的向量 x_i 。

[0036] 根据获取的目标物体的M的N个第一直方图,得到N个向量 $x_1 \sim x_n$ 。

[0037] 其次,计算N个第一直方图向量 $x_1 \sim x_n$ 的平均值 $\bar{x}$,平均值 $\bar{x}$ 的计算公式如下:

$$[0038] \quad \bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i$$

[0039] 再次,根据平均值 $\bar{x}$ 得到每个向量 x_i 对应的增量向量 x'_i ,增量向量 x'_i 的计算公式如下:

$$[0040] \quad x'_i = x_i - \bar{x}$$

[0041] N个D维的 x'_i 组成增量矩阵 S^m ,增量矩阵 S^m 如图4所示。

[0042] 最后,将增量矩阵 S^m 乘以增量矩阵 S^m 的转置矩阵 $(S^m)^T$ 后可以得到一个 $D \times D$ 的协方差矩阵 C^m 。

[0043] S130、根据协方差矩阵计算点云数据的特征描述向量。

[0044] 特征描述向量用于描述协方差矩阵中的数据分布特征,进而描述点云数据的形状特征。通过计算协方差矩阵的特征值和特征向量,可得到点云数据的特征描述向量。给予特征值可选择相应的特征向量作为点云数据的特征描述向量。

[0045] S140、将点云数据的特征描述向量带入分类器进行分类处理。

[0046] 分类器(Classifier)指在已有数据的基础上构建一个分类函数或分类模型,该函数或模型能够把数据映射到给定类别中的某一个中,实现分类。通过将点云数据的特征描述向量进行分类,相当于对点云数据进行分类。

[0047] 本实施例能够获取第一有向点获取对应的第一旋转图像,然后根据至少一个第一旋转图像得到的协方差矩阵计算点云数据的特征描述向量,并根据该特征描述向量对点云数据进行分类。与现有技术中根据局部特征进行分类,对应性搜索的计算代价较为高昂相比,本实施例中一个第一旋转图像中包括多个局部特征,因此根据第一旋转图像得到的特征描述向量能够描述多个局部特征,进而降低对应性搜索的计算代价,提高点云数据的分类效率。此外,由于现有技术采用的局部特征无法完整的表示点云数据的整体形状,因此可能将具有相同局部特征的不同类型性的对点云数据分到同一类中,分类不准确。本实施例根据第一旋转图像确定的特征描述向量进行分类,由于第一旋转图像能够对点云数据的整

体进行表示,因此根据第一旋转图像确定的特征描述向量进行分类能够更为准确的进行分类。

[0048] 实施例二

[0049] 在实施例一中相同方向矢量的第一有向点得到的第一旋转图像可能相同,进而影响特征描述向量的有效性,降低分类准确度。基于此,本发明实施例提供了一种点云数据的分类方法,具体的,S110、获取第一有向点对应的第一旋转图像,可实施为:

[0050] (1)以第一有向点的法线方向为轴,用一个与所述法线方向垂直的预设格槽平面进行旋转。

[0051] 其中,所述预设格槽平面包括至少一个格槽。

[0052] (2)旋转时,将所述预设格槽平面的每个格槽中落入的目标交点数目确定为所述每个格槽的灰度值,得到所述第一有向点对应的第一旋转图像,所述目标交点为所述预设格槽平面与目标曲面的交点。

[0053] 其中,目标曲面为点云数据表示的目标物体上的任意一个曲面或平面。如图5所示,有向点b的方向为B,以方向B为轴旋转预设格槽平面。在旋转过程中,预设格槽平面与目标曲面的交点落在格槽中的数目就是每个格槽的灰度值。

[0054] 给定三维目标表面的一个有向点P,如图6所示,目标表面上其它的任意一点Q的旋转映射坐标可以定义为P的法向量m与Q处的法向量n之间的距离 α ,以及Q到切平面的有向距离 β ,根据 α 和 β 可确定预设格槽平面。目标表面上的每一个点都可在预设格槽平面(α, β)平面上得到一个对应的坐标值。在一个旋转瞬间根据目标曲面得到旋转帧,如图7所示,旋转帧中的每个点为目标曲面与预设格槽平面的交点,每一个旋转瞬间可得到一个旋转帧。其中,可通过线性插值的方式确定交点与格槽的对应关系;优选的选用双线性插值方法确定交点与格槽的对应关系。在全部旋转帧中对每个格槽落入的点的数量进行统计,得到每个格槽中点的数量,并将该数量作为格槽对应的灰度值,进而形成以格槽为最小单位的旋转图像。

[0055] 通过旋转预设格槽平面实现对每个格槽内落入的点进行统计,得到每个格槽对应的灰度值,进而得到旋转图像。根据不同的第一有向点得到的第一旋转图像的不尽相同,进而提高特征描述向量的有效性,提高分类的准确性。

[0056] 进一步的,为了使特征描述向量能够更为准确的表示点云数据,通过主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)获取特征描述向量,具体的,如图8所示,S130、根据协方差矩阵计算点云数据的特征描述向量,包括:

[0057] S301、计算协方差矩阵的至少一个特征向量和至少一个特征值。

[0058] 其中,所述特征值与所述特征向量一一对应。

[0059] 特征值可使用现有技术中提供的特征值计算公式得到,例如通过协方差矩阵的特征多项式求取特征值。在确定协方差矩阵的至少一个特征值后,将每个特征值代入到特征多项式中,求取与特征值对应的特征向量。

[0060] S302、从至少一个特征向量中选取较大的预设数量的特征值对应的特征向量。

[0061] 预设数量大于等于1。优选的,选取数值最大的4个特征值对应的特征向量。例如:协方差矩阵的特征值有7个,分别为10、15、20、25、30、35和40,如果预设数量为4,则选取特征值40对应的特征向量、特征值35对应的特征向量、特征值30对应的特征向量以及特征值

25对应的特征向量。

[0062] S303、根据预设数量的特征值对应的特征向量确定点云数据的特征描述向量。

[0063] 可选的,将S302中选取的预设数量的特征向量进行组合,得到点云数据的特征描述向量。

[0064] 通过主成分分析的方式选取较大的预设数量的特征向量,能够得到将点云数据中较为突出的特征进行表示,在保证分类精确度的同时降低计算量。

[0065] 优选的,S303、根据预设数量的特征值对应的特征向量确定点云数据的特征描述向量,还可通过下述操作进行实施:

[0066] S303a、获取点云数据的最小包围盒的三维信息。

[0067] 最小包围盒为点云数据表示的目标物体的外接长方体(或立方体)。最小包围盒的三维信息指的是最小包围盒所占用的三维空间,三维信息由x轴、y轴和z轴上的三个坐标区间或坐标向量表示。

[0068] S303b、将预设数量的特征值对应的特征向量和最小包围盒的三维信息进行组合,得到点云数据的特征描述向量。

[0069] 将从协方差矩阵中选取的预设数量n的特征向量(每个特征向量的维度为D维)和最小包围盒的三维信息进行组合,构成K维的特征描述向量,其中 $K=D*n+3$ 。

[0070] 通过最小包围盒的三维信息能够更加精确的特征描述向量,在后续进行分类时,除了比较协方差矩阵的至少一个特征向量以外,还可根据最小包围盒的三维信息进行分类,进而提高分类精细度。

[0071] 进一步的,在S140、将点云数据的特征描述向量带入到分类器进行分类处理之前,所述方法还包括:

[0072] S150、通过机器学习将至少一个已知样本数据的特征描述向量生成为分类器。

[0073] 已知样本数据为通过人工选择得到的可用于表示目标物体的特征描述向量。可通过支持向量机(Support Vector Machine,SVM)模型生成分类器。具体的,可用libSVM的C++库实现机器学习,其中,LIBSVM是台湾大学林智仁(Lin Chih-Jen)教授等开发设计的一个简单、易于使用和快速有效的SVM模式识别与回归的软件包。

[0074] 通过机器学习将人工选择的具有代表性的特征描述向量生成为分类器,构造一个人工可控的分类器。当需要对分类器进行调整时,可通过输入新的特征描述向量或者重新建立分类器的方法对分类器进行调整,提高分类器的可用性。

[0075] 进一步的,在S110、获取第一有向点对应的第一旋转图像之前,还包括:

[0076] S160、对点云数据集合进行分割,得到至少一个点云数据。

[0077] 识别出点云数据中包含的至少一个点云数据,分割出识别的至少一个点云数据。

[0078] 在一个使用场景中,点云数据集合为高速公路的照片,通过图像分析,识别除该照片中包括高速公路路面、护栏(Barrier)、龙门架(Gantry)、立交桥(Overpass)、标牌(Sign)以及路灯杆(Pole)。将识别出的点云数据从点云数据集合中分割出来,得到独立的点云数据。

[0079] 在根据第一旋转图像对点云数据进行分类之前,从点云数据集合中准确地分割出点云数据,能够提高点云数据的分类效率。

[0080] 实施例三

[0081] 图9为本发明实施例三提供的一种点云数据的分类装置1的结构示意图,所述装置1位于终端中,用于实现实施例一和实施例二所示的方法,所述点云数据的分类装置1包括:

[0082] 旋转图像获取单元11,用于获取第一有向点对应的第一旋转图像,所述第一有向点为点云数据中的任一有向点;

[0083] 协方差矩阵确定单元12,用于根据所述旋转图像获取单元11获取的至少一个第一旋转图像对应的第一直方图确定协方差矩阵;

[0084] 特征描述向量计算单元13,用于根据所述协方差矩阵确定单元12确定的所述协方差矩阵计算所述点云数据的特征描述向量;

[0085] 分类处理单元14,用于将所述特征描述向量计算单元13得到的所述点云数据的特征描述向量带入分类器进行分类处理。

[0086] 进一步的,所述旋转图像获取单元11,包括:

[0087] 旋转子单元111,用于以第一有向点的法线方向为轴,用一个与所述法线方向垂直的预设格槽平面进行旋转,所述预设格槽平面包括至少一个格槽;

[0088] 灰度值统计单元112,用于在所述旋转子单元111进行旋转时,将所述预设格槽平面的每个格槽中落入的目标交点数目确定为所述每个格槽的灰度值,得到所述第一有向点对应的第一旋转图像,所述目标交点为所述预设格槽平面与目标曲面的交点。

[0089] 进一步的,所述特征描述向量计算单元13,包括:

[0090] 特征计算子单元131,用于计算所述协方差矩阵确定单元12得到的所述协方差矩阵的至少一个特征向量和至少一个特征值,所述特征值与所述特征向量一一对应;

[0091] 特征向量选取子单元132,用于从所述特征计算子单元131得到的所述至少一个特征向量中选取较大的预设数量的特征值对应的特征向量;

[0092] 特征描述向量确定子单元133,用于根据所述特征向量选取子单元132得到的所述预设数量的特征值对应的特征向量确定所述点云数据的特征描述向量。

[0093] 进一步的,所述特征描述向量确定子单元133,具体用于:

[0094] 获取所述点云数据的最小包围盒的三维信息;

[0095] 将所述预设数量的特征值对应的特征向量和所述最小包围盒的三维信息进行组合,得到所述点云数据的特征描述向量。

[0096] 进一步的,所述点云数据的分类装置1还包括:分类器生成单元15和分割单元16。

[0097] 所述分类器生成单元15用于,通过机器学习将至少一个已知样本数据的特征描述向量生成为分类器。

[0098] 所述分割单元16用于,对点云数据集进行分割,得到至少一个点云数据。

[0099] 上述装置可执行本发明实施例一和实施例二所提供的方法,具备执行上述方法相应的功能模块和有益效果。未在本实施例中详尽描述的技术细节,可参见本发明实施例一和实施例二所提供的方法。

[0100] 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。

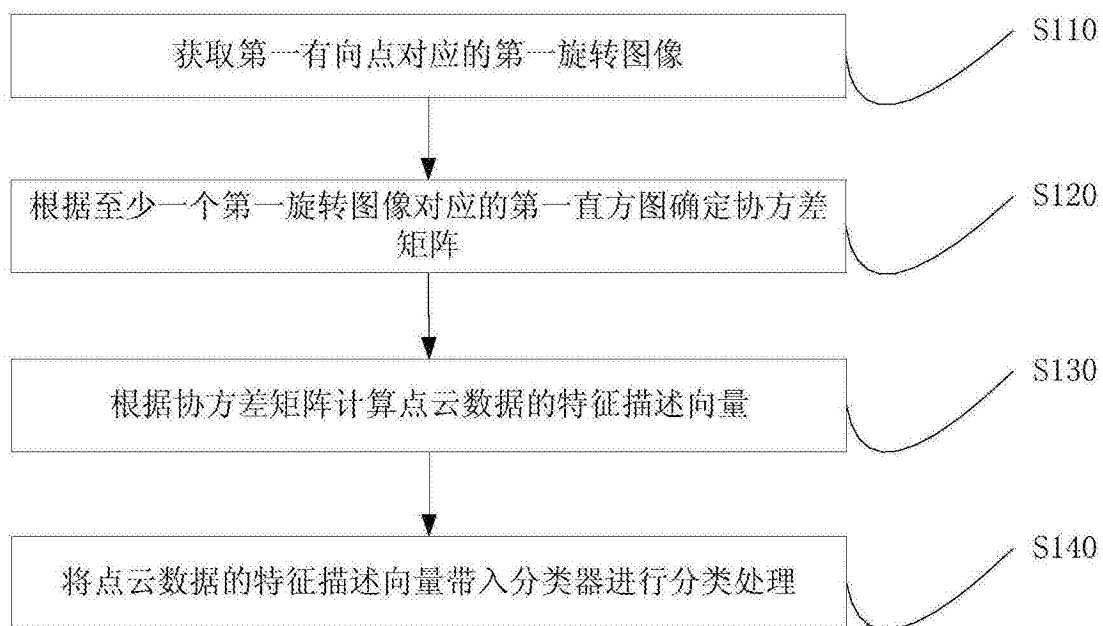


图1

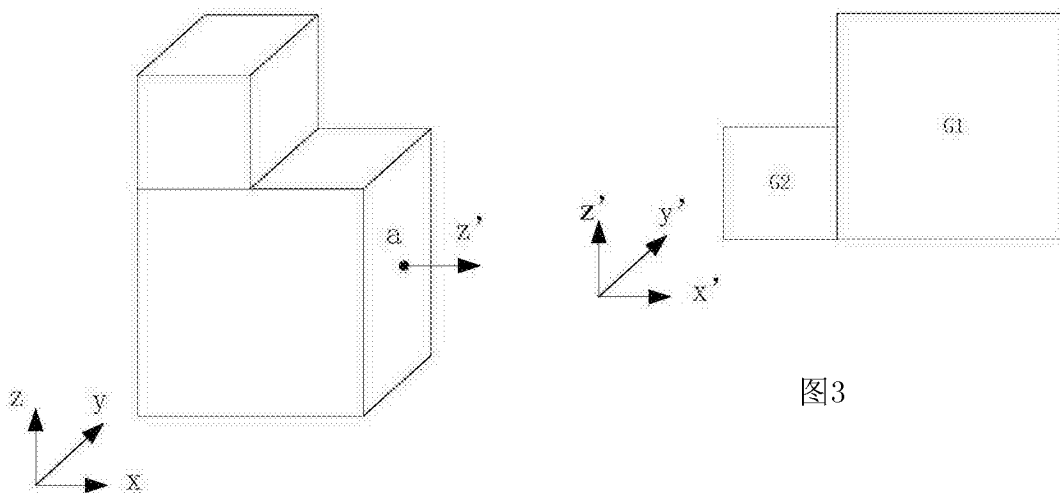


图2

图3

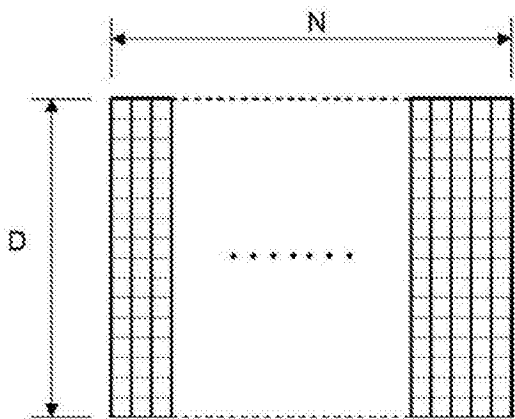


图4

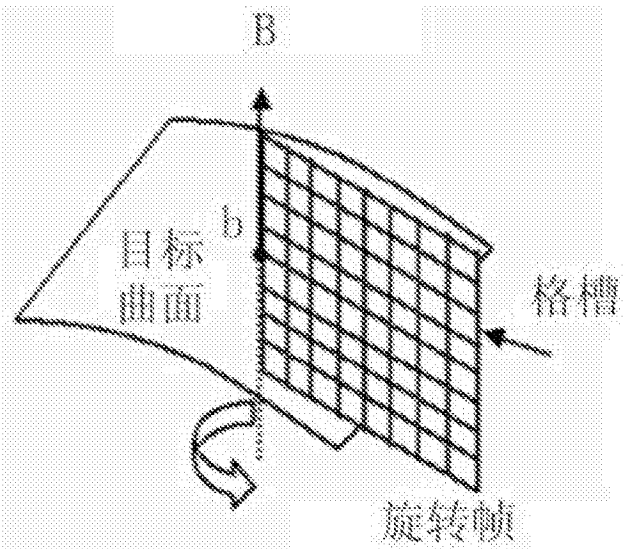


图5

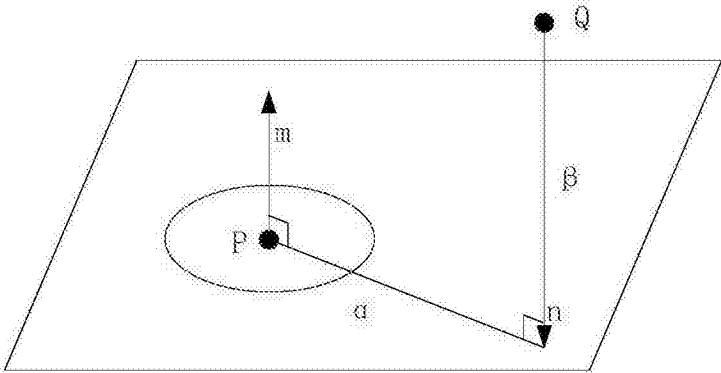


图6

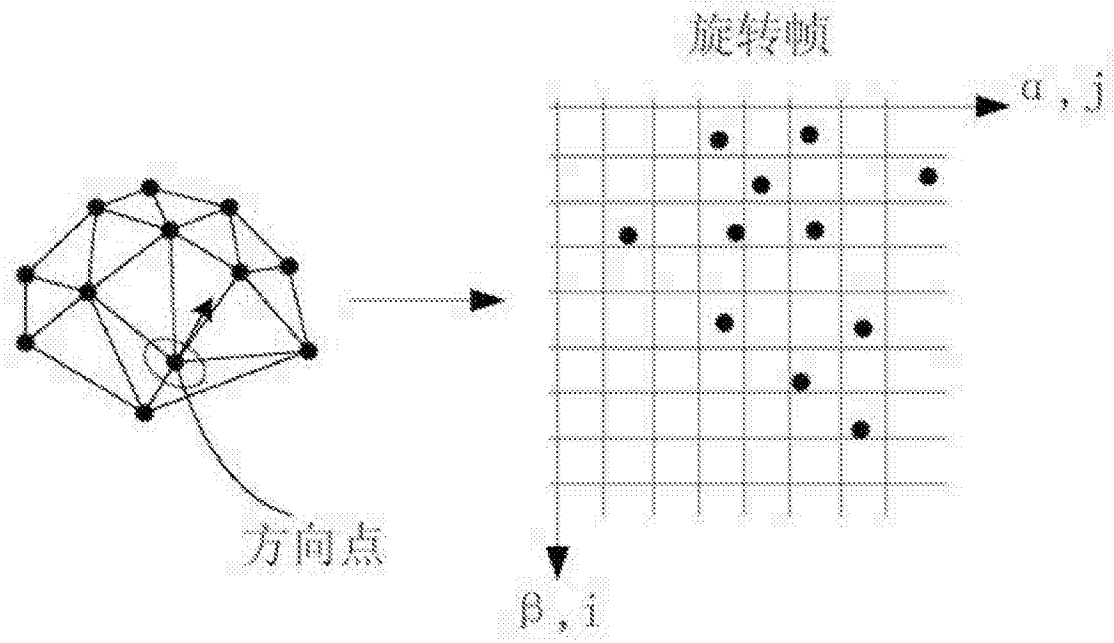


图7

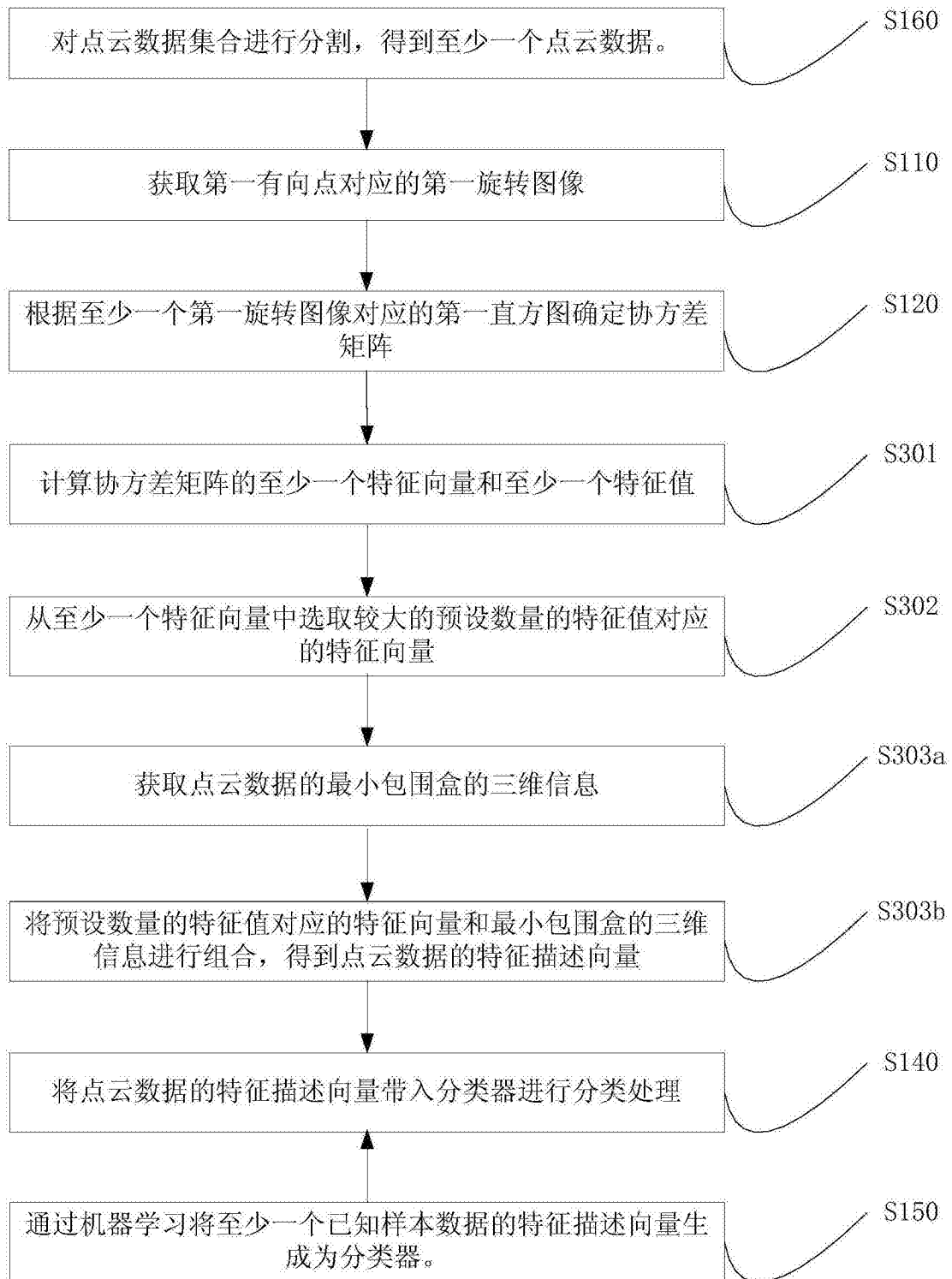


图8

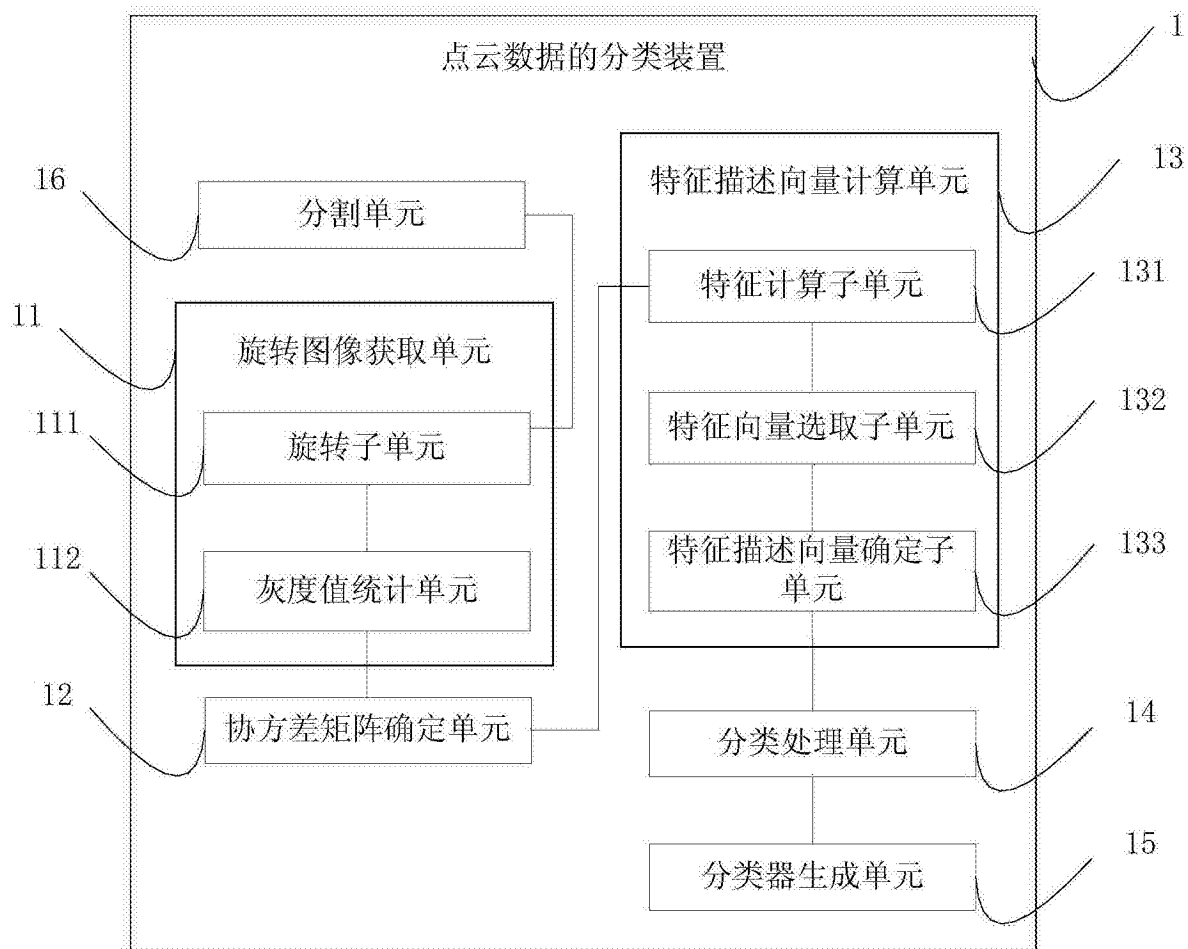


图9