(19)国家知识产权局

(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 119850825 A
(43)申请公布日 2025.04.18

(21)申请号 202411588983.5

(22)申请日 2024.11.07

(71)申请人 比亚迪股份有限公司
地址 518118 广东省深圳市坪山区比亚迪路3009号

(72)发明人 王本原 曾繁玉 李振刚 杨云

(74)专利代理机构 北京同立钧成知识产权代理有限公司 11205
专利代理师 穆桂芳 刘芳

(51)Int.Cl.
G06T 17/00(2006.01)
G06N 3/0455(2023.01)
G06N 3/0464(2023.01)
G06N 3/08(2023.01)

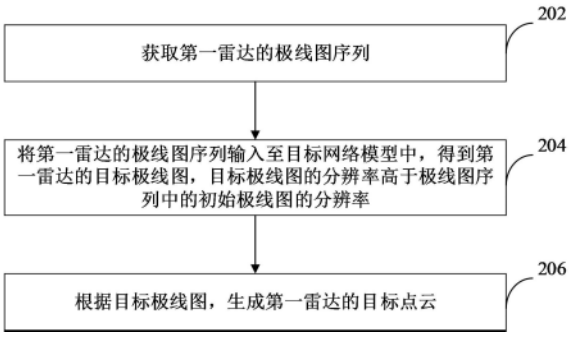
权利要求书2页 说明书11页 附图9页

(54)发明名称

点云生成方法、装置、计算机设备及存储介质

(57)摘要

本申请提供一种点云生成方法、装置、计算机设备及存储介质，涉及数据处理领域。方法包括：获取第一雷达的极线图序列；将第一雷达的极线图序列输入至目标网络模型中，得到第一雷达的目标极线图，目标极线图的分辨率高于极线图序列中的初始极线图的分辨率；根据目标极线图，生成第一雷达的目标点云。本申请实施例通过对极线图序列进行图像处理以及分辨率增强，输出一张分辨率更高的目标极线图，以根据目标极线图输出更稠密的点云数据。



CN 119850825 A

1.一种点云生成方法,其特征在于,所述方法包括:

获取第一雷达的极线图序列;

将所述第一雷达的极线图序列输入至目标网络模型中,得到所述第一雷达的目标极线图,所述目标极线图的分辨率高于所述极线图序列中的初始极线图的分辨率;

根据所述目标极线图,生成所述第一雷达的目标点云。

2.根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述目标网络模型为预先采用第二雷达的极线图和第三雷达的极线图对初始网络模型训练得到的,所述第二雷达的分辨率高于所述第三雷达,所述第三雷达的分辨率小于或等于所述第一雷达的分辨率。

3.根据权利要求2所述的方法,其特征在于,所述第二雷达的极线图为基于所述第二雷达实际采集的数据生成的。

4.根据权利要求2所述的方法,其特征在于,所述初始网络模型为神经网络模型。

5.根据权利要求4所述的方法,其特征在于,所述初始网络模型为使用通道与注意力机制的U-net网络模型。

6.根据权利要求5所述的方法,其特征在于,所述目标网络模型包括:编码器、解码器和输出模块,所述编码器与所述解码器连接,所述解码器与所述输出模块连接;

所述编码器,用于获取所述极线图序列中每一初始极线图的特征图;

所述解码器,用于将每一初始极线图的特征图映射回每一初始极线图的尺寸,重构每一极线图;

所述输出模块,用于根据所有重构的极线图,生成目标极线图。

7.根据权利要求6所述的方法,其特征在于,所述编码器包括N个编码单元,所述N个编码单元依次连接,所述编码单元用于从初始极线图中提取特征图;

所述解码器包括N个解码单元,所述N个解码单元依次连接,所述解码单元用于基于所述特征图重构极线图。

8.根据权利要求7所述的方法,其特征在于,每一编码单元还与相应的解码单元连接,每一编码单元还用于将提取到的特征图传递给所述相应的解码单元。

9.根据权利要求7所述的方法,其特征在于,所述编码单元包括下采样模块、通道注意力模块、空间注意力模块和输出子单元;

所述下采样模块的输入与相应的上一级编码单元的输出连接,所述下采样模块,用于对输入的特征图进行下采样,并对下采样后的特征图进行特征提取,得到输出的特征图;

所述通道注意力模块,用于为所述下采样模块的每个特征提取通道分配相应的通道权重;

所述空间注意力模块,用于为所述下采样模块下采样后的特征图中的空间位置分配相应的空间权重;

所述输出子单元的输入与所述下采样模块的输出、所述通道注意力模块的输出以及所述空间注意力模块的输出链接,所述输出子单元用于基于所述通道权重和空间权重对所述下采样模块输出的特征图进行加权处理,得到相应的下一级下采样模块输入的特征图。

10.根据权利要求8所述的方法,其特征在于,所述解码单元包括上采样模块,所述上采样模块的输入与相应的上一级上采样模块的输出连接,所述上采样模块用于基于相应的编码单元传递的特征图,对输入的特征图进行上采样。

11.根据权利要求1-10任一项的方法,其特征在于,所述获取第一雷达的极线图序列,包括:

获取所述第一雷达的探测数据,对所述探测数据进行数据处理,得到探测信息;

根据所述探测信息,生成相应的初始极线图;

基于至少一帧初始极线图,构建所述极线图序列。

12.根据权利要求11所述的方法,其特征在于,所述第一雷达的极线图序列包括至少两帧连续的初始极线图。

13.根据权利要求12所述的方法,其特征在于,所述数据处理包括快时间傅里叶变换、慢时间傅里叶变换、相位补偿以及方位傅里叶变换中的至少一种。

14.根据权利要求1-13任一项所述的方法,其特征在于,所述根据所述目标极线图,生成所述第一雷达的目标点云,包括:

将所述目标极线图的坐标系从极坐标系转换为笛卡尔坐标系,得到转换图像;

将所述转换图像中所有存在数值的像素点提取出来,得到目标点云。

15.根据权利要求1-14中任一项所述的方法,其特征在于,所述第一雷达为毫米波雷达。

16.根据权利要求15所述的方法,其特征在于,所述第二雷达为激光雷达。

17.一种点云生成装置,其特征在于,所述装置包括:

数据获取模块,用于获取第一雷达的极线图序列;

图像处理模块,用于将所述第一雷达的极线图序列输入至目标网络模型中,得到所述第一雷达的目标极线图,所述目标极线图的分辨率高于所述极线图序列中的初始极线图的分辨率;

点云输出模块,用于根据所述目标极线图,生成所述第一雷达的目标点云。

18.一种计算机设备,其特征在于,包括:处理器,以及与所述处理器通信连接的存储器;

所述存储器存储计算机执行指令;

所述处理器执行所述存储器存储的计算机执行指令,以实现如权利要求1至16任一项所述的方法。

19.一种计算机可读存储介质,其特征在于,所述计算机可读存储介质中存储有计算机执行指令,所述计算机执行指令被处理器执行时用于实现如权利要求1至16任一项所述的方法。

20.一种计算机程序产品,其特征在于,包括计算机执行指令,所述计算机执行指令被处理器执行时实现如权利要求1至16任一项所述的方法。

点云生成方法、装置、计算机设备及存储介质

技术领域

[0001] 本申请涉及数据处理领域,尤其涉及一种点云生成方法、装置、计算机设备及存储介质。

背景技术

[0002] 随着智能驾驶的不断发展,汽车对环境感知的需求不断提升,毫米波雷达由于其抗干扰能力强、精度高、成本低、安装隐蔽、可全天候工作等特点得到了广泛应用。但毫米波雷达生成点云的稀疏性一直以来限制了其应用于识别、定位、建图等自动驾驶任务。

发明内容

[0003] 本申请提供一种点云生成方法、装置、计算机设备及存储介质,用以解决现有技术中存在的点云稀疏的问题。

[0004] 第一方面,本申请提供一种点云生成方法,方法包括:

[0005] 获取第一雷达的极线图序列;

[0006] 将第一雷达的极线图序列输入至目标网络模型中,得到第一雷达的目标极线图,目标极线图的分辨率高于极线图序列中的初始极线图的分辨率;

[0007] 根据目标极线图,生成第一雷达的目标点云。

[0008] 在其中一个实施例中,目标网络模型为预先采用第二雷达的极线图和第三雷达的极线图对初始网络模型训练得到的,第二雷达的分辨率高于第三雷达,第三雷达的分辨率小于或等于第一雷达分辨率。

[0009] 在其中一个实施例中,第二雷达的极线图为基于第二雷达实际采集的数据生成的。

[0010] 在其中一个实施例中,初始网络模型为神经网络模型。

[0011] 在其中一个实施例中,初始网络模型为使用通道与注意力机制的U-net网络模型。

[0012] 在其中一个实施例中,目标网络模型包括:编码器、解码器和输出模块,编码器与解码器连接,解码器与输出模块连接;

[0013] 编码器,用于获取极线图序列中每一初始极线图的特征图;

[0014] 解码器,用于将每一初始极线图的特征图映射回每一初始极线图的尺寸,重构每一极线图;

[0015] 输出模块,用于根据所有重构的极线图,生成目标极线图。

[0016] 在其中一个实施例中,编码器包括N个编码单元,N个编码单元依次连接,编码单元用于从初始极线图中提取特征图;

[0017] 解码器包括N个解码单元,N个解码单元依次连接,解码单元用于基于特征图重构极线图。

[0018] 在其中一个实施例中,每一编码单元还与相应的解码单元连接,每一编码单元还用于将提取到的特征图传递给相应的解码单元。

[0019] 在其中一个实施例中,编码单元包括下采样模块、通道注意力模块、空间注意力模块和输出子单元;

[0020] 下采样模块的输入与相应的上一级编码单元的输出连接,下采样模块,用于对输入的特征图进行下采样,并对下采样后的特征图进行特征提取,得到输出的特征图;

[0021] 通道注意力模块,用于为下采样模块的每个特征提取通道分配相应的通道权重;

[0022] 空间注意力模块,用于为下采样模块下采样后的特征图中的空间位置分配相应的空间权重;

[0023] 输出子单元的输入与下采样模块的输出、通道注意力模块的输出以及空间注意力模块的输出链接,输出子单元用于基于通道权重和空间权重对下采样模块输出的特征图进行加权处理,得到相应的下一级下采样模块输入的特征图。

[0024] 在其中一个实施例中,解码单元包括上采样模块,上采样模块的输入与相应的上一级上采样模块的输出连接,上采样模块用于基于相应的编码单元传递的特征图,对输入的特征图进行上采样。

[0025] 在其中一个实施例中,获取第一雷达的极线图序列,包括:

[0026] 获取第一雷达的探测数据,对探测数据进行数据处理,得到探测信息;

[0027] 根据探测信息,生成相应的初始极线图;

[0028] 基于至少一帧初始极线图,构建极线图序列。

[0029] 在其中一个实施例中,第一雷达的极线图序列包括至少两帧连续的初始极线图。

[0030] 在其中一个实施例中,数据处理包括快时间傅里叶变换、慢时间傅里叶变换、相位补偿以及方位傅里叶变换中的至少一种。

[0031] 在其中一个实施例中,根据目标极线图,生成第一雷达的目标点云,包括:

[0032] 将目标极线图的坐标系从极坐标系转换为笛卡尔坐标系,得到转换图像;

[0033] 将转换图像中所有存在数值的像素点提取出来,得到目标点云。

[0034] 在其中一个实施例中,第一雷达为毫米波雷达。

[0035] 在其中一个实施例中,第二雷达为激光雷达。

[0036] 第二方面,本申请提供一种点云生成装置,包括:

[0037] 数据获取模块,用于获取第一雷达的极线图序列;

[0038] 图像处理模块,用于将第一雷达的极线图序列输入至目标网络模型中,得到第一雷达的目标极线图,目标极线图的分辨率高于极线图序列中的初始极线图的分辨率;

[0039] 点云输出模块,用于根据目标极线图,生成第一雷达的目标点云。

[0040] 第三方面,本申请还提供一种计算机设备,计算机包括:处理器,以及与处理器通信连接的存储器;

[0041] 存储器存储计算机执行指令;

[0042] 处理器执行存储器存储的计算机执行指令时实现上述方法。

[0043] 第四方面,本申请还提供一种计算机可读存储介质,计算机可读存储介质中存储有计算机执行指令,计算机执行指令被处理器执行时用于实现上述方法。

[0044] 第五方面,本申请还提供一种计算机程序产品,包括计算机执行指令,计算机执行指令被处理器执行时实现上述方法。

[0045] 本申请提供的一种点云生成方法、装置、计算机设备及存储介质。方法包括:获取

第一雷达的极线图序列;将第一雷达的极线图序列输入至目标网络模型中,得到第一雷达的目标极线图,目标极线图的分辨率高于极线图序列中的初始极线图的分辨率;根据目标极线图,生成第一雷达的目标点云。本申请实施例通过对极线图序列进行图像处理以及分辨率增强,输出一张分辨率更高的目标极线图,以根据目标极线图输出更稠密的点云数据。

附图说明

[0046] 此处的附图被并入说明书中并构成本说明书的一部分,示出了符合本申请的实施例,并与说明书一起用于解释本申请的原理。

[0047] 图1为一个实施例中提供的点云生成方法的应用场景示意图;

[0048] 图2为一个实施例中提供的点云生成方法的流程示意图一;

[0049] 图3为一个实施例中提供的点云生成方法的流程示意图二;

[0050] 图4为一个实施例中提供的目标网络模型的结构示意图;

[0051] 图5为一个实施例中提供的编码器以及解码器的结构示意图;

[0052] 图6为一个实施例中提供的编码单元的结构示意图;

[0053] 图7为一个实施例中提供的使用通道与注意力机制的U-net网络模型的结构示意图;

[0054] 图8为一个实施例中提供的点云生成方法的流程示意图三;

[0055] 图9为一个实施例中提供的毫米波雷达点云生成方法的流程示意图;

[0056] 图10为一个实施例中提供的毫米波雷达的极线图序列;

[0057] 图11为一个实施例中提供的毫米波雷达的目标极线图;

[0058] 图12为一个实施例中提供的笛卡尔坐标系下的生成结果图;

[0059] 图13为一个实施例中提供的毫米波雷达的目标点云生成结果示意图;

[0060] 图14为一个实施例中提供的相应的激光雷达的点云结果示意图;

[0061] 图15为一个实施例中提供的点云生成装置的结构示意图;

[0062] 图16为一个实施例中提供的计算机设备的硬件结构图。

[0063] 通过上述附图,已示出本申请明确的实施例,后文中将有更详细的描述。这些附图和文字描述并不是为了通过任何方式限制本申请构思的范围,而是通过参考特定实施例为本领域技术人员说明本申请的概念。

具体实施方式

[0064] 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申请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、本申请的一些方面相一致的装置和方法的例子。

[0065] 除非另有定义,本文所使用的所有的技术和科学术语与属于本申请的技术领域的技术人员通常理解的含义相同。本文中在本申请的说明书中所使用的术语只是为了描述具体的实施例的目的,不是旨在限制本申请。可以理解,本申请所使用的术语“第一”、“第二”等可在本文中用于描述各种信息或者数据,但这些元件不受这些术语限制。这些术语仅用于将第一中信息与另一个信息区分。举例来说,在不脱离本申请的范围的情况下,可以将第

一动作信息称为第二动作信息,且类似地,可将第二动作信息称为第一动作信息。第一动作信息和第二动作信息两者都是动作信息,但其不是同一动作信息。

[0066] 首先对本申请所涉及的名词进行解释:

[0067] U-net:一种神经网络结构。

[0068] BCE:二值交叉熵损失,一种神经网络损失函数。

[0069] Dice loss:一种多用于图像分割任务的神经网络损失函数。

[0070] 豪斯多夫距离:一种可用于表示点云间误差的距离值。

[0071] 随着智能驾驶的不断发展,汽车对环境感知的需求不断提升,毫米波雷达由于其抗干扰能力强、精度高、成本低、安装隐蔽、可全天候工作等特点得到了广泛应用。但毫米波雷达生成点云的稀疏性一直以来限制了其应用于识别、定位、建图等自动驾驶任务。

[0072] 针对上述技术问题,本申请实施例提供一种点云生成方法,可以应用于雷达系统实时采集数据后的实时点云生成场景,还可以用于采集数据之后,再生成点云的场景。本申请实施例对此不作具体限定。为了便于理解,本申请实施例以应用于采集数据后的实时点云生成场景为例,通过本申请实施例提供的方法可以输出更稠密的点云。

[0073] 本申请实施例提供的方法可以应用于如图1所示的应用环境中。其中,终端102用于对环境进行实时探测,获取初始点云数据,终端102通过网络与服务器104连接,将获取的初始点云数据发送至服务器104,由服务器104对初始点云数据进行处理,以输出更稠密的点云。数据存储系统可以存储服务器104需要处理的数据。数据存储系统可以集成在服务器104上,也可以放在云上或其他网络服务器上。

[0074] 其中,终端102是指包括传感器或信号接收器的终端设备,可以但不限于是各种个人计算机、笔记本电脑、智能手机、平板电脑、物联网设备和便携式可穿戴设备,物联网设备可为智能音箱、智能电视、智能空调、智能车载设备等。便携式可穿戴设备可为智能手表、智能手环、头戴设备等。

[0075] 在一个实施例中,如图2所示,提供一种点云生成方法,以该方法应用于图1中的信号处理单元104为例进行说明,包括以下步骤:

[0076] 步骤202,获取第一雷达的极线图序列;

[0077] 步骤204,将第一雷达的极线图序列输入至目标网络模型中,得到第一雷达的目标极线图,目标极线图的分辨率高于极线图序列中的初始极线图的分辨率;

[0078] 步骤206,根据目标极线图,生成第一雷达的目标点云。

[0079] 雷达通过发射电磁波并接收其回波来探测目标,在雷达系统中,通过对接收到的信号进行处理和分析,可以获取探测物体的位置、速度、方向等探测信息,通常情况下由探测信息形成点云数据,点云数据是离散的三维空间数据点集合。

[0080] 本申请实施例中,通过将获取的目标物体的探测信息存储为图片格式的极线图,由极线图表征探测信息,例如距离方位极线图中包括每一点的距离和方位。通过对极线图的处理,提高极线图的分辨率,再由更高分辨率的极线图生成点云,提高输出的点云的稠密程度。

[0081] 其中,初始极线图是指在通过雷达接收到的信号,确定探测信息后,生成的初始图像。由于雷达的接收信号处理过程中,需要先对其进行采样,进而进行数据分析,则相应生成的初始极线图是一帧一帧的。极线图序列是由至少一帧初始极线图构成的序列,且极线

图序列中的多帧初始极线图是连续的。可以理解,由于获取的时间的连续性,在空间上连续两帧初始极线图之间存在较高的相似性,可以通过相似性提高初始极线图的分辨率。故在一个实施例中,第一雷达的极线图序列包括至少两帧连续的初始极线图。

[0082] 在其中一个实施例中,如图3所示,获取第一雷达的极线图序列,包括:

[0083] 步骤302,获取第一雷达的探测数据,对探测数据进行数据处理,得到探测信息;

[0084] 步骤304,根据探测信息,生成相应的初始极线图;

[0085] 步骤306,基于至少一帧初始极线图,构建极线图序列。

[0086] 其中,第一雷达的探测数据是指雷达系统的ADC数据,ADC数据指的是通过模数转换器(ADC)将模拟信号转换为数字信号的过程所得到的数字数据。在获取第一雷达的接收信号后,通过ADC采样和量化将模拟信号转换为数字信号。探测信息包括探测物体的位置、速度、方向等信息。

[0087] 在获取第一雷达的探测数据后,对其进行数据处理,如快速傅里叶变换(FFT)等,以提取出有关探测物体的探测信息,如距离、速度和角度等。在一个实施例中,数据处理包括快时间傅里叶变换、慢时间傅里叶变换、相位补偿以及方位傅里叶变换中的至少一种。其中,快时间傅里叶变换(Range FFT)用于获取目标的距离信息。慢时间傅里叶变换(Doppler FFT)用于获取目标的速度信息。TDMA相位补偿用于补偿由于速度引起的多普勒模糊,确保角度估计的准确性。方位傅里叶变换(Azimuth FFT)用于获取目标的距离和角度信息。

[0088] 目标网络模型能够提高极线图序列中初始极线图的分辨率。通过将第一雷达的极线图序列输入至目标网络模型中,使初始极线图学习相邻帧的初始极线图中的特征,或者其他更高分辨率的极线图的特征,从而输出分辨率更高的目标极线图。在本申请实施例的目标网络模型中,输入的是极线图序列,输出的一张目标极线图。

[0089] 目标极线图中相当于将极线图序列中的多帧初始极线图整合,包括极线图序列中每一初始极线图的特征,具有较高的分辨率。将目标极线图的转换为点云数据,输出的目标点云相较于直接根据探测信息确定的初始点云,更加的稠密。具体可以通过将目标极线图中每一点转换为点云。

[0090] 上述实施例提供的方法中,获取第一雷达的极线图序列;将第一雷达的极线图序列输入至目标网络模型中,得到第一雷达的目标极线图,目标极线图的分辨率高于极线图序列中的初始极线图的分辨率;根据目标极线图,生成第一雷达的目标点云。本申请实施例通过对极线图序列进行图像处理以及分辨率增强,输出一张分辨率更高的目标极线图,以根据目标极线图输出更稠密的点云数据。

[0091] 在其中一个实施例中,目标网络模型为预先采用第二雷达的极线图和第三雷达的极线图对初始网络模型训练得到的,第二雷达的分辨率高于第三雷达,第三雷达的分辨率小于或等于第一雷达的分辨率。

[0092] 其中,第二雷达的分辨率高于第三雷达,通过第二雷达和第三雷达的极线图对初始网络模型进行训练,将第二雷达的极线图作为网络模型的标签,使得到的目标网络模型可以使分辨率较低的极线图(第三雷达的极线图)学习分辨率较高的极线图(第二雷达的极线图)的特征,从而生成分辨率更高的目标极线图。

[0093] 在将第一雷达的极线图序列输入至目标网络模型中后,生成的目标极线图也能够学习第二雷达的极线图的特征,使输出的目标极线图的分辨率更接近第二雷达的分辨率。

因此,在第三雷达的分辨率小于或者等于第一雷达的分辨率时,第一雷达的目标极线图能够更好的学习第一雷达的极线图的特征,如果第三雷达的分辨率大于第一雷达的分辨率,则第一雷达的分辨率与第二雷达的分辨率之间具有较大的差距,可能会导致输出的目标极线图的分辨率效果不理想。

[0094] 第二雷达与第三雷达的类型是不同的,例如,第二雷达是激光雷达,第三雷达是毫米波雷达。而第三雷达和第一雷达可以是同一类型的,也可以是不同类型的,在第三雷达与第一雷达的类型相同时,目标网络模型在训练时达到的效果,可以同样在对第一雷达的极线图序列进行处理时得到。在一个实施例中,第三雷达与第一雷达的类型相同,均为毫米波雷达。

[0095] 另外,第二雷达和第一雷达的类型可以是相同的,也可以是不同的。如,在第一雷达为毫米波雷达,第二雷达可以为激光雷达,第三雷达可以为毫米波雷达,直接通过激光雷达的数据作为真值,对初始网络模型进行训练,提高毫米波雷达的极线图的分辨率。

[0096] 上述实施例提供的方法中,通过分辨率具有差距的第二雷达和第三雷达对网络模型进行训练,使模型学习到较高分辨率的第二雷达的数据特征,提高第一雷达的目标极线图的分辨率。

[0097] 在其中一个实施例中,第二雷达的极线图为基于第二雷达实际采集的数据生成的。

[0098] 其中,实际采集的数据是指在实际应用场景中采集的数据,并非是通过仿真等获取的数据。通过第二雷达实际采集的数据生成极线图,生成的极线图更加贴合实际情况。

[0099] 在其中一个实施例中,初始网络模型为神经网络模型。

[0100] 通过神经网络模型提高输入图像的分辨率,此类网络模型主要包括SRCNN(Super Resolution CNN,超分辨率卷积网络)、DRCN(Deep Residual Convolutional Network,递归卷积神经网络)、SRGAN(Super Resolution Generative Adversarial,生成对抗网络)、VDSR(Very Deep Convolutional Networks for Image Super-Resolution,非常深的卷积网络)、DRRN(Deep Recursive Residual Network,深度递归残差网络)、LapSRN(Deep Laplacian Pyramid Networks,拉普拉斯金字塔超分辨率网络)、RCAN(Very deep residual channel attention networks,残差通道注意力模型)和DSRN(dual-state network,双状态递归网络)等。

[0101] 具体的,在一个实施例中,目标网络模型可以为使用通道与注意力机制的U-net网络模型。U-net网络模型具有轻量化的特点,较利于在硬件设备上部署。

[0102] 此时,如图4所示,目标网络模型包括:编码器401、解码器402和输出模块403,编码器401与解码器402连接,解码器402与输出模块403连接;

[0103] 编码器401,用于获取极线图序列中每一初始极线图的特征图;

[0104] 解码器402,用于将每一初始极线图的特征图映射回每一初始极线图的尺寸,重构每一极线图;

[0105] 输出模块403,用于根据所有重构的极线图,生成目标极线图。

[0106] U-net网络的整体呈现一个对称的U型,由编码器(下采样路径)和解码器(上采样路径)组成,其中,编码器包括多层卷积和池化操作,通过逐步下采样来提取图像的高层特征,同时减少空间分辨率。解码器包括多层反卷积和上采样操作,通过逐步上采样来恢复图

像的空间分辨率,将每一初始极线图的特征图映射回每一初始极线图的尺寸,生成最终的分割结果。

[0107] 在本实施例中,目标网络模型中的编码器401用于获取极线图序列中每一初始极线图的特征图,解码器402用于将每一初始极线图的特征图映射回每一初始极线图的尺寸,重构每一极线图。本实施例中的目标网络模型还包括输出模块402,用于根据重构的极线图输出一张目标极线图。

[0108] 具体地,如图5所示,编码器401包括N个编码单元4011,N个编码单元4011依次连接,编码单元4011用于从初始极线图中提取特征图;

[0109] 解码器402包括N个解码单元4021,N个解码单元4021依次连接,解码单元4021用于基于特征图重构极线图。

[0110] 编码器401中的每一个编码单元4011用于完成一次下采样,来提取输入图像的高层特征。如图6所示,编码单元4011包括下采样模块601、通道注意力模块602、空间注意力模块603和输出子单元604;

[0111] 下采样模块601的输入与相应的上一级编码单元401的输出连接,下采样模块601,用于对输入的特征图进行下采样,并对下采样后的特征图进行特征提取,得到输出的特征图;

[0112] 通道注意力模块602,用于为下采样模块601的每个特征提取通道分配相应的通道权重;

[0113] 空间注意力模块603,用于为下采样模块601下采样后的特征图中的空间位置分配相应的空间权重;

[0114] 输出子单元604的输入与下采样模块601的输出、通道注意力模块602的输出以及空间注意力模块602的输出链接,输出子单元604用于基于通道权重和空间权重对下采样模块601输出的特征图进行加权处理,得到相应的下一级下采样模块601’输入的特征图。

[0115] 在图6所示的结构中,下采样模块601包括三个卷积层,第一个卷积层使通道数翻倍,后两个仅进行卷积。在下采样模块601后面连接通道注意力模块602和空间注意力模块603,可以帮助网络学习到更细节的特征。

[0116] 解码单元包括上采样模块,上采样模块的输入与相应的上一级上采样模块的输出连接,上采样模块用于基于相应的编码单元传递的特征图,对输入的特征图进行上采样。

[0117] 其中,上采样模块包含了三个卷积层,第一个卷积层使通道数减半,后两个仅进行卷积。

[0118] 每一编码单元还与相应的解码单元连接,每一编码单元还用于将提取到的特征图传递给相应的解码单元。

[0119] 其中,每一编码单元还与相应的解码单元连接是指U-Net网络中编码器与解码器之间的跳跃连接,这些连接将每一级编码单元输出的特征图直接传递给相应的解码单元,以帮助解码单元恢复更多的细节信息。

[0120] 示例性的,结合上述实施例对目标网络模型的描述,给出一种目标网络模型结构,如图7所示。目标网络模型为使用通道与注意力机制的U-net网络模型,目标网络模型包括编码器、解码器以及输出层,通道与空间注意力模块位于编码器中。编码器包含了四次下采样,每个下采样部分包含了三个卷积层,第一个卷积层使通道数翻倍,后两个仅进行卷积。

解码器包含了四次上采样,每个上次采样部分包含了三个卷积层,第一个卷积层使通道数减半,后两个仅进行卷积。

[0121] 编码器用于去噪并获得准确的场景理解,而解码器则执行超分辨率。每个下采样部分后都连接了一个通道与空间注意力模块可以帮助网络学习到更细节的特征。并且每进行一次下采样后,都要将下采样结果传递到对应的上采样模块中这可以有效的帮助解码器模块获取对应分辨率的图像特征。

[0122] 通过U-net结构中的输出层输出目标极线图,输出层包含了十层卷积层,每通过三层卷积层通道就减半,最后一道卷积层直接将通道数压缩为一,并使用Sigmoid激活函数,即可得到一张目标极线图。

[0123] 上述初始网络模型在训练时,网络模型的损失函数至少包括一种。在损失函数包括多个时,根据每一损失函数相应的权重,构建网络模型的整体损失函数。例如,为了比较目标网络模型输出的图像与第二雷达的极线图,损失函数可以包括交叉熵损失函数,对图像中的所有像素使用交叉熵损失(BCE),这种像素损失的目的时强制每个像素与预期输出进行匹配。交叉熵损失函数$loss_{BCE}(o,t)$为:

[0124] $$loss_{BCE}(o,t)=\frac{-1}{n}\sum_{i}t[i]*\log(o[i])+(1-t[i])*\log(1-o[i])$$;

[0125] 其中,n表示图像中的像素个数,$t[i]$表示参考图像中第i个元素的概率分布,$o[i]$表示输出图像中第i个元素的概率分布。

[0126] 为了在输出图像中获取清晰的线条,使用了计算机视觉任务(如边界检测)中使用的Dice相似系数损失。对于目标图像$t[i]$和网络输出$o[i]$中的每个像素,N个像素的Dice相似系数损失函数$loss_{Dice}(o,t)$为:

[0127] $$loss_{Dice}(o,t)=1-\frac{2\sum_{i=1}^{N}o[i]t[i]}{\sum_{i=1}^{N}o^2[i]+\sum_{i=1}^{N}t^2[i]}$$;

[0128] 则目标网络模型的整体损失函数loss:

[0129] $$loss=\lambda_1 loss_{Dice}+\lambda_2 loss_{BEC}$$;

[0130] 其中,λ1表示交叉熵损失函数的权重,λ2表示Dice相似系数损失函数的权重。

[0131] 在其中一个实施例中,如图8所示,根据目标极线图,生成第一雷达的目标点云,包括:

[0132] 步骤802,将目标极线图的坐标系从极坐标系转换为笛卡尔坐标系,得到转换图像;

[0133] 步骤804,将转换图像中所有存在数值的像素点提取出来,得到目标点云。

[0134] 其中,极坐标系为目标极线图的坐标系,目标极线图中通过极坐标系能够更直接的表示距离和方位。笛卡尔坐标系是直接坐标系,更符合现实场景。通过极坐标系和笛卡尔坐标系之间的转换,将目标极线图从极坐标系转换到笛卡尔坐标系,也即得到的转换图像是笛卡尔坐标系下的。具体转换可以依据以下公式:

[0135] $$x=\rho\cos\theta,\ y=\rho\sin\theta$$;

[0136] 其中,(ρ, θ)为极坐标,ρ表示距离,θ表示方位角。(x, y)为笛卡尔坐标。

[0137] 在转换得到的图像中,将具有数值的像素点提取出来,根据存在数值的像素点确定每一个点的信息,生成目标点云。

[0138] 上述实施例提供的方法中,通过提高分辨率后的目标极线图的坐标转换,将其中的点云输出,能够得到更稠密的点云。

[0139] 结合上述所有实施例,本申请实施例还提供一种毫米波雷达点云生成方法,如图9所示,方法包括:

[0140] 步骤902,获取毫米波雷达的极线图序列;

[0141] 步骤904,将毫米波雷达的极线图序列输入至目标网络模型中,得到所述毫米波雷达的目标极线图,所述目标极线图的分辨率高于所述极线图序列中的初始极线图的分辨率;

[0142] 步骤906,根据所述目标极线图,生成毫米波雷达的目标点云。

[0143] 其中,极线图序列中包括至少两帧初始极线图。在一个实施例中,极线图序列中包括41帧连续的初始极线图。初始极线图是将未经处理过的毫米波雷达ADC数据转换为图片格式存储的距离方位极线图。在训练过程中,同时需要获取相应的激光雷达的数据作为网络训练的真值。目标网络模型为使用通道与注意力机制的U-net神经网络,具体可以采用如图7所示的网络模型。

[0144] 在目标网络模型训练时,首先,对毫米波信号以及相应的激光雷达信号进行处理,分别得到相应的极线图,作为得到一组数据。其中,激光雷达的数据处理包括对激光雷达进行降维与二值化处理,转化为二维二值化图像。

[0145] 在一个实施例中,采用40000组数据作为数据集,每组数据都包含了毫米波雷达距离方位极线图和对应的激光雷达距离方位极线图。其中20000组数据作为训练集,20000组数据作为测试集。其中毫米波雷达距离方位图大小为256×64,64代表毫米波雷达探测角度范围(-90°- 90°),256代表毫米波雷达探测距离范围(0 - 10m)。而激光雷达距离方位图大小为256×512,由于其较高的分辨率,512代表激光雷达探测角度范围(-90°- 90°),256代表激光雷达探测距离范围。

[0146] 在网络训练过程中,每次将6个批次的数据输入到网络中,每批次输入的数据包含连续四十一个时间帧的毫米波雷达距离方位极线图,即可构成6×41×256×64的批次输入,和对应第一个时间帧的激光雷达距离方位极线图6×1×256×512进行训练。学习率设定为1e-4,共迭代100个循环,优化器可以选择adam优化器。

[0147] 在完成网络训练后,将如图10所示的连续41帧毫米波雷达距离方位极线图(无需激光雷达数据)输入到目标网络模型中后,即可得到如图11生成的距离方位极线图(毫米波雷达的目标极线图)。再通过极坐标与笛卡尔坐标系转换即可得到如图12所示的笛卡尔坐标系下的生成结果图,将该图像中存在数值的点提取出来转化为点云结果,即为如图13所示生成的高清密集点云结果。

[0148] 与图14所示的对应的激光雷达点云结果相比,本实施例生成的点云结果模拟出了大部分激光雷达点云结果的特征。两个点云结果的豪斯多夫距离为12.466。豪斯多夫距离计算公式可表示为:

[0149] $$h(A,B)=\max_{a\in A}\{\min_{b\in B}\{d\{(a,b)\}\}\};$$

[0150] 其中A和B分别是集合A和B的点,d(A,B)是这些点之间的欧几里得距离,表明本实施例中所提出的毫米波雷达点云生成方法具有生成高清密集且精准的点云结果的能力。

[0151] 应该理解的是,虽然如上的各实施例所涉及的流程图中的各个步骤按照箭头的指示依次显示,但是这些步骤并不是必然按照箭头指示的顺序依次执行。除非本文中有明确的说明,这些步骤的执行并没有严格的顺序限制,这些步骤可以以其它的顺序执行。而且,如上的各实施例所涉及的流程图中的至少一部分步骤可以包括多个步骤或者多个阶段,这些步骤或者阶段并不必然是在同一时刻执行完成,而是可以在不同的时刻执行,这些步骤或者阶段的执行顺序也不必然是依次进行,而是可以与其它步骤或者其它步骤中的步骤或者阶段的至少一部分轮流或者交替地执行。

[0152] 基于同样的发明构思,本申请实施例还提供一种点云生成装置,该装置所提供的解决问题的实现方案与上述方法中所记载的实现方案相似,故下面所提供的一个或多个点云生成装置实施例中的具体限定可以参见上文中对于点云生成方法的限定,在此不再赘述。

[0153] 在一个实施例中,如图15所示,提供了一种点云生成装置1500,所述装置1500包括数据获取模块1501、图像处理模块1502和点云输出模块1503:

[0154] 数据获取模块1501,用于获取第一雷达的极线图序列;

[0155] 图像处理模块1502,用于将所述第一雷达的极线图序列输入至目标网络模型中,得到所述第一雷达的目标极线图,所述目标极线图的分辨率高于所述极线图序列中的初始极线图的分辨率;

[0156] 点云输出模块1503,用于根据所述目标极线图,生成所述第一雷达的目标点云。

[0157] 上述点云生成装置中的各个模块可全部或部分通过软件、硬件及其组合来实现。上述各模块可以硬件形式内嵌于或独立于计算机设备中的处理器中,也可以以软件形式存储于计算机设备中的存储器中,以便于处理器调用执行以上各个模块对应的操作。

[0158] 如图16所示,本申请实施例提供一种计算机设备1000,计算机设备1000包括存储器1001和处理器1002。

[0159] 其中,存储器1001用于存储处理器可执行的计算机执行指令;

[0160] 处理器1002在执行计算机执行指令时实现上述实施例中方法中的各个步骤。具体可以参见前述方法实施例中的相关描述。

[0161] 可选地,上述存储器1001既可以是独立的,也可以跟处理器1002集成在一起。当存储器1001独立设置时,该计算机设备还包括总线,用于连接存储器1001和处理器1002。

[0162] 本申请实施例还提供一种计算机可读存储介质,计算机可读存储介质中存储有计算机执行指令,当处理器执行计算机执行指令时,实现上述实施例中方法中的各个步骤。

[0163] 本申请实施例还提供一种计算机程序产品,包括计算机执行指令,该计算机执行指令被处理器执行时实现上述实施例中方法中的各个步骤。

[0164] 本领域普通技术人员可以理解实现上述实施例方法中的全部或部分流程,是可以通过计算机程序来指令相关的硬件来完成,所述的计算机程序可存储于一非易失性计算机可读取存储介质中,该计算机程序中的计算机执行指令在执行时,可包括如上述各方法的

实施例的流程。其中,本申请所提供的各实施例中所使用的对存储器、数据库或其它介质的任何引用,均可包括非易失性和易失性存储器中的至少一种。非易失性存储器可包括只读存储器(Read-OnlyMemory,ROM)、磁带、软盘、闪存、光存储器、高密度嵌入式非易失性存储器、阻变存储器(ReRAM)、磁变存储器(Magnetoresistive Random Access Memory,MRAM)、铁电存储器(Ferroelectric Random Access Memory,FRAM)、相变存储器(Phase Change Memory,PCM)、石墨烯存储器等。易失性存储器可包括随机存取存储器(Random Access Memory,RAM)或外部高速缓冲存储器等。作为说明而非局限,RAM可以是多种形式,比如静态随机存取存储器(Static Random Access Memory,SRAM)或动态随机存取存储器(Dynamic RandomAccess Memory,DRAM)等。本申请所提供的各实施例中所涉及的数据库可包括关系型数据库和非关系型数据库中至少一种。非关系型数据库可包括基于区块链的分布式数据库等,不限于此。本申请所提供的各实施例中所涉及的处理器可为通用处理器、中央处理器、图形处理器、数字信号处理器、可编程逻辑器、基于量子计算的数据处理逻辑器等,不限于此。

[0165] 以上实施例的各技术特征可以进行任意的组合,为使描述简洁,未对上述实施例中的各个技术特征所有可能的组合都进行描述,然而,只要这些技术特征的组合不存在矛盾,都应当认为是本说明书记载的范围。

[0166] 以上所述实施例仅表达了本申请的几种实施方式,其描述较为具体和详细,但并不能因此而理解为对本申请专利范围的限制。应当指出的是,对于本领域的普通技术人员来说,在不脱离本申请构思的前提下,还可以做出若干变形和改进,这些都属于本申请的保护范围。因此,本申请的保护范围应以所附权利要求为准。

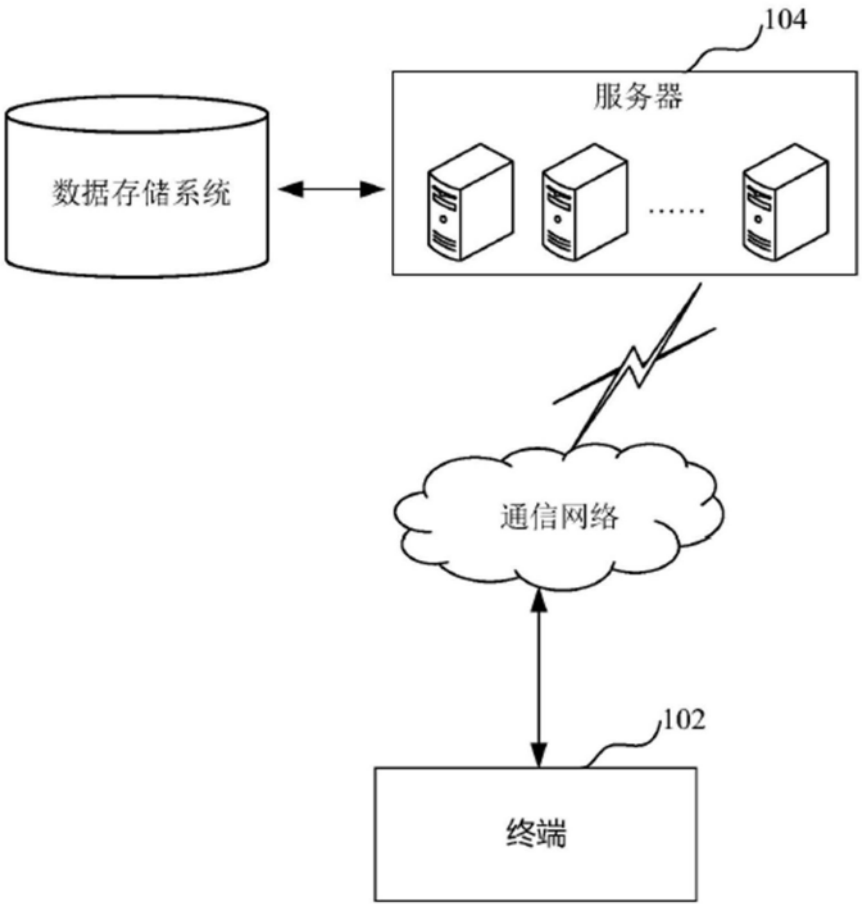

104
服务器
数据存储系统
.....
通信网络
102
终端

图1

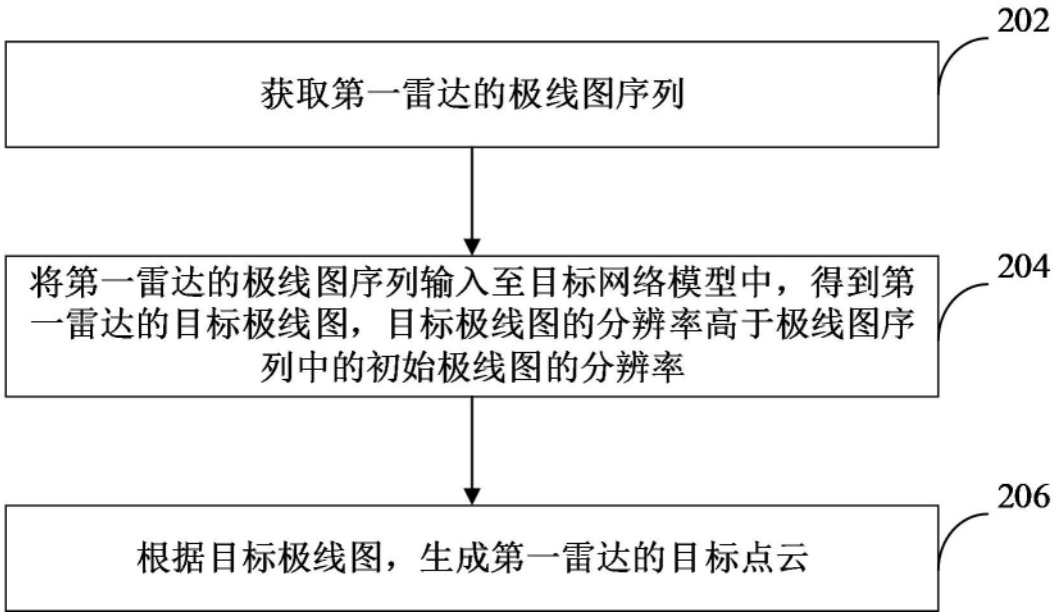

202
获取第一雷达的极线图序列
204
将第一雷达的极线图序列输入至目标网络模型中，得到第一雷达的目标极线图，目标极线图的分辨率高于极线图序列中的初始极线图的分辨率
206
根据目标极线图，生成第一雷达的目标点云

图2

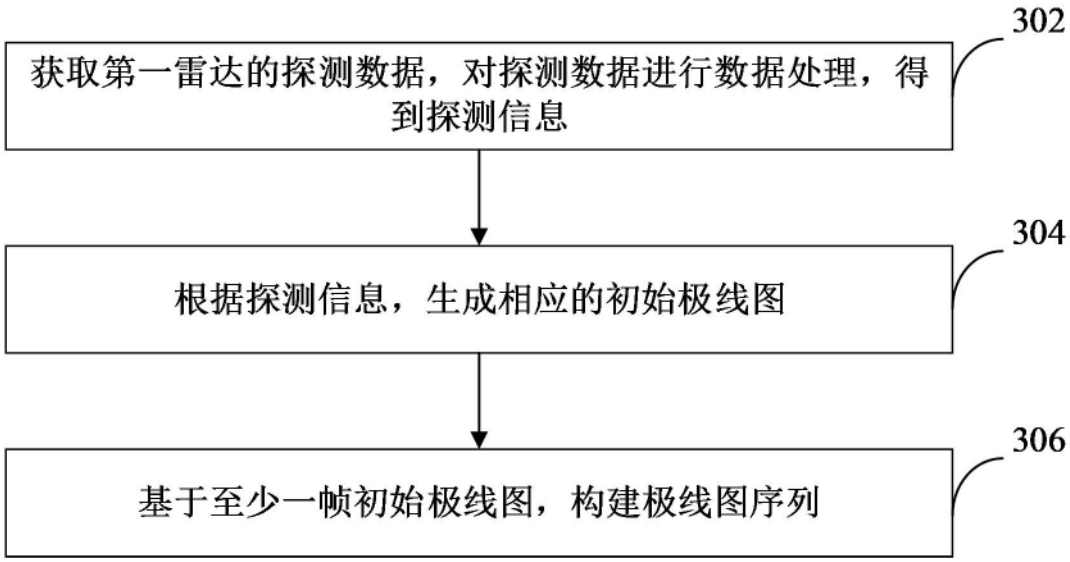

302
获取第一雷达的探测数据，对探测数据进行数据处理，得到探测信息
304
根据探测信息，生成相应的初始极线图
306
基于至少一帧初始极线图，构建极线图序列

图3

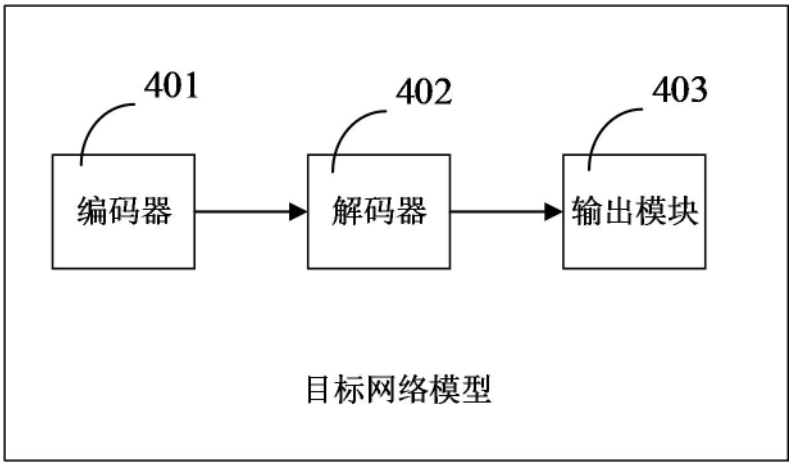

401
402
403
编码器
解码器
输出模块
目标网络模型

图4

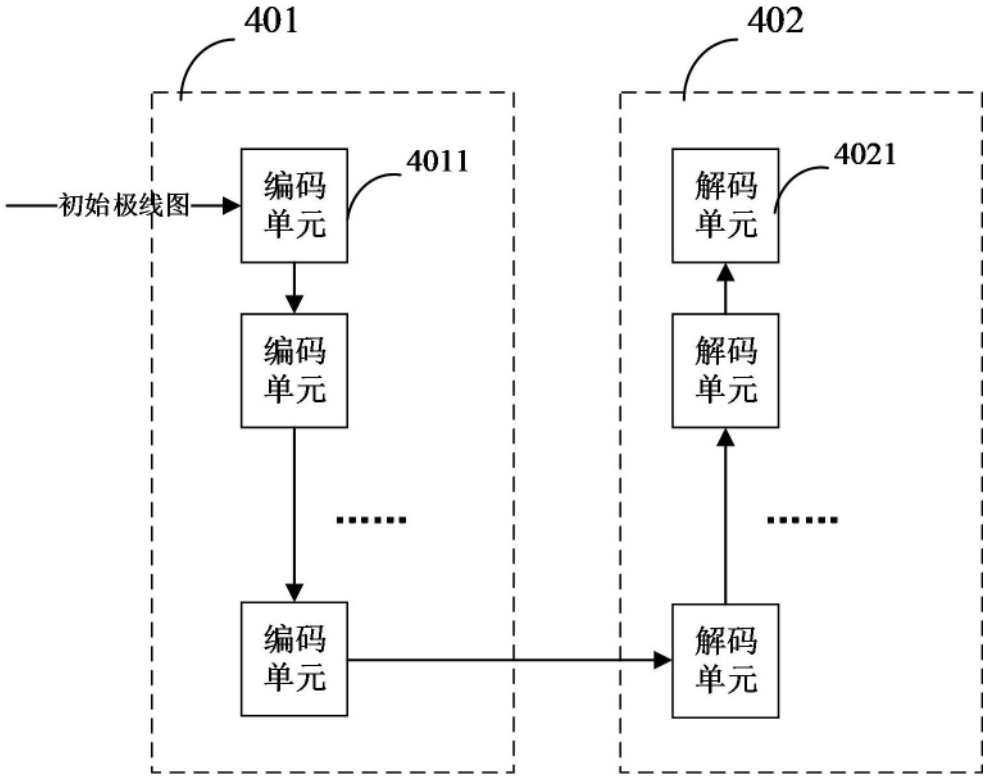


图5

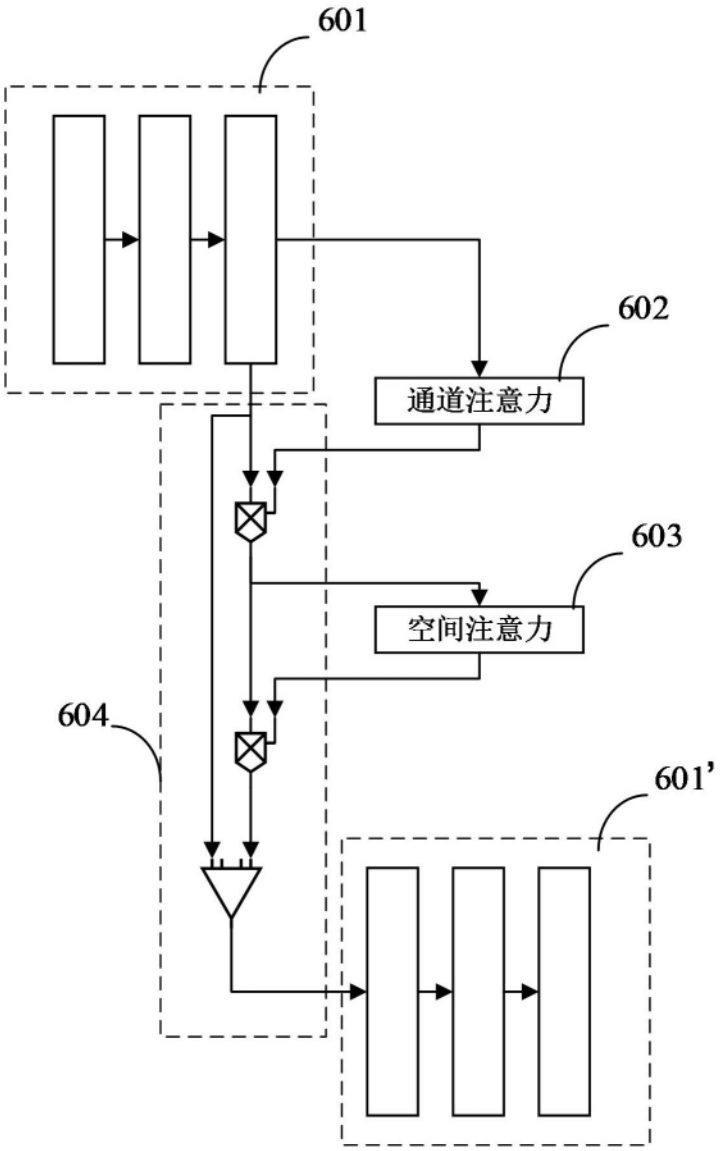


图6

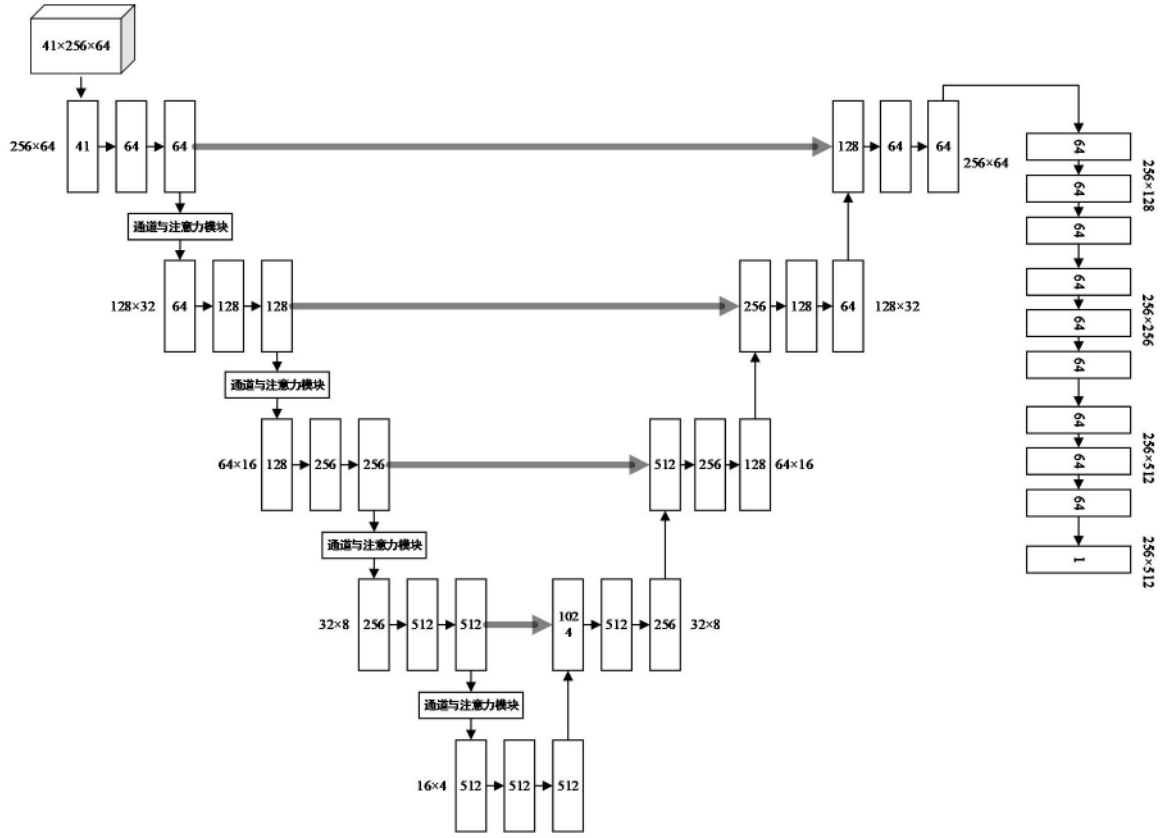

41×256×64
256×64
41
64
64
通道与注意力模块
128×32
64
128
128
通道与注意力模块
64×16
128
256
256
通道与注意力模块
32×8
256
512
512
通道与注意力模块
16×4
512
512
512
1024
512
256
32×8
64×16
128
256
128×32
128
64
64
256×64
64
64
64
64
64
64
64
64
64
1
256×128
256×256
256×512
256×512

图7

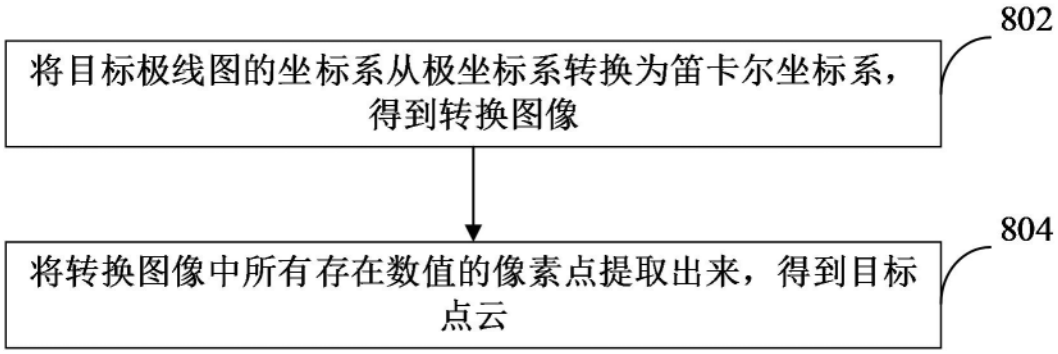

802
将目标极线图的坐标系从极坐标系转换为笛卡尔坐标系，得到转换图像
804
将转换图像中所有存在数值的像素点提取出来，得到目标点云

图8

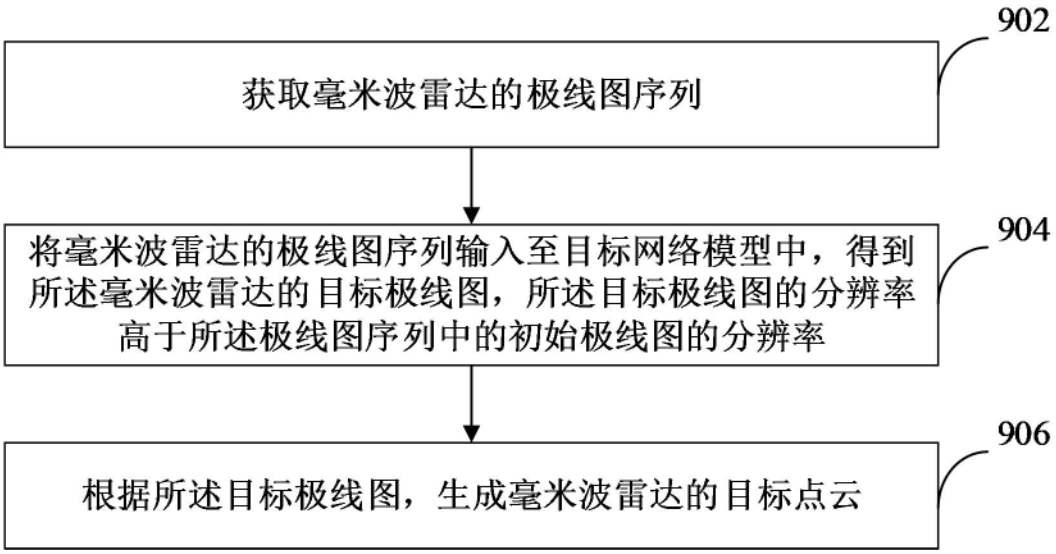

902
获取毫米波雷达的极线图序列
904
将毫米波雷达的极线图序列输入至目标网络模型中，得到所述毫米波雷达的目标极线图，所述目标极线图的分辨率高于所述极线图序列中的初始极线图的分辨率
906
根据所述目标极线图，生成毫米波雷达的目标点云

图9

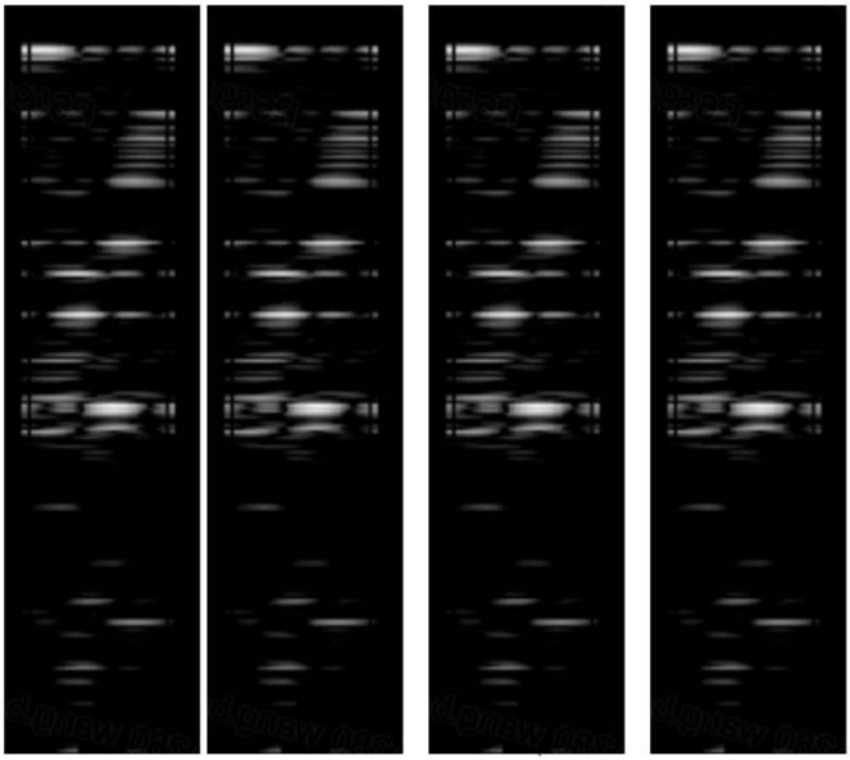


图10



图11



图12

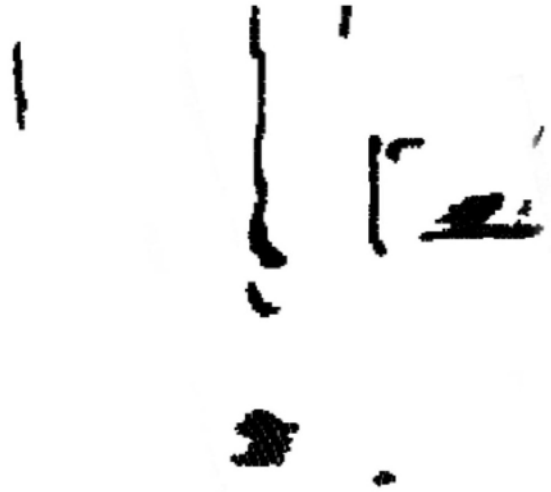


图13

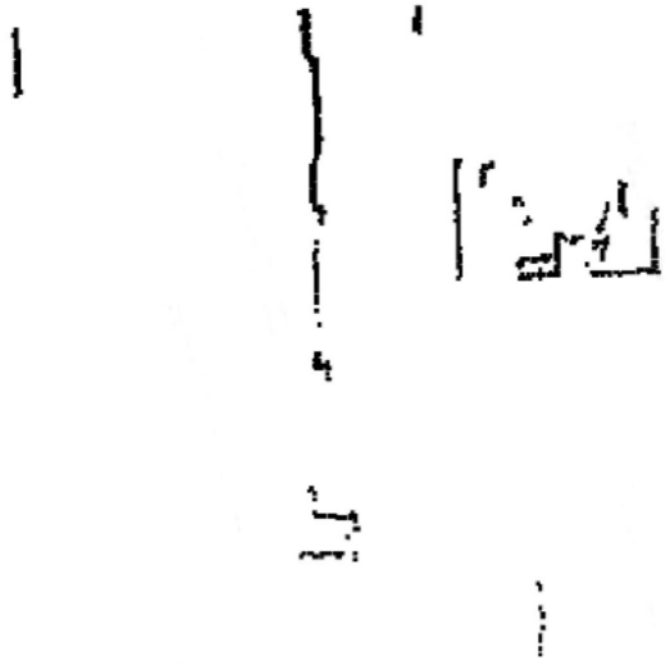


图14

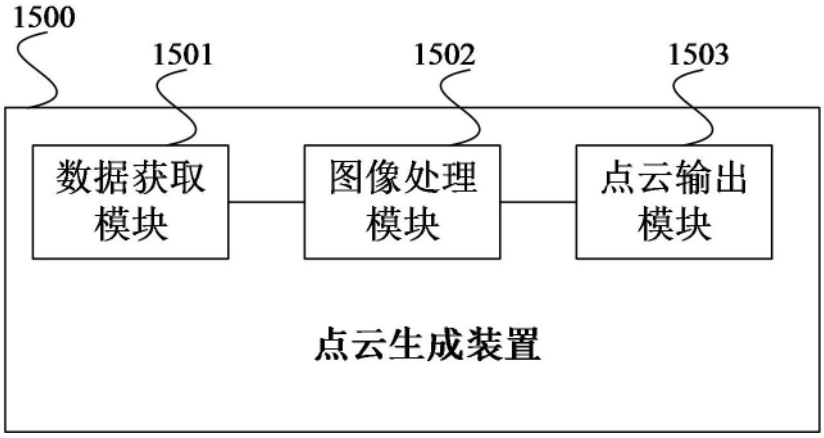

1500
1501
1502
1503
数据获取模块
图像处理模块
点云输出模块
点云生成装置

图15

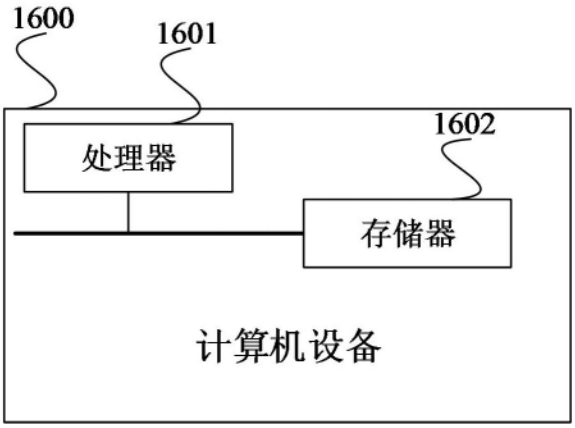

1600
1601
1602
处理器
存储器
计算机设备

图16