

技术领域

本发明涉及车辆自动驾驶协同感知技术领域，具体涉及一种车路协同的特征级协同感知融合方法和系统。

背景技术

随着对车辆自动驾驶技术研究的越来越深入，基于车路协同的自动驾驶协同感知技术研究逐渐变多。自动驾驶汽车除了通过自身安装的传感器来感知周围环境信息以外，还可以通过在道路两侧固定安装的传感器，来获取道路上交通参与者的状态信息。通过将车端和路侧交通设施两种不同来源的感知信息相互融合，可以实现车辆远距离、无盲区的协同感知，提升和保证车辆自动驾驶时的安全性。

目前基于车路协同的自动驾驶协同感知技术主要以目标级的信息融合方案为主，也即车辆自身和路侧设施都会各自对道路上的目标进行 3D 检测，然后再将得到的 3D 目标信息进行融合。但是这种方案存在一个较大问题，车端和路侧端信息的时间同步一致性较差，从而导致融合后的感知性能与预期有明显差距。

发明内容

本发明主要解决的技术问题是：车端信息和路侧端信息时间同步一致性较差。

根据第一方面，一种实施例中提供一种车路协同的特征级协同感知融合方法，包括：
获取车端点云信息和车端点云信息对应的时间戳；

对所述车端点云信息进行特征提取以生成车端点云伪图像，对所述车端点云伪图像进行高维特征提取，以生成车端点云特征空间分布；

获取路侧端点云特征数据，所述路侧端点云特征数据根据按照所述时间戳进行存储的路侧端点云信息确定；

对所述路侧端点云特征数据进行解压缩，利用特征空间矫正将解压缩后的路侧端点云特征数据映射到所述车端点云特征空间分布；

将映射到车端点云特征空间分布的路侧端点云特征数据和车端点云特征空间分布进行融合，以实现车路协同感知。

一实施例中，所述对所述路侧端信息进行特征提取以生成车端点云伪图像，对车端点云伪图像进行高维特征提取，以生成车端点云特征空间分布，包括：

利用点云物体检测网络对所述路侧端信息进行特征提取以生成车端点云伪图像，对车端点云伪图像进行高维特征提取，以生成 $6C*0.5H*0.5W$ 的车端点云特征空间分布；其中，C 为通道数；H 为高度；W 为宽度。

一实施例中，所述路侧端点云特征数据根据按照所述时间戳进行存储的路侧端点云信息确定，包括：

WO 2024/109594 特征数据通过对按照所述时间戳进行存储的路侧 PCT/CN2023/131604 特征提取后, 进行高维特征提取再进行降维压缩后, $2C*0.5H*0.5W$ 的路侧端点云特征数据, 其中, C 为通道数; H 为高度; W 为宽度。

一实施例中, 所述对所述路侧端点云特征数据进行解压缩, 包括:

利用设定通道的设定卷积核对所述路侧端点云特征数据进行解压缩, 以生成 $6C*0.5H*0.5W$ 的解压缩后的路侧端点云特征数据; 其中, C 为通道数; H 为高度; W 为宽度。

一实施例中, 所述利用特征空间矫正将升维后的路侧端点云特征数据映射到所述车端点云特征空间分布, 包括:

利用 2D 卷积神经网络预测计算路侧端点云特征数据映射到车端点云特征空间分布的变换参数;

根据所述变换参数确定路侧端点云特征数据在车端点云特征空间分布中对应的位置坐标;

将路侧端点云特征数据按照所述位置坐标确定对应的特征值, 以完成路侧端点云特征数据对车端点云特征空间分布的映射。

一实施例中, 所述利用 2D 卷积神经网络预测计算路侧端点云特征数据映射到车端点云特征空间分布的变换参数, 包括:

利用卷积神经网络通过如下公式确定所述特征空间转换参数:

$$A_{\theta} = \begin{bmatrix} \theta_{11} & \theta_{12} & \theta_{13} \\ \theta_{21} & \theta_{22} & \theta_{23} \end{bmatrix}$$

其中, A_{θ} 为变换参数, θ_{11} 为路侧点云特征数据转换到车端点云特征空间分布的第一转换参数, θ_{12} 为路侧点云特征数据转换到车端点云特征空间分布的第二转换参数, θ_{13} 为路侧点云特征数据转换到车端点云特征空间分布的第三转换参数, θ_{21} 为路侧点云特征数据转换到车端点云特征空间分布的第四转换参数, θ_{22} 为路侧点云特征数据转换到车端点云特征空间分布的第五转换参数, θ_{23} 为路侧点云特征数据转换到车端点云特征空间分布的第六转换参数。

一实施例中, 所述利用所述变换参数确定路侧端点云特征数据在车端点云特征空间分布中对应的位置坐标, 包括:

利用如下公式计算路侧端点云特征数据在车端点云特征空间分布中对应的位置坐标:

$$\begin{pmatrix} x_i^s \\ y_i^s \\ 1 \end{pmatrix} = A_{\theta} \begin{pmatrix} x_i^t \\ y_i^t \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} \theta_{11} & \theta_{12} & \theta_{13} \\ \theta_{21} & \theta_{22} & \theta_{23} \end{bmatrix} \begin{pmatrix} x_i^t \\ y_i^t \\ 1 \end{pmatrix}$$

其中, (x_i^t, y_i^t) 为车端点云特征空间分布中每个元素的元素坐标; (x_i^s, y_i^s) 为路侧端点云特征数据在车端点云特征空间分布中对应的位置坐标; θ_{11} 为路侧点云特征数据转换到车端点云特征空间分布的第一转换参数, θ_{12} 为路侧点云特征数据转换到车端点云特征空间分布的

第二方面WO 2024/109594 为路侧点云特征数据转换到车端点云特征空间分布的第三转换参数， θ_{21} 为路侧点云特征数据转换到车端点云特征空间分布的第四转换参数， θ_{22} 为路侧点云特征数据转换到车端点云特征空间分布的第五转换参数， θ_{23} 为路侧点云特征数据转换到车端点云特征空间分布的第六转换参数。

一实施例中，将路侧端点云特征数据按照所述位置坐标确定对应的特征值，以完成路侧端点云特征数据对车端点云特征空间分布的映射，包括：

利用双线性插值法确定路侧端点云特征数据在车端点云特征空间分布的坐标位置下的特征值。

根据第二方面，一种实施例提供一种车路协同的特征级协同感知融合系统，包括：车端计算单元，用于获取车端点云信息和车端点云信息对应的时间戳，并对所述车端点云信息进行特征提取以生成车端伪图像，对所述车端伪图像进行高维特征提取，以生成车端点云特征空间分布；

路侧端计算单元，用于获取路侧端点云信息，并将路侧端点云信息按照车端点云信息对应的时间戳进行存储以生成路侧端信息；

路侧端计算单元还对所述路侧端信息进行特征提取以生成路侧端伪图像，对所述路侧端伪图像进行高维特征提取后进行降维压缩，以生成路侧端点云特征数据；

车端计算单元获取所述路侧端点云特征数据，并对所述路侧端点云特征数据进行解压缩，利用特征空间矫正将解压缩后的路侧端点云特征数据映射到所述车端点云特征空间分布；

车端计算单元将车端点云特征空间分布和映射到车端点云特征空间分布的路侧端点云特征数据进行融合，以实现车路协同。

根据第三方面，一种实施例中提供一种计算机可读存储介质，所述介质上存储有程序，所述程序能够被处理器执行以实现上述的方法。

根据上述实施例的一种车路协同的特征级协同感知融合方法和系统以及计算机可读存储介质，获取车端点云信息和车端点云信息对应的时间戳后，再获取路侧端点云信息。将路侧端点云信息按照对应的时间戳进行存储以生成路侧端信息，对车端点云信息进行高维特征提取生成车端点云特征空间分布的同时，对路侧端点云信息进行特征提取及压缩以生成路侧端点云特征数据。对路侧端点云特征数据进行解压缩，将解压缩后的路侧端点云特征数据映射到车端点云特征空间分布，并将二者进行融合，对融合后的特征信息进行处理，从而实现车路协同感知。本申请保证了车端点云信息和路侧端点云信息时空同步，同时消除了路侧端和车端在数据采集时刻不一致造成的特征空间差异，实现了车端和路侧端点云特征空间的对齐。

附图说明

图1为目标级融合的车路协同感知方案的技术流程图；

图2为一种实施例的车路协同的特征级感知融合方法的流程图一；

图3为一种实施例的车路协同的特征级协同感知融合方法的技术流程图；

图 4 为一种实施例的 1*1 卷积神经核对网络升维示意图；

图 5 为一种实施例的 1*1 卷积神经核对网络降维示意图；

PCT/CN2023/131604

图 6 为一种实施例的车路协同的特征级感知融合方法的流程图二；

图 7 为一种实施例的双线性插值示意图；

图 8 为一种实施例的点云特征融合后得到的最终检测结果示意图；

图 9 为一种实施例的车路协同的特征级感知融合系统示意图。

具体实施方式

下面通过具体实施方式结合附图对本发明作进一步详细说明。其中不同实施方式中类似元件采用了相关联的类似的元件标号。在以下的实施方式中，很多细节描述是为了使得本申请能被更好的理解。然而，本领域技术人员可以毫不费力的认识到，其中部分特征在不同情况下是可以省略的，或者可以由其他元件、材料、方法所替代。在某些情况下，本申请相关的一些操作并没有在说明书中显示或者描述，这是为了避免本申请的核心部分被过多的描述所淹没，而对于本领域技术人员而言，详细描述这些相关操作并不是必要的，他们根据说明书中的描述以及本领域的一般技术知识即可完整了解相关操作。

另外，说明书中所描述的特点、操作或者特征可以以任意适当的方式结合形成各种实施方式。同时，方法描述中的各步骤或者动作也可以按照本领域技术人员所能显而易见的方式进行顺序调换或调整。因此，说明书和附图中的各种顺序只是为了清楚描述某一个实施例，并不意味着是必须的顺序，除非另有说明其中某个顺序是必须遵循的。

本文中为部件所编序号本身，例如“第一”、“第二”等，仅用于区分所描述的对象，不具有任何顺序或技术含义。而本申请所说“连接”、“联接”，如无特别说明，均包括直接和间接连接（联接）。

针对车路协同感知，已公开一种目标级融合（目标级融合是指将各模态模型的预测结果进行融合，做出最终决策。）的车路协同感知方案，主要思想是路侧端和车端的激光雷达先分别对车辆周围目标进行 3D 检测跟踪，然后将两类目标信息进行融合实现最终的目标检测。包括以下三个步骤。

步骤一：路侧端感知—激光点云 3D 目标检测。

路侧端感知是指，通过在道路两侧的交通杆上安装包括高清摄像头以及激光雷达等传感器、计算单元等设备，路侧设施就能对道路上所有交通参与者（比如行人、车辆）进行实时检测。

请参考图 1 目标级融合的车路协同感知方案的技术流程图的上部分区域所示，首先路侧端计算单元通过高线束激光雷达获取原始的点云数据。接着对点云数据进行特征提取得到对应的特征矩阵。然后对得到的特征矩阵进行检测，具体操作主要是进行回归、分类，分别得到所有目标的 3D 边界框、朝向以及目标类别。再接着根据目标运动特性对正在移动的目标进行持续跟踪，进而得到移动目标的速度信息。最后将得到的所有目标的检测信息（包括位置、朝向、

类别和WO 2024/109594；侧计算单元传输给通信单元 RSU（Road Side Unit，PCT/CN2023/131604）向外广播发送。

步骤二：车端感知—激光点云 3D 目标检测。

车端感知是指，自动驾驶车辆通过自身车上已有的摄像头、激光雷达等传感器设备实现对自身车辆周围交通参与者（比如行人等）的检测。但是，车端感知容易受到周围其他障碍物的遮挡，容易形成一定范围的感知盲区。

请参考图 1 目标级融合的车路协同感知方案的技术流程图的下部分区域所示，车端激光点云 3D 目标检测流程与路侧端感知基本一致，车端计算单元需要经过原始点云数据信息获取、特征提取、3D 目标检测、跟踪四个基本的步骤得到车辆周围目标的 3D 边界框、朝向以及目标类别以及速度信息。只是车端计算单元得到的目标信息并不需要对外传输。

步骤三：车端感知—车端、路侧端 3D 目标信息融合。

请参考图 1 目标级融合的车路协同感知方案的技术流程图的下部分区域所示，首先车端通信单元 OBU（On board Unit，车载单元）会持续从路侧端通信单元 RSU 获取目标信息数据，并将数据传递给车端计算单元。然后车端计算单元会同时获取路侧端和车端的 3D 目标信息。最后将两者的 3D 目标信息进行融合得到最终的目标信息，并作为感知结果输出。

多传感器信息融合是目前基于车路协同（车路协同感知是指，通过联合路侧端的感知信息和车端的感知信息，实现对车辆周边环境的协同感知。比如车辆周围的环境信息获取主要靠车辆自身，车辆周边的盲区以及远距离的环境信息获取主要靠路侧端设施。）自动驾驶协同感知的主要实现方法。由于数据链路简单、V2X 通信（V2X 通信是指，路侧端会安装用于数据发送的通信单元设备 RSU，自动驾驶车端会安装用于数据接收的通信单元设备 OBU。路侧端的感知信息可以通过 RSU 设备向外广播发送，而自动驾驶车端的 OBU 设备可以持续接收从路侧端发送的信息，进而将此信息传送到车辆自身的控制器内。）带宽要求低，所以目前车路协同感知的多传感器信息融合方法主要采用目标级的信息融合，具体技术流程如上述一种目标级融合的车路协同感知方案。但是该方案目前最大的缺点是车端和路侧端信息的时间同步一致性较差，从而导致融合后的感知性能与预期有明显差距。目标级融合的车路协同感知方案的缺点主要体现在两个方面：

第一个方面，目标级融合的车路协同感知方案要求路侧端和车端两种不同来源的信息不允许有较大的时间间隔，否则将极大损害融合后的性能。然而由于路侧传感设备对 3D 目标检测需要一定的时间，再加上由于路侧端 RSU 向车端 OBU 数据传输的时间消耗，就造成了自动驾驶车辆接收到路侧端的感知信息相比于车端传感器探测得到的感知信息始终存在较大的时间间隔。如果这个时间及间隔超过一定的阈值，路侧端的数据信息对于自动驾驶车辆而言将不再具有实际意义。

WO 2024/109594 端和路侧端对原始环境信息的获取并不是同步触发，PCT/CN2023/131604 端的激光雷达获取原始点云数据并不是在同一时刻，这导致同一个目标在车端和路侧端这个空间内并没有对齐统一，始终存在一些位置差异。这也导致了路侧端和车端的传感器信息融合时性能往往比单纯车端感知性能要差。

因此，如何提高车端和路侧端信息的时间同步一致性，缩小车端和路侧端两者感知信息的时间差，同时实现原始数据信息在路侧端和车端两种空间上的对齐统一，进而提升车路协同自动驾驶协同感知性能是本申请的主要目的。

请参考图 2，本申请一些实施例中提供一种车路协同的特征级感知融合方法，具体包括如下步骤。

步骤 S100：获取车端点云信息和车端点云信息对应的时间戳。

请参考图 3 为车路协同的特征级协同感知融合方法的技术流程图，一些实施例中，当车端计算单元每获取到一帧车端点云信息时，自动驾驶汽车会通过自身内部的高精度定位系统向车端通信单元 OBU 传输自身车辆的定位信息和当前时刻的时间戳，其中定位信息包括经纬度坐标和车身姿态朝向角信息。车端通信单元 OBU 将车端点云信息、车辆定位信息和对应的时间戳向所有路侧端进行广播，保证自动驾驶车辆附近的路侧端设施能够接收到车端点云信息、车辆的定位信息和对应的时间戳。一些实施例中，车端点云信息是指车端获取到的障碍物的点云信息。

步骤 S200：对车端点云信息进行特征提取以生成车端伪图像，对车端伪图像进行高维特征提取，以生成车端点云特征空间分布。

一些实施例中，利用点云物体检测网络对路侧端信息进行特征提取以生成车端伪图像，对车端伪图像进行高维特征提取，以生成 $6C*0.5H*0.5W$ 的车端点云特征空间分布；其中，C 为通道数；H 为高度；W 为宽度。

一些实施例中，点云物体检测网络采用 PointPillars 网络对路侧端信息进行特征提取。PointPillars 网络是一种点云物体检测网络，在架构上主要包括 Pillar Feature Net、Backbone 和 Detection Head 三部分，其中 Pillar Feature Net 用于将点云数据转换成伪图像，Backbone 利用 2D 卷积神经网络进行特征提取，Detection Head 用于对提取后的特征数据进行 3D 检测以得到目标信息。PointPillars 网络因为参数量少、网络计算速度快而被业内广泛采用。

步骤 S200 中对车端点云信息进行特征提取时，车端计算单元先通过 Pillar Feature Net 子网络从车端点云信息中得到一个 3 维且大小为 $1C*1H*1W$ 的张量，即一张伪图像。然后利用 Backbone 子网络对该伪图像进行高维提取，最终输出的特征张量大小为 $6C*0.5H*0.5W$ 的车端点云特征空间分布。其中，C 为通道数；H 为高度；W 为宽度。

步骤 S300：获取路侧端点云特征数据。

WO 2024/109594 路侧端点云特征数据通过对按照车端点云信息对应 PCT/CN2023/131604 诸的路侧端点云信息对应生成的伪图像，进行高维特征提取后，再进行降维压缩确定。路侧端点云信息通过点云物体检测网络对应生成伪图像，进行高维提取后生成 $6C*0.5H*0.5W$ 的路侧端点云特征空间。通过第一设定通道的第一设定卷积核对路侧端点云特征空间进行降维压缩，确定 $2C*0.5H*0.5W$ 的路侧端点云特征数据；其中， C 为通道数； H 为高度； W 为宽度。

路侧端计算单元利用安装好的高线束激光雷达实时获取路侧端点云信息，并按照车端点云信息对应的时间戳进行缓存以生成路侧端信息。在这样缓存的情况下，路侧端信息中会同时包含车端点云信息和车端点云信息对应的时间戳信息。根据获取到的车端点云信息对应的时间戳，从路侧端信息中抓取与车端点云信息时间最近的一帧路侧端信息作为输入数据。

将路侧端点云信息按照车端点云信息进行存储保证了车端点云信息和路侧端点云信息在时间维度上基本保持一致。假设激光雷达工作频率 f 为 20Hz，则可以保证车端点云信息和路侧端点云信息在数据获取时的最大原始时间差 $\Delta T_{max}=1/f=50ms$ 。

一些实施例中，路侧端获取到车辆的定位信息后，将路侧端信息从路侧端坐标系转换到对应的自动驾驶车辆坐标系下，可以极大方便车端点云信息和路侧端信息进行融合。

一些实施例中，步骤 S300 中获取路侧端点云特征数据时，路侧端计算单元先通过 Pillar Feature Net 子网络从路侧端信息中得到一个 3 维且大小为 $1C*1H*1W$ 的张量，即一张伪图像。然后利用 Backbone 子网络对该伪图像进行高维提取，最终输出的特征张量大小为 $6C*0.5H*0.5W$ 的路侧端点云特征空间。其中， C 为通道数； H 为高度； W 为宽度。

一些实施例中，为了减少路侧端点云特征空间从路侧端向车端占用的带宽，缩短数据从路侧端 RSU 到车端 OBU 的传输时间，对路侧端点云特征空间中的特征数据进行了必要的压缩。采用 $2*C$ 个 $1*1$ 卷积核对点云特征空间进行降维，从而达到数据特征压缩的目的。通过 $1*1$ 卷积核作用，将路侧端点云特征空间中的特征张量数据变为 $2C*0.5H*0.5W$ 的路侧端点云特征数据。

请参考图 4 和图 5， $1*1$ 卷积核实际上是对每个点云特征点，在不同的通道上进行线性组合（信息整合），且保留了点云特征原有平面结构。步骤 S300 中通过 $1*1$ 卷积核的数量来调控特征输出的深度，来实现对特征数据升维（如图 4 所示）或降维（如图 5 所示）的功能。如果 $1*1$ 卷积神经核个数超过原始点云特征的通道数量，则可以对点云特征数据进行升维，也即实现特征数据解压。同样如果 $1*1$ 卷积神经核个数少于原始点云特征的通道数量，则可以对点云特征数据进行降维，也即实现对特征数据的压缩。

在获取到路侧端点云特征数据后，通过路侧端 RSU 向车端 OBU 的信息广播，车端计算单元会迅速的接收到路侧端点云特征数据。

步骤 S400：对路侧端点云特征数据进行解压缩，利用特征空间矫正将解压缩后的路侧端

一些实施例中,当车端计算单元接收到路侧端发送过来的路侧端点云特征数据后,必须先经过必要的预处理。数据预处理首先包括对路侧端点云特征数据进行解压升维,路侧端点云特征数据解压升维主要是为了恢复路侧端原有的特征数据信息。

一些实施例中,利用第二设定通道的第二设定卷积核对路侧端点云特征数据进行升维,以生成 $6C*0.5H*0.5W$ 的升维后的路侧端点云特征数据;其中, C 为通道数; H 为高度; W 为宽度。

一些实施例中,数据预处理还包括对升维后的路侧端点云特征数据进行特征空间矫正。特征空间矫正主要是为了对路侧点云特征数据在车辆坐标空间内进行必要的矫正,从而与车端点云信息在车端空间内进行对齐。只有经过预处理后的路侧点云特征数据才能与车端点云信息进行融合。

一些实施例中,尽管车端点云信息和路侧端点云特征数据通过步骤 S100 和步骤 S300 中保证了两种不同来源的点云数据在时间维度上基本保持了一致,但是由于在数据获取的时间维度上两者之间始终会存在一定的误差($<50ms$)。由于这个时间延迟,运动目标(比如车辆)的初始位置和姿态往往在车端和路侧端这两个空间内会存在一定的偏移和旋转误差。因此为了消除这一误差,对路侧端点云特征数据进行了必要的空间矫正。请参考图 6,具体包括如下步骤。

步骤 S401: 利用 2D 卷积神经网络预测计算路侧端点云特征数据映射到车端点云特征空间分布的变换参数。

一些实施例中,特征空间转换参数主要用来计算空间变换的参数。从路侧点云特征数据空间转换到车端点云特征空间分布主要是平移和旋转操作。如下式所示,空间转换参数 A_θ 表示为 2 行 3 列的矩阵,采用 2D 卷积神经网络的深度学习方法得到特征空间转换参数 A_θ 。该卷积神经网络模块由 3 个卷积层,1 个全连接层,1 个逻辑回归层顺序组成。

$$A_\theta = \begin{bmatrix} \theta_{11} & \theta_{12} & \theta_{13} \\ \theta_{21} & \theta_{22} & \theta_{23} \end{bmatrix}$$

其中, A_θ 为变换参数, θ_{11} 为路侧点云特征数据转换到车端点云特征空间分布的第一转换参数, θ_{12} 为路侧点云特征数据转换到车端点云特征空间分布的第二转换参数, θ_{13} 为路侧点云特征数据转换到车端点云特征空间分布的第三转换参数, θ_{21} 为路侧点云特征数据转换到车端点云特征空间分布的第四转换参数, θ_{22} 为路侧点云特征数据转换到车端点云特征空间分布的第五转换参数, θ_{23} 为路侧点云特征数据转换到车端点云特征空间分布的第六转换参数。

步骤 S402: 根据变换参数确定路侧端点云特征数据在车端点云特征空间分布中对应的位置坐标。

一些实施例中,根据步骤 S401 中得到的特征空间转换参数 A_θ ,通过遍历车端点云特征空

间分布WO 2024/109594]坐标,利用如下公式计算出路侧端点云特征数据在PCT/CN2023/131604中分布中对应的位置坐标,并保存该位置坐标。

$$\begin{pmatrix} x_i^s \\ y_i^s \\ 1 \end{pmatrix} = A_\theta \begin{pmatrix} x_i^t \\ y_i^t \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} \theta_{11} & \theta_{12} & \theta_{13} \\ \theta_{21} & \theta_{22} & \theta_{23} \end{bmatrix} \begin{pmatrix} x_i^t \\ y_i^t \\ 1 \end{pmatrix}$$

其中, (x_i^t, y_i^t) 为车端点云特征空间分布中每个元素的元素坐标; (x_i^s, y_i^s) 为路侧端点云特征数据在车端点云特征空间分布中对应的位置坐标; θ_{11} 为路侧点云特征数据转换到车端点云特征空间分布的第一转换参数, θ_{12} 为路侧点云特征数据转换到车端点云特征空间分布的第二转换参数, θ_{13} 为路侧点云特征数据转换到车端点云特征空间分布的第三转换参数, θ_{21} 为路侧点云特征数据转换到车端点云特征空间分布的第四转换参数, θ_{22} 为路侧点云特征数据转换到车端点云特征空间分布的第五转换参数, θ_{23} 为路侧点云特征数据转换到车端点云特征空间分布的第六转换参数。

步骤 S403: 将路侧端点云特征数据按照位置坐标确定对应的特征值, 以完成路侧端点云特征数据对车端点云特征空间分布的映射。

一些实施例中, 利用双线性插值法确定路侧端点云特征数据在车端点云特征空间分布的坐标位置下的特征值。

一些实施例中, 假设步骤 S402 计算得到的路侧端点云特征数据对应的坐标 (x_i^s, y_i^s) 都是一个整数, 那么可以直接将路侧端点云特征数据中对应的特征值赋值给到车端点云特征空间分布坐标 (x_i^t, y_i^t) 对应的特征元素。然而步骤 S402 得到的路侧端点云特征数据对应的坐标 (x_i^s, y_i^s) 通常都是小数。因此, 需要采用双线性插值法来计算得到车端点云特征空间分布坐标对应的特征值。请参考图 7, 双线性插值的基本思想是通过某一点周围四个点的特征值来估计出该点的特征值。特征点 P 在 X、Y 轴上的坐标都是小数, 并且已知 P 点周围四个整数坐标点 Q_{11} 、 Q_{12} 、 Q_{21} 和 Q_{22} 的特征值, 双线性插值法利用如下公式求点 P 对应的特征值:

$$f(p) = (y_1 - y)(x_2 - x)f(Q_{11}) + (y_2 - y)(x - x_1)f(Q_{21}) + (y - y_1)(x_2 - x)f(Q_{12}) + (y - y_1)(x - x_1)f(Q_{22})$$

其中, P 为特征点, (x, y) 为 P 点的坐标, Q_{11} 、 Q_{21} 、 Q_{12} 和 Q_{22} 分别为 P 点相邻的四个点, (x_1, y_1) 为 Q_{11} 点的坐标, (x_1, y_2) 为 Q_{12} 点的坐标, (x_2, y_1) 为 Q_{21} 点的坐标, (x_2, y_2) 为 Q_{22} 点的坐标, $f(Q_{11})$ 、 $f(Q_{21})$ 、 $f(Q_{12})$ 和 $f(Q_{22})$ 分别为 Q_{11} 、 Q_{21} 、 Q_{12} 和 Q_{22} 对应的特征值。

步骤 S500: 将映射到车端点云特征空间分布的路侧端点云特征数据和车端点云特征空间分布进行融合, 以实现车路协同感知。

一些实施例中, 将车端点云特征空间分布和映射到车端点云特征空间分布的路侧端点云特

征数据WO 2024/109594进行级联得到新的融合特征。最终车端和路侧端融合特征矩阵大小为 $12C * 0.5H * 0.5W$ ，其中，C 为通道数；H 为高度；W 为宽度。

一些实施例中，在实现车路融合后，利用 Detection Head 对融合后的点云特征进行 3D 检测，得到 3D 目标的质心坐标、外轮廓尺寸以及目标朝向和类别信息。请参考图 8 为点云特征融合后得到的最终检测结果示意图。

请参考图 9，本申请一些实施例中提供一种车路协同的特征级感知融合系统 800，包括车端计算单元 810 和路侧端计算单元 820，下面进行具体描述。

车端计算单元 810 用于获取车端点云信息和车端点云信息对应的时间戳。并对车端点云信息进行特征提取以生成车端伪图像后，车端计算单元 810 对车端伪图像进行高维特征提取，以生成车端点云特征空间分布。

路侧端计算单元 820 用于获取路侧端点云信息，并将路侧端点云信息按照车端点云信息对应的时间戳进行存储以生成路侧端信息。路侧端计算单元 820 还对路侧端信息进行特征提取以生成路侧端伪图像，对路侧端伪图像进行高维特征提取后进行降维压缩，以生成路侧端点云特征数据。

车端计算单元 810 获取路侧端点云特征数据，并对路侧端点云特征数据进行解压缩，利用特征空间矫正将解压缩后的路侧端点云特征数据映射到车端点云特征空间分布。

车端计算单元 810 将车端点云特征空间分布和映射到车端点云特征空间分布的路侧端点云特征数据进行融合，以实现车路协同感知。

本申请建立了面向车路协同的特征级协同感知融合框架，其中车端和路侧端都采用了实时性最好的 PointPillars 网络进行点云特征提取。首先采用特征级的数据融合更适合对整个神经网络进行车端到路侧端的优化。车端和路侧端的网络可以作为一个整体进行训练和优化，这样能最大化结合路侧和车端两种不同来源数据信息的优势，提升 3D 目标检测的性能。其次基于特征级的数据融合相比于目标级数据融合，车端将能够在更短的时间内接收到路侧端传输过来的数据，保证数据融合的时效性。这样避免了目标级信息融合出现的因传输时延过高而无法有效融合的缺陷。

本申请利用 $1*1$ 的卷积核对点云特征进行数据压缩和数据解压，可以充分缩短路侧端向车端传输的数据量，减少对路侧端通信单元 RSU 和车端通信单元 OBU 的带宽需求，大大提高了数据处理的速度，保证了算法处理的实时性。尽管车端和路侧端两种不同来源的点云信息在数据获取的初始时刻基本保持了一致，但是在数据获取的时间维度上两者之间始终会存在一定的误差。本申请利用卷积神经网络对升维后的路侧端点云特征数据进行特征空间矫正，将路侧点云特征数据还原到车端点云数据获取那个时刻的状态。这样保证了两种数据的空间一致性，本申请对两种不同来源数据进行融合时具有一定的时延鲁棒性，间接提升了特征融合后目标检测

本领域技术人员可以理解，上述实施方式中各种方法的全部或部分功能可以通过硬件的方式实现，也可以通过计算机程序的方式实现。当上述实施方式中全部或部分功能通过计算机程序的方式实现时，该程序可以存储于一计算机可读存储介质中，存储介质可以包括：只读存储器、随机存储器、磁盘、光盘、硬盘等，通过计算机执行该程序以实现上述功能。例如，将程序存储在设备的存储器中，当通过处理器执行存储器中程序，即可实现上述全部或部分功能。另外，当上述实施方式中全部或部分功能通过计算机程序的方式实现时，该程序也可以存储在服务器、另一计算机、磁盘、光盘、闪存盘或移动硬盘等存储介质中，通过下载或复制保存到本地设备的存储器中，或对本地设备的系统进行版本更新，当通过处理器执行存储器中的程序时，即可实现上述实施方式中全部或部分功能。

以上应用了具体个例对本发明进行阐述，只是用于帮助理解本发明，并不用以限制本发明。对于本发明所属技术领域的技术人员，依据本发明的思想，还可以做出若干简单推演、变形或替换。

1. 一种车路协同的特征级协同感知融合方法，其特征在于，包括：

获取车端点云信息和车端点云信息对应的时间戳；

对所述车端点云信息进行特征提取以生成车端点云伪图像，对所述车端点云伪图像进行高维特征提取，以生成车端点云特征空间分布；

获取路侧端点云特征数据，所述路侧端点云特征数据根据按照所述时间戳进行存储的路侧端点云信息确定；

利用 2D 卷积神经网络预测计算所述路侧端点云特征数据映射到车端点云特征空间分布的变换参数；

根据所述变换参数确定路侧端点云特征数据在车端点云特征空间分布中对应的位置坐标；

将路侧端点云特征数据按照所述位置坐标确定对应的特征值，以完成路侧端点云特征数据对车端点云特征空间分布的映射；

将映射到车端点云特征空间分布的路侧端点云特征数据和车端点云特征空间分布进行融合，以实现车路协同感知。

2. 如权利要求 1 所述的车路协同的特征级协同感知融合方法，其特征在于，所述对所述车端信息进行特征提取以生成车端点云伪图像，对车端点云伪图像进行高维特征提取，以生成车端点云特征空间分布，包括：

利用点云物体检测网络对所述车端信息进行特征提取以生成车端点云伪图像，对车端点云伪图像进行高维特征提取，以生成 $6C*0.5H*0.5W$ 的车端点云特征空间分布；其中，C 为通道数；H 为高度；W 为宽度。

3. 如权利要求 1 所述的车路协同的特征级协同感知融合方法，其特征在于，所述路侧端点云特征数据根据按照所述时间戳进行存储的路侧端点云信息确定，包括：

所述路侧端点云特征数据通过对按照所述时间戳进行存储的路侧端点云信息进行特征提取后，进行高维特征提取再进行降维压缩后， $2C*0.5H*0.5W$ 的路侧端点云特征数据，其中，C 为通道数；H 为高度；W 为宽度。

4. 如权利要求 1 所述的车路协同的特征级协同感知融合方法，其特征在于，所述对所述路侧端点云特征数据进行解压缩，包括：

利用设定通道的设定卷积核对所述路侧端点云特征数据进行解压缩，以生成 $6C*0.5H*0.5W$ 的解压缩后的路侧端点云特征数据；其中，C 为通道数；H 为高度；W 为宽度。

5. 如权利要求 1 中所述的车路协同的特征级协同感知融合方法，其特征在于，所述利用 2D 卷积神经网络预测计算路侧端点云特征数据映射到车端点云特征空间分布的变换参数，包括：

利用 2D 卷积神经网络预测得到如下公式，以确定所述变换参数：

$$A_{\theta} = \begin{bmatrix} \theta_{11} & \theta_{12} & \theta_{13} \\ \theta_{21} & \theta_{22} & \theta_{23} \end{bmatrix},$$

PCT/CN2023/131604

其中, A_{θ} 为变换参数, θ_{11} 为路侧点云特征数据转换到车端点云特征空间分布的第一转换参数, θ_{12} 为路侧点云特征数据转换到车端点云特征空间分布的第二转换参数, θ_{13} 为路侧点云特征数据转换到车端点云特征空间分布的第三转换参数, θ_{21} 为路侧点云特征数据转换到车端点云特征空间分布的第四转换参数, θ_{22} 为路侧点云特征数据转换到车端点云特征空间分布的第五转换参数, θ_{23} 为路侧点云特征数据转换到车端点云特征空间分布的第六转换参数。

6. 如权利要求 1 中所述的车路协同的特征级协同感知融合方法, 其特征在于, 所述利用所述变换参数确定路侧端点云特征数据在车端点云特征空间分布中对应的位置坐标, 包括:

利用如下公式计算路侧端点云特征数据在车端点云特征空间分布中对应的位置坐标:

$$\begin{pmatrix} x_i^s \\ y_i^s \end{pmatrix} = A_{\theta} \begin{pmatrix} x_i^t \\ y_i^t \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} \theta_{11} & \theta_{12} & \theta_{13} \\ \theta_{21} & \theta_{22} & \theta_{23} \end{bmatrix} \begin{pmatrix} x_i^t \\ y_i^t \\ 1 \end{pmatrix}$$

其中, (x_i^t, y_i^t) 为车端点云特征空间分布中每个元素的元素坐标; (x_i^s, y_i^s) 为路侧端点云特征数据在车端点云特征空间分布中对应的位置坐标; θ_{11} 为路侧点云特征数据转换到车端点云特征空间分布的第一转换参数, θ_{12} 为路侧点云特征数据转换到车端点云特征空间分布的第二转换参数, θ_{13} 为路侧点云特征数据转换到车端点云特征空间分布的第三转换参数, θ_{21} 为路侧点云特征数据转换到车端点云特征空间分布的第四转换参数, θ_{22} 为路侧点云特征数据转换到车端点云特征空间分布的第五转换参数, θ_{23} 为路侧点云特征数据转换到车端点云特征空间分布的第六转换参数。

7. 如权利要求 1 中所述的车路协同的特征级协同感知融合方法, 其特征在于, 将路侧端点云特征数据按照所述位置坐标确定对应的特征值, 以完成路侧端点云特征数据对车端点云特征空间分布的映射, 包括:

利用双线性插值法确定路侧端点云特征数据在车端点云特征空间分布的坐标位置下的特征值。

8. 一种车路协同的特征级协同感知融合系统, 其特征在于, 包括:

车端计算单元, 用于获取车端点云信息和车端点云信息对应的时间戳, 并对所述车端点云信息进行特征提取以生成车端伪图像, 对所述车端伪图像进行高维特征提取, 以生成车端点云特征空间分布;

路侧端计算单元, 用于获取路侧端点云信息, 并将路侧端点云信息按照车端点云信息对应的时间戳进行存储以生成路侧端信息;

路侧端计算单元还对所述路侧端信息进行特征提取以生成路侧端伪图像, 对所述路侧端伪图像进行高维特征提取后进行降维压缩, 以生成路侧端点云特征数据;

车端WO 2024/109594所述路侧端点云特征数据，并对所述路侧端点云特征PCT/CN2023/131604：利用2D卷积神经网络预测计算所述路侧端点云特征数据映射到车端点云特征空间分布的变换参数；根据所述变换参数确定路侧端点云特征数据在车端点云特征空间分布中对应的位置坐标；将路侧端点云特征数据按照所述位置坐标确定对应的特征值，以完成路侧端点云特征数据对车端点云特征空间分布的映射；

车端计算单元将车端点云特征空间分布和映射到车端点云特征空间分布的路侧端点云特征数据进行融合，以实现车路协同感知。

9. 一种计算机可读存储介质，其特征在于，所述介质上存储有程序，所述程序能够被处理器执行以实现如权利要求 1-7 中任一项所述的方法。