车路协同感知技术作为自动驾驶领域的关键技术之一，通过融合自动驾驶车辆与道路基础设施之间的数据，显著提高了感知系统的效能和准确性。车路协同感知技术按照数据共享及协作的不同阶段可以划分为前期协同技术、中期协同技术和后期协同技术。接下来，将详细介绍车路协同感知技术在不同阶段的研究进展。

**（一） 前期协同感知技术**

前期协同感知技术也称为数据级协同 / 早期协同技术，关键在于将车辆和路侧设施采集的原始数据进行综合融合。这一阶段的特点是智能体（如自动驾驶车辆）接收来自其他智能体（如其他车辆或路侧传感器）的原始传感器数据，并将这些数据与自身采集的数据结合起来以获得全面的数据信息，进而使感知精度更高。目前，利用点云的不规则性和聚集性，对智能体采集的点云数据进行了融合感知，如协同3D目标检测系统模型、基于3D点云的协同感知模型，通过对激光雷达数据进行重构和空间连接，实现了点云数据的融合预测，取得了比数据后融合更好的效果。此外，提出了一种车路协同感知系统，通过基础设施与一定区域内的多车间信息交互共享车辆原始数据，合并车辆的视图信息，形成完整车辆视图，提升了多车感知方法的可扩展性和高效性。

然而，前期协同感知技术涉及大量原始数据，而原始数据中不可避免地包含一定的噪声，致使数据处理的复杂性增加；再加上，数据量较大，数据处理需要较多的计算资源，尤其是在边缘计算场景中，限于计算能力，实时处理和融合如此庞大的数据集变得更加困难。这就要求开发更高效的数据处理算法，以优化数据传输、减少延迟，在保证精度的同时降低对计算资源的需求。

**（二） 中期协同感知技术**

中期协同感知技术也称为特征级协同感知技术，优化了前期协同感知过程中的数据处理方式。在这一阶段，各智能体首先对采集的原始数据进行语义特征提取，然后将提取后的信息与自身的感知数据进行特征融合，最后做出更准确的预测和决策。在中期协同感知的过程中，特征提取的作用不仅是减少数据量，还在于提高数据的质量和相关性。通过筛选出具有代表性和重要性的特征，智能体可以更有效地理解和响应周围环境，但特征提取过程可能会导致原始数据中重要信息丢失以及产生不必要的信息冗余，削弱决策的准确性甚至带来计算资源的浪费，因此，选择合适的特征提取算法十分关键。目前，已有研究提出了一种基于点云特征的协同感知框架，利用特征级融合来实现端到端的3D目标检测，有效实现了数据压缩且可以部署在路侧以快速进行边缘计算。也有研究提出了一种协同空间特征融合方法，根据特征图提供的新的语义信息量来定义特征图权重，进行更有针对性的融合，显著提高了自动驾驶汽车的检行测精度和扩大了有效检测范围。

**（三） 后期协同感知技术**

后期协同感知技术也称为目标级协同感知技术，对网络输出层的信息进行融合，实现各智能体之间的检测信息共享与协作。在后期协同的实施过程中，每个智能体都独立地训练各自的网络模型，并将模型输出结果相互共享。这种方法允许每个智能体专注于其特定的数据处理任务，从而更高效地利用各自的计算资源。车辆或智能体接收来自其他智能体的输出结果并进行空间变换，再将感知结果合并，这种合并策略的优势在于其相对简单和节省带宽，无需传输大量的原始数据。

在后期协同感知技术的研究方面，研究人员分别利用雷达和摄像机进行目标检测，再对结果进行融合；通过将后融合与前融合结合以实现数据融合，利用单一传感器得到检测结果后再与另一传感器的原始数据进行融合，如利用相机图像进行目标检测后，再与激光雷达数据融合对结果进行验证。此外，有研究先利用激光雷达检测目标，再将点云目标映射到图像上，实现图像信息与激光雷达信息的融合。

后期协同感知技术仍存在一定的局限性。各智能体的输出数据可能包含噪声、不完整或片面，进而致使感知能力整体下降。虽然后期协同感知在资源使用、带宽占用方面更为高效，但在确保高质量感知和决策方面没有前期协同感知、中期协同感知有效。未来研究仍需要探索更先进的数据处理和融合算法，以提高后期协同中单个输出的准确性和完整性。

整体来看，车路协同感知技术的发展逐步由单一协同方法向多种策略协同感知发展，以提升整体感知性能、保持带宽和资源高效使用。这种综合方法旨在充分利用早期协同感知、后期协同感知方法的优势，实现更高效、更精确的数据处理与融合。通过结合早期协同感知的数据丰富性与后期协同感知在数据处理和传输效率上的优势，可以开辟一条新的发展道路。早期协同感知阶段提供的详细原始数据包含较多环境信息，为系统打下了坚实基础，有助于深入理解周围的交通状况和潜在挑战。同时，后期协同感知技术高效的数据处理和优化的传输策略，能够加速数据的处理流程，减少带宽占用，从而在保持数据质量的同时提高整体系统的运行效率。例如，研究人员设计了一种在波动网络带宽条件下有效利用网络资源的多方式协同感知方法，通过共享原始车辆数据、特征数据和目标数据三部分，实现了对数据资源的自适应信息传输。

综合协同感知策略还可以通过智能算法优化数据的选择和压缩，进一步减轻网络负担，提高数据传输的实时性。通过智能筛选关键信息，并在必要时进行实时的数据压缩和解压，可以确保仅传输最关键的信息，从而降低对网络资源的需求，确保系统的响应速度和准确性。通过不断优化和整合多种先进的协同感知技术，未来的智能交通系统将更加高效、安全地应对复杂多变的交通环境。

（***以上引用自论文Vehicle‒Infrastructure Cooperative Sensing: Progress and Prospect***）

**调研的论文**

**Cooperative Perception for 3D Object Detection in Driving Scenarios using Infrastructure Sensors**

使用的数据集：KITTI, CARLA

解决的问题：传感器数据的遮挡、有限的视场和低点密度无法通过从单一角度进行多模态传感

使用的新技术：提出了两种新颖的协作3D目标检测方案，融合了原始点云并引入神经网络架构，用于稀疏点云中的对象检测。提出了一个中央系统，该系统融合来自多个基础设施传感器的数据，允许通过共享资源分摊传感器和处理成本。按照我的理解，他们选择在传感器能见度高的地方共享高层次信息，在传感器能见度低的地方共享低层次信息。靠近传感器的物体被捕获到的点将具有高密度，因此在该信息只需要经过单一传感器来检测即可，而无需传输到中央融合系统，这样可以减少通信的带宽。

硬件实验环境：（未找到）

**Cooper: Cooperative Perception for Connected Autonomous Vehicles based on 3D Point Clouds**

使用的数据集：KITTI，OPV2V

解决的问题：这篇论文面临的主要问题依然是不准确的检测和车辆通信所需要的大宽带

使用的新技术：稀疏点云目标检测算法（SPOD），现有的基于卷积神经网络的目标检测算法只能检测一些高密度数据。而稀疏点云目标检测算法既可以检测低密度数据，也可以检测高密度数据

硬件实验环境：

* + 2 X 前视摄像头
  + 4 X 环视鱼眼摄像机
  + 1 X 惯性和 GPS 传感器
  + 1 X 前视 120◦ 雷达
  + 1 x Velodyne VLP-16 360◦ 激光雷达
  + 1 个Nvidia PX2

Velodyne VLP-16 360 LiDAR与雷达一起使用，雷达利用无线电波测量距离。LiDAR 提供低分辨率图像信息。四个鱼眼镜头相机用于感知和导航周围环境。IMU 传感器提供监控车辆动态变化运动的系统。此外，GPS 传感器数据可用于获得汽车位置或位置的粗略估计。Nvidia Drive PX2是一款用于自动驾驶的可扩展 AI 超级计算机。

**F-Cooper: Feature based Cooperative Perception for Autonomous Vehicle Edge Computing System Using 3D Point Clouds**

使用的数据集：

解决的问题：车辆和边缘服务器之间的数据共享受到可用网络带宽和自动驾驶应用的严格实时限制的限制

使用的新技术：基于点云特征的协同感知框架 （F-Cooper），该框架采用的是特征级融合，与传统的原始数据级融合相比，性能几乎差不多，但其可以部署在路边的边缘系统上，并且其所需要处理的数据为原始级数据的百分之一。

硬件实验环境：GeForce GTX 1080 Ti GPU

**V2VNet: Vehicle-to-Vehicle Communication for Joint Perception and Prediction**

使用的数据集：KITTI,OPV2V,V2XSet,V2X-SIM

解决的问题：当物体处于盲区或距离传感器较远的位置时检测性能的急剧下降

使用的新技术：一种新的感知和运动模型（V2VNet），构建了一个名为V2V-SIM的数据集。在这种模型中，每个单独的CARV会首先处理自己的传感器捕获到的数据，再将其转换为中间特征，对其实现压缩后再广播到车对车通信网络中，然后接受来自其他车辆的中间特征对其进行迭代。这个模型的优点是：深度网络中的中间特征的压缩比较容易实现，并且这样实现会减小预测所需要的宽带

硬件实验环境：（未找到）

**CoFF: Cooperative Spatial Feature Fusion for 3D Object Detection on Autonomous Vehicles**

使用的数据集：无

解决的问题：原始传感器数据量巨大，在车辆之间交换原始数据几乎不可行，这将导致现有网络基础设施出现严重瓶颈。而现有的F-Cooper模型虽然较好地降低了所需的宽带，但其基本只是解决了在宽带方面的问题，仍然无法较好的识别较小尺度和处于盲区的物体

使用的新技术：COFF，其能对融合出来的特征图进行有效整合，能够保留并且增强特征，同时能够抑制噪声特征。我的理解是，它对于一些较小尺度的物体和对于自己而言处于盲区的物体，会接受其他车辆传来的特征图并对其进行加权，随着发送方特征图权重的增加，接收方的特征图上的噪声将会逐渐被消除，从而可以提高目标检测的性能

硬件实验环境：配备 NVIDIA Quadro P4000 GPU 的台式机