

中山大学硕士学位论文

基于流数据的三维物体检测与追踪
3D Streaming-based Object Detection and Tracking

学 位 申 请 人 郭叙森
指 导 老 师 黄凯 教授
专 业 名 称 计算机科学与技术

答 辩 委 员 会 主 席 (签 名): _____

答 辩 委 员 会 委 员 (签 名): _____

二〇二〇 年 五 月 二十 日

论文原创性声明

本人郑重声明：所呈交的学位论文，是本人在导师的指导下，独立进行研究工作所取得的成果。除文中已经注明引用的内容外，本论文不包含任何其他个人或集体已经发表或撰写过的作品成果。对本文的研究作出重要贡献的个人和集体，均已在文中以明确方式标明。本人完全意识到本声明的法律结果由本人承担。

学位论文作者签名: _____

日期: 年 月 日

学位论文使用授权声明

本人完全了解中山大学有关保留、使用学位论文的规定，即：学校有权保留学位论文并向国家主管部门或其指定机构送交论文的电子版和纸质版；有权将学位论文用于非赢利目的的少量复制并允许论文进入学校图书馆、院系资料室被查阅；有权将学位论文的内容编入有关数据库进行检索；可以采用复印、缩印或其他方法保存学位论文；可以为建立了馆际合作关系的兄弟高校用户提供文献传递服务和交换服务。

保密论文保密期满后，适用本声明。

学位论文作者签名: 导师签名:

日期: 年 月 日 日期: 年 月 日

论文题目 : 基于流数据的三维物体检测与追踪

专业 : 计算机科学与技术

硕士生 : 郭叙森

指导老师 : 黄凯 教授

摘要

近年来，随着深度学习技术的不断发展，三维物体检测领域取得了许多令人瞩目的成果，这些研究成果带动着众多自动驾驶创业公司蓬勃发展。然而，目前大多数三维物体检测方法都是针对单帧数据的，这些方法忽略了帧数据的时间连续性，无法利用帧与帧之间的时序信息，对检测算法的落地增加了不少难度。本工作旨在探索三维物体检测中时序信息的利用问题，通过深度学习技术去挖掘流数据的帧间相关性。为此，本文针对性地构建了一个基于关键帧的双路三维物体检测网络。该网络首先对关键帧进行物体检测，然后基于神经网络学习到的时序信息，将关键帧的检测结果传播到非关键帧。该传播过程可以将不同帧的同一物体关联，因此在得到检测结果之后，追踪结果也很容易获得，从而使得该网络同时具备三维物体检测与多目标追踪的能力。实验表明，本方法在速度与精度上都要优于同类型的单帧物体检测网络。在 KITTI 数据集的目标追踪比赛中，本方法在三维多目标追踪任务中取得了和当前最好方法相当的性能，分别取得了 76.68% 的 MOTA 和 81.65% 的 MOTP。

关键词：自动驾驶；三维物体检测；多目标追踪；时序信息；关键帧

Title: 3D Streaming-based Object Detection and Tracking

Major: Computer Science and Technology

Name: Guo Xusen

Supervisor: Prof. Huang Kai

ABSTRACT

Recent approaches for 3D object detection have made tremendous progresses due to the development of deep learning. However, previous researches for detection are mostly based on individual frames, leading to limited exploitation of information between frames. In this paper, we attempt to leverage the temporal information in streaming data and explore 3D streaming based object detection as well as tracking. Toward this goal, we set up a dual-way network for 3D object detection based on key frames, then propagate predictions to non-key frames through a motion based interpolation algorithm guided by temporal information. Our framework is not only shown to have significant improvements on object detection compared with frame-by-frame paradigm, but also proven to produce competitive results on KITTI Object Tracking Benchmark, with 76.68% in MOTA and 81.65% in MOTP respectively.

Keywords: Autonomous driving; 3D object detection; Multiple object tracking; Temporal information; Key frame

目 录

第 1 章 引言 ······	1
1.1 研究背景与意义 ······	1
1.2 国内外研究进展 ······	4
1.3 本文工作及创新点 ······	9
1.4 文章组织与结构 ······	10
第 2 章 目标检测与多目标跟踪 ······	11
2.1 目标检测 ······	11
2.2 目标跟踪 ······	21
2.3 本章总结 ······	26
第 3 章 流数据的三维目标检测与跟踪 ······	27
3.1 框架整体结构 ······	27
3.2 三维物体检测模块 ······	28
3.3 Shared RPN 模块 ······	33
3.4 时序信息处理模块 ······	35
3.5 运动插值模块 ······	37
3.6 多目标追踪 ······	40
3.7 本章总结 ······	40
第 4 章 实验过程与结果分析 ······	41
4.1 KITTI 数据集介绍 ······	41
4.2 数据预处理 ······	43
4.3 模型训练 ······	46
4.4 实验结果分析 ······	46
4.5 本章总结 ······	53
第 5 章 结果展示 ······	54
5.1 验证集结果展示 ······	54
5.2 测试集结果展示 ······	54

第 6 章 总结与展望	59
6.1 全文总结	59
6.2 展望	60
参考文献	61
攻读硕士学位期间发表学术论文情况.....	66
致 谢	67

第1章 引言

本章主要介绍了自动驾驶的技术背景以及三维物体检测在自动驾驶技术中的重要作用，然后引出了目前三维物体检测技术的局限性。之后，本章介绍了目前国内外对三维物体检测的研究进展，也简单介绍了三维多目标追踪的研究进展。最后，本章简要概括了本文的工作重点以及技术创新要点，强调了本文研究对于自动驾驶领域的重要意义。

1.1 研究背景与意义

近几年来，深度学习的迅猛发展赋予了机器越来越强的智能。在计算机视觉、自然语言处理等领域的某些任务上，机器甚至能够表现出比人类更好的性能[1, 2]。在这样的大背景下，无人驾驶（Autonomous Driving）作为最能够体现机器智能的应用场景之一，受到了学术界和工业界的广泛关注。无人驾驶要求机器能够像人类一样识别道路场景，包括行人和车辆的状态以及车道线等，并且能够根据这些信息高效地进行路径规划来实现与人类类似的驾驶行为。无人驾驶应用十分广泛，无论是民用还是军工领域。机器取代人类驾驶车辆，一方面能让人们出行效率更高，另一方面，机器之间的通讯比人类效率更高，这使得车辆能够更好的规划自己的行驶路径，降低交通事故发生概率。作为智慧城市的不可缺少的组成部分，无人驾驶也能在非常时期发挥重要作用。譬如在面对重大传染病时（如2019年末爆发的COVID-19），人员之间要尽量减少接触，此时无人驾驶能在保证安全的情况下，极大方便人们的日常生活，包括出行以及货物配送。因此，无人驾驶作为可预见的未来技术，一直是各国在高科技领域的“必争之地”。近十几年来，国内外的无人驾驶平台如雨后春笋般冒出，既有老牌互联网大公司开展的新业务，如国内百度的Apollo¹（如图1-1），美国Google的Waymo²（如图1-2）等；也有新型汽车行业巨头，如Uber、特斯拉、滴滴、上汽等；另外，还有新兴的无人驾驶创业公司，如pony.ai、图森未来、驭势科技等。这些都是推动无人驾驶商业化不可忽视的力量，也是推动无人驾驶技术落地的中坚力量。

¹<http://apollo.auto/>

²<https://waymo.com/>



图 1-1 Apollo 自动驾驶汽车



图 1-2 Waymo 自动驾驶汽车

无人驾驶技术主要包括感知、决策和规划三个重要模块，其中感知模块是无人驾驶技术的基础，也是难点。感知模块的任务是赋予机器理解环境的能力，使机器能够准确捕获复杂道路场景的有用信息。目前无人驾驶车辆依赖多种传感器感知环境，譬如激光雷达(LIDAR)、摄像头、毫米波雷达等。这些传感器都有着各自的优缺点，特别是在价格、使用场景以及探测距离方面，如表1-1所示。因此，目前绝大多数自动驾驶公司在感知模块都使用多传感器融合技术，让各传感器优劣互补。多传感器采集的数据会通过算法进行融合，尽可能准确的还原真实的三维环境信息，以便用于后续的目标检测以及跟踪等任务。

环境感知中一大核心任务是物体检测(Object Detection)，即通过分析传感器采集的数据，确定环境中各目标的位姿，包括其在世界坐标系下的坐标、形状信息以及朝向。不同于以图像为主要数据载体的二维物体检测，自动驾驶领域的物体检测任务要求预测目标在三维空间的位姿信息，即三维目标检测。三维目标检测比二维目标检测更加具有挑战性，这是因为维度诅咒(the curse of dimensionality)的存在：当维度增加时，空间的体积增加的非常之快(以指数增加)，以致于可用的数据变得稀疏。三维物体检测的一大挑战，就是三维数据的稀疏性。目前无人驾驶中三维数据的获得主要是依靠激光雷达，其原理是通过高速旋转的激光发射器向周围发射激光，然后检测接收到反射回来光线的时间间隔来计算反射点的距离。激光雷达的线束对其分辨率有很大影响，特别是对于远距离的目标，在低线束(例如 16 线)激光雷达中可能只有稀疏的几个点，完全无法分辨。而分辨率高的高线束的激光雷达则十分昂贵，以 Velodyne 64 线激光雷达为例，其价格高达十几万美金，因此多数无人驾驶技术方案都需要在激光雷达分辨率与价格之间做出权衡。最近一种非完全旋转的激光雷达——固态激光雷达³受到越来越多

³<http://www.robosense.cn/rslidar/rs-lidar-m1>

表 1-1 自动驾驶各传感器对比 [3]。

传感器	激光雷达 (LIDAR)	摄像头 (Camera)	毫米波雷达
外形			
价格	8000 美元以上	35-50 美元	300-500 美元
优点	扫描周围环境得到精确环境信息、距离信息	成本比较低，通过算法可以实现各种功能	不受天气影响，测量精度高
缺点	成本高，大雾、雨雪天气效果差，无法图像识别	恶劣环境下失效，难以测距，探测距离较近，算法要求高	无法识别行人

人的关注，它们具备数据采集速度快、分辨率高、价格低廉以及环境适应性强等特点，被自动驾驶行业给予厚望。然而目前该技术尚不成熟，还没经过广泛的实际场景检验，离落地还有一段时间，因此暂时不在各大方案的候选传感器之内。短期来看，传统的机械式激光雷达仍是各大自动驾驶平台的首选。

根据使用传感器数据的不同，目前三维物体检测的研究主要有三个方向：基于图像数据的方案 [4, 5]，基于点云数据的方案 [6–10]，以及基于多传感器数据融合的方案 [11–13]。借助深度学习技术，这些方案都取得了很不错的成绩。尽管如此，目前基本所有的三维物体检测方案都是针对单帧数据进行检测。对于真实的自动驾驶场景的物体检测任务来说，数据都是以流的形式连续获取的。从算法落地的难易程度方面考虑，开发针对流数据的三维物体检测算法相比于基于单帧的三维物体检测算法更加具有优势。相比于单帧数据，流数据可以提供同一目标在一段时间内的连续信息。一方面，由于检测噪声（误检测的物体）在时间维度上连续性较差，因此时序上的连续信息有利于检测算法筛选误检测的目标。另一方面，对于遮挡以及物体框被边界截断的目标，在流数据中可以利用前后帧的信息对其进行补全，从而获得更好的检测性能，这对于基于单帧的检测算法来说是难以实现的。最后值得注意的是，流数据一般有很强的数据冗余性，即相邻帧之间绝大多数信息都相同，只有存在物体运动的区域才会有些许差异。对于流数据物体检测，如果使用基于单帧的物体检测算法，则需要逐帧进行检测，然后

再将结果关联，这个过程会存在很多重复计算的过程，十分耗时。但是如果使用基于流数据的物体检测算法，则有可能只对少量帧（例如关键帧）进行检测，然后利用流数据的冗余性与时序信息将检测结果传播到其余帧，从而能够更为高效的完成三维物体检测任务。因此，将基于单帧的三维物体检测算法扩展到流数据场景，能显著提高三维物体检测算法的准确率与效率，也是将三维物体检测技术落实到实际场景的必经之路，具有很强的实践意义。本工作旨在探索基于关键帧的三维流数据物体检测框架，同时也探究了三维时序信息的特征编码以及预测框的传播算法，为后续三维目标检测算法的落地工作提供一个可行的参考方案。

1.2 国内外研究进展

目前国内外针对流数据的三维物体检测研究还较少，而基于单帧数据的三维物体检测以及基于视频流的二维物体检测的研究较为丰富。因此，本节将简要概述三维物体检测以及视频流物体检测的前沿进展，并分析这些方法的优缺点。另外，本节也将简要介绍三维场景的多目标跟踪的前沿进展，为本工作中多目标跟踪部分提供参考。

1.2.1 三维物体检测

目前大多数三维物体检测研究可以归类为三大方向：基于图像数据的方案，基于点云数据的方案，以及基于多传感器数据融合的方案，如图1-3所示。基于图像数据的方案中，又可分为基于单目相机数据、基于双目相机数据的三维目标检测；而基于点云数据的方案中根据点云数据的特征提取方式不同又可分为基于点的（Point-based）、基于体素的（Voxel-based）以及基于投影的（Projection-based），这些方法都将在本小节详细介绍。

1.2.1.1 基于图像数据的三维物体检测

基于图像数据的三维物体检测有两大类，一类是使用单目摄像头数据，另一类是使用多目（一般为双目）摄像头数据。对于单目摄像头数据，由于摄影几何学的限制，只凭一幅图像是无法恢复出像素点的三维信息的，也无法获得物体的真实的尺寸信息。然而对于特定类型的物体是有可能的，这是因为特定类型的目标往往具有很强的先验信息。这些信息可以被用来构建目标的几何模型，从而使三维物体检测能够顺利进行。对于单目图像三维物体检测，目前有基于目标几何

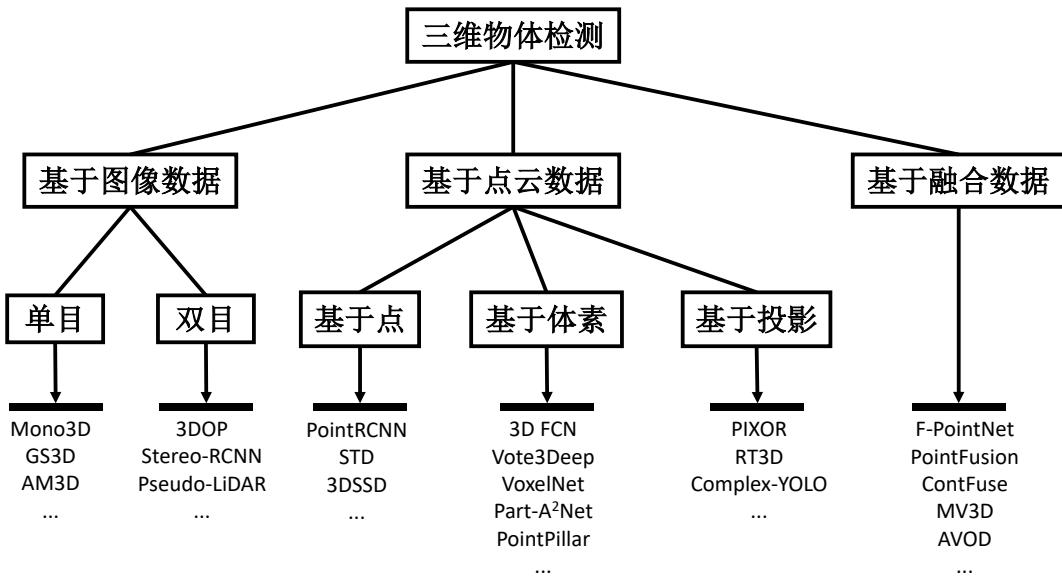


图 1-3 三维物体检测方法分类。

约束提取 3D 候选框然后将其投影到图像平面提取特征进行预测的，如 Mono3D [4]；也有先对图像进行二维目标检测得到二维边界框，然后利用先验信息对车辆的 3D 位姿进行建模，从而得到车辆的三维边界框，如 [14] 以及 GS3D[15]；另外也有工作使用现有 2D 物体检测框架以及深度图预测网络得到 2D 边界框和深度图像，然后再根据相机参数将深度图转换为三维点云，然后利用 2D 边界框对点云进行分割，最后嵌入 RGB 信息并使用 PointNet[16] 回归出三维边界框，如 AM3D[17]。然而，使用单张图像毕竟无法很好地获得物体三维信息，因此这类方法需要人工设计的几何特征来表征物体的深度信息。虽然数据采集简单，速度快，但是检测精度差，落地难。

双目摄像头从生物学上来说很接近人类的双眼视觉系统。对于双目摄像头数据，可以进行双目立体视觉匹配，通过相机之间的相对位置信息可以得到像素点的深度，从而可以在一定程度上恢复物体的三维信息。双目视觉相比于单目视觉有着更强的空间约束关系，因此结合场景先验，可以得到比单目相机更准确的三维物体检测结果。例如，对于两幅成对的图像，3DOP[5] 首先采用了 Yamaguchi 的方法 [18] 计算每个像素的深度，生成点云数据，然后采用 Struct-SVM⁴优化方法 [19] 提取 3D 候选框，最后采用与 Fast-RCNN[20] 类似框架对 3D 候选框进行判别和回归，得到最终的预测框。Stereo RCNN[21] 则将 Faster-RCNN[22] 网络扩展到双目立体视觉，将左右图像输入两个相同候选框提取网络，然后通过自动对

⁴http://www.cs.cornell.edu/people/tj/svm_light/svm_struct.html

齐学习计算出左右视图中匹配的候选框，最后通过稠密匹配优化得到最终的三维检测结果。此外，还有工作使用双目相机数据生成伪激光雷达数据，然后使用这些点云数据进行三维物体检测。伪激光雷达数据的生成一般使用的是 DRON[23] 或 PSMNET[24] 等深度估计网络，这类方法的代表是 Pseudo-LiDAR[25, 26]。不过双目视觉对于远处的像素点深度估计非常不准，并且存在盲区，因此基于双目视觉的三维物体检测方案存在自身的理论缺陷，只能依靠神经网络根据先验信息弥补系统误差。

1.2.1.2 基于点云数据的三维物体检测

基于点云数据的方案是三维物体检测的主流方向，根据点云数据的特征提取方式不同这些方法又可分为 Point-based、Voxel-based 以及 Projection-based，本小节将详细介绍这三类方法。

Point-based 的方法是直接在点云中提取特征，可以使用 PointNet[16], PointNet++[27], PointCNN[28], PointSIFT[29], Octnet[30], Dynamic Graph CNN[31] 等方法提取点的特征。Point-based 的方法中比较有代表性的是香港中文大学提出的 PointRCNN[10] 以及其后续工作 STD[32] 和 3DSSD[33]。PointRCNN 方法分为两步，第一步是将整个场景的点云分割为前景点和背景点，然后以自下而上的方式生成高质量候选框；第二步是将每个候选框进行坐标规范化，以便更好的学习局部空间特征然后生成更精确的边界框。STD 在此基础上提出了一种基于球形锚点框的点云候选区域提取网络，然后引入了新的点池化层将候选区域内部点的特征从稀疏表达转化为稠密表达。相比于 PointRCNN，STD 具有更高的召回率以及更少的计算量。3DSSD 是同一个研究团队提出的更加轻量型的单阶段三维物体检测网络，该网络提出了一种新的融合采样策略替代之前的上采样层，能够在准确率和速度上达到很好的平衡。这些方法在点云特征提取上都借鉴了 PointNet++ 的思想，特别是使用 *set abstraction* 操作在点云特征提取中引入可变的感受野。

Voxel-based 的方法使用三维体素网格编码点云特征，每个体素立方体的值由该立方体内的点决定，从而将不规则的三维点云数据编码成规则的三维体素数据，便于后续使用神经网络进行特征提取。这方面的代表工作有 3D FCN [6]、Vote3Deep [7]、VoxelNet [8]、Part-A²Net[34] 以及 PointPillar[35] 等。3D FCN 和 Vote3Deep 直接对网格化的点云数据使用 3D 卷积提取特征，由于点云非常稀疏

并且 3D 卷积需要在三个维度上操作，因此整个检测、定位的过程极其耗时。此外，受到感受野的影响，传统的 3D CNN 并不能很好的学习不同尺度的局部特征。VoxelNet 只对非空的网格进行特征提取，并且使用多尺度结构学习不同尺度的信息，一定程度上弥补了这类方法的劣势。Part-A²Net 直接引用了 VoxelNet 的体素化方法，使用了稀疏卷积以及子流型稀疏卷积 (Submanifold Sparse Convolution[36]) 提取点云特征。PointPillar 则是提出新型的垂直柱体网格化方法编码点云特征，使得编码速度更快。这类方法的一大缺点是体素大小不好确定，太大的话信息损失严重，太小则会造成巨大的计算量。

Projection-based 的方法是将点云在高度方向进行投影，将三维数据降维成二维的俯视图 (BEV, bird eye view) 数据。考虑到在驾驶场景中，道路基本是共而且水平的，因此在高度方向上投影对物体的位姿信息基本没有损失。经过投影操作后，就能直接使用二维图像物体检测的方法进行物体检测。PIXOR [37]、RT3D[38] 以及 Complex-YOLO [9, 39] 等属于这类方法，这些方法主要不同点在于点云的投影视角以及投影方式。虽然降维能够带来速度的极大提升，然而由于点云数据的稀疏性，经过投影后目标的特征点损失很严重。特征点的不足会很大程度上影响检测结果的准确性，特别是对于远处的目标以及小目标。

1.2.1.3 基于多传感器数据融合的三维物体检测

点云的稀疏性以及图像缺少深度信息都限制着相应方法的性能，一个自然而然的想法就是将这两种数据融合，从而达到更好的检测性能。基于多传感器融合的方法通过算法融合点云数据以及图像数据，从而提升三维物体检测的准确率。这类方法的代表有 F-PointNet [11]、PointFusion[40]、ContFuse[41] 以及 MV3D [12]、AVOD [13] 等。这些方法的区别主要在于数据融合的方式不同，F-PointNet 首先使用二维物体检测方法检测出图像中的所有物体，之后对于每个物体，将其反投影回点云中得到一个视锥区域，之后使用 PointNet++[27] 对该区域内的点进行分割，最后进行框回归。该方法通过先在图像中找出目标的大致区域，从而减少了算法在点云空间的搜索空间。然而，该算法的准确率受二维物体检测精度影响很大，在第一步没有检测出的物体，之后没有其他办法弥补。PointFusion 和 ContFuse 都是先分别在图像与点云数据中使用网络提取特征，然后将这两类特征进行融合并实现三维物体检测。MV3D 则是将二维物体检测中的区域提取网

络扩展到三维空间，提出了三维特征提取网络分别提取点云以及图像特征，然后通过一个特征融合模块得到多视角融合特征，最后基于融合特征进行三维物体检测。AVOD 在 MV3D 的基础上改进了特征提取模块，引入了编码器-解码器结构从而能够得到全分辨率的特征图，重点提升了小物体的定位精度。本文工作中的检测模块是在 AVOD 框架的基础上进行改进的，使其能支持多帧输入，并引入了时序信息处理模块融合连续帧信息。

1.2.2 视频流物体检测

视频流物体检测与单帧物体检测的主要区别在于是否利用了时序信息。对于视频流物体检测而言，时序信息是物体的位姿在时间上连续性的抽象体现。目前，大多数视频流物体检测方法都是在两个层面利用时序信息，特征提取层面以及最终的边界框回归层面。对于特征处理层面，一般是根据运动信息将前后帧的特征整合到关键帧，以丰富关键帧中物体的特征。这个过程中需要使用到光流信息，即图像中各像素点的运动信息，该方向的代表有 FGFA [42] 系列工作。一般来说光流信息的获取是比较困难的，这也是限制这一类方法进一步发展的主要障碍。对于在边界框回归层面利用时序信息，主要的工作有 T-CNN [43, 44] 与 Seq-NMS [45] 等。T-CNN 使用预先计算的光流信息将关键帧的检测结果传播到临近帧，而 Seq-NMS 则是通过整合连续几帧的高置信度的候选框来提升目标检测中非极大值抑制算法的性能。最近，也有一些工作试图通过神经网络学习连续帧之间的时序信息，从而避免使用高代价的光流数据。这类方法的代表有 D&T [46]。D&T 提出了一个双路目标检测网络，可以同时实现视频流的目标检测以及目标追踪。该网络可以输入多帧数据进行检测，并且通过互相关操作 (Cross-correlation) 来学习相邻帧之间相同物体的对应关系以及位置偏移。本工作的网络框架在一定程度上也借鉴了 D&T 的结构，不过我们在它的基础上进行了很大的改进，使其能够适应三维空间的流数据物体检测。

1.2.3 三维多目标追踪

目前基本上所有的三维多目标追踪方法都是先对流数据的每一帧进行目标检测，然后再将这些检测框关联起来，这种方法也被称为 *Tracking by Detection* [47] 模式。三维多目标追踪的工作有很多，比较有代表性的有 FaF [48], 3D-

CNN/PMBM [49] 以及 DSM [50] 等。FaF 使用首先将点云流数据结构化成四维张量，然后构建了一个简单的特征提取网络提取特征，最后使用不同的网络头分别预测得到三维目标检测、多目标追踪以及物体运动方向预测结果。该方法能够整合前 n 帧的检测结果得到更精确的物体运动轨迹。然而该方法计算量巨大，并且网络参数调节需要很高的技巧。3D-CNN/PMBM 首先构建神经网络从单张图像预测物体的三维位姿，然后将所有帧的检测框送入泊松多重伯努利 (Poisson Multi-Bernoulli Mixture, PMBM) 混合追踪滤波器进行滤波，得到最终的三维多目标追踪结果。该方法只使用单帧图像进行三维目标检测，效果有限。DSM 首先使用单帧三维物体检测框架 MV3D [12] 对每一帧数据进行物体检测得到三维检测框，然后通过一个匹配网络 (*Matching net*) 以及得分网络 (*Scoring net*) 关联所有的检测框。该方法需要对每一帧数据进行检测，无法有效利用帧与帧之间的时序信息，因此不是针对流数据的高效追踪方法。

1.3 本文工作及创新点

本文创新性的提出了一个双路物体检测与追踪 (**Dual-way Object Detection and Tracking, DODT**) 框架，实现了流数据场景的高效三维物体检测与追踪。DODT 框架的构建是基于以下几个观察：(1) 点云数据能够与图像数据融合从而丰富物体的视觉特征，这点在 [12, 13] 中得到了证实；(2) 除了通过光流数据，时序信息也能够通过计算相邻帧间的互相关信息，这点通过 D&T[46] 也能够得到验证；(3) 特征在连续帧之间的变化是连续的，我们可以只对关键帧进行检测，然后将结果传播到非关键帧，这样可以极大的减少计算量。对于第一点，本文借用了 AVOD[13] 中的数据融合方案，将点云数据的 BEV 视图信息与图像数据融合。对于第二点，本文构建了一个时序信息处理模块 (Temporal module)，该模块使用互相关操作 (Cross-correlation) 在点云数据的 BEV 视图空间中计算相邻关键帧的时序特征，然后预测相同物体在两关键帧中同时出现的概率以及对于的位姿偏移量。与 [46, 51] 不同的是，本模块的互相关操作是在候选框层面上进行的，不需要针对全局进行搜索计算，这极大地提高了互相关信息的提取效率。对于最后一点，我们将 DODT 框架的目标检测模块设计成了双路结构。这样该模块就能够同时输入两帧相邻关键帧数据，并且实现只对关键帧数据进行预测然后将结果

传播到非关键帧，此外这也保证了时序信息处理模块的正常运行。另外，为了进一步提高框架的运行效率，本文还设计了一个共享 RPN (Shared Region Proposal Network, Shared RPN) 模块，该模块可以生成供两检测分支共同使用的三维候选框。最后，为了生成所有帧的检测结果，本文设计了一个基于运动模型的框插值算法，该算法利用关键帧的检测结果以及时序模块预测的信息，插值生成非关键帧的检测结果。同时，该插值算法还能够将不同帧的物体边界框关联起来，得到三维物体的多目标追踪结果。

综上所述，本文的贡献及创新点列举如下：

- 本文提出了一个名为 DODT 的双路检测网络，该网络能够同时精确地完成流数据的三维物体检测以及多目标追踪任务。
- 本文提出了一个时序信息模块，能够在候选框层面编码相邻关键帧之间的时序信息。相比于 [46, 51] 中方法，该方法更加灵活，也更加高效。
- 本文设计了一个共享 RPN 模块，该模块能够显著提高相邻多帧在目标检测中候选框提取的效率。
- 本文开发了一个基于运动模型的框插值算法，该算法能够有效的将关键帧的预测框传播到非关键帧，同时也能够高效的将所有物体边界框关联起来，实现三维多目标追踪。

1.4 文章组织与结构

本文的主要内容分为五章。第一章为引言，介绍项目的研究背景和意义，国内外的研究进展以及本文工作的简单介绍和创新点；第二章介绍本工作涉及到的一些技术的基础理论，分为目标检测与目标追踪两大块；第三章详细地介绍了本文提出的 DODT 框架的构造和原理，是全文的重点内容；第四章主要介绍了本项目的实验设计、实验结果分析以及结果展示，该部分也是全文的重点内容；最后一章总结本文的工作，然后介绍本文工作的不足之处以及后续的研究方向。

第 2 章 目标检测与多目标跟踪

本工作主要涉及到目标检测与多目标跟踪领域，相关技术原理比较多。在详细介绍本工作主要内容之前，有必要单独使用一章内容介绍目标检测与多目标跟踪的相关技术原理，为下一章 DODT 模型的介绍提供技术参考。

2.1 目标检测

目标检测（Object Detection）作为计算机视觉中最基本的任务之一，一直以来都受到了学术界与产业界的密切关注。特别是在最近二十多年，随着深度学习技术的飞速发展，神经网络已经是目标检测中必不可少的组成部分。可以说，是深度学习的引入将目标检测推向了新的高度，使其性能远远超出了传统方法。以图像数据为例，目标检测需要在图片中精确找出物体所在的位置（一般以矩形框出），并标注物体的类别。由于物体的尺寸变化范围很大，摆放物体的角度、姿势等也不确定，并且物体间也会有重叠，这些问题使得目标检测问题并不是那么容易解决。现阶段基于深度学习的目标检测框架主要有两类，一类是以 Faster-RCNN[22] 为代表的两阶段目标检测方法，另一类是以 YOLO[52] 为代表的单阶段目标检测方法。本小节将详细介绍这两种框架的发展历史、框架结构与实现原理，此外，本小节也将简单介绍三维目标检测与二维目标检测的差异。

2.1.1 两阶段目标检测

目标检测任务包含目标识别以及目标定位两个子任务，一般的实现思路是先用区域提取算法截取图像中可能是目标的区域（候选区域），提取特征后分别送入分类器进行分类，以及使用回归算法获得精确的目标边界框（bounding box, bbox）。先使用一个模块提取候选区域框，然后使用另外的模块完成后续的分类回归任务，这就是两阶段物体检测的实现思路。两阶段物体检测算法的代表是 R-CNN 系列工作，该系列历经 R-CNN[53], Fast-RCNN[20] 再到 Faster-RCNN[22]，将两阶段物体检测框架不断完善，成为目标检测领域的经典之作。

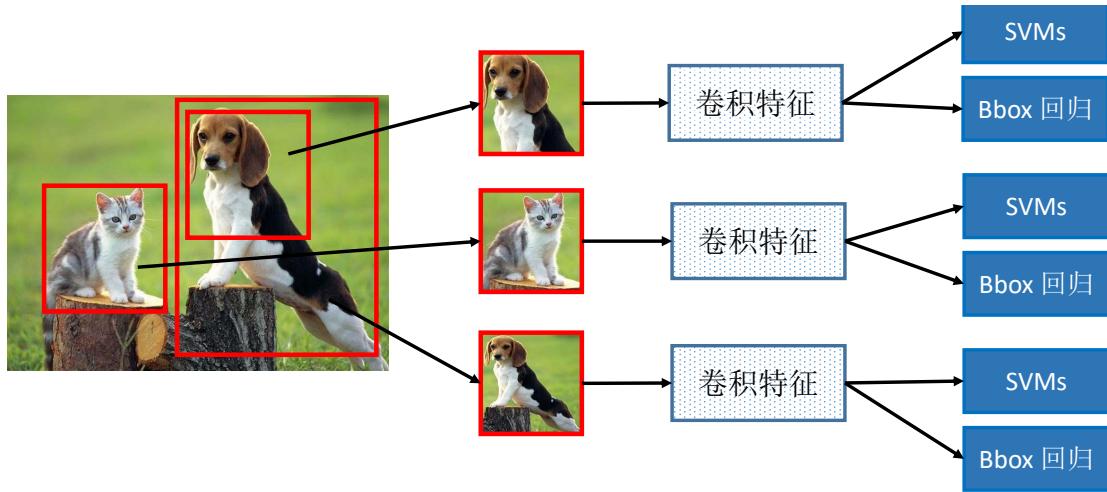


图 2-1 R-CNN 结构示意图，红框为由选择性搜索算法生成的候选框。

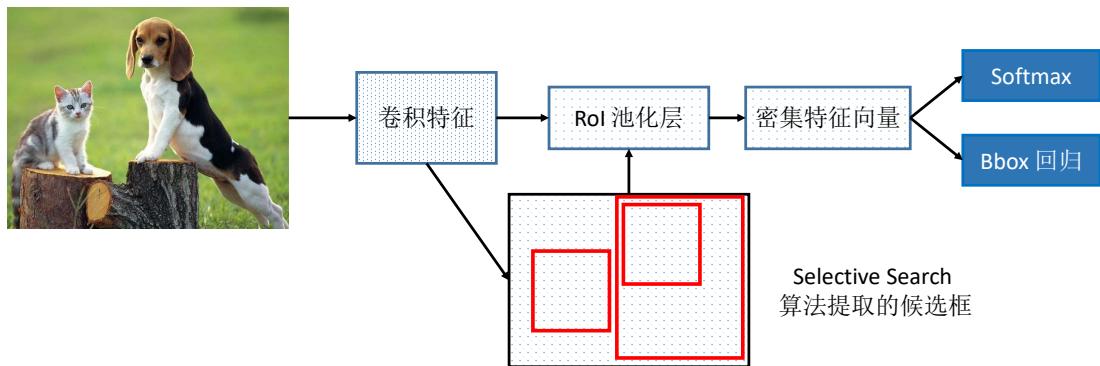


图 2-2 Fast-RCNN 结构示意图。与 R-CNN 不同，Fast-RCNN 在卷积特征图的基础上提取候选框，降低了计算量。

2.1.1.1 发展历程

R-CNN 可以说是利用深度学习技术进行目标检测的开山之作，其基本结构如图2-1所示。该工作使用选择性搜索（Selective Search）算法 [54] 代替传统的滑动窗口来提取候选区域，并且利用神经网络对图片进行特征提取，然后利用提取的卷积特征回归更加精确的边界框，同时使用 SVMs 进行类别判断。该工作奠定了两阶段目标检测框架的基本结构，即一个区域提取（Region Proposal）算法用于提取输入图像中可能是目标的区域，一个 CNN 网络用于提取区域特征，一个分类算法用于类别鉴定以及一个回归模型用于回归出精确的物体边界框。2015 年，在 R-CNN 的基础上，RBG (Ross B. Girshick) 又提出了 Fast-RCNN 算法。该

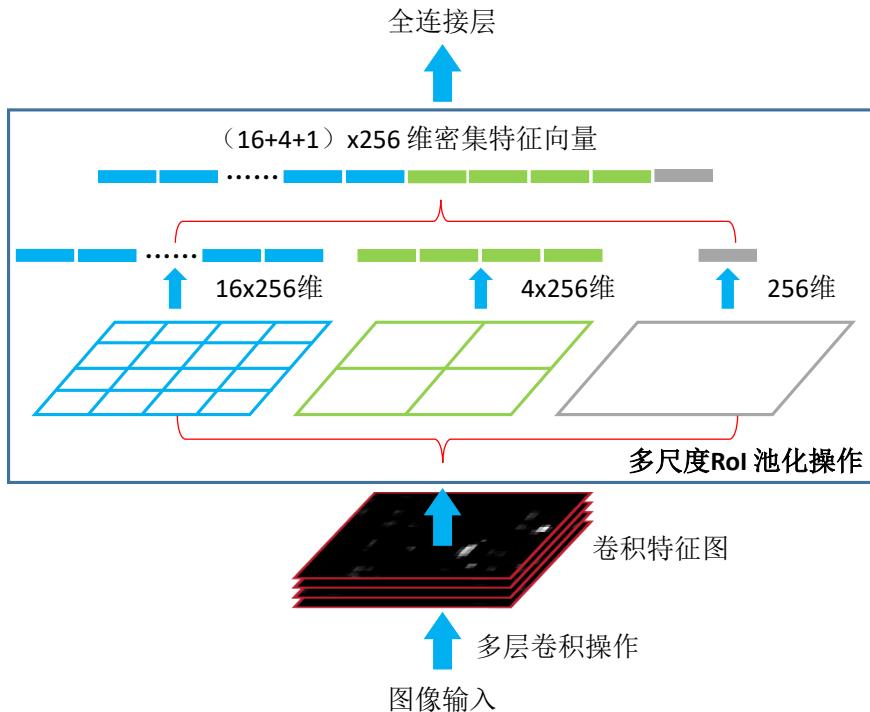


图 2-3 ROI 层将不同尺寸的特征图转换为相同尺寸的密集特征向量，然后输入全连接层。图中为多尺度 ROI 池化操作，Fast-RCNN 使用的是单尺度，只有一个 7×7 的 ROI 池化操作。

算法借鉴了 SPP-Net[55] 的实现，对 R-CNN 做了改进，使得检测性能进一步提高，其结构如图 2-2 所示。具体而言有两个重大改进：（1）将候选区域提取阶段移到了图像特征提取之后，即只对原图做一次卷积，然后在特征图上运行候选区域提取算法得到候选区域特征图，然后将每一个提取的特征块输入 ROI (Region of interest) 层（结构如图 2-3 所示）来将不同尺度的特征图转化为相同维度的密集特征向量，之后送入全连接层进行后续处理；（2）R-CNN 训练神经网络提取图像特征，之后用支持向量机进行分类以及用一个回归模型精修边界框。而 Fast-RCNN 则利用两个全连接层（一个分类分支与一个回归分支）将分类与回归任务整合到一个模型里联合训练，这为之后的目标检测端对端训练打下了基础。

尽管 Fast-RCNN 相对于 R-CNN 已经提速了不少，但要实现实时检测，网络运行速度还是不够，其中主要的瓶颈是候选区域提取阶段十分耗时。基于 CPU 实现的 Selective Search 算法提取一幅图像的所有候选区域（Proposals）需要约 2s 时间，效率更高的 EdgeBoxes[56] 算法虽然在一定程度上提高了候选区域提取的准确率和速度，但处理一幅图像仍然需要 0.2s。为了解决这个问题，2015 年微软

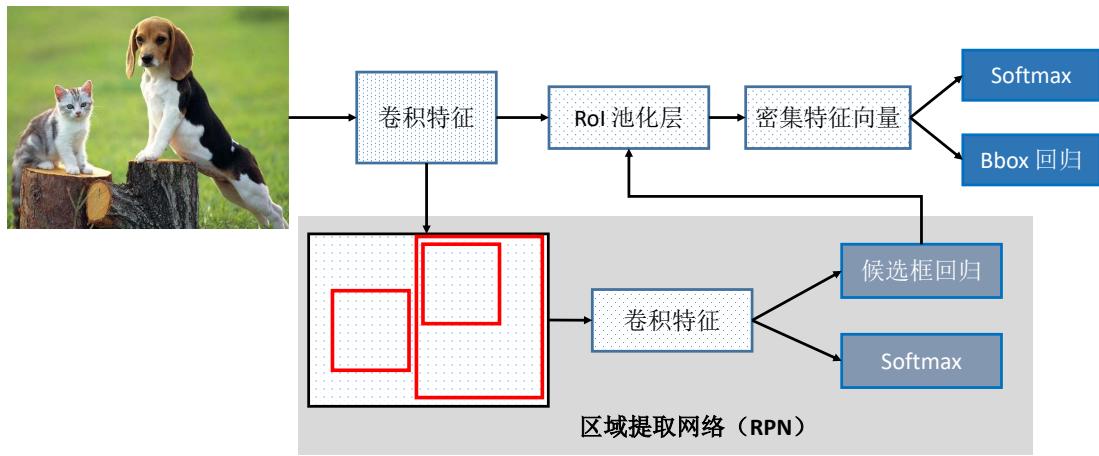


图 2-4 Faster-RCNN 结构示意图。使用区域提取网络提取候选框，而不是传统算法。

亚洲研究院提出了 Faster-RCNN 算法，该算法引入了候选区域提取网络（Region Proposal Network, RPN），使用神经网络取代传统的区域提取算法，将单幅图像候选区域提取时间缩短到了 10ms。下一小节将以 Faster-RCNN 为代表，重点介绍两阶段物体检测框架的结构以及实现细节。

2.1.1.2 Faster-RCNN 框架结构

Faster-RCNN 框架由两大模块组成，候选区域提取模块（RPN）和检测模块，如图 2-4 所示。其中 RPN 取代了原来的区域提取算法，而检测模块和 Fast-RCNN 类似，都是由卷积层以及全连接层组成。对于 Faster-RCNN 网络，首先输入一幅图像，图像经过卷积神经网络提取特征得到卷积特征图（feature maps），然后特征图输入到 RPN 模块预测得到候选框（proposals），之后根据候选框去特征图中截取相应的特征块。这时的特征块由于尺寸不一样（为了满足物体的尺度多样性，候选框的尺寸不一样），不能直接输入到检测模块进行分类和回归，而是要通过 ROI 池化操作得到相同尺寸的密集特征向量，然后送入分类分支和回归分支分别预测得到分类结果以及预测框的位置信息。RPN 是 Faster-RCNN 新引进的模块，其原理如图 2-5 所示。在特征提取网络生成的特征图 ($M \times N$) 上，使用 k 个 $n \times n$ 的卷积核卷积生成 $M \times N \times k$ 个维度为 256 的中间特征向量，之后输入候选框分类分支和回归分支，分别用来预测候选框的类别（前景/背景， $M \times N \times 2 \times k$ ）以及候选框的位置信息（中心点坐标 x, y 以及宽高 w, h ，整体维度为 $M \times N \times 4 \times k$ ）。其中， k 也可以表示为对于特征图上的每一个像素点（或者称为锚点），都负责

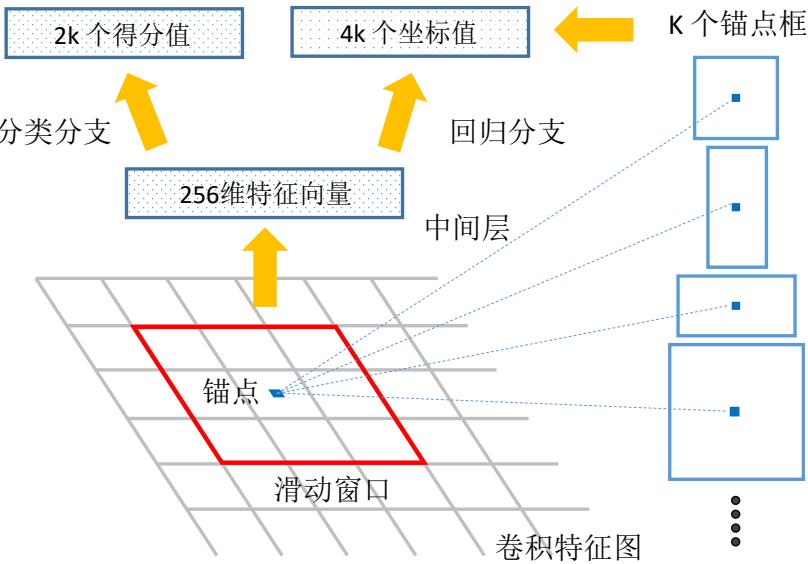


图 2-5 候选框提取网络结构细节。

预测 k 个锚点框（anchor boxes）。另外，为满足候选框的尺寸变化，这 k 个锚点框会设置不同的尺寸和长宽比。原始的 Faster-RCNN 中设置了三种不同的尺寸： 128×128 , 256×256 , 512×512 (px)，也设置了三种不同的长宽比： $1:1$, $1:2$, $2:1$ 。因此 $k = 3 \times 3 = 9$ ，意味着每个锚点负责预测 9 个不同的候选框。

2.1.1.3 Faster-RCNN 网络训练

构建好了网络结构，网络的训练还需要准备训练数据，明确损失函数等。目标检测的训练数据一般有公开的数据集，如 COCO⁵, PASCAL⁶等，然而 Faster-RCNN 还需额外训练 RPN 网络，因此需要额外准备 RPN 网络训练的标签数据。候选框标签的生成需要借助真实标签数据：首先根据上文提到的锚点的概念，以特征图尺寸为参照生成 $M \times N \times k$ 个候选框（一共有 $M \times N$ 个锚点，每个锚点有 k 个不同尺寸的锚点框），然后根据候选框与真实物体框的重叠程度（一般以候选框与真实框的交并比 IoU 为量化指标）计算每个候选框的得分。候选框的得分可作为其划分前景类还是背景类的依据，譬如得分大于 0.65 划分为前景，小于 0.35 划分为背景，而得分在 $[0.35, 0.65]$ 之间的候选框则忽略不计，这样就得到了训练 RPN 网络的标签数据。

Faster-RCNN 的损失函数由两部分构成，RPN 损失和 Fast-RCNN 损失，并且

⁵<http://cocodataset.org/>

⁶<http://host.robots.ox.ac.uk/pascal/VOC/>

这两部分损失又都包括两类损失，分类损失和回归损失。

$$L(\{p_i\}, \{t_i\}) = \frac{1}{N_{cls}} \sum_i L_{cls}(p_i, p_i^*) + \lambda \frac{1}{N_{reg}} \sum_i p_i^* L_{reg}(t_i, t_i^*) \quad (2-1)$$

RPN 损失函数如公式 2-1 所示，其中第一部分为分类损失，第二部分为回归损失。分类损失计算了 RPN 预测生成的候选框类别的交叉熵损失 L_{cls} ，其公式如 2-2 所示。其中 p_i 为预测生成的候选框类别， p_i^* 是标签值。RPN 网络生成的候选框分为前景和背景，前景标签为 1，背景为 0，是一个二分类问题。

$$L_{cls} = -\log[p_i^* p_i + (1 - p_i^*)(1 - p_i)] \quad (2-2)$$

在训练中，RPN 网络生成的 $M \times N \times k$ 个候选框，然而并不是每个候选框都会纳入损失值的计算范围，因为这些候选框有很多会重叠在一起。Faster-RCNN 使用了非极大值抑制（Non-Maximum Suppression, NMS）算法进行初步筛选，减少重叠的候选框。NMS 算法详细流程如算法 1 所示：对于 RPN 生成的候选框集合 \mathcal{B} 以及对应的置信度集合 \mathcal{S} ，首先选择对应最大置信度的候选框 M ，将其从 \mathcal{B} 中移除并加入最终候选框集合 \mathcal{D} ；然后遍历 \mathcal{B} ，移除与 M 的交并比（Intersection of union, IoU）大于阈值 ϵ 的框；重复此过程，直到 \mathcal{B} 为空。通过选择合适的阈值（Faster-RCNN 中为 0.7），NMS 算法可以过滤掉大部分重叠的候选框，之后从中随机选取 N_{cls} 个候选框计算分类损失，在 Faster-RCNN 中 $N_{cls} = 256$ 。

RPN 回归损失计算预测候选框的 $Smooth_{L1}$ 损失 L_{reg} ，注意到 RPN 回归损失只计算前景的损失，因此 L_{reg} 前需乘以 p_i^* （前景为 1，背景为 0）。 $N_{reg} = N_{cls}$ ，为经过 NMS 算法过滤后随机选择的候选框数。 $Smooth_{L1}$ 损失公式如 2-3 所示，

$$L_{reg}(t_i, t_i^*) = \begin{cases} 0.5(t_i - t_i^*)^2 & |t_i - t_i^*| \leq 1 \\ |t_i - t_i^*| - 0.5 & \text{否则} \end{cases} \quad (2-3)$$

其中 t_i 和 t_i^* 分别对应预测候选框以及真实候选框的信息。其中 $t_i = (t_i^x, t_i^y, t_i^w, t_i^h)$ 为一四维偏移向量，其计算公式如 2-4 所示。其中 (x_a, y_a, w_a, z_a) 分别是对应锚点框中心点坐标以及宽高。从损失值的计算可以看出，RPN 并不直接回归出候选框的位置信息，而是回归候选框与对应的锚点框的偏移量，这种处理有利于稳定网络的训练过程，也有利于网络的收敛。

$$t_x = \frac{x - x_a}{w_a}; t_y = \frac{y - y_a}{h_a}; t_w = \log\left(\frac{w}{w_a}\right); t_h = \log\left(\frac{h}{h_a}\right) \quad (2-4)$$

检测模块的 Fast-RCNN 的损失和 RPN 类似，同样由分类损失和回归损失组

Algorithm 1: 非极大值抑制算法

```

1 输入:  $\mathcal{B} = \{b_1, \dots, b_N\}$ , RPN 生成候选框集合;  $\mathcal{S} = \{s_1, \dots, s_N\}$ , 生成候
选框对应的置信度集合;  $\epsilon$ , 置信度阈值
2 初始化:  $\mathcal{D} \leftarrow \{\}$ , 最终候选框集合
3 while  $\mathcal{B} \neq \text{empty}$  do
4    $m \leftarrow \text{argmax } \mathcal{S}$ 
5    $\mathcal{M} = b_m$ 
6    $\mathcal{D} \leftarrow \mathcal{D} \cup \mathcal{M}; \mathcal{B} \leftarrow \mathcal{B} - \mathcal{M}$ 
7   for  $b_i$  in  $\mathcal{B}$  do
8     if  $\text{IoU}(\mathcal{M}, b_i) \leq \epsilon$  then
9        $\mathcal{B} \leftarrow \mathcal{B} - b_i; \mathcal{S} \leftarrow \mathcal{S} - s_i$ 
10 输出:  $\mathcal{D}, \mathcal{S}$ 

```

成。不过 RPN 的分类损失是二分类的交叉熵损失，而 Fast-RCNN 的分类损失是多分类的交叉熵损失，不过将类别标签转化为 one-hot 向量后并没有本质区别。和 RPN 类似，Fast-RCNN 也不针对所有预测框计算损失，而是先通过更严格的 NMS 算法（Faster-RCNN 中阈值设置为 0.3）筛选出一批重叠度低、得分高的预测框，然后随机选择一定数量的预测框进行损失值计算。Fast-RCNN 的回归损失基本也和 RPN 的一致，也不直接回归真实框的位置信息，而是回归物体真实框与锚点框的偏移量，偏移量的编码方式与上文 RPN 中的类似。

2.1.2 单阶段目标检测

从 R-CNN 到 Fast-RCNN 再到 Faster-RCNN，两阶段目标检测方法一直采用先计算出候选区域然后再在候选区域上提取特征进行分类和回归的算法流程。该模式可以获得很好的检测精度，然而在检测速度上还不是很理想，最好的 Faster-RCNN 只能达到 0.2s 一帧的检测速度，离实时检测还有很大差距。单阶段目标检测方法则提供了另一种更为直接的设计思路：不显式计算候选框提取候选区域，而是通过神经网络直接预测物体的位置与类别。该模式的代表工作有 YOLO[52] 系列以及 SSD[57]，本节以 YOLO 为例，介绍单阶段目标检测的典型框架结构以

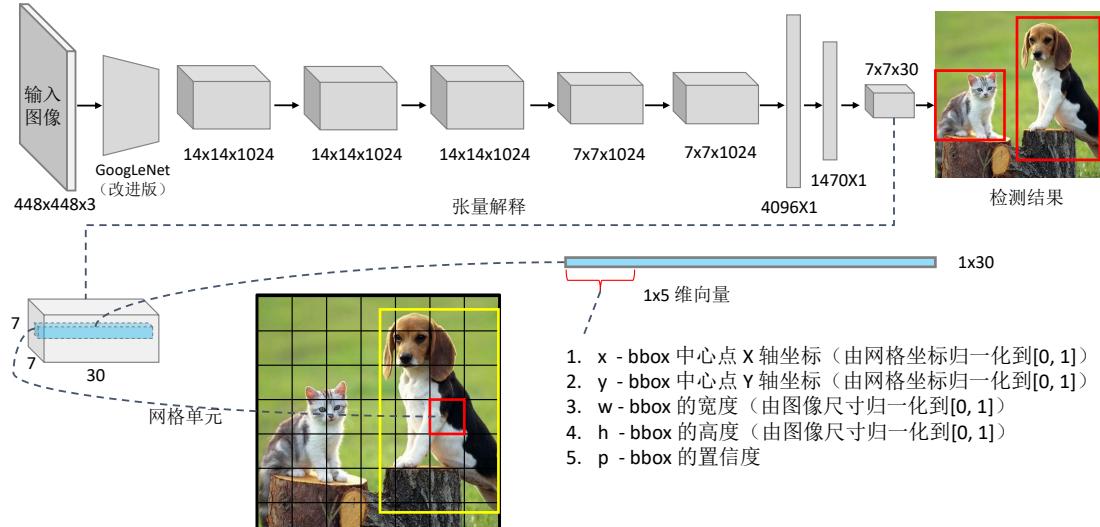


图 2-6 YOLO 结构示意图。

及实现原理。

YOLO 的整体架构如图 2-6 所示。与 R-CNN 系列工作不同，YOLO 将目标检测任务整体作为一个回归任务来解决。输入一张图像，YOLO 首先将输入图像宽高调整到 448×448 ，然后输入到由 GoogLeNet[58, 59] 改进的特征提取卷积网络中，最后输出一个维度为 $S \times S \times (B \times 5 + C)$ 的张量 \mathcal{T} (YOLO 中张量维度为 $7 \times 7 \times 30$)。 \mathcal{T} 可以这么理解，首先将一幅图像分成 $S \times S$ (YOLO 是 7×7) 个网格，对于每个网格单元 s ，其对应着 \mathcal{T} 中的一项维度为 $1 \times (B \times 5 + C)$ 的向量 t 。如果一个目标物体的中心落在 s 上，则 s 负责预测该物体，预测结果编码在向量 t 中。 t 维度为 $B \times 5 + C$ ，其中 B 表示每个网格预测 B 个尺度变化的边界框 (YOLO 中 $B = 2$)；5 编码了 bbox 的信息，分别是 (x, y, w, h, c) ，代表 bbox 中心点坐标、宽高以及置信度； C 表示需要预测 C 个类 (YOLO 中 $C = 20$)，每个值表示预测为该类的概率值 $Pr(class_i|object)$ 。

和 Faster-RCNN 类似，YOLO 也不是直接回归出物体边界框的实际坐标和宽高，而是 bbox 相对于单元格的偏移量。对于向量 $t = (x, y, w, h, c)$ ， (x, y) 的计算公式如 2-5 所示，其中 (x_c, y_c) 是 bbox 中心点的实际坐标， (w_i, h_i) 是图像的宽高， x_{col}, y_{col} 是单元格的坐标。最终预测出来的 (x, y) 是经过归一化处理的、中心相对于单元格的偏移。 (w, h) 的计算公式如 2-6 所示，是 bbox 相对于整张图像的比例。置信度 c 的计算公式如 2-7 所示，由两部分组成， $Pr(object)$ 表示单元格内是否有

物体，有为 1，没有则为 0； IoU_{Pred}^{Truth} 表示 bbox 位置的准确度，用 IoU 衡量。

$$x = \frac{x_c}{w_i} S - x_{col}; y = \frac{y_c}{h_i} S - y_{row} \quad (2-5)$$

$$w = \frac{w_b}{w_i}; h = \frac{h_b}{h_i} \quad (2-6)$$

$$c = Pr(object) * IoU_{Pred}^{Truth} \quad (2-7)$$

在测试阶段，网络最终输出也为一个 $S \times S \times (B \times 5 + C)$ 的张量，其中包含 $S \times S \times B$ 个预测框，每个预测框的最终概率为 $Pr(class_i|object) * c$ ，综合了定位误差和分类误差。最后这 $S \times S \times B$ 列的结果会送入 NMS 算法去除重复的检测框，得到最终的检测结果。

YOLO 的损失函数设计比较复杂，如公式2-8所示。YOLO 的损失函数都采用平方和损失，可分为五部分来看：

$$\begin{aligned} L_{yolo} = & \lambda_{coord} \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B \mathbb{1}_{i,j}^{obj} (x_i - \hat{x}_i)^2 + (y_i - \hat{y}_i)^2 \\ & + \lambda_{coord} \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B \mathbb{1}_{i,j}^{obj} (\sqrt{w_i} - \sqrt{\hat{w}_i})^2 + (\sqrt{h_i} - \sqrt{\hat{h}_i})^2 \\ & + \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B \mathbb{1}_{i,j}^{obj} (C_i - \hat{C}_i)^2 \\ & + \lambda_{noobj} \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B \mathbb{1}_{i,j}^{noobj} (C_i - \hat{C}_i)^2 \\ & + \sum_{i=0}^{S^2} \mathbb{1}_i^{obj} \sum_{c \in classes} (p_i(c) - \hat{p}_i(c))^2 \end{aligned} \quad (2-8)$$

第一部分为 bbox 中心坐标的误差，其中 $\mathbb{1}_{i,j}^{obj}$ 表示判断第 i 个网格中第 j 个 bbox 是否负责预测该物体。第二部分为 bbox 宽高的误差，由于在对不同大小的 bbox 的预测中，小 bbox 预测偏离的容忍程度比大 bbox 要小很多，而平方和损失对 bbox 的尺度并不敏感。为了解决这个问题，YOLO 使用宽高的平方根代替原来的宽高。第三部分为含有物体的 bbox 的置信度预测误差，第四部分为不含物体的 bbox 的置信度预测误差。最后一部分是对 bbox 类别预测的误差，其中 $\mathbb{1}_i^{obj}$ 表示是否有物体落在单元格 i 中。另外，为了平衡各种损失之间的比例，YOLO 还加入了 $\lambda_{coord}, \lambda_{noobj}$ 作为超参数平衡各部分损失。

YOLO 由于没有显式的预测候选框的过程，因此检测速度很快。但是由于其

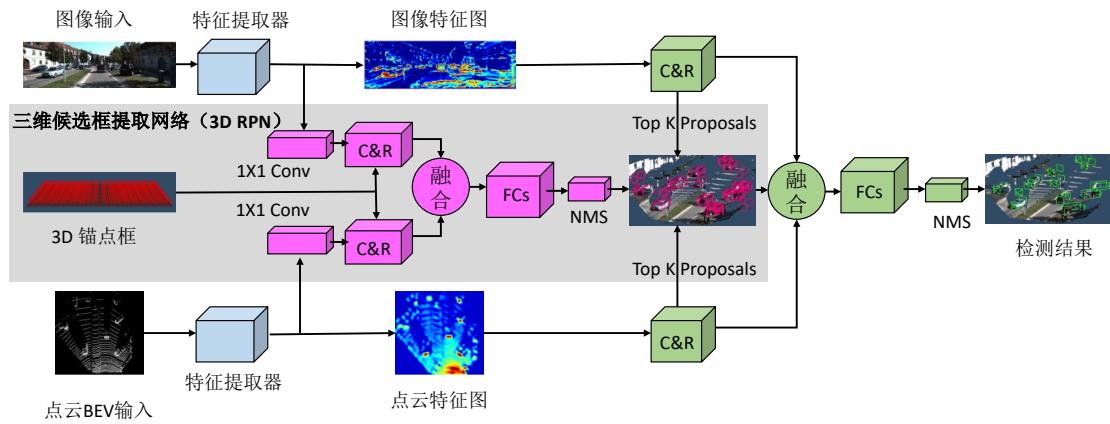


图 2-7 AVOD 结构示意图 [13]。其中 C&R 是 Crop and Resize 操作，为 ROI 层在 tensorflow 中的简单实现。FCs 为全连接层，NMS 为非极大值抑制过程。

中网格的划分不可能十分细致，因此 YOLO 对相互靠的很近的物体（中心可能落在同一个单元格内）、以及小物体检测效果不好。这是由于一个单元格只预测一个类，当物体重叠时，会出现几个不同物体的中心都落在一个单元格的情况。另外，YOLO 对于同一类物体出现不常见的长宽比等情况的泛化能力较差，这些问题在其 YOLO 的后续工作 YOLOv2[60]、YOLOv3[61] 中有探究。

2.1.3 三维目标检测

三维目标检测任务需要明确目标在三维环境中的位姿状态，包括目标在三维世界的坐标，形状以及朝向。然而，将基于图像的二维目标检测推广到三维对于模型框架本身来说并没有多大变化。以两阶段二维目标检测为例，将其推广到三维空间时，输入数据需要从二维转化到三维，相应的特征提取模块、候选区域提取网络以及结果输出也需要做出调整。两阶段三维目标检测比较有代表性的如 AVOD[13]，网络结构如图2-7所示。对于特征提取模块，由于 AVOD 使用的是基于投影的方法编码点云特征，将深度维度转化为通道，和二维 RGB 图像的特征提取类似，因此不需要做出很大的改变。但是对于其他点云编码方式，可能需要将二维卷积换成三维卷积以完成对三维数据的特征提取。对于 RPN 模块，AVOD 使用的是 3D 锚点框，提取候选区域特征时是将 3D 候选框投影到图像以及点云 BEV 平面，这一点和二维目标检测有很大不同。对于最终的预测框结果输出，AVOD 需要输出三维环境下的目标位姿信息，和二维目标检测只需要输出目标中心点坐标以及宽高不同。而在网络训练阶段，损失值的设置也需要将二维

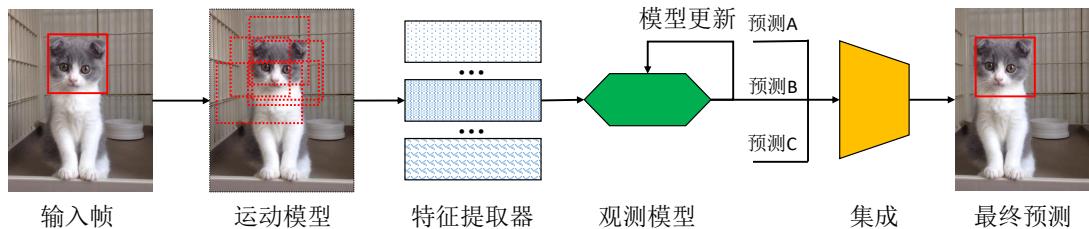


图 2-8 单目标追踪流程图。整个流程由四个主要模块组成，分别是运动模块、特征提取模块、观测模块以及模型更新模块。

框回归的损失转化为三维框回归损失，而对于需要预测目标三维朝向的，还需要加入朝向预测的损失。不过这些损失值的设置基本和二维目标检测类似，这里不做过多介绍。对于单阶段三维物体检测，也需要根据维度的变化对网络结构做出相应的调整，不过整体来说也和二维单阶段目标检测类似。

2.2 目标跟踪

由于本工作也涉及到一些目标跟踪方面的应用，因此本章将简单介绍下目标跟踪的一些基本理论。目标跟踪问题是指给定第一帧物体的位置，根据算法预测出后续帧中该物体的位置。根据同时追踪物体的数量的不同，目标追踪分为单目标追踪（Single Object Tracking, SOT）和多目标追踪（Multiple Object Tracking, MOT）。SOT 与 MOT 虽然都属于目标跟踪，但确是两个差别很大的研究方向。由于本工作只涉及到多目标跟踪，因此会重点介绍 MOT，而单目标跟踪只会简单叙述其基本原理。

2.2.1 单目标跟踪

单目标跟踪算法可分为生成式和判别式方法。生成式方法使用模型提取目标的外观特征，然后再最小化跟踪目标与候选目标之间的重构误差来确认目标。这类方法注重目标本身的特征提取，但是忽略了目标与背景的差异，在目标外观发生剧烈变化时容易出现目标漂移或丢失。判别式方法则将目标跟踪看成二元分类问题，通过训练分类模型来将目标区域与背景区分。这类方法可以显著区分背景和目标，因此鲁棒性强，是近几年目标跟踪领域的主流方法 [62]。

单目标跟踪算法的基本流程如图2-8所示。输入初始帧并初始化目标框，然后使用运动模型在下一帧中产生众多候选框，之后使用特征提取器提取这些候选

框的特征，然后利用观测模型计算这些候选框的置信分数，然后找到最高评分对应候选框作为预测的目标，或者通过集成方法融合多个候选框以得到更加精确的预测目标。最后，还需要通过模型更新器去更新观测模型。在整个流程中，共涉及到四个主要模块。其中，运动模型的目的是生成众多有效的候选框，其运行速度和质量直接决定了跟踪算法的性能。目前常用的运动模型有粒子滤波以及滑动窗口法。特征提取器决定跟踪系统使用何种特征表征目标，也是目标跟踪的关键。目前常用的特征有手工设计的特征以及使用网络学习的深度特征。其中，手工设计的特征有灰度特征、方向梯度直方图（HOG）、哈尔特征（Haar-like）以及尺度不变特征（SIFT）等。观测模型可分为生成式模型和判别式模型，主要是评价候选框与目标的相似度，目前大多数跟踪方法主要集中在这一块设计。模型更新器需要更新观测模型使其适应目标的变化，防止跟踪过程中发生漂移。

学术界针对单目标跟踪有大量的研究，如首次将相关滤波引入单目标跟踪的 MOSSE[63] 以及后续在此基础上发展的 KCF[64]、DSST[65]、C-COT[66] 以及 ECO[67] 等。另外，这些年基于孪生网络的单目标追踪模型发展迅速，如首先开创端对端深度学习式相关滤波方法先河的 SiamFC[68]，以及加入了 RPN 应对尺度变化的 SiamRPN[69] 以及其改进版本 DaSiamRPN[70] 等。从近几年的单目标跟踪研究可以看出，深度学习技术也在该领域也引发了技术革新。

2.2.2 多目标跟踪

相比于单目标跟踪，多目标跟踪问题更加复杂，也更为困难。这是因为多目标跟踪需要考虑流数据中多个独立目标的位置、大小等数据。多个目标各自的外观变化、运动方式的不同、动态光照的影响以及不同目标之间相互遮挡、合并以及分离等情况都是多目标跟踪的难点 [62]。目前学术界针对多目标跟踪的主流实现思路是基于检测的跟踪（Detection-Based Tracking），该方法要求先由一个目标检测器将每一帧的目标都检测出来，然后再使用框匹配算法将不同帧的同一物体相关联。按照可使用时间帧数据的不同，多目标跟踪算法可分为在线跟踪（Online Tracking）以及离线跟踪（Offline Tracking）。在线跟踪要求算法只能根据当前帧以及之前帧的信息得出下一帧的跟踪结果，而离线跟踪允许算法利用所有帧的信息，获取全局最优解。相对于离线跟踪，在线跟踪更适合实际应用场景。此外，还有一种近似在线跟踪（Near Online Tracking）方法，该方法利用当

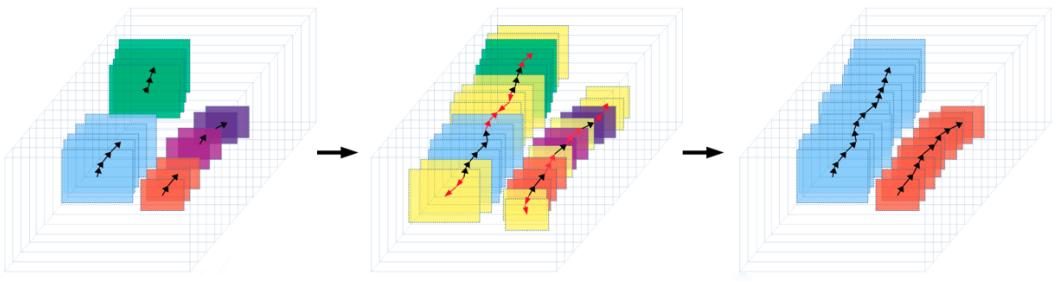


图 2-9 V-IoU Tracker 追踪算法基本原理示意图 [71]。IoU tracker 方法经常因中间帧的漏检而导致过多的零碎轨迹片段（如左图所示），而这些中间帧的漏检可以通过使用一个视觉追踪模块进行补偿（中间图中黄色框为补偿的漏检框），从而生成片段数更少，连续性更强的轨迹。

前帧一定窗口范围内的帧的信息得出下一帧的跟踪结果，是一种折中方法，只会导致些许延迟。

目前多目标跟踪算法基本使用现有的检测模型得到所有帧的检测结果，然后设计数据关联算法得到多目标跟踪结果。例如 SORT[72] 使用 Faster-RCNN[22] 作为目标检测器得到检测结果，然后使用中心坐标、面积、长宽比等对目标运动进行建模，使用卡尔曼滤波预测目标的后续状态，并将预测结果与实际结果进行匹配从而得到最终结果。在此基础上，作者又使用了深度卷积神经网络提取目标特征作为匹配基础改进 SORT，从而得到 DeepSORT[[73]]。此外，还有一种比较简单的，使用前后两帧各目标框的 IoU 进行关联的匹配算法 IoU Tracker[74]，该算法严重依赖于检测框的准确率。为了改善对检测结果精度的依赖，作者之后推出了改进版 V-IoU Tracker[71]，该算法加入了检测框的长程连续性特征，当前没有检测出新目标的轨迹不再认为立即终止，而是会根据其运动趋势保持更新一定时间步长。如图2-9所示，V-IoU Tracker 算法通过在原来 IoU Tracker 算法的基础上增加了一个视觉追踪模块，补偿了中间帧漏检的目标，增加了轨迹的长程连续性。

V-IoU Tracker 算法的具体流程如算法2所示，其中， D_f 是当前帧 f 的检测结果集合， d_j 是 f 中第 j 个检测框， T_a 为当前还在跟踪的轨迹集合， T_f 为已经终止的轨迹， F 是视频序列中帧的总数， ttl 为允许添加的虚拟占位框的总个数。输入所有帧的检测结果，算法首先过滤掉置信度低于 σ_{low} 的检测框，然后对于当

Algorithm 2: 改进版 V-IoU Tracker 算法

```

1 输入:  $D = \{D_0, D_1, \dots, D_{F-1}\} = \{\{d_0, d_1, \dots, d_{N_0}\}, \dots, \{d_0, d_1, \dots, d_{N_{F-1}}\}\}$ 
2 初始化:  $T_a = \phi, T_f = \phi, D = \{\{D_i \mid d_i \in D_j, d_j \leq \sigma_{low}\} \mid D_j \in D\}$ 
3 for  $f = 0$  to  $F$  do
4   for  $t_i \in T_a$  do
5      $d_{best} = d_j$  where  $\max(IoU(d_j, t_i)), d_j \in D_f$ 
6     if  $IoU(d_{best}, t_i) \geq \sigma_{iou}$  then
7       使用线性插值生成检测框以替代  $t_i$  中的虚拟占位框
8       将  $d_{best}$  添加到  $t_i$ , 并将  $d_{best}$  从  $D_f$  中移除
9     else if  $t_i$  中的虚拟占位框个数小于  $ttl$  then
10      将一个新的虚拟占位框添加到  $t_i$  末尾
11    else if  $highest\_score(t_i) \geq \sigma_{high}$  并且  $len(t_i) \geq t_{min}$  then
12      移除  $t_i$  中的所有虚拟占位框
13      将  $t_i$  添加到  $T_f$ , 并将  $t_i$  从  $T_a$  中移除
14   for  $d_j \in D_f$  do
15     以  $d_j$  为起点开始一段新轨迹  $t$ , 并将  $t$  添加到  $T_a$ 
16 for  $t_j \in T_a$  do
17   移除  $t_j$  中的所有虚拟占位框
18   if  $highest\_score(t_j) \geq \sigma_{high}$  并且  $len(t_j) \geq t_{min}$  then
19     将  $t_j$  添加到  $T_f$ 
20 return  $T_f$ 

```

前激活的轨迹集合 T_a 中的每一条轨迹 t_i , 如果 t_i 能够根据当前帧找到与其末尾检测框 IoU 大于 σ_{iou} 的预测框, 则直接将该预测框添加到 t_i 末尾, 并将 t_i 中的虚拟占位框都用插值算法替换为预测框, 否则则在 t_i 末尾添加一个虚拟占位框。如果 t_i 中的虚拟占位框个数大于 ttl , 则轨迹 t_i 就被视为已经终止, 删除 t_i 中的虚拟占位框, 经过轨迹置信度以及长度的筛选后, 将其添加到 T_f 中。否则, 如果虚

拟占位框的个数不超过 ttl , 则继续追踪。虚拟占位框可以补偿由于漏检造成的轨迹中断, 从而减少目标跟踪的零碎片段数。本工作的多目标追踪算法借鉴了该思路, 只是将 2D IoU 计算换成了 3D IoU。

多目标跟踪的性能评价指标和单目标跟踪有很大不同, 当前学术界最常使用的衡量指标为 CLEAR MOT[75] 论文提出的多目标追踪准确度 (Multiple Object Tracking Accuracy, MOTA) 和多目标追踪精确度 (Multiple Object Tracking Precision, MOTP)。其中 MOTA 的计算公式如2-9所示, 其中 t 表示帧数, m_t, fp_t, mme_t 分别是 t 帧时漏检、误检以及错误匹配的数量, g_t 为 t 帧中的真实标签。从公式可以看出 MOTA 可以分为三部分, \bar{m} 为漏检率, \bar{fp} 为误检率, \bar{mme} 为错误匹配率, 这三种错误率的总和就是总错误率。MOTA 直观的给出了衡量算法连续跟踪识别目标的能力, 不过没有涉及到目标的检测位置精确度。

$$\begin{aligned} MOTA &= 1 - (\bar{m} + \bar{fp} + \bar{mme}) \\ &= 1 - \left(\frac{\sum_t m_t}{\sum_t g_t} + \frac{\sum_t fp_t}{\sum_t g_t} + \frac{\sum_t mme_t}{\sum_t g_t} \right) \\ &= 1 - \frac{\sum_t (m_t + fp_t + mme_t)}{\sum_t g_t} \end{aligned} \quad (2-9)$$

另一个指标 MOTP 与 MOTA 互补, 其衡量跟踪目标位置的精确度, 而不衡量跟踪识别目标的能力。MOTP 的计算公式如2-10所示, 其中 t 表示帧数, i 表示第 t 帧第 i 个目标-预测匹配对, d_t^i 表示第 t 帧中第 i 个目标-预测匹配对的位置误差, c_t 表示第 t 帧中总匹配对的个数。在计算 MOTA 和 MOTP 时, 都是基于整个跟踪过程计算平均值的, 而不是基于每一帧的结果, 这是因为基于单帧计算然后再求平均会导致和直观上不同的结果。

$$MOTP = \frac{\sum_{i,t} d_t^i}{\sum_t c_t} \quad (2-10)$$

除了 MOTA 与 MOTP, 为了更好的在轨迹层面上衡量多目标追踪, 学术界一般还会引入其他指标。例如多数追踪率 (Mostly Tracked, MT)、多数丢失率 (Mostly Lost, ML)、ID 切换次数 (ID-switches, IDS)、片段数 (Fragmentations, FM)。其中 MT 表示目标的大部分被追踪到的轨迹占比 (大于 80%), ML 表示目标的大部分跟丢的轨迹占比 (小与 20%), IDS 为跟踪轨迹改变目标编号的次数, FM 为真实轨迹被打断的次数。本工作使用 MOTA、MOTP 以及以上四种指标评估多目标追踪算法的性能。

2.3 本章总结

本章主要介绍了本文涉及到的两个领域，目标检测与目标跟踪的基本技术原理。首先介绍了两类目标检测框架的网络结构和训练方法，其中两阶段目标检测以 Faster-RCNN 作为代表进行介绍，而单阶段目标检测则以 YOLO 为代表进行介绍。之后，本章简单介绍了单目标跟踪算法的实现思路和几种经典算法。本章最后介绍了多目标跟踪的实现方式和几种典型算法，以及多目标追踪性能的评价指标。该章的内容是为下一章中本工作方法介绍的时候提供技术参考，本章涉及到的技术原理，下章将不再深入介绍。

第3章 流数据的三维目标检测与跟踪

本章将详细介绍本工作提出的流数据三维目标检测与跟踪框架 **DODT** (Dual-way Object Detection and Tracking)。我们将首先介绍 DODT 的整体网络架构，然后再重点介绍 DODT 中各个模块的实现思路、工作原理以及功能。

3.1 框架整体结构

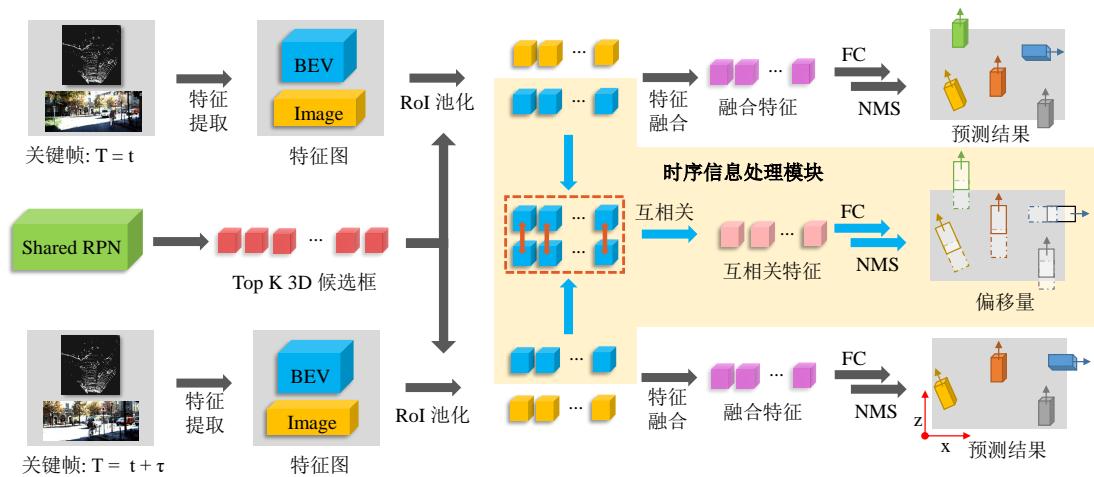


图 3-1 DODT 框架结构，FC 表示全连接层，NMS 是非极大值抑制过程。

DODT 通过只对关键帧进行三维物体检测，然后利用时序信息将关键帧检测结果传播到非关键帧，从而完成整个流数据的物体检测。DODT 框架为双路结构，其结构如图 3-1 所示。DODT 由四个子模块组成：三维物体检测模块、*Shared RPN* 模块、时序信息处理模块以及运动插值模块。三维物体检测模块有两个分支，分别负责检测两相邻关键帧中的物体，两分支的网络结构相同，并且共享参数。检测模块的网络结构是基于 AVOD[13] 构建的，为两阶段物体检测框架的三维扩展，该模块的详细结构将在 3.2 节介绍。*Shared RPN* 模块负责生成两阶段物体检测中的候选框，与传统 RPN 不同的是，*Shared RPN* 生成的 3D 候选框可以被两个三维检测分支共同使用，该模块将在 3.3 节详细介绍。时序信息处理模块为图 3-1 的浅黄色区域，该模块通过对相邻关键帧点云俯视图（Bird Eye View, BEV）的“ROI 特征对”进行互相关（cross-correlation）操作提取帧间的时序信

息，然后预测相同物体在两关键帧的位置偏移。3.4节将详细介绍时序信息处理模块的实现原理。运动插值模块主要是由独立于网络结构的运动插值算法构成，该算法使用两关键帧的检测结果以及时序信息处理模块输出的位置偏移信息，将关键帧的检测结果传播到非关键帧，实现流数据的三维物体检测与追踪。该算法的详细流程将会在3.5节重点介绍。

3.2 三维物体检测模块

DODT框架的三维物体检测模块融合了点云与图像信息，预测自动驾驶场景中车辆的三维位姿信息。由于该检测模块是基于AVOD[13]网络，为两阶段物体检测模块，因此包含候选框提取网络。本框架的候选框提取网络与AVOD的有所不同，将在下一节详细介绍。本小节将依次介绍数据预处理、特征提取、RoI池化、特征融合以及最终的预测框生成等三维物体检测中的关键步骤。

3.2.1 数据预处理

DODT的三维物体检测模块融合了RGB图像数据以及激光雷达数据进行物体检测，因此每一帧数据都同时包含图像以及点云。RGB图像数据预处理比较简单，首先统一调整长宽到 1200×360 px，然后减去数据集的RGB平均值 $[R_{mean}, G_{mean}, B_{mean}]$ （本工作基于KITTI[76]数据集下的目标追踪数据集，RGB平均值为[92.84, 97.80, 93.58]）。RGB图像经过色彩均值归一化后就可以用于后续的特征提取操作了。

点云数据的预处理相对于图像来说要更为复杂，这是因为点云是稀疏的三维数据，需要经过额外的操作将其转换为网络能够处理的矩阵形式。本工作采用网格化的方法将点云数据编码成六通道的BEV特征图，特征图包含五个高度切片通道以及一个点云密度信息通道。在编码之前，我们首先将点云投影到图像平面，然后过滤掉落在图像边界之外的点，以便让点云视野与图像视野相同，让点云特征与图像特征更容易融合，如图3-2所示。对于过滤得到的三维点云，我们首先截取一个有效的三维规则区域，然后使用0.1m分辨率的网格将该三维区域的XZ平面网格化。假设XZ平面尺寸为 $[-W, W] \times [0, L]m$ ，则网格化后的尺寸为 $\frac{2W}{0.1} \times \frac{L}{0.1}$ 。对于高度Y方向，我们截取 $[0, 2.5]m$ 的区域，然后平均切片为五等份从而将整个点云体素化。而后，将每个体素格子中所有点高度的最大值作为该

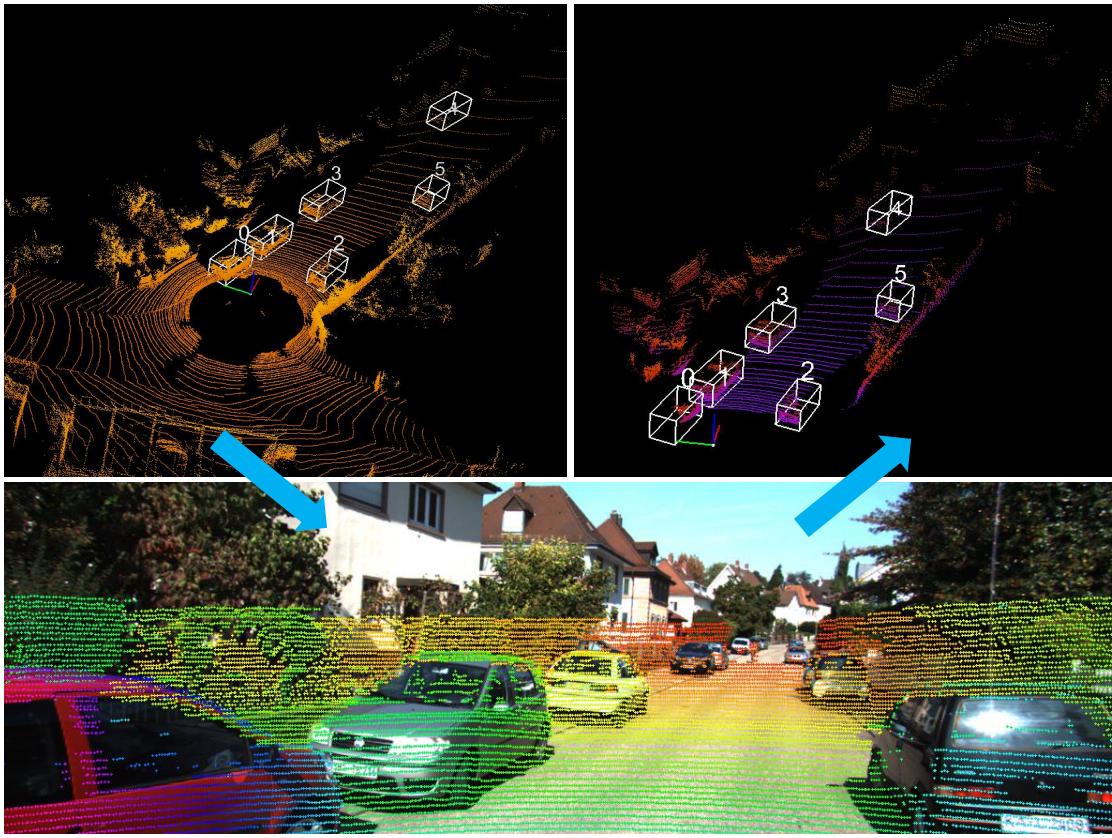


图 3-2 将三维点云数据投影到图像平面，然后保留落在图像边界内的点云，使点云数据与图像数据范围保持一致，有利于数据融合。

格子的值，从而将点云编码为 BEV 特征图。对于特征图的最后一个通道，我们使用高度切片前的每个格子内的点计算该格子的点云密度 $\rho = \min(1.0, \frac{\log(N+1)}{\log 16})$ ，其中 N 为格子内点的数目。这种点云编码方式最先在 MV3D[12] 中使用，而后 AVOD[13] 也使用了相同的处理方式。

在自动驾驶场景中，车辆是不停运动的，因此流数据中每一帧数据的参考系也不同。为了更好的关联帧与帧之间的时序信息，除了对每一帧数据进行预处理外，还需将不同帧的数据校准到同一坐标系。DODT 为双路结构，同时处理相邻两帧关键帧数据并提取帧间时序信息。因此，为了统一两帧数据的坐标系，我们将后一帧关键帧数据校准到前一帧数据的坐标系中。由于图像数据没有准确的三维坐标信息，我们只校准点云数据。点云数据的校准需要用到激光雷达的位姿信息，这些数据 KITTI 数据集有提供。

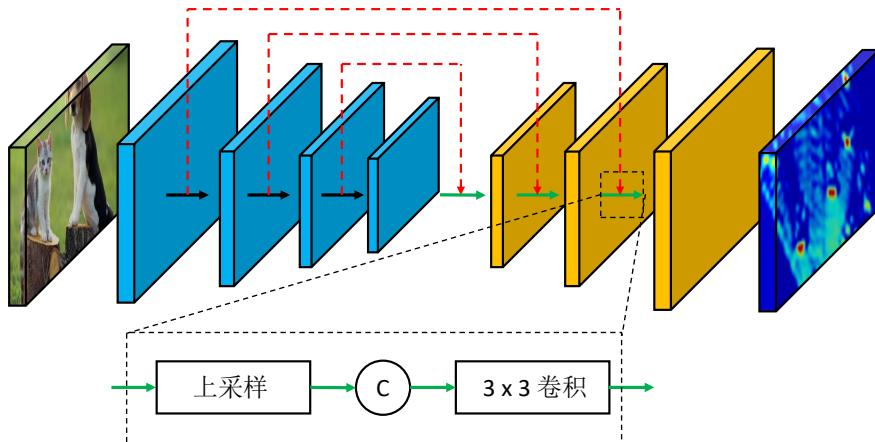


图 3-3 特征提取网络结构。左边蓝色部分为编码器，右边橙色部分为解码器，其中“C”表示张量拼接操作（Concat）。

3.2.2 特征提取

DODT 检测模块有两个单独的特征提取网络，分别用于图像特征提取以及点云特征提取。这两个网络的结构类似，只是输入的尺寸不一样。特征提取网络采用的编码器-解码器（Encoder-Decoder）结构，包含了编码器和解码器两部分，如图3-3 所示。编码器基于 VGG-16 网络改造的，首先将网络的通道数减半，并在 conv-4 层截断。编码器输入尺寸为 $M \times N \times D$ 的图像数据或是点云 BEV 特征图，然后输出尺寸为 $\frac{M}{8} \times \frac{N}{8} \times D^*$ 的特征 F 。特征 F 能够表达高层次的语意信息，并且尺寸比输入小了八倍。KITTI 数据集中行人在 BEV 视角平均大小为 0.8×0.6 米，在 BEV 特征图上就是 8×6 的像素区域（分辨率为 $0.1m$ ）。在编码器八倍下采样后，行人在输出特征 F 中占据不到一个像素，这还是在不考虑卷积过程中感受野的放大所造成小物体占比缩小的情况下。受特征金字塔网络（Feature Pyramid Network）的启发，AVOD 设计了一个自底向上的解码器，解码器可以在几乎不增加运行时间的基础上，将特征 F 上采样到输入的尺寸大小。解码器将编码器的输出作为输入，然后生成尺寸为 $M \times N \times D$ 的特征图。解码器的上采样是通过反卷积算子实现的，为了更好的补回编码器中下采样造成的细节损失，解码器每一层的输入还额外包含编码器对应层的特征。两种输入在特征维度上进行拼接，然后再通过一个 3×3 的卷积操作融合。最终的特征图在保留了对高层语意的表

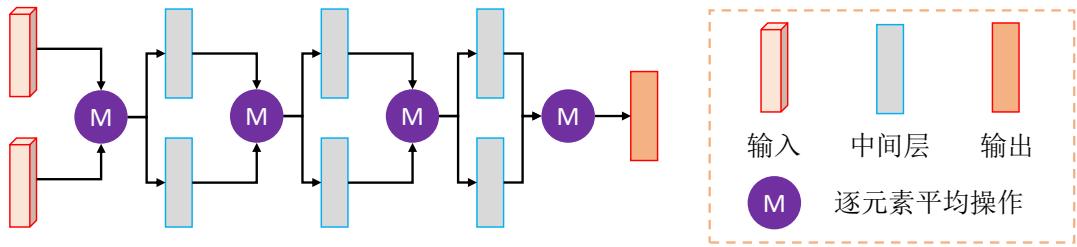


图 3-4 深度融合网络（deep fusion）结构，输入为点云 BEV 特征 f_{img} 以及图像特征 f_{pc} 。

征能力下，保持这与输入相同的尺寸，这在一定程度上增加了细节特征，避免了小物体特征丢失的问题。

3.2.3 特征融合

特征提取之后我们分别得到了图像的特征 F_{img} 以及点云的特征 F_{pc} ，接下来就是将这两种特征融合以得到更丰富的视觉特征。DODT 的特征融合也是借鉴了 AVOD 的方式，在候选框层面上进行融合。给定一个 3D 候选框（由 *Shared RPN* 生成），将其投影到 F_{img} 以及 F_{pc} 上，截取相应的部分就能得到对应的候选区域特征 f_{img} 以及 f_{pc} 。之后 f_{img} 和 f_{pc} 将会通过 7×7 的 RoI 池化操作生成相同尺寸的特征向量，之后两特征向量通过一个深度融合网络（deep fusion）生成最终的候选区域特征向量 F_{fusion} 。深度融合网络结构如图3-4 所示，该网络结构最先由 MV3D[12] 提出，对于有 L 层的网络，深度融合网络按如下方式融合特征：

$$\begin{aligned} F_0 &= F_{img} \oplus F_{pc} \\ F_l &= H_l^{img}(F_{l-1}) \oplus H_l^{pc}(F_{l-1}) \quad (3-1) \\ \forall l &= 1, \dots, L \end{aligned}$$

其中， $\{H_l, l = 1, \dots, L\}$ 是特征转移函数（由神经网络拟合）， \oplus 为某种融合操作（例如拼接、求和等，DODT 使用的是平均）。深度融合网络可以让两种特征在更深层次、更高的语意层面进行融合，从而取得更好的融合效果。

3.2.4 预测框生成

特征融合之后，融合的特征图将会输入到两个不同任务分支，分别为检测分支和回归分支，这两个分支都是由三层 2048 个神经元组成的全连接层。检测分

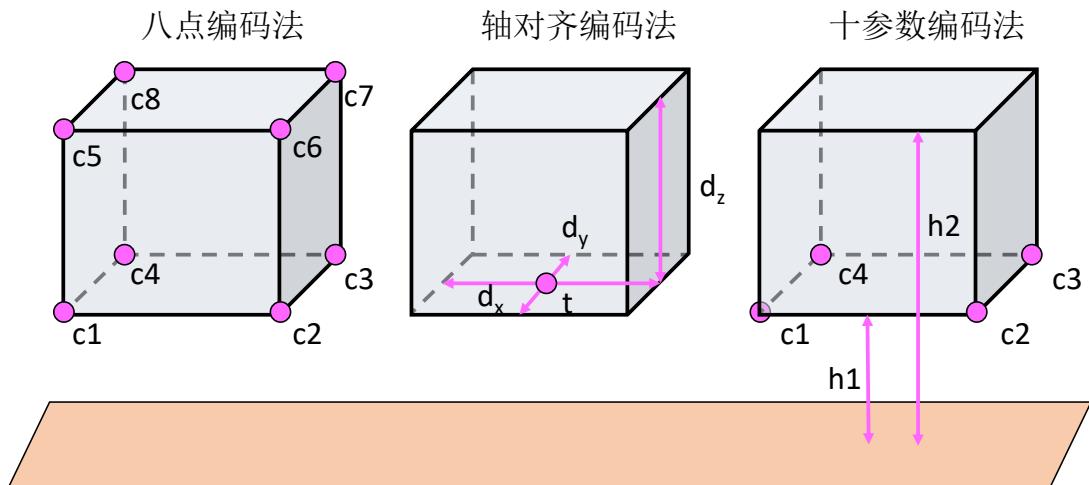


图 3-5 三种三维框编码方式。

支负责预测目标的类别，使用交叉熵计算损失值；而回归分支负责预测候选框与真实物体框的偏差，使用 $SmoothL1$ 函数计算损失值。在回归损失中，只有当候选框与真实框在 BEV 视角的 2D IoU 大于 0.65 才会被计算。之后，DODT 使用 NMS 算法去除重叠的框，阈值设置为 0.01。

在框回归中，对三维框的编码有很多种方式，其中比较常见的有八点编码法和轴对齐 (Axis Aligned) 编码法，如图3-5 所示。八点编码法直接编码八个顶点的坐标 $\{c_1, c_2, c_3, c_4, c_5, c_6, c_7, c_8\}$ ，这种方式没有考虑三维框自身的几何约束，有一定的冗余性。而轴对齐编码限制了三维框要和坐标轴对齐，编码的是 $\{t, d_x, d_y, d_z\}$ ，这是在 RPN 阶段使用的，并不适合最终的框编码。DODT 使用了 AVOD 提出的十参数编码法，如图3-5最右侧所示，分别编码底部四点坐标以及底面与顶面和地面的距离 $\{c_1, c_2, c_3, c_4, h_1, h_2\}$ ，一共有十个参数，因此框回归的目标向量为 $(\Delta_{x1}, \dots, \Delta_{y1}, \Delta_{y4}, \Delta_{h1}, \Delta_{h2})$ 。这种编码方式考虑到了三维框顶面四点和底面四点是对齐的，而原来的过参数化的八点法需要编码成 24 维向量。

在 MV3D 中，作者默认三维预测框的朝向为长边方向，可是这种确定朝向的方法是有问题的。首先并不是所有目标都适用于这种确定朝向的方法，比如行人；其次，长边有两个可取的方向，它们相差 $\pm\pi$ 。AVOD 中，作者通过预测转向向量 $(x_\theta, y_\theta) = (\cos(\theta), \sin(\theta))$ 来解决这个问题。这种方式可以将每个转向角 $\theta \in [-\pi, \pi]$ 都映射到唯一的转向向量。转向向量的预测也是包含在回归分支中。

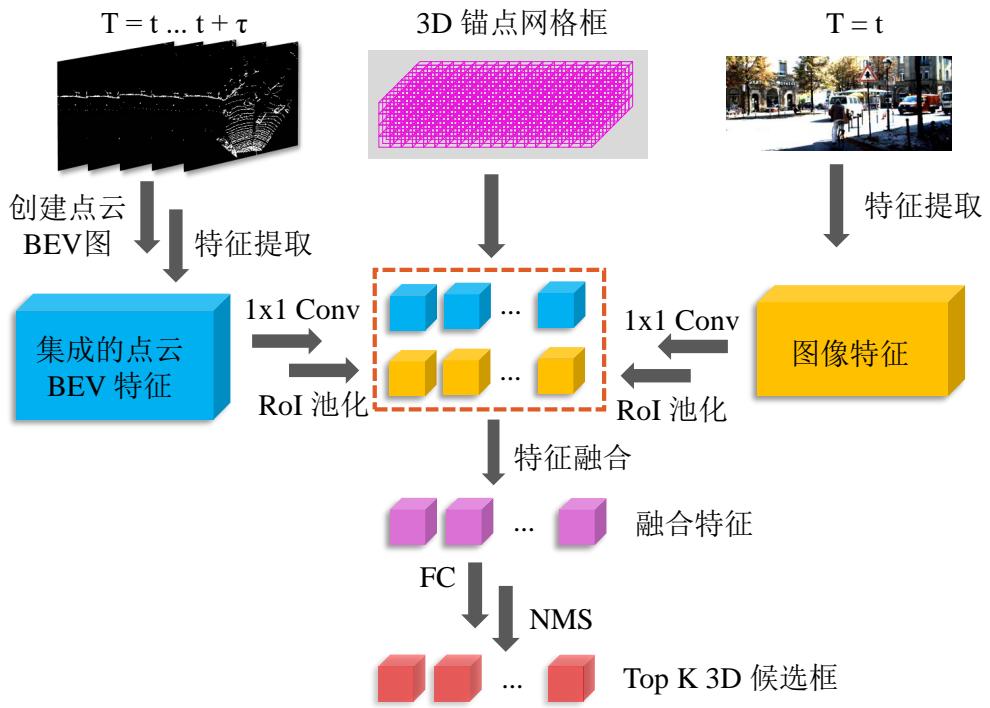


图 3-6 Shared RPN 模块。

另外，转向向量可以用来解决十参数编码法中预测框与真实框底部四点的对应关系。底部四点的对应有四种，只使用十参数编码时只能通过最近距离匹配法，有了转向向量之后，转向向量的值可以作为额外的匹配手段。

3.3 Shared RPN 模块

DODT 的 *Shared RPN* 模块是以 AVOD 的 RPN 为基础改造的，其结构如图3-6所示。DODT 有两个检测分支，正常来说需要两个单独的 RPN 网络生成各自的候选框。但由于 DODT 处理的是流数据，两分支的关键帧输入有很大的关联性，因为关键帧的特征变化在时间维度上是连续的。受此启发，我们将两分支的 RPN 合并成一个 *Shared RPN*，新的 RPN 能够生成供两分支共同使用的 3D 候选框。和检测模块一样，*Shared RPN* 也融合了点云特征与图像特征来预测 3D 候选框。图像数据的处理和检测模块一样，由于相邻关键帧中图像数据的变化微乎其微，因此我们只使用前一帧关键帧图像数据提取 RGB 特征，特征提取过程和检测模块一样（可以直接使用检测模块处理好的图像特征）。对于点云特征提取，*Shared RPN* 不像检测模块一样只使用一帧点云数据，而是联合了两关键帧以及

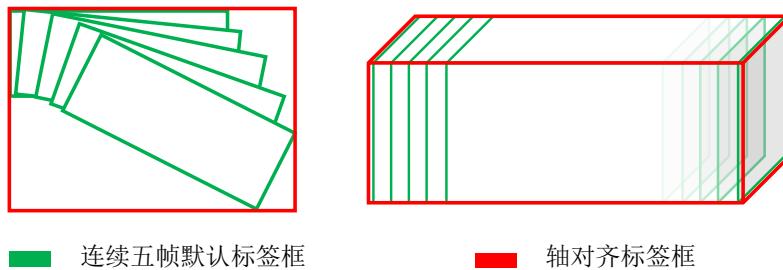


图 3-7 绿色框是五帧中目标的标签框，红色框是为训练 *Shared RPN* 而新生成的共享候选框标签。

两关键帧之间的点云数据。这是因为点云数据十分稀疏，单帧点云数据不能很好的捕获物体在三维空间的位姿信息，特别是对于远处的物体（数据点非常少）。但如果将连续时间片段的点云数据联合起来，则在一定程度上能够增强物体视觉特征。考虑到在实际驾驶场景中激光雷达本身也随着车辆在不停地运动，造成每帧点云数据的坐标系不一样，直接叠加不同帧的点云数据效果必然很糟糕，因此需要把这些点云数据校准到同一坐标系上。点云的校准需要用到激光雷达在不同时刻的位姿信息，这些可以在 KITTI 提供的 IMU 数据中得到。将连续时间片段的点云数据校准到同一坐标系后，使用和检测分支一样的方式构建 BEV 特征图，然后用相同的特征提取网络提取点云特征。由于点云的稀疏性以及使用体素化的点云编码方法，点云数据的联合并不会带来额外的计算负担，但却可以有效的增强点云特征。

需要注意的是，由于物体在不断运动，因此联合的点云数据的候选框的真实值需要重新计算。假设一目标在联合的五帧点云数据中都有出现，那么新的候选框标签应该囊括该目标在这段时间内的运动轨迹。如图3-7所示，我们重新计算了适合 *Shared RPN* 训练的新的候选框标签。新的候选框标签同样也是轴对齐的，相比于之前的候选框标签略有增大，但这能够保证覆盖物体在所有融合帧中的运动轨迹，从而使其适合训练生成供两检测分支共同使用的 3D 候选框。

拿到点云特征与图像特征之后，需要经过和检测模块一样的流程融合两个视角的特征，特征的融合是在锚点框层面的。DODT 锚点框的尺寸设计是通过对 KITTI 目标检测数据集的标签进行聚类得到，对于“Car”类别，其锚点框共有四个尺寸。通过将 3D 锚点框投影到两特征图上，然后截取相应的区域再进行

RoI 池化得到等尺寸的特征块，特征块再通过深度融合网络得到最终的融合特征向量。*Shared RPN* 的特征融合过程和检测模块的基本类似，但是前者的图像特征图与点云特征图在进行 RoI 池化前，都经过了一个 1×1 的卷积将特征通道数降为 1。这是因为在某些场景下，锚点框可以多达 100K 个，直接从全通道的特征图上去截取特征块会给 GPU 带来巨大的存储负担。例如，提取 100K 个通道为 256 的 7×7 特征块需要将近 5GB 存储 ($100000 \times 7 \times 7 \times 256 \times 4$ bytes，假设以 32 位浮点数存储)。此外，处理如此大通道的特征也会让 RPN 耗费巨大的计算资源。因此 *Shared RPN* 通过一个 1×1 的卷积操作进行数据降维，能有效减低网络参数量，提升运行效率。但是在检测模块中，为追求更高的检测精度，仍维持原来的通道数，不使用个 1×1 的卷积操作。

深度融合网络生成的融合特征最终被用来预测候选框的尺寸和类别。和检测模块类似，*Shared RPN* 有候选框分类和回归两个任务分支。分类分支是由两层 256 个神经元的全连接层组成，用来预测候选框是目标区域还是背景区域，为二元分类任务。回归分支同样也是由两层 256 个神经元的全连接层组成，回归出预测候选框与真实候选框之间的偏差 ($\Delta t_x, \Delta t_y, \Delta t_z, \Delta d_x, \Delta d_y, \Delta d_z$)。候选框的编码方式如图3-5中的轴对齐编码法所示，包含底部中心点坐标 (t_x, t_y, t_z) 以及长宽高 (d_x, d_y, d_z)。这是因为候选框都是轴对齐的，所以只需要六个参数就能够编码一个三维框。和检测模块一样，分类分支以交叉熵作为损失函数，而回归分支则使用 *Smooth L1* 作为损失函数。当锚点框与真实框在 BEV 视角的 2D IoU 值小于 0.3 时将被视为背景类，而大于 0.5 时被视为目标类，回归损失值的计算不包含背景类。最后，2D NMS 算法会被用于筛选重叠的候选框。网络训练阶段 NMS 算法的阈值是 0.8，保留最好的 1024 个候选框，而在预测阶段则只保留最好的 300 个候选框。

3.4 时序信息处理模块

时序信息处理模块输入相邻关键帧的点云 BEV 特征，然后预测两帧中相同物体的位移，其结构如图 3-1黄色区域所示。关键帧 t 以及 $t + \tau$ 的特征图经过 RoI 池化后分别得到对应的 RGB 和点云特征块 (F_{img}^t, F_{pc}^t) 和 ($F_{img}^{t+\tau}, F_{pc}^{t+\tau}$)，时序模块只使用点云特征块 F_{pc}^t 和 $F_{pc}^{t+\tau}$ 预测偏移量。这是因为 DODT 只考虑 BEV 视角

的偏移量，在自动驾驶场景中，车辆行驶区域基本可以视为二维平面，高度变化不会太大，故只预测车辆在 BEV 视角的偏移量就能够很好的捕获车辆的运动信息。给定两相邻关键帧的点云 BEV 特征块集合 F_{pc}^t 和 $F_{pc}^{t+\tau}$ ，时序处理模块首先构造一个特征块对集合 $P = \{(f_i^t, f_i^{t+\tau}), i \in \{0, 1, \dots, N\}\}$ ，其中 f_i^t 和 $f_i^{t+\tau}$ 分别是 F_{pc}^t 和 $F_{pc}^{t+\tau}$ 的第 i 个特征块， N 是 3D 候选框的总数，也是两关键帧特征块的总数。由于两检测分支使用相同的 3D 候选框（由 *Shared RPN* 生成），因此两特征块集合 F_{pc}^t 和 $F_{pc}^{t+\tau}$ 的元素是一一对应的，故 P 很容易得到。

构建好特征块对集合 P 之后，时序信息处理模块对 P 的每一个元素 $(f_i^t, f_i^{t+\tau})$ 使用互相关操作，如公式3-2所示，其中 $p, q \in [-d, d]$ 是相关计算的偏移量， d 是窗口大小， j, k 是窗口中心点坐标。相关特征的输出 $C \in \mathbb{R}^{h \times w \times (2d+1) \times (2d+1)}$ ，其中 h, w 是特征块的宽和高。由于总共有 N 对特征块对，最终会有 N 个相关特征输出。这些相关特征会输入全连接层进行后续的分类与回归任务。

$$C^{t,t+\tau}(j, k, p, q) = \langle f_i^t(j, k), f_i^{t+\tau}(j + p, k + q) \rangle \quad (3-2)$$

时序信息处理模块有两个输出分支，一个是分类分支，预测该物体是否同时存在在两帧关键帧中；另一个分支是回归分支，预测该物体在两关键帧中的相对位移（BEV 视角）。分类分支由两层 256 个神经单元的全连接层组成，它的输出是一个概率值 p_{co} ，表示两帧中都存在该物体的概率（object co-occurrence probability）。当物体同时存在两帧中时， $p_{co} = 1$ ，否则 $p_{co} = 0$ 。 p_{co} 的值可以用来判断物体轨迹的开始或终止，以及是否存在漏检现象。 p_{co} 的计算主要是为后续的运动插值模块的正确运行提供额外的保障，这部分内容将在运动插值模块详细介绍。

回归分支的任务比较简单，它也是由两层 256 个神经单元的全连接层组成，负责预测同一个物体在两帧的相对位移。假设 $d^t = (x^t, z^t, \theta^t)$ 为第 t 帧中一物体的 X 轴和 Z 轴（深度方向）坐标以及转向角，相同的， $d^{t+\tau} = (x^{t+\tau}, z^{t+\tau}, \theta^{t+\tau})$ 为 $t + \tau$ 帧中该物体相应的数据。回归分支负责预测 d^t 与 $d^{t+\tau}$ 的归一化偏差 $\delta^{t,t+\tau}$ ，如公式3-3所示，

$$\delta^{t,t+\tau} = (\delta_x^{t,t+\tau}, \delta_z^{t,t+\tau}, \delta_\theta^{t,t+\tau}) = \begin{cases} \left(\frac{x^{t+\tau}-x^t}{w^t}, \frac{z^{t+\tau}-z^t}{l^t}, \frac{\theta^{t+\tau}-\theta^t}{\theta^t} \right) & p_{co} = 1.0 \\ (0.0, 0.0, 0.0) & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3-3)$$

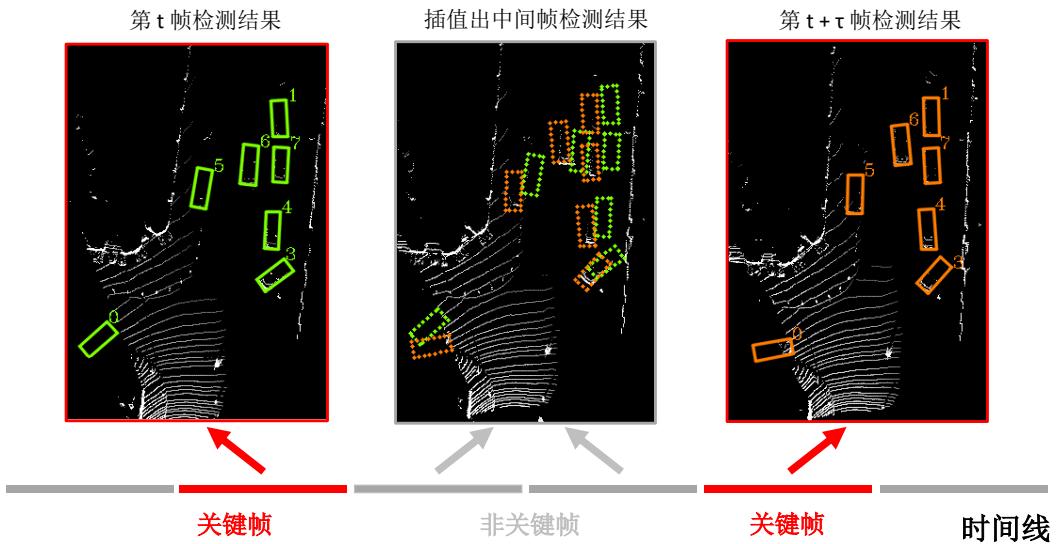


图 3-8 运动插值模块实现的是将关键帧检测结果传播到非关键帧。

其中 w^t 和 l^t 分别是物体在第 t 帧的宽和长。当 p_{co} 为 1.0 时，意味着该物体同时存在两帧中，故可按公式正常计算相对偏差；而当 $p_{co} = 0$ 时，意味着该物体只存在某一帧中，这时 $\delta^{t,t+\tau}$ 的值将无法计算，我们将其设置为 0。在网络训练中，分类分支的损失函数是交叉熵损失，而回归分支的损失为 *Smooth L1* 损失。

3.5 运动插值模块

运动插值模块的任务主要是将两目标检测模块的输出与时序信息处理模块的输出整合，在时序信息的引导下，将关键帧的物体检测结果传播到非关键帧，如图3-8所示。运动插值模块主要由一个基于运动模型的插值算法（Motion based Interpolation Algorithm, MoI）组成，其流程如算法 3 所示。MoI 算法的输入为第 t 帧以及 $t + \tau$ 帧的三维物体检测结果 D^t 和 $D^{t+\tau}$ ，以及这两帧中各物体的相对偏移 $\Delta^{t,t+\tau}$ 。输出为 t 到 $t + \tau$ 帧的所有目标检测结果。当 t 帧与 $t + \tau$ 帧检测的目标个数相同时， $D^t, D^{t+\tau}$ 以及 $\Delta^{t,t+\tau}$ 元素个数相同；当有目标不同时存在于 t 帧与 $t + \tau$ 帧时， D^t 与 $D^{t+\tau}$ 的元素不相等，而 $\Delta^{t,t+\tau}$ 元素个数为 D^t 与 $D^{t+\tau}$ 中元素个数的最大值，只是不同时存在前后两帧关键帧的目标偏移量为 0。

MoI 算法的主要思想是对于两帧中都存在的目标，使用线性插值算法生成中间帧的结果，对于只存在某一帧的目标，则使用基于时序信息的运动模型生成中间帧结果。具体流程如下：（1）对于 D^t 中的每一个预测框 d_i^t ，首先让其加上对

Algorithm 3: 基于运动模型的插值算法 (MoI Algorithm)

```

1 输入:  $D^t = [d_0^t, d_1^t, \dots, d_{N_t}^t]$ ,  $D^{t+\tau} = [d_0^{t+\tau}, d_1^{t+\tau}, \dots, d_{N_{t+\tau}}^{t+\tau}]$ ,
        $\Delta^{t,t+\tau} = [\delta_0^{t,t+\tau}, \delta_1^{t,t+\tau}, \dots, \delta_{N_{max}}^{t,t+\tau}]$ ,  $N_{max} = \max\{N_t, N_{t+\tau}\}$ 
2 输出:  $D = [D^t, D^{t+1}, \dots, D^{t+\tau}]$ 
3 初始化:  $D_{temp} = D^{t+\tau}$ ,  $p_{co}^{max} = 0.5$ 
4 for  $d_i^t$  in  $D^t$  do
5    $\Delta d_i^{t,t+\tau} = (d_{i,w}^t \cdot \delta_{i,x}^{t,t+\tau}, 0, d_{i,l}^t \cdot \delta_{i,z}^{t,t+\tau}, 0, 0, d_{i,ry}^t \cdot \delta_{i,ry}^{t,t+\tau})$ 
6    $d' = getMatched(d_i^t + \Delta d_i^{t,t+\tau}, D_{temp})$ 
7   if  $d'$  存在 then
8      $d_i^{t+1}, \dots, d_i^{t+\tau-1} = Interpolate(d_i^t, d')$ 
9     将  $d'$  从  $D_{temp}$  中移除
10    else if  $p_{co}^i \geq p_{co}^{max}$  then
11       $d_i^{t+1}, \dots, d_i^{t+\tau} = Interpolate(d_i^t, d_i^t + \Delta d_i^{t,t+\tau})$ 
12    else
13      使用运动模型生成  $(d_i^{t+1}, \dots, d_i^{t+\tau-1})$ 
14 for  $d_j^{t+\tau}$  in  $D_{temp}$  do
15   if  $p_{co}^j \geq p_{co}^{max}$  then
16      $d_j^t, \dots, d_j^{t+\tau-1} = Interpolate(d_j^{t+\tau} - \Delta d_j^{t,t+\tau}, d_j^{t+\tau})$ 
17   else
18     使用运动模型生成  $(d_j^{t+1}, \dots, d_j^{t+\tau-1})$ 

```

应的偏移量 $\Delta d_i^{t,t+\tau}$ (该偏移量由 $\delta_i^{t,t+\tau}$ 解码得到), 得到预测的运动后的物体框 $d_i^t + \Delta d_i^{t,t+\tau}$ 。然后使用 $getMatched$ 匹配函数去 D_{temp} 中找到匹配度最高的候选框 d' 。 $getMatched$ 函数简单的计算 $d_i^t + \Delta d_i^{t,t+\tau}$ 与 D_{temp} 中所有框的 3D IoU 值, 然后在高于某一阈值 (具体实现时为 0.5) 的 IoU 中筛选出最大者, 然后返回其对应的预测框 d' 。(2) 如果匹配成功, 即 d' 存在, 即证明该目标在两帧中同时存在,

则算法使用线性插值生成 $t+1$ 到 $t+\tau-1$ 帧预测框结果，同时将 d' 从 D_{temp} 中移除，防止后续再次被匹配。（3）对于匹配失败的情况，有两种可能的原因，漏检以及轨迹终止。这两种情况的判断可以通过时序信息处理模块的输出 p_{co} ，如果 $p_{co}^i \geq p_{co}^{max}$ ，则表明该目标很大概率在 $t+\tau$ 中存在，只是检测模型漏检了。这种情况下可通过偏移量信息计算出下一帧对应的物体框为 $d_i^t + \Delta d_i^{t,t+\tau}$ ，之后通过线性插值算法就能够生成中间帧的结果。如果 $p_{co}^i < p_{co}^{max}$ ，则表明该目标在 $t+\tau$ 中存在的概率很小，轨迹很有可能已经终止。这种情况下算法会根据目标的历史运动信息进行适当的轨迹扩展，轨迹延伸算法将在下一段落介绍。（4）循环完 D^t 中所有元素后，有可能 D_{temp} 中还存在预测框没有被匹配。这时也同样会出现两种情况，一种是前一帧中发生了漏检，另外就是该目标刚刚出现，这可以通过 p_{co} 的值加以区分。对于漏检的情况，算法会根据偏移信息生成前一帧的预测框，然后再通过线性插值算法生成中间帧的结果；对于目标刚出现的情况，同样的算法会使用运动模型进行轨迹扩展。

运动模型是基于假设“物体的速度在短时间内是不变的，与相机自身的运动无关”构建的。在物体运动时，模型会根据物体的历史状态以及运动增量来计算物体在下一时刻的状态。具体而言，模型记录着每条轨迹片段在 BEV 视角的全局速度 $v = (v_x, v_z, v_\theta)$ ，当下一帧有某个物体匹配到该轨迹时，该全局速度会被更新，更新方法如公式3-4所示。其中 α 衡量轨迹的下一时刻物体速度对轨迹全局速度的影响，在实际运行 $\alpha = 0.8$ 。对于轨迹的终止，由于 DODT 只对关键帧进行检测，因此我们无法判断轨迹具体在 t 帧到 $t+\tau$ 帧中的哪一帧终止。因此，对于在 t 帧存在而 $t+\tau$ 中不存在的物体，我们统一将轨迹向后延伸 3 帧，延伸过程中使用该轨迹的全局速度进行插值。如果在延伸过程中轨迹超出点云数据范围，则延伸会提前终止。同样，对于轨迹的起始，轨迹也会根据后续帧的信息进行前向延伸。这样做的好处是确保算法不会出现漏检的情况，因为在实际应用中，漏检往往要比误检风险更大。

$$\begin{aligned} v_x &= \alpha v_x + (1 - \alpha) \frac{x^{t+\tau} - x^t}{\tau} = \alpha v_x + (1 - \alpha) \frac{w^t \delta_x^{t,t+\tau}}{\tau} \\ v_z &= \alpha v_z + (1 - \alpha) \frac{z^{t+\tau} - z^t}{\tau} = \alpha v_z + (1 - \alpha) \frac{l^t \delta_z^{t,t+\tau}}{\tau} \\ v_\theta &= \alpha v_\theta + (1 - \alpha) \frac{\theta^{t+\tau} - \theta^t}{\tau} = \alpha v_\theta + (1 - \alpha) \frac{\theta^t \delta_\theta^{t,t+\tau}}{\tau} \end{aligned} \quad (3-4)$$

在具体实验过程中，我们发现物体运动方向的预测在相邻关键帧中有时候会发生 180 度的转变，这使得物体朝向的插值出现很大的偏差。为了解决这个问题，我们使用了一个简单的朝向校准算法来维持轨迹朝向的连续性。对于一条轨迹 T_{match}^i 和下一帧中与该轨迹匹配的预测框 D_{match}^i ，如果这两者的朝向之差大于 $\frac{\pi}{2}$ (T_{match}^i 的朝向由该轨迹最后的预测框朝向决定)，则将 D_{match}^i 的朝向角度加上 π ，即将 D_{match}^i 旋转 180 度，使其能够与轨迹的朝向基本保持一致，这样就不会出现物体朝向在相邻帧中突然变化很大的情况。

3.6 多目标追踪

在时序信息处理模块，我们已经把相邻关键帧间的中间帧的所有检测目标关联起来了，要关联所有帧的检测结果，只需要再将各关键帧关联就行了。有两种方案可以实现关键帧的关联，一种是在输入的关键帧对上做处理，例如连续输入关键帧对为 $(i, i + \tau), (i + \tau, i + 2\tau), \dots$ ，这样时序信息处理模块就可以将所有帧的检测结果关联；另一种方案是将关键帧结果单独进行数据关联，关联算法可以使用第二章介绍的 V-IoU Tracker 算法或是卡尔曼滤波算法。当相邻关键帧的间隔 τ 比较大时，第二种方法的匹配效果会下降，这是由于长程时序信息关联度下降造成的。考虑到第一种方案的简便和高效性，DODT 最终使用了第一种方案。由于本算法一次可以完成一个时间窗口内数据的多目标目标跟踪，因此为近似在线（Near Online）算法。

3.7 本章总结

本章重点介绍了本工作提出的流数据三维物体检测与跟踪框架 DODT 的结构与原理实现。3.1 节介绍了 DODT 的整体框架，DODT 由四个模块组成，分别是三维物体检测模块、*Shared RPN* 模块、时序信息处理模块以及运动插值模块。这四个模块分别在 3.2 节、3.3 节、3.4 节以及 3.5 节中分别介绍。本章最后还探讨了基于 DODT 检测结果的多目标跟踪算法的实现。本章内容为本文的重点，DODT 框架的四个模块集成了本工作的主要创新点。下一章将介绍本工作的实验部分，定性并定量的验证本框架的检测与跟踪性能。

第4章 实验过程与结果分析

本章将介绍本项目的实验部分，包括对 KITTI 数据集、数据预处理、模型训练以及实验结果分析等内容。在结果分析中，我们首先比较 DODT 各模块对结果的影响，以考察每个模块的有效性；然后我们探讨了关键帧的选取步长对三维物体检测结果的影响，以便确定最优的步长；最后我们也测试了 DODT 在多目标追踪任务上的性能，并与前沿方法对比。结果显示 DODT 框架能很好的完成流数据的三维物体检测以及多目标跟踪任务。

4.1 KITTI 数据集介绍

本项目的所有实验都是基于无人驾驶领域中广泛使用的 KITTI 公开数据集⁷开展的。KITTI 数据集是由德国卡尔斯鲁厄理工学院和丰田美国技术研究院联合采集的，该数据集包含多种传感器数据：一个惯性导航系统（GPS/IMU，型号为 OXTS RT 3003）数据，一个激光雷达（Velodyne HDL-64E）数据，两个灰度相机数据（140 万像素）以及两个彩色相机数据（140 万像素）。其中激光雷达扫描频率为 10 帧/秒，相机基本与地平面保持平行，图像采集的尺寸为 1382×512 像素。所有传感器的整体布局如图4-1所示。

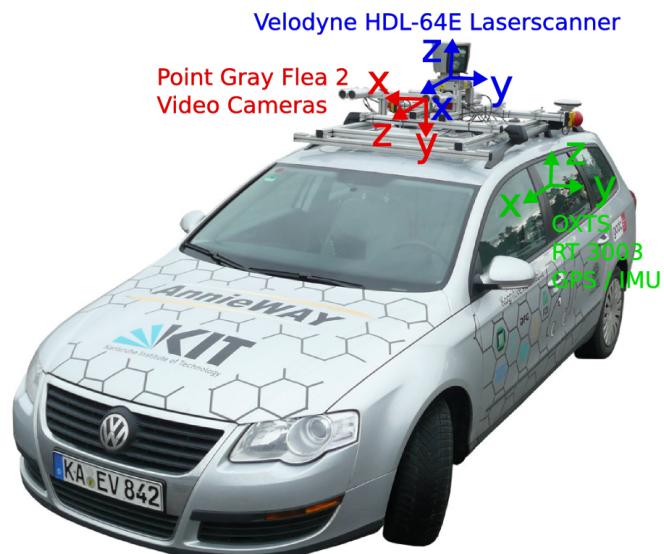


图 4-1 KITTI 数据集传感器整体布局。

⁷<http://www.cvlibs.net/datasets/kitti/>

KITTI 数据集根据不同的任务分为 stero、flow、scenceflow、depth、odometry、object 以及 tracking 等部分，对应着双目估计、光流估计、场景流估计、深度估计、路径规划、物体检测以及目标追踪等任务。每一个任务数据包都包含了海量的训练数据以及测试数据，供研究者使用。本项目主要使用了 KITTI 数据集的 tracking 数据包，该数据包由 21 段训练视频流（共 8004 帧数据）以及 29 段测试视频流（共 11095 帧数据）组成。每一段视频流都是由连续的 RGB 图像数据以及三维点云数据组成，在训练数据集中，还包含了每一帧数据对应的二维目标框（针对图像数据）以及三维目标框（针对点云数据）。此外，针对每一段视频流，KITTI 还提供了传感器的标定信息以及每一帧的 GPS/IMU 数据，供研究者数据标注定时使用。

KITTI 数据集中多目标追踪的真实标签数据共有 10 项，记录了帧的信息以及帧中每个目标的信息。信息列举如下：

- frame id: 帧的编号；
- object id: 每一帧中目标的编号，也是轨迹的编号；
- type: 目标的类别，有 “Car”，“Van”，“Trunk”，“Pedestrian”，“Cyclist” 等类别，本实验将 “Car” 和 “Van” 合并为 “Car” 类，并只针对 “Car” 类进行检测和追踪；
- truncated: 标记目标是否被图像边界截断，“0” 表示不截断，“1” 表示截断；
- occluded: 标记目标被遮挡的程度，共有 0 到 3 四个取值，“0” 表示完全可视，“1” 表示部分遮挡，“2” 表示大部分遮挡，“3” 表示完全遮挡；
- alpha: 目标的观测角。 $\alpha = -[(\pi + r_y) + (\pi + \beta)]$, r_y 与 β 如图4-2所示；
- bbox: 物体在图像上的 2D 边界框，包含左上角，右下角的坐标值；
- dimensions: 物体的高、宽和长，单位为米；
- location: 物体底部中心点在相机坐标系的三维坐标 (x, y, z)，单位为米，如图4-3所示，Z 轴为深度方向；
- ry: 物体在相机坐标系沿 Y 轴的旋转角， $r_y \in [-pi, pi]$ 。

传感器的标定信息保存在 “calib.txt” 文件中，其中包含了相机的参数矩阵以及各传感器之间的旋转矩阵。信息列举如下：

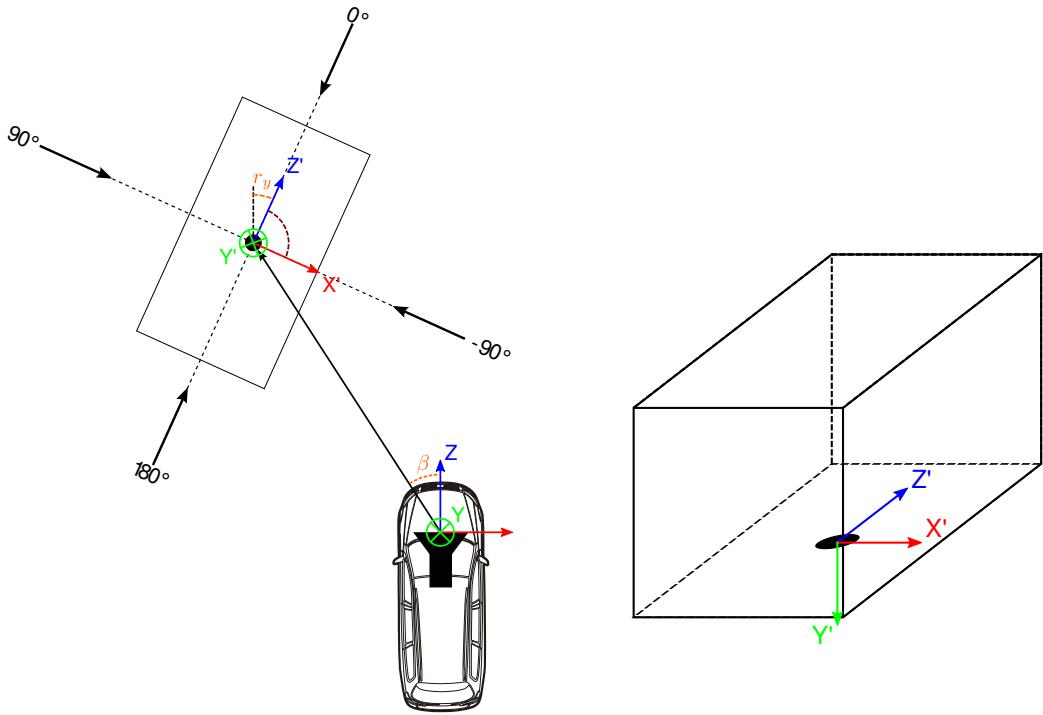


图 4-2 KITTI 数据集观测角与转向角示意图。图 4-3 KITTI 数据集目标的位置坐标。

- P0-P3: 四个相机的内参矩阵 $P \in \mathcal{R}^{3 \times 4}$;
- R0_rect: $\mathcal{R}^{3 \times 3}$, 摄像机坐标系转换到图像坐标系的校准矩阵;
- Tr_velo_to_cam: $\mathcal{R}^{3 \times 4}$, 激光雷达坐标系到摄像机坐标系的旋转矩阵;
- Tr_imu_to_velo: $\mathcal{R}^{3 \times 4}$, IMU 坐标系到激光雷达坐标系的旋转矩阵。

GPS/IMU 数据提供了 30 项信息，其中包含每一帧中自身车辆的经纬度、海拔、三个欧拉角（roll, yaw 以及 pitch）、速度、加速度、角速度等信息。本实验主要使用到了经纬度以及欧拉角等信息将不同帧的点云数据校准到同一坐标系。欧拉角包含了偏航角（yaw，表示机体轴在水平面上的投影与地轴之间的夹角，右偏为正）、俯仰角（pitch，表示机体轴与地平面之间的夹角，抬头为正）以及翻滚角（roll，表示机体对称面绕机轴转动的角度，右滚为正），如图4-4所示。

4.2 数据预处理

DODT 框架融合了点云数据信息以及 RGB 图像数据信息，由于激光雷达的视野和摄像机的视野不同，因此在融合之前需要将激光雷达坐标系下的点云转

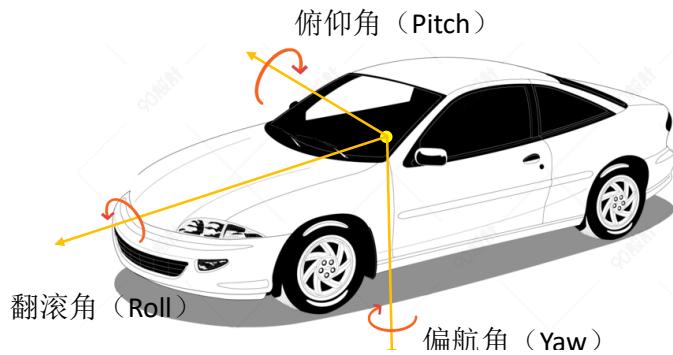


图 4-4 三个欧拉角的方向示意图。

换到图像坐标系中。假设激光雷达坐标系下点云的齐次坐标为 $P_{pc} = [X, Y, Z, 1]^T$, 其中 $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$, $Y = (y_1, y_2, \dots, y_n)$, $Z = (z_1, z_2, \dots, z_n)$, 表示点云中所有 n 个点的坐标向量。点云中所有点对应到图像坐标系上的像素点齐次坐标为 $P_{img} = [U, V, 1]^T$ (U, V 同样为坐标向量), 则转换关系如公式4-1所示。其中 P_{cam} 为相机的参数矩阵, $R0_rect$ 以及 $Tr_velo_to_cam$ 为上一小节校准文件中的转换矩阵。

$$P_{img} = P_{cam} * R0_rect * Tr_velo_to_cam * P_{pc} \quad (4-1)$$

经过这步转换后, 点云数据就校准到了图像坐标系下。之后我们对点云的预处理方式和 AVOD[13]一样, 首先将落在图像尺寸之外的点过滤掉, 然后分别沿 X, Z, Y 轴截取 $[-40, 40] \times [0, 70] \times [0, 2.5]$ 米的区域作为最终的点云数据。

为了让 DODT 输入的两帧关键帧数据能够很好的融合从而利于提取时序信息, 我们还需要将两帧数据校准到同一坐标系, 该过程需要用到上文提及的 GPS/IMU 数据。假设 DODT 输入的相邻关键帧为 F_1 和 F_2 , F_1 对应时刻车体的经纬度为 (lat_1, lon_1) , 欧拉角 pitch、roll、yaw 为 (p_1, r_1, y_1) , F_2 对应时刻车体的经纬度为 (lat_2, lon_2) , 欧拉角 pitch、roll、yaw 为 (p_2, r_2, y_2) 。则 F_1 和 F_2 坐标系原点的球面距离计算公式如4-2所示, 其中 $R = 6378137.0$ 米, 为地球的半径。

$$d = 2R * \arcsin\left(\sqrt{\sin^2\left(\frac{lat_2 - lat_1}{2}\right) + \cos(lat_1)\cos(lat_2)\sin^2\left(\frac{lon_2 - lon_1}{2}\right)}\right) \quad (4-2)$$

为了将 F_2 的点云数据转换到 F_1 坐标系下, 需要求得两坐标系原点的位移 Δ 以及旋转矩阵 M 。根据计算得到的两坐标原点的球面距离以及各自的欧拉角, 位移 Δ 计算如公式4-3所示, 而旋转矩阵 $M = R_Z * R_X * R_Y$, 计算如公式4-4所示, 其中 $\delta_p = (p_2 - p_1)$, $\delta_r = (r_2 - r_1)$, $\delta_y = (y_2 - y_1)$, 为两帧车体欧拉角的偏差。假

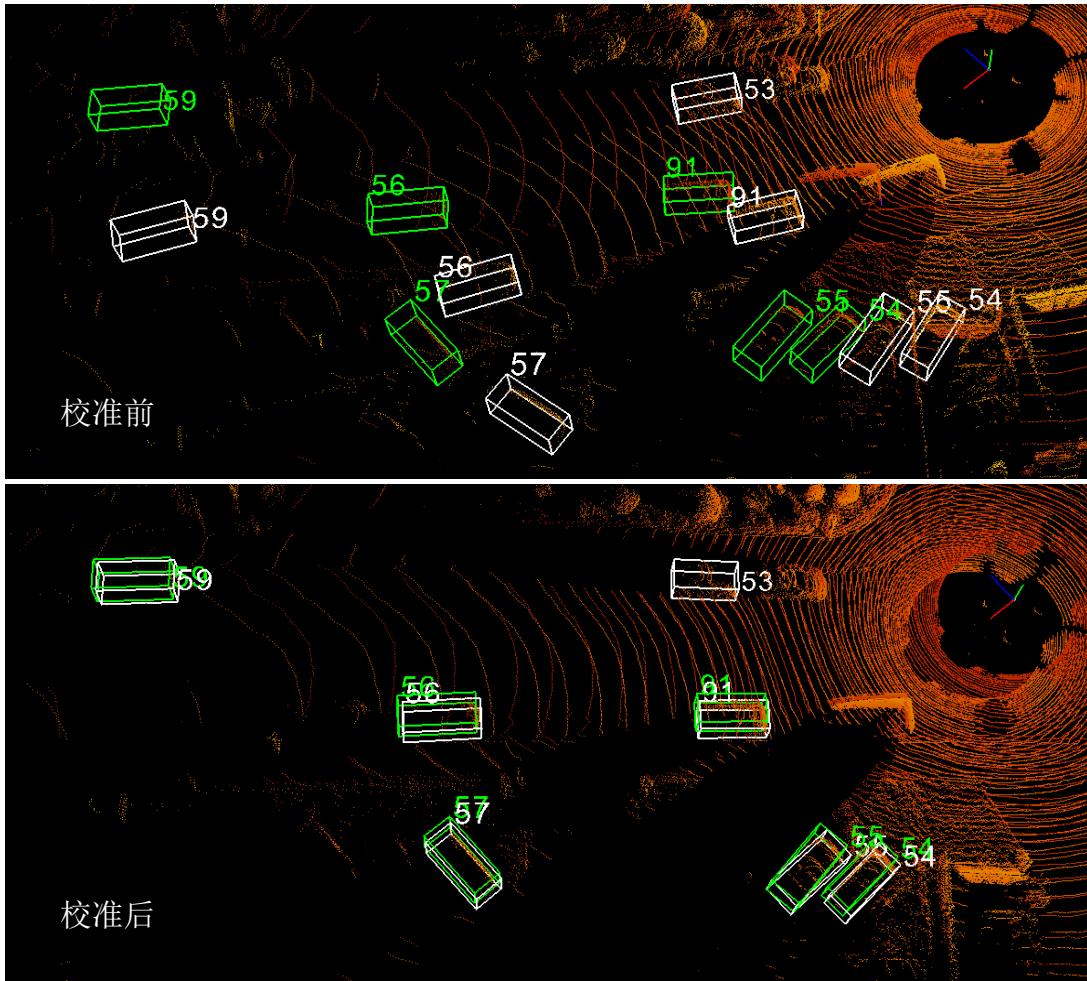


图 4-5 两帧相邻关键帧 F_1 和 F_2 的点云数据校准到同一个坐标系下。其中白色框为关键帧 F_1 的标签框，绿色框为关键帧 F_2 的标签框，框上的数字为框标号。可以看出，校准前两帧点云中相同物体的标签框偏离很大，无法有效融合两帧数据；而校准后两帧中同一物体的标签框基本重合在一起，些许偏移为物体运动造成的。由图可知校准后的数据可以更有效融合，也更利于提取时序特征。

设 F_2 中所有点云的原始坐标矩阵为 $P_{origin} = [X, Y, Z]^T \in \mathbb{R}^{n \times 3}$ ，则其转换到 F_1 坐标系下的坐标矩阵 $P_{trans} = (P_{origin} + \Delta) * \mathcal{M}$ 。坐标系转换前后两帧点云数据叠加可视化对比如图4-5所示，由图可知坐标系转换有利于两帧信息的关联。

$$\Delta = [\delta_x, \delta_y, \delta_z]^T = [d \cos(y_2 - y_1), d \sin(y_2 - y_1), d \sin(p_2 - p_1)] \quad (4-3)$$

$$\mathcal{M} = \begin{bmatrix} \cos(\delta_p) & 0 & \sin(\delta_p) \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin(\delta_p) & 0 & \cos(\delta_p) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos(\delta_r) & -\sin(\delta_r) \\ 0 & \sin(\delta_r) & \cos(\delta_r) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos(\delta_y) & -\sin(\delta_y) & 0 \\ \sin(\delta_y) & \cos(\delta_y) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4-4)$$

在数据可视化时，我们注意到 KITTI 官方提供的多目标追踪标签并不完备。

例如，在图4-6第一行中，我们可视化了训练数据集第0段视频的几帧数据以及官方提供的标签，可以看到有些目标（由红色虚线框圈出）在128帧中有标签，但是在118以及120帧中却没有标签，尽管这些目标在118帧以及120帧中都能很好识别。这种情况在整个训练数据集中都经常出现，为了更真实的衡量DODT模型的检测与追踪性能，我们人工添加了这些漏打的标签。

4.3 模型训练

我们的实验是在一台配置有Tesla P100的GPU以及Intel(R) Xeon(R) E5-2667 v4 @ 3.20GHz的32核CPU的服务器上进行。为了训练并验证DODT的性能，我们将KITTI提供的21段训练视频流分成两部分，视频编号为奇数为训练集，偶数的为验证集。我们将官方标记的“Car”以及“Van”目标都当做“Car”类，只做该类别的检测与追踪。网络训练过程中的大部分超参数我们都借鉴了AVOD[13]中的设置。具体而言，DODT在训练数据集中迭代次数为120K，批处理大小为1。DODT使用ADAM[77]作为优化器，并且使用了初始值为0.0001，每迭代30K步就以0.8的因子指数下降的可变学习率。网络的损失值由四部分组成，目标检测的分类和回归损失以及时序信息模块的分类与回归损失，如公式4-5所示。其中训练时权重 $w_{cls}, w_{reg}, w_{co}, w_{corr}$ 的值分别为1.0, 5.0, 1.0, 1.0。RPN的参数设置以及NMS算法的阈值设置在第三章方法部分有详细介绍，这里不再赘述。

$$L_{total} = w_{cls}L_{cls} + w_{reg}L_{reg} + w_{co}L_{co} + w_{corr}L_{corr} \quad (4-5)$$

4.4 实验结果分析

在实验阶段，我们首先测试了*Shared RPN*模块对候选框预测的性能提升，然后使用控制变量法分析了DODT各模块对最终检测结果的影响，这些模块包括*Shared RPN*模块、时序信息处理模块以及运动插值模块。接着我们探究了不同关键帧选取步长对流数据三维物体检测的性能影响，最后我们探究了不同模块对DODT在多目标追踪任务上性能的影响。

4.4.1 三维物体检测结果分析

RPN在目标检测任务中用于候选框的提取，为了衡量*Shared RPN*相对于原始RPN的性能提升，我们比较了两者预测候选框的准确率，结果如表4-1所示。

表 4-1 候选框预测性能比较。

方法	原始 RPN	<i>Shared RPN</i>
准确率 (%)	97.81	98.47

表 4-2 DODT 的不同设置在验证数据集上的结果（只预测“Car”类别）。每项的指标为 AP_{3D}/AP_{BEV} (%)，为三维物体检测在 3D 视角和 BEV 视角的平均精度。“S”表示 *Shared RPN* 模块，“T”表示时序信息处理模块，“M”表示运动插值模块。 τ 是关键帧选取步长。

方法	模块	IoU = 0.5			IoU = 0.7			FPS
		Easy	Moderate	Hard	Easy	Moderate	Hard	
AVOD[13]	-	90.13 / 90.91	80.00 / 81.79	71.61 / 81.79	76.00 / 90.90	57.23 / 81.73	56.13 / 72.69	10.0
DODT($\tau = 1$)	S	88.28 / 99.97	85.74 / 90.90	86.14 / 90.89	83.44 / 90.82	67.48 / 90.79	61.24 / 90.80	6.7
DODT($\tau = 1$)	S+T	88.32 / 99.99	86.53 / 90.90	86.71 / 90.90	83.60 / 90.82	68.93 / 90.80	62.69 / 90.81	5.9
DODT($\tau = 1$)	S+M	89.99 / 99.95	87.86 / 90.87	87.81 / 90.86	86.89 / 90.89	73.96 / 90.83	67.07 / 81.79	6.5
DODT($\tau = 1$)	S+T+M	90.63 / 99.95	89.07 / 90.90	88.79 / 90.90	88.74 / 90.91	75.27 / 90.84	68.75 / 90.57	5.7
DODT($\tau = 2$)	S+T+M	90.60 / 99.94	89.19 / 90.91	88.91 / 90.88	88.90 / 90.92	76.64 / 90.85	75.81 / 90.83	8.6
DODT($\tau = 3$)	S+T+M	90.61 / 99.98	89.01 / 90.89	88.84 / 90.89	88.81 / 90.91	76.38 / 90.86	75.83 / 90.85	11.4
DODT($\tau = 4$)	S+T+M	90.55 / 99.94	88.82 / 90.88	88.34 / 90.87	88.43 / 90.91	75.70 / 90.82	68.75 / 90.82	14.3
DODT($\tau = 5$)	S+T+M	87.98 / 90.91	85.57 / 90.87	86.01 / 90.87	81.59 / 90.81	67.30 / 90.76	61.35 / 81.73	17.1
DODT($\tau = 6$)	S+T+M	78.77 / 90.75	70.88 / 90.71	71.65 / 81.70	71.71 / 90.44	55.86 / 81.50	56.80 / 81.51	20.0

由表格可知，原始的 RPN 模块（直接使用 AVOD[13] 中的 RPN）对候选框的预测准确率为 97.81%，而 *Shared RPN* 的预测准确率为 98.47%，比前者提升了 0.66%。这说明 *Shared RPN* 使用多帧数据能够生成更为准确的候选框。此外，由于 *Shared RPN* 在不引入额外计算量的情况下一次性可生成供两帧使用的候选框，因此其运行帧率是原始 RPN 的两倍。

为了验证各模块对 DODT 三维物体检测任务性能的影响，我们进行了消融实验，实验结果如表 4-2 上半部分所示， $\tau = 1$ 表示输入的两关键帧为相邻帧。目标检测的评价指标为平均精度（Average Precision, AP），即计算检测正确的目标个数占总目标个数的百分比，然后对目标种类做平均。衡量物体检测是否正确需要计算预测框与真实框在 BEV 视角的 2D IoU，若 IoU 大于某一阈值则判断为检测正确。本实验统计了两种不同阈值的实验结果，分别为 0.5 和 0.7。此外，KITTI 根据目标遮挡情况的不同将检测任务分为“Easy”、“Moderate” 和 “Hard” 三类，

其中“Easy”对应无遮挡目标($\text{occluded} = 0$)的检测结果，“Moderate”对应部分遮挡($\text{occluded} = 1$)目标的检测结果，而“Hard”则对应大部分遮挡($\text{occluded} = 2$)目标的检测结果。

Shared RPN 的对比结果对应与表格第一行与第二行，在未使用其他新模块的基础上，使用原始 RPN 模块的 DODT 相当于 AVOD 网络，因此我们直接对比了 AVOD 和只使用了 *Shared RPN* 模块的 DODT ($\tau = 1$) 的实验结果。由结果可知，*Shared RPN* 模块基本在所有指标上都能带来检测性能的提升。特别的，对于 $\text{IoU} = 0.7$ 的阈值下，*Shared RPN* 在“Easy”、“Moderate”和“Hard”检测级别上分别为 AP_{3D} 带来了 7.44%、10.26% 和 5.11% 的性能提升。这些显著的性能提升要归功于 *Shared RPN* 模块能够结合多帧信息预测更为精确的候选框。图4-7的第一幅图可视化了 DODT 与 AVOD 的检测结果对比，可以看出 DODT 对远处物体检测能力要比 AVOD 强。另外，从结果可知使用 *Shared RPN* 可以显著提高检测速度，这主要是相邻两帧复用了候选框，节省了不少时间。

在基础 DODT 框架(双路结构 + *Shared RPN*, Based_DODT)的基础上，我们加入了时序信息处理模块(T)，实验结果如表4-2第三行所示。对比第二行的基础 DODT 框架结果可知，在 $\text{IoU}=0.7$ 的阈值下，时序信息处理模块在“Easy”、“Moderate”和“Hard”检测级别上分别为 AP_{3D} 带来了 0.16%、1.45% 和 1.45% 的性能提升。结果显示时序信息模块能够提升遮挡目标的检测性能，这是因为时序模块能够融合相邻两帧关键帧的信息，目标在某一关键帧被遮挡时很可能在下一关键帧不被遮挡。由于在 BEV 视角上目标遮挡很少，且候选框层次的特征融合让两关键帧信息互补，使得 DODT 对于困难样本的预测更加准确。

为探究运动插值模块对 DODT 目标检测性能的影响，我们在基础 DDOT 框架的基础上加入了运动插值模块(M)，实验结果如表4-2第四行所示。结果显示在 $\text{IoU}=0.5$ 的阈值下，运动插值模块在“Easy”、“Moderate”和“Hard”检测级别上分别为 AP_{3D} 带来了 1.71%、2.12% 和 1.67% 的性能提升；而在 $\text{IoU}=0.7$ 的阈值下则分别带来了 3.45%、6.48% 和 5.83% 的性能提升。这些结果表明运动插值模块能够显著提高 DODT 对车辆的检测性能，特别是对于困难目标的检测。对比不同 IoU 阈值的结果还可以看出，运动插值模块能够显著改善预测框偏离真实框较大的情况。这些提升显示了我们的 MoI 算法能够根据前后帧的检测结果

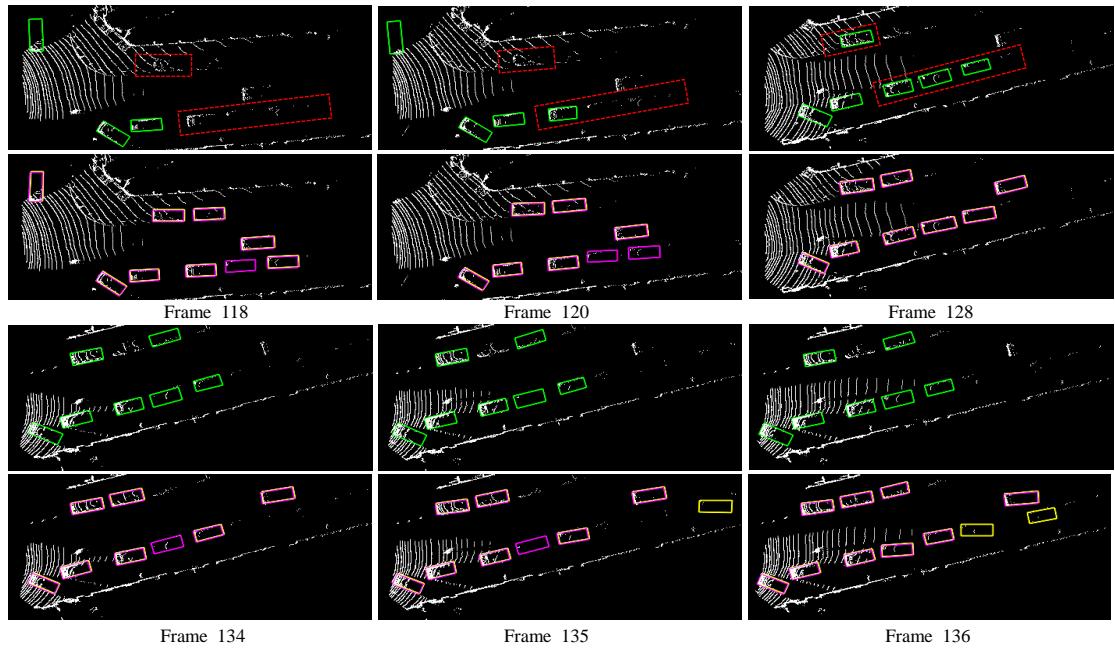


图 4-6 视频序列 0 的标签以及预测结果可视化。绿色为官方提供的标签框，黄色是时序步长 $\tau = 1$ 的预测结果，洋红色为时序步长 $\tau = 3$ 的预测结果。混合颜色的框是黄色框和洋红色框重叠造成的，最好彩色打印查看。

筛除检测错误的样本，并且能够通过轨迹的历史状态进一步延伸轨迹。此外，时序信息处理模块和运动插值模块联合能够额外提升 1-2% 的性能，如表格4-2第五行所示。这是因为运动插值模块在时序信息处理模块输出结果的基础上能够运行的更好。图4-7的第三幅图可视化了 Based_DODT 框架与完整的 DODT 框架检测结果的可视化对比，可以看出 MoI 算法能够有效利用时序信息延伸轨迹，从而提高检测性能。

4.4.2 流数据物体检测结果分析

DODT 框架同时处理两帧相邻的关键帧数据，非关键帧的检测结果是通过关键帧结果插值得到，因此关键帧的选取对于流数据物体检测影响很大。由于在三维空间中，车辆连续运动且激光雷达采样间隔很快，点云数据不像图像数据那样由于采样频率相对较慢而存在物体变化幅度很大的情况，因此每一帧都可作为关键帧使用。但是输入两帧关键帧的时间跨度对 DODT 的检测性能影响很大，如果步长太小，则会造成检测速度慢，时序信息的利用效率低；如果步长太大，则两帧关键帧数据信息关联度不高，时序信息提取困难。为了探索最佳的

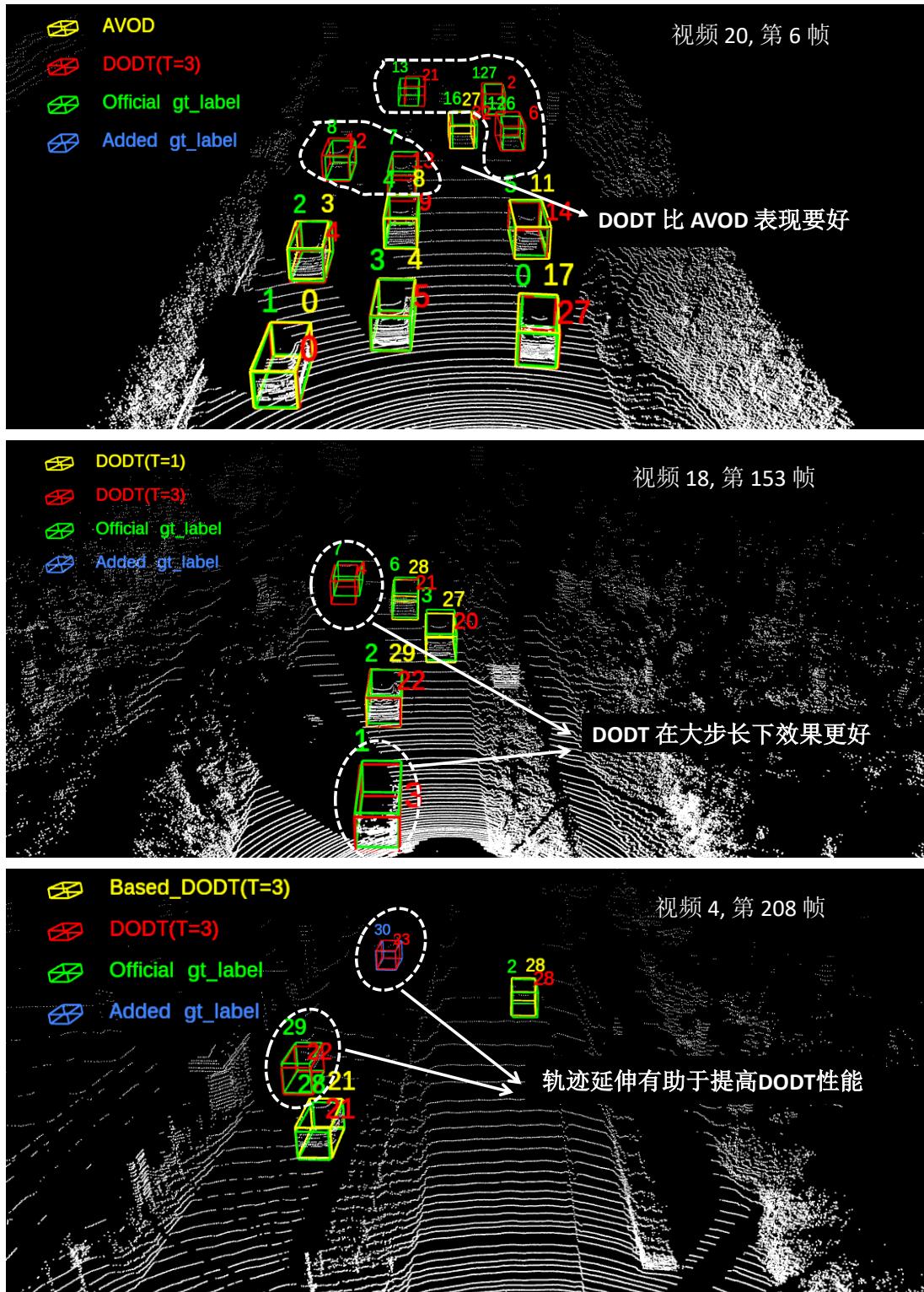


图 4-7 不同模型结果对比可视化。第一幅图的结果显示 DODT 在远处要比 AVOD 表现的好，第二幅图的结果显示 DODT 框架步长为 3 要比步长为 1 性能好，第三幅图的结果显示使用 MoI 算法进行轨迹延伸的效果要更好。最好查看彩色版本。

关键帧选取步长 τ ，我们开展了一系列对比实验。在完整版 DODT 框架 (*Shared RPN + 时序信息处理模块 + 运动插值模块*) 框架的基础上，通过改变步长 τ 的值 ($\tau \in \{1, 2, 3, 4, 5, 6\}$)，我们得到了六组不同的实验结果，如表4-2下半部分所示。从结果可以看出，IoU=0.7 的阈值下，DODT ($\tau = 2$) 在“Easy”和“Moderate”检测级别上表现最佳，分别为 88.90% 和 76.64% (AP_{3D})。而 DODT ($\tau = 3$) 在“Hard”检测级别上表现最佳，为 75.84% (AP_{3D})，并且在“Easy”和“Moderate”检测级别上也与 $\tau = 2$ 时有相当的性能。对比于 DODT ($\tau = 1$)，当 $\tau = \{2, 3\}$ 时 DODT 在困难样本上的检测性能显著提升，“Moderate”任务上提升约 1% 而“Hard”任务提升约 7%。这说明当选取一个较大的步长时，DODT 对遮挡目标的检测能力显著提高。这些提升很大程度上是由 MoI 算法带来的，我们可视化了几帧数据的预测结果，如图4-6下半部分所示。其中洋红色的预测框为 DODT ($\tau = 3$) 的预测结果，黄色框为 $\tau = 1$ 的预测结果。可以看出，较大的步长能够筛选错误的检测结果，并且也能够更好的补全轨迹两端缺失的目标。

然而并不是步长 τ 越大 DODT 的检测性能越好，从表4-2可以看出，当 $\tau = \{4, 5, 6\}$ 时，DODT 的检测性能下降很快。一方面是因为长距离的时序信息更难捕捉，另一方面则是大步长不利于 MoI 算法的预测框插值以及轨迹延伸。当步长太长时，两关键帧之间有很多非关键帧，目标的跳跃较大，不利于插值算法的运行。我们也计算了不同步长时 DODT 的运行帧率，结果如表4-2最后一列所示。DODT 两个三维目标检测分支的总运行时间为 175ms/帧 (Tesla P100 GPU)，当步长 τ 增大时，检测分支以及时序信息处理模块的运行时间保持不变，而插值算法运行时间的增量可忽略不计，因此总运行时间基本不变，但是帧率却按倍数增大。权衡了运行时间以及检测精度，我们最终选择 $\tau = 3$ 作为最终模型的关键帧选取步长。

4.4.3 多目标跟踪实验分析

在多目标跟踪实验中，我们选取了 $\tau = 3$ 作为最终的关键帧选取步长，并且和目标检测实验一样探索了 *Shared RPN* 模块、时序信息处理模块以及运动插值模块对跟踪性能的影响，实验结果如表4-3所示。本实验跟踪性能衡量使用的是在第二章中介绍过的六种指标，分别是 MOTA、MOTP、MT、ML、IDS 以及 FM。对于不使用运动插值模块的实验，我们使用线性插值算法进行预测框的传

表 4-3 DODT 的不同设置在 KITTI 多目标追踪验证数据集上的结果。S 表示 *Shared RPN* 模块，T 表示时序信息处理模块，M 表示运动插值模块。 τ 是关键帧选取时间步长。

方法	模块	MOTA(%) \uparrow	MOTP(%) \uparrow	MT(%) \uparrow	ML(%) \downarrow	IDS \downarrow	FM \downarrow
AVOD[13]	-	66.05	82.97	46.22	12.18	2	113
DODT($\tau = 3$)	S	76.53	83.93	68.91	7.14	32	80
DODT($\tau = 3$)	S+T	77.52	83.75	69.33	7.56	37	77
DODT($\tau = 3$)	S+M	78.73	83.93	68.49	9.55	2	48
DODT($\tau = 3$)	S+T+M	79.72	83.55	71.85	5.46	7	66

播，然后使用基于 IoU 的框匹配算法生成轨迹。从实验结果可以看出：（1）相比于 AVOD，*Shared RPN* 模块的加入几乎给所有指标带来了显著提升。特别的，MOTA 指标提升 10.48%，MT 指标提升 22.69%。这是因为 *Shared RPN* 模块能够显著提升模型的检测性能，不过由于没有物体运动信息的支持，轨迹的连续性会降低，这点在 IDS 指标的下降可以看出。（2）时序信息处理模块的加入进一步提升了 MOTA、MT 和 ML 指标，这是因为时序信息的加入使得预测框的传播更为准确。不过由于传统的基于 IoU 匹配的算法不能很好利用时序信息，因此造成 IDS 指标的进一步升高。（3）运动插值模块的加入可使所有指标显著提升，特别是在 IDS 与 FM 两个指标上，性能超过了 AVOD。这是因为我们的运动插值模块有专门处理时序信息的机制，能够根据帧间信息去除假正例检测结果并进行轨迹的扩展。（4）相比于原始的 AVOD 模型，完整版 DODT 模型在 MOTA 指标上提升了 13.67%，MOTP 指标提升 0.58%，MT 指标提升了 25.63%，ML 提升了 6.72%。虽然 IDS 略有变差，但是 FM 指标略有提升。整体而言，我们的 DODT 模型在多目标检测任务上相比原始的 AVOD 模型有很大的提升。

最后我们在 KITTI 的多目标跟踪测试数据集上比较了 DODT 方法和三维目标跟踪的前沿方法，结果如表4-4所示。可以看到，在 IDS 与 FM 指标上，我们的方法要显著优于其他方法，这得益于 DODT 的运动插值模块对假正例的筛选以及对轨迹两端的补全。对于 MOTA 和 MT 指标，我们的方法要优于 Complexer-YOLO 和 DSM，但是比 3D-CNN/PMBM 和 3DT 差；对于 MOTP 和 ML，DODT 的性能也不及 3D-CNN/PMBM 和 3DT。需要注意到，3D-CNN/PMBM 使用了复

表 4-4 DODT 与现有的前沿方法在 KITTI 三维多目标跟踪公开排行榜中的对比结果。FPS 的计算不包含目标检测时间。

方法	MOTA(%)↑	MOTP(%)↑	MT(%)↑	ML(%)↓	IDS↓	FM↓	FPS↑
DSM[50]	76.15	83.42	60.00	8.31	296	868	10.0 (GPU)
3DT[78]	84.52	85.64	73.38	2.77	377	847	33.3
Complexer-YOLO[39]	75.70	78.46	58.00	5.08	1186	2096	100.0
3D-CNN/PMBM[49]	80.39	81.26	62.77	6.15	121	613	71.4
DODT(ours)	76.68	81.65	60.77	11.69	63	384	76.9

杂的 PMBM (Poisson Multi-Bernoulli Mixture, 泊松多重伯努利) 滤波器进行数据关联，而我们使用的是更加简单的基于 IoU 的数据匹配算法；3DT 使用了在仿真环境中额外采集的数据集进行训练，而我们的方法只使用了 KITTI 官方提供的数据集进行训练。另外，测试数据集上也可能存在和训练数据集一样的标签缺失，这对于我们的方法来说是一种劣势。因此如果完善标签，DODT 将取得更好的结果。在运行时间上，我们的方法也取得了非常可观的性能，每秒可处理 76.9 帧，仅次于 Complexer-YOLO。注意这里的运行时间不包括目标检测过程，但是我们很难分别统计 DODT 中 MoI 算法的预测框传播时间与数据关联的时间，因此这里的 DDOT 的帧数是 MoI 算法的运行帧数，而不仅仅是追踪耗时。

4.5 本章总结

本章我们首先介绍了实验中用于训练 DODT 的 KITTI 数据集，包括它的传感器设置以及数据格式（4.1 节）；然后介绍了实验过程中使用到的数据预处理，主要是点云数据的裁剪与配准（4.2 节）；之后简单说明了 DODT 训练的超参数（4.3 节）；再之后本章花了大量笔墨分析实验结果，包括 *Shared RPN* 模块、时序信息处理模块以及运动插值模块对 DODT 模型在三维目标检测以及多目标跟踪任务中的性能影响，并分析了这些影响的原因；最后我们还将 DODT 在 KITTI 跟踪测试数据集上的性能与当前最前沿的方法进行比较，阐述了 DODT 框架在三维流数据物体跟踪任务中的性能优势（4.4 节）。

第 5 章 结果展示

本章将选择 DODT 在 KITTI 追踪数据集上的一些结果进行展示，以便读者能够更好的了解 DODT 的性能。

5.1 验证集结果展示

本小节我们将可视化 AVOD 模型、Based_DODT 模型、DODT ($T=1$) 模型以及 DODT ($T=3$) 模型在 KITTI 追踪验证数据集上的运行结果。我们将在同一个场景下绘制 AVOD 与 DODT ($T=3$)、DODT ($T=1$) 与 DODT ($T=3$) 以及 Based_DODT 与 DODT ($T=3$) 这三对模型的对比结果，最好彩色打印查看。

5.2 测试集结果展示

本小节我们选择了 KITTI 追踪测试数据集中四段视频的连续四帧进行可视化，有 BEV 视角，3D 视角以及图像视角。相同颜色表示同一辆车在不同时间的状态，最好彩色打印查看。

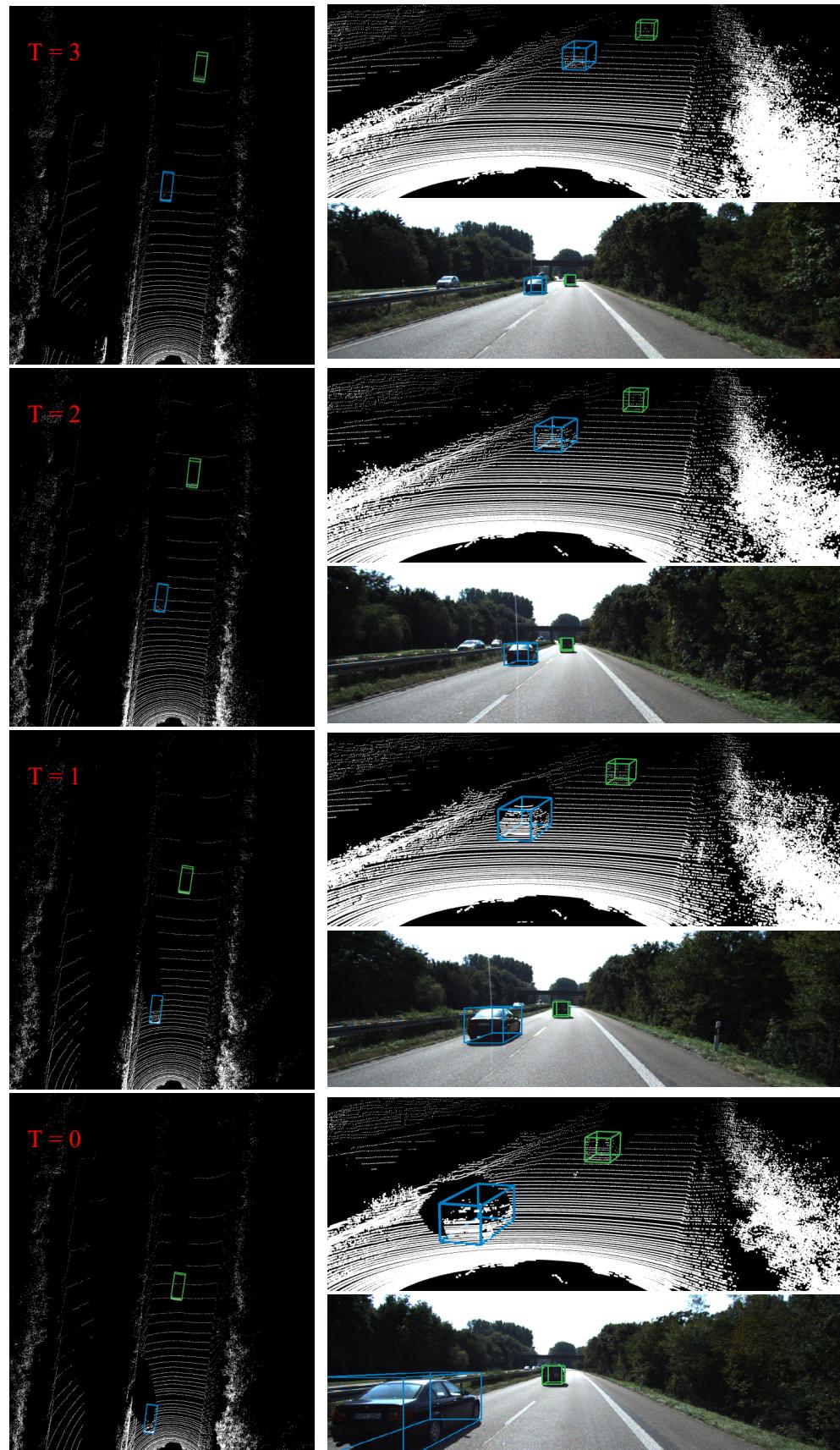


图 5-1 KITTI 多目标追踪测试集视频片段 6 的一段轨迹结果。

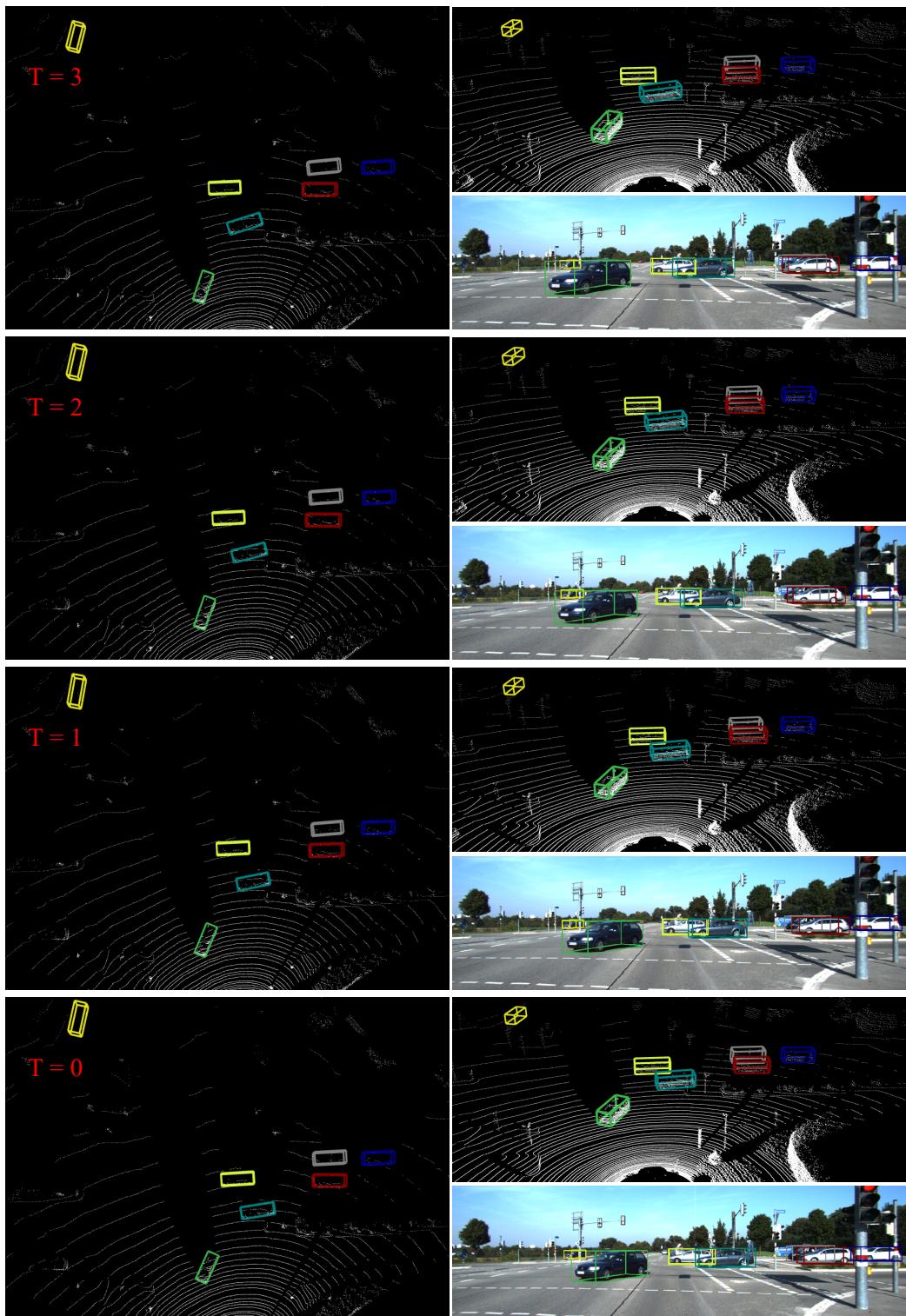


图 5-2 KITTI 多目标追踪测试集视频片段 10 的一段轨迹结果。



图 5-3 KITTI 多目标追踪测试集视频片段 11 的一段轨迹结果。

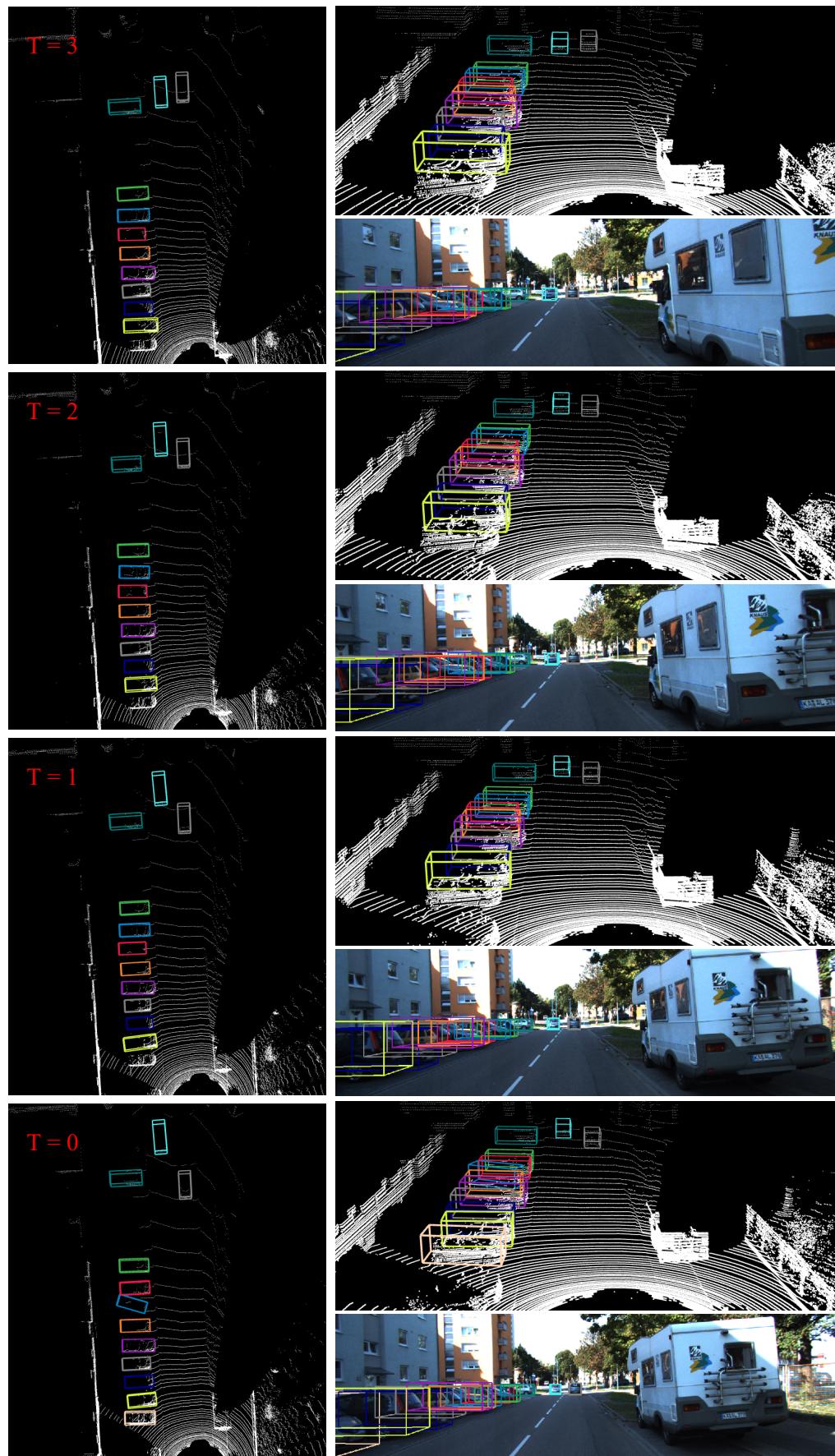


图 5-4 KITTI 多目标追踪测试集视频片段 12 的一段轨迹结果。

第 6 章 总结与展望

6.1 全文总结

本工作提出了一个双路物体检测与跟踪（Dual-way Object Detection and Tracking, DODT）框架，旨在将三维物体检测从单帧推广到多帧连续场景，从而推动前沿三维物体检测算法在自动驾驶领域的落地。DODT 的主要思想是基于流数据的连续性以及冗余性，通过只对关键帧做物体检测，然后在时序信息的引导下将关键帧检测结果传播到非关键帧，最后再将帧间数据关联，完成三维物体检测与多目标追踪任务。在该思想的引导下，本文分了四部分详细介绍了 DODT 的研究背景、研究基础、原理实现以及实验验证。在第一章中，本文详细阐述了近年来国内外在三维目标检测领域的进展，并分析了各流派的优缺点，以及将单帧方法推广到多帧流数据场景的重要意义。第二章则详细介绍了基于深度学习技术的目标检测技术进展，重点介绍了以 Faster-RCNN 为代表的两阶段目标检测以及以 YOLO 为代表的单阶段目标检测的原理和实现方式，为读者了解 DODT 的原理提供技术参考。之后本章还简要介绍了单目标追踪的方法原理，以及多目标追踪的研究进展以及性能衡量指标。本文第三章开始重点介绍了 DODT 的网络架构与实现原理，先后详细介绍了组成 DODT 的四个基本模块：三维物体检测模块、*Shared RPN* 模块、时序信息处理模块和运动插值模块，以及这些模块如何相互配合完成流数据的物体检测与多目标跟踪任务。第四章阐述了 DODT 的实验验证环节，该章首先介绍了实验所用的 KITTI 数据集以及数据预处理步骤，然后使用控制变量法分析了 DODT 各模块对最终检测与追踪性能的影响，并分析出了最佳的关键帧选取步长。另外，该章还介绍了 DODT 在三维多目标追踪领域与前沿方法的性能对比，实验结果表明 DODT 能够取得与前沿方法匹敌的性能，并且有着自己的独特优势。

6.2 展望

DODT 虽然在流数据物体检测与跟踪任务取得了显著的效果，但它离运用到自动驾驶平台还有很长一段距离。DODT 框架的落地还需要解决以下四个问题：

- 目前的检测模型只局限于 AVOD 网路，能否将其扩展到任何三维物体检测模型，例如目前 PointRCNN 系列检测框架？
- 目前 DODT 是以近似在线跟踪的方式实现多目标跟踪，能否在 DODT 的基础上设计出在线的三维多目标跟踪算法？
- DODT 模型在长关键帧选取步长上效果不佳，是否有更为有效的关键帧选取算法？以及是否有更加高效的时序信息提取方法？
- DODT 框架要落地还需进一步提升速度，能否使用模型压缩方法进一步提高模型的运行效率，使其能够迁移到嵌入式设备上？

本项目后续工作将重点从这四个方面入手，继续改进现有的 DODT 框架。对于第一个问题，设计适应性更广、扩展性更强的 DODT 框架，目前我们已开展相关工作。由于三维物体检测领域算法日新月异，目前 KITTI 排行榜的前几位算法都是只基于点云数据的，并且也有先进行点云分割再回归目标框的算法。因此扩展版的 DODT 应将这些算法囊括进来，构建一个通用的三维流数据物体检测框架。在该基础上，在线多目标跟踪算法、关键帧选取算法以及更加高效的时序信息提取算法的探索可以同步进行。DODT 的嵌入式迁移是本项目最后的工作，目前我们考虑了参数压缩以及二值化网络的方案。只有将 DODT 在嵌入式设备上运行，才能够真正意义上实现算法落地，推进自动驾驶领域的技术革新。

参考文献

- [1] He K, Zhang X, Ren S, *et al.* Deep residual learning for image recognition [C]. In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, 2016: 770–778.
- [2] Devlin J, Chang M-W, Lee K, *et al.* BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding [J].
- [3] 刘少山、唐洁、吴双、李力耘. 第一本无人驾驶技术书 [M]. 2017.
- [4] Chen X, Kundu K, Zhang Z, *et al.* Monocular 3D Object Detection for Autonomous Driving [C]. In 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 2016: 2147–2156.
- [5] Chen X, Kundu K, Zhu Y, *et al.* 3d object proposals using stereo imagery for accurate object class detection [J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2018, 40 (5): 1259–1272.
- [6] Li B. 3d fully convolutional network for vehicle detection in point cloud [C]. In 2017 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), 2017: 1513–1518.
- [7] Engelcke M, Rao D, Wang D Z, *et al.* Vote3deep: Fast object detection in 3d point clouds using efficient convolutional neural networks [C]. In 2017 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), 2017: 1355–1361.
- [8] Zhou Y, Tuzel O. Voxelnet: End-to-end learning for point cloud based 3d object detection [C]. In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018: 4490–4499.
- [9] Simon M, Milz S, Amende K, *et al.* Complex-YOLO: An Euler-Region-Proposal for Real-Time 3D Object Detection on Point Clouds [C]. In European Conference on Computer Vision, 2018: 197–209.
- [10] Shi S, Wang X, Li H. Pointrcnn: 3d object proposal generation and detection from point cloud [C]. In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2019: 770–779.
- [11] Qi C R, Liu W, Wu C, *et al.* Frustum pointnets for 3d object detection from rgb-d data [C]. In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018: 918–927.
- [12] Chen X, Ma H, Wan J, *et al.* Multi-view 3d object detection network for autonomous driving [C]. In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017: 1907–1915.
- [13] Ku J, Mozifian M, Lee J, *et al.* Joint 3d proposal generation and object detection from view aggregation [C]. In 2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), 2018: 1–8.
- [14] Mousavian A, Anguelov D, Flynn J, *et al.* 3D Bounding Box Estimation Using Deep Learning and Geometry [J], 2016: 5632–5640.

- [15] Li B, Ouyang W, Sheng L, *et al.* GS3D: An Efficient 3D Object Detection Framework for Autonomous Driving [J], 2019.
- [16] Qi C R, Su H, Mo K, *et al.* Pointnet: Deep learning on point sets for 3d classification and segmentation [J]. Proc. Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), IEEE, 2017, 1 (2): 4.
- [17] Ma X, Wang Z, Li H, *et al.* Accurate Monocular Object Detection via Color-Embedded 3D Reconstruction for Autonomous Driving [C]. In Proceedings of the IEEE international Conference on Computer Vision (ICCV), 2019.
- [18] Yamaguchi K, Mcallester D, Urtasun R. Efficient Joint Segmentation , Occlusion Labeling , Stereo and Flow Estimation [C]. In Eccv, 2014.
- [19] Tsochantaridis I, Hofmann T, Joachims T, *et al.* Support Vector Machine Learning for Interdependent and Structured Output Spaces [J]. Machine Learning, 2004.
- [20] Girshick R. Fast r-cnn [C]. In Proceedings of the IEEE international conference on computer vision, 2015: 1440–1448.
- [21] Li P, Chen X, Shen S. Stereo R-CNN based 3D Object Detection for Autonomous Driving [C]. In CVPR, 2019.
- [22] Ren S, He K, Girshick R, *et al.* Faster r-cnn: Towards real-time object detection with region proposal networks [C]. In Advances in neural information processing systems, 2015: 91–99.
- [23] Fu H, Gong M, Wang C, *et al.* Deep Ordinal Regression Network for Monocular Depth Estimation [C]. 06 2018: 2002–2011.
- [24] Chang J-R, Chen Y-S. Pyramid Stereo Matching Network [J]. arXiv preprint arXiv:1803.08669, 2018.
- [25] Wang Y, Chao W-L, Garg D, *et al.* Pseudo-LiDAR From Visual Depth Estimation: Bridging the Gap in 3D Object Detection for Autonomous Driving [C]. In The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 2019.
- [26] You Y, Wang Y, Chao W-L, *et al.* Pseudo-LiDAR++: Accurate Depth for 3D Object Detection in Autonomous Driving [C/OL]. In International Conference on Learning Representations, 2020. <https://openreview.net/forum?id=BJedHRVtPB>.
- [27] Qi C R, Yi L, Su H, *et al.* Pointnet++: Deep hierarchical feature learning on point sets in a metric space [C]. In Advances in Neural Information Processing Systems, 2017: 5099–5108.
- [28] Li Y, Bu R, Sun M, *et al.* PointCNN [J], 2018.
- [29] Jiang M, Wu Y, Zhao T, *et al.* PointSIFT: A SIFT-like Network Module for 3D Point Cloud Semantic Segmentation [J].
- [30] Riegler G, Ulusoy A O, Geiger A. OctNet: Learning Deep 3D Representations at High Resolutions [J].
- [31] Wang Y, Sun Y, Liu Z, *et al.* Dynamic Graph CNN for Learning on Point Clouds [J].
- [32] Yang Z, Sun Y, Liu S, *et al.* STD: Sparse-to-Dense 3D Object Detector for Point Cloud [J/OL]. ICCV, 2019. <http://arxiv.org/abs/1907.10471>.
- [33] Yang Z, Sun Y, Liu S, *et al.* 3DSSD: Point-based 3D Single Stage Object Detector, 2020.

- [34] Shi S, Wang Z, Shi J, *et al.* From Points to Parts: 3D Object Detection from Point Cloud with Part-aware and Part-aggregation Network [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2020.
- [35] Lang A H, Vora S, Caesar H, *et al.* PointPillars: Fast Encoders for Object Detection from Point Clouds [J]. CVPR, 2019.
- [36] Graham B, Engelcke M, Laurens V D M. 3D Semantic Segmentation with Submanifold Sparse Convolutional Networks [J].
- [37] Yang B, Luo W, Urtasun R. Pixor: Real-time 3d object detection from point clouds [C]. In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018: 7652–7660.
- [38] Zeng Y, Hu Y, Liu S, *et al.* RT3D: Real-Time 3-D Vehicle Detection in LiDAR Point Cloud for Autonomous Driving [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2018, 3 (4): 3434–3440.
- [39] Simon M, Amende K, Kraus A, *et al.* Complexer-YOLO: Real-Time 3D Object Detection and Tracking on Semantic Point Clouds [C]. In The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) Workshops, June 2019.
- [40] Xu D, Anguelov D, Jain A. PointFusion: Deep Sensor Fusion for 3D Bounding Box Estimation [J].
- [41] Liang M, Yang B, Wang S, *et al.* Deep Continuous Fusion for Multi-sensor 3D Object Detection: 15th European Conference, Munich, Germany, September 8-14, 2018, Proceedings, Part XVI [M]. 2018.
- [42] Zhu X, Wang Y, Dai J, *et al.* Flow-guided feature aggregation for video object detection [C]. In Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2017: 408–417.
- [43] Kang K, Li H, Yan J, *et al.* T-cnn: Tubelets with convolutional neural networks for object detection from videos [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2018, 28 (10): 2896–2907.
- [44] Kang K, Ouyang W, Li H, *et al.* Object detection from video tubelets with convolutional neural networks [C]. In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, 2016: 817–825.
- [45] Han W, Khorrami P, Paine T L, *et al.* Seq-nms for video object detection [J]. arXiv preprint arXiv:1602.08465, 2016.
- [46] Feichtenhofer C, Pinz A, Zisserman A. Detect to track and track to detect [C]. In Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2017: 3038–3046.
- [47] Lenz P, Geiger A, Urtasun R. FollowMe: Efficient online min-cost flow tracking with bounded memory and computation [C]. In Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2015: 4364–4372.
- [48] Luo W, Yang B, Urtasun R. Fast and furious: Real time end-to-end 3d detection, tracking and motion forecasting with a single convolutional net [C]. In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018: 3569–3577.
- [49] Scheidegger S, Benjaminsson J, Rosenberg E, *et al.* Mono-camera 3d multi-object tracking using deep learning detections and pmbm filtering [C]. In 2018 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV), 2018: 433–440.

- [50] Frossard D, Urtasun R. End-to-end Learning of Multi-sensor 3D Tracking by Detection [C]. In 2018 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), 2018: 635–642.
- [51] Dosovitskiy A, Fischer P, Ilg E, *et al.* Flownet: Learning optical flow with convolutional networks [C]. In Proceedings of the IEEE international conference on computer vision, 2015: 2758–2766.
- [52] Redmon J, Divvala S, Girshick R, *et al.* You only look once: Unified, real-time object detection [C]. In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, 2016: 779–788.
- [53] Girshick R, Donahue J, Darrell T, *et al.* Rich Feature Hierarchies for Accurate Object Detection and Semantic Segmentation [C]. In 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2014: 580–587.
- [54] Uijlings J R R, Sande… K E A V D. Selective Search for Object Recognition [J]. International Journal of Computer Vision: 154–171.
- [55] He K, Zhang X, Ren S, *et al.* Spatial Pyramid Pooling in Deep Convolutional Networks for Visual Recognition [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 37 (9): 1904–1916.
- [56] Zitnick C L, Dollar P. Edge Boxes : Locating Object Proposals from Edges [C]. In ECCV, 2014.
- [57] Liu W, Anguelov D, Erhan D, *et al.* Ssd: Single shot multibox detector [C]. In European conference on computer vision, 2016: 21–37.
- [58] Szegedy C, Wei Liu, Yangqing Jia, *et al.* Going deeper with convolutions [C]. In 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2015: 1–9.
- [59] Szegedy C, Vanhoucke V, Ioffe S, *et al.* Rethinking the Inception Architecture for Computer Vision [C]. In 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2016: 2818–2826.
- [60] Redmon J, Farhadi A. YOLO9000: Better, Faster, Stronger [C]. In 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2017: 6517–6525.
- [61] Redmon J, Farhadi A. YOLOv3: An Incremental Improvement [J].
- [62] Wang N, Shi J, Yeung D Y, *et al.* Understanding and Diagnosing Visual Tracking Systems [C]. In 2015 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), 2015.
- [63] Bolme D S, Beveridge J R, Draper B A, *et al.* Visual object tracking using adaptive correlation filters [C]. In 2010 IEEE computer society conference on computer vision and pattern recognition, 2010: 2544–2550.
- [64] Henriques J F, Caseiro R, Martins P, *et al.* High-speed tracking with kernelized correlation filters [J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2014, 37 (3): 583–596.
- [65] Danelljan M, Häger G, Khan F, *et al.* Accurate scale estimation for robust visual tracking [C]. In British Machine Vision Conference, Nottingham, September 1-5, 2014, 2014.
- [66] Danelljan M, Robinson A, Khan F S, *et al.* Beyond correlation filters: Learning continuous convolution operators for visual tracking [C]. In European conference on computer vision, 2016: 472–488.

- [67] Danelljan M, Bhat G, Shahbaz Khan F, *et al.* Eco: Efficient convolution operators for tracking [C]. In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, 2017: 6638–6646.
- [68] Bertinetto L, Valmadre J, Henriques J F, *et al.* Fully-convolutional siamese networks for object tracking [C]. In European conference on computer vision, 2016: 850–865.
- [69] Li B, Yan J, Wu W, *et al.* High performance visual tracking with siamese region proposal network [C]. In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018: 8971–8980.
- [70] Zhu Z, Wang Q, Li B, *et al.* Distractor-aware siamese networks for visual object tracking [C]. In Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV), 2018: 101–117.
- [71] Bochinski E, Senst T, Sikora T. Extending IOU based multi-object tracking by visual information [J]. AVSS. IEEE, 2018.
- [72] Bewley A, Ge Z, Ott L, *et al.* Simple online and realtime tracking [C]. In 2016 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), 2016: 3464–3468.
- [73] Wojke N, Bewley A, Paulus D. Simple online and realtime tracking with a deep association metric [C]. In 2017 IEEE international conference on image processing (ICIP), 2017: 3645–3649.
- [74] Bochinski E, Eiselein V, Sikora T. High-speed tracking-by-detection without using image information [C]. In 2017 14th IEEE International Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance (AVSS), 2017: 1–6.
- [75] Bernardin K, Stiefelhagen R. Evaluating multiple object tracking performance: the CLEAR MOT metrics [J]. EURASIP Journal on Image and Video Processing, 2008, 2008: 1–10.
- [76] Geiger A, Lenz P, Stiller C, *et al.* Vision meets robotics: The KITTI dataset [J]. The International Journal of Robotics Research, 2013, 32 (11): 1231–1237.
- [77] Kingma D P, Ba J. Adam: A method for stochastic optimization [J]. arXiv preprint arXiv:1412.6980, 2014.
- [78] Hu H-N, Cai Q-Z, Wang D, *et al.* Joint Monocular 3D Detection and Tracking [C]. 2019.

攻读硕士学位期间发表学术论文情况

1. 3D Object Detection and Tracking Based on Streaming Data, ICRA 2020, CCF B。 (第一作者) (与学位论文第三、四章相关)
2. 一种基于流数据的三维物体检测与跟踪方法。发明专利, 已公开。专利号: 201910725207.8。第二发明人, 导师为第一发明人。
3. 一种融合图像分割与分类的细胞图像语意分割方法。发明专利, 已公开。专利号: 201910819365.X。第二发明人, 导师为第一发明人。
4. 一种基于关键帧的三维物体检测与跟踪方法。发明专利, 已公开。专利号: 201910818311.1。第二发明人, 导师为第一发明人。

致 谢

时光荏苒，白驹过隙，转眼间又一个三年过去了。三年前，作为跨专业保研生，我对计算机相关的基础知识一知半解，对计算机领域的前沿进展更是一无所知。很庆幸黄凯老师能够毫无顾虑地接纳我为实验室的一份子，在学习和生活上都尽心尽责帮助我。本项目是在黄凯老师的悉心指导下完成的，黄凯老师对问题的深刻见解以及对科研的严谨态度给我留下了深刻的印象，使我受益终身。

在攻读硕士学位的三年里，很庆幸能够得到很多人的帮助，使我不至于因为自身基础知识的薄弱而在繁重的科研压力面前丧失信心，自暴自弃。在此，我要感谢康德开、陈胜杰、李博洋以及张文权四位师兄，在我研究生第一年时，是他们在学习和生活上给予我众多帮助，让我能够尽快融入实验室的生活，尽快开展科研任务。在本项目中，我要感谢古剑锋、郭思璐、杨铖章以及许子潇同学的全心投入，特别是古剑锋同学为本项目结果可视化所付出的努力。另外，我还要感谢白善荣同学在我会议论文撰写期间帮忙反复校对文章语法，才使得论文能够成功发表。在研究生生活上，我要感谢宋日辉同学一直以来的开导与鼓励，也感谢刘上华师弟陪着一起准备托福，一起健身。研三一边学习一边健身的那段时光是我整个硕士期间最充实的，也是最快乐的。我还要感谢我的本科室友们，在我心生迷茫的时候耐心开导我。特别要感谢郭磊金同学，虽然相隔千里，但仍能定期和我一起探讨各种政治、哲学问题，让我在繁忙的研究生活中稍微透透气。

在毕业论文撰写期间，刚好是新型冠状病毒爆发的时候。由衷感谢所有为抗击疫情付出的人们，他们有的比我年长，有的是同龄人，有的比我年轻。他们都是普普通通的人，有着自己的梦想、自己的家庭，但是为了全人类的利益，他们甘愿冒着生命危险奔赴前线。他们是我辈之楷模，是真正中华民族的脊梁。

衷心的感谢我的家人一直以来的付出，一直以来对我的关心、支持和理解。感谢我的女友彭铭杏一直以来的陪伴和支持，感谢为我一字一句的校对毕业论文。没有你们的辛勤付出和支持，就没有我今天所取得的成果。

郭叙森

二〇二〇年五月二十日