DOI:10.14188/j.2095-6045.20250020

文章编号:2095-6045(2026)05-0105-10

恶劣天气下车载激光雷达点云去噪研究综述

黄　鹤[1]　闫鑫源[1]　杨军星[1]　李奕达[1]　梁　雨[1]　张译丹[1]

1 北京建筑大学测绘与城市空间信息学院,北京,102616

A Review of Point Cloud Denoising for Vehicle-Mounted LiDAR in Adverse Weather

HUANG He[1]　*YAN Xinyuan*[1]　*YANG Junxing*[1]　*LI Yida*[1]　*LIANG Yu*[1]　*ZHANG Yidan*[1]

1 School of Geomatics and Urban Spatial Informatics, Beijing University of Civil Engineering and Architecture, Beijing 102616, China

摘　要:自动驾驶汽车(autonomous vehicles,AVs)通过激光雷达等传感器实现对车辆周围环境的精细感知。然而,激光雷达(light detection and ranging,LiDAR)在恶劣天气条件下容易受到空气中如雨滴、雪花、雾等悬浮颗粒物的影响而产生数据噪声,进而降低汽车的感知能力,威胁车内人员的生命安全。为了解决这个问题,点云去噪技术被应用于激光雷达传感器。通过点云去噪技术,激光雷达能够获得更高质量的点云数据,从而提高汽车的感知能力。针对恶劣天气条件下激光雷达点云去噪这一关键技术问题,本文基于本团队近期的研究成果,结合近十年来的主流研究进展,介绍了恶劣天气点云公开数据集,按基于滤波器和深度学习两类方法详细阐述了点云去噪方法的技术发展,研判目前点云去噪领域所面临的挑战及未来发展方向。

关键词:自动驾驶;激光雷达;点云去噪;恶劣天气

中图分类号:U463;TN958

文献标志码:A

Abstract: Autonomous Vehicles (AVs) achieve precise perception of their surroundings through sensors such as Light Detection and Ranging (LiDAR). However, in adverse weather conditions, LiDAR is susceptible to noise caused by suspended particles in the air, such as raindrops, snowflakes, and fog, which degrades the vehicle's perception capabilities and poses a threat to passenger safety. To address this issue, point cloud denoising techniques have been applied to LiDAR sensors. By leveraging these techniques, LiDAR can obtain higher-quality point cloud data, thereby enhancing the vehicle's perception capabilities. To address the key technical challenge of point cloud denoising for LiDAR under adverse weather conditions, this paper draws on our recent research findings and incorporates mainstream research advances from the past decade to introduce public datasets of point clouds collected under adverse weather conditions. It provides a detailed analysis of point cloud denoising methods, categorized into filter-based and deep learning-based approaches. Lastly, it analyzes the current challenges and future research directions in point cloud denoising.

Key words: autonomous driving; LiDAR; point cloud denoising; adverse weather

随着自动驾驶(autonomous driving,AD)技术的不断发展,自动驾驶汽车(autonomous vehicles,AVs)已经能够在晴天道路条件下准确感知车辆周围的环境,然后进行可靠的预测、规划和控制。然而,在雨雪雾等天气条件下,自动驾驶汽车搭载的部分类别传感器的探测范围与精度往往会显著下降,导致车辆感知的不确定性的增加,降低自动驾驶的安全性。这类影响传感器感知能力的天气被统称为恶劣天气。已有研究表明[1],激光雷达(light detection and ranging,LiDAR)作为自动驾驶汽车的感知设备之一,容易受到空气中悬浮颗粒物的影响,造成误检。这是由于激光雷达是一种通过发射激光并接收其反射信号来测量目标物体距离和形状的传感器[2]。在雨雪雾等天气条件下,激光雷达发射的激光容易受到雨滴、雪花和雾的影响,从而采集到许多噪声点,降低点云数据的质量,影响自动驾驶车辆对周围环境的感知,甚至对车内人员的安全造成威胁。

针对激光雷达在恶劣天气条件下采集的点云中掺杂噪声点的问题,研究人员提出了许多点云去噪方法。这些方法主要分为两大类:一类是基于滤波

引用格式:黄鹤,闫鑫源,杨军星,等. 恶劣天气下车载激光雷达点云去噪研究综述[J]. 测绘地理信息,2026,51(5):105-114
(HUANG He, YAN Xinyuan, YANG Junxing, et al. A Review of Point Cloud Denoising for Vehicle-Mounted LiDAR in Adverse Weather[J]. Journal of Geomatics,2026,51(5):105-114)

基金项目:国家自然科学基金青年科学基金(42201483);市属高校基本科研业务费(X23001)。

器的方法;另外一类是基于深度学习的方法。基于滤波器的方法通过设置好的固定参数,无须带有逐点标签的数据进行训练,即可适用于大多数恶劣天气场景,但是其性能有限。基于深度学习的方法是神经网络在点云去噪领域的应用。它们大部分都是监督学习,需要通过大量带有标签的数据进行训练,能够取得很好的去噪效果。

近年来,为了推动点云去噪技术的发展并拓展自动驾驶技术的应用场景,国内外研究团队相继发布了多个在恶劣天气条件下采集的点云数据集。其中,一些数据集提供了逐点标注,促进了基于监督学习的点云去噪方法的发展,并为方法性能的评估提供了基准。然而,由于现实道路环境的高度复杂性,现有数据集在规模和多样性上仍然存在局限,难以全面覆盖复杂天气条件下的感知需求。这一数据瓶颈制约了监督学习方法的进一步发展,从而成为L5级自动驾驶技术落地的重要障碍。

为了促进学术界和工业界对这一研究领域的关注,本文针对自动驾驶的应用场景,总结了目前公开的恶劣天气点云数据集、点云去噪方法,并将去噪方法划分为基于滤波器和深度学习两大类分别进行介绍。最后本文总结了目前恶劣天气点云去噪领域存在的挑战以及未来的发展方向。

1 恶劣天气点云数据集

恶劣天气点云数据集的时间顺序概览如图1所示。本文将数据集划分为三类:在真实道路场景下采集的数据集,在气候室中采集的数据集,利用模拟算法基于前两类场景生成的数据集。本文将从以下三个方面分别进行详细介绍。

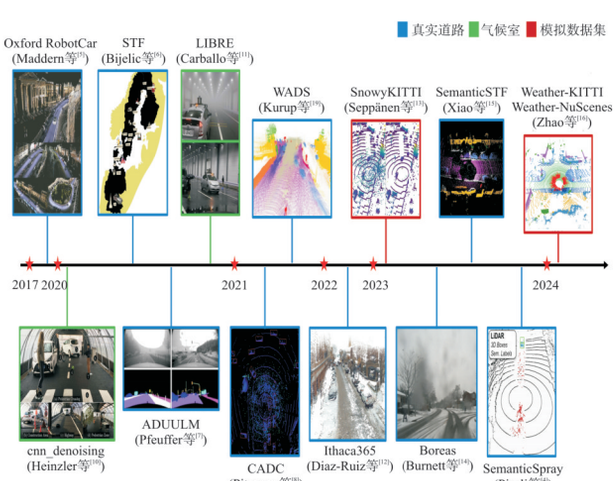


图1 恶劣天气下点云数据集的时间顺序概览

Fig. 1 Chronological Overview of Point Cloud Datasets in Adverse Weather

1.1 真实道路

目前公开的恶劣天气点云数据集大部分都是在真实道路场景下采集的。但是逐点标注的繁琐,以及点云数据中的某些物体与噪声点十分相似,导致了数据集提供逐点标签非常困难。因此,在这些数据集中只有少部分提供了逐点标签,如冬季恶劣驾驶数据集(winter adverse driving dataset, WADS)[3]和SemanticSpray数据集[4]。下面将按照时间顺序,依次介绍这些在真实道路场景下采集的数据集。

2017年Maddern等[5]发布了Oxford RobotCar数据集。该数据集包含了大雨和大雪等场景,标注了采集数据时的具体条件,如天气、光照、时间等。它的主要特点是采集时间长达一年,在这期间车辆多次重复行驶相同的路线,捕获了城市环境在不同时间和条件下的变化,为研究城市环境的变化对于自动驾驶系统的影响提供了丰富的数据。2020年Bijelic等[6]发布了STF数据集。它是一个在恶劣天气条件下采集的多模态数据集,包含大雾、雪和雨等场景。它不仅提供了用于目标检测任务的边界框标签,还为多模态传感器在恶劣天气条件下的融合提供了数据资源。2020年,Pfeuffer等[7]发布了ADUULM数据集。这也是一个多模态的恶劣天气数据集,包含雨和雾等不同的天气条件。该数据集的标注方式是逐像素标注,涵盖了12个类别,包括汽车、行人、自行车等。它不仅提供了摄像头和激光雷达数据的多传感器融合信息,还包含小型视频序列。这使其成为研究传感器融合和时间序列信息在语义分割中应用的重要资源。2021年,Pitropov等[8]发布了加拿大恶劣驾驶条件(canadian adverse driving conditions,CADC)数据集,包含了在加拿大冬季期间收集的数据。数据集包含了7 000帧经过标注的数据。标注方式为3D目标检测的边界框标注,且具有时间序列信息。同年Kurup等[9]发表了一篇利用滤波器去除雪噪声点的论文。在这篇论文中,他们发布了WADS数据集。该数据集的标注方式是逐点标注,为去除雪噪声点算法的研究做出巨大贡献。但它没有时间序列信息[10-11]。2022年,Ithaca365数据集[12-13]被发布。它包含了不同的交通场景和不同的天气(雪、雨)。该数据集使用模态掩码来捕获部分遮挡和2D/3D边界框。2023年Burnett等[14]发布了Boreas数据集。Boreas数据集通过在一年内重复行驶同一路线收集,涵盖了明显的季节变化和恶劣天气条件,例如雨天、雪天和雾等。该数据集包含超过350 km的行驶数据,配备了128通道的激光雷达。2023年,Xiao等[15]发布了SemanticSTF

数据集。它扩展了STF数据集,增加了逐点的语义标签,提供了21个语义类别,为研究在不同恶劣天气条件下的点云语义分割提供了重要支撑。但是该数据集中的标签不包含噪声点类别[16]。2023年,Piroli等[4]发布了SemanticSpray数据集。它是在RoadSpray数据集[17]的基础上,为每个点提供了背景、车辆或喷溅的标签。它为研究高速场景下LiDAR的感知和检测提供了重要的资源。

1.2　气候室

气候室为人造恶劣天气场景,即在室内人工模拟恶劣天气,然后利用传感器采集数据。在气候室采集的数据集有表示恶劣天气强度的详细参数,例如降雨率、降雪率和可见度等。这有助于研究团队控制恶劣天气的强度,从而采集到同一种类,但是不同强度的点云数据。另外,由于在气候室中采集数据时,传感器大多是静止的,因此,研究人员能够利用算法自动地标记出动态的噪声点。例如,Heinzler等[10]在2020年发布了一个名为cnn_denoising的数据集。它是DENSE数据集中的一个子数据集,包含雨雾两种天气条件。它的标注方式是逐点标注,为每个点提供了非噪声点、雨和雾等类别标签。相似的工作有Carballo等[11]在同一年发布的LIBRE数据集。它是一个多模态的数据集,包含在雨、雾和强光等不同条件下采集的数据。而且它使用了10种不同型号的LiDAR传感器,涵盖了不同的制造商和激光配置。这使得该数据集成为对多种LiDAR进行公平比较的基准,为LiDAR感知算法的开发和优化提供了宝贵的数据支持。

1.3　模拟算法

模拟数据集指的是在晴天数据集的基础上利用模拟算法[18,19]生成恶劣天气数据集。在2023年,Seppänen等[13]就利用降雪模拟算法[19]基于KITTI数据集[20]生成了SnowyKITTI数据集。它通过高度逼真的物理模拟模型生成雪天点云数据集,为每个点提供了非噪声点或雪等类别标签。由于它是利用模拟算法自动生成的数据集,因此虽然它不是真实的降雪场景,但是避免了点云数据逐点标注的繁琐,为自动标注提供了一种技术路线。与之类似的工作还有Zhao等[16]在2024年提出的WeatherKITTI和Weather-NuScenes数据集。它们分别基于SemanticKITTI[21]和nuScenes-lidarseg[22]对雨雪雾噪声点进行模拟。图1仅展示WeatherKITTI的可视化结果。观察其可视化结果可以发现,模拟算法生成的噪声点与真实降雨场景下的噪声点略有区别,这是模拟数据集本身固有的缺点。

本文将恶劣天气点云数据集归纳为真实道路、气候室及模拟数据等三种不同场景进行总结(详见表1,模拟算法本质上是基于室外道路场景数据集生成的,被包含于前面的场景,因此在表中没有分类)。在真实道路场景下采集的数据相比于气候室和模拟数据的优势在于最接近汽车真实运行的场景。但是它的缺点也很明显,即不能控制恶劣天气种类和强度,而且数据后处理的时间太长,例如逐点标注时间。气候室虽然前期搭建成本高、时间长,但是优点也很明显,即它不仅可以控制恶劣天气种类和强度,还可以开发对应的自动标注算法,减少人工标注的工作量。模拟数据的优点在于省去人工标注噪声点的时间,缺点在于不太符合真实的场景。

表1　恶劣天气条件下自动驾驶点云数据集总结

Tab.1　Summary of Point Cloud Datasets for Autonomous Driving in Adverse Weather Conditions

数据集	发布年月	场景		恶劣天气种类			LiDAR型号	标签		备注
		道路	气候室	雨	雪	雾		目标检测	语义分割	
Oxford RobotCar[5]	2017-01	√		√	√		2×HDL-32E			
cnn_denoising[10]	2020-04		√	√		√	VLP-32C		4类	DENSE
STF[6]	2020-06	√		√	√	√	VLP-32C, HDL64-S3D	4类		DENSE
ADUULM[7]	2020-09	√		√		√	2×VLP-16, 2×VLP-32		12类	
LIBRE[11]	2020-10		√	√		√	10×LiDAR			
CADC[8]	2021-04	√			√		VLP-32C	10类		
WADS[9]	2021-10	√			√		64通道OS1		22类	雪分为动静两类
Ithaca365[12]	2022-06	√		√	√		1×OS2-128, 2×VLP-16	6类		
SnowyKITTI[13]	2023-01	√			√		HDL-64E		3类	利用模拟算法生成
Boreas[14]	2023-03	√		√	√	√	128通道 Alpha-Prime	4类		
SemanticSTF[15]	2023-06	√		√	√	√	HDL64-S3D		21类	噪声点没有标签
SemanticSpray[4]	2023-07	√				√	VLP-32C		3类	
Weather-KITTI[16]	2024-08	√		√	√	√	HDL-64E		21类	
Weather-NuScenes[16]	2024-08	√		√	√	√	HDL32E		19类	

2 点云去噪方法

2.1 基于滤波器的去噪方法

基于滤波器的方法主要是依据一些先验知识来设计算法，例如噪声点是孤立的、激光雷达采集的点云近密远疏、雨雪雾噪声点的激光反射强度和噪声点与传感器中心的距离低于一定阈值、雪花噪声点具有无序性等先验知识。虽然基于滤波器的方法依靠一套提前设置好的参数就可以进行去噪，不需要利用带有逐点标签的点云数据进行训练。但是由于真实世界道路场景的复杂性、恶劣天气种类和强度的多样性，滤波器方法依靠一套固定的参数并不能适用于全部的场景。而且由于滤波器方法只是依据先验知识（低维特征）来设计算法的，所以它们其实并不能学习到高维的噪声点的特征。因此，在实验中，基于深度学习的方法一般都比基于滤波器的方法性能要好。本文将滤波器使用的噪声点特征分为三类：空间特征、强度特征和时间特征，如图 2 所示。

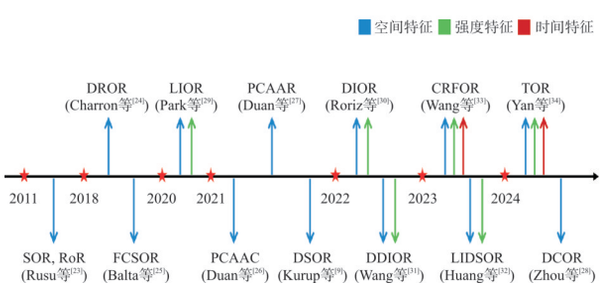


图 2 基于滤波器的点云去噪方法的时间顺序概览

Fig. 2 Chronological Overview of Filter-Based Point Cloud Denoising Methods

2.1.1 基于空间特征的滤波器

Rusu 等[23]在 2011 年提出了半径离群点去除（radius outlier removal，ROR）滤波器和统计离群点去除（statistical outlier removal，SOR）滤波器。它们都是基于噪声点的孤立特征来设计的。但是仅考虑噪声点的孤立特征会丢失中远距离的非噪声点。为了解决这个问题，Charron 等[24]在 2018 年提出了动态半径离群点去除（dynamic radius outlier removal，DROR）滤波器。DROR 是在 ROR 的基础上进行改进的。它为每个点设置动态的搜索半径。通过动态地调整搜索半径，DROR 解决了 ROR 的固定搜索半径在中远距离低密度区域去除大部分非噪声点的问题。受此启发，Kurup 等[9]基于 SOR 在 2021 年提出了动态统计离群点去除（dynamic statistical outlier removal，DSOR）滤波器。与 DROR 的改进类似，DSOR 通过将 SOR 的全局阈值乘以每个点距离传感器中心的空间距离计算动态全局阈值，以适应点云近密远疏的特征。2018 年 Balta 等[25]提出了快速聚类统计离群点去除（fast cluster statistical outlier removal，FCSOR）滤波器。FCSOR 基于 SOR 进行了改进，通过聚类和降低维度，显著减少了计算成本，提高了去噪速度和内存资源的利用效率。2021 年 Duan 等[26]提出了基于主成分分析的自适应聚类（PCA-based adaptive clustering，PCAAC）滤波器。PCAAC 通过主成分分析（principal component analysis，PCA）将点云进行降维，然后在二维空间中对点云进行自适应聚类来去除噪声点。PCAAC 比直接处理三维点云滤波器的算法时间复杂度要低。然而，当点云在中远距离变得稀疏时，聚类算法的性能会下降，从而影响 PCAAC 的去噪性能。为了解决这个问题，Duan 等[27]又在 2021 年提出了基于主成分分析的自适应半径离群点去除（PCA-based adaptive radius outlier removal，PCAAR）滤波器。它是基于 PCAAC 改进而来的。虽然同样通过 PCA 对点云进行降维来减少计算复杂度，但是 PCAAR 在点云二维空间上的去噪算法与 PCAAC 有所不同。它使用自适应半径离群点去除（adaptive radius outlier removal，AROR）滤波器进行去噪。其本质与 DROR 的原理一样。2024 年，Zhou 等[28]提出了动态逐通道离群点去除（dynamic channel-wise outlier removal，DCOR）滤波器。DCOR 不仅保留了 DROR 动态调整搜索半径的优点，还对每个通道的点云进行单独处理。它不仅降低了点云数据的维度，还在垂直轴上解耦了雪噪声点的影响，提升了去噪的精度和效率。

2.1.2 基于强度特征的滤波器

除了基于空间特征设计滤波器之外，研究人员还发现了可以利用噪声点的反射强度特征来设计滤波器，即由雨雪雾引起的噪声点的强度值低于某个阈值。最初由 Park 等[29]在 2020 年提出了低强度离群点去除（low-intensity outlier removal，LIOR）滤波器。该滤波器的核心思想是基于距离传感器中心相同距离的雪花的激光反射强度低于其他点的强度的特征来进行去噪。相对于 ROR，LIOR 增加了利用强度特征来进行去噪，提高了处理速度和精度。之后，Roriz 等[30]在 2022 年提出了动态低强度离群点去除（dynamic low-intensity outlier removal，DIOR）滤波器。DIOR 不仅结合了 DROR 的动态半径调整策略，还结合了 LIOR 的反射强度判断策略。接着，Wang 等[31]在 2022 年提出了动态距离-强度离群点去除（dynamic distance-intensity outlier removal，

DDIOR)滤波器。DDIOR基于DSOR进行改进,在计算动态全局阈值时综合考虑了噪声点的空间和强度特征。

本文团队[32]在2023年搭建了数据采集平台,如图3所示,并在雨雪天气下采集点云数据,提出了低强度动态统计离群点去除(low-intensity dynamic statistical outlier removal,LIDSOR)滤波器。LIDSOR基于DSOR进行了改进。相比于DSOR,LIDSOR引入了距离阈值和强度阈值两个新的输入参数,用于调节需要进行去噪的点云。通过引入距离阈值可以减少不必要的计算,显著降低了处理时间。通过引入强度阈值可以有效避免错误地将环境特征点当作噪声点去除,提高去噪精度。

2.1.3　基于时间特征的滤波器

最近,研究人员又引入了噪声点的时间特征。

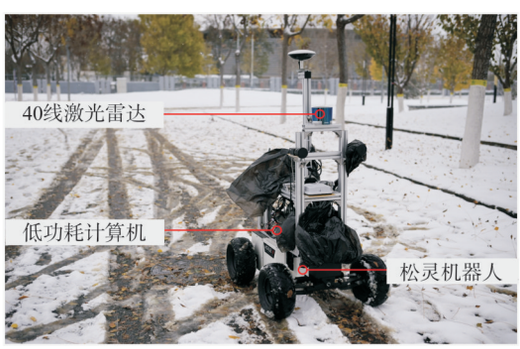


图3　数据采集平台

Fig. 3　Data Collection Platform

例如,2023年,Wang等[33]提出基于条件随机场的离群点去除(conditional random fields-based outlier removal,CRFOR)滤波器。对于一帧点云数据,它首先计算密度和不规则性作为空间特征,并将强度作为物理特征。基于这些特征的组合,每个点可以被初步标记为雪点、非雪点或不确定点。然后,使用k近邻算法为点云构建一个图,并引入条件随机场(conditional random fields,CRF)概率图模型,进一步传播已分类点的置信度并区分不确定点。此外,由于该图是基于点之间的空间距离构建的,因此CRFOR可以进行扩展,利用相邻帧点云中的时间信息。在2024年,本文团队[34]根据雪花噪声点运动的无序性,提出了一个雪天去噪框架。这个框架包含了时间离群点去除(time outlier removal,TOR)滤波器。这项工作的核心理念是让有序的物体(例如地面上的静止物体)之间互相加强,而让无序的物体(例如雪)之间互相削弱。它首先选取三帧连续点云作为一个去噪单位,然后去除每帧点云的地面点。之后,它将前两帧点云作为源点云,第三帧点云作为目标点云,进行点云配准。最后,它利用TOR结合熵权法(entropy weight method,EWM)[35]进行去噪。

本文依据滤波器使用噪声点特征的种类对其进行了总结,如表2所示。噪声点的空间、强度和时间特征之间能够相互补充。这些特征都可以作为滤波器识别噪声点的依据。合理地利用这些特征并将其进行结合是提高滤波器性能的关键。

表2　基于滤波器的去噪方法总结

Tab. 2　Summary of Filter-Based Denoising Methods

方法名称	噪声点特征的种类			优点	缺点
	空间特征	强度特征	时间特征		
SOR, ROR[23]	√			考虑了噪声点的孤立特征	没有考虑点云近密远疏
DSOR[9], DROR[24]	√			基于SOR和ROR进行改进,考虑了点云近密远疏的特征	虽然在SOR和ROR的基础上有一些改进,但是这些方法没有结合噪声点的强度和时间特征
FCSOR[25]	√			基于SOR进行改进,通过体素下采样和快速聚类提高速度	
PCAAC[26], PCAAR[27]	√			利用PCA对点云进行降维,提高速度	
DCOR[28]	√			基于DROR进行改进,对LiDAR逐个通道进行动态半径离群点去除,降低了数据维度	
LIOR[29]	√	√		基于ROR进行改进,考虑了强度特征	没有考虑点云近密远疏
DIOR[30]	√	√		基于DROR进行改进,考虑了强度特征	这些方法虽然考虑了噪声点的空间和强度特征,但是它们没有结合时间特征
DDIOR[31]	√	√		基于DSOR进行改进,利用空间和强度特征计算动态全局阈值	
LIDSOR[32]	√	√		基于DSOR进行改进,引入距离和强度阈值,提高了精度并加快计算	
CRFOR[33]	√	√	√	引入条件随机场概率图模型,综合考虑噪声点的空间、强度和时间特征进行去噪	虽然这些方法考虑了噪声点的空间、强度和时间特征,但是由于滤波器方法的局限性,无法应用于复杂的恶劣天气场景
TOR[34]	√	√	√	除了传统的空间和强度特征,还考虑了雪花噪声点的无序性时间特征	

2.2 基于深度学习的去噪方法

基于深度学习的点云去噪方法的时间顺序概览如图4所示。本文将深度学习方法按照其处理的恶劣天气种类进行了分类。下面将分别从去除雨雾噪声点、去除雪噪声点和去除雨雪雾噪声点的网络三个方面进行详细介绍。

2.2.1 去除雨雾噪声点的网络

首次将卷积神经网络应用于该文领域的工作是Heinzler等[10]在2020年提出的WeatherNet。它旨在去除点云中的雨雾噪声点。WeatherNet本质上是基于语义分割网络LiLaNet[36]改进而来的。它减少了网络深度，并引入了膨胀卷积和Dropout层，优化了去噪性能并降低了计算复杂度。之后，Tang等[37]在2021年提出了SmogNet。这是一种用于分割点云中雾霾噪声点的网络。虽然雾霾和雾所代表的含义有所区别，但是本文为了统一，将其归类为去除雾噪声点的网络。该网络基于PointNet++[38]和GACNet[39]，融合了图注意力机制，并通过引入手工特征优化了雾霾的识别与分割。与之类似的工作还有SunnyNet[40]和Lanoise++[41]。SunnyNet是Luo等[40]在2022年提出的一种用于去除点云数据中雨雾噪声点的语义分割网络。它本质上是在WeatherNet的基础块中添加了注意力模块，例如SENet[42]、CBAM[43]和ECANet[44]。这些注意力模块帮助网络更好地关注噪声点的特征，提高了网络在雨雾天气下的去噪能力。而且SunnyNet与GoogLeNet[42]类似。相比于GoogLeNet，SunnyNet的网络深度较浅，计算更快。在2023年，Yang等[41]通过在人工雾室中收集点云数据，建立了LiDAR在雾天条件下的性能模型，将模型应用于在晴天条件下收集的数据，生成了模拟噪声点云数据，并利用自动标注的数据训练模型Lanoise++。

2.2.2 去除雪噪声点的网络

研究人员又将这项技术应用于雪天去噪场景，提出了许多去除雪噪声点的网络。例如，在2022年，Bae等[45]提出了SLiDE。它是一种基于自监督学习的网络，能够在没有标签的情况下，从点云中去除雪噪声点。Yu等[46]在同年提出了LiSnowNet。它是一种基于无监督学习的网络，在MWCNN网络[47]的基础上进行了改进。它首先将所有卷积层替换为具有两个循环卷积层的残差块。这增强了网络的特征提取能力。此外，它在每个残差块的第一个ReLU激活函数之后添加了一个Dropout层，进行正则化，防止网络过拟合，提升了泛化能力。同时，它大幅减少了通道数，显著提高了网络的运行效率，使其能够对点云数据进行实时去噪。除了自监督学习和无监督学习，也有基于监督学习的方法[48-50]。例如，在2023年，Seppänen等[13]提出的4DenoiseNet就是一种基于监督学习的网络。它在WeatherNet和SalsaNext[51]的基础上做出了改进，通过引入空间和时间k近邻卷积块，显著提升了去除雪花噪声点的精度。

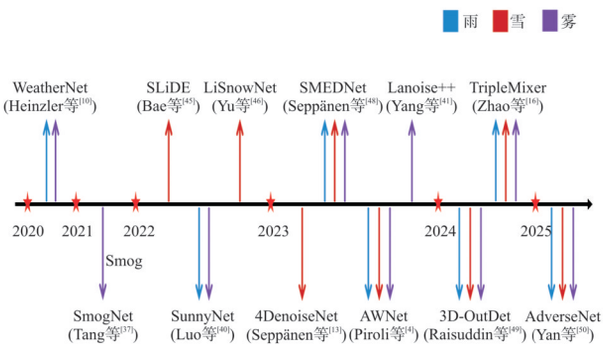


图4 基于深度学习的点云去噪方法的时间顺序概览

Fig. 4 Chronological Overview of Deep Learning-Based Point Cloud Denoising Methods

2.2.3 去除雨雪雾噪声点的网络

在上述研究中，这些网络往往只是针对一两种恶劣天气进行设计。研究人员为了扩展网络的泛化能力，提出了许多统一的网络，以应对不同种类恶劣天气的去噪场景。例如，在2023年，Seppänen团队提出了SMEDNet[48]，该方法从LiDAR多回波数据中选择非噪声点的有效回波，丢弃由空气中的颗粒（如雨、雪、雾等）引发的噪声回波。它是自监督学习，无须逐点标签即可去除点云中的雨雪雾噪声点。接着，Piroli等[4]在2023年提出了AWNet。它采用基于能量的异常值检测框架，通过将低能量分数与内点（如建筑物、车辆、行人）相关联，高能量分数与外点（如雾、雨、雪）相关联，实现了对点云中恶劣天气噪声点的检测。Raisuddin等[49]在2024年提出了3D-OutDet。通过仅处理邻近点，3D-OutDet中的NeighborHood卷积能够捕捉局部特征，同时大幅减少计算量和内存占用，优化了传统深度卷积神经网络的标准卷积操作。之后，Zhao等[16]提出了TripleMixer，该模型由三种混合器层组成：几何混合层、频率混合层和通道混合层。这三种层分别用于捕获点云的几何空间信息、提取多尺度的频率信息，以及增强点云的多通道特征信息。借助这三类核心混合器层的协同作用，TripleMixer网络不仅能够在去噪过程中有效保留并增强点云中的关键特征，还具有良好的可解释性。最后，本文团队[50]受到大模型思想

的启发,提出了一个统一的点云去噪网络 AdverseNet,用于去除雨雪雾噪声点。它不仅用圆柱三视图表示点云,还采用了两阶段的训练策略,第一阶段学习雨雪雾噪声点的通用特征,第二阶段学习特定特征,体现了大模型 All in One 的网络融合思想。本文将深度学习方法分为三类进行总结,如表3所示。由于大模型在最近几年的火爆,研究人员在点云去噪领域寻求利用一个统一且高效的网络处理不同种类的恶劣天气,因此这是未来基于深度学习点云去噪方法的发展方向之一。

表 3　基于深度学习的去噪方法总结

Tab. 3　Summary of Deep Learning-Based Denoising Methods

方法名称	处理的恶劣天气种类			优点	缺点
	雨	雪	雾		
WeatherNet[10]	√		√	基于LiLaNet进行改进,引入了膨胀卷积和Dropout层,优化了去噪性能并降低了计算复杂度	由于网络结构的简化,去噪精度受到了一定程度的限制
SmogNet[37]			√	基于PointNet++和GACNet,融合了图注意力机制并引入了手工特征,优化了对烟雾的去噪能力	只针对烟雾进行单一优化,网络的泛化能力不高
SunnyNet[40]	√		√	基于WeatherNet进行改进,添加了注意力模块,提高了网络对雨雾噪声点的识别能力	相较于WeatherNet,去噪精度有所提升,但网络的泛化能力还有待提升
Lanoise++[41]			√	使用建立的LiDAR性能模型生成模拟数据,并自动标注了噪声点,降低了人工标注成本	人工雾室与真实雾天道路场景有一定差距
SLiDE[45]		√		通过自监督学习技术,能够生成伪标签,用于网络训练,从而将LiDAR点云中的雪噪声点去除	由于自监督学习技术本身的限制,去噪精度不高
LiSnowNet[46]		√		基于MWCNN进行改进,提高了网络的去噪能力,并且减少了网络的通道数,提高了网络的去噪效率,而且还是无监督网络,无须逐点标签即可对网络进行训练	虽然无监督学习不需要标签数据即可训练,但是需要提前设置的一系列复杂的超参数具有很大的局限性
4DenoiseNet[13]		√		一种监督学习的去雪网络,引入了空间和时间k近邻卷积块,提高了去除雪花噪声点的精度	在模拟雪天点云数据集上进行实验,与真实的雪天道路场景有差别
SMEDNet[48]	√	√	√	一种自监督学习的网络,无须逐点标签即可训练,通过LiDAR的多回波数据进行去噪	由于自监督学习技术本身的限制,去噪精度不高
AWNet[4]	√	√	√	采用基于能量的异常值检测框架,将恶劣天气噪声点检测任务定义为异常值检查任务,提高了网络的鲁棒性	没有考虑雨雪雾噪声点各自的高维特征,去噪精度还可以进一步提升
3D-OutDet[49]	√	√	√	优化传统标准卷积操作,提出了NH卷积,减少了网络的计算量和内存占用	网络结构太简单,去噪精度不够高
TripleMixer[16]	√	√	√	借助几何混合层、频率混合层和通道混合层的协同作用,不仅能够在去噪过程中有效保留并增强点云中的关键特征,还具有良好的可解释性	没有针对雨雪雾噪声点之间的差异进行单独优化
AdverseNet[50]	√	√	√	在网络中,用圆柱三视图的方法来表示点云,另外采用两阶段的学习策略,第一阶段学习噪声点的通用特征,第二阶段学习特定特征,在保证去噪精度的同时,具有泛化性	虽然网络不仅具有很好的去噪效果,还具有泛化性,但是由于网络的复杂性,其计算效率有待提升

3　未来挑战及发展方向

随着端到端网络技术的发展[52],对于点云去噪任务来说,它在未来将融入自动驾驶端到端网络,不作为网络最终优化的结果。目前点云去噪任务的单一优化并不符合端到端网络的发展趋势。在本节中,本文将依据前文的总结与评价,对未来的挑战以及发展方向给出合理的预测及解决方案,为相关工作者指出明确的研究方向。

3.1　多类多级逐点标注数据集

目前公开的恶劣天气点云数据集只包含雨雪雾三种天气类型,然而真实世界还有许多其他种类的恶劣天气也会影响激光雷达对车辆周围环境的感知,例如沙尘暴、冰雹等恶劣天气。在这些公开的数据集中,带有逐点标签的数据集更是屈指可数,不能满足点云去噪任务处理更多场景的发展需求。另外,基于监督学习的去噪方法也需要大量带有逐点标签的数据进行训练,并且这些方法的性能取决于训练数据的质量。除此之外,这些数据集还存在着一个问题:包含同一种类但不同恶劣程度的场景太少,无法验证方法的泛化性。因此发布更多种类,不同程度的恶劣天气点云数据集是未来的发展方向之一。由于逐点标记的繁琐,自动标注方法也是未来的重要研究方向。目前,大语言模型领域已经提出了许多标注方法和策略,也许这些方法可以迁移到本研究领域,例如研究人员可以采取 Piroli 等[53]提出

的高效利用标签的方法来训练点云去噪网络。这种方法采用较少的带有逐点标签的恶劣天气点云数据、较多的没有逐点标签的恶劣天气点云数据和较多的带有逐点标签的晴天数据三种不同的数据来训练点云去噪网络,其中没有逐点标签的恶劣天气点云数据通过算法生成伪标签。通过这种方法,研究人员将能够利用较少的带有逐点标签的恶劣天气点云数据集实现较高的网络泛化性。

3.2 融合算法及特征学习

随着数据集的丰富,点云去噪方法将从原来只对单一恶劣天气场景进行去噪发展到对更多种类的恶劣天气场景进行去噪。这就需要研究人员将现有的针对不同种类恶劣天气的点云去噪方法进行融合,集合成一种方法或一个模型来去除噪声点。因此,点云去噪方法的融合或点云去噪统一的网络模型是未来的研究重点之一。在融合过程中,研究人员需要考虑不同种类恶劣天气噪声点的特征学习方式,因为这将直接影响去噪方法在不同种类恶劣天气下的去噪性能。AdverseNet[50]采用两阶段的训练策略,在第一训练阶段学习雨雪雾噪声点的通用特征,在第二训练阶段学习特定特征。这种训练策略就是对点云去噪网络模型高效地学习不同种类噪声点特征的初步探索。另外,在点云去噪领域中还存在一个不可忽视的问题:部分物体的特征与噪声点的特征十分相似[34]。例如,雪花在点云中形成的噪声点与树叶和天线形成的点非常相似,如何准确地区分这些与噪声点相似的物体是目前点云去噪领域的难点之一。研究人员需要考虑利用更多种类、更高维度的特征来对其进行区分,如 TOR[34]和 4DenoiseNet[13]都利用了雪花在空气中运动的无序性特征。因此,它们能够更准确地识别雪花噪声点。

3.3 与高级感知算法的结合

随着自动驾驶端到端模型的发展,在将点云去噪方法真正应用于自动驾驶汽车的过程中,它只是作为数据预处理的一部分与高级的感知算法结合来服务于车辆的感知。在实际应用中,研究人员可以将点云数据先进行去噪,然后再使用目标检测或者语义分割算法进行高级感知任务,或者他们可以将点云去噪直接融入高级感知算法中。例如,语义分割任务需要对点进行全类别分类,而点云去噪任务则只用于识别非噪声点和噪声点,但是本质上可以将这两者结合,即在对非噪声点进行全类别分类的同时,也对由恶劣天气引起的噪声点进行识别。虽然点云去噪任务并不是最终优化的任务,但是它却对自动驾驶汽车在恶劣天气条件下的安全运行起着至关重要的作用。点云去噪的核心思想即对噪声点特征的学习及识别体现在各个自动驾驶感知任务之中。因此,点云去噪如何与更高等级的感知算法高效地结合也是未来的研究方向之一。

4 结束语

1)未来的恶劣天气点云数据集需要包含更多种类、不同程度的恶劣天气条件,并且提供丰富的逐点语义类别标签,为自动驾驶技术应用场景的扩展作出贡献。

2)针对真实世界复杂多变的恶劣天气条件,点云去噪方法需提升实时性和泛化能力。构建一个统一且高效的点云去噪网络符合大模型的发展趋势。

3)有效区分噪声点与非噪声点需要更全面、更高维的特征学习。如何提取和利用这些特征,将是未来点云去噪方法提升性能的关键。

4)如何将点云去噪方法应用于自动驾驶感知系统,服务于更高等级的感知算法,并遵循自动驾驶模型端到端的发展趋势是点云去噪技术落地的重点。

参 考 文 献

[1] Dreissig M, Scheuble D, Piewak F, et al. Survey on LiDAR Perception in Adverse Weather Conditions [C]. 2023 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV), Anchorage, AK, USA, 2023

[2] Zhang Y, Carballo A, Yang H, et al. Perception and Sensing for Autonomous Vehicles Under Adverse Weather Conditions: A Survey[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing,2023,196: 146-177

[3] Kurup A M, Bos J P. Winter Adverse Driving Dataset for Autonomy in Inclement Winter Weather[J]. Optical Engineering, 2023, 62(3): 031207

[4] Piroli A, Dallabetta V, Kopp J, et al. Energy-Based Detection of Adverse Weather Effects in LiDAR Data [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2023, 8(7):4 322-4 329

[5] Maddern W, Pascoe G, Linegar C, et al. 1 a, 1 000 km: The Oxford Robotcar Dataset[J]. The International Journal of Robotics Research, 2017, 36(1): 3-15

[6] Bijelic M, Gruber T, Mannan F, et al. Seeing Through Fog Without Seeing Fog: Deep Multimodal Sensor Fusion in Unseen Adverse Weather[C]. 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Seattle, WA, USA, 2020

[7] Pfeuffer A, Schön M, Carsten D, et al. The ADUULM-Dataset—A Semantic Segmentation Dataset for Sensor Fusion[C]. The 31th British Machine Vision Conference (BMVC) 2020, Manchester, UK,

2020

[8] Pitropov M, Garcia D, Rebello J, et al. Canadian Adverse Driving Conditions Dataset[J]. The International Journal of Robotics Research, 2021, 40(4/5): 681-690

[9] Kurup A, Bos J. DSOR: A Scalable Statistical Filter for Removing Falling Snow from LiDAR Point Clouds in Severe Winter Weather[PP/OL]. arXiv, 2021, https://doi.org/10.48550/arXiv.2109.07078

[10] Heinzler R, Piewak F, Schindler P, et al. CNN-Based LiDAR Point Cloud Denoising in Adverse Weather[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2020, 5(2): 2 514-2 521

[11] Carballo A, Lambert J, Monrroy A, et al. LIBRE: The Multiple 3D LiDAR Dataset[C]. 2020 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV), Las Vegas, NV, USA, 2020

[12] Diaz-Ruiz C A, Xia Y, You Y, et al. Ithaca365: Dataset and Driving Perception Under Repeated and Challenging Weather Conditions[C]. 2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), New Orleans, LA, USA, 2022

[13] Seppänen A, Ojala R, Tammi K. 4DenoiseNet: Adverse Weather Denoising from Adjacent Point Clouds[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2023, 8(1): 456-463

[14] Burnett K, Yoon D J, Wu Y, et al. Boreas: A Multi-season Autonomous Driving Dataset[J]. The International Journal of Robotics Research, 2023, 42(1/2): 33-42

[15] Xiao A, Huang J, Xuan W, et al. 3D Semantic Segmentation in the Wild: Learning Generalized Models for Adverse-Condition Point Clouds[C]. 2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Vancouver, BC, Canada, 2023

[16] Zhao X, Wen C, Wang Y, et al. TripleMixer: A 3D Point Cloud Denoising Model for Adverse Weather[PP/OL]. arXiv, 2024, https://doi.org/10.48550/arXiv.2408.13802

[17] Linnhoff C, Elster L, Rosenberger P, et al. Road Spray in LiDAR and Radar Data for Individual Moving Objects[R]. Technische Universität Darmstadt, Darmstadt, Germany, 2022

[18] Hahner M, Sakaridis C, Dai D, et al. Fog Simulation on Real LiDAR Point Clouds for 3D Object Detection in Adverse Weather[C]. 2021 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV), Montreal, QC, Canada, 2021

[19] Hahner M, Sakaridis C, Bijelic M, et al. LiDAR Snowfall Simulation for Robust 3D Object Detection[C]. 2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), New Orleans, LA, USA, 2022

[20] Geiger A, Lenz P, Urtasun R. Are We Ready for Autonomous Driving? The KITTI Vision Benchmark Suite[C]. 2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Providence, RI, 2012

[21] Behley J, Garbade M, Milioto A, et al. SemanticKITTI: A Dataset for Semantic Scene Understanding of LiDAR Sequences[C]. 2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV), Seoul, Korea, 2019

[22] Caesar H, Bankiti V, Lang A H, et al. nuScenes: A Multimodal Dataset for Autonomous Driving[C]. 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Seattle, WA, USA, 2020

[23] Rusu R B, Cousins S. 3D Is Here: Point Cloud Library (PCL)[C]. 2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation, Shanghai, China, 2011

[24] Charron N, Phillips S, Waslander S L. Denoising of LiDAR Point Clouds Corrupted by Snowfall[C]. 2018 15th Conference on Computer and Robot Vision (CRV), Toronto, ON, Canada, 2018

[25] Balta H, Velagic J, Bosschaerts W, et al. Fast Statistical Outlier Removal Based Method for Large 3D Point Clouds of Outdoor Environments[J]. IFAC-PapersOnLine, 2018, 51(22): 348-353

[26] Duan Y, Yang C, Chen H, et al. Low-Complexity Point Cloud Denoising for LiDAR by PCA-Based Dimension Reduction[J]. Optics Communications, 2021, 482: 126567

[27] Duan Y, Yang C, Li H. Low-Complexity Adaptive Radius Outlier Removal Filter Based on PCA for LiDAR Point Cloud Denoising[J/OL]. Applied Optics, 2021, 60(20): 416341

[28] Zhou S, Xu H, Zhang G, et al. DCOR: Dynamic Channel-Wise Outlier Removal to De-noise LiDAR Data Corrupted by Snow[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2024, 25(7): 7 017-7 028

[29] Park J I, Park J, Kim K S. Fast and Accurate Desnowing Algorithm for LiDAR Point Clouds[J]. IEEE Access, 2020, 8: 160 202-160 212

[30] Roriz R, Campos A, Pinto S, et al. DIOR: A Hardware-Assisted Weather Denoising Solution for LiDAR Point Clouds[J]. IEEE Sensors Journal, 2022, 22(2): 1 621-1 628

[31] Wang W, You X, Chen L, et al. A Scalable and Accurate De-snowing Algorithm for LiDAR Point Clouds in Winter[J]. Remote Sensing, 2022, 14(6): 1468

[32] Huang H, Yan X, Yang J, et al. LIDSOR: A Filter for

Removing Rain and Snow Noise Points From LiDAR Point Clouds in Rainy and Snowy Weather[C]. The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Cairo, Egypt, 2023

[33] Wang W, Yang T, Du Y, et al. Snow Removal for LiDAR Point Clouds with Spatio-Temporal Conditional Random Fields[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2023, 8(10): 6 739-6 746

[34] Yan X, Yang J, Zhu X, et al. Denoising Framework Based on Multiframe Continuous Point Clouds for Autonomous Driving LiDAR in Snowy Weather [J]. IEEE Sensors Journal, 2024, 24(7): 10 515-10 527

[35] Li B, Li J, Chen G, et al. De-snowing LiDAR Point Clouds with Intensity and Spatial-Temporal Features [C]. 2022 International Conference on Robotics and Automation (ICRA), Philadelphia, PA, USA, 2022

[36] Piewak F, Pinggera P, Schäfer M, et al. Boosting LiDAR-Based Semantic Labeling by Cross-Modal Training Data Generation [C]//European Conference on Computer Vision(ECCV) 2018. Cham: Springer International Publishing, 2018,11 134: 497-513

[37] Tang H, Wu T, Dai B. SmogNet: A Point Cloud Smog Segmentation Network for Unmanned Vehicles[C]. 2021 5th CAA International Conference on Vehicular Control and Intelligence (CVCI), Tianjin, China, 2021

[38] Qi C R, Yi L, Su H, et al. PointNet++: Deep Hierarchical Feature Learning on Point Sets in a Metric Space [PP/OL]. arXiv: 1706.02413, 2017, doi: 10.48550/arXiv.1706.02413

[39] Wang L, Huang Y, Hou Y, et al. Graph Attention Convolution for Point Cloud Semantic Segmentation [C]. 2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Long Beach, CA, USA: IEEE, 2019

[40] Luo Z, Ma J, Xiong G, et al. Semantic Segmentation Based Rain and Fog Filtering only by LiDAR Point Clouds[C]. 2022 IEEE International Conference on Unmanned Systems (ICUS), Guangzhou, China, 2022

[41] Yang T, Yu Q, Li Y, et al. Learn to Model and Filter Point Cloud Noise for a Near-Infrared ToF LiDAR in Adverse Weather[J]. IEEE Sensors Journal, 2023, 23(17): 20 412-20 422

[42] Szegedy C, Liu W, Jia Y, et al. Going Deeper with Convolutions[C]. 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Boston, MA, USA, 2015

[43] Woo S, Park J, Lee J Y, et al. CBAM: Convolutional Block Attention Module[C]//Ferrari V, Hebert M, Sminchisescu C, et al. European Conference on Computer Vision (ECCV) 2018, Cham: Springer International Publishing, 2018,11 211: 3-19

[44] Wang Q, Wu B, Zhu P, et al. ECA-Net: Efficient Channel Attention for Deep Convolutional Neural Networks[C]. 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Seattle, WA, USA, 2020

[45] Bae G, Kim B, Ahn S, et al. SLiDE: Self-Supervised LiDAR De-snowing Through Reconstruction Difficulty[C]//European Conference on Computer Vision (ECCV) 2022,Springer, Cham, 2022: 283-300

[46] Yu M Y, Vasudevan R, Johnson-Roberson M. LiSnowNet: Real-Time Snow Removal for LiDAR Point Clouds[C]. 2022 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), Kyoto, Japan, 2022

[47] Liu P, Zhang H, Lian W, et al. Multi-level Wavelet Convolutional Neural Networks [J]. IEEE Access, 2019, 7: 74 973-74 985

[48] Seppänen A, Ojala R, Tammi K. Multi-echo Denoising in Adverse Weather[PP/OL]. arXiv, 2023, doi: 10.48550/arXiv.2305.14008

[49] Raisuddin A M, Cortinhal T, Holmblad J, et al. 3D-OutDet: A Fast and Memory Efficient Outlier Detector for 3D LiDAR Point Clouds in Adverse Weather [C]. 2024 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV), Jeju Island, Korea, 2024

[50] Yan X, Yang J, Liang Y, et al. AdverseNet: A LiDAR Point Cloud Denoising Network for Autonomous Driving in Rainy, Snowy, and Foggy Weather [J]. IEEE Sensors Journal, 2025, 25(5): 8 950-8 961

[51] Cortinhal T, Tzelepis G, Erdal A E. SalsaNext: Fast, Uncertainty-Aware Semantic Segmentation of LiDAR Point Clouds[C]//Bebis G, Yin Z, Kim E, et al. Advances in Visual Computing, Cham: Springer , 2020: 207-222

[52] Hu Y, Yang J, Chen L, et al. Planning-oriented Autonomous Driving[C]//2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Vancouver, BC, Canada, 2023

[53] Piroli A, Dallabetta V, Kopp J, et al. Label-Efficient Semantic Segmentation of LiDAR Point Clouds in Adverse Weather Conditions[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2024, 9(6): 5 575-5 582

修回日期:2026-06-10

第一作者:黄鹤,博士,教授,主要从事高精度智能驾驶导航地图、视觉导航与定位、室内地图等研究。E-mail:huanghe@bucea.edu.cn

通信作者:杨军星,博士,副研究员,主要从事摄影测量与遥感、三维重建、场景理解等研究。E-mail:yangjunxing@bucea.edu.cn