



推荐阅读:

[智慧煤矿 2025 情景目标和发展路径](#)

[煤炭安全高效综采理论、技术与装备的创新和实践](#)

[智慧煤矿与智能化开采关键核心技术分析](#)

[异步测时矿井人员精确定位方法](#)

[煤矿智能化——煤炭工业高质量发展的核心技术支撑](#)

[大倾角煤层综采工作面液压支架失稳机理与控制](#)

[工作面支架液压系统仿真与稳压供液技术](#)

[采煤机惯性导航定位动态零速修正技术](#)

[采煤机概念设计生态学模型构建与实现](#)

[5G 技术在煤矿智能化中的应用展望](#)

[煤矿机器人体系及关键技术](#)

[智能工作面多参量精准感知与安全决策关键技术](#)

[智慧矿山边缘云协同计算技术架构与基础保障关键技术探讨](#)

[智慧煤矿信息逻辑模型及开采系统决策控制方法](#)

[基于残差神经网络的矿井图像重构方法](#)



移动阅读

陈先中,刘荣杰,张森,等. 煤矿地下毫米波雷达点云成像与环境地图导航研究进展[J]. 煤炭学报,2020,45(6):2182-2192. doi:10.13225/j.cnki.jccs.ZN20.0316

CHEN Xianzhong, LIU Rongjie, ZHANG Sen, et al. Development of millimeter wave radar imaging and SLAM in underground coal mine environment[J]. Journal of China Coal Society, 2020, 45(6):2182-2192. doi:10.13225/j.cnki.jccs.ZN20.0316

## 煤矿地下毫米波雷达点云成像与环境地图 导航研究进展

陈先中<sup>1,2</sup>, 刘荣杰<sup>1</sup>, 张森<sup>1,2</sup>, 曾慧<sup>1,2</sup>, 杨鑫鹏<sup>1</sup>, 邓浩<sup>1</sup>

(1. 北京科技大学 自动化学院, 北京 100083; 2. 北京科技大学 工业过程知识自动化教育部重点实验室, 北京 100083)

**摘要:** 环境感知与地下空间导航是煤矿智能化信息领域的重要研究方向, 对实现无人化、全自动化、智能化的煤矿生产作业至关重要。随着第五代移动通信技术(5th generation mobile networks, 5G)和毫米波成像雷达软硬件日益紧密结合与成熟, 毫米波探测与通讯应用到更多领域。5G通讯技术依托高速率、低延时、高带宽的特点给现有的无线电通讯技术带来巨大的变革; 同时, 毫米波雷达相比激光雷达, 低成本、抗干扰、三维点云(3 dimension point cloud, 3D)数量相对激光点云数量少1~2个数量级的特点, 使得其在地下环境3D成像及同步定位与地图构建(Simultaneous Localization and Mapping, SLAM)领域得到越来越多的关注。基于5G通讯的V2X(Vehicle to Everything)技术结合毫米波SLAM导航, 为煤矿机器人的自主导航提供新的解决方案。系统综述了当下煤矿机器人自主导航以及实现煤矿智能化所面临的问题; 近期国内外毫米波成像最新进展; 地下环境毫米波雷达模块组通讯与信号获取方法; 高分辨率成像遇到的稀疏特征提取问题; 稀疏点云的处理策略与算法评估; 深度学习在毫米波稀疏点云处理中的研究现状与发展方向; SLAM算法应用于不同环境的研究现状及SLAM导航算法。归纳了煤矿地下环境中应用SLAM地图构建、路径规划及避障的困难和挑战, 并对未来煤矿复杂环境下毫米波通讯与导航兼容并蓄的新应用提出了展望。

**关键词:** 毫米波雷达; 地下采矿; 3D成像; 同步定位与地图构建; 稀疏点云; 深度学习

中图分类号: TP242; TD67 文献标志码: A 文章编号: 0253-9993(2020)06-2182-11

## Development of millimeter wave radar imaging and SLAM in underground coal mine environment

CHEN Xianzhong<sup>1,2</sup>, LIU Rongjie<sup>1</sup>, ZHANG Sen<sup>1,2</sup>, ZENG Hui<sup>1,2</sup>, YANG Xinpeng<sup>1</sup>, DENG Hao<sup>1</sup>

(1. School of Automation and Electrical Engineering, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China; 2. Key Laboratory of Knowledge Automation for Industrial Processes of Ministry of Education, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China)

**Abstract:** Environmental detection and underground space navigation is an important research direction in the field of intelligent information for coal mines, which is very important for the realization of unmanned, fully automatic and intelligent coal mine production. With the development of the Fifth Generation Mobile Networks (5G) and mmWave imaging technology, the integration of hardware and software design of millimeter wave in the detection and communication has been a considerable growth. The 5G communication technology relies on the characteristics of high speed, low delay and high bandwidth, which brings great changes to the existing radio communication technology. Compared with la-

收稿日期: 2020-02-28 修回日期: 2020-03-31 责任编辑: 郭晓炜

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61671054, 61673056); 北京市自然科学基金资助项目(4182038)

作者简介: 陈先中(1966—), 男, 安徽合肥人, 教授, 博士。Tel: 010-62334867, E-mail: cxz@ustb.edu.cn

ser, mmWave radar has the characteristics of low cost, anti-jamming, and the point cloud pixels for each frame of image are 1-2 orders less than that of laser, which makes its more popular in the 3D imaging of underground environment and simultaneous localization and mapping (SLAM). The V2X (Vehicle to Everything) technology based on 5G communication combined with millimeter wave SLAM navigation provides a new solution for the autonomous navigation of coal mine robots. This paper systematically reviews the problems faced by the autonomous navigation of coal mine robots and the realization of intelligent coal mine, and the research progress of mmWave imaging recently. The sparse feature extraction method for high-resolution imaging, and also the schematic diagram of communication and signal acquisition for multiple module groups are introduced. The processing strategy and algorithm evaluation of sparse point cloud and the research status and development direction of deep learning in sparse point cloud processing of mmWave imaging are summarized. Finally, the problems and challenges of SLAM map construction, path planning and obstacle avoidance in the underground mining environment, the research status of SLAM algorithm applied to different environments and SLAM navigation algorithm are categorized and elaborated. In addition, the problems that need to be solved in the further study of millimeter wave communication and navigation and possible future development directions are proposed.

**Key words:** millimeter wave radar; underground mining; 3D imaging; sparse point cloud; simultaneous localization and mapping; deep learning

煤矿智能化是国家提倡的重点研发方向之一,也是实现煤矿产业转型和解决煤矿安全问题的关键。目前,我国的煤矿智能化仍然处于综采自动化与可视化远程干预相结合的半自动阶段<sup>[1]</sup>,而实现煤矿智能化需要智能感知、智能决策和自动执行3方面技术支持<sup>[2]</sup>。2019年,国家煤矿安监局发布的《煤矿机器人重点研发目录》提出重点研发掘进、采矿、运输、安控和救援5类、38种机器人。煤矿机器人作为实现煤矿智能化的一个重要方式被提上日程<sup>[3]</sup>。

对于井下煤矿机器人而言,实现智能化所面临的主要挑战是开发强大且精确的机器人感知系统、导航系统及通讯系统。目前,捷联式惯性导航系统、超宽带(Ultra Wide Band, UWB)定位系统已经在煤矿井下有所应用,但是由于煤矿巷道及工作面的截面空间尺寸多为米级以下,因此米级精度的定位技术已经难以满足煤矿井下机器人自主定位导航的需求<sup>[4]</sup>。同时,煤矿井下环境黑暗、复杂,并且动态的开采也会带来空间的动态变化和产生大量的粉尘,这对煤矿机器人的鲁棒性、适应性及动态导航能力提出了更高的要求。毫米波雷达其鲁棒性好、穿透能力强、高精度、可全天时、全天候使用的特点,适合作为煤矿机器人主动式传感器。当毫米波雷达启动成像模式,可实现目标检测与识别、路径规划和导航。另外使用基于毫米波的5G无线通讯技术可以满足煤矿井下对通讯链路高速率、低延时、高可靠的要求。

笔者提出采用毫米波成像雷达作为传感器的自主定位导航构想。比较分析毫米波和激光在煤矿井下成像特点,提出毫米波成像结合5G通讯的解决方

案;分析SLAM配合稀疏点云构建地图及导航所面临的任务与挑战并展望利用毫米波雷达在煤矿地下环境中自主导航的发展趋势。

## 1 煤矿地下环境特征

世界上大部分的煤炭储量都在地下,我国95%以上的煤矿都是井工煤矿,井深平均在500 m以上,其作业环境具有明显的特殊性。煤矿地下环境多粉尘和瓦斯,粉尘主要来源于掘进机开采煤岩石及加工、运输、装料所产生的各种煤尘与岩尘,全尘质量浓度可达 $500 \sim 600 \text{ mg/m}^3$ <sup>[5]</sup>,伴随着煤炭开采所产生的瓦斯容易发生引燃和爆炸,高粉尘和瓦斯的煤矿地下环境要求传感器必须本安防爆并且有一定的穿透力;煤矿地下环境高温高湿,受地热效应、人体和机电设备的散热影响,空气温度有时高达 $35 \text{ }^\circ\text{C}$ 和接近100%的相对湿度<sup>[6]</sup>;煤矿巷道环境黑暗、封闭、狭长、多转角,部分巷道壁凹凸不平,给定位导航带来不便<sup>[7]</sup>;煤矿地下电磁环境复杂,受巷道形状、地磁干扰以及大型的电气设备多且集中等问题影响导致信号更容易遇到屏蔽、干扰、折射以及传播距离有限等问题<sup>[8]</sup>。随着煤矿地下无人化智能设备增多,高并发和大数据传输及系统对实时性的要求,都对当下现有的通讯方式提出新的挑战。

因此在煤矿地下环境中的自主定位导航需要克服多粉尘、高温、高的空气湿度、强噪音、强振动、强气流和复杂电磁环境等地上环境所没有的问题,这对传感和通讯技术提出了更高的要求。

## 2 毫米波雷达及 5G 融合

### 2.1 毫米波雷达

毫米波雷达 (mmWave radar) 的波长介于 1 ~ 10 mm, 对应频率范围为 30 ~ 300 GHz。毫米波雷达发射的电磁波信号被其传播路径上的物体阻挡并反射。通过捕捉反射信号, 雷达可以确定目标的距离、速度和角度。由于毫米波波长短, 其天线尺寸可以做到很小; 另外波长短意味着高精度, 例如: 工作频率为 76 ~ 81 GHz (对应波长约为 4 mm) 的毫米波系统将能够检测 0.1 mm 尺度的移动点。

与其他传感器 (如激光、视觉或惯导) 相比, 毫米波雷达具有在恶劣天气及不可预测的照明条件下高可靠与主动测量的特点; 此外, 毫米波雷达配备长短程探测单元和环绕车身的分布式天线设计, 这使得煤矿机器人能够模仿地面环境的无人驾驶。若是遇到煤矿坍塌、瓦斯爆炸等特殊情况, 环境将充满不确定性。此时装载毫米波雷达的机器人可以在大量粉尘弥漫、充满瓦斯等危险气体、缺少照明和外部定位的环境下开展救援行动。文献[9-10]中给出毫米波雷达在重尘云 (零能见度) 的采矿环境下所表现的良好性能。如图 1 所示, 在煤矿地下环境中, 可通过车载、机载的方式实现对井下圆形、矩形巷道或者工作面的环境感知。

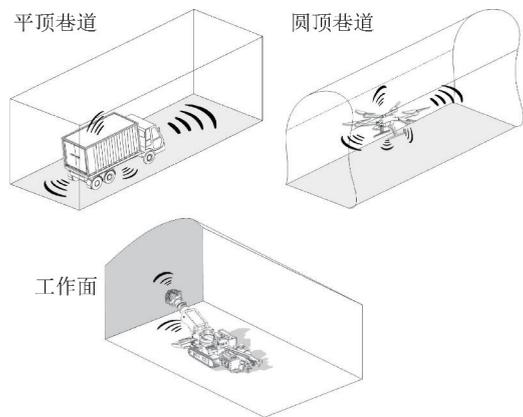


图 1 不同场景下车载、机载和移动式毫米波雷达工作示意

Fig. 1 Working diagram of vehicle borne, airborne and mobile mmWave radar in different scenes

煤矿地下环境多尘、极暗、空气湿度大, 激光雷达 (Light Detection and Ranging, Lidar) 相比毫米波雷达虽然其分辨率高, 但在恶劣环境下探测范围、精度严重下降<sup>[11]</sup>, 相反毫米波雷达穿透力强、鲁棒性好, 全天候的感知能力, 尤其是成像雷达的引入克服了现有毫米波雷达的低分辨率的重大缺点, 对大视场长距离范围具体对象的识别更加全面, 更适合在煤矿地下使用。表 1 是激光雷达和毫米波雷

达的技术经济性比较。

表 1 激光雷达和毫米波雷达的比较

Table 1 Comparison between Lidar and millimeter wave radar

| 指标      | 激光雷达      | 毫米波雷达     |
|---------|-----------|-----------|
| 测距范围/m  | 0.1 ~ 100 | 0.2 ~ 200 |
| 测距精度/mm | 1 ~ 5     | 10 ~ 100  |
| 穿透性     | 差         | 好         |
| 价格      | 高         | 低         |

随着技术的发展和迭代, 单芯片集成化毫米波雷达 (MMIC) 和虚拟孔径 4D 成像雷达成为前沿技术。目前, 美国 TI (Texas Instruments) 公司推出首款集成了射频前端、DSP 和 MCU 的 RFCMOS 单芯片毫米波传感器, 在减小尺寸的同时检测空间和速度分辨率提高了 3 倍, 多个芯片级联有效增强了雷达的分辨率<sup>[12]</sup>。目前, 基于方位角、仰角、距离和多普勒等四维数据立方体的 4D 成像雷达<sup>[13]</sup>, 支持 2 000 多个虚拟通道, 实现方位 1°、高程 2°分辨率, 每秒 3.6 万点云输出。此外, 英飞凌、NXP、ADI、安森美、瑞萨等国际半导体公司也在推出毫米波雷达芯片, 集成化毫米波芯片的出现大大降低了智能化设备开发难度和成本, 预计未来有更多毫米波产业的落地。国内毫米波雷达芯片已经起步, 但还需不断地积累核心技术。

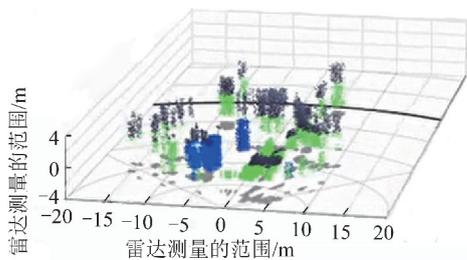


图 2 4D 成像雷达

Fig. 2 4D imaging radar

### 2.2 5G 通讯融合

5G 作为第五代移动通信技术, 具备高宽带、超大数据速率、低功耗及超低延时的特点<sup>[14-17]</sup>。5G 的频率范围分为毫米波和 Sub-6。毫米波相对于 Sub-6 速度更快, 但是受限于绕射能力及覆盖范围。未来 5G 三个应用场景将涵盖煤矿智能化的关键部分。eMBB (Enhance Mobile Broadband) 支持煤矿作业超高清视频等数据传输的大流量移动宽带, mMTC (mas-

sive Machine Type of Communication) 支持井下多传感器物联网, URLLC (Ultra-reliable and Low Latency Communications) 支持低时延高可靠连接的无人驾驶、工业自动化、V2X 技术<sup>[18-19]</sup>。

随着技术不断成熟以及成本不断降低,探测与通讯软硬件一体化设计成为趋势。国际最新 IEEE 802.11ad 高速无线通讯标准,其帧数据具有良好相关性的重复序列,适合于雷达测距<sup>[20-21]</sup>。在未来采用共口径天线技术结合分时复用的硬件,可以同时实现探测与高速无线通讯两种功能集成。如图 3 所示,MCU 控制雷达的分时复用,77G 射频及 V2X 射频分别通过共口径天线收发 77G 的探测毫米波和基于 5G 通讯的 V2X 毫米波。

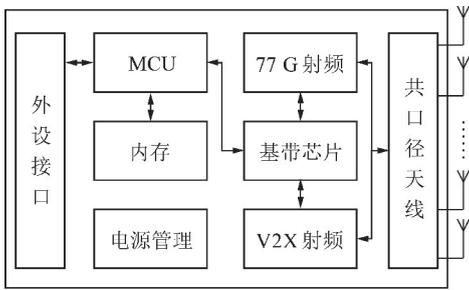


图 3 毫米波融合 5G 通讯框

Fig. 3 Diagram of mmWave and 5G communication interaction

下一代无人驾驶不仅需要依赖机器人所配备的毫米波传感器进行环境感知,还需要与其他机器人、路边基础的网络设施(基站)、终端进行 5G 通讯。单个机器人自身的环境感知与智能车联网 V2X 的结合可实现无人化、全自动化的大规模机器人的集群作业。如图 4 所示,在巷道转角处的运输车 3 对于其他运输车来说是盲区。传统“沿墙壁”反应式导航,在弯道必须减速;SLAM 导航重复进入相同环境时,可利用先验离线地图信息,提前动作应对弯道等路况;如果弯道处有车辆 3 的存在,那么前 2 种方法均会失效,只有通过 V2X 获取车辆 3 的速度、位置信息和动作方向,才可以更好的规划路径,保证行驶安全。

毫米波雷达和基于 5G 通讯的 V2X 结合可大幅提高效率、减少机器人之间的碰撞、实现信息共享。这是汽车界正在追求的统一车辆通讯和雷达传感的愿景,也是下一代车联网和自动驾驶技术的一个重大转变。文献[22]提出基于毫米波成像和通信的协同作用以实现高精度 SLAM 的方案。

### 2.3 天线设计

毫米波波段提供了前所未有的容量,但也对天线技术带来了新的挑战。目前车载雷达系统采用的是微带天线。贴片天线通常是矩形,当改变贴片天线的形状时,微带天线的工作频率、增益、方向性等都会随

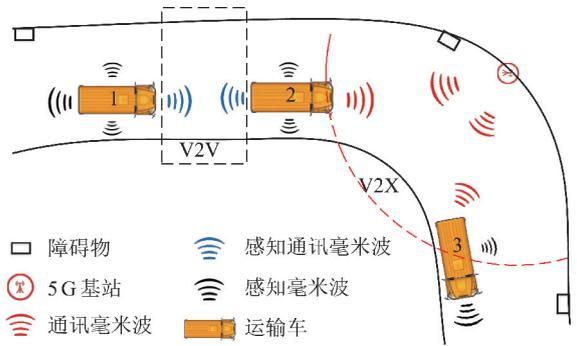


图 4 煤矿巷道中毫米波的感知和通讯融合应用

Fig. 4 Perception and communication synergy of millimeter wave in coal mine roadway

之而发生<sup>[23]</sup>。此外超小型便携的自适应波束成形、切换和跟踪的天线模组,智能闭环算法射频模组已经开始用于手机等面向微型、模块化、更快、更可靠的移动通信服务<sup>[24]</sup>。

根据煤矿巷道和工作面狭长的特点,低功耗、抗电磁干扰,抗恶劣物理环境的灵活型分布式微型天线是未来煤矿环境感知的关键因素。图 5(a)为本文根据煤矿地下设计的工作频率为 75 ~ 81 GHz,增益为 12 dB,半功率波束宽度 22.5°,副瓣电平-17.6 dB,驻波比(Voltage Standing Wave Ratio, VSWR)小于 1.8 的天线,其方向图如图 5(b)所示。

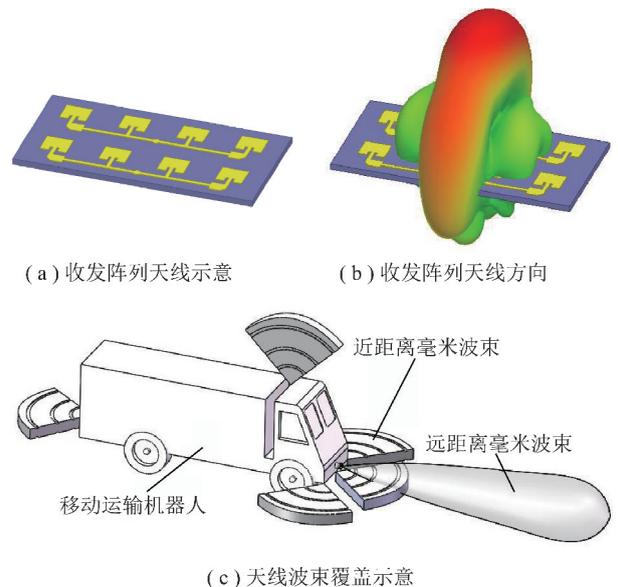


图 5 煤矿机器人毫米波天线设计

Fig. 5 Design of millimeter wave antenna for coal mine robot

煤矿机器人四周装配毫米波雷达,其前后侧的毫米波雷达负责距离探测,5G 通讯的复用和高分辨率成像,另外 3 个侧天线负责环境协同探测。如图 6 所示,中央控制器 CPU 接收 5 个毫米波雷达天线信号从而获取稀疏点云信息。之后通过 3D 点云处理、深度学习、SLAM 和运动控制,实现煤矿地下环境中的

自主导航。

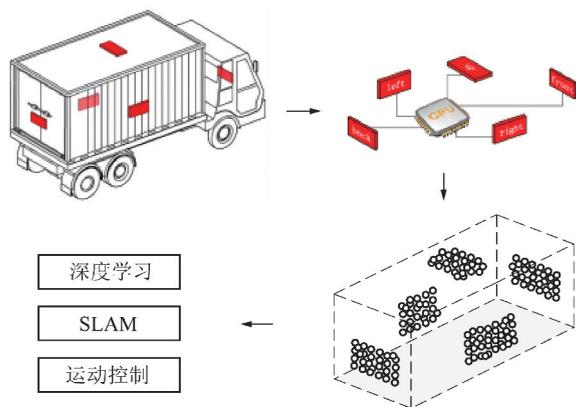


图 6 毫米波雷达稀疏点云获取示意图

Fig. 6 Sketch map of sparse point cloud acquisition for mmWave radar

### 3 毫米波探测的深度学习技术

近年来随着三维数据获取装置的发展,三维点云已在自动驾驶<sup>[25]</sup>、运动机器人<sup>[26]</sup>、高炉料位<sup>[27]</sup>等实际任务中得到广泛应用。毫米波点云是基于毫米波雷达调频连续波原理<sup>[28]</sup>,通过测量周围点的距离和雷达回波强度得到点云数据。点云数据包含多种目标信息,但是由于毫米波雷达较激光雷达点云稀疏,故对特征提取、匹配、识别带来新的挑战,因此可借助机器学习方法,尤其是深度学习分析方法理解目标场景的丰富信息<sup>[29-33]</sup>。

深度学习对 3D 点云数据端到端处理是三维计算机视觉领域的研究热点之一。Daniel Brodeski 等提出基于深度学习的深度雷达检测方法 (Deep Radar Detection, DRD) 处理毫米波点云,其实时运行速度 (50FPS) 远优于传统单元平均恒虚警信号处理方法 (2 Dimension-Cell Average-Constant False Alarm Rate, 2D-CA-CFAR)<sup>[34]</sup>,不需要雷达校准并且具有更高的精度<sup>[35]</sup>。由于点云数据结构的稀疏性、不规则性和无序性,在点云上直接应用卷积是一个挑战。已有的大多数工作都将 3D 点云通过多视图投影转换为图像<sup>[36]</sup>或通过量化转换为体积网格<sup>[37]</sup>,再进行卷积网络处理;也有研究者提出直接对 3D 点云进行卷积的网络,例如 PointNet<sup>[38]</sup>, InterpConv<sup>[39]</sup>等,未来获取煤矿井下相对粗粒度的点云图像,并配合机器学习完成场景理解是复杂环境感知研究的重要方向。

#### 3.1 点云降噪

井下 3D 传感器采集的点云难免会受到噪声污染,使数据中包含异常值或伪影。因此需对原始点云实施滤波、降噪等优化处理。相比于稠密点云,在稀疏点云中离群点、噪点对整体点云的影响更大,选择

降噪的关键指标是降低均方误差 (Mean Square Error, MSE)。3D 点云降噪算法分为 3 类:基于网格的降噪、基于图的降噪、基于投影的降噪。表 2 列出各个算法在相同数据集 ModelNet10 下的 MSE。

表 2 点云降噪算法对比

Table 2 Comparison of point cloud denoising algorithms

| 文献   | 方法  | 分类 | MSE/10 <sup>-4</sup> |
|--|-----|----|----------------------|
| ELMOATAZ Abderrahim <sup>[41]</sup> (2008) | PDE | 网格 | 2.324                |
| SCHOENENBERGER Yann <sup>[42]</sup> (2015) | GBD | 图  | 2.552                |
| DIGNE Julie <sup>[43]</sup> (2017)         | BF  | 网格 | 1.654                |
| DUAN Chaojing <sup>[44]</sup> (2018)       | MWP | 投影 | 1.636                |
| DUAN Chaojing <sup>[40]</sup> (2019)       | NPD | 投影 | 1.569                |

神经投影降噪 (Neural Projection Denoising, NPD)<sup>[40]</sup>算法相比于其他算法 MSE 最低,其使用神经网络估计噪声点云中的参考平面,通过精确的参考平面只需一次投影就可以实现高性能降噪。通过前期神经网络的训练,提高在现场实时的运行速度和精度,这正是煤矿地下 3D 稀疏点云降噪所需要借鉴的方法。

#### 3.2 点云配准

点云配准代表将一个点云与另一个点云对齐的刚性变换,其方法分为局部配准<sup>[45]</sup>、全局配准<sup>[46]</sup>、深度学习<sup>[47-48]</sup>。煤矿地下坑洼多且存在大量几何相似区域因此要求准确的配准算法。旋转 R 和平移 T 两个方向上的均方根误差 (Root Mean Square Error, RMSE) 是点云配准算法的评价指标。表 3 列出在相同数据集 ModelNet40 下不同配准方法的 RMSE (R) 和 RMSE (T)。

表 3 点云配准算法对比

Table 3 Comparison of point cloud registration algorithms

| 文献                                     | 方法         | RMSE (R) | RMSE (T) |
|--|------------|----------|----------|
| BESL Paul J <sup>[45]</sup> (1992)     | ICP        | 45.801 6 | 0.283 69 |
| AKIYOSHI Kurobe <sup>[47]</sup> (2020) | DirectNet  | 22.002 4 | 0.017 12 |
| AOKI Yasuhiro <sup>[48]</sup> (2019)   | PointNetLK | 21.086 6 | 0.035 25 |
| AKIYOSHI Kurobe <sup>[47]</sup> (2020) | CorsNet    | 16.792 7 | 0.013 98 |

ICP 是经典局部配准方法,但是其配准精度在很大程度上取决于初始扰动<sup>[45]</sup>。由于局部和全局配准方法的根本缺陷,基于深度学习的 PointNetLK, DirectNet, CorsNet 等算法被提出。基于深度学习的方法克服了计算速度和陷入局部极小的问题,实现快速而准确配准。借鉴上述成果,开发基于深度学习快速、准确的井下环境配准算法对 SLAM 地图构建至关重要。

### 3.3 目标检测

深度学习在 3D 点云的目标检测上已有较多研究成果。目前 3D 目标检测方法大体分为基于区域注意力方法和单阶段网络的方法,前者生成包含目标的可能区域(Regions of Interest, ROI),再提取区域特征确定类别;后者直接预测类的概率并返回对象的 3D 边界。表 4 列出目前在 KITTI 数据集上目标检测算法的最新进展<sup>[49]</sup>。

表 4 点云目标检测的研究进展

Table 4 Research progress of point cloud target detection technology

| 文献                                   | 方法              | 准确率/% |       |
|--------------------------------------|-----------------|-------|-------|
|                                      |                 | 汽车    | 行人    |
| WANG Zhixin <sup>[50]</sup> (2019)   | Frustum ConvNet | 87.36 | 52.16 |
| LIU Zhe <sup>[51]</sup> (2019)       | TANet           | 84.39 | 53.72 |
| CHEN Qi <sup>[52]</sup> (2019)       | HotSpotNet      | 86.40 | 51.29 |
| YANG Zetong <sup>[53]</sup> (2019)   | STD             | 87.95 | 53.29 |
| SHI Shaoshuai <sup>[54]</sup> (2019) | PV-RCNN         | 90.25 | 52.17 |

在方法选择上,单阶段网络的方法更适合煤矿地下环境的目标识别,该方法运行速度快,适合实时运行。在网络选择上,基于体素的方法对噪点的鲁棒性更强,且程序运行速度较快,更适合地下环境的使用。值得一提的是,地下环境相比于地上环境场景简单,遮挡物和易混淆物品都会减少。例如在地上行人检测中,环境中的灌木,电线杆等易与人混淆,但在地下环境行人-车辆-障碍物的识别相对单一,这对地下环境目标检测是有利的。

### 3.4 语义分割

环境的语义分割对于实现自动驾驶极为有利。必须准确识别煤矿机器人、车辆周围的物体并将其分配适当等级才能保证行驶安全。现有毫米波点云语义分割算法分为静态目标(停放的汽车、电线杆或建筑物等)和动态目标(行人、汽车等)两类。JAKOB Lombacher 等提出类 DNN 算法实现对静态目标的分类<sup>[55]</sup>;之后,OLE Schumann 等采用基于密度的聚类算法(Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise, DBSCAN)结合长短期记忆网络(Long Short-Term Memory, LSTM)实现对动态目标的分类<sup>[56]</sup>;PointNet++变体算法是对动态目标分类的改进<sup>[57]</sup>;OLE Schumann 等又提出毫米波点云语义分割的完整框架<sup>[58]</sup>,实现动态目标和静态目标结合的语义分割,在相同数据集下动态目标的循环实例分割方法比文献<sup>[57]</sup>的方法精度高 4.14%。

深度学习在提高点云处理精度的同时弥补了传

统算法鲁棒性不足及处理速度缓慢等缺点,其端到端的思路使得 3D 点云处理相比传统算法更加简单。考虑到煤矿巷道、采掘工作面上的人、车和物较地面更稀疏且环境相对固定不变,借助深度学习的方法对稀疏点云进行降噪、配准、目标检测和语义分割等处理<sup>[59]</sup>,提升煤矿机器人对地下环境采运掘的感知和分析能力,同时也为 SLAM 建图导航提供支持。

尽管现在使用深度学习处理毫米波图像稀疏点云的研究还不完全成熟,但借鉴深度学习在二维及三维图像处理上已取得的进展,其在稀疏点云的应用上有很大潜力尚待挖掘。

## 4 SLAM 建图与导航

### 4.1 SLAM

SLAM 是机器人或某系统搭载视觉传感器、激光雷达、毫米波雷达等传感器在未知环境中进行地图构建并实现自身定位的过程。SLAM 是机器人能够实现自主导航的重要前提。

相比于现在地下环境导航中所提出的捷联惯导方案<sup>[60]</sup>、反应式导航<sup>[61]</sup>、超宽带定位导航方案<sup>[62]</sup>,SLAM 作为一种主动测量的方案具有较高的环境适应性并且可以构建未知环境高精度的地图,是真正意义上的自主导航。SLAM 的主要优势在于消除了对人工基础设施或环境先验拓扑知识的需求,在无法获得绝对位置或精确地图信息的一系列应用中具有不可估量的价值。

SLAM 以传感器数据为输入,前端部分进行位姿估计与局部建图,后端算法进行全局建图及优化。同时通过回环检测消除累计误差。图 7 为 SLAM 算法框架及煤矿巷道建图效果<sup>[63]</sup>。

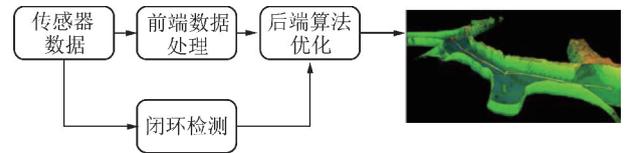


图 7 SLAM 算法框架

Fig. 7 SLAM algorithm flow

SLAM 前端数据处理算法与传感器的选择有关,激光和毫米波 SLAM 着眼于前端的扫描匹配<sup>[64]</sup>,而视觉 SLAM 又分为特征法<sup>[65]</sup>与直接法<sup>[66]</sup>。当煤矿机器人处于地表工作时,可以采用激光扫描仪、摄像头等多种传感器,但对于地下矿山,尤其煤矿环境,其地面崎岖不平、巷道环境差、可用照明条件差、活动极受限、巷道无纹理并且煤矿机器人无法获得全球导航卫星系统(GNSS)信号,因此基于视觉、激光 SLAM 方案并不能满足煤矿机器人工作需求。另外,当前无论

激光还是视觉 SLAM 通常需要大量计算,这在有限的计算资源下无法实现实时操作。而毫米波雷达 3D 点云稀疏的特点大大降低了计算量,且穿透力强,使得实时性与稳定性得到保障。

后端算法可实现全局状态估计,为 SLAM 算法核心所在。最早 SLAM 被视为概率问题,其后端算法以滤波法为主,往往关注于邻近帧间的数据处理,故随时间推移系统会产生误差累积。比如,基于马尔可夫模型的扩展卡尔曼滤波(Extended Kalman Filter, EKF)算法<sup>[67]</sup>、SEKF-SLAM<sup>[68]</sup>、基于蒙特卡罗算法的粒子滤波法<sup>[69]</sup>等。之后,优化法<sup>[70]</sup>被提出,其可利用所有时刻数据进行全状态估计,从局部优化传递至全局优化,保证准确性同时兼顾效率,因此优化法成为 SLAM 主流的后端算法,也是煤矿地下 SLAM 算法的最佳选择。但是煤矿地下相比地表具有环境单一、墙壁纹理信息不明显、少有闭环等特点,这对基于优化法的 SLAM 算法在煤矿环境下的应用提出了挑战。表 5 列出了国内外关于煤矿地下等复杂环境下 SLAM 的研究现状。

表 5 国内外 SLAM 研究现状

Table 5 Research status of SLAM at home and abroad

| 文献   | 方法   | 场景   | 特点         |
|--|------|------|------------|
| A Hernandez-Gutierrez <sup>[71]</sup> (2011) | 粒子滤波 | 室外   | 成像效果佳、鲁棒性好 |
| ZLOT Robert <sup>[72]</sup> (2014)           | 优化法  | 煤矿环境 | 成像规模大、效果好  |
| LI Menggang <sup>[73]</sup> (2018)           | 优化法  | 煤矿环境 | 降低计算复杂度和漂移 |
| 杨林 <sup>[74]</sup> (2019)                    | 粒子滤波 | 煤矿环境 | 鲁棒性好、精度高   |
| 李帅鑫 <sup>[75]</sup> (2020)                   | 优化法  | 室外   | 降低误差、漂移改善  |

在地下环境工作中,搭载多传感器的煤矿机器人可将声音、图像、温度、气体浓度及其他数据传送到控制中心,同时也要面对工作面及巷道的实时变化。当面对煤矿灾难等突发情况时,煤矿机器人的定位导航变得极为困难。因为灾后煤矿巷道环境更加复杂,且具有不可预测的场景;煤矿灾害导致先验路标和地图不再可靠;在灾后断电的情况下,也无法使用依赖于基站的其他无线定位方法<sup>[73]</sup>;受粗糙地形上的累积误差影响,基于航位推算的姿态估计方法无法提供精确的长期估计;对于无可利用光源及高粉尘浓度的区域,基于视觉传感器和激光雷达的 SLAM 将难以正常工作。而毫米波 SLAM 作为一种有效的方法,可克服恶劣环境的影响,提供机器人姿态估计并同时构建巷道空间模型。文献<sup>[76]</sup>采用基于 76GHz 毫米波雷达

的自定位方法,通过误差传播对毫米波雷达的不确定性进行建模来实行构建地图和定位,其处于暴雪环境下定位精度仍达厘米级。

综合目前各种复杂环境下 SLAM 的研究成果,可以预见毫米波全天候全天候工作,结合深度学习强大计算能力,会成为未来精确定位与数据高效连续传输、快速掘进、复杂条件综采、连续化辅助运输的一种优选方案。

## 4.2 导 航

SLAM 导航相比于其他导航有着可自主路径规划,定位精度高,可大规模使用等优点。全局路径规划和局部自主避障是 SLAM 定位建图之后机器人能够实现导航的关键。常用的导航算法有:遗传算法,该算法应用较为广泛,但容易出现局部最优解、运算耗时长等问题<sup>[77]</sup>;粒子群算法,其可实现快速收敛,但极可能陷入停滞<sup>[78]</sup>;人工势场法具有计算简单,但有可能无法抵达目标点的特点<sup>[79]</sup>;蚁群算法,其在规划性能及速度均相对较好<sup>[80]</sup>。

目前大部分的路径规划及避障算法都依靠全局或半全局的环境地图,而处于未知环境下的路径规划和实时避障需要考虑到环境地图信息的实时补充等多种难题。因此如何一方面在线感知周围环境;一方面在信息不完整的前提下保证机器人动态避障并不断优化路径,是未知环境下机器人自主导航所面临的重要挑战。

## 5 井下车辆毫米波雷达导航

5G 通讯与毫米波环境感知高度集成带来的低成本物联网技术,会逐渐走向成熟与大规模应用。随着煤矿智能化的推进,基于毫米波雷达的 SLAM 将成为自主导航的主流解决方案。在地下通过大量部署毫米波雷达构建煤矿地下的通讯网和感知网,以加速煤矿智能化的发展。与此同时,仍然有许多理论和技术需要深入的研究和探讨。

(1) 高性能毫米波雷达。满足本安防爆低功耗、合理精度与分辨率、快速低成本与便携成像的毫米波标准化模块,目前国际巨头正在抓紧布局成像雷达,军民结合是方向。

(2) 深度学习应用。目前深度学习对毫米波点云处理的相关研究较少,将稀疏点云处理与深度学习成功应用到地下环境仍需继续深入研究。

(3) 未知环境自主导航算法。未知环境下由于无先验知识,因此路径规划算法需要考虑到地图实时更新等问题,故仍具有挑战性。

结合目前相关技术的应用趋势,本文初步构想出

一种基于毫米波雷达结合 5G 通讯的煤矿地下环境自主导航方案,如图 8 所示。① 针对煤矿地下环境存在  $x, y, z$  三轴空间限制,采用多毫米波雷达传感器融合的方式采集多方位点云信息。② 针对毫米波雷达点云稀疏的特性,通过深度学习网络进行配准、滤波、降噪、稠密化等优化处理。③ 采用 SLAM 算法构建全局环境地图及实现自身定位。④ 采用深度学习神经网络实现目标及道路区域的检测、识别与语义分割。⑤ 综合 SLAM 地图、深度学习处理的结果及多车协同 5G 通讯,实现煤矿环境下的自主导航。

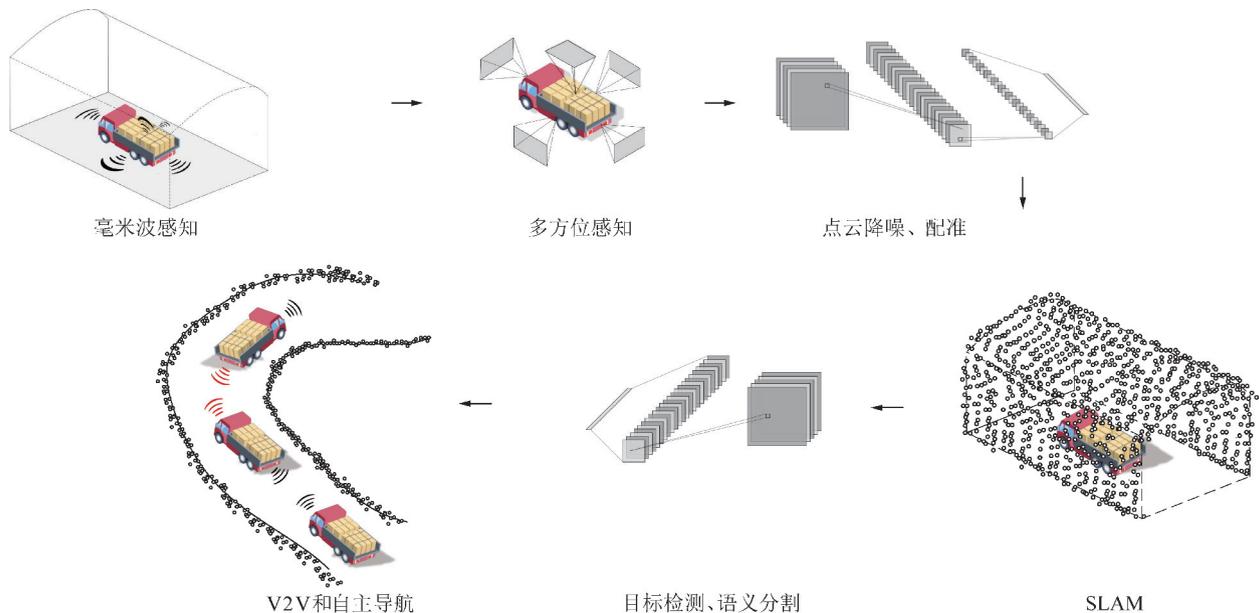


图 8 基于毫米波雷达的煤矿地下环境导航框图

Fig. 8 Block diagram of coal mine in underground environment navigation based on mmWave radar

## 6 结 语

煤矿地下机器人的自主导航和无线通讯是实现煤矿智能化的关键因素。笔者从毫米波雷达和 5G 通讯出发,构建出一种未来适应煤矿地下环境的智能机器人自主导航方案。同时本文参考国内外相关文献对使用深度学习处理毫米波稀疏点云的研究方法进行分析 and 归纳,总结出毫米波雷达 SLAM 的研究现状并提出在煤矿地下环境中 SLAM 建图和导航存在的困难和挑战。最后,本文通过分析、总结以毫米波雷达为基础的煤矿地下环境的自主导航技术,给出了煤矿地下机器人自主定位导航的研究趋势和方向,为相关领域研发及应用工作的开展提供参考与借鉴。

**致谢** 感谢王宇对毫米波天线设计仿真的帮助。

## 参考文献 (References):

- [1] 李首滨. 煤炭智能化无人开采的现状与展望[J]. 中国煤炭, 2019,45(4):5-12.  
LI Shoubin. Present situation and prospect on intelligent unmanned mining at work face[J]. China Coal, 2019,45(4):5-12.
- [2] 王国法,张德生. 煤炭智能化综采技术创新实践与发展展望[J]. 中国矿业大学学报,2018,47(3):459-467.  
WANG Guofa, ZHANG Desheng. Innovation practice and develop-

ment prospect of intelligent fully mechanized technology for coal mining[J]. Journal of China University of Mining & Technology, 2018,47(3):459-467.

- [3] 葛世荣,胡而已,裴文良. 煤矿机器人体系及关键技术[J]. 煤炭学报,2020,45(1):455-463.  
GE Shirong, HU Eryi, PEI Wenliang. Classification system and key technology of coal mine robot[J]. Journal of Coal Science & Engineering, 2020,45(1):455-463.
- [4] 王国法,赵国瑞,任怀伟. 智慧煤矿与智能化开采关键核心技术分析[J]. 煤炭学报,2019,44(1):34-41.  
WANG Guofa, ZHAO Guorui, REN Huaiwei. Analysis on key technologies of intelligent coal mine and intelligent mining[J]. Journal of China Coal Society, 2019,44(1):34-41.
- [5] 菅洁,谢建林,郭勇义. 煤矿井下粉尘浓度与粉尘粒度测定分析[J]. 太原理工大学学报,2017,48(4):592-597.  
JIAN Jie, XIE Jianlin, GUO Yongyi. Analysis of coal mine dust concentration and particle size[J]. Journal of Taiyuan University of Technology, 2017,48(4):592-597.
- [6] 王鹏. 煤矿井下作业场所湿度对工人身心健康的影响[J]. 职业与健康,2018,34(7):872-875.  
WANG Peng. Influence of humidity on workers' physical and mental health in coal mine workplaces[J]. Occupation and Health, 2018,34(7):872-875.
- [7] 石峰,郭鑫,龙智卓,等. 地下矿用车辆无人驾驶目标路径规划方法研究[J]. 矿冶,2018,27(4):87-91.  
SHI Feng, GUO Xin, LONG Zhizhuo, et al. Study on target path planning method for underground mining unmanned vehicles

- [J]. *Mining and Metallurgy*, 2018, 27(4): 87-91.
- [8] RANJAN A, SAHU H B, MISRA P. MineSense: Sensing the radio signal behavior in metal and non-metal underground mines [J]. *Wireless Networks*, 2019, 25(6): 3643-3655.
- [9] WIDZYK-CAPEHART E, BROOKER G, SCHEDING S, et al. Application of millimetre wave radar sensor to environment mapping in surface mining [A]. *International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision* [C]. Singapore, 2006: 1-6.
- [10] REINA G, UNDERWOOD J, BROOKER G, et al. Radar-based perception for autonomous outdoor vehicles [J]. *Journal of Field Robotics*, 2011, 28(6): 894-913.
- [11] HARGRAVE C, CLARKSON I V L, LUI H. Radar waypoint navigator for underground mining [A]. *European Conference on Antennas and Propagation (EuCAP 2014)* [C]. 2014: 3587-3591.
- [12] 于渊, 郑银香, 赵成林, 等. 车载毫米波雷达目标检测与定位技术研究 [J]. *移动通信*, 2019, 43(11): 21-27.  
YU Yuan, ZHENG Yinxiang, ZHAO Chenglin, et al. Research on the target detection and localization technology for vehicle-mounted millimeter-wave radar [J]. *Mobile Communications*, 2019, 43(11): 21-27.
- [13] Delivering Unprecedented Road Safety through High-Resolution 4D Imaging [EB/OL]. <https://arberobotics.com/product/>, 2020-03-31.
- [14] ANDREWS J G, BUZZI S, CHOI W, et al. What Will 5G Be? [J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2014, 32(6): 1065-1082.
- [15] ZHANG S, XU X, WU Y, et al. 5G: Towards energy-efficient, low-latency and high-reliable communications networks [A]. *IEEE international conference on communication systems* [C]. IEEE, 2014: 197-201.
- [16] AGIWIWAL M, ROY A, SAXENA N. Next generation 5G wireless networks: A comprehensive survey [J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2016, 18(3): 1617-1655.
- [17] 孙继平, 陈晖升. 智慧矿山与 5G 和 WiFi6 [J]. *工矿自动化*, 2019, 45(10): 1-4.  
SUN Jiping, CHEN Huisheng. Smart mine with 5G and WiFi6 [J]. *Industry and Mine Automation*, 2019, 45(10): 1-4.
- [18] 王国法, 赵国瑞, 胡亚辉. 5G 技术在煤矿智能化中的应用展望 [J]. *煤炭学报*, 2020, 45(1): 16-23.  
WANG Guofa, ZHAO Guorui, HU Yahui. Application prospect of 5g technology in intelligent coal mine [J]. *Journal of China Coal Society*, 2020, 45(1): 16-23.
- [19] INTELLIGENCE G. Understanding 5G: Perspectives on future technological advancements in mobile [J]. *White Paper*, 2014: 1-26.
- [20] KUMARI P, GONZALEZ-PRELCIC N, HEATH R W. Investigating the IEEE 802.11ad standard for millimeter wave automotive radar [A]. *Vehicular Technology Conference (VTC2015-Fall)* [C]. Boston, 2015: 1-5.
- [21] KUMARI P, CHOI J, GONZÁLEZ-PRELCIC N, et al. IEEE 802.11ad-based radar: An approach to joint vehicular communication-radar system [J]. *Transactions on Vehicular Technology*, 2018, 67(4): 3012-3027.
- [22] ALADSANI M, ALKHATEEB A, TRICHOPOULOS G C. Leveraging mmWave imaging and communications for simultaneous localization and mapping [A]. *IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)* [C]. Brighton, 2019: 4539-4543.
- [23] 段雷. 77 GHz 微带阵列天线的研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2016: 16-18.  
DUAN Lei. Research on 77 GHz microstrip array antenna [D]. Harbin: Harbin Institute Of Technology, 2016: 16-18.
- [24] Qualcomm Announces Second Generation 5G RF Front-End Solutions for Sleeker, More Efficient 5G Multimode Mobile Devices [EB/OL]. <https://www.qualcomm.com/news/releases/2019/02/19/qualcomm-announces-second-generation-5g-rf-front-end-solutions-sleeker-more>, 2019-02-19.
- [25] CHEN X, MA H, WAN J, et al. Multi-view 3D object detection network for autonomous driving [A]. *Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)* [C]. Honolulu, 2017: 6526-6534.
- [26] WHITTY M, COSSELL S, DANG K S, et al. Autonomous navigation using a real-time 3d point cloud [A]. *Australasian Conference on Robotics and Automation* [C]. 2010: 1-3.
- [26] 王倩, 吴江雪, 侯庆文, 等. 基于 CR 下界无偏能量估计的高炉料面点云锐化成像 [J/OL]. *自动化学报*: 1-9 [2020-02-26]. <https://doi.org/10.16383/j.aas.c180683>.  
WANG Qian, WU Jiangxue, HOU Qingwen, et al. Sharpness image of burden point cloud based on CR lower bound unbiased energy estimation [J/OL]. *Acta Automatica Sinica*: 1-9, 2020-02-26. <https://doi.org/10.16383/j.aas.c180683>.
- [28] 侯庆文, 陈先中, 王小攀, 等. 改进的 FMCW 信号加权补偿校正相位差法 [J]. *仪器仪表学报*, 2010, 31(4): 721-726.  
HOU Qingwen, CHEN Xianzhong, WANG Xiaopan, et al. Improved phase-difference algorithm with weighted compensation and correction for FMCW signal [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2010, 31(4): 721-726.
- [29] ROVERI R, ÖZTIRELI A C, PANDELE I, et al. PointProNets: Consolidation of point clouds with convolutional neural networks [J]. *Computer Graphics Forum*, 2018, 37(2): 87-99.
- [30] HERMOSILLA P, RITSCHEL T, ROPINSKI T. Total denoising: Unsupervised learning of 3d point cloud cleaning [A]. *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision* [C]. Seoul, 2019: 52-60.
- [31] TATEBE Y, DEGUCCI D, KAWANISHI Y, et al. Can we detect pedestrians using low-resolution LIDAR? [A]. *Proc Int Conf on Computer Vision Theory and Applications* [C]. 2017: 157-164.
- [32] MEYER M, KUSCHK G. Deep learning based 3d object detection for automotive radar and camera [A]. *European Radar Conference (EuRAD)* [C]. IEEE, 2019: 133-136.
- [33] GARCIA-GARCIA A, GOMEZ-DONOSO F, GARCIA-RODRIGUEZ J, et al. PointNet: A 3d convolutional neural network for real-time object class recognition [A]. *International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)* [C]. Vancouver, 2016: 1578-1584.
- [34] BEHAR V P, KABAKCHIEV C A, DOUKOVSKA L A. Adaptive CFAR PI processor for radar target detection in pulse jamming [J]. *Journal of VLSI Signal Processing Systems For Signal, Image and*

- Video Technology, 2000, 26(3):383-396.
- [35] BRODESKI D, BILIK I, GIRYES R. Deep radar detector [A]. IEEE Radar Conference (RadarConf) [C]. IEEE, 2019;1-6.
- [36] KANEZAKI A, MATSUSHITA Y, NISHIDA Y. Rotationnet: Joint object categorization and pose estimation using multiviews from unsupervised viewpoints [A]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C]. 2018;5010-5019.
- [37] MATURANA D, SCHERER S. VoxNet: A 3d convolutional neural network for real-time object recognition [A]. IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS) [C]. Hamburg, 2015;922-928.
- [38] QI C R, SU H, MO K, et al. Pointnet: Deep learning on point sets for 3d classification and segmentation [A]. Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition [C]. Honolulu, 2017;652-660.
- [39] MAO J, WANG X, LI H. Interpolated convolutional networks for 3d point cloud understanding [A]. Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision [C]. Seoul, 2019;1578-1587.
- [40] DUAN C, CHEN S, KOVACEVIC J. 3D point cloud denoising via deep neural network based local surface estimation [A]. IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP) [C]. Brighton, 2019;8553-8557.
- [41] ELMOATAZ A, LEZORAY O, BOUGLEUX S. Nonlocal discrete regularization on weighted graphs; a framework for image and manifold processing [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2008, 17(7):1047-1060.
- [42] SCHOENENBERGER Y, PARATTE J, VANDERGHEYNST P. Graph-based denoising for time-varying point clouds [A]. 3DTV-Conference: The True Vision-Capture, Transmission and Display of 3D Video (3DTV-CON) [C]. IEEE, 2015;1-4.
- [43] DIGNE J, DE FRANCHIS C. The bilateral filter for point clouds [J]. Image Processing On Line, 2017, 7:278-287.
- [44] DUAN C, CHEN S, KOVACEVIC J. Weighted multi-projection: 3d point cloud denoising with tangent planes [A]. IEEE Global Conference on Signal and Information Processing (GlobalSIP) [C]. IEEE, 2018;725-729.
- [45] BESL P J, MCKAY N D. Method for registration of 3-D shapes [A]. Sensor fusion IV: control paradigms and data structures [C]. International Society for Optics and Photonics, 1992, 1611;586-606.
- [46] BOUAZIZ S, TAGLIASACCHI A, PAULY M. Sparse iterative closest point [A]. Computer Graphics Forum [C]. Wiley Online Library, 2013, 32;113-123.
- [47] KUROBE A, SEKIKAWA Y, ISHIKAWA K, et al. CorsNet: 3D point cloud registration by deep neural network [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2020;3960-3966.
- [48] AOKI Y, GOFORTH H, SRIVATSAN R A, et al. PointNetLK: Robust & efficient point cloud registration using PointNet [A]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C]. Long Beach, 2019;7163-7172.
- [49] 3D Object Detection Evaluation 2017 [EB/OL]. [http://www.cvlibs.net/datasets/kitti/eval\\_object.php?obj\\_benchmark=3d](http://www.cvlibs.net/datasets/kitti/eval_object.php?obj_benchmark=3d), 2020-03-31.
- [50] WANG Z, JIA K. Frustum ConvNet: Sliding frustums to aggregate local point-wise features for amodal [A]. IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS) [C]. Macau, 2019;1742-1749.
- [51] LIU Z, ZHAO X, HUANG T, et al. TANet: Robust 3d object detection from point clouds with triple attention [J]. arXiv, 2019;191205163.
- [52] CHEN Q, SUN L, WANG Z, et al. Object as Hotspots: An anchor-free 3d object detection approach via firing of hotspots [J]. arXiv, 2019;191212791.
- [53] YANG Z, SUN Y, LIU S, et al. Std: Sparse-to-dense 3d object detector for point cloud [A]. Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision [C]. Seoul, 2019;1951-1960.
- [54] SHI S, GUO C, JIANG L, et al. PV-RCNN: Point-Voxel Feature set abstraction for 3d object detection [J]. arXiv, 2019;191213192.
- [55] LOMBACHER J, HAHN M, DICKMANN J, et al. Potential of radar for static object classification using deep learning methods [A]. IEEE MTT-S International Conference on Microwaves for Intelligent Mobility (ICMIM) [C]. San Diego, 2016;1-4.
- [56] SCHUMANN O, WÖHLER C, HAHN M, et al. Comparison of random forest and long short-term memory network performances in classification tasks using radar [A]. Sensor Data Fusion: Trends, Solutions, Applications (SDF) [C]. Bonn, 2017;1-6.
- [57] SCHUMANN O, HAHN M, DICKMANN J, et al. Semantic segmentation on radar point clouds [A]. International Conference on Information Fusion (Fusion) [C]. Cambridge, 2018;2179-2186.
- [58] SCHUMANN O, LOMBACHER J, HAHN M, et al. Scene understanding with automotive radar [J]. IEEE Transactions on Intelligent Vehicles, 2020, 5(2):188-203.
- [59] 张靖, 周成全, 张雨禾, 等. 基于马尔科夫随机场的散乱点云全局特征提取 [J]. 自动化学报, 2016, 42(7):1090-1099.
- ZHANG Jing, ZHOU Mingquan, ZHANG Yuhe, et al. Global feature extraction from scattered point clouds based on markov random field [J]. Acta Automatica Sinica, 2016, 42(7):1090-1099.
- [60] 樊启高, 李威, 王禹桥, 等. 一种采用捷联惯导的采煤机动态定位方法 [J]. 煤炭学报, 2011, 36(10):1758-1761.
- FAN Qigao, LI Wei, WANG Yuqiao, et al. A shearer dynamic positioning method using strap down inertial navigation [J]. Journal of China Coal Society, 2011, 36(10):1758-1761.
- [61] 杨超, 陈树新, 刘立, 等. 反应式导航在地下自主行驶铲运机中的应用 [J]. 煤炭学报, 2011, 36(11):1943-1948.
- YANG Chao, CHEN Shuxin, LIU Li, et al. Reactive navigation for underground autonomous scraper [J]. Journal of China Coal Society, 2011, 36(11):1943-1948.
- [62] 崔柳, 徐会军, 刘治翔, 等. 基于超宽带定位的掘进机姿态监测仿真与实验研究 [J]. 煤炭学报, 2017, 42(S1):267-274.
- CUI Liu, XU Huijun, LIU Zhixiang, et al. Simulation and experiment on the attitude monitoring of roadheader based on ultra wide band [J]. Journal of China Coal Society, 2017, 42(S1):267-274.
- [63] Emesent-Autonomy technology for industrial drones [EB/OL]. <https://www.emesent.io/>, 2020-03-31.
- [64] YOUJI Z, QIJUN C, HAO Z, et al. A SLAM method based on

- LOAM for ground vehicles in the flat ground [A]. IEEE International Conference on Industrial Cyber Physical Systems (ICPS) [C]. IEEE, 2019; 546-551.
- [65] LI P, ZHANG G, ZHOU J, et al. Study on SLAM algorithm based on object detection in dynamic scene [A]. International Conference on Advanced Mechatronic Systems (ICAMEchS) [C]. IEEE, 2019; 363-367.
- [66] SCHOPS T, SATTLER T, POLLEFEYS M. Bad SLAM; Bundle adjusted direct rgb-d SLAM [A]. Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition [C]. Long Beach, 2019; 134-144.
- [67] WU P, SHI Z, YAN P. Improved EKF-SLAM algorithm of unmanned helicopter autonomous landing on ship [A]. Chinese Control Conference (CCC) [C]. IEEE, 2018; 5287-5292.
- [68] 王雪君, 孙进平, 张旭旺. 基于压缩感知的 PD 雷达序贯扩展卡尔曼滤波跟踪方法 [J]. 信号处理, 2017, 33(4): 601-606.  
WANG Xuejun, SUN Jinping, ZHANG Xuwang. New sequential extended kalman filter for pulse doppler radar tracker based on compressive sensing [J]. Journal of Signal Processing, 2017, 33(4): 601-606.
- [69] DANPING J, GUANGXUE D, NAN W, et al. Simultaneous localization and mapping based on lidar [A]. Chinese Control And Decision Conference (CCDC) [C]. IEEE, 2019; 5528-5532.
- [70] HONG S, YE C. A pose graph based visual SLAM algorithm for robot pose estimation [A]. World Automation Congress (WAC) [C]. IEEE, 2014; 917-922.
- [71] HERNANDEZ-GUTIERREZ A, NIETO J I, BAILEY T, et al. Probabilistic road geometry estimation using a millimetre-wave radar [A]. IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems [C]. San Francisco, 2011; 4601-4607.
- [72] ZLOT R, BOSSE M. Efficient large-scale three-dimensional mobile mapping for underground mines [J]. Journal of Field Robotics, 2014, 31(5): 758-779.
- [73] LI M, ZHU H, YOU S, et al. Efficient laser-based 3D SLAM for coal mine rescue robots [J]. Ieee Access, 2018, 7: 14124-14138.
- [74] 杨林, 马宏伟, 王岩, 等. 煤矿巡检机器人同步定位与地图构建方法研究 [J]. 工矿自动化, 2019, 45(9): 18-24.  
YANG Lin, MA Hongwei, WANG Yan, et al. Research on method of simultaneous localization and mapping of coal mine inspection robot [J]. Industry and Mine Automation, 2019, 45(9): 18-24.
- [75] 李帅鑫, 李广云, 王力, 等. Lidar/IMU 紧耦合的实时定位方法 [J]. 自动化学报, 2020, 46: 1-13.  
LI Shuaixin, LI Guangyun, WANG Li, et al. Lidar/IMU tightly coupled real-time localization method [J]. Acta Automatica Sinica, 2020, 46: 1-13.
- [76] YONEDA K, HASHIMOTO N, YANASE R, et al. Vehicle localization using 76 GHz omnidirectional millimeter-wave radar for Winter automated driving [A]. IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV) [C]. Changshu, 2018; 971-977.
- [77] LU Y, ZHAO Y, MENG Y, et al. Path planning in narrow space by improved genetic algorithm [J]. Application research of computers, 2015, 32(2): 413-418.
- [78] 杨超杰, 裴以建, 刘朋. 改进粒子群算法的三维空间路径规划研究 [J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(11): 117-122.  
YANG Chaojie, PEI Yijian, LIU Peng. Research on three-dimensional space path planning based on improved particle swarm optimization algorithm [J]. Computer Engineering and Applications, 2019, 55(11): 117-122.
- [79] WU Z, SU W, LI J. Multi-robot path planning based on improved artificial potential field and B-spline curve optimization [A]. Chinese Control Conference (CCC) [C]. IEEE, 2019; 4691-4696.
- [80] CHEN W D, ZHU Q G. Mobile robot path planning based on fuzzy algorithms [J]. Tien Tzu Hsueh Pao/Acta Electronica Sinica, 2011, 39; 971-974.