 DOI: https://doi.org/10.12349/iser.v6i3.5203

3D point cloud target detection algorithm combining millimeter wave radar and deep learning

Qiyuan Wang

Beijing Information Science and Technology University, Beijing, 100192, China

Abstract

With the development of automatic driving, intelligent transportation and other fields, object detection technology has become one of the key technologies to improve the level of system intelligence. Millimeter wave radar (MMW) has been widely used in automatic driving and environment sensing because it is not affected by light and has strong penetrating ability. Deep learning, especially convolutional neural networks (CNN), is widely used in computer vision, making it an effective method for processing complex data. Aiming at the 3D point cloud data obtained by millimeter wave radar, this paper proposes a 3D point cloud target detection algorithm that integrates millimeter wave radar and deep learning. The algorithm combines the advantages of millimeter wave radar data with the powerful feature extraction capability of deep learning, and improves the accuracy and robustness of target detection through effective preprocessing and feature fusion. The experimental results show that the proposed algorithm has significantly improved the detection accuracy on multiple standard data sets compared with traditional methods, and has strong practical application value.

Keywords

millimeter wave radar, deep learning, 3D point cloud, object detection, convolutional neural network, automatic driving

融合毫米波雷达与深度学习的 3D 点云目标检测算法

王启源

北京信息科技大学，中国 · 北京 100192

摘　要

随着自动驾驶、智能交通等领域的发展，目标检测技术已成为提高系统智能化水平的关键技术之一。毫米波雷达由于其不受光照影响和较强的穿透能力，已广泛应用于自动驾驶和周边环境感知中。而深度学习，尤其是卷积神经网络（CNN）在计算机视觉中的广泛应用，使得其成为处理复杂数据的有效方法。针对毫米波雷达获取的3D点云数据，本文提出了一种融合毫米波雷达与深度学习的3D点云目标检测算法。该算法结合了毫米波雷达数据的优点与深度学习强大的特征提取能力，通过有效的预处理和特征融合，提高了目标检测的准确性和鲁棒性。实验结果表明，所提算法在多个标准数据集上的检测精度相较于传统方法有显著提升，具有较强的实际应用价值。

关键词

毫米波雷达，深度学习，3D点云，目标检测，卷积神经网络，自动驾驶

1 引言

目标检测是计算机视觉领域中的一个重要研究方向，广泛应用于自动驾驶、机器人感知、智能监控等多个领域。随着深度学习的兴起，尤其是卷积神经网络（CNN）在目标检测中的广泛应用，使得其在处理图像和视频数据方面取得了显著的突破。然而，现有的图像和视频数据在复杂的环境下容易受到光照变化、遮挡以及噪声的影响，导致检测精度大大降低。为了解决这一问题，毫米波雷达作为一种不受光照影响并具有较强穿透能力的传感器，在环境感知中得到了广泛应用。

毫米波雷达可以提供关于周围物体的精确距离、速度等信息，特别适用于在恶劣天气条件下进行目标检测。然而，毫米波雷达数据通常是以 3D 点云的形式提供的，具有稀疏性、噪声大等特点，给目标检测带来了较大的挑战。近年来，深度学习，特别是基于卷积神经网络的特征提取和目标检测方法，在图像和视频处理领域取得了巨大成功。结合毫米波雷达数据和深度学习方法，可以有效提升目标检测的准确度和鲁棒性。

本文提出了一种新的融合毫米波雷达与深度学习的 3D 点云目标检测算法，通过将毫米波雷达数据的特点与深度学习方法相结合，设计了一种新的特征提取和融合方法，显著提高了目标检测的性能。本文首先分析了毫米波雷达和深度学习的基本原理，随后详细介绍了所提出的算法，并通过实验验证其有效性。

【作者简介】王启源（1982–），男，中国山东潍坊人，博士，实验师，从事人工智能研究。

2 毫米波雷达及其数据特点

2.1 毫米波雷达的基本原理

毫米波雷达是一种利用电磁波原理工作的传感器，其工作频段通常位于 30 GHz 到 300 GHz 之间。毫米波雷达通过发射高频电磁波并接收从目标物体反射回来的回波信号，从而测量目标的距离、速度、角度等信息。与传统的无线电波雷达相比，毫米波雷达的工作频段处于较高的频率范围，这使得其具有较强的分辨率和穿透能力，能够在复杂的环境中提供更精确的测量数据。

毫米波雷达的工作原理基于电磁波的传播特性。具体来说，当毫米波信号发射到物体上时，信号会反射回雷达传感器。通过分析反射信号的时间差和频率变化，雷达系统可以推算出目标物体的距离、速度等参数。特别是，通过多次发射信号并接收其反射波，毫米波雷达能够通过计算回波的时间差来确定目标与传感器之间的距离，同时通过频率偏移来计算目标的相对速度。由于毫米波雷达的频率较高，因此可以获得较高的空间分辨率，有助于更精确地识别和测量目标物体。

毫米波雷达具有多项优点，尤其适用于恶劣天气环境下的目标检测。与光学传感器（如摄像头）和激光雷达（LiDAR）相比，毫米波雷达在雨、雾、雪等低能见度的环境中依然能够稳定工作。这是因为毫米波信号的波长较短，可以较好地穿透雨雪等遮挡物，从而提供稳定的反射信号，避免了视觉传感器在恶劣环境下常出现的性能下降问题。这使得毫米波雷达在自动驾驶、交通监控和环境感知等应用中，尤其是在复杂的驾驶环境中，如低光照或恶劣天气条件下，具有重要的应用价值。

毫米波雷达还具有较强的穿透能力，使其在复杂的城市环境、隧道和立体停车场等场景中具有显著优势。其应用不仅限于交通领域，还广泛应用于工业自动化、无人机控制、安防监控等领域。总的来说，毫米波雷达作为一种重要的传感器，其高穿透力和全天候工作能力使其在自动驾驶及其他智能感知技术中占据了重要地位。

2.2 毫米波雷达数据的特点

毫米波雷达生成的数据通常是 3D 点云数据，每个点包含目标物体的距离、速度等信息，这些数据为后续的目标检测、追踪、识别等任务提供了基础。与激光雷达（LiDAR）相比，毫米波雷达的点云数据较为稀疏，且通常会受到较大的噪声影响。毫米波雷达的测量精度虽然较高，但由于其本身的工作原理和技术限制，导致其生成的点云在空间分布上通常较为不规则。这一特性为目标检测算法带来了很大的挑战，因为数据的稀疏性和不规则性使得算法在提取有效信息时可能面临较大的困难。

首先，毫米波雷达数据的稀疏性是由于雷达信号的发射和接收覆盖范围有限。尽管雷达能够在较远的距离上进行测量，但由于其分辨率受限，在较远距离的目标生成的点较少，导致点云分布不均匀。与激光雷达相比，毫米波雷达生成的点云通常密度较低，难以获得足够的细节信息。这使得毫米波雷达的目标检测、识别任务在某些情况下可能不如激光雷达精确。

其次，毫米波雷达的数据中常常包含噪声，这主要来自环境中的杂散信号、传感器自身的干扰以及多路径效应等因素。多路径效应是指电磁波在传播过程中可能会发生反射、折射或散射，导致信号从多个方向返回雷达接收器。这些信号的叠加会导致接收到的信号变得模糊不清，进而影响数据的准确性。噪声的存在使得后续的目标检测和分析更加复杂，增加了算法处理的难度。

另一个影响毫米波雷达数据质量的问题是反射物体重叠。在一些复杂场景中，多个物体可能会同时反射毫米波信号，导致雷达接收到的回波信号叠加，这会造成多个物体在数据中产生重叠现象。这种重叠不仅影响目标的精确定位，还可能导致误检测或漏检。特别是在密集的城市环境中，多个目标在同一时间发出回波，可能使得雷达难以区分这些目标，增加了目标检测算法的复杂度。

尽管毫米波雷达数据具有上述问题，但其在复杂环境下的稳定性和高穿透能力使得其在自动驾驶等领域具有不可替代的优势。随着深度学习和机器学习算法的进步，越来越多的技术被应用于对毫米波雷达数据的处理，以提高数据的质量和目标检测的精度。例如，通过数据预处理、去噪技术和更先进的深度学习模型，可以有效减轻噪声和多路径效应对检测结果的影响，进一步提升毫米波雷达在自动驾驶和环境感知中的表现。

3 深度学习在 3D 点云目标检测中的应用

3.1 深度学习概述

深度学习是一种模仿人类大脑神经网络结构的机器学习方法，旨在通过多层神经网络来进行特征提取和数据学习。这种方法通过逐层学习数据中的高层次抽象，能够在复杂的任务中自动发现潜在的模式和结构，从而无需显式编程的特征提取。近年来，深度学习在图像识别、自然语言处理、语音识别等多个领域取得了显著的成功，成为人工智能领域的重要分支之一。深度学习模型，特别是卷积神经网络（CNN），在图像数据处理上展现了强大的能力，尤其在自动驾驶、视频监控等领域中得到了广泛应用。

卷积神经网络（CNN）是一种专门处理图像数据的深度学习模型，其特点是通过卷积层自动提取图像的局部特征，并通过池化层减少计算量，同时保留图像的空间结构信息。CNN 具有强大的特征提取能力，能够从图像中自动学习到图像的边缘、纹理、形状等多层次特征，因此，在图像识别、目标检测、图像分割等任务中取得了显著的突破。与传统的图像处理方法相比，CNN 的优势在于它不需要依赖人工设计的特征，而是通过训练数据自动学习到合适的特

征，这使得 CNN 在复杂图像数据中的表现更加优异。

3.2 3D 点云目标检测方法

3D 点云目标检测的主要任务是从三维点云数据中识别并定位目标物体。点云数据是由激光雷达、毫米波雷达等传感器获取的，通常包含大量的空间坐标信息。在自动驾驶、机器人导航等应用中，3D 点云目标检测是实现精准感知和路径规划的关键技术之一。传统的 3D 目标检测方法通常依赖于手工设计的特征，这些特征常常需要根据具体的任务和环境进行调整，因此具有较强的依赖性和局限性。随着深度学习的飞速发展，基于深度学习的 3D 点云目标检测方法逐渐成为研究的热点，深度学习方法能够自动从数据中学习到有效的特征，避免了人工特征设计的复杂性，提升了检测精度和效率。

传统的 3D 点云目标检测方法通常包括数据预处理、特征提取、目标分类与定位等步骤。首先，数据预处理阶段通常涉及对原始点云数据的去噪、坐标标准化、点云采样等操作。接下来，特征提取阶段的目标是从点云数据中提取出有助于目标识别的空间特征。在传统方法中，特征提取通常依赖于手工设计的几何特征，如点云的法向量、曲率等。然而，这些方法往往依赖于对物体形状和分布的假设，且无法处理不规则、稀疏的点云数据。为此，近年来，基于深度学习的 3D 点云目标检测方法得到了广泛地应用。

在深度学习方法中，PointNet 是一个著名的深度学习模型，能够直接对原始点云数据进行处理。PointNet 通过使用共享权重机制进行全局特征学习，能够从整个点云数据中提取出对目标识别有帮助的全局特征。通过这种方式，PointNet 克服了传统方法依赖于人工特征的缺点，可以自动从数据中学习到最优特征。PointNet 能够处理点云的顺序不变性和不规则性，具有较好的鲁棒性。PointNet 被广泛应用于 3D 目标检测和分割任务中，并且取得了较好的效果。

4 融合毫米波雷达与深度学习的 3D 点云目标检测算法

4.1 算法框架

本文提出的 3D 点云目标检测算法主要由以下几个部分组成：数据预处理、特征提取、目标检测与融合策略。在数据预处理阶段，首先对毫米波雷达采集的点云数据进行去噪、配准等处理，确保输入数据的质量；在特征提取阶段，采用深度神经网络，结合毫米波雷达数据的特点，提取有效的空间特征；最后，在目标检测阶段，结合深度学习方法与传统的几何分析方法，进行目标的分类和定位。

4.2 数据预处理与特征提取

针对毫米波雷达的 3D 点云数据，首先进行去噪处理，通过滤波和点云重建方法减少噪声的影响。在点云数据处理后，使用卷积神经网络(CNN)对数据进行特征提取。具体地，我们通过一系列的卷积层和池化层，逐步提取数据中的空间特征，获得目标的高层次表示。此外，算法还使用了多尺度特征提取策略，以便更好地捕捉不同尺度下的目标信息。

4.3 目标检测与融合策略

在目标检测阶段，我们结合深度学习模型与传统的几何分析方法，如基于几何特征的距离计算，进一步提高目标检测的准确性。为了融合毫米波雷达数据与深度学习特征，本算法设计了一种多模态融合策略，将毫米波雷达的距离、速度等信息与通过深度学习提取的空间特征进行有效结合，提升了目标检测的精度和鲁棒性。

5 结语

本文提出的融合毫米波雷达与深度学习的 3D 点云目标检测算法，结合了毫米波雷达的优势和深度学习强大的特征提取能力，提出了一种新的目标检测方法。实验结果表明，所提算法能够有效提高目标检测的准确性和鲁棒性，尤其在自动驾驶等领域具有广泛的应用前景。未来，随着毫米波雷达技术的不断进步和深度学习模型的进一步优化，本算法有望在更广泛的场景中实现应用，推动智能交通和自动驾驶技术的发展。

参考文献

[1] 贺志毅.合成宽带毫米波雷达导引头的理论及实现[D].航天第二研究院,2002.

[2] 夏明革,何友,唐小明,等.多传感器图像融合综述[J].电光与控制,2002,(04):1-7.

[3] 项志宇.基于激光雷达的移动机器人障碍检测和自定位[D].浙江大学,2002.

[4] 储成峰.对地毫米波探测系统的信号处理[D].南京理工大学,2003.