

大型商用车超声波雷达与多路鱼眼相机感知数据融合研究

梁丰收, 郭琪, 朱书斐, 游槟侨, 张世玉

(比亚迪汽车工业有限公司, 广东深圳 518118)

摘要:介绍大型商用车智能驾驶系统中多传感器融合研究现状,分析超声波雷达与鱼眼相机的优缺点,提出一种新的基于大型商用车特性开发的超声波雷达与多路鱼眼相机感知数据融合的方法,以提高障碍物检测的精度,为智能驾驶多传感器融合算法的开发提供参考。

关键词:智能驾驶; 鱼眼相机; 超声波雷达; 多传感器; 数据融合

中图分类号:U471.15

文献标志码:A

文章编号:1006-3331(2024)05-0001-06

Research on Sensory Data Fusion of Ultrasonic Radars and Multi-channel Fisheye Cameras for Large Commercial Vehicles

LIANG Fengshou, GUO Qi, ZHU Shufei, YOU Binqiao, ZHANG Shiyu

(BYD Automobile Industry Co., Ltd., Shenzhen 518118, China)

Abstract: This paper introduces the current status of multi-sensor fusion research in intelligent driving systems for large commercial vehicles, analyses the advantages and shortcomings of ultrasonic radars and fisheye cameras, and proposes a new method of sensory data fusion of ultrasonic radars and multi-channel fisheye cameras based on characteristics of large commercial vehicles, which improves the accuracy of obstacles detection and provide a reference for the development of multi-sensor data fusion algorithms in intelligent driving filed.

Key words: intelligent driving; fisheye camera; ultrasonic radar; multi-sensor; data fusion

随着智能驾驶技术的迅猛发展,智能驾驶系统在大型商用车辆中的应用越来越受到关注。智能驾驶系统的核心在于对周围环境的准确感知,这依赖于各种传感器技术。目前,大多数智能驾驶系统依靠相机、激光雷达、毫米波雷达、超声波雷达等传感器来感知环境信息。然而,大型商用车具有自车体积大、视野盲区广、稳定性要求高、驾驶场景复杂多样及成本效益考量等特殊特性,单一传感器往往难以确保其安全性、适应性和稳定性^[1]。

因此,研究一种适用于大型商用车辆的环境感知数据的融合方法显得尤为重要。该方法要能提升智

能驾驶系统在各种环境下的感知性能,以满足大型商用车智能驾驶系统的用车需求。本文基于鱼眼相机大广角视野范围的特点^[2]及超声波传感器在探测近距离障碍物方面的独特优势,提出一种适用于大型商用车的超声波雷达与多路鱼眼相机数据的融合方法,以克服不同传感器的局限性,为大型商用车使用场景提供更为全面和精确的环境感知信息。

1 大型商用车感知数据融合研究现状

在现有文献中,针对大型商用车车辆和使用场景特性来进行感知数据融合的研究相对较少,过去的研

收稿日期:2024-03-25。

基金项目:国家重点研发计划项目(2021YFB2501700)。

第一作者:梁丰收(1986—),男,硕士;高级工程师;主要从事新能源商用车智能化网联化数字化等设计研发相关工作。E-mail:liang.fengshou@byd.com。

通讯作者:郭琪(1998—),女,硕士;工程师;主要从事新能源商用车智能驾驶设计研发相关工作。E-mail:guo.qi10@byd.com。

究主要集中在乘用车或小型车辆领域。

文献[3]针对露天煤矿场景大型矿车自动驾驶障碍物检测系统,提出了一种基于激光雷达与相机的深度学习决策级融合检测方法。但其训练集所用的KITTI数据集多采集于小型乘用车在城市道路环境下的行驶场景,难以满足商用车特殊场景的需求。

文献[4]提出了一种基于大型运输车的超声波雷达与激光雷达融合方法。该方法将超声波雷达数据作为先验状态,再利用激光雷达数据更新先验状态,从而获得运输车与障碍物之间的精确位置关系。从硬件性能及硬件成本方面考虑,激光雷达对域控制器算力要求较高,且成本较高,不符合商用车经济性的要求。

从商用车车辆体积和运营特性方面考虑,鱼眼相机与超声波雷达的融合方法硬件成本较低,视野范围广,受天气影响小,近距离检测精度高,更适用于商用车智能驾驶系统的应用场景。

文献[5]提出了一种基于鱼眼相机与超声波雷达的数据融合方法。该方法基于YOLOv5获取目标障碍物检测框,同时利用超声波雷达获取距离信息,从而获取融合后BEV视角下的障碍物位置。然而,该方法仅依赖于超声波雷达提供的距离信息,当障碍物距离超过超声波雷达的最大探测范围时,该方法将无法准确获取障碍物的距离信息,从而导致融合逻辑失效,无法提供有效的障碍物位置信息。

文献[6]提出了一种基于超声波雷达和相机融合的路缘信息检测方法。在该方法中,目标障碍物检测部分采用了改进的MobileNet模型,旨在从图像中精准地识别出路缘信息,超声波雷达提供道路边缘与车身之间的精确距离信息与弯度数据。然而,商用车的应用场景更为复杂多样,仅依赖路缘信息的识别是远远不够的,还需要准确识别并应对其他类型的障碍物,如车辆、行人等。

文献[7]提出了一种融合超声波传感器数据和相机数据的避障方法。该方法采用栅格地图融合的方式将两个传感器的栅格地图进行融合,形成新的栅格地图用于小车路径规划。然而,在复杂环境下,直接对传感器生成的栅格地图进行融合,栅格地图可能无法准确描述环境信息。这可能导致传感器融合的

结果不准确或者无法有效应对复杂环境。

上述超声波与图像数据融合都是基于乘用车或小型车辆所提出的融合方案,应用于大型商用车的障碍物检测时,都存在一些局限性。

2 数据融合方法

2.1 数据融合方法流程

图1为本文提出的感知数据融合方法流程图,涉及的传感器及模块输入包括四路鱼眼相机、超声波雷达和智能驾驶轮速里程计,分别提供图像数据、超声波数据和定位数据。该融合方法可根据使用场景及传感器权重进行调整,分为原始数据处理、空旷场景数据融合和狭窄场景数据融合三方面内容。

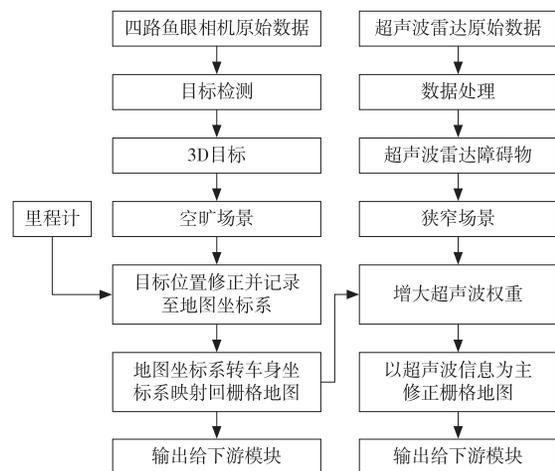


图1 数据融合方法流程图

2.2 传感器原始数据处理

2.2.1 图像数据处理

在获取底层相机传输的鱼眼相机原始图像数据后,对四路鱼眼相机的原始数据进行处理,需要加入目标检测模块用于检测目标障碍物。可采用多种目标检测模型,如YOLO^[8]、SSD^[9]、R-CNN^[10]等。选择目标检测模型时,需平衡模型的参数量大小、性能和延时,确保选用的模型满足车辆实时检测的性能要求。

对原始图像数据进行障碍物检测处理后,可得到基于图像像素坐标的检测框角点坐标,再通过坐标系转换得到基于车身坐标系的障碍物坐标。转换过程包括从图像像素坐标到相机坐标的转换,以及从相机

坐标到车身坐标的转换。

从像素坐标到相机坐标的转换公式如下:

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \mathbf{M}_{in}^{-1} \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中: u, v 为像素坐标; \mathbf{M}_{in}^{-1} 为鱼眼相机内参矩阵的逆矩阵; X, Y, Z 为转换后的相机坐标。

从相机坐标到车身坐标的转换公式如下:

$$\begin{bmatrix} X_b \\ Y_b \\ Z_b \end{bmatrix} = \mathbf{R} \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} + \mathbf{T} \quad (2)$$

式中: X, Y, Z 为相机坐标; \mathbf{R}, \mathbf{T} 分别为由相机外参得到的相机坐标系原点相对于车身坐标系原点的旋转矩阵和平移向量; X_b, Y_b, Z_b 为转换后的车身坐标。

2.2.2 超声波数据处理

处理超声波雷达的原始数据主要是在声波数据中通过超声波测距原理获取障碍物距离。超声波雷达测距原理是基于声波反射所需的时间计算出障碍物目标距离, 计算公式如下:

$$d = 1/2 \cdot v_s \cdot t \quad (3)$$

式中: d 为障碍物目标距离; v_s 为声速(标准温度和压力下在空气中约为 343 m/s); t 为超声波从发射到返回的总时间。

对计算得到的障碍物目标距离 d 进行去噪、滤波、校准等处理去除误检或异常值后, 根据超声波雷达坐标系与车身坐标系的旋转平移关系计算出障碍物坐标系在车身坐标系下的位置 (x, y) , 计算公式如下:

$$\begin{aligned} x &= d \cos(\alpha + \theta) + x_0 \\ y &= d \sin(\alpha + \theta) + y_0 \end{aligned} \quad (4)$$

式中: x, y 分别为障碍物目标在车身坐标系下的 x 轴和 y 轴坐标; d 为根据式(3)计算得到的障碍物目标距离; α 是雷达与障碍物目标的连线与雷达前进方向的夹角; θ 是超声波雷达坐标系与车身坐标系的旋转角度; x_0, y_0 分别为超声波雷达坐标原点在车身坐标系下的 x 轴和 y 轴坐标。

2.2.3 智能驾驶里程计数据处理

智能驾驶里程计通常用于局部高精度定位, 可实

现对车辆位置、速度和姿态的精确测量。对智能驾驶里程计的原始数据处理, 通常是通过里程计的位姿数据计算出车身在地图坐标系下与地图坐标系原点的相对位置和航向角, 在该坐标转换算法中需使用到的值为当前车身相对于地图坐标系原点的位置变化和当前车身相对于地图坐标系原点的航向角度变化。本文采用轮速式智能里程计作为智能驾驶里程计, 相较于其他智能驾驶里程计, 轮速式智能里程计不易受到外界环境(如光照条件、天气等)变化的影响, 适用于商用车的多种使用场景, 且算力消耗较低, 可移植到低算力板端, 以降低硬件成本和维护成本。

2.3 空旷场景数据融合

空旷场景下(如车辆正常行驶、车辆寻找车位等情形)的障碍物类别较为常见, 且障碍物距离较远。当障碍物距离超过超声波雷达探测范围时, 超声波雷达测距信息可靠性下降^[11], 需将 2.2.1 节中的图像处理数据作为主要数据计算障碍物位置, 并将 2.2.2 节中的超声波处理数据作为辅助信息校正图像测距结果。

鱼眼相机能够提供超宽视角的捕获能力, 视角可达 180°, 使其能够用于大型商用车的视角补盲。但同时其也有不足。图 2 为鱼眼相机球面投影模型, 其中 O_c 为相机坐标系原点, O_i 为图像的中心点, ω 为视角。由图 2 可知, 鱼眼相机畸变是非线性的, 越靠近图像中心点 O_i 位置, 障碍物目标畸变越小; 越远离图像中心点 O_i 位置, 障碍物目标畸变越大^[12]。这一特性导致障碍物目标成像图像的边缘出现了明显的球形畸变, 影响了边缘区域障碍物目标的几何真实性及其检测精度。

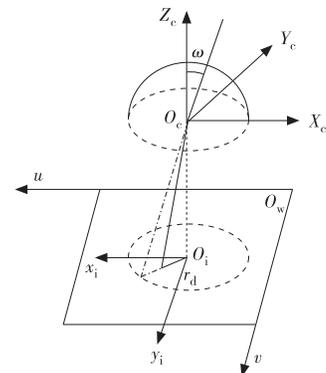


图2 鱼眼相机球面投影模型

为解决上述鱼眼相机畸变带来的障碍物位置不准确问题,本文提出一种“边走边扫”的障碍物定位方法,将未处于图像中心点(O_i)的障碍物目标的位置作为临时值,将位于图像中心点(O_i)的障碍物目标的大小和距离作为可靠值,结合里程计信息确定障碍物在地图坐标系下的位置,并通过逆向映射的方法重新投影到车身栅格地图上,不断地更新临时值的大小,以持续更新障碍物位置信息并确保其精确化。

在对障碍物扫描的过程中,智能驾驶里程计提供了车辆相对于起始位置的位移、方向和速度等变化信息^[13]。车身坐标系下的障碍物位置坐标转地图坐标系的坐标计算公式如下:

$$\begin{bmatrix} x_m \\ y_m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \varepsilon & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x_c \\ y_c \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} p_x \\ p_y \end{bmatrix} \quad (5)$$

式中: x_m 、 y_m 为转换后障碍物位置在地图坐标系下的坐标值; θ 为智能驾驶里程计提供的航向角弧度; x_c 、 y_c 为目标检测模块输出的车身坐标系下的目标障碍物坐标值; p_x 、 p_y 为里程计提供的相对于地图坐标系原点的沿 x 轴和 y 轴的位移量。

对于小型障碍物,如人、雪糕筒等目标,畸变效应带来的影响较小,可采用最新检测信息进行位置更新;对于大型障碍物,如乘用车、非机动车、大客车、货车等,畸变效应带来的影响较大,需记录扫描区域,并根据前后帧地图坐标系下的位置误差将其划分为动态障碍物和静态障碍物。动态障碍物使用其最新位置,静态障碍物则基于其位于图像中心点(O_i)时得到的可靠值作为参考,修正其临时值。

在障碍物较远、场景较空旷情况下,当障碍物距离超出超声波雷达探测范围时,仅采用图像目标测距数据修正后的障碍物坐标作为栅格地图占据值。当障碍物进入超声波雷达探测范围时,使用超声波障碍物的距离与位置作为辅助修正图像障碍物目标检测重投影后的栅格地图。

使用超声波测距数据作为图像检测障碍物距离的补充进行数据融合,计算障碍物的最终距离 d_f 的公式如下:

$$\begin{cases} d_f = d_i & d_i > r \\ d_f = \alpha \cdot d_i + (1-\alpha) \cdot d_u & d_i \leq r \end{cases} \quad (6)$$

式中: d_i 为畸变修正后的图像检测障碍物距离; d_u 为超声波雷达检测障碍物距离; r 为超声波雷达最远检测距离; α 为图像融合权重,其计算公式如下:

$$\alpha = 1/r \cdot d_i \quad (7)$$

当 $0 \leq d_i \leq r$ 时, α 为 ≥ 0 而 ≤ 1 的一个数。

2.4 狭窄场景数据融合

狭窄使用场景包括运输车进入矿洞、客车穿越隧道、车辆泊入车位等特定场景。在狭窄使用场景下,障碍物检测重点是识别和避免紧邻车辆的障碍物。为实现精确避障,车辆对近距离障碍物的大小和定位精度要求更高。由于大型商用车的车身高度较高,所以鱼眼相机的安装位置相对较高,在俯视近距离障碍物时,其畸变效应加剧^[12],图像测距精度降低。相较之下,对于5 m内的近距离障碍物,超声波雷达能够提供厘米级的测距精度^[11],即对于近距离障碍物检测,其准确性高于基于图像数据的障碍物目标检测。另外,由于非正常行车场景下的异形障碍物较多,且基于图像的障碍物目标检测通常为白名单式检测,无法在特定场景下检测非名单类障碍物。因此,在障碍物相对较近(在本文中,该距离为2 m)且难以确定障碍物类型的场景中,应将超声波雷达数据用于障碍物检测。

当障碍物距离超出超声波探测范围时,沿用2.3节中“边走边扫”障碍物位置确定方法构建栅格地图。当障碍物进入超声波雷达探测范围时,使用式(8)计算障碍物的最终距离 d_f 。

$$\begin{cases} d_f = d_i & d_i > r \\ d_f = d_u & d_i \leq r \end{cases} \quad (8)$$

3 基于本文研究进行的试验

3.1 试验设置

试验基于一辆长度为12.2 m的大型客车,分别在空旷和狭窄场景下采集数据,包括10个同时录制了超声波雷达数据、鱼眼相机图像数据和里程计数据的ROS bag包,共计12 000帧数据,用于评估本文提出的融合方法的效果。本文所提方法基于ROS2 foxy框架,在ubuntu20.04 NVIDIA orin上运行。采用测距的平均误差来评价效果。

试验场景为商用车车辆车位扫描场景和车位扫描

后车辆泊入场景, 如图 3 所示, 分别对应方法流程中的空旷场景和狭窄场景, 以验证本文提出的方法对于提高融合后障碍物精度的可行性和有效性。

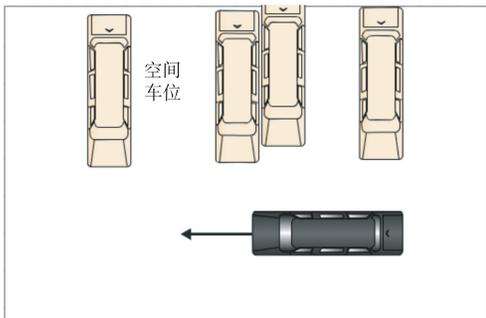


图 3 搜寻车位过程场景示意图

3.2 试验结果

为全面评估本文所提方法的效果, 基于 3.1 节所描述的试验场景进行测距精度和位置精度两方面详细的试验。

1) 测距精度方面。从采集的数据集中随机选取 20 个障碍物作为样本, 采用图像目标障碍物测距、超声波雷达测距以及本文提出的两者融合三种方法对选取障碍物的测距数据进行对比, 如图 4 所示。从图 4 中可以看出, 当障碍物超出超声波雷达探测范围 (本文为 5 m, 与超声波雷达性能有关) 时, 超声波雷达无法提供障碍物数据; 当障碍物过近 (本文为 2.2 m, 与摄像头安装角度有关) 时, 图像测距数据与真实数据相差较大; 与单一传感器所测数据相比, 本文提出的融合方法测距更准确, 能够增强商用车在不同场景下的环境感知能力。

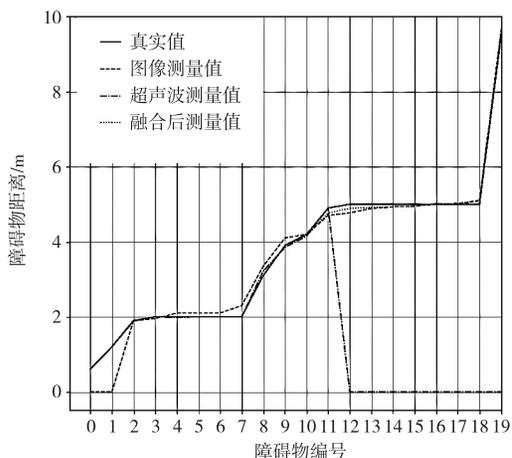
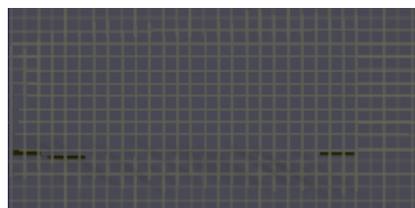
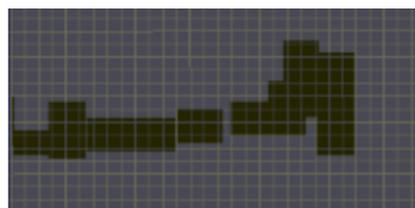


图 4 试验结果对比图

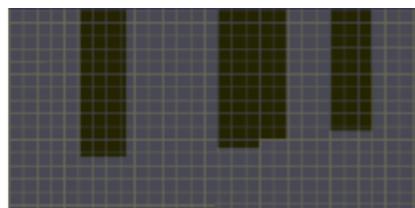
2) 位置精度方面。通过对比融合前后得到的栅格地图进行障碍物位置精度分析。图 5 为在图 3 所示的车辆搜寻车位场景下的不同数据处理方法得到的栅格地图: 图 5 (a) 为由纯超声波雷达障碍物数据得到的栅格地图, 由于超声波雷达的探测范围有限, 该地图无法完整反映场景中的障碍物分布情况; 图 5 (b) 为由纯图像障碍物数据得到的栅格地图, 由于鱼眼畸变导致镜头边缘障碍物 bounding box 位置有误、测距精度低, 该地图中的障碍物数量有误且无法识别到空间车位, 从而导致无法进行车位检测及车辆泊入; 图 5 (c) 为采用本文研究的融合方法得到的栅格地图, 该地图有效弥补了鱼眼相机在镜头边缘区域障碍物检测精度的不足, 更准确地反映了实际场景中的障碍物分布和空间车位情况。



(a) 超声波栅格地图



(b) 图像栅格地图



(c) 融合后栅格地图

图 5 栅格地图对比图

4 结束语

本文提出了一种适用于大型商用车的超声波雷达与多路鱼眼相机数据融合的方法, 旨在通过结合超声波雷达和鱼眼相机两种传感器的优势克服单一传感器的局限, 为大型商用车智能驾驶系统提供了更全

面、准确的环境感知解决方案,以提高车辆感知能力和安全性能。

通过试验验证了本文所提方法在障碍物目标检测、障碍物距离测量和适应复杂场景的鲁棒性方面均有显著提高。未来工作将进一步优化算法、增强系统的鲁棒性,并发掘出此技术在大型商用车辆中更广泛的应用潜力,以进一步推动自动驾驶技术和智能交通系统的发展。

参考文献:

- [1] 崔柳青. 转型中谋变, 东风商用车在智能驾驶领域“长风破浪”[J]. 商用汽车, 2023(2): 46-47.
- [2] 张超. 基于鱼眼相机的立体匹配算法研究[D]. 秦皇岛: 燕山大学, 2023.
- [3] 秦学斌, 薛宇强, 景宁波, 等. 露天煤矿自动驾驶矿卡车前障碍物检测算法研究[J/OL]. 金属矿山, 1-12[2024-03-01]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/34.1055.TD.20220906.1527.002.html>.
- [4] 蒲德全, 高振刚, 李鹏洲. 基于传感器融合的矿井运输车辆环境感知研究[J/OL]. 金属矿山, 1-10[2024-03-01]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/34.1055.TD.20231129.1441.004.html>.
- [5] YANG Jiachen, LIU Shan, SU Hansong, et al. Driving assistance system based on data fusion of multisource sensors for autonomous unmanned ground vehicles[J]. Computer Networks, 2021, 192(21): 108053.
- [6] BAEK I, TAI Tzu-Chieh, BHAT M M, et al. CurbScan: curb detection and tracking using multi-sensor fusion[C]//Institute of Electrical and Electronic Engineers. 2020 IEEE 23rd International Conference on Intelligent Transportation Systems. New York: IEEE, 2020: 1-8.
- [7] HAN Sung-Min, PARK Sang-Keon, JUNG Jae-Hag, et al. Mobile robot navigation by circular path planning algorithm using camera and ultrasonic sensor[C]//Institute of Electrical and Electronic Engineers. 2009 IEEE International Symposium on Industrial Electronics. New York: IEEE, 2009: 1749-1754.
- [8] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: unified, real-time object detection[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New York: IEEE, 2016: 779-780.
- [9] LIU Wei, ANGUELOV D, ERHANET D, et al. SSD: single shot multi box detector[C]//European Conference on Computer Vision. Berlin: Springer, 2016: 21-37.
- [10] GIRSHICK R, DONAHUE Jeff, DARRELLT, et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation[C]//Institute of Electrical and Electronic Engineers. 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New York: IEEE, 2014: 580-587.
- [11] 纪者. 基于超声波雷达的自动泊车系统研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2021.
- [12] 兰颖华. 基于鱼眼相机非线性畸变图像的目标测量方法[D]. 太原: 中北大学, 2023.
- [13] 崔加瑞, 张礼廉, 王茂松, 等. 基于改进李群卡尔曼滤波的惯性/里程计组合导航方法[J]. 控制理论与应用, 2023, 40(12): 2179-2186.