

引用格式: 马枫, 陈晨, 刘佳仑, 等. 船岸协同支持下的内河船舶远程驾控系统关键技术研究 [J]. 中国舰船研究, 2022, 17(5): 125–133.

MA F, CHEN C, LIU J L, et al. Key technologies of ship remote control system in inland waterways under ship-shore cooperation conditions[J]. Chinese Journal of Ship Research, 2022, 17(5): 125–133.

船岸协同支持下的内河船舶 远程驾控系统关键技术研究



扫码阅读全文

马枫^{1,3,5}, 陈晨^{*2,4}, 刘佳仑^{1,3}, 王绪明^{1,3}, 严新平^{1,3,5}

1 武汉理工大学智能交通系统研究中心, 湖北武汉 430063

2 武汉工程大学计算机科学与工程学院, 湖北武汉 430205

3 武汉工程大学国家水运安全工程技术研究中心, 湖北武汉 430063

4 南京智慧水运科技有限公司, 江苏南京 210028

5 湖北东湖实验室, 湖北武汉 420202

摘要: [目的] 面向弯曲、狭窄、拥挤内河水道, 提出一种船岸协同支持下基于 CNN 算法和知识模型的船舶远程驾控方法。[方法] 在剖析船岸协同特点的基础上, 以视觉模拟为核心实现环境自主感知, 以深度强化学习为基础实现航行决策控制, 构造由图像深度学习处理、航行态势认知、航线稳态控制等功能组成的人工智能系统。实现内河条件下运营船舶的远程控制与短时自主航行, 开展内河集装箱船、渡船的远程驾控示范。[结果] 示范航行中, 系统可依据远程或船上指令替代人工控制船舶, 控制循线误差小于 20 m, 并可自主避障。[结论] 研究证实, 通过卷积神经网络、强化学习、知识模型协作建立的人工智能系统, 可自主提取关键航行信息、构造避障与控制意识, 部分替代船员的工作, 可为内河智能航运的进一步发展奠定基础。**关键词:** 远程驾驶; 智能船舶; 自主航行; 深度强化学习; 船岸协同

中图分类号: U675.73

文献标志码: A

DOI: 10.19693/j.issn.1673-3185.02896

Key technologies of ship remote control system in inland waterways under ship-shore cooperation conditions

MA Feng^{1,3,5}, CHEN Chen^{*2,4}, LIU Jialun^{1,3}, WANG Xuming^{1,3}, YAN Xinping^{1,3,5}

1 Intelligent Transport System Research Center, Wuhan University of Technology, Wuhan 430063, China

2 School of Computer Science and Technology, Wuhan Institute of Technology, Wuhan 430205, China

3 National Engineering Research Center for Water Transport Safety, Wuhan University of Technology, Wuhan 430063, China

4 Smart Waterway Co., LTD, Nanjing 210028, China

5 East Lake Laboratory (ELL), Wuhan 420202, China

Abstract: [Objective] To meet the requirements of remotely controlling ship in curved, narrow and crowded inland waterways, this paper proposes an approach that consists of CNN-based algorithms and knowledge based models under ship-shore cooperation conditions. [Method] On the basis of analyzing the characteristics of ship-shore cooperation, the proposed approach realizes autonomous perception of the environment with visual simulation at the core and navigation decision-making control based on deep reinforcement learning, and finally constructs an artificial intelligence system composed of image deep learning processing, navigation situation cognition, route steady-state control and other functions. Remote control and short-time autonomous navigation of operating ships are realized under inland waterway conditions, and remote control of container ships and ferries is carried out. [Results] The proposed approach is capable of replacing manual work by remote orders or independent decision-making, as well as realizing independent obstacle avoidance, with a consistent deviation of less than 20 meters. [Conclusions] The developed prototype system carries out the remote control operation demonstration of the above ship types in such waterways as the Changhu Canal Shenzhou line and the Yangtze River, proving that a complete set of algorithms with a CNN and reinforcement learning at the core can independently extract key navigation information, construct obstacle avoidance and control awareness, and lay the foundation for inland river intelligent navigation systems.

Key words: remote control; intelligent ships; autonomous navigation; deep reinforcement learning; ship-shore cooperation

收稿日期: 2022-05-10 修回日期: 2022-08-25 网络首发时间: 2022-10-10 14:46

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(52171352); 国家重点研发计划资助项目(2021YFB1600404); 湖北省教育厅科学技术研究计划青年人才资助项目(Q20211502)

作者简介: 马枫, 男, 1985年生, 博士, 研究员。研究方向: 智能船舶。E-mail: martin7wind@whut.edu.cn

陈晨, 女, 1985年生, 博士, 讲师。研究方向: 人工智能。E-mail: chenchen0120@wit.edu.cn

刘佳仑, 男, 1987年生, 博士, 副研究员。研究方向: 智能船测试。E-mail: jialunliu@whut.edu.cn

严新平, 男, 1959年生, 博士, 教授, 博士生导师, 中国工程院院士。研究方向: 水路交通安全化与智能绿色技术。E-mail: xpyan@whut.edu.cn

*通信作者: 陈晨

0 引言

内河运输是我国交通体系的重要组成部分,拥有各型船舶 11.5 万艘。仅 2020 年,内河就完成了货运量 3.815×10^{10} t、周转量 $1.593\ 754 \times 10^{13}$ t/km,为我国的绿色经济提供了重要支撑。然而,内河航运面临人力资源短缺问题,迫切需要远程驾控、自主航行等新技术来改善行业生态,提升船员工作岗位的竞争力^[1]。相较于海船,内河船预算有限,难以负担昂贵的升级改造成本^[2]。因此,利用健全的陆地基础设施,诸如 4G/5G 网络、云端计算资源,发展人机协同、船岸协同,打造高费效比的成套智能系统实现远程驾控、自主航行,是更为实用的发展路线。

船舶的远程驾控,是指船舶能够被远程控制站控制,实现部分自主运行、降低人工值守压力^[3]。该技术可以降低对船员的依赖,也是近年来国内外竞相投入的研究方向。2016 年,罗·罗公司(Rolls-Royce)公布了其船舶远程控制中心方案,并持续推进完善方案。2018 年,罗·罗公司与芬兰渡轮运营商完成了 Falco 渡轮的远程控制航行^[4]。2019 年,瓦锡兰在自主船舶 IntelliTug 的海试中成功实

现了远程控制与避障^[5]。武汉理工大学开发的智能驾驶辅助系统已应用于南京板桥汽渡,可辅助船员在能见度不良情况下穿越长江繁忙航道,并已投入运营^[6]。在此基础上,武汉理工大学还开发了基于航行脑系统的远程驾驶平台,完成对 7 m 自航模型船“求新号”的洲际远程控制^[7]。2020 年,SEAFAR 公司对一艘 135 m 的自动化驳船 Zonga 进行了全航程远程驾驶测试^[8]。

上述研究极大推动了船舶远程驾控技术的发展,但它们都选择了专用的通信链路、易于控制的船舶(拖轮、大功率客轮)、相对开阔的水域以降低难度,这与真实场景下的船舶控制和航行环境存在显著差异,如表 1 所示。

在内河繁忙航道开展远程控制,需要克服不稳定的船岸链路、较差的操控性、繁忙的会遇等难题,更需要建立完善的组织架构来保障稳定性和安全性。针对这一需求,本文拟基于融合感知、多维度认知、鲁棒决策控制等关键技术,构建船员、船载智能系统、岸端驾控系统的互动框架,降低对通信链路可靠性与带宽的依赖,研发内河远程驾控、自主航行成套装备,实现内河繁忙水域远程驾驶、自主航行的示范运行。

表 1 远程驾控项目

Table 1 Remote controlling projects

测试单位	实施对象	航行水域	会遇复杂程度
罗·罗公司	Falco 渡船	半封闭湖面	演示性会遇
瓦锡兰	IntelliTug 大马力拖轮	开阔海域	无会遇船舶
武汉理工大学	“求新号”7 m 玻璃钢实验船	封闭湖面	虚实融合测试, 无会遇
SEAFAR	Zonga 135 m 自动化驳船	沿海低交通密度航道	偶发会遇

1 船舶远程驾控系统组成

内河航路弯曲、受潮汐影响明显、交通拥挤、过桥频繁,反应时间短、容错率低,以预计会遇距离/预计会遇时间(DCPA/TCPA)为基础的会遇分析、避碰与控制方法不适用^[9-10]。远程驾控内河船舶,并非简单地把岸基控制信号传输到船上,或把船上信号推送至岸上。事实上,任何无线链路手段都无法做到完全可靠。而可靠的远程驾控系统,即使丢失了指令或接收了错误指令,依然能保障船舶安全。

因此,远程驾控不是简单的移交或替代关系,而是岸基人员、辅助设施(航标等)、船载值守智能、船员的有机协作乃至互为备份,其系统结构如图 1 所示,确保任意时刻都有参与方承担安全职责,使船舶在任何时刻都能有效控制自身状

态,保证航行安全。

在上述框架下,人与远程架控系统的工作会出现重叠。其中,态势感知、认知与控制是人工驾控的核心难点,也是智能替代研究的热点。事实上,船员也是依靠积累多年经验,才实现从观察到操控的逐级深入。因此,本文构造了从浅到深的分层驱动模型,研发远程驾控与值守智能系统。



图 1 远程驾控系统结构

Fig. 1 Framework of remote controlling system

浅层为航道动态的视觉感知,即“观察”,核心功能包括看清雷达、处理瞭望;本文研究利用

卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)识别目标,采用连续KL散度(Kullback-Leibler divergence)代表航道信息的复杂度,作为感知参数的优化依据,进而与CNN识别器构成闭环反馈,持续改善视觉理解效果。中层为连续状态的态势评估,即“认知”,认清目标动态、会遇态势、变化趋势;使用光流特征、长短时记忆算法(long short

term memory, LSTM)^[11]等模型,建立不同典型态势记忆的触发工具,量化认知模型,做出态势判断。深层为基于历史经验的推演权衡,即“决策控制”,来模拟人工做出机动、避让等具体动作;基于近端策略优化(proximal policy optimization, PPO)^[12]模型构造上述控制决策意识。各层机器意识的工作流程如图2所示。

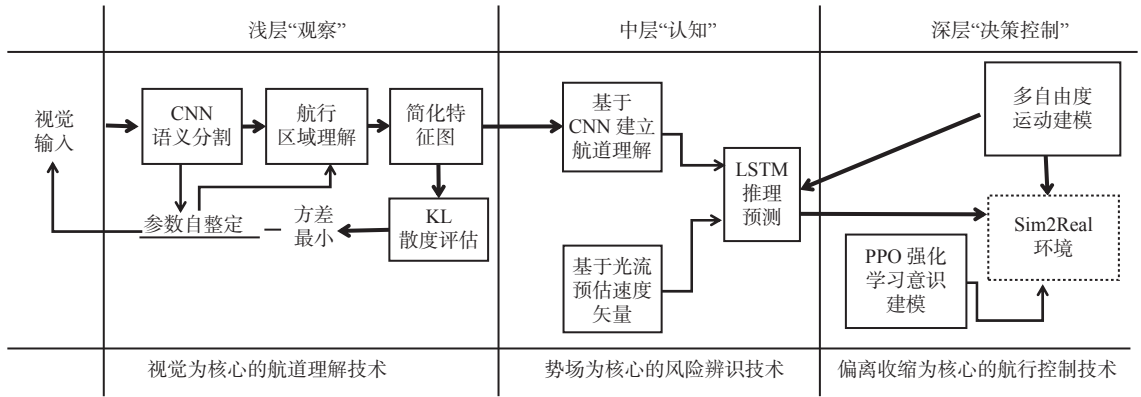


图2 船舶自主航行工作原理

Fig. 2 Framework of ship autonomous navigation

上述“观察→认知→决策控制”分层驱动工作原理,暗含视觉语义的瞬时提取、时间维度的分步扩张、历史经验的回放匹配,模拟船员视觉刺激、应激反应、知识映射的综合心理和思维过程,包含了如下关键技术:1)视觉为核心的航道理解技术;2)势场为核心的风险辨识技术;3)偏离收缩为核心的航行控制技术。

2 船岸协同的内河船舶远程驾控系统关键技术

2.1 以视觉为核心的航道理解技术

针对内河感知难题,模拟船员的综合瞭望能力,即观察能力,开展以视觉为主干的多源信息融合研究,包括雷达理解、视觉图像目标识别、岸线理解等研究。本文将以雷达理解智能研究为例介绍核心建模思想。目标识别和岸线理解研究采用了常规CNN、空间卷积神经网络(S-CNN)等方法,限于篇幅不再赘述。

雷达是感知的核心工具,不受雨雪天气影响。其关键工作参数为增益、海浪抑制、调谐等,输出为中频信号、多普勒频差。可以通过对这些参数进行人工调整,减少背景噪声、调整目标亮度、减少目标粘连等,同时中频信息中包含的多普勒频差值为运动测量提供了依据。商用雷达为此设置了典型场景模式(海岸、港口、航标等)下的预置参数组合,可实现一定程度的自动匹配。

然而,这些功能需要人工指定工作模式,同时只能以全局成像最优为目标,无法保证船舶目标成像最优,也会造成多普勒测量失准,内河条件下的应用效果往往不佳。以人工理解过程为核心,使用窗口时域积分方法寻找核心区域,再基于核心区域的连续成像特征,优化识别效果,从而实现参数自整定。具体过程为,以特定时段(10帧左右)的雷达图样本及微多普勒数据(频差),开展时域与频域上的积分,强化不同区域的浅层图像特征差异,从而实现区域划分。

如图3所示,以动态、静态区域的探索性划分为例,通过进行窗口 t 时域积分,叠加衰减等系数,使静态、动态区域在色度和形态方面都得到了强化。在此范例中,通过时域积分可以显著增强区域间的差异。本文将基于这些成功的探索,进一步探讨参数的自主优化、模式辨识,强化不同区域的浅层图像特征,包括海浪区、多路径效应区等,为智能去噪奠定基础。

然后,针对筛选出的待识别区域,以CNN为对象提取工具,以状态滤波(GH滤波、卡尔曼滤波等)为跟踪方法,对其中目标进行提取和连续跟踪(图3)。由于船舶目标的运动特征相对平稳,在良好的预处理前提下,多帧识别出的运动目标变化应相对平稳,相邻雷达图像帧之间的KL散度(交叉熵)会维持在较低的跳动水平,即方差较小。基于该原理,建立了“雷达多元运行参数调整→雷达图像变化→多普勒频差提取→区

域提取→滤波跟踪→目标队列的连续帧KL散度获取(应较低)”的递进关系,构造了雷达运行参数(增益、抑制、调谐)与连续帧KL散度的非线性映射。以KL散度均值较小为目标优化函数,即可使用梯度下降法,求解雷达的最佳运行参数,实现各种环境(天气、交通密集)下的自整定,最大限度地保证雷达目标回波稳定、噪声降低、减少粘连。

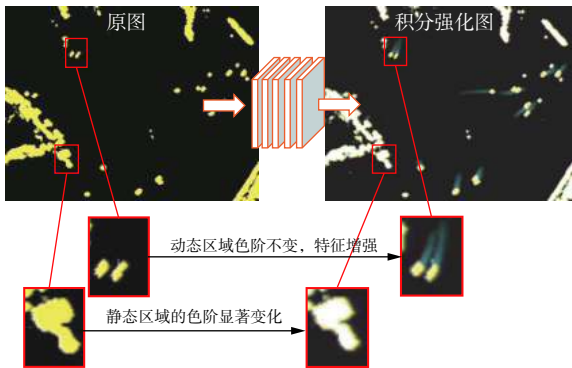


图3 通过时域积分强化不同区域特征的示例图

Fig. 3 Samples of radar images after enhancement using integration-based algorithms

2.2 以势场为核心的风险辨识技术

通过平视视角到三维的坐标变换,即可将2.1节提供的感知目标,如雷达目标、瞭望视觉识别目标,统一到空间三维坐标下,构造多源目标的融合空间。研究采取了D-S证据合成方法,实现了多元目标的空间匹配,核心过程可见文献[13]。在此基础上,针对内河航行环境参与要素多、干扰大、对象难统一的问题,以模拟船员的态势推理能力,亦即认知能力为核心,开展以人工势场(artificial potential field, APF)、深度强化学习为核心的态势推理预测和路径规划方法研究。将风险分布转化为人工势场,明确风险分布及人工势场的数学表达等过程^[13]。

基于通过环境感知技术识别出的岸线,即可提取船舶可行驶水域、航道边界、水域(航道)远端等特征焦点。船舶远程驾驶要保障在可行驶水域之内,更要保障沿相对安全的路径航行。针对这一需求,引入人工势场模型表达障碍物和目的地,构建障碍物(如岸线、礁石)的斥力场模型以及目的地(远端人工坐标设定点)的引力场模型,通过引力、斥力的叠加,构建内河船舶航行态势动态预测模型,提出面向多船协同过程的航行风险评估、短时态势预测与智能避碰方法,构建内河船舶智能航行的交互式动态模型。

基于内河船的欠驱动约束特征与航行规则,

采用人工操纵的历史数据,建立以深度强化学习为基础的避让规划方法,如图4所示,图例中红色代表安全度最高为1,蓝色代表安全度最低为0。船舶智能体在虚拟场景中利用深度强化学习方法,以“动作-回报”模式进行路径优劣的评估计算;最后,利用人工操作数据和仿真环境,逐步训练,最终建立起自主路径规划决策。具体训练过程与参数设置可见文献[14]。

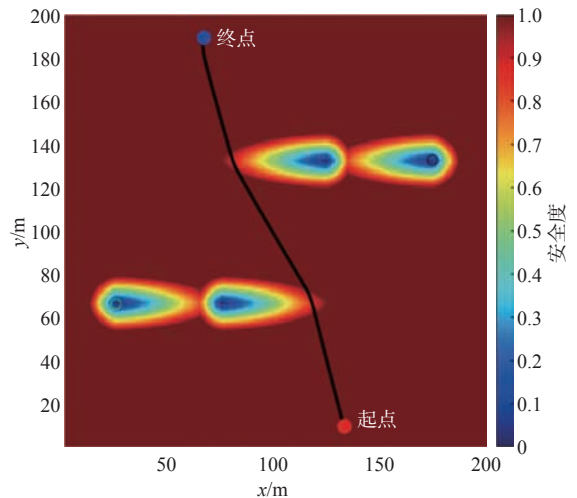


图4 内河航道风险认知与路径规划

Fig. 4 Risk recognition and path planning in inland waterways

2.3 以偏离收缩为核心的航行路径控制技术

针对内河船的操控难题,研究模拟船员的操控能力。即以驾驭能力为核心,开展场景认知交互、深度强化学习、自适应控制方法研究,建立与船员类似的控制逻辑,开展模型试验、实船示范应用。

区别于海上船舶有较大的空间进行控制收敛,内河船的路径跟随控制需要时刻将位置、姿态偏离当作重要考量,否则极易出现失控撞岸,这就要求在路径跟随过程中路径偏差不超过设定值。本文提出了偏差控制模型,以替代传统的视线法(line of sight, LOS),其核心思想为:设置最大路径偏差 e_p ,在路径跟随过程中,船舶只能出现在该设定区域内。为此,设计了特殊感知器来感知路径偏差边界。该感知器模拟发射激光束,检测路径偏差边界(图5)。当波束检测到边界时,就可以得到固定方位角的船舶与边界的距离。此外,如果距离超过感知器的最大检测范围,则将距离设置为最大值 d_p 。感知器参数应满足以下条件:

$$\phi = \frac{\pi}{(n_c - 1)} \quad (1)$$

$$d_i \leq d_p, \quad i = 1, 2, \dots, n_c \quad (2)$$

$$x_i = \frac{d_i}{d_p}, \quad x_i \in [0, 1] \quad (3)$$

式中: ϕ 为相邻光束之间的角度; n_c 为激光束的数量; d_p 为光束的最大检测范围; d_i 为激光束 i 获得的

距离值; x_i 为 d_i 的归一化距离值, 工作原理如图 5 所示。图 5 中记录了从 l 时刻到 k 时刻的连续变化过程, T 为时间标记; e_l 和 e_k 分别为 l 时刻和 k 时刻的路径偏差值; s_l 与 s_k 分别为 l 与 k 时刻的状态表达式; r 为该时刻归一化距离值。

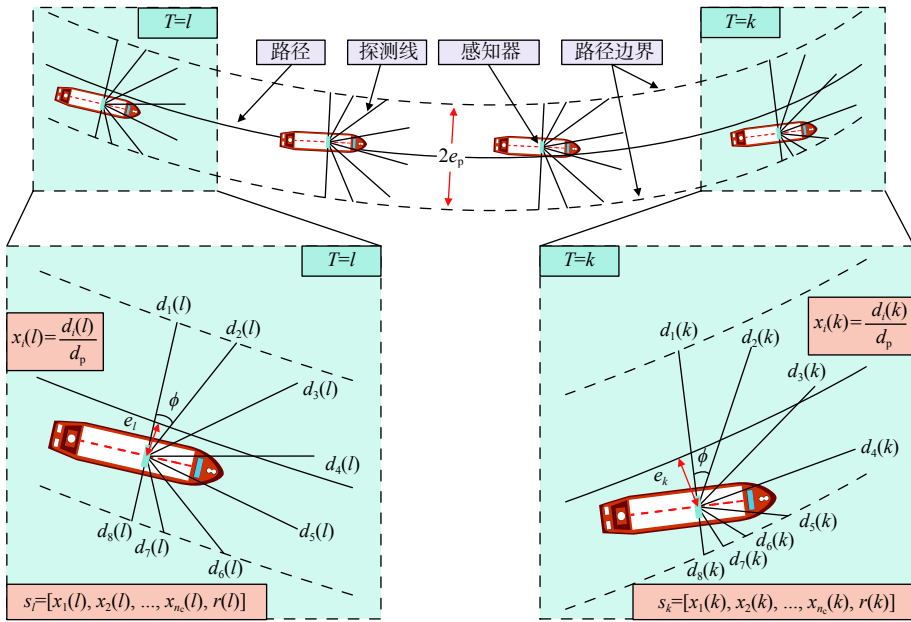


图 5 路径偏差传感器

Fig. 5 Path deviation sensor

然后, 通过深度确定性策略梯度方法 (deep deterministic policy gradient, DDPG)^[15], 将前述控制偏差作为核心奖励因素, 训练得到路径跟踪控制器控制桨舵, 并以自适应 PID 方法作为失效备份, 实现多种船型的鲁棒控制。具体训练过程与参数设置可见文献 [16]。

具体验证方法为: 选取特定时间段和特定区域, 对比人眼捕捉和系统捕捉目标的差异性。

2021 年 12 月 15—19 日, 基于以视觉为核心的航道理解技术, 辅以雷达、自动识别系统 (AIS)、视觉信号, 分别针对开阔水域 (仪征油码头下水 200 m 开阔水域) 和港口繁忙水域 (仪征油

3 试验研究

3.1 感知试验

基于本文提出的以视觉为核心的航道理解技术, 开展内河感知智能技术研究, 包括雷达图像理解、CCTV 目标识别、多源融合等技术。在雷达目标和视觉目标理解基础上, 建立了以视觉语义分割为核心的目标识别方法。语义的文字化表达可以作为辅助系统对人员进行提醒, 提示内容包括视觉目标位置、类型、雷达编号、岸线位置、航道边界等等, 为进一步的势场分析、深层网络驱动奠定了基础。

为验证本文提出的感知方法的可靠性, 在长江航道仪征段建立了测试平台, 对应的视频拍摄场景如图 6(a) 所示, 软件平台如图 6(b) 所示, 覆盖范围如图 7 所示。该平台包含了 X 波段雷达 1 部、AIS 接收机 1 台、多光谱 CCTV 摄像机 1 台。



(a) 航道实景



(b) 软件界面

图 6 视频拍摄场景与感知识别结果对比图

Fig. 6 CCTV video and perception results

码头与锚地之间水域)2类场景各抽样20次,并分别计算所提出感知方法的识别准确率,如表2所示。结果显示,该平台在开阔水域和港口繁忙水域的感知识别准确率分别为99.5%和98.9%。

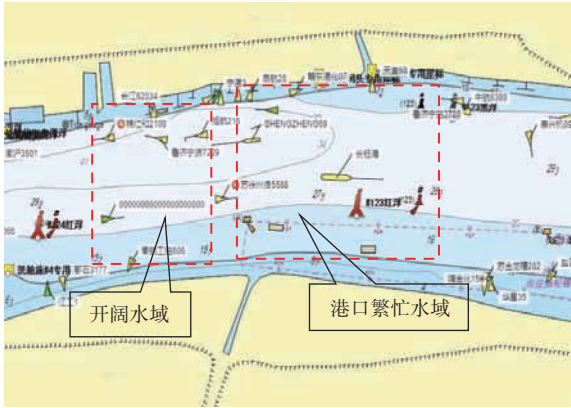


图7 测试区域分布
Fig. 7 Testing zones

表2 开阔水域感知识别抽样结果

Table 2 Sampling results of perceptual identification in open waters

水域类别	序号	识别的船舶数量	视频中船舶数量	单次准确率/%	总准确率/%
港口繁忙水域	1	17	17	100.0	98.9
	2	18	18	100.0	
	3	17	18	94.4	
	4	15	15	100.0	
	5	21	22	95.5	
	6	15	15	100.0	
	7	19	19	100.0	
	8	15	15	100.0	
	9	16	16	100.0	
	10	24	24	100.0	
开阔水域	11	24	25	96.0	99.5
	12	21	21	100.0	
	13	15	15	100.0	
	14	20	20	100.0	
	15	24	24	100.0	
	16	19	19	100.0	
	17	17	17	100.0	
	18	24	24	100.0	
	19	18	18	100.0	
	20	15	15	100.0	

新号”、“青山号”等多艘大尺度模型船,开展了4个阶段的探索实验:阶段1,开展面向自主离泊、舵循迹航行的稳定性测试;阶段2,测试夜间、风浪等条件下的船舶控制稳定性;阶段3,在开阔水域设置动静态障碍物,验证所提出的控制算法,结合实船验证作进一步调整,提高控制的稳定性,同时测试船舶依靠侧推自主掉头的功能;阶段4,在真实航道内开展综合测试。

阶段4的测试在繁忙内河航道开展,选取了运河集装箱运输船与长江汽渡船作为对象,如图8和图9所示。2艘船分别为江苏路渡2024号(567t,斜对置全回转推进器,柴油动力)与浙长兴货7308号(656t,单机单桨单舵,柴油动力)。

3.2.1 江苏路渡2024号船

经过调试,江苏路渡2024号汽渡船通过远程控制多次穿越长江干线,并在2020年12月23日下午接受了第3方见证评测。评测过程中,汽渡船试验航行时长总计约90min。汽渡船搭载的智能航行系统,在接收远控指令操控汽渡船穿越江面过程中,长江断面交通流密度大于1艘/min,初步实现了自主避障,会遇船舶数量为12艘(300m距离内)。2次穿越长江过程中,长江断面交通流流量达到了5艘/min,汽渡船在智能系统的控制下,做出了相应的机动与规避动作,完成了远控指令下的自主穿越。为了测试控制的稳定性,专门设置了测试区域和测试航线,如图10所示,其中红色曲线表示汽渡船全程航行轨迹。



(a) 自主航行



(b) 转盘式机械臂

图8 浙长兴货7308号船及其驾驶室

Fig. 8 Zhechangxinhuo 7308 and its bridge

3.2 远程驾控试验

基于本文提出的以势场为核心的风险辨识方法和以偏离收缩为核心的航行路径控制方法,服务于远程驾控目标,2019—2020年,打造了“求



(a) 自主航行



(b) 连杆式机械臂

图 9 江苏路渡 2024 号船及其驾驶室
Fig. 9 Jiangsuludu 2024 and its bridge



图 10 江苏路渡 2024 号船智能航行路线

Fig. 10 Intelligent navigation route of Jiangsuludu 2024

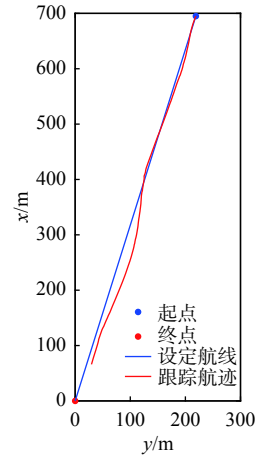
图 10 中白色虚线框所示区域用来测试自主控制精度。在测试中, 智能系统的预期控制为直线航行, 长度约为 720 m, 其起点和终点的 GPS 坐标如表 3 所示。

通过坐标转换, 江苏路渡 2024 号船的设定航线和船舶航线跟踪的轨迹及误差如图 11 所示。由图可见, 汽渡船航线跟踪误差 d 最大为 19.3 m, 平均误差为 9.8 m。

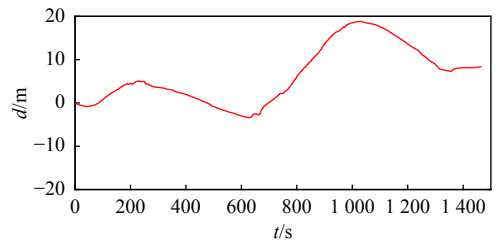
表 3 汽渡船路径跟踪设定航线 (直线)

Table 3 Setting route for route tracking of ferry boat (straight)

	经度/(°)	纬度/(°)
起点	118.530 051 70	31.838 022 34
终点	118.527 737 00	31.831 751 62



(a) 控制轨迹



(b) 控制误差

图 11 汽渡船航线跟踪误差

Fig. 11 Route tracking error of ferry boat

3.2.2 浙长兴货 7308 号船

第 2 条测试船为浙长兴货 7308 号, 由南京控制站控制, 在长湖申线西苕溪段示范航行。第三方测试于 2020 年 12 月 20 日 12: 58—16: 36 开展, 总计耗时约 3.5 h。经过航行实测, 验证了所研发智能航行和远程驾驶系统具备自主识别障碍船舶的能力, 并可自动执行避让操作。

在远程控制过程中, 共计会遇船舶 33 艘次, 会遇态势发生频率最高达到了 5 次/3 min。如图 12 所示, 其中红色曲线表示集装箱船的全程航行轨迹。与渡船测试类似, 专门设计了一条高精度航



图 12 浙长兴货 7308 号船示范航行路线

Fig. 12 Demonstration navigation route of Zhechangxinuo 7308

线(白色线框以内)进行控制测试,长度约为550 m,整个航线跟踪过程中实时记录船舶位置。设定航线和船舶航线跟踪的轨迹及误差如图13所示,可见航线跟踪误差始终保持在 ± 20 m范围之内,最大误差为19.8 m,平均误差为5.6 m。

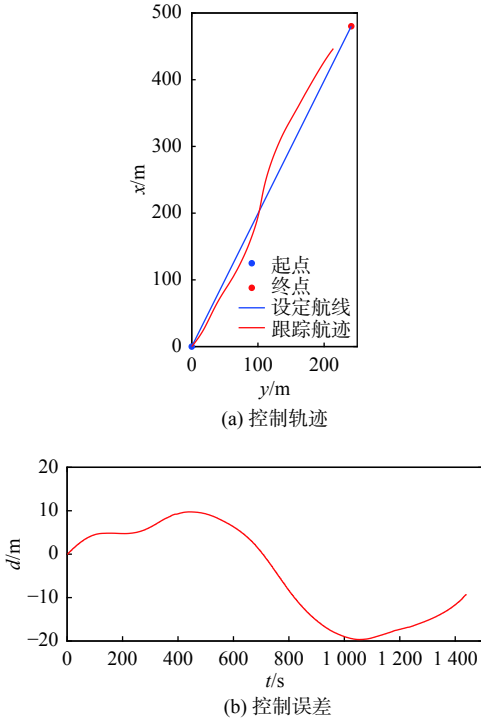


图13 浙长兴货7308号船航线跟踪误差

Fig. 13 Route tracking error of Zhechangxinhuo 7308

上述2艘船试验结果表明,建立的远程驾控系统可以稳定控制船舶,并可进行自主避碰、处理会遇,图14为远程驾控中心与操作主界面。



(a) 远程控制软件



(b) 远程控制中心

图14 自主航行系统界面和远程控制中心

Fig. 14 Interface of autonomous navigation system and remote-control center

4 结 语

为推动内河船舶智能技术的深入发展,本文研究模仿内河船舶船员的视觉与控制意识,开展了内河货运船舶远程驾驶系统的研发与系统试制。通过分析当前船舶远程驾驶技术的发展现状,提出了以车载值守智能技术为核心的内河船舶远程驾控技术框架,并探讨了该框架下的船舶航行机理;针对内河环境特点,基于对船员导航意识、驾驶过程的深刻理解与剖析,通过分层建模方法,分别构建了以视觉为核心的航道理解技术、以势场为核心的风险辨识技术和以偏离收缩为核心的航行路径控制技术,实现了从感知、认识及决策控制的全链路自主感知控制技术;面向真实实验及应用场景,在内河繁忙水域开展了集装箱运输船与汽渡船的远程驾控与自主航行,充分检验了以视觉为核心的航道理解技术、以势场为核心的风险辨识技术、以偏离收缩为核心的航行路径控制技术的实际性能。

参考文献:

- [1] 王远渊,刘佳仑,马枫,等. 智能船舶远程驾驶控制技术研究现状与趋势[J]. *中国舰船研究*, 2021, 16(1): 18–31.
WANG Y Y, LIU J L, MA F, et al. Review and prospect of remote control intelligent ships[J]. *Chinese Journal of Ship Research*, 2021, 16(1): 18–31 (in Chinese).
- [2] 吴青,王乐,刘佳仑. 自主水面货船研究现状与展望[J]. *智能系统学报*, 2019, 14(1): 57–70.
WU Q, WANG L, LIU J L. Research status and prospects of autonomous surface cargo ships[J]. *CAAI Transactions on Intelligent Systems*, 2019, 14(1): 57–70 (in Chinese).
- [3] 中国船级社. 智能船舶规范(2020)[S]. 北京: 中国船级社, 2020.
China Classification Society. Code for intelligent ships (2020)[S]. Beijing: CCS, 2020 (in Chinese).
- [4] LAZAROWSKA A. A discrete planning approach in collision avoidance for smart ships[J]. *Procedia Computer Science*, 2020, 176: 380–389.
- [5] GHADERI H. Autonomous technologies in short sea shipping: trends, feasibility and implications[J]. *Transport Reviews*, 2019, 39(1): 152–173.
- [6] YAN X P, MA F, LIU J L, et al. Applying the navigation brain system to inland ferries[C]//Proceedings of the 18th Conference on Computer and IT Applications in the Maritime Industries (COMPIT 2019). Hamburg: Technische Universität Hamburg, 2019.

- [7] YOU X, MA F, LU S L, et al. An integrated platform for the development of autonomous and remote-control ships[C]//Proceedings of the 19th Conference on Computer and IT Applications in the Maritime Industries (COMPIT 2020). Pontignano, Italy: [s. n.], 2020.
- [8] LIU C G, CHU X M, WU W X, et al. Human-machine cooperation research for navigation of maritime autonomous surface ships: a review and consideration[J]. *Ocean Engineering*, 2022, 246: 110555.
- [9] 严新平, 王树武, 马枫. 智能货运船舶研究现状与发展思考 [J]. *中国舰船研究*, 2021, 16(1): 1–6.
YAN X P, WANG S W, MA F. Review and prospect for intelligent cargo ships[J]. *Chinese Journal of Ship Research*, 2021, 16(1): 1–6 (in Chinese).
- [10] 刘佳仑, 谢玲利, 李诗杰, 等. 面向船舶智能航行测试的变稳船系统设计与控制方法研究 [J]. *中国舰船研究*, doi: 10.19693/j.issn.1673-3185.02677.
LIU J L, XIE L L, LI S J, et al. Research on design and control of variable stability ship for testing of intelligent navigation of ships[J]. *Chinese Journal of Ship Research*, doi: 10.19693/j.issn.1673-3185.02677 (in Chinese).
- [11] HOCHREITER S, SCHMIDHUBER J. Long short-term memory[J]. *Neural Computation*, 1997, 9(8): 1735–1780.
- [12] SCHULMAN J, WOLSKI F, DHARIWAL P, et al. Proximal policy optimization algorithms[EB/OL]. (2017-08-28). <https://arxiv.org/pdf/1707.06347.pdf>.
- [13] YANG J C, ZHANG J P, WANG H H. Urban traffic control in software defined internet of things via a multi-agent deep reinforcement learning approach[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2021, 22(6): 3742–3754.
- [14] WANG S W, MA F, YAN X P, et al. Adaptive and extendable control of unmanned surface vehicle formations using distributed deep reinforcement learning[J]. *Applied Ocean Research*, 2021, 110(7): 102590.
- [15] LILLICRAP T P, HUNT J J, PRITZEL A, et al. Continuous control with deep reinforcement learning[C]//Proceedings of the 4th International Conference on Learning Representations. San Juan, Puerto Rico: [s. n.], 2015.
- [16] YAN X P, WANG S W, MA F, et al. A novel path planning approach for smart cargo ships based on anisotropic fast marching[J]. *Expert Systems with Applications*, 2020, 159: 113558.