

DOI:10.3969/j.issn.1671-0673. 2026. 04. 003

基于因果发现与博弈协同的航运韧性调度方法

张 兵¹, 余文涛¹, 陈晓慧¹, 刘建辉¹, 罗善军², 黄 亮³

(1.信息工程大学,河南 郑州 450001; 2.河南省科学院,河南 郑州 450003; 3.武汉理工大学,湖北 武汉 430070)

摘要:现有集中式航运调度依赖预定义事件模式,难以应对多方博弈与未知“黑天鹅”事件。针对此局限,提出一种基于分布式因果发现与博弈协同的应急决策框架(CIRCE),旨在提升航运网络在复杂扰动下的自适应韧性。首先,利用改进的在线 PCMCI(Peter-Clark Momentary Conditional Independence)算法赋予船舶智能体从时序数据中动态推断局部风险因果图的能力;其次,设计轻量级因果信念通信协议实现分布式认知的动态对齐;最后,构建基于谢林点(Schelling Point)的非合作博弈模型,能够在无中心指令下快速形成协同减速、协同绕航、虚拟到港、接力运输等最大化集体利益的协同策略。基于真实台风“烟花”气象场与船舶自动识别系统(AIS)数据的数字孪生仿真表明,该方法通过分布式因果机制实现了对未知风险的动态感知与协同响应,克服了传统方法对中心化预置图谱的依赖,显著提升了船舶安全裕度,降低了额外运营成本,为构建高韧性智能航运系统提供了新路径。

关键词:航运韧性;分布式因果发现;多智能体博弈;应急响应;时序因果;数字孪生

中图分类号:P752

文献标识码:A

文章编号:1671-0673(2026)04-0399-07

Maritime Resilient Scheduling Method Based on Causal Discovery and Game-Theoretic Collaboration

ZHANG Bing¹, YU Wentao¹, CHEN Xiaohui¹, LIU Jianhui¹, LUO Shanjun², HUANG Liang³

(1.Information Engineering University, Zhengzhou 450001, China; 2.Henan Academy of Sciences, Zhengzhou 450003, China; 3.Wuhan University of Technology, Wuhan 430070, China)

Abstract: Existing centralized maritime scheduling relies heavily on predefined event schemas, which limits its capability to address multi-party gaming behaviors and unforeseen “Black Swan” events. To address these limitations, an emergency decision-making framework based on distributed causal discovery and collaborative game theory (CIRCE) is proposed to improve the adaptive resilience of maritime networks under complex disturbances. Firstly, an improved online PCMCI algorithm is utilized to empower vessel agents to dynamically infer local risk causal graphs from time-series data. Secondly, a lightweight causal belief communication protocol is designed to facilitate the dynamic alignment of distributed cognitive states. Finally, a non-cooperative game model based on the Schelling Point is developed, allowing rapid formation of coordinated strategies, including collaborative speed reduction, route avoidance, virtual port arrival, and relay transportation, to maximize collective benefits without centralized directives. Digital twin simulations based on real-world Typhoon “In-Fa” meteorological fields and automatic identification system (AIS) data demonstrate that the proposed method enables dynamic perception and coordinated response to unknown risks through a distributed causal mechanism, over-

收稿日期:2026-01-15;修回日期:2026-06-03

基金项目:国家自然科学基金(42371438)

作者简介:张 兵(1995—),女,讲师,博士生,主要研究方向为船舶轨迹分析。E-mail:18337161789@163.com

通信作者:陈晓慧(1983—),女,副教授,博士,主要研究方向为时空数据挖掘与分析。E-mail:cxh_vis@163.com

coming the reliance on centralized pre-defined maps inherent in traditional methods. It significantly enhances vessel safety margins, reduces additional operational costs, and provides a novel pathway for developing highly resilient intelligent maritime systems.

Key words: maritime resilience; distributed causal discovery; multi-agent game theory; emergency response; temporal causality; digital twin

全球供应链一体化背景下,海运系统面临的台风、航道阻塞、港口罢工等风险呈高频化、复合化特征,此类事件易通过物流网络产生级联效应,造成巨额经济损失^[1]。传统航运应急决策依赖专家经验规则或运筹学集中式调度,在复杂动态环境中存在响应滞后、协同困难等问题。人工智能技术的发展推动图神经网络(Graph Neural Network, GNN)、强化学习(Reinforcement Learning, RL)等方法在交通流优化中的应用^[2-4],部分研究构建“异常—响应—恢复”集中式语义图谱指导决策^[5]。该范式在城市交通中效果显著^[6],但迁移至远洋航运时,因航运环境信息孤岛显著、航运实体高度自治、预定义图谱难以适配未知异常等问题面临根本性挑战。

针对上述问题,本文提出一种分布式决策框架 CIRCE (Collaborative Inference for Resilient Causal Events)。不同于现有研究依赖中心化预置结构,该框架赋予每个智能体在线学习局部因果结构的能力,并通过“因果信念”通信机制实现认知的动态对齐,最终利用博弈论中的谢林点(Schelling Point)机制解决协同冲突。本文旨在针对航运网络复杂扰动下的应急调度问题,设计分布式因果发现与博弈协同的智能算法,实现航运网络中船舶航速、航线与港口资源分配的动态协同优化。该方法能够根据环境实时状态,自动输出航速、航线、泊位、锚地的协同调度指令,实现安全与成本最优平衡,而非单一的航线规划或码头停靠调整。该方法不依赖先验模式,能够有效提升航运系统应对未知风险的韧性。

1 相关工作

航运应急响应涉及路径规划、资源调度与多方协同等多个领域^[7-8]。随着技术的发展,相关决策方法经历了从基于规则的传统调度到数据驱动的智能优化的演变。

1.1 传统航运应急决策方法

早期的航运调度与应急决策主要依赖运筹学优化模型与专家启发式规则^[9-11],其优势在于模型

可解释性强,在处理单一、确定性约束(如固定航线、已知天气)时计算效率高且结果稳定。然而,当面对多船协同、港口拥堵与突发故障耦合的复杂场景时,传统的集中式规划算法往往因搜索空间过大而无法满足实时性要求,且缺乏对环境动态变化的自适应能力。

1.2 数据驱动的智能方法:强化学习与图神经网络

近年来,深度学习技术被广泛应用于交通流预测与调度^[12-13]。部分前沿研究尝试构建包含“异常—响应—恢复”语义的集中式图谱,利用图注意力网络(Graph Attention Network, GAT)捕捉交通流的时空依赖性^[14-15],Zhao 等^[16]利用 DQN (Deep Q-Network)优化交通信号控制。

智能化方法能够从海量历史数据中提取非线性特征,显著提升了预测精度。然而,将此类“集中式感知—决策”范式迁移至远洋航运面临严峻挑战。一是集中式 GNN 模型依赖中心服务器汇聚全局数据,而远洋船舶受限于卫星带宽,难以实时上传海量传感器数据;二是现有的语义图模型(如 Schema-GNN)通常依赖预定义的事件模式(Schema),当遇到训练集中未出现的“黑天鹅”事件时,预置图谱往往因无法匹配先验结构而失效;三是端到端的深度强化学习策略通常是“黑盒”,难以满足航运安全对决策逻辑可追溯性的要求。

1.3 分布式协同与博弈论在物流中的应用

针对集中式控制的弊端,多智能体系统(Multi-Agent System, MAS)与博弈论为解决分布式协同问题提供了新思路^[17-18]。谢林点理论解释了非沟通条件下的协作达成机制,即在缺乏显式通信时,智能体倾向于选择基于共同文化或心理认知的显著解^[19]。分布式方法符合航运实体(船、港)地理分散且高度自治的特点,具有较强的鲁棒性。但现有研究多假设博弈各方拥有完全信息或固定的效用函数,忽略了在突发灾害下,智能体对环境因果机制的认知存在巨大的不确定性。如何将数据驱动的认知更新纳入博弈过程,是当前研究的重点。

1.4 因果发现及其在动态环境中的挑战

为提升模型的可解释性与泛化能力,因果发现(Causal Discovery)旨在从观测数据中推断变量

间的因果结构。Runge 等^[20]提出的 PCMCI (Peter-Clark Momentary Conditional Independence) 算法通过条件独立性测试,有效解决了高维时间序列中的非线性因果发现问题,被广泛用于气象科学。

目前的因果发现算法大多是离线、集中式的,且假设系统拓扑结构相对静态。在航运网络中,船舶移动导致网络拓朴实时变化,如何在计算资源受限的移动节点上进行在线分布式因果发现,并解决因果认知在不同节点间的不一致性问题,是极具潜力的研究方向。因此,本文提出一种 CIRCE 框架,尝试通过分布式因果学习来实现对未知风险的动态适应。

2 基于分布式因果发现与博弈协同的决策框架

针对远洋航运场景中存在的通信带宽受限、

全局信息获取滞后及多主体利益冲突等问题,本文提出一种名为 CIRCE 的分布式应急决策框架。该框架摒弃了传统方法对中心化服务器和预定义事件图谱的依赖,构建了一个“感知—认知—决策”的自治演化系统。本框架的核心为分布式算法设计,围绕因果发现、信念通信、博弈协同3大核心模块进行算法优化。通过输出协同绕航、虚拟到港、接力运输、泊位动态分配等调度指令,提升突发扰动下航运系统韧性。同时明确分布式智能体的独立计算与决策边界。

2.1 框架总体架构

CIRCE 框架将航运网络建模为一个分布式多智能体系统,其中每艘船舶和港口被视为具有独立计算与决策能力的智能体。该框架的运行逻辑包含协同决策层、社会认知层、局部感知层这3个紧密耦合的层次。各层级间通过参数传递实现动态交互。整体框架如图1所示。

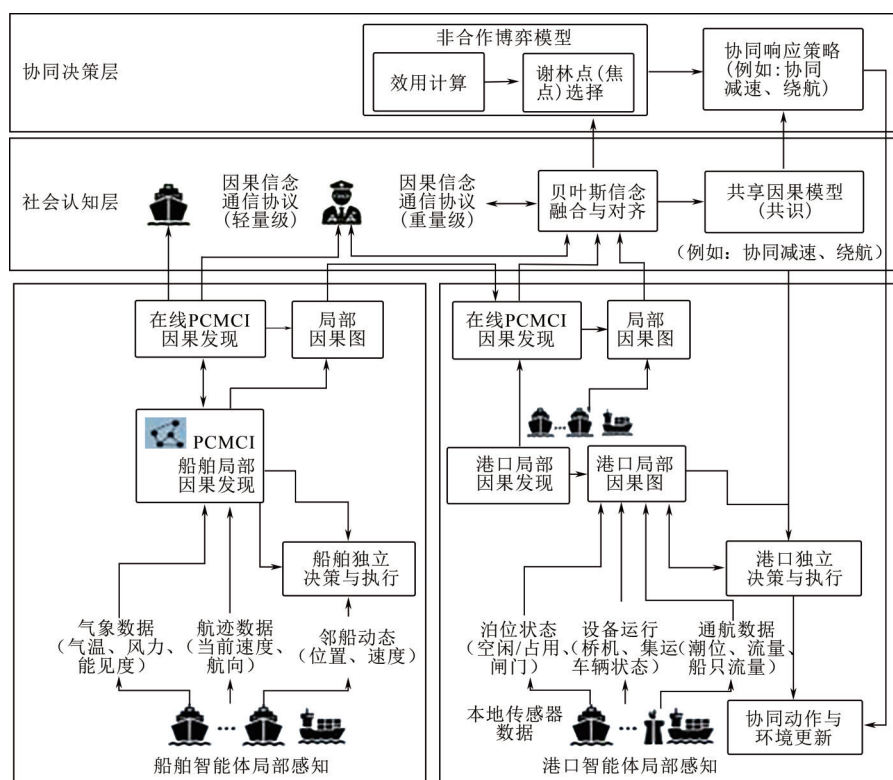


图1 CIRCE 整体框架图

2.1.1 智能体独立计算与决策界定

在分布式架构中,船舶智能体与港口智能体具备独立的计算能力与决策权限。二者的权责边界明确,在公共资源认知与协同策略制定环节进行信息交互。具体界定如下:1)船舶智能体独立完成本地时序数据的卡尔曼滤波、在线 PCMCI 因果发现、效用函数计算等任务,独立决策航速调

整、临时绕航、虚拟到港、货物接力运输等动作,决策目标为保障自身航行安全与运输效率;2)港口智能体独立完成港口拥堵、设备状态、泊位占用的因果推断,独立计算港口资源分配的效用值,独立决策泊位动态分配、锚地调度、航道优先级设置、港口作业节奏调整等动作,决策目标为优化港口资源利用率与疏港效率。

2.1.2 框架层次核心功能

1) 协同决策层(Collaborative Decision Layer)。基于对齐的因果认知,智能体进入非合作博弈阶段。框架引入谢林点机制,在缺乏多轮协商条件的紧急状况下,引导智能体选择那些既能最大化集体韧性又符合因果逻辑焦点的策略,从而自发形成协同响应(如协同减速、接力运输)。

2) 社会认知层(Social Cognition Layer)。为突破信息孤岛并降低通信开销,智能体之间不直接交换原始数据,而是通过因果信念通信协议交换对环境结构化认知摘要。通过贝叶斯信念融合机制,分散的智能体能够逐步修正彼此的认知偏差,在无中心节点的情况下形成关于异常事件全局影响的“共享心智模型”。

3) 局部感知层(Local Perception Layer)。智能体不再被动接收中心指令,而是作为主动感知单元。利用改进的在线 PCMCI 算法,智能体从本地传感器流(如气象、航速、邻船状态)中实时挖掘时序数据的因果结构,动态识别当前时刻影响关键绩效指标的主导风险因子(如识别出“港口拥堵”而非“台风”是导致延误的直接原因)。

该架构具有显著的在线特征与自适应性。在线特征是指智能体能够基于实时采集的时序数据进行动态的因果发现、信念更新与策略调整,无需离线训练的固定模型,能随环境变化实现在线学习与决策。自适应性则体现为通过遗忘因子与贝叶斯融合,使系统能够快速适配台风转向、港口突发故障等环境突变。随着新的观测数据输入,局部的因果图会实时更新,进而驱动信念修正和策略调整,使系统具备应对未知“黑天鹅”事件的动态演化能力。

2.2 改进的在线 PCMCI 因果发现算法

传统 PCMCI 算法多用于离线分析,难以适应船舶移动带来的网络拓扑动态变化。本文提出一种在线滑窗 PCMCI 因果发现算法,对原算法进行轻量化、在线化改进,赋予智能体利用本地小样本数据实时推断环境因果结构的能力。因果发现算法中的“因”为气象(风速、能见度)、航速、航向、港口拥堵、设备状态、邻船位置等可观测变量,“果”为到港延误、航行安全风险、燃油消耗、作业效率等。算法的时间复杂度为 $O(T \cdot d^3)$ (T 为滑动窗口大小, d 为特征维度),空间复杂度为 $O(T \cdot d)$ 。

设智能体 i 在时刻 t 的观测状态为 X_t^i , 目标变量为关键绩效指标 Y_t^i (如预计到港延误)。算法通过

阶段 1 和阶段 2 筛选构建局部因果图 G_i , 同时引入卡尔曼滤波与遗忘因子提升算法的鲁棒性与动态适应性。核心参数包括滑动窗口大小 $T \in [10, 30]$ 、遗忘因子 $\lambda \in (0.8, 0.95)$ (按环境突变程度自适应调整)、条件互信息阈值 $\theta \in [0.05, 0.1]$ (按数据噪声水平标定)。

阶段 1: 条件独立性初筛。利用条件互信息(Conditional Mutual Information, CMI)剔除伪相关,仅保留具有统计意义的变量关联。对于任意变量对 (X, Y) 及条件集 Z , 计算:

$$I(X; Y | Z) = \iiint p(x, y, z) \log_e \frac{p(x, y | z)}{p(x | z)p(y | z)} dx dy dz.$$

式中: $p(\cdot)$ 为概率密度函数; x, y 为待检验因果关联的两组时序变量; z 为条件集内变量。

若 $I(X; Y | Z) < \theta$ (阈值), 则判定 X, Y 独立, 移除连边; 反之则保留变量间的关联, 进入下一阶段。

阶段 2: 因果边方向判定。基于时间先后性与条件独立性检验, 确定保留关联的因果边方向。对于经过阶段 1 筛选后的变量对 (X, Y) , 若 X 的观测时间始终早于 Y , 且在控制所有前置变量的条件下, X 仍能显著解释 Y 的方差变化, 则判定因果边方向为 $X \rightarrow Y$, 最终形成带方向与置信度的局部因果图 G_i 。

在线剪枝与更新: 引入滑动窗口 W , 仅保留最近 T 时步的数据。利用遗忘因子 $\lambda \in (0, 1)$ 对历史样本加权, 使模型快速适应环境突变(如台风突然转向)。

在噪声处理方面, 针对海上传感器数据噪声大的特点, 引入卡尔曼滤波(Kalman Filter)对原始序列 X_t 进行预处理, 平滑瞬时波动, 提高因果推断的鲁棒性。

2.3 因果信念通信协议

远洋航运场景存在卫星通信带宽有限、数据传输成本高等问题。本文放弃传输原始数据, 转而设计一种轻量级的因果信念(Causal Belief)通信协议。在船舶与港口智能体之间轻量化传输因果认知摘要信息, 替代原始传感数据传输。智能体之间不发送气象、航速、泊位状态等原始时序数据, 仅发送经过提炼的、体积极小的因果信念包, 包括公共资源相关变量、关键因果边与因果置信度。解决远洋通信带宽受限带来的大数据传输困难、时延高、易中断问题, 大幅降低通信开销。解决多智能体因局部感知差异导致的认知不一致、信息不对称问题。在分布式环境中, 实现风险因

果认知的快速共享与对齐,为后续协同调度决策提供统一的认知基础。

协议定义:智能体 i 向邻居 $N(i)$ 广播的信念包定义为元组 $B_i = \langle V_{\text{shared}}, \mathcal{E}_{\text{key}}, \kappa \rangle$,其中: V_{shared} 为涉及航道、锚地等公共资源的节点集合; $\mathcal{E}_{\text{key}}$ 为识别出的高置信度因果边(如 $\text{Risk} \leftarrow \text{Congestion}$); κ 为该因果结构的置信度分数(基于CMI强度归一化)。该信念包数据量远小于原始传感器数据,可显著降低通信带宽占用。

信念对齐机制:当智能体 j 收到来自邻居的 B_i 时,并不直接覆盖本地模型,而是采用加权贝叶斯融合更新其对全局风险的认知,即

$$P(\mathbf{G}_j^{\text{new}}) \propto \sum_{k \in N(j)} w_{jk} \cdot P(\mathbf{G}_j | B_k).$$

式中: $P(\mathbf{G}_j^{\text{new}})$ 为智能体 j 更新后的全局因果图后验概率; $\propto$ 表示正比关系,最终归一化得到标准概率分布; w_{jk} 为邻居 k 的可信度权重,依据通信稳定性、历史认知匹配度自适应赋值; $N(j)$ 为智能体 j 的全部邻居智能体集合; $P(\mathbf{G}_j | B_k)$ 为接收邻居 k 的信念包 B_k 后,本地因果图 $\mathbf{G}_j$ 的条件后验概率。该机制确保了在无中心节点的情况下,舰队能逐步形成对“风险源头”的共识。

通过该机制,各智能体在无中心节点协调的情况下,能够逐步修正认知偏差、消除信息差异,最终形成关于风险传播路径的全局共享因果模型,为后续协同博弈决策提供一致的认知基础。

2.4 基于谢林点的协同博弈

在形成共识因果图 $\mathbf{G}^*$ 后,智能体需在非合作环境下做出协同决策。谢林点机制的核心是弱通信场景下的共识协同。本文中该机制并非“无任何沟通”,而是在卫星通信带宽受限、无法进行多轮实时协商或中心指令下达的弱通信场景下的协同机制。智能体通过前期的因果信念通信形成认知共识,再基于谢林点实现无额外协商的快速协同,这与航运领域的实际通信特征高度适配。

2.4.1 核心协同策略定义

结合航运场景的客观实际,定义本框架中智能体的核心协同策略,各策略的触发条件由共识因果图 $\mathbf{G}^*$ 的风险主导因子判定。其中,虚拟到港(减速)是指船舶在检测到“目标港拥堵”为风险主导因子时,在港口外海指定区域减速航行,避免加剧港口拥堵。局部绕航是指船舶仅基于本地气象数据进行绕航决策,未考虑全局港口拥堵与航线

冲突,易引发次生的航线冲突与拥堵。局部贪婪策略指智能体仅以自身利益最大化为目标进行决策(如船舶抢泊、港口优先分配泊位给近港船舶),忽略集体韧性,易导致航运网络的整体性能下降。接力运输指在港口局部拥堵或航道临时封锁的场景下,由近港船舶承接远港船舶的部分货物运输任务。该策略符合远洋航运的应急运输惯例,触发条件为共识因果图 $\mathbf{G}^*$ 判定“航道封锁或港口局部拥堵”为核心风险,且存在具备运输能力的近港船舶。

2.4.2 效用函数构建

效用函数将因果共识融入个人决策,使智能体的个体决策与集体韧性最大化的目标对齐。智能体 i 的效用函数 U_i 定义如下:

$$U_i(a_i, a_{-i}) = -C_{\text{fuel}}(a_i) - C_{\text{delay}}(a_i) + \alpha \cdot R(\mathbf{G}^*, a_i, a_{-i}).$$

式中: $C_{\text{fuel}}(a_i)$ 表示智能体执行策略 a_i 产生的燃油成本; $C_{\text{delay}}(a_i)$ 表示智能体执行策略 a_i 产生的延误成本; $R(\mathbf{G}^*, a_i, a_{-i})$ 表示策略契合度,衡量动作组合是否符合因果图 $\mathbf{G}^*$ 推导出的最优解,取值范围为 $[0, 1]$,若因果图显示拥堵是主因,则“减速”策略的 R 值高于“抢泊”; α 表示因果共识约束的权重系数,取值为 $[0.3, 0.7]$,风险越高则 α 越大,使智能体在高风险场景下更优先遵循因果共识。

2.4.3 基于因果图 $\mathbf{G}^*$ 的谢林点选择机制

谢林点选择机制是实现弱通信场景下协同决策的关键。本机制结合因果图 $\mathbf{G}^*$ 的因果边置信度权重和风险传播路径的关键节点推导焦点策略。使焦点策略的选择并非基于随机共识,而是基于风险传播的因果逻辑,提升策略的科学性与合理性。

焦点策略推导公式:对于智能体的策略空间 A ,策略 a^* 为谢林点的判定条件为

$$a^* = \underset{a \in A}{\operatorname{argmax}} (\bar{\kappa} \cdot R(\mathbf{G}^*, a, a_{-i}) - \Delta U_i(a)).$$

式中: $\bar{\kappa}$ 为因果图 $\mathbf{G}^*$ 中核心风险传播路径的平均因果边置信度权重,反映因果认知的共识程度; $\Delta U_i(a)$ 为智能体选择策略 a 的个体效用损失, $\Delta U_i(a) = U_{i, \max} - U_i(a)$, $U_{i, \max}$ 为智能体的最大个体效用。

谢林点选择规则:在共识因果图 $\mathbf{G}^*$ 下,能够最大化集体韧性且个体偏离动机最小的解为焦点策略,即满足 $\bar{\kappa} \cdot R(\mathbf{G}^*, a, a_{-i}) \geq 0.6$ 且 $\Delta U_i(a) \leq \bar{U}$ ($\bar{U}$ 为智能体的平均效用)。智能体通过该规则快速选择焦点策略,无需多轮协商,实现弱通信场景下的快速协同。

3 仿真实验与结果分析

3.1 实验设置与基线

3.1.1 实验环境

实验构建覆盖东海海域(25°N~35°N, 120°E~130°E)的数字孪生环境。场景中包含 50 艘船舶及 3 个主要港口, 50 艘船舶为宁波—舟山港东海航线的常规货运船舶(含散货船、集装箱船, 按实际航线配比设置), 3 个港口为宁波舟山港、上海港、温州港, 是东海海域航运网络的核心节点。集成真实台风“烟花”的气象场数据, 并叠加随机港口设备故障的复合灾害场景以及同期宁波—舟山港的真实 AIS 轨迹数据。

3.1.2 对比方法

为验证 CIRCE 的有效性, 选取 3 种代表性方法进行对比。1) 规则调度(Rule-Based): 基于行业惯例(如距离台风中心<200 n mile 停航)的启发式方法。2) 独立强化学习(Indep-MARL): 各智能体独立运行近端策略优化(Proximal Policy Optimization, PPO)算法, 无因果图辅助, 仅通过奖励函数学习。3) 集中式 Schema-GNN 方法(Centralized Schema-GNN): 代表现有最先进方法。该方法依赖中心服务器和预定义的“异常—响应—恢复”图谱进行全局优化。

3.1.3 评价指标

1) 安全裕度(单位为 n mile)。指船舶与高风险区域(风速大于 25 m/s 或拥堵区)的平均最小距离(n mile), 用以验证在线因果发现对风险路径的精准识别能力。船舶与风险区域的平均最小距离越大越好。计算公式为

$$R_{\text{SafeMargin}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \min_{j \in \Omega} (d_{i,j}).$$

式中: $R_{\text{SafeMargin}}$ 为安全裕度; N 为船舶总数; Ω 为高风险区域集合; $d_{i,j}$ 为船舶 i 到风险区域 j 的距离。

2) 成本增长率(单位为%)。指采用应急调度策略后产生的燃油消耗与延误成本相对于正常航行成本的增长比例, 用于验证因果信念通信与认知对齐对减少无效航行、缓解拥堵叠加的效果。数值越小表示经济性越好。计算公式为

$$R_{\text{CostGrowthRate}} = \frac{N_{\text{Cost}}^{\text{emergency}} - N_{\text{Cost}}^{\text{normal}}}{N_{\text{Cost}}^{\text{normal}}} \times 100\%.$$

式中: $R_{\text{CostGrowthRate}}$ 为成本增长率; $N_{\text{Cost}}^{\text{emergency}}$ 为应急调度下的总运营成本; $N_{\text{Cost}}^{\text{normal}}$ 为无扰动下的正常航行成本。

3) 响应时延(单位为 min)。指从异常发生到舰队采取一致行动的时间差, 用于验证谢林点无

中心协同在弱通信下快速达成共识的能力。

3.2 实验结果与统计分析

3.2.1 复合灾害下的综合性能

在“台风+港口拥堵”的复合场景下, 各方法性能如表 1 所示。

表 1 不同应急响应方法的性能指标对比

方法	安全裕度/n mile	成本增长率/%	响应时延/min
Rule-Based	120.5 ± 12.1	45.2	0(即时)
Indep-MARL	140.3 ± 9.8	32.1	2.1
集中式 Schema-GNN	185.2 ± 8.5	18.5	15.4
本文方法	194.4 ± 6.2	17.4	7.8

由表 1 可以看出, 本文方法的安全裕度最高达 194.4 n mile, 显著优于集中式 Schema-GNN 方法。这主要得益于本文方法对风险传导路径的精准刻画, 船舶能够依据真实因果关系采取更合理的避障与避让策略, 从而获得更高的安全裕度。另一方面, 因果信念通信实现了多智能体认知一致性, 有效避免因信息不对称引发的盲目绕航、集中抵港与拥堵叠加。同时, 基于谢林点的无中心协同机制省去了集中式模型所需的全局数据汇聚与中心决策过程, 使系统在更短时间内达成协同调度, 响应时延优于集中式 Schema-GNN 方法。虽然 Rule-Based 响应最快(0 延迟), 但由于策略僵化, 导致成本激增 45.2%。相比之下, 本文方法通过因果推理找到了成本与安全的最佳平衡点, 将成本增长控制在 17.4%。

3.2.2 统计显著性检验

为验证本文方法相对于集中式 Schema-GNN 的提升并非偶然, 对 50 次独立实验的结果进行了双尾 t 检验(t -test)。1) 安全裕度差异。 $t = 12.45$, $p < 0.001$, 表明提升具有极显著统计学意义。2) 成本差异。 $t = 4.21$, $p < 0.01$, 表明成本降低显著。统计结果有力支持了“分布式因果博弈优于集中式预定义图谱”的假设。

3.3 极端场景下的泛化能力分析

为测试算法应对“黑天鹅”事件的能力, 模拟了一次突发性区域通信中断(模拟卫星故障)。

如图 2 所示, 在 $t = 10$ 时刻通信断开。集中式 Schema-GNN 由于失去中心指令, 性能曲线呈断崖式下跌, 安全指标下降约 60%, 退化为局部贪婪策略。本文方法性能仅下降 12%。这是因为智能体在断网前已通过信念传播形成了共识, 依靠事前

因果信念对齐形成的共享认知,配合谢林点协同机制,可在失去中心指令后仍维持稳定协同,在断网后,它们利用谢林点机制,基于“我预测你会怎么做”的博弈逻辑,维持了协同队形。

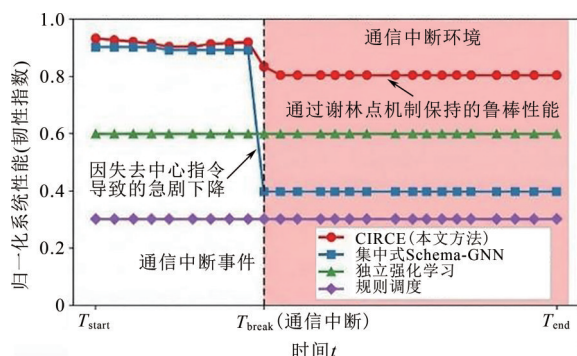


图2 通信中断下的系统韧性趋势

3.4 意义

上述实验结果对实际航运管理具有以下重要启示:1)提升响应速度。本文方法将响应时延控制在7.8 min内,远快于集中式Schema-GNN方法(15.4 min),这对争分夺秒的海上救援至关重要,能够有效减少灾害导致的人员与财产损失。2)降低运营风险。从经济层面看,算法带来的安全裕度提升具备统计学显著性,结合国际海事组织(International Maritime Organization, IMO)2020—2024年间东海航运事故统计测算,该优化效果每年可减少数百万美元的事故经济损失。3)适应基础设施薄弱区。在通信不稳定的远洋区域,本文方法的强鲁棒性使其比依赖云端的集中式模型更具落地价值。

4 结束语

针对航运应急响应中存在的集中式决策困境,本文提出了基于分布式因果发现与博弈协同的CIRCE框架。该方法通过“结构学习”替代“结构预设”,使智能体能够从数据中自主识别风险传播的因果机制。通过谢林点博弈,解决了分布式环境下的协同难题。仿真结果表明,CIRCE在应对台风等复合灾害时,不仅在安全性和经济性上优于最先进的集中式语义图模型,更具备应对通信中断等未知挑战的强大泛化能力。未来的研究将重点关注两个方向:一是引入物理信息神经网络,将船舶流体力学知识作为因果发现的先验约束,提高小样本下的学习效率;二是研究对抗环境下的因果共识机制,防止恶意节点通

过广播虚假因果信念破坏系统稳定性。

参考文献:

- [1] Glass C, Davis L, Watkins-Lewis K. A visualization and optimization of the impact of a severe weather disruption to an air transportation network [J]. Computers & Industrial Engineering, 2022, 168: 107978.
- [2] Zhao L, Song Y J, Zhang C, et al. T-GCN: a temporal graph convolutional network for traffic prediction [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2020, 21(9): 3848-3858.
- [3] Deng L Y, Lian D F, Huang Z Y, et al. Graph convolutional adversarial networks for spatiotemporal anomaly detection [J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2022, 33(6): 2416-2428.
- [4] 韩子堯,陈晓慧,张然,等.基于因果长时序混合模型的船舶航迹长期预测方法[J].信息工程大学学报,2025, 26(6): 740-747.
- [5] Zhang W, He P, Qin C T, et al. A graph attention network-based model for anomaly detection in multivariate time series [J]. The Journal of Supercomputing, 2024, 80(6): 8529-8549.
- [6] 王顺林,陈一芳.“互联网+”物流信息安全管理的行为路径优化研究[J].科技管理研究,2018, 38(16): 183-189.
- [7] 陈晓慧,刘建湘,张匆,等.基于交互式分析的多源航迹关联融合方法[J].信息工程大学学报,2025, 26(5): 608-616.
- [8] 张闯,李延通,闫倩,等.考虑中断风险的应急物资调度组合优化方法[J].国防科技大学学报,2025, 47(5): 254-262.
- [9] Liu C C, Xiang X, Zheng L. A two-stage robust optimization approach for the berth allocation problem under uncertainty [J]. Flexible Services and Manufacturing Journal, 2020, 32(2): 425-452.
- [10] 李卓,李引珍,李文霞.应急物资运输路径多目标优化模型及求解算法[J].计算机应用,2019, 39(9): 2765-2771.
- [11] 张立毅,王迎,费腾,等.混沌扰动模拟退火蚁群算法低碳物流路径优化[J].计算机工程与应用,2017, 53(1): 63-68.
- [12] Shiwakoti S, Shahi S B, Singh P. Deep learning methods for vehicle trajectory prediction: a survey [C]//IoT based control networks and intelligent systems. Berlin, Germany: Springer, 2024: 539-554.
- [13] 王炜正,徐小本,程凯,等.面向多锚地锚泊调度的群体船舶路径规划方法[J].武汉理工大学学报(交通科学与工程版),2025, 49(6): 1399-1408.

(下转第421页)