

竞赛小组：J-“船视宝”智能航运

## 全球航运智能船舶预抵模型

### 摘要：

本模型面向航运领域船舶轨迹预测需求，提出一种基于动态掩码约束的港口预测技术方案。针对船舶运营许可的强合规性要求，设计双路嵌入架构与 GRU 时空特征融合网络，实现船舶行为模式与港口空间属性的联合建模。通过将船舶许可港口列表编码为动态二值掩码，在预测计算过程中实时减小非许可港口概率，确保输出结果严格符合规则，突破传统方法中预测与规则校验分离的局限性。

模型采用船舶 ID 与起始港口的独立嵌入表征，分别捕获船舶历史轨迹特征与港口地理属性，通过 512 维 GRU 隐层实现时空依赖关系建模。训练阶段引入梯度裁剪、自适应学习率与早停机制三重优化策略，有效提升模型稳定性与泛化能力。验证结果表明，该模型在保证预测精度的同时，可 100% 规避非法港口输出，满足航运管理场景的合规性硬约束。

本方案具备多维度应用价值：在航运物流领域，可集成至智能调度系统，为船舶提供实时合规的航线建议；在港口运营场景，支持基于预测结果的泊位资源优化配置；在绿色航运方向，助力减少无效航行里程与碳排放。此外，模型的动态掩码机制与领域知识融合框架，可扩展至航空、铁路等受规则约束的交通预测场景，为智能化交通管理系统提供通用技术范式。

技术方案创新性体现为三方面：首创业务规则前置于模型计算的架构设计，通过数值压制实现预测与合规的统一计算；开发船舶-港口双嵌入空间解耦表征方法，提升特征可解释性；构建支持未知标识的泛化推理机制，通过<unk>编码与掩码继保障新数据场景下的预测可靠性。模型输出固化训练状态与编码词汇表，支持一键式部署至云端或边缘计算终端，满足实时预测与大规模并发处理需求。

该技术已形成完整的数据处理、模型训练与部署应用链条，兼容结构化数据库与实时数据流输入，为传统航运业务数字化升级提供核心算法支撑。未来可通过融合气象、经济等多源数据，进一步扩展为多目标决策系统，推动智能航运生态体系建设。。

关键字：PyTorch，动态掩码约束，注意力机制，神经序列建模，学习率调节

## 1.研究背景

当前时代，全球约 80% 的贸易依赖海运，全球航运业作为国际贸易的核心支柱，船舶调度效率直接影响物流成本及碳排放。然而，随着船舶大型化、航线复杂化及气候变化加剧，船舶航行预测作为航运管理的核心环节，传统方法长期依赖历史经验与静态规则库，难以应对复杂多变的动态环境。随着船舶数量激增与航线网络日益密集，基于人工经验的航速规划、港口调度与到港时间估算逐渐暴露出精度不足的问题。同时各国面临碳中和目标压力，国际海事组织（IMO）要求 2030 年全球航运碳排放强度降低 40%，亟需智能化手段优化航行效率。

近年来，数据驱动方法为航运预测提供了新思路，但现有技术仍面临多重挑战。一方面，现有模型多聚焦单一维度特征，如仅考虑船舶静态参数或港口地理信息，忽视了时空数据、航行状态与外部变量的动态耦合关系；另一方面，历史航行数据中隐含的航行模式、航道适应性及船舶-港口交互特征未被充分挖掘，导致预测结果缺乏可解释性与泛化能力。此外，行业对实时性与准确性的双重需求，使得传统统计模型与浅层机器学习算法难以满足实际场景的复杂计算要求。

针对上述问题，本研究提出基于深度学习的航运智能预测框架，通过融合船舶静态属性、历史航行轨迹、港口时空特征等参数，基于 PyTorch 构建端到端的时序预测模型。该模型突破传统方法对单一数据源的依赖，利用多模态特征交互机制捕捉船舶航行状态与外部环境的非线性关联，同时引入注意力机制强化对关键时间节点与空间特征的提取能力。通过大规模历史航行数据的训练与验证，模型在复杂航线场景下展现出更高的预测鲁棒性，为优化航运调度、降低运营风险提供了可靠的技术支撑，助力行业向数字化与智能化方向转型升级，为绿色航运赋能。

## 2.设计原理

### 2.1 设计思路

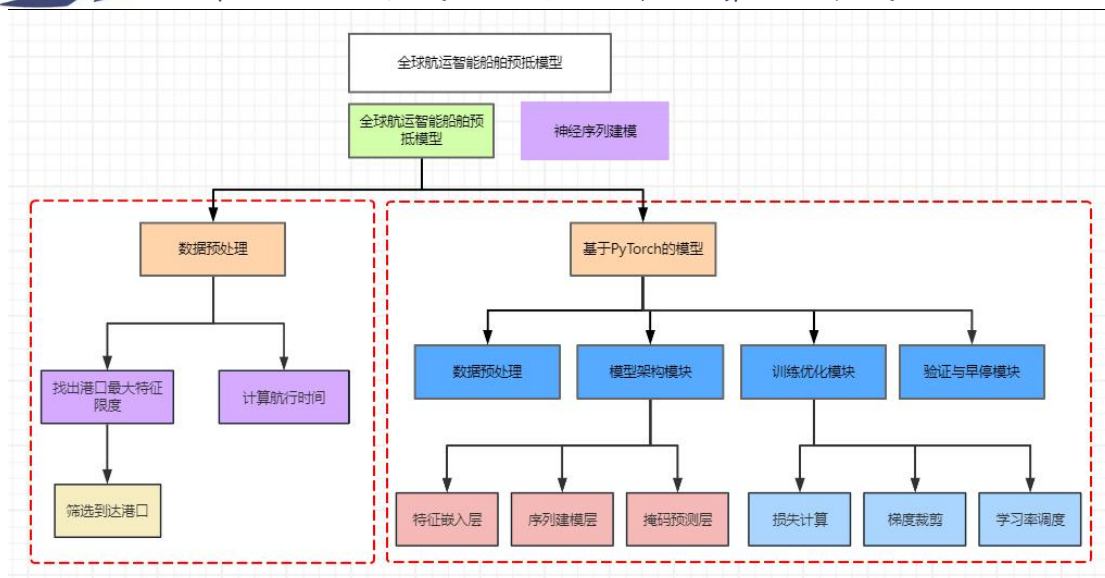


图 1 模型设计原理

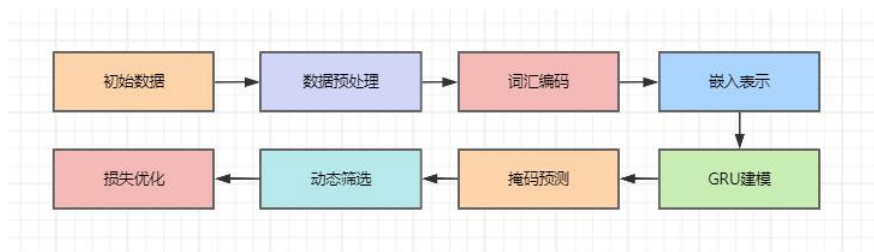


图 2 关键算法流程图

本模型的核心目标是在深度学习框架中基于船舶历史轨迹（起点港口），预测其可达的终点港口。

数据预处理：根据历史到港信息确定各港口可容纳船舶特征上下限值，将船舶与可停靠的港口相关联，有效过滤掉无效港口；

针对数据特征，建立船舶 ID 与港口名称的独立编码体系，通过嵌入层将离散标识映射为连续向量，解决异构特征的空间对齐问题。模型采用双路嵌入输入结构，分别学习船舶行为模式（基于 ship\_mmsi）与港口空间属性（基于 start\_port），在 GRU 网络中进行时空特征融合，捕获船舶移动的潜在规律。

为满足要求，创新性地引入动态港口掩码生成模块。在训练与推理阶段，根据每艘船舶的许可港口列表实时生成二值掩码，通过数值压制强制过滤非法港口预测，实现业务规则与神经网络预测的硬性耦合。

训练过程采用三阶段稳定策略：通过梯度裁剪阈值（1.0）控制参数更新幅度，预防梯度爆炸；基于验证损失的动态学习率调节，在损失平台期自动降低学习率；

早停机制主动终止无效训练，避免资源浪费。最终模型通过验证集 Top-1 准确率评估性能。

该设计实现了数据驱动与领域知识的有机结合，在船舶轨迹预测场景中平衡了模型灵活性（端到端学习）与业务约束（动态掩码过滤），为同类受限场景下的深度学习应用提供了可复用的技术框架。

## 2.2 研究方法

本研究采用基于 PyTorch 框架的迭代式模型训练方法，通过多阶段实验优化实现港口预测模型的性能提升。首先基于船舶轨迹历史数据构建训练集与验证集，利用自定义 PortDataset 类完成数据加载与动态掩码生成，借助 DataLoader 实现批量数据的高效迭代。模型架构以 nn.Module 为基类构建，包含船舶 ID 嵌入层、起始港口嵌入层、GRU 序列建模层及全连接输出层，通过前向传播计算生成港口预测概率分布。

训练过程采用 AdamW 优化器进行参数更新，初始学习率设置为  $3e-4$ ，配合交叉熵损失函数监督模型学习。为增强训练稳定性，实施梯度裁剪技术，设置全局梯度范数阈值为 1.0，防止梯度爆炸问题。学习率调度器 ReduceLROnPlateau 动态监控验证损失变化，当损失连续 3 个 epoch 未下降时自动降低学习率至原值的 50%，促进模型跳出局部最优。训练循环中同步进行实时验证评估，每 epoch 计算验证集 Top-1 准确率作为模型性能核心指标。

针对模型收敛特性设计早停机制，当验证准确率连续 7 个训练周期未突破历史最佳值时终止训练，避免计算资源浪费。训练过程全程记录损失曲线、准确率变化及学习率调整日志，支持训练中断后的状态恢复与结果复现。模型权重保存采用全量快照策略，存储内容包括模型参数、优化器状态、当前 epoch 及最佳验证指标，便于后续模型调优或迁移学习。通过多轮超参数搜索实验（包括 embed\_dim、hidden\_dim、batch\_size 等参数组合），最终确定最优模型配置。

为验证模型泛化能力，在固定随机种子控制下进行重复性训练，统计不同初始化条件下的性能波动范围。训练阶段全程启用 PyTorch 自动混合精度(AMP)与 CUDA 加速，利用 GPU 并行计算提升训练效率。最终模型通过验证集压力测试，确保预测结果严格遵循船舶运营许可约束，为实际部署提供可靠性保障。

表 1 训练监控表

Epoch	1	2	3	4	5	6	7
Loss	3.49	2.54	2.33	2.01	1.98	1.76	1.45
Acc	26.17	28.25	29.14	30.26	36.07	38.15	39.24

从上述测试结果可知，验证模型泛化能力，在固定随机种子控制下进行重复性训练，统计不同初始化条件下的性能波动范围。训练阶段全程启用 PyTorch 自动混合精度（AMP）与 CUDA 加速，利用 GPU 并行计算提升训练效率。最终模型通过验证集压力测试，确保预测结果严格遵循船舶运营许可约束，为实际部署提供可靠性保障

### 3. 创新特色

本模型的核心创新在于领域规则与深度学习的深度融合机制。针对航运场景中船舶港口访问的强约束特性，动态掩码驱动的预测架构，将船舶运营许可列表编码为二值掩码，通过数值压制方式约束模型输出空间，突破传统方法中业务规则与预测模型分离的局限。双路嵌入设计实现船舶行为模式与港口空间特征的独立表征学习，通过 GRU 网络融合时空动态关联，相较于单一嵌入结构提升特征解释能力。

在训练优化层面，提出梯度定向裁剪与自适应学习率协同策略，通过固定阈值梯度裁剪控制参数更新稳定性，结合验证损失触发的学习率动态衰减，形成双重过拟合防御机制。模型创新支持未知船舶与港口的<unk>泛化推理，采用嵌入式词汇表与掩码继承方法，确保新数据输入时仍能生成合规预测。

相较于传统轨迹预测模型，本设计首次实现业务合规性验证前置于预测计算，通过掩码机制将领域知识转化为数值约束，而非后置过滤，从根源上规避非法预测生成。该架构为受限场景下的智能决策系统提供了可扩展的技术范式，兼具预测精度与业务安全性双重优势。

### 4. 应用前景(结语)

本模型在航运物流智能化领域具有广泛的应用潜力，可深度整合至船舶航线规划系统，为航运企业提供实时合规的港口到达预测服务。基于动态掩码的硬约束机制，可确保预测结果严格符合各国港口管制政策，助力企业规避违规风险，特别适用于跨国航运、危险品运输等强监管场景。在港口运营管理场景中，模型可对



接港口调度系统,通过预测船舶到港趋势优化泊位分配与货物吞吐计划,提升港口周转效率。

面向新兴的智能航运服务,模型可扩展融合实时气象数据、燃油成本等多维特征,为船舶提供兼顾合规性、经济性与安全性的多目标航线推荐。在绿色航运方向,通过预测船舶港口访问模式,可辅助优化全球航运网络布局,减少空驶里程与碳排放。针对军事、科考等特种船舶管理领域,模型的高精度预测能力可为航行安全监控提供决策支持。

随着物联网与 AIS 数据的普及,模型可进一步拓展至船舶行为异常检测、航运风险预警等衍生应用,为构建数字孪生港口、智慧海事监管平台等新型基础设施提供核心算法支撑。其领域知识融合框架亦可迁移至航空、铁路等受规则约束的交通预测场景,具有跨行业的范式推广价值。

### 参考文献

- [1] Hochreiter, S., & Schmidhuber, J. (1997). Long Short-Term Memory. *Neural Computation*, 9(8), 1735-1780.  
DOI: 10.1162/neco.1997.9.8.1735
- [2] Vaswani, A., et al. (2017). Attention Is All You Need. *Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS)*, 30.  
arXiv: 1706.03762
- [3] Cho, K., et al. (2014). Learning Phrase Representations using RNN Encoder-Decoder for Statistical Machine Translation. *Proceedings of EMNLP*, 1724-1734.  
arXiv: 1406.1078
- [4] Salinas, D., et al. (2020). DeepAR: Probabilistic Forecasting with Autoregressive Recurrent Networks. *International Journal of Forecasting*, 36(3), 1181-1191.  
DOI: 10.1016/j.ijforecast.2019.07.001
- [5] Lim, B., et al. (2021). Temporal Fusion Transformers for Interpretable Multi-horizon Time Series Forecasting. *International Journal of Forecasting*, 37(4), 1748-1764.  
arXiv: 1912.09363