

doi: 10.7690/bgzh.2025.12.021

基于预演理论与反事实反思的大模型态势预测和决策方法

叶 云, 邓 宁

(清华大学集成电路学院, 北京 100084)

摘要: 针对复杂战场环境下大模型 (large language models, LLMs) 态势预测与决策能力不足的问题, 以人脑预演理论为核心出发点, 提出一种融合预演机制与反事实反思的大模型作战决策方法。预演驱动的态势预测, 结合军事常识、武器参数及态势推演路径混合全参微调, 使大模型基于当前战场态势生成高置信度的未来态势预测结果; 反事实反思的决策优化, 针对备选决策模拟“未执行该决策”的反事实场景, 对比“执行-未执行”的因果差异生成包含“风险-收益”权衡的综合决策。在两栖登陆想定中的仿真实验表明: 该方法显著提升大模型的态势预测能力与作战决策水平, 通过融合预演理论与反事实反思, 有效增强了大模型在复杂战场中的决策效能, 为智能指挥决策系统提供了新路径。

关键词: 协同决策; 大语言模型; 多智能体反思; 态势预测; 反事实推理

中图分类号: TP183 **文献标志码:** A

A Large Language Model-based Posture Prediction and Decision-making Method Integrating Pre-simulation Theory and Counterfactual Reflection

Ye Yun, Deng Ning

(School of Integrated Circuits, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

Abstract: To address the deficiencies in posture prediction and decision-making capabilities of large language models (LLMs) in complex battlefield environments, this study takes the human mental simulation theory as its core foundation and proposes a combat decision-making method for LLMs that integrates mental simulation mechanisms with counterfactual reflection. The approach employs mental simulation-driven posture prediction, which combines full-parameter fine-tuning with military common sense, weapon parameters, and situational deduction pathways, enabling the LLM to generate high-confidence future posture predictions based on the current battlefield status. For decision optimization through counterfactual reflection, the method simulates "unexecuted" counterfactual scenarios for alternative decisions, compares causal differences between "executed" and "unexecuted" outcomes, and generates comprehensive decisions that balance "risk-reward" trade-offs. Simulation experiments in amphibious landing scenarios demonstrate that this method significantly enhances the posture prediction capability and combat decision-making performance of LLMs. By integrating mental simulation theory with counterfactual reflection, it effectively improves the decision-making efficacy of LLMs in complex battlefield environments, offering a new pathway for intelligent command and decision-making systems.

Keywords: collaborative decision-making; large language model; multi-agent reflection; posture prediction; counterfactual reasoning

0 引言

在军事智能决策研究中, 复杂战场环境的高度动态性与不确定性对决策系统的鲁棒性提出了根本性挑战^[1-2]。智能决策的核心目标是通过融合多源信息与分析方法, 生成适应环境演变的适应性行动策略, 这一过程的可靠性从根本上依赖于对未来战场态势的准确预判^[3]。态势预测作为智能决策的前置环节, 其本质是对决策执行后战场要素演变规律的系统性刻画——这一能力直接决定了决策主体能否在复杂变化中提前评估行动后果、规避潜在风险并动态优化策略, 从而确保决策的有效性与可靠

性^[4-5]。军事智能化的核心目标之一, 正是通过提升态势预测的精度与时效性, 为复杂战场环境下的鲁棒决策提供关键支撑。

在军事智能决策领域, 现有态势预测方法主要经历了传统统计模型、机器学习与深度学习 3 个发展阶段, 但均存在显著局限性。传统统计模型依赖历史数据线性外推, 难以捕捉战场非线性突变特征, 且对多源异构数据融合能力有限; 机器学习方法^[6] (如随机森林、支持向量机、贝叶斯网络^[5]) 通过人工特征工程提取战场要素, 虽在特定场景中表现良好, 但特征设计依赖先验知识, 难以适应动态变化

收稿日期: 2024-10-05; 修回日期: 2024-11-15

第一作者: 叶 云 (1980—), 男, 安徽人, 硕士。

的战场环境,且模型可解释性差;深度学习方法^[7]虽能端到端处理多模态数据并捕捉时序关联,但面临数据稀缺、易受对抗攻击及“黑箱”特性等挑战。总体而言,现有方法在动态适应性、可解释性与小样本泛化能力上均难以满足复杂战场环境下鲁棒、可信预测的需求。

1 问题与创新性

大语言模型 (LLM) 凭借其独特的架构设计与训练机制,在军事智能决策领域展现出显著优势^[8-11]: 1) 先验知识储备,依托大规模预训练,内置的丰富常识为复杂战场推理提供底层支撑; 2) 可解释与人机交互能力,通过生成自然语言解释^[12],显著提升决策过程的可追溯性与决策者的信任度; 3) 多模态融合能力,可同时处理文本命令、传感器数据、图像情报等多类输入^[13],实现对战场态势的全维度感知。近年来,基于 LLM 的辅助决策方法已在军事领域崭露头角^[14-16],例如生成行动方案建议、评估不同战术的风险收益比等,但这些方法多聚焦于决策执行层面,而对决策前置环节的态势预测研究尚显不足。现有 LLM 辅助决策系统往往依赖历史数据直接生成决策结果,缺乏对未来战场动态的系统预判能力,难以满足复杂环境下“先知后动”的决策需求。

笔者以人脑预演理论(通过心理模拟未来情景优化决策)为核心出发点,提出融合预演机制与反事实反思的大模型态势预测与决策方法,通过“预演-

反思-决策”闭环提升大模型对战场动态的感知与决策可靠性。该方法核心包含 2 方面关键设计:

1) 预演驱动的态势预测,通过结合军事常识、武器参数与态势推演路径进行混合训练,使大模型基于当前战场态势生成高置信度的未来态势预测结果;

2) 反事实反思决策优化,针对备选决策模拟“未执行该决策”的反事实场景,对比“执行-未执行”的因果差异生成包含“风险-收益”权衡的综合决策。

该方法通过预演与反思的双向赋能,实现了从“态势感知”到“决策优化”的全流程能力提升,为复杂战场环境下的鲁棒军事决策提供了新路径。在两栖登陆想定中的仿真实验表明:该方法显著提升了大模型的态势预测能力与决策水平,通过融合预演理论与反事实反思,有效增强了大模型在复杂战场中的决策效能,为智能指挥决策系统提供了新路径。两栖登陆场景中的实验表明:该方法显著提升了大模型的态势预测能力与作战决策水平。

2 基于三阶段训练的态势预测方法

受人脑预演理论启发,笔者基于多源知识,从军事常识、武器参数、推演态势预测 3 个阶段对大模型进行全参微调,为 LLM 逐步建立起接近人类指挥员的作战知识体系,最终借助基于 AFSIM 仿真平台的海量推演案例提升其态势预判能力,整体架构如图 1 所示。



图 1 大模型态势预测和作战决策训练框架

2.1 基于军事语料的军事常识学习

军事大模型的基础语料注入是构建领域知识基

底的核心环节,需整合多源异构数据并通过全参数微调实现知识迁移。笔者构建的微调数据集覆盖战

略决策、战术推演与战例分析 3 大维度：

1) 中文权威文献(占比 60%)：包括《指挥与控制学报》《舰船知识》《航空学报》等军事期刊论文；

2) 开源军事信息提取库(CMNEE 标注库^[17]，占比 20%)：海量新闻中提取的战术事件(覆盖电子干扰、纵深突防等高频场景)；

3) 外文脱敏资料(占比 20%)：简氏防务年鉴、RAND 智库报告(经人工校准)。

为提升 LLM 对军事场景的关注度，笔者仅保留军事术语占比大于等于 65% 的文档。

2.2 基于开源信息的装备参数学习

装备参数的精准认知是提升态势推演真实性的关键支撑。本节数据来源选取接受度较广、更新及时的公开军事资源：维基百科武器分类词条剔除偏差大于 20% 的异常值；优先保留近 5 年更新数据，确保参数时效性。

采用 Scrapy 集群分布式爬虫框架实现自动化采集。以维基百科武器词条为例，爬取流程包括：

1) URL 生成：遍历武器目录获取页面链接；

2) 内容解析：通过 BeautifulSoup 提取正文表格，利用正则表达式匹配参数键值对；

3) 数据清洗：过滤非结构化定性描述，保留数值型/枚举型参数。

笔者将爬取的参数转换为指令微调模板，明确输入-输出映射关系，参数类型(数值型/文本型)设计多任务损失：

$$\mathcal{L} = \lambda_1 \mathcal{L}_{\text{num}} + \lambda_2 \mathcal{L}_{\text{text}} \quad (1)$$

式中： $\mathcal{L}_{\text{num}}$ 为数值型参数均方误差(MSE)，如射程预测值与真实值的偏差； $\mathcal{L}_{\text{text}}$ 为文本型参数交叉熵损失。

2.3 基于引擎推演的态势预测训练

2.3.1 基于 AFSIM 的想定生成与推演

本模块在 AFSIM 中通过参数化模板+随机扰动实现红蓝兵力部署与仿真推演，结构化存储推演过程，包括初始态势、决策行动、未来态势。

2.3.2 LLM 态势感知微调

将{初始-决策-未来}三元组转换为指令微调模板，输入为“初始态势+决策行动”，输出为“未来态势”。然后采用多任务联合损失，平衡态势实体预测与逻辑一致性，具体包括：

1) 实体属性预测损失：针对位置、数量等实体

属性的均方误差(MSE)；

2) 逻辑一致性损失：约束未来态势与初始态势的逻辑推演合理性。

3 基于态势预测与反事实的 LLM 决策

在完成态势预测能力训练后，提出预测-反思-决策闭环方法，通过 LLM 的态势预测能力反哺决策水平提升，实现前瞻预判-批判反思-综合决策的智能闭环，Prompt 整体架构：

1) 当前战场态势(示例)：

① 红方(登陆方)：

登陆兵力：2 个两栖合成营(含 1 个两栖装甲营：10 辆两栖突击车；1 个步兵营：300 人)、1 个炮兵连(6 门自行榴弹炮)；

投运平台：4 艘登陆舰(每艘载 2 艘气垫登陆艇)、2 艘两栖攻击舰(搭载 20 架运输直升机)；

计划登陆点：A 区(坐标 $X=200 \text{ km}$, $Y=150 \text{ km}$ ，沙滩地形)、B 区($X=210 \text{ km}$, $Y=155 \text{ km}$ ，岩滩地形)；
航渡时间：预计 3 h 后抵达登陆场(当前时间 T_0 ，潮汐状态：涨潮中，预计 $T+1 \text{ h}$ 达高潮)。

② 蓝方(防御方)：

岸防兵力：1 个海军陆战旅(含 2 个岸防步兵连、1 个反坦克导弹连)、1 个岸基炮兵营(8 门远程火箭炮)；

防御设施：A 区部署 3 个混凝土工事(配备高射机枪、反坦克导弹)、B 区部署水雷区(布放 50 枚水雷，2 m 触发)；

空中支援：2 架攻击机(巡逻半径 150 km)、1 个无人机中队(侦察型，续航 4 h)。

关键威胁：蓝方岸防工事对 A 区的火力覆盖密度(高，命中概率 70%)、B 区水雷区对登陆艇的威胁(中，触雷概率 40%)；

2) 生成决策步骤，并输出结构化结果：

步骤 1：生成备选决策 基于当前态势，生成 3~5 个符合两栖登陆战术规则的备选决策，需满足以下约束：

战术合理性：避开敌方岸防重点区域(如 A 区永备工事密集区)；

环境适应性：考虑潮汐时间(涨潮期登陆可减少滩涂阻力，但需在高潮前完成抢滩)；

资源协同性：统筹登陆舰、直升机、炮兵的支援能力(如直升机需预留 30% 用于后续补给)。

步骤 2：态势结果预测。对每个备选决策，预测其执行后的未来态势，需包含以下关键信息：

己方状态变化(如登陆艇损失、人员伤亡、装备部署进度);

敌方反应(如蓝方调整岸防火力、出动苏-25 攻击机、无人机侦察路径);

环境演变(如潮汐变化对滩涂的影响、水雷区触发情况)。

步骤 3: 反事实反思分析。针对每个备选决策,假设“该决策未执行”并预测未来态势,并总结“未执行的风险”与“执行收益”。

步骤 4: 综合决策生成。整合态势预测与反事实反思结果,输出最终决策(需说明选择理由)。

3.1 备选决策生成与态势预测

基于当前战场态势,利用 LLM 的生成能力输出多维度备选决策。生成过程需结合战术规则约束,确保备选决策的合理性。LLM 针对每个备选决策输出执行后的未来态势。

3.2 反事实反思分析

针对每个备选决策,LLM 进一步生成“反事实场景”(即假设该决策未执行时的未来态势)。通过对比实际决策结果与反事实结果,LLM 可识别决策的潜在风险与优势:

- 1) 原始态势: 红方装甲旅位于 $X=120\text{ km}$, 蓝方防空营部署于 $X=150\text{ km}$;
- 2) 备选决策 A 预测: 执行 A 后, 红方抵达 $X=150\text{ km}$ (耗时 2 h), 蓝方防空火力覆盖概率 70%;
- 3) 反事实反思 A: 若未执行 A, 红方滞留 $X=120\text{ km}$; 蓝方增援 1.5 h 后抵达侧翼暴露风险 85%;
- 4) 决策指令: 请综合以上信息, 选择最优推进方案。

3.3 综合决策 Prompt 构建

将态势预测结果、反事实反思结论(风险与优势分析)及初始战场态势整合为决策 Prompt, 输入 LLM 进行最终决策。LLM 通过融合多源信息(态势预测、反事实分析、初始态势), 输出兼顾前瞻性与鲁棒性的最终决策。

4 实验验证

4.1 实验环境与平台搭建

笔者采用 Qwen 3 作为基础模型, 采用 CMO 数据集集中的武器参数作为构建武器模型的依据, 如图 2 所示。在 AFSIM 中设计参数化两栖登陆想定模板, 具体规则示例如表 1 所示。

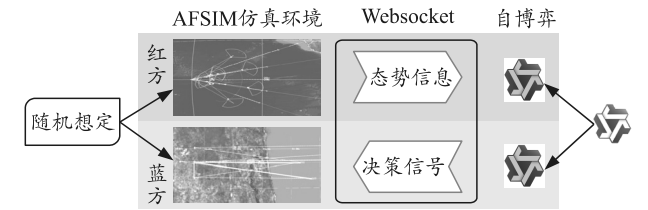


图 2 LLM 与 AFSIM 协同仿真框架

表 1 想定生成范例

维度	参数范围	随机方式
红方兵力部署	登陆营数量、装甲车数量、直升机数量、步兵数量、侦察范围、初始位置	均匀分布
蓝方兵力部署	岸防连数量、水雷布放密度、高炮/战斗机数量、初始位置、坦克数量、直升机数量	均匀分布
任务目标	主登陆点、夺控时间窗口	排列组合

4.2 态势预测能力对比实验

在态势预测阶段生成 1 000 组随机想定, 每组包含完整的“初始态势-决策-推演结果”三元组。700 组用于训练, 300 组用于测试。为验证笔者所提方法在态势预测准确率上的优势, 对比基础 LLM、LLM+思维链(CoT), 结果如图 2 所示。

- 1) 基础 LLM: 输入态势, 直接输出预测;
- 2) 基础 LLM+CoT: 通过“态势→决策→决策会影响哪些装备→态势预测”链式推理生成。

从数值误差、整体态势匹配度 2 个角度评价态势预测准确率。数值误差指预测与实际推演的双方兵力武器残存数量与各自位置误差乘积之和; 整体态势匹配度指预测态势与实际态势的向量余弦相似度。

表 2 态势预测结果对比 %

方法	数值误差	态势匹配度
基础 LLM	8.2	0.52
LLM+CoT	6.1	0.68
本文中方法	4.3	0.81

从表 2 数据可以看出: 笔者所提方法数值误差较基础 LLM 降低 3.9%, 态势匹配度提升 0.29%, 同时也全面超越 LLM+CoT, 形成“双指标断层式领先”。LLM 和 LLM+CoT 因预训练知识泛化, 在军事领域数值量化、参数知识上存在天然缺陷, 导致预测结果偏离实际推演。该方法通过全参微调注入专业军事文本, 其态势理解能力远超通用 CoT 框架。

4.3 决策水平评估实验

为验证笔者所提方法在两栖登陆任务中的决策能力, 在同样的想定下将该方法与基础 LLM、LLM+CoT 进行决策能力对比, 从 200 盘随机想定

任务中统计各自任务完成率和资源损耗率，结果如表 3 所示。

表 3 决策水平结果对比		%
方法	完成率	资源损耗率
基础 LLM	52	45
LLM+CoT	65	38
本文中方法	81	29

表 3 实验结果显示：笔者所提方法在两栖登陆任务中展现出显著优势：任务完成率达 81%，较基础 LLM 提升 29%，较 LLM+CoT 提升 16%；资源损耗率仅 29%，显著低于 LLM 和 LLM+CoT。数据表明：笔者所提方法不仅实现了决策成功率的提升，而且在资源效率上形成明显优势。反事实反思机制通过对不同决策路径的“假设性推演”，自动过滤高损耗方案，确保每份资源投入都服务于最优目标，最终实现“完成率”与“经济性”的双提升。

5 结论

笔者提出融合预演机制与反事实反思的大模型作战决策方法，通过“预演-反思-决策”闭环提升大模型对战场动态的感知与决策可靠性。在两栖登陆想定中的仿真实验结果表明：该方法显著提升了大模型的态势预测能力与决策水平，通过融合预演理论与反事实反思，有效增强了大模型在复杂战场中的决策效能，为智能指挥决策系统提供了新路径。

参考文献：

[1] 毛少杰, 周芳, 楚威, 等. 面向指挥决策支持的平行仿真系统研究[J]. 指挥与控制学报, 2016, 2(4): 315-321.

[2] 陈意, 胡笑旋. 深度不确定的战场环境下鲁棒战术决策方法[J]. 火力与指挥控制, 2014, 39(3): 8-11.

[3] 王纪凯, 豆亚杰, 李婧, 等. 智能决策在军事体系工程的研究综述[J/OL]. 系统工程与电子技术, 1-28[2025-08-15]. <https://link.cnki.net/urlid/11.2422.tn.20240304.1636.003>.

[4] 方冰, 张翠侠. 基于时空维度分析的战场态势预测方

法[J]. 指挥信息系统与技术, 2017, 8(1): 59-64.

[5] 刘航, 李巍. 基于贝叶斯网络的作战态势预测[J]. 舰船电子工程, 2013, 33(6): 44-45, 80.

[6] 霍士伟, 田八林, 郭圣明, 等. 基于机器学习的战场态势评估问题研究与展望[J]. 指挥控制与仿真, 2022, 44(4): 21-25.

[7] 陶九阳, 吴琳, 王驰, 等. 基于深度学习的战场态势变化速度预测模型[J]. 系统仿真学报, 2018, 30(3): 785-792.

[8] 王嘉乾, 郭相科, 杨子梁, 等. 基于知识增强大语言模型的杀伤网作战决策方法研究[J]. 空军工程大学学报, 2025, 26(4): 120-127.

[9] 马琳飞, 左青云, 李韬伟. 基于大语言模型的军事数据报告智能生成方法[C]//中国指挥与控制学会(Chinese Institute of Command and Control). 国防科技大学信息通信学院, 2025: 572-577.

[10] 孙煦云, 姚伟. 面向智能化作战的大模型技术应用探索[J]. 指挥信息系统与技术, 2024, 15(6): 28-35.

[11] 李凯, 王瑞, 许霄, 等. 基于大语言模型的作战辅助决策智能体框架设计[C]//首届全国大模型与决策智能大会. 中国指挥与控制学会, 2024: 149-158.

[12] 杜家乐, 陈曙东, 叶亮, 等. 大语言模型中的思维链技术综述[J/OL]. 无线电通信技术, 1-18[2025-08-15]. <https://link.cnki.net/urlid/13.1099.TN.20250613.1706.002>.

[13] 雷夏芸彬, 武钰清, 王辉. 多模态大模型在军事智能中的研究与启示[J/OL]. 指挥控制与仿真, 1-12[2025-08-15]. <https://link.cnki.net/urlid/32.1759.TJ.20250228.0953.002>.

[14] 王彤, 赵美静, 徐沛, 等. 基于大语言模型的兵棋推演智能决策技术[J]. 自动化学报, 2025, 51(6): 1205-1217.

[15] 王明, 鲜勇, 潘晨辉, 等. 基于大型语言模型与先验知识的兵棋决策方法[J]. 火箭军工程大学学报, 2025, 39(2): 79-88.

[16] 侯西倩, 葛亚维, 魏建强. 大模型时代下的智能空战指挥决策问题[J]. 指挥与控制学报, 2025, 11(2): 248-252.

[17] ZHU M, XU Z, ZENG K, et al. CMNEE: a large-scale document-level event extraction dataset based on open-source Chinese military news[C]. the 2024 Joint International Conference on Computational Linguistics, Language Resources and Evaluation (LREC-COLING 2024). Italy: Turin, 2024: 3367-3379.