

DOI: 10.20189/j.cnki.CN/61-1527/E.202502009

基于大型语言模型与先验知识的兵棋决策方法

王 明¹, 鲜 勇¹, 潘晨辉¹, 任乐亮^{1,2}

(1. 火箭军工程大学, 陕西 西安 710025;

2. 跨域飞行交叉技术实验室, 四川 绵阳 621000)

摘 要: 为解决军事智能决策中面临的战场态势高度不确定性问题, 提升临机决策的实时性和科学性, 提出一种融合大型语言模型与先验知识的兵棋决策方法。通过构建态势转换模块, 实现兵棋平台态势数据从字典格式向结构化自然语言描述的映射转换, 涵盖了作战想定、红蓝双方战斗部署、火力配系等关键战场信息。在此基础上, 融合战术原则与作战经验等先验专家知识, 对态势信息进行了语义增强, 将扩充后的态势描述作为提示词输入大型语言模型, 利用模型的上下文理解与推理能力, 从预设战术行动集合中执行决策选择。以“庙算·人机对抗平台”典型陆军合成营遭遇战为实验场景, 进行了多轮对抗推演。结果表明: 相较于传统规则式和深度强化学习决策模式, 所提方法在决策灵活性和部署效率上具有显著优势, 无需依赖大规模训练与推演资源即可高效运行, 实现了实时语义解析与策略动态调整的有机结合, 验证了将大型语言模型与先验知识相结合的决策方法能有效提升兵棋决策的智能化水平。

关键词: 大型语言模型; 兵棋推演; 态势认知; 智能决策

中图分类号: TP13

文献标志码: A

开放科学标识码(OSID):

文章编号: 2097-2741(2025)02-079-10



听语音
与作者互动
聊科研

Decision-Making Method for Wargaming Based on Large Language Models and Prior Knowledge

WANG Ming¹, XIAN Yong¹, PAN Chenhui¹, REN Leliang^{1,2}

(1. Rocket Force University of Engineering, Xi'an 710025, China;

2. Key Laboratory of Cross-Domain Flight Interdisciplinary Technology, Mianyang, 621000, China)

ABSTRACT: To address the issue of high uncertainty in battlefield situations in intelligent military decision-making, and enhance the realtime and scientific nature of immediate decision-making, a military chess decision-making method that integrates LLMs (Large Language Models) with prior knowledge was proposed. By constructing a situation transformation module, the mapping and transformation of situation data of the military chess platform from dictionary format to structured natural language description was achieved, covering key battlefield information, such as combat scenarios, deployment of both red and blue sides, and firepower coordination. On this ba-

收稿日期: 2024-11-29

第一作者: 王明 (2001—), 男, 硕士研究生, 主要从事智能决策研究。E-mail: 2981206623@qq.com

引用格式: 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. WANG Ming, XIAN Yong, PAN Chenhui, et al. Decision-making method for wargaming based on large language models and prior knowledge[J]. Journal of Rocket Force University of Engineering, 2025, 39 (2): 79-88.

sis, prior expert knowledge, such as tactical principles and combat experience, was integrated to semantically enhance situational information. The expanded situation description was input as prompt words into a large language model, and the model's contextual understanding and reasoning abilities were utilized to make decisions from a set of preset tactical actions. Multiple rounds of adversarial simulations were conducted using the "Temple Calculation·Human Machine Confrontation Platform" as an experimental scenario, which was a typical army composite battalion. The results indicate that compared with traditional rule-based and deep reinforcement learning decision models, the proposed method has significant advantages in terms of decision flexibility and deployment efficiency. The proposed model can be efficiently operated without relying on large training and inference resources, thereby achieving an organic combination of realtime semantic parsing and dynamic policy adjustment. It is verified that the decision-making method combining LLMs with prior knowledge can effectively improve the intelligence level of military chess decisionmaking.

KEYWORDS: LLMs; military chess deduction; situational awareness; intelligent decision-making;

随着人工智能技术的快速发展,智能化兵棋决策已成为军事训练和作战推演领域的重要研究方向。传统兵棋决策系统主要沿着规则驱动和数据驱动两条技术路线开展^[1],依赖预设的决策规则库和经验模型进行态势研判和行动决策,在面对现代战场高度动态、多维复杂的作战环境时,表现出明显的局限性和不适应性^[2]。

基于规则的决策方法主要通过构建先验知识库实现对战场态势的推理判断和行动决策^[3]。在兵棋推演中,先验知识指在任何新的数据分析或决策前已经存在的、通过学习、经验或研究得到的知识^[4],主要包括军事理论、作战经验等显性知识,通常是抽象的,包括理论、原则和经验法则,可以帮助决策者更好地解释情报信息并做出判断,具有较强的可解释性和可控性,且决策过程与结果均可追溯,符合军事指挥的严谨性要求^[5]。然而,随着现代战争形态日趋复杂,构建和维护完备的先验知识库面临着巨大挑战,且仅依赖预定义知识难以有效应对战场上的突发情况和非常规场景^[6]。

数据驱动的决策方法利用人工智能方法分析和处理大量历史数据以及模拟生成的数据,以支持决策过程^[7]。以 AlphaGo^[8]和 AlphaZero^[9]为代表的深度强化学习模型率先在围棋、国际象棋等完全信息博弈领域实现了超越人类专家的决策水平。以深度强化学习为代表的驱动技术通过智能体与环境的持续交互,逐步优化决策策略^[10]。此类方法能够自适应地学习复杂的状态-动作映射关系,在自动驾驶等^[11]特定场景下展现出优于人类

专家的决策能力^[12]。但当前研究仍存在诸多限制:首先,高质量的训练数据获取困难,真实的军事对抗数据稀缺且敏感,而模拟环境构建的数据往往难以真实反映战场态势的复杂性;其次,训练得到的策略模型在面对陌生的战场环境时,泛化能力有限,难以保证决策的可靠性;此外,模型的“黑箱”特性也给决策过程的可解释性和可信度带来挑战。近年来,以 ChatGPT^[13]、PaLM^[14]等为代表的大型语言模型(Large Language Models, LLMs)在自然语言理解、逻辑推理和知识关联等方面展现出显著的认知能力,为提升兵棋决策的智能化水平提供了新的技术路径。研究表明,大型语言模型不仅能够在多轮对话中提供决策建议,还能够通过思维链(Chain of Thought, CoT)^[15]等提示技术展现出结构化的决策推理能力。商汤科技提出的 UniAD 模型^[16]和 Qu 等^[17]提出的 LEMAE 方法都展示了大模型在决策领域的应用潜力。尽管大型语言模型展现出强大的自然语言处理和推理能力,但在军事指挥决策等高度复杂的现实场景中,其应用研究仍面临诸多挑战,如领域知识获取与表征难度大、结构化推理、因果推理等方面的能力仍有待提升以及在噪声干扰、对抗欺骗等复杂场景下的决策可靠性不高等问题。

军事领域蕴含丰富的先验知识,为解决上述限制提供了新的思路^[18-19]。通过将领域专业知识与大模型的能力相结合,可以构建更完善的决策支持框架^[20]。具体而言,先验知识可以为大模型决策提供一个基础框架和背景^[21],使得推演可以在一个既定的知识背景下进行,保证推演的合理

性和逻辑性。同时,大型语言模型通过先验知识的引导和补充,不仅有助于克服信息不完整带来的不确定性,还能提升决策过程的实时性和智能化水平^[22-23]。因此,探索融合先验知识的大模型决策方法,对推进兵棋决策系统的发展具有重要意义。

基于上述研究背景,本文使用智谱AI开放平台提供的GLM-4-Plus模型^[24],提出一种融合大型语言模型与军事领域先验知识的智能兵棋决策方法,并在中国科学院自动化研究所研制的“庙算·人机对抗平台”^[25]上进行了对抗实验验证。

1 基于大型语言模型的兵棋决策系统设计与实现

本文提出的决策方法框架如图1所示。包括态势的自然语言转换与先验知识增强模块、态势的自然语言分析与决策动作生成2个主要模块。态势的自然语言转换与先验知识增强模块,负责将“庙算·人机对抗平台”兵棋平台的态势数据转换

为结构化自然语言描述,并基于先验知识库对态势描述进行语义增强;态势的自然语言分析和决策建议生成模块,结合先验知识增强后的态势信息和有效动作集合,利用GLM-4-Plus大型语言模型分析,并生成决策建议。

1.1 态势的自然语言转换与先验知识增强

1.1.1 态势的自然语言转换

“庙算·人机对抗平台”是一个实时制的战术级陆军兵棋人机智能博弈平台,如表1所示。在其AI接口中,某个智能体可观测的态势由字典格式的数据结构表示,态势封装了当前时间AI能观测到的所有盘面信息,包括算子信息、裁决信息等。

态势的自然语言转换模块采用模板化方法,将输入的字典格式的态势数据映射至预定义的语言模板中,以实现态势信息的自然语言表达,输出为符合自然语言规范的态势描述文本。转换过程如图2所示。

态势的自然语言转换模块具体处理流程如下。

1) 输入接收。首先接收字典格式的态势数据。字典格式的态势数据定义了每个字段的数据

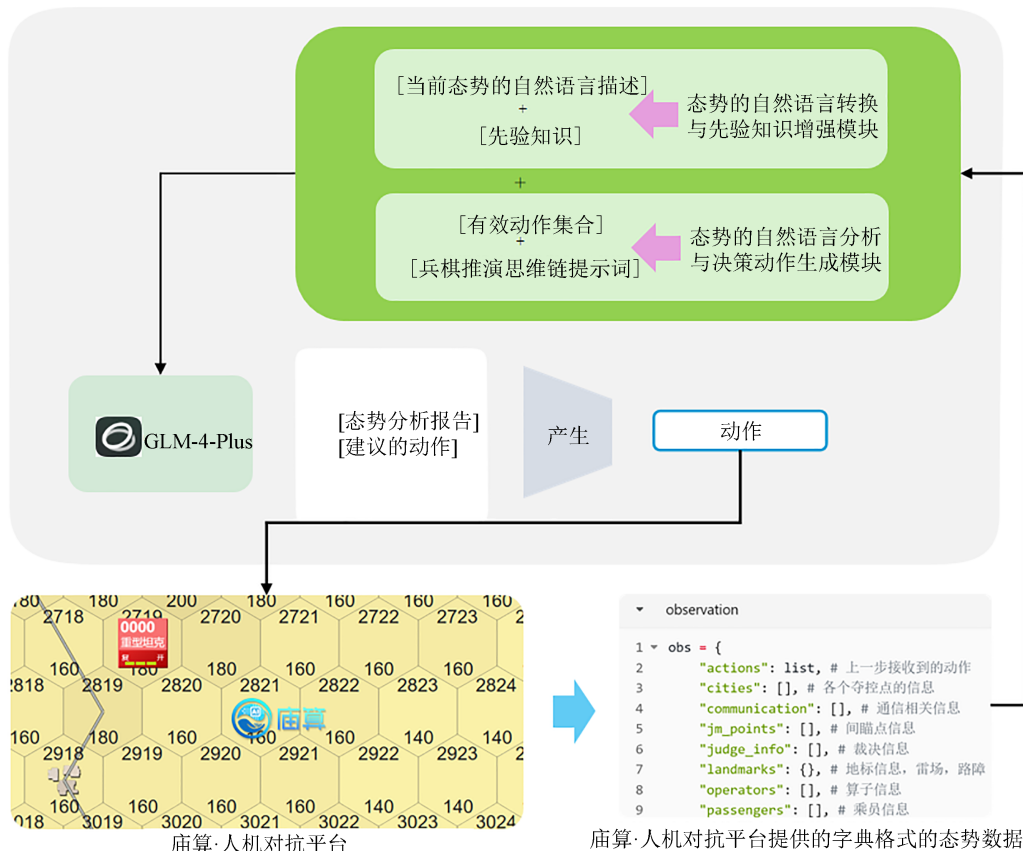


图1 基于大型语言模型的态势认知和推理决策框架

Fig. 1 Schematic diagram of a large language model-based framework for situational awareness and reasoned decision-making

类型和含义。例如：color 字段定义为整数，0 表示红方，1 表示蓝方，实际数据以字符串形式存储，如“color”：“0”。

表 1 庙算·人机对抗平台态势信息

Table 1 Situation information of the temple calculation·human machine confrontation platform

键名	类型	说明
actions	list	上一步接收到的动作
cities	list	各个夺控点的信息
jm_points	list	间瞄点信息
judge_info	list	裁决信息
landmarks	dict	地标信息(雷场、路障)
operators	list	算子信息
passengers	list	乘员信息
scenario_id	int	想定 ID
scores	dict	分数
terrain_id	int	地图 id
time	dict	时间信息
valid_actions	dict	当前态势下的可做动作信息

2) 数据字典定义到实际数据的映射。通过查询字典格式的态势数据将数值转换为实际含义，

如“color”：“0” → “color”：“红方”；“armor”：“4” → “armor”：“复合装甲”；“type”：“2” → “type”：“车辆”。

3) 模板填充与自然语言生成。使用预定义的语言模板作为框架，将转换后的语义值填入模板中的占位符。涵盖作战背景描述、双方部队状态描述、地形环境描述等多个维度。实现从结构化数据向自然语言描述的转换，从而便于大型语言模型理解态势数据，以及后续先验知识增强模块以自然语言的方式进行数据处理。

1.1.2 先验知识增强

先验知识增强模块依托于预先构建的军事领域先验知识库，对态势描述信息进行系统化的补充与扩展。由图 2 可以看出，该模块以态势的自然语言转换模块生成的态势描述文本为输入，直接在态势描述文本中添加先验知识，输出经过知识增强的完整态势信息的自然语言描述。其核心功能在于将显性的态势信息与隐性的专业知识进行有机结合，从而构建更为丰富和准确的态势认知基础。具体而言，军事领域知识库涵盖 3 个层次的专业知识，包括战术原则知识、作战经验知识、装备性能和平台规则知识。

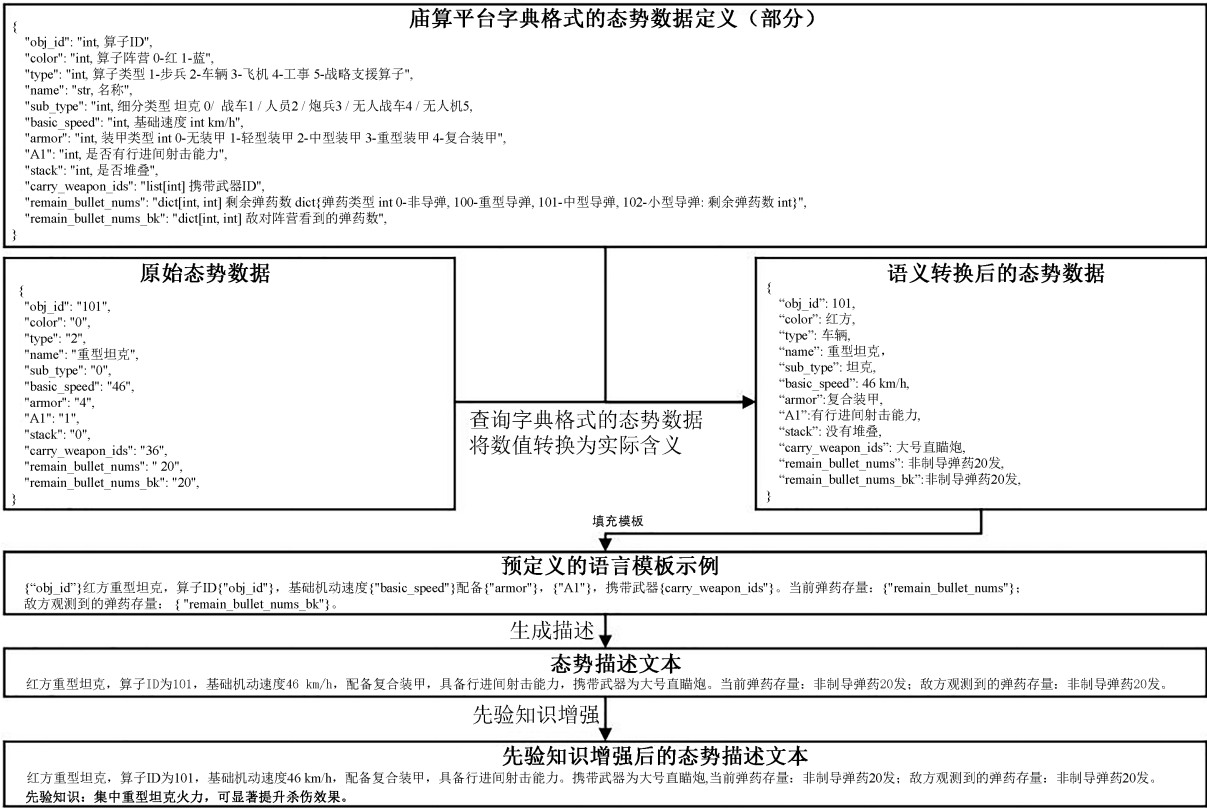


图 2 态势的自然语言转换与先验知识增强流程

Fig. 2 Flowchart of natural language transformation and prior knowledge enhancement for postures

1) 战术原则知识。①迂回包抄原则: 通过绕行敌军侧翼或后方, 实施包围攻击的战术思想; ②重点突破原则: 集中优势兵力, 选择敌军防御薄弱环节进行突破的战术策略。

2) 作战经验知识。①无人机抵近侦查: 利用无人机近距离侦察, 能够迅速获取敌军动态信息; ②集中重型坦克火力: 可以显著提升杀伤效果。

3) 装备性能和平台规则知识。包括兵棋推演平台的基本运行规则和各类装备的作战特性。以“庙算·人机对抗平台”为例, 该平台的部分推演规则如下。

①机动规则: 在相邻六边形网格间进行机动时, 地形高差与所需机动值呈正相关, 即高差越大, 机动阻力越大, 机动速度随之降低;

②掩蔽规则: 地形高程差异会对作战单位的观察视野产生显著影响。高地单位通常具备更为开阔的视野优势, 而低洼地形则可为作战单位提供有效的隐蔽条件;

③射击规则: 地形高差对作战效能存在明显影响, 由高向低实施打击通常可获得较高的毁伤效果, 反之则会导致火力效能的衰减。

④引导射击规则: 引导射击可由步兵、无人战车、无人机实施。引导算子必须观察到拟攻击目标; 拟攻击目标在被引导算子(重型战车)的可被引导武器的射程范围内(可不通视); 无人机具备对所有装备重型导弹的己方车辆单位进行目标引导的能力, 但在同一时间内, 无人机仅能对单一单位进行射击引导。

1.2 态势的自然语言分析和决策动作生成

该模块以先前处理步骤所得态势信息的自然语言描述作为输入, 通过大型语言模型实现对战场态势的深度理解, 并基于结构化推理框架生成可解释的决策建议。具体而言, 本文采用智谱 AI 开放平台提供的 GLM-4-Plus 模型, 通过调用其 API 接口, 并内置庙算平台开发文档知识库, 执行态势的自然语言分析和决策动作生成任务。

1.2.1 态势的自然语言分析

本文基于思维链提示技术展开创新性探索, 构建了面向兵棋推演的态势认知思维链提示词系统。思维链提示技术是一种新型的人工智能提示方法, 其核心在于引导模型展现类人的推理过程, 通过构建显式的推理步骤, 使模型能够逐步分解复杂问题并形成系统化的解决方案。与之相比, 传统提示方法仅致力于建立输入与输出之间的直接映射关系, 虽然在简单任务中表现尚可, 但缺乏对推理过程的明确表达, 难以应对需要多步骤推理的复杂场景。

本文提出的兵棋推演态势认知思维链提示方法, 相较于标准提示词, 在模型输入部分加入思维链结构, 包括: ①识别红蓝双方兵力部署、装备性能、地形特征等基础要素; ②分析火力覆盖、机动空间、战术意图等态势关联性; ③完成威胁程度的综合评估。

引导大模型按照思维链的逻辑逐步深入分析, 突破传统提示词的局限, 构建了“输入—推理链—输出”的完整认知框架, 如图3所示。

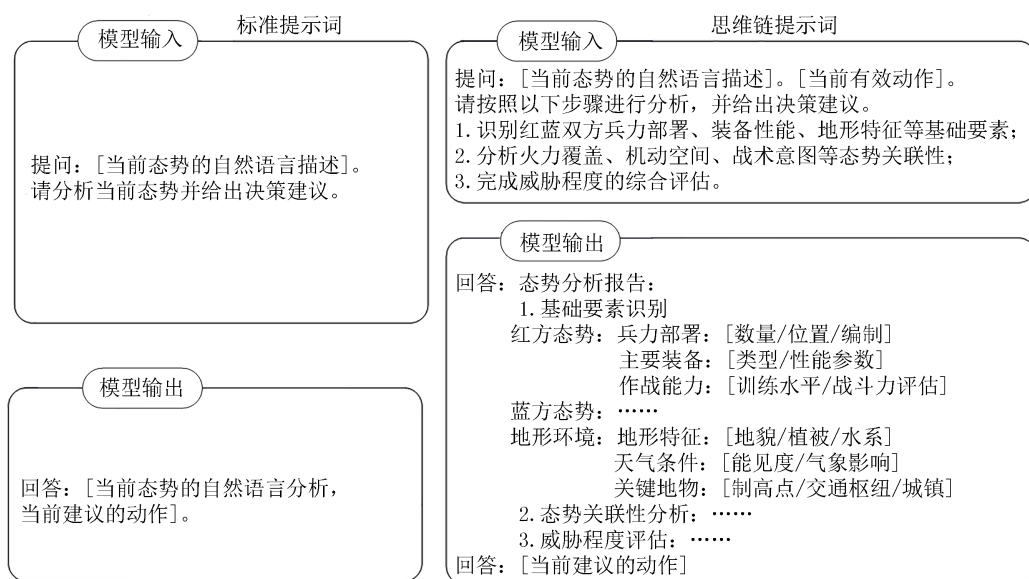


图3 标准提示词与思维链提示词

Fig. 3 Schematic of standard and thought chain of prompt words

不同于标准提示词输出的简单分析,思维链提示词的模型输出为系统化的态势分析,能够实现对战场态势的多维度细致解析。

1.2.2 决策动作生成

决策动作的生成过程可分为以下关键步骤。

1) 有效动作约束。为确保生成动作的可执行性,需要通过兵棋推演平台提供的有效战术动作集合对决策空间进行合理约束和规范化处理。兵棋平台提供的字典形式的有效战术动作集合,包含在当前态势下所有算子所有可做动作的合集,以及与动作相关的其他额外信息。态势的自然语言分析和决策动作生成流程如图4所示,与态势的自然语言转换模块类似,通过预先设置的语言模板,将字典形式的集合转换为自然语言形式的动

作集合。

2) 整合提示词。将态势分析报告与有效战术动作集合进行整合,形成结构化的提示信息,为动作生成提供上下文支持。

3) 输入模型。通过大型语言模型对整合后的提示信息进行处理。首先,对红蓝双方兵力部署、装备性能以及地形特征等基础要素进行识别与评估;然后,深入分析火力覆盖、机动空间、战术意图等态势关联性,形成全面的威胁程度评估和态势分析报告;最后,基于结构化的推理过程,输出符合当前战场态势的最优战术动作建议。模型在这一过程中不仅考虑了动作的可行性,还权衡了战场态势的动态变化特征,从而生成更具适应性和实战价值的决策建议。

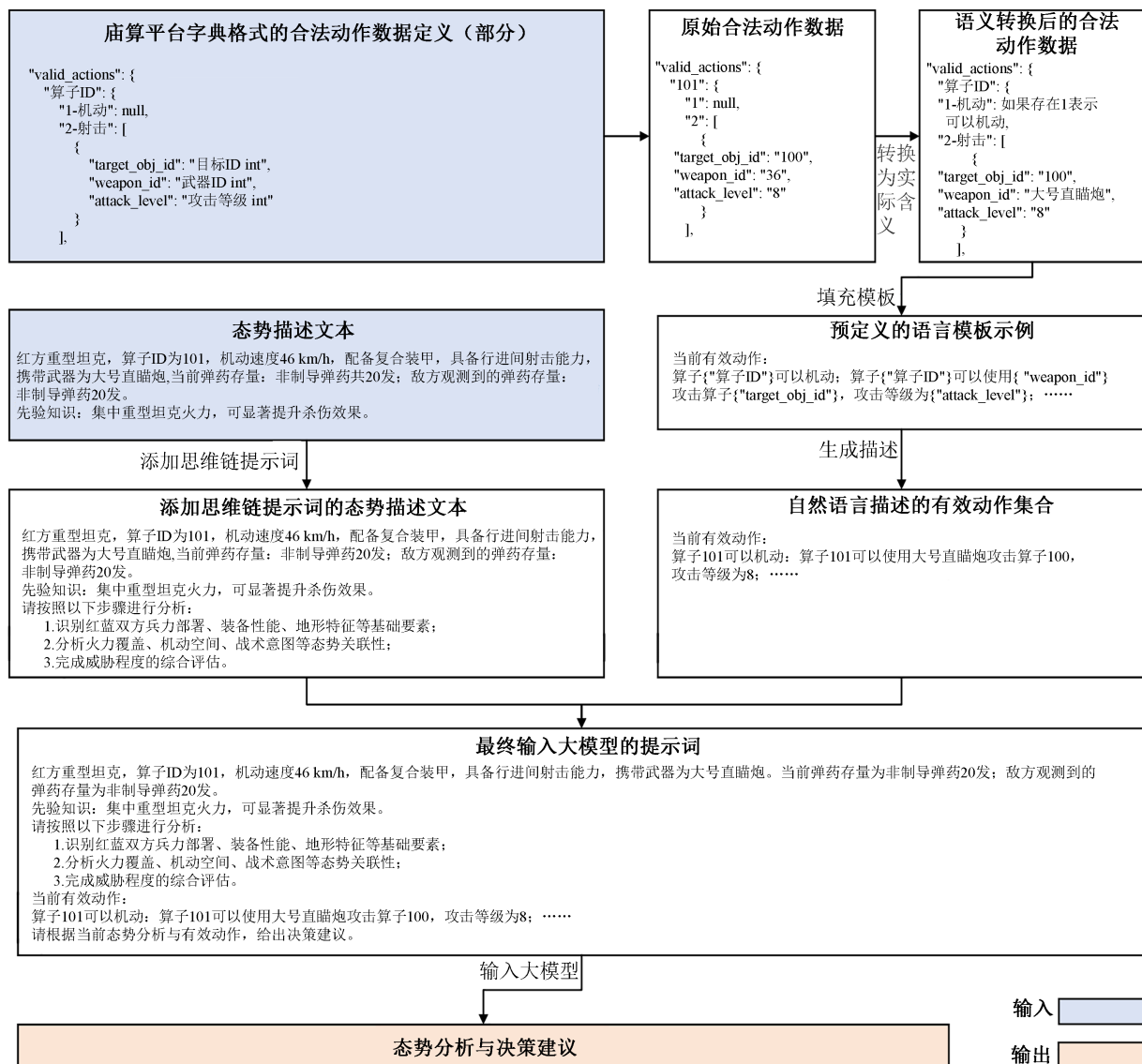


图 4 态势的自然语言分析和决策动作生成流程

Fig. 4 Flowchart of natural language analysis and decision action generation for postures

2 基于庙算平台的智能兵棋决策方法验证

2.1 实验设置

本文以陆军合成营遭遇战为实验场景, 在“庙算·人机对抗平台”上进行红蓝对抗实验, 作战想定示意如图5所示。具体想定设置如下。

作战区域通过坐标网格划分(左上角3 422, 右下角7 561, 前两位表示行号, 后两位表示列号), 地图中央有一条贯穿左下至右上的河流。战场设置4个关键控制点, 其中2个主要控制点(价值80分)和2个次要控制点(价值50分)均位于河流与交通要道的交汇处。作战任务要求双方通过合理运用侦察、火力打击和机动等战术手段, 夺取和控制关键地域, 取得战场优势。

对抗双方为红方(代号0)和蓝方(代号1)2支合成营。初始态势设置为蓝方部队集中部署于地图左上区域, 红方部队集中部署于地图右下区域。推演总时长设定为1 800 s, 执行步长为20 s。红方编制包括1架侦察型无人机(编号500)、4辆重型坦克、1辆重型战车; 蓝方编制包括1架侦察型无人机(编号501)、5辆重型坦克、1辆重型战车。作战装备性能参数如下。

重型坦克: 配备大口徑直瞄火炮, 机动速度

36 km/h, 装甲防护等级4, 生命值3;

重型战车: 配备车载轻武器系统、速射火炮及重型导弹, 具备运输功能, 机动速度36 km/h, 装甲防护等级3, 生命值3;

侦察型无人机: 未配备武器装备, 机动速度100 km/h, 无装甲防护, 生命值1。

红方采用本文提出的决策方法, 蓝方采用“庙算·人机对抗平台”内置传统规则式决策方法(Demo AI)。Demo AI按照预设的优先级顺序尝试各种动作, 比如先考虑占领, 再考虑射击等。其移动采用A*寻路算法, 默认选择攻击等级最高的目标进行射击。评估指标包括: 胜率、态势理解准确性、决策合理性等。

2.2 实验结果与分析

为验证本文方法的有效性, 设计了系统性的红蓝对抗实验方案。实验分为基准对照实验和方法验证实验。

在基准对照实验中, 红蓝双方均采用传统Demo AI系统进行决策。经过100轮对抗, 红方胜率为52%, 蓝方胜率为48%, 表明红蓝双方胜率不具有显著差异, 满足实验想定的平衡性要求。

在方法验证实验中, 采用对照实验设计, 将蓝方固定为基准模型Demo AI, 红方分别采用本文提出的方法和Independent DQN(IDQN)进行

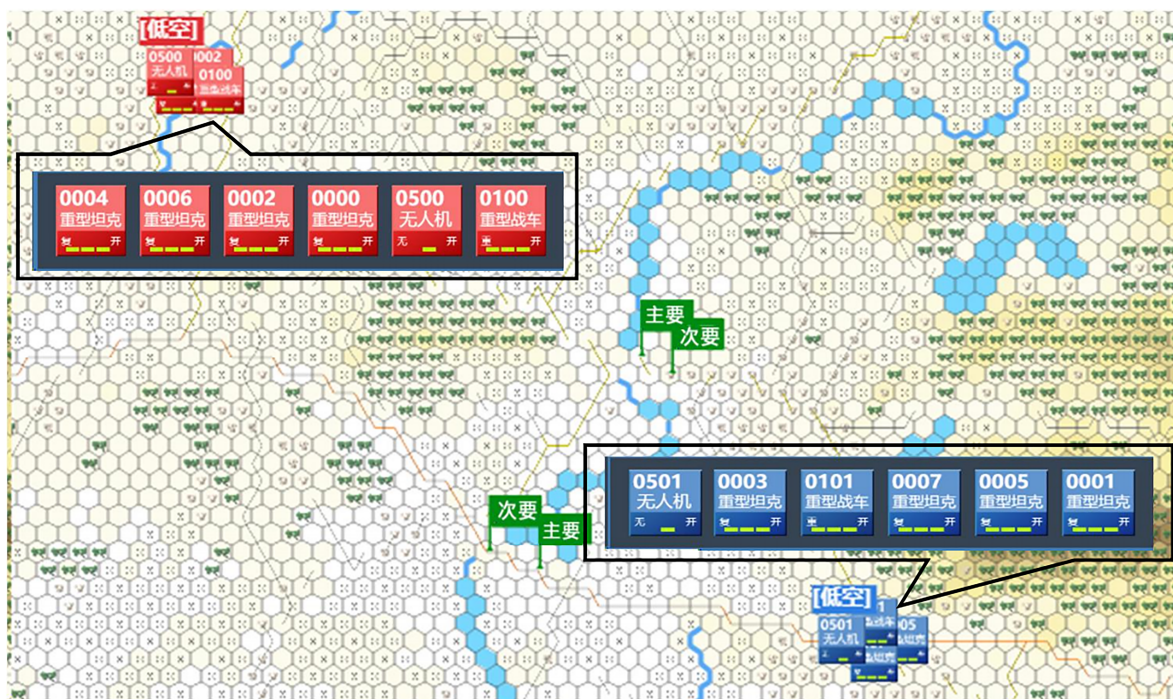


图5 作战想定示意

Fig. 5 Schematic of operational planning

对比。IDQN 是一种将 Independent Q-Learning (IQL) 与 Deep Q-Network (DQN) 相结合的多智能体深度强化学习算法, 主要用于解决多智能体环境下的协同决策问题^[26]。实验过程中, IDQN 算法以 Demo AI 作为对手, 在 NVIDIA GeForce RTX 3090 GPU 上进行了 200 轮训练, 总计耗时 6.5 h。为评估算法性能, 进行 100 轮对抗测试。实验结果表明, 本文方法胜率为 86%, 显著优于 IDQN 算法的 61%, 证实了所提方法的有效性。

通过进一步复盘对局数据发现, 本文方法不仅在整体胜率上优于传统方法, 更在决策灵活性和部署效率等关键性能指标上具有显著优势, 具体表现如下。

1) 决策灵活性。传统 Demo AI 采用固定的规

则决策模式, 而本文方法能够综合考虑地形等环境要素, 根据敌方行动动态调整策略, 体现出更强的决策适应性。部分对局复盘示意如图 6 所示, 当 Demo AI 分散兵力试图占领河流两岸的夺控点时, 本文提出的方法能够有效识别对手意图, 将重型战车隐蔽于丛林之中, 并利用无人机引导重型战车实施远程导弹打击, 同时集中重型坦克从右上方发起进攻, 最终成功占领夺控点, 取得对局胜利。

2) 部署效率。IDQN 等深度强化学习算法需要在特定想定下进行大量训练 (约 200 轮) 才能获得稳定性能。相比之下, 本文方法借助语言模型的知识迁移能力, 仅需整合特定的领域知识即可快速适应新环境, 显著降低了部署成本。

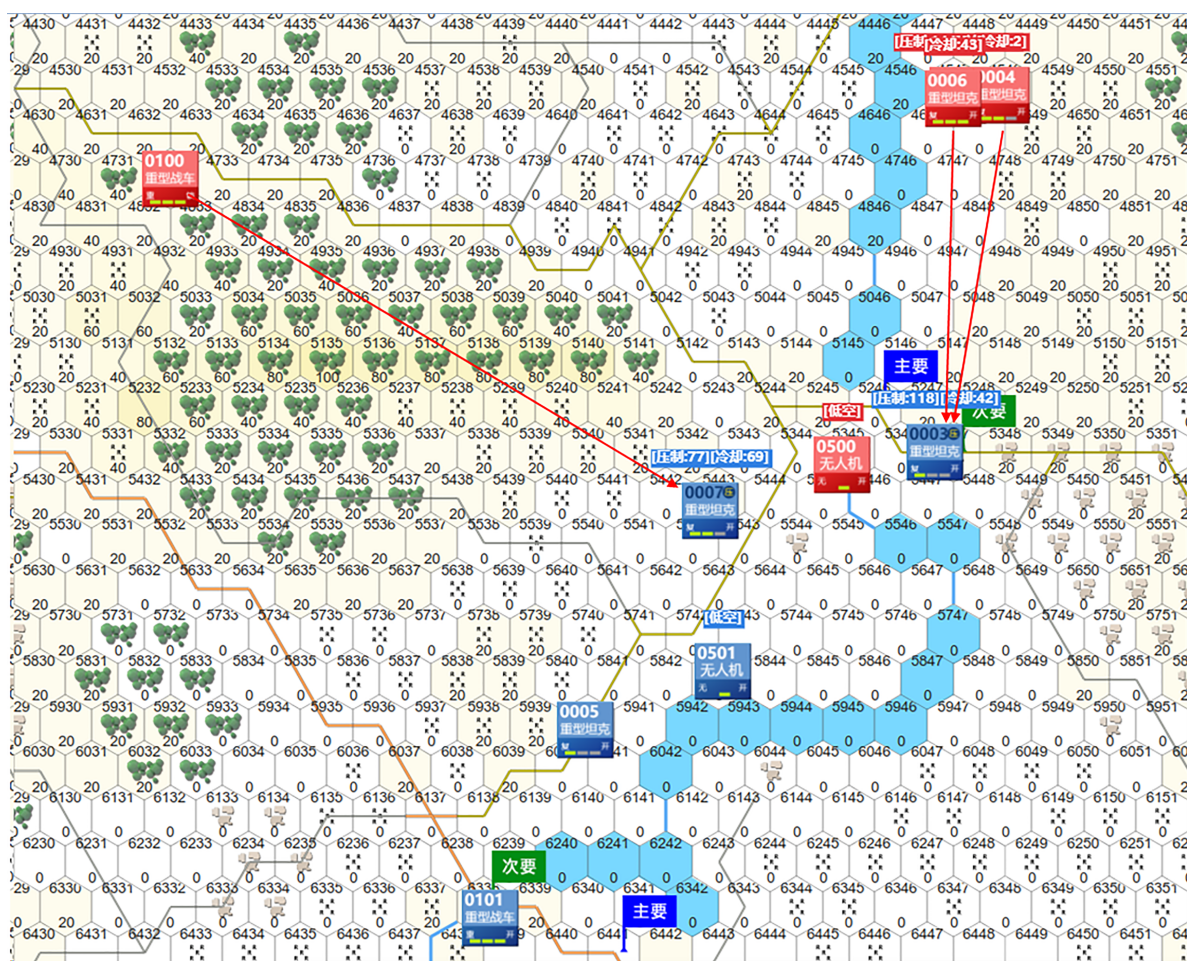


图 6 部分对局复盘示意

Fig. 6 Schematic of partial repla for the battlefield

3 结论

本文提出了一种基于大型语言模型与先验知识的兵棋决策方法, 通过态势转换、知识增强和

决策生成 3 个核心步骤, 实现了对复杂战场态势的系统化分析与决策。研究成果表明, 该方法在提升军事决策智能化水平方面具有重要价值, 主要结论如下。

1) 构建了一种结构化的军事决策推理框架, 通过引入先验知识库进行决策增强, 实现了从态势感知到决策生成的全流程智能分析。在实验环境下展现出良好的推理能力, 能够有效分解复杂的态势判断任务, 形成清晰的决策链路。

2) 通过系统化的实验评估, 该方法在特定场景下展现出良好的决策能力和推理链构建能力。实验结果表明, 基于显式推理链的决策过程不仅提高了分析结果的准确性, 还增强了态势评估的可追溯性, 为军事决策提供了新的技术路径。

当前方法在以下方面仍需改进。一是决策可靠性与鲁棒性有待提升, 尤其是在面对高度动态的战场环境时; 二是知识表征的系统性和完备性需要加强, 包括军事理论、作战经验等多维度知识的深度融合; 三是决策过程的可解释性机制需要进一步完善。下一步研究将重点关注发展深度学习与符号系统相结合的混合决策架构, 并设计可验证的决策推理框架, 实现从定性到定量的系统化评估, 以进一步提升模型在实战环境下的应用效能, 推动军事决策智能化的持续发展。

参考文献

- [1] 陈健, 赵建印, 纪红. 一种用于辅助兵棋推演的快速决策框架研究[J]. 网络安全与数据治理, 2024, 43(3): 21-26.
CHEN J, ZHAO J Y, JI H. Research on a rapid military decision-making framework for wargame[J]. Cyber Security And Data Governance, 2024, 43(3): 21-26.
- [2] 尹奇跃, 赵美静, 倪晚成, 等. 兵棋推演的智能决策技术与挑战[J]. 自动化学报, 2023, 49(5): 913-928.
YIN Q Y, ZHAO M J, NI W C, et al. Intelligent decision making technology and challenge of wargame[J]. Acta Automatica Sinica, 2023, 49(5): 913-928.
- [3] 薛辉, 刘铁林, 苏小波. 基于Bayes混合先验分布的兵棋推演规则建模方法[J]. 火力与指挥控制, 2019, 44(6): 106-110.
XUE H, LIU T L, SU X B. Research on modeling methods for wargames deduction rules based on bayesian hybrid prior distribution[J]. Fire Control & Command Control, 2019, 44(6): 106-110.
- [4] 吴凡, 周永涛, 李博文. 装备备件库存管理动态建模与决策研究[J]. 火箭军工程大学学报, 2024, 38(3): 88-93.
WU F, ZHOU Y T, LI B W. Dynamic model-
- ing and decision-making method for equipment spare parts inventory management[J]. Journal of Rocket Force University of Engineering, 2024, 38(3): 88-93.
- [5] 彭莉莎, 孙宇祥, 薛宇凡, 等. 融合三支多属性决策与SAC的兵棋推演智能决策技术[J]. 系统工程与电子技术, 2024, 46(7): 2310-2322.
PENG L S, SUN Y X, XUE Y F, et al. Intelligent decision-making technology for wargaming integrating three-way multi-attribute decision making and SAC[J]. Systems Engineering and Electronics, 2024, 46(7): 2310-2322.
- [6] 罗俊仁, 张万鹏, 项凤涛, 等. 智能推演综述: 博弈论视角下的战术战役兵棋与战略博弈[J]. 系统仿真学报, 2023, 35(9): 1871-1894.
LUO J R, ZHANG W P, XIANG F T, et al. A survey on intelligent wargaming: tactical & campaign wargame and strategic game from game-theoretic perspective[J]. Journal of System Simulation, 2023, 35(9): 1871-1894.
- [7] 谢宇. 基于强化学习的兵棋推演智能决策系统研究与实现[D]. 北京: 北京邮电大学, 2022: 12-15.
XIE Y. Research and implementation of intelligent decision-making system for wargaming based on reinforcement learning[D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2022: 12-15.
- [8] SILVER D, HUANG A, MADDISON C J, et al. Mastering the game of Go with deep neural networks and tree search[J]. Nature, 2016, 529(7587): 484-489.
- [9] SILVER D, SCHRITTWIESER J, SIMONYAN K, et al. Mastering the game of Go without human knowledge[J]. Nature, 2017, 550(7676): 354-359.
- [10] 张振, 黄炎焱, 张永亮, 等. 基于近端策略优化的作战实体博弈对抗算法[J]. 南京理工大学学报, 2021, 45(1): 77-83.
ZHANG Z, HUANG Y Y, ZHANG Y L, et al. Battle entity confrontation algorithm based on proximal policy optimization[J]. Journal of Nanjing University of Science and Technology, 2021, 45(1): 77-83.
- [11] 张志利, 祝慧鑫, 周召发, 等. 重型车辆高级驾驶辅助系统研究综述[J]. 火箭军工程大学学报, 2024, 38(3): 94-103, 110.
ZHANG Z L, ZHU H X, ZHOU Z F, et al. Review on ADAS technologies for heavy-duty vehicles[J]. Journal of Rocket Force University of

- Engineering, 2024, 38(3): 94-103, 110.
- [12] HU S. Based on the depth of the reinforcement learning intelligence war game exercise decision method[J]. Computer engineering, 2023, 49 (9) : 303-312.
- [13] RADFORD A, NARASIMHAN K. Improving language understanding by generative pre-training [EB / OL]. 2018[2024-11-09]. https://cdn.openai.com/research-covers/language-unsupervised/language_understanding_paper.pdf.
- [14] CHOWDHURY A, NARANG S R, DEVLIN J, et al. PaLM: Scaling language modeling with pathways[EB / OL]. (2022-08-05) [2024-11-10]. <https://arxiv.org/abs/2204.02311v5>.
- [15] WEI J, WANG X Z, SCHUURMANS D, et al. Chain-of - thought prompting elicits reasoning in large language models[C]//Proceedings of the 36th International Conference on Neural Information Processing Systems, NewYork, USA: ACM, 2024: 24824-24837.
- [16] HU Y, YANG J Z, CHEN L, et al. Planning-oriented autonomous driving[C]//2023 IEEE /CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Vancouver, BC, Canada: IEEE, 2023: 17853-17862.
- [17] QU Y, WANG B Y, JIANG Y H, et al. Choices are more important than efforts: LLM enables efficient multi-agent exploration[EB / OL]. (2024-10-03)[2024-11-10]. <https://arxiv.org/abs/2410.02511v1>.
- [18] 潘晨辉, 鲜勇, 马培洋, 等. 兵棋推演态势认知的态势数学表达方法[J/OL]. 系统工程与电子技术, (2024-11-26) [2024-11-28]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2422.TN.20241126.1031.012.html>.
PAN C H, XIAN Y, MA P Y, et al. Mathematical expression method of situation cognition for wargaming[J/OL]. Systems Engineering and Electronics, (2024-11-26)[2024-11-28]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2422.TN.20241126.1031.012.html>.
- [19] 彭益辉, 周献中, 孙宇祥, 等. 基于知识及A3C算法的兵棋推演智能决策模型研究[C]//中国指挥与控制学会. 第十届中国指挥控制大会论文集(下册). 北京: 兵器工业出版社, 2022: 19-25.
- [20] 张洪广, 杨林, 杨雄军, 等. 大模型驱动的智能辅助决策原理与典型应用[J]. 指挥与控制学报, 2024, 10(6): 661-668.
- ZHANG H G, YANG L, YANG X J, et al. Principle and typical implementation of intelligent aided decision-making system driven by large models[J]. Journal of Command and Control, 2024, 10(6): 661-668.
- [21] 颜玉松, 周圆, 王琮, 等. 基于预训练大模型的行动方案生成方法[J]. 计算机科学, 2025, 52(1): 80-86.
- YAN Y S, ZHOU Y, WANG C, et al. COA Generation based on pre-trained large language models[J]. Computer Science, 2025, 52(1): 80-86.
- [22] 谷学强, 罗俊仁, 周桢忠, 等. 智能博弈决策大模型智能体技术综述[J/OL]. 系统仿真学报, (2024-06-28)[2024-11-10]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.3092.V.20240627.1707.006.html>.
- GU X Q, LUO J R, ZHOU Y Z, et al. Survey on large language agent technologies for intelligent game theoretic decision-making[J/OL]. Journal of System Simulation, (2024-06-28)[2024-11-10]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.3092.V.20240627.1707.006.html>.
- [23] 何赛克, 张培杰, 张玮光, 等. 大模型时代下的决策范式转变[J]. 中国地质大学学报(社会科学版), 2023, 23(4): 82-91.
- HE S K, ZHANG P J, ZHANG W G, et al. Paradigm shift in decision-making in the era of large language models[J]. Journal of China University of Geosciences (Social Sciences Edition), 2023, 23(4): 82-91.
- [24] GLM A Z, XU B, WANG B W, et al. Chat-GLM: a family of large language models from GLM-130B to GLM-4 all tools[EB/OL]. (2024-07-30)[2024-11-10]. <https://arxiv.org/abs/2406.12793v2>.
- [25] 中国科学院自动化研究所. 庙算·陆军指挥官[EB/OL]. (2024-04-24) [2024-10-31]. <http://wargame.ia.ac.cn/main>.
- [26] WANG M, ZHANG J, ZHANG P, et al. Independent double DQN-based multi-agent reinforcement learning approach for online two-stage hybrid flow shop scheduling with batch machines[J]. Journal of Manufacturing Systems, 2022, 65: 694-708.

(编辑: 于福兴)