

基于知识增强大语言模型的杀伤网作战决策方法研究

王嘉乾¹, 郭相科², 杨子梁¹, 唐文生¹, 张海宾¹, 戚玉涛¹

(1. 西安电子科技大学网络与信息安全学院, 西安, 710126; 2. 空军工程大学防空反导学院, 西安, 710051)

摘要 针对杀伤网作战体系在复杂战场中存在的数据处理能力和决策速度限制, 以及现有 AI 决策方法数据需求大、泛化能力弱、可解释性低的问题, 提出了一种基于知识增强的大语言模型(LLMs)的决策方法。该方法通过集成环境状态映射、知识增强的 LLM 决策及决策文本到智能体行为转换三大模块, 直接利用 LLM 理解战场态势和语义以优化决策。结果表明, 该方法能有效理解战场态势并制定决策方案, 显著降低了对大量数据的依赖, 同时保证了良好的可解释性。

关键词 杀伤网; 大语言模型; 作战决策; 知识增强

DOI 10.3969/j.issn.2097-1915.2025.04.014

中图分类号 TJ761.1 **文献标志码** A **文章编号** 2097-1915(2025)04-0120-08

A Decision-Making Method Based on Knowledge-Enhanced Large Language Models

WANG Jiaqian¹, GUO Xiangke², YANG Ziliang¹, TANG Wensheng¹, ZHANG Haibin¹, QI Yutao¹

(1. School of Cyber Engineering, Xidian University, Xi'an 710126, China;

2. Air Defense and Antimissile School, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China)

Abstract Aimed at the problems that data processing capability and decision-making speed are limited in kill net combat system in complex battlefields, as well as the problems that requirements of data are large, generalization ability is weak, and interpretability is low in the existing AI decision-making methods, this paper proposes a decision-making method based on knowledge-enhanced Large Language Models (LLMs). The method is to optimize the kill net decisions by directly leveraging LLM to understand the battlefield situation and semantics, through integrating three major modules, i. e. from the environmental state mapping, the knowledge-enhanced LLM decision-making, and the decision text to the agent behavior conversion. The results show that this method can effectively understand battlefield situations and formulate decision schemes, significantly reducing the dependence on large amounts of data while ensuring good interpretability.

Key words kill net; large language model; combat decision-making; knowledge enhancement

杀伤网概念作为现代战争中的一项革命性构想, 源于传统的杀伤链模型, 其核心在于强调多域指挥控制、情报获取以及武器系统的统合。杀伤网的

发展背景可追溯至 20 世纪末, 当时美国空军提出了杀伤链模型 F2T2EA, 将目标接敌过程划分为发现、定位、跟踪、瞄准、交战和评估 6 个阶段。然而, 随着

收稿日期: 2024-03-31

基金项目: 中央高校基本科研业务费专项资金(YJSJ25011)

作者简介: 王嘉乾(1999—), 男, 山西临汾人, 硕士生, 研究方向为基于大语言模型的智能决策。E-mail: wangjq990817@163.com

通信作者: 郭相科(1980—), 男, 河南泌阳人, 副教授, 研究方向为防空反导智能指控系统。E-mail: guosyanyu@163.com

引用格式: 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.
WANG Jiaqian, GUO Xiangke, YANG Ziliang, et al. A Decision-Making Method Based on Knowledge-Enhanced Large Language Models[J]. Journal of Air Force Engineering University, 2025, 26(4): 120-127.

先进技术的涌现和战场环境的日益复杂化,杀伤链的局限性逐渐暴露,从而催生了更为动态和互联的杀伤网的发展^[1]。杀伤网的目标是通过构建包含众多节点的网状结构,凸显跨域协同性,以形成难以预测的杀伤链,从而在全域作战中实现快速、有效的打击能力^[2]。尽管杀伤网的理念为未来战争提供了全新的视角,但其在智能决策方面的不足仍然凸显^[3]。当前的杀伤网系统在实时战场环境下进行快速决策时,往往受限于数据处理能力、指挥控制的复杂性以及对战场态势的快速适应性^[4-7]。

与此同时,大语言模型(large language models, LLMs)作为一种新兴的人工智能技术,已经在自然语言处理、知识推理和决策支持等领域展现出强大的能力。LLMs通过深度学习技术,能够理解和生成自然语言,处理复杂信息,并在复杂任务中进行有效的策略规划和决策^[8]。在游戏代理和复杂决策场景中,LLMs已经证明了其在感知、推理和行动选择等方面的潜力^[9-13]。文献[9]利用LLMs设计了Voyager框架,Voyager作为一个由LLMs驱动的开放世界终身学习代理,在Minecraft这一沙盒游戏中展示了其通过自主探索、技能学习以及新知识的发现而不断进化的能力。文献[11]将LLMs应用在了实施策略游戏StarCraft II中,展示了其在处理复杂的决策制定和长期战略规划方面的巨大潜力。在军事领域应用中,美国DEVCOM陆军研究实验室在文献[12]中使用LLMs来加速军事行动中的行动方案开发,该研究证明了LLMs能够结合军事教义和领域专业知识,通过上下文学习快速生成有效的行动方案,展示了LLMs在生成与战略目标一致行动方案上的优越性。

本文将基于上述背景,探讨LLMs在防空反导杀伤网领域的应用潜力,特别是它们在实时战场态势分析、敌方行动预测以及有效防御策略制定方面的能力。通过结合LLMs的先进文本理解和决策制定能力,本研究意图构建一个能够为防空反导作战指挥提供科学合理决策支持的智能系统,以增强杀伤网系统的防御能力和适应性。

1 相关概念

1.1 杀伤网

F2T2EA模型在20多年的发展中被广泛应用,并成为指导美军作战的重要基础^[14]。然而,随着全球安全形势的不断变化,单一线性的杀伤链模型已经不能完全适应多变的战场环境。于是,杀伤网的概念应运而生。杀伤网突破了传统的线性流程,以

其网状结构实现了多个节点和连接的复杂网络。每个节点代表着一个传感器、指挥控制中心、武器平台或数据融合中心,通过高效的通信网络相互连接,形成一个统一的作战体系,为全球军事现代化提供了新的思路 and 方向。

1.2 大语言模型 LLMs

在当代人工智能研究的浪潮中,LLMs已经显现出其独特的价值和潜力。随着计算技术的迅速发展和深度学习理论的突破性进展,LLMs凭借其处理和生成自然语言方面的卓越能力,成为了学术界和工业界的研究热点。通过对海量文本数据的自监督学习,这些模型能够深入挖掘语言的统计规律和语义层面的知识,从而有效理解复杂的语境并生成流畅的自然语言文本。

LLMs的训练通常基于自监督学习方法,在大规模文本语料库上进行预训练,以掌握语言的基本统计特性和丰富的语义信息。其核心目标函数表达为:

$$L = - \sum_{i=1}^T \log P(x_i | x_{<i}) \quad (1)$$

式中: L 为衡量模型预测的概率分布与真实数据之间的差异,在优化过程中,希望通过调整模型的参数来最小化这个损失值; T 为文本序列中的总词数; i 为索引,表示当前预测词的位置; x_i 为文本序列中第 i 个词; $x_{<i}$ 为所有先于 x_i 的词的集合,构成了模型进行预测时所依赖的上下文。

这一训练过程赋予了LLMs强大的语言理解和生成能力,使其能够广泛应用于各种下游任务,包括但不限于文本生成、问答系统、机器翻译等。近年来,研究人员开始探索LLMs在智能决策制定领域的潜力。研究成果表明,通过处理和分析大量信息、执行逻辑推理以及规划策略,LLMs在复杂的决策环境中表现出了卓越的性能。特别是在Minecraft和StarCraft II等高复杂度游戏领域,LLMs已经展示了其超越人类玩家的能力,通过深入理解游戏规则和环境状态,制定出有效的行动策略^[15-18]。

2 支持杀伤网构建的大语言模型作战决策框架

在开发支持杀伤网构建的大语言模型作战决策框架中,本研究采纳了一种融合最新自然语言处理技术与战场管理任务的创新策略。该框架核心围绕3个互联模块展开:环境状态映射模块、知识增强的大语言模型决策模块、决策文本到智能体行为转换模块。这一整合体系构成了一个闭环系统,能实现从即时解析环境状态到迅速产生作战决策,进而将

决策具现化为行动指令的连续过程。各模块均经过精心设计,以保障信息在整个决策过程中的准确性与实时性,并充分考虑到作战网络环境的动态变化与高度复杂性。

本文提出的基于大语言模型的决策框架如图 1 所示。环境状态映射模块负责从战场数据中提取关键信息,为决策提供精确输入;知识增强的大语言模

型决策模块利用 LLMs 结合军事知识图谱,生成战略性决策;决策文本到智能体行为转换模块将文本决策转化为具体行动,确保执行的准确性和安全性。这 3 个模块的协同工作,旨在提升杀伤网在复杂战场环境中的决策效率和作战效能。此模块化构架不仅适应了多变的战场环境,还在确保决策品质的同时提升了决策速度,显著增强了作战网络的效能。

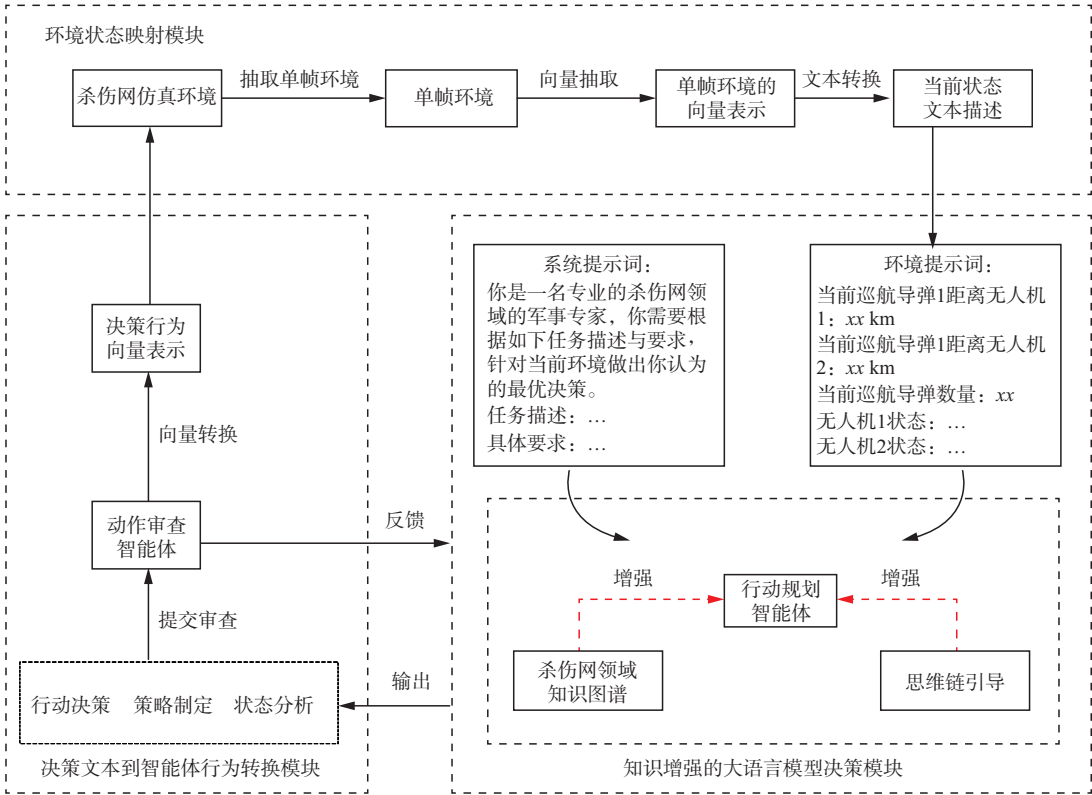


图 1 支持杀伤网构建的大语言模型的决策框架

Fig. 1 Decision-making framework based on large language models supporting kill net construction

2.1 环境状态映射

在杀伤网环境中,进行有效和精确的决策是实现作战优势的关键。现有的决策支持系统在处理基础任务时表现尚可,但在处理杀伤网的复杂性和动态性时往往难以适应,在理解全局战场态势、快速响应变化以及制定专业级决策方面存在不足。本研究对杀伤网环境进行了“环境状态映射”(environment state mapping, ESM),借鉴计算机硬件缓存机制中的数据预处理技术,以及强化学习中的信息筛选和快速决策策略。具体流程如表 1 所示。

ESM 专注于从单帧环境数据中提炼关键信息,通过精心设计的数据预处理和特征提取流程,去除了冗余和不相关的信息,从而确保了决策过程中的信息是精确和必要的。这一步骤不仅提高了信息处理的准确性,还为后续决策制定打下了坚实的基础。通过 ESM 方法,旨在为杀伤网构建提供一种更为高效和精确的信息处理途径,确保决策者能够基于最相关和最紧迫的信息做出快速反应。这种方法的

实施,预期将显著提升杀伤网系统的决策质量和作战效率。

表 1 环境状态映射流程

Tab. 1 Environmental state mapping process
环境状态映射模块
Input: 当前战场态势的单帧环境数据 O
Output: 环境状态的文本摘要 T
1. 初始化状态向量 $S = []$
2. 从单帧环境数据 O 中提取关键特征特征集 F
3. 将特征集 F 映射到状态向量 S
4. 使用映射函数将状态向量 S 转换为文本摘要 $T = f(S)$
5. 返回环境状态的文本摘要 T

通过精确提炼关键信息并对单帧环境数据进行深入分析,能够使语言模型在杀伤网环境中理解复杂的战术动态,从而制定出专业的决策并推动战略规划的发展。这种环境状态映射方法能够有效应对杀伤网的复杂性,确保在快节奏的作战条件下,快速准确地提炼出决策所需的核心信息,促进高效

且战略性的重要决策。

2.2 基于知识增强的大语言模型决策

在本研究的框架中,大语言模型决策模块是决策过程的核心,它依托于 LLMs 的处理能力,结合已有的知识图谱和军事专业文档库,对输入的系统提示、状态提示以及领域知识提示进行深入分析,以生成精准的作战决策。为了完成知识图谱增强的目的,本文直接使用已经构建好的知识图谱进行大语言模型的增强。

基于装备协同规则构建的武器装备知识图谱本体框架包含 5 个核心类:作战任务、战场态势、作战能力、作战需求、武器装备。在实时战场环境中,作战任务和战场态势决定了武器装备体系所需要具备的作战能力以及指挥员的作战需求。

在上述知识图谱的基础上,本文方法受到了 StructGPT 框架的启发,该框架通过迭代阅读-推理(iterative reading-reasoning,IRR)过程,使得 LLMs 能够有效处理结构化数据^[19]。

在 IRR 方法中,知识图谱提供了一个结构化的背景知识库,它包含了实体和实体间的关系。这些关系可以用三元组的形式表示为:

$$K = \{(e_i, r_{ij}, e_j) \mid e_j \in E, r_{ij} \in R\} \quad (2)$$

式中: E 为实体集合; R 为关系集合。

通过这样的表示,LLMs 可以利用特定的接口,提取相关信息,从而增强对战场态势的理解。具体来说,LLMs 利用 IRR 方法进行决策的流程如下:

1)调用接口(invoking):根据当前问题,调用知识图谱或非结构化文档的接口,提取相关信息。

2)线性化(linearization):将提取的信息转换为 LLMs 能够理解的文本提示。

3)知识增强(knowledge enhancement):将线性化后的提示输入 LLM,增强 LLM 在相关领域的知识。

基于知识图谱增强大语言模型的具体流程如表 2 所示。

表 2 大语言模型决策流程

Tab. 2 Large language model decision-making process

知识增强的大语言模型决策模块
Input:环境状态文本 T_d ,系统提示词 S_w
Output:状态分析 S_a ,策略制定 S_s ,行动决策 S_p
1. 初始化知识图谱 KG
2. 初始化大语言模型 LLM
3. 结合环境状态文本 T_d ,进行知识图谱上的迭代阅读推理 IRR
4. 得到知识图谱相关知识 $K = \text{IRR}_K(T_d, S_w, K)$
5. 得到最终提示词 $P = \text{Merge}(T_d, S_w, K)$
6. 得到最后结果: $S_a, S_s, S_p = \text{LLM}(P)$

1)初始化知识图谱 KG。在决策开始之前,首先加载知识图谱。该知识图谱包含了关于特定领域(如军事领域)的结构化信息,例如实体和实体间的关系,为 LLM 提供必要的背景知识。

2)初始化大语言模型 LLM。加载预训练的大语言模型,这样模型可以利用其广泛的语言理解能力来处理复杂的查询和决策任务。

3)结合环境状态文本进行知识图谱上的迭代阅读推理。此步骤中,LLM 会结合当前的环境状态文本,通过迭代阅读推理过程访问知识图谱,从而获取与当前任务相关的具体知识。

问题生成。基于环境状态文本,LLM 提出一系列与当前任务相关的查询问题。这些问题旨在从知识图谱中检索特定信息。

图查询转换。生成的问题随后被转化为图数据库查询语句 Cypher,这些语句可以有效地在知识图谱中定位和提取所需信息。

数据检索。执行图查询语句,从知识图谱中检索实体、属性和它们之间的关系。这一步是通过结构化的三元组数据完成的,即(实体,关系,实体)。

4)得到知识图谱相关知识。通过 IRR 过程,LLM 从知识图谱中提取出有助于决策的关键信息。

5)得到最终提示词。将通过知识图谱提取的信息整合成提示词,这些提示词将用于引导 LLM 进行下一步的决策分析。

6)得到最后结果。基于环境状态、提示词和知识图谱的信息,LLM 综合所有输入,生成最终的决策内容,包括状态分析 S_a ,策略制定 S_s ,行动决策 S_p 。

通过上述流程,基于知识增强的大语言模型可以根据当前战场态势、任务目标以及相应的军事领域知识,进行状态分析和策略制定,并最终给出相应的决策行为。

2.3 决策文本到智能体行为转换

在本研究框架内,决策文本到智能体行为转换模块扮演着至关重要的角色,它负责将大语言模型 LLM 生成的文本决策转换为具体、可执行的动作指令,具体流程如表 3 所示。该模块不仅依赖于 LLM 的强大文本处理能力,还整合了军事专业文档库中丰富的战术知识和指令集,确保决策文本的转换既准确又符合实际作战需求。同时,本研究还加入了动作反馈机制,该机制通过动作审查智能体(action review agent,ARA)对知识增强大语言模型输出的相关决策进行检验,当检测结果不安全时,会交给大语言模型进行重新决策。通过这样的转换流程,能够确保从文本层面到动作向量层面无缝对接的同

时,保证决策动作的正确性与安全性,使得杀伤网智能决策系统能够以一种协调一致、高效有序的方式响应复杂的战场环境。

表 3 决策文本转动作向量流程

Tab. 3 Decision text to action vector conversion process

决策文本到智能体行为转换模块
Input: 决策文本序列 $\{D_1, D_2, \dots, D_n\}$, 每个 D_i 代表 1 个决策的文本描述
Output: 动作向量序列 $\{V_1, V_2, \dots, V_n\}$, 每个 V_i 代表对应决策文本的动作向量表示
1. 初始化动作向量列表 $V = \{\}$
2. 对于每个决策文本 $D \in \{D_1, D_2, \dots, D_n\}$ 执行以下步骤
3. 解析决策文本 D 以识别动作和目标, 得到动作描述集合 A
4. 对于每个动作描述 $a \in A$, 先将 a 传递给动作审查智能体进行安全审查: $\text{Detect}_{\text{lim}}(a) = \text{true}$
5. 如果 $\text{Detect}_{\text{lim}}(a) = \text{true}$, 则执行步骤 6; 否则, 执行步骤 7
6. 根据预定义的映射规则将通过安全审查的动作描述 a 转换成动作向量 v , 并将动作向量 v 添加到列表:
$V: V = V \cup \{v\}$
7. 将违法原因记录为 R , 并将 R 反馈给 LLM 以请求重新决策: $\text{Feedback}(R)$
8. LLM 基于反馈 R 调整决策并输出新的决策文本 D'
9. 将新决策文本 D' 重新加入决策文本序列 $\{D_1, D_2, \dots, D_n\}$, 并更新序列索引
10. 重复步骤 3~步骤 6, 直到所有动作向量都通过安全检测
11. 返回动作向量序列 V

在本研究中,ARA 的核心功能是确保由行为决策大语言模型(decision-making large language model, DM-LLM)提出的决策动作 A 符合预定义的安全和作战规则 C 的集合。ARA 的审查过程用数学框架表示为:

$$\text{ARA}(A, C) \begin{cases} v, & \text{if } \forall A \text{ 满足 } C \\ F(c'), & \text{if } \exists A \text{ 不满足 } C \end{cases} \quad (3)$$

上述数学表达式表示给定 1 组决策动作 A 和 1 组约束 C , 那么函数 $\text{ARA}(A, C)$ 定义为:

1) 如果 A 违反了 C 中的某个约束 c' , 则输出函数 F 会输出违反约束 c' 的结果, 其中 F 是拥有不同类型单位约束和作战规则相关知识的大语言模型。

2) 如果 A 满足 C 中所有的约束, 即通过了 ARA 的审查, 它将通过向量化函数 V 被转换为动作向量:

$$V: A \rightarrow v \quad (4)$$

最终的动作向量 v 将被用于指导杀伤网中的实际操作。ARA 通过这一过程确保决策的安全性和合法性。作为一个特化的大语言模型,ARA 利用其自然语言处理能力,结合特定的安全和作战知识,执行其审查任务。

3 实验与评估

为了全面评估基于大语言模型 LLMs 的杀伤网作战决策方法的有效性,本文构建了一个反导领域的作战案例。旨在通过模拟反导任务下的杀伤网环境,来验证 LLMs 在提供决策支持和指导作战行动方面的能力和准确性。

3.1 作战案例介绍

在本研究中,构建了一个综合性的作战案例,以评估基于大语言模型的杀伤网作战决策方法在实际应用中的有效性,如图 2 所示。

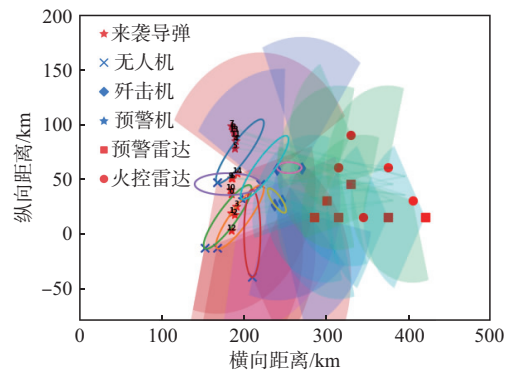


图 2 反导任务作战案例

Fig. 2 Anti-missile task combat case

3.1.1 作战背景

本作战案例设定在一个高度动态的反导领域中,模拟了一场红蓝双方作战单元的对抗。在这一背景下,蓝军部署了导弹进行攻击,而红军则通过无人机、歼击机、预警机与雷达系统进行防御和反击。

3.1.2 作战任务

蓝军的主要任务是通过导弹发起有效的打击,以达到预设的战术目标。红军的任务则是通过不同类型单位之间配合,执行探测、跟踪、发射、制导的动作,实现对蓝军的有效打击和拦截。双方都需要在不断变化的作战环境中做出快速而准确的决策,以实现各自的战术目的。

3.1.3 作战单位

蓝军单位:主要包括导弹,具有特定的位置、航行速度和剩余数量状态。

红军单位:涵盖了无人机、歼击机(两两一组)、预警机、雷达系统(包括预警雷达和火控雷达)。这些单位具有各自的位置和探测能力等状态。

3.2 实验设计

为了评估方法的有效性,本研究设计了一系列实验。这些实验围绕不同规模的战场环境进行设计,旨在探索大语言模型在各种复杂情况下的决策能力和效率。

3.2.1 实验环境设定

实验分为 2 个规模级别,从小到大依次扩展,以模拟不同程度的战场复杂性。红蓝双方配置情况如表 4 所示。通过一系列不同规模的实验,旨在分析模型在不同复杂环境下的决策效率和有效性。

表 4 不同规模红蓝双方配置表
Tab. 4 Configuration table for red and blue sides at different scales

规模级别	蓝方配置	红方配置
规模 1	导弹:3 枚	无人机:1 架
		歼击机(两两一组):1 套
		预警机:1 架
		预警雷达:1 台
规模 2	导弹:6 枚	火控雷达:1 台
		无人机:2 架
		歼击机(两两一组):1 套
		预警机:1 架
		预警雷达:2 台
		火控雷达:2 台

3.2.2 实验方法

在实验中,模拟不同规模的战场环境,主要包括蓝军导弹与红军防御单元(包括无人机、歼击机组合、预警机以及雷达系统)之间的交互作战过程。针对每一帧的战场环境,大语言模型将被用来分析不同态势情况下的决策内容,实验设置 1 帧/s。实验将观察大语言模型针对红军防御单元在面对不同蓝军威胁程度时的动作决策,如表 5 所示。

表 5 红方可执行动作表
Tab. 5 Red side executable actions table

动作编码	动作描述
NULL	无动作
add_discover	探测
reduce_discover	停止探测
add_track	跟踪
reduce_track	停止跟踪
add_shoot	发射
add_guide	制导
reduce_guide	停止制导

此外,红军防御单元的模式切换也将被纳入考量,包括探测跟踪模式(模式 0)与发射制导模式(模式 1),以评估大语言模型在实时战场环境中对防御方模式转换需求的判断能力。

本研究对每个规模的作战案例进行 50 次实验,以最终的拦截成功率为评估指标,分析大语言模型在不同规模作战环境下的能力。

3.3 实验结果

本研究通过对不同规模的战场环境进行模拟实验,对提出的方法进行有效性验证。此处使用的指

标为拦截成功率,具体计算方法为成功拦截的导弹数量/来袭导弹的总数量。为了证明实验的可行性,首先对某一帧下,知识增强的大语言模型在该帧下做出的决策进行展示,如图 3 所示。

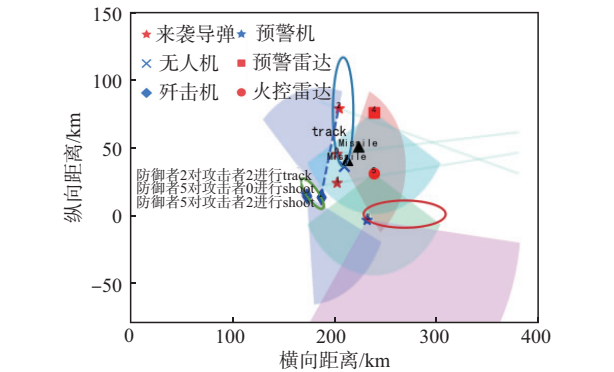


图 3 某单帧下的战场态势及行为决策
Fig. 3 Battlefield situation and behavioral decision in a certain frame

在当前态势下,知识增强的大语言模型的决策内容如表 6 所示,不同规模的 50 次实验结果如图 4、图 5 所示。

表 6 知识增强的大语言模型在当前态势下的分析决策
Tab. 6 Analysis and decision-making of the knowledge-enhanced large language model under the current situation

状态分析	导弹 0 当前状态:防御者 2 具备对导弹 0 进行探测的能力;防御者 5 具备对导弹 0 进行射击的能力。
	导弹 0 当前交互状态:正在被防御者 2 进行跟踪。
	导弹 1 当前状态:没有防御者具备针对导弹 1 的能力。
	导弹 1 当前交互状态:没有防御者与其进行交互。
策略制定	导弹 2 当前状态:防御者 2 具备对导弹 2 进行探测的能力;防御者 5 具备对导弹 2 进行射击的能力。
	导弹 2 当前交互状态:正在被防御者 2 进行跟踪。
	导弹 0:防御者 2 具备探测能力,防御者 5 具备射击能力,且导弹 0 已处于跟踪状态;根据决策原则 3 和 6,应优先执行射击操作;因此,防御者 5 应对导弹 0 执行射击操作。
	导弹 1:没有防御者具备针对导弹 1 的能力;根据决策原则 1,不执行任何操作。
行动决策	导弹 2:防御者 2 具备探测能力,防御者 5 具备射击能力,且导弹 2 已处于跟踪状态;根据决策原则 3 和 6,应优先执行射击操作;因此,防御者 5 应对导弹 2 执行射击操作。
	action_start
	5-0-add_shoot
	5-2-add_shoot
	action_end
	mode_start
	5-1
	mode_end

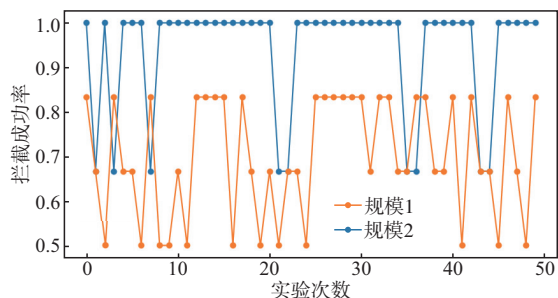


图4 不同规模情况下每场次的拦截成功率

Fig. 4 Interception success rate per session under different scales

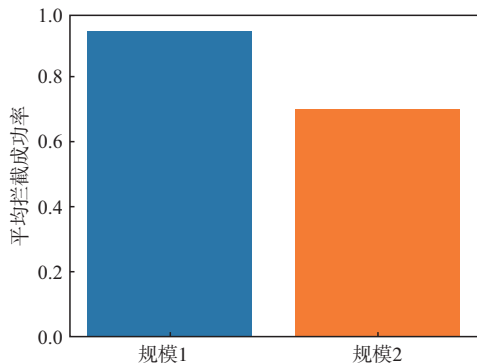


图5 不同规模下的平均拦截成功率

Fig. 5 Average interception success rate under different scales

如图4、图5所示,大语言模型在当前2个规模的实验中展现出了不错的效果,尤其是在较小规模的战场环境下。在规模1的实验中,模型能够高效分析战场态势,准确执行探测、跟踪、发射和制导等动作,从而实现了较高的拦截成功率。这表明大语言模型在处理相对简单的作战情况下具有良好的决策支持能力。实验结果表明,尽管大语言模型在较大规模的作战环境下表现出了一定的能力,但在面对更加复杂多变的战场情况时,需要进一步优化模型的决策逻辑和处理机制。这包括改进模型对战场动态的快速响应能力,增强对不同战术组合和对手行动可能性的预测准确性,以及提升在高压力和多目标环境下的决策效率。

除此之外,进一步从鲁棒性和决策效率对知识增强的大语言模型的决策能力进行分析。为了评估模型的鲁棒性,方案设计了50次实验,每次实验中蓝方单位的来袭方向和红方单位的部署位置及朝向均通过采样的方式确定。实验结果表明,大语言模型在规模1条件下的拦截成功率保持在90%左右,在规模2条件下的拦截成功率保持在70%左右,显示出高度的一致性。这种稳定性验证了模型能够处理输入数据的不确定性,即使在模拟的多变战场环境中也能做出有效的决策。在决策效率的评估中,本方案设置了1帧/s的实验条件,模拟了战场环境中的实时决策需求。在这种设置下,大语言模型平均在1s内完成了从环境感知到决策的整个过程。

突出了大语言模型在快速决策方面的优势,特别是在需要即时反应的动态战场环境中。

4 结语

本文提出的基于大语言模型的杀伤网作战决策算法框架,通过环境状态映射、基于知识增强的大语言模型决策以及决策文本到智能体行为转换3个关键模块的协同工作,成功实现了对复杂战场环境的快速响应和有效决策。实验结果表明,该框架能够准确解析环境状态,生成合理的作战策略,并将其转化为具体的作战行动,证明了该框架在杀伤网模拟环境中的决策效率和作战能力。

参考文献

- [1] 张传良,丁浩森.从杀伤链到杀伤网:全域作战视角下的杀伤链战略[J].军事文摘,2021(3):7-12.
ZHANG C L,DING H M. From Kill Chain to Kill Net-Kill Chain Strategy from the Perspective of Global Operations[J]. Military Digest, 2021(3): 7-12. (in Chinese)
- [2] 王玉茜,曹亚杰,余晓琼,等.美军杀伤网概念研究及对我防空作战装备体系的启示[J].现代防御技术,2023,51(6):1-8.
WANG Y Q,CAO Y J,SHE X Q,et al. Research on U. S. Military's Kill Web Concept and Inspiration to Chinese Air Defense Combat Equipment System[J]. Modern Defence Technology, 2023, 51(6): 1-8. (in Chinese)
- [3] 万斯来,王国新,明振军,等.基于知识推理的杀伤网智能设计方法[J].兵工学报,2024,45(4):1025-1037.
WAN S L,WANG G X,MING Z J,et al. Knowledge Reasoning-Based Intelligent Design Method of Kill-Web[J]. Acta Armamentarii,2024,45(4):1025-1037. (in Chinese)
- [4] 夏博远,杨克巍,杨志伟,等.基于杀伤网评估的装备组合多目标优化[J].系统工程与电子技术,2021,43(2):399-409.
XIA B Y,YANG K W,YANG Z W,et al. Multi-Objective Optimization of Equipment Portfolio Based on Kill-Web Evaluation[J]. Systems Engineering and Electronics,2021,43(2):399-409. (in Chinese)
- [5] WANG L Y,CHEN L B,YANG Z W,et al. A Prospect-Theory-Based Operation Loop Decision-Making Method for Kill Web[J]. Mathematics, 2022, 10(19):3486.
- [6] 杨争争,白浩,侯勇.陆战场杀伤网模型与资源优化初探[J].火炮发射与控制学报,2022,43(5):49-53,71.
YANG Z Z,BAI H,HOU Y. Preliminary Exploration

- on a Land Battlefield Kill Web Model and Resource Optimization[J]. Journal of Gun Launch & Control, 2022,43(5):49-53,71. (in Chinese)
- [7] 向南,豆亚杰,姜江,等. 马赛克战概念下作战模块应急重构自主决策[J]. 指挥与控制学报,2020,6(3):223-228.
- XIANG N, DOU Y J, JIANG J, et al. Autonomous Emergency Decision-Making of Combat Module under Mosaic Warfare[J]. Journal of Command and Control, 2020,6(3):223-228. (in Chinese)
- [8] XU X R, WANG Y X, XU C Y, et al. A Survey on Game Playing Agents and Large Models: Methods, Applications, and Challenges[EB/OL]. (2024-03-15) [2024-03-31]. <https://arxiv.org/abs/2403.10249>.
- [9] WANG G Z, XIE Y Q, JIANG Y F, et al. Voyager: AN Open-Ended Embodied Agent with Large Language Models[EB/OL]. (2023-03-25) [2024-03-31]. <https://arxiv.org/abs/2305.16291>.
- [10] ZHU X Z, CHEN Y T, TIAN H, et al. Ghost in the Minecraft: Generally Capable Agents for Open-World Environments via Large Language Models with Text-Based Knowledge and Memory[EB/OL]. (2023-05-25) [2024-03-31]. <https://arxiv.org/abs/2305.17144>.
- [11] MA W Y, MI Q R, ZENG Y C, et al. Large Language Models Play StarCraft II: Benchmarks and a Chain of Summarization Approach [EB/OL]. (2023-12-01) [2024-03-31]. <https://arxiv.org/abs/2312.11865>.
- [12] GOECKS V G, WAYTOWICH N. COA-GPT: Generative Pre-Trained Transformers for Accelerated Course of Action Development in Military Operations [EB/OL]. (2024-03-28) [2024-03-31]. <https://arxiv.org/abs/2402.01786>.
- [13] SHAO X, JIANG W F, ZUO F, et al. SwarmBrain: Embodied Agent for Real-Time Strategy Game Star Craft II via Large Language Models[EB/OL]. (2024-01-31) [2024-03-31]. <https://arxiv.org/abs/2401.17749>.
- [14] 唐毓燕,李芳芳,张振宇,等. 美国弹道导弹防御系统中的杀伤链与杀伤网解析[J]. 现代防御技术,2023,51(1):1-10.
- TANG Y Y, LI F F, ZHANG Z Y, et al. Analysis of Kill Chain and Kill Net Inside the US Ballistic Missile Defense System [J]. Modern Defence Technology, 2023,51(1):1-10. (in Chinese)
- [15] 杨松,王维平,李小波,等. 杀伤链概念发展及研究现状综述[C]//第三届体系工程学术会议——复杂系统与体系工程管理论文集. 珠海:国防科技大学系统工程学院,2021:67-72.
- YANG S, WANG W P, LI X B, et al. Review of the Development and Research Status of the Kill Chain Concept[C]//The 3rd Systems Engineering Academic Conference—Complex Systems and Systems Engineering Management. Zhuhai: College of Systems Engineering National University of Defense Technology, 2021:62-67. (in Chinese)
- [16] PARK J S, O'BRIEN J, CAI C J, et al. Generative Agents: Interactive Simulacra of Human Behavior [C]//Proceedings of the 36th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology. San Francisco, CA: ACM, 2023:1-22.
- [17] WANG Z H, CAI S F, LIU A J, et al. JARVIS-1: Open-World Multi-Task Agents with Memory-Augmented Multimodal Language Models [EB/OL]. (2023-11-30) [2024-03-31]. <https://arxiv.org/abs/2311.05997>.
- [18] YUAN H Q, ZHANG C, WANG H C, et al. Skill Reinforcement Learning and Planning for Open-World Long-Horizon Tasks [EB/OL]. (2023-12-04) [2024-03-31]. <https://arxiv.org/abs/2303.16563>.
- [19] JIANG J H, ZHOU K, DONG Z C, et al. StructGPT: A General Framework for Large Language Model to Reason over Structured Data [EB/OL]. (2023-05-16) [2024-03-31]. <https://arxiv.org/abs/2305.09645>.
- (编辑:杜娟)