

人工智能与社会课程

大作业选题意向书

题 目： 基于 Casevo 框架的智能体决策能力优化研究

小组成员： 王宇东（组长）、陈文远

日 期： 2025 年 10 月 16 日

摘要

随着人工智能技术的快速发展，基于大语言模型的多智能体社会模拟系统成为研究社会演化、集体决策和复杂社会现象的重要工具。本研究以开源框架 Casevo 为基础，聚焦于智能体决策能力的优化问题。通过引入多层次推理机制、优化记忆检索策略、改进反思算法以及增强协同决策能力，我们期望显著提升智能体在复杂社会场景中的决策质量和适应性。本意向书详细阐述了研究背景、技术路线、实验设计和预期成果，为后续研究工作奠定基础。

1 拟定题目

基于 Casevo 框架的智能体决策能力优化研究

2 研究背景与意义

2.1 多智能体社会模拟的研究现状

社会模拟作为计算社会科学的重要分支，长期以来致力于通过构建计算模型来理解和预测复杂的社会现象。传统的基于规则的智能体（Agent-based Model, ABM）虽然在特定场景下表现出色，但其行为逻辑高度依赖于预设规则，难以捕捉人类决策的复杂性和不确定性。近年来，大语言模型（Large Language Models, LLMs）的突破性进展为社会模拟带来了新的可能性。通过将 LLM 与多智能体系统相结合，研究者能够构建具有类人认知能力的虚拟智能体，这些智能体不仅能够理解自然语言，还能进行推理、记忆和反思，从而更真实地模拟人类在社会环境中的行为。

Casevo（Cognitive Agents and Social Evolution Simulator）正是在这一背景下应运而生的开源框架。该框架由 Jiang 等人于 2024 年提出，专门用于构建基于复杂网络的社会模拟多智能体实验。Casevo 在 Mesa 框架的基础上进行了扩展，集成了大语言模型接口、思维链（Chain of Thought）推理机制、检索增强生成（RAG）的记忆系统以及可定制的反思机制。这些特性使得 Casevo 在模拟选举投票、舆论演化、信息传播等社会现象方面展现出显著优势。

2.2 当前面临的挑战

尽管 Casevo 框架已经展现出强大的能力，但在应对更加复杂和动态的社会场景时，其智能体的决策机制仍存在一些不足之处。具体而言，现有的基于线性思维链的决策方式在处理多约束、多目标的复杂决策问题时，往往表现出较大的波动性，难以保证决策的稳定性和一致性。此外，当智能体需要处理大量历史信息时，现有的记忆检索机制在效率和准确性方面还有待提升。在多智能体协同场景中，智能体之间的信息交换和决策协商机制也相对简单，限制了群体智能的发挥。

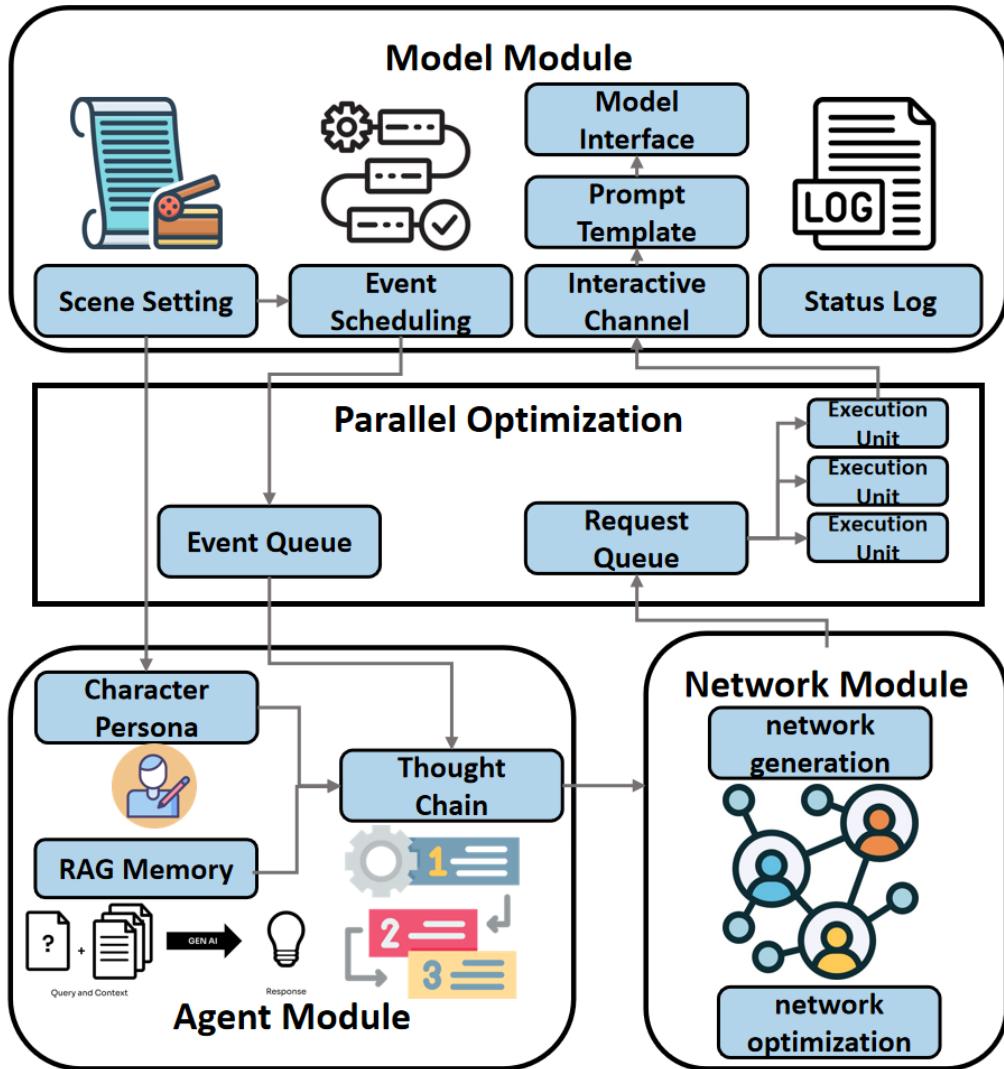


图 1: Casevo 系统架构图（引自原论文 [1]）。该架构包含四个核心模块：Model Module（模型模块）负责场景设置和事件调度，Agent Module（智能体模块）管理智能体行为和记忆，Parallel Optimization Module（并行优化模块）提高计算效率，Network Module（网络模块）构建和管理社会网络结构。

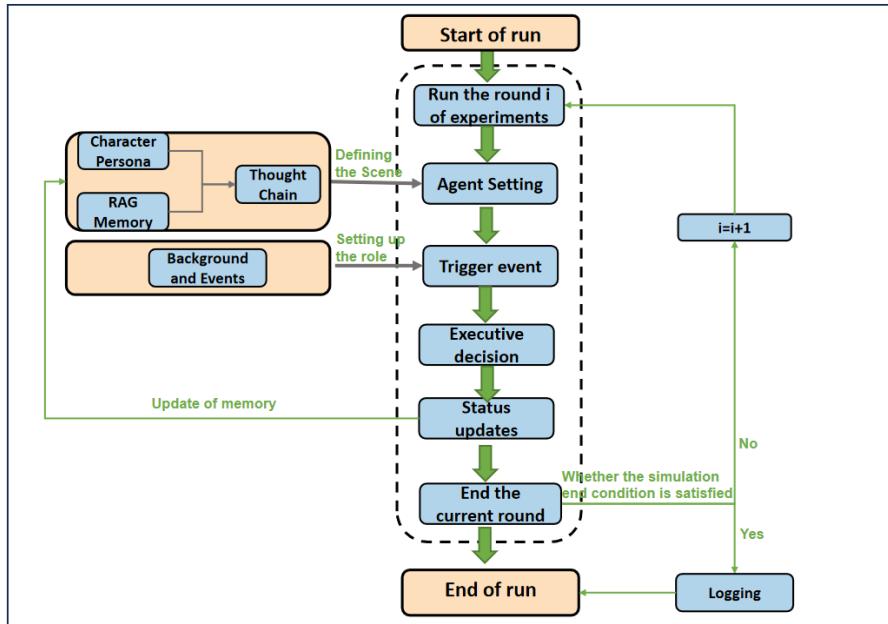


图 2: Casevo 轮次执行机制示意图（引自原论文 [1]）。系统采用基于轮次的离散事件模拟，每轮包含公共事件、智能体交互和状态更新等阶段，确保行为同步和事件有序调度。

2.3 研究意义

本研究针对上述挑战，提出对 Casevo 框架中智能体决策能力的系统性优化方案。研究的理论意义在于探索大语言模型在社会模拟中的深层应用，推动认知智能体理论的发展；实践意义在于提供一套可落地的优化方法和工具，为社会科学研究者提供更强大的模拟平台，帮助他们更准确地预测和理解复杂社会现象。

3 研究内容

本研究将从理论研究、系统实现和实验验证三个层面展开，形成一个完整的研究闭环。

3.1 多层次推理机制研究

传统的思维链（Chain of Thought）方法采用线性的推理结构，智能体按照固定的顺序执行一系列推理步骤。这种方法在处理简单问题时效率较高，但面对复杂的决策场景时，线性结构的局限性就显现出来了。为了克服这一问题，我们计划引入树状思维（Tree of Thought, ToT）机制。与线性思维链不同，树状思维允许智能体在每个决策节点上探索多个可能的推理路径，通过对比不同路径的结果来选择最优方案。

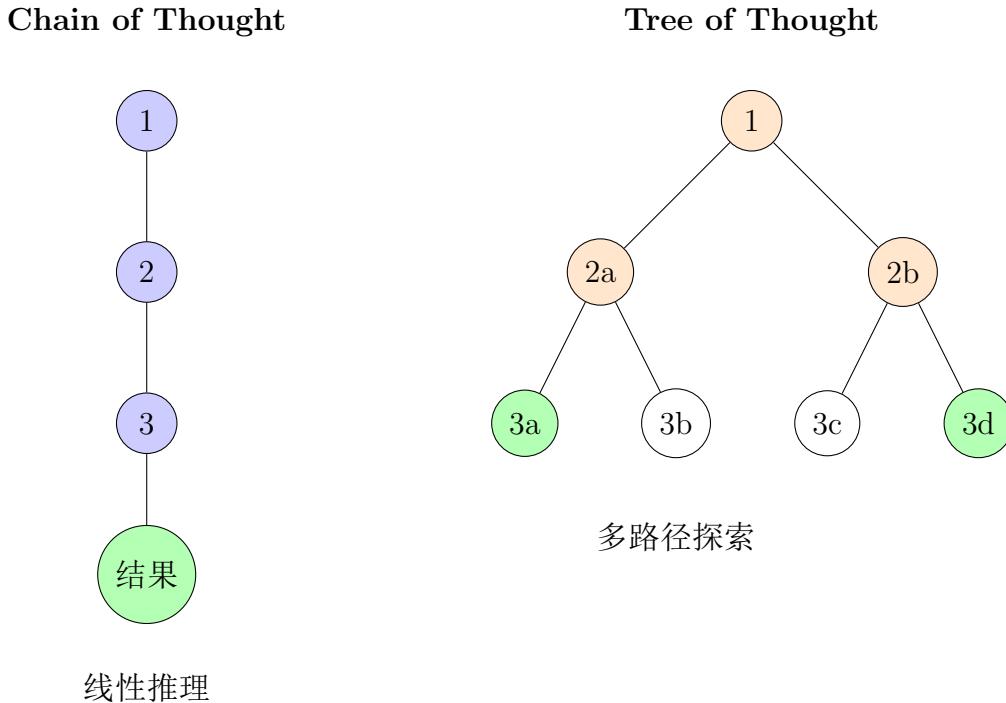


图 3: 思维链与树状思维的对比

具体而言，我们将设计一个分层决策架构，在该架构中，智能体首先对问题进行初步分析，识别出关键的决策维度，然后针对每个维度生成多个候选方案。通过对这些候选方案进行评估和筛选，智能体最终选择综合评分最高的方案作为决策结果。这种方法不仅能够提高决策的质量，还能增强决策的鲁棒性，因为即使某一路径上出现错误，其他路径仍可能导向正确的结果。

此外，我们还将研究推理深度对决策质量的影响。过浅的推理可能导致决策考虑不周，而过深的推理则会增加计算成本。因此，我们需要找到一个平衡点，使得智能体能够在有限的计算资源下做出高质量的决策。

3.2 记忆检索与利用策略优化

记忆系统是认知智能体的核心组件之一。Casevo 当前使用基于 ChromaDB 的向量数据库来存储和检索智能体的记忆。虽然向量检索在相似度匹配方面表现出色，但在处理大规模记忆数据时，检索效率和准确性仍有提升空间。我们计划从以下几个方面对记忆系统进行优化。

首先，我们将引入上下文感知的记忆筛选机制。传统的向量检索主要基于语义相似度，但在实际应用中，记忆的相关性不仅取决于内容的相似性，还取决于时间、情境等因素。例如，在选举投票场景中，最近发生的辩论事件通常比几周前的事件更具参考价值。因此，我们将在相似度计算中引入时间衰减因子和情境匹配度，使得检索结果更加符合当前决策的需要。

其次，我们将研究短期记忆与长期记忆的协同利用策略。短期记忆存储最近的交互信息，具有较高的时效性；长期记忆则存储经过反思和总结的稳定观点，具有较强的一致性。如何在决策过程中合理平衡两者的权重，是一个值得深入探讨的问题。我们计划设计一个动态权重分配机制，根据决策任务的性质自动调整短期记忆和长期记忆的贡献比例。

最后，为了应对大规模记忆数据带来的存储压力，我们将实现智能记忆压缩与遗忘机制。该机制能够识别出低重要性的记忆，并将其从数据库中删除或归档，从而保持记忆系统的精简和高效。

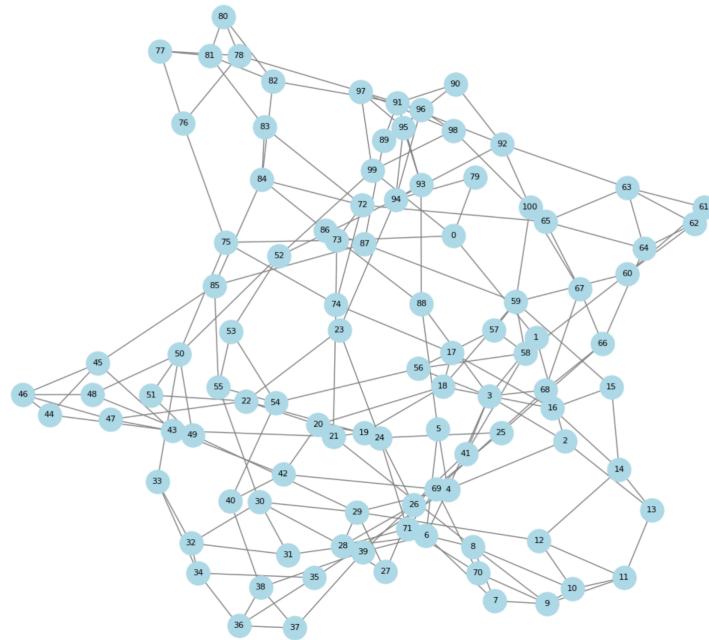


图 4：选民社会网络结构示意图（引自原论文 [1]）。该网络采用小世界网络拓扑，包含 101 个节点，每个节点代表一个选民智能体，边表示选民之间的社交关系。这种网络结构能够真实模拟现实社会中的信息传播和意见交流模式。

3.3 反思机制优化

反思（Reflection）是智能体自我改进的重要手段。通过定期回顾历史经验，智能体能够提取出一般性的规律和见解，从而在未来的决策中做出更明智的选择。Casevo 已经集成了基于 Chain of Thought 的反思机制，但该机制的触发条件和反思深度都是固定的，缺乏灵活性。

我们计划引入元认知机制，使智能体能够评估自身决策的可信度。具体而言，智能体在做出决策后，不仅输出决策结果，还输出一个置信度分数。当置信度较低时，智能体会自动触发反思过程，重新审视自己的推理逻辑和所依据的记忆信息，并尝试修正可能的错误。这种动态反思策略能够使智能体在保证决策效率的同时，避免因信息不足或推理错误导致的严重失误。

此外，我们还将设计多层次的反思机制。浅层反思关注具体决策的对错，而深层反思则关注决策背后的价值观和信念。通过结合这两个层次的反思，智能体能够形成更加稳定和一致的长期观点。

3.4 多智能体协同决策机制

在社会模拟中，智能体之间的交互和协作是不可或缺的环节。当前 Casevo 支持智能体之间的对话和信息交换，但缺乏系统化的协同决策机制。我们计划设计一套完整的协同决策框架，包括信息交换协议、决策协商机制和结果聚合算法。

在信息交换方面，我们将定义标准化的消息格式，使得智能体能够清晰地表达自己的观点、依据和置信度。在决策协商方面，我们将借鉴共识算法的思想，设计一个迭代式的协商过程。在每一轮协商中，智能体交换彼此的观点，并根据其他智能体的意见调整自己的立场。经过多轮协商后，群体逐渐形成共识，或者识别出无法调和的分歧。

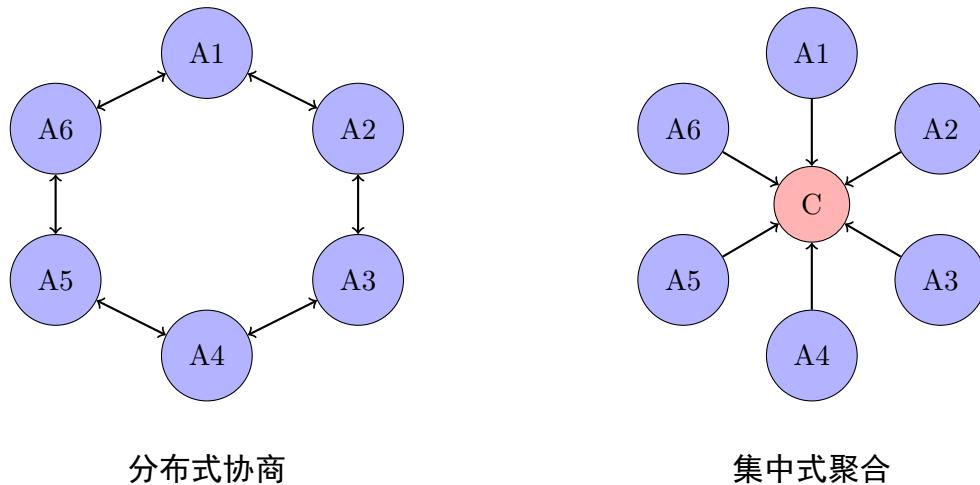


图 5: 多智能体协同决策模式对比

在结果聚合方面，我们将探索分布式决策与集中式决策的权衡。分布式决策允许每个智能体保持独立性，适合处理观点多元的场景；集中式决策则通过一个中心节点来整合所有智能体的意见，适合需要快速达成一致的场景。我们将根据不同任务的特点，设计自适应的决策模式选择策略。

3.5 系统实现

理论研究需要通过系统实现来验证其可行性和有效性。我们将基于 Casevo 框架进行扩展开发，实现上述各项优化方案。具体而言，我们将开发以下几个核心模块：增强型思维链模块（enhanced_chain.py），支持树状推理和多路径探索；优化的记忆管理模块（advanced_memory.py），集成上下文感知检索和智能遗忘机制；协同决策

模块（`collaborative_decision.py`），提供信息交换和协商框架；决策质量评估模块（`decision_evaluator.py`），用于量化评估决策的质量和可信度。

所有代码将遵循 Casevo 项目的编码规范，确保与现有框架（v0.3.19）完全兼容。同时，我们将提供详细的 API 文档和使用示例，方便其他研究者使用和扩展我们的工作。

3.6 实验验证

为了全面评估优化方案的效果，我们将设计一系列严谨的对比实验。实验方案遵循科学实验的基本原则，采用控制变量法，确保结果的可靠性和可重复性。

实验场景设计。我们将构建三个具有代表性的社会模拟场景，每个场景针对不同的决策挑战。第一个是选举投票场景，该场景基于 2020 年美国总统大选的辩论内容，包含六轮辩论的完整文本资料。我们将配置 101 个具有不同政治倾向的选民智能体，按照 Pew Research Center 的政治类型学分为九个类别。智能体在小世界网络中相互连接，网络平均度数为 6，聚类系数约为 0.3，模拟真实的社交关系。每轮辩论后，智能体将观看辩论内容、与邻居讨论、进行反思，最终投票。我们将记录每轮的投票变化、意见演化轨迹以及网络中的信息传播路径。

第二个是资源分配场景，模拟 50 个智能体在资源受限情况下的协商过程。总资源量固定为 1000 单位，每个智能体有不同的资源需求（范围 15-30 单位）和优先级权重。智能体需要通过多轮协商来达成分配方案，既要满足自身需求，也要考虑整体公平性。我们将评估协商轮次、达成共识的速度以及最终分配方案的公平性指标（基尼系数、方差等）。

第三个是信息传播场景，研究虚假信息在社交网络中的扩散动力学。我们构建一个包含 200 个节点的无标度网络，少数节点（10%）初始接收到虚假信息。智能体需要根据信息来源的可信度、内容的逻辑一致性以及与自身认知的匹配度来判断信息真伪。我们将追踪虚假信息的传播范围、传播速度以及不同智能体决策机制对抑制虚假信息的有效性。

实验参数配置。对于每个场景，我们将设置详细的实验参数。在选举场景中，LLM 温度参数设为 0.7（平衡创造性和稳定性），记忆检索返回前 5 条最相关记忆，反思触发阈值为置信度低于 0.6。在资源分配场景中，协商最大轮次设为 10 轮，每轮允许智能体修改自己的需求提议，收敛判定标准为连续两轮所有智能体的提议变化小于 5%。在信息传播场景中，信息传播概率与边权重成正比（范围 0.3-0.7），智能体判断阈值根据个体特征有所差异。

基线方法与对比实验。我们设置三组对照实验：基线组使用原始 Casevo 框架的 Chain of Thought 决策机制；优化组 A 仅应用 Tree of Thought 多层次推理；优化组 B 综合应用所有优化方案（ToT + 增强记忆 + 动态反思 + 协同决策）。每组实验独立运行 10 次，使用不同的随机种子，以排除随机因素的影响。我们将采集每次运行的完整

日志，包括决策轨迹、记忆检索记录、推理过程以及最终结果。

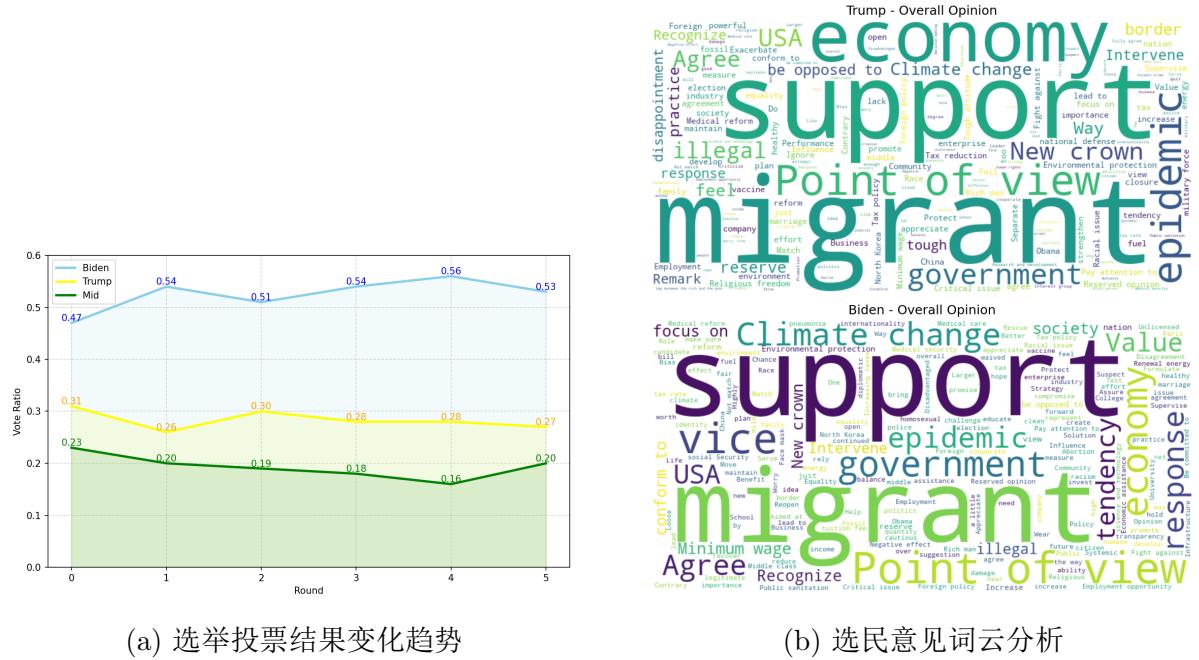


图 6: Casevo 框架选举模拟实验结果（引自原论文 [1]）。左图展示了六轮辩论中选民对两位候选人支持度的动态变化，可以观察到 Biden 的支持率稳步上升，Trump 的支持率有所波动，中立选民比例逐渐减少。右图通过词云展示选民对候选人的意见分布，Biden 相关的词汇以“支持”、“赞同”等正面词汇为主，而 Trump 相关的词汇则呈现正负两极分化的特点。

对比实验将采用控制变量法，基线方法使用原始 Casevo 框架的决策机制，优化方法则集成我们提出的各项改进。评估指标涵盖四个维度：决策质量（准确率、一致性、合理性）、推理能力（深度、多样性、连贯性）、计算效率（响应时间、内存占用、可扩展性）以及社会效应（群体共识度、意见分化程度、社会稳定性）。通过多维度的量化评估，我们能够全面了解优化方案的优势和局限，为后续改进提供依据。

4 预期成果

本研究预期在以下三个方面产出高质量的成果。

优化后的 Casevo 框架代码。我们将开发一套完整的决策能力优化模块，包括增强型思维链、优化的记忆管理、协同决策和决策质量评估等核心组件。所有代码将开源发布，并确保与现有 Casevo 框架完全兼容。我们还将提供详细的 API 文档和使用教程，帮助研究者快速上手。代码的开发将严格遵循软件工程规范，包括单元测试、代码审查和版本控制，以保证代码的质量和可维护性。

详细实验报告。实验报告将包含完整的实验设计说明、数据采集过程、对比实验结

果以及深入的案例分析。我们将使用丰富的图表来可视化实验数据，使得结果更加直观易懂。报告还将讨论实验过程中遇到的问题和挑战，以及我们是如何解决这些问题的。这些经验和教训对于后续研究具有重要的参考价值。

性能对比分析。我们将提供全面的性能评估报告，从决策质量、推理能力、计算效率和社会效应四个维度对优化方案进行量化分析。通过与基线方法的详细对比，我们将明确指出各项优化的具体贡献度，以及在不同场景下的适用性。此外，我们还将进行敏感性分析，探讨关键参数（如推理深度、记忆容量、协商轮次等）对系统性能的影响，为参数调优提供指导。

5 小组成员及分工

本研究由两名成员组成，分工明确、协作紧密。

| 姓名 | 角色 | 主要职责 |
|-----|----|--|
| 王宇东 | 组长 | 负责项目整体规划与协调，深入开展理论研究，设计优化算法，撰写研究报告和学术论文，确保研究的学术质量和创新性 |
| 陈文远 | 组员 | 负责代码实现与系统集成，设计和执行实验，进行数据分析与可视化，协助报告撰写，保证研究成果的技术质量和可复现性 |

两位成员将采用敏捷开发的协作模式，定期召开小组会议讨论研究进展和遇到的技术难题。所有代码通过 Git 进行版本管理，确保开发过程的可追溯性。在研究过程中，双方将相互审阅对方的工作成果，通过同行评审机制提高研究质量。对于重要的技术决策和理论创新，两位成员将共同讨论并达成一致意见后再推进实施。

6 时间规划

本研究计划在 10 周内完成，具体安排如下。

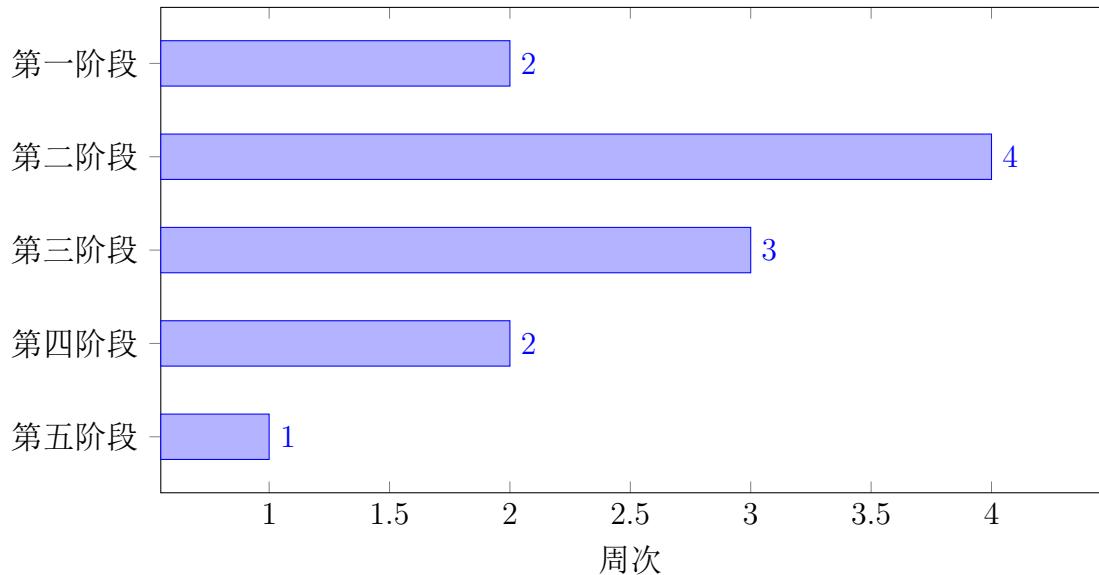


图 7: 研究时间安排甘特图

| 阶段 | 周期 | 主要任务 |
|------|---------|---|
| 第一阶段 | 第6-7周 | 文献调研与理论研究，深入阅读相关论文，分析现有方法的优缺点；完成技术方案设计，确定具体的优化策略和实现路径 |
| 第二阶段 | 第8-11周 | 代码实现与模块开发，完成增强型思维链、优化记忆管理等核心模块的编码工作；进行单元测试，确保各模块功能正确 |
| 第三阶段 | 第12-14周 | 实验设计与数据采集，构建实验场景，配置参数，运行基线实验和优化实验；进行初步数据分析，验证方案可行性 |
| 第四阶段 | 第15-16周 | 对比实验与性能评估，完成所有计划实验，收集完整数据；进行深入的结果分析，总结优化方案的优势和不足 |
| 第五阶段 | 第17周 | 报告撰写与成果整理，完成实验报告和代码文档的编写；准备成果展示材料，包括幻灯片和演示视频 |

整个研究过程将采用迭代式推进的方式，每个阶段结束时进行阶段性总结和评审。如果某一阶段的工作未能达到预期目标，我们将及时调整计划，确保最终成果的质量。

7 参考文献

参考文献

- [1] Jiang Z, Shi Y, Li M, et al. Casevo: A Cognitive Agents and Social Evolution Simulator[J]. arXiv preprint arXiv:2412.19498, 2024.
- [2] Wei J, Wang X, Schuurmans D, et al. Chain-of-thought prompting elicits reasoning in large language models[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2022, 35: 24824-24837.
- [3] Yao S, Yu D, Zhao J, et al. Tree of thoughts: Deliberate problem solving with large language models[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2024, 36.
- [4] 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. 2023: 1-22.
- [5] Wilensky U, Rand W. An introduction to agent-based modeling: modeling natural, social, and engineered complex systems with NetLogo[M]. MIT Press, 2015.
- [6] Axelrod R. The complexity of cooperation: Agent-based models of competition and collaboration[M]. Princeton University Press, 1997.
- [7] Bonabeau E. Agent-based modeling: Methods and techniques for simulating human systems[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences, 2002, 99(suppl_3): 7280-7287.
- [8] Mesa: Agent-based modeling in Python 3+. <https://github.com/projectmesa/mesa>
- [9] ChromaDB: The AI-native open-source embedding database. <https://www.trychroma.com/>