

进展成果

项目前期，我们搜集并阅读了大量相关文献，深入理解了深度强化学习在结构振动控制中的应用现状和挑战，确定了项目的研究基础与方向。我们先考虑了基础的 DDPG 算法，完成了基于全连接网络架构的 DDPG 振动控制算法的实现，并在标准的单自由度和多自由度结构模型上进行了初步测试，验证了算法在结构振动控制中的有效性。

为了模拟现实中的采样不确定性，我们搭建了随机变步长的仿真环境，设计了基于 GRU 网络架构的 DDPG 控制算法，利用 GRU 的时序建模能力提升了策略在时序依赖环境中的表现。我们引入了时序感知的经验回放机制，增强了训练过程中的时间相关性。通过多轮仿真实验，我们对比了时间感知与非时间感知算法在不同采样不确定性环境下的性能，验证了时间感知机制在提升鲁棒性方面的优势。

进一步的，我们实现了基于 GRU 网络的时间感知 TD3 振动控制算法，利用双重 Critic 网络和延迟更新机制提升了训练的稳定性与性能。同时，我们提出了结合 GRU 网络预测 + Actor/Critic 注意力层 + 全连接层的混合网络架构，进一步增强了模型对复杂时序依赖的处理能力。

我们深入考虑了现实控制系统中存在的传感延迟、处理延迟和执行器响应延迟等问题，搭建了包含多源时滞和采样不确定性的仿真环境。通过多轮训练和测试，我们初步评估了 GRU-TD3 算法在固定时滞和采样不确定性的复杂环境中的控制效果，结果显示该算法在处理复杂时序依赖和不确定性方面表现出色。

下一阶段安排

在接下来的研究中，我们计划继续优化 GRU-TD3 控制算法，主要优化方向包括网络架构调整、超参数调优以及训练策略改进。我们将开展消融实验，系统分析各个组件对整体性能的贡献，并进行参数敏感性分析，评估不同参数设置对算法表现的影响，进一步提升其在包含传感器延迟、执行器延迟等多源时滞环境中的控制性能。

此外，我们将设计并实施更复杂的仿真实验，评估算法在不同类型结构、多种激励条件和不同噪声水平下的适应性和鲁棒性，完善泛化性能分析。我们还计划探索将所设计的控制算法应用于实际工程问题的可能性，搭建实验平台进行初步的物理实验验证，以评估算法在真实环境中的表现。

同时，我们将整理实验数据和理论分析，完善相关的学术论文撰写工作，争取在国际会议或期刊上发表研究成果。

导师指导情况

在项目开展前，导师为我们提供了详尽的项目背景介绍和相关文献推荐，帮助我们快速了解研究领域的现状和挑战。项目进行过程中，我们定期与导师进行了进展汇报，获得了宝贵的反馈和建议。

在算法设计和实验方案制定方面，导师及课题组师兄师姐提供了专业的指导，帮助我们解决了多个技术难题。另外，通过参与课题组的学术讨论和研讨会，我们拓宽了学术视野，提升了科研能力。

学生参与情况

曾柯翔同学作为负责人，主要负责神经网络架构的设计与实现，重点研究了GRU网络在时序数据处理中的应用，完成了时间感知机制的实现。同时负责了与指导老师的沟通协调工作。

王昊同学负责了仿真环境的搭建与测试，实现了多源时滞和采样不确定性的模拟，确保了实验的有效性和可靠性。

童浩宇同学负责了实验数据的分析与结果的可视化，完成了多轮训练的性能对比分析，帮助团队更好地理解算法的性能。。

但晓彬同学负责了文书撰写和项目报告的编写工作，协调了组成员的科研进度安排，确保项目按计划推进。