**可重构模块化协作机器臂因其可重构性，使得机器臂可适应不同场景下部署的任务。针对模块连接方式排列数量庞大、确定最佳机械臂构型复杂的问题，本研究提出了一种改进的Dueling DQN模块化机械臂重构算法，通过将网络拆分为状态价值函数和优势函数两个部分，更精细地区分状态价值和动作价值，提高了算法的学习效果和训练稳定性。此外，本研究还对经验回放进行了改进，通过结合随机经验采样和优先经验采样，设置分层采样方法，提高了经验回放的效率和准确性。为了验证改进的Dueling DQN算法的有效性，本研究建立了一个小型机械臂模块库，并在PyBullet仿真平台上进行了对比实验。与标准的DQN和原始的Dueling DQN相比，改进后的算法在收敛速度和选择最优机械臂构型方面展现出更优的性能。（后面都是草稿）**

可重构模块化协作机器臂因其可进行组件重构，使得机器臂可适应不同场景下部署的任务。由于模块连接方式的排列数量庞大，确定最佳机械臂构型在实际应用中面临着指数级的复杂性。为此，本研究提出了一种改进的Dueling DQN模块化机械臂重构算法，通过将网络拆分为状态价值函数和优势函数两个部分，解决了传统DQN算法中存在的冗余信息问题，提高了算法的学习效果和训练稳定性；此外，本研究还对经验回放进行了改进，通过融合随机经验采样和优先经验采样，并采用分层采样方法，提高了经验回放的效率和准确性。为了验证改进的Dueling DQN算法的有效性，本研究建立了一个小型机械臂模块库，并在PyBullet仿真平台上进行了对比实验。与标准的DQN和原始的Dueling DQN相比，改进后的算法在收敛速度和选择最优机械臂构型方面展现出更优的性能。

可重构模块化协作机器臂因其3-333-/可重构性，使得机器臂可适应不同场景下部署的任务。针对模块连接方式排列数量庞大、确定最佳机械臂构型复杂的问题，本研究提出了一种改进的Dueling DQN模块化机械臂重构算法，通过将网络拆分为状态价值函数和优势函数两个部分，解决了传统DQN算法信息冗余的问题，提高了算法的学习效果和训练稳定性。此外，本研究对经验回放进行了改进，通过将随机经验采样和优先经验采样结合，设置分层采样方法，提高了经验回放的效率和准确性。为了验证改进的Dueling DQN算法的有效性，本研究建立了一个小型机械臂模块库，并在PyBullet仿真平台上进行了对比实验。与标准的DQN和原始的Dueling DQN相比，改进后的算法在收敛速度和选择最优机械臂构型方面展现出更优的性能。

**这一研究成果为机器人构型搜索问题提供了一种新的解决思路和工具，对机器人应用领域的智能化和自动化发展具有一定的推动作用，为未来的机器人设计和任务规划提供了有力支持。**

可重构模块化协作机械臂因其可进行组件重构，使得机械臂可适应不同场景下部署的任务。由于模块连接方式的排列数量庞大，确定最佳机械臂构型在实际应用中面临着指数级的复杂性。针对该问题，本文提出了一种改进Dueling DQN的模块化机械臂重构算法。

为了解决可重构模块化协作机械臂在确定最佳构型时面临的指数级复杂性问题，本文提出了一种改进的Dueling DQN算法。Dueling DQN通过拆分动作值函数并引入优势-价值函数，解决了传统DQN算法中存在的冗余信息问题，提高了算法的学习效果和训练稳定性；此外，对经验回放进行改进，将随机经验采样和优先经验采样进行融合，设置分层采样方法来进行采样；本研究通过建立小型机械臂模块库，并在PyBullet仿真平台上与传统的基于DQN以及传统的Dueling DQN算法进行了对比实验，结果表明本方法具有更高的搜索效率和精度。这一研究成果为机器人构型搜索问题提供了一种新的解决思路和工具，并对机器人应用领域的智能化和自动化发展具有一定的推动作用。

本研究推出了一种优化的决斗式深度Q网络（Dueling DQN）算法，这一算法通过分离网络为状态价值函数和优势函数两个组成部分，有效提升了学习效率与稳定性，并解决了传统DQN有时会过高估计Q值的问题，进而增强了学习成效和训练的稳定度。研究中还对经验回放机制作了创新，结合随机与优先级采样，并采取分层抽样策略，显著提高了经验利用的效率和精确性。通过在PyBullet仿真环境中构建一个简化的机械臂模块库进行实验，验证了改进算法的有效性。实验结果显示，相较于经典DQN及原始决斗DQN算法，本研究的方法展现出较高的搜索效率和更精确的性能。这项研究成果为机械臂的构型搜索问题带来了新颖的视角和工具，为机器人行业的智能化与自动化进程注入新动力，并为机器人的未来设计与任务规划提供了实质性的支持。