

## МЕТОД ПЕРЕНОСА ИГРОВЫХ АГЕНТОВ МЕЖДУ РАЗЛИЧНЫМИ ФИЗИЧЕСКИМИ ДВИЖКАМИ

Евдокимов О.В. (Университет ИТМО), Самойлов А.А. (Университет ИТМО),  
Чеботарёв И.В. (Университет ИТМО)

Научный руководитель – к.т.н., доцент Карсаков А.С. (Университет ИТМО)

**Введение.** Современные методы обучения агентов с подкреплением (RL) широко применяются в симуляционных окружениях, таких как MuJoCo [1] и Isaac Gym [2]. Однако одной из ключевых проблем является перенос обученных моделей в среды с отличающимися физическими движками. Недавние исследования [3] показали, что агенты, обученные в одном симуляторе, демонстрируют низкую способность к обобщению при переходе в другое окружение. Это ограничивает применение RL-методов в реальных сценариях, где необходим перенос поведения агентов между различными платформами. Настоящая работа направлена на исследование и разработку подхода, обеспечивающего успешную адаптацию агентов при переходе между физическими движками.

**Основная часть.** В данной работе рассматривается метод переноса агентов, основанный на модели Delta Action [4]. Предполагаемый подход включает следующие этапы:

- Определение целевого окружения (например, Unity) и обучение агента с использованием RL для воспроизведения целевых движений.
- Сбор данных о траекториях агента (состояния и действия) в целевой среде.
- Воспроизведение этих траекторий в исходном окружении с отличающимся физическим движком.
- Обучение модели Delta Action, учитывающей разницу в динамике движков.
- Дообучение агента в исходном окружении с использованием скорректированных действий.
- Перенос дообученной модели обратно в целевое окружение для оценки адаптации.

Данный метод позволяет учитывать различия в физике симуляторов и корректировать действия агента с учетом изменений в динамике. Кроме того, предполагается исследование возможности использования офлайн обучения с подкреплением для предварительной адаптации агента, что может значительно сократить время на дообучение в новой среде.

**Выводы.** Предложенный подход представляет собой перспективное направление для переноса RL-агентов между различными физическими движками. Он может найти применение в задачах робототехники, анимации персонажей и других областях, где необходимо переносить обученные модели между разными симуляторами. В дальнейших исследованиях планируется проведение экспериментальной оценки метода, анализ его эффективности и исследование оптимальных стратегий дообучения агентов при переходе между средами.

## СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ:

1. *Todorov E., Erez T., Tassa Y.* MuJoCo: A Physics Engine for Model-Based Control // 2012 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (2012 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems). — 10/2012. — P. 5026–5033. — URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/6386109> (дата обращения 02/14/2025).
2. Isaac Gym. — Nvidia. — URL: <https://developer.nvidia.com/isaac-gym>.
3. *Mohammed A.P., Valdenegro-Toro M.* Can Reinforcement Learning for Continuous Control Generalize Across Physics Engines? — Version 1. — 10/27/2020. — arXiv: 2010.14444 [cs]. — URL: <http://arxiv.org/abs/2010.14444> (дата обращения 02/14/2025). — Pre-published.
4. *He T., Gao J., Xiao W., [et al.]*. ASAP: Aligning Simulation and Real-World Physics for Learning Agile Humanoid Whole-Body Skills. — Version 1. — 02/03/2025. — arXiv: 2502.01143 [cs]. — URL: <http://arxiv.org/abs/2502.01143> (дата обращения 02/14/2025). — Pre-published.