Оглавление

[Актуальность 2](#_Toc18846820)

[Недостатки существующих решений и предлагаемые решения 2](#_Toc18846821)

[Постановка задачи 3](#_Toc18846822)

[Научная новизна 3](#_Toc18846823)

[Аналитическая часть 4](#_Toc18846824)

[Обзор исследований 4](#_Toc18846825)

[Бот компании OpenAI игры Dota 2 4](#_Toc18846826)

[Бот компании OpenAI играющий в сумо и футбол 4](#_Toc18846827)

[Per-Arne Andersen, Morten Goodwin, Ole-Christoffer Granmo «Deep RTS: A Game Environment for Deep Reinforcement Learning in Real-Time Strategy Games» 5](#_Toc18846828)

[Kun Shao, Yuanheng Zhu, Member, IEEE and Dongbin Zhao, Senior Member «StarCraft Micromanagement with Reinforcement Learning and Curriculum Transfer Learning» 8](#_Toc18846829)

[Hendrik Baier, Peter I. Cowling «Evolutionary MCTS for Multi-Action Adversarial Games» 8](#_Toc18846830)

[AlphaStar: Mastering the Real-Time Strategy Game StarCraft II 8](#_Toc18846831)

[Список литературы 8](#_Toc18846832)

# Актуальность

Адекватный игровой искусственный интеллект имеет большое значение в современных военных стратегиях, т.к. зачастую игроку очень сложно найти другого игрока для долгой совместной игры.

Ещё большую сложность представляет разработка ИИ, способного адекватно управлять армией из разнородных юнитов, передвигающихся по графу реальных дорог, учитывая множество условий: рельеф местности, ландшафт, время суток и время года, тактико-технические характеристики техники и вооружений, снабжение по дорогам и т. д. Программирование поведения армии, способной нанести поражение игроку-человеку без численного перевеса на основе жёстко заданных алгоритмов сложная задача, кроме того к такому виду ИИ гораздо проще подобрать стратегию, с помощью которой можно всегда выигрывать, такие стратегии называются доминантными.   
 Перспективным видится использование ИНС, способных к «самообучению». Искусственная нейронная сеть(ИНС, в тексте используется сокращение нейросеть) - математическая модель, а также её программное или аппаратное воплощение, построенная по принципу организации и функционирования биологических нейронных сетей — сетей нервных клеток живого организма. ИНС представляет из себя набор нейронов, которые представляют из себя функции с несколькими входными переменными, которые передают полученный результат следующему нейрону или наружу. ИНС является ИИ, который представляет из себя самообучающуюся программу. Программы такого типа разрабатываются в рамках машинного обучения.

Реализация игрового интеллекта на базе такой технологии в теории позволит обучить программу не только на играх с человеком (что очень медленно), а на множестве ускоренных по времени играх с самим собой. Также при достаточно длительном обучении можно получить ИИ к которому не удастся подобрать доминантную стратегию и поэтому игроку придётся лучше думать, но это также не означает что будет создан непобедимый ИИ.

## Недостатки существующих решений и предлагаемые решения

Рассмотренные далее, решения хорошо справляются с задачей управления на графах похожих на «шахматную доску», но они не могут работать с графом дорог(картой дорог). Графы вида «шахматная доска» похожи на графы дорог, но главное отличие в том, что они не такие плотные и разветвлённые, и в качестве вершин у них клетки вместо мест стыковок дорог.

В рамках диссертационной работы будет разработана нейросеть, которая будет управлять различными видами войск на дорожном графе. Нейросеть будет управлять следующими типами войск: пехота, артиллерия, мотострелковые подразделения, танки, конвои грузовиков для снабжения войск и поезда для переброски на дальние расстояния. У каждого подразделения имеется запас сил, боеприпасов, еды, воды, кроме этого при ведении боя учитываются боевые характеристики(боевой дух, боевой опыт, дальность атаки, скорость передвижения). Все эти характеристики и особенности графа дорог(множество путей, разветвлённость и плотность дорог) будут учитываться нейронной сетью при достижении цели.

## Постановка задачи

Целью данного исследования является исследование применения современных технологий машинного обучения для решения задачи управления мультиагентной системой(виртуальной армией) в многопараметрической системе на графе дорог. Для того, чтобы выполнить эту цель необходимо разработать нейронную сеть, которая будет решать описанную ранее задачу.

## Научная новизна

Разработанная нейронная сеть будет первой нейронной сетью решающая задачу на дорожном графе. Результаты эффективности полученной нейронной сети позволят понять возможности «обучения с подкреплением» в задачах на дорожном графе, что поможет использовать «обучения с подкреплением» в других, возможно более сложных, задачах на дорожных графах.

# Аналитическая часть

## Обзор исследований

В рамках ВКР был проведён обзор последних исследований в применении машинного обучения в играх, в том числе и игр жанра стратегий реального времени.

### Бот компании OpenAI игры Dota 2

Компания OpenAI в 2019 году создала бота для игры Dota 2. Представленный бот обучался с нуля на самом себе, без имитационного обучения и поиска по дереву.

Dota 2 — компьютерная многопользовательская командная игра в жанре многопользовательская онлайн арена(multiplayer online battle arena, сокр. MOBA), разработанная Valve Corporation. Игра представляет из себя сражение на карте, где в каждом матче участвуют две команды по пять игроков, управляющих «героями» — персонажами с различными наборами способностей. Для победы в матче команда должна уничтожить особый объект-«крепость», принадлежащий вражеской стороне, и защитить от уничтожения собственную «крепость».[id\_2\_1]

Dota 2 в режиме 1 на 1 — это сложная игра со скрытой информацией. В процессе обучения бот смог научиться планировать, атаковать, устраивать засады для своих противников, благодаря чему смог обыграть профессиональных игроков

### Бот компании OpenAI играющий в сумо и футбол

Также компания OpenAI разработала бота играющего в сумо и футбол. При разработке бота использовалось трансферное обучение(transfer learning). Суть трансферного обучения заключается в том, что для создания нового слоя нейронов мы берём копию другого слоя, который выполнял похожую задачу, и обучаем его.

Применение этого метода позволяет быстрее обучать бота выполнению похожих задач. Авторы данного исследования сначала обучили сумо-бота, затем поставили ему вместо реального противника «ветер», который «дул» со случайной стороны. Даже несмотря на то, что с ветром сумо-бот никогда до этого не сталкивался, он хорошо справился со своей новой задачей.

Также исследователями было придумано решение проблемы переобучения. Чтобы бот не переобучился в процессе игры с одним видом противников, ему давали разных противников с различными стратегиями. Каждый из этих ботов противников обучался параллельно. Получившийся бот вырабатывал общие стратегии поведения, не заточенные под конкретного противника.

### Per-Arne Andersen, Morten Goodwin, Ole-Christoffer Granmo «Deep RTS: A Game Environment for Deep Reinforcement Learning in Real-Time Strategy Games»

В статье обозреваются среды для исследовании технологий машинного обучения. Были рассмотрены следующие среды(в скобках будет указана игра, на которой тестировались технологии машинного обучения):

* Stratagus(Warcraft 2)
* Arcade Learning Environment(Atari 2600)
* microRTS(собственная игра)
* TorchCraft(Starcraft)
* Malmo(Minecraft)
* ViZDoom(Doom)
* DeepMind Lab(головоломки и 3D-навигация)
* OpenAI Gym – набор инструментов для развития и сравнения алгоритмов машинного обучения.
* OpenAI Universe – платформа для исследования алгоритмов машинного обучения, имеет ограниченное количество сред для тестирования
* Extensive Lightweight Flexible (ELF) – первая из сред которая предназначена для игр жанра стратегий в реальном времени.
* StarCraft II Learning Environment(SC2LE)

Все перечисленные среды используют только обучение с подкреплением в качестве основной технологии машинного обучения, так же как и Deep RTS. Авторы также рассмотрели несколько наиболее успешных разработок в этой области:

* TD-Gammon – алгоритм, который играет в нарды. ИИ был разработан Джеральдом Тесоро в 1992 в Научно-исследовательском центре Томаса Дж. Уотсона IBM[7, 8]. TD-Gammon состоит из искусственной нейронной сети (ИНС) с тремя слоями и обучается с помощью метода обучения с подкреплением под названием TD-лямбда. TD-лямбда является алгоритмом учитывающим разницу во времени(TDLambda is a temporal difference learning algorithm) изучения различия, изобретенный Ричардом С. Саттоном [9]. ИНС перебирает все возможные шаги и оценивает вознаграждение за конкретное движение, затем выбирает действие с самым высоким вознаграждением. TD-Gammon - первый алгоритм, который обучается на самом себе.
* AlphaGO – первый алгоритм, который победил профессионального игрока в Go. AlphaGO является фреймворком обучения с подкреплением, который использует дерево поиска Монте-Карло и две глубоких нейронных сети стоимости и стратегическую оценку.[10]
* DeepStack - алгоритм, который играет в Техасский Холдем покер. Этот алгоритм использует дерево поиска вместе с нейронными сетями для решения проблем с неполной информацией(imperfect information)[11]
* Бот для Dota 2. Он рассматривался ранее (см. главу «Бот компании OpenAI игры Dota 2» 5 стр.)

Игровая среда Deep RTS позволяет проводить исследования на разных уровнях сложности в планировании, реагирования и контроле. Deep RTS имеет несколько конфигурации, при этом они являются детерминированными и недолговечными. Действия в недолговечной конфигурации непосредственно применяются к среде в течение нескольких игровых кадров, что делает корреляцию между действием и вознаграждением более наблюдаемой. Авторы решили не использовать долговременные конфигурации, так как они значительно усложняют пространство состояний.

Цель игры в Deep RTS состоит в следующем: уничтожить базу другого игрока. В распоряжении игрока один рабочий, который может построить ратушу, казарму и ферму. Ратуша является местом доставки ресурсов и позволяет создавать новых рабочих. В казармах создаются воины, которые более эффективны в бою, чем рабочие. Фермы нужны для повышения максимального количества юнитов.

Все действия в игре сводятся к трём задачам: сбор ресурсов, нападение и оборона. Это позволяет сократить количество игровых состояний, что ускоряет разработку и обучение ИИ. Deep RTS имеет несколько сценариев и позволяет создавать собственные. Представленные сценарии отличаются друг от друга количеством игроков, используемой стратегией поведения и размером карты.

Также Deep RTS имеет настраиваемый игровой таймер, который позволяет ИИ обучаться с минимальной задержкой. Это возможно благодаря тому что, можно настраивать количество тиков в секунде и каждое действие выполняется за определённое количество тиков, а не секунд. Например, для перемещения на 1 клетку нужно 10 тиков, для постройки здания 300 тиков. Также в игру был добавлен специальный алгоритм поиска путей, который называется jump-point-search.

Поведение юнитов определяется конечным автоматом. После создания юнита, он находится в состоянии ожидания, и из этого состояния он может перейти в нужное игроку или ИИ состояние.

Deep RTS управляет боевыми единицами с помощью действий, множество которых разделено на 2 абстрактных уровня:

* Первый уровень - это действия, которые непосредственно влияют на среду, например, щелчок правой кнопкой мыши, щелчок левой кнопкой мыши, перемещение влево или выбор юнита.
* Второй уровень абстракции - это действия, объединяющие действия предыдущего уровня, например, select-unit → right-click → right-click → move-left. Преимущество этой абстракции состоит в том, что алгоритмы могут фокусироваться на определенных областях внутри игрового состояния и позволяют создавать иерархические модели, каждая из которых специализируется на определённом виде задач (постройка новой базы, оборона, нападение).

Deep RTS, на момент написания статьи, была одной из самых производительных сред. Deep RTS могла обновлять игру 7 000 000 раз в секунду, тогда как ELF только 36000[11] и microRTS 11500[12]. Таких выдающихся результатов в производительности удалось достичь благодаря настраиваемому таймеру и специальному алгоритму поиска путей jump-point-search.

Среда Deep RTS хорошо справляется со своей задачей, но у неё есть недостаток – не может работать с дорожным графом.

### Kun Shao, Yuanheng Zhu, Member, IEEE and Dongbin Zhao, Senior Member «StarCraft Micromanagement with Reinforcement Learning and Curriculum Transfer Learning»

### Hendrik Baier, Peter I. Cowling «Evolutionary MCTS for Multi-Action Adversarial Games»

### AlphaStar: Mastering the Real-Time Strategy Game StarCraft II

# Список литературы

1. OpenAI and Dota 2 [Электронный ресурс] - Режим доступа: <https://openai.com/blog/dota-2/> , свободный
2. Competitive Self-Play [Электронный ресурс] - Режим доступа: <https://openai.com/blog/competitive-self-play/> , свободный
3. Per-Arne Andersen, Morten Goodwin, Ole-Christoffer Granmo «Deep RTS: A Game Environment for Deep Reinforcement Learning in Real-Time Strategy Games» [Электронный ресурс] - Режим доступа: <https://arxiv.org/abs/1808.05032>, свободный
4. Kun Shao, Yuanheng Zhu, Member, IEEE and Dongbin Zhao, Senior Member «StarCraft Micromanagement with Reinforcement Learning and Curriculum Transfer Learning» [Электронный ресурс] - Режим доступа: https://arxiv.org/pdf/1804.00810.pdf, свободный
5. Hendrik Baier, Peter I. Cowling «Evolutionary MCTS for Multi-Action Adversarial Games» [Электронный ресурс] - Режим доступа: https://www.google.com/url?sa=t&rct=j&q=&esrc=s&source=web&cd=1&ved=2ahUKEwjqpb-r-qbgAhWI8ywKHdj5B5YQFjAAegQICRAC&url=https%3A%2F%2Fhendrikbaier.jimdo.com%2Fapp%2Fdownload%2F13604570727%2Fevolutionary%2520mcts%2520for%2520multi-action%2520adversarial%2520games.pdf%3Ft%3D1532703212&usg=AOvVaw3M9xX0AbJl4h5uYAy8GBBh, свободный
6. AlphaStar: Mastering the Real-Time Strategy Game StarCraft II [Электронный ресурс] - Режим доступа: https://deepmind.com/blog/alphastar-mastering-real-time-strategy-game-starcraft-ii/ , свободный
7. G. Tesauro, “TD-Gammon, a Self-Teaching Backgammon Program, Achieves Master-Level Play,” Neural Computation, vol. 6, no. 2, pp. 215–219, 1994. [Online]. Available: <http://www.mitpressjournals.org/doi/10.1162/neco.1994.6.2.215>
8. G. Tesauro, “Temporal difference learning and TD-Gammon,”*Communications of the ACM*, vol. 38, no. 3, pp. 58–68, 1995. [Online]. Available: <http://portal.acm.org/citation.cfm?doid=203330.203343>
9. R. S. Sutton and A. G. Barto, “Chapter 12: Introductions,” Acta Physiologica Scandinavica, vol. 48, no. Mowrer 1960, pp. 57–63, 1960. D. Silver, A. Huang, C. J. Maddison, A. Guez, L. Sifre, G. Van Den Driessche, J. Schrittwieser, I. Antonoglou, V. Panneershelvam, M. Lanctot, S. Dieleman, D. Grewe, J. Nham, N. Kalchbrenner, I. Sutskever, T. Lillicrap, M. Leach, K. Kavukcuoglu, T. Graepel, and D. Hassabis, “Mastering the game of Go with deep neural networks and tree search,” Nature, vol. 529, no. 7587, pp. 484–489, 2016.
10. M. Moravc ˇ´ık, M. Schmid, N. Burch, V. Lisy, D. Morrill, N. Bard, ´ T. Davis, K. Waugh, M. Johanson, and M. Bowling, “DeepStack: Expert-level artificial intelligence in heads-up no-limit poker,” Science, vol. 356, no. 6337, pp. 508–513, jan 2017. [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/1701.01724http://dx.doi.org/10.1126/science.aam6960>
11. Y. Tian, Q. Gong, W. Shang, Y. Wu, and C. L. Zitnick, “ELF: An Extensive, Lightweight and Flexible Research Platform for Real-time Strategy Games,” Advances in Neural Information Processing Systems, pp. 2656–2666, jul 2017. [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/1707.01067>
12. S. Ontanon, “The combinatorial multi-armed bandit problem and its application to real-time strategy games,” in Ninth Artificial Intelligence and Interactive Digital . . ., 2013, pp. 58–64. [Online]. Available: http://www.aaai.org/ocs/index.php/AIIDE/AIIDE13/paper/viewPaper/7377