Министерство образования и науки Российской Федерации федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования

«САНКТ-ПЕТЕРБУРГСКИЙ НАШИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ ИНФОРМАЦИОННЫХ ТЕХНОЛОГИЙ, МЕХАНИКИ И ОПТИКИ»

ПОЯСНИТЕЛЬНАЯ ЗАПИСКА ВЫПУСКНОЙ КВАЛИФИКАЦИОННОЙ РАБОТЫ

«Глубокие самообучающиеся агенты для мультиагентной системы маршрутизации»

Автор: Мухутдинов Дмитрий Вадимович		
Направление подготовки (специальность):	01.03.02 Прикладі	ная математика и
	информатика	
Квалификация: Бакалавр		
Руководитель: Фильченков А.А., к.фм.н		
К защите допустить		
Зав. кафедрой Васильев В.Н., докт. техн. на	и поф	
зав. кафедрои васильев в.п., докт. техн. на	ук, проф.	
	« »	20 г.

Студент	Мухутдинов	Д.В. Группа	M3438	Кафедра	компьютер	ΗЫΣ
технолог	ий Факу л	льтет инф	ормацио	нных т	ехнологий	V
программ	иирования					
-	` -	о филь), спец и ки программн	•		ические мод	(ели
Консульт	ганты:					
а) Вяті	кин В.В., PhD,	, Luleå Universi	ity of Tec	hnology		
Квалифи	кационная ра	бота выполне	на с оцен	нкой		
Дата защ	ИТЫ		«» _		20	Γ
Секретар	ь ГЭК					
Листов хр	анения					
Демонстр	ационных ма	атериалов/Чер	тежей хр	ранения		

Министерство образования и науки Российской Федерации федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования

«САНКТ-ПЕТЕРБУРГСКИЙ НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ ИНФОРМАЦИОННЫХ ТЕХНОЛОГИЙ, МЕХАНИКИ И ОПТИКИ»

УТВЕРЖДАЮ

Зав.	каф. ко	мпьютерных технологи
		докт. техн. наук, проф
		Васильев В.Н
«	»	20

ЗАДАНИЕ НА ВЫПУСКНУЮ КВАЛИФИКАЦИОННУЮ РАБОТУ

Студент Мухутдинов Д.В. **Группа** М3438 **Кафедра** компьютерных технологий **Факультет** информационных технологий и программирования **Руководитель** Фильченков Андрей Александрович, к.ф.-м.н, доцент кафедры КТ

1 Наименование темы: Глубокие самообучающиеся агенты для мультиагентной системы маршрутизации

Направление подготовки (специальность): 01.03.02 Прикладная математика и информатика

Направленность (профиль): Математические модели и алгоритмы разработки программного обеспечения

Квалификация: Бакалавр

- **2 Срок сдачи студентом законченной работы:** «31» мая 2017 г.
- 3 Техническое задание и исходные данные к работе.

Требуется разработать алгоритм решения обобщенной задачи маршрутизации, основанный на идее мультиагентного обучения нейронных сетей с подкреплением. Требуется применить метод к решению конкретных задач маршрутизации, таких как маршрутизация сетевых пакетов и управление конвейерной системой транспортировки багажа, и сравнить его с существующими алгоритмами.

- 4 Содержание выпускной квалификационной работы (перечень подлежащих разработке вопросов)
 - а) Обзор предметной области
 - б) Реализация среды для эмуляции задачи сетевой маршрутизации
 - в) Реализация среды для эмуляции конвейерной системы транспортировки багажа
 - г) Разработка алгоритма маршрутизации на основе мультиагентного обучения нейронных сетей с подкреплением
 - д) Реализация существующих алгоритмов решения задач маршрутизации
 - е) Проведение экспериментов, интерпретация результатов

5 Перечень графического материала (с указанием обязательного материала)

Не предусмотрено

6 Исходные материалы и пособия

- a) Richard S. Sutton and Andrew G. Barto. Reinforcement Learning: An Introduction. The MIT Press, 2012
- б) Mnih et al. Human-level control through deep reinforcement learning. Nature, 518(7540):529–533, 2015.

7 Календарный план

	7 11001011,700 P112111 1101011		
№№ пп.	Наименование этапов выпускной квалифи-	Срок вы-	Отметка
	кационной работы	полнения	о выпол-
		этапов	нении,
		работы	подпись
			руков.
1	Ознакомление с предметной областью	11.2016	
2	Чтение статей, посвященных алгоритмам	12.2016	
	маршрутизации		
3	Чтение статей, посвященных задаче обуче-	01.2017	
	ния с подкреплением		
4	Разработка сред для эмуляции задач марш-	03.2017	
	рутизации		
5	Разработка алгоритма маршрутизации, ре-	04.2017	
	ализация существующих алгоритмов		
6	Проведение экспериментов, написание по-	05.2017	
	яснительной записки		

Руководитель	
Задание принял к исполнению	«01» сентября 2016 г.

8 Дата выдачи задания: «01» сентября 2016 г.

Министерство образования и науки Российской Федерации федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования

«САНКТ-ПЕТЕРБУРГСКИЙ НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ ИНФОРМАЦИОННЫХ ТЕХНОЛОГИЙ, МЕХАНИКИ И ОПТИКИ»

АННОТАЦИЯ ВЫПУСКНОЙ КВАЛИФИКАЦИОННОЙ РАБОТЫ

Студент: Мухутдинов Дмитрий Вадимович

Наименование темы работы: Глубокие самообучающиеся агенты для мультиагент-

ной системы маршрутизации

Наименование организации, где выполнена работа: Университет ИТМО

ХАРАКТЕРИСТИКА ВЫПУСКНОЙ КВАЛИФИКАЦИОННОЙ РАБОТЫ

1 Цель исследования: Разработка распределенного алгоритма решения задачи маршрутизации, подходящего для эффективного применения в различных условиях, включая киберфизические системы.

2 Задачи, решаемые в работе:

- а) Формальная постановка обобщенной задачи маршрутизации.
- б) Разработка алгоритма решения поставленной задачи.
- в) Сравнение работы алгоритма с существующими решениями на практике.
- 3 Число источников, использованных при составлении обзора:
- 4 Полное число источников, использованных в работе: 10
- 5 В том числе источников по годам

Отеч	іественных		Инс	остранных	
Последние	От 5	Более	Последние	От 5	Более
5 лет	до 10 лет	10 лет	5 лет	до 10 лет	10 лет

6 Использование информационных ресурсов Internet:

7 Использование современных пакетов компьютерных программ и технологий: Для решения задачи использовался язык программирования Python. При разработке систем эмуляции работы компьютерной сети и системы управления багажными конвейерами была использована библиотека Thespian. Для реализации и обучения нейронных сетей были использованы библиотеки TensorFlow и Keras.

8 Краткая характеристика полученных результатов: Разработана формальная постановка обобщенной задачи маршрутизации в терминах мультиагентного обучения с подкреплением. Разработан алгоритм решения обобщенной задачи маршрутизации. Разработанный алгоритм по результатам экспериментов на практике не уступает современным специализированным алгоритмам решения задач сетевого роутинга и управления конвейерной системой, но благодаря обобщенной постановке задачи и применению нейронных сетей имеет широкий потенциал применения для решения

задач, сводимых к задаче маршрутизации, в сложных условиях (таких, как киберфизические системы).

- **9 Гранты, полученные при выполнении работы:** При выполнении работы грантов получено не было.
- **10 Наличие публикаций и выступлений на конференциях по теме работы:** По теме данной работы публикаций и выступлений на конференциях нет.

выпусник: мухутдинов	д.в	
Руководитель: Фильчен	ков А.А.	
«»	20	г.

ОГЛАВЛЕНИЕ

ВВЕДЕНИЕ	5
1. Обзор предметной области	8
1.1. Таблицы	8
1.2. Рисунки	8
1.3. Листинги	8
1.3.1. Тест	9
2. Проверка сквозной нумерации	10
Выводы по главе 2	10
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	11
СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ	12
ПРИЛОЖЕНИЕ А. Пример приложения	13
ПРИЛОЖЕНИЕ Б. Еще один пример приложения с неимоверно	
длиннющим названием для тестирования	
переносов	15

ВВЕДЕНИЕ

Задача пакетной маршрутизации - это задача поиска кратчайшего пути в графе в условиях, когда за каждый узел графа отвечает отдельный вычислительный процесс. Это означает, что каждый отдельный узел графа должен принять решение о том, какому из соседей следует отправить очередной пакет, чтобы тот достиг пункта назначения как можно быстрее.

Задача пакетной маршрутизации впервые обрела актуальность с появлением компьютерных сетей. Первые алгоритмы сетевой маршрутизации появились в процессе разработки сети ARPANet. Именно тогда были изобретены такие подходы к пакетной маршрутизации, как distance-vector[1] и link-state[2], которые и по сей день лежат в основе таких стандартных и широко применяемых алгоритмов сетевой маршрутизации, как Routing Information Protocol (RIP)[3] и Open Shortest Path First (OSPF)[4].

Оба этих подхода основаны на идее вычисления кратчайшего пути между текущим узлом сети и пунктом назначения пакета. Однако существуют и другие подходы к решению задачи маршрутизации, основанные на идее обучения с подкреплением (reinforcement learing). Первым таким алгоритмом стал алгоритм Q-routing[5], основанный на методе Q-learning[6]. Этот алгоритм, как и его модификации[7, 8], благодаря обучению с подкреплением оказался способен лучше адаптироваться к изменениям в интенсивности сетевого трафика, чем алгоритмы, основанные на вычислении кратчайшего пути, но из-за использования большего количества служебных сообщений применение таких алгоритмов в реальных сетях ограничено.

Но стоит отметить, что задача маршрутизации встречается не только в компьютерных сетях, но также и в более сложных средах, таких как киберфизические системы. Примером такой задачи, частично решаемой с помощью алгоритмов маршрутизации, является управление конвейерной системой (в частности, системой распределения багажа в аэропорту). Задача управления такой системой в большинстве случаев решается с помощью централизованных алгоритмов, и децентрализованное решение (основанное на алгоритма Беллмана-Форда) было пред-

ложено совсем недавно[9]. Такая задача отличается от задачи сетевого роутинга, с одной стороны, тем, что служебные сообщения и целевые сообщения являются разными сущностями ("целевое сообщение" - это чемодан, а служебные сообщения являются цифровыми), и служебные сообщения передаются мгновенно по сравнению с целевыми. С другой стороны, состояние каждого конвейера и всей системы в целом задается большим количеством параметров - такими как скорости конвейеров, положение, количество и масса чемоданов на каждом конвейере, и так далее. С третьей стороны, желательно, чтобы система оптимизировала не только скорость доставки чемоданов до точки назначения, но и, к примеру, собственное энергопотребление.

Первое обстоятельство снимает технические ограничения на количество служебных сообщений, что позволяет в полной мере применять алгоритмы на основе обучения с подкреплением. Второе и третьи обстоятельства усложняют написание оптимального детерминированного алгоритма и наталкивают на идею реализации приближенного решения, например, с использованием нейронных сетей.

В настоящее время в области обучения с подкреплением с применением нейронных сетей достигнуты впечатляющие успехи. Всплеск активности в этой области произошел после выхода статьи команды Google DeepMind об обучении глубокой сверточной нейронной сети игре на консоли Atari 2600[10]. Применению полученной модели к различным задачам в различных условиях посвящено множество исследований, часть из них посвящена проблеме мультиагентного обучения с подкреплением (multi-agent reinforcement learning). Так как задачу маршрутизации можно сформулировать как задачу мультиагентного обучения с подкреплением, имеет смысл применить данные наработки для ее решения.

В данной работе будет предложен алгоритм маршрутизации, основанный на методе Q-routing, но использующий нейронную сеть в качестве обучающегося агента. На данный момент не существует алгоритма маршрутизации, построенного по такому принципу.

В главе 1 будет сформулирована обобщенная постановка задачи маршрутизации в терминах мультиагентного обучения с подкреплени-

ем. Будут рассмотрены существующие алгоритмы маршрутизации, их сильные и слабые стороны. Также будут рассмотрены существующие методы обучения нейронных сетей с подкреплением, в том числе в мультиагентном случае.

В главе 2 будет рассмотрен предложенный алгоритм и обоснованы решения, принятые в ходе его разработки.

В главе 3 будут приведены экспериментальные результаты работы алгоритма для задач пакетной маршрутизации в компьютерной сети и управления системой багажных конвейеров. Будут приведены результаты работы в условиях неравномерной нагрузки на сеть (или конвейерную систему) и изменения топологии сети. Также будет проведено сравнение с существующими алгоритмами маршрутизации.

ГЛАВА 1. ОБЗОР ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ 1.1. Таблины

Таблица 1 – Таблица умножения (фрагмент)

_	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17
1	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17
2	2	4	6	8	10	12	14	16	18	20	22	24	26	28	30	32	34
3	3	6	9	12	15	18	21	24	27	30	33	36	39	42	45	48	51
4	4	8	12	16	20	24	28	32	36	40	44	48	52	56	60	64	68

Есть еще такое окружение tabu, его можно аккуратно растянуть на всю страницу. Приведем пример (таблица 2).

Таблица 2 – Таблица умножения с помощью tabu (фрагмент)

_	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17
1	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17
2	2	4	6	8	10	12	14	16	18	20	22	24	26	28	30	32	34
3	3	6	9	12	15	18	21	24	27	30	33	36	39	42	45	48	51
4	4	8	12	16	20	24	28	32	36	40	44	48	52	56	60	64	68

1.2. Рисунки

Пример рисунка (с помощью TikZ) приведен на рисунке 1. Под pdflatex можно также использовать *.jpg, *.png и даже *.pdf, под latex можно использовать Metapost. Последний можно использовать и под pdflatex, для чего в стилевике продекларированы номера картинок от 1 до 20.



Рисунок 1 – Пример рисунка

1.3. Листинги

В работах студентов кафедры «Компьютерные технологии» часто встречаются листинги. Листинги бывают двух основных видов — исходный код и псевдокод. Первый оформляется с помощью окружения

lstlisting из пакета listings, который уже включается в стилевике и немного настроен. Пример Hello World на Java приведен на листинге 1.

```
Листинг 1 — Пример исходного кода на Java

public class HelloWorld {
    public static void main(String[] args) {
        System.out.println("Hello, world!");
    }
}
```

1.3.1. Тест

Псевдокод можно оформлять с помощью разных пакетов. В данном стилевике включается пакет algorithmicx. Сам по себе он не генерирует флоатов, поэтому для них используется пакет algorithm. Пример их совместного использования приведен на листинге 2. Обратите внимание, что флоаты разные, а нумерация — общая!

Листинг 2 – Пример псевдокода

```
function IsPrime(N)

for t \leftarrow [2; \lfloor \sqrt{N} \rfloor] do

if N \mod t = 0 then

return false

end if

end for

return true
end function
```

Наконец, листинги из listings тоже можно подвешивать с помощью algorithm, пример на листинге 3.

Листинг 3 – Исходный код и флоат algorithm

```
public class HelloWorld {
    public static void main(String[] args) {
        System.out.println("Hello, world!");
    }
}
```

ГЛАВА 2. ПРОВЕРКА СКВОЗНОЙ НУМЕРАЦИИ

Листинг 4 должен иметь номер 4.

Листинг 4 – Исходный код и флоат algorithm

```
public class HelloWorld {
    public static void main(String[] args) {
        System.out.println("Hello, world!");
    }
}
```

Рисунок 2 должен иметь номер 2.

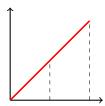


Рисунок 2 – Пример рисунка

Таблица 3 должна иметь номер 3.

Таблица 3 – Таблица умножения с помощью tabu (фрагмент)

_	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17
1	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17
2	2	4	6	8	10	12	14	16	18	20	22	24	26	28	30	32	34
3	3	6	9	12	15	18	21	24	27	30	33	36	39	42	45	48	51
4	4	8	12	16	20	24	28	32	36	40	44	48	52	56	60	64	68

Выводы по главе 2

В конце каждой главы желательно делать выводы. Вывод по данной главе — нумерация работает корректно, ура!

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В данном разделе размещается заключение.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

- *McQuillan J. M.*, *Walden D. C.* The ARPA network design decisions // Computer Networks. -1977. -1(5). -C. 243-289.
- *McQuillan J. M.*, *Richer I.*, *Rosen E. C.* The New Routing Algorithm for the ARPANet // IEEE Trans. on Comm. 1980. 28(5). C. 711–719.
- *Hendrick C.* Routing Information Protocol: RFC. Июнь 1988. № 1058.
- 4 Moy J. OSPF Version 2: RFC. Aπp. 1998. \mathbb{N}^{0} 1058.
- *Boyan J. A.*, *Littman M. L.* Packet routing in dynamically changing networks: a reinforcement learning approach // Advances in Neural Information Processing Systems. 1994. No. 6. P. 671–678.
- 6 Watking C. Learning from Delayed Rewards: дис. . . . канд. / Watking C. Cambridge : King's College, 1989.
- *Choi S. P. M.*, *Yeung D.-Y.* Predictive Q-Routing: A Memory-based Reinforcement Learning Approach to Adaptive Traffic Control // Advances in Neural Information Processing Systems. 1996. No. 8. P. 945–951.
- *Kumar S., Miikkulainen R.* Dual reinforcement Q-routing: An on-line adaptive routing algorithm // Artificial Neural Networks in Engineering. -1997. No. 7. P. 231-238.
- *Yan J.*, *Vyatkin V.* Distributed Software Architecture Enabling Peer to Peer Communicating Controllers // IEEE Transactions on Industrial Informatics. -2013. -9(4). -P. 2200-2209.
- 10 Human-level control through deep reinforcement learning / V. Mnih [et al.] // Nature. 2015. No. 518. P. 529–533.

ПРИЛОЖЕНИЕ А. ПРИМЕР ПРИЛОЖЕНИЯ

В приложениях рисунки, таблицы и другие подобные элементы нумеруются по приложениям с соответствующим префиксом. Проверим это.

Листинг А.1 должен иметь номер А.1.

Листинг A.1 – Исходный код и флоат algorithm

```
public class HelloWorld {
    public static void main(String[] args) {
        System.out.println("Hello, world!");
    }
}
```

Рисунок А.1 должен иметь номер А.1.

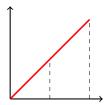


Рисунок А.1 – Пример рисунка

Таблица А.1 должна иметь номер А.1.

Таблица A.1 – Таблица умножения с помощью tabu (фрагмент)

_	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17
1	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17
2	2	4	6	8	10	12	14	16	18	20	22	24	26	28	30	32	34
3	3	6	9	12	15	18	21	24	27	30	33	36	39	42	45	48	51
4	4	8	12	16	20	24	28	32	36	40	44	48	52	56	60	64	68

Заодно проверим нумерованные и ненумерованные перечисления. Ненумерованные:

- пункт А;
- пункт Б;
- пункт В.

Нумерованные списки нескольких уровней:

- а) первый элемент;
- б) второй элемент с подэлементами:

- 1) первый подэлемент;
- 2) второй подэлемент;
- 3) третий подэлемент.
- в) третий элемент;
- г) четвертый элемент;
- д) пятый элемент;
- е) шестой элемент;
- ж) седьмой элемент;
- и) восьмой элемент;
- к) девятый элемент;
- л) десятый элемент.

ПРИЛОЖЕНИЕ Б. ЕЩЕ ОДИН ПРИМЕР ПРИЛОЖЕНИЯ С НЕИМОВЕРНО ДЛИННЮЩИМ НАЗВАНИЕМ ДЛЯ ТЕСТИРОВАНИЯ ПЕРЕНОСОВ

Проверим на примере таблиц, что нумерация в приложениях — по приложениям. Таблица Б.1 должна иметь номер Б.1.

Таблица Б.1 – Таблица умножения с помощью tabu (фрагмент)

_	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17
1	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17
2	2	4	6	8	10	12	14	16	18	20	22	24	26	28	30	32	34
3	3	6	9	12	15	18	21	24	27	30	33	36	39	42	45	48	51
4	4	8	12	16	20	24	28	32	36	40	44	48	52	56	60	64	68