

Министерство образования и науки Российской Федерации  
Федеральное государственное автономное образовательное учреждение  
высшего образования  
«НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ  
ТОМСКИЙ ПОЛИТЕХНИЧЕСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ»



Институт кибернетики  
Направление подготовки 15.04.06 Мехатроника и робототехника  
Кафедра Систем управления и мехатроники

**МАГИСТЕРСКАЯ ДИССЕРТАЦИЯ**

Тема работы
Система локальной навигации мобильного робота в условиях физически неоднородной среды

УДК 621.865.8-52: 656.052.1:629.075

Студент

Группа	ФИО	Подпись	Дата
8ЕМ51	Беляев Александр Сергеевич		

Руководитель

Должность	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
Ассистент каф. ИКСУ	Андраханов Анатолий Александрович			

**КОНСУЛЬТАНТЫ:**

По разделу «Финансовый менеджмент, ресурсоэффективность и ресурсосбережение»

Должность	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
Доцент каф. МЕН	Конотопский Владимир Юрьевич	К.Э.Н.		

По разделу «Социальная ответственность»

Должность	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
Доцент каф. ЭБЖ	Пустовойтова Марина Игоревна	К.Х.Н.		

**ДОПУСТИТЬ К ЗАЩИТЕ:**

Зав. кафедрой	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
СУМ	Губин В.Е.	К.Т.Н.		

Томск – 2017 г.

## ПЛАНИРУЕМЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ ОБУЧЕНИЯ ПО ООП

Код рез- та	Результат обучения (выпускник должен быть готов)	Требования ФГОС, критериев и/или заинтересованных сторон
<b><i>Профессиональные</i></b>		
P1	применять глубокие естественно-научные, математические знания в области анализа, синтеза и проектирования для решения научных и инженерных задач производства и эксплуатации мехатронных и робототехнических устройств и систем, в том числе их систем управления.	Требования ФГОС (ПК-1, ПК-3, ОПК-1, ОПК-4, ОК-1, ОК-9), Критерий 5 АИОР (п. 1.1), согласованный с требованиями международных стандартов <i>EUR-ACE</i> и <i>FEANI</i>
P2	воспринимать, обрабатывать, анализировать и обобщать научно-техническую информацию, передовой отечественный и зарубежный опыт в области теории, проектирования, производства и эксплуатации мехатронных и робототехнических устройств и систем, принимать участие в командах по разработке и эксплуатации таких устройств и систем.	Требования ФГОС (ПК-3, ПК-4, ПК-7, ОПК-1, ОПК-3, ОК-1, ОК-4, ОК-5, ОК-6, ОК-9), Критерий 5 АИОР (пп. 1.1, 1.2), согласованный с требованиями международных стандартов <i>EUR-ACE</i> и <i>FEANI</i>
P3	применять и интегрировать полученные знания для решения инженерных задач при разработке, производстве и эксплуатации современных мехатронных и робототехнических устройств и систем (в том числе интеллектуальных) с использованием технологий мирового уровня, современных инструментальных и программных средств.	Требования ФГОС (ПК-2, ПК-3, ПК-4, ПК-5, ПК-15, ПК-18, ОПК-3, ОПК-6, ОК-1, ОК-5, ОК-6, ОК-7), Критерий 5 АИОР (пп. 1.2), согласованный с требованиями международных стандартов <i>EUR-ACE</i> и <i>FEANI</i>

P4	определять, систематизировать и получать необходимую информацию в области проектирования, производства, исследований и эксплуатации мехатронных и робототехнических модулей, устройств и Систем.	Требования ФГОС (ПК-7, ПК-10, ПК-11, ПК-12, ПК-18, ОПК-4, ОПК-6, ОК-1, ОК-4, ОК-6, ОК-8), Критерий 5 АИОР (п. 1.3), согласованный с требованиями международных стандартов EUR-ACE и FEANI
P5	планировать и проводить аналитические, имитационные и экспериментальные исследования для целей проектирования, производства и эксплуатации мехатронных и робототехнических средств и систем (в том числе интеллектуальных) с использованием передового отечественного и зарубежного опыта, уметь критически оценивать полученные теоретические и экспериментальные данные и делать выводы.	Требования ФГОС (ПК-1, ПК-2, ПК-3, ПК-4, ПК-5, ПК-6, ПК-13, ПК-17, ПК-18, ОПК-2, ОПК-3, ОК-1, ОК-3, ОК-4, ОК-6, ОК-7, ОК-8, ОК-9), Критерий 5 АИОР (п. 1.4), согласованный с требованиями международных стандартов EUR-ACE и FEANI
P6	понимать используемые современные методы, алгоритмы, модели и технические решения в мехатронике и робототехнике и знать области их применения, в том числе в автоматизированных производствах.	Требования ФГОС (ПК-1, ПК-2 ПК-3, ПК-7, ОПК-1, ОПК-3, ОПК-4, ОК-5, ОК-9, ОК-10), Критерий 5 АИОР (п. 2.1), согласованный с требованиями международных стандартов EUR-ACE и FEANI
<b>Универсальные</b>		
P7	эффективно работать в профессиональной деятельности индивидуально и в качестве члена команды	Требования ФГОС (ПК-1, ПК-2 ПК-7, ПК-8, ПК-16, ПК-17, ОК-1, ОК-2, ОК-4, ОК-6, ОК-9), Критерий 5 АИОР (п. 2.1), согласованный

		с требованиями международных стандартов <i>EUR-ACE</i> и <i>FEANI</i>
P8	владеть иностранным языком на уровне, позволяющем работать в интернациональной среде с пониманием культурных, языковых и социально-экономических различий	Требования ФГОС (ПК-4, ПК-8, ПК-9, ПК-16, ОПК-4, ОК-5), Критерий 5 АИОР (п. 2.2), согласованный с требованиями международных стандартов <i>EUR-ACE</i> и <i>FEANI</i>
P9	проявлять широкую эрудицию, в том числе знание и понимание современных общественных и политических проблем, демонстрировать понимание вопросов безопасности и охраны здоровья сотрудников, юридических аспектов, ответственности за инженерную деятельность, влияния инженерных решений на социальный контекст и окружающую среду	Требования ФГОС (ПК-5, ПК-8, ПК-15, ПК-16, ПК-18, ОПК-1, ОПК-4, ОПК-5, ОК-3, ОК-4, ОК-5, ОК-6, ОК-8, ОК-9), Критерий 5 АИОР (пп. 1.6, 2.3.), согласованный с требованиями международных стандартов <i>EUR-ACE</i> и <i>FEAN</i>
P10	следовать кодексу профессиональной этики и ответственности и международным нормам инженерной деятельности	Требования ФГОС (ПК-8, ПК-11, ПК-16, ОПК-3, ОПК-6, ОК-4), Критерий 5 АИОР (пп. 2.4, 2.5), согласованный с требованиями международных стандартов <i>EUR-ACE</i> и <i>FEANI</i>
P11	понимать необходимость и уметь самостоятельно учиться и повышать квалификацию в течение всего периода профессиональной деятельности.	Требования ФГОС (ПК-4, ПК-8, ОПК-3, ОПК-4, ОК-5, ОК-6, ОК-7, ОК-8), Критерий 5 АИОР (2.6), согласованный с требованиями международных стандартов <i>EUR-ACE</i> и <i>FEANI</i> .

**Министерство образования и науки Российской Федерации**  
 Федеральное государственное автономное образовательное учреждение  
 высшего образования  
**«НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ  
 ТОМСКИЙ ПОЛИТЕХНИЧЕСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ»**



Институт кибернетики  
 Направление подготовки 15.04.06 Мехатроника и робототехника  
 Кафедра систем управления и мехатроники

УТВЕРЖДАЮ:  
 Зав. кафедрой  
 \_\_\_\_\_ Губин В.Е.  
 (Подпись) (Дата) (Ф.И.О.)

**ЗАДАНИЕ  
 на выполнение выпускной квалификационной работы**

В форме:

Магистерской диссертации

(бакалаврской работы, дипломного проекта/работы, магистерской диссертации)

Студенту:

Группа	ФИО
8ЕМ51	Беляеву Александру Сергеевичу

Тема работы:

Система обучения навигации мобильного робота в условиях физически неоднородной среды

Утверждена приказом директора (дата, номер)

Срок сдачи студентом выполненной работы: 5.06.2017 г.

**ТЕХНИЧЕСКОЕ ЗАДАНИЕ:**

<b>Исходные данные к работе</b>	
<p><i>(наименование объекта исследования или проектирования; производительность или нагрузка; режим работы (непрерывный, периодический, циклический и т. д.); вид сырья или материал изделия; требования к продукту, изделию или процессу; особые требования к особенностям функционирования (эксплуатации) объекта или изделия в плане безопасности эксплуатации, влияния на окружающую среду, энергозатратам; экономический анализ и т. д.).</i></p>	<p>Система локализации навигации в условиях физически неоднородной среды должна, с целью обеспечения возможности проведения экспериментальных исследований, разрабатываться с учетом имеющейся лабораторной базы, а именно:</p> <p align="center">– Мобильная робототехническая платформа <i>FESTO Robotino v.1.6;</i></p> <p><i>Полигон, имитирующий неоднородную среду и состоящий из 28 участков-модулей с различными физическими характеристиками</i></p>

<p><b>Перечень подлежащих исследованию, проектированию и разработке вопросов</b></p>	<p>Аналитический обзор работ, посвященных оценке координат и угловой ориентации робота в условиях физически неоднородной среды с различными характеристиками участков подстилающей поверхности. Анализ влияния характеристик участков среды на показания бортовой сенсорной системы робота. Построение моделей оценки координат и угловой ориентации робота посредством механизмов машинного обучения извлечения знаний из данных. Построение классификаторов типа подстилающей поверхности. Практическая апробация разработок на мобильном роботе в условиях физически неоднородной среды.</p>
--	---

<p><b>Консультанты по разделам выпускной квалификационной работы</b></p>	
<p>Раздел</p>	<p>Консультант</p>
<p>Финансовый менеджмент, ресурсоэффективность и ресурсосбережение</p>	<p>Конотопский Владимир Юрьевич, доцент каф. МЕН, к.э.н.</p>
<p>Социальная ответственность</p>	<p>Пустовойтова Марина Игоревна, доцент каф. ЭБЖ, к.х.н.</p>
<p>Раздел на иностранном языке</p>	<p>Бутакова Татьяна Ивановна, старший преподаватель кафедры ИЯИК</p>

**Названия разделов, которые должны быть написаны на русском и иностранном языках:**

Глава 1. Системы определения координат и угловой ориентации

<p><b>Дата выдачи задания на выполнение выпускной квалификационной работы по линейному графику</b></p>	
--	--

**Задание выдал руководитель:**

<p>Должность</p>	<p>ФИО</p>	<p>Ученая степень, звание</p>	<p>Подпись</p>	<p>Дата</p>
<p>с.н.с. международной лаборатории систем технического зрения НИ ТГУ</p>	<p>Андраханов Анатолий Александрович</p>			

**Задание принял к исполнению студент:**

<p>Группа</p>	<p>ФИО</p>	<p>Подпись</p>	<p>Дата</p>
<p>8EM51</p>	<p>Беляев Александр Сергеевич</p>		

**Министерство образования и науки Российской Федерации**  
 Федеральное государственное автономное образовательное учреждение  
 высшего образования  
**«НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ  
 ТОМСКИЙ ПОЛИТЕХНИЧЕСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ»**



Институт кибернетики  
 Направление подготовки 15.04.06 Мехатроника и робототехника  
 Кафедра систем управления и мехатроники  
 Уровень образования – магистратура  
 Период выполнения – весенний семестр 2016/2017 учебного года

Форма представления работы:

Магистерской диссертации
--------------------------

**КАЛЕНДАРНЫЙ РЕЙТИНГ-ПЛАН**  
**выполнения выпускной квалификационной работы**

Срок сдачи студентом выполненной работы:	5.06.2017 г.
--	--------------

Дата контроля	Название раздела (модуля) / вид работы (исследования)	Максимальный балл раздела (модуля)
5.06.2017 г.	Основная часть	60
5.06.2017 г.	Финансовый менеджмент, ресурсоэффективность и ресурсосбережение	20
5.06.2017 г.	Социальная ответственность	20

Составил преподаватель:

Должность	ФИО	Учёная степень, звание	Подпись	Дата
с.н.с. международной лаборатории систем технического зрения НИ ТГУ	Андраханов Анатолий Александрович			

Согласовано:

Зав. кафедрой	ФИО	Учёная степень, звание	Подпись	Дата
СУМ	Губин Владимир Евеньевич	к.т.н.		

## РЕФЕРАТ

Выпускная квалификационная работа содержит 102 страниц, 41 рисунок, 22 таблицы, список используемых источников содержит 34 наименования и приложение на 23 листах.

Ключевые слова: НАВИГАЦИЯ, МОБИЛЬНЫЙ РОБОТ, FESTO ROBOTINO, ФИЗИЧЕСКИ НЕОДНОРОДНАЯ СРЕДА, МАШИННОЕ ОБУЧЕНИЕ, ДВАЖДЫ МНОГОРЯДНАЯ НЕЙРОННАЯ СЕТЬ С АКТИВНЫМИ НЕЙРОНАМИ, КЛАССИФИКАЦИЯ, ОЦЕНКА КООРДИНАТ И УГЛОВОЙ ОРИЕНТАЦИИ.

Цель работы – разработка системы локальной навигации мобильного робота, функционирующего в условиях физически неоднородной среды.

В процессе выполнения работы было проведен анализ на предмет выявления зависимостей между влиянием различных участков подстилающей поверхности физически неоднородной среды на характер движения робота и показаниями сенсорной системы робота (3энкодера, 3 датчика тока, 3-х осевой гироскоп, 3-х осевой акселерометр). В результате анализа был сделан вывод о неявности и неоднозначности этих зависимостей и отсюда, целесообразности использования методов машинного обучения. В качестве алгоритма машинного обучения была выбран алгоритм дважды-многорядная нейронная сеть с активными нейронами. Этот алгоритм относится к алгоритмам метода группового учета аргументов (МГУА) являющего в свою очередь классической техникой data mining и одной из первых технологий Deep Learning. В качестве входных переменных для получения моделей оценки координат и угловой ориентации робота в условиях физически неоднородной среды использовались 3 группы входных величин (показания сенсоров (15переменных) и их математические преобразования (15 дополнительных величин)). В результате работы получены модели оценки координат и угловой ориентации робота для участков подстилающей поверхности пяти различны типов. В результате исследований был сделан вывод о работоспособности полученных моделей при их практической апробации на мобильной робототехнической платформе FESTO



ROBOTINO и специально разработанном полигоне, содержащем 28 участков-модулей с различными террамеханическими характеристиками.

Пояснительная записка выполнена в текстовом редакторе Microsoft Word 2013, графический материал – в пакете Microsoft Visio 2013.

## Определения, обозначения, сокращения, нормативные ссылки

В представляемой работе использовались следующие термины с соответствующими определениями:

Микроэлектромеханические системы (МЭМС): устройства, объединяющие в себе микроэлектронные и микромеханические компоненты.

Wi-Fi: беспроводная связь по стандарту передачи данных IEEE 802.11.

GPS: Система глобального позиционирования (Global Positioning System).

SLAM: Метод одновременной навигации и составления карты (Simultaneous Location and Mapping)

USB: последовательный интерфейс передачи данных (Universal Serial Bus)

UART: Универсальный асинхронный приёмопередатчик (Universal Asynchronous Receiver-Transmitter)

I<sup>2</sup>C: последовательная двунаправленная двухпроводная шина для организации межмикросхемного взаимодействия (Inter-Integrated Circuit).

СОН МР: Система обучения навигации мобильного робота

МГУА: Метод группового учета аргументов

МПНС: Модифицированная полиномиальная нейронная сеть

## Оглавление

Введение.....	13
1. Разработка системы определения координат и угловой ориентации	16
1.1. Структурная схема системы обучения навигации.....	16
1.2. Показания сенсорной системы, при движении по разным типам поверхностей.....	21
1.3. Метод группового учета аргументов .....	25
1.4. Проведение экспериментальных исследований по влиянию сред с различными термомеханическими характеристиками на поведение и сенсорную систему робота.....	29
1.5. Результаты по обучению навигации .....	35
1.6. Анализ классификаторов на используемые ими величины.....	44
1.7. Анализ моделей оценки положения робота на смещение относительно новых поверхностей .....	48
1.9. Анализ моделей оценки положения робота на смещение относительно отрицательных задающих воздействий.....	54
2. Исследование движения вдоль запланированной траектории .....	56
2.1. Анализ влияния параметров встроенного ПИД-регулятора на фактическую скорость движения робота в различных средах.....	56
2.2. Качественное исследование точности стабилизации движения робота вдоль спланированной траектории .....	63
3. Финансовый менеджмент, ресурсоэффективность и ресурсосбережение.....	70
3.1. Планирование научно-исследовательских работ .....	70
3.1.1. Структура работ в рамках научного исследования .....	70
3.1.2. Определение трудоемкости выполнения работ .....	71
3.1.3. Разработка графика проведения научного исследования.....	72
3.1.4. Бюджет научно-технического исследования .....	75
3.1.4.1. Расчет материальных затрат .....	75
3.1.4.2. Основная заработная плата исполнителей темы .....	75
3.1.4.3. Отчисления во внебюджетные фонды.....	78
3.1.4.4. Расчет затрат на научные и производственные командировки	78

3.1.4.5	Накладные расходы .....	79
3.1.4.6	Расчет общей себестоимости разработки.....	79
3.2	Оценка экономической эффективности проекта .....	80
4.	Социальная ответственность.....	84
4.1.	Техногенная безопасность .....	85
4.1.1.	Микроклимат .....	85
4.1.2.	Естественная освещенность.....	86
4.1.3.	Уровень шума.....	87
4.1.4.	Уровень электромагнитных излучений .....	88
4.1.5.	Электробезопасность .....	89
4.2.	Организационные мероприятия обеспечения безопасности .....	91
4.2.1.	Эргономические требования к рабочему месту.....	91
4.2.2.	Особенности законодательного регулирования проектных решений	93
4.3.	Пожарная безопасность .....	94
	Список публикаций студента .....	96
	Список используемых источников.....	99
	Приложение А	

## Введение

Несмотря на бурное развитие мобильной робототехники одной из главных проблем на пути создания автономных робототехнических комплексов является разработка интеллектуальной системы управления. При этом одной из ключевых задач является задача навигации, которую укрупненно можно разделить на 2 части: оценка текущего положения (координаты и угловая ориентация) робота в пространстве рабочей сцены и выработка управляющих воздействий на исполнительные элементы для последовательного достижения всех промежуточных положений робота вдоль спланированной траектории. При этом, решение второй части задачи невозможно без решения первой. В ряде случаев оценка положения робота в среде может быть осуществлена только посредством показаний бортовой инерциальной системы:

- Система глобального позиционирования отсутствует в принципе (роботы-планетоходы)
- Система глобального позиционирования имеется в наличии, но полностью (шахтные роботы) или частично (роботы для МЧС) недоступна. Например, при применении роботов для тушения пожаров, системы глобального позиционирования на основе GPS или Глонасс сигналов перестают работать в районе задымления.
- Системы глобального позиционирования доступны, но активно подавлена, например, средствами радиоэлектронной борьбы (роботы-разведчики)

Поэтому для навигации в указанных случаях робот должен иметь бортовую систему локальной навигации, для оценки своего положения (координат и угловой ориентации).

Для роботов Outdoor-типа задача оценки положения на основе показаний бортовых сенсоров усугубляется естественными условиями среды функционирования, для которой характерно априорное отсутствие модели

среды, неоднородные характеристики преодолеваемых поверхностей, сложность выявления влияния участков среды на движители робота по показаниям сенсорной системы робота.

В литературе встречается множество работ по данной тематике [1-9].

С точки зрения основных путей решения задачи навигации в условиях неоднородной среды, в первом приближении, можно выделить четыре основные группы (таблица 1).

Таблица 1 – Систематизация работ по навигации в неоднородной среде

Подход к построению моделей	Промежуточная классификация типа подстилающей поверхности	
	<i>используется</i>	<i>не используется</i>
Анализ и выявление физических закономерностей	<p>Khaleghian S. at al. [9]  <u>Сенсоры</u>: акселерометры, энкодеры.  <u>Метод</u>: нечеткая логика.</p>	<p>Ojeda L. at al. [7]            Iagnemma K. at al. [8]  <u>Сенсоры</u>: Энкодеры, датчики тока, гироскоп, акселерометр [5];            Датчики скорости вращения колес [7].  <u>Метод</u>: анализ проскальзывания колес.</p>
Построение нефизических моделей средствами машинного обучения	<p>DuPont E.M. at al. [6]  <u>Сенсоры</u>: датчики тока, гироскоп, акселерометр, датчик скорости вращения колес.  <u>Метод</u>: вероятностная нейронная сеть.</p>	<p>Andrakhanov A.A. [10,11]  <u>Сенсоры</u>: Датчики тока, датчики оборотов и скоростей вращения валов двигателей.  <u>Метод</u>: дважды многорядная нейронная сеть МГУА с активными нейронами.</p>

Как видно из таблицы 1 в настоящее время не существует общепризнанной доминирующей методологии, каждый коллектив пытается решить задачу по-своему. Одним из перспективным путем является построение нефизических моделей с использованием преимуществ подхода индуктивного моделирования.

Базовым методом в рамках подхода индуктивного моделирования является метод группового учета аргументов (МГУА). Наиболее полный обзор применений МГУА в робототехнике приведен в работе [12]. Этот метод уже использовался для решения задачи определения координат и угловой ориентации робота в условиях однородной и неоднородной сред и показал приемлемый результат [10, 11].

## **1. Разработка системы определения координат и угловой ориентации**

### **1.1. Структурная схема системы обучения навигации.**

В рамках работы автора на соискание степени бакалавра по специальности «Мехатроника и робототехника» [«Система обучения навигации мобильного робота, функционирующего в условиях физически неоднородной среды», ТПУ 2015г.] на мобильную робототехническую платформу Robotino фирмы Festo было установлено дополнительное сенсорное обеспечение (3-х осевой гироскоп и 3-х осевой акселерометр), а так же была разработана система технического зрения (СТЗ) для определения координат и угловой ориентации робота играющая роль системы глобального позиционирования. В данной работе СТЗ используется в качестве источника выходной величины (учителя) при использовании алгоритма машинного обучения.

Робототехническая платформа Robotino фирмы Festo с дополнительно установленным на него, 3-х осевым гироскопом и 3-х осевым акселерометром, система технического зрения, установленная над испытательным полигоном. Данные устройства были установлены в рамках бакалаврской работы автора.

В связи с установкой дополнительных систем в распоряжении имеется следующая информация с сенсоров:

- Значения токов двигателей робота  $I_1, I_2, I_3$ ;
- Значения скоростей вращения валов двигателя  $\omega_1, \omega_2, \omega_3$ ;
- Значения количества оборотов вала двигателя  $N_1, N_2, N_3$
- Значения угловой скорости вращения относительно локальных осей координат робота  $G_x, G_y, G_z$ ;
- Значения ускорения вдоль локальных осей координат робота  $A_x, A_y, A_z$ ;
- Координаты и угловая ориентация робота полученная с СТЗ.

Кинематическая схема расположения двигателей робота приведена на рисунке 1.



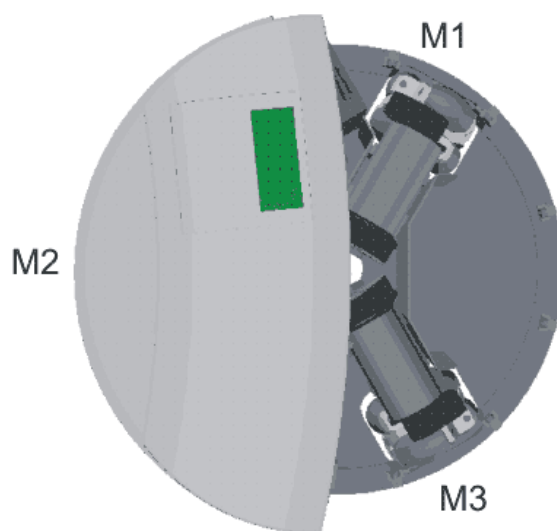


Рисунок 1 – Расположение двигателей у робототехнического комплекса Robotino

Натурные эксперименты проводились на специально разработанном полигоне, состоящем из 28 участков-модулей с разными террамеханическими характеристиками подстилающей поверхности (рисунок 2А). В качестве мобильного робота была использована серийно-выпускаемая мобильная робототехническая платформа Festo Robotino v.1.6. Полигон был спроектирован таким образом, чтобы террамеханическое взаимодействие его участков с движителями робототехнической платформой Festo Robotino v.1.6 качественно соответствовало уровню террамеханического взаимодействия робота Outdoor - типа с участками естественной среды. На рисунке 2Б показаны тестовые движения (по квадрату и треугольнику) робота в условиях однородной и неоднородной сред при одних и тех же задающих воздействиях на двигатели робота при одних и тех же задающих воздействиях на двигатели робота.

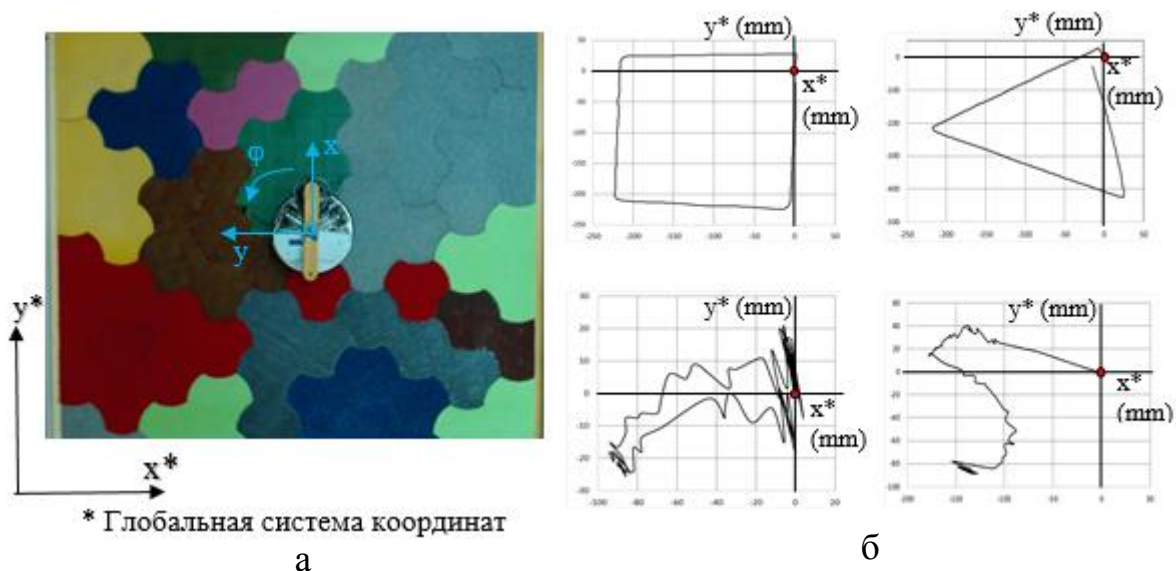


Рисунок 2 – а) – Внешний вид испытательного полигона; б) – Тестовые траектории

На рисунке 2 б видно, что участки полигона влияют существенным образом на характер движения робота. На борту робототехнической платформы имеется большое количество информации непосредственно влияющей на координаты робота, например, значения энкодеров показывают счисление пройденного пути роботом, токи и реальные скорости валов двигателей робота отражают трудоемкость движения, гироскоп показывает скорость поворота робота, а акселерометр ускорение вдоль осей движения. Возможно, что, имея данную информацию уже можно определить положение робота в условиях неоднородной среды. Таким образом можно поставить задачу выявления взаимосвязи между показаниями различных сенсоров и перемещением робота на поверхностях различного типа.

В бакалаврской работе автора так же была разработана функциональная схема системы обучения навигации мобильного робота в условиях физически неоднородной среды, представленная на рисунке 3.

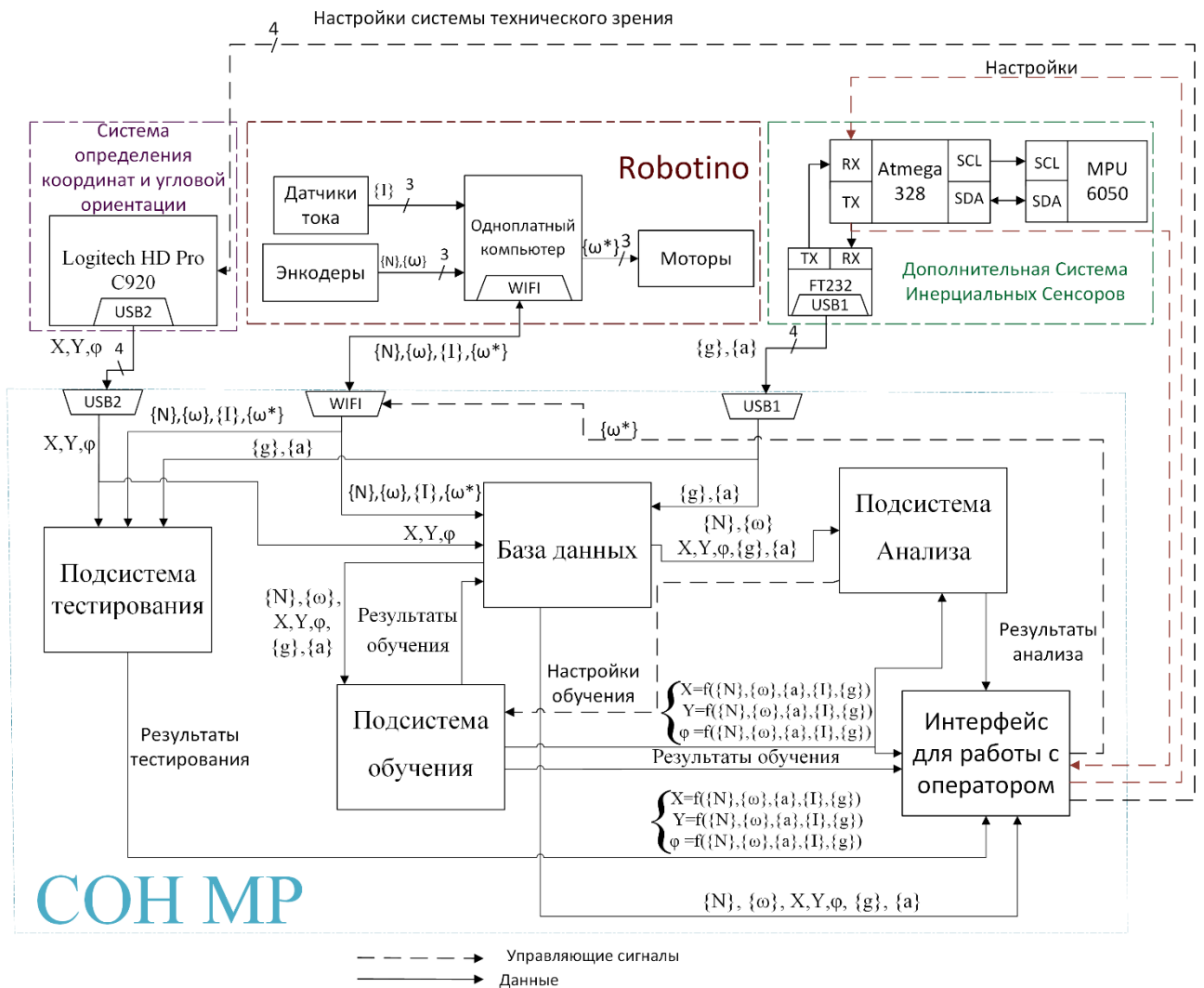


Рисунок 3 – Функциональная схема системы обучения навигации мобильного робота

Где,  $\{N\}$  – множество значений датчиков оборотов 3-х двигателей,  $\{\omega\}$  – множество значений скоростей вращения валов 3-х двигателей,  $\{I\}$  – множество показаний датчиков токов 3-х двигателей,  $\{g\}$  – множество значений угловой скорости относительно осей X, Y в локальной системе координат робота и перпендикулярной им оси Z,  $\{a\}$  – множество значений ускорений относительно осей X, Y и Z.

$$\begin{cases} X = f(\{N\}, \{\omega\}, \{a\}, \{I\}) \\ Y = f(\{N\}, \{\omega\}, \{a\}, \{I\}) \\ \varphi = f(\{N\}, \{\omega\}, \{a\}, \{I\}) \end{cases} \text{ – модель навигации робота (координаты X, Y}$$

и угловой ориентации  $\varphi$ .

Система обучения навигации состоит из следующих блоков:

- подсистемы обучения, реализующей алгоритмы вычислительного интеллекта в рамках подхода индуктивного моделирования;
- базы данных, необходимой для сбора и хранения информации с датчиков и результатов обучения;
- подсистемы тестирования, необходимой для тестирования аппаратной части системы (сенсоров и исполнительных элементов робота, блока определения координат и угловой ориентации), а также подсистемы обучения. Тестирование аппаратной части производится посредством соотнесения хранящихся в памяти показаний датчиков и величин  $X$ ,  $Y$ ,  $\varphi$  с показаниями, полученными в результате выполнения тестовых команд движения робота. Тестирование блока обучения производится посредством запуска механизмов обучения на тестовых выборках данных и сравнения полученных результатов с заранее известными.
- подсистемы анализа, которая осуществляет анализ предыдущих результатов обучения на предмет влияния различных подмножеств входных переменных, способа разбиения выборки данных, используемых критериев, параметров алгоритмов на качество получаемых моделей.
- интерфейса взаимодействия с оператором, который обеспечивает доступ оператора к выборкам данных, результатам тестирования, обучения и анализа.

Внешняя по отношению к СОН МР аппаратная часть включает в себя датчики и исполнительные элементы мобильной платформы Festo Robotino, дополнительный блок инерциальных сенсоров (3-х осевой гироскоп и 3-х осевой акселерометр), а также внешнюю Full HD камеру для получения координат и угловой ориентации робота.

## **1.2. Показания сенсорной системы, при движении по разным типам поверхностей.**

В рамках бакалаврской работы автора были проведены тесты дополнительно установленных сенсоров (3-х осевой гироскоп и 3-х осевой акселерометр) и первоначальный (в первом приближении) анализ наличия влияния различных участков подстилающей поверхности на показания сенсоров. Был сделан вывод о влиянии участков полигона на амплитуды и формы регистрируемых сигналов. В данном разделе приведены основные результаты непосредственно исследования по выявлению зависимостей между показаниями сенсоров и характером движения.

С целью обеспечения максимальной прозрачности между показаниями сенсоров и характером движения робота было решено назначать только простейшие движения робота и только на участках полигона, состоящих из модулей одного типа. Простейшие задающие движения позволяют исключить влияние особенностей кинематики и движителя робота, позволяющие ему формировать сложные движения (криволинейные движения с одновременным вращением), без наличия влияния со стороны среды. Движение по локальному участку определенного типа позволяет исключить эффект взаимовлияния локальных участков на характер функционирования движителей робота, обусловленный тем, что размеры робота сопоставимы с размерами участков полигона.

Экспертным путем были выбраны 5 различных с точки зрения террамеханики типов локальных поверхностей, рисунок 4 (были определены экспертным путем) и четыре простейших задающих движения: три поступательных, без вращения (вдоль оси  $X$ , вдоль оси  $Y$ , в плоскости  $XU$  с одинаковой задающей скоростью движения по осям  $X$  и  $Y$ ) и вращательное, без поступательного (по углу  $\phi$ ) – все в соответствии с локальной системой координат робота (см. Рис. 2а). Задающее значение скорости поступательного

движения было выбрано 100 мм/с (для обеих осей X и Y), для вращательного движения – 24 град/с, 48 град/с, 96 град/с.

Аналізу подлежали показания сенсорной системы, которые включали в себя:  $\{N\}$  – множество значений датчиков оборотов 3-х двигателей,  $\{\omega\}$  – множество значений скоростей вращения валов 3-х двигателей,  $\{I\}$  – множество показаний датчиков токов 3-х двигателей,  $\{g\}$  – множество значений угловой скорости относительно осей X, Y в локальной системе координат робота и перпендикулярной им оси Z,  $\{a\}$  – множество значений ускорений относительно осей X, Y и Z.

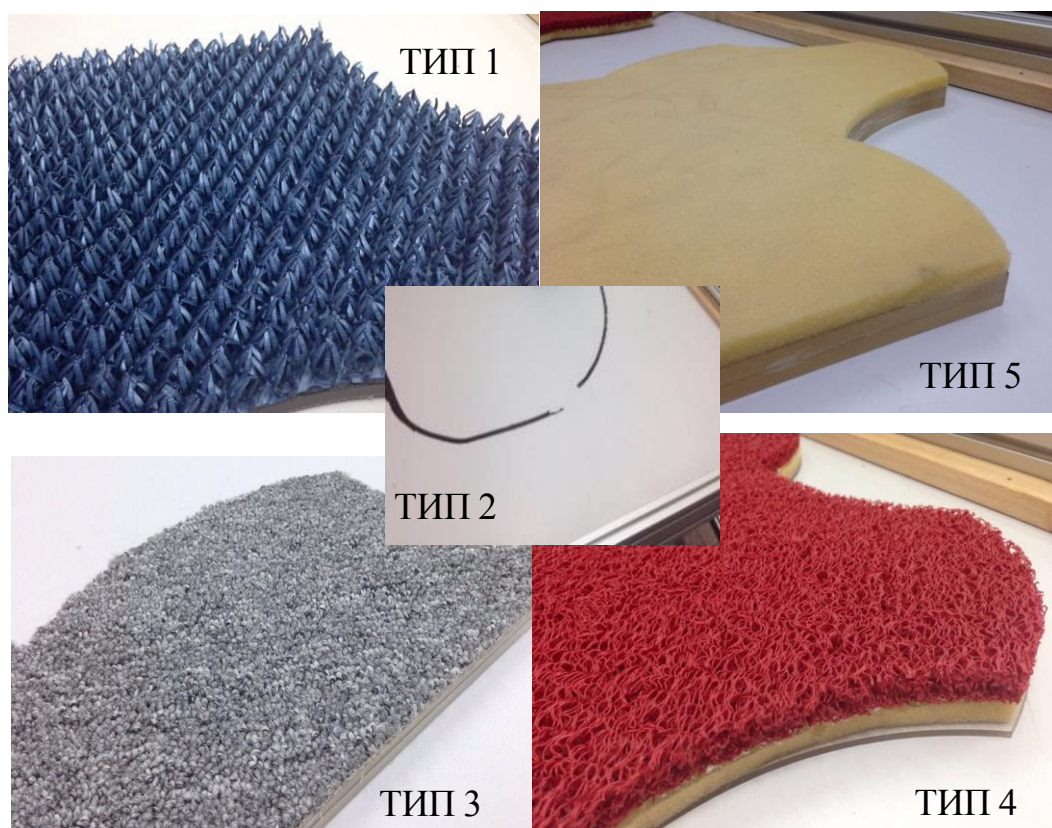


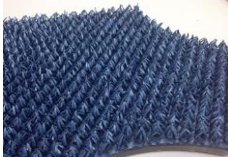
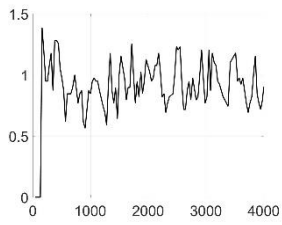
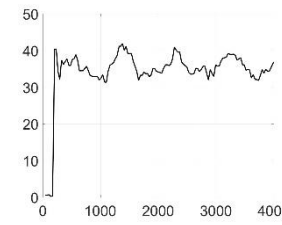
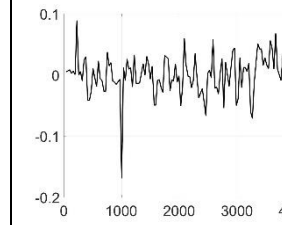

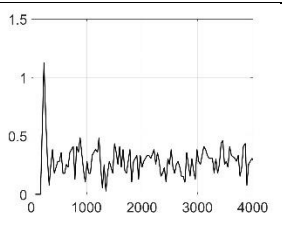
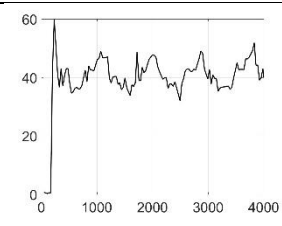
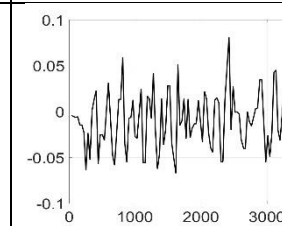

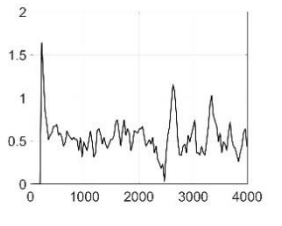
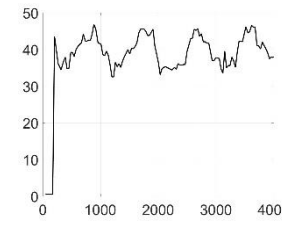
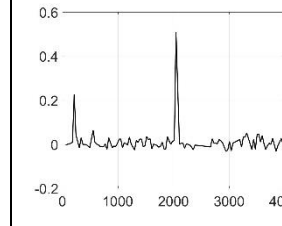

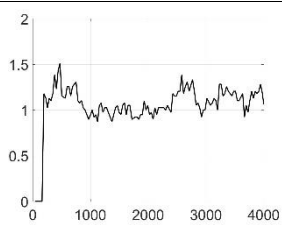
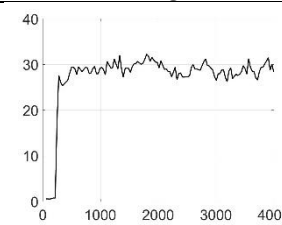
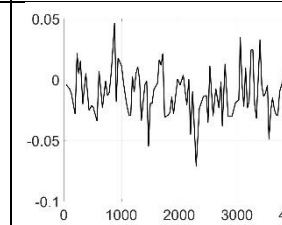

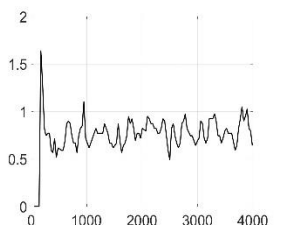
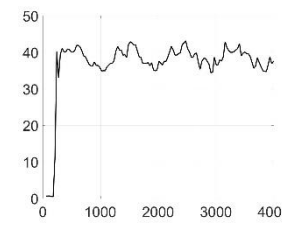
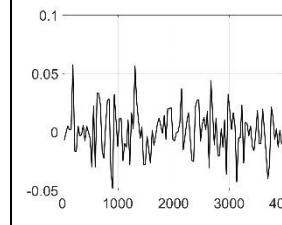
Рисунок 4 – Используемые в работе поверхности

В таблице 2 приведены показания трех сенсоров при движении робота по пяти различным подстилающим поверхностям.

Анализ показывает, что с одной стороны, прослеживается связь показаний сенсорной системы с типом подстилающей поверхности и характером

движения по ней. А с другой стороны, эта связь не является явной и однозначной (Таблица 2).

Таблица 2 – Показания сенсорной системы робота на 5х типах поверхностей

Тип поверхности	Ток первого двигателя	Гироскоп (ось Z)	Акселерометр (ось Y)
 Тип 1	 <b>а</b>	 <b>б</b>	 <b>в</b>
 Type 2	 <b>г</b>	 <b>д</b>	 <b>е</b>
 Тип 3	 <b>ж</b>	 <b>з</b>	 <b>и</b>
 Тип 4	 <b>к</b>	 <b>л</b>	 <b>м</b>
 Тип 2	 <b>н</b>	 <b>о</b>	 <b>п</b>
	[100,100,0]*	[0,0,48]*	[0,100,0]*
*- задающие значения скоростей вращения валов двигателей			

Так, например, средние значения токов первого двигателя ( $I_1$ ), с одной стороны, характеризуют трудоемкость преодоления участка среды (а, к), а, с другой стороны, эти значения могут быть близкими, несмотря на то, что поверхности могут иметь различные террамеханические характеристики (г, ж). Кроме того, существуют другие особенности в показаниях, отражающие взаимодействие движителя робота с поверхностью конкретного типа. В частности, б, д, о и з, приведены показания гироскопа по оси Z ( $\omega_z$  – угловая скорость поворота робота), где явно прослеживается периодичность и форма кривой при движении по конкретной поверхности. В то же время этих проявлений в показаниях может и не быть (л). Аналогичная картина наблюдается и в показаниях акселерометра: особенности то проявляются (в,и), то – нет (е, м, п).

По результатам анализа можно сделать 3 основных вывода:

- Для движений на разных поверхностях показания сенсоров могут быть достаточно близкими;
- При близких показаниях сенсоров положение робота может существенным образом отличаться;
- Не удастся однозначно установить какое подмножество сенсоров необходимо использовать для расчета координат при движении на разных типах поверхностей.

Поскольку для различных подмножеств сенсоров прослеживаются особенности в показаниях, то создаются предпосылки для получения на их основе моделей с использованием методов машинного обучения и извлечения знаний из данных. Одним из перспективных инструментов для оценки типа поверхности и координат по показаниям сенсорной системы является подход индуктивного моделирования.



### 1.3. Метод группового учета аргументов

Достоинства подхода индуктивного моделирования для обозначенной тематики исследований и разработок указаны в Таблице 3.

Таблица 3 – Достоинства подхода индуктивного моделирования для решения задачи навигации

<b>Трудности решения задачи навигации в условиях неоднородной среды</b>	<b>Достоинства подхода индуктивного моделирования</b>
Необходим разнообразный инструментарий для формирования способов оценки координат и определения типа подстилающей поверхности. Например, в известной работе [13] техническое решение содержало операции выделения наиболее значимых признаков (метод главных компонент), интерполяции (фундаментальные сплайны), кластеризации (Эйген-преобразование) и классификации (вероятностная нейронная сеть).	Подход включает в себя широкий спектр алгоритмов прогнозирования, классификации, кластеризации, идентификации, поиска и вывода закономерностей. Единая методологическая основа указанного спектра алгоритмов способствует унификации программных блоков системы.
Нет простых и очевидных взаимосвязей между показаниями сенсоров и террамеханическими свойствами участка подстилающей поверхности.	Автоматически выбираются наиболее эффективные (с точки зрения некоторого критерия качества) входные переменные из множества переменных доступных системе и находятся интерпретируемые взаимосвязи в данных. Получаемые закономерности имеют аналитический вид (это характерно и для нейросетевых алгоритмов МГУА), что расширяет возможности аналитики и допускает интерпретацию результатов.
Число локальных участков, поразному влияющих на движители робота может быть сколь угодно велико. Поэтому необходимо, чтобы выведенные бортовой	Получаемые зависимости обладают обобщающей способностью за счет использования внешнего критерия оценки качества модели (оценка параметров и отбор структуры модели

вычислительной системой закономерности обладали свойством обобщения на другие, еще не пройденные участки.	производятся на независимых подвыборках данных).
Поскольку размеры локальных участков могут быть относительно невелики, необходимо, чтобы используемые механизмы вывода закономерностей могли работать с короткими выборками данных. В ряде случаев (например, ограничение на время принятия решения, время обучения, на затраты энергии и др.) даже при существенных размерах участков имеет смысл сбор относительно небольшого количества данных.	Для коротких, неточных или зашумленных данных может быть найдена оптимальная нефизическая модель, точность которой выше и структура более простая, чем структура полной физической модели [4]. Гарантируется нахождение решения за фиксированное время обучения. Система может самостоятельно определить время обучения еще до запуска алгоритма.

Подход индуктивного моделирования предоставляет максимальную гибкость на этапе получения моделей, как в части оперирования параметрами выборки данных (способ разбиения выборки на обучающую и проверочную части, сортировка по дисперсии выходной величины и т.п.), так и параметрами алгоритмов обучения (для нейросетевых алгоритмов – выбор максимальной степени частного описания нейрона, числа отбираемых нейронов в слое, максимального числа слоев сети и т.п.). Кроме того, индуктивное моделирование предоставляет широкие возможности для аналитики уже выведенных на этапе обучения зависимостей: показания каких сенсоров используются для вывода модели, с какими степенями и/или коэффициентами эти показания входят в модель, как часто эти показания выбираются нейросетевым алгоритмом при последовательном построении структуры нейронной сети от слоя к слою и т.п. С целью обеспечения максимального доступа к указанным возможностям и достоинствам подхода индуктивного моделирования было принято решение о разработке на его основе системы обучения навигации (СОН).

Для получения моделей оценки координат и угловой ориентации робота используется дважды многорядная модифицированная полиномиальная

нейронная сеть МГУА с активными нейронами. Этот алгоритм позволяет автоматически (в режиме самоорганизации) по экспериментальным данным находить оптимальные с точки зрения внешнего критерия структуру сети и частные описания нейронов. В рамках данной работы была использована программное обеспечение авторского коллектива базовая программная реализация опубликована на CD-диске к книге «GMDH-Methodology and Implementation in C» [12]. Поскольку алгоритм подробно описан в работах [10, 12], то остановимся на основных моментах, связанных с особенностями применения этого алгоритма в приведенных ниже экспериментах.

Для поиска частных описаний нейронов используется классический комбинаторный алгоритм МГУА [15]. В данном случае были использованы двухвходовые нейроны с ограничением на максимальную степень полинома частного описания равной 2. В качестве внешнего критерия для отбора частных описаний нейронов и лучших нейронов слоя был использован критерий регулярности:

$$CR = \frac{1}{N_B} \cdot \sum_{i=1}^N (f_i - y_i)^2,$$

где  $N_B$  – число строк проверочной выборки;  $f_i$  – выход модели для  $i$ -й строки;  $y_i$  – табличное значение выходной величины для  $i$ -й строки выборки данных.

Помимо классического для данного алгоритма критерия останова наращивания слоев сети при возрастании внешнего критерия слоя (среднее арифметическое значение критериев лучших нейронов данного слоя) использовался также дополнительный критерий останова – улучшение (уменьшение) критерия слоя должно осуществляться менее, чем на  $\varepsilon$  от слоя к слою.

Описанные критерии и настройки были использованы также при построении на основе данной сети классификатора типа поверхности.

При использовании обученного классификатора к выходу сети применяется пороговое условие: «1», если выход сети больше или равен 0.5 и «0» – в противном случае.

#### 1.4. Проведение экспериментальных исследований по влиянию сред с различными терромеханическими характеристиками на поведение и сенсорную систему робота

В связи с результатами проведенного анализа было принято решение о введении дополнительных параметров, характеризующих «ощущение» роботом террамеханического воздействия со средой непосредственно по показаниям сенсоров.

Одними из таких параметров могут являться реальные скорости движения робота в локальной системе координат рассчитываемые через уравнение кинематики (1) с использованием реальных скоростей вращения колес.

$$\begin{pmatrix} V_x \\ V_y \\ \Omega \end{pmatrix} = R \cdot \begin{pmatrix} -\frac{2}{3} \cos(\alpha - \theta) & \frac{2}{3} \sin(\alpha) & \frac{2}{3} \cos(\alpha + \theta) \\ -\frac{2}{3} \sin(\alpha - \theta) & -\frac{2}{3} \cos(\alpha) & \frac{2}{3} \sin(\alpha + \theta) \\ \frac{1}{3 \cdot L1} & \frac{1}{3 \cdot L1} & \frac{1}{3 \cdot L1} \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} \omega_1 \\ \omega_2 \\ \omega_3 \end{pmatrix} \quad (1)$$

где  $V_x$ ,  $V_y$  – скорости движения вдоль осей  $X$  и  $Y$  локальной системы координат робота;  $\Omega$  – угловая скорость поворота робота в локальной системе координат;  $\omega_1$ ,  $\omega_2$ ,  $\omega_3$  – скорости вращения колес (связанные со скоростями вращения валов двигателей через редуктор 1:16);  $L1$  – расстояние от центра робота до колеса (125 мм);  $R$  – радиус колеса (40 мм);  $\alpha$  – угол ориентации робота;  $\theta$  – угол ориентации колес ( $30^\circ$ ).

Данные величины с одной стороны отражают явную связь характера движения робота с типом подстилающей поверхности (см. скорость движения робота на поверхностях типа 2 и типа 4 на рисунке 5). С другой стороны, для ряда поверхностей (см. скорость движения робота на поверхностях типа 1-3 и типа 5 на рисунке 5) при примерно одинаковых средних значениях скоростей координаты и угловая ориентация робота отличаются существенным образом.

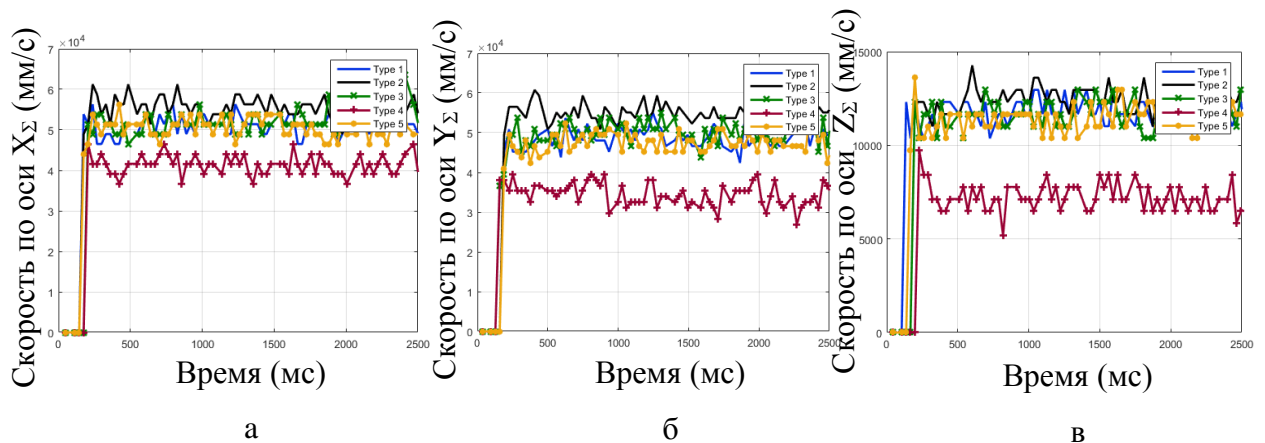


Рисунок 5 – Кинематические скорости движения робота (задающие скорости движения робота в локальной системе координат на всех поверхностях: а)  $V_x^* = 100$  мм/с,  $V_y^* = 0$  мм/сек,  $\Omega^* = 0$  град/с; б)  $V_x^* = 0$  мм/с,  $V_y^* = 100$  мм/сек,  $\Omega^* = 0$  град/с; в)  $V_x^* = 0$  мм/с,  $V_y^* = 0$  мм/сек,  $\Omega^* = 24$  град/с)

В процессе выполнения исследований появилась идея о пересчете токов на двигателях в токи относительно осей локальной системы координат робота, посредством уравнения кинематики (1). Однако в связи с тем, что в уравнении (1) величины R и L, во-первых, не связаны с геометрическим преобразованием векторов тока, во-вторых, наличие R и L приведет к несоответствию размерности выходных величин с их физическим смыслом, что является недопустимым, в-третьих, данные величины влияют только на амплитуду выходных значений, что не принципиально для метода МГУА, поскольку данный метод сам выбирает необходимые весовые коэффициенты. Исходя из этого уравнение (1) было приведено к виду (2):

$$\begin{pmatrix} I_x \\ I_y \\ I_\varphi \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -\frac{2}{3}\cos(\alpha - \theta) & \frac{2}{3}\sin(\alpha) & \frac{2}{3}\cos(\alpha + \theta) \\ -\frac{2}{3}\sin(\alpha - \theta) & -\frac{2}{3}\cos(\alpha) & \frac{2}{3}\sin(\alpha + \theta) \\ \frac{1}{3} & \frac{1}{3} & \frac{1}{3} \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} I_1 \\ I_2 \\ I_3 \end{pmatrix} \quad (2)$$

где  $I_x$ ,  $I_y$  – значения токов, характеризующих трудоемкость движения робота вдоль осей X и Y локальной системы координат;  $I_\varphi$  – значение тока,

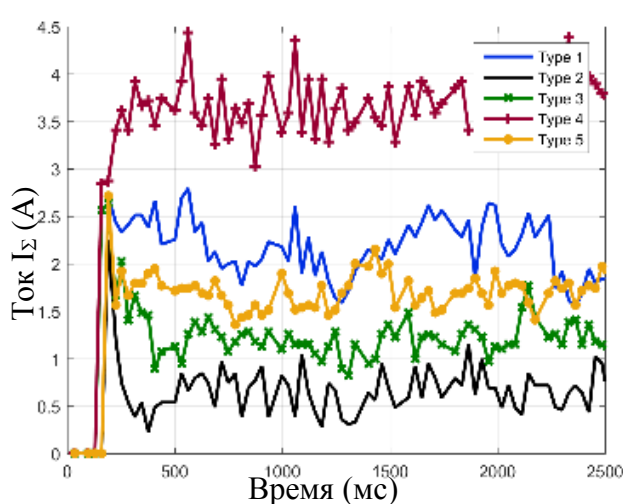
характеризующего трудоемкость углового поворота робота в локальной системе координат;  $I_1$ ,  $I_2$ ,  $I_3$  – токи потребления двигателей робота.

В уравнении (2) токи потребления двигателей робота имеют тот же знак, определяемый направлением вращения колеса, что и скорости вращения валов двигателей в уравнении (1).

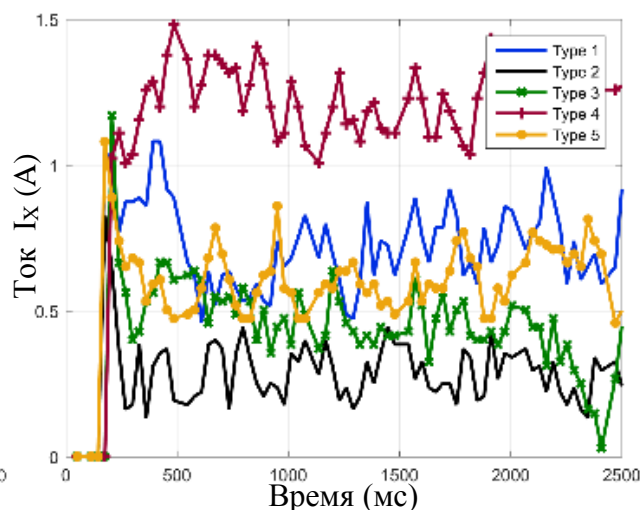
Предварительный анализ показал приемлемую разделимость трудоемкости движения для разных типов поверхностей в случае использования величин  $I_x$ ,  $I_y$ ,  $I_\varphi$  (Рис. 6 б, в, г). Еще одной используемой величиной, которая характеризует взаимодействие движителей робота с поверхностью, является  $I_\Sigma$  – суммарный ток потребления двигателей:

$$I_\Sigma = |I_1| + |I_2| + |I_3| \quad (3)$$

Как видно из рисунка 6а среднее значение этой величины различается для различных типов поверхностей, что делает его полезной переменной для индуктивного вывода зависимостей по экспериментальным данным.



а



б

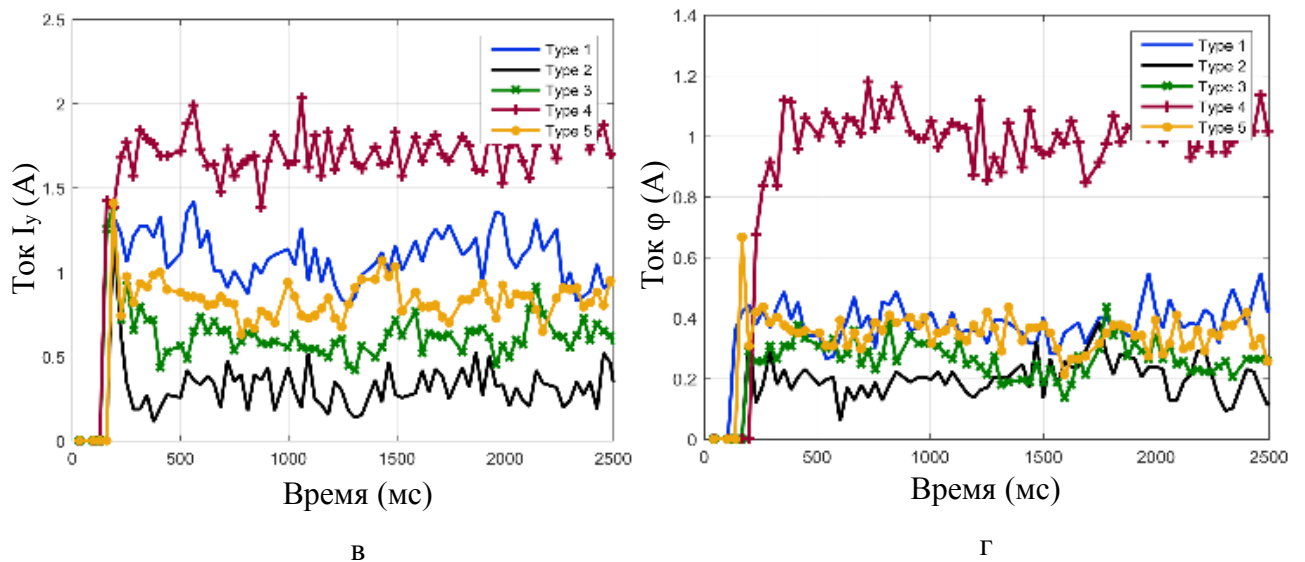


Рисунок 6 – Выявление релевантных среди абсолютных интегральных величин (задающие скорости движения робота в локальной системе координат на всех поверхностях: а)  $V_x^* = 100$  мм/с,  $V_y^* = 0$  мм/сек,  $\Omega^* = 0$  град/с; б)  $V_x^* = 100$  мм/с,  $V_y^* = 0$  мм/сек,  $\Omega^* = 0$  град/с; в)  $V_x^* = 0$  мм/с,  $V_y^* = 100$  мм/сек,  $\Omega^* = 0$  град/с; г)  $V_x^* = 0$  мм/с,  $V_y^* = 0$  мм/сек,  $\Omega^* = 24$  град/с)

По аналогии с работой [14], где авторы вводят величины характеризующие: энергетические затраты на единицу перемещения робота, линейное и угловое проскальзывание и силу взаимодействия с поверхностью по информации с акселерометров, для навигации на разных типах поверхностей, была введена дополнительная группа величин отражающая характер движения робота по показаниям сенсорной системы:

$$T_x = \frac{V_x}{I_x}; T_y = \frac{V_y}{I_y}; T_\varphi = \frac{V_\varphi}{I_\varphi}; T_z = \frac{\omega_z}{I_\varphi}; \quad (4)$$

$$T'_x = \frac{V'_x - V_x}{I_x}; T'_y = \frac{V'_y - V_y}{I_y}; T'_\varphi = \frac{V'_\varphi - V_\varphi}{I_\varphi}; T'_z = \frac{\Omega' - \omega_z}{I_\varphi};$$

Величины  $V_x$ ,  $V_y$  и  $\Omega$  вычисляются по показаниям датчиков скорости согласно уравнению (1), а  $I_x$ ,  $I_y$  и  $I_\varphi$  – по показаниям датчиков тока согласно уравнению (2). Следует обратить внимание, что размерность относительных величин имеет физический смысл осуществления единицы поступательного/вращательного движения на данной конкретной поверхности за



импульс тока, приведенного к этому же типу и направлению движения. В случае разницы в числителе между задающим и реальным значениями скорости физический смысл обретает следующую форму: на сколько миллиметров/градусов относительно задающего значения будет отличаться фактическое перемещение/поворот робота на данной поверхности за импульс тока. На рисунке 7 в качестве примера приведена динамика изменения величин  $T'_z$  и  $T_z$ .

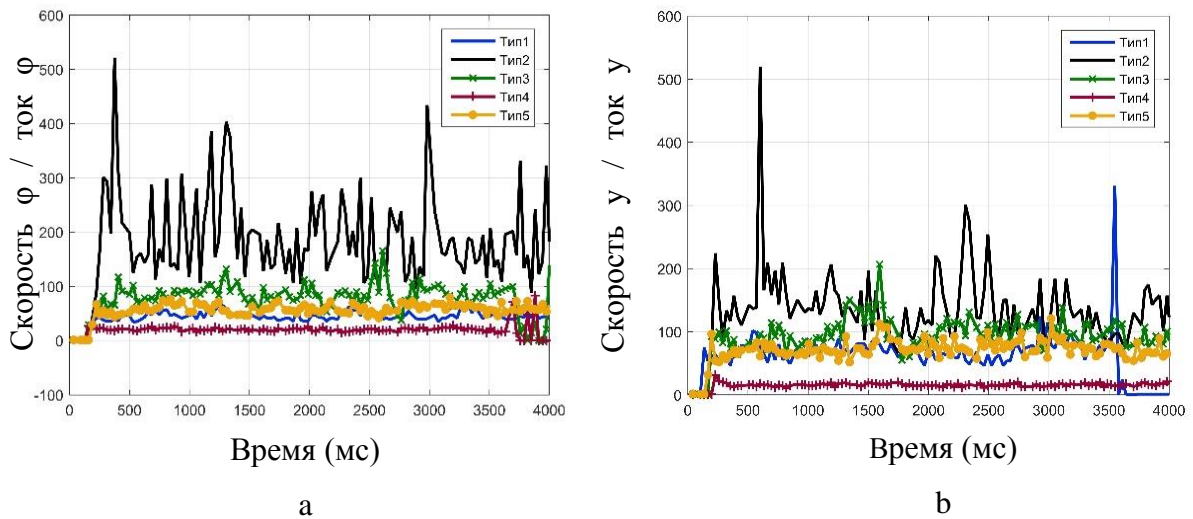


Рисунок 7 – Релевантные относительные интегральные величины (задающие скорости движения робота в локальной системе координат на всех поверхностях: а)  $V_x^* = 100$  мм/с,  $V_y^* = 0$  мм/сек,  $\Omega^* = 0$  град/с; б)  $V_x^* = 100$  мм/с,  $V_y^* = 0$  мм/сек,  $\Omega^* = 0$  град/с)

Таким образом, при проведении индуктивного моделирования использовались три класса величин:

$\{V_1\} = \{N, \omega, I, g, a\}$  – величины, получаемые непосредственно с датчиков робота;

$\{V_2\} = \{V_x, V_y, \Omega, I_x, I_y, I_\phi, I_\Sigma\}$  – абсолютные величины, получаемые посредством математических преобразований измеряемых датчиками величин;

$\{V_3\} = \{T_x, T_y, T_\phi, T_z, T'_x, T'_y, T'_\phi, T'_z\}$  – относительные величины, получаемые посредством алгебраических отношений величин второго и первого классов.

Целью дальнейшей серии экспериментов являлось:

- определение точность получаемых моделей оценки координат и угловой ориентации робота с учетом трех групп величин;
- оценка релевантности каждой из групп величин для вывода моделей оценки координат и угловой ориентации;
- определение точности классификации типа подстилающей поверхности с учетом трех групп величин;
- оценка релевантности каждой из групп величин для построения классификаторов типа поверхности.

## 1.5. Результаты по обучению навигации

Все эксперименты проводились на пяти выбранных типах поверхностей испытательного полигона с использованием мобильной платформы Festo Robotino. Всего было произведено 30 запусков робота длительностью 4 секунды при следующих комбинациях задающих движений (в формате  $[dX/dT$  (мм/с),  $dX/dT$  (мм/с),  $d\varphi/dT$  (град/с)]:  $[100,0,0]$ ,  $[0,100,0]$ ,  $[100,100,0]$ ,  $[0,0,24]$ ,  $[0,0,48]$ ,  $[0,0,96]$ . Выборка данных формировалась путем разбиения показаний сенсоров на полусекундные интервалы, четыре примера попадали в обучающую выборку, четыре – в проверочную выборку.

Для всех датчиков (исключая показания энкодеров) вычислялись средние значения за полусекундный интервал движения. Для энкодеров вычислялось приращение значения за пол секунды. Таким образом выводимые закономерности позволяют оценивать координаты и угловую ориентацию робота через полусекундный интервал движения.

Параметры дважды многорядной модифицированной полиномиальной нейронной сети с активными нейронами построенной на методе группового учета аргументов (МГУА):

- Внешний критерий для выбора частного описания нейрона и для отбора лучших нейронов в слое – критерий регулярности.
- Максимальное количество слоев: 10;
- Количество нейронов в слое: 10;
- Степень частного описания нейрона: 2;
- Дополнительный критерий останова построения сети (минимально допустимое приращение между значениями критериев соседних слоев):  $\varepsilon = 0,1$  для моделей оценки положения робота (выбран 1мм, поскольку абсолютная

погрешность определения координат системой технического зрения равна 1мм) и  $\varepsilon = 0,01$  для классификаторов.

- Разбиение выборки 1:1

Результаты экспериментов приведены в Таблице 4 (Avr – средняя по выборке ошибка, Max – максимальная ошибка, «U» - результаты обучения на объединенной выборке данных, без классификации типа поверхности). В таблице 4 серым цветом выделены наилучшие результаты, а жирным стилем текста обозначены наилучшие результаты, представленные далее в виде графиков и усечённых структур нейронных сетей.

Таблица 4 – Результаты экспериментов

Выходная переменная	Тип	Входное множество переменных						
		$\{V_1\}$	$\{V_2\}$	$\{V_3\}$	$\{V_1, V_2\}$	$\{V_1, V_3\}$	$\{V_2, V_3\}$	<i>Все</i>
		<i>Avr</i> [Max]	<i>Avr</i> [Max]	<i>Avr</i> [Max]	<i>Avr</i> [Max]	<i>Avr</i> [Max]	<i>Avr</i> [Max]	<i>Avr</i> [Max]
X, мм	1	[3.6]	[6.0]	[6.8]	[4.6]	[3.6]	[4.9]	[4.6]
	2	[10.5]	[9.3]	[9.4]	[10.9]	[10.5]	[9.7]	[10.9]
	3	[5.9]	[8.1]	[6.4]	[6.3]	[5.9]	[6.6]	[6.1]
	4	[2.2]	[2.1]	[2.8]	[2.0]	[2.3]	[1.8]	[2.0]
	5	[7.2]	[7.2]	[6.8]	[6.1]	[7.2]	[6.3]	[6.4]
	U	<b>2.02</b> [8.7]	1.65 [9.9]	2.16 [12.6]	1.7 [10.5]	1.8 [9.3]	1.76 [10.0]	1.74 [10.3]
Y, мм	1	[5.1]	[4.8]	[6.6]	[4.8]	[7.3]	[4.8]	[4.8]
	2	[9.0]	[8.9]	[8.1]	[7.7]	[8.1]	[8.5]	[6.5]
	3	[6.1]	[9.7]	[29.3]	[12.2]	[6.2]	[8.6]	[12.2]
	4	[1.5]	[2.2]	[2.0]	[1.9]	[1.7]	[2.8]	[2.0]
	5	[5.5]	[8.1]	[9.2]	[5.8]	[5.8]	[9.2]	[9.2]
	U	1.73 [9.9]	1.5 [15.1]	6.57 [243]	<b>1.4</b> [9.0]	1.73 [9.9]	1.46 [15.1]	1.43 [9.0]
φ, град.	1	[5.3]	[6.8]	[65.2]	[5.5]	[5.3]	[6.8]	[5.5]
	2	[4.3]	[5.8]	[9.0]	[4.9]	[4.0]	[5.8]	[4.9]
	3	[6.4]	[5.7]	[7.6]	[6.0]	[6.1]	[4.9]	[6.0]
	4	[4.8]	[9.2]	[3.3]	[4.8]	[4.8]	[9.2]	[4.8]
	5	[8.2]	[7.7]	[3.6]	[4.5]	[5.4]	[6.5]	[5.4]
	U	1.44 [14.6]	<b>1.74</b> [10.3]	13.8 [305]	1.6 [10.6]	1.44 [14.6]	1.61 [11.1]	1.58 [10.6]

На рисунках 8 и 9 приведены результаты обучения лучших моделей (выделено серым цветом в таблице 4), граница N\_Train отделяет примеры обучающей выборки (слева от границы) от примеров проверочной выборки (справа от границы).

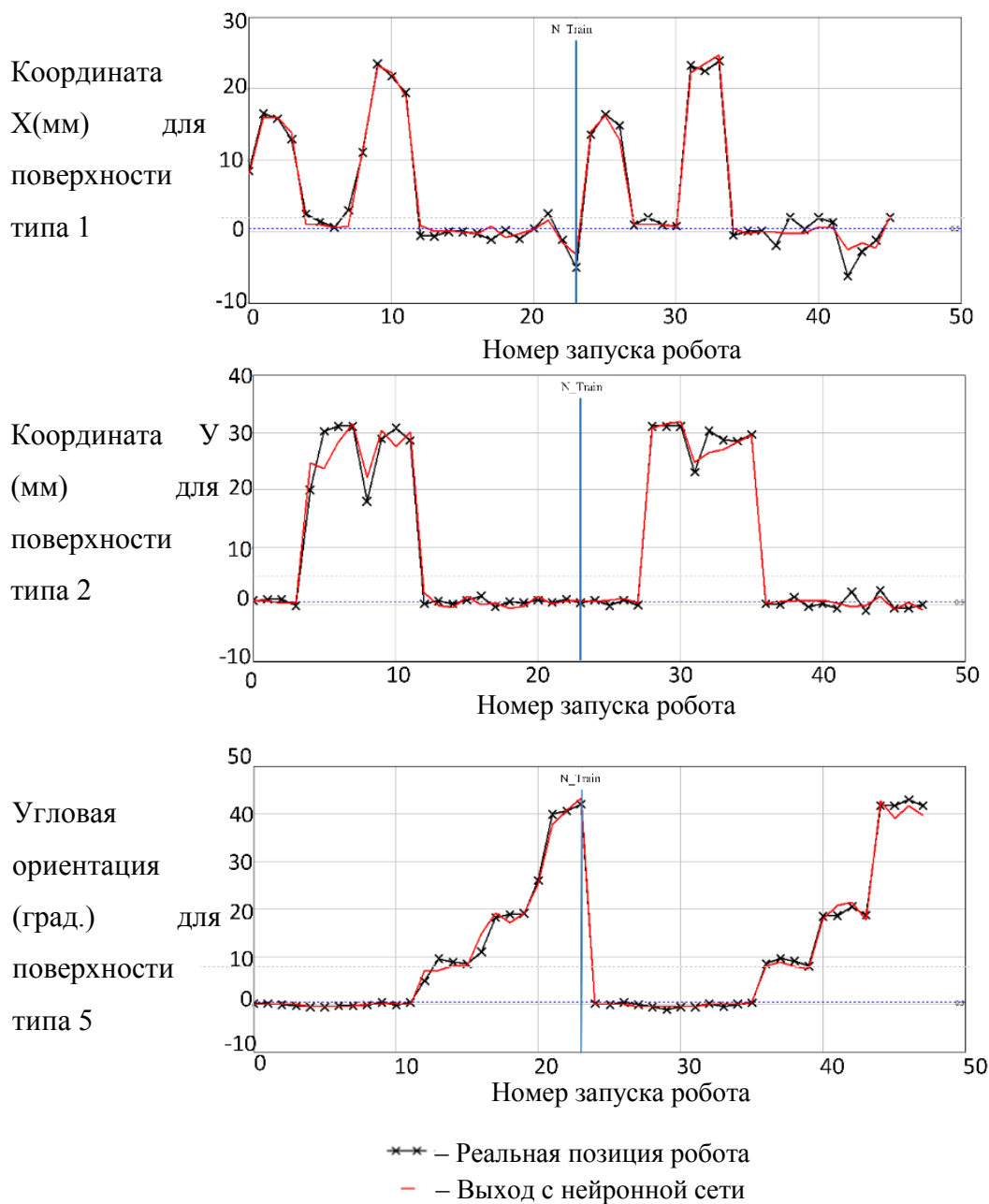


Рисунок 8 – Графики представления выходных величин выборки данных (координаты X, координаты Y и угла  $\varphi$ ) и выхода лучших моделей для всех запусков робота

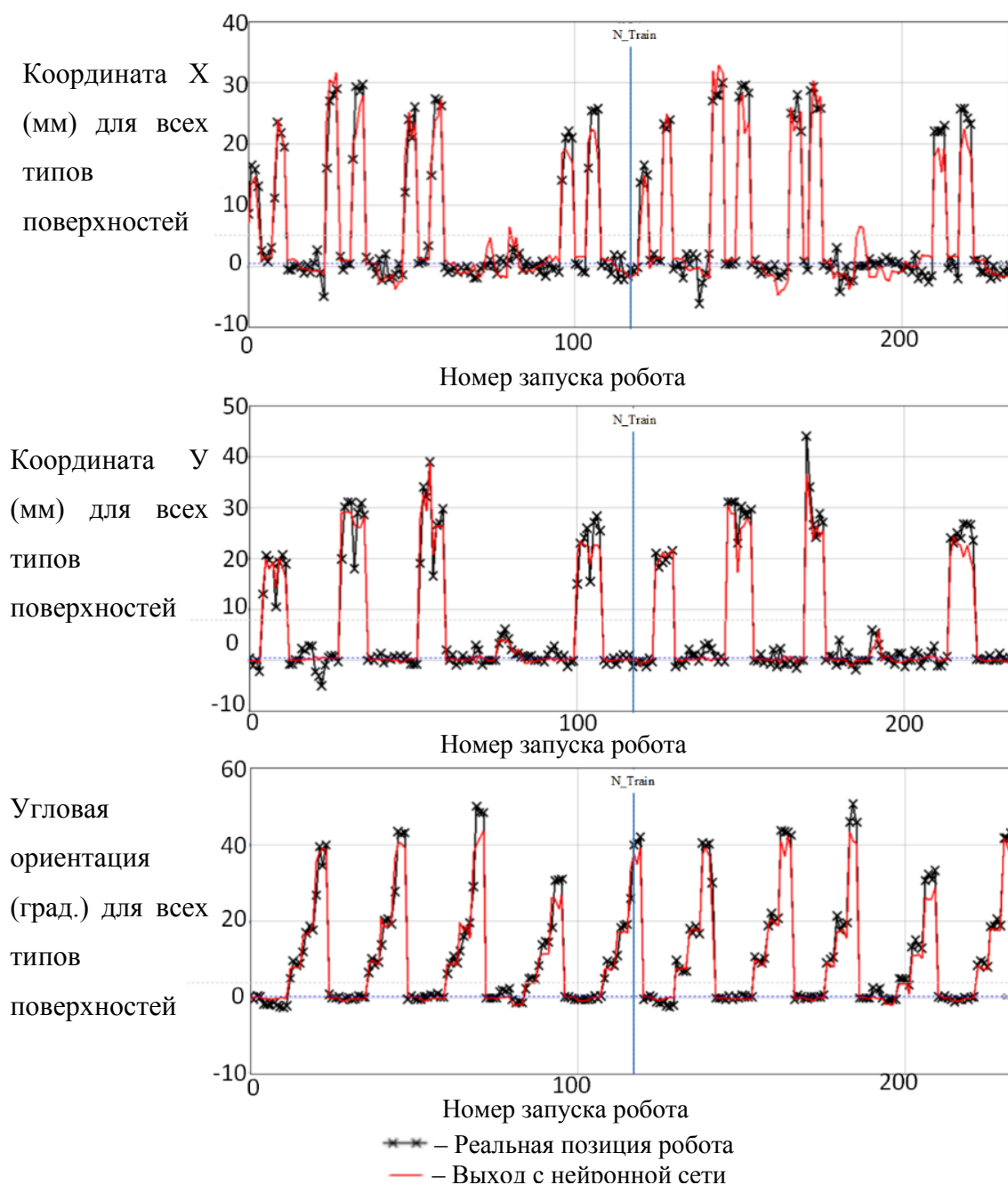


Рисунок 9 – Графики представления выходных величин выборки данных (координаты X, координаты Y и угла  $\varphi$ ) и выхода лучших моделей для всех запусков робота

В таблице 5, жирным стилем текста выделены наилучшие результаты по классификации для каждого из типов поверхностей.

Таблица 5 – Результаты обучения классификатора

Т и п	Используемое множество входных переменных						
	$\{V_1\}$	$\{V_2\}$	$\{V_3\}$	$\{V_1, V_2\}$	$\{V_1, V_3\}$	$\{V_2, V_3\}$	<i>Все</i>
	%	%	%	%	%	%	%
1	81.2	85.0	81.2	86.3	82.5	<b>88.0</b>	82.1
2	96.6	95.7	83.3	<b>97.0</b>	96.2	95.7	97.0
3	86.3	85.0	81.6	84.6	85.0	81.6	<b>86.8</b>
4	97.9	<b>98.7</b>	79.5	97.8	97.9	98.7	98.3
5	78.6	<b>82.1</b>	79.9	79.5	78.2	79.5	80.8

Поскольку нейронная сеть строится на основе индуктивных принципов самоорганизации моделей, то сам по себе процесс самоорганизации ее структуры служит не только способом получения итоговой модели, но также мощным инструментом анализа. Так по выбору активными нейронами соответствующих входных переменных на каждом слое сети можно судить о вкладе показаний сенсоров в итоговую зависимость.

Полученные усеченные структуры нейронных сетей МГУА (метод группового учета аргументов) для указанных на рисунках 8 и 9 величин X, Y и  $\phi$  показаны на рисунках соответственно 10-15.

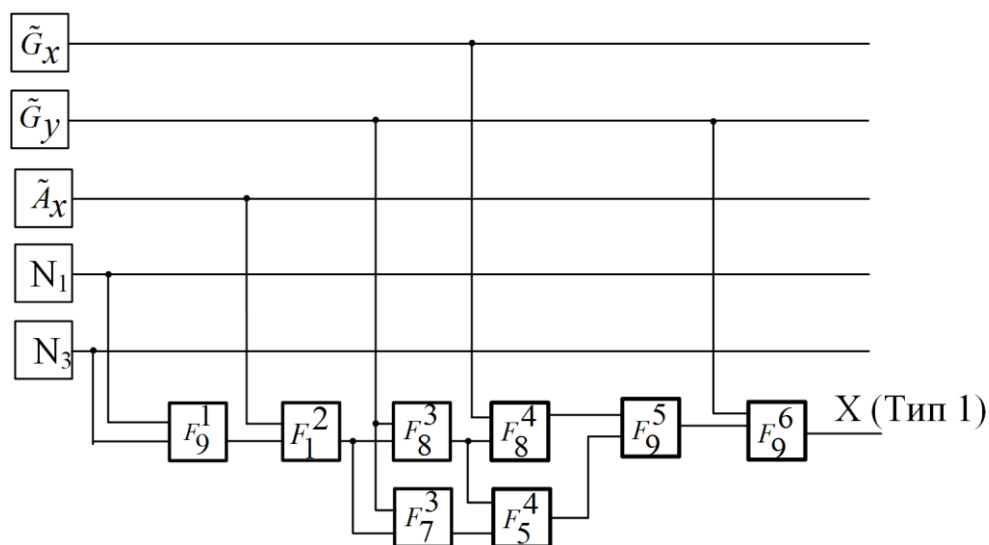


Рисунок 10 – Структура дважды многорядной нейронной сети МГУА по координате X (обучение в условиях однородной среды – тип 5)

На данном рисунке видно, что нейронная сеть на первом слое использует значения с датчиков оборота колес 1 и 3 двигателя, именно эти двигатели оказывают влияние на движение вдоль оси X (расположение двигателей Robotino представлено на рисунке 1). На втором слое алгоритм выбирает значения ускорения относительно оси X, что также свидетельствует о том, что активные нейроны пытаются выбирать входные переменные в первую очередь по их физическому соответствию с выходной величиной. Включение величин  $G_x$  и  $G_y$  не является очевидным и вероятнее всего связана с выявлением активными нейронами особенностей данного типа поверхности.

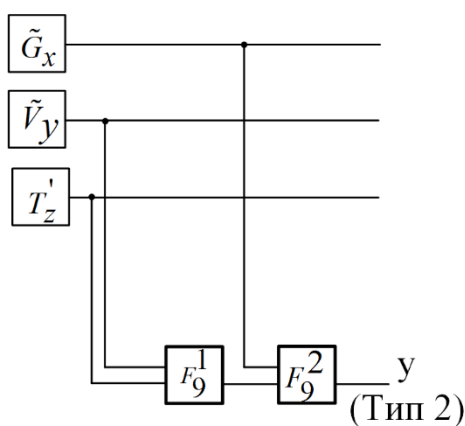


Рисунок 11 – Структура дважды многорядной нейронной сети МГУА по координате Y (обучение в условиях однородной среды – тип 5)

На данном рисунке видно, что сеть использует переменные из всех 3-х подмножеств, что говорит о том, введенные величины являются релевантными для построения модели. Данный результат свидетельствует о том, что имеет смысл использовать переменные из всех групп.



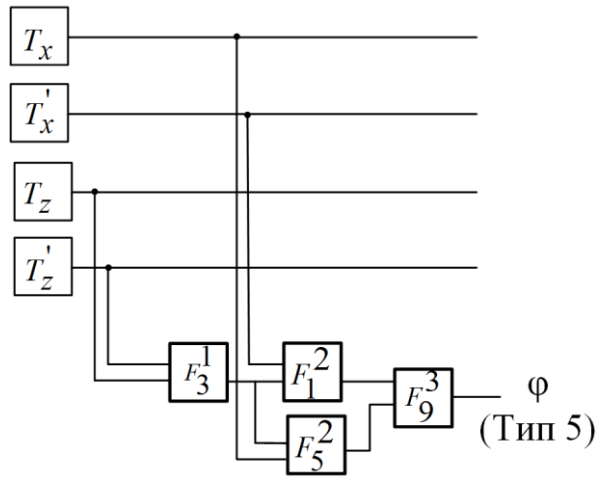


Рисунок 12 – Структура дважды многоярдной нейронной сети МГУА по углу ориентации (обучение в условиях однородной среды – тип 5)

Логика построения алгоритмом данной нейросетевой структуры аналогична логике, приведенной в описании к рисунку 10.

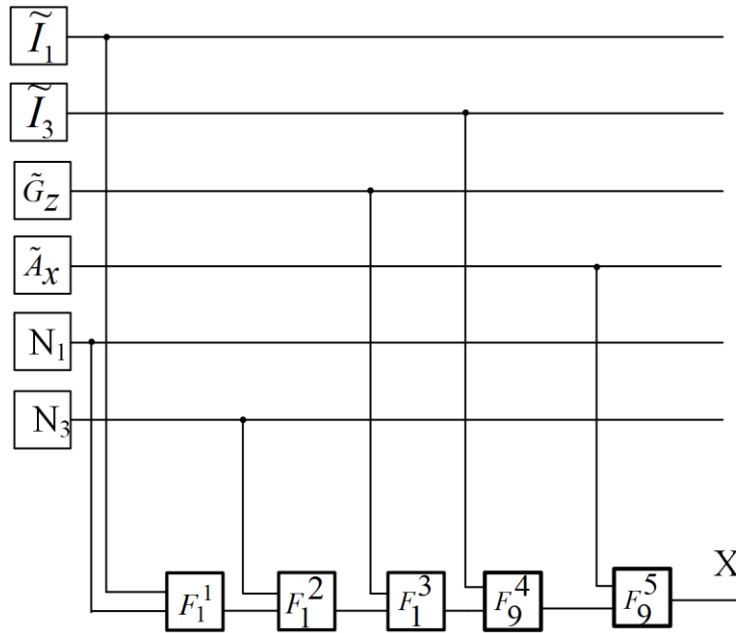


Рисунок 13 – Структура дважды многоярдной нейронной сети МГУА по координате X (обучение в условиях неоднородной среды)

Стоит отметить что по сравнению с сетью на рисунке 10 построенной для однородной среды используются значения токов 1 и 3 мотора, как величины, связанные с трудоемкостью. При этом по-прежнему наблюдается попытка алгоритмом следовать физическим принципам построения моделей (использование на первом слое связки  $N_1$  и  $I_1$  с последующем добавлением  $N_3$  и  $I_3$ , и  $A_x$ ), несмотря на то, что нейросетевые алгоритмы МГУА выводят нефизические модели.

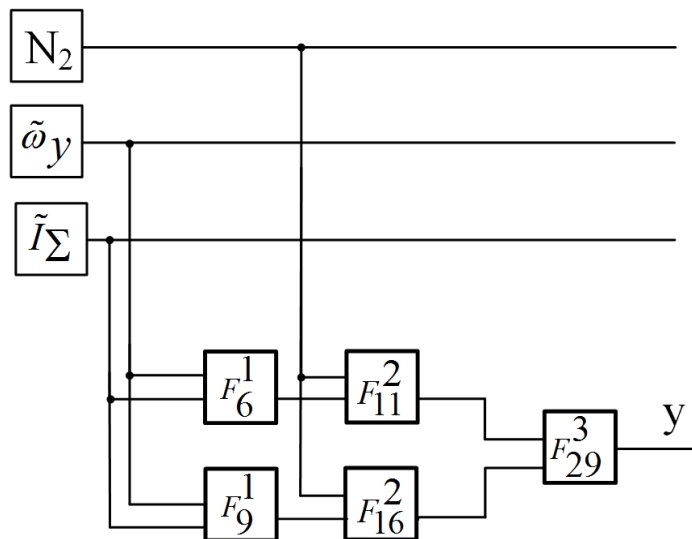


Рисунок 14 – Структура дважды многоярдной нейронной сети МГУА по координате  $Y$  (обучение в условиях неоднородной среды)

Как и в случае на рисунке 13 при построении модели используется информация о трудоемкости движения на участках среды ( $I_{\Sigma}$ ). При этом показания энкодера второго двигателя (рис.1) и скорости вдоль оси  $Y$  самым прямым образом связаны с вычислением координаты  $Y$ .

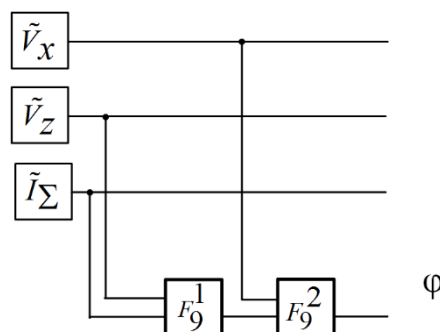


Рисунок 15 – Структура дважды многоярдной нейронной сети МГУА по углу ориентации (обучение в условиях неоднородной среды)

Использование суммарного потребляемого тока для сетей на рисунках 14, 15 может быть связано со следующим. Пытаясь вывести общую закономерность для всех типов поверхностей, в то время как при одних и тех же задающих воздействиях на двигатели координаты существенно отличаются для разных поверхностей, алгоритм использует эту величину как характеристику конкретной поверхности, в связи с тем, что она достаточно существенно отличается для разных типов поверхностей (рисунок 6а).

В результате проведения исследований и разработок получены следующие выводы:

1. Полученные результаты для моделей оценки положения робота на всех типах поверхностей показали более высокую точность навигации, чем предыдущие результаты, полученные в рамках бакалаврской работы автора. Что связано с использованием расширенного множества величин;

2. Для получения наилучших моделей навигации недостаточно какого-то определённого подмножества входных величин. По результатам выполнения исследований была выработана следующая практическая рекомендация: целесообразно использовать дополнительные множества величин, а не просто непосредственные показания сенсорной системы. При этом стоит отметить, что введенные множества  $\{V2\}$  и  $\{V3\}$  не привязаны именно к данному полигону и к данному роботу, что позволяет использовать их и в других разработках по данной тематике;

3. Использование классификатора позволяет увеличить точность навигации, в связи со специализацией моделей для конкретного типа поверхности;

4. Нейронная сеть выбирает показания сенсоров в первую очередь по их физическому соответствию с координатами и угловой ориентацией робота несмотря на то, что алгоритм выводит нефизические модели. С другой стороны, активные нейроны выбирают и неочевидные величины, что вероятнее всего связано с выявлением особенностей конкретного типа поверхности.

## 1.6. Анализ классификаторов на используемые ими величины

Как и в предыдущем разделе важным фактором является выбор нейронными сетями, используемыми для классификации типов поверхностей, величин, что показывает какие величины оказывают наибольшее влияние на разделимость различных типов поверхностей.

Структуры сетей классификаторов, обеспечивающих наилучшие значения (выделенные жирным шрифтом в таблице 5) по классификации исходных пяти типов поверхностей, представлены на рисунках 16 – 20 (буквой F - обозначено частное описание нейрона, верхний индекс означает номер слоя, нижний индекс – номер лучшего [с точки зрения внешнего критерия качества модели] активного нейрона в слое)

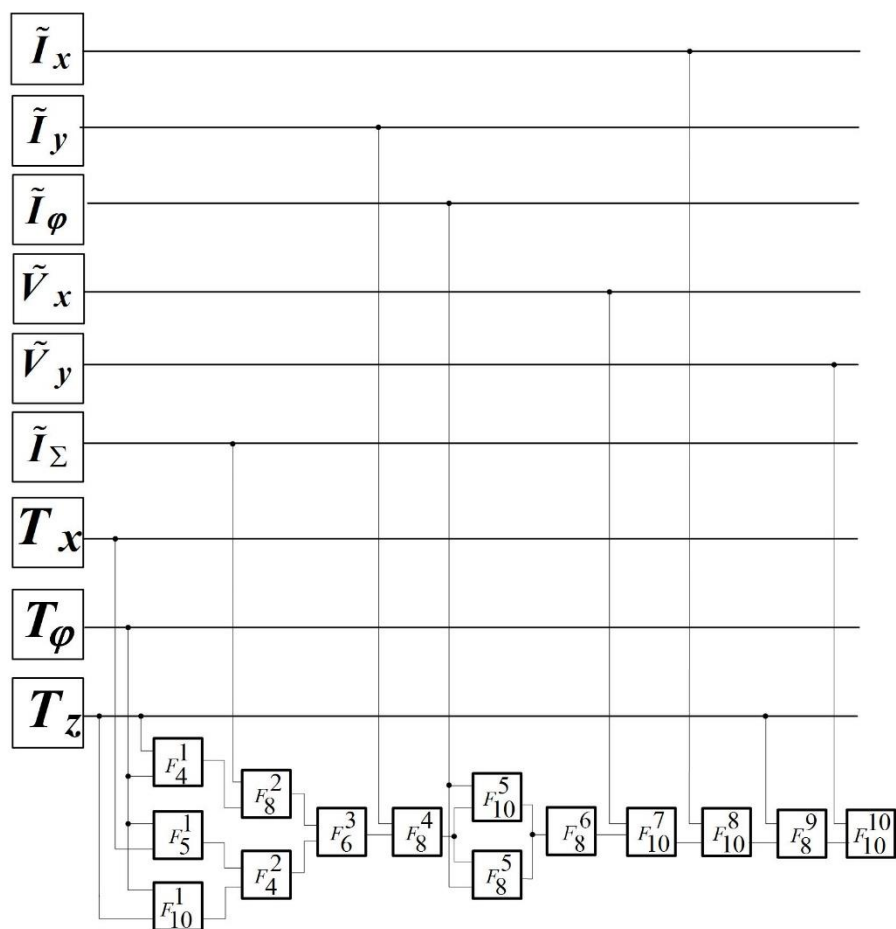


Рисунок 16 – Полученная структура дважды многорядной нейронной сети МГУА для классификации поверхности типа 1

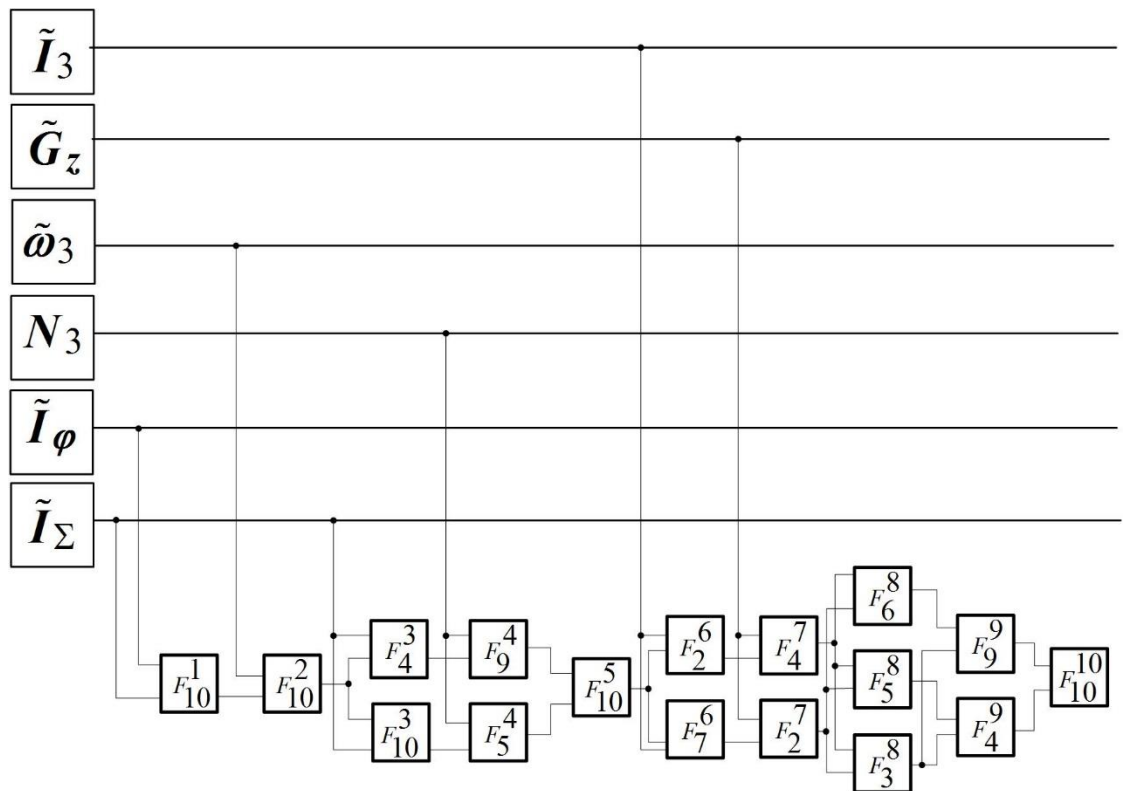


Рисунок 17 – Полученная структура дважды многоярдной нейронной сети МГУА для классификации поверхности типа 2

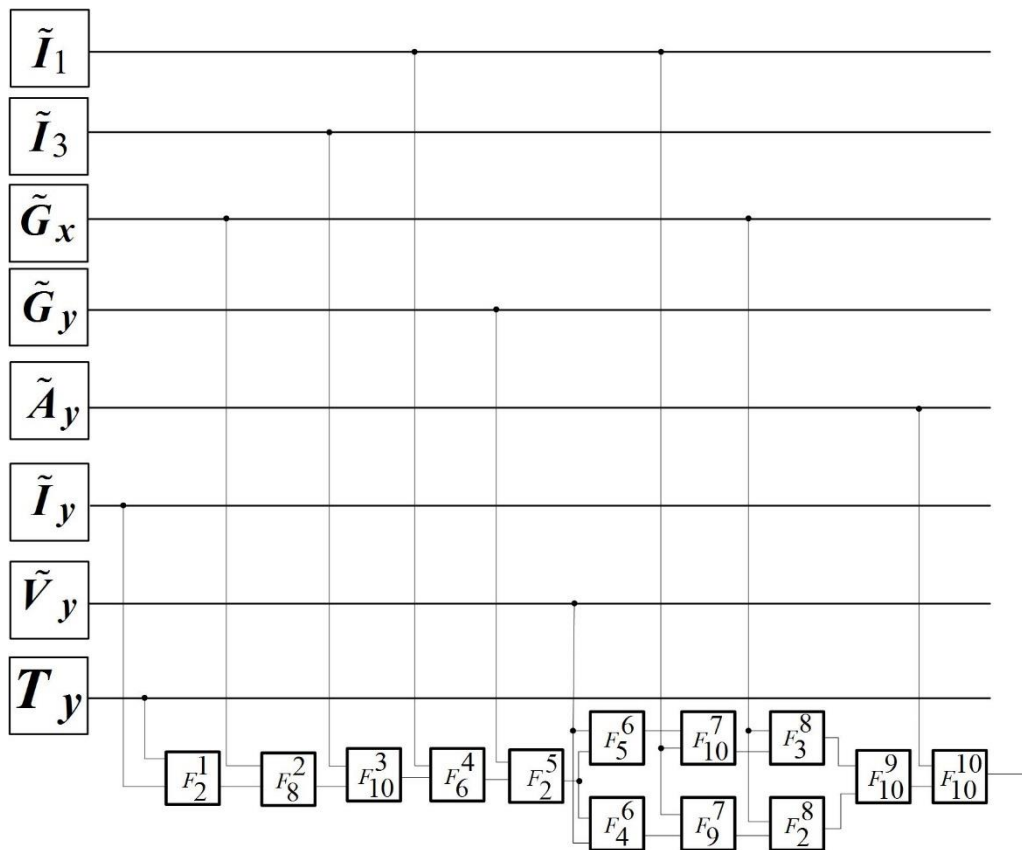


Рисунок 18 – Полученная структура дважды многоярдной нейронной сети МГУА для классификации поверхности типа 3

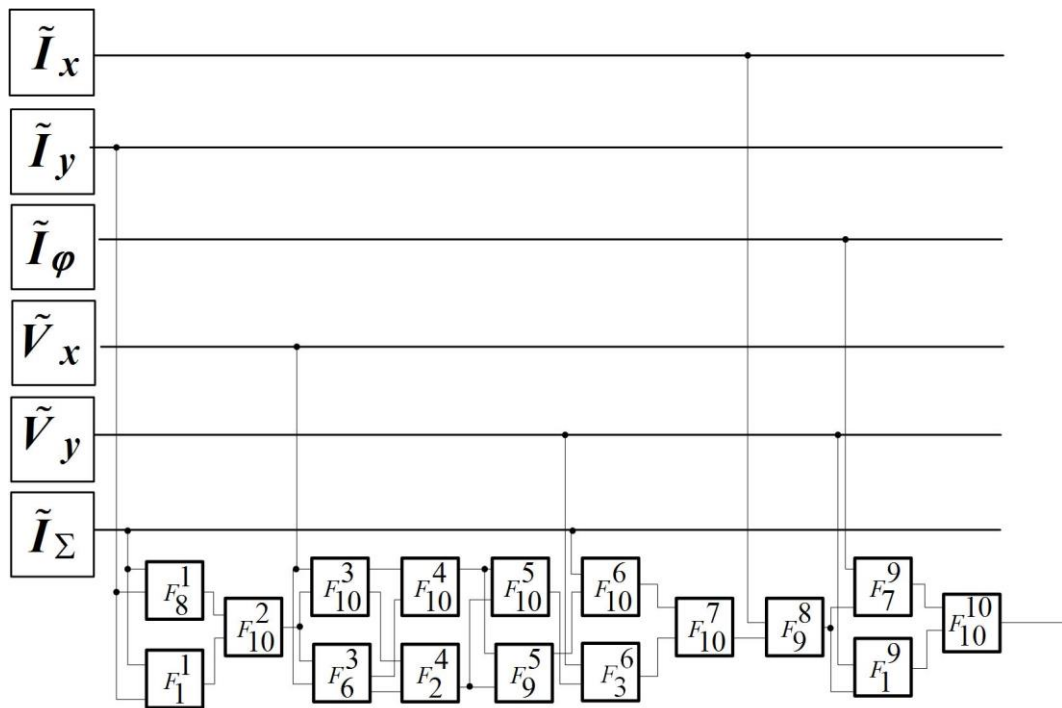


Рисунок 19 – Полученная структура дважды многоярдной нейронной сети МГУА для классификации поверхности типа 4.

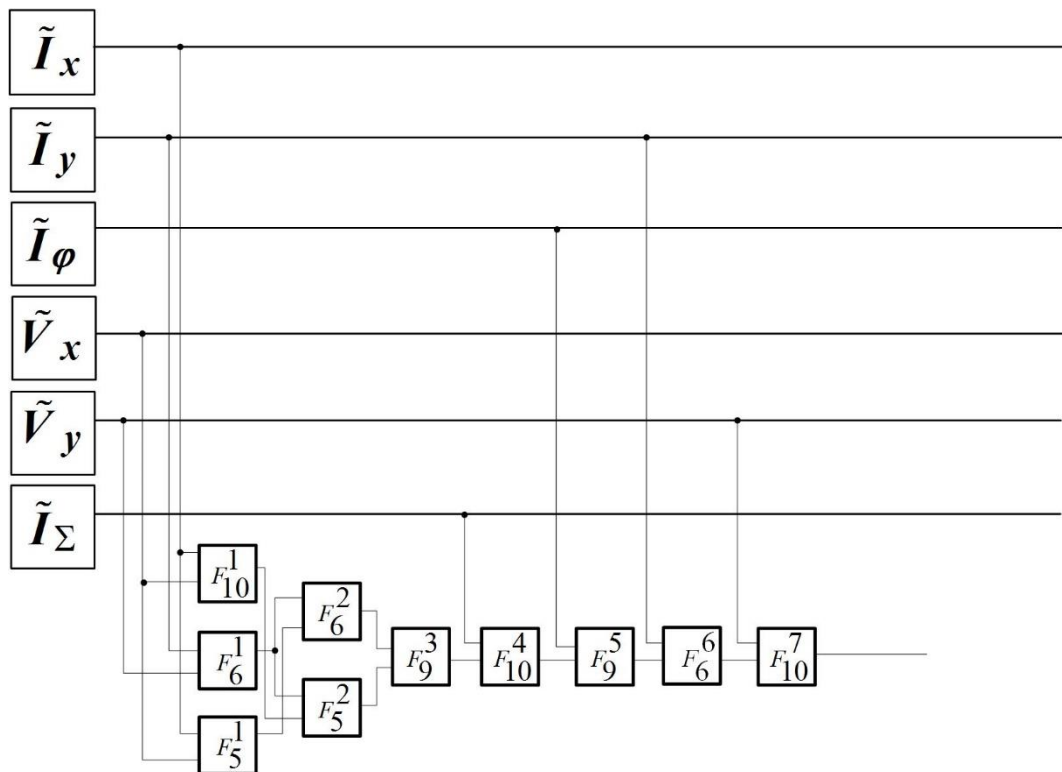


Рисунок 20 – Полученная структура дважды многоярдной нейронной сети МГУА для классификации поверхности типа 5

**По результатам анализа сетей классификаторов можно сделать следующие выводы:**

- Для определения любого из представленного типа поверхности используются переменные множества  $\{V_2\}$ , что говорит о релевантности введенных величин, связанных с кинематикой робота;
- Все полученные сети используют значения токов в качестве информации о трудоемкости. В предыдущем отчете по научно-исследовательской практике были показаны графики величин  $I_x$ ,  $I_y$ ,  $I_\varphi$ ,  $I_z$ , показавшие свою релевантность в плане делимости типов поверхностей. То есть использование этих величин нейронной сетью для классификации поверхностей не является случайной.
- Практически все приведенные сети при наращивании слоев поочередно используют величины, связанные с движением то вдоль оси  $X$ , то вдоль оси  $Y$  локальной системы координат робота (см. для примера рисунок 19).
- На рисунке 20 нейронная сеть одновременно использует параметры, характеризующие движение вдоль оси  $X$  (10 и 5 нейроны первого слоя) и вдоль оси  $Y$  (6 нейрон первого слоя), которые в последующем комбинируются между собой.

### 1.7. Анализ моделей оценки положения робота на смещение относительно новых поверхностей

Полученные модели координат и угловой ориентации показали приемлемую ошибку при обучении на всех типах поверхностей. И хотя индуктивный метод самоорганизации моделей предполагает разделение выборки данных на обучающую и проверочную, не известно, как поведут себя данные модели на других типах поверхностей. Поэтому проанализируем нейронные сети на смещение относительно данных полученных на новых типах поверхностей. Было произведено 12 запусков робота длительностью 4 секунды при следующих комбинациях задающих движений (в формате  $[\Delta X/\Delta T$  (мм/с),  $\Delta X/\Delta T$  (мм/с),  $\Delta\phi/\Delta T$  (град/с)]:  $[100,0,0]$ ,  $[0,100,0]$ ,  $[100,100,0]$ ,  $[0,0,24]$ ,  $[0,0,48]$ ,  $[0,0,96]$ .

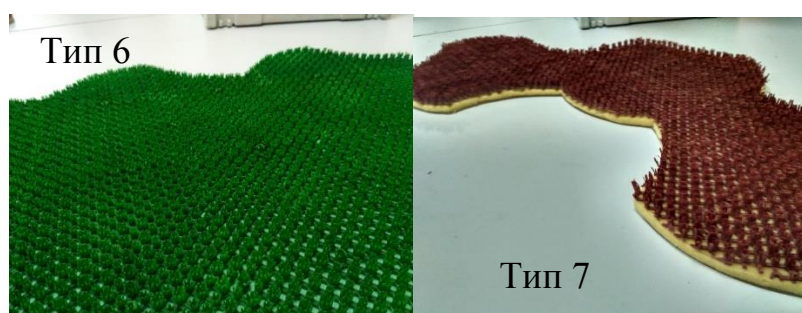


Рисунок 21 – Поверхности, используемые для исследования моделей на смещение

Результаты экспериментов приведены в Таблице 6 (Avg – средняя по выборке ошибка, Max – максимальная ошибка). В таблице 6 серым цветом выделены результаты показавшие наилучшие значения на обучающих данных (результаты из предыдущей работы), а жирным стилем текста выделены результаты получившие наилучшие результаты для новых типов поверхностей.

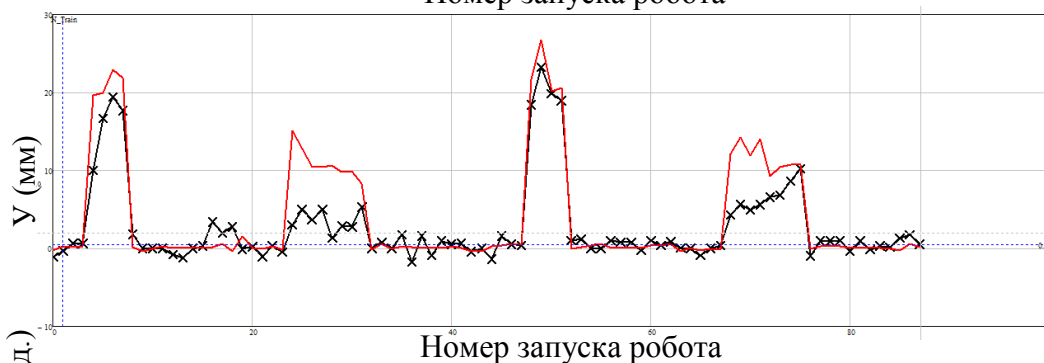
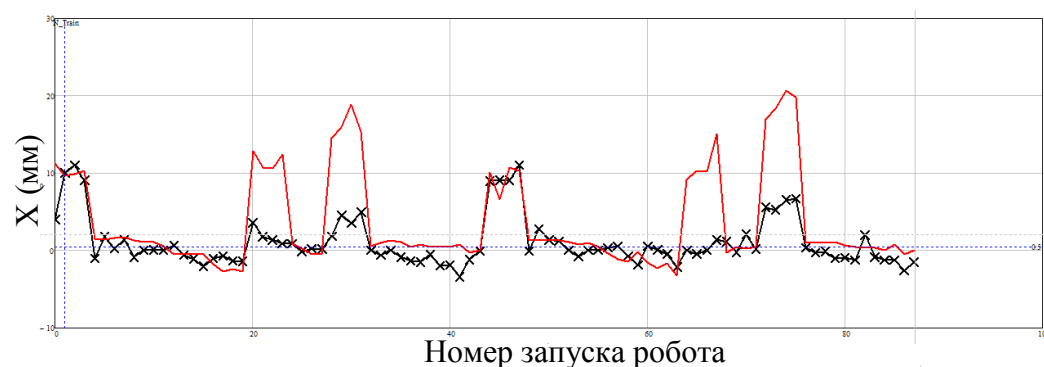


Таблица 6 – Результаты оценки координат и угловой ориентации робота полученными моделями на новых типах поверхностей

Выходная Переменная	Используемое множество входных переменных						
	{V <sub>1</sub> }	{V <sub>2</sub> }	{V <sub>3</sub> }	{V <sub>1</sub> , {V <sub>2</sub> }	{V <sub>1</sub> , {V <sub>3</sub> }	{V <sub>2</sub> , {V <sub>3</sub> }	Все
	<i>Avr</i> [Max]	<i>Avr</i> [Max]	<i>Avr</i> [Max]	<i>Avr</i> [Max]	<i>Avr</i> [Max]	<i>Avr</i> [Max]	<i>Avr</i> [Max]
X (мм)	3,2 [15.4]	<b>2.7</b> [14.7]	-*	2.9 [15.1]	-*	-*	-*
У (мм)	2.689 [12.0]	2.328 [12.8]	2.8 [12.343]*	<b>1.9</b> [12]	2.689 [12.05]	2.328 [12.827]	1.986 [12.05]
φ (град.)	<b>1.496</b> [13.323]	1.72 [18.2]	8.9 [28.4]	1.497 [15.927]	1.5 [13.323]	1.414 [15.829]	1.57 [15.922]

\*-получена огромная ошибка, вследствие единичного выброса значения выхода нейронной сети. Борьба с выбросами является одним из трудных вызовов в области машинного обучения и выходит за рамки данной работы.

На рисунке 22 представлены результаты применения лучших моделей (выделены серым цветом в таблице 6) к двум новым типам поверхностей. На рисунке 23 приведены результаты применения моделей, которые не являются лучшими с точки зрения предыдущего обучения, но являются лучшими с точки зрения применения к новым типам поверхностей (выделенные жирный шрифтом в таблице 6).



φ ориентация (град.)

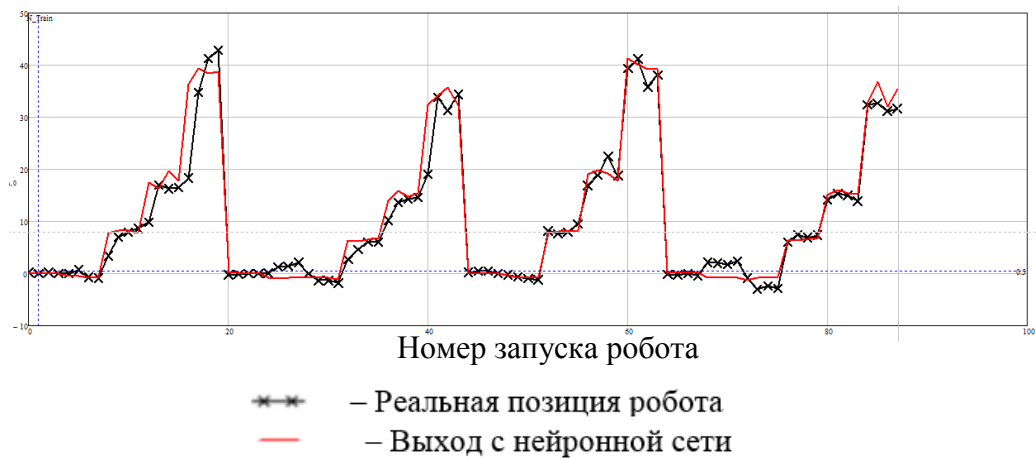
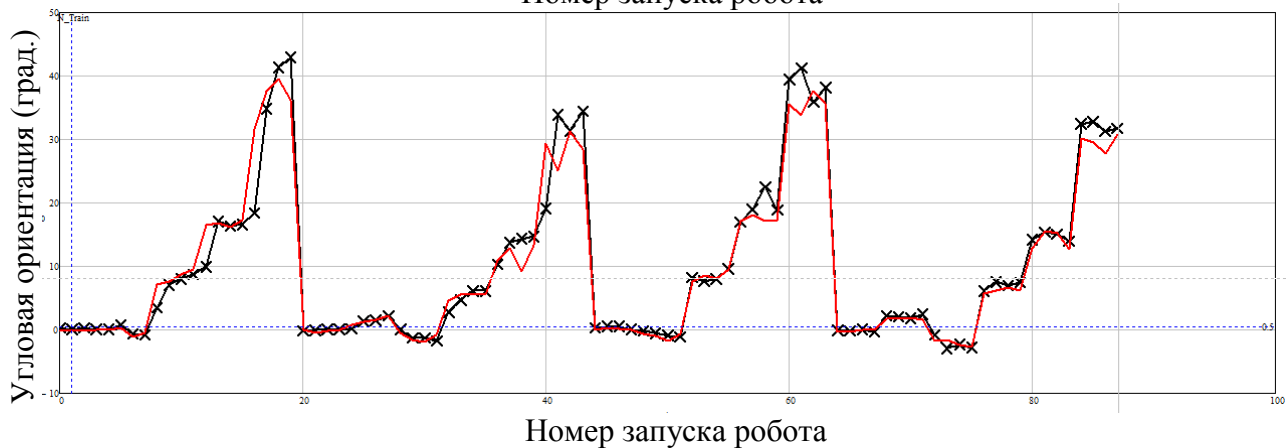
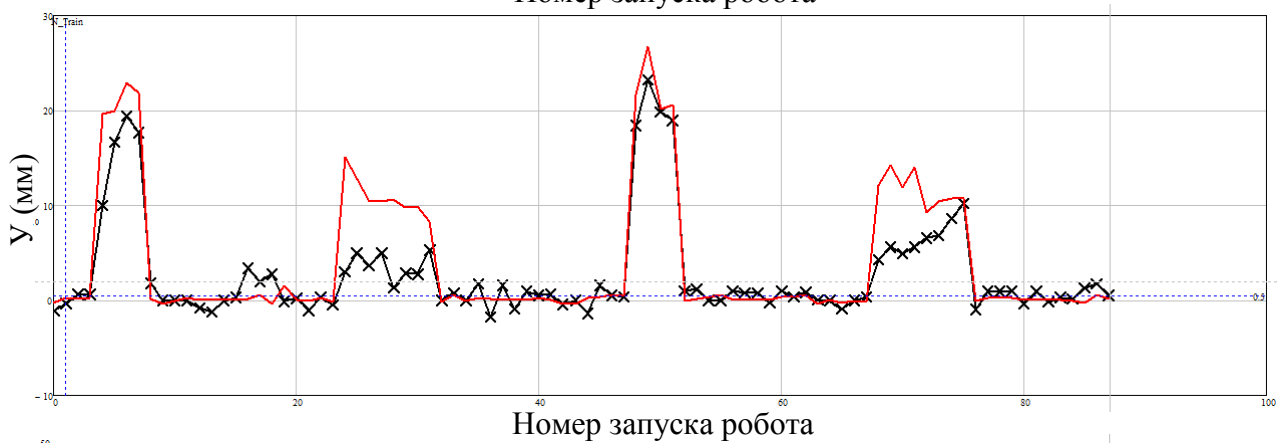
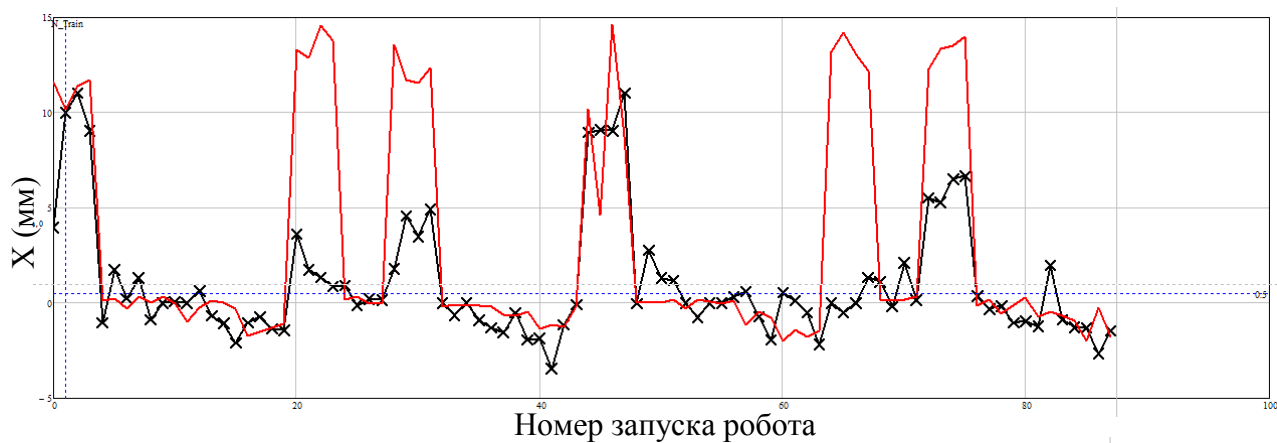


Рисунок 22 – Графики представления выходных величин выборки данных (координаты X, координаты Y и угла  $\varphi$ ) и выхода моделей, показавших лучшие значения на обучающих данных



- \*\*\* – Реальная позиция робота
- – Выход с нейронной сети

Рисунок 23 – Графики представления выходных величин выборки данных (координаты X, координаты Y и угла  $\varphi$ ) и выхода моделей, показавших лучшие значения на новой выборке данных

**По результатам анализа моделей на смещение можно сделать следующие выводы:**

- Наименьшим смещением обладает модель определения угловой ориентации робота.
- Для ряда задающих значений модели определения координат X и Y обладают приемлемым смещением. В то же время для поступательных движений на поверхности 7 типа наблюдаются существенные отклонения.
- Предыдущие два вывода справедливы как для лучших моделей с точки зрения качества обучения, так и для моделей не являются лучшими с точки зрения предыдущего обучения, но являются лучшими с точки зрения применения к новым типам поверхностей.

## 1.8. Анализ ошибок классификации

Процент классификации полученных моделей достаточно высок, однако не совсем ясно, на каких данных возникает данная ошибка. Данная информация очень важна для выявления источника ошибки – путаница между близкими классами, ошибки разных классификаторов на одном и том же определенном классе, недостаточное качество обучения самих классификаторов и т.п. В таблице 7 представлены значения ошибок классификации для 5 обучающих типов поверхностей.

Таблица 7 – Ошибки классификации на различных типах поверхностей

Проверочный тип поверхности	Тип поверхности, определению которой классификатор был обучен				
	Тип 1	Тип 2	Тип 3	Тип 4	Тип 5
Тип 1	10.684	0.427	0	0.427	1.3
Тип 2	0	1.282	1.282	0	0
Тип 3	0.427	1.282	8.974	0	1.3
Тип 4	0.855	0	0.427	0.855	0
Тип 5	0	0	2.564	0	15.3

**По результатам анализа ошибок классификации можно сделать следующие выводы:**

- Для всех классификаторов наиболее высокая ошибка наблюдается при определении того типа поверхности на который был обучен классификатор, а не за счет путаницы между другими классами. С одной стороны, отсутствие путаницы с другими типами говорит о хорошей специализации классификатора, а с другой стороны требуется расширение обучающей выборки данных для повышения точности классификации.
- Наименьшим смещением обладает модель определения угловой ориентации робота.

- Для ряда задающих значений модели определения координат  $X$  и  $Y$  обладают приемлемым смещением. В то же время для поступательных движений на поверхности 7 типа наблюдаются существенные отклонения.
- Предыдущие два вывода справедливы как для лучших моделей с точки зрения качества обучения, так и для моделей не являются лучшими с точки зрения зрения предыдущего обучения, но являются лучшими с точки зрения применения к новым типам поверхностей.
-

## **1.9. Анализ моделей оценки положения робота на смещение относительно отрицательных задающих воздействий**

Поскольку для решения задачи движения в заданную точку необходимо решать задачу стабилизации координаты, для которой необходимо двигаться как в положительном направлении, так и в отрицательном относительно данной координаты, то необходимо проверить как уже полученные модели для координат  $X$  и  $Y$  ведут себя на отрицательном множестве входных данных. Для этого проанализируем нейронные сети, на смещение относительно данных полученных 7 типах поверхностей. Было произведено 21 запуск робота длительностью 4 секунды при следующих комбинациях задающих движений (в формате  $[\Delta X/\Delta T$  (мм/с),  $\Delta Y/\Delta T$  (мм/с),  $\Delta \phi/\Delta T$  (град/с)]:  $[-100,0,0]$ ,  $[0,-100,0]$ ,  $[-100,-100,0]$ . Были проведены только запуски для прямолинейного движения, так как данные типы движения необходимы для стабилизации положения.

В процессе проверки моделей на смещение оказалось, что ошибка на новых данных в несколько раз больше чем на обученных данных. Это связано с тем, что отрицательные значения не были включены в обучающую выборку данных и нейронная сеть не учитывала возможность возникновения отрицательных задающих сигналов. Однако было сделано предположение, о том, что, если подать на нейронную сеть необходимые значения с измененным знаком (привести к виду положительных задающих воздействий) можно свести ошибку к близкую к полученной на обучающей выборке данных.

В результате на рисунке 24, представлены графики применения наилучших моделей для данных полученных при новых задающих воздействиях.

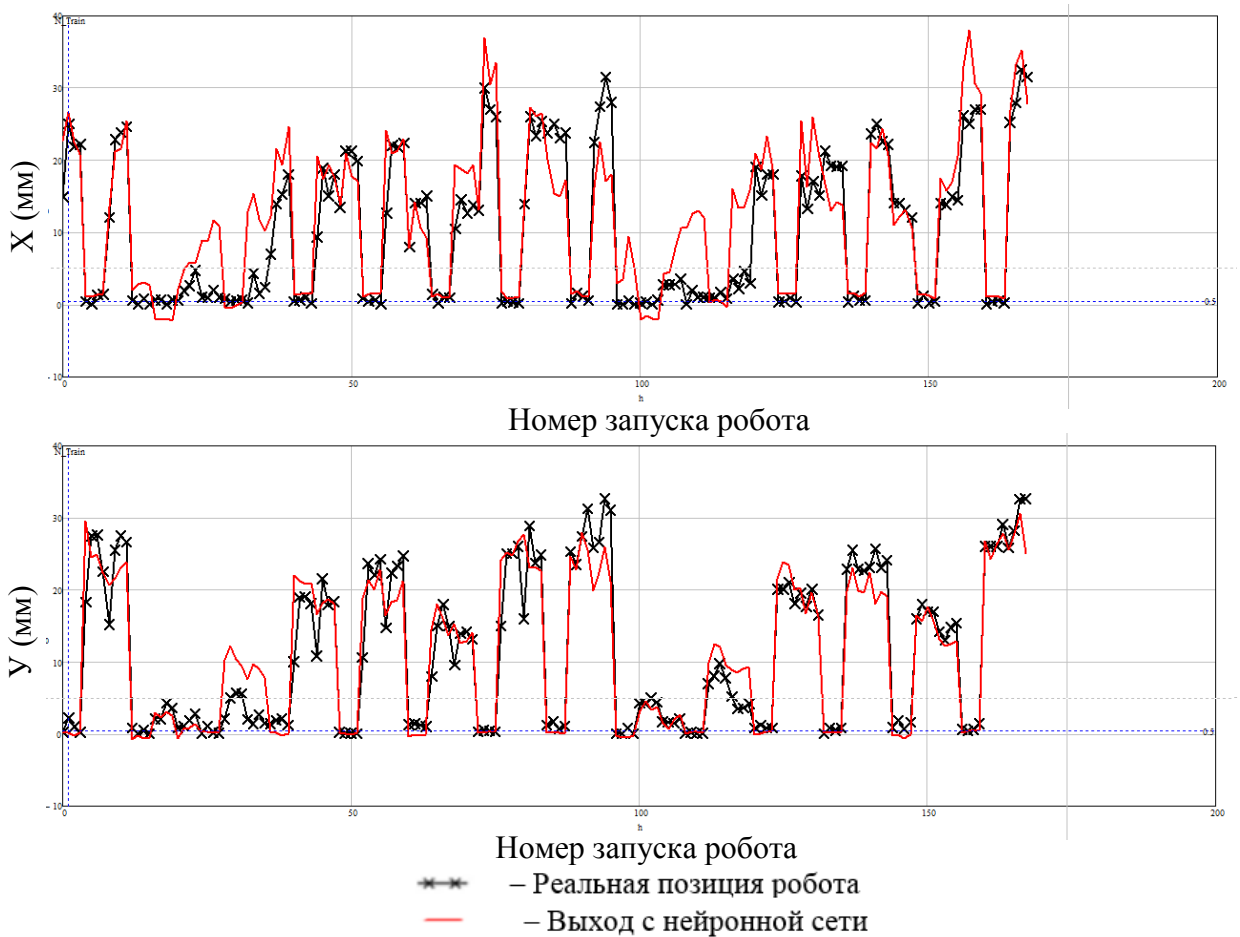


Рисунок 24 – Графики представления выходных величин выборки данных (координаты X, координаты Y) и выхода моделей

По рисунку 24 видно, что точность определения координаты X равна 3,5 мм средняя ошибка отклонения и 14,365 мм максимальная ошибка отклонения. Для координаты Y средняя ошибка равна 2,2 мм, а максимальная ошибка – 11,95 мм.

## **2. Исследование движения вдоль запланированной траектории**

### **2.1. Анализ влияния параметров встроенного ПИД-регулятора на фактическую скорость движения робота в различных средах**

Для решения задачи движения в заданную точку по известным координатам имеется большое количество работ, основанных на различных алгоритмах [16-24]. Наибольшее распространение получил ПИД регулятор, однако при передвижении по неоднородной поверхности ПИД регулятора бывает недостаточно и данный метод применяют в совокупности с различными методами, работающими как параллельно, настраивая коэффициенты регулятора так и последовательно формируя управляющее воздействие на вход регулятора. В работе [16] используются нейронные сети для настройки коэффициентов ПИД регулятора, а в работах [17-18] использование нейронная сеть используется уже для формирования управляющего воздействия на вход ПИД регулятора. Так же широкое применение получили и методы нечеткой логики, применяемые как для настройки коэффициентов ПИД регулятора [19], так и для формирования управляющего воздействия [20].

Широкое применение получили и другие методы, не использующие ПИД регулятор, например, определение и компенсация проскальзывание через обратную связь [21-24].

Так как в робототехническом комплексе Robotino v1.6 фирмы Festo Didactic имеется встроенный аппаратный ПИД регулятор по скорости вращения колес робота, было принято решения о исследовании коэффициентов регулятора на реальную скорость робота (скорость, полученная с датчиков оборотов валов двигателя) на различных поверхностях и для разных задающих скоростей вращения колес робота.

В рамках данного исследования было проведено 96 запусков, с полным перебором скоростей вращения двигателей робота с амплитудными значениями



100, 300, 500 по 4 типам поверхностей (тип 1, тип 3, тип 4, тип 5). На рисунке 25 приведены зависимости реальной скорости вращения 3х колес на разных типах поверхностей

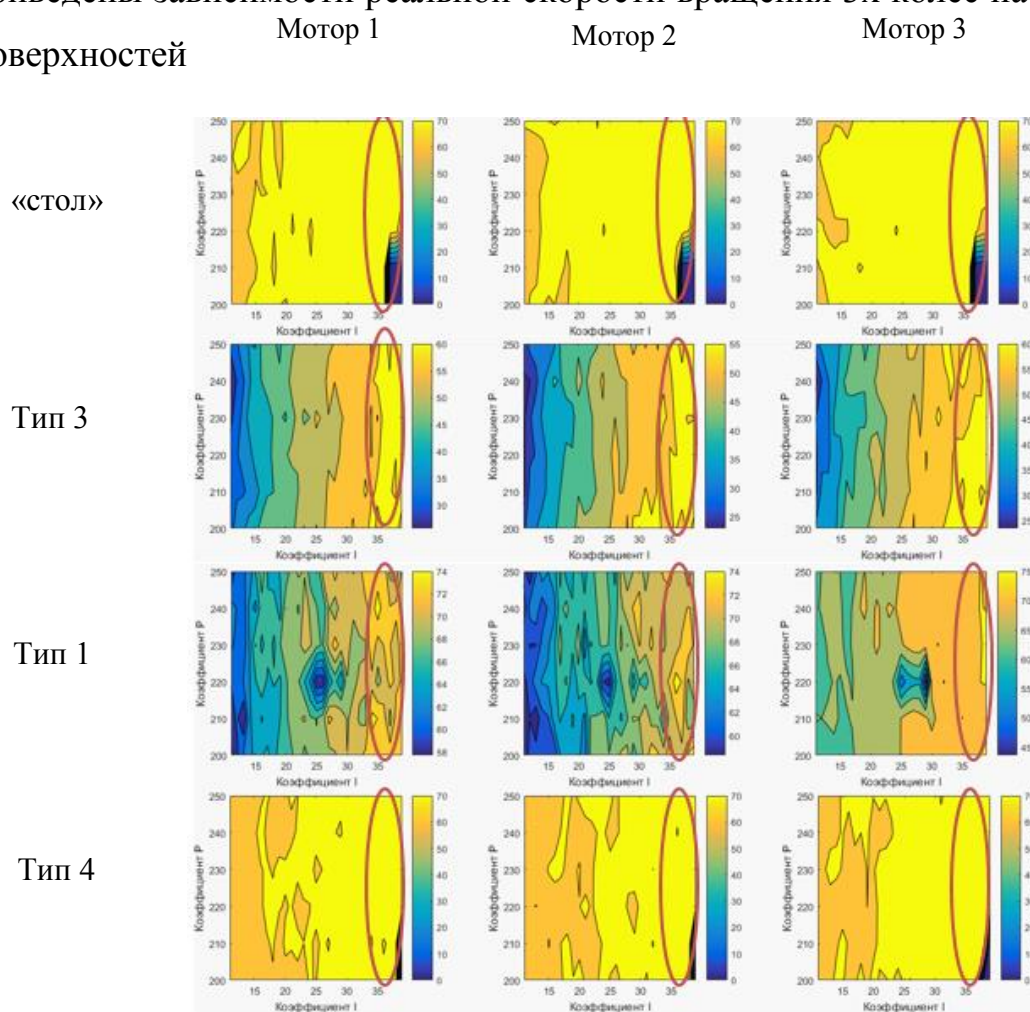


Рисунок 25 – Зависимости скорости движения робота от коэффициентов ПИ регулятора на разных типах поверхностей

На данном рисунке, и на рисунках, представленных после, красными эллипсами обозначены области настроек ПИД-регулятора обеспечивающих наибольшие скорости движения. В первом ряду зависимости на поверхности типа 5, второй ряд поверхности типа 3, третий-типа 1, и последний типа 4. По данным графикам видно, что не на одном из типов поверхности не отрабатывается заданная пользователем скорость (100 об/мин), а также можно увидеть, что области наилучших настроек ПИД-регулятора лежат примерно в одних областях (При значении коэффициента I равному [32-40]), однако настройки для лучшей скорости на поверхности типа 5, не всегда будут лучшими

на других типах поверхностей. На рисунке 26 приведены зависимости реальной скорости вращения 3х колес на поверхности типа «стол» на разных скоростях.

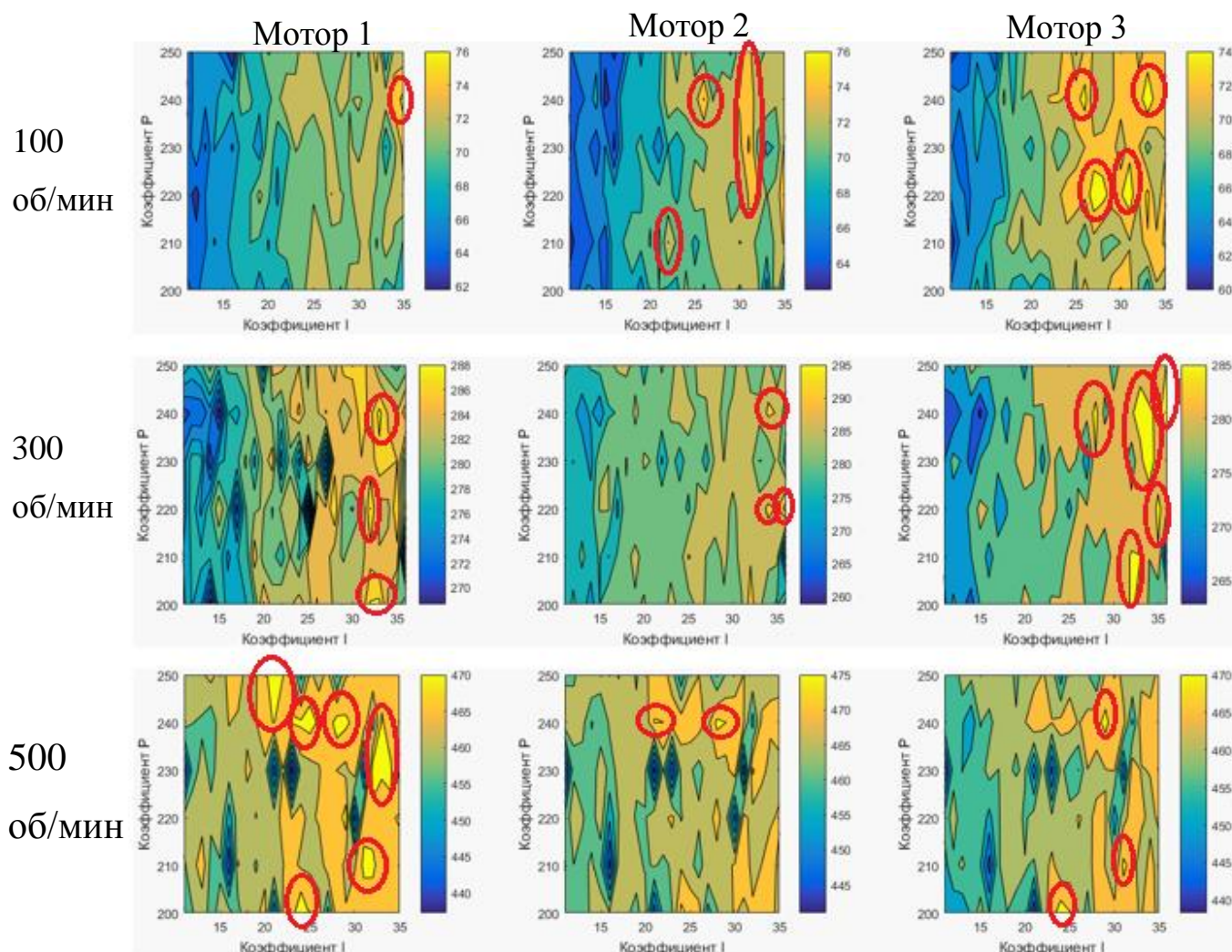


Рисунок 26 – Зависимости реальной скорости движения робота от коэффициентов ПИ регулятора при разных амплитудах задающих скоростей [100, 300, 500 об/мин] на одной поверхности.

По данным графикам видно, что реальные скорости на параметрах обеспечивающих наибольшую скорость, не соответствует заданной. Так же видно, что параметры для наилучших значений реальной скорости для разных скоростей не совпадают, что говорит о том, что нет возможности использования наилучших полученных настроек на одной поверхности при движении на другой поверхности. Так же не наблюдается четкой зависимости между амплитудой скорости вращения валов двигателя и наилучшими настройками ПИД регулятора.

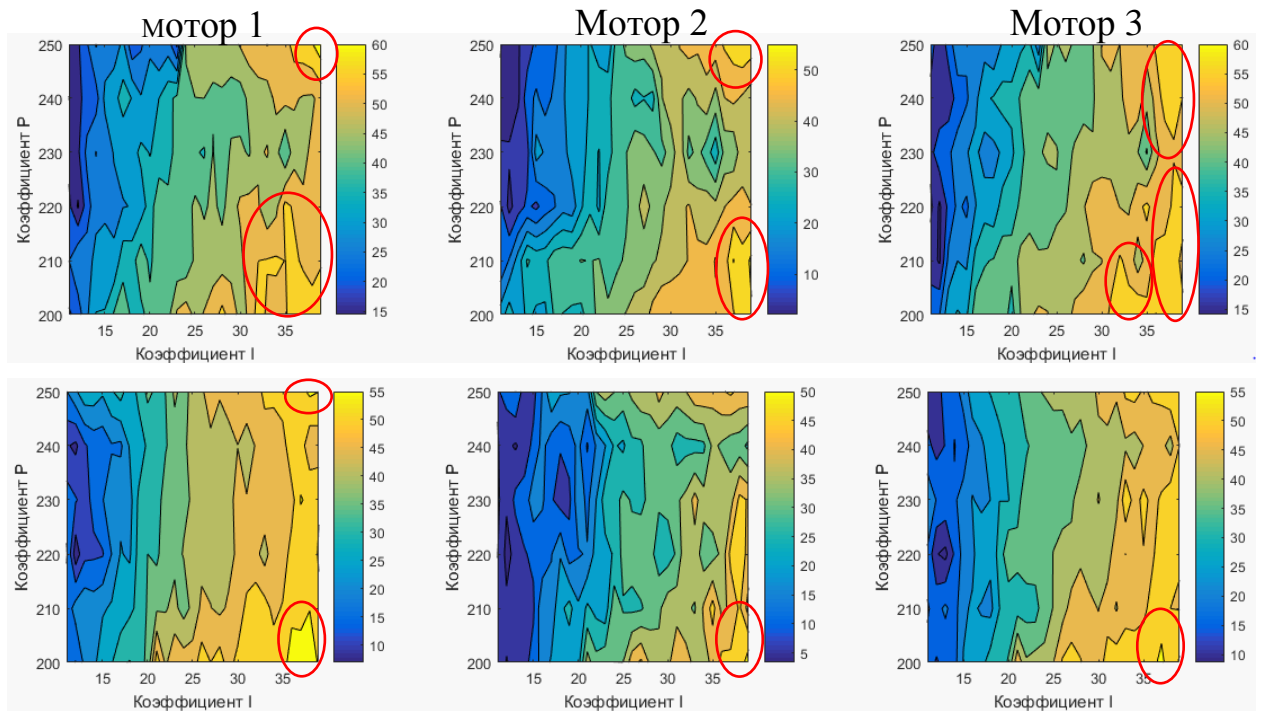


Рисунок 27 – Зависимости реальной скорости вращения двигателей от коэффициентов P и I регулятора при задающих воздействиях  $[-100 \ 100 \ -100]$  и  $[100 \ -100 \ 100]$  на поверхности типа 0.

По данному рисунку видно, что области наилучших значений настроек ПИД регулятора для одной поверхности для противоположных значений скоростей лежат примерно в одной области значений коэффициентов регулятора. Проверим полученные результаты на другой поверхности.

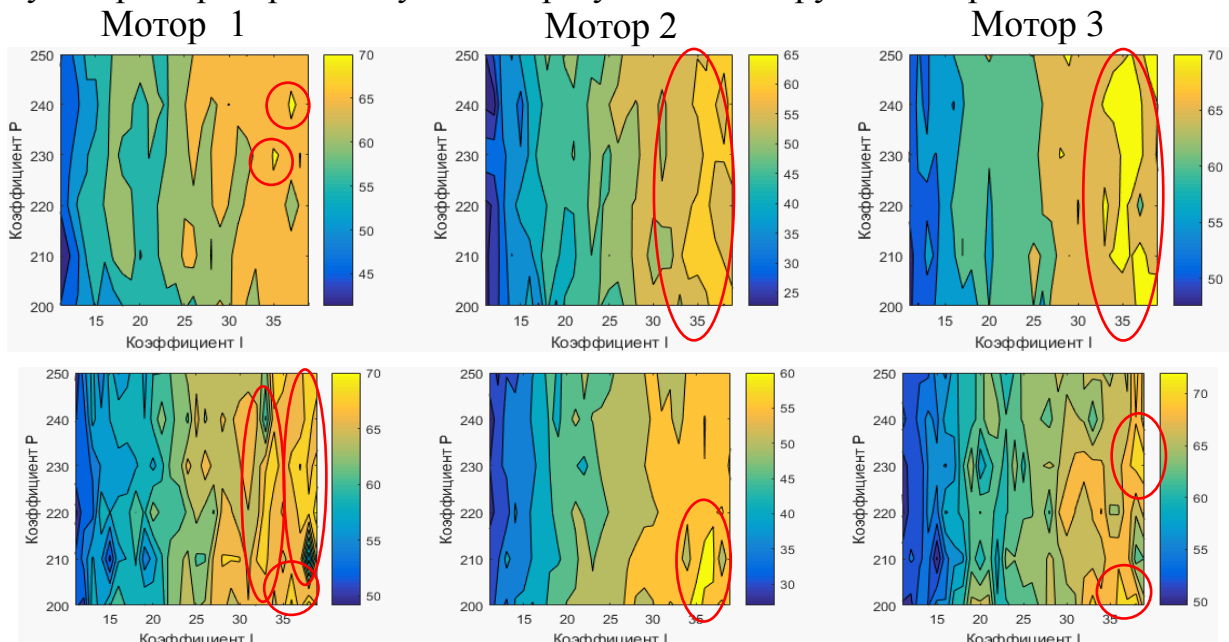


Рисунок 28 – Зависимости реальной скорости вращения двигателей от коэффициентов P и I регулятора при задающих воздействиях  $[-100 \ 100 \ -100]$  и  $[100 \ -100 \ 100]$  на поверхности типа 3.

На данном рисунке так же выводы, полученные по предшествующему рисунку, прослеживаются уже не так явно, однако все же можно говорить о том, что настройки лежат в близких областях.

Рассмотрим данные зависимости на другой скорости.

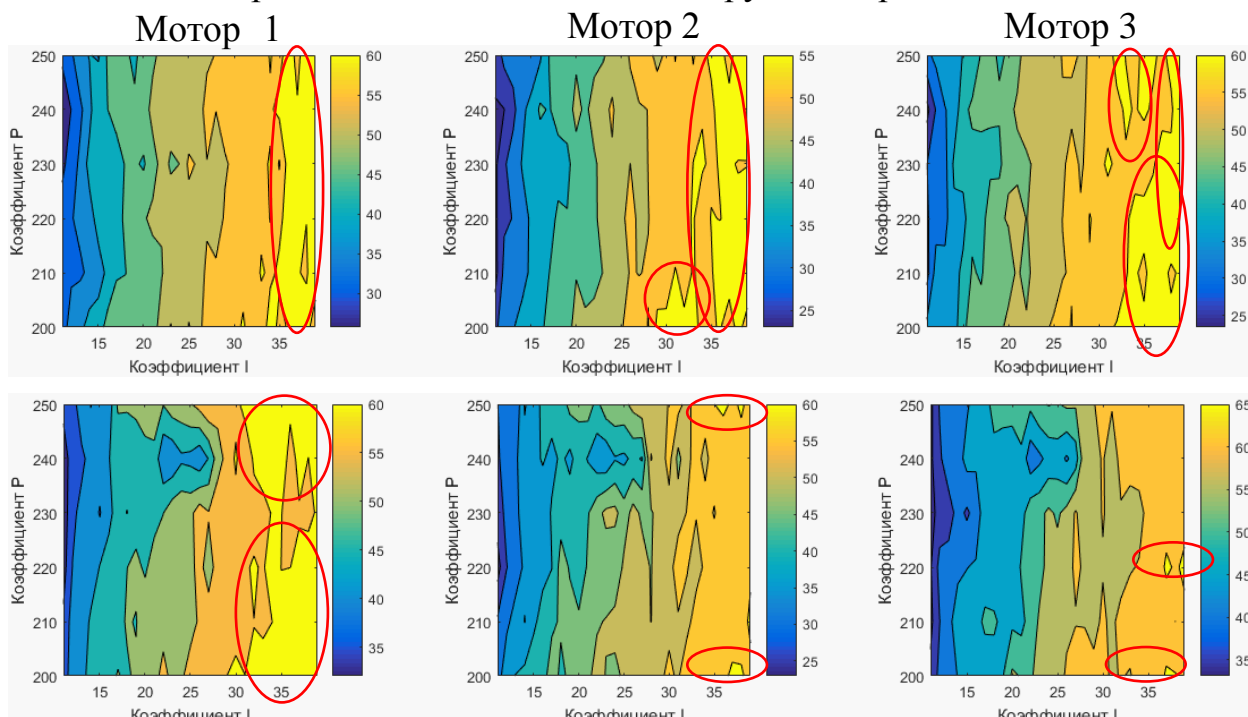


Рисунок 29 – Зависимости реальной скорости вращения двигателей от коэффициентов P и I регулятора при задающих воздействиях [-100 -100 -100] и [100 100 100] на поверхности типа 0

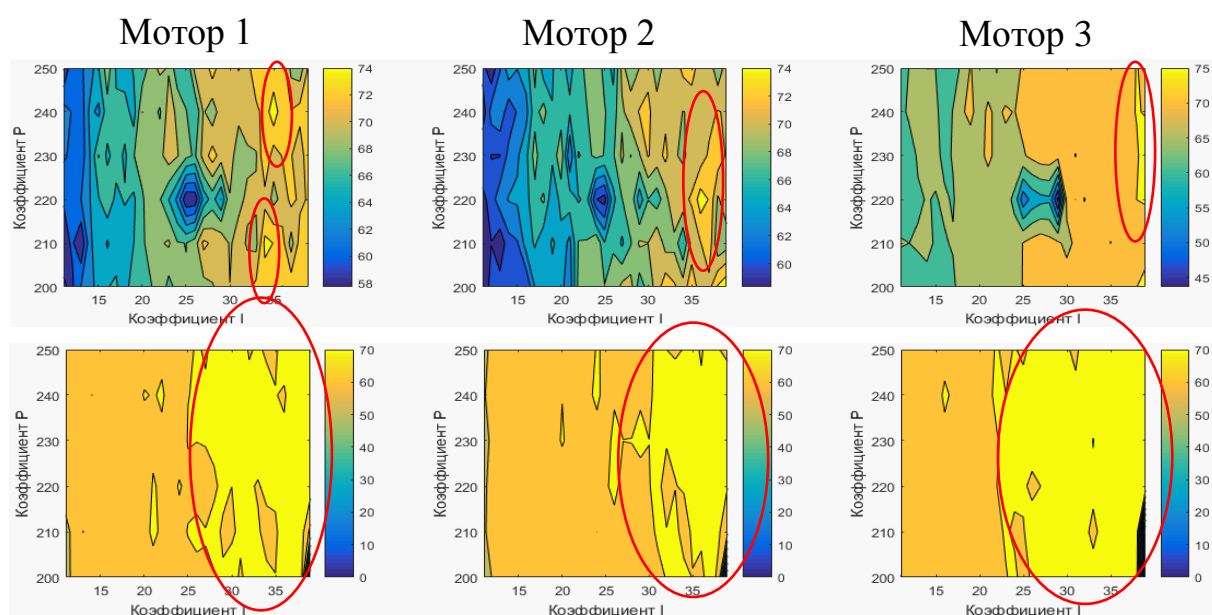


Рисунок 30 – Зависимости реальной скорости вращения двигателей от коэффициентов P и I регулятора при задающих воздействиях [-100 -100 -100] и [100 100 100] на поверхности типа 3

По данным графикам так же видно, что гипотеза о том, что наилучшие области настроек ПИ регулятора для противоположных значений скоростей примерно в одних и тех же областях. Однако для других скоростей области уже не совпадают. Рассмотрим, как работает данный регулятор для разных амплитуд скоростей на поверхности типа «стол» на рисунках 31,32,33.

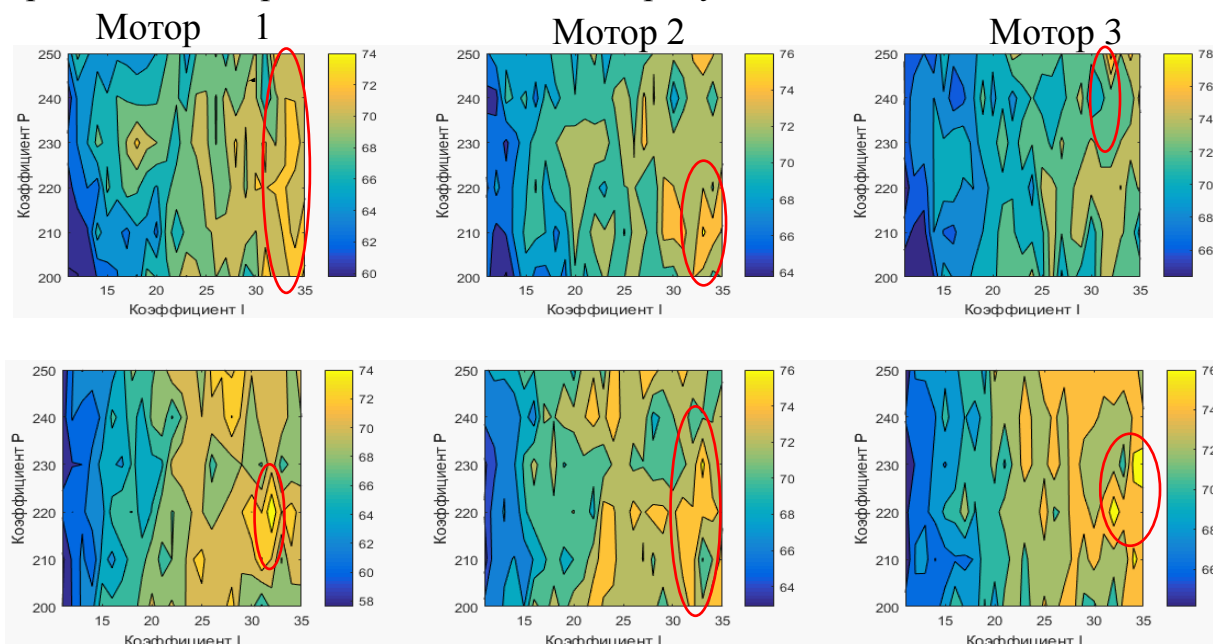


Рисунок 31 – Рис. Зависимости реальной скорости вращения двигателей от коэффициентов P и I регулятора при задающих воздействиях [-100 -100 100] и [-100

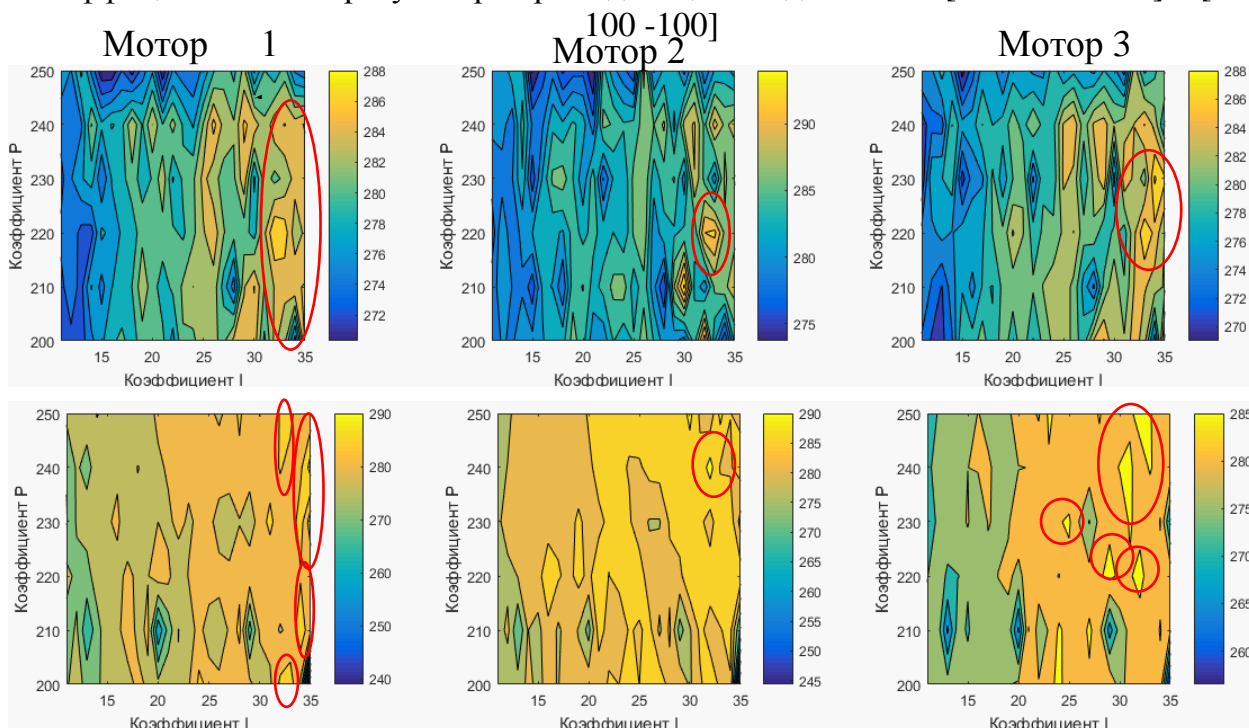


Рисунок 32 – Рис. Зависимости реальной скорости вращения двигателей от коэффициентов P и I регулятора при задающих воздействиях [-300 300 -300] и [-300 300 300]

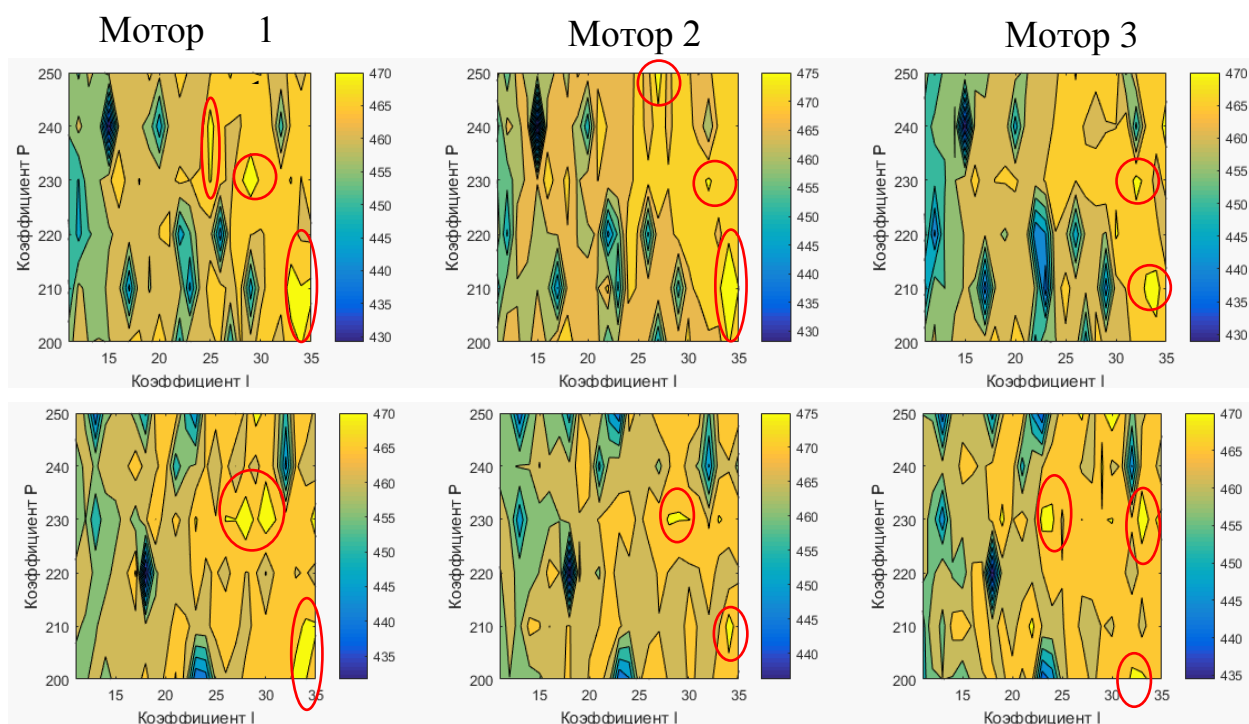


Рисунок 33 – Зависимости реальной скорости вращения двигателей от коэффициентов P и I регулятора при задающих воздействиях [500 -500 500] и [-500 - 500 -500]

По данным графика наилучшие значения параметров ПИ регулятора так же находятся примерно в одних областях, однако использование настроек, полученных на одних скоростях не приведет к наилучшему результату при другой скорости.

В результате можно сделать выводы:

1. Аппаратный ПИД регулятор, встроенный в робототехнический комплекс Robotino, не позволяет обеспечить заданной пользователем скорости, ни на одном из типов поверхностей и ни на одной из скоростей;
2. Наилучшие настройки регулятора, полученные на одном типе поверхности, не всегда обеспечивают наилучшие показатели на другом типе поверхности при одних и тех же задающих параметрах;
3. Наилучшие настройки регулятора, полученные при одних амплитудных значениях скоростей вращения колес робота, не всегда обеспечивают наилучшие показатели на другом амплитудных значениях скоростей вращения колес робота.

## 2.2. Качественное исследование точности стабилизации движения робота вдоль спланированной траектории

Была разработана система стабилизации координаты робота по системе технического зрения на основе камеры Logitech 920С, структурная схема которой приведена на рисунке 34. В результате работы такой системы были получены следующие траектории, рисунок 35, Траектория, заданная пользователем – квадрат.

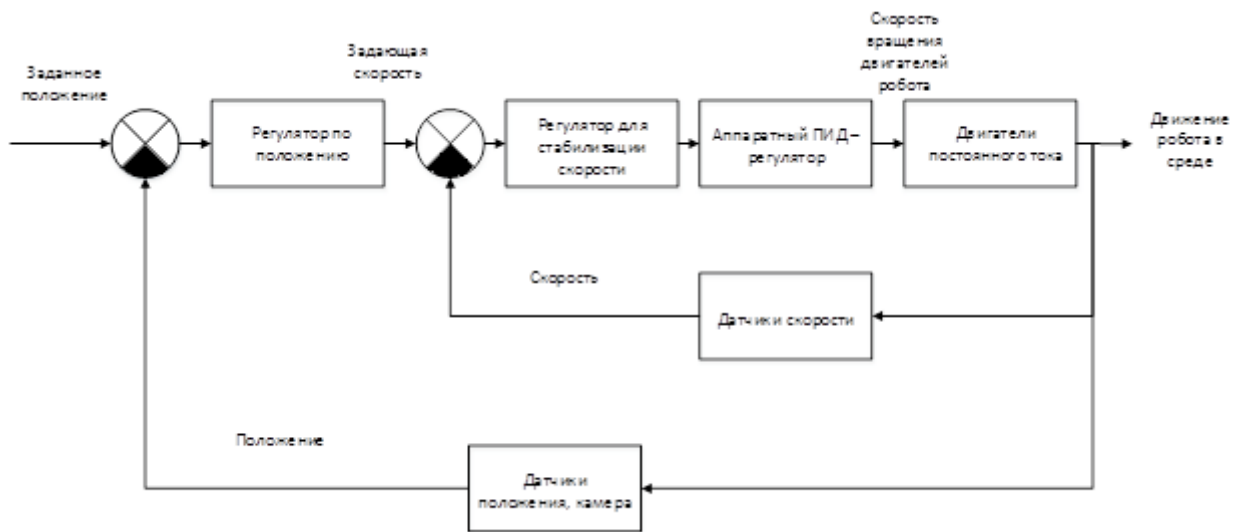


Рисунок 34 – Система стабилизации положения робота.

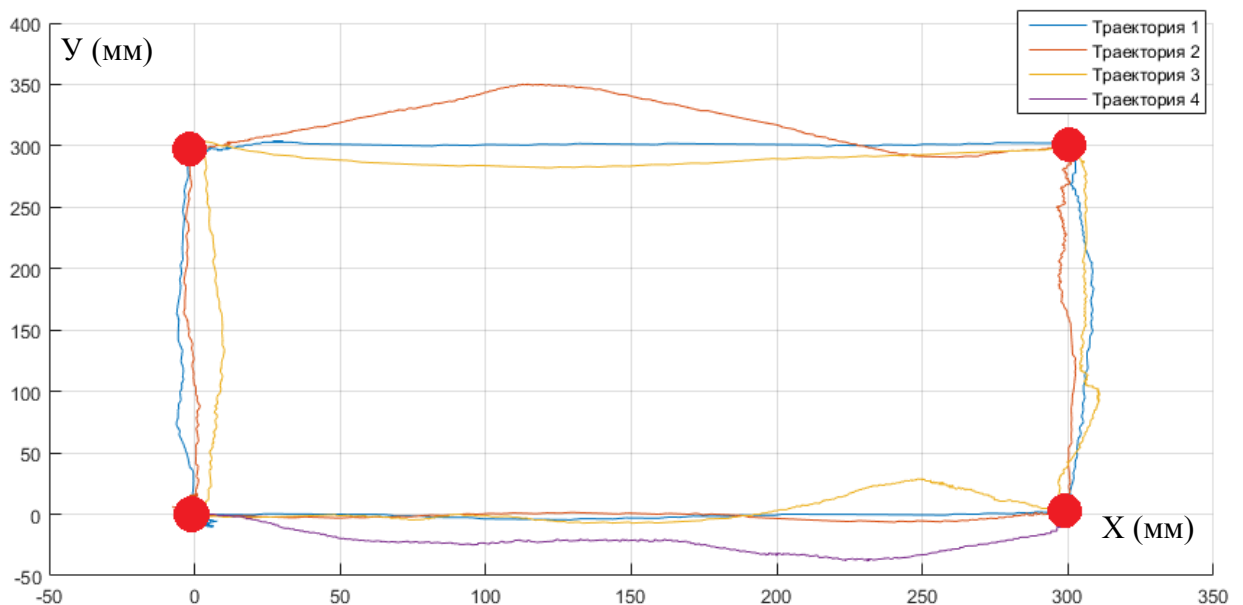


Рисунок 35 – Траектории движения робота



Рисунок 36 – Реперные точки на тестовом полигоне

По данным траекториям видно, что робот четко обрабатывает заданные перед ним координаты вершин квадрата, и при необходимости можно повысить точность заданием большего количества точек. Из этого можно сделать вывод, что система полностью обрабатывает поставленную перед ней задачу. Однако так как в рамках данной работы для решения задачи навигации предполагается использовать только информацию с датчиков, установленных на борту робота, то вместо системы технического зрения необходимо установить систему определения местоположения, разработанную в разделе 1.

В результате встраивания системы определения местоположения и угловой ориентации по данным с бортовым сенсорам робота были получены следующие траектории при движении по неоднородному полигону, представленные на рисунке 37.



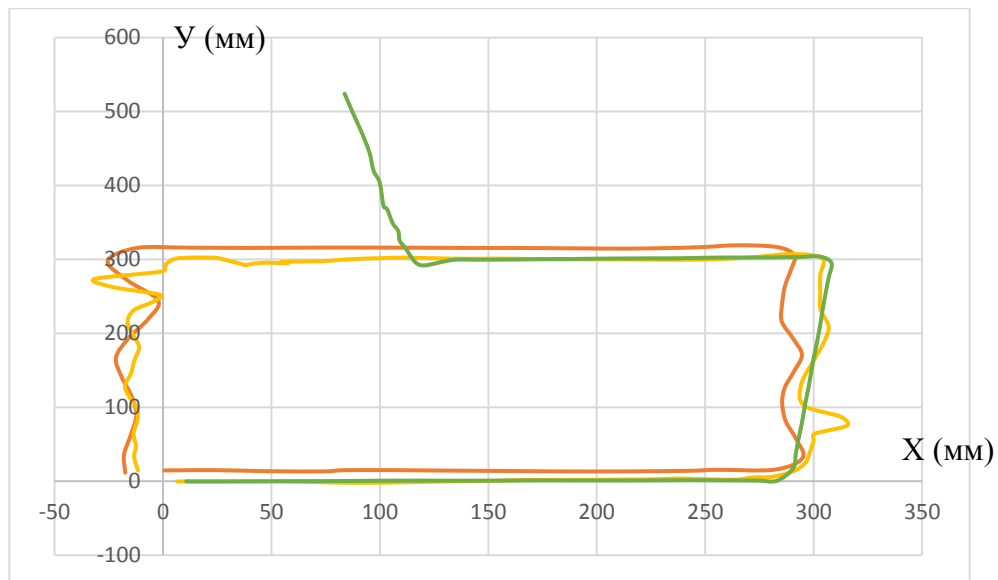


Рисунок 37 – Траектории движения в локальной системе координат

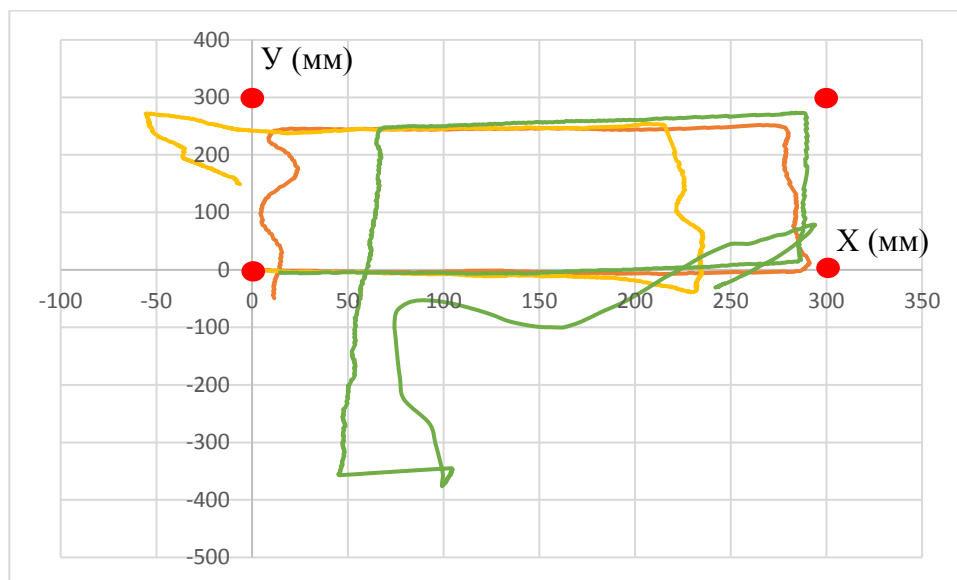


Рисунок 38 – Траектории движения в глобальной системе координат

По траекториям, представленным на данном рисунке 37 видно, что робот движется по заданной перед ним траектории, однако из-за того, что система локальной навигации накапливает ошибку вершины квадрата, заданного пользователем смещены (обозначены красными кругами), рисунок 48. Данная картина характерна для систем инерциальной навигации, поскольку ошибка на всем пути накапливается после прохождения каждого единичного отрезка, вследствие чего ошибка геометрически растет. Однако в условиях отсутствия других вариантов навигации данная ошибка не настолько существенна.

Оранжевая и желтая линии на рисунках 37, 38 показывают траектории движения с использованием П регулятора по положению на основе данных с нейронной сети, а зеленая траектория без использования П регулятора. Видно, что использование П регулятора позволяет значительно улучшить траекторию движения.

Сравним точность навигации по системе глобального позиционирования и системе локального позиционирования, графики приведены на рисунке 41. Где Синей линией обозначена траектория движения робота при использовании глобальной системы координат, а оранжевой линией – траектория при использовании локальной системы координат, красными кругами обозначены вершины квадрата, заданные пользователем.

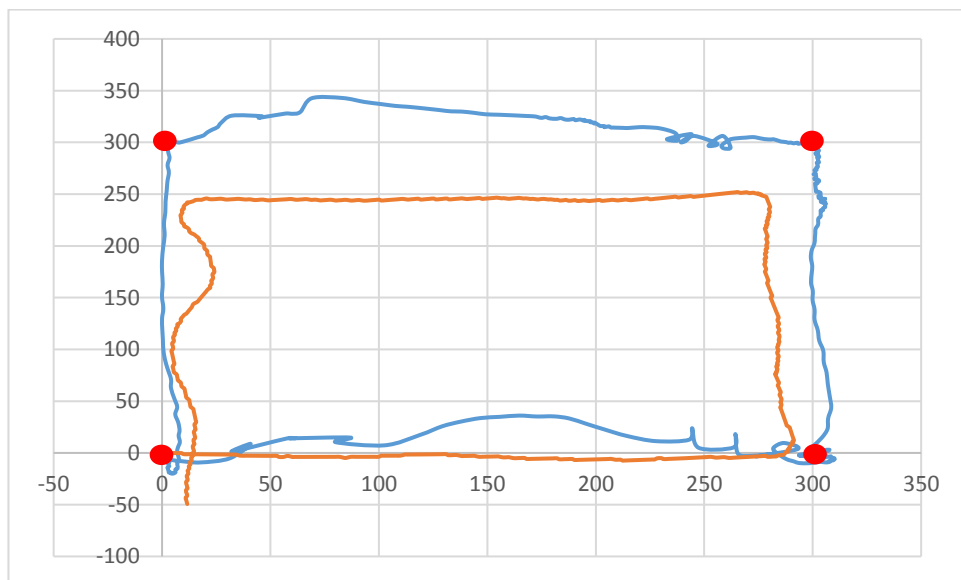


Рисунок 39 – Траектории движения при навигации по разным системам определения координат

## Результаты, полученные в рамках данной работы:

Полученные результаты для моделей оценки положения робота на всех типах поверхностей показали более высокую точность навигации, чем предыдущие результаты, полученные в рамках бакалаврской работы автора. Что связано с использованием расширенного множества величин;

2. Для получение наилучших моделей навигации недостаточно какого-то определённого подмножества входных величин. По результатам выполнения исследований была выработана следующая практическая рекомендация: целесообразно использовать дополнительные множества величин, а не просто непосредственные показания сенсорной системы. При этом стоит отметить, что введенные множества  $\{V2\}$  и  $\{V3\}$  не привязаны именно к данному полигону и к данному роботу, что позволяет использовать их и в других разработках по данной тематике;

3. Использование классификатора позволяет увеличить точность навигации, в связи со специализацией моделей для конкретного типа поверхности;

4. Нейронная сеть выбирает показания сенсоров в первую очередь по их физическому соответствию с координатами и угловой ориентацией робота несмотря на то, что алгоритм выводит нефизические модели. С другой стороны, активные нейроны выбирают и неочевидные величины, что вероятнее всего связано с выявлением особенностей конкретного типа поверхности.

5. Для всех классификаторов наиболее высокая ошибка наблюдается при определении того типа поверхности на который был обучен классификатор, а не за счет путаницы между другими классами. С одной стороны, отсутствие путаницы с другими типами говорит о хорошей специализации классификатора, а с другой стороны требуется расширение обучающей выборки данных для повышения точности классификации.

6. Наименьшим смещением обладает модель определения угловой ориентации робота.

7. Для ряда задающих значений модели определения координат X и Y обладают приемлемым смещением. В то же время для поступательных движений на поверхности 7 типа наблюдаются существенные отклонения.

8. Предыдущие два вывода справедливы как для лучших моделей с точки зрения качества обучения, так и для моделей не являются лучшими с точки зрения предыдущего обучения, но являются лучшими с точки зрения применения к новым типам поверхностей.

**ЗАДАНИЕ ДЛЯ РАЗДЕЛА  
«ФИНАНСОВЫЙ МЕНЕДЖМЕНТ, РЕСУРСОЭФФЕКТИВНОСТЬ И  
РЕСУРСОСБЕРЕЖЕНИЕ»**

Студенту:

<b>Группа</b>	<b>ФИО</b>
8ЕМ51	Беляев Александр Сергеевич

<b>Институт</b>	Институт кибернетики	<b>Кафедра</b>	ИКСУ
<b>Уровень образования</b>	Магистратура	<b>Направление/специальность</b>	150406 Мехатроника и робототехника

**Исходные данные к разделу «Финансовый менеджмент, ресурсоэффективность и ресурсосбережение»:**

1. <i>Стоимость ресурсов научного исследования (НИ): материально-технических, энергетических, финансовых, информационных и человеческих</i>	Ставки социального налога и НДС
2. <i>Нормы и нормативы расходования ресурсов</i>	
3. <i>Используемая система налогообложения, ставки налогов, отчислений, дисконтирования и кредитования</i>	

**Перечень вопросов, подлежащих исследованию, проектированию и разработке:**

1. <i>Планирование и формирование бюджета научных исследований</i>	Составление графика выполнения ВКР
2. <i>Определение ресурсной (ресурсосберегающей), финансовой, бюджетной, социальной и экономической эффективности исследования</i>	+
3. <b>Перечень графического материала</b> (с точным указанием обязательных чертежей):	
<b>1.</b> График проведения и бюджет НИ <b>2.</b> Оценка ресурсной, финансовой и экономической эффективности НИ	

<b>Дата выдачи задания для раздела по линейному графику</b>	5.03.2017
---	-----------

**Задание выдал консультант:**

<b>Должность</b>	<b>ФИО</b>	<b>Ученая степень, звание</b>	<b>Подпись</b>	<b>Дата</b>
Доцент каф. МЕН	Конотопский Владимир Юрьевич	к.э.н.		

**Задание принял к исполнению студент:**

<b>Группа</b>	<b>ФИО</b>	<b>Подпись</b>	<b>Дата</b>
8ЕМ51	Беляев Александр Сергеевич		

### 3. Финансовый менеджмент, ресурсоэффективность и ресурсосбережение

#### 3.1. Планирование научно-исследовательских работ

##### 3.1.1. Структура работ в рамках научного исследования

Для выполнения научного исследования формируется рабочая группа, в состав которой входят студент-дипломник и один руководитель. Порядок этапов и работ, распределение исполнителей по данным видам работ приведен в таблице 8.

Таблица 8 – Перечень работ и продолжительность их выполнения

Этап работы	Исполнители	Загрузка исполнителей
Подбор и изучение материалов по теме в российских изданиях	С	С-100%
Подбор и изучение материалов по теме в зарубежных изданиях	С	С-100%
Календарное планирование работ по теме	НР	НР-100%
Проведение теоретических расчетов и обоснований	С	С-100%
Оценка эффективности полученных результатов и определение целесообразности проведения ОКР	С, НР	С-100%, НР-100%
Разработка блок-схемы, принципиальной и функциональной схемы	С	С-100%
Проведение экспериментов	С	С-100%

Аналитика результатов экспериментов	С, НР	С-100%, НР-100%
Разработка программного обеспечения	С	С-100%
Лабораторные испытания системы	С	С-100%
Оформление расчетно-пояснительной записки	С	С-100%
Оформление графического материала	С	С-100%
Проверка работы и подведение итогов	НР, С	НР-100%

### 3.1.2 Определение трудоемкости выполнения работ

Для расчета ожидаемого значения продолжительности работ  $t_{ож}$  применяется две оценки:  $t_{min}$  и  $t_{max}$  (метод двух оценок).

$$t_{ож} = \frac{3 \cdot t_{min} + 2 \cdot t_{max}}{5},$$

где  $t_{min}$  – минимальная трудоемкость работ, чел/дн.;

$t_{max}$  – максимальная трудоемкость работ, чел/дн.

Исходя из ожидаемой трудоемкости работ, определяется продолжительность каждой работы в рабочих днях  $T_p$ , учитывающая параллельность выполнения работ несколькими исполнителями.

$$T_{pi} = \frac{t_{ожi}}{Ч_i},$$

где  $T_{pi}$  – продолжительность одной работы, раб. дн.;

$t_{ожi}$  – ожидаемая трудоемкость выполнения одной работы, чел.-дн.

$Ч_i$  – численность исполнителей, выполняющих одновременно одну и ту же работу на данном этапе, чел.

Для удобства построения графика, длительность каждого из этапов работ из рабочих дней следует перевести в календарные дни.

$$T_{ki} = T_{pi} \cdot k_{\text{кал}},$$

где  $T_{ki}$  – продолжительность выполнения  $i$ -й работы в календарных днях;

$T_{pi}$  – продолжительность выполнения  $i$ -й работы в рабочих днях;

$k_{\text{кал}}$  – коэффициент календарности.

Коэффициент календарности определяется по следующей формуле:

$$k_{\text{кал}} = \frac{T_{\text{кал}}}{T_{\text{кал}} - T_{\text{вых}} - T_{\text{пр}}},$$

где  $T_{\text{кал}}$  – количество календарных дней в году;

$T_{\text{вых}}$  – количество выходных дней в году;

$T_{\text{пр}}$  – количество праздничных дней в году.

Для выполнения перечисленных в таблице 8 работ требуются специалисты: студент, научный руководитель. Результаты расчетов представлены в таблице 9.

### 3.1.3 Разработка графика проведения научного исследования

Календарный план-график представлен в таблице 10.

Где  - руководитель,  - студент



Таблица 9 – Временные показатели проведения научного исследования

Этап	Исполнители	Продолжительность работ, дни			трудоемкость работ по исполнителям че. дни			
		Tmin	Tmax	Тож	НР	С	НР	С
1	2	3	4	5	6	7	8	9
Подбор и изучение материалов по теме в российских изданиях	С	15	25	19	-	22.8	-	27.4653465
Подбор и изучение материалов по теме в зарубежных изданиях	С	30	40	34	-	40.8	-	49.1485149
Календарное планирование работ по теме	НР	60	90	72	86.4	-	104.07921	-
Проведение теоретических расчетов и обоснований	С	30	60	42	-	50.4	-	60.7128713
Оценка эффективности полученных результатов и определение целесообразности проведения ОКР	С, НР	20	30	24	28.8	28.8	34.693069	34.6930693
Разработка блок-схемы, принципиальной и функциональной схемы	С	10	20	14	-	16.8	-	20.2376238
Проведение экспериментов	С	30	60	42	-	50.4	-	60.7128713
Аналитика результатов экспериментов	С, НР	30	60	42	50.4	50.4	60.712871	60.7128713
Разработка программного обеспечения	С	30	50	38	-	45.6	-	54.9306931
Лабораторные испытания системы	С	10	20	14	-	16.8	-	20.2376238
Оформление расчетно-пояснительной записки	С	15	20	17	-	20.4	-	24.5742574
Оформление графического материала	С	10	12	10.8	-	12.96	-	15.6118812
Проверка работы и подведение итогов	НР, С	10	15	12	14.4	14.4	17.346535	17.3465347
							216.83168	446.384158

Таблица 10 – Календарный план-график проведения НИОКР по теме

номер работы	Т	Исполни тель	Год/месяц																			
			2015				2016												2017			
			Сен.	Окт.	Ноя.	Дек.	Янв.	Фев.	Март	Апр.	Май	Июнь	Июль	Сен.	Окт.	Ноя.	Дек.	Янв.	Фев.	Март	Апр.	Май
1	27	Студент	■	■																		
		Руковод																				
2	49	Студент		■	■	■																
		Руковод																				
3	104	Студент																				
		Руковод	■	■	■	■	■	■	■													
4	60	Студент					■	■	■	■												
		Руковод																				
5	34	Студент								■	■											
		Руковод								■	■											
6	20	Студент									■	■										
		Руковод																				
7	60	Студент									■	■	■	■								
		Руковод																				
8	60	Студент												■	■	■	■					
		Руковод													■	■	■	■				
9	55	Студент															■	■	■			
		Руковод																				
10	20	Студент																		■	■	
		Руковод																				
11	24	Студент																			■	■
		Руковод																				
12	15	Студент																				■
		Руковод																				
13	17	Студент																				■
		Руковод																				

### 3.1.4. Бюджет научно-технического исследования

#### 3.1.4.1. Расчет материальных затрат

Расчет материальных затрат осуществляется по следующей формуле:

$$Z_m = (1 + k_T) \cdot \sum_{i=1}^m C_i \cdot N_{расxi} ,$$

где  $m$  – количество видов материальных ресурсов, потребляемых при выполнении научного исследования;

$N_{расxi}$  – количество материальных ресурсов  $i$ -го вида, планируемых к использованию при выполнении научного исследования (шт., кг и т.д.);

$C_i$  – цена приобретения единицы  $i$ -го вида потребляемых материальных ресурсов (руб./шт., руб./кг и т.д.);

$k_T$  – коэффициент, учитывающий транспортно-заготовительные расходы, примем равным 15%.

Расчеты представлены в таблице 11.

Таблица 11 – Материальные затраты

Наименование	Цена	Кол-во	Сумма
Бумага для принтера формата А4	300	5 уп.	1500
Картридж для принтера	2000	2 шт.	4000
Аккумуляторы для работа (20%)	500	4 шт.	2000
Итого			15500

#### 3.1.4.2 Основная заработная плата исполнителей темы

Статья включает основную заработную плату работников, непосредственно занятых выполнением научно-технического исследования, (включая премии, доплаты) и дополнительную заработную плату:

$$Z_{зп} = Z_{осн} + Z_{доп},$$

где  $Z_{осн}$  – основная заработная плата;

$Z_{доп}$  – дополнительная заработная плата (12-20 % от  $Z_{осн}$ ).

Основная заработная плата ( $Z_{осн}$ ) руководителя (лаборанта, инженера) от предприятия (при наличии руководителя от предприятия) рассчитывается по следующей формуле:

$$Z_{осн} = Z_{дн} \cdot T_p,$$

где  $Z_{осн}$  – основная заработная плата одного работника, руб.;

$T_p$  – продолжительность работ, выполняемых научно-техническим работником, раб. дн. (таблица 11);

$Z_{дн}$  – среднедневная заработная плата работника, руб.

Среднедневная заработная плата рассчитывается по формуле:

$$Z_{дн} = \frac{Z_m \cdot M}{F_d},$$

где  $Z_m$  – месячный должностной оклад работника, руб.;

$M$  – количество месяцев работы без отпуска в течение года:

при отпуске в 24 раб. дня  $M = 11,2$  месяца, 5-дневная неделя;

$F_d$  – действительный годовой фонд рабочего времени научно-технического персонала, раб. дн. (таблица 12).

Таблица 12 – Баланс рабочего времени в календарный год

Показатели рабочего времени	Руководитель	Студент
Календарное число дней	365	365

Количество нерабочих дней	118	118
- выходные дни		
- праздничные дни		
Потери рабочего времени	24	24
- отпуск		
- невыходы по болезни		
Действительный годовой фонд рабочего времени	223	223

Месячный должностной оклад работника:

$$Z_m = Z_{tc} \cdot (1 + k_{пр} + k_d) \cdot k_p,$$

где  $Z_{tc}$  – заработная плата по тарифной ставке, руб.;

$k_{пр}$  – премиальный коэффициент, равный 0,3 (т.е. 30% от  $Z_{tc}$ );

$k_d$  – коэффициент доплат и надбавок составляет примерно 0,2 – 0,5 (в НИИ и на промышленных предприятиях – за расширение сфер обслуживания, за профессиональное мастерство, за вредные условия: 15-20 % от  $Z_{tc}$ );

$k_p$  – районный коэффициент, равный 1,3 (для Томска).

Для предприятий, не относящихся к бюджетной сфере, тарифная заработная плата (оклад) рассчитывается по тарифной сетке, принятой на данном предприятии. Расчёт основной заработной платы приведён в таблице 13.

Таблица 13 – Расчёт основной заработной платы

Исполнитель	Оклад	Среднедневная ставка	Затраты времени	Коэффициент	Фонд
НР	23718.51	955.2360048	217	1.699	352179.3
С	14874.45	599.0515505	446	1.699	453933.7
Итого					806113
Соц налог:				0.3	241833.9

### 3.1.4.3. Отчисления во внебюджетные фонды

Величина отчислений во внебюджетные фонды определяется исходя из следующей формулы:

$$Z_{\text{внеб}} = k_{\text{внеб}} \cdot (Z_{\text{осн}} + Z_{\text{доп}}),$$

где  $k_{\text{внеб}}$  – коэффициент отчислений на уплату во внебюджетные фонды (пенсионный фонд, фонд обязательного медицинского страхования и пр.).

$$\text{Отчисления} = 806113 \cdot 0,3 = 241833,9$$

### 3.1.4.4. Расчет затрат на научные и производственные командировки

Для продвижения товара необходимо выполнить ряд командировок, в частности в Москву, Санкт-Петербург и другие города в которых имеется возможность представить разработку. Для того чтобы выполнения по одной поездке в заявленные города, необходимо потратить порядка 105 тысяч рублей.

Расчет расходов электроэнергии приведен в таблице 14, а амортизационные расходы в таблице 15.

Таблица 14 – Расчет затрат на электроэнергетику

Наименование оборудования	Время работы оборудования тоб, час	Потребляемая мощность Роб, кВт	Затраты Эоб руб.
Персональный компьютер	3200	0.1	1850.24
Лазерный принтер	40	0.1	23.128
Мобильный робот	384	0.056	124.336128
			1997.704128

Таблица 15 – Расчет амортизации

Оборудование	Коэффициент	Цена	t	n	Fd	C
Мобильный робот	0.2	700000	384	1	576	93333.33
Принтер	0.5	10000	40	1	500	400
Компьютер	0.4	50000	3200	1	2384	26845.64
Сумма:						120579

### 3.1.4.5 Накладные расходы

Накладные расходы учитывают прочие затраты организации, не попавшие в предыдущие статьи расходов: печать и ксерокопирование материалов исследования, оплата услуг связи, почтовые и телеграфные расходы, размножение материалов и т.д. Их величина определяется по следующей формуле:

$$Z_{\text{накл}} = (\text{сумма статей } 1 \div 7) \cdot k_{\text{нр}},$$

где  $k_{\text{нр}}$  – коэффициент, учитывающий накладные расходы.

Величину коэффициента накладных расходов можно взять в размере 10%.

### 3.1.4.6 Расчет общей себестоимости разработки

Определение бюджета затрат на научно-исследовательский проект по каждому варианту исполнения приведен в таблице 16.

Таблица 16 – Расчет бюджета затрат научно-технического исследования

Сумма	Прочие расходы
1178024	117802.3555
Итого	1295825.911
Прибыль	259165.1821
НДС	279898.3967
Итого	1834889.489

### 3.2 Оценка экономической эффективности проекта

Данная разработка имеет исследовательский характер и как самостоятельный продукт не предполагает коммерциализации. Однако при разработке робототехнических комплексов военного и специального назначения, функционирующих в Out-door условиях необходимо решать задачу автономной навигации, что и решено в данной работе. Данная работа позволит ускорить разработку таких роботов и снизить ее стоимость, что и является экономической эффективностью данного проекта, однако оценка данной эффективности в рамках данной работы является некорректной задачей в связи с неизвестными параметрами таких разработок.

Основные признаки конкурентоспособности разработки:

Применение методов искусственного интеллекта для построения моделей;

Возможность подключения различных датчиков;

Реализации функции анализа данных с датчиков и получаемых моделей навигации;

Возможность функционирования в любых средах;

Применение методов классификации и кластеризации поверхностей;

Высокая точность навигации (около 1-2 см) и классификации 85-90%.

Применение различных методов обработки информации, например, быстрого преобразования Фурье с последующим спектральным анализом;

Научно-технический уровень характеризует влияние проекта на уровень и динамику обеспечения научно-технического прогресса в данной области. Для оценки научной ценности, технической значимости и эффективности, планируемых и выполняемых НИР, используется метод



балльных оценок. Балльная оценка заключается в том, что каждому фактору по принятой шкале присваивается определенное количество баллов. Обобщенную оценку проводят по сумме баллов по всем показателям. На ее основе делается вывод о целесообразности НИР.

Сущность метода заключается в том, что на основе оценок признаков работы определяется интегральный показатель (индекс) ее научно-технического уровня по формуле:

$$K_{\text{НТУ}} = \sum_{i=1}^3 R_i \cdot n_i, \quad ()$$

где  $I_{\text{НТУ}}$  – интегральный индекс научно-технического уровня;

$R_i$  – весовой коэффициент  $i$ -го признака научно-технического эффекта;

$n_i$  – количественная оценка  $i$ -го признака научно-технического эффекта, в баллах.

Таблица 17 – Научно-технический уровень НИР

	Ri	Оценка	Баллы	Сумма
Новизна	0.4	Новая	7	2.8
Теоретический уровень	0.1	Глуб. Пробл.	8	0.8
Реализации	0.5	Первых лет	10	5
				8.6

Таким образом данный проект имеет высокий уровень научно-технического эффекта.

Как видно из сравнения интегральных показателей, наиболее эффективным с позиции финансовой и ресурсной эффективности является первое исполнение системы обучения навигации мобильного робота

**ЗАДАНИЕ ДЛЯ РАЗДЕЛА  
«СОЦИАЛЬНАЯ ОТВЕТСТВЕННОСТЬ»**

Студенту:

<b>Группа</b>		<b>ФИО</b>	
8ЕМ51		Беляев Александр Сергеевич	
<b>Институт</b>	<b>Кибернетики</b>	<b>Кафедра</b>	<b>ИКСУ</b>
<b>Уровень образования</b>	Магистратура	<b>Направление/специальность</b>	Мехатроника и робототехника

**Исходные данные к разделу «Социальная ответственность»:**

<p>1. Описание рабочего места (рабочей зоны, технологического процесса, механического оборудования) на предмет возникновения:</p>	<p>Рабочим местом является аудитория №027 10 корпуса Томского политехнического университета. В аудитории рабочей зоной является место за персональным компьютером, отведённое студенту для выполнения работы. Технологический процесс представляет собой написание программного кода для автоматизированной системы обучения навигации мобильного робота в условиях физически неоднородной среды. Основным оборудованием, на котором производится работа, является персональный компьютер с периферийными устройствами.</p> <p>Вредными факторами производственной среды, которые могут возникнуть на рабочем месте, являются: недостаточная освещённость рабочей зоны, отсутствие или недостаток естественного света, повышенный уровень шума, повышенный уровень электромагнитных излучений, повышенная или пониженная влажность воздуха, повышенная напряжённость электрического поля.</p> <p>Опасными проявлениями факторов производственной среды, которые могут возникнуть на рабочем месте, являются: электрический ток.</p> <p>Чрезвычайной ситуацией, которая может возникнуть на рабочем месте, является возникновение пожара.</p>
---	--

**Перечень вопросов, подлежащих исследованию, проектированию и разработке:**

<p>1. Анализ выявленных вредных факторов проектируемой производственной среды в следующей последовательности:</p>	<p>Анализ выявленных вредных факторов: недостаточная освещённость рабочей зоны; отсутствие или недостаток естественного света; уровень шума; уровень электромагнитных излучений; напряжённость электрического поля; микроклимат</p>
<p>2. Анализ выявленных опасных факторов проектируемой производственной среды в следующей последовательности</p>	<p>Анализ выявленных опасных факторов: электрический ток (источником является ПК и мобильный робот);</p>
<p>3. Охрана окружающей среды:</p>	<p>Воздействие объекта на атмосферу, гидросферу не происходит. В работе проведён анализ воздействия на литосферу (образование отходов при поломке ПК, отходов при печати, при утилизации ламп).</p>

4. Защита в чрезвычайных ситуациях:	В аудиторном помещении возможно ЧС техногенного характера – пожар (возгорание).
5. Правовые и организационные вопросы обеспечения безопасности:	Рабочее место при выполнении работ в положении сидя должно соответствовать требованиям ГОСТ 12.2.032-78. Требования к организации оборудования рабочих мест с ПК регулируется в СанПиН 2.2.2/2.4.1340-03.
<b>Дата выдачи задания для раздела по линейному графику</b>	24.05.2017

**Задание выдал консультант:**

Должность	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
Доцент кафедры ЭБЖ	Пустовойтова Марина Игоревна	К.Х.Н		

**Задание принял к исполнению студент:**

Группа	ФИО	Подпись	Дата
8ЕМ51	Беляев Александр Сергеевич		

#### **4. Социальная ответственность**

С развитием научного прогресса безопасность жизнедеятельности человека играет огромную роль на производстве. В соответствии с требованиями безопасности была создана наука, которая помогает обеспечить безопасность жизнедеятельности человека (БЖД). БЖД – это комплекс мероприятий, направленных на обеспечение безопасности человека в окружающей его среде обитания, сохранение его здоровья, разработку методов и средств защиты путём снижения влияния вредных и опасных факторов до допустимых значений, выработку мер по ограничению ущерба в ликвидации последствий чрезвычайных ситуаций мирного и военного времени.

Научно-технический прогресс внес серьезные изменения в условия производственной деятельности работников умственного труда. Их труд стал более интенсивным, напряженным, требующим значительных затрат умственной, эмоциональной и физической энергии. Это потребовало комплексного решения проблем эргономики, гигиены и организации труда, регламентации режимов труда и отдыха.

С каждым годом возрастает интенсивность применения компьютерной техники в сферах жизнедеятельности человека. При работе с компьютером человек подвергается воздействию ряда опасных и вредных производственных факторов: электромагнитных полей, радиочастотному (высоких, ультра высоких и средних частот), инфракрасному излучению, шуму и вибрации, статическому электричеству. Работа с компьютером характеризуется значительным умственным напряжением, высокой напряженностью зрительной работы и большой нагрузкой на кисти рук при работе с периферийными устройствами ЭВМ.

## 4.1. Техногенная безопасность

### 4.1.1. Микроклимат

Благоприятные (комфортные) метеорологические условия на производстве являются важным фактором в обеспечении высокой производительности труда и в профилактике заболеваний. При несоблюдении гигиенических норм микроклимата снижается работоспособность человека, возрастает опасность возникновения травм и ряда заболеваний, в том числе профессиональных.

По степени физической тяжести работа инженера-программиста относится к категории лёгких работ. В соответствии с временем года и категорией тяжести работ определены параметры микроклимата согласно требованиям [25] и приведены в Таблице 18.

Таблица 18 – Оптимальные параметры микроклимата рабочего места

Период года	Категория работ	Температура воздуха, °С	Относительная влажность воздуха, %	Скорость движения воздуха, м/с
Холодный	Категория 1а	23-25	40-60	0,1
Теплый	Категория 1а	20-22	40-60	0,1

В зимнее время в помещении предусмотрена система отопления. Она обеспечивает достаточное, постоянное и равномерное нагревание воздуха. В соответствии с характеристикой помещения определен расход свежего воздуха согласно [25] и приведен в Таблице 19.

Таблица 19 – Нормы подачи свежего воздуха в помещения, где расположены компьютеры

Характеристика помещения	Объемный расход подаваемого в помещение
--------------------------	---

Объем до 20 м <sup>3</sup> на человека	Не менее 30
20...40 м <sup>3</sup> на человека	Не менее 20

#### 4.1.2. Естественная освещенность

Правильное освещение помещений и рабочих зон одно из главных условий создания безопасных и благоприятных условий труда. При недостаточной освещенности развивается утомление зрения, понижается общая работоспособность и производительность труда, возрастает количество брака, повышается опасность производственного травматизма, низкая освещенность способствует развитию близорукости.

Рабочая зона или рабочее место разработчика освещается таким образом, чтобы можно было отчетливо видеть процесс работы, не напрягая зрения, а также исключается прямое попадание лучей источника света в глаза. Кроме того, уровень необходимого освещения определяется степенью точности зрительных работ. Наименьший размер объекта различения составляет 0.5 - 1 мм. В помещении отсутствует естественное освещение. По нормам освещенности [26] и отраслевым нормам, работа за ПК относится к зрительным работам высокой точности для любого типа помещений

Таблица 20 – Нормирование освещенности для работы за ПК [46]

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
Высокой точности	От 0,3	Б	1	Более 70	300	100	40	15	3,0	1,0
	От 0,5		2	Менее 70	200	75	60	20	2,5	0,7

Где:

- 1-характеристика зрительных работ;
- 2-наименьший или эквивалентный размер объекта различения, мм;
- 3-разряд зрительной работы;
- 4-подразряд зрительной работы;
- 5-относительная продолжительность зрительной работы, %;

6-освещенность на рабочей поверхности от системы общего искусственного освещения, лк;

7-цилиндрическая освещенность, лк;

8-показатель дискомфорта;

9-коэффициент пульсации освещенности, %;

10-КЕО при верхнем освещении, %;

11-КЕО при боковом освещении, %

Требования к освещению на рабочих местах, оборудованных ПК, представлены в таблице 21. [27]

Таблица 21 – Требования к освещению на рабочих местах, оборудованных ПК [47]

Освещенность на рабочем столе	300-500 лк
Освещенность на экране ПК	не выше 300 лк
Блики на экране	не выше 40 кд/м <sup>2</sup>
Прямая блескость источника света	200 кд/м <sup>2</sup>
Показатель ослеплённости	не более 20
Показатель дискомфорта	не более 15
Отношение яркости:	
– между рабочими поверхностями	3:1–5:1
– между поверхностями стен и оборудования	10:1
Коэффициент пульсации:	не более 5%

Освещаемая площадь помещения составляет 20 м<sup>2</sup>, количество ламп 8, каждая 1000 люмен. тогда  $E=8000/20=400$  лк. Что удовлетворяет условиям в таблице 21.

#### 4.1.3. Уровень шума

Одним из важных факторов, влияющих на качество выполняемой работы, является шум. Шум ухудшает условия труда, оказывая вредное действие на организм человека. Работающие в условиях длительного шумового воздействия испытывают раздражительность, головные боли,

головокружение, снижение памяти, повышенную утомляемость, понижение аппетита, боли в ушах и т. д. Такие нарушения в работе ряда органов и систем организма человека могут вызвать негативные изменения в эмоциональном состоянии человека вплоть до стрессовых. Под воздействием шума снижается концентрация внимания, нарушаются физиологические функции, появляется усталость в связи с повышенными энергетическими затратами и нервно-психическим напряжением, ухудшается речевая коммутация. Все это снижает работоспособность человека и его производительность, качество и безопасность труда. Длительное воздействие интенсивного шума (выше 80 дБ(А)) на слух человека приводит к его частичной или полной потере.

При выполнении основной работы на ПЭВМ уровень шума на рабочем месте не должен превышать 50 дБ. Допустимые уровни звукового давления в помещениях для персонала, осуществляющего эксплуатацию ЭВМ при разных значениях частот, приведены в [28].

Для устранения шума необходимо прочистить вентилятор от пыли или заменить полностью.

#### **4.1.4. Уровень электромагнитных излучений**

Энергетическое влияние электромагнитного излучения может быть различной степени и силы. От неощутимого человека (что наблюдается наиболее часто) до теплового ощущения при излучении высокой мощности, но подобный эффект проявляет себя только при превышении допустимого уровня. Помимо электромагнитного излучения, при работе компьютера образуется электростатическое поле, оно способно деионизировать окружающий воздух. Компьютер, при долгой работе, нагревается, что делает воздух не только слабо ионизированным, но и сухим. Такой воздух является очень вредным, он тяжелый для дыхания и способствует, при благоприятной среде, развитию многих аллергических заболеваний и, соответственно болезней органов дыхания.

В данной выпускной работе будет рассматриваться такой источник электромагнитного поля как персональный компьютер.



По [29] энергетическая экспозиция за рабочий день не должна превышать значений, указанных в таблице 22.

Таблица 22 – Предельно допустимые значения энергетической экспозиции

Диапазоны частот	Предельно допустимая энергетическая экспозиция		
	По электрической составляющей, $(В/м)^2 \times ч$	По магнитной составляющей, $(А/м)^2 \times ч$	По плотности потока энергии $(мкВт/см^2) \times ч$
30 кГц - 3 МГц	20000,0	200,0	х
3 - 30 МГц	7000,0	Не разработаны	х
30 - 50 МГц	800,0	0,72	х
50 - 300 МГц	800,0	Не разработаны	х
300 МГц - 300 ГГц	х	х	200,0

Для обеспечения меньшего электромагнитного излучения использован жидкокристаллический монитор. Необходимо учитывать расстояние до монитора, так как при большем расстоянии от человека оказывается меньшее влияние. В связи с тем, что электромагнитное излучение от стенок монитора намного больше, необходимо ограничивать его стенами, т.е. ставить в углу. Необходимо чтобы компьютер был заземлен, а также необходимо по возможности сокращать время работы за компьютером.

#### 4.1.5. Электробезопасность

Электробезопасность – система организационных и технических мероприятий и средств, обеспечивающих защиту людей от вредного и опасного воздействия электрического тока, электрической дуги, электромагнитного поля и статического электричества.

При работе с компьютером существует опасность электропоражения:

- при прикосновении к нетоковедущим частям, оказавшимся под напряжением (в случае нарушения изоляции токоведущих частей ПЭВМ);

- при прикосновении с полом, стенами, оказавшимися под напряжением;
- имеется опасность короткого замыкания в высоковольтных блоках: блоке питания и блоке дисплейной развертки.

В зависимости от условий в помещении опасность поражения человека электрическим током увеличивается или уменьшается. По [30] помещение, в котором находится рабочее место, относится к категории помещений без повышенной опасности. Его можно охарактеризовать, как сухое, непыльное, с токонепроводящими полами и нормальной температурой воздуха. Температурный режим, влажность воздуха, химическая среда не способствуют разрушению изоляции электрооборудования.

Безопасность при работе с электроустановками обеспечивается применением различных технических и организационных мер. Основные технические средства защиты от поражения электрическим током:

- изоляция токопроводящих частей и ее непрерывный контроль;
- установка оградительных устройств;
- предупредительная сигнализация и блокировки;
- защитное заземление;
- зануление;
- защитное отключение по [30].

#### 4.1.6. **Безопасность в чрезвычайных ситуациях**

В процессе работы в помещении осуществляется водоснабжение и образование бытовых сточных вод (помещения гигиены и водопотребления) Сточные воды передаются в сточные системы. Для утилизации макулатуры рядом с принтером установлена специальная урна, предназначенная для накопления всех ненужных печатных материалов. После наполнения урны, работник предприятия обязан изыскивать средства для того, чтобы отправить данные накопители бумажного мусора на станцию вторсырья. Далее вся эта бумага идет на переработку как вторичное сырье. При поломке части ЭВМ или

выхода из срока службы люминесцентных ламп отдельно происходит утилизация неисправленной части или лампы.

## 4.2. Организационные мероприятия обеспечения безопасности

### 4.2.1. Эргономические требования к рабочему месту

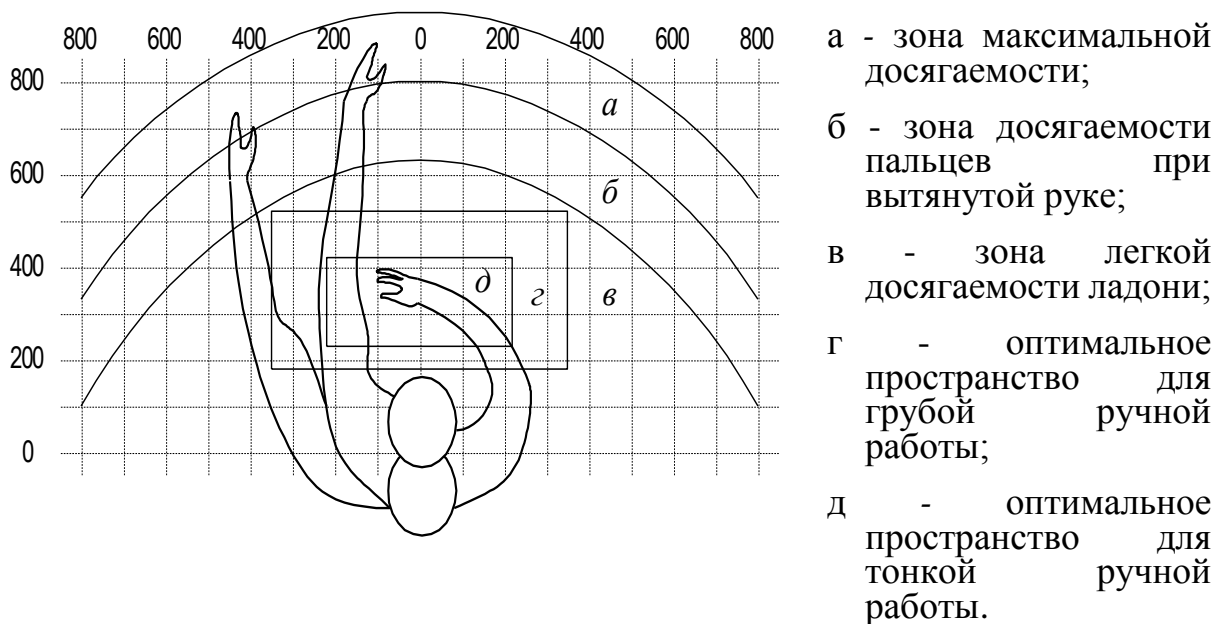
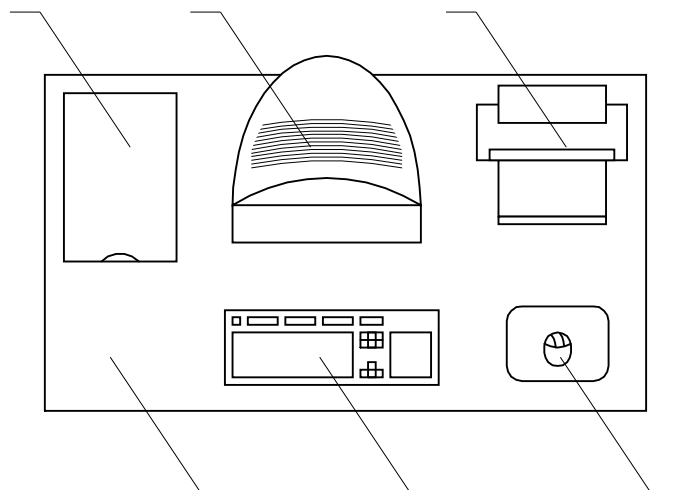


Рисунок 40 – зоны досягаемости рук в горизонтальной плоскости.

Оптимальное размещение предметов труда и документации в зонах досягаемости:

- дисплей размещается в зоне *а* (в центре);
- системный блок размещается в предусмотренной нише стола;
- клавиатура – в зоне *г/д*;
- «мышь» – в зоне *всправа*;
- сканер в зоне *а/б* (слева);
- принтер находится в зоне *а* (справа);
- документация, необходимая при работе – в зоне легкой досягаемости ладони – *в*, а в выдвижных ящиках стола – литература, неиспользуемая постоянно.

На рисунке 41 показан пример размещения основных и периферийных составляющих ПК на рабочем столе программиста.



1 – сканер, 2 – монитор, 3 – принтер, 4 – поверхность рабочего стола,  
5 – клавиатура, 6 – манипулятор типа «мышь».

Рисунок 41 – Размещение основных и периферийных составляющих ПК.

Для комфортной работы эргономика рабочего пространства должна удовлетворять следующим требованиям [31].

#### Окраска и коэффициенты отражения

В зависимости от ориентации окон рекомендуется следующая окраска стен и пола:

– окна ориентированы на юг – стены зеленовато-голубого или светло-голубого цвета, пол – зеленый;

– окна ориентированы на север – стены светло-оранжевого или оранжево-желтого цвета, пол – красновато-оранжевый;

– окна ориентированы на восток – стены желто-зеленого цвета, пол зеленый или красновато-оранжевый;

– окна ориентированы на запад – стены желто-зеленого или голубовато-зеленого цвета, пол зеленый или красновато-оранжевый.

В помещениях, где находится компьютер, необходимо обеспечить следующие величины коэффициента отражения для потолка 60-70, для стен 40-50, для пола около 30.

#### **4.2.2. Особенности законодательного регулирования проектных решений**

Государственный надзор и контроль в организациях независимо от организационно-правовых форм и форм собственности осуществляют специально уполномоченные на то государственные органы и инспекции в соответствии с федеральными законами.

К таким органам относятся Федеральная инспекция труда, Государственная экспертиза условий труда Федеральная служба по труду и занятости населения (Минтруда России Федеральная служба по экологическому, технологическому и атомному надзору (Госгортехнадзор, Госэнергонадзор, Госатомнадзор России) Федеральная служба по надзору в сфере защиты прав потребителей и благополучия человека (Госсанэпиднадзор России) и др.

Так же в стране функционирует Единая государственная система предупреждения и ликвидации чрезвычайных ситуаций (РСЧС), положение о которой утверждено Постановлением Правительства Российской Федерации [32], в соответствии с которым, система объединяет органы управления, силы и средства.

Продолжительность рабочего дня не должна превышать 40 часов в неделю.

Не рекомендуется работать за компьютером более 6 часов за смену;  
рекомендуется делать перерывы в работе за ПК продолжительностью 10 минут через каждые 50 минут работы;

продолжительность непрерывной работы за компьютером без регламентированного перерыва не должна превышать 2 часов;

во время регламентированных перерывов целесообразно выполнять комплексы упражнений.

при нерегламентированной работе повышенной интенсивности возможны головные боли, нервные срывы и др.

### 4.3. Пожарная безопасность

Пожарная безопасность может быть обеспечена мерами пожарной профилактики и активной пожарной защиты. Пожарная профилактика включает комплекс мероприятий, направленных на предупреждение пожара или уменьшение его последствий. Активная пожарная защита – меры, обеспечивающие успешную борьбу с пожарами или взрывоопасной ситуацией.

Возникновение пожара в помещении, где установлена вычислительная и оргтехника, приводит к большим материальным потерям и возникновению чрезвычайной ситуации. Чрезвычайные ситуации приводят к полной потере информации и большим трудностям восстановления всей информации в полном объёме.

Согласно нормам технологического проектирования [33], в зависимости от характеристики используемых в производстве веществ и их количества, по пожарной и взрывной опасности помещения подразделяются на категории А, Б, В, Г, Д.

Данное помещение относится к категории В [34], производства, связанные с обработкой или применением твердых сгораемых веществ и материалов.

Для исключения возникновения пожара необходимо:

- вовремя выявлять и устранять неисправности;
- не использовать открытые обогревательные приборы, приборы кустарного производства в помещении лаборатории;
- определить порядок и сроки прохождения противопожарного инструктажа и занятий по пожарно-техническому минимуму, а также назначить ответственного за их проведения.

В случае возникновения пожара необходимо отключить электропитание, вызвать по телефону пожарную команду, произвести эвакуацию и приступить к ликвидации пожара огнетушителями. При наличии

небольшого очага пламени можно воспользоваться подручными средствами с целью прекращения доступа воздуха к объекту возгорания.

Для тушения пожаров в помещении необходимо установить углекислотный огнетушитель типа ОУ-5.

Покидать помещение необходимо согласно плану эвакуации, на рисунке 42.

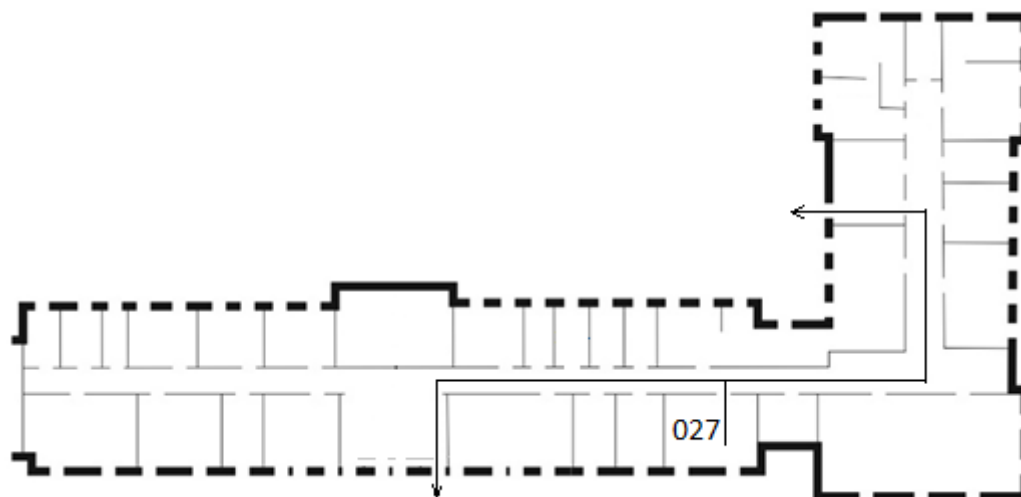


Рисунок 42 – План эвакуации при пожаре и других ЧС из помещений учебного корпуса №10, пр. Ленина, 0 этаж.

## Список публикаций студента

1. А.А. Андраханов, А.С. Беляев, Навигация автономного мобильного робота в условиях физически неоднородной среды // Международная конференция "Когнитивная робототехника", Томск, 7-10 декабря 2016, 2016 г. С. 15-16.
2. A. Tyryshkin, A. Belyaev, Dual Clustering in Vision Systems for Robots Deployed for Agricultural Purposes // 7th Scientific Conference on Information-Measuring Equipment and Technologies, MATEC Web of Conferences, IME and T 2016, Volume 79, Article number 01083, 2016.
3. A. Belyaev, I. Tutov, D. Butuzov, Analysis of noisy signal restoration quality with exponential moving average filter // 2016 International Siberian Conference on Control and Communications (SIBCON), P. 1 – 4, 2016.
4. A. S. Belyaev, I. A. Tutov and S. A. Maykov, Analysis of noisy signal restoration quality with Lanczos filter // Published under licence by IOP Publishing Ltd, IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, Volume 177, conference 1, 2017.
5. Р. А. Чугунов, Н. О. Борзяк, А. С. Беляев, Сравнение методов обработки изображения для навигации мобильного робота по видеоориентирам // Международная конференция "Когнитивная робототехника", Томск, 7-10 декабря 2016, 2016 г. С. 15-16.
6. Беляев А. С. Создание модели автоматизации для сельского хозяйства. // Технологии Microsoft в теории и практике программирования: сборник трудов X Всероссийской научно-практической конференции студентов, аспирантов и молодых учёных, Томск, 19-20 Марта 2013. - Томск: ТПУ, 2013 - С. 18-20
7. Беляев А. С. Система автоматизации прямолинейного движения комбайна [Электронный ресурс] // Молодежь и современные информационные технологии: сборник трудов XI Международной научно-практической конференции студентов, аспирантов и молодых



- ученых, Томск, 13-16 Ноября 2013. - Томск: ТПУ, 2013 - С. 196-197. -  
Режим доступа: <tp://www.lib.tpu.ru/fulltext/c/2013/C04/C04.pdf>
8. Беляев А. С. Адаптивный круиз-контроль с применением искусственного интеллекта [Электронный ресурс] // Искусственный интеллект: философия, методология, инновации: сборник трудов VIII Всероссийской конференции студентов, аспирантов и молодых ученых. Часть 1. Секции 1-5, Москва, 20-22 Ноября 2014. - Москва: МГТУ МИРЭА, 2014 - С. 166-171. - Режим доступа: [http://www.scmaiconf.ru/public\\_files/2014/sbornik\\_1.pdf](http://www.scmaiconf.ru/public_files/2014/sbornik_1.pdf)
9. Беляев А. С. Создание универсальной электронной платы для управления камерами видеонаблюдения. [Электронный ресурс] // Современные техника и технологии: сборник трудов XX международной научно-практической конференции студентов, аспирантов и молодых ученых: в 3 т., Томск, 14-18 Апреля 2014. - Томск: ТПУ, 2014 - Т. 2 - С. 147-148. - Режим доступа: <http://portal.tpu.ru/files/conferences/ctt/proceedings/ctt-2014-2-Tom.pdf>
10. Беляев А. С., Трапп С. А., Вехтер Е. В. Компьютерное моделирование манипулятора с техническим зрением [Электронный ресурс] // Молодежь и современные информационные технологии: сборник трудов X Международной научно-практической конференции студентов, аспирантов и молодых учёных, Томск, 13-16 Ноября 2012. - Томск: Изд-во Томского политехнического университета, 2012 - С. 432-434. - Режим доступа: [http://msit.tpu.ru/files/conf\\_2012.pdf](http://msit.tpu.ru/files/conf_2012.pdf)
11. Беляев А. С. Концепция сильного искусственного интеллекта в робототехнике [Электронный ресурс] // Молодежь и современные информационные технологии: сборник трудов XII Всероссийской научно-практической конференции студентов, аспирантов и молодых ученых: в 2 т., Томск, 12-14 Ноября 2014. - Томск: ТПУ, 2014 - Т. 1 - С. 347-348. - Режим доступа: [http://msit.tpu.ru/files/conf\\_2014\\_t1.pdf](http://msit.tpu.ru/files/conf_2014_t1.pdf)

12.Беляев А. С. Проблемы систем автоматизации в сельском хозяйстве [Электронный ресурс] // Молодежь и современные информационные технологии: сборник трудов X Международной научно-практической конференции студентов, аспирантов и молодых учёных, Томск, 13-16 Ноября 2012. - Томск: Изд-во Томского политехнического университета, 2012 - С. 215-216. - Режим доступа: [http://msit.tpu.ru/files/conf\\_2012.pdf](http://msit.tpu.ru/files/conf_2012.pdf)

## Список используемых источников

1. F. Rogers-Marcovitz, M. George, N. Seegmiller, and A. Kelly, “Aiding off-road inertial navigation with high performance models of wheel slip,” in *IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems*, 2012, pp. 215–222.
2. R. Madhavan et al. “Evaluation of Internal Navigation Sensor Suites for Underground Mining Vehicle Navigation”, in *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics & Automation*, 1999, pp. 999-1004.
3. J. Koch, C. Hillenbrand, K. Bems “Inertial Navigation for Wheeled Robots in Outdoor Terrain”, *Fifth International Workshop on Robot Motion and Control*, 2005, pp. 169-174.
4. L. Bingbing, M. Adams, and J. Ibañez-Guzmán, “Multi-aided inertial navigation for ground vehicles in outdoor uneven environments,” in *Proceedings - IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 2005, vol. 2005, pp. 4703–4708.
5. Y. Liu et al. “Stereo Visual-Inertial Odometry With Multiple Kalman Filters Ensemble”, *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, Vol. 63, No. 10, 2016, pp. 6205-6216.
6. E. M. Dupont, E. G. Collins, E. J. Coyle, and R. G. Roberts, “Terrain Classification Using Vibration Sensors: Theory and Methods,” *Mob. Robot. New Res.*, pp. 1–41, 2010.
7. L. Ojeda, D. Cruz, G. Reina, and J. Borenstein, “Current-based slippage detection and odometry correction for mobile robots and planetary rovers,” *IEEE Trans. Robot.*, vol. 22, no. 2, pp. 366–378, 2006.
8. Iagnemma K., Ward C.C. “Classification-based wheel slip detection and detector fusion for mobile robots on outdoor terrain” *Auton. Robots.*, Vol. 26, No 1, 2009, pp. 33–46.

9. Khaleghian S., Taheri S. "Terrain classification using intelligent tire" \ *Journal of Terramechanics*, vol. 71, 2017, pp. 15-24.
10. Andrakhanov A.A. "Technology of Autonomous Mobile Robot Control Based on the Inductive Method of Self-Organization of Models", in *Proceedings of 7th International Symposium "Robotics for Risky Environment – Extreme Robotics"*, Saint-Petersburg, Russia, 2013, pp. 361-368.
11. Andrakhanov A.A. "Navigation of Autonomous Mobile Robot in Homogeneous and Heterogeneous Environments on Basis of GMDH Neural Networks", in *Proceedings of 4th International Conference on Inductive Modelling (ICIM-2013)*, Kiev, Ukraine, 2013, pp. 133-138.
12. Tyryshkin A.V., Andrakhanov A.A., Orlov A.A. "GMDH-based Modified Polynomial Neural Network Algorithm", *Chapter 6 in Book GMDH-methodology and implementation in C (With CD-ROM) / ed. G. Onwubolu. – London: Imperial College Press, World Scientific, 2015. 304p, ISBN: 978-1-84816-610-3.*
13. Ivakhnenko A.G., Ivakhnenko G.A. "The Review of Problems Solvable by Algorithms of the Group Method of Data Handling", *International Journal of Pattern Recognition and Image Analysis: Advanced in Mathematical Theory and Applications*, Vol. 5, No. 4, 1995, pp. 527-535.
14. Martin S., Murphy L., Corke P. "Building Large Scale Traversability Maps Using Vehicle Experience" *13th Int. Symp. Exp. Robot.*, Vol. 88, 2013. pp. 891–905.
15. Madala H.R., Ivakhnenko A.G. "Inductive Learning Algorithms for Complex System Modeling", *CRC Press*, 1994, 368 p, ISBN: 0-8493-4438-7.
16. N. Erkan, R. Hadsell, P. Sermanet, J. Ben, U. Muller, and Y. LeCun, Adaptive long range vision in unstructured terrain// in *IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems*, 2007. – P. 2421–2426.

17. T. Huntsberger, Onboard Learning of Adaptive Behavior: Biologically Inspired and Formal Methods// in AT-EQUAL 2009: 2009 ECSIS SYMPOSIUM ON ADVANCED TECHNOLOGIES FOR ENHANCED QUALITY OF LIFE: LAB-RS AND ARTIPED 2009, 2009. – P. 152–157.
18. А.А. Андраханов, Технология управления автономным мобильным роботом на основе индуктивного метода самоорганизации моделей// Робототехника и техническая кибернетика, Санкт-Петербург: Издательство: Центральный научно-исследовательский и опытно-конструкторский институт робототехники и технической кибернетики, №1 2014г., С. 38-44
19. G. Ishigami, E. Pineda, J. Overholt, G. Hudas, and K. Iagnemma, Performance analysis and odometry improvement of an omnidirectional mobile robot for outdoor terrain// in IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2011. – P. 4091–4096.
20. E. M. DuPont, C. A. Moore, and R. G. Roberts, Terrain classification for mobile robots traveling at various speeds: An eigenspace manifold approach// in Proceedings - IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2008. – P. 3284–3289.
21. C. C. Ward and K. Iagnemma, Model-based wheel slip detection for outdoor mobile robots// in Proceedings - IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2007. – P. 2724–2729.
22. C. A. Brooks and K. D. Iagnemma, Self-supervised classification for planetary rover terrain sensing// in IEEE Aerospace Conference Proceedings, 2007.
23. I. Halatci, C. A. Brooks, and K. Iagnemma, Terrain Classification and Classifier Fusion for Planetary Exploration Rovers// in Proc. IEEE Aerospace Conf, 2007. – P. 1–11.
24. P. Giguere and G. Dudek, Environment Identification for a Running Robot Using Inertial and Actuator Cues// Robot. Sci., 2006.

25. СанПиН 2.2.4.548 – 96. Гигиенические требования к микроклимату производственных помещений. М.: Минздрав России, 1997.
26. СНиП 23-05-2010 Естественное и искусственное освещение, 2010.
27. СП 52.13330.2011 Свод правил. Естественное и искусственное освещение.
28. СН 2.2.4/2.1.8.562 – 96. Шум на рабочих местах, в помещениях жилых, общественных зданий и на территории застройки.
29. СанПиН 2.2.1/2.1.1.1278 – 03. Гигиенические требования к естественному, искусственному и совмещённому освещению жилых и общественных зданий. М.: Минздрав России, 2003.
30. ГОСТ Р 50377-92 (МЭК 950-86) Безопасность оборудования информационной технологии, включая электрическое конторское оборудование.
31. СанПиН 2.2.2/2.4.1340 – 03. Санитарно-эпидемиологические правила и нормативы «Гигиенические требования к персональным электронно-вычислительным машинам и организации работы». – М.: Госкомсанэпиднадзор, 2003.
32. Трудовой кодекс Российской Федерации от 30.12.2001 N 197-ФЗ.
33. НПБ 105-03. Нормы пожарной безопасности. Определение категорий помещений, зданий и наружных установок по взрывопожарной и пожарной опасности.
34. Технический регламент «о требованиях пожарной безопасности» [Электронный ресурс] / Единая справочная служба Консорциума «Кодекс». – URL: <http://ezproxy.ha.tpu.ru:2065/docs/>, свободный – Загл. с экрана. Язык русс. Дата обращения: 30.05.2015 г.

## Приложение А

### Mobile Robot Localization System

Студент:

Группа	ФИО	Подпись	Дата
8EM51	Беляев Александр Сергеевич		

Консультант кафедры СУМ :

Должность	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
Доцент	Рудницкий В.А.	К.Т.Н.		

Консультант – лингвист кафедры ИЯИК:

Должность	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
Ст. преподаватель	Бутакова Т.И.			

## **Introduction**

Despite the rapid development of mobile robotics, the development of an intelligent control system is one of the main challenges in the creation of autonomous robotic systems.

One of the key tasks is the navigation, which can be divided into 2 parts: the estimation of the current position (coordinates and angular orientation) of the robot in the working space and the development of control actions on the actuators to sequentially achieve all the intermediate positions of the robot along the planned trajectory. In this case, the solution of the second part of the problem is impossible without solving the first one. In some cases, the evaluation of the robot position in the environment can be carried out only by means of indications of the onboard inertial system.

Therefore, in the development of such special-purpose systems self-navigation becomes indispensable because global positioning systems may be inaccessible (rovers, EMERCOM robots, tactical robots, autonomous mining vehicles) or suppressed by electronic means.

For outdoor robots, this problem is further exacerbated by the natural conditions of the operating environment which is characterized by the a priori absence of an environment model, the heterogeneous characteristics of surfaces to be traversed, and the difficulty of detecting the effect of the areas of the environment on the robot's locomotor when indirectly reading the robot's sensor system.

There are a great number of papers on this subject [1-9]. In terms of the main ways of addressing the challenge of navigation in a heterogeneous environment, four major approaches can be identified as a first-cut approximation (Table 1).



TABLE 1. MAIN WAYS TO ADDRESS CHALLENGE

Approach to building models	Intermediate classification of subsurface type	
	<i>Used</i>	<i>Not used</i>
Analysis and detection of physical patterns	Khaleghian S. et al. [9] <u>Sensors:</u> Accelerometers, encoders. <u>Method:</u> fuzzy logic.	Ojeda L. et al. [7] Iagnemma K. et al. [8] <u>Sensors:</u> Encoders, current sensors, gyroscope, accelerometer [7]; Wheel speed sensors [8]. <u>Method:</u> wheel slip analysis.
Building non-physical models by means of machine learning	DuPont E.M. et al. [6] <u>Sensors:</u> Gyroscope, accelerometer, wheel speed sensor. <u>Method:</u> Probabilistic neural network.	Andrakhanov A.A. [10,11] <u>Sensors:</u> Current sensors, revolution sensors and shaft rotation speed sensors. <u>Method:</u> Twice Multilayered Neural Network with Active Neurons

As can be seen from Table 1, there is no generally accepted dominant methodology at present, and each team is trying to solve the problem in its own way. We believe that the most promising path is to build non-physical models using the advantages of the inductive modeling approach.

The basic method of the inductive modeling approach is Group Method of Data Handling (GMDH). The fullest overview of the use of GMDH in robotics is presented in resource [12]. The method has been used by Andrakhanov A.A. for solutions the problem of defining the coordinates and angular orientation of the robot in a homogeneous and heterogeneous environment. The acceptable result of navigation is has been described in [10, 11].

# 1. Advantages of Inductive Modeling for Sensors Output Values Analysis

## 1.1. Analysis of Sensor Data

A number of field experiments were carried out using on-board sensors in order to determine the interaction between the robot's locomotor and the subsurface of various types.

### 1.1.1. Brief Description of Robot Platform and Test Site

A commercial Festo Robotino Mobile Robotic Development Platform v. 1.6 was used as the mobile robot.

In-situ experiments were carried out at a specially designed testing ground consisting of 28 modules with different terramechanical subsurface characteristics (Figure 1a). The testing ground was designed in such a way that the terramechanical interaction of its areas with Festo Robotino's locomotor was consistent in terms of quality with the level of terramechanical interaction of the outdoor robot with the areas of the natural environment. Figure 1b shows the robot's test motions (along a square and a triangle path) with the same input signals under conditions of a uniform (a smooth and even surface) and heterogeneous (Testing Ground) environment. It is clear from Fig. 1b that the testing ground sites have a significant impact on the nature of the robot's movement.

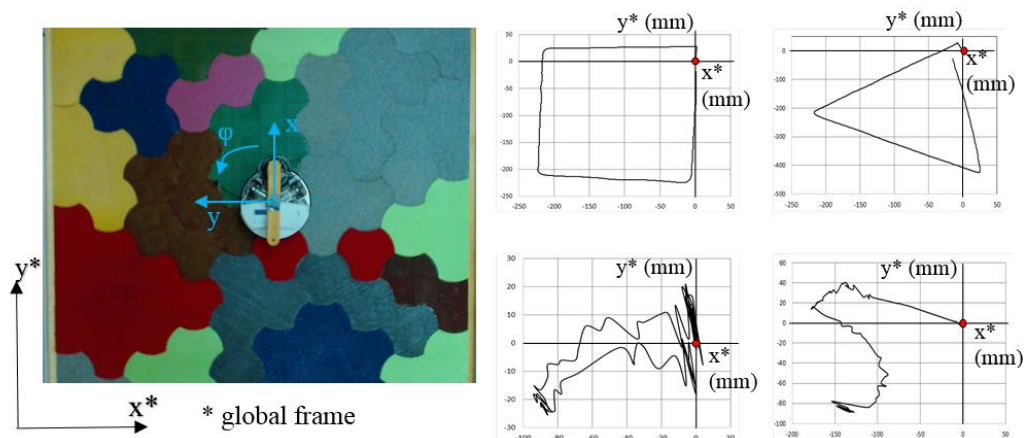


Fig. 1. (a) Layout of Testing Ground and Robot; (b) Testing Trajectories in Homogeneous and Heterogeneous Environments

In order to maximize the transparency between sensor reading and the nature of the robot's motion, it was decided to assign only the simplest robot motions and only the areas of the testing ground consisting of modules of the same type. Using the simplest driving inputs makes it possible to eliminate the unique effects of the robot's kinematics and locomotor, which in turn allows it to make complex motions (nonlinear rotational motion) without being affected by the environment. Moving in a local area of a certain type eliminates the effect of local areas on the behavior of the robot's locomotor because the size of the robot is comparable to that of the testing ground's areas.

Five types of local surfaces, which were different in terms of terramechanics, were selected by expertise, as well as four of the simplest input movements: three forward, non-revolving (along the X-axis, along the Y-axis, in the XY plane at the same X- and Y-axis speeds) and rotational without forward motion (at the angle  $\varphi$ ), all in relation to the robot's internal coordinate system (see Fig. 1a). The speed of the forward motion was set to be 100 mm/s (for both the X- and Y-axes), and that of rotational motion was 24 deg/s, 48 deg/s, and 96 deg/s.


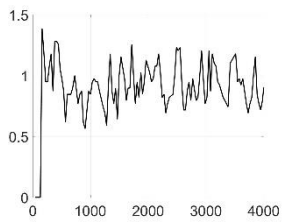
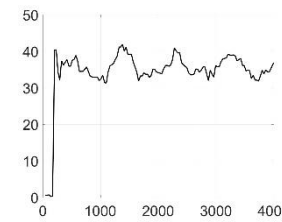
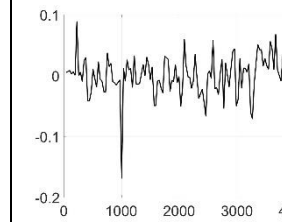

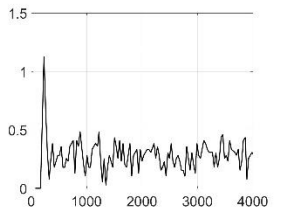
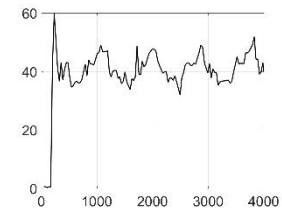
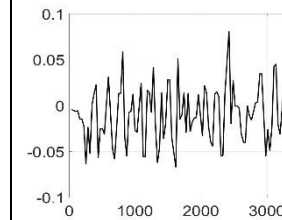

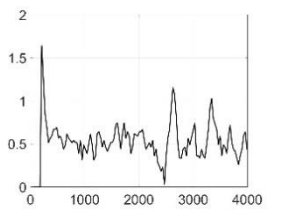
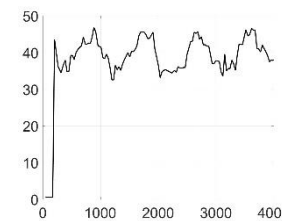
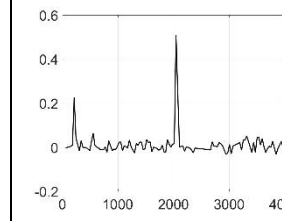

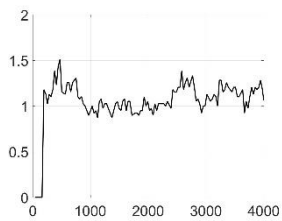
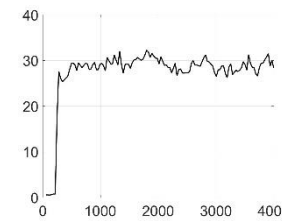
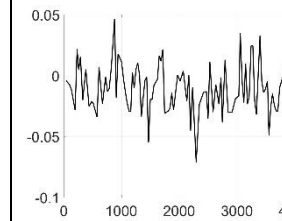

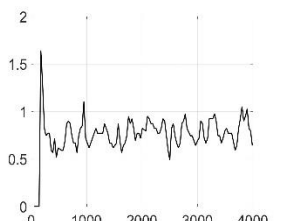
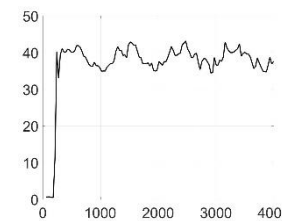
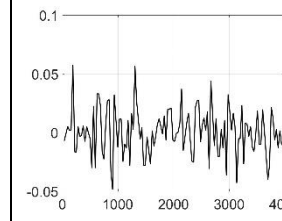
Sensor system data subject to analysis included:  $\{N\}$  - a set of values of the revolution sensors of 3 motors,  $\{\omega\}$  - a set of values of the 3 shafts,  $\{i\}$  - a set of readings of the 3 motor current sensors,  $\{g\}$  - a set of angular velocity values in relation to the X, Y axes and to the Z-axis, which is perpendicular to them and to the robot's coordinate system,  $\{a\}$ -a set of acceleration values in relation to the X, Y, and Z axes.

### **1.1.2. Key Findings**

Figure 2 shows the three sensors when the robot traverses over three different subsurfaces.

The analysis shows that on one hand, the sensor system data is correlated to the type of subsurface and the nature of the traffic. On the other hand, the correlation is ambiguous (Table 2).

TABLE 2. DATA OF SENSOR SYSTEM

Type surfaces	Current on first motor	Gyroscope (axis Z)	Accelerometr (axis Y)
 Type 1	 a	 b	 c
 Type 2	 d	 e	 f
 Type 3	 g	 h	 i
 Type 4	 j	 k	 l
 Type 2	 n	 o	 r
	[100,100,0]*	[0,0,48]*	[0,100,0]*
*- Input parameters $[\Delta x/\Delta t$ (mm/s), $\Delta y/\Delta t$ (mm/s), $\Delta \phi/\Delta t$			

For example, in Table 2 presented the average values of currents in the first motor ( $I_1$ ) demonstrate the laboriousness of overcoming the area ( $a, j$ ), on the one hand, while on the other hand, these values may be close despite the fact that the

surfaces may have different terramechanical characteristics (d, g). In addition, there are other features in the data, which reflect the interaction of the robot's motor with a surface of a particular type. In particular, the gyroscope data along the Z-axis ( $\omega_z$  is the angular rotation velocity of the robot), shown in *b, e, o and h* clearly show the frequency and the shape of the curve when moving over a particular surface. However, these may not be shown in the data (*k*). A similar trend is observed in accelerometer indications: the characteristics may manifest themselves (*b,i*), though not always (*t, l, r*).

In as much as there are unique data properties for different subsets of sensors, it is necessary to derive models on their basis by using machine learning techniques and extracting knowledge from the data. In the opinion of the authors, one promising tool for evaluating the surface type and the coordinates using sensor system data is the inductive modeling approach.

### 1.2. Benefits of Inductive Modeling Approach

The advantages of the inductive modeling approach for the aforementioned research topics and developments are shown in Table 2.

TABLE 3. BENEFITS OF INDUCTIVE MODELING APPROACH TO ADDRESSING NAVIGATION PROBLEM

<b>Problem of navigation in a heterogeneous environment</b>	<b>Advantages of inductive modeling approach</b>
A variety of tools is necessary to generate methods for estimating coordinates and determining the subsurface type. For instance, in the well-known paper [13], the technical solution contained operations of distinguishing the most significant features (principal component analysis), interpolation (fundamental splines), clustering (Eigen-transformation), and classification (probabilistic neural network).	The approach includes a wide range of algorithms for predicting, classifying, clustering, identifying, and searching for and determining patterns. The unified methodological basis for the aforementioned spectrum of algorithms contributes to the standardization of the system's program modules.
There are no simple and obvious correlations between sensor data and	The most effective (in terms of some quality criteria) input variables from those

<p>the terramechanical properties of the area's subsurface.</p>	<p>available in the system are automatically selected, and the correlations to be interpreted are found among the data. The resulting predicted patterns have an analytical form (it is typical of the neural algorithms of GMDH), which enhances the opportunities for analysis and makes it possible to interpret the results.</p>
<p>The number of local areas that affect the robot's locomotors in different ways can be as large as necessary. Therefore, it is necessary that the predicted patterns excluded by the onboard computing system should be generalizable for other areas that have not yet been traversed.</p>	<p>The resulting dependencies are generalizable because an external model quality assessment criterion is used (evaluating the parameters and structuring the model are made using independent data subsamples).</p>
<p>Considering that the size of local areas may be relatively small, it is important that the mechanisms used to predict patterns be able to work with short data samples. In some cases (for instance, the time limit for making a decision, limited learning time, as well as energy costs, and so on), it makes sense to collect a relatively small number of data even if the size of areas is significant.</p>	<p>For short, inaccurate, or noisy data, an optimal nonphysical model can be found, whose accuracy is higher and structure simpler than that of a complete physical model [14]. Finding a solution within a specified learning time is guaranteed. The system can determine the learning time even before the algorithm is run.</p>

The inductive modeling approach provides maximum flexibility at the stage of model development both in handling the data sample parameters (the method of dividing the sample into the training and the test parts, classification by the dispersion of the output value, etc.) and the training algorithm parameters (for neural algorithms, it means selecting the maximum degree of a particular description of a neuron, the number of neurons in the layer, the maximum number of layers in the network, etc.) In addition, the inductive modeling provides great opportunities in analyzing dependencies found during the training phase: indications of which sensors are used for the model's output; what degrees and/or coefficients these indices are included in the model with; how often these values are chosen by the

neural network algorithm when constructing a neural network structure from layer to layer consistently, etc. In order to ensure maximum access to these features and the advantages of the inductive modeling approach, the authors have decided to develop a navigational training system on its basis.

## 2. Navigation Learning System

### 2.1 Description of the System

The system architecture is represented in Figure 3 (only the basic relations between the modules are shown).

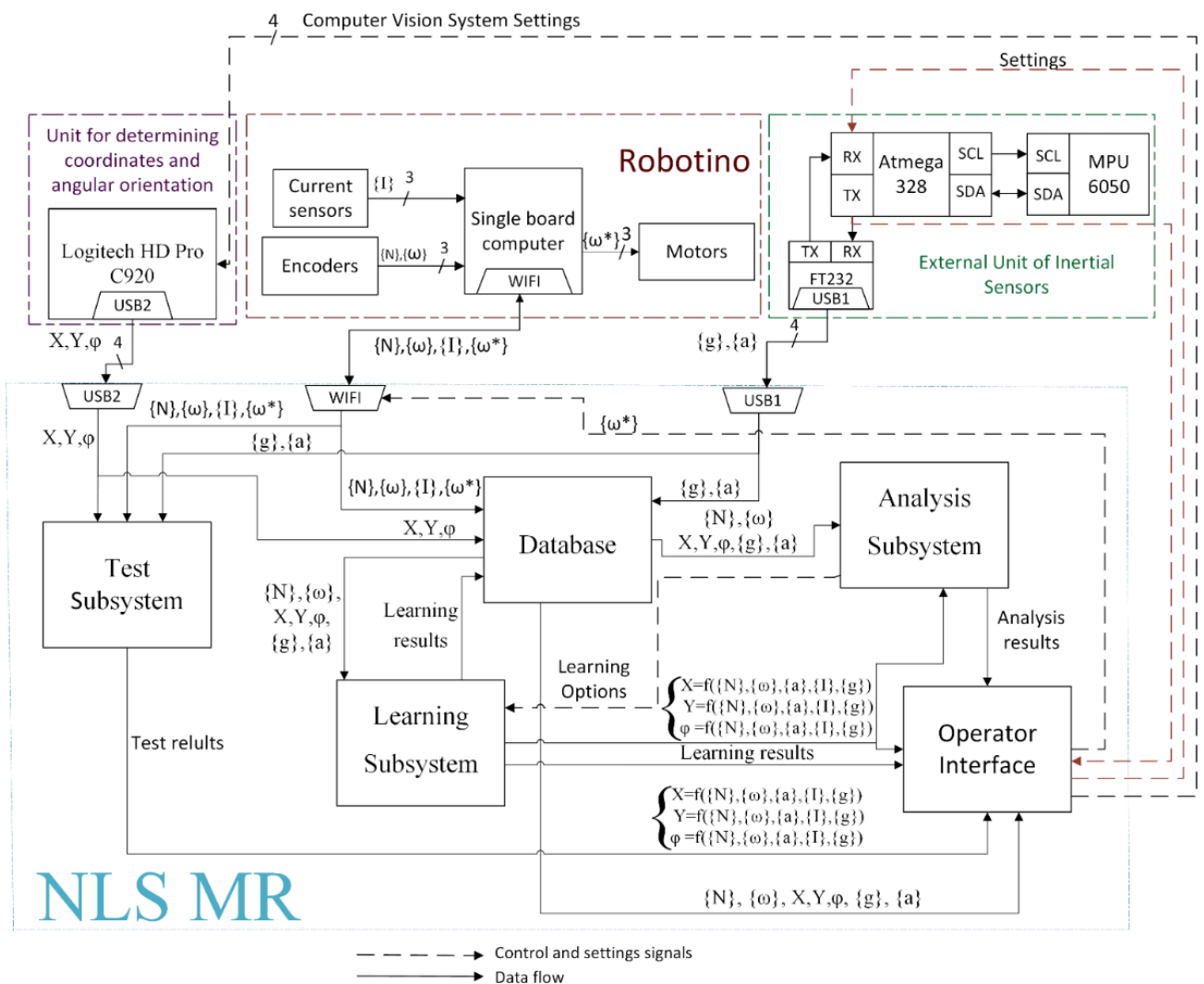


Fig. 2. Navigation Learning System Architecture

The navigation learning system consists of the following modules:

- the learning subsystem that implements computational intelligence algorithms within a framework of the inductive modeling approach;
- the database which is necessary for collecting and storing information from sensors as well as results of learning;
- the test subsystem which is required to test the hardware part of the system (sensors and actuators of the robot, and the data coordinator and retriever unit), and the learning subsystem. The hardware test is done by matching the stored data of the sensors and the X, Y values  $\varphi$  and the data obtained as a result of the execution of the test commands by the robot. Testing of the learning module is done by running the learning tools on test data samples and comparing the results with the results known in advance.
- the analysis subsystem, which analyzes the previous results of learning in order to determine the effects of different subsets of input variables, the breakdown of the data sample, the criteria used, and the algorithm parameters on the quality of the models obtained.
- the interface of interaction with an operator that ensures the operator's access to data samples as well as the results of tests, machine learning, and analysis.

The hardware which is external in relation to SON MR includes the sensors and actuators of the Festo Robotino Mobile Robotic Development Platform, an additional module of inertial sensors (three-axis gyroscope and three-axis accelerometer), as well as an external Full HD camera to obtain the coordinates and angular orientation of the robot.

## **2.2 Machine Learning Algorithm**

Modified polynomial neural network (MPNN) algorithm makes it possible to find the network structure that is optimal from the view of the external criteria and particular descriptions of neurons automatically (in a self-organized mode). Since this algorithm was described in detail in earlier papers [10, 12] and its basic



software implementation was published on the Bonus CD to the book «GMDH-Methodology and Implementation in C» [12], we will discuss only the main points related to the aspects of application of this algorithm in the following experiments.

The classic combinatorial algorithm GMDH [13] is used to search for particular descriptions of neurons. In this case, two-input neurons were used limited by the maximum degree of polynomial of the particular description, which is equal to 1. The criterion of regularity was used as an external criterion for the selection of particular descriptions of neurons and the best neurons of a layer:

$$CR = \frac{1}{N_i} \cdot \sum_{i=1}^N (f_i - y_i)^2 \quad (1)$$

where  $N_B$  is the number of rows in the learning sample row;  $f_i$  is the model output for the  $i$ -th line;  $y_i$  is the table value of the output value for the  $i$ -th line of the data sample.

In addition to the classical criterion for this algorithm, that is, the stop criterion of the expansion of network layers when an external layer criterion increases (the arithmetic mean value of the criteria (1) of the best neurons in a given layer of neural network), an additional stop criterion was also used. It means that the improvement (decrease) in the criterion for the layer should be less than  $\varepsilon$  from one to another, when  $\varepsilon$  user-defined number.

The criteria and settings described were also used during the development of a surface type classifier on the basis of the given network. When using a trained classifier, the threshold condition is applied to the network output: «1» if the network output is greater than or equal to 0.5, and «0» otherwise.

## **2.1. Input Variables Used in Machine Learning**

In section 1.2, it was shown that it was difficult to assess the coordinates of the robot's position and the type of the area of the environment directly from the sensors. In the paper [15], values reflecting how the robot understands the

terramechanics of a surface based on sensor indications were introduced. As a part of this work, the authors also introduced integrated values intended to increase the number of relevant variables during the stage of inductive modeling.

The three values that characterize the displacement in a given local area are the robot's velocities in its local coordinate system:

$$\begin{pmatrix} V_x \\ V_y \\ \Omega \end{pmatrix} = R \cdot \begin{pmatrix} -\frac{2}{3}\cos(\alpha-\theta) & \frac{2}{3}\sin(\alpha) & \frac{2}{3}\cos(\alpha+\theta) \\ -\frac{2}{3}\sin(\alpha-\theta) & -\frac{2}{3}\cos(\alpha) & \frac{2}{3}\sin(\alpha+\theta) \\ \frac{1}{3 \cdot L1} & \frac{1}{3 \cdot L1} & \frac{1}{3 \cdot L1} \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} \omega_1 \\ \omega_2 \\ \omega_3 \end{pmatrix} \quad (2)$$

where  $V_x$ ,  $V_y$  is the velocity along the X and Y axes of the robot's local coordinate system;  $\Omega$  is the angular rotation velocity of the robot in the local system of coordinates;  $\omega_1$ ,  $\omega_2$ ,  $\omega_3$  are turnover rates of motor (connected to the wheels through a 1:16 gear system);  $L1$  is the distance from the center of the robot to the wheel (40 cm);  $R$  is the wheel radius (40 mm);  $\alpha$  is the wheel orientation angle;  $\Theta$  is the robot orientation angle.

The kinematics equation (2) was used by the authors to obtain the integral parameters of the labor intensity of forward and rotational motion of the robot according to the motor's current sensors:

$$\begin{pmatrix} I_x \\ I_y \\ I_\varphi \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -\frac{2}{3}\cos(\alpha-\theta) & \frac{2}{3}\sin(\alpha) & \frac{2}{3}\cos(\alpha+\theta) \\ -\frac{2}{3}\sin(\alpha-\theta) & -\frac{2}{3}\cos(\alpha) & \frac{2}{3}\sin(\alpha+\theta) \\ \frac{1}{3} & \frac{1}{3} & \frac{1}{3} \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} I_1 \\ I_2 \\ I_3 \end{pmatrix} \quad (3)$$

where  $I_x$ ,  $I_y$  are the values of the currents that characterize the laboriousness of the robot's movement along the X and Y axes of the local system of coordinates.

$I_\varphi$  is the value of the current which characterizes the labor intensity of the robot's angular rotation in the local system of coordinates.  $I_1, I_2, I_3$  are the input currents of the robot's motors.

In equation (3), the currents of the consumption of the robot's motors have the same sign, which is determined by the direction of the wheel rotation, as the speed of rotation of the motor shafts in equation (3). Unlike kinematic equation (2), R and L values are not used in (3) because they are not related to a geometric transformation of the current vectors. The preliminary analysis showed an appropriate separability for all five types of surfaces used in the experiments in case of use of values  $I_x, I_y, I_\varphi$  (Fig. 4b, c, d).

Another value used, which characterizes the interaction of the robot's locomotors with the surface, is  $I_\Sigma$ , that is, the total current of motor consumption:

$$I_\Sigma = |I_1| + |I_2| + |I_3| \quad (4)$$

As can be seen in Figure 4a, the mean observation of this value varies for different types of surfaces, which makes it a useful variable for the inductive research of dependencies based on experimental data.

Experiments were performed with given input parameters, the results are shown in Fig. 4: a)  $V_x^* = 0$  mm/s,  $V_y^* = 100$  mm/s,  $\Omega^* = 0$  deg/s; b)  $V_x^* = 100$  mm/s,  $V_y^* = 100$  mm/s,  $\Omega^* = 0$  deg/s; c)  $V_x^* = 0$  mm/s,  $V_y^* = 100$  mm/s,  $\Omega^* = 0$  deg/s; d)  $V_x^* = 0$  mm/s,  $V_y^* = 0$  mm/s,  $\Omega^* = 24$  deg/s)

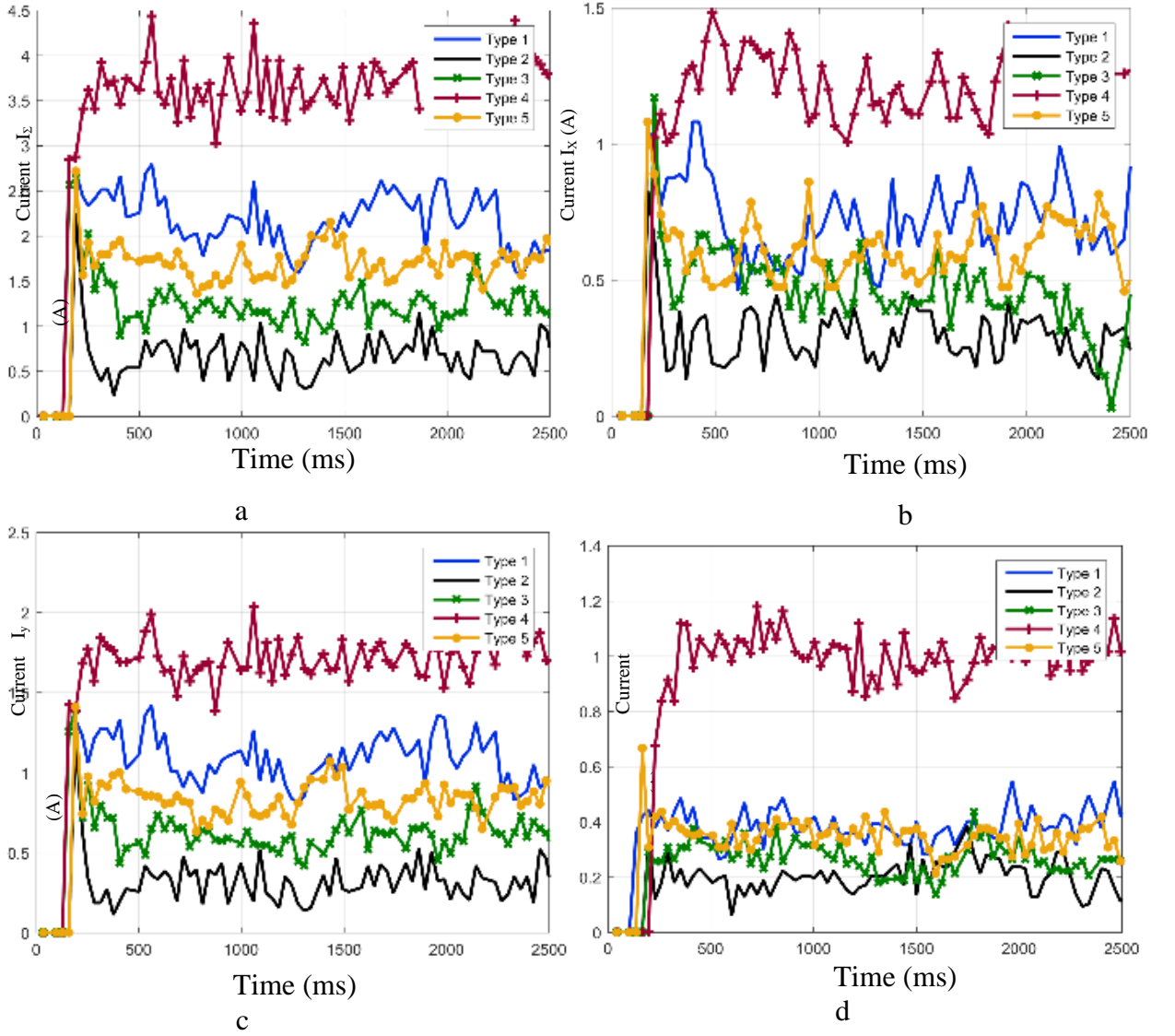


Fig. 3. Identification of the Relevant Values Among the Absolute Values

In addition to the aforementioned absolute values, the following relative values were also introduced:

$$T_x = \frac{V_x}{I_x}; T_y = \frac{V_y}{I_y}; T_\varphi = \frac{V_\varphi}{I_\varphi}; T_z = \frac{\omega_z}{I_\varphi}; \quad (5)$$

$$T'_x = \frac{V'_x - V_x}{I_x}; T'_y = \frac{V'_y - V_y}{I_y}; T'_\varphi = \frac{V'_\varphi - V_\varphi}{I_\varphi}; T'_z = \frac{\Omega' - \omega_z}{I_\varphi};$$

The values  $V_x$ ,  $V_y$ , and  $\Omega$  are calculated using indications of the speed sensors, based on equation (2), while  $I_x$ ,  $I_y$ , and  $I_\varphi$  are calculated using the indications of the current sensors based on equation (3). It should be noted that the dimension of relative values carries the physical interpretation of implementing a unit of the

translational/rotational movement on a particular surface for the current impulse, which is normalized to the same type and direction of movement. In the case of a difference in the numerator between the input value and the real velocity, the physical interpretation changes into: by how many millimeters/degrees the actual displacement/rotation of the robot on the surface will differ from the input value after one impulse of current. Figure 5 provides an example of the dynamic pattern of values  $T_\phi$  and  $T_y$ .

Experiments were performed with given input parameters, the results are shown in Fig. 5: a)  $V_x^* = 0$  mm/s,  $V_y^* = 0$  mm/s,  $\Omega^* = 24$  deg/s; b)  $V_x^* = 0$  mm/s,  $V_y^* = 100$  mm/s,  $\Omega^* = 0$  deg/s)

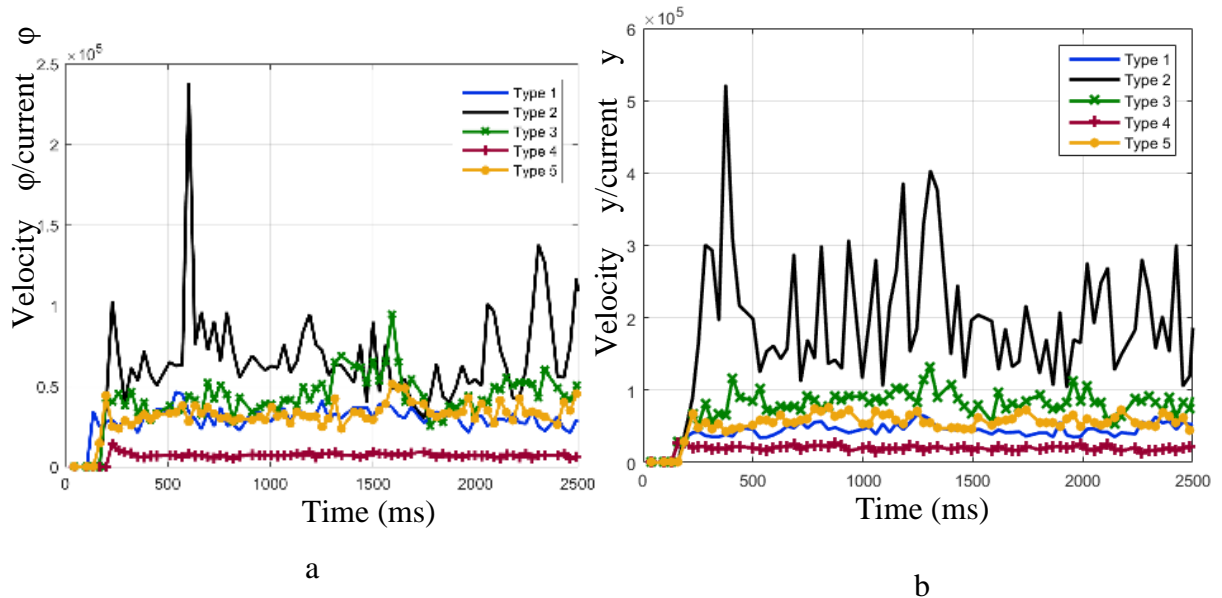


Fig. 4. Relevant Relative Integral Quantities

Thus, while implementing inductive modeling, three classes of values were used:

- $\{V_1\} = \{\{N\},\{\omega\},\{I\},\{g\},\{a\}\}$  are values obtained directly from the robot's sensors;
- $\{V_2\} = \{V_x, V_y, \Omega, I_x, I_y, I_\phi, I_\Sigma\}$  are absolute quantities obtained by means of mathematical transformations of values measured by sensors;

- $\{V_3\} = \{T_x, T_y, T_\varphi, T_z, T'_x, T'_y, T'_\varphi, T'_z\}$  are relative quantities obtained by means of algebraic relations between values of the second and the first groups.

The purpose of the experiments series was:

- Determination of the obtained models accuracy for estimation of the coordinates and angular orientation of the robot taking into account three groups of parameters;
- Evaluation of the relevance of each parameter group for the derivation of models for estimation of the coordinates and angular orientation;
- Determination of the accuracy of the underlying surface type classification taking into account three groups of parameters;
- Evaluation of the relevance of each parameter group for constructing classifiers of the surface type.

### 3.Results of Experiments

All experiments were carried out on five selected types of surfaces using the Festo Robotino mobile platform. There were 60 robot launches lasting 4 seconds with the following combinations of driving movements (in the format  $[dX / dT$  (mm / s),  $dX / dT$  (mm / s),  $d\varphi / dT$  (deg / c)]:  $[100, 0,0]$ ,  $[0,100,0]$ ,  $[100,100,0]$ ,  $[0,0,24]$ ,  $[0,0,48]$ ,  $[0,0,96]$ . Data sampling was formed by dividing of the sensor readings into half-second intervals, four examples fell into the training sample, four - into the test sample.

In all experiments, the parameters for modified polynomial neural network were chosen:

- An external criterion for choosing a particular description of a neuron and for selecting the best neurons in a layer: regularity criterion;
- Constraint on the maximum power of neuron – 2;
- Maximum number of layers: 10

- Number of neurons in the layer: 10
- Split the sample 1 : 1
- Additional criterion for stopping the network construction:  $\varepsilon = 0,1$  for navigation models and  $\varepsilon = 0,01$  for classifier.

To obtain models for estimating the coordinates and angular orientation of the robot in experiments it was required to estimate the increment of the output quantities (X, Y,  $\varphi$ ) in 0.5 seconds of the robot's movement. The results of the experiments are shown in Table 3 (*Avr* is the average sample in the table, where *Max* is the maximum error, *U* is the learning outcomes in the combined data sample without classification of the surface type). Since the absolute error in the determination of the coordinates used by the computer vision system is 1 mm, an additional criterion for stopping the construction of the network  $\varepsilon = 0.1$  was given.

TABLE 4. RESULTS OF MODELS TRAINING FOR ROBOT POSE ESTIMATION

V a l u e	T y p e	Input variable set						
		$\{V_1\}$	$\{V_2\}$	$\{V_3\}$	$\{V_1, \{V_2\}$	$\{V_1, \{V_3\}$	$\{V_2, \{V_3\}$	<i>All</i>
		<i>Avr</i> [ <i>Max</i> ]	<i>Avr</i> [ <i>Max</i> ]	<i>Avr</i> [ <i>Max</i> ]	<i>Avr</i> [ <i>Max</i> ]	<i>Avr</i> [ <i>Max</i> ]	<i>Avr</i> [ <i>Max</i> ]	<i>Avr</i> [ <i>Max</i> ]
X, mm	1	<b>0.16</b> [ <b>3.6</b> ]	0.28 [6.0]	0.37 [6.8]	0.18 [4.6]	0.16 [3.6]	0.23 [4.9]	0.18 [4.6]
	2	0.33 [10.5]	0.31 [9.3]	0.34 [9.4]	0.29 [10.9]	0.33 [10.5]	0.35 [9.7]	0.32 [10.9]
	3	0.27 [5.9]	0.34 [8.1]	0.29 [6.4]	0.29 [6.3]	0.27 [5.9]	0.30 [6.6]	0.25 [6.1]
	4	0.12 [2.2]	0.12 [2.1]	0.16 [2.8]	0.12 [2.0]	0.12 [2.3]	0.12 [1.8]	0.11 [2.0]
	5	0.27 [7.2]	0.29 [7.2]	0.30 [6.8]	0.23 [6.1]	0.26 [7.2]	0.31 [6.3]	0.24 [6.4]
	U	<b>2.02</b> [ <b>8.7</b> ]	1.65 [9.9]	2.16 [12.6]	1.7 [10.5]	1.8 [9.3]	1.76 [10.0]	1.74 [10.3]
Y,	1	0.29	0.26	0.32	0.26	0.3	0.26	0.26

mm		[5.1]	[4.8]	[6.6]	[4.8]	[7.3]	[4.8]	[4.8]
	2	0.31	0.26	0.22	0.26	0.28	0.24	<b>0.25</b>
		[9.0]	[8.9]	[8.1]	[7.7]	[8.1]	[8.5]	<b>[6.5]</b>
	3	0.3	0.33	1.39	0.30	0.28	0.32	0.30
		[6.1]	[9.7]	[29.3]	[12.2]	[6.2]	[8.6]	[12.2]
	4	0.12	0.12	0.13	0.12	0.12	0.12	0.10
[1.5]		[2.2]	[2.0]	[1.9]	[1.7]	[2.8]	[2.0]	
5	0.18	0.29	0.17	0.21	0.17	0.2	0.2	
	[5.5]	[8.1]	[9.2]	[5.8]	[5.8]	[9.2]	[9.2]	
U	1.73	1.5	6.57	<b>1.4</b>	1.73	1.46	1.43	
		[9.9]	[15.1]	[243]	<b>[9.0]</b>	[9.9]	[15.1]	[9.0]
φ deg	1	0.24	0.26	1.92	0.20	0.24	0.26	0.20
		[5.3]	[6.8]	[65.2]	[5.5]	[5.3]	[6.8]	[5.5]
	2	0.17	0.18	0.24	0.16	0.17	0.18	0.16
		[4.3]	[5.8]	[9.0]	[4.9]	[4.0]	[5.8]	[4.9]
	3	0.22	0.25	0.25	0.24	0.23	0.25	0.24
		[6.4]	[5.7]	[7.6]	[6.0]	[6.1]	[4.9]	[6.0]
4	0.13	0.22	0.19	0.13	0.13	0.22	0.13	
	[4.8]	[9.2]	[3.3]	[4.8]	[4.8]	[9.2]	[4.8]	
5	0.23	0.27	<b>0.16</b>	0.20	0.14	0.15	0.14	
	[8.2]	[7.7]	<b>[3.6]</b>	[4.5]	[5.4]	[6.5]	[5.4]	
U	1.44	<b>1.74</b>	13.8	1.6	1.44	1.61	1.58	
		[14.6]	<b>[10.3]</b>	[305]	[10.6]	[14.6]	[11.1]	[10.6]

The best results is highlighted in grey in Table 3. Figures 6 and 7 show the results of the best trained models (highlighted in bold in Table 3), the  $N\_Train$ -line separates the training data sample (on the left of  $N\_Train$ ) from the testing data samples (on the right of  $N\_Train$ ).

Figures 6,7 presenting output values of data sample (X coordinate, Y coordinate and  $\phi$  angle) and output of the best models for all robot launches for homogeneous and heterogeneous environment.



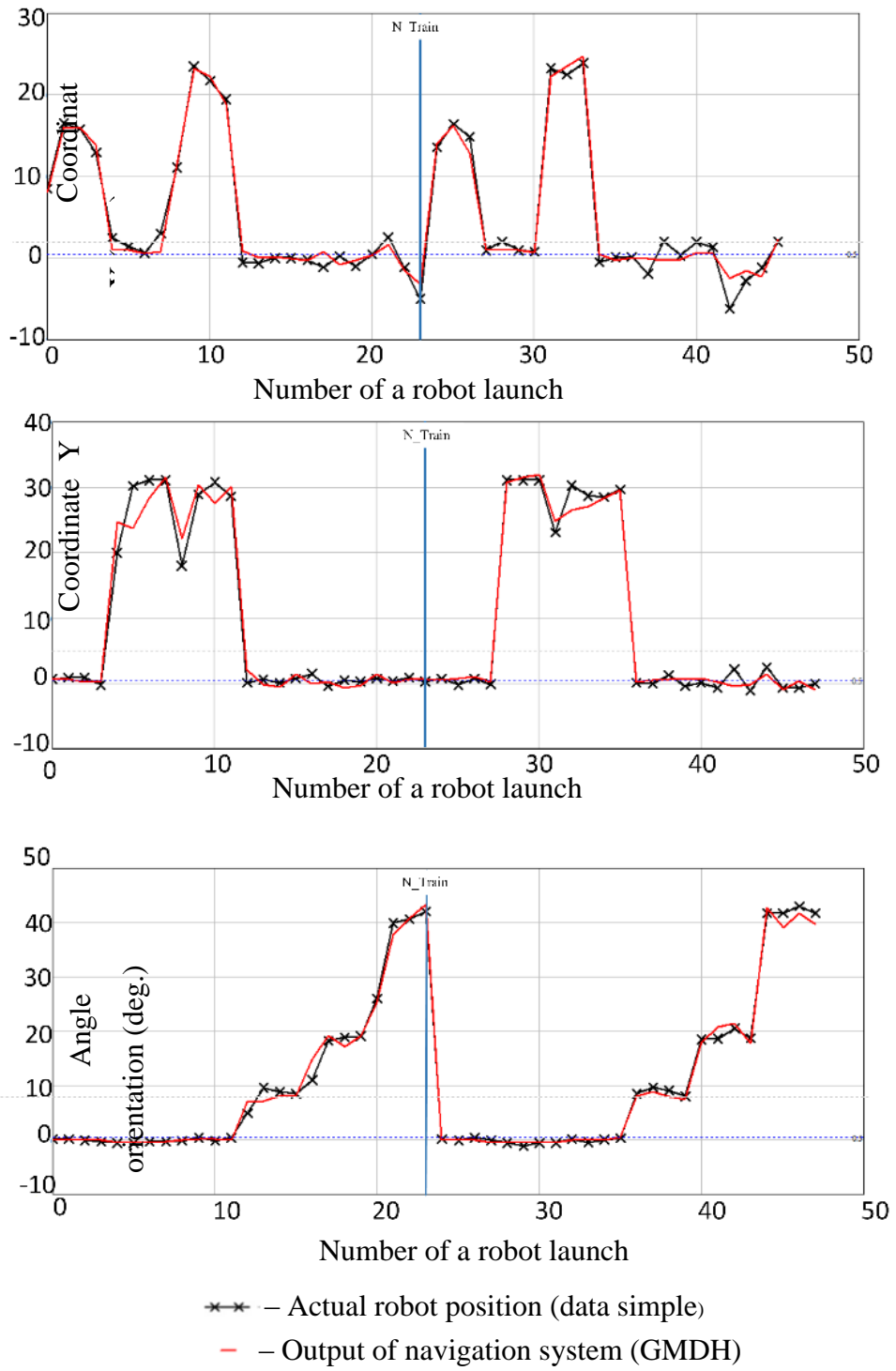


Fig. 5. Accuracy of Navigation Models

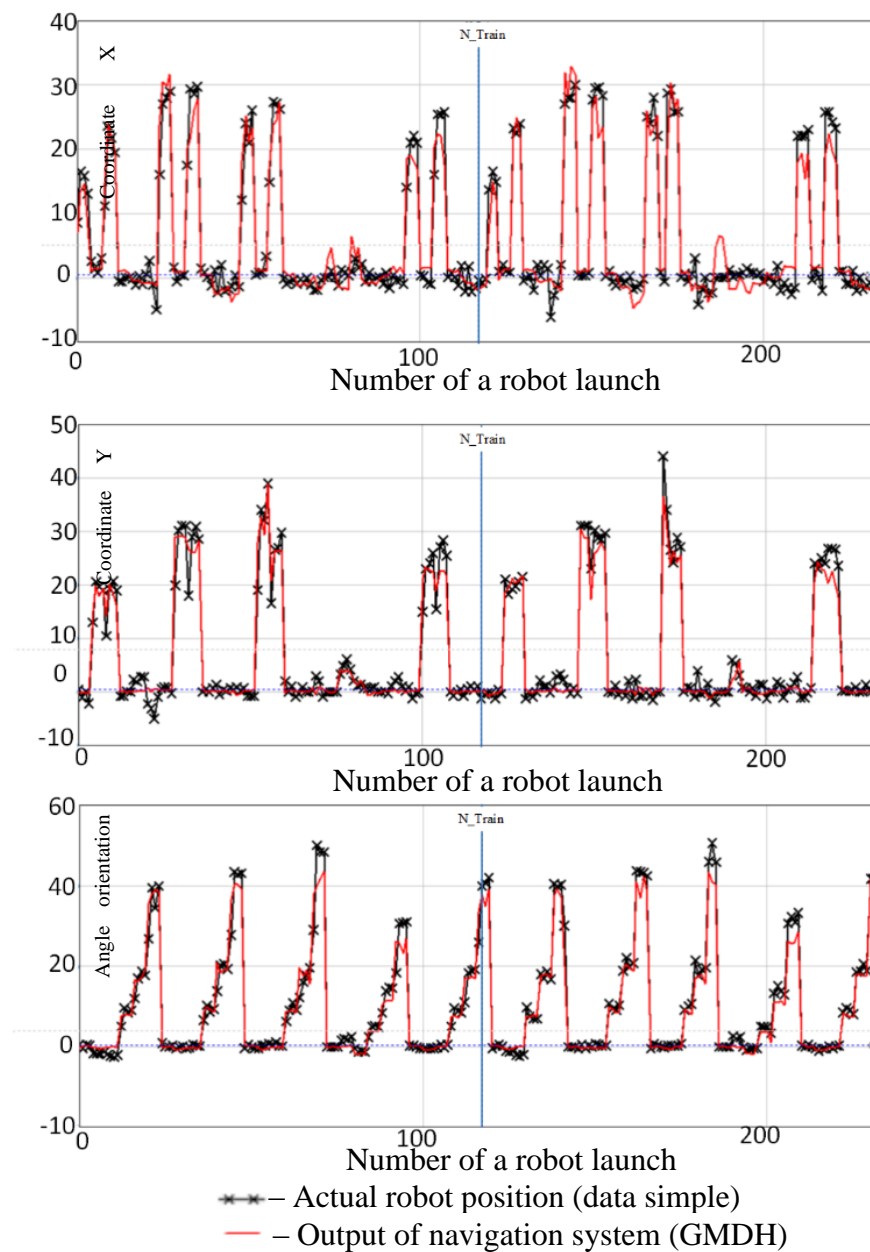


Fig. 6. Accuracy of Navigation Models

There was obtained higher accuracy than in previous research [10, 11] due to the expanding of the input parameters set.

An estimate of the accuracy of the classification of the type of the environment for different subsets of the input variables is presented in Table 4.

TABLE 5. RESULTS OF CLASSIFIATORS TRAINING

Type	Input variable set						
	$\{V_1\}$	$\{V_2\}$	$\{V_3\}$	$\{V_1, \{V_2\}$	$\{V_1, \{V_3\}$	$\{V_2, \{V_3\}$	<i>All</i>
	%	%	%	%	%	%	%
1	81.2	85.0	81.2	86.3	82.5	<b>88.0</b>	82.1
2	96.6	95.7	83.3	<b>97.0</b>	96.2	95.7	97.0
3	86.3	85.0	81.6	84.6	85.0	81.6	<b>86.8</b>
4	97.9	<b>98.7</b>	79.5	97.8	97.9	98.7	98.3
5	78.6	<b>82.1</b>	79.9	79.5	78.2	79.5	80.8

The received structures of the GMDH neural networks for the values X, Y and  $\phi$  shown in Figures 6 and 7 are shown in Figures 8,9,10,11,12,13 respectively.

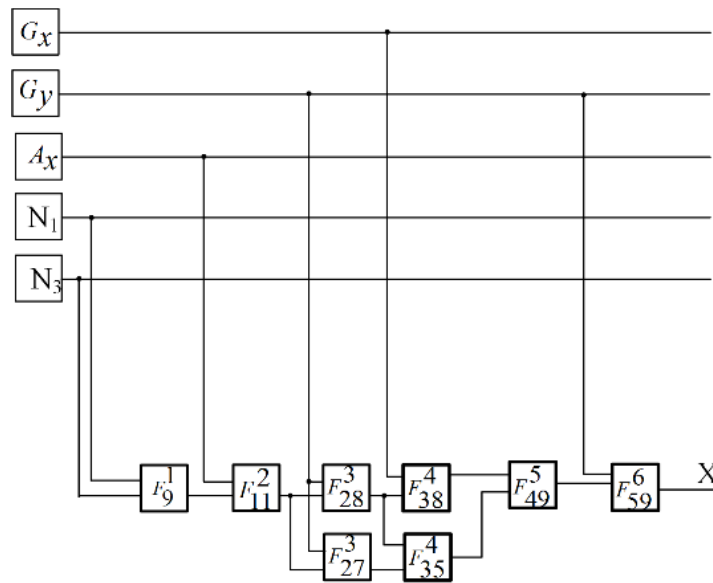


Fig. 7. Structure of Twice-Multilayered GMDH-Type Neural Network (Trained in the Homogeneous Environment – Type 1)

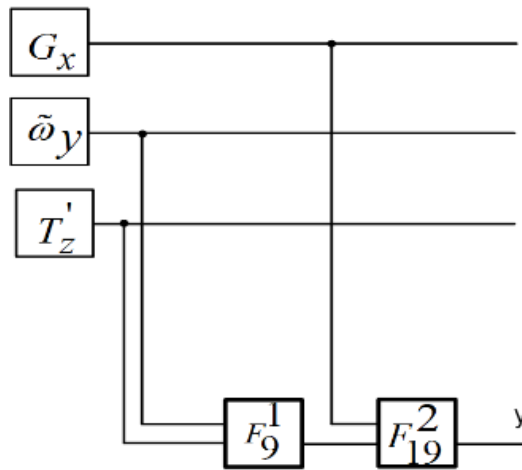


Fig. 8. Structure of Twice-Multilayered GMDH-Type Neural Network (Trained in the Homogeneous Environment – Type 2)

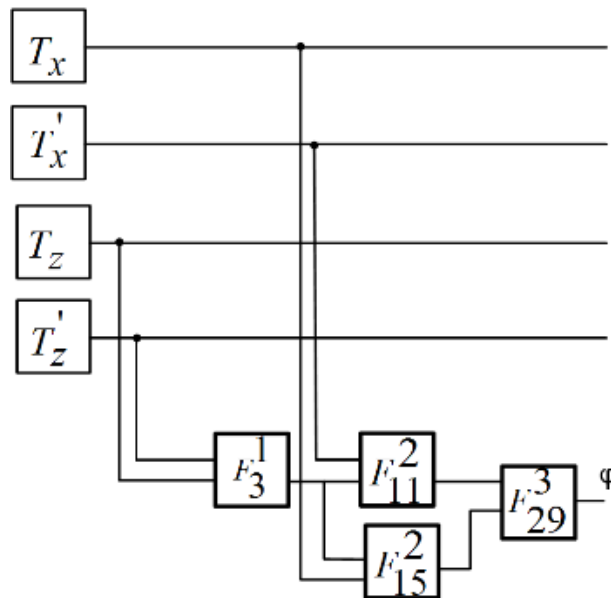


Fig. 9. Structure of Twice-Multilayered GMDH-Type Neural Network (Trained in Homogeneous Environment– Type 5)

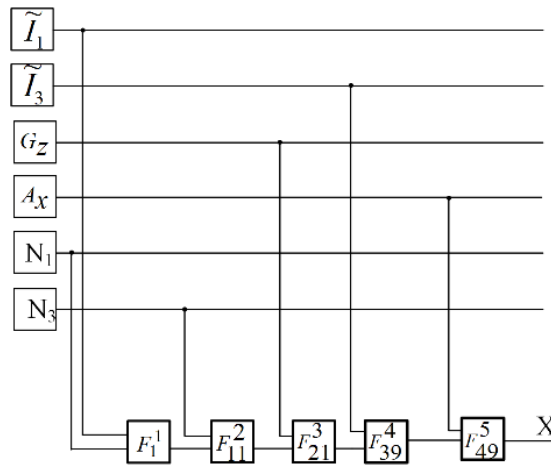


Fig. 10. Structure of Twice-Multilayered GMDH-type Neural Network (Trained in Heterogeneous Environment)

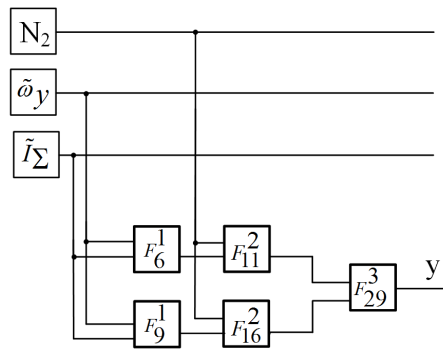


Fig. 11. Structure of Twice-Multilayered GMDH-type Neural Network (Trained in Heterogeneous Environment)

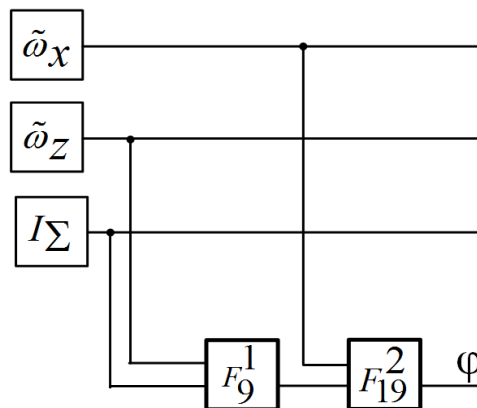


Fig. 12. Structure of Twice-Multilayered GMDH-type Neural Network (Trained in Heterogeneous Environment)

## Conclusion

In so much as this neural network is based on the inductive principles of self-organizing models, the very process of the self-organization of its structure serves not only as a means of obtaining the final model but also as a tool for analysis. Thus, based on the selection of appropriate input variables on each layer of the network by active neurons, we can judge the contribution of the sensor indications to the overall dependency.

From Figures 8 and 9 it follows that not all of the introduced parameters were relevant for the construction of models. At the same time, explicit physics can be traced in selectable parameters (for example fig.11, fig. 12), although GMDH-type Modified Polynomial Neural Network constructs nonphysical models.

It should be noted that the physical meaning of the set of values  $\{V_2\}$  and  $\{V_3\}$  is not connected to this testing ground and this robot, which makes it possible to use them in other projects on the same subject.

In general, the obtained results testify the efficiency of the developed NLS MR for the inertial navigation, as well as it prospects the using an inductive approach for navigation.